

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique

Université SAAD DAHLEB-Blida

Faculté des Sciences

Département d'Informatique

Option : Génie des systèmes
informatique

Mémoire de Projet de
Fin d'Etudes du diplôme
de Master
en Informatique

THEME



**DEVELOPPEMENT D'UNE APPLICATION DE
RECONNAISSANCE DES PLAQUES
D'IMMATRICULATION EN UTILISANT L'UNE DES
METHODES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE.**

Réalisé par :

Mr KIOUDJ
MUSTAPHA

Encadrant : Mr BRADEI ABDELAH
Promoteur : Mr BENHABILES HALIM

2016 / 2017

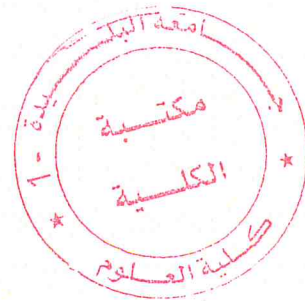
Remerciement

*Avant tous et en premier lieu nous remercions « **ALLAH** » le tout puissant de nous avoir aidé et de nous avoir donné la force, le courage et la volonté à accomplir ce modeste travail.*

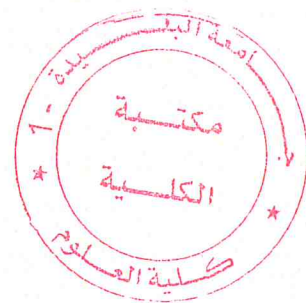
*Nous tenons à exprimer mes vifs remerciements à mon promoteur Monsieur **BENHABJES HALJM** professeur à l'université de Blida, pour sa compréhension, ses précieux conseils, ainsi sa disponibilité et sa confiance en moi.*

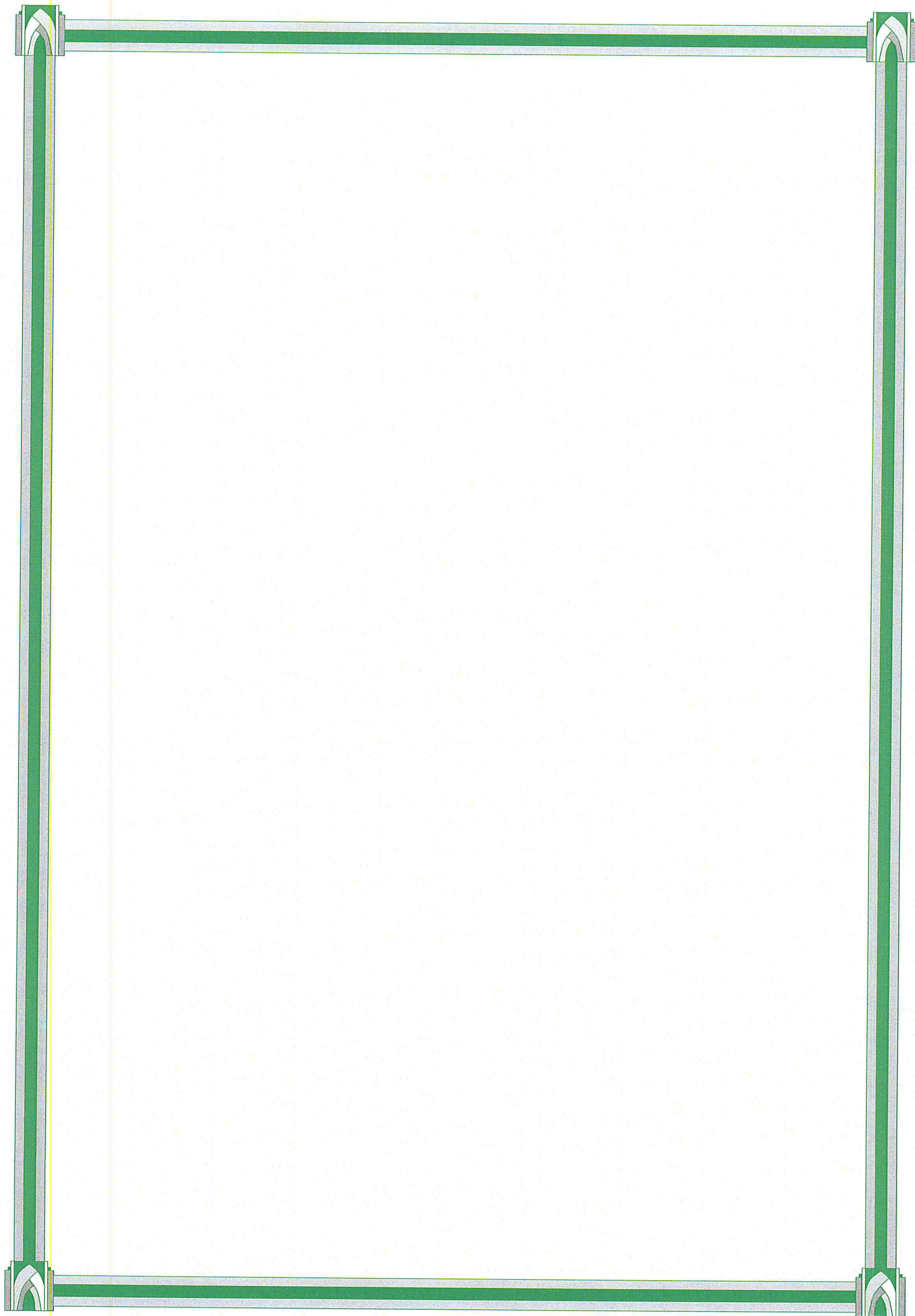
*Nous remercions aussi vivement mon encadreur Monsieur **BRADJ ABDELAH**, PhD travail au commandement de la gendarmerie nationale pour son entière disponibilité et ses conseils,*

*En fin, nous remercions l'ensemble des magisters de **CDJA HOUCHEM LOTFI** et **ZEROUKI NABILE** pour leur conseils ,*



Je dédie ce mémoire à :
*Mes Parents , à la mémoire de mon père , à ma mère que notre dieu la garde
pour nous à ma femme qui ma trop soutenu dans mon travail, a mes enfants adem et
fares , mes frères sœurs pour toute ma famille et tous les enseignants étudiants du
département informatique de l'université de saad dahleb à blida.*





Résumé:

Depuis 20 ans, l'industrie automobile se développe. En raison de ce développement rapide, il y a une augmentation du nombre de véhicules. Un système de reconnaissance automatique des plaques minéralogiques (ANPR) robuste et efficace devient de plus en plus une nécessité dans la gestion de plusieurs domaines comme la circulation et la sécurité routière, la gestion des parkings, la poursuite de criminels. Dans cet article nous présenterons un système pour la reconnaissance des plaques minéralogiques algériennes. Comme tout système ANPR nous allons passer par un ensemble de quatre étapes. La première consiste à extraire à partir d'une image acquise au niveau de gris par une caméra digitale la plaque de la voiture en se basant essentiellement sur une méthode de détection de contours. Cette plaque subit par la suite une segmentation de caractères afin d'être analysée par un système de reconnaissance optique de caractère (OCR), en se basant sur la classification par les supports vecteurs machine (Multi-Class Support Vector Machine, SVM multiclasse).

Le système utilise aussi un ensemble de techniques de traitement d'image comme les morphologies mathématiques afin d'arriver à un meilleur résultat le plus rapidement possible.

Notre système est développé en matlabV2015, on utilise les bibliothèques image processing Toolbox et Computer Vision System Toolbox.

Ce système s'applique principalement aux plaques d'immatriculations algériennes qui contiennent uniquement des chiffres, le processus de reconnaissance peut être étendu pour reconnaître d'autres caractères.

Mots clés : ANPR, détection de contour, Support Vector Machine (SVM multiclasse), OCR, Segmentation, Morphologie mathématique.

Table des matières :

Introduction Générale	1
Chapitre 1 Définitions et notions de base:
1 Introduction :	4
2 Définition d'une image :	4
2.1 Images Analogique:.....	4
2.2 Images Numérique:	4
2.3 Pixel:.....	5
3 Espace de représentation d'une image :	5
3.1 Espace RGB:	6
3.2 Espace HSV :	7
3.3 Espace Lab:	7
3.4 Image en niveaux de gris :.....	8
3.5 Image Binaire :	8
4 Operations sur l'image :	9
4.1 Filtrage de l'image:	9
4.1.1 Processus:.....	10
4.1.2 Exemple de calcule :	10
4.2 Détection de contour:	11
4.2.2 Filtre Sobel et Prewitt :	13
4.2.3 Filtre Gaussien:	14
4.2.4 Filtre Laplacien :	16
4.3 Binarisation d'une Image :	18
4.3.1 La méthode d'OTSU :	18
4.4 Opération Morphologique :	21
4.4.1 La dilatation:	21
4.4.2 L'Erosion :	21
4.4.3 L'Ouverture:	22
4.4.4 La fermeture :	22
4.5 Amincissement de l'image:.....	23
4.6 Analyse en composantes connexes:	24
4.7 Clustering:	25
4.7.1 Mean shift.....	26
4.7.2 K-means:.....	26
4.8 Descripteurs d'image:	27
4.8.1 Histogrammes de projection:	27
4.8.2 Projection horizontale:.....	27
4.8.3 Projection verticale:	28
4.9 Analyse de l'image:.....	28

4.9.1 Réseau de neurones :.....	28
4.9.2 Perceptron:	29
4.9.3 Classificateur en cascade:	30
5 Conclusion :.....	31
Chapitre 2 Etat de l'art sur la Reconnaissance des Matricules:.....	
Introduction :	33
1.Détection des plaques d'immatriculation :.....	33
1.1Algorithmes basés sur les contours :.....	33
1.2Algorithmes basés sur les couleurs :	34
1.3Algorithmes basés sur la texture :	36
1.4Algorithmes basés sur les caractères :.....	37
2. segmentation de la plaque d'immatriculation :.....	39
2.1 Algorithmes de Projections et de traitement d'images binaires	39
2.2Algorithmes de suivi des contours	40
3. Reconnaissance optique des caractères	42
3.1 Les k plus proches voisins (K-PPV).....	42
3.2 La classification bayésienne.....	42
3.3 Classificateurs statistiques.....	42
3.4 Réseaux de neurones artificiels (classification supervisée)	43
3.5 Correspondance des motifs	44
Conclusion :.....	46
Chapitre 3 Conception du system :	
1.introduction.....	48
2.concepton global.....	48
2.1 Description	48
2.2 organization global.....	48
3. Conception des différents modules :	49
3.1 Conception du module de détection de la plaque :.....	49
3.1.1 Organigramme et algorithme du module de détection de la plaque :	50
Organigramme :	50
3.2- Conception du module segmentation des caractères :	52
3.2.1Organigramme :	52
3.2.2- Algorithme :.....	53
3.3- Conception du module reconnaissance des caractères :	53
3.3.1- Organigramme de reconnaissance :.....	54
- Conclusion :.....	54
Chapitre 4 Expériences et Résultats:	
1.Introduction :	55
2.Définition du SVM :.....	55

2.1 Linéarité et non linéarité du SVM:.....	55
2.2 Les avantages des SVM multiclasse par rapport a d'autres methode d'intelligence artificielle :	56
3 Les étapes de développement de notre système:	57
3.1/l'extractions des attributs :	57
3.2 l'apprentissage.....	58
3.3 construcion du modele.....	58
3.3 prédire des nouveaux données.....	58
4.Les différents prise d'image d'écran du d'écroulement de notre system :	59
5 exemple d'un test de détection et d'extraction des plaques d'immatriculation :.....	61
Discussion et interprétation	61
Conclusion :	64
Conclusion générale.....	65

Liste des figures :

Figure1. 1 :représente les étapes de formation d'une image.....	5
Figure1. 2 :pixels dans une image RGB	5
Figure1. 3 : Représentation de l'espace RGB (Red Green Blue).....	6
Figure1. 4 :Cube présentant les couleurs.....	6
Figure1. 5 :Exemple de transformation de l'espace RGB à HSV	7
Figure1. 6 :Image couleur représenter en RGB	8
Figure1. 7 :La représentation d'une image en niveau de gris	8
Figure1. 8 :La représentation d'une image binaire	8
Figure1. 9 :Un exemple d'algorithmme CCA.....	9
Figure1. 10 :Calcul de la valeur médiane d'un quartier de pixels.....	10
Figure1. 11 :Avant et après l'application du filtre médian	10
Figure1. 12 :Matrices représentant les directions x et y	11
Figure1. 13 :Les étapes de Canny.....	12
Figure1. 14 :Masques de Sobel et Prewitt	13
Figure1. 15 :La norme du Gradient	13
Figure1. 16 :L'angle d'orientation du gradient.....	13
Figure1. 17 :Exemples des filtres Sobel et Prewitt.....	14
Figure1. 18 :La distribution gaussienne	14
Figure1. 19 :1-D distribution gaussienne de moyenne 0 et $\sigma=1$	14
Figure1. 20 :Le produit de deux fonctions Gaussiennes 1D.....	15
Figure1. 21 : distributions 2-D gaussiennes de moyenne (0,0) et $\sigma=1$	15
Figure1. 22 :Exemple de l'utilisation du filtre gaussien [9]	15
Figure1. 23 :Laplacien L (x, y) d'une image.....	16
Figure1. 24 :Noyaux utilisé approximations discrètes au filtre Laplacien.....	16
Figure1. 25 :La fonction de log 2-D centrée sur zéro et avec écart type gaussienne	17
Figure1. 26 :La 2-D Laplacien de la fonction gaussienne (log)	17
Figure1. 27 :Approximation discrète pour se connecter avec la fonction de Gauss $\sigma = 1,4$	17
Figure1. 28 :Fonction de binarisation.....	18
Figure1. 29 :Une image en niveaux de gris 6-niveau et son histogramme	19
Figure1. 30 :La valeur seuil arrière-plan	19
Figure1. 31 :Les calculs pour trouver les écarts d'arrière-plan	19
Figure1. 32 :La valeur seuil premier plan.....	Erreur ! Signet non défini.
Figure1. 33 :Les calculs pour trouver les écarts de premier plan	19
Figure1. 34 :Calcule de la variance intra-classe	20
Figure1. 35 :Tableau représentant les résultats de ces calculs.....	20
Figure1. 36 :Résultat final de la méthode Otsu ave un seuil égale à 3.	20
Figure1. 37 :Un ensemble B de pixels" élément structurant "	21
Figure1. 38 :Exemple de la dilatation [7]	22
Figure1. 39 :Exemple de l'érosion [7].....	22
Figure1. 40 :Exemple de l'ouverture [7]	23
Figure1. 41 :Exemple de la fermeture [7].....	23
Figure1. 42 :Amincissement binaire. (a) : image de départ, (b) un squelette curviligne de (a), (c) un squelette ultime de (a).	24
Figure1. 43 :Composants Connectés	24
Figure1. 44 :Déroulement de l'algorithmme Mean shift.....	26

Figure1. 45 :Séparation d'un ensemble de points en K clusters	26
Figure1. 46 :Projection Horizontale [7].....	27
Figure1. 47 :Projection Verticale [7].....	28
Figure1. 48 :Perceptron a trois entrées, x1, x2, x3.	29
Figure1. 49 :Perceptron de 2 couches.....	29
Figure1. 50 :Type de fenêtre du descripteur de Haar-Like [31]	30
Figure1. 51 :Différentes utilisations du descripteur de Haar-Like. [32].....	30
Figure2. 1 :un exemple d'algorithme utilisant la détection du contour.....	33
Figure2. 2 :un exemple du matricule jaune arrière.....	35
Figure2. 3 :un exemple des histogrammes de projection	40
Figure3. 1 :Organigramme Globale.....	48
Figure3. 2 :description du module de localisation de la plaque	50
Figure3. 3 :description du module de segmentation.....	52
Figure3. 4 :Description du module "Reconnaissance des caractères"	54
Figure4. 1 :Hyperplan optimal, marge et vecteurs de support.....	55
Figure4. 2 :Linéarité et non linéarité	56
Figure4. 3 :cent 100 image des matricules	57
Figure4. 4 :Représentation de dix 10 différents caractères de la classe0	57
Figure4. 5 :Représentation de dix 10 caractères de la classe 0 normaliser.....	58
Figure4. 6 :Interface d'authentification	59
Figure4. 7 :Exécution de la phase de localisation.....	59
Figure4. 8 :Exécution de la phase de normalisation de la plaque.....	60
Figure4. 9 :Exécution de la phase de segmentation du matricule en caractères	60
Figure4. 10 :Exécution de la phase de reconnaissance en utilisant la corrélation	60
Figure4. 11 :Exécution de la phase de reconnaissance en utilisant SVM muliclasse HP.....	60
Figure4. 12 :Exécution de la phase de reconnaissance en utilisant SVM muliclasse HOG	61
Figure4. 13 :Image originale	61
Figure4. 14 :Image au niveau de gris	61
Figure4. 15 :les contours de l'image	62
Figure4. 16 :Image rempli des trou après avoir subi a des Operations morphologiques.....	62
Figure4. 17 :Applique un seille pour éliminer les objets les plus petits.....	62
Figure4. 18 :Image du rectangle de la plaque après test de tous les région candidates	62
Figure4. 19 :Limage du matricule	63
Figure4. 20 :Les différents caractères après une segmentation	63

Liste des tableaux:

Tableau 1 :Avantages et inconvénients de chaque classe de méthodes de détection de plaque d'immatriculation.....	38
Tableau 2 :La performance des algorithmes existants de localisation de la plaque dans quelques pays.....	38
Tableau 3 :La performance des algorithmes existants de segmentation des caractères dans quelques pays ..	41
Tableau 4 :Tableau 4 :La performance des algorithmes OCR appliquer aux systèmes ANPR dans quelque pays.....	46

Liste des abréviations:

ANPR : Automatic Number Plate Recognition

IA: Intelligence artificielle

RAPI: Reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation

OCR : Optical character recognition

RGB : Red green blue

HIS: Hue saturation intensity

OTSU: Méthode de seuillage automatique de son initiateur, Nobuyuki Otsu .

HSV: Hue saturation value

CC: Composantes connexe

ANN : Artificiel network neurones

NPL : Number Plate Localisation OCR - Optical Character Recognition

NP : Number Plate

CCA : Connected Component Analysis

CS : Character Segmentation

SVM :Support Victor machine

NN: Neural Network

PNN : Probabilistic Neural Network

K-PPV : k plus proches voisins.

Introduction Générale

Introduction générale :

La vision par ordinateur (aussi appelée vision artificielle ou vision numérique) est une branche de l'intelligence artificielle dont le principal but est de permettre à une machine d'analyser, traiter et comprendre une ou plusieurs images prises par un système d'acquisition (par exemple : caméras, etc...).

Une approche consiste à tenter d'imiter la vision humaine ou animale (ex. : vision à larges champs de certains oiseaux, de certains insectes par exemple dotés d'yeux à facettes, ou vision nocturne...) par le truchement de composants électroniques. Cette manière de procéder peut être perçue comme un traitement des données visuelles par le biais de modèles fondés sur la géométrie, la physique, la biologie, les statistiques et la théorie d'apprentissage. La vision par ordinateur a aussi été décrite comme une initiative dans l'automatisation et l'intégration d'une vaste gamme de processus et de modèles sur la perception visuelle [70].

En tant que discipline technologique, la vision par ordinateur cherche à appliquer ses théories et ses modèles à différents systèmes. On peut citer quelques exemples des systèmes d'application de la vision par ordinateur :

- Procédés de contrôle, p. ex. dans la robotique industrielle ;
- Navigation, p. ex. dans un véhicule autonome ou un robot mobile ;
- Détection d'événements, p. ex. pour la surveillance ou le comptage automatique de personnes ;
- Organisation d'informations, p. ex. pour indexer des bases de données d'images et de suites d'images ;
- Modélisation d'objets ou d'environnements, p. ex. dans l'analyse d'image médicale ou la topographie ;
- Interaction, p. ex. en tant que dispositif d'entrée pour une interaction homme-machine ;
- Inspection automatique, p. ex. dans des domaines de production

On considère comme sous-domaines de la vision par ordinateur, la reconstruction de scène, la détection d'événements, la détection d'intrusion, **la reconnaissance des plaques d'immatriculation**, la reconnaissance d'objets, l'estimation de mouvement, ainsi que certaines formes d'apprentissage automatique, d'indexation, de restauration d'image,..... etc.

Dans le présent travail, nous nous intéressons à la reconnaissance des plaques d'immatriculations. Il est à noter que les systèmes automatiques de reconnaissance de plaque d'immatriculation (ANPR) existent depuis plusieurs décennies. Cependant, uniquement à la fin des années 90, où ils sont devenus des applications importantes en raison de la forte augmentation de nombre de véhicules. Les informations extraites des plaques d'immatriculation sont principalement utilisées pour la surveillance du trafic l'accès et le contrôle, le stationnement, le péage routier d'autoroute et le contrôle des douanières...etc.

Chaque pays dispose d'un système spécifique d'identification des véhicules. Ces systèmes sont utilisés beaucoup plus dans le contrôle de la circulation et de surveillance. Les normes de plaque d'immatriculation sont différentes pour chaque pays, dont les paramètres qui suit sont différent, l'emplacement de la plaque d'immatriculation, la dimension de la plaque, la couleur de la zone de La plaque ,la police et la taille utilisées pour les nombres et les caractères (En Algérie le matricule a une plaque rectangulaire d'une matière aluminium réfléchissante de couleurs blanche en avant et de jaune en arrière, de largeur 52 cm, et d'une hauteur de 11 cm, elle contient seulement dix (10) caractères numériques significatifs de taille 3cm, différencier par un espace de 1cm, écrite par quatre (4) différentes polices de taille de 1cm).

Il existe plusieurs systèmes performants de reconnaissance des plaques d'immatriculation sur le marché internationale, mais leurs applications n'est pas adapter au matricule algérien , car ces systèmes de reconnaissance sont fortement liée au type de plaque d'immatriculation, d'autre part développer un system localement connu au lieu de faire appel a des solutions internationale(boite noire) dont leurs conception n'est pas métrisable, ou il se peut qu'ils existe a l'intérieur de ces Systems des programmes d'espionnage,

L'œil humain peut facilement reconnaître Les plaques d'immatriculation, mais la conception d'un système automatisé pour cette tâche présente de nombreux défis, beaucoup de facteur influant sur la robustesse de ces systèmes et qui peuvent être créer un problème d'extraction :le type des cameras d'acquisition, conditions météorologiques, conditions d'éclairage, mouvement du véhicule, les poussières dans l'air.

Les systèmes de reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation (RAPI ou ANPR) peuvent lire rapidement un grand nombre de numéros de plaques et les comparer à des listes de plaques contenues dans une base de données. Ces systèmes que se soit des systèmes de haut niveau (utilise une technique de L'IA) ou de bas niveau (utilise

directement les propriétés de l'image). Tous ces Systems passent par une chaîne de traitement unique qui se résume par les étapes suivantes :

(1)l'acquisition d'image, c'est-à-dire capture de l'image de la plaque d'immatriculation, on utilise une caméra selon nos besoins, **(2) prétraitement de l'image**, c'est-à-dire la normalisation, ajuster la luminosité et le contraste de l'image, **(3) localisation de la plaque d'immatriculation** **(4)la segmentation des caractères de la plaque d'immatriculation** consiste à localiser et identifier les symboles individuels sur la plaque, **(5) reconnaissance optique de caractères**. Il se peut qu'il y ait encore des raffinements sur ceux-ci (comme la comparaison de la licence du véhicule numéro avec une base de données particulière pour suivre les véhicules soupçonnés ...Etc.), mais la structure de base reste la même.

L'objectif de ce travail est de faire une contribution pour une solution complète qui va capturer des véhicules recherchés, qui sont inscrites auparavant dans une base de données (à savoir, le numéro de la plaque, type de véhicule, la couleur, motif de la recherche ...) et envoi des alertes par une carte 3G (via internet), on suit le serveur central qui traite l'alerte d'un véhicule recherché et renvoie cette alerte en utilisant EMAIL/SMS vers les comptes email, et les portables des agents mobiles et fixes des services de sécurité.

Dans ce travail, nous considérons le domaine de traitement d'image et de la vision par ordinateur, afin de résoudre le problème de reconnaissance des plaques. Pour cela, nous utilisons une méthode d'extraction de la plaque d'immatriculation basée sur les contours, et on utilise une méthode basée sur les supports vecteurs machines (méthode de l'intelligence artificielle) dans la phase de reconnaissance optique des caractères (OCR Optical character recognition).

La structure du reste de ce mémoire est la suivante, dans **Le chapitre1** nous présentons les notions de base et les différentes méthodes et techniques utilisées pour le traitement des images, **Le deuxième chapitre** consiste à l'état de l'art sur les méthodes de lecture automatique des plaques d'immatriculation, **Le troisième chapitre** est consacré à l'étude conceptuelle de notre solution. Nous présentons les différents organigrammes et algorithmes utilisés pour l'implémentation et mesure l'expérimentation, **Le quatrième chapitre** présente les tests et les résultats obtenus.

Chapitre 1 :

Définitions et notions de base

Introduction :

Le traitement d'images et ses techniques associés sont destinés à exploiter au mieux l'information contenue dans une image. dans ce chapitre nous allons parler de quelques concepts concernant l'image et ses différents types, nous présentons aussi quelques techniques utilisés pour la manipulation et le traitement des images en citant les différents filtres et des opérations morphologiques appliqués.

Ces techniques sont développées et mise en œuvre dans plusieurs travaux de reconnaissance de plaques d'immatriculation.

2 Définition d'une image :

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet situé en générale dans un espace tridimensionnel par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film,.. etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Ceci explique d'une part son aspect planaire et d'autre part le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image soit transcrite au niveau de gris ou en couleur. [4]

2.1 Images Analogique:

En mathématique est un signal 2D Continu, même si l'image correspond à une scène 3D. [5] Donc l'image analogique est décrite par une fonction bidimensionnelle représentant l'intensité lumineuse à un point donné

2.2 Images Numérique:

Sont des clichés électroniques d'une scène ou numérisés à partir de documents tels que photographies, manuscrits, textes imprimés et œuvres d'art.

L'image numérique est échantillonnée et mappée comme une grille de points ou éléments d'images (Picture élément ou pixel). A chaque pixel correspond une valeur tonale (noir, blanc, niveaux de gris ou couleurs), exprimée en code binaire (zéros et uns). Les chiffres binaires ("bits") de chaque pixel sont stockés dans une séquence par l'ordinateur, et souvent réduits à une représentation mathématique (compressés). Les bits sont alors réinterprétés et lus par l'ordinateur afin de délivrer une version analogique en vue d'être affichée ou imprimée. [1]

3.1 Espace RGB:

L'espace RVB (Rouge Vert Bleu) ou RGB (Red Green Blue) est basé sur la synthèse additive. C'est l'espace le plus couramment utilisé pour représenter les couleurs. La télévision, les caméras et les moniteurs des ordinateurs utilisent ce système lors de l'affichage et de l'acquisition des images. Chaque couleur est représentée par 3 valeurs qui sont les quantités de rouge, de vert et de bleu qu'elle contient. Les valeurs sont comprises entre 0 et 1 (valeurs normalisées), ou 0 et 255 lors du codage des couleurs sur 8 bits. Par exemple : $(0,0,0)$ = noir $(1,1,1)$ = blanc $(1,0,0)$ = rouge $(0,1,0)$ = vert $(0,0,1)$ = bleu $(0,1,1)$ = cyan $(1,0,1)$ = magenta $(1,1,0)$ = jaune, On représente souvent l'espace RVB comme un cube de dimensions $1 \times 1 \times 1$, placé à l'origine d'un repère à trois dimensions dont les axes indiquent la quantité de Rouge, de Vert et de Bleu.

Chaque couleur correspond à un point C de coordonnées (R_c, V_c, B_c) situé dans le cube. Les couleurs Rouge, Vert, Bleu, Cyan, Magenta, Jaune, Noir et Blanc sont situées aux sommets du cube.[2]

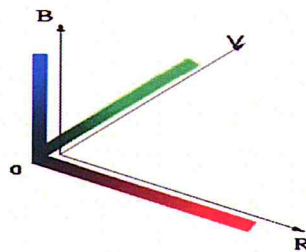


Figure1. 3 Représentation de l'espace RGB (Red Green Blue)

Le Noir $(0,0,0)$ est situé à l'origine du repère.

Les couleurs primaires sont situées sur les 3 axes à la distance 1.

La diagonale principale du cube est une droite tracée entre l'origine $(0,0,0)$ et le point $(1,1,1)$. Les couleurs situées sur cette ligne ont des quantités égales de Rouge, de Vert, et de Bleu. Ce sont donc les différents niveaux de gris, variant du Noir en $(0,0,0)$ au Blanc en $(1,1,1)$. Le choix des 3 couleurs primaires R,V,B détermine les couleurs présentes dans le cube, la figure 1.4 représente une image acquise en couleur.

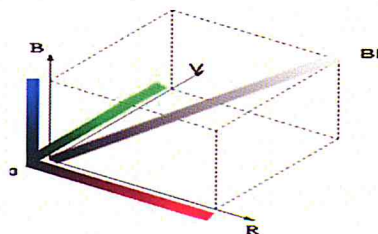


Figure1. 4 Cube présentant les couleurs

3.2 Espace HSV :

Le principe de l'espace HSV est de caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, en termes de :

1- **teinte** : intuitivement, c'est le nom qu'on utilisera pour désigner la couleur, "vert", "mauve", "orange", etc. Idéalement associé à une longueur d'onde, donc à une position sur le cercle de Newton.

2- **saturation** : c'est le taux de pureté de la couleur, qui doit varier entre la pureté maximale (couleur éclatante) et l'achromatisme (niveau de gris).

3- **valeur** : c'est la mesure de l'intensité lumineuse de la couleur, qui doit varier entre le noir absolu et le blanc.

Un point x de coordonnées (r, g, b) du cube RGB peut être décomposé en deux composantes (c, a) . Soit y la projection orthogonale de x sur l'axe achromatique.

- Une composante chromatique c : c'est le vecteur yx .
- Une composante achromatique a : c'est le vecteur Oy

Cette décomposition permet d'associer les composantes HSV à des grandeurs géométriques :

- La valeur : c'est le module de la composante achromatique $\|a\|$
- La saturation : c'est le module de la composante chromatique $\|c\|$
- La teinte : c'est l'argument (par référence à une direction arbitraire du triangle chromatique), de la composante chromatique $\arg(c)$

Le passage de **RGB** à **HSV** se fait par une transformation non linéaire. Plusieurs opérateurs ont été proposés pour la conversion. Voici un exemple : [3]

$$v = \frac{r + g + b}{3}$$

$$s = 1 - \frac{3 \min(r, g, b)}{r + g + b}$$

$$h = \begin{cases} \theta & \text{si } b \leq g \\ 2\pi - \theta & \text{si } b > g \end{cases} \quad \theta = \arccos\left(\frac{(r-g) + (r-b)}{2\sqrt{(r-g)^2 + (r-b)(g-b)}}\right)$$

$$v = \frac{r + g + b}{3}$$

$$s = 1 - \frac{3 \min(r, g, b)}{r + g + b}$$

$$h = \begin{cases} \theta & \text{si } b \leq g \\ 2\pi - \theta & \text{si } b > g \end{cases}$$

Figure 1. 5 Exemple de transformation de l'espace RGB à HSV

3.3 Espace Lab:

L'espace CIE-Lab a été créé en 1976 par la CIE. Il a les mêmes propriétés que l'espace X, Y, Z :

- Espace normalisé indépendant du matériel,
- Séparation de la luminance (L) et de la chrominance (a,b),

Possibilité de représenter toutes les couleurs visibles par addition de 3 composantes L, a, b
Il a été conçu pour ajouter la propriété de conservation de la différence perceptuelle : la distance entre 2 points dans l'espace Lab est proportionnelle à la différence perçue entre les 2 couleurs correspondantes. Cette propriété est particulièrement intéressante lorsqu'on souhaite

remplacer une couleur par une couleur proche. Détail des 3 composantes: · L : luminance varie entre 0 et 100 · a : variations sur un axe rouge-vert : varie entre -60 et +60 · b : variations sur un axe bleu -jaune : varie entre -60 et +60 Cet espace est le plus utile lorsqu'on veut assurer la fidélité des couleurs, restreindre le gamut au minimum et rester indépendant des matériels et logiciels de la chaîne de traitement. [2]



Figure1. 6Image couleur représentée en RGB

3.4 Image en niveaux de gris :

Est composée de pixels possédant plusieurs bits d'informations, allant en général de 2 à 8 bits, ou davantage, la figure 1.7 représente une image transformée en niveaux de gris. Exemple : dans une image à 2 bits il existe 4 combinaisons possibles : 00, 01, 10 et 11. Si "00" représente le noir et "11" le blanc, alors "01" correspond au gris foncé et "10" au gris clair.

La profondeur de bits est de 2, mais le nombre de teintes pouvant être représentées est 22, soit 4. A 8 bits, 256 valeurs (28) peuvent être assignées à chaque pixel. [1]



Figure1.7 Image Binaire : Figure 1. 7 La représentation d'une image en niveau de gris

Est représentée par des pixels de 1 bit chacun, pouvant représenter deux teintes (d'habitude le noir et le blanc), en utilisant la valeur 0 pour le noir et 1 pour le blanc.



Figure1. 8 La représentation d'une image binaire

La binarisation d'une image souvent suivie d'une opération d'analyse des Composants Connectés (CCA) qui est un algorithme bien connu dans le traitement d'image binaire qui détecte les régions connectées en binaire et étiqueter leurs pixels dans des composants basés sur la connectivité des pixels (par ex. 4-connectivités ou 8-connectivités) [52]. Une fois que tous les groupes de pixels ont été étiquetés, de nombreuses mesures et caractéristiques géométriques utiles dans chaque groupe binaire peuvent être extraites, par exemple, la superficie, le rapport d'aspect, la largeur et la hauteur. Ces mesures et caractéristiques sont souvent intégrées dans les algorithmes NPL pour la localisation de la région NP [53] et [54]. La figure 1.9 illustre un exemple d'algorithme CCA.

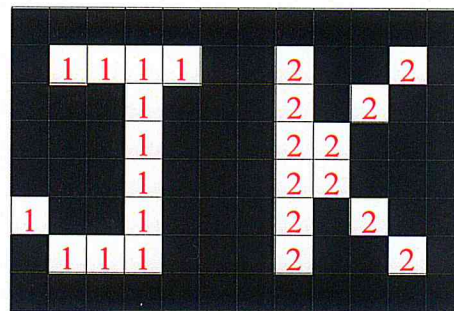


Figure 1. 9 Un exemple d'algorithme CCA

Dans la figure 1.9, deux caractères sont étiquetés dans deux groupes différents en fonction de la connectivité des pixels, et selon les mesures et les caractéristiques prédéfinies, les caractères peuvent être facilement localisés et extraits de l'image originale.

4 Opérations sur l'image :

Après avoir cité différentes notions concernant les images, la manipulation de celles-ci nécessite l'utilisation de diverses méthodes ; nous détaillons dans ce qui suit ces méthodes l'une après l'autre.

4.1 Filtrage de l'image:

Le filtrage d'une image consiste à faire passer une image par un filtre afin le plus souvent de réduire le bruit présent dans l'image. Le filtre médian et le filtre moyen sont utilisés pour réduire le bruit dans une image. Cependant, le filtre médian est souvent considéré meilleur que le filtre moyen pour la préservation des détails utiles de l'image. De ce fait, nous apportons plus de détails dans ce qui suit sur le filtre médian et montrer son adaptation lorsque des similarités sont observées. [7]

4.1.1 Processus:

Comme le filtre moyen, le filtre médian considère chaque pixel dans l'image et le compare à ses proches voisins pour décider s'il est ou non représentatif de son environnement. Au lieu de simplement remplacer la valeur de pixel par la moyenne des valeurs de pixels voisines comme il est le cas du filtre moyen, sa valeur est remplacée par la médiane de ces voisins. La médiane est calculée en triant d'abord toutes les valeurs de pixels du voisinage en ordre numérique, puis en remplaçant le pixel étant considéré avec la valeur de pixel intermédiaire. (Si le voisinage considéré contient un nombre pair de pixels, on utilise la moyenne des deux valeurs de pixels intermédiaires).

4.1.2 Exemple de calcul :

123	125	126	130	140
122	124	126	127	135
118	120	150	125	134
119	115	119	123	133
111	116	110	120	130

Figure 1. 10 Calcul de la valeur médiane d'un quartier de pixels.

La figure 6 présente un exemple de filtrage pas filtre médian. Comme on peut le voir sur la figure 1, la valeur du pixel centrale de 150 est peu représentative des pixels environnants. Celle-ci sera remplacée dans le filtre médian par la valeur médiane: 124 calculée à partir des valeurs : 124, 126, 127, 120, 125, 115, 119 et 123. Un quartier carré de 3×3 est utilisé ici. Des quartiers importants produiront un lissage plus sévère.

En calculant la valeur médiane d'un voisinage plutôt que le filtre moyen, le filtre médian présente deux avantages principaux par rapport au filtre moyen: la médiane est une moyenne plus forte que la moyenne et donc un seul pixel très peu représentatif dans un quartier n'affectera pas significativement la valeur médiane. Étant donné que la valeur médiane doit effectivement être la valeur d'un des pixels du voisinage, le filtre médian ne crée pas de nouvelles valeurs de pixel irréalistes lorsque le filtre chevauche un bord. Pour cette raison, le filtre médian est beaucoup mieux pour préserver les La figure 7 présente le résultat du filtre médian.



Figure 1. 11 Avant et après l'application du filtre médian [8]

4.2 Détection de contour:

Les méthodes basées sur le contour effectuent généralement des opérations sur des images de niveaux de gris ; elles sont basées sur le principe de la recherche des pixels avec des changements brusques de luminosité, qui correspondent aux frontières des objets dans une image. Nous présentant dans ce qui suit les différents filtres qui permettent de détecter les contours et améliorer l'image.

4.2.1 Filtre Canny :

L'opérateur Canny a été développé par John.F.Canny en 1986 [15]. Il a été conçu pour être un détecteur de bord optimal en fonction de trois critères principaux [12]:

Critère de bonne détection : la probabilité de ne pas détecter un vrai contour ou de détecter un contour là où il n'y en a pas doit être minimisée (Faible taux d'erreur) [11].

Critère de bonne localisation de la réponse : la distance entre les pixels de bords détectés et les pixels de bords réels doit être réduite au minimum [15]. C'est à dire les points détectés comme points de contour par l'opérateur doivent être situés aussi près que possible du centre du véritable contour [11].

Critère d'unicité de la réponse: un point du contour ne doit être détecté qu'une seule fois par le filtre mis en œuvre. Ce critère est inclus implicitement dans le premier critère puisque si l'on détecte deux contours là où il n'y en a qu'un, une des deux réponses doit être considérée comme fausse. Cependant, la forme mathématique choisie pour le premier critère ne met pas en évidence cette condition : elle ne mesure que la capacité du filtre à distinguer le signal du bruit au centre du contour. Elle ne prend pas en compte le comportement du filtre dans son voisinage. Les auteurs choisissent donc d'écarter au maximum la distance entre les maxima de la réponse du filtre au bruit, pour limiter le nombre de réponses multiples lorsqu'il y a un unique contour réel. [11].

L'opérateur Canny travaille dans un processus en plusieurs étapes :

- 1) **Filtrer le bruit** : Lisser l'image par un filtre gaussien. L'augmentation de la largeur du noyau gaussien réduit la sensibilité du détecteur au bruit au détriment de perdre certains des détails les plus fins dans l'image. [12]
- 2) **Calculer la magnitude du gradient** en utilisant l'approximation des dérivées partielles. Pour cela ; il faut suivre une procédure analogue à Sobel.
 - a) Applique une paire de masques de convolution (dans les directions x et y)

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}$$

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix}$$

Figure1. 12Matrices représentant les directions x et y

b) Trouver la magnitude de gradient et la direction avec

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\theta = \pm \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$$

La direction est arrondie à l'un des quatre angles possibles (à savoir 0, 45, 90 ou 135)

3) **Appliquer la suppression non-maximale** : Cela permet de supprimer les pixels qui ne sont pas considérés comme faisant partie d'un bord. Par conséquent, seules les lignes minces (bords candidats) resteront. Pour ce faire, vérifier si chaque non

zéro $M(m, n)$ est supérieur à ses deux voisins le long de la direction du gradient

$\Theta(m, n)$. Dans ce cas garder $M(m, n)$ inchangé, sinon le remplacer par 0. [10]

Hystérèse : l'utilisation de deux seuils t_1 et t_2 (supérieur et inférieur) (ou $t_1 < t_2$)

pour obtenir deux images binaires T_1 et T_2 . [12]

Plus le seuil supérieur est élevé et le seuil inférieur est faible plus le résultat est bon

a. Si une valeur de gradient de pixel est supérieure à t_2 , le pixel est reconnu comme un bord fort alors il est remplacé par 1 (ou 255).

b. Si une valeur de gradient de pixel est en dessous de t_1 , le pixel sera rejeté.

c. Si une valeur de gradient de pixel est entre les deux seuils, alors il sera considéré comme étant un bord faible et il ne sera accepté que s'il est connecté à un pixel qui est au-dessus du seuil supérieur. [15]

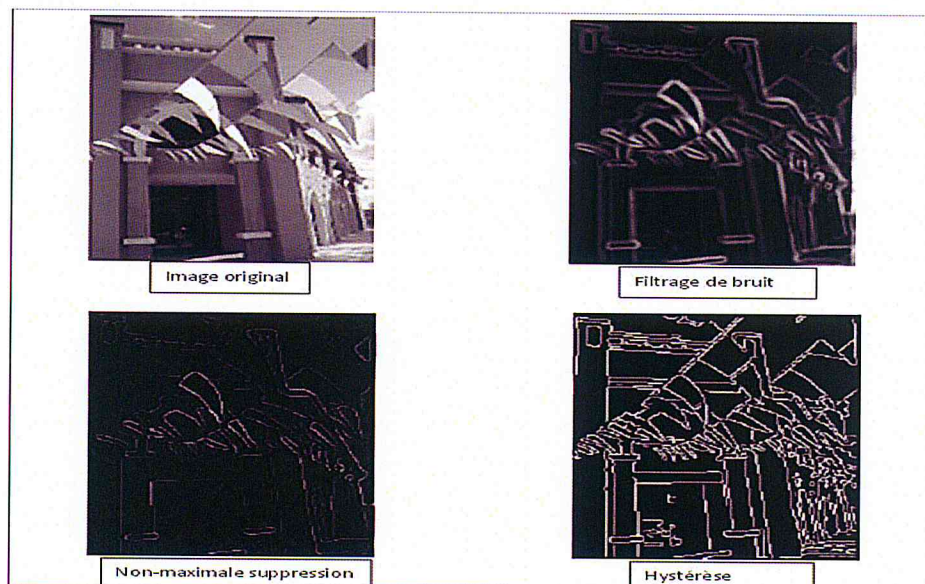


Figure 1.13 Les étapes de Canny

4.2.2 Filtre Sobel et Prewitt :

L'opérateur Sobel est très similaire à l'opérateur Prewitt. Ils sont des masques utilisés pour la détection de bord. Ils permettent d'estimer localement la norme du gradient spatial bidimensionnel d'une image en niveau de gris. Ils amplifient les régions de fortes variations locales d'intensité correspondant aux contours. [13]

Ces opérateurs consistent en une paire de masques de convolution 3x3 de type ci-dessous. Une rotation de 90° permet de passer d'un masque à l'autre.

$$\begin{array}{cccccc}
 1 & 0 & 1 & -1 & -c & -1 \\
 -c & 0 & c & 0 & 0 & 0 \\
 -1 & 0 & 1 & 1 & c & 1 \\
 & & & & G_x & G_y
 \end{array}$$

Figure 1.14 Masques de Sobel et Prewitt

Ces masques sont conçus pour répondre maximale aux contours horizontaux et verticaux. (Prewitt $c = 1$, Sobel $c = 2$). [14]

L'application séparée de chacun des masques donne une estimation des composantes horizontales et verticales du gradient, notées respectivement ∇_x et ∇_y par un simple filtrage linéaire avec un masque 3x3.

La norme du gradient en chaque pixel est donnée par la relation:

$$\|\nabla\| = \sqrt{\nabla_x^2 + \nabla_y^2}$$

Figure 1.15 La norme du Gradient

La norme du gradient ainsi estimée correspond à l'intensité attribuée au pixel courant. C'est donc l'image de la norme du gradient que l'on visualise généralement.

L'angle d'orientation du gradient est fourni par:

$$\Theta = \arctan\left(\frac{\nabla_y}{\nabla_x}\right) - \frac{3\pi}{4}$$

Figure 1.16 L'angle d'orientation du gradient

La formule ci-dessus peut s'interpréter comme suit: la direction du contraste maximal du noir au blanc avec une analyse de gauche à droite de l'image correspond à l'orientation 0 de

référence. Tous les autres angles sont mesurés à partir de cette orientation dans le sens trigonométrique.[13]

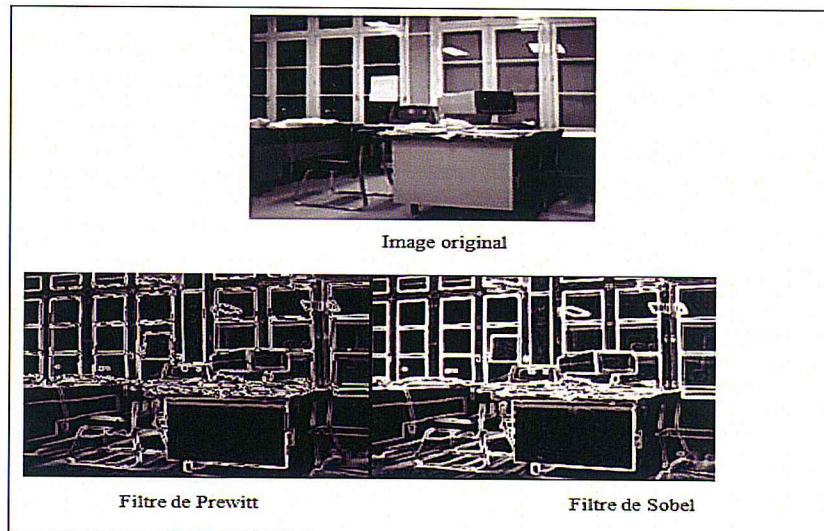


Figure 1.17 Exemples des filtres Sobel et Prewitt

4.2.3 Filtre Gaussien:

Le filtrage gaussien est utilisé pour flouter les images et supprimer le bruit et les détails, il est effectué par convolution de chaque point de la matrice d'entrée avec un noyau gaussien, puis de les additionner pour produire tout le tableau de sortie. [17]

La distribution gaussienne en 1-D a la forme : [18]

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

Figure 1.18 La distribution gaussienne

Où σ est l'écart - type de la distribution, la distribution est supposée avoir une moyenne de zéro (c'est-à-dire elle est centrée sur la ligne $x = 0$). Illustrée sur la figure 14 on voit la répartition gaussienne en forme de cloche :

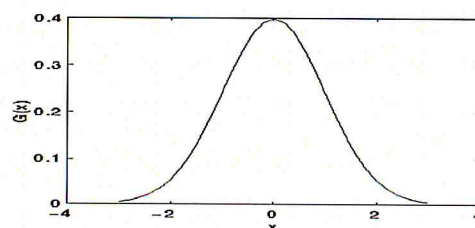


Figure 1.19 1-D distribution gaussienne de moyenne 0 et $\sigma=1$

Puisque nous travaillons avec des images, nous devons utiliser la fonction Gaussienne bidimensionnelle. Ceci est simplement le produit de deux fonctions Gaussiennes 1D (une pour chaque direction) et est donnée par :

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

Figure 1. 20 Le produit de deux fonctions Gaussiennes 1D

Une représentation graphique de la distribution gaussienne 2D avec une moyenne (0,0) et $\sigma = 1$ est représentée sur la figure 16.

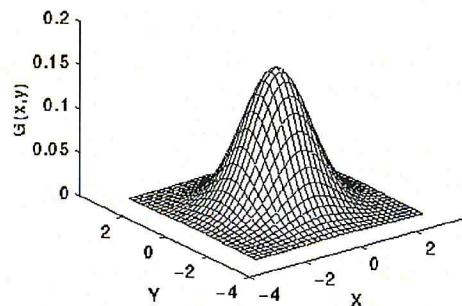


Figure 1. 21 distributions 2-D gaussiennes de moyenne (0,0) et $\sigma=1$

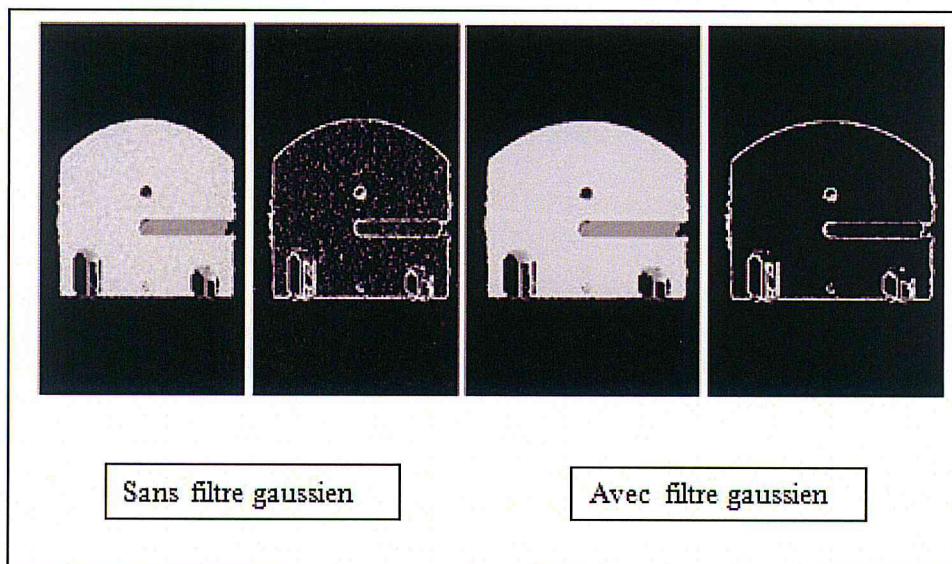


Figure 1. 22 Exemple de l'utilisation du filtre gaussien [9]

4.2.4 Filtre Laplacien :

Laplacien est un 2-D isotrope (est celle qui applique aussi bien dans toutes les directions dans une image, sans sensibilité particulière ou polarisation vers un ensemble particulier de directions) mesure de la deuxième dérivée spatiale d'une image. Laplacien d'une image met en évidence les régions de changement d'intensité rapide et est donc souvent utilisé pour la détection de bord (voir détecteurs de front de passage par zéro). Le Laplacien est souvent appliquée à une image qui a d'abord été lissée avec quelque chose se rapprochant d'un filtre de lissage gaussien afin de réduire sa sensibilité au bruit, et par conséquent les deux variantes seront décrites ensemble ici. L'opérateur prend normalement une seule image de niveau de gris en entrée et produit une autre image en niveau de gris de sortie.

Laplacien $L(x, y)$ d'une image avec des valeurs d'intensité de pixels $I(x, y)$ est donnée par:

$$L(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

Figure 1. 23 Laplacien $L(x, y)$ d'une image

Cela peut être calculé à l'aide d'un filtre à convolution .

Étant donné que l'image d'entrée est représentée comme un ensemble de pixels discrets, nous devons trouver un noyau de convolution discrète qui peut rapprocher les dérivées secondes dans la définition du Laplacien. Deux petits noyaux couramment utilisés sont présentés dans la figure 20.

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figure 1. 24 Noyaux utilisés approximations discrètes au filtre Laplacien.

L'utilisation d'un de ces noyaux, le Laplacien peut être calculée en utilisant des méthodes de convolution standard.

Parce que ces noyaux sont proches d'une seconde mesure sur l'image dérivée, ils sont très sensibles au bruit. Pour contrer cela, l'image est souvent gaussienne lissée avant d'appliquer le filtre Laplacien. Cette étape de pré-traitement permet de réduire les composantes de bruit à haute fréquence avant l'étape de différenciation.

En fait, étant donné que l'opération de convolution est associative, nous pouvons convolué le filtre de lissage gaussienne avec le filtre Laplacien d'abord, et puis convolué ce filtre hybride avec l'image pour obtenir le résultat nécessaire. Faire les choses de cette façon a deux avantages: Étant donné que la gaussienne et les noyaux sont Laplacien généralement beaucoup plus petits que l'image, cette méthode nécessite généralement des opérations arithmétiques beaucoup moins.

Le rondin (Laplacien de gaussienne) noyau peut être précalculée à l'avance pour une seule convolution doit être effectuée au moment de l'exécution sur l'image.

La fonction de log 2-D centrée sur zéro et avec écart type gaussienne est de la forme:

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Figure 1. 25 La fonction de log 2-D centrée sur zéro et avec écart type gaussienne

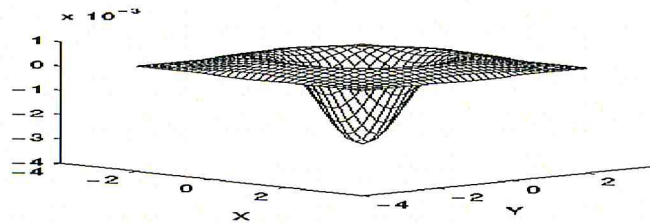


Figure 1. 26 La 2-D Laplacien de la fonction gaussienne (log)

Un noyau discret qui se rapproche de cette fonction (pour une gaussienne $\sigma = 1,4$) est représentée sur la Figure 23 = 1,4).

0	1	1	2	2	2	1	1	0
1	2	4	5	5	5	4	2	1
1	4	5	3	0	3	5	4	1
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
2	5	0	-24	-40	-24	0	5	2
2	5	3	-12	-24	-12	3	5	2
1	4	5	3	0	3	5	4	1
1	2	4	5	5	5	4	2	1
0	1	1	2	2	2	1	1	0

Figure 1. 27 Approximation discrète pour se connecter avec la fonction de Gauss $\sigma = 1,4$

Notez que lorsque le noyau de LoG gaussienne est fait de plus en plus étroite, devient la même que les noyaux simples Laplacien représenté sur la figure 1. En effet, le lissage avec une gaussienne (très étroite $\sigma < 0,5$ Les pixels) sur une grille discrète n'a aucun effet. Par conséquent sur une grille discrète, le simple Laplacien peut être considéré comme un cas limite de la grume pour gaussiennes étroites. [16]

Dans ce travail on va passer par plusieurs étapes pour atteindre nos objectifs parmi ces étapes la segmentation, segmenter une image en couleur peut être extrêmement coûteux. Traiter une image en couleurs de taille moyenne revient à caractériser quelques 500 000 points (800 × 600), et trouver la classe (ou le type) d'un point nécessite bien souvent la prise en compte de nombreux facteurs (l'histogramme, la couleur. . .). Afin de simplifier les traitements, de nombreuses recherches se sont orientées vers la binarisation de l'image. Binariser une image revient à segmenter l'image

4.3 Binarisation d'une Image :

La binarisation est souvent la première étape dans les systèmes de traitement et d'analyse d'images. Elle a pour but de diminuer la quantité d'informations présentes dans l'image, et de ne garder que les informations pertinentes. Les performances des étapes suivantes dans les systèmes de traitement et d'analyse d'images dépendent fortement du résultat obtenu lors de la binarisation. C'est pour cette raison que la méthode de binarisation utilisée doit être la plus adaptée possible. Elle doit, d'une part, conserver le maximum d'informations utiles présentes dans l'image de départ, et d'autre part, éliminer un maximum de bruit présent dans l'image.

Ces dernières décennies, un très grand nombre de techniques de binarisation ont été proposées avec chacune d'entre elles des caractéristiques différentes. Il est donc important de bien connaître l'image que l'on souhaite binariser afin d'obtenir le résultat souhaité.

La binarisation appelée aussi seuillage, est la technique de classification la plus simple. Les pixels de l'image sont partagés par un seuil T en deux classes. En général, ils sont représentés par une classe de pixels noirs et une autre classe de pixels blancs. L'image est alors séparée en deux classes, une classe représentant le fond de l'image et une autre classe représentant la scène de l'image (L'objet). La binarisation permet alors de conserver l'information comprise entre 0 et T ou entre $T+1$ et 255. Le reste des informations est par conséquent ignoré.

$$B(x, y) = \begin{cases} \text{Si } I(x, y) < T \text{ Alors } B(x, y) = 0 \\ \text{Sinon } B(x, y) = 1 \end{cases}$$

Figure 1. 28 Fonction de binarisation

La binarisation se fait par plusieurs méthodes, nous présentons dans ce qui suit l'une de ces méthodes.

4.3.1 La méthode d'OTSU :

La méthode d'Otsu, du nom de son inventeur Nobuyuki Otsu, est l'un des nombreux algorithmes utilisés pour la binarisation. Le principe consiste à itérer à travers toutes les valeurs de seuil possibles, et calculer une mesure de dispersion pour les niveaux de pixel de chaque côté du seuil, à savoir les pixels du premier plan ou d'arrière-plan.

L'objectif est de trouver la valeur seuil où la somme des écarts de premier plan et d'arrière-plan est à son minimum.

L'algorithme est démontré en utilisant une image simple 6x6 ci-dessous. L'histogramme de l'image est affiché à côté. Pour simplifier l'explication, seulement 6 niveaux sont utilisés en échelle de gris.

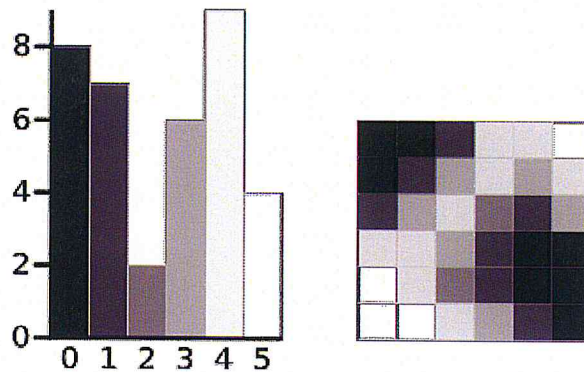


Figure 1.29 Une image en niveaux de gris 6-niveau et son histogramme

Les calculs pour trouver les écarts de premier plan et arrière-plan (mesure de la propagation) pour un seuil unique sont maintenant affichés. Dans ce cas, la valeur seuil est 3 :

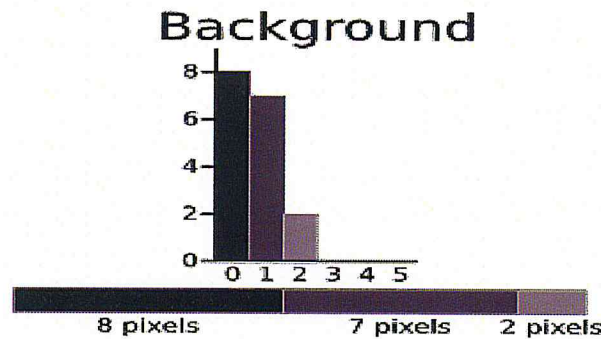


Figure 1.30 La valeur seuil arrière-plan

$$\begin{aligned} \text{Weight } W_b &= \frac{8 + 7 + 2}{36} = 0.4722 \\ \text{Mean } \mu_b &= \frac{(0 \times 8) + (1 \times 7) + (2 \times 2)}{17} = 0.6471 \\ \text{Variance } \sigma_b^2 &= \frac{((0 - 0.6471)^2 \times 8) + ((1 - 0.6471)^2 \times 7) + ((2 - 0.6471)^2 \times 2)}{17} \\ &= \frac{(0.4187 \times 8) + (0.1246 \times 7) + (1.8304 \times 2)}{17} \\ &= 0.4637 \end{aligned}$$

Figure 1.31 Les calculs pour trouver les écarts d'arrière-plan

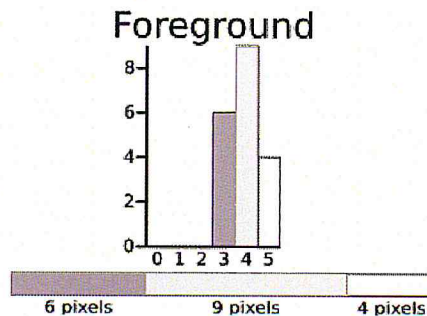


Figure 1.32 Les calculs pour trouver les écarts de premier plan

L'étape suivante consiste à calculer la « variance intra-classe ». Ceci est simplement la somme des deux variances multipliées par leurs poids associés :

$$\begin{aligned} \text{Within Class Variance } \sigma_W^2 &= W_b \sigma_b^2 + W_f \sigma_f^2 = 0.4722 * 0.4637 + 0.5278 * 0.5152 \\ &= 0.4909 \end{aligned}$$

Figure1. 33 Calcul de la variance intra-classe

Cette valeur finale est la « somme des écarts pondérés » pour la valeur de seuil 3. Ce même calcul a été effectué pour toutes les valeurs de seuil possible entre 0 et 5. [20]

Le tableau ci-dessous présente les résultats de ces calculs :

Seuil	T=0	T=1	T=2	T=3	T=4	T=5
Poids, arrière-plan	$W_b = 0$	$W_b = 0.222$	$W_b = 0.4167$	$W_b = 0.4722$	$W_b = 0.6389$	$W_b = 0.8889$
Moyenne, Fond	$M_b = 0$	$M_b = 0$	$M_b = 0.4667$	$M_b = 0.6471$	$M_b = 1.2609$	$M_b = 2.0313$
Écart, Fond	$\sigma_b^2 = 0$	$\sigma_b^2 = 0$	$\sigma_b^2 = 0.2489$	$\sigma_b^2 = 0.4637$	$\sigma_b^2 = 1.4102$	$\sigma_b^2 = 2.5303$
Poids, Premier plan	$W_f = 1$	$W_f = 0.7778$	$W_f = 0.5833$	$W_f = 0.5278$	$W_f = 0.3611$	$W_f = 0.1111$
Moyenne, Premier plan	$M_f = 2.3611$	$M_f = 3.0357$	$M_f = 3.7143$	$M_f = 3.8947$	$M_f = 4.3077$	$M_f = 5.000$
Écart, Premier plan	$\sigma_f^2 = 3.1196$	$\sigma_f^2 = 1.9639$	$\sigma_f^2 = 0.7755$	$\sigma_f^2 = 0.5152$	$\sigma_f^2 = 0.2130$	$\sigma_f^2 = 0$
Variation de la classe	$\sigma_W^2 = 3.1196$	$\sigma_W^2 = 1.5268$	$\sigma_W^2 = 0.5561$	$\sigma_W^2 = 0.4909$	$\sigma_W^2 = 0.9779$	$\sigma_W^2 = 2.2491$

Figure1. 34 Tableau représentant les résultats de ces calculs

Nous remarquons que le seuil égal à 3, à la somme la plus faible des écarts pondérés. Ce seuil est donc le dernier sélectionné. Tous les pixels avec un niveau inférieur à 3 sont des arrières plans, et ceux ayant un niveau égal ou supérieur à 3 sont des premiers plans. [20]

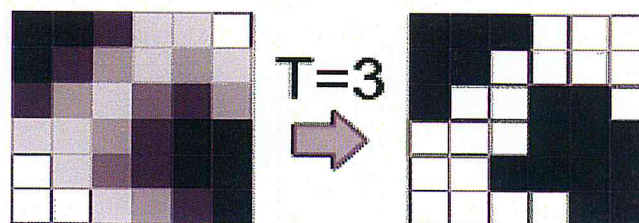


Figure1. 35 Résultat final de la méthode Otsu avec un seuil égale à 3.

Dans l'image on peut trouver des structures qui ne respectant pas certains critères, alors on va parler des opérations morphologique qui nous permettent de les éliminer.

4.4 Opération Morphologique :

Les opérations morphologiques sont des filtres non-linéaires qui peuvent s'appliquer tant aux images binaires qu'à celles à niveaux de gris. Contrairement à la plupart des mises en œuvre pratiques de filtres, la fenêtre $W(p)$ associée à un pixel p n'est pas nécessairement de forme rectangulaire ou circulaire. Au contraire, le choix de sa forme dépend du but recherché, plus particulièrement du type de structure qu'on veut mettre en évidence dans l'image. On choisit donc un ensemble B de pixels, appelé élément structurant, et la fenêtre $W(p)$ associée à un pixel p sera le translaté de B positionné sur p , noté B_p . [21]

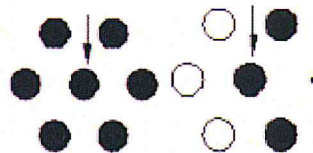


Figure1. 36 Un ensemble B de pixels " élément structurant "

- : Pixel devant appartenir à l'image initiale.
- : Pixel ne devant pas appartenir à l'image initiale.
- . : Pixel indifférent.
- ↓ : Origine.

On note \tilde{B} la transposée de B (symétrie par rapport à l'origine). [22]

Afin d'arranger les formes détectés par la binarisation ou les formes d'une image au niveau de gris nous utilisons les opérations dilatation, érosion, ouverture et fermeture.

4.4.1 La dilatation:

Pour chaque position de B sur l'image X , si un, au moins, des pixels de B fait partie de X , alors l'origine de B appartient à l'image générée. [22]

Notation : $Y = X \oplus B$

L'effet de la dilatation est d'abord d'élargir la figure, la hauteur et largeur de la figure dilatée seront les sommes respectivement des hauteurs et largeurs de la figure originelle et de l'élément structurant. Si l'élément structurant est décentré, la dilatation décalera la figure dans le

même sens. Enfin les coins convexes de la figure seront déformés en fonction de l'élément structurant (par exemple si celui-ci est un disque, les coins convexes seront arrondis). [21]

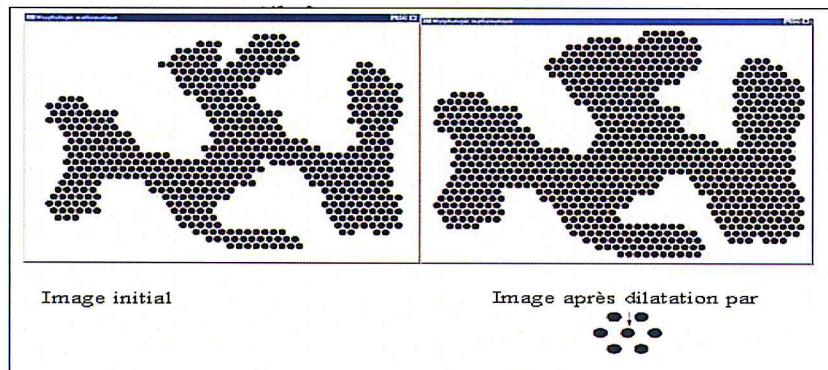


Figure1. 37Exemple de la dilatation [7]

4.4.2 L'Erosion :

Pour chaque position de B sur l'image X, si tous les pixels de B font partie de X, alors l'origine de B appartient à l'image générée.

Notation : $Y = X \ominus B$. [22]

L'effet de l'érosion est d'abord de rétrécir la figure, la hauteur et largeur de la figure érodée seront les différences respectivement des hauteurs et largeurs de la figure originelle et de l'élément structurant (en particulier si l'élément structurant est plus large ou plus haut que la figure, l'érosion de celle-ci sera vide). Si l'élément structurant est décentré, l'érosion décalera la figure en sens inverse.

Enfin les coins concaves de la figure seront déformés en fonction de l'élément structurant (par exemple si celui-ci est un disque, les coins concaves seront arrondis). [21]

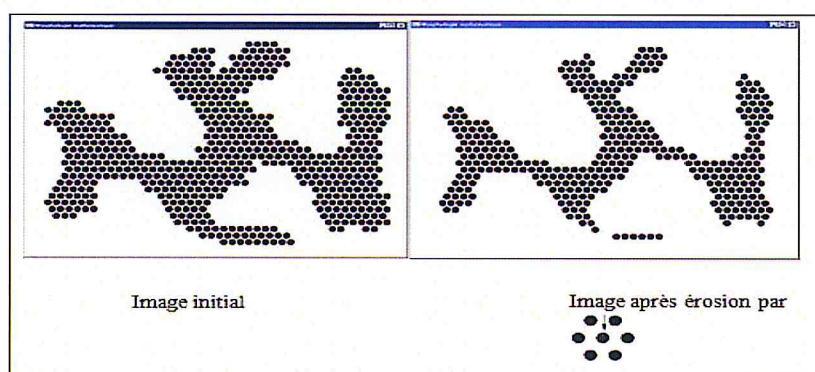


Figure1. 38Exemple de l'érosion [7]

4.4.3 L'Ouverture:

On définit l'ouverture par B comme la composition de l'érosion par B suivie de la dilatation par la transposée de B :

$$Y = X \ominus B = (X \ominus B)$$

Le but de l'ouverture est d'isoler les surfaces présentes dans l'image, lisser les contours.[22]

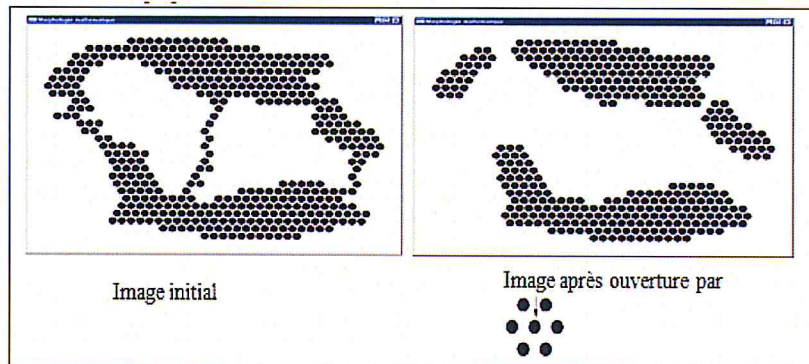


Figure1. 39Exemple de l'ouverture [7]

4.4.4 La fermeture :

On définit la fermeture par B comme la composition de la dilatation par B suivie de l'érosion par la transposée de B

$$Y = X \oplus B = (X \oplus B)$$

Le But de la fermeture est de : Recoller des morceaux de surfaces proches de manière à fermer des contours disjoints, lisser les contours. [22]

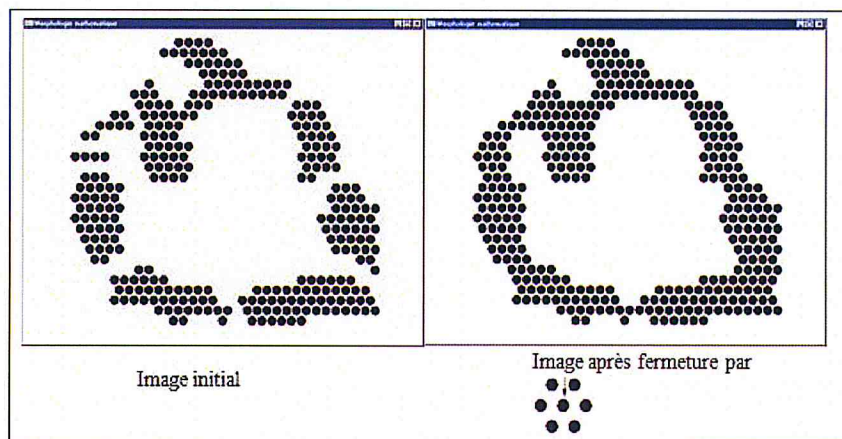


Figure1. 40Exemple de la fermeture

Les deux opérations morphologiques : érosion et ouverture sont des cas particuliers de l'amincissement de l'image.

4.5 Amincissement de l'image:

L'amincissement est un opérateur utilisé en reconnaissance de formes. Un algorithme d'amincissement supprime des points d'une image binaire, en préservant la topologie, pour

obtenir un squelette. Pour beaucoup d'applications il est utile que le squelette possède, en plus de l'homotopie avec l'image de départ, des caractéristiques non topologiques : chaque forme allongée dans l'image d'entrée doit être représentée par un segment de courbe. Nous distinguons deux types de squelettes :

Les squelettes curvilignes, constitués seulement de points non simples et d'extrémités de courbes et les squelettes ultimes, constitués uniquement de points non simples. La figure 1 montre des exemples de ces types de squelettes.

Il existe un grand nombre d'algorithmes d'amincissement, chacun produisant des squelettes avec des propriétés géométriques spécifiques, souvent liées à une application particulière. L'algorithme 3.1 est un exemple d'algorithme d'amincissement élémentaire. A chaque itération, un point simple qui est non extrémité est supprimé de X . cette opération est répétée jusqu'à la stabilité, i.e. jusqu'à qu'il ne reste plus aucun point dans X avec ces propriétés. Le résultat de cet algorithme est un squelette curviligne.

L'interdiction de suppression de points extrémités est responsable de la préservation des formes allongées (segments de courbes dans le squelette). Il faut noter que cette interdiction ne suffit pas toujours à avoir un segment de courbe comme squelette d'un objet allongé. Nous pouvons le constater dans la figure 38, le squelette (c) est moins représentatif de la forme de l'objet de départ (a) que le squelette (b)

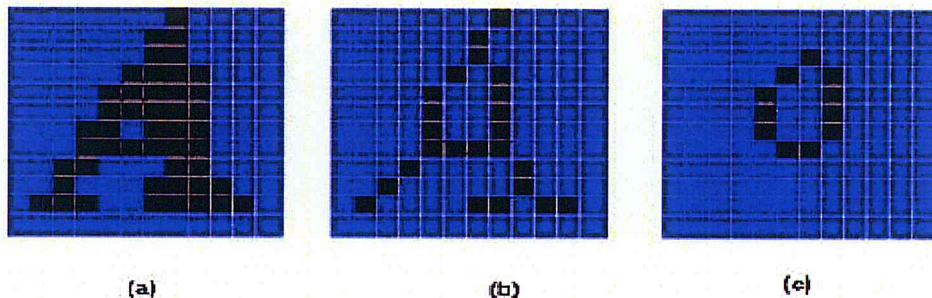


Figure1. 41Amincissement binaire. (a) : image de départ, (b) un squelette curviligne de (a), (c) un squelette ultime de (a).

4.6 Analyse en composantes connexes:

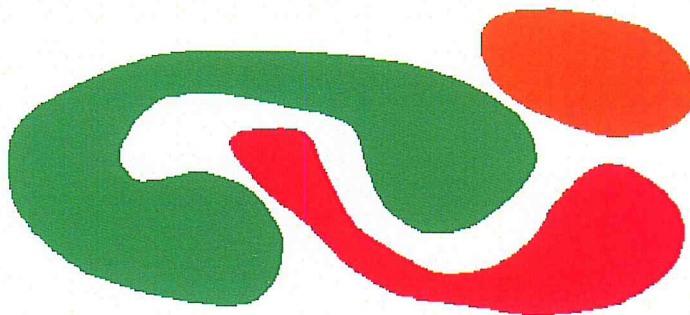


Figure1. 42Composants Connectés

Étiquetage des composants connectés :

L'étiquetage des composants connectés scanne une image et ses groupes de pixels en des composantes en fonction de la connectivité de pixels, à savoir tous les pixels dans une part de composants connectés semblables valeurs d'intensité de pixel et sont en quelque sorte reliés entre eux. Une fois que tous les groupes ont été déterminés, chaque pixel est marqué avec un niveau de gris ou une couleur (marquage de couleur) en fonction du composant, il a été affecté.

L'extraction et l'étiquetage des différents éléments disjoints et connectés dans une image est au cœur de nombreuses applications d'analyse d'image automatisée.

Fonctionnement d'Étiquetage en composantes connexes :

Étiquetage en composantes connexes fonctionne par balayage d'une image, pixel par pixel (de haut en bas et de gauche à droite) afin d'identifier des régions connectées de pixels, à savoir les régions de pixels adjacents qui partagent le même ensemble de valeurs d'intensité V . (Pour une image binaire $V = \{1\}$, mais dans une image niveau de gris V va prendre une plage de valeurs, par exemple: $V = \{51, 52, 53, \dots, 77, 78, 79, 80\}$).

Travaux d'étiquetage des composants connectés sur images binaires ou images niveau de gris et différentes mesures de connectivité sont possibles. Cependant, pour ce qui suit, nous supposons images binaires d'entrée et 8 connectivités. L'opérateur d'étiquetage des composantes connexes balaye l'image en déplaçant le long d'une ligne jusqu'à ce qu'il arrive à un point p (où p désigne le pixel à étiqueter, à tout stade du processus de balayage) pour lequel $V = \{1\}$. Lorsque cela est vrai, il examine les quatre voisins de p qui ont déjà été rencontrés dans l'analyse (c. -à- voisins (i) à la gauche de p , (ii) ci-dessus, et (iii et iv) les deux termes diagonaux supérieurs). Sur la base de ces informations, l'étiquetage des p se produit comme suit:

Si les quatre voisins sont 0, attribuer une nouvelle étiquette à p , autre

Si un seul voisin a $V = \{1\}$, attribuer l'étiquette à p , sinon

Si plus d'un des voisins ont $V = \{1\}$, attribuer l'une des étiquettes à p et faire une note des équivalences.

Après avoir terminé l'analyse, les paires d'étiquettes équivalentes sont classés en classes d'équivalence et une étiquette unique est attribuée à chaque classe. Comme étape finale, un second balayage est effectué à travers l'image, au cours de laquelle chaque étiquette est remplacée par l'étiquette attribuée à ses classes d'équivalence. Pour l'affichage, les étiquettes peuvent être différentes gray Levels ou couleurs. [25]

4.7 Clustering:

Les méthodes présentées auparavant précède le partitionnement des données ou en anglais clustering. Nous présentons de ce qui suit les différents classifieurs les plus utilisés :

4.7.1 Mean shift:

Le Mean Shift est un algorithme itératif qui a pour objectif de faire converger un point vers le maximum local le plus proche :

1. On commence par choisir un point de départ P.
2. On cherche l'ensemble E des points qui sont dans le voisinage de P.
3. On déplace P vers l'isobarycentre de E.
4. On réitère depuis l'étape 2 jusqu'à convergence.

Les déplacements successifs vers l'isobarycentre font converger le point P vers les zones de fortes densités [26]

Exemple du déroulement de l'algorithme pour des points en dimension 2 :

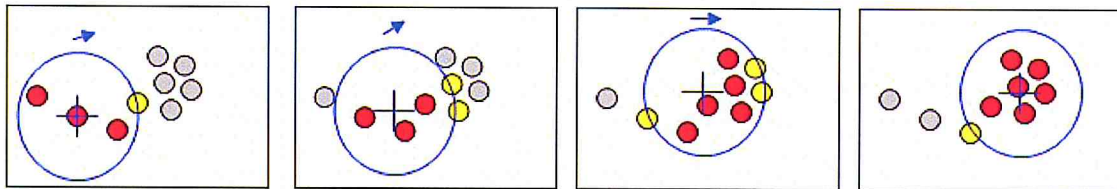


Figure 1.43 Déroulement de l'algorithme Mean shift

L'algorithme Mean Shift est applicable quelle que soit la dimension de l'espace des points. [26]

4.7.2 K-means:

K-means est un algorithme de quantification vectorielle (clustering en anglais). K-means est un algorithme de minimisation alternée qui, étant donné un entier K, va chercher à séparer un ensemble de points en K clusters

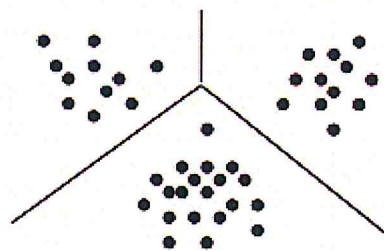


Figure 1.44 Séparation d'un ensemble de points en K clusters

Convergence et initialisation:

On peut montrer que cet algorithme converge en un nombre fini d'opérations. Cependant la convergence est locale, ce qui pose le problème de l'initialisation.

Une méthode classique consiste à lancer plusieurs fois l'algorithme en prenant les moyennes μ_k aléatoirement à chaque fois, puis on compare leur mesure de distorsion. On choisit la ré-

partition qui possède la distorsion minimale. Dans le pire des cas, cet algorithme peut se révéler arbitrairement mauvais, mais dans la pratique, il réalise de très bons résultats.

Choix de K :

Le choix de K n'est pas universel, on remarque que si on augmente K , la distorsion diminue, et s'annule lorsque chaque point est centre de son cluster. Pour pallier à ce phénomène il est possible de rajouter un terme en fonction de K dans l'expression de J , mais là encore son choix est arbitraire. [27]

Afin de partitionner les données des images, on utilise Des descripteurs d'image.

4.8 Descripteurs d'image:

4.8.1 Histogrammes de projection:

Les histogrammes de projection sont généralement utilisés pour détecter l'orientation du texte dans des images binaires, dans le cas des plaques d'immatriculation les histogrammes sont utilisés pour détecter l'inclinaison de la plaque dans leurs images binaires respectives, ils peuvent être utilisés aussi en phase de segmentation des caractères.

La projection est un diagramme a deux axes, l'axe horizontale peut représenter les lignes de l'image dans le cas d'une projection horizontale ou les colonnes de l'image dans le cas d'une projection verticale, l'axe verticale montre le nombre de pixels noir dans chaque ligne respectivement chaque colonnes [48].

4.8.2 Projection horizontale:

Généralement utilisé pour trouver les limites supérieures et inférieures d'une plaque d'immatriculation en fonction des arêtes verticales obtenues, ou aussi pour trouver la position supérieure et inférieure des caractères. La valeur d'un bac d'histogramme est la somme des pixels noir le long d'une ligne particulière en direction horizontale.

L'histogramme de projection est obtenu lorsque toutes les valeurs du sens horizontal sont calculées. La valeur moyenne de l'histogramme peut être utilisée comme seuil pour détecter les limites supérieures et inférieures [28].

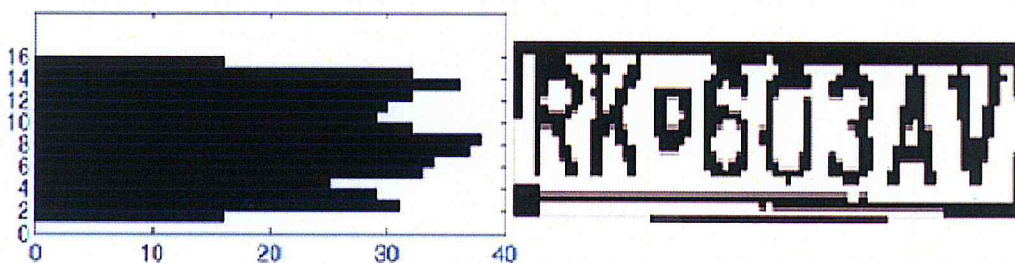


Figure1. 45Projection Horizontale [7]

4.8.3 Projection verticale:

Généralement une projection verticale est effectuée pour trouver les écarts entre les caractères sur une plaque d'immatriculation. La valeur d'un bac d'histogramme est la somme des pixels noir le long d'une ligne dans la direction verticale.

Sur la base des résultats de la projection verticale chaque plaque d'immatriculation peut être séparée horizontalement en bloc ; par les points zéro de l'histogramme de projection. [28]

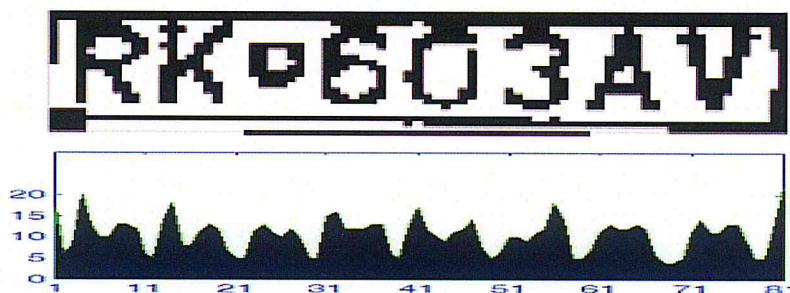


Figure 1.46 Projection Verticale [7]

4.9 Analyse de l'image:

Les opérations sur les images précédemment citées peuvent être utilisées pour la détection de la plaque d'immatriculation. L'étape suivante est la classification est indispensable. Nous abordons dans ce qui suit deux classificateurs des plus répandus et robuste soit le réseau de neurones et le classificateur en cascade.

4.9.1 Réseau de neurones :

La définition la plus simple d'un réseau de neurones, plus correctement appelé un réseau de neurones artificiel ou ANN pour Artificial Neural Network en anglais, est fourni par l'inventeur de l'un des premiers ordinateurs neuronaux, le Dr Robert Hecht - Nielsen. Il définit un réseau de neurones comme: « (...) un système informatique composé d'un certain nombre d'éléments de traitement simples, fortement interconnectés, qui traitent l'information par leur réponse d'état dynamique d'une source externe » dans "Neural Network Primaire: Partie I" par Maureen Caudill, AI Expert, février 1989.

Les ANNs sont des dispositifs de traitement (algorithmes ou matériel réel) qui sont vaguement calqués sur la structure neuronale du cortex cérébral Mamalian mais sur des échelles beaucoup plus petites. Un grand ANN pourrait avoir des centaines ou des milliers d'unités de traitement, alors qu'un cerveau Mamalian a des milliards de neurones avec une augmentation correspondante de la grandeur de leur interaction globale et un comportement émergent. Bien que les chercheurs sur les ANN ne se soient généralement pas préoccupés de savoir si leurs

réseaux ressemblent avec précision aux systèmes biologiques, certains ont. Par exemple, les chercheurs ont simulé avec précision la fonction de la rétine et modelé l'œil plutôt bien. [35]

4.9.2 Perceptron:

Un perceptron est un type de neurone artificiel, il a été développé dans les années 1950 et 1960 par le scientifique Frank Rosenblatt, inspiré par le travail de Warren McCulloch et Walter Pitts apparu plus tôt. Un perceptron prend plusieurs entrées binaires, x_1, x_2, \dots, x_n , et produit une sortie binaire unique: Y .

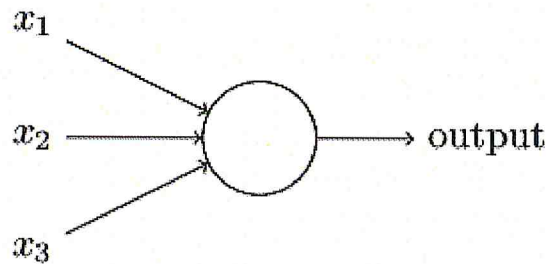


Figure 1.47 Perceptron a trois entrées, x_1, x_2, x_3 .

L'exemple illustré dans la figure 44 présente un perceptron a trois entrées, x_1, x_2, x_3

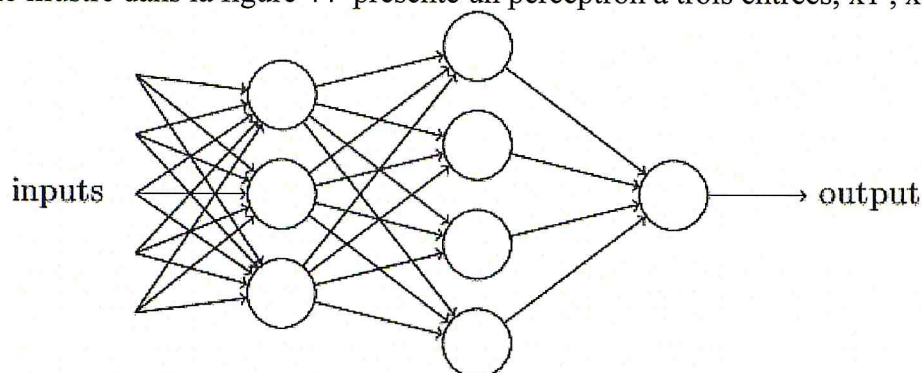


Figure 1.48 Perceptron de 2 couches

Dans le réseau la figure 46, la première colonne de perceptrons - ce que nous appellerons la première couche de perceptrons - fait trois décisions très simples, en passant les éléments de preuve d'entrée. Chacun de ces perceptrons de la deuxième couche prend une décision en utilisant les résultats de la première couche pour la prise de décision. De cette façon, un perceptron dans la deuxième couche peut prendre une décision à un niveau plus complexe et plus abstrait que perceptrons dans la première couche. Et de même des décisions plus complexes peuvent être faites par le perceptron dans la troisième couche. De cette façon, un réseau de nombreuses couches de perceptrons peut être engagé dans une prise de décision sophistiquée. [35]

4.9.3 Classificateur en cascade:

La détection d'objets en utilisant des classificateurs en cascade basés sur les caractéristiques de Haar est une méthode efficace proposée par Paul Viola et Micheal

Jones dans leur document intitulé « Rapid object detection using a boosted cascade of simple features » en 2001.[33]

Cette méthode donne une information sur la distribution de niveaux de gris entre deux régions voisines dans une image, les points de Haar consistent en une somme pondérée des pixels situés autour du point d'intérêt.

Ce classificateur est composé d'un ensemble de zones rectangulaires mises à l'échelle d'une taille précise, tel que les pixels situés dans les zones claires sont formés avec une centaine de vues d'échantillons d'un objet particulier (exemple image de plaques), appelés des exemples positifs, et ceux des zones sombres sont des exemples négatifs : des images arbitraires (exemple des images ne contenant pas de plaque).

Pour obtenir la valeur (sortie) d'un filtre appliqué à une région de l'image, la somme des pixels dans le rectangle blanc est soustraite de la somme des pixels dans le rectangle gris [34]. Si la somme excède un seuil fixé θ , le point est positif.

Les descripteurs de Haar sont classifiés généralement en 3 sortes : 2 rectangles, 3 rectangles et 4 rectangles descripteurs (figure 47).

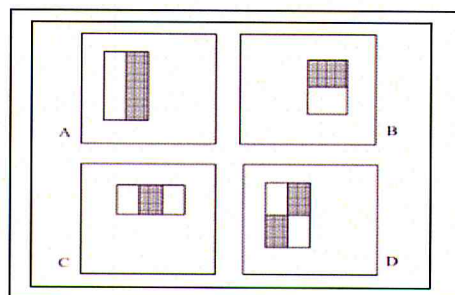


Figure 1.49 Type de fenêtre du descripteur de Haar-Like [31]

Ce genre de descripteur est valable pour plusieurs détections d'objets. La figure 48 présente d'autres types de fenêtre pour la détection d'autres formes d'objets.

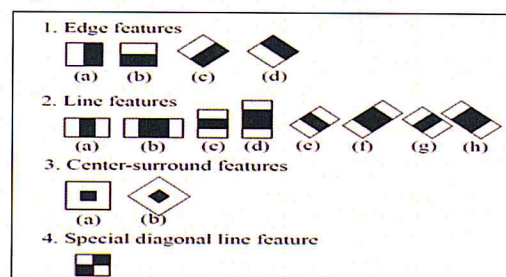


Figure 1.50 Différentes utilisations du descripteur de Haar-Like. [32]

5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenter des différents opérations élémentaire en traitement d'image ,ces opération sont indispensable dans chacune des étapes du system de reconnaissance des plaques d'immatriculation ,dans le chapitre suivant on va étaler sur les différentes méthodes utiliser en reconnaissances des plaques d'immatriculation qui existe sur le marché .

Chapitre 2 :

Etat de l'art sur la Reconnaissance des Matricules

Introduction :

Dans cette section, nous souhaiterions donner une brève introduction sur les travaux antérieurs sur la détection et la reconnaissance des plaques d'immatriculation.

Les solutions proposés reposent essentiellement sur les différents algorithmes de traitement d'image, on va cite un nombre d'algorithmes qui existe dans chaque étape qui constituant l'intégrité du system.

1.Détection des plaques d'immatriculation :

La détection des plaques d'immatriculation étudie une image en entrée et renvoie un cadre rectangulaire délimitant une plaque d'immatriculation potentielle. Bien que de nombreux algorithmes de détection de plaques aient été proposés au cours des dernières années, il est encore difficile de détecter les plaques d'immatriculation de manière précise dans la nature, à partir d'un point de capture arbitraire, avec une occlusion partielle de la plaque ou à cause de phénomènes météorologiques divers.

Bien que tout les étapes de la reconnaissance des plaques d'immatriculation sont très importantes, la détection de la plaque est cruciale pour l'ensemble du système (en terme de vitesse et de taux de localisation), car elle influence directement sur la précision et l'efficacité des étapes suivantes.

Généralement Les algorithmes existants peuvent être classés en quatre catégories [3, 5, 8]: basés sur **les contours**, basés sur **la couleur**, basés sur **la texture** et basés sur **les caractères**.

1.1Algorithmes basés sur les contours :

Ceux basés sur les contours vont trouver les régions de l'image ayant la densité de contour la plus élevée, en prenant en considération la propriété selon laquelle le changement de luminosité dans la région de la plaque d'immatriculation est plus remarquable et plus fréquent qu'ailleurs, l'un des algorithmes consiste à calculer la grandeur de gradient et la variance locale d'une image. La figure 1-1 montre un exemple d'algorithme utilisant la détection du contour.



Figure2. 1un exemple d'algorithme utilisant la détection du contour.

Les méthodes [9, 10, 12, 14, 15] combinent la détection des contours avec des opérations morphologiques pour trouver les rectangles candidats à être considérés comme plaque d'immatriculation. En [19], une méthode basée sur un filtre amélioré de **Prewitt** est proposée ; elle détermine la localisation par des projections verticales et horizontales des contours de la plaque. **Rasheed** et al. [23] ont utilisé le filtre de **Canny** pour détecter les contours et la **transformée de Hough** pour trouver les lignes verticales et horizontales qui constituent les bornes de la plaque.

Les algorithmes basés sur les contours offrent une détection très rapide mais ne peuvent être utilisés sur les images complexes, car le détecteur de bord est trop sensible aux bords indésirables, ce qui peut également montrer une grandeur ou une variante de bord élevé (par exemple, la région du radiateur à l'avant du véhicule). Malgré cela, après avoir combiné des opérations morphologiques qui éliminent certaines informations indésirables, le taux de la localisation est relativement élevé et rapide, par rapport à d'autres méthodes [37].

Les résultats obtenus dans [32] montrent que la précision moyenne de NPL est de 99,6% (9786 de 9825 images). Pour obtenir ce résultat impressionnant, une distance et un angle fixes d'une caméra sont nécessaires pour augmenter le taux de NPL (Number Plate Localisation) à un haut niveau de précision, ce qui signifie que les régions candidates sont attendues dans une position spécifique et la priorité leur est donnée.

La détection de bord est habituellement suivie de **l'Analyse des Composants Connectés (CCA)** qui est un algorithme bien connu dans le traitement d'image binaire,

1.2 Algorithmes basés sur les couleurs :

De nombreux algorithmes basés sur le traitement des couleurs sont proposés dans les travaux NPL précédents. Le principe de ces algorithmes utilise l'apparition NP (Number Plate) attendue dans un pays spécifique, par exemple, l'arrière-plan NP et la couleur du caractère. L'idée de base de l'extraction de la région NP est basée sur une combinaison de couleurs unique d'un fond NP et d'un caractère de premier plan dans l'image de voiture. Le travail présenté dans [39] a suggéré que tous les pixels de l'image d'entrée soient classés en utilisant le modèle de couleur Hue Saturation Intensity (HSI) en 13 catégories en fonction de la variance de l'éclairage dans le domaine RVB. Ils sont bleu foncé, bleu, bleu clair, jaune foncé, jaune, jaune clair, noir foncé, noir, noir gris, blanc gris, blanc, blanc clair et autres. En plus des catégories de couleurs, les valeurs du rapport largeur hauteur h/l sont également utilisées pour Classification des régions NP, à la fin du processus, la région NP est extraite verticalement, puis horizontalement à partir de l'image de la voiture.

La figure 2-4 la figure montre la différence entre la couleur du matricule arrière algérienne sur le reste de l'image.



Figure2. 2un exemple du matricule jaune arrière.

La logique floue a également été introduite dans [39-42] pour classer les couleurs dans le stade NPL. Le NP est décrit et donné une fonction d'appartenance pour les ensembles flous, par exemple, «Lumineux», «sombre», «séquence lumineuse et sombre», «texture» et «jaune», puis la logique floue peut être utilisée pour la classification des ensembles flous proposés. Les règles intuitives suivantes d'une région NP ont été définies dans [40] en fonction de la perception humaine:

- Zone de rectangle lumineux qui comprend des zones sombres;
- La bordure du NP est lumineuse;
- Environ localisé dans la partie centrale ou inférieure de l'image;
- La taille du NP est d'environ 520 110 mm.

Un ensemble flou avec des fonctions d'appartenance trapézoïdale à l'intervalle [0, 255], utilisé pour présenter La notion d'état d'illumination, où '0' et '255' représentent respectivement des couleurs noir et blanc. L'image d'entrée (768 576 pixels) est partitionnée en plusieurs sous-images (75 25 pixels) et l'aptitude physique aux quatre règles est calculée pour chaque sous-image. Cependant, selon les résultats expérimentaux, cette méthode est une tâche à forte intensité de calcul et les deux dernières règles limitent l'algorithme pour identifier les NP à une distance spécifique.

Dans [39], un détecteur de bord est conçu pour trouver trois types de bords d'une image, y compris le noir blanc, le rouge blanc et le vert-blanc. Tout d'abord, une image de bord E est initialisée avec uniquement des couleurs blanches, noires, rouges et vertes, puis le modèle de couleur RVB est transformé en modèle HSI. L'idée de base est de générer une carte floue à partir des cartes H, S et I et l'image de bord E. Enfin, ces cartes floues sont combinées en une seule

carte M. Cette méthode a montré un taux de NPL de 97,9% à l'aide d'une base de données avec 1088 couleurs images

Les algorithmes basés sur la couleur peuvent être utilisés pour détecter les plaques d'immatriculation inclinées ou déformées. Cependant, ils ne peuvent pas distinguer des objets de l'image avec une couleur et une taille similaires à celles des plaques d'immatriculation. En outre, ils sont très sensibles aux variations de lumière et aux formes non-universelle des plaques d'immatriculation.

Algorithmes basés sur la texture :

Les algorithmes basés sur la texture utilisent principalement la transformation d'image pour analyser l'information sur la texture. Les techniques de transformation d'image les plus courantes incluent les filtres Gabor, la transformation Hough et la transformation en ondelettes. Ces techniques analysent directement les informations de texture sans limitation de la direction et de la taille du NP. Dans le travail présenté dans [43], le filtre Gabor permet d'extraire les caractéristiques de l'image. Les réponses des filtres résultant de la convolution avec le filtre Gabor est directement utilisée comme détecteur NP. Il y a trois autres échelles et quatre directions utilisées dans un filtre 12-Gabor. Valeurs élevées dans l'image $R(x, y)$ Indiquer les régions probables de la plaque. Enfin, les régions NP sont extraites en appliquant l'algorithme CCA à 8 connexions. Un taux élevé de succès de NPL de 98% utilisant 300 images a été atteint. Cependant, cette méthode est coûteuse en termes de calcul et lente pour les grandes images.

Un autre algorithme basé sur la texture est proposé dans [43], où les bords de l'image d'entrée sont détectés pour la première fois, puis un algorithme de contour est utilisé pour détecter les limites fermées des objets, les lignes de contour sont transformées en coordonnées Hough pour trouver deux parallèles interagés lignes qui sont considérés comme un candidat en plaque. Étant donné que les nombres de pixels dans les lignes de contour sont beaucoup moins que les pixels dans l'image d'origine, le calcul de la transformation de Hough est plus efficace et la vitesse de l'algorithme s'est améliorée de manière significative sans perte de précision. Le taux de NPL atteint [43] est de 98,8% lorsque vous utilisez uniquement des plans proches du véhicule. Des méthodes améliorées pour accélérer les transformations sont décrites dans [44], [45] et [46].

Dans [47], une fonction de mise à l'échelle de Haar pour la transformée en ondelettes est proposée. L'image de niveau de gris est d'abord binarisée par un seuil prédéfini pour mettre en surbrillance la caractéristique de la région NP, puis appliquer une transformée en ondelettes avec différents paramètres pour générer quatre sous-images correspondantes: filtre passe-bas, caractéristiques contenues dans la direction verticale, caractéristiques contenues Dans la direction horizontale, et caractérisent les caractéristiques des caisses, à savoir LL, LH, HL et HH,

respectivement. Après la transformation en ondelettes, cinq étapes pour localiser la région NP sont proposées:

1. Trouvez la ligne de référence par variation horizontale dans la sous-image LH;
2. Décidez de la taille du masque;
3. Trouver les régions candidates au-dessous de la ligne de référence;
4. Vérification de la région candidate;
5. Recherche dans la région NP complète.

La précision moyenne de la détection réalisée dans cet article était de 92,4%, mais la taille fixe du masque et la ligne de référence pour trouver le candidat rendent la méthode peu fiable, car elle exigeait que la distance entre le véhicule et la caméra d'acquisition soit dans une plage fixe .

Les méthodes basées sur la texture utilisent des caractéristiques plus discriminatives que le contour ou la couleur, mais entraînent une complexité de calcul plus élevée.

Algorithmes basés sur les caractères :

Les approches basées sur les caractères vont chercher toutes les régions de l'image possédant des caractères puis éliminent les faux résultats en prenant en considération des paramètres prédéfinies.

Soh et al. [xyz] ont adopté cette approche en association avec divers filtres et transformations d'image.

Ces algorithmes ont l'avantage de détecter les plaques d'immatriculation même dans les cas les plus extrêmes mais furent délaissés à cause du nombre important de faux positifs lors de la détection.

Discussion :

Les algorithmes NPL présentés dans les sections précédentes nécessitent normalement un environnement de travail prédéfini pour extraire le NP d'une image d'entrée, par exemple, la distance de la caméra, l'environnement de fond, la position du véhicule et la condition d'éclairage.

Tableau 1:Avantages et inconvénients de chaque classe de méthodes de détection de plaque d'immatriculation

Méthodes	Raisonnement	Avantages	Inconvénients	Références
Utilisant les contours	Les contours de la plaque forment un rectangle	Simple, rapide et efficace	Trop de contours indésirables sur les images complexes	[5], [10]–[24]
Utilisant les couleurs	La plaque possède une couleur spécifique	Utile lorsque la plaque est inclinée sur l'image	RVB est limité à la condition d'illumination, HLS est sensible au bruit.	[36]–[38]
Utilisant les textures	Transition de couleur fréquente sur la plaque d'immatriculation.	Détection possible même si la plaque est déformée	Complexité d'implémentation et de calculs très élevée	[29], [30]–[31]
Utilisant les caractères	Il doit y avoir des caractères sur la plaque d'immatriculation.	Détection même dans les cas extrêmes	Consomme beaucoup de temps et génère trop d'erreurs en présence d'autre texte dans l'image	[43], [44]
Utilisant deux méthodes ou plus	Combiner plusieurs approches est plus efficace	Plus fiable	Complexité dans la réalisation	[50]–[51], [52], [54]

Tableau 2:La performance des algorithmes existants de localisation de la plaque dans quelques pays

NPL Algorithm	Country	Image Type	NPL Successful Rate (%)	Speed (ms)
Improved Bernsen algorithm and CCA [45]	Japan	Greyscale	97.16	158
Edge detection and morphology [47]	China	Greyscale	99.6	100
Fuzzy logic [59]	Taiwan	Colour	97.9	N/A
Fuzzy logic [60]	China	Colour	95.1	400
Support vector machine [61]	Korea	Colour	92.7	1280
Wavelet transform [44]	Taiwan	Greyscale	97.3	180
Sliding concentric windows [68]	Greece	Greyscale	96.5	N/A

2. segmentation de la plaque d'immatriculation :

la segmentation est une étape importante dans les systèmes ANPR car les caractères segmentés correctement et précis sont plus susceptibles d'être reconnus avec succès [5]. Au cours des dernières années, de nombreuses techniques CS ont été développées pour le texte dans des documents imprimés [49] [50], cependant, en raison de l'utilisation réelle des systèmes ANPR, les images NP obtenues sont bruyantes (par exemple, éclairage irrégulier, NP incliné et Caractères connecté) [3]. Afin de surmonter à ces problèmes, une grande variété de techniques de segmentation de caractères modifiées ou améliorées ont été développées. Il existe principalement deux catégories d'algorithmes CS:

- **Algorithmes de Projections et de traitement d'images binaires;**

- **Algorithmes de suivi des contours;**

Les trois types d'algorithmes CS sont discutés avec plus de détails dans les sections suivantes.

2.1 Algorithmes de Projections et de traitement d'images binaires

L'algorithme CS utilisé le plus commun est celui basé sur les projections verticales et horizontales des pixels [36, 41, 51-52]. L'idée est de résumer des pixels qui appartiennent à une colonne ou une ligne d'une image NP binaire et d'obtenir deux vecteurs de lignes et de colonnes (ou des projections), puis les analyser en fonction de leur histogramme de projection pour identifier les points critiques minimum locaux dont les personnages ont besoin Pour être segmenté.

Le principal avantage de cette méthode est sa faible complexité et sa mise en œuvre directe, mais elle ne fonctionne pas bien lorsque le NP a connecté des caractères en raison du bruit et que la projection entière des pixels horizontaux ne peut pas fournir une position horizontale exacte d'un caractère lorsque NP est incliné ou bruyant , Ce qui entraînera des difficultés lors de l'identification des points critiques locaux de chaque personnage.

Une autre méthode utilisée appliquée aux images binaires pour CS est la CCA qui repose sur des conditions géométriques dans lesquelles la hauteur, la largeur et la surface des caractères doivent être mesurés [53]. Dans cette méthode, la position correcte de chaque caractère peut être extraite même si la NP est incliné, mais il exige que chaque personnage soit entièrement connecté et que les personnages ne doivent pas être connectés.

Par conséquent, afin de résoudre ce problème, cette méthode est habituellement combinée avec la morphologie mathématique. Des approches adaptatives pour les images NP dégradées ont été développées dans [54], qui comprennent des opérations morphologiques. Ces méthodes appliquent l'algorithme d'épaississement et de taille aux images binaires pour supprimer le bruit et rechercher des points de segmentation critiques dans l'histogramme de projection. Pour la tâche précitée, une connaissance préalable de la quantité maximale de segments pour le caractère ou le numéro a été utilisée pour décider si la fusion est nécessaire. Les opérateurs morphologiques sont utilisés pour fusionner et séparer les chevauchements ou les caractères connectés [54].

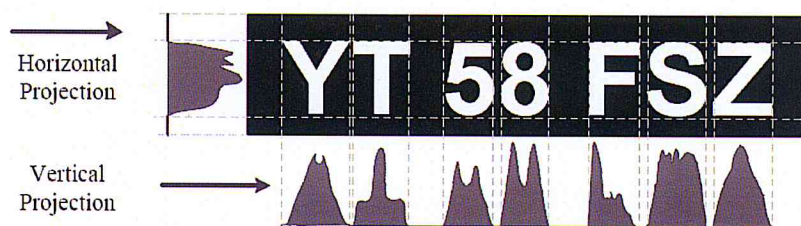


Figure2. 3un exemple des histogrammes de projection

2.3 Algorithmes de suivi des contours

Le deuxième type d'algorithmes CS est le suivi du contour. Les travaux proposés dans [52] et [54] entrent dans cette catégorie, où les informations limites des caractères sont utilisées. L'algorithme extrait la ligne de contour pour chaque caractère en huit et quatre directions en utilisant des masques 3×3 et 2×2 , puis divise la région NP en partie supérieure et en partie inférieure en utilisant l'histogramme indiquant une densité pour la direction de l'axe y.

L'algorithme de masquage 2×2 choisit un pixel de limite dans la région correspondante comme point de départ, puis détermine le prochain sens de progression du masque en considérant deux pixels a et b. La direction de début de suivi est dans le sens inverse des aiguilles d'une montre, si a et b sont respectivement des limites et des pixels d'arrière-plan, le sens de suivi reste dans le sens inverse des aiguilles d'une montre. Si a et b sont soit des pixels de limite, soit des pixels de fond et de limite respectivement, le processus de suivi commence à partir du pixel voisin du côté droit et continue dans le sens des aiguilles d'une montre, comme le montre la Figure 2-7 (b). Si a et b sont à la fois des pixels d'arrière-plan, le processus de suivi commence à partir du pixel voisin du côté gauche et se poursuit dans l'autre sens de la direction précédente.

Dans [52] et [53], un modèle de contour actif axé sur la forme est établi, qui utilise un algorithme d'adaptation rapide de variation pour la segmentation des caractères NP, où un extrait grossier

des limites et des étiquettes de classe de chaque caractère est proposé à l'aide d'une forme rapide Technique de marche avec une fonction de vitesse dégradée et dépendant de la courbure.

Plus lisse que possible [53]. Tout d'abord, l'algorithme initialise l'avant aux limites de l'image, puis effectue des interactions rapides avec la fonction de vitesse à l'aide de l'équation .

Après avoir localisé la limite de caractères grossiers, un processus de limite de caractères fins est utilisé pour localiser les limites de caractères fins et les classer avec des contours actifs évolutifs dans le schéma de marche rapide, qui dépend des informations de similarité de gradient, de courbure et de forme. La méthode est également capable de segmenter les caractères brisés et d'utiliser les résultats de segmentation finale fusionnés pour la reconnaissance.

2.3.4 Discussion

La faible complexité informatique de la projection de pixels en fait la méthode la plus utilisée pour la segmentation des caractères. Toutefois, cette méthode repose sur la forme des caractères. Bien que CCA ait la capacité de surmonter ce problème, mais tous les caractères sur le NP doivent être isolés et chaque caractère doit être entièrement connecté. Les réseaux de suivi de contour et de classificateur peuvent fonctionner mieux dans des environnements plus complexes, mais leur complexité informatique plus élevée limite la flexibilité de sa mise en œuvre matérielle.

Le stade CS est une étape très importante dans l'ensemble du système ANPR car le niveau OCR repose entièrement sur des caractères isolés et les caractères segmentés incorrectement ne sont pas susceptibles d'être reconnus avec succès. En fait, la segmentation précise des images NP dégradées pose encore un problème dans les systèmes ANPR, la plupart des erreurs de reconnaissance dans les systèmes ANPR sont dues à des erreurs de segmentation.

Tableau 3: La performance des algorithmes existants de segmentation des caractères dans quelques pays

CS Algorithm	Country	CS Successful Rate (%)	Speed (ms)
Pixel Projection [45]	Japan	98.34	35
Pixel Projection [50]	Australia	98.82	200
CCA [56]	China	95.6	2000
Bicubic interpolation and fixed position parameters	Greece	89.1	N/A
CCA [79]	Korea	97.2	150
Contours Tracking [82]	Korea	97.7%	N/A
Hidden Markov Chains [88]	Czech Republic	96.7%	N/A

3. Reconnaissance optique des caractères

Les systèmes **OCR**(Optical Caractère Recognition) est devenu une technologie importante et largement utilisée, qui traduit les images numérisées du texte imprimé en texte encodé par machine. Cette technologie est également utilisée pour la reconnaissance de caractères segmentés dans la dernière étape d'un système ANPR. Le système OCR pour ANPR est relativement moins complexe comparé à d'autres systèmes OCR communs (par exemple, écriture à la main et numérisation de texte) car les caractères sur NP ont des polices uniformes [52] et [53]. Cependant, afin de gérer les effets environnementaux extérieurs bruyants et inconnus, le système ANPR a besoin d'un algorithme OCR stable. Les algorithmes les plus utilisés sont basés sur des classificateurs statistiques, des réseaux neuronaux artificiels (ANN) et des techniques communes de correspondance de modèles [5].

Définition : Le «classement» est une méthode supervisée qui consiste à définir une fonction qui attribue une ou plusieurs classes à chaque donnée. Dans cette approche on suppose qu'un expert fournit auparavant les étiquettes pour chaque donnée, les étiquettes sont des classes d'appartenance. Selon [67] : «(la classification supervisée (appelée aussi classement ou classification inductive) a pour objectif « d'apprendre » par l'exemple. Elle cherche à expliquer et a prédire l'appartenance de documents à des classes connues a priori. Ainsi c'est l'ensemble des techniques qui visent à deviner l'appartenance d'un individu à une classe en s'aidant uniquement des valeurs qu'il prend)»

3.1 Les k plus proches voisins (K-PPV) : La méthode des plus proches voisins (noté parfois k-PPV ou k-NN pour -Nearest-Neighbor) consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, la plus classique est la distance euclidienne (voir chapitre3.section6), et le nombre de voisins à prendre en compte. Cette méthode supervisée et non-paramétrique est souvent performante. De plus, son apprentissage est assez simple, car il est de type apprentissage par coeur (on garde tous les exemples d'apprentissage). Cependant, le temps de prédiction est très long, car il nécessite le calcul de la distance avec tous les exemples, mais il existe des heuristiques pour réduire le nombre d'exemples à prendre en compte [68] .

3.2 La classification bayésienne : Un classifieur probabiliste linéaire simple basée sur le théorème de Bayes qui suppose que les descripteurs (attributs) qui décrivent les objets de l'ensemble d'apprentissage sont indépendants.

3.3 Classificateurs statistiques

Les classificateurs statistiques peuvent être divisés en deux sous-classes: classificateur à un seul étage et classificateur multi-étages. Support Vector Machine (SVM) est l'un des classificateurs largement utilisés pour les deux sous-classes. Le travail effectué dans [55] utilise quatre reconnaissances de caractères basés sur SVM Indexé par SVMuc, SVMun, SVMlc et SVMln, qui est utilisé pour reconnaître le personnages. Chaque reconnaiseur SVM est utilisé pour reconnaître différents caractères situés dans différentes positions sur les NP coréens où les caractères sont répertoriés en deux lignes (par exemple, les caractères supérieurs, les numéros supérieurs, le caractère inférieur et les chiffres inférieurs). Dans le cas des caractères, une méthode de décomposition par classe est utilisée pour classer entre les caractères multi-classes.

En cas de nombre, ils utilisent 10 SVM pour reconnaître 0-9 respectivement, et la valeur maximale des sorties est sélectionnée.

Dans le travail présenté dans [45], un groupe de caractères chinois est traité comme une chaîne de caractères, l'ensemble de la chaîne de caractères a été normalisé et pris comme objet d'étude afin de réduire la difficulté de segmentation et de post-traitement des caractères. Approches d'extraction de fonctionnalités de Global Direction Contributivité Densité (G-DCD) et direction locale Contributivité et la densité (L-DCD) a été proposée lorsque les directions de huit temps

L_i ($i = 1, 2, \dots, 8$; 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315) sont utilisés pour indiquer huit distances entre le pixel sur une course et huit bords directionnels de la course.

G-DCD: il s'agit d'un vecteur de fonctionnalité 1-D qui reflète la complexité, la direction et la relation de traits de caractères connectée. Fondamentalement, en balayant l'image de gauche à droite en direction de T 0, 1, 2, 3, désigne 0, 90, 45 et 135, Respectivement, tous les points de croisement de la ligne de balayage et du contour de course sont obtenus, puis les caractéristiques directionnelles de tous les points de croisement sont calculées et ajoutées.

Caractéristique de contour: cette caractéristique est représentée par la distance de l'axe des abscisses entre la limite de l'image du personnage et le premier pixel du personnage lorsque horizontalement (0) balayant l'image de caractère de gauche à droite. De même, les caractéristiques de contour comprennent également d'autres directions, c'est-à-dire 45, 90 et 135.

Dans ce travail, SVM a été utilisé comme classificateur pour reconnaître les caractères en fonction des fonctionnalités ci-dessus. Cela a été testé en utilisant des IP japonais qui incluent des nombres, Kana (script japonais) et les chaînes de caractères qui représentent la zone. Les taux de reconnaissance pour les nombres, Kana et les chaînes de caractères sont respectivement de 99,5%, 98,6% et 97,8%.

Beaucoup de chercheurs ont intégré des classificateurs multi-étages pour améliorer le taux de reconnaissance de l'OCR. Dans [92], un système d'OCR hybride à deux étapes est présenté. Il utilise d'abord quatre sous-classificateurs statistiques pour reconnaître indépendamment le caractère d'entrée et ensuite les résultats sont combinés à l'aide de la méthode Bayes [56]. Deuxièmement, si le caractère reconnu de la première étape appartient à l'ensemble des caractères ambigus (par exemple I / 1, B / 8 et O / D), une étape structurelle est utilisée pour une autre décision. La stratégie grossière est définie dans [57] pour organiser efficacement le caractère d'un grand nombre de candidats possibles, où les caractères sont triés par leur forme et les cas ambigus sont regroupés, alors seules les caractéristiques spécifiques sont considérées dans le caractère similaire groupe.

3.4 Réseaux de neurones artificiels

Les ANNs sont des architectures informatiques intelligentes largement utilisées pour la reconnaissance de motifs, et l'architecture de réseau neuronal (NN) la plus couramment utilisée et la plus simple est la NN de flux d'alimentation multicouches, qui peut classer les entrées dans

un ensemble de catégories cibles. En règle générale, les travaux effectués dans [58] et [48, 59] utilisent les valeurs de pixels binaires et la valeur d'intensité moyenne de l'image de caractère pour alimenter les entrées de NN, ce qui permet d'obtenir de bonnes performances même dans des environnements complexes dans les systèmes ANPR. Un NN de feed-forward multicouche typique est affiché

Dans [58], on utilise un réseau de Backpropagation standard qui possède une architecture avec 3 couches et 129, 20 et 36 neurones sur les couches d'entrée, de cache et de sortie, respectivement. Dans [59], ils ont proposé un réseau multijoueur qui consiste en 209 entrées, 104 neurones cachés et 33 sorties. Le NN conçu peut reconnaître un personnage à la fois. L'algorithme de formation est Backpropagation. Le taux de reconnaissance de caractères obtenu était de 95%.

Afin d'améliorer encore le taux de reconnaissance du caractère, il faut utiliser des fonctions d'extraction des images de personnage. Dans [60] et [61], des procédures supplémentaires pendant la phase de formation ou après avoir obtenu les résultats du NN pour gérer les caractères difficiles qui appartiennent à l'ensemble de

Des caractères ambigus sont utilisés .

Dans [61], les personnages ambigus sont utilisés plus souvent pour la formation NN. Après la formation complémentaire, le taux de reconnaissance était de 98,2%. Cependant, dans [39], une fois les caractères mal classés sont trouvés, une comparaison mineure supplémentaire entre le caractère inconnu et le caractère classé est appliquée, où seules des parties distinctives de caractères ambigus sont comparées. Cependant, l'extraction des fonctions nécessite normalement un calcul complexe ou plusieurs étapes pour extraire des fonctionnalités. Il existe également d'autres types de NN utilisés pour la classification, tels que Probabilistic Neural Network (PNN) [68, 62], Deep Boltzmann Machines (DBM) [63] et Deep Belief Nets (DBN) [64], qui donnent normalement plus précis Mais nécessitent plus d'espace mémoire et de temps d'apprentissage.

3.5 Correspondance des motifs

La correspondance de motif commune est une technique pour trouver une image cible, qu'elle correspond ou non à une image de modèle, qui peut être une solution pour reconnaître une police unique et des caractères de taille fixe tels que les caractères NP. Normalement, l'image cible est utilisée pour comparer une image dans le jeu de données de modèle prédéfini, un par un, où Root Square Error (RSE) ou les algorithmes de corrélation croisée sont utilisés pour déterminer le meilleur résultat d'appariement.

Dans [65], un opérateur de corrélation croisée est appliqué entre une sous-zone de l'image en niveaux de gris normalisée et chaque prototype. Soit g , g , f et f l'image du modèle, le niveau de

gris moyen de l'image du modèle, l'image acquise et le niveau de gris moyen de l'image acquise, respectivement.

Les décisions de reconnaissance sont basées sur les valeurs de corrélation croisées normalisées. En raison de la différence entre les épaisseurs de caractères pour chaque province, différentes tailles de modèles sont conçues pour reconnaître ces caractères. Une fois que la province a été reconnue, le système a calculé la valeur de corrélation croisée pour chacun des modèles de 31 caractères. À chaque étape, les valeurs de corrélation croisée entre le modèle recherché et les valeurs correspondantes

L'image acquise est stockée dans une matrice avec 31163 éléments. Chaque rangée matricielle contient les valeurs de corrélation croisée de chaque modèle examiné et chaque colonne matricielle contient la liste de la valeur de corrélation croisée de tous les modèles de cette position sur l'image. Le caractère reconnu sera décidé en utilisant la plus grande valeur moyenne de corrélation croisée obtenue à partir de chaque colonne de matrice. L'algorithme a été testé avec une base de données contenant 1823 images de caractères, et le taux de reconnaissance obtenu était de 97,97%. Toutefois, étant donné que les positions des personnages dans l'image NP sont inconnues, les extractions de chaque caractère nécessitent une distance et une taille fixes. De plus, un coût de calcul élevé est également requis par la mesure de corrélation croisée.

Le travail dans [66] utilise l'erreur de l'axe médian (RMSE) pour calculer la similitude d'un prototype et d'une image binaire donnée. Une méthode est d'abord proposée pour estimer la taille du caractère. La taille estimée des caractères est rééchantillonnée à 28 pixels, puis une concurrence de correspondance est effectuée pour trouver la meilleure image de correspondance dans le modèle. Si un candidat peut être trouvé, la hauteur sera utilisée comme hauteur de caractère, sinon la hauteur estimée sera augmentée jusqu'à ce qu'une meilleure correspondance soit trouvée. Pour évaluer la nouvelle largeur, une méthode d'interpolation linéaire est utilisée pour redimensionner le caractère en fonction de la nouvelle hauteur. Le RMSE L'approche est utilisée à la fin pour mesurer la similitude d'un modèle et de l'image donnée

Cependant, ces méthodes d'appariement de motifs ne conviennent pas pour reconnaître le caractère flasque et bruyant, qui est le type de caractères qui doivent être traités dans les systèmes ANPR [5].

Discussion

Les caractères segmentés incorrectement du stade CS, où les personnages ne sont pas dans la position attendue ou si certaines d'entre elles sont manquées, peuvent affecter la reconnaissance OCR. Les NN et les classificateurs statistiques, qui donnent de meilleurs résultats, se comparent aux techniques courantes d'appariement des modèles, peuvent surmonter ce problème en raison de leur forte mémorisation et de leur capacité d'auto-adaptation. Cependant, afin d'obtenir de

bonnes performances, une grande quantité d'échantillons est nécessaire pour former les NN. Bien que les technologies OCR soient déjà mûres et continuellement améliorées au fil du temps, elles doivent encore être améliorées dans un ensemble de caractères ambigus (1 / I, 0 / O, 0 / D, 2 / Z, 8 / B et 5 / S). Le tableau 2-3 résume les performances des algorithmes OCR existants pour les systèmes ANPR.

Tableau 4 : La performance des algorithmes OCR appliquer aux systèmes ANPR dans quelque pays

OCR Algorithm	Country	Character Recognition Rate (%)	Speed (ms)
ANN [43]	China	97.1	N/A
SVM [45]	Japan	97.03	18
ANN [48]	Australia	92.03	N/A
Self-organised Map (SOM) [59]	Chinese	95.6	N/A
Probabilistic Neural Network [68]	Greece	89.1	128

Conclusion :

Dans cette section on a introduit les principaux algorithmes qui existe sur le marché en matière ANPR , chaque étape du système de reconnaissance des plaques d'immatriculation repose sur un nombre bien définie des opérations de traitement d'image et de vision par ordinateur, dans le prochaine chapitre nous avons introduit les concepts de notre système de reconnaissance proposé, dont on a utiliser un algorithme d'extraction de la plaque baser sur les contours, le résultat de cette étape sera une entre a une autre étape de segmentation de la plaque, basé sur un algorithme de suivi les contours, chaqu'un des caractères segmenté va être une entre a une étape de reconnaissance des caractères optique (OCR), basé sur les réseaux de neurones.

Chapitre 3 :

Conception du système

1- Introduction :

Nous avons vu dans le chapitre N°1 l'ensemble des opérations de traitement d'image qui sont utilisables dans les différentes étapes du système. L'objectif du système de reconnaissance des plaques d'immatriculation est d'avoir une image comme entrée et fournir des caractères significatifs d'un matricule algérien en sortie, après avoir testé et comparé les différentes méthodes qui existent. Ce chapitre est consacré au développement de notre système proposé, qui représente une étape très importante dans l'élaboration de notre projet de fin d'étude.

Nous allons présenter des algorithmes qui reposent sur des techniques de traitement d'images utilisées pour la détection de la plaque, la segmentation et la reconnaissance des caractères.

2- Conception globale :

2.1 Description :

Notre système proposé consiste à suivre trois étapes principales, qui sont la détermination de la plaque, la segmentation et la reconnaissance des caractères. Dans chacune de ces étapes l'image subit des transformations qui sont un ensemble d'opérations du traitement d'image, qui transforment une image en d'autres images faciles à exploiter, pour avoir à la fin un matricule d'un véhicule algérien significatif.

Bien que le traitement se fait sur chaque image séparément, le processus de reconnaissance prend en considération la séquence vidéo, puisque elle est considérée comme un enchaînement d'images (Frames).

2.2 Organigramme global :

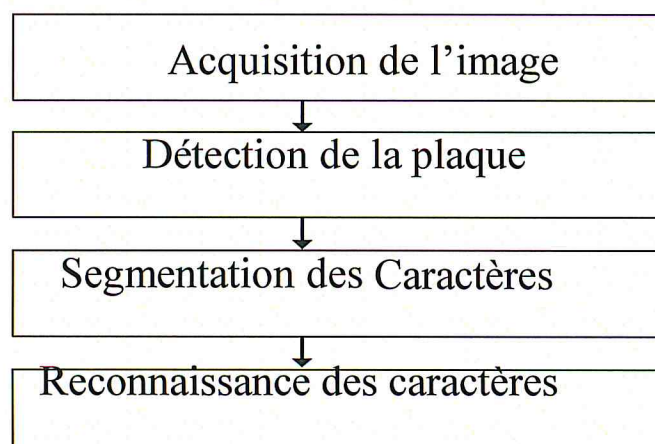


Figure3. 1 Organigramme Globale

3. Conception des différents modules :

Sur la base de l'organigramme cité ci-dessus nous allons détailler les trois étapes du système importantes:

3.1 Conception du module de détection de la plaque :

Le but principale de cette étape est d'acquérir une image en entrée et donner un matricule d'un véhicule en sortie. Malgré que tous les étapes de développement du système sont importantes dans l'efficacité du système, cette étape est plus cruciale que les autres par ce que notre but c'est de lire les caractères qui se trouvent en dedans un matricule, (la zone rectangulaire qui contiens des chiffres significatif-code wilaya- l'année de fabrication-le type de véhicule-le numéro d'inscription dans la wilaya),

Comme nous l'avons déjà évoqué dans le chapitre N°1, il existe des différentes approches de détection de plaques d'immatriculations dont les performances diffèrent suivant la variation de conditions d'acquisition d'images telles que la luminosité, la nature des plaques et de l'arrière-plan. Après avoir essayer ces différentes approches de localisation, nous avons opté pour la détection basée sur les contours. Ce choix a été conduit par rapport à l'efficacité dans la détection du contraste existant entre la plaque d'immatriculation et l'arrière-plan de l'image, ainsi que le taux élevé de localisation et sa rapidité dans le traitement par rapport aux autres méthodes. En effet, cette méthode permet de détecter les plaques d'immatriculation indépendamment de leurs dimensions et de la couleur des caractères. Toutefois, cette méthode reste peu performante quand a la détection de certaines plaques dont le voisinage est fortement texturé (quand la voiture contient beaucoup de contours autour de la plaques).

Nous rappelons que cette première étape consiste tout d'abord à détecter la plaque d'immatriculation dans l'image. Cette étape est suivie en suite par un ensemble de traitement, à savoir une détection des contours, des traitements morphologiques (tel que la dilatation, érosion, remplissage de trous,... etc), des améliorations par des seuillages (élimination des régions bruitées), etc. Dans ce chapitre, nous détaillons l'ensemble de ces traitements.

Après une application d'une séries de transformations sur image et des opérations morphologiques mathématiques, nous avons testé le rapport hauteur/largeur (H/L) des rectangles candidats pour trouvé le matricule dans l'image originale.

3.1.1 Organigramme et algorithme du module de détection de la plaque :
Organigramme :

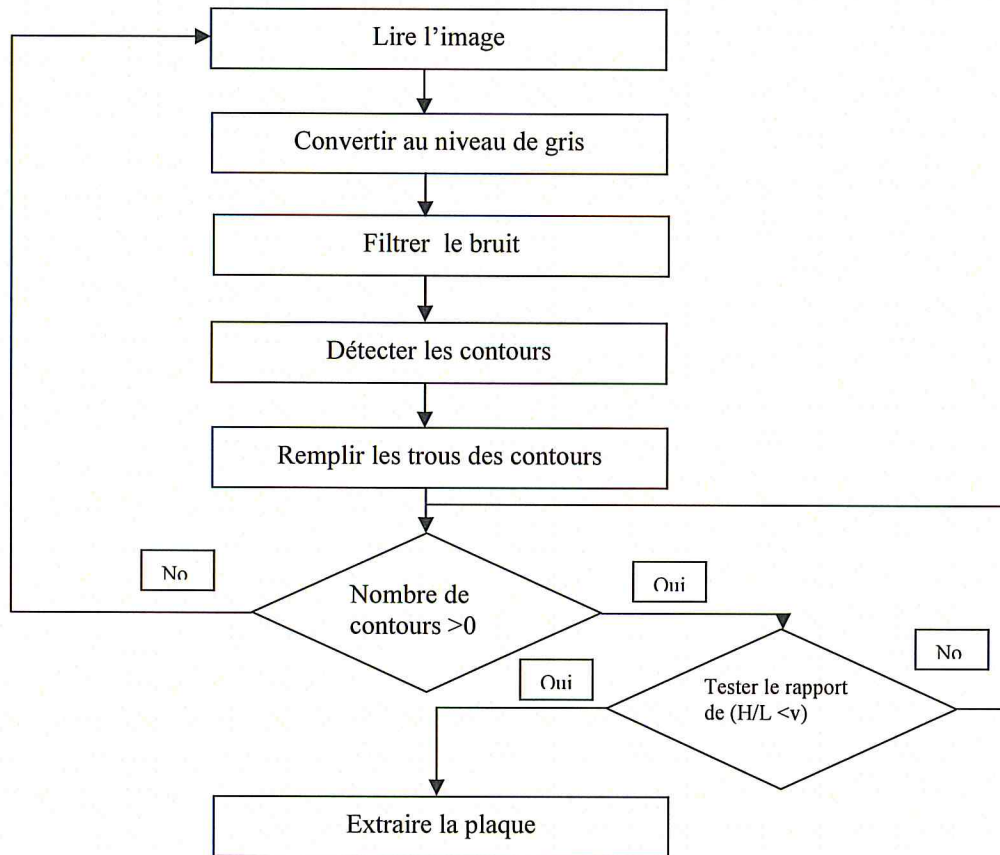


Figure3. 2description du module de localisation de la plaque

Algorithme :

Début :

- 1 :Acquérir une image
- 2 : Convertir l'image au niveau de gris
- 3 : Appliquer filtre médian
- 4 : Détecter les contours avec le filtre gaussien
- 5 : Utiliser un seuil adaptatif gaussien afin de binariser l'image
- 6 : Dilater l'image binaire horizontale et verticale, avec un élément structurant rectangulaire.
- 7 :Erosion de l'image dilatée avec un élément structurant, dont le but de fusionner les ruptures étroites et d'éliminer les petits trous et de
- 8 :Comblé les lacunes dans le contour.



- 9 : Remplir tous les contours fermés qui se trouvent sur l'image et banaliser.
- 10 : Tester le check Ration (d'un élément de la liste)
- 11 : Extraire de la plaque
- 12 : Encadrer le matricule dans l'image en gris en couleurs rouge
Fin.

L'opération de détection de la plaque est combinée avec deux autres processus qui sont nécessaires au bon fonctionnement de notre système qui sont :

Le premier consiste à la correction de l'inclinaison de la plaque: dans cet algorithme nous avons utilisé la transformée de haugh pour détecter les lignes horizontales de la plaque et après la mesure de l'angle d'inclinaison il faut ajuster la plaque à l'état horizontal.

Algorithme :

Début :

- 1 : Acquérir une image du matricule.
- 2 : Convertir l'image au binaire.
- 3 : Appliquer le filtre de canny pour détecter les contours.
- 4 : Appliquer la transformée de haugh pour trouver les lignes du matricule.
- 5 : Trouver les lignes les plus grandes.
- 6 : Calculer l'angle d'inclinaison.
- 7 : Tourner l'image du matricule par un angle calculé.
- 8 : Matricule horizontale.

Fin.

le deuxième processus consiste à trouver uniquement la plaque: c'est le processus d'éliminer l'arrière plan de l'image et garder que le matricule.

Algorithme :

Début :

- 1 : Acquérir une image du matricule horizontale.
- 2 : Projection de l'image verticale pour trouver la hauteur H.
- 3 : Projection de l'image horizontale pour trouver la largeur L.
- 4 : Couper l'image selon H,L

5 :Affiche uniquement la plaque
Fin.

3.2- Conception du module segmentation des caractères :

Segmenter une image consiste a partitionner une image en plusieurs régions ou ensemble de pixels selon des critères de similarité prédéfinis, elle constitue une tâche essentielle dans la vision et la reconnaissance automatiques d'objet.

Puisque le système conçu reconnaitra chaque caractère à part, les caractères situés dans la région de la plaque d'immatriculation doivent être séparés les uns des autres.

La segmentation est essentielle à l'extraction des caractères d'images et à la classification ultérieure des caractéristiques résultantes. C'est une autres étapes plus importantes dans les systèmes de reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation, car si cette dernière échoue le système obtient immédiatement des résultats erronés.

Il faut bien noter que le type du matricule algérien exige un espacement de 1cm entre les caractères imprimés, chose qui nous a évités le chevauchement des caractères.

3.2.1 Organigramme :

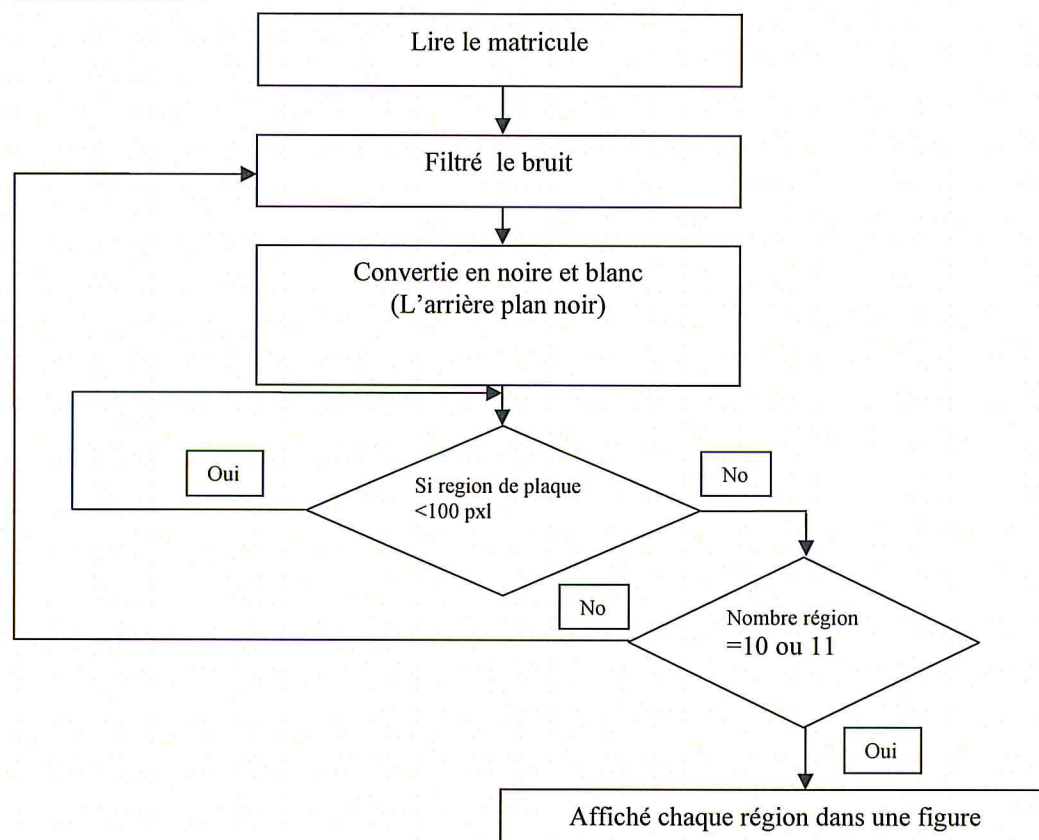


Figure3. 3description du module de segmentation

Région=(groupe de pixels liés de valeurs1) :

3.2.2-Algorithmme :

Nous avons schématisé les différentes étapes dans l'algorithme suivant :

Début :

- 1 :Récupérer l'image de la plaque d'immatriculation de la dernière processus.
- 2 : Appliquer filtre gaussien
- 3 : Convertir l'image en noire et blanc.
- 4 : inverser l'image (le fond noire et les caractères blanc).
- 5 : Dilater l'image résultante avec un élément structurant.
- 6 : remplir les trous de l'image.
- 7 : grouper l'image suivant les pixels blanc.
- 8 : calculer les coordonnées des rectangles contenant les caracteres et les tracer un rouge sur l'image.
- 9 : Extraire chaque caractères dans une image .
Fin.

3.3- Conception du module reconnaissance des caractères :

Le but de ce module est de prédire la classe de chaque caractères(chaque chiffre) présent dans le matricule.

La procédure de reconnaissance des caractères contient des étapes de prétraitement, d'extraction de caractéristique et de classification qui consiste à identifier chaque caractère segmenté et l'affecter par la suite à la classe appropriée (caractères de 0.1.2...9).

Les différentes approches de classification sont utilisées pour la reconnaissance des caractères lorsque la description du caractère peut être représentée numériquement dans un vecteur de caractéristique. Dans le présent modèle, la reconnaissance des caractères est effectuée en appliquant la classification basée sur les machines vecteurs de support afin de prédire la classe d'un nouveaux caractères. sur une base d'apprentissage d'images.

Afin de pouvoir classifier les caractères il faut qu'ils aient une taille normalisée, c'est pour cette raison que nous avons procédé auparavant au redimensionnement des images des caractères résultantes de la phase "segmentation".

3.3.1- Organigramme de reconnaissance :

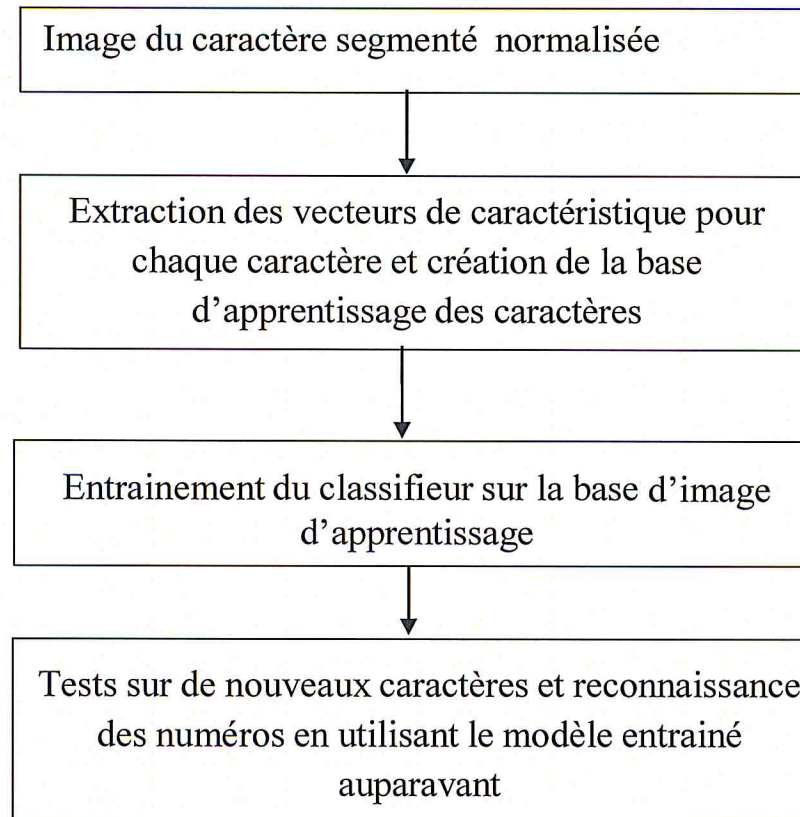


Figure3. 4Description du module "Reconnaissance des caractères"

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons montré en détails l'architecture de notre système, et nous avons présenté ainsi la conception de l'application à travers différents algorithmes utilisés pour son développement, dans le prochaine chapitre nous allons voir en détaille l'implémentation de cette conception.

Chapitre 4 :

Expériences et Résultats

1.Introduction :

A la fin de la phase de segmentation en caractères de notre système on obtient un caractère du matricule représenté sur une image a part pour prédire , pour la phase de reconnaissance on a choisi d'utiliser une méthode de classification supervisé basé sur machine vecteur support(en anglais support machine vector SVM) muliclasse , afin d'apprendre un système de classification ou de prédiction on avait besoin d'un ensemble d'entrainements , et sur ces derniers on prés un modèle .

2.Définition du SVM :

le classifieur SVM (Support Vector Machines) est un algorithme qui a été développé par V.Vapnik. Initialement, SVM a été conçu pour traiter le problème de la classification binaire supervisé et très vite les SVM se sont généralisés vers les multi-classes (SVM multi-classes) pour qu'ils traitent des problèmes de natures diverses.

Parmi leurs avantages, nous citerons. la possibilité de traiter des problèmes dont les exemples sont non homogènes, la convergence vers une solution unique (pas de problème de minimum local comme le cas des réseaux de neurones). De nombreux travaux ont été achevés dans le domaine de la reconnaissance des formes en appliquant les SVM et plusieurs noyaux sont développés pour cet objectif.La figure représente un SVM binaire

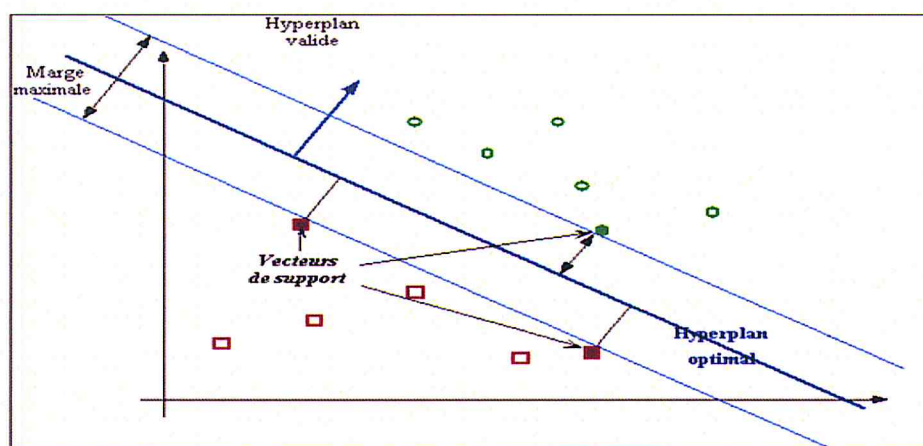


Figure4. 1Hyperplan optimal, marge et vecteurs de support

2.1Linéarité et non linéarité du SVM:

Dans les SVM, on constate deux cas de séparabilité :

1. **Le cas linéairement séparable** : dans ce genre de problématique, les données sont relativement simple à séparer ; l'exemple le plus basic est la séparation par une droite comme l'illustre la figure 4.2.

(a).

2. **Le cas non linéairement séparable** : plus complexe, contrairement aux données linéairement séparables, ces données ne peuvent pas être séparées par une simple droite ou par les méthodes de classifications de marge maximale. Cependant, dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données (comme le montre la figure 4.2 (b)). Pour cela, des modifications ont été apportées où l'utilisation d'un noyau est nécessaire. Le principe de base d'une classification SVM non-linéaire, est de projeter ces données dans un espace de dimension plus grande afin de les rendre linéairement séparables ou quasi-linéairement séparables.

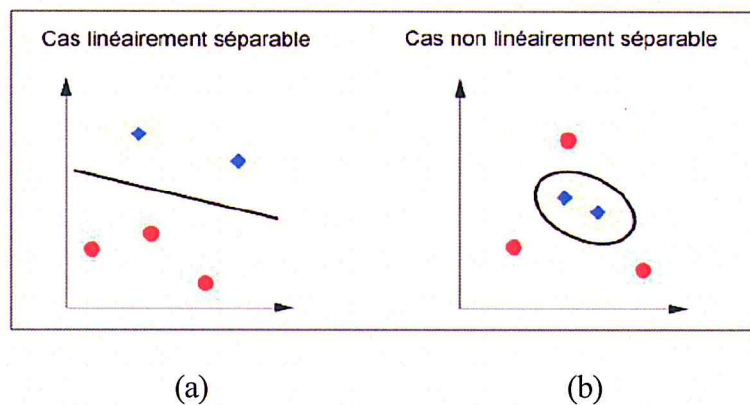


Figure 4.2 (a) cas Linéarité et (b) cas non linéarité

2.2 Les avantages des SVM Multiclasse par rapport à d'autres méthodes d'intelligence artificielle :

Dans ce travail, parmi plusieurs méthodes de classifications (basées sur l'intelligence artificielle), nous avons opté pour la classification par les SVMs. Ce choix a été motivé par plusieurs avantages fournis par les SVMs, à titre d'exemple nous les avantages suivants :

- La classification SVM permet de séparer correctement les données avec un nombre réduit de données d'apprentissage.
- Malgré le nombre réduit des données d'apprentissage SVM arrive à séparer les cas non linéaire grâce à l'utilisation des noyaux (kernels) non linéaire.
- Comparé à d'autres classifieurs robustes tels que les réseaux de neurones qui dépendent de beaucoup de paramètres, ces paramètres ont un impacte sur la précision de la classification. Par exemple le nombre de neurones dans chaque couche, le nombre de couches cachées, etc. ; SVM ne nécessite pas beaucoup de paramètres, où dans notre cas nous avons utilisé le noyau radial basis function RBF qui nécessite uniquement deux paramètres à optimiser.

Une autre raison pour laquelle SVM présente une meilleure classification que les réseaux de neurones et que les SVM utilisent une interprétation géométrique simple des données et fournissent une solution simple en minimisant le risque structurel, contrairement aux réseaux de neurones qui utilisent la minimisation empirique du risque.

Dans cette phase de reconnaissance on a présenté trois méthodes de classification afin de faire la comparaison et faire le choix idéale.

- un classifieur basique basé sur la correspondance.
- deux classifieurs SVM (le premier est basé sur les histogrammes de projection comme attributs et le deuxièmes est basé sur l’histogramme d’orientation du gradient).

3 Les étapes de développement de notre système:

Avant tous nous allons procédé à la construction de la base de donnés des caractères d’entrainement:

Dans cette étape nous avons récolter 100 photos concernant des matricules des véhicules algérien et procéder à l’étiquetage des caractères manuellement.



Figure4. 3cent 100 image des matricules

Après nous allons procédé à la sélection à la main des différents caractères a partir de ces images, pour faire représenter dix 10 caractères pour chaque classe(0,1,2,3,4,5,6,7,8,9)

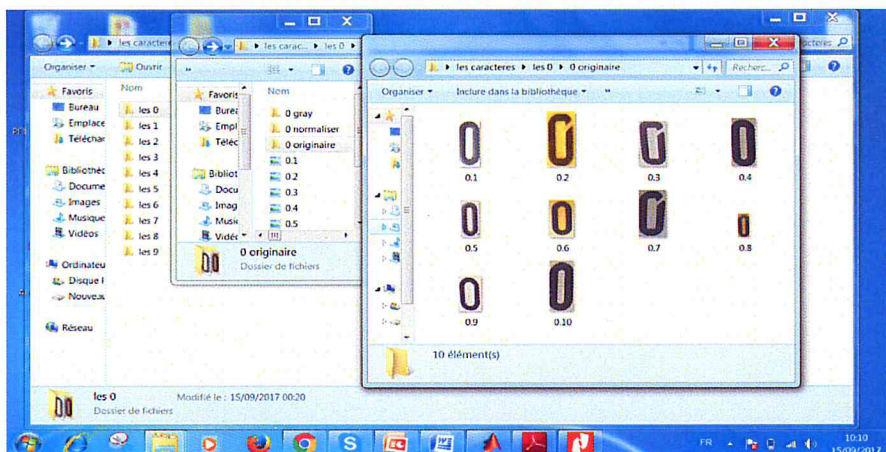


Figure4. 4Représentation de dix 10 différents caractères de la classe0

Puis on a écrit un script pour normaliser les caractères a s’avoir la taille choisie [50,20]

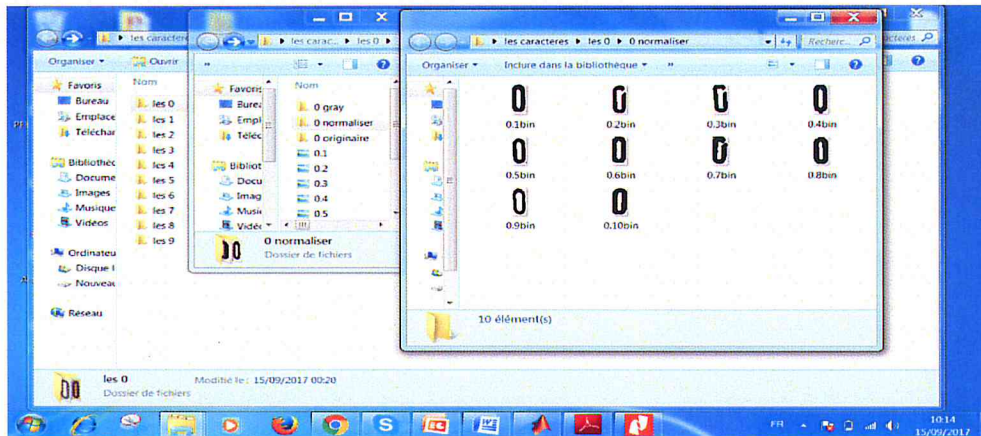


Figure4. 5Représentation de dix 10 caractères de la classe 0 normaliser

3.1/l'extractions des attributs :

On a pris les images des caractères en binaire normaliser de taille $[50,20]$, et faire sortir l'histogramme de projection horizontale et verticale pour chaque caractère, et ces deux vecteurs sont concaténé pour donné comme résultat un seule vecteur ligne Z de taille 70 ($Z_i=[X_i Y_i]$), et donc Z va représenté la matrice de tous les vecteur de projection horizontale et verticale de tous les caractères d'entraînement.(dans le deuxième classifieur on a utiliser le vecteur de la projection du gradient come descripteur des de notre base de caractères).

3.2/ l'apprentissage :

En fait l'apprentissage par l'utilisation du matrice des attributs Z et la sorti $S=$ vecteur des classe de sorti qu'on appelle vecteur label $(0,1,2,3,4,5,6,7,8,9)$;

3.3/construire le modèle

A partir de l'apprentissage ce qu'on cherche de trouver d'une manier automatique c'est une fonction qu'on va apprendre , cette dernier elle prend en entrer un vecteur est elle va prédire son score , et a partir de la valeur de ce Scor elle va décider sa classe ,après avoir construit le modèle il faut le sauvegarder dans le répertoire du travail pour le charger des qu'on a besoins (load modèle)

3.4/ prédire des nouveaux données

Dans cette phase on a utiliser des image des véhicule prise par un appareil photo numérique , extraire les caractères à partir de ces images , puis sur ces derniers valeurs on calculer les deux vecteurs de projection qui vont être des entrés a notre modèle, charger le modèle d'apprentissage, lancer la reconnaissance on obtient des caractères numidiques.

4. Les différents prise d'image d'écran du d'écroulement de notre system :



Figure4. 6 Interface d'authentification

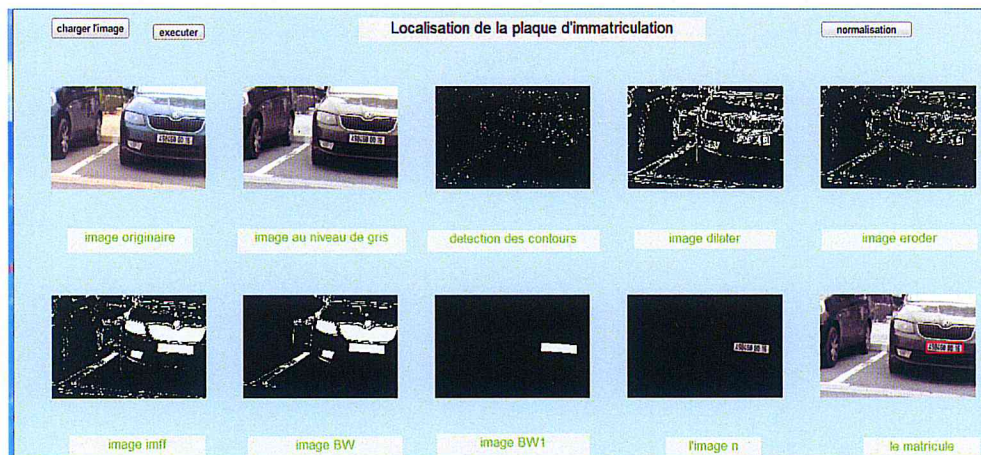


Figure4. 7 Exécution de la phase de localisation

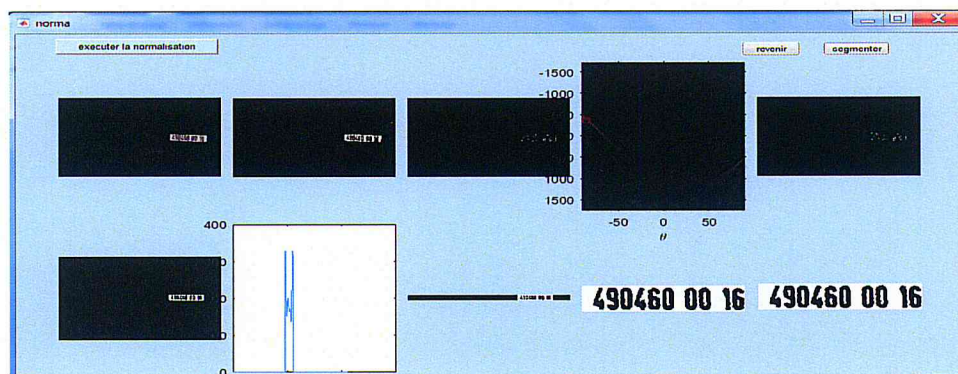


Figure4. 8 Exécution de la phase de normalisation de la plaque

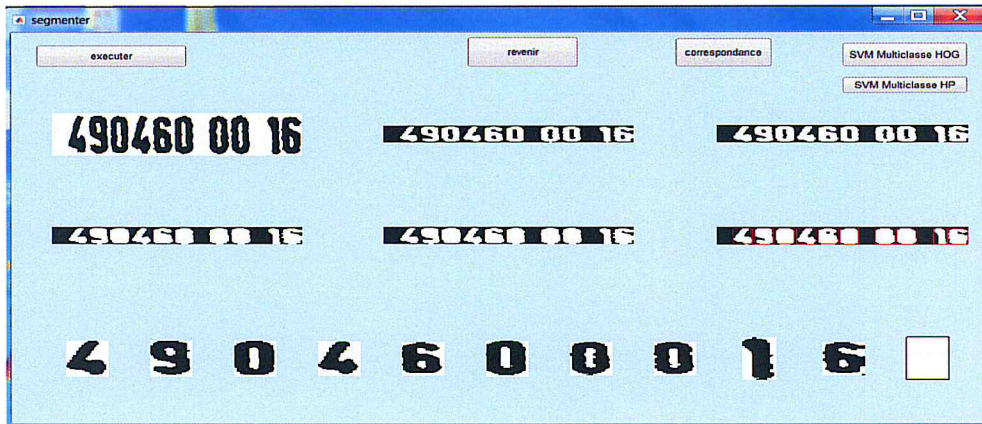


Figure4. 9Exécution de la phase de segmentation du matricule en caractères

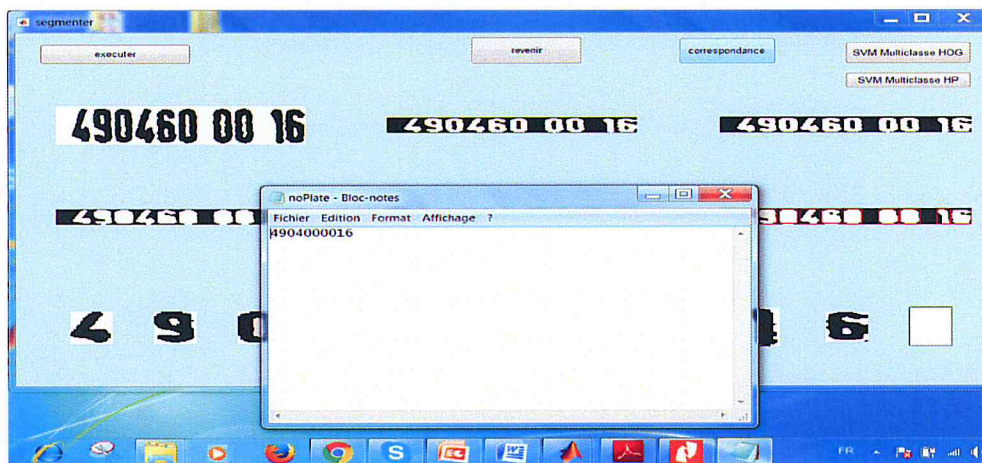


Figure4. 10Exécution de la phase de reconnaissance en utilisant la corrélation

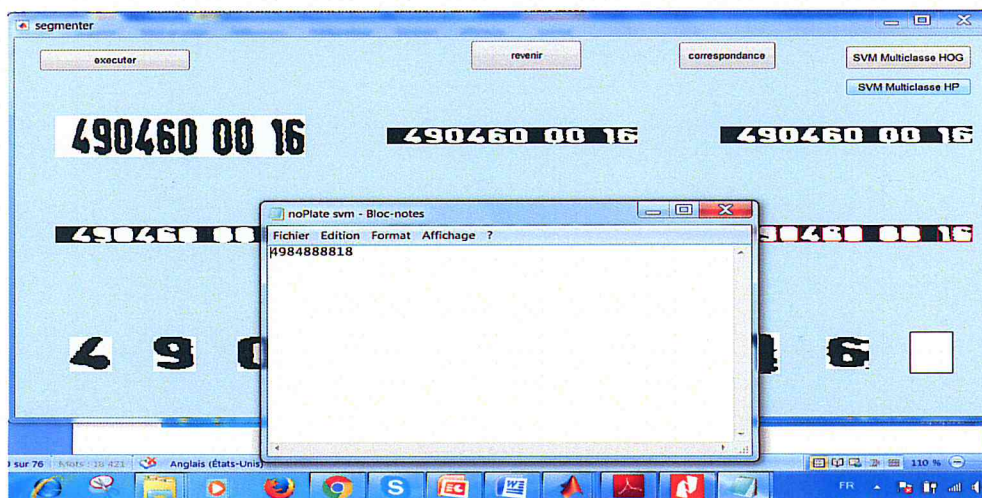


Figure4. 11Exécution de la phase de reconnaissance en utilisant SVM multiclasse HP

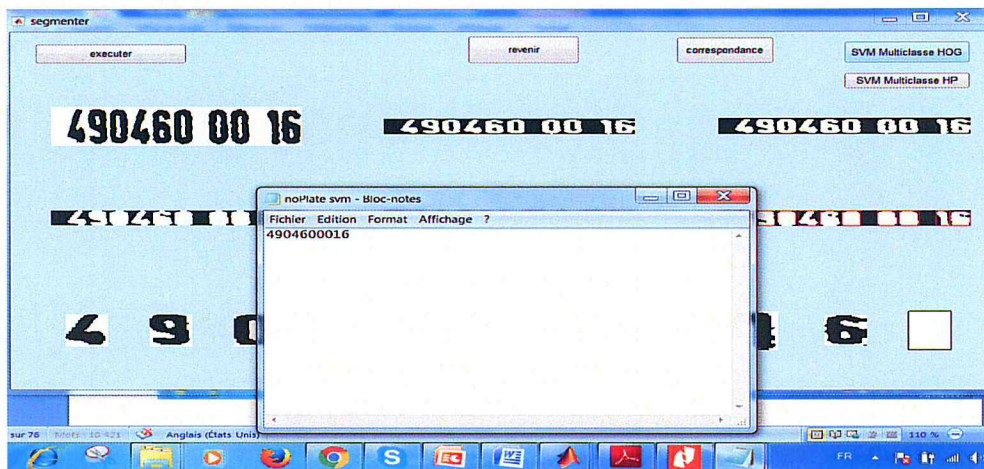


Figure4. 12 Exécution de la phase de reconnaissance en utilisant SVM multiclasse HOG

5 exemple d'un test de détection et d'extraction des plaques d'immatriculation



Figure4. 13 Image originale



Figure4. 14 Image au niveau de gris

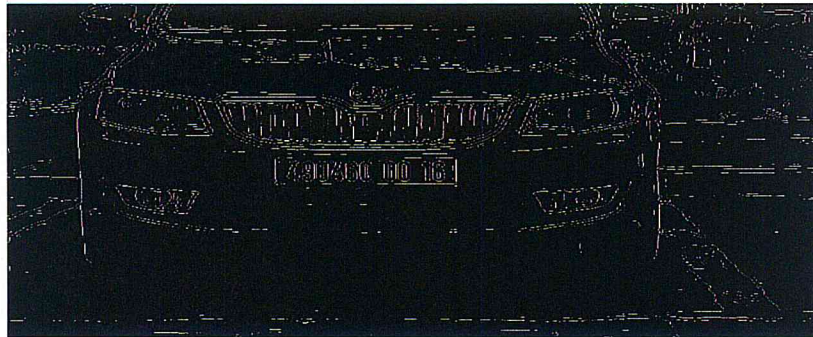


Figure4. 15les contours de l'image

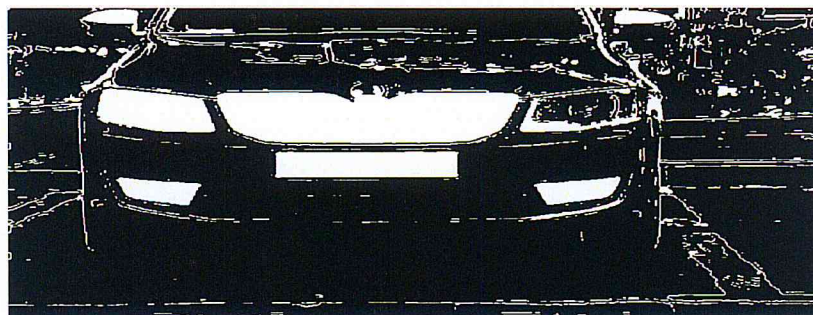


Figure4. 16Image rempli des trou après avoir subi a des Operations morphologiques

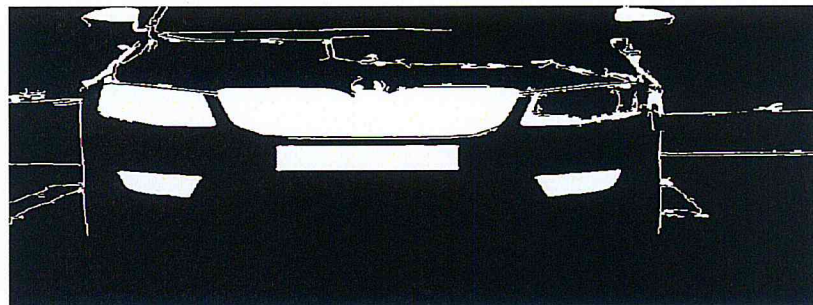


Figure4. 17Applique un seille pour éliminer les objets les plus petits

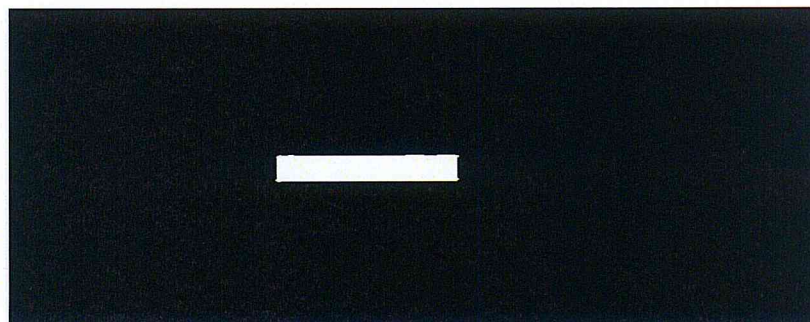


Figure4. 18Image du rectangle de la plaque après test de tous les région candidates

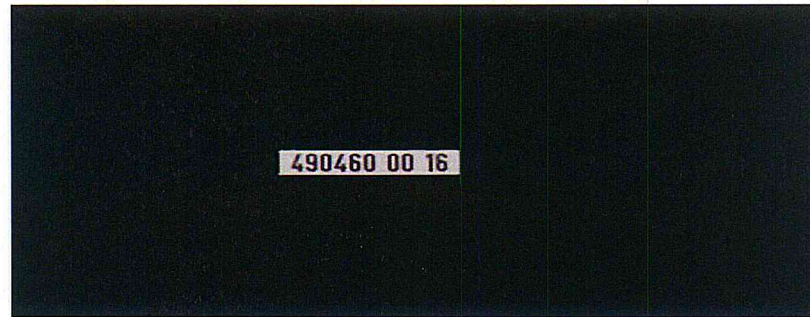


Figure4. 19 Limage du matricule

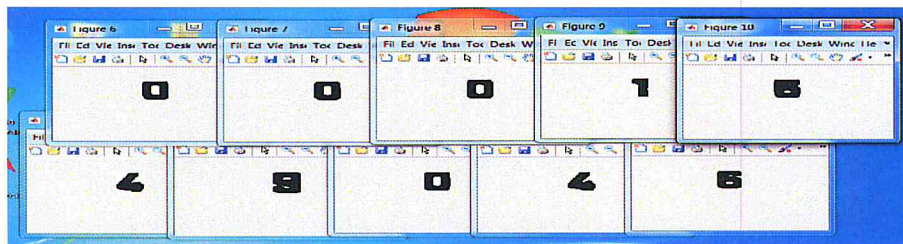


Figure4. 20 Les différents caractères après une segmentation

Discussion et interprétations :

Discussion :

- Nous remarquons que notre système permet la reconnaissance des plaques d'immatriculations même dans les situations complexes, comme les mauvaises conditions d'éclairage ou l'éloignement des plaques d'immatriculation de l'objectif d'acquisition de la caméra, etc.
- Nous remarquons aussi que le système proposé dans ce travail arrive à reconnaître les plaques d'immatriculations même dans les positions inclinées, car ce système prend en considération l'aspect de l'orientation des plaques d'immatriculations.
- Il est à rappeler que nous avons utilisé dans un début plusieurs algorithmes de classification, à savoir les réseaux de neurones, le classifieur de Bayes, plus proche voisin, et enfin nous avons opté pour les SVMs.
- Il est à rappeler aussi que la classification en utilisant les SVMs a permis une reconnaissance parfaite des images récoltées (toutes les images prises ont été correctement classifiées), contrairement aux autres méthodes citées précédemment où il y avait quelques erreurs de reconnaissance.

Interprétations :

- Une autre raison pour lequel SVM présente une meilleure classification que les réseaux de neurones et que les SVM utilisent une interprétation géométrique simple des données et fournissent

une solution simple en minimisant le risque structurelle, contrairement aux réseaux de neurones qui utilisent la minimisation empiriques du risque.

- La classification Svm a surpassé celle de KNN en raison de la capacité de SVM dans la formation des ensemble de données contrairement de la complicité du classifieur KNN qui recherche les plus proches voisins pour chaque itération où nouveau caractère se présente.
- La classification SVM a aussi surpassé celle basée sur Bayes, cela revient principalement à la condition d'indépendance posée par l'algorithme de Bayes où il suppose que les données d'entrées correspondant à une classe sont indépendantes des autres classes. Cette indépendance n'est pas systématiquement vérifier dans les applications réelles.

Conclusion :

Le choix des attributs est une étape très importante dans la reconnaissance des formes en effet, un mauvais choix des attributs engendre beaucoup d'erreurs dans la phase de reconnaissance .

Quand on a choisie d'utiliser les histogrammes de projection comme attributs on a obtenu des erreurs de reconnaissance , Et l'or-ce qu'on a utiliser l'histogramme d'orientation du gradient (par la fonction :EXTRACTHOG FEATURES) nous avons conduit a 0% d'erreur . donc il faut choisir des bonnes attributs (descripteurs) adapter a un problème donné ou spécifique.

Après les différents tests effectués, le taux de réussite du module détection de la plaque est de 85%, le système a réussi à localiser et extraire 85 plaques sur 100. Quant au module de segmentation des caractères le taux de réussite était de 90%, tel que le système a segmenté 90 plaques sur 100.

Le temps d'exécution du système pour les deux modules détection de la plaques et segmentation des caractères varie entre **3 à 7 secondes**.

Sur la base de ces résultats, on peut en déduire que les algorithmes proposés sont efficaces pour la détection et la segmentation des plaques d'immatriculation ayant un aspect ratio équivalent au plaques d'immatriculation algériennes.

Conclusion générale

Conclusion Générale :

Dans ce mémoire, nous avons présenté un système conçu pour la reconnaissance des plaques d'immatriculation, qui s'articule essentiellement autour de trois parties principales :

Tout d'abord, nous avons réussi à localiser et extraire la plaque d'immatriculation, en effectuant des opérations morphologiques ainsi que des tests de critères de zones telles que l'aspect ratio. Ensuite, les caractères de la plaque étaient segmentés en utilisant un seuil adaptatif, chaque caractère apparaît clairement segmenté de l'arrière-plan dans l'image binaire, ce qui facilite leurs extractions.

Afin de réussir la partie reconnaissance des caractères, un classifieur doit être utilisé, pour pouvoir fonctionner ce dernier doit être réglé par apprentissage. L'apprentissage consiste à donner au classifieur des exemples d'images en lui indiquant à chaque fois la classe de l'image, qui est un ensemble de données étiquetées que l'on nomme base d'entraînement ce qui revient à apprendre la description des objets à partir d'une base d'exemples.

Cette solution est testé sur des matricules algérien à donné des résultats satisfaisant pour des plaques algérien mais elle peut appliqué aux différents type des matricules de plusieurs pays (ayant un aspect ration identique à celui des plaques algériennes) et dans diverses conditions d'éclairages (temps ensoleillé, temps nuageux, journée, nuit).

Bien que l'algorithme proposé concerne les plaques d'immatriculation des voitures algériennes de nombreuses parties des algorithmes sont facilement étendues pour être utilisées pour des plaques d'immatriculations d'autres pays.

Bibliographie

Références Bibliographiques :

[1] : De la théorie a la pratique [en ligne] <https://www.library.cornell.edu/preservation/tutorial-french/intro/intro-01.html>. [Consulté le 02/02/2017].

[2] : Université Rennes2 [en ligne] https://www.sites.univ-rennes2.fr/arts-spectacle/cian/image_numFlash/pdf/chap3_cours33.pdf [consulté le 17/02/2017]

[3] : X. Jia, X. Wang, W. Li, and H. Wang, "A Novel Algorithm for Character Segmentation of Degraded License Plate Based on Prior Knowledge," in IEEE International Conference on Automation and Logistics, 2007, pp. 249-253.

[4] : J-P COCQUEREZ et S.PHILIPP « Analyse d'images : filtrage et segmentation » Edition MASSON

[5] : C. N. E. Anagnostopoulos, I. E. Anagnostopoulos, I. D. Psoroulas, V. Loumos and E. Kayafas "License plate recognition from still images and video sequences: A survey," IEEE Transaction Intelligent Transportation System, vol. 9, pp. 377-391, 2008

[6] : Antoine MANZANERA - Cours de TI / ENSTA D9-2

[7] : Filtre median [en ligne]<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/median.htm>

[Consulté le 02/03/2017]

[8] : Product Brief: Intelligent Policing (IP) ANPR. Available: <http://www.ipl.com/papers/IP%20ANPR%20product%20brief.pdf> (Accessed on Oct, 2012)

[9] : R. Gurney, M. Rhead, S. Ramalingam, and N. Cohen, "Working towards an International ANPR Standard: an initial investigation into the UK Standard," in 46th IEEE International Carnahan Conference on Security Technology, USA, 2012, pp. 331-337.

[10]: S. Connor, Surveillance UK: why this revolution is only the start. Available: <http://www.independent.co.uk/news/science/surveillance-uk-why-this-revolution-is-only-the-start-520396.html> (Accessed on Oct, 2012)

[11]: SandrineAugais - Richard Chevalier - Vincent Domurado, « Comparaison des critères de Canny, Spacek, Tagare et Figueiredo pour l'évaluation des performances des détecteurs de contours. » Projet Méthodes de Base d'Analyse des Images, mars 2001

[12] : Networkvideosystems, Arecont ANPR IP cameras. Available: <http://networkvideosystems.co.uk/Arecont-ANPR-ip-cameras> (Accessed on Oct,2012)

[13]: Edouard Ritz, TomaszMarszal « Epaisseur et localisation des contours des detecteurs par derivation (Sobel, Prewitt, Roberts) ou par gradient morphologique ». Cree le 18 mars, 1998

[14] : D. Shan, M. Ibrahim, M. Shehata, and W. Badawy, "Automatic License Plate Recognition (ALPR): A State-of-the-Art Review," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 23, pp. 311-325, 2013.

[15] : C. Arth, F. Limberger, and H. Bischof, "Real-Time License Plate Recognition on an Embedded DSP-Platform," presented at the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.

[16] R. Fisher, S. Perkins, A. Walker et E. Wolfart. « Filtre laplacien », [enligne] <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/log.htm> [consulté le 12/02/2017]

[17]: « Gaussian Filtering », the university of auckland, new zealand, 25/05/2010

[18] : Espace RGB [enligne] https://www.sites.univ-rennes2.fr/arts-spectacle/cian/image_numFlash/pdf/chap3_cours33.pdf [consulté le 03/03/2017]

[19]: C. Arth, C. Leistner and H. Bischof, "TRICam: an embedded platform for remote traffic surveillance," in Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference, 2006, pp. 125-134.

[20]: Otsu Thresholding [enligne] <http://www.labbookpages.co.uk/software/imgProc/otsuThreshold.html> [consulté le 15/03/2017]

[21] : Opérations morphologiques de base : dilatation, érosion, ouverture et fermeture binaires [enligne] <https://dpt-info.u-strasbg.fr/~cronse/TIDOC/MM/deof.html>

[consulté le 20/03/2017]

[22] : « le traitement d'image » [enligne], <http://raphaello.univ-fcomte.fr/IG/TraitementImages/TraitementImages.htm#Introduction> [Consulté le 20 fevrier 2017]

[23] : T. Kanamori, H. Amano, M. Arai, D. Konno, T. Nanba, and Y. Ajioka,

"Implementation and Evaluation of a High Speed License Plate Recognition System on an FPGA," in 7th International Conference on Computer and Information Technology, 2007, pp. 567-572.

[24] : T. B. Welch, C. H. G. Wright, and M. G. Morrow, Real-Time Digital Signal Processing from MATLAB to C With the TMS320C6x DSPs: Taylor & Francis Group, LLC, 2011.

[25] : Connected components [enligne] <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/label.htm> [consulté le 13/04/2017]

[26]: Mean Shift [enligne] <http://xphilipp.developpez.com/articles/meanshift/> [Consulté le 25/02 /2017]

[27] : K-means [enligne] <https://www.di.ens.fr/~fbach/courses/fall2010/cours3.pdf> [consulté le 25/02/2017]

- [28]: Xiangjian He, Lihong Zheng, QiangWu, WenjingJia, BijianSamali et MarimuthaPalaniswamin, "Segmentation of Characters on car Licence plates",
- [29]: Xilinx, Inc. Virtex-4 User Guide. Available: www.xilinx.com (Acessed on Jan, 2012)
- [30] : S. M. Loo, B. E. Wells, N. Freije, and J. Kulick, "Handel-C for Rapid Prototyping of VLSI Coprocessors for Real Time Systems," in 34th Shoutheastern Symposium on System Theory, 2002, pp. 6-10.
- [31] : J. D. Crawford, "EDIF: A Mechanism for the Exchange of Design Information," IEEE Design & Test of Computers, vol. 2, pp. 63-69, 1985.
- [32] : H. Bai and C. Liu, "A hybrid license plate extraction method based on edge statistics and morphology," in 17th International Conference on Pattern
- [33] : Détection des visages à l'aide Haar Cascades, [enligne] http://docs.opencv.org/trunk/d7/d8b/tutorial_py_face_detection.html [Consulté le 11 mars 2017]
- [34] : « A cascade of generative and discriminative classifiers for vehicledetection », [enligne] http://www.isir.upmc.fr/files/RFIA2008_Negri.pdf [consulté le 02/04/2017]
- [35] :Neural Networks [enligne] <http://pages.cs.wisc.edu/~bolo/shipyard/neural/local.html> [consulté le 05/04/2017]
- [36] : H. Xiangjian, Z. Lihong, W. Qiang, J. Wenjing, B. Samali, and M. Palaniswami, "Segmentation of characters on car license plates," in IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing, 2008, pp. 399-402.
- [37] : C. Anagnostopoulos, T. Alexandropoulos, V. Loumos, and E. Kayafas, "Intelligent traffic management through MPEG-7 vehicle flow surveillance," in IEEE International Symposium on Modern Computing, 2006, pp. 202-207.
- [38] H. Samet and M. Tamminen, "Efficient Component Labeling of Images of Arbitrary Dimension Represented by Linear Bintrees," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, pp. 579-586, 1988.
- [39] S.L. Chang, L.S. Chen, Y.C. Chung and S.W. Chen, "Automatic license plate recognition," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 5, pp. 42-53, 2004.
- [40] N. Zimic, J. Ficzko, M. Mraz, and J. Virant, "The fuzzy logic approach to the car number plate locating problem," in Intelligent Information Systems, 1997, pp. 227-230.
- [41] S. Chang, Chen, L., Chung, Y. and Chen, S., "Automatic license plate recognition," IEEE Transaction on Intelligent Transpotation Systemrs, vol. 5, pp. 42-53, 2004.
- [42] K. Kim, K. Jung, and J. Kim, "Color Texture-Based Object Detection: An Application to License Plate Localization," in Pattern Recognition with Support Vector Machines. vol. 2388, S.-W. Lee and A. Verri, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2002, pp. 321-335.

- [43] T. D. Duan, T. L. H. Du, T. V. Phuoc, and N. V. Hoang, "Building an Automatic Vehicle License-Plate Recognition System," in International Conference in Computer Science, 2005, pp. 59-63.
- [44] C. R. Jung and R. Schramm, "Rectangle detection based on a windowed Hough transform," in Computer Graphics and Image Processing, 2004. Proceedings. 17th Brazilian Symposium on, 2004, pp. 113-120.
- [45] Y. Cheng, J. Lu, and T. Yahagi, "Car license plate recognition based on the combination of principal components analysis and radial basis function networks," in Signal Processing, 2004. Proceedings. ICSP '04. 2004 7th International Conference on, 2004, pp. 1455-1458 vol.2.
- [46] M. Rouhani, "A Fuzzy Feature Extractor Neural Network and its Application in License Plate Recognition," in Computational Intelligence, Theory and Applications, B. Reusch, Ed., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2006, pp. 223-228.
- [47] H. Ching-Tang, J. Yu-Shan, and H. Kuo-Ming, "Multiple license plate detection for complex background," in Advanced Information Networking and Applications, 2005. AINA 2005. 19th International Conference on, 2005, pp. 389-392 vol.2.
- [48] : Ibrahim T, Kirami K. A New License Plate Recognition System Using Artificial
- [49] C. N. E. Anagnostopoulos, I. E. Anagnostopoulos, V. Loumos, and E. Kayafas, "A License Plate-Recognition Algorithm for Intelligent Transportation System Applications," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, , vol. 7, pp. 377-392, 2006.
- [50] J. Min-Chul, S. Yong-Chul, and S. N. Srihari, "Machine printed character segmentation method using side profiles," in IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics 1999, pp. 863-867.
- [51] Y. Zhang and C. Zhang, "A new algorithm for character segmentation of license plate," in IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2003, pp. 106 - 109.
- [52] H. Al-Yousefi and S. S. Udpa, "Recognition of Arabic characters," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 14, pp. 853-857, 1992.
- [53] M. F., G. M., and A. J., "New methods for automatic reading of VLP's (Vehicle License Plates)," in International conference on signal processing, pattern recognition and applications, 2002.
- [54] N. S., Y. K., and K. O., "A new method for degraded color image binarization based on adaptive lightning on grayscale versions," IEICE Transaction Information System, vol. E87-D, pp. 1012-1020 2004.
- [56] X. Pan, X. Ye and S. Zhang "A hybrid method for robust car plate character recognition " presented at the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2004.

[57] L. Xu, A. Krzyzak, and C. Y. Suen, "Methods of combining multiple classifiers and their application to handwriting recognition," IEEE Transaction on System, Man, Cybernetics, vol. 22, pp. 418-435, 1992.

[58] Y. Amit, D. Geman, and X. Fan, "A coarse-to-fine strategy for multiclass shape detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, pp. 1606-1621, 2004.

[59] S. Draghici, "A Neural Network Based Artificial Vision System for Licence Plate Recognition," International Journal of Neural Systems, vol. 08, pp. 113-126, 1997.

[60] C. Oz, and F. Ercal, "A Practical License Plate Recognition System for Real-Time Environments," Computational Intelligence and Bioinspired Systems, vol. 3512/2005, pp. 497-538, 2005.

[61] M. Rasooli, S. Ghofrani and E. Fatemizadeh, "Farsi License Plate Detection based on Element Analysis and Characters Recognition," International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, vol. 4, pp. 65-80, 2011.

[62] M. Raus, and L. Kreft, "Reading car license plates by the use of artificial neural networks," in the 38th Midwest Symposium on Circuits and Systems, 1995, pp. 538-541.

[63] Y. Hu, F. Zhu, and X. Zhang, "A Novel Approach for License Plate Recognition Using Subspace Projection and Probabilistic Neural Network," Lecture Notes in Computer Science, vol. 3497, pp. 821-827, 2005.

[64] G. E. Hinton, S. Osindero, and Y.-W. Teh, "A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets," Neural Computation, vol. 18, pp. 1527-1554, 2006.

[65] P. Comelli, P. Ferragina, M. N. Granieri, and F. Stabile, "Optical recognition of motor vehicle license plates," IEEE Transaction on Vehicular Technology vol. 44, pp. 790-799, 1995.

[66] Y. Huang, S. Lai, and W. Chuang, "A Template-Based Model for License Plate

Recognition," in IEEE International Conference on Networking, Sensing & Control, Taipei, 2004, pp. 737-742.

[67] [Govaert, 2003] : Gérard. Govaert, Analyse des données. IC2(série Traitement du signal et de l'image), Lavoisier.2003

[68] [Berrani & al., 2002] : Berrani, S.-A., Amsaleg, L., & Gros, P. Recherche par similarités dans les bases de données multidimensionnelles : panorama des techniques d'indexation. Ingénierie des systèmes d'information (RSTI série ISI-NIS), 7(5-6), pp 65-90.2002.

[70] https://fr.wikipedia.org/wiki/Vision_par_ordinateur Introduction à la vision par ordinateur pour débutants

