

**UNIVERSITE DE BLIDA1**

**Faculté des Sciences**

Département d'Informatique

# **MEMOIRE DE MAGISTER**

Spécialité : Informatique Répartie et Mobile (IRM)

## **Fusion d'informations pour la vidéosurveillance intelligente**

Par

**ZOUAOUI Abderaouf**

Devant le jury composé de

Guessoum Abderrezak	Professeur,	Université de Blida1	Président
Merouani Hayet Farida	Professeur,	Université d'Annaba	Examineur
Benselama Zoubir	MCA,	Université de Blida1	Examineur
Benblidia Nadja	Professeur,	Université de Blida1	Promotrice
Oukid Khouas Saliha	MCA,	Université de Blida1	Co-Promotrice

Blida, Décembre 2015

## RESUME

L'utilisation de la fusion d'informations dans le cadre de la classification permet d'améliorer la prise de décision lorsqu'on manipule des données incomplètes et incertaines. L'application concernée par ce travail porte sur la reconnaissance des plaques d'immatriculation à partir d'images minéralogiques. Ces images, souvent de mauvaise qualité, sont prises dans des conditions non favorables : distribution d'éclairage non uniforme, existence de bruit dans la plaque d'immatriculation (visse, boulons...), effet d'ombre, conditions d'éclairage (jour, nuit, lumière, obscurité), ... L'objectif de ce travail est de proposer un système de reconnaissance de plaques d'immatriculation pour les véhicules algériens. Le système proposé comporte trois parties principales: 1) la localisation de la plaque d'immatriculation à partir de l'image du véhicule, 2) l'extraction des caractères de la plaque d'immatriculation (segmentation) et enfin 3) la reconnaissance des caractères.

Après l'étape de prétraitement, une nouvelle méthode est utilisée pour localiser la plaque d'immatriculation. Ensuite, l'image de la plaque d'immatriculation est segmentée en utilisant l'algorithme d'étiquetage en composantes connexes et les caractères sont reconnus en utilisant le classifieur à séparateur de marge (SVMs).

Notre application a été testée sur une base d'images de véhicules algériens acquises dans différentes conditions. Les résultats ont prouvé la robustesse de la méthode proposée aux différentes conditions d'éclairage, images bruitées (poussière, ..) ...etc. Un taux de 91,3% de bonne reconnaissance a été obtenu.

**Mots clés :** Reconnaissance de plaques d'immatriculation, images minéralogiques, SVM.

## **ABSTRACT**

The use of information fusion for the classification helps to improve making decision when handling incomplete and uncertain data.

The application concerned by this work relates to the recognition of license plates from their images. These images, often of poor quality, are taken under unfavorable conditions: non-uniform lighting distribution, noise existence in the license plate (screws, bolts ...), shadow effect, lighting conditions (day, night, light, dark), ... The objective of this work is to provide a license plate recognition system for Algerian vehicles. The proposed system consists of three main parts: 1) the location of the license plate from the vehicle image, 2) extracting characters of the license plate (segmentation) and 3) character recognition.

After the pre-processing step, a new method is used to locate the license plate. Then, the image of the license plate is segmented using connected components labeling algorithm and the characters are recognized by using SVMs.

Our application was tested on a database of Algerian vehicles images taken under different conditions. The results proved the robustness of the proposed method to different lighting conditions, noisy images (dust, ..) ... etc. A rate of 91.3% of good recognition was obtained.

**Keywords:** License plate recognition, License plate images, SVM.

## ملخص

استخدام مزيج من المعلومات للتصنيف يساعد على تحسين اتخاذ القرار عند التعامل مع بيانات غير مكتملة وغير مؤكدة .

نقترح من خلال هذا العمل نظاما خاصا للتعرف على لوحات ترقيم السيارات الجزائرية. ينقسم النظام المقترح إلى ثلاثة أجزاء رئيسية: تحديد مكان لوحة الترقيم من خلال صورة السيارة, استخراج جميع الأرقام و بشكل فردي من لوحة الترقيم و من ثم التعرف على تلك الأرقام.

الهدف من هذا العمل هو التعرف على لوحات الترقيم في ظروف مختلفة مثل: التوزيع غير الموحد للإضاءة، وجود ضوءاء في لوحة الترقيم (المسامير والبراغي...)، وجود الظل في لوحة الترقيم ومختلف ظروف الإضاءة (النهار والليل، الضوء، والظلام).

بعد المعالجة الأولية لصورة السيارة المراد التعرف عليها، قمنا باستخدام طريقة جديدة لتحديد موقع لوحة الترقيم مستعملين في ذلك طريقة "الإسقاط الأفقي"، بعد ذلك ولتجزئة الأرقام الموجودة في لوحة الترقيم استخدمنا تقنية " تحليل العناصر الموصولة"، أخيرا يتم التعرف على هذه الأرقام عن طريق « SVM »

أظهرت النتائج المحصل عليها أن الطريقة المقترحة جد فعالة في التعامل مع ظروف الاضاءة المختلفة ب 91,3% كنسبة الدقة في التعرف على ألواح الترقيم.

**الكلمات الرئيسية:** التعرف على لوحات الترقيم، الصور المعدنية ، SVM.

# Dédicaces

*A ma mère...*

## **REMERCIEMENTS**

Je tiens tout d'abord à remercier El laah de m'avoir donné la volonté et le courage qui m'ont permis de réaliser ce travail, veuille t-il me guider dans le droit chemin.

J'aime spécialement remercier ma promotrice Mme. Benblidia Nadjia Maitre de conférences a l'USDB, qui m'a proposé ce sujet, pour sa grande disponibilité pendant toute la durée de ce travail, et aussi pour ses conseils précieux.

Je remercie Mme. Oukid Saliha Maitre de conférences a l'USDB, pour avoir co-dirigé ce travail, de m'avoir fait profiter de son expérience.

Je remercie aussi les membres du jury pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Mes spéciaux remerciements vont bien sûr à ma famille qui m'a aidé, soutenu et pour m'avoir offert la chance de faire toutes mes études.

Mes derniers remerciements, mais non les moindres vont à toute personne ayant participé de près ou de loin pour la réalisation de ce modeste travail, plus particulièrement, Amine et Mohamed.

## LISTE DES FIGURES

Figure1.1 Caméras de surveillance .....	17
Figure1.2 La surveillance des banques .....	21
Figure1.3 Bagages abandonné.....	22
Figure1.4 Système qui combine l'information vidéo et les données de la caisse .....	23
Figure1.5 Surveillance de véhicules .....	24
Figure1.6 a) surveillance de zone protégée b) comptage de personnes.....	25
Figure1.7 Surveillance dans un campus universitaire .....	26
Figure1.8 Segmentation d'un individu dans une séquence vidéo .....	27
Figure1.9 Suivi de trajectoires d'objets .....	29
Figure1.10Classification d'objets (humains vs véhicules) .....	30
Figure1.11 Détection d'une plaque d'immatriculation .....	31
Figure1.12 Détecter un suspect dans un parking.....	32
Figure2.1 Processus d'un système de reconnaissance de plaque d'immatriculation.....	36
Figure2.2 Extraction de caractères en utilisant la méthode de projection horizontale et verticale.....	40

Figure2.3 Reconnaissance de caractères en utilisant la méthode de template matching.....	43
Figure2.4 Structure d'un neurone artificiel .....	44
Figure3.1 Le système de reconnaissance de plaques d'immatriculation proposé.....	50
Figure3.2 Conversion d'image en niveau de gris .....	52
Figure3.3 Principe du filtre médian .....	53
Figure3.4 Exemple de filtres.....	54
Figure3.5 Binarisation d'image avec la méthode d'Otsu.....	57
Figure3.6 Application du filtre de Prewitt .....	59
Figure3.7 Projection horizontale .....	60
Figure3.8 (a) Prédécesseurs d'ordre 4, (b) Prédécesseurs d'ordre 8.....	62
Figure3.9 Application de l'algorithme utilisé sur image binaire .....	63
Figure3.10 Résultats de l'algorithme .....	63
Figure3.11 Séparation linéaire .....	65
Figure3.12 Séparation non linéaire .....	65
Figure3.13 Les hyperplans séparateurs .....	67
Figure3.14 Hyperplan de séparation optimale .....	68
Figure3.15 Changement d'espace par la fonction $\Phi$ .....	71
Figure3.16 Cas de données non séparables .....	72
Figure3.17 Implémentation du SVM multiclassés avec la méthode « une–contres-restes » (1 VS R) pour M classes).....	76
Figure3.18 Frontière de décision entre les classes.....	76
Figure4.1 Exemple de système de contrôle d'accès .....	79
Figure4.2 Exemple d'une image d'entrée au système proposé.....	79

Figure4.3 caractéristiques de la plaque d'immatriculation algérienne.....	80
Figure4.4 Exemples de plaques d'immatriculation algériennes.....	81
Figure4.5 Interface de l'application avant l'exécution .....	82
Figure4.6 Interface de l'application après l'exécution.....	83
Figure4.7 Exemples des images de la base de données utilisées pour tester la méthode proposée .....	85
Figure 4.8 a)Image originale ,b) Image en niveau de gris.....	85
Figure 4.9 Application du filtre de mediane.....	86
Figure 4.10 Images binaire avec la méthode d'Otsu.....	87
Figure 4.11 Détection de contour avec la méthode de Prewitt.....	87
Figure 4.12 Projection horizontale.....	88
Figure 4.13 a) Image divisé en 8 intervalles de 30 pixels. b) Extractions de la partie d'image a partir de l'intervalle ou se trouve le plus grand nombre de pixels blancs.....	89
Figure 4.14 : a) Extractions de la plaque d'immatriculation. b) Image de plaque après l'extraction.....	90
Figure 4.15 Binarisation et inversion de l'image de la plaque.....	92
Figure 4.16 a) Application de la technique d'étiquetage en composantes connexes . b) Graphe qui représente les bounding boxes .....	93
Figure 4.17 Extractions des caractères.....	94

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 4.1 Résultats de localisation.....	91
Tableau 4.2 Résultats de segmentation .....	95
Tableau 4.3 Résultats de la reconnaissance des caractères en utilisant le noyau RBF avec différents paramètres .....	97
Tableau 4.4 Résultats globale des trois étapes de reconnaissance.....	98

## TABLE DES MATIERES

**RESUME**

**REMERCIEMENTS**

**LISTE DES FIGURES**

**LISTE DES TABLEAUX**

**TABLE DES MATIERES**

<b>INTRODUCTION .....</b>	<b>13</b>
<b>CHAPITRE 1 : INTRODUCTION A LA VIDEOSURVEILLANCE INTELLIGENTE.....</b>	<b>16</b>
1.1. Introduction.....	16
1.2. La vidéosurveillance.....	16
1.3. La vidéosurveillance intelligente (Analytique vidéo).....	18
1.4. Application en VSI.....	20
1.5. Structure d'un système de VSI.....	26
1.5.1 Détection et segmentation d'objet en mouvement.....	27
1.5.2 Suivi d'objets.....	28
1.5.3 Classification et identification d'objets.....	29
1.5.4 Classification d'activités et de comportements.....	32
1.6. Reconnaissance de plaques d'immatriculation.....	33
1.7. Conclusion.....	34

<b>CHAPITRE 2 : TRAITEMENT DES IMAGES MINERALOGIQUES.....</b>	<b>35</b>
2.1. Introduction.....	35
2.2. Localisation de la plaque d'immatriculation .....	37
2.2.1 Les propriétés de la plaque.....	37
2.2.2 Les contours de la plaque.....	38
2.2.3 Intelligence artificielle.....	39
2.3. Segmentation de caractères.....	39
2.3.1 Projection horizontale et verticale.....	40
2.3.2 Morphologie Mathématique.....	40
2.3.3 Analyse en composantes connexes.....	41
2.3.4 Segmentation de caractères basée sur la connaissance préalable.....	42
2.4. Reconnaissance de caractères .....	42
2.2.4.1 Template Matching.....	42
2.4.2 Réseaux de neurones.....	44
2.4.3 Séparateurs à vaste marges (SVMs).....	46
2.5. Conclusion .....	47
<b>CHAPITRE 3 : SYSTEME DE RECONNAISSANCE PROPOSE.....</b>	<b>48</b>
3.1. Introduction.....	48
3.2. Le système proposé .....	49
3.2.1 Localisation de la plaque d'immatriculation.....	51
3.2.1.1 Prétraitement d'image.....	51
3.2.1.1.1 Image en niveau de gris.....	51
3.2.1.1.2 Réduction de bruit.....	52
3.2.1.1.3 Binarisation.....	54
3.2.1.1.4 Détection de contours.....	57
3.2.1.2 Projection horizontale.....	59
3.2.2 Segmentation des caractères avec l'étiquetage en composantes connexes.....	61
3.2.2.1 Principe.....	61
3.2.2.2 Etiquetage séquentiel.....	61

3.2.3 Reconnaissance des caractères avec les Machines à vecteur support.....	64
3.2.3.1 Définition.....	64
3.2.3.2 Principe de SVM.....	65
3.2.3.2.1 Cas séparable.....	66
3.2.3.2.2 Marges souples (Cas non séparable).....	72
3.2.3.3 SVM multiclassés.....	73
3.3. Conclusion .....	77
<b>CHAPITRE 4 : REALISATION...</b> .....	<b>78</b>
4.1. Introduction.....	78
4.2. contexte de travail.....	78
4.3. Caractéristiques des plaques d'immatriculation Algérienne .....	80
4.4. Implémentation du système .....	81
4.4.1 Matériel utilisé.....	81
4.4.2 Interface de l'application.....	82
4.5. Expérimentation .....	84
4.5.1 Bases d'Images.....	84
4.5.2 Résultat d'expérimentation.....	85
4.6. Conclusion.....	98
<b>CONCLUSION.....</b>	<b>100</b>
<b>REFERENCES.....</b>	<b>103</b>

## INTRODUCTION

La vidéosurveillance de base (VS) se limite bien souvent à la visualisation d'images (capture), la transmission des données sous forme numérique à un écran de contrôle et à l'enregistrement de l'image dans une banque de données. Dans ce type de vidéosurveillance, l'humain joue un rôle primordial. Pourtant, on sait aujourd'hui qu'après 20 minutes d'observation seulement, un opérateur peut ne pas voir jusqu'à 90% de l'activité d'une scène.

Pour pallier à cela, la vidéosurveillance intelligente (VSI) combine des logiciels et un matériel, d'analyse des images intelligents, qui viennent assister l'opérateur humain et le rendent plus performant.

La vidéo intelligente désigne toute solution où le système de vidéosurveillance analyse automatiquement la vidéo capturée. Les applications disponibles vont du système d'analyse, par exemple la détection de mouvement, à des systèmes plus élaborés dotés de fonctions telles que la détection des tentatives de sabotage des caméras, le dénombrement des personnes, l'identification des plaques d'immatriculation... etc. Les applications réalisant ces analyses sont également connues sous le nom d'Analyse de contenu vidéo ou d'Analyse vidéo [1].

Grâce aux solutions de vidéo intelligente, les agents de sécurité peuvent surveiller toutes les installations, même celles de grande envergure, car il n'est plus nécessaire de regarder attentivement les écrans pendant des heures pour détecter une activité suspecte. En effet, le système de vidéo intelligente assiste les agents de sécurité et les informe de toute activité suspecte, par exemple si une personne pénètre dans une zone protégée, si une voiture roule en sens inverse...etc. Concrètement, la vidéosurveillance intelligente (VSI) permet de :

- prévenir les incidents en détectant précocement les comportements suspects ;
- déclencher l'alarme en temps réel ;
- aider après-coup aux enquêtes grâce à un contenu optimisé qui peut faire office de preuves tangibles : données spatio-temporelles (temps et lieu d'acquisition des images).

Dans ce mémoire, nous avons choisi de nous intéresser à l'analyse des images minéralogiques pour la reconnaissance des plaques d'immatriculation. .

La lecture automatique des plaques d'immatriculation est une méthode de surveillance de masse qui utilise la technique de la reconnaissance optique des caractères sur des images pour lire les plaques d'immatriculation de véhicules. La preuve de leur efficacité n'est plus à faire, que ce soit dans le domaine de la sécurité, du respect des limitations de vitesse ou du contrôle d'accès. Ce système est réalisé généralement en trois étapes :

- ❖ Localisation de la plaque afin de trouver et d'isoler la plaque sur l'image.
- ❖ Segmentation des caractères permettant de localiser les caractères sur la plaque.
- ❖ Reconnaissance optique de caractères.

Dans un système de reconnaissance de plaques minéralogiques, Le changement de position et d'orientation des plaques sur les véhicules, Une mauvaise qualité d'image due à une faible résolution et due au bruit d'acquisition, Les ombres et les reflets générés sur les plaques, Les changements de luminosité, Les conditions climatiques, Les saletés, Les différences de caractères et de numérotation sont généralement les principaux problèmes rencontrés.

L'objectif principal de ce travail concerne la proposition d'un système de reconnaissance de plaques d'immatriculation de véhicules algériens qui soit capable de travailler efficacement dans les différentes conditions comme : la distribution d'éclairage non uniforme, l'existence de bruit dans la plaque d'immatriculation, l'existence de l'ombre dans la plaque d'immatriculation et les différentes conditions d'éclairage (jour, nuit, lumière, obscurité).

Afin de mener à bien ce travail, nous avons structuré le mémoire en quatre chapitres:

- Dans le premier chapitre, nous donnons un aperçu général sur le système de vidéosurveillance intelligente, sa structure, ses applications, ainsi que son utilisation dans le domaine de la reconnaissance des plaques d'immatriculation.
- Dans le deuxième chapitre, nous présentons un état de l'art sur les différentes techniques utilisées dans la littérature pour le traitement des images minéralogiques ; nous parcourons en revue les trois phases essentielles d'un tel système : localisation, segmentation, reconnaissance.
- Dans le troisième chapitre, nous proposons notre méthode pour la reconnaissance des plaques d'immatriculation algériennes. Différentes techniques sont utilisées pour réaliser ce système, à savoir la projection horizontale, l'étiquetage en composantes connexes et le classificateur SVMs.
- Le quatrième chapitre illustre les résultats obtenus en appliquant l'approche proposée. La robustesse de notre système est étudiée en comparant les résultats obtenus avec ceux de la littérature.

Enfin, nous terminerons par une conclusion générale et quelques perspectives pour améliorer ce travail et poursuivre éventuellement d'autres recherches dans ce domaine.

# **CHAPITRE 1**

## **INTRODUCTION A LA VIDEOSURVEILLANCE INTELLIGENTE**

### 1.1. Introduction

Dans les applications de vidéo intelligente, la notion d'« intelligence » désigne l'analyse des images vidéo et l'utilisation automatisée des données obtenues. Ces systèmes sont devenus de plus en plus performants au fil du temps.

Ce chapitre a pour objectif de répertorier les informations fondamentales permettant de se familiariser avec les différents notions et concepts liés à la vidéosurveillance intelligente.

Pour cela, nous allons commencer par donner quelques définitions et une présentation générale sur les systèmes de vidéosurveillance intelligente. Ensuite, nous présentons les domaines d'applications les plus connus. Après, nous allons décrire la structure d'un système de vidéosurveillance intelligente.

### 1.2. La vidéosurveillance

La vidéosurveillance est un segment de l'industrie de la sécurité physique. Cette dernière inclut aussi le contrôle d'accès, la détection et le contrôle d'incendies, la gestion technique de bâtiments, les systèmes assurant la sécurité des personnes et la détection d'intrusions [2].

La vidéosurveillance consiste à surveiller à distance des lieux publics ou privés, à l'aide de caméras, le plus souvent motorisées, qui transmettent les images saisies à un équipement de contrôle qui les enregistre ou les reproduit sur un écran (cf. Figure 1). Elle capte sur image les flux de personnes pour surveiller les allées et venues, prévenir les vols, agressions et fraudes, ainsi que pour gérer les incidents et mouvements de foule.



Figure 1.1 Caméras de surveillance [1].

Bien que ses premières utilisations remontent aux années 1950, la surveillance au moyen de systèmes de télévision en circuit fermé (TVCF) s'est vraiment développée à partir des années 1970, principalement au Royaume-Uni, pour lutter contre les activités terroristes [1]. À l'heure actuelle, le Royaume-Uni constitue d'ailleurs la société « la plus surveillée » avec un nombre estimé à plus de quatre millions de caméras de surveillance déployées sur son territoire. L'implantation de la vidéosurveillance s'est intensifiée au cours des années 1990, mais elle a connu un développement fulgurant suite aux attentats de septembre 2001 aux États-Unis, et puis ceux de Londres en 2005 [1].

Un réseau de télévision en circuit fermé (TVCF) est un système vidéo qui transmet des images en boucle fermée. Autrefois uniquement analogiques, les réseaux TVCF intègrent maintenant des composantes numériques. L'accès au réseau de transmission peut, dans certains cas, se faire par Internet. Seuls des utilisateurs détenant des droits d'accès au réseau peuvent accéder à l'information fournie par les caméras.

Les activités de sécurité d'un réseau de TVCF sont [2]:

- La dissuasion
- L'observation
- La surveillance
- La collecte de renseignements
- L'évaluation d'un incident probable et intervention connexe
- L'évaluation d'un incident en cours et intervention connexe
- L'analyse judiciaire après l'incident
- L'analyse des éléments de preuve après l'incident

Il existe trois types de vidéosurveillance [1]:

- *Active* : surveillance d'une aire pour appuyer le travail sur place d'agents de sécurité ou lors d'intervention d'urgence.
- *Passive* : un employé surveille un petit nombre d'écrans de télévision en s'adonnant à d'autres tâches.
- *Enregistrement* : permet de collecter des renseignements, à des fins d'enquête et de preuve. Les enregistrements sont conservés pendant une durée déterminée, dépendant des besoins et des limites des espaces d'archivages.

### 1.3. La vidéosurveillance intelligente (Analytique vidéo)

L'analytique vidéo (video analytics), aussi appelée vidéosurveillance intelligente, est une technologie qui permet, au moyen de logiciels, d'identifier automatiquement, dans des séquences vidéo, des objets, des comportements ou des attitudes spécifiques [1]. Elle transforme la vidéo en données qui seront transmises ou archivées pour permettre au système de vidéosurveillance d'agir en conséquence. Il pourrait s'agir d'actionner une caméra mobile, dans le but d'obtenir des données plus précises de la scène, ou tout simplement d'envoyer une alerte au personnel de surveillance pour qu'il puisse prendre une décision sur l'intervention adéquate à apporter.

Les systèmes de vidéosurveillance intelligente utilisent des algorithmes mathématiques pour détecter des objets en mouvements dans l'image et filtrer les mouvements non pertinents. Ils créent une base de données consignnant les attributs de tous les objets détectés et leurs propriétés de mouvements. La prise de décision par le système ou la recherche d'événements d'intérêt dans des séquences archivées se fait à partir de règles (par exemple, si une personne traverse une limite, envoie une alerte).

De nos jours, les réseaux de vidéosurveillance comptent un plus grand nombre de caméras. Pour de grandes infrastructures, par exemple un réseau de transport en commun, plus de mille caméras de surveillance peuvent être déployées. Ces installations représentent une quantité colossale de vidéos à transmettre, visionner et archiver. Il devient donc impossible pour un surveillant humain d'analyser toute cette séquence, afin d'y déceler les comportements ou événements suspects. D'autant plus que le personnel des centres de surveillance doit gérer d'autres tâches, telles que le contrôle d'accès, l'émission des badges/clés/permis, le traitement des appels d'urgence, le suivi des alarmes d'incendie, le contrôle des communications radio [1].

Plusieurs études démontrent les limites de la surveillance humaine. Après seulement 20 minutes à regarder et analyser des écrans de surveillance vidéo, l'attention de la plupart des individus chute sous un niveau acceptable. Un surveillant ne peut suivre attentivement 9 à 12 caméras plus de 15 minutes.

Dans ce contexte, l'analytique vidéo présente de nombreux avantages [2]:

- Elle est en fonction 24 heures par jours, sept jours par semaine.
- Elle peut enclencher une alarme qui sera traitée par un opérateur humain ou commander le déplacement ou zoom d'une caméra pour une surveillance plus précise de l'événement, permettant ainsi une intervention en temps réel, plutôt qu'après l'événement.
- Elle réduit la bande passante et l'espace d'archivage nécessaires en ne transmettant ou n'enregistrant que les données sur les événements pertinents.
- Elle libère le personnel de sécurité d'une surveillance continue.

- Elle permet la recherche rapide d'événements pertinents dans les séquences vidéo archivées.
- Elle permet d'identifier les objets dans une scène et de suivre leur activité (situation awareness).

Néanmoins, il s'agit d'une technologie encore récente, qui comporte de nombreuses limites techniques. Par exemple, la discrimination entre les comportements usuels et suspects est un problème difficile à traiter pour une machine. En effet, comment discerner si une personne court parce qu'elle est en retard ou parce qu'elle vient de commettre un délit ?

#### 1.4. Application en VSI

De nombreux systèmes de vidéosurveillance automatisés de personnes ont été développés dans des domaines d'application variés.

##### **Finances et banques**

La vidéosurveillance est très utilisée pour assurer la sécurité des banques. Dans un premier temps, la présence de caméras opère un certain pouvoir de dissuasion sur la perpétration de vols à mains armées et d'agressions. Si un tel délit survient, les séquences vidéo archivées servent à l'enquête et l'identification des malfaiteurs.

Les guichets automatiques sont particulièrement à risque pour les actes criminels. Les caméras de surveillance aident à détecter les fraudes, comme par exemple, l'installation d'un dispositif pour lire l'information magnétique des cartes de guichet.

Pour le milieu bancaire, la vidéosurveillance intelligente peut augmenter l'efficacité de la surveillance. Elle permet d'assurer un suivi sur l'ensemble du réseau des succursales, afin d'y détecter les individus ou comportements suspects. Elle permettra, entre autres, de retrouver toutes les séquences vidéo provenant de toutes les succursales où apparaît un certain individu, grâce à des techniques de reconnaissance faciales [1].



Figure 1.2 La surveillance des banques [3].

## ✚ Transports

La sécurité et le bon fonctionnement des aéroports, des gares, des ports et des transports publics est critique pour l'économie d'un pays. Un incident de sécurité peut gravement perturber leurs opérations et se traduire en pertes significatives. Or, étant donné les flots importants de passagers qui y transitent et l'étendue de leurs infrastructures, les systèmes de transports font face à des défis de sécurité hors du commun. Les actes terroristes commis dans différents systèmes de transports dans le monde ont exacerbé ces défis.

Les logiciels d'analytique ciblent le secteur des transports en offrant différentes fonctions adaptées : détection d'intrusion dans un périmètre ou une zone contrôlée, détection de personnes pénétrant dans une voie de sortie, détection de bagage abandonné, reconnaissance de visages, comptage de personnes, reconnaissance de plaques d'immatriculation pour le contrôle d'accès aux stationnements, détection de comportements suspects (rôdeurs, vandalisme, graffiti), détection de personnes sur les voies. Toutefois, le milieu des transports représente de grands défis techniques pour les systèmes de vidéosurveillance intelligente, considérant le nombre des personnes qui passent dans le champ de la caméra, la diversité des comportements des passagers et les conditions défavorables pour les caméras (vibrations, poussière, etc.). De plus, pour la surveillance extérieure, les caméras et algorithmes analytiques doivent pouvoir fonctionner en dépit des variations météorologiques (brume, neige, pluie, etc.) [1].

### ✓ *Les bagages laissés sans surveillance*

Le système de détection des bagages permet de repérer les objets laissés trop longtemps immobilisés (particulièrement utilisé dans les zones de transport, bien que ce ne soit pas toujours efficace dans les environnements avec une foule trop dense). Toutefois, certains systèmes analytiques peuvent donner un signal lorsque la foule devient trop importante pour pouvoir assurer correctement la surveillance. Les commandes sont alors transférées au service de sécurité.



Figure 1.3 Bagages abandonnés [4].

### ✚ Commerce de détail

Le commerce de détail représente un marché en expansion pour la vidéosurveillance. Celle-ci y est utilisée autant pour des aspects de sécurité intérieure (magasin, entrepôt) qu'extérieure (stationnement). Même les plus petits commerces se dotent de caméras pour, minimalement, conserver des preuves vidéo en cas de vols ou d'incidents. Dans les chaînes de magasins, des systèmes de vidéosurveillance beaucoup plus sophistiqués sont déployés pour permettre la surveillance centralisée des différentes succursales. Dans l'ensemble du secteur, la vidéosurveillance visera notamment :

- la surveillance des caisses et des transactions (vols, fraudes par les employés) ;
- la protection des biens matériels et des infrastructures ;

- la surveillance de l'inventaire, des marchandises (livraisons) ;
- la protection du personnel et des clients ;
- le contrôle d'accès aux aires verrouillées ;
- la vérification des situations d'urgence (incendie, alarmes, etc.) ;
- la surveillance des stationnements, des véhicules, des entrées et sorties.

Considérant les risques élevés de vols et d'attaques auxquels sont exposés les commerces de détail, ainsi que les pertes importantes qui en découlent, la vidéosurveillance s'impose comme un outil incontournable pour assurer la sécurité des employés et de la marchandise. De plus, il existe dans ce marché un potentiel réel pour l'analytique vidéo. Par exemple, on retrouve des systèmes qui combinent l'information vidéo et les données de la caisse, afin de vérifier que les articles sortis par les clients ont effectivement été facturés. Cette technologie permet, par exemple, de prévenir les fraudes aux points de vente impliquant la complicité des caissiers. De plus, la vidéosurveillance intelligente est de plus en plus utilisée à des fins qui dépassent la sécurité, comme la gestion des opérations et la mise en marché. Dans ce contexte, l'analytique vidéo servira, notamment, à compter les clients, à analyser leurs comportements et déplacements en magasin et à compiler des statistiques sur les habitudes de consommation [1].



Figure 1.4 Système qui combine l'information vidéo et les données de la caisse [5].

## ✚ Le secteur public

Les différents paliers de gouvernement doivent assurer la sécurité de la population, ainsi que des infrastructures publiques. Au niveau national, elle sera utilisée, par exemple, pour surveiller les éléments suivants [1]:

- Infrastructures sensibles
- Frontières
- Édifices et sites gouvernementaux
- Laboratoires
- Bases militaires
- Prisons

À un niveau local, la vidéosurveillance est implantée dans plusieurs villes dans le monde pour surveiller la criminalité et servir d'outil pour les interventions d'urgence. Elle contribue aussi à assurer la sécurité lors de grands rassemblements (spectacles, manifestations, événements sportifs). La surveillance vidéo sert aussi à gérer le stationnement, notamment pour le contrôle des permis de stationnement, l'application des règles, la détection des vols, vandalismes ou méfaits, et le contrôle d'accès. La vidéosurveillance est abondamment utilisée par les forces de l'ordre pour mener les enquêtes, surveiller les personnes et les véhicules recherchés, détecter les activités dangereuses ou criminelles. On la retrouve aussi à bord des auto-patrouilles pour la vérification des interventions policières. On retrouve de plus en plus de caméras le long des tronçons routiers pour surveiller la circulation et détecter les incidents, les comportements dangereux ou les infractions.



Figure 1.5 Surveillance de véhicules [4]

Le secteur gouvernemental présente plusieurs besoins pour la vidéosurveillance intelligente : identification d'individus et de véhicules, comptage de personnes et surveillance de foules, reconnaissance de comportements suspects ou violents (bagarres, méfaits), détection d'intrusions, monitoring routier. Des analyses plus poussées, telles que la reconnaissance d'émotions par ordinateur ou du mensonge chez un individu, sont aussi envisagées [1].



(a)

(b)

Figure 1.6 a) surveillance de zone protégée b) comptage de personnes [4].

### ✚ Education

La vidéosurveillance est de plus en plus présente dans les établissements scolaires. Son utilisation vise à assurer la sécurité des enseignants et étudiants, ainsi que la protection des actifs contre le vandalisme et le vol. Les tueries tragiques survenues en milieu scolaire, tel qu'à l'école Columbine, aux États-Unis ont fait ressortir l'importance de surveiller plus adéquatement les campus scolaires. Ceux-ci, particulièrement dans le cas des universités, peuvent être étendus et posséder plusieurs bâtiments, de nombreux accès à contrôler et des stationnements à surveiller. Dans ce milieu, la vidéosurveillance sert notamment à [1] :

- surveiller l'accès au périmètre de l'établissement, parfois étendu, dans le cas d'un campus universitaire.
- surveiller le matériel, les équipements et les données.
- détecter et suivre les actes de vandalisme, vols, méfaits, comportements inappropriés.

- reconnaître les plaques d'immatriculation.
- supporter les enquêtes criminelles.
- contrôler les accès.



Figure 1.7 Surveillance dans un campus universitaire [6].

### 1.5. Structure d'un système de VSI

Les fonctions analytiques développées pour les systèmes de vidéosurveillance comportent différents niveaux d'analyse. Hiérarchiquement, elles s'exécutent du niveau des pixels, à celui des objets, pour atteindre l'échelle des comportements. Elles se regroupent selon les tâches suivantes [1]:

1. Détection de changements
2. Segmentation d'objets en mouvement
3. Suivi d'objets
4. Classification et identification d'objets
5. Classification d'activités et de comportements

### 1.5.1 Détection et segmentation d'objet en mouvement

En vidéosurveillance, la détection des changements dans une séquence vidéo est à la base de toute analyse intelligente. Elle pourra déceler une activité dans la scène sous surveillance, notamment le déplacement d'objets. De plus, elle peut révéler l'apparition ou la disparition d'un objet (objet abandonné ou volé). Elle s'utilise aussi pour signaler automatiquement les altérations accidentelles ou intentionnelles subies par une caméra : obstructions (poussière, toiles d'araignées, humidité, peinture, autocollants), réorientation, flou.

Beaucoup de techniques de détection de mouvements utilisées en analytique vidéo reposent sur la détection de changements. Or, détecter les changements dans une séquence vidéo ne cible pas spécifiquement le mouvement des objets, mais peut faire ressortir toute modulation de l'image. Pour segmenter les objets se déplaçant, il faut parvenir à discriminer entre les fluctuations de la valeur des pixels correspondant à des mouvements cohérents et ceux provoqués par les changements environnementaux (cf. Figure 1.8).



Figure 1.8 Segmentation d'un individu dans une séquence vidéo [2]

Il s'agit d'un problème majeur en analytique vidéo, car les environnements complexes peuvent présenter beaucoup de variations, parfois subites : changement d'illumination (ombres, mouvement du soleil, nuages, réflexions spéculaires dans les vitres ou sur l'eau, éblouissement provoqué par des sources lumineuses dans la scène), mouvements non

pertinents (drapeau flottant au vent, vagues sur l'eau). C'est pourquoi beaucoup de méthodes analytiques fonctionnent bien à l'intérieur, dans des scènes présentant peu de mouvement. Beaucoup plus rares sont les algorithmes suffisamment robustes pour être appliqués en milieu non contrôlés. Plusieurs techniques de segmentation de mouvements ont été proposées dont [1] :

- ❖ **Flot optique** : il permet la mise en œuvre d'une analyse globale du mouvement à l'aide d'une équation reliant la variation d'intensité lumineuse en un point avec la vitesse de déplacement de ce point [7]. Cette technique permet d'analyser des scènes dont la totalité de l'image est en mouvement, et d'y distinguer des objets en mouvement relatif les uns par rapport aux autres. Cependant, elles exigent des calculs complexes difficiles à exécuter en temps réel. De plus, le flux optique s'avère sensible au bruit de l'image.
- ❖ **L'image de fond** : elle se limite aux caméras en position fixe et permet, grâce à la mise en place et à la mise à jour permanente d'une image du fond vide, de distinguer des objets mobiles par différence à ce fond [8].

La différence avec l'image de fond est une méthode qui convient surtout aux environnements internes, où les conditions d'éclairage sont contrôlées et où il y a peu d'activité (par exemple, la surveillance d'un corridor).

- ❖ **Points caractéristiques** : cette méthode se concentre sur la recherche de points caractéristiques dans l'image (points de l'image aux caractéristiques fortement marquées : coins, bords, puis par extension centres de régions) et recherche leur correspondants d'une image à l'autre pour en déduire un mouvement, et pour regrouper ensemble les points proches ayant un mouvement cohérent [9].

### 1.5.2 Suivi d'objets

Après avoir détecté les objets en mouvement, les systèmes de vidéosurveillance intelligente suivent leur déplacement au cours d'une séquence vidéo (cf. Figure 1.9). Cette tâche nécessite de localiser d'une image à l'autre chaque objet suivi. Il peut se faire en 2D, à partir d'une seule caméra, ou en 3D, en combinant deux vues dont la relation géométrique est connue [1].

Beaucoup de techniques de suivi se basent sur des méthodes mathématiques qui permettent de prédire la position d'un objet sur une trame à partir de son déplacement observé dans les trames précédentes. Suivre plusieurs objets à la fois présente de nombreux défis. Chaque objet détecté dans une trame doit être associé à son correspondant dans la trame subséquente. Cet appariement s'effectue à partir des contours des objets, de leurs caractéristiques (par ex., coins, aire, ratios, etc.), ou de leur modèle d'apparence.

Les occlusions (régions cachées par d'autres), représentent une difficulté majeure pour le suivi d'objets. Un système de vidéosurveillance peut perdre la trace d'un objet, si celui-ci est totalement ou partiellement obstrué pendant une certaine période de temps. Il peut aussi être difficile de dissocier deux objets lorsqu'ils sont très proches ou que l'un cache l'autre [1].

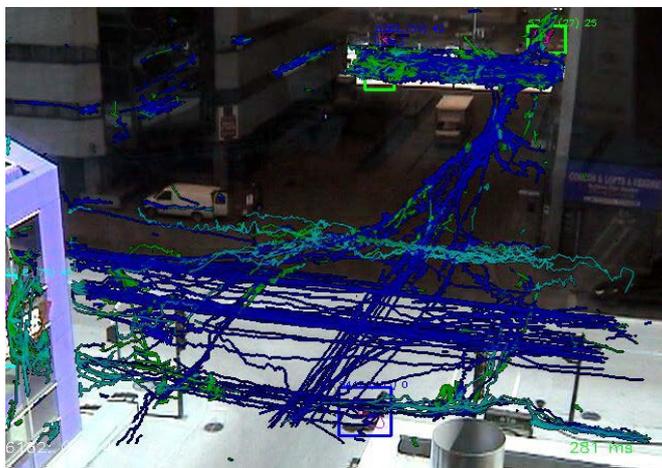


Figure 1.9 Suivi de trajectoires d'objets [1].

### 1.5.3 Classification et identification d'objets

Les objets détectés par un système de vidéosurveillance seront habituellement classés en différentes catégories : humain, véhicule, animal, etc. Ce classement peut s'effectuer préalablement au suivi pour ne conserver que les trajectoires des objets pertinents pour les fins de surveillance.

De façon générale, les systèmes reconnaissent la nature d'une entité détectée à partir de ses attributs de forme et de ses propriétés de mouvement. Par exemple, un humain se

présente habituellement comme une forme plus haute que large, tandis qu'une automobile sera plus large que haute (cf. Figure 1.10). La démarche humaine présente des caractéristiques particulières, notamment, une certaine périodicité.

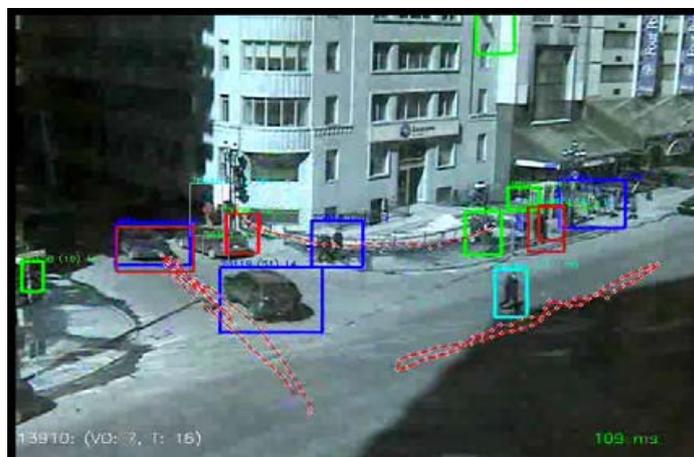


Figure 1.10 Classification d'objets (humains vs véhicules) [1]

L'identification d'objet pousse plus loin la reconnaissance. Après avoir trouvé la classe à laquelle appartient un objet, il s'agit de déterminer son identité. En surveillance, particulièrement pour le contrôle d'accès ou la recherche de suspect, on voudra, le plus souvent, reconnaître un individu ou décoder la plaque d'immatriculation d'une voiture. Beaucoup d'efforts de recherche et développement ont été investis, durant les dernières années, dans ces deux applications spécialisées.

La reconnaissance des visages et de la démarche humaine constituent les deux principaux outils biométriques utilisés pour l'identification de personnes en vidéosurveillance. L'analyse de la démarche fournit des indices pour une identification préliminaire d'un individu filmé de loin, en champ large.

La reconnaissance faciale permet une identification plus précise, mais nécessite une image du visage de bonne résolution et dans une pose adéquate (suffisamment de face). La plupart des systèmes toléreront une rotation du visage allant jusqu'à 45°. Depuis le début des années 90, plusieurs techniques pour l'encodage et la comparaison des visages ont été proposées. Elles reposent principalement sur l'extraction de descripteurs mathématiques ou de points topologiques du visage. D'abord développées à partir de photographies, les

applications de reconnaissance faciale existent, depuis quelques années, sur des séquences vidéo. Selon la méthode utilisée, la reconnaissance peut être affectée par des changements d'apparence, tels que le port de lunettes ou de barbe, les expressions faciales et les variations d'illumination. Des nouvelles techniques de reconnaissance des visages en 3D, semblent améliorer la performance et la robustesse de l'identification, par rapport aux techniques 2D. Toutefois, la reconnaissance de visage en milieu non contrôlé, par exemple dans une foule, demeure un problème qui n'est pas encore résolu de façon satisfaisante par les systèmes actuels d'analytique vidéo [1].

La lecture de plaques d'immatriculation, à partir d'une vidéo de surveillance, est une application difficile. Elle nécessite une image de haute résolution. L'analyse d'image se confronte à de nombreuses interférences environnementales : intempéries, brillance des phares, saletés et dommages sur la plaque. Pour lire une plaque d'immatriculation, un système doit d'abord localiser le rectangle de la plaque parmi tous les détails de l'image (cf. Figure 1.11). Il doit ensuite procéder à une reconnaissance automatique des caractères. Une plaque filmée à angle entraîne une distorsion des caractères dans l'image qui complique le processus de reconnaissance. Afin d'en maximiser l'efficacité, la reconnaissance de plaques se fait le plus souvent au moyen de systèmes spécialisés soignant le positionnement des caméras et la qualité de l'éclairage [1].



Figure 1.11 Détection d'une plaque d'immatriculation [1].

#### 1.5.4 Classification d'activités et de comportements

Un des objectifs de la vidéosurveillance est d'interpréter les comportements individuels des objets d'une scène, ainsi que leurs interactions. Au sens large, les comportements se définissent comme les actions observables d'agents (humains, animaux, véhicules, etc.). Comme la tâche de reconnaissance de comportements requiert une analyse sémantique, parfois complexe, de ce qui apparaît dans l'image, elle représente le défi le plus coriace pour les systèmes d'analytique vidéo.

On peut vouloir détecter un comportement simple, tel que « un individu a laissé un sac dans une salle ». Néanmoins, la chaîne d'interactions peut se complexifier rapidement :

*Un individu A laisse un sac dans une salle. Un individu B prend le sac et sort de la salle. L'individu B croise l'individu A et lui sert la main. Conclusion, le sac n'a pas été volé.*

L'analyse et l'interprétation de comportements nécessitent de reconnaître des patrons de mouvements et d'en dégager, à un plus haut niveau, une description des actions et interactions. Comme dans tout problème de classification, il s'agit d'associer une séquence de caractéristiques observées, à une séquence modèle représentant un comportement spécifique. Le problème consiste donc à modéliser les comportements typiques, par apprentissage ou par définition, et à trouver une méthode de comparaison tolérant des variations légères.



Figure 1.12 Détecter un suspect dans un parking [10].

Parmi les techniques les plus utilisées pour modéliser les comportements normaux et détecter les comportements déviants, on note les modèles markoviens cachés, les réseaux de neurones et les réseaux bayésiens. Ces techniques génèrent une alarme sur la base de la divergence statistique au modèle inféré de la scène. Des méthodes de détection d'événements prédéfinis existent aussi. Elles se basent sur un système de règles. Par exemple, générer une alarme si un objet de taille supérieure à un seuil reste stationnaire pour plus d'un certain temps dans une région donnée [1].

### 1.6. Reconnaissance de plaques d'immatriculation

À l'heure actuelle, en analytique vidéo, la détection de mouvement, la détection et le suivi d'objets, ainsi que la classification et identification d'objets y compris la reconnaissance de visages et de plaques d'immatriculation, sont des techniques de recherches les plus répandues dans ce domaine. Dans ce travail, on s'intéresse à la reconnaissance de plaques d'immatriculation pour la vidéosurveillance intelligente.

La lecture automatique de plaques minéralogiques ou lecture automatisée de plaques d'immatriculation (LAPI) est une méthode de surveillance de masse qui utilise la technique de reconnaissance optique de caractères sur des images pour lire les plaques d'immatriculation de véhicules.

Il s'agit en fait d'un logiciel qui permet de réaliser la reconnaissance de plaques d'immatriculation en temps réel à partir d'une capture de données réalisées par une caméra.

La partie logicielle du système tourne sur un matériel PC standard et peut être liée à d'autres applications ou bases de données. Elle commence par utiliser une série de techniques de manipulation d'images pour détecter, normaliser et agrandir l'image de la plaque d'immatriculation, et enfin la reconnaissance optique de caractères (OCR) pour extraire les caractères alphanumériques de la plaque.

Trois algorithmes doivent être réalisés pour que le logiciel puisse identifier une plaque d'immatriculation [11] :

1. Localisation de la plaque : responsable de trouver et d'isoler la plaque sur l'image.
2. Segmentation des caractères : localisation des caractères sur la plaque.
3. Reconnaissance optique de caractères.

La complexité de chacune des étapes du programme détermine la précision du système.

### 1.7. conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une introduction générale à la vidéosurveillance intelligente : sa définition, sa structure ainsi que ses différentes applications, pour se familiariser avec le domaine. Puis, nous avons fait une présentation sur la reconnaissance de plaques d'immatriculation dans le cadre de la vidéosurveillance intelligente qui fera l'objet de recherche dans ce travail.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons les différentes méthodes pour le traitement des images minéralogiques proposées dans la littérature.

## **CHAPITRE 2**

### **TRAITEMENT DES IMAGES MINÉRALOGIQUES**

#### 2.1. Introduction

La reconnaissance de plaques minéralogiques est une méthode de vision par ordinateur utilisé pour identifier les véhicules par leurs plaques d'immatriculation. Au cours des dernières années, la reconnaissance de plaques d'immatriculation a été largement utilisée comme technologie de base pour les applications de sécurité ou de circulation telles que la surveillance de la circulation, le contrôle d'accès, et la détection de franchissement de feux rouges.

En général, tout système de reconnaissance de plaques minéralogiques se compose de trois parties: 1) localisation de la plaque d'immatriculation, 2) segmentation des caractères de la plaque d'immatriculation, et 3) reconnaissance de ces caractères. L'architecture d'un système de reconnaissance des plaques d'immatriculation est donnée dans la Figure 2.1.

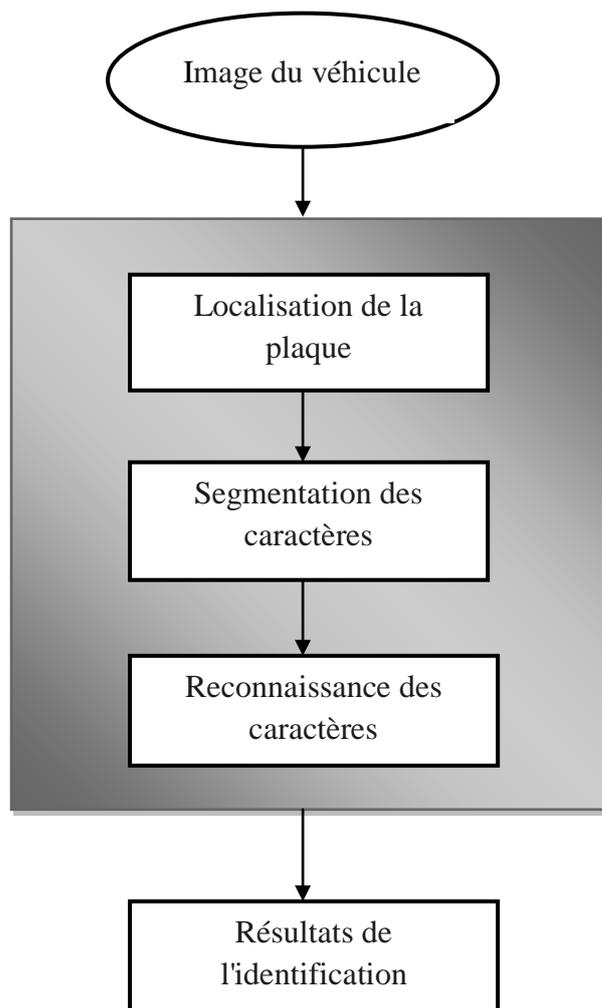


Figure 2.1 Processus d'un système de reconnaissance de plaque d'immatriculation

Dans la première phase, l'algorithme de localisation de la plaque d'immatriculation localise l'emplacement de la plaque dans l'image. Ensuite, les caractères qui se trouvent dans cette plaque seront segmentés un par un. L'étape de la reconnaissance des caractères a pour but d'identifier les chiffres et/ou lettres de la plaque d'immatriculation du véhicule.

Il existe plusieurs travaux pour le traitement des images minéralogiques. Dans ce chapitre, nous nous proposons de présenter quelques méthodes que l'on peut retrouver dans la littérature.

## 2.2. Localisation de la plaque d'immatriculation

La littérature nous dévoile un ensemble de méthodes qui ont été proposées pour la localisation des plaques d'immatriculation à partir des images minéralogiques. Dans cette section, nous donnons un résumé descriptif de quelques méthodes existantes de la localisation des plaques d'immatriculation des véhicules. Généralement on peut classer ces méthodes en trois catégories ; elles peuvent opérer en exploitant i) les propriétés de la plaque ; ii) les contours de la plaque ou iii) les techniques issues de l'intelligence artificielle [12]:

### 2.2.1 Les propriétés de la plaque

Certains travaux exploitent la couleur de la plaque comme une propriété déterminante ; l'image passe par un filtre de couleur et la sortie est comparée à la forme de la plaque [13]. Les algorithmes basés sur les couleurs sont moins efficaces face à un changement d'éclairage car les couleurs apparaissent différemment sous différents éclairages et en plus les plaques ont plusieurs couleurs et plusieurs formes. Avec ce type de méthodes, on n'est pas sûr que les régions détectées vont correspondre à la plaque.

Dans de nombreux pays, le format des plaques d'immatriculation est strictement appliqué. La couleur du texte et du fond est fixé, de sorte que de nombreux algorithmes utilisent les informations de couleur pour détecter les plaques d'immatriculation [14], [15]. Toutefois, si les conditions d'éclairage changent, la couleur des plaques d'immatriculation varie. Ainsi, les algorithmes de détection de plaques d'immatriculation qui reposent uniquement sur les informations de couleur peuvent ne pas atteindre des taux de détection élevés. Aussi, il y a des pays comme les États-Unis, où ces méthodes ne peuvent pas être appliquées car il y a une grande variété de plaques d'immatriculation.

Matas et Zemmerman [16] proposent un algorithme qui choisit une région du texte à partir d'un ensemble puis il exploite le fait qu'une plaque contient des caractères et des symboles qui sont clairement visibles même lorsque plusieurs propriétés de la plaque sont cachées. Cependant le problème est que certaines autres régions autres que plaque peuvent contenir du texte.

Comelli et al [17] utilisent un test se basant sur la taille des caractères et la distance qui existe entre eux. Ils ont obtenu jusqu'à 91.07% de réussite.

### 2.2.2 Les contours de la plaque

Pour détecter la plaque, certains algorithmes utilisent les contours des caractères et de la plaque comme des points de référence pour l'extraction. L'intensité des pixels dans les caractères et dans les contours des plaques est complètement différente de celle des voisins.

- Dans les méthodes qui utilisent la transformée de Hough, les contours de l'image de véhicule sont détectés en premier. Puis la Transformée de Hough (HT) est appliquée pour détecter la région de la plaque d'immatriculation. Tran et al. [18] ont trouvé que le temps d'exécution de la transformation de Hough nécessite trop de calcul, lorsqu'il est appliqué à une image binaire avec un grand nombre de pixels. En conséquence, l'algorithme qu'ils ont utilisé est une combinaison de la transformée de Hough et d'un algorithme de détection de contours. Il produit une plus grande précision et une plus grande vitesse de sorte qu'il peut être appliqué à des systèmes en temps réel. Cependant, comme la transformation de Hough est très sensible à la déformation des limites (frontières), cette approche a des difficultés à extraire la région de la plaque d'immatriculation lorsque la limite de la plaque d'immatriculation n'est pas claire ou déformée. Des difficultés sont aussi rencontrées lorsque les images contiennent beaucoup de contours verticaux et horizontaux autour des grilles du radiateur. Cette méthode a obtenu de très bons résultats lorsque la distance entre le véhicule et la caméra est petite.
- D'autres chercheurs ont utilisé des opérations morphologiques sur l'image transformée en contours [19] [20]. Cette technique a été connue par sa force et sa robustesse pour les images qui contiennent du bruit, mais elle est rarement utilisée dans les systèmes temps réel en raison de son fonctionnement lent.

Les algorithmes présentés sont défaillants lorsque les bords de la plaque ne présentent pas une grande variation par rapport au reste de l'image ; en plus ces algorithmes utilisent un seuil qui doit être déterminé automatiquement ce qui est difficile sous différentes conditions d'éclairage.

### 2.2.3 Intelligence artificielle

Un grand nombre de travaux ont concerné l'utilisation des techniques issues de l'intelligence artificielle parmi lesquels nous pouvons citer ceux de :

- Nijhuis et al [21] ont utilisé les caractéristiques de la plaque allemande qui se compose d'un arrière plan jaune pour créer une fonction pour chaque pixel à travers un histogramme. Les autres propriétés floues sont dégagées à partir du niveau de gris de chaque pixel et de ses voisins.
- Zimic et al [22] ont appliqué le même concept de la logique floue. Ils ont divisé l'image en un ensemble de rectangles de la taille de la plaque.
- Park et al [23] ont utilisé un réseau de neurones à deux entrées comme un filtre horizontal et vertical pour détecter les plaques coréennes. L'intersection entre les deux filtres localise la région de la plaque.
- Chacon et Zimmermann [24] ont utilisé un réseau de neurones pour déterminer les régions susceptibles d'être la plaque. Cette dernière sera par la suite analysée par la transformée de Fourier pour détecter la bonne région, L'algorithme sera répété jusqu'à la détermination de la plaque. Les expérimentations ont permis d'extraire 85% des plaques. La réussite de ce type d'algorithme dépend de sa capacité à s'adapter aux différents éclairages car l'entrée des réseaux correspond à la valeur des niveaux de gris des pixels.

### 2.3. Segmentation de caractères

Comme certains algorithmes de reconnaissance de plaques d'immatriculation nécessitent l'entrée d'un caractère unique, après la détection de la plaque d'immatriculation, l'opération de segmentation de la plaque d'immatriculation en parcelles contenant des caractères simples est souvent nécessaire. Toute erreur commise lors de ce processus affectera également le résultat final. Dans ce qui suit, nous présenterons quelques méthodes habituellement utilisées pour la segmentation des caractères de plaques minéralogiques.

### 2.3.1 Projection horizontale et verticale

La technique la plus courante et la plus simple pour la segmentation de caractères consiste à effectuer la projection horizontale et verticale sur une image binaire de la plaque d'immatriculation [25], [26], [27], [28]. L'idée est de calculer la somme des pixels d'une image de la plaque d'immatriculation binaire selon la direction horizontale et verticale, puis générer deux vecteurs. Les positions correspondant aux valeurs minimales dans les vecteurs sont le lieu de segmentation des caractères. En général, les vallées de la projection verticale sont considérées comme l'espace entre les caractères, et les vallées de projection horizontale sont utilisées pour obtenir les positions supérieure et inférieure des caractères. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne peut guère s'appliquer à des images très dégradées. Un exemple du résultat des projections verticales et horizontales est représenté sur la figure 2.2

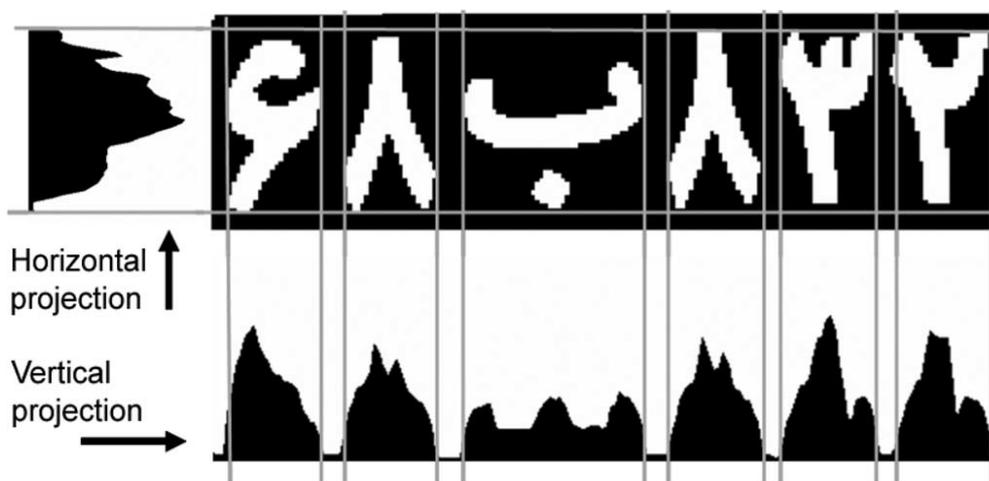


Figure 2.2 Extraction de caractères en utilisant la méthode de projection horizontale et verticale

### 2.3.2 Morphologie Mathématique

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Les outils de base de la morphologie mathématique (érosion, dilatation, fermeture, ouverture, ...) se retrouvent fréquemment dans les méthodes de segmentation de caractères.

- Le travail de Nomura et al [29] est entièrement concentré sur la tâche de la segmentation des caractères ; il propose une approche adaptative basée sur la morphologie des images de plaques d'immatriculation gravement dégradées. Dans ce travail, les méthodes de la morphologie mathématique sont combinées avec la méthode de projection pour segmenter les caractères de la plaque d'immatriculation. Les fragments sont détectés par la projection verticale ; ceux appartenant au même caractère sont ensuite fusionnés. Une technique d'épaississement (thickening) est utilisée pour trouver une ligne de segmentation de référence entre deux caractères qui se chevauchent. En même temps une technique d'amincissement (thinning) est utilisée pour segmenter les caractères connectés.

L'avantage de cette méthode qu'elle est facile à mettre en œuvre pour la segmentation des caractères de plaques d'immatriculation, mais son inconvénient réside sur le temps de calcul très élevé de cette technique.

### 2.3.3 Analyse en composantes connexes

L'analyse en composantes connexes (connected component analysis), est une technique essentielle dans le traitement de l'image binaire ou en niveau de gris. Le concept de cette méthode consiste à trouver les différentes composantes connexes de l'image et à les étiqueter en fonction de la connectivité de pixels (soit 4-connecte ou, 8-connecte). Une fois que tous les groupes de pixels sont déterminés, l'étiquetage consiste à affecter une étiquette identique à tous les pixels d'une même composante connexe [30].

- La méthode d'analyse en composantes connexes est également largement utilisée dans la segmentation des caractères de plaques d'immatriculation, en conjonction avec un ensemble de propriétés des objets binaires telles que la hauteur, largeur, surface [21], [31], [32], [33], et l'orientation[34], [32].

- Dans d'autres cas, l'analyse en composantes connexes est combinée avec La quantification vectorielle (Vector Quantization) [35] ou la morphologie mathématique [36], [29], [37].

Cette méthode va être expliquée en détail dans le prochain chapitre, car c'est la technique que nous allons utiliser pour extraire les caractères de la plaque dans l'approche proposée.

#### 2.3.4 Segmentation des caractères basée sur la connaissance préalable (Prior knowledge)

Pour segmenter les caractères, Guo et al [38] ont utilisé la connaissance préalable (connaissance a priori) de la plaque d'immatriculation comme : la taille de la plaque d'immatriculation, la taille des caractères qui se trouvent dans les plaques minéralogiques, la taille de l'intervalle entre les caractères, le nombre de caractères dans une plaque d'immatriculation, ...etc. L'avantage de cette méthode c'est qu'elle est très efficace, rapide et facile à mettre en œuvre s'il n'y a qu'un seul type de plaques d'immatriculation.

### 2.4. Reconnaissance de caractères

Dans le processus complet d'un système de reconnaissance de formes, la classification joue un rôle important en se prononçant sur l'appartenance d'une forme à une classe. L'idée principale de la classification est d'attribuer à un exemple (une forme) non connu une classe prédéfinie à partir de la description en paramètres de la forme. Nous présenterons par la suite, une panoplie de classifieurs couramment utilisés en reconnaissance de plaques minéralogiques, et en montrant leurs forces et de leurs faiblesses. Nous passerons en revue, la méthode de Template Matching, les réseaux de neurones et les séparateurs à vaste marges (Support Vector Machines).

#### 2.4.1 Template Matching

Le Template Matching est une méthode de classification qui ne nécessite aucune extraction des caractéristiques au préalable ; on parle de classification directe.

Dans cette technique, on dispose d'une série de modèles pour chaque caractère ; on compare alors chacun des modèles avec la forme d'entrée du caractère à traiter. Au final, on associe l'image du caractère au modèle qui possède la distance minimum entre lui-même et l'image du caractère à traiter. La distance peut par exemple correspondre à la distance de Hamming ou à la distance euclidienne [45].

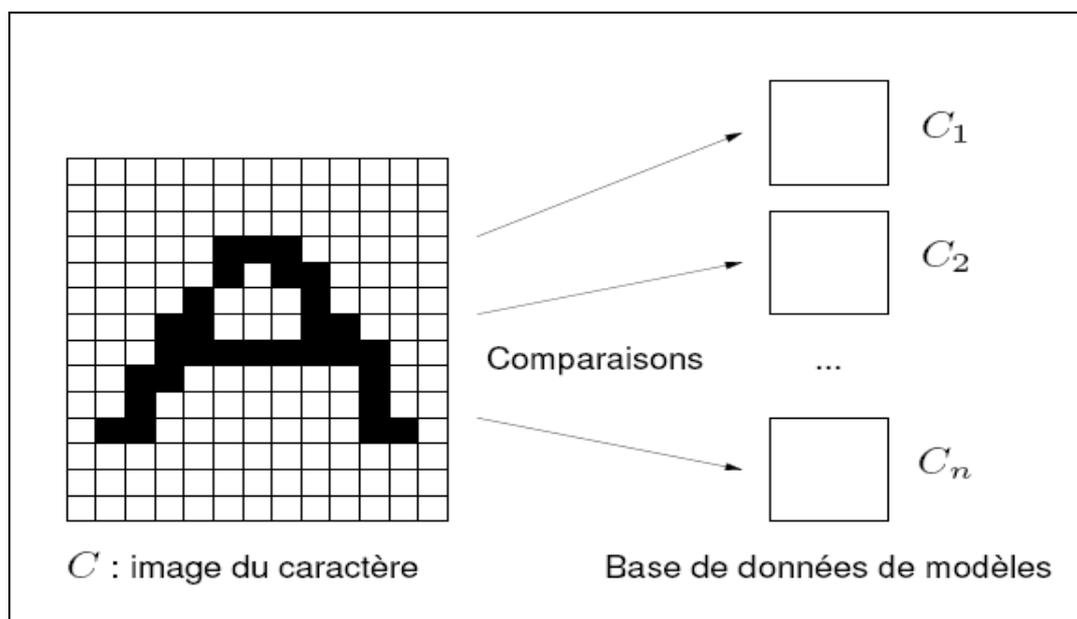


Figure 2.3 Reconnaissance des caractères en utilisant la méthode de template matching

Le template matching est une technique très appropriée pour la reconnaissance des caractères de taille fixe, sans rotation (n'est pas incliné ou tourné) et de format de caractères (police) unique. Aussi, il est préférable d'utiliser cette technique avec des images binaires [40].

- Une application basée sur cette méthode est décrite dans [17] ; les auteurs utilisent un opérateur de corrélation croisée normalisée. Le processus de reconnaissance est basé sur le calcul des valeurs de corrélation croisée normalisée pour tous les déplacements de chaque modèle de caractère sur la sous-image contenant la plaque d'immatriculation. Il a été rapporté que plus de

90% de temps CPU a été dépensé pour le calcul des mesures de corrélation croisée entre les différents modèles et la sous-image relative.

- Le template matching est implémenté avec succès dans [41], où l'ensemble du processus de reconnaissance est basé sur le calcul de l'erreur racine carrée moyenne, pour tous les déplacements du modèle  $g$  sur une sous-image  $f$  avec la taille  $M \times N$ . Le template matching pour la reconnaissance de caractères est également incorporé dans [42], et [43].

### 2.4.2 Réseaux de neurones

Un « neurone artificiel » est un algorithme ou dispositif physique qui incorpore un modèle mathématique inspiré du comportement des neurones biologiques. Dans le cadre de la description simplifiée du neurone biologique, celui-ci accumule les signaux reçus des autres neurones. Si la somme de l'accumulation de ces signaux est supérieure à certain seuil, le neurone concerné transmet à son tour son propre signal aux autres neurones [44].

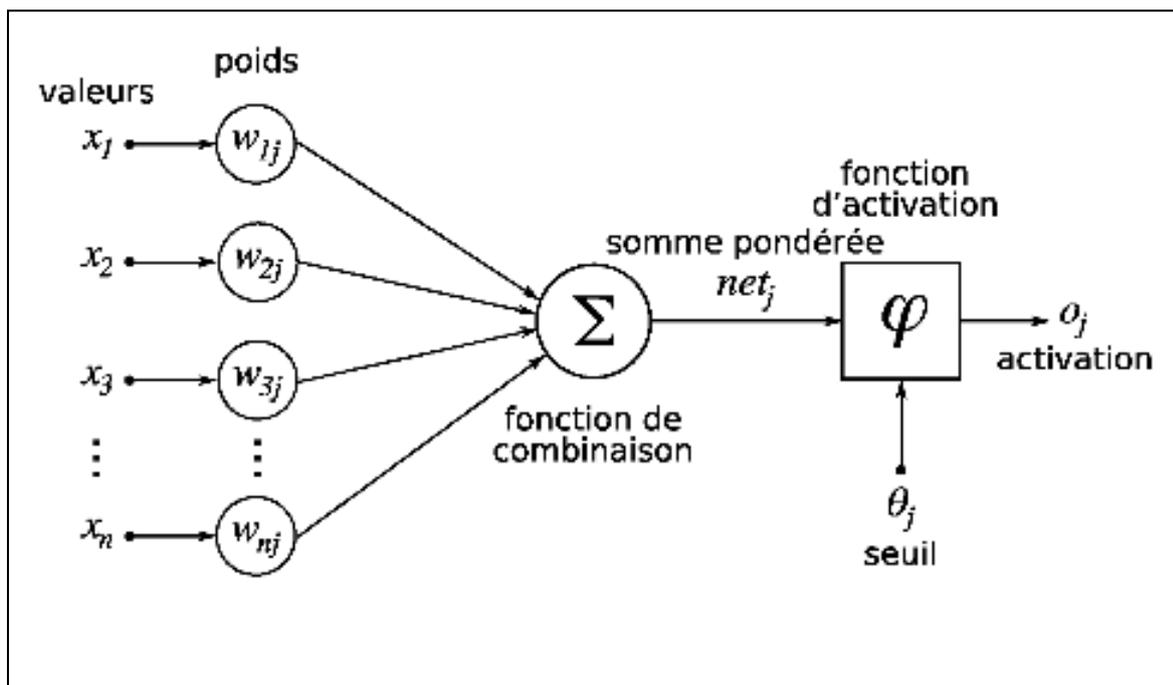


Figure 2.4 Structure d'un neurone artificiel [45].

Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la reconnaissance date du début de leur développement [44].

- Le perceptron multicouche (PMC) a été utilisé pour l'identification des caractères de plaque d'immatriculation [46], [21]. La méthode d'apprentissage de ce type de réseaux est la rétropropagation d'erreur. Le réseau doit être entraîné plusieurs fois en vue de parvenir à une bonne performance. Ce processus est assez long, car il n'est pas certain que le réseau apprenne l'échantillon d'apprentissage avec succès. En outre, le nombre de couches cachées ainsi que les neurones doivent être définis après une procédure d'essai et d'erreur. Dans [21] un PMC contenant 24 entrées, 15 neurones cachés et 36 sorties a été formé pour reconnaître 36 caractères de l'alphabet latin (26 lettres + 10 Chiffres). Les neurones d'entrée ont été nourris par 24 caractéristiques précédemment générées à partir de « *Discrete Time Cellular Neural Network* » algorithme. Le réseau a été appliqué à des plaques d'immatriculations segmentées pour la reconnaissance de caractères ; il a réalisé d'excellents résultats (98,5%) dans un grand ensemble d'images (10000).
- Chang et al [47] utilisent un réseau de neurones de type *self organizing Feature maps* (SOFMs) afin de supporter les caractères déformés, brisés, incomplets ou bruités acquis à partir de plaques d'immatriculation, qui étaient inclinés par rapport à la caméra. Le taux de réussite, de 95,6%, pour l'identification de caractères dans un ensemble de 1061 plaques d'immatriculation acquises dans différents points de vue (combinaisons de l'angle et la distance) est jugé remarquable.
- Les réseaux de neurones probabilistes (PNNS) pour la reconnaissance de plaques d'immatriculation ont été tout d'abord introduits dans [48]. Dans cette étude, les auteurs ont entraîné et testé avec succès deux réseaux de neurones probabilistes, l'un pour la reconnaissance de l'alphabet et l'autre pour la reconnaissance de nombres. Dans un petit ensemble de test (280 caractères), le rapport de performance atteint respectivement 97,5% et 95,0%. Les taux de reconnaissance qui sont rapportés dans la littérature sont très encourageants quand les PNN ont été entraînés et testés avec des modèles bruyants, inclinés et dégradés [48], [49], [50].

### 2.4.3 Séparateurs à Vaste Marges (SVMs)

SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé, son but est de trouver un classificateur qui sépare les données d'apprentissage et maximiser la distance entre deux classes. Le principe des machines à vecteurs de support (en anglais « Support Vector Machines » ou SVM) est le suivant : déterminer un classificateur *linéaire* appelé *hyperplan* pour séparer deux classes de données. Les points de données les plus proches de celui-ci définissent des points appelés vecteurs de support. Pour obtenir une classification robuste, il faut maximiser la marge, i.e. la distance entre l'hyperplan et les vecteurs de support. Si le problème de classification est non linéairement séparable c'est-à-dire qu'un hyperplan séparateur n'existe pas ; la méthode SVM fait recours à un changement d'espace pour aller à un nouvel espace où les données sont linéairement séparables.

La reconnaissance de caractères par les SVMs présente un certain nombre d'avantages par rapport aux autres types de reconnaissances. En effet, ses performances sont excellentes et sa mise en œuvre est très simple car il n'y a qu'un paramètre à définir : c'est le type du noyau. Afin de pouvoir être fonctionnel, le reconnaisseur doit passer par deux étapes qui sont *l'entraînement* ou apprentissage et *la classification* ou reconnaissance.

L'inconvénient majeur de cette méthode réside dans son entraînement. Etant donné qu'il ne peut classifier que deux classes à la fois, il faudra faire pour chacune des classes un entraînement avec toutes les autres. Cela implique un temps de calcul considérable.

- Dans [26], la méthode SVM est utilisée comme classificateur multi-classes. Chaque caractère de A à Z et chaque numéro de 0 à 9 est attribué à une classe. Le caractère segmenté est classé dans ces classes selon la technique « *un-contre-un* » ou « *un-contre-tous* ». Dans cette étude la deuxième approche « *un-contre-tous* » est utilisée afin de faire une transformation de N-classe ( $N > 2$ ) à 2-classes (classification binaire).
- Dans [51], les auteurs ont conçu un système mettant en œuvre quatre Séparateur à vaste marges (SVMs) pour reconnaître les caractères supérieurs, les chiffres supérieurs, les caractères inférieurs et chiffres inférieurs de la plaque d'immatriculation coréenne. Ce système a rapporté un taux moyen de reconnaissance de caractères de l'ordre de 97,2%. Ce pendant, cette architecture, est strictement conçue pour les plaques d'immatriculations

coréennes, donc, ne laissant aucune réponse (on ne peut pas l'utiliser) pour les plaques d'immatriculation des autres pays.

Nous détaillerons cette méthode dans le chapitre 3, puisque c'est le classifieur que nous allons utiliser dans l'architecture du système que nous proposons.

## 2.5. Conclusion

Ces dernières années, de nombreuses approches pour la reconnaissance automatique de plaques d'immatriculation ont été proposées.

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les méthodes les plus connues pour la reconnaissance de plaques minéralogiques selon les trois phases : localisation de la plaque, segmentation des caractères de la plaque et la reconnaissance des caractères.

Nous avons également décrit leurs avantages et leurs inconvénients puis dégager les problèmes liés à leur application dans un environnement réel. En effet, un système de reconnaissance automatique de plaques minéralogiques est efficace dans le cas où les images des véhicules seraient bien cadrées et prises dans de bonnes conditions de luminosité. Sa performance se dégrade fortement lorsque les images utilisées pour la localisation, la segmentation ou lors de la reconnaissance, présentent des variations importantes de luminosité.

## **CHAPITRE 3**

### **SYSTEME DE RECONNAISSANCE PROPOSE**

#### 3.1. Introduction

Ce chapitre présente notre système pour la reconnaissance de plaques d'immatriculation algériennes. Dans ce but, différentes méthodes ont été proposées dans la littérature. Cependant, la plupart d'entre elles souffrent de la sensibilité à la distribution d'éclairage non uniforme, le bruit, l'existence de l'ombre dans la plaque d'immatriculation et les différentes conditions d'éclairage (jour, nuit, lumière, obscurité). Dans l'approche que nous avons adoptée, nous proposons un algorithme dont le but est de pallier à certains de ces problèmes.

Nous commençons ce chapitre par donner une architecture sur le système de reconnaissance de plaque d'immatriculation proposé. Ensuite, nous détaillerons les techniques utilisées dans les trois phases du processus de reconnaissance (localisation, segmentation, reconnaissance).

### 3.2. Le système proposé

Dans l'algorithme proposé, une image du véhicule est reçue comme une image d'entrée. La distance entre la plaque et la caméra est fixe, elle est estimée à 2mètres. Cette distance a une grande importance dans notre travail spécialement dans la phase de localisation. Les expérimentations que nous avons menées, nous ont emmené à fixer le seuil de la distance.

En premier lieu et afin de localiser la plaque, il est nécessaire de faire un prétraitement sur l'image d'entrée. Les différents travaux de la littérature nous ont emmené à appliquer un filtre médian, suivi d'une binarisation de l'image avec la méthode d'Otsu. La détection du contour est ensuite effectuée en appliquant le filtre de Prewitt sur l'image binarisée. Ces différentes opérations permettent à l'algorithme de résister contre le bruit et l'éclairage non-uniforme. Ensuite, la plaque est détectée en utilisant la projection horizontale. Après la phase de localisation, l'image de la plaque obtenue est préparée pour la segmentation, cela signifie qu'elle va être décomposée en imasettes correspondant à des caractères distincts ; le procédé de segmentation se fera avec la méthode d'étiquetage en composantes connexes. Finalement, les images de caractères vont être reconnues en utilisant les séparateurs à vaste marges (SVMs).

La figure 3.1 présente le système de reconnaissance des plaques d'immatriculation proposé. Dans ce qui suit, nous allons traiter en détails chacune de ces étapes.

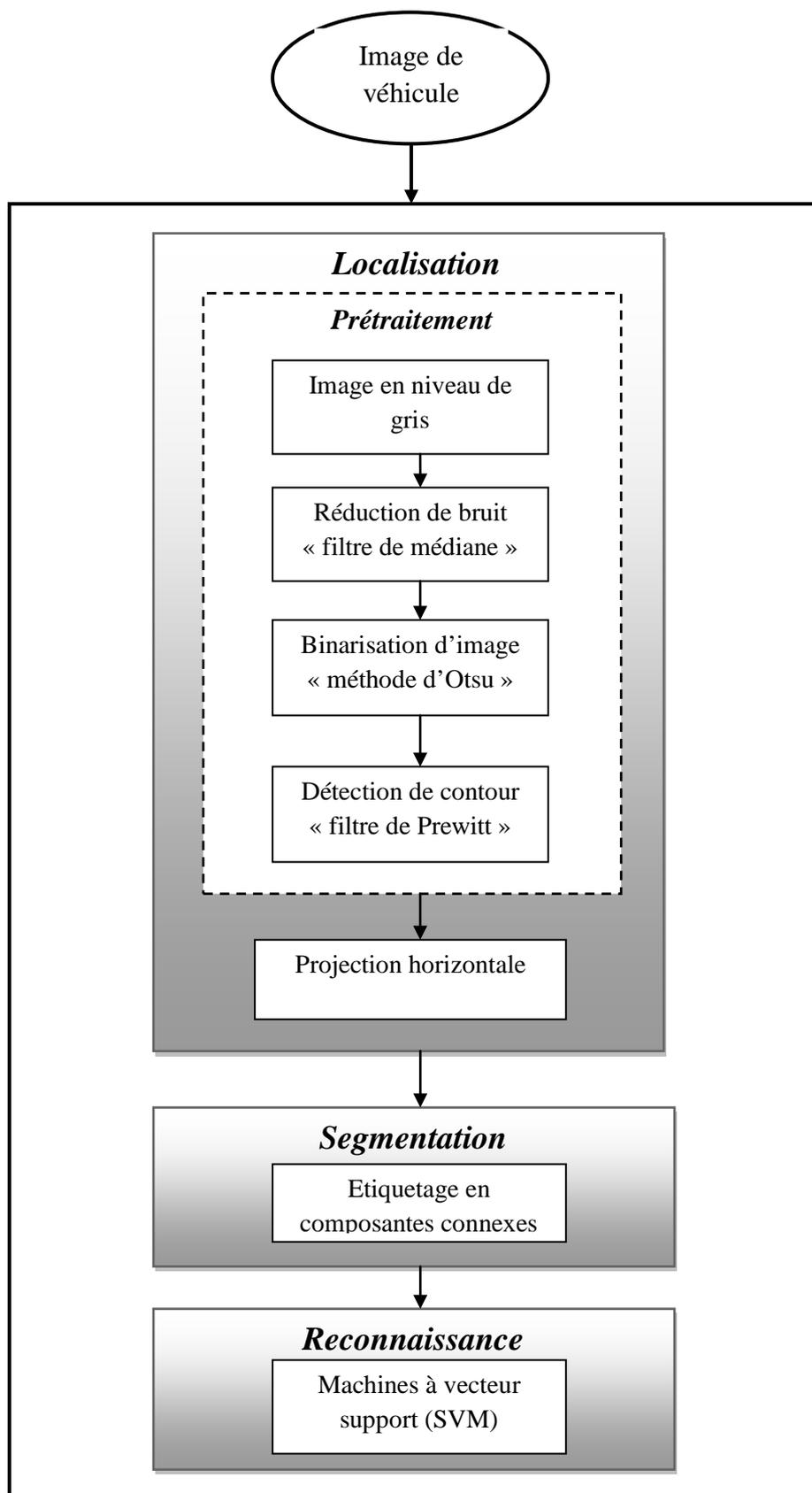


Figure 3.1 Le système de reconnaissance de plaques d'immatriculation proposé

### 3.2.1 Localisation de la plaque d'immatriculation

La localisation de la plaque d'immatriculation est une étape très importante pour les systèmes de reconnaissance de plaques minéralogiques. Dans le cadre de ce travail, l'approche proposée doit considérer des images de véhicules algériens acquises dans différentes et diverses conditions d'éclairage (lumière, obscurité, ombre etc.). Afin de pallier à ces inconvénients, l'étape de prétraitement s'avère indispensable. Une fois l'image prétraitée, nous appliquons la projection horizontale afin de localiser la plaque d'immatriculation.

#### 3.2.1.1 Prétraitement d'image

L'étape de prétraitement a pour but de faciliter la localisation en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Les images comportent généralement une grande quantité de données. Pour éviter des temps de traitement trop élevés, on cherche donc à leur appliquer des opérateurs locaux, qui ne font appel, pour le calcul, qu'à un nombre limité de pixels, situés dans un proche voisinage du pixel courant [52].

Dans ce travail, nous allons décrire les méthodes essentielles de prétraitement que nous avons utilisé pour améliorer l'image en éliminant le bruit ; les données pertinentes retenues faciliteront l'étape de localisation. Ces méthodes concernent la binarisation, la réduction de bruit et la détection de contour.

##### 3.2.1.1.1 Image en niveau de gris

Les images acquises par les caméras sont des images en couleurs ; la première étape consiste à convertir l'espace de représentation de ces images en niveaux de gris (256 niveaux).

Dans une image en niveaux de gris, chaque pixel est noir (0), blanc (255), ou a une intensité correspondant à un niveau de gris dans l'intervalle [0 ; 255].

Il existe plusieurs manières de convertir une image RVB en niveaux de gris ; la plus simple est de calculer la moyenne. Dans cette étude, nous avons utilisé la formule standard suivante qui donne le niveau de gris de l'image en fonction de ses trois composantes [53] :

$$\text{Gris (i, j)} = 0.212671 \cdot \text{Rouge (i, j)} + 0.715160 \cdot \text{Vert (i, j)} + 0.072169 \cdot \text{Bleu (i, j)} \quad (2.1)$$



(a)

(b)

Figure 3.2 : Conversion d'image en niveau de gris a) Image en couleur b) image en niveau de gris

#### 3.2.1.1.2 Réduction de bruit

Le bruit est toute information ou tout signal qui vient s'ajouter à l'image initiale et qui a pour effet l'altération des caractéristiques de cette dernière. Le traitement du bruit (filtrage) connu aussi sous le nom de réduction de bruit, est une technique importante d'amélioration de la qualité de l'image numérique.

Plusieurs méthodes existent pour la réduction du bruit. Dans ce travail, nous avons utilisé le filtre médian (3x3), afin de réduire le bruit dans l'image. La technique du filtre

médian est largement utilisée en traitement d'images numériques car elle permet de réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image.

#### ❖ *Filtre de médiane*

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, bruit poivre et sel ...) et qui se traduit par des taches de faible dimension dont la distribution sur l'image est aléatoire. L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir [54]. Dans un voisinage à huit, le nouveau niveau de gris du pixel central est choisi comme étant la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse, centrée sur ce dernier. Son avantage est qu'il garde la netteté des éléments qui constituent l'image sans étaler les transitions.

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant.
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

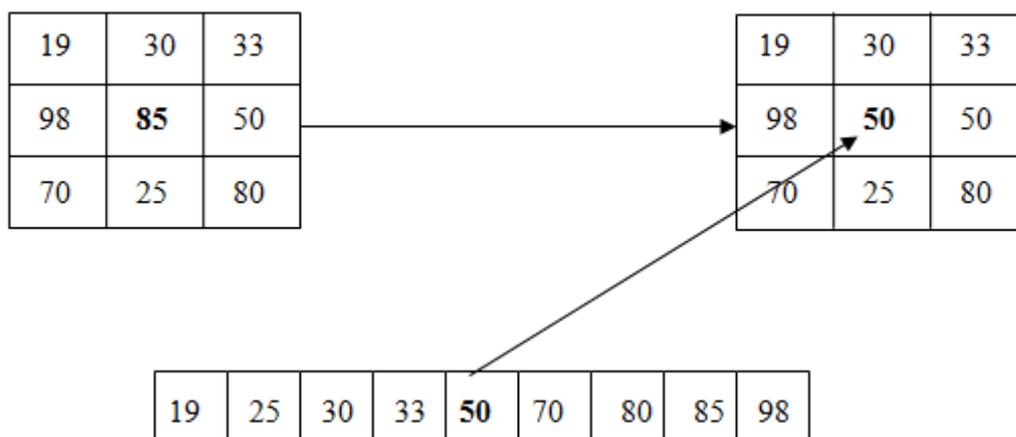


Figure 3.3 Principe du filtre médian

Exemple :



(a)



(b)

Figure 3. 4 Exemple de filtres. (a) Image Lena bruitée. (b) Image après filtrage par la médiane.

### 3.2.1.1.3 Binarisation

La binarisation consiste à réduire davantage l'espace de représentation, tel que chaque pixel soit représenté soit par un 0, soit par un 1. A cette fin, nous procédons au calcul du seuil de binarisation tel que :

$$\text{Si } I(i, j) > S_{bin} \text{ alors: } B(i, j) = 1$$

$$\text{Sinon, } B(i, j) = 0$$

Avec :  $I(i, j)$  : la valeur en niveau de gris du pixel de coordonnées  $(i, j)$ .

$S_{bin}$  : le seuil de binarisation compris, entre 0 et 255.

$B(i, j)$  : la valeur du pixel de coordonnées  $(i, j)$  dans l'image binaire.

Le calcul du seuil de binarisation proprement dit peut se faire de différentes manières. Dans des scènes où la dynamique de la luminance est contrôlée, une valeur fixe telle que 128 permet de différencier clairement le blanc du noir dans une image. A l'inverse, les scènes extérieures posent un certain nombre de problèmes engendrés particulièrement par la dynamique du capteur vis à vis des changements brusques de la lumière. Pour contourner cette difficulté, nous procédons au calcul dynamique du seuil de binarisation en nous basant sur la méthode d'OTSU [55].

#### ❖ *Méthode d'Otsu*

La méthode d'Otsu est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image ; elle conduit à la réduction de l'image en niveaux de gris en une image binaire [56]. L'algorithme d'Otsu binaire suppose que l'image à binariser ne contient que deux classes de pixels (c'est-à-dire le premier plan et l'arrière-plan), puis calcule le seuil optimal à partir de l'histogramme d'image qui sépare ces deux classes afin que leur variance intra-classe soit minimale (autrement dit la variance interclasse soit maximale).

#### Variance intra-classe :

$$\sigma_w^2 = \omega_1(T) \times \sigma_1^2(T) + \omega_2(T) \times \sigma_2^2(T)$$

- Oméga 1 : représente la probabilité d'être dans la classe 1
- Oméga 2 : représente la probabilité d'être dans la classe 2
- Sigma 1 : représente la variance de la classe 1
- Sigma 2 : représente la variance de la classe 2

#### Variance inter-classe :

$$\sigma_y^2 = \sigma^2 - \sigma_w^2$$

- Sigma : représente la variance de l'image
- Sigma w : représente la variance intra-classe

#### Calcul de la probabilité de la classe 1 et 2 :

Pour calculer la probabilité d'être dans la classe 1 ou 2 en fonction du seuil T, il suffit de sommer les probabilités de chaque niveau de gris.

$$\omega_1(T) = \sum_{k=1}^T P(k)$$

$$\omega_2(T) = \sum_{k=T+1}^{256} P(k)$$

**Calcul de la probabilité de chaque niveau de gris :**

***Calcul de l'histogramme :***

L'histogramme est un graphique représentant la répartition des valeurs de niveau de gris dans une image. Pour calculer l'histogramme, il faut donc parcourir l'image dans sa totalité et compter le nombre de pixels qu'il y a pour chaque niveau de gris.

$$Hist(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Image(i, j) == k)$$

**Calcul de la probabilité de chaque niveau de gris :**

La probabilité de chaque niveau de gris est calculée en divisant le nombre de pixels présent pour chaque niveau de gris par le nombre total de pixels dans l'image.

$$P(k) = \frac{Hist(k)}{\text{Nombre total de pixels dans l'image}}$$

**Calcul de la variance de chaque classe :**

$$\sigma_1^2(T) = \frac{\sum_{i=1}^T (N1(i) - Moy_1(T))^2 \times P(i)}{\omega_1}$$

$$\sigma_2^2(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^{256} (N2(i) - Moy_2(T))^2 \times P(i)}{\omega_2}$$

- N1 : est un vecteur de 0 à T-1
- N2 : est un vecteur de T à 255
- Moy1 : représente la moyenne de la classe 1
- Moy2 : représente la moyenne de la classe 2

### Calcul de la moyenne de chaque classe :

La moyenne de chaque classe est calculée en sommant le vecteur  $N$  qui est multiplié par la probabilité de chaque niveau de gris. Le tout est ensuite divisé par la probabilité de la classe.

$$Moy_1(T) = \frac{\sum_{i=1}^T N1(i) \times P(i)}{\omega_1(T)}$$

$$Moy_2(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^{256} N2(i) \times P(i)}{\omega_2(T)}$$

- $N1$  : est un vecteur de 0 à  $T-1$
- $N2$  : est un vecteur de  $T$  à 255



Figure 3.5 Binarisation d'image avec la méthode d'Otsu

#### 3.2.1.1.4 Détection de contours

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse.

La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image. Il existe un grand nombre de méthodes de détection de l'image mais la plupart d'entre elles peuvent être regroupées en deux approches [53] :

1. *Approche gradient* : détermination des extréma locaux dans la direction du gradient.
2. *Approche laplacienne* : détermination des passages par zéro du laplacien.

Nous allons aborder ici la méthode de Prewitt que nous avons utilisé pour réaliser notre système et qui fait partie de l'approche gradient.

#### ❖ *Filtre de Prewitt*

Il s'agit d'un opérateur différentiel discret calculant une approximation du gradient d'intensité lumineuse d'une image à chaque point, donnant la direction et le taux de la plus grande décroissance. Le résultat nous indique les changements abrupts de luminosité de l'image et donc exhibe les contours probables de celle-ci [53].

Le filtre est composé de deux matrices 3x3 que l'on va convoluer avec l'image originale pour calculer une approximation de sa dérivée en tout point. La première matrice donne la dérivée horizontale et la seconde donne la dérivée verticale. Si nous définissons  $A$  comme étant l'image source, et  $G_x$  et  $G_y$  les deux images dérivées horizontales et verticales de l'intensité lumineuse de l'image, nous pouvons les calculer ainsi avec l'opération de convolution:

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * \mathbf{A} \quad \text{and} \quad \mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{A} \quad (2.14)$$

Cet opérateur ainsi définit pouvant se décomposer en un produit d'une moyenne et d'une différentielle, il calcule le gradient lissé.

Par exemple,  $G_x$  peut s'écrire:

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} [-1 \quad 0 \quad 1] \quad (2.16)$$

Enfin, nous pouvons calculer l'amplitude du gradient via la norme du vecteur ainsi définit en tout point:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.17)$$

De même, nous pouvons calculer sa direction:

$$\Theta = \text{atan2}(G_y, G_x) \quad (2.18)$$

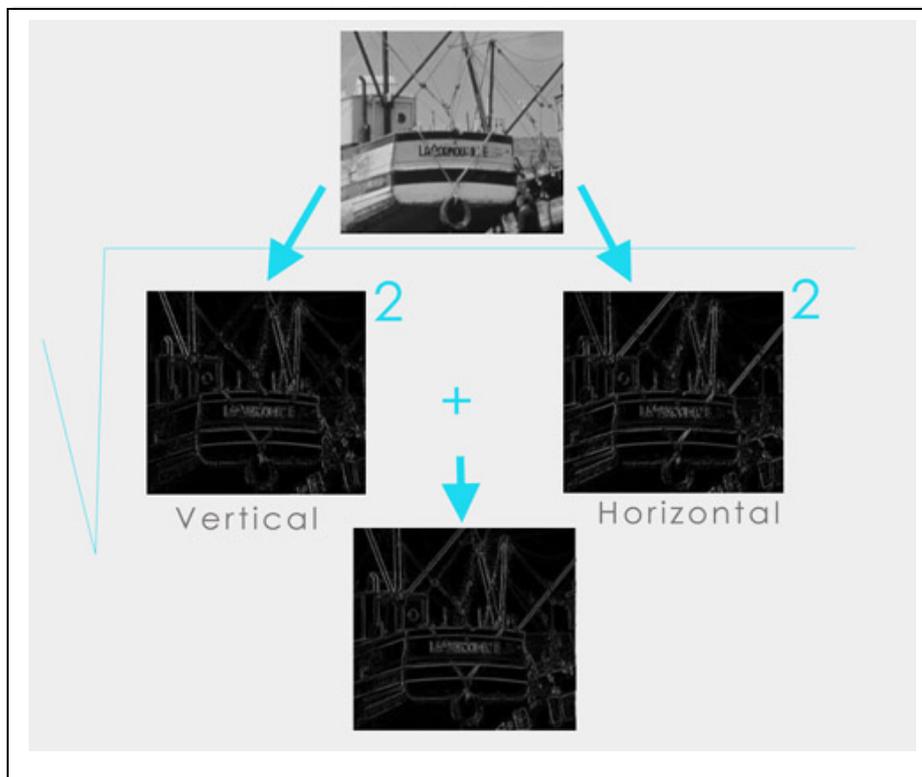


Figure 3.6 Application du filtre de Prewitt

### 3.2.1.2 Projection horizontale

Les techniques de projection d'images sont parmi les méthodes classiques utilisées en analyse d'images et en reconnaissance de formes ; elles sont généralement utilisées pour la segmentation d'image. La projection d'une image consiste à compter le nombre de pixels d'une image binaire qui sont à 1 (blanc) ou à 0 (noir) sur chaque ligne pour une projection horizontale ou sur chaque colonne pour une projection verticale.

Dans ce travail, nous avons utilisé la projection horizontale pour localiser et extraire la plaque d'immatriculation de l'image d'entrée. La projection horizontale,  $H(i)$  d'une image binaire,  $B$ , est obtenue par l'équation (2.19):

$$H[i] = \sum_{j=0}^{m-1} B[i, j] \quad (2.19)$$

Cette technique permet de scanner l'image d'entrée (image de véhicule) du haut vers le bas, afin d'identifier la hauteur de la plaque d'immatriculation (localisation de la plaque), en utilisant les valeurs de la projection horizontale.

Les valeurs d'une projection horizontale correspondent à la somme des pixels blancs toute au long d'une ligne particulière de l'image dans le sens horizontal. Lorsque toutes les valeurs de toutes les lignes dans la direction horizontale sont calculées, la projection horizontale est obtenue (voir la figure 3.7)

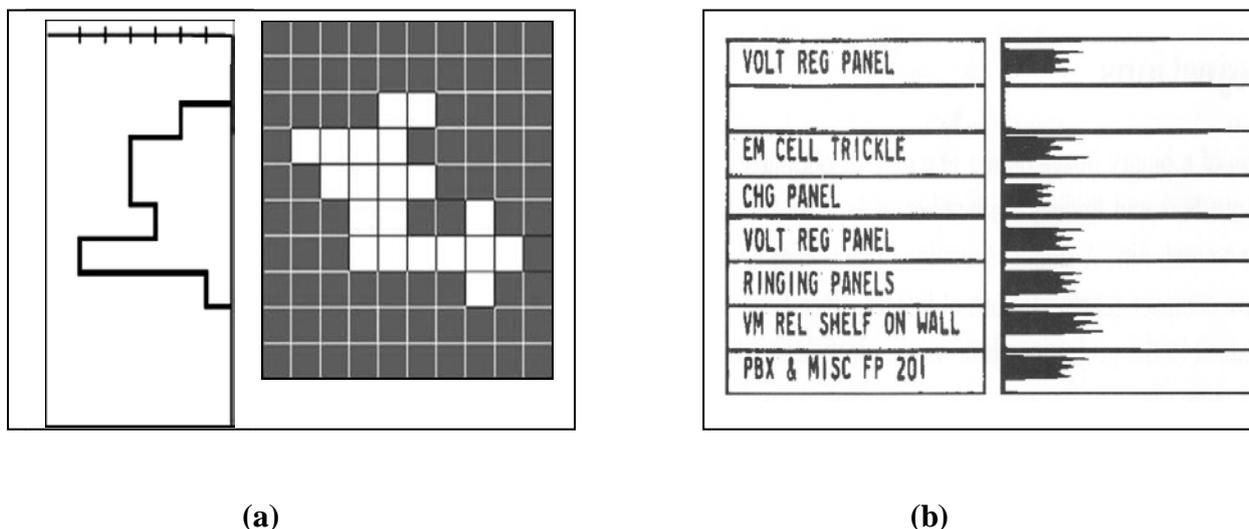


Figure 3.7 Projection horizontale. a) projection horizontale d'une image binaire. b) un exemple de projection horizontale pour la détection des lignes d'un texte manuscrite

Les expériences montrent que le plus grand nombre de pixels blancs est généralement dans la partie où la plaque d'immatriculation se trouve. Cette dernière est habituellement située dans la partie inférieure de l'image d'entrée [57].

### 3.2.2 Segmentation des caractères avec l'étiquetage en composantes connexes

Dans la phase de segmentation, nous cherchons à séparer chaque caractère de la plaque d'immatriculation individuellement. L'étiquetage en composante connexe, est une méthode très utile pour la segmentation des images minéralogiques prises dans des conditions de très faible éclairage [30].

Le concept de l'étiquetage en composantes connexes s'applique généralement aux images binaires ou en niveaux de gris ; il consiste à trouver les différentes composantes connexes de l'image et à les étiqueter. Ce dernier consiste à affecter une étiquette identique à tous les pixels d'une même composante connexe.

Dans le cadre de ce travail, nous avons appliqué ce concept sur les images binaires de plaques d'immatriculation localisé afin de les segmenter.

#### 3.2.2.1 Principe

L'étiquetage en composantes connexes d'une image binaire attribut à tous les pixels d'une composante connexe la même valeur entière. Chaque composante connexe est alors identifiée par son étiquette. Les algorithmes d'étiquetage détectent les adjacences entre les pixels et définissent l'étiquetage du point courant en fonction de celles de ses points voisins. Ils opèrent en balayant l'intégralité de l'image. Selon le type de balayage on distingue deux approches d'étiquetage en composantes connexes [58].

- Etiquetage séquentiel
- Etiquetage récursif

Dans le cadre de cette étude, nous avons opté pour la première méthode.

#### 3.2.2.2 Etiquetage séquentiel

L'idée de l'algorithme repose sur un balayage séquentiel de l'image. On considère pour chaque point P ses prédécesseurs déjà traités. Les prédécesseurs d'un point dépendent du type de connexité considéré (voir la figure3.8).



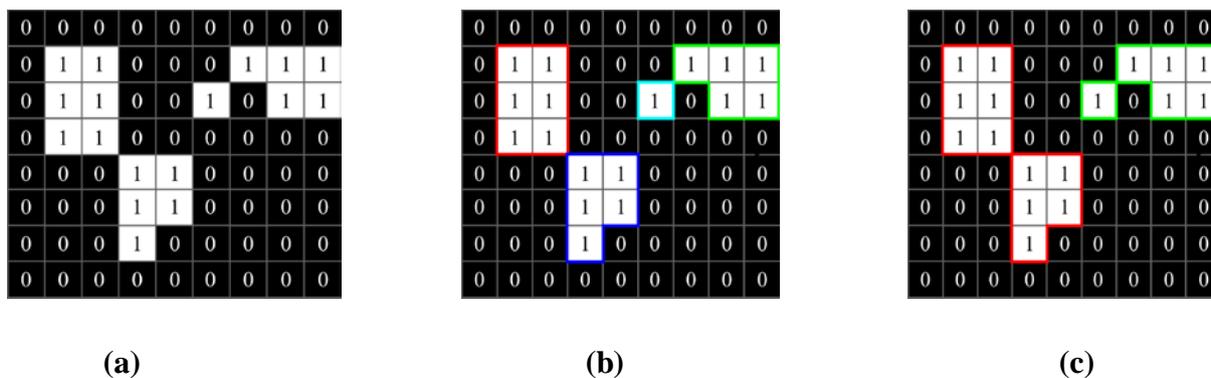


Figure 3.9 Application de l'algorithme utilisé sur image binaire. a) Image binaire, b) composantes (4-connexes), c) composantes (8-connexes).

Chaque composante connexe est alors identifiée par son étiquette (tel que l'illustre la figure ci-dessous, pour les composantes 4-connexes et 8-connexes de l'image précédente).

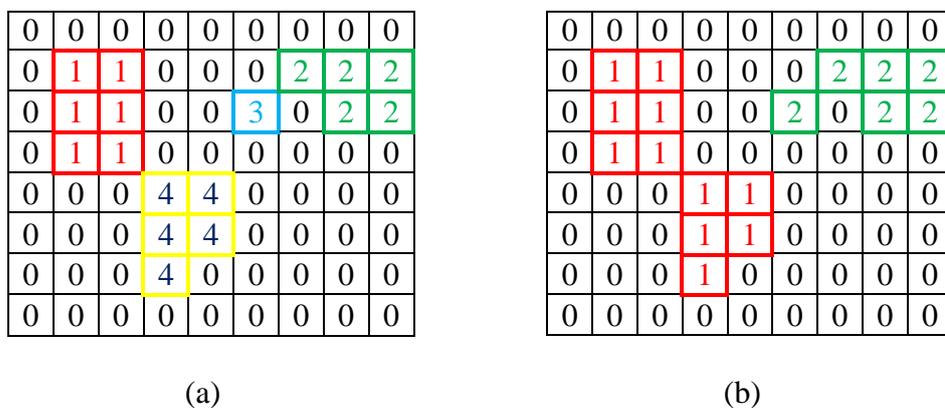


Figure 3.10 Résultats de l'algorithme. a) 4 composantes connexes (4-connexes), b) 2 composantes connexes (8-connexes).

Maintenant nous extrayons quelques caractéristiques de forme pour chaque composante étiquetée, par exemple, la surface, le centre de gravité, la boîte englobant (bounding box), etc. Parmi toutes ces caractéristiques, nous utilisons celles de la boîte englobant (bounding box) pour trouver tous les composants connectés individuellement sur la plaque d'immatriculation afin de l'extraire [57].

Après l'extraction de toutes les composantes connexes contenues dans la plaque d'immatriculation, nous remarquons qu'il ya des objets indésirables (généralement des vis) parmi ceux qui sont appropriés (les caractères). Pour supprimer ces objets (indésirables), nous utilisons un pixel de limite supérieure et un autre inférieure (bornes), de manière à ne prendre que les objets qui se trouvent entre ces deux bornes. Le choix de ces pixels limite se base sur les informations a priori des caractères (la hauteur, la largeur) de plaques minéralogiques (caractéristiques de la plaque) [57].

Pour cela, nous utilisons un compteur de pixels, pour compter les lignes et les colonnes de pixels pour chaque composante connexe. Nous avons appliqué ensuite une méthode qui analyse le nombre de pixels pour éliminer les composants connectés qui sont supérieurs ou bien inférieurs à une certaine plage spécifiée [57].

### 3.2.3 Reconnaissance des caractères avec les Machines à vecteur support

Pour la reconnaissance des caractères, plusieurs techniques ont été utilisées pour détecter les codes d'immatriculation ; nous pouvons citer par exemple : les réseaux de neurones, template matching, les machines à vecteurs support... etc. Le système que nous avons proposé repose sur les machines à vecteurs support (SVMs) [59].

#### 3.2.3.1 Définition

Les machines à vecteurs support ont été introduites en 1995 par Cortes et Vapnik [60]. Elles sont utilisées dans de nombreux problèmes d'apprentissage: reconnaissance des formes, catégorisation de texte ou encore diagnostic médical. Les SVM reposent sur deux notions : celle de marge maximale et celle de la fonction noyau.

Le principe de base des SVM consiste à trouver un hyperplan, qui a comme rôle la séparation des données d'apprentissage afin d'avoir les points d'une même classe sur un côté. Mais cette séparation peut être linéaire (figure 3. 11) ou non linéaire (figure 3. 12).

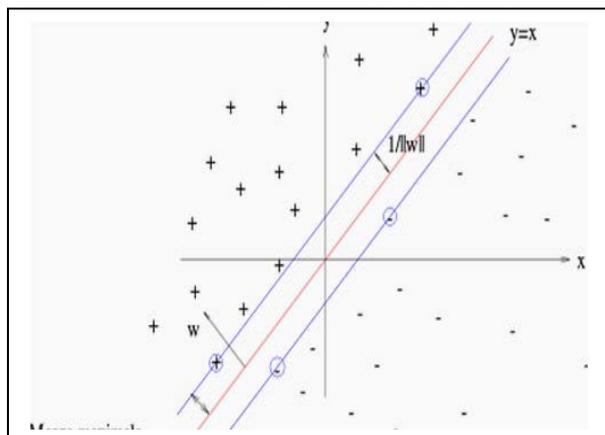


Figure 3. 11 Séparation linéaire

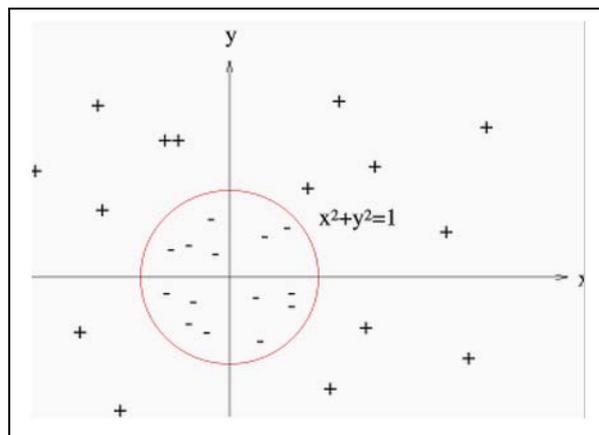


Figure 3. 12 Séparation non linéaire

Dans le cas d'une séparation linéaire [61], il faut trouver une séparatrice qui maximise la distance entre la frontière de séparation, et les échantillons les plus proches appelés vecteurs supports. La figure 3.11 montre des échantillons entourés, ce sont des vecteurs supports ; la distance entre l'hyperplan et un point support est appelée la marge. Par contre, dans le cas d'une séparation non linéaire on utilise une fonction noyau pour projeter les données dans un espace de plus grande dimension où elles seront linéairement séparables.

### 3.2.3.2 Principe de SVM

Les machines à vecteurs support forment une classe d'algorithmes d'apprentissage supervisés. Nous nous intéressons à une fonction notée  $f$  qui à toute entrée  $x$  fait correspondre une sortie  $y=f(x)$ . Le but est d'essayer d'apprendre  $f$  à partir d'un ensemble de couple  $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ . Dans ce problème les machines à vecteurs support vont être utilisées pour classifier une nouvelle observation  $x$  en se limitant à deux classes  $y \in \{-1, 1\}$ .

Nous allons donc construire une fonction  $f$  qui à chaque valeur d'entrée dans un ensemble  $\mathbf{R}^d$  va faire correspondre une valeur de sortie  $y \in \{-1, 1\}$ :

$$f: \mathbf{R}^d \longrightarrow y \in \{-1, 1\}, f(\mathbf{x})= y$$

Dans le cas linéaire, une fonction discriminante  $h$  est obtenu par combinaison linéaire d'un vecteur d'entrée  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)$  et s'écrit :

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b \quad (2.20)$$

La classe est donnée par le signe de  $h(\mathbf{x})$ :  $f(x) = \text{Sign}(h(\mathbf{x}))$ . Si  $h(\mathbf{x}) \geq 0$  alors  $\mathbf{x}$  est de classe **1** sinon  $\mathbf{x}$  est de classe **-1**. La séparatrice est alors un hyperplan affine d'équation :  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$ . Si  $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$  est un des  $p$  éléments de la base d'apprentissage noté  $A_p$ , on veut trouver le classifieur  $h$  tel que :

$$y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 0 ; i \in [1, p]. \quad (2.21)$$

### 3.2.3.2.1 Cas séparable

Dans le cas simple linéairement séparable il existe de nombreux hyperplans séparateurs comme nous pouvons le voir sur la figure 3.13. Selon la théorie de Vapnik [62] l'hyperplan optimal (optimum de la distance inter-classe) est celui qui maximise la marge. Cette dernière étant définie comme la distance entre un hyperplan et les points échantillons les plus proches. Ces points particuliers sont appelés vecteurs support. La distance entre un point  $\mathbf{x}$  quelconque et l'hyperplan est donnée par l'équation.2.22

$$d(\mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b|}{\|\mathbf{w}\|} \quad (2.22)$$

Nous allons voir au paragraphe suivant que maximiser la marge va revenir à minimiser  $\|\mathbf{w}\|$ .

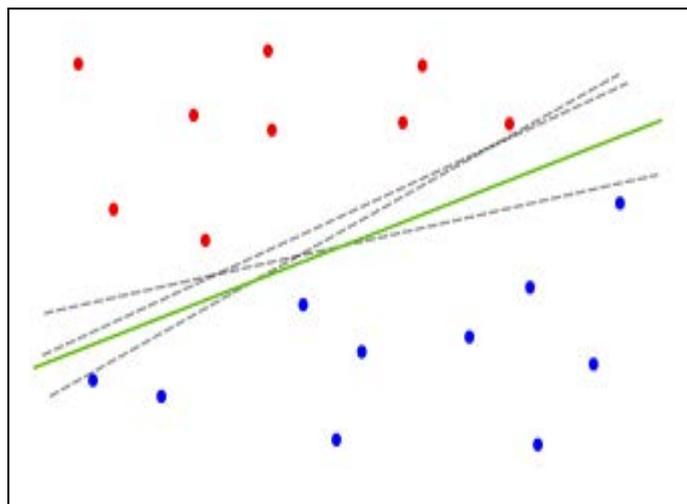


Figure 3.13 Les hyperplans séparateurs

### ❖ *Forme primale*

Les paramètres  $w$  et  $b$  étant définis à un coefficient multiplicatif près, on choisit de les normaliser pour que les échantillons les plus proches ( $\mathbf{x}_s$ ) vérifient l'égalité suivante :

$y_s (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_s + b) = 1$  donc quelque soit l'échantillon  $\mathbf{x}_i$  on obtient :

$$y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (2.23)$$

La distance entre l'hyperplan et un point support est donc définie par  $\frac{1}{\|\mathbf{w}\|}$ . La marge géométrique entre deux classes est égale à  $\frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$  (figure 3.14). La forme primale (qui dépend seulement de  $\mathbf{w}$  et  $b$ ) des SVM est donc un problème de minimisation sous contrainte qui s'écrit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } \left( \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \right) \\ \forall (\mathbf{X}_i, Y_i) \in A_p, y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \end{array} \right. \quad (2.24)$$

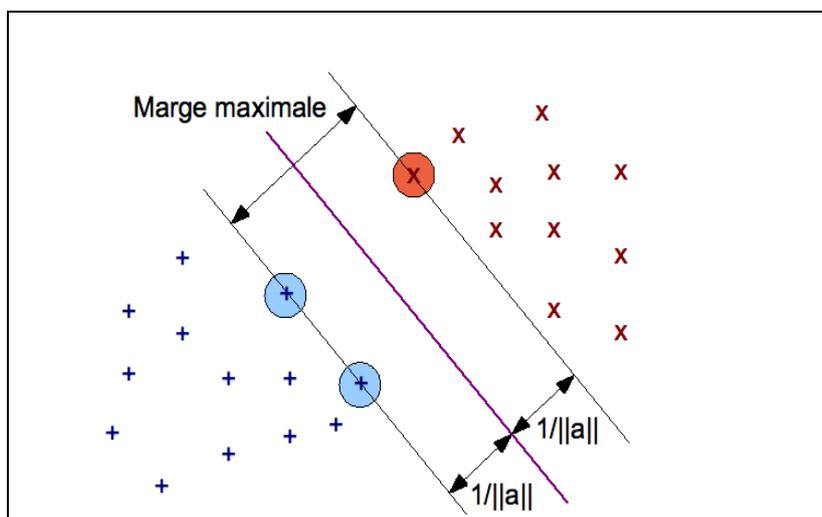


Figure 3.14 Hyperplan de séparation optimale

### ❖ *Forme duale*

La formulation primale peut être transformée en formulation duale en utilisant les multiplicateurs de Lagrange. L'équation 2.24 s'écrit alors sous la forme suivante :

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^p \alpha_i (y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - 1) \quad (2.25)$$

La formulation de Lagrange permet de trouver les extremums en annulant les dérivées partielles de la fonction  $L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha)$ . Le lagrangien  $L$  doit être minimisé par rapport à  $\mathbf{w}$  et  $\mathbf{b}$  et maximisé par rapport à  $\alpha$ . On résout ce nouveau problème en calculant les dérivées partielles :

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i \mathbf{x}_i = 0 \quad (2.26)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{b}} = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i = 0 \quad (2.27)$$

En réinjectant les deux premières dérivées partielles 2.26 et 2.27 dans l'équation 2.25 nous obtenons:

$$L(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i \sum_{j=1}^p \alpha_j y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i \sum_{j=1}^p \alpha_j y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i \mathbf{b} + \sum_{i=1}^p \alpha_i$$

On en extrait la formulation duale (dépendant des  $\alpha_i$ ) suivante :

$$L(\alpha) = \sum_j^p \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \quad (2.28)$$

On cherche donc à maximiser  $L(\alpha)$  sous les contraintes  $\alpha_i \geq 0$  et  $\sum_i \alpha_i y_i = 0$ . A l'optimal,  $\alpha^*$ , les conditions de Karush Kuhn Tucker (conditions KKT) sont satisfaites et permettent d'écrire l'égalité suivante :

$$\alpha_i [y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - 1] = 0, \forall i \in [1, p] \quad (2.29)$$

Cela nous donne  $\alpha_i = 0$  ou  $(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - 1 = 0$ . Ces deux possibilités impliquent que seuls les  $\alpha_i$  associés à des exemples situés sur la marge peuvent être non nuls. Autrement dit, ces exemples sur la marge constituent les vecteurs supports, qui seuls contribuent à définir l'hyperplan optimal.

L'équation 2.22 nous donne la valeur optimale pour  $\mathbf{w}$  noté  $\mathbf{w}^*$ :  $\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^p \alpha_i^* y_i \cdot \mathbf{x}_i$ , avec  $\alpha_i^*$  les coefficients de Lagrange optimaux. En utilisant l'équation de l'hyperplan 2.20 nous obtenons l'hyperplan de marge maximale :

$$h(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^p \alpha_i^* y_i \mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b} \quad (2.30)$$

❖ *Fonction noyau*

Le cas linéairement séparable est peu intéressant, car les problèmes de classification sont souvent non linéaires. Pour résoudre ce point la méthode classique est de projeter les données dans un espace de dimension supérieur appelé espace de redescription. L'idée étant qu'en augmentant la dimensionnalité du problème on se retrouve dans le cas linéaire vu précédemment. Nous allons donc appliquer une transformation non linéaire  $\Phi$  aux vecteurs d'entrée  $\mathbf{x}_i$  tel que  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$  et  $\Phi(\mathbf{x}_i) \in \mathbb{R}^m$ . Ce changement va conduire à passer d'un produit scalaire dans l'espace d'origine  $\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j$  à un produit scalaire  $\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$  dans l'espace de redescription (voir la figure 3.15).

L'astuce est d'utiliser une fonction noyau notée  $K$  qui évite le calcul explicite du produit scalaire dans l'espace de redescription. Les fonctions noyaux doivent satisfaire le théorème de Mercer [63].

✓ *Condition de Mercer* [64]

La matrice  $G$  contient les similarités entre tous les points à classifier  $(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \ i, j = 1, \dots, n$

$$G = \begin{pmatrix} k_{11} & \dots & k_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{n1} & \dots & k_{nn} \end{pmatrix}$$

Le théorème de Mercer fournit une condition suffisante et nécessaire pour qu'une fonction soit une fonction noyau.

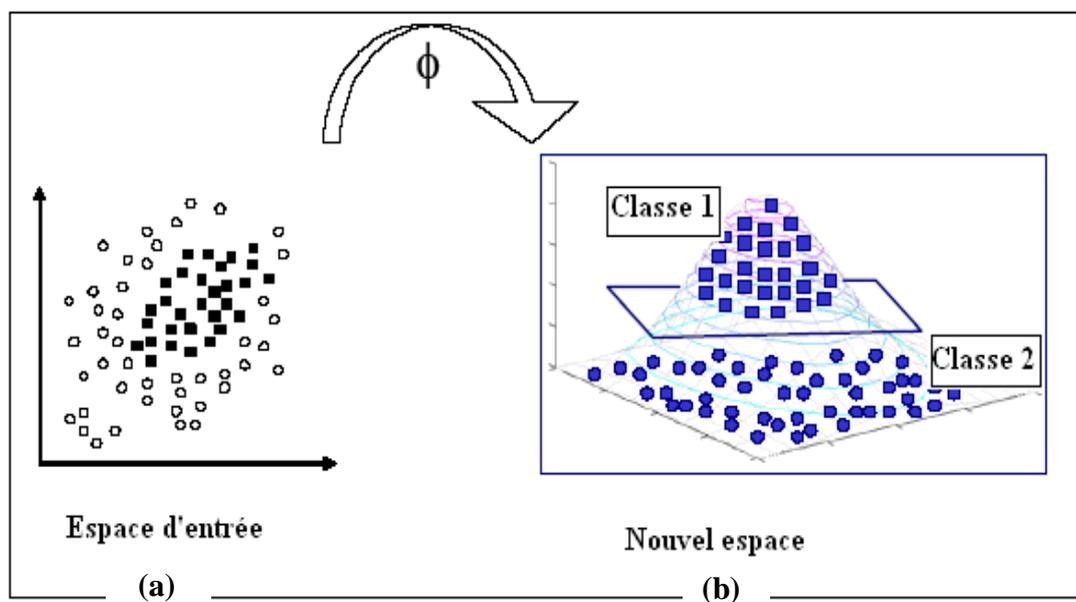
La fonction  $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  est un noyau ssi :  $G$  est définie positive.

Nous avons alors l'égalité suivante :

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j) \quad (2.31)$$

Il existe de nombreuses fonctions noyau prédéfinies, Les noyaux les plus utilisés sont [64] :

- ✓ Le noyau polynomial :  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + 1)^p$   $p$  : le degré du polynôme.
- ✓ Le noyau RBF :  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\frac{1}{\sigma^2} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}$   $\sigma$  : la largeur de la gaussienne.
- ✓ Le noyau sigmoïdal :  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(a \cdot \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j - b)$



a) Deux classes non linéairement séparables dans  $\mathbb{R}^2$

b) les Deux classes précédentes linéairement séparables dans  $\mathbb{R}^3$  par la transformation  $\Phi$

Figure 3.15 Changement d'espace par la fonction  $\Phi$

### 3.2.3.2.2 Marges souples (Cas non séparable)

Les machines à vecteurs support sont efficaces quand le problème est séparable. Nous avons vu dans le paragraphe précédent que l'utilisation d'une méthode noyau permettait de traiter les cas non linéaires mais cela n'est pas utilisable dans le cas de données non séparables par exemple pour des données bruitées. En effet, on peut avoir des éléments à classer du mauvais coté de l'hyperplan comme le montre la figure 3.16.

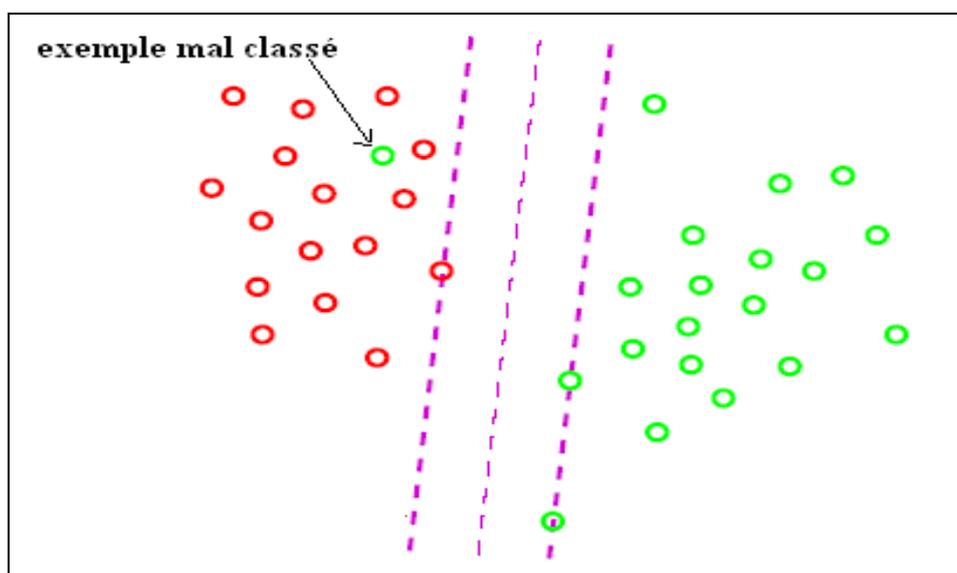


Figure 3.16 Cas de données non séparables

Cortes et Vapnik en 1995 ont donc introduit le concept de marge souple [60]. Certains exemples d'apprentissage peuvent violer la contrainte 2.23 que l'on retrouve dans l'équation de la forme primale 2.24. On introduit par conséquent des variables dites « ressorts »  $\epsilon = (\epsilon_1, \dots, \epsilon_p)$  qui permettent d'assouplir la contrainte pour chaque exemple. Un paramètre supplémentaire de régularisation  $C$  est ajouté pour contrôler la pénalité associée aux exemples. La nouvelle forme primale décrite en 2.24 devient alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min} \left( \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^p \epsilon_i \right) \\ \forall (X_i, Y_i) \in A_p, y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \epsilon_i \end{array} \right. \quad (2.32)$$

De même que pour la forme primale nous obtenons une nouvelle formulation duale qui est alors similaire à celle décrite dans la partie 2.22. Si on utilise en plus la fonction noyau  $K$  dans la formulation duale 2.28 en appliquant la méthode des multiplicateurs de Lagrange on cherche alors à maximiser la nouvelle fonction  $L(\alpha)$ .

$$L(w, b, \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} w^2 + C \sum_{i=1}^p \boldsymbol{\varepsilon}_i - \sum_{i=1}^p \alpha_i [y_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1 + \boldsymbol{\varepsilon}_i]$$

En appliquant la même méthode qu'au paragraphe 2.22 on obtient  $L(\alpha)$  à partir de l'expression du Lagrangien précédent.

$$L(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i=1}^p \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^p \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \quad (2.33)$$

$$\forall (\mathbf{x}_i, y_i) \in A_p, 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ et } \sum_i y_i \alpha_i = 0$$

Le seul changement est la contrainte supplémentaire sur les coefficients  $\alpha_i$ , qui se traduit par une borne supérieure  $C$ . La solution de l'équation précédente 2.33 est de la forme :

$$h(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^p \alpha_i^* y_i k(\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i) + b \quad (2.34)$$

### 3.2.3.3 SVM multiclass

Les machines à vecteur support sont dans leur origine binaire. Cependant, les problèmes du monde réel sont dans la plupart des cas multiclass, l'exemple le plus simple en est la reconnaissance des caractères optiques (OCR). Dans de tels cas, on ne cherche pas à affecter un nouvel exemple à l'une de deux classes mais à l'une parmi plusieurs, c'est-à-dire que la décision n'est plus binaire et un seul hyperplan ne suffit plus.

Les méthodes des machines à vecteur support multiclass, réduisent le problème multiclass à une composition de plusieurs hyperplans biclassés permettant de tracer les

frontières de décision entre les différentes classes [65]. Ces méthodes décomposent l'ensemble d'exemples en plusieurs sous ensembles représentant chacun un problème de classification binaire. Pour chaque problème un hyperplan de séparation est déterminé par la méthode SVM binaire. On construit lors de la classification une hiérarchie des hyperplans binaires qui est parcourue de la racine jusqu'à une feuille pour décider de la classe d'un nouvel exemple.

Parmi les méthodes existantes pour transformer un problème multiclassés en plusieurs problèmes binaires plus simples, on distingue deux principaux groupes :

- Une contre reste (tous) (1vsR): On calcule pour chaque classe un hyperplan la séparant des autres. Lors de la phase de sélection, on prend la classe maximisant la fonction de décision.
- Une contre une (1vs1): On calcule pour chaque classe les hyperplans la séparant de chaque autre classe. Dans la phase de sélection, on prend la classe qui maximise le nombre d'appartenances par rapport aux autres classes.

Dans ce travail, la méthode utilisée pour la classification des caractères (seulement des chiffres) est la méthode une-contre- reste (1vs R). Ce choix de méthode a été pris en se basant sur les travaux de Manikandan et al. [59] et de Gidudu et al. [66], qui ont comparé les deux méthodes. Leurs résultats montrent que les deux méthodes ne présentent pas une différence significative concernant la précision, cependant la méthode une contre reste est plus rapide.

#### ❖ *Une-contre-reste (1vsR)*

C'est la méthode la plus simple et la plus ancienne, selon la formulation de Vapnik [67] elle consiste à déterminer pour chaque classe  $k$  un hyperplan  $h_k (w_k, b_k)$  la séparant de toutes les autres classes. Cette classe  $k$  est considérée comme étant la classe positive (+1) et les autres classes comme étant la classe négative (-1), ce qui résulte, pour un problème à  $K$  classes, en  $K$  SVM binaires. Un hyperplan  $h_k$  est défini pour chaque classe  $k$  par la fonction de décision suivante :

$$h_k(x) = \text{signe} \left( \sum_k w_k x - b_k \right) \quad (2.35)$$

$$= \begin{cases} +1 & \text{si } f_k(x) > 0; \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

La valeur retournée de l'hyperplan permet de savoir si  $x$  appartient à la classe  $k$  ou non. Dans le cas où il n'appartient pas à  $k$ , nous n'avons aucune information sur l'appartenance de  $x$  aux autres classes. Pour le savoir, on présente  $x$  à tous les hyperplans, ce qui donne la fonction de décision de l'équation (2.36) suivante :

$$k^* = \text{Arg} \underbrace{\text{Max}}_{1 < k < K} (h_k(x)) \quad (2.36)$$

Si une seule valeur  $h_k(x)$  est égale à 1 et toutes les autres sont égales à 0, on conclut que  $x$  appartient à la classe  $k$ . Le problème est que l'équation (2.36) peut être vérifiée pour plus d'une classe, ce qui produit des régions d'ambiguïté, et l'exemple  $x$  est dit non classifiable.

Pour surmonter cette situation, la méthode 1vsR utilise le principe de "le gagnant prend tout" ("winner-takes-all") : la classe  $k$  retenue est celle qui maximise  $f_k(x) = \sum_k w_k x - b_k$  de l'équation (2.37).

$$k^* = \text{Arg} \underbrace{\text{Max}}_{1 < k < K} (\sum_k w_k x - b_k) \quad (2.37).$$

Géométriquement interprétée, tout nouvel exemple  $x$  est affecté à la classe dont l'hyperplan est le plus loin de  $x$ , parmi les classes ayant  $H(x) = 1$ .

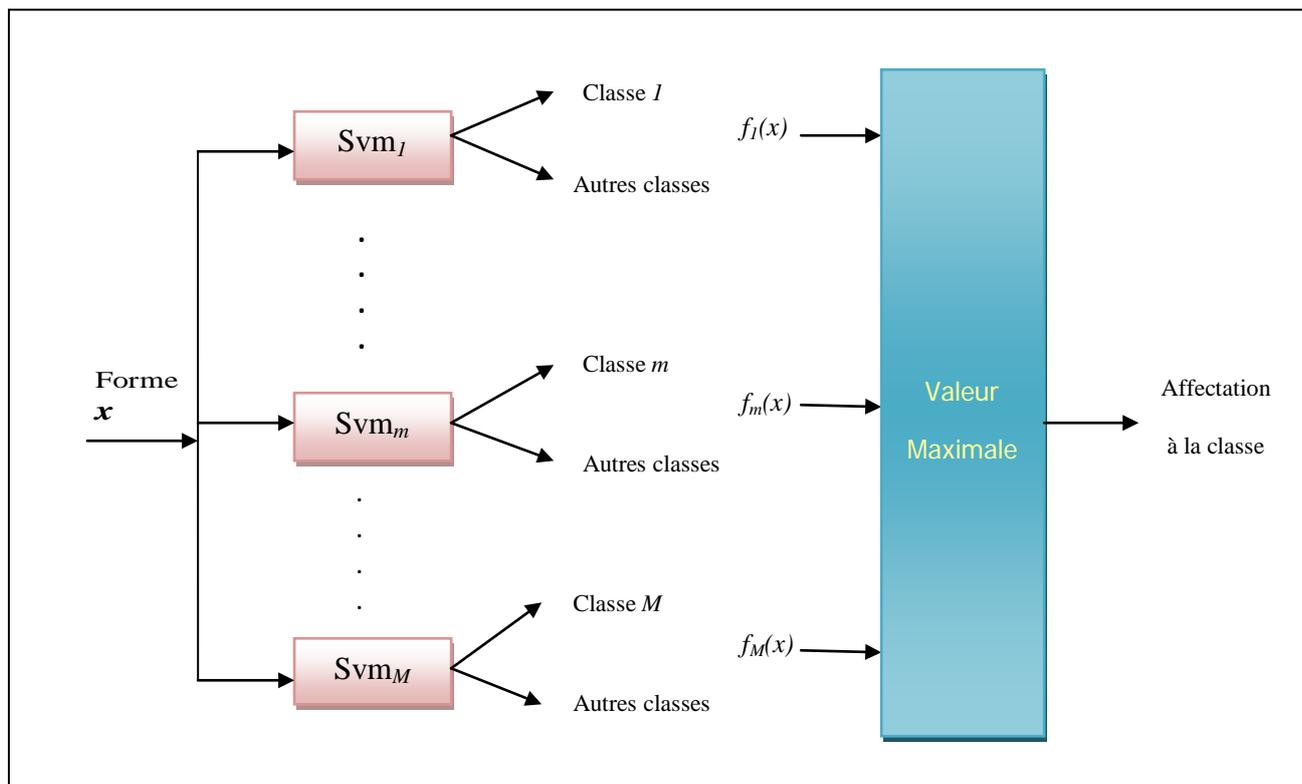


Figure 3.17 Implémentation du SVM multiclass avec la méthode « une–contres-restes » (1 VS R) pour M classes

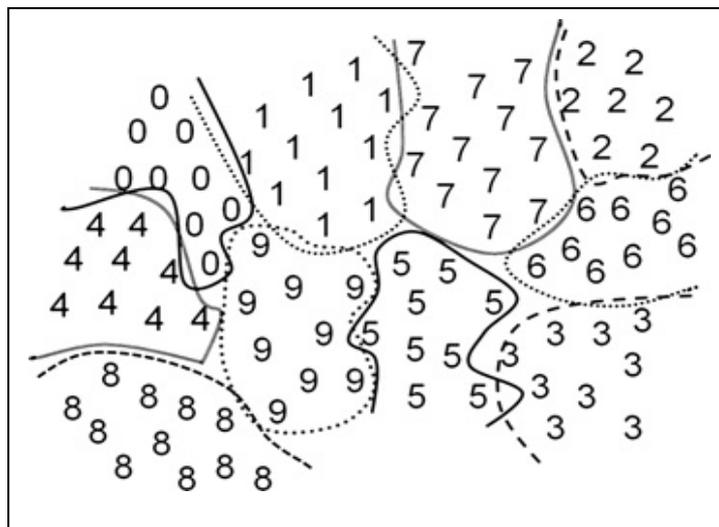


Figure 3.18 Frontière de décision entre les classes (reconnaissance des chiffres avec la méthode « une–contres-restes ») [59].

### 3.3. Conclusion

Ce chapitre a pour but de proposer une architecture d'un système pour la reconnaissance de plaques minéralogiques. Ce système doit tenir compte des différentes conditions d'acquisition.

En premier lieu nous avons donné un schéma global sur le système proposé, ensuite une description détaillée sur toutes les méthodes utilisées pour l'élaboration de ce système dans ses trois phases (localisation, segmentation et reconnaissance).

Après le prétraitement de l'image d'entrée, avec le filtre médian (pour la réduction du bruit), la méthode Otsu (pour la binarisation) et le filtre de prewitt (pour la détection de contours), nous avons utilisé la projection horizontale pour localiser la plaque. L'étape de segmentation a été faite en utilisant l'algorithme d'étiquetage en composantes connexes. En ce qui concerne la partie de reconnaissance, les machines à vecteurs de support (SVM) ont été appliquées pour la reconnaissance des caractères.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la mise en œuvre de ce système, les expérimentations réalisées sur le système proposé dans les différentes conditions ainsi que les résultats obtenus afin de valider notre approche.

## **CHAPITRE 4**

### **REALISATION**

#### 4.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons voir la réalisation de notre système de reconnaissance des plaques minéralogiques. Ce système est destiné à la reconnaissance des plaques d'immatriculation algériennes dans un contexte de contrôle d'accès. Ensuite nous allons présenter et discuter les résultats des différentes expérimentations menées dans les trois phases de reconnaissance (localisation, segmentation, reconnaissance).

#### 4.2. contexte de travail

Les systèmes de reconnaissance de plaques minéralogiques s'insèrent dans diverses applications comme : les systèmes de gestion de la circulation (qui calculent la vitesse de circulation en mesurant le temps entre les passages devant deux points de lecture), les passages de frontière, le contrôle d'accès (parkings, routes privées, campus universitaires, etc.), la comparaison des plaques d'immatriculations avec les fichiers des véhicules volés, etc.

L'étude décrite dans ce mémoire est destinée à la reconnaissance des plaques minéralogiques de véhicules algériens, à partir d'une image fournie par une caméra pour la surveillance des contrôles d'accès comme l'entrée d'un parking ou bien l'entrée d'un campus universitaire... etc.

Dans une situation réelle d'application, les images aux entrées des contrôles d'accès sont essentiellement cadrées de manière à rendre bien visibles les plaques d'immatriculation (figure 4.1).

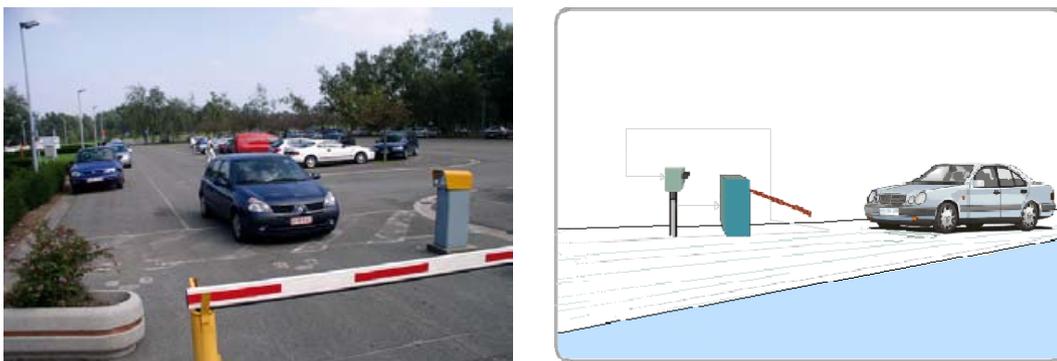


Figure 4.1 Exemple de système de contrôle d'accès

La reconnaissance de ces plaques d'immatriculations nécessite l'utilisation de la vue de face des images de véhicules. La distance entre la caméra et le véhicule est fixe, elle est estimée à 2 mètre (nous allons discuter le choix de cette distance dans la section « localisation »). De plus, les images sont prises à l'extérieur et dans différentes conditions de luminosité, allant du plein soleil jusqu'à l'obscurité totale.



Figure 4.2 Exemple d'une image d'entrée au système proposé

### 4.3. Caractéristiques des plaques d'immatriculation Algérienne

Comme nous nous intéressons aux plaques d'immatriculation algériennes, nous commençons par donner quelques règles de base pour les plaques d'immatriculation de véhicules en Algérie (cf. figure 4.3)

- La plaque est généralement sous forme de rectangle. Elle est de couleur blanche pour les plaques qui se trouvent en avant de véhicule et jaune pour celles qui se trouvent en arrière.
- La plaque est composée de dix chiffres (de 0 à 9), la signification de ces chiffres de droite à gauche est comme suit :
  - Les deux premiers chiffres sont réservés à la Wilaya dont les véhicules sont enregistrés, généralement entre 01 et 48 (le nombre de wilayas).
  - Les trois chiffres qui se trouvent au milieu sont répartis comme suit : les deux premiers sont réservés pour la date de fabrication de véhicule, le troisième signifie le type de véhicule (touristique, utilitaire, lourd, bus...)
  - Les cinq derniers chiffres sont alloués au numéro de série.
- La plaque est de la taille suivante, 52cm de longueur et 11 cm de hauteur. Pour les chiffres c'est un rectangle de taille (3.5 x 7.5) cm, 3.5cm de longueur et 7.5cm de hauteur.

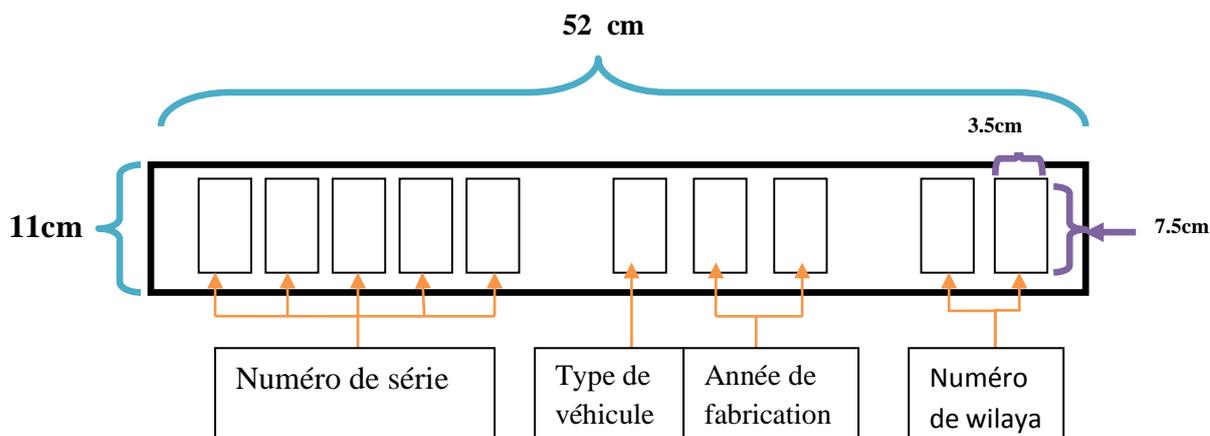


Figure 4.3 caractéristiques de la plaque d'immatriculation algérienne.

Le style des caractères varie d'une plaque à l'autre, ce qui veut dire que le style des caractères n'est pas standard (cf. figure 4.4). On voit aussi que la distance entre les caractères n'est pas aussi standard, elle dépend du constructeur de la plaque.

02021 105 09 | 01161 113 16 | 12969 112 31

05235 111 27 | 03193 111 19 | 16190 112 42

(a)

19998 105 16 | 00482 113 16 | 04590 102 16

05606 111 16

(b)

Figure 4.4 Exemples de plaques d'immatriculation algériennes. a) plaques d'immatriculation de différentes wilayas. b) plaques d'immatriculation avec différents styles de caractères.

#### 4.4. Implémentation du système

##### 4.4.1 Matériel utilisé

L'implémentation de ce système est faite à la base de deux langages de programmation java et Matlab sous le système d'exploitation windows. Les expériences ont été menées sur un processeur Intel (R) Core i3 CPU 2.53 GHz, 2.53 GHz (RAM 4G) PC.

Nous avons choisi le langage Java (java 2 Standard Edition), car c'est un langage de programmation orienté objet multiplateforme connu par la richesse de ses bibliothèques et pour sa

portabilité. Aussi, il est présent dans le domaine du traitement d'images grâce à sa librairie Java 2D qui est une librairie composée par un ensemble de classes destinées à l'imagerie et à la création de dessin 2D [68].

En ce qui concerne le langage Matlab, nous l'avons choisi parce qu'il est simple et très efficace. Il est optimisé pour le calcul matriciel et convient donc parfaitement pour la manipulation et le traitement d'images numériques.

L'entrée au système proposé est une image de voiture de taille 320x240 pixels, capturée par le dispositif d'appareil photo numérique

#### 4.4.2 Interface de l'application

Nous présentons dans cette section l'interface de notre application destinée à la reconnaissance des plaques minéralogiques. Cette interface a été implémentée sous l'environnement java. Nous allons donc tout d'abord présenter brièvement cette interface.

##### ❖ *Nom d'application*

« **Action** » est le nom du logiciel résultat de ce projet (cf. figure 4.5).

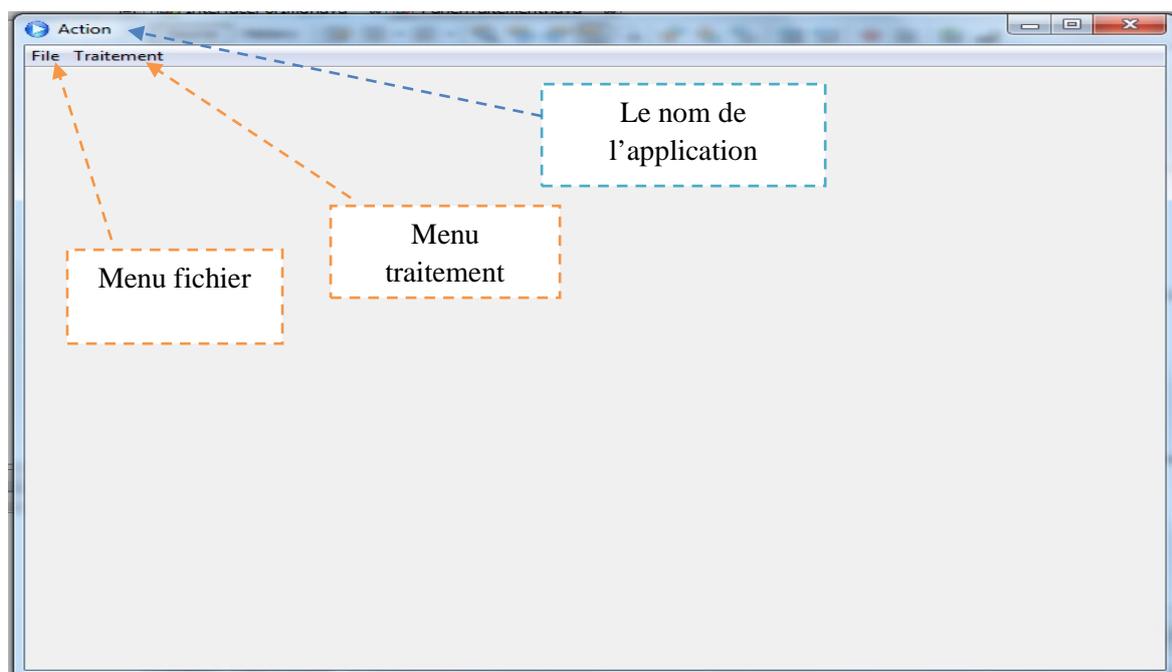


Figure 4.5 Interface de l'application avant l'exécution

### ❖ Fenêtre principale

La fenêtre principale est composée de deux menus (cf. figure 4.5) :

- ✓ Fichier
- ✓ Traitement

1) Le menu « *Fichier* » permet de :

- Lire des fichiers images et les afficher sur l'écran.
- Enregistrer des images après modification sur le disque.
- Quitter l'application.

2) Le menu « *traitement* » permet de (cf. figure 4.6) :

- Faire un prétraitement sur l'image.
- Localiser la plaque d'immatriculation.
- Segmenter les caractères de la plaque.
- Reconnaître la plaque.

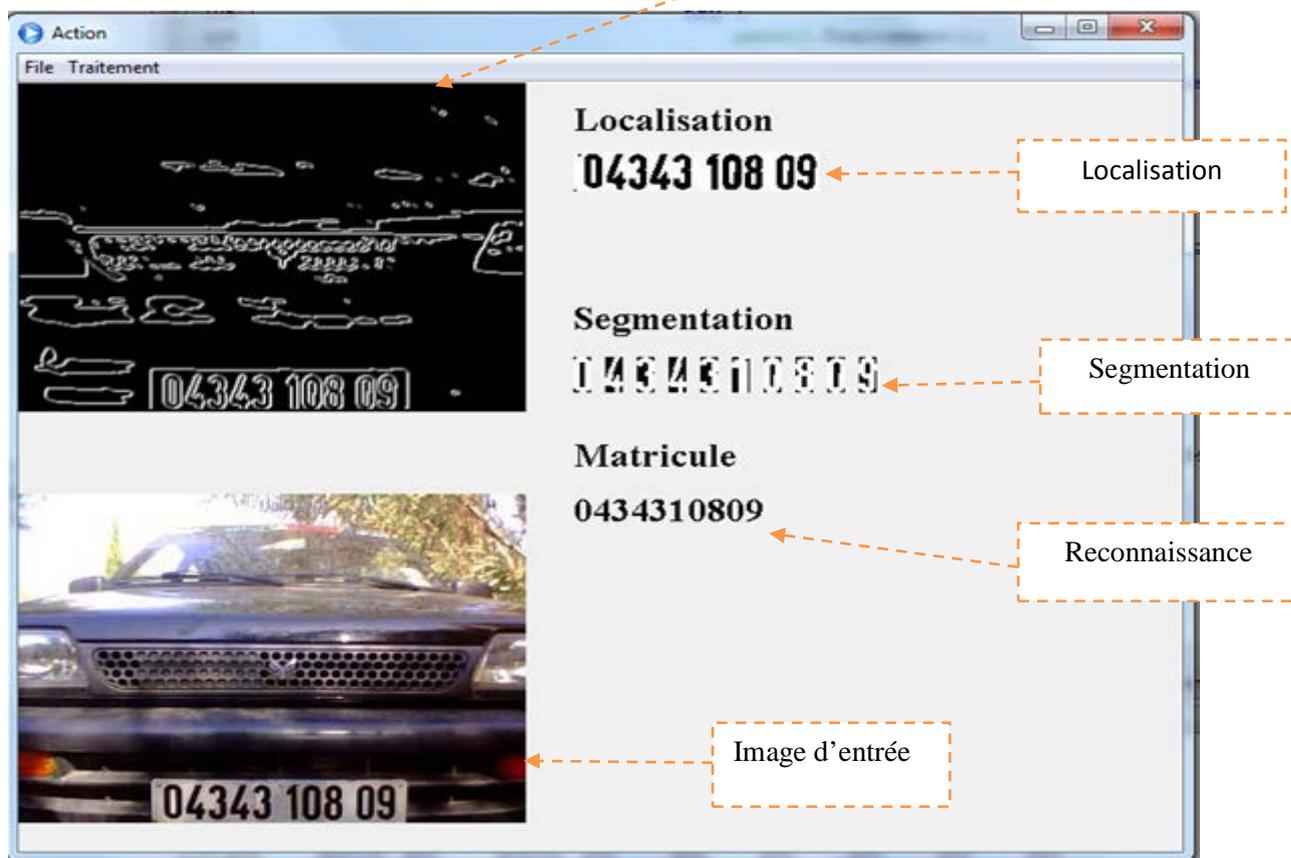


Figure 4.6 L'interface de l'application après l'exécution

L'interface présentée dans ce travail doit permettre à l'utilisateur d'effectuer une reconnaissance de plaques d'immatriculation décrites dans ce mémoire. Elle doit aussi permettre de visualiser les images obtenues dans les trois phases de reconnaissance (localisation, segmentation et reconnaissance) puis la décision finale (plaque d'immatriculation reconnue ou non).

#### 4.5. Expérimentation

Dans cette section, nous allons voir la réalisation de notre système de reconnaissance de plaques d'immatriculation décrit précédemment et nous allons discuter et comparer les résultats obtenus à l'aide de ce système.

##### 4.5.1 Bases d'Images

L'algorithme de reconnaissance de plaques d'immatriculation de véhicules a été testé sur une base de 120 images prises à des conditions d'éclairage différentes. Cet ensemble de données est partitionné en deux groupes d'images : des images dans des conditions d'éclairage uniforme, et des images dans des conditions d'éclairage non uniforme (au soleil ou dans la nuit, images contenant du bruit...etc.). Ces images ont été prises avec des appareils photographiques numériques. La résolution des images de cette base est de 320x240 pixels et les images sont en couleur.

Les images sont acquises dans des endroits différents et sous différents éclairages. Quelques images extraites de cette base sont montrées dans la figure 4.7.



Figure 4.7 Exemples des images de la base de données utilisées pour tester la méthode proposée. a) Eclairage uniforme, b) Image dans l'obscurité, (c) Eclairage non uniforme (soleil, ombre).

#### 4.5.2 Résultat d'expérimentation

##### a) Localisation

###### ❖ *Prétraitements d'image*

La première étape consiste à convertir l'image d'entrée (image du véhicule en couleurs) en une image en niveau de gris en appliquant la formule de changement d'espace de représentation suivante :

$$G(i, j) = 0.212671 \cdot R(i, j) + 0.715160 \cdot V(i, j) + 0.072169 \cdot B(i, j) \quad (3.67)$$



Figure 4.8 a) Image originale b) Image en niveau de gris.

Le filtre médian (3x3) a été utilisé afin d'éliminer le bruit et effacer les informations inutiles qui peuvent exister dans l'image (poussières, petits nuages, bruit poivre et sel ...). Comme nous l'avons dit dans le chapitre précédent, l'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir (cf. figure 4.9).

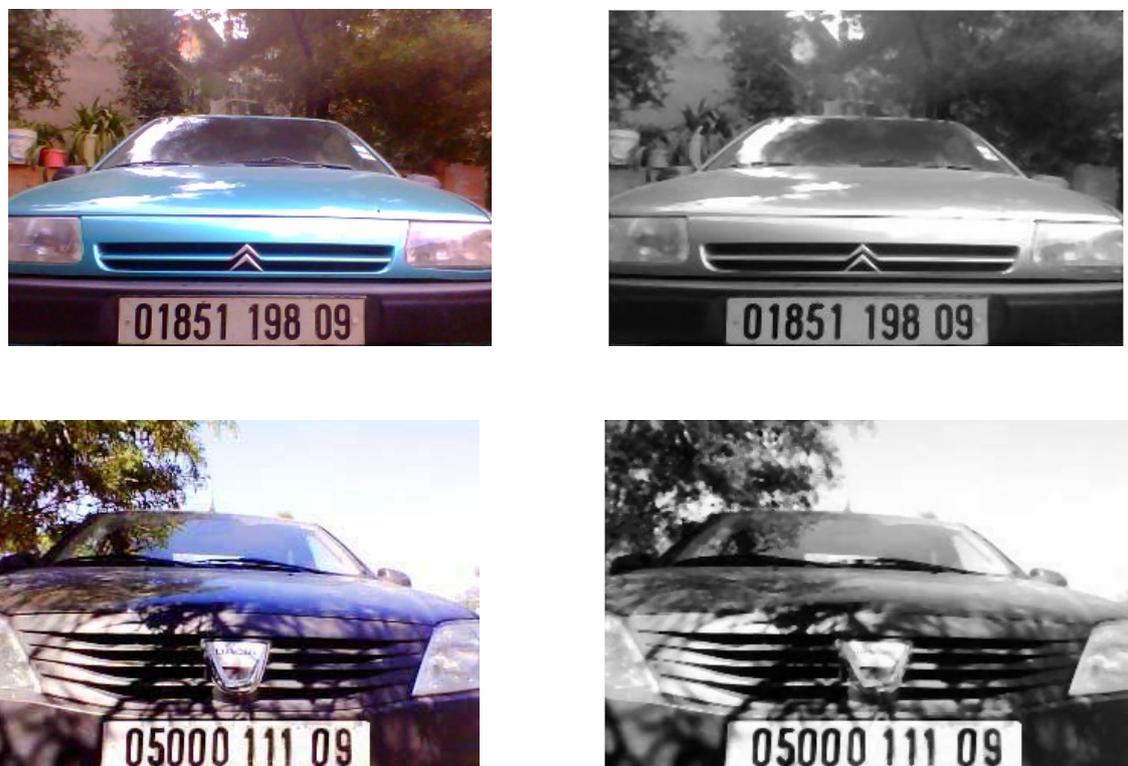


Figure 4.9 Application du filtre de médiane

La partie qui suit l'élimination de bruit concerne la binarisation. Cette étape consiste à transformer l'image en niveaux de gris en une image binaire. Elle a pour but de diminuer la quantité d'information présente dans l'image ; seules les données pertinentes sont conservées. La binarisation de l'image est obtenue en faisant un seuillage local. Le seuil global n'a pas donné toujours un bon résultat dans les différentes conditions d'éclairage. Pour cela, nous avons opté pour la méthode Otsu afin de calculer le seuil local. Cela signifie que le seuil est déterminé dynamiquement pour chaque région. Les résultats de cette étape sont présentés dans la figure 4.10.



Figure 4.10 Images binaire avec la méthode d'Otsu

Finalement, après une série de tests avec différents opérateurs de détection de contours, nous constatons que Prewitt est l'opérateur de détection de contours le plus approprié pour ce travail, en fonction de leurs taux de détection par rapport à d'autres opérateurs. Cette étape est illustrée dans la figure 4.11.



Figure 4.11 Détection de contour avec la méthode de Prewitt

### ❖ *Projection horizontale*

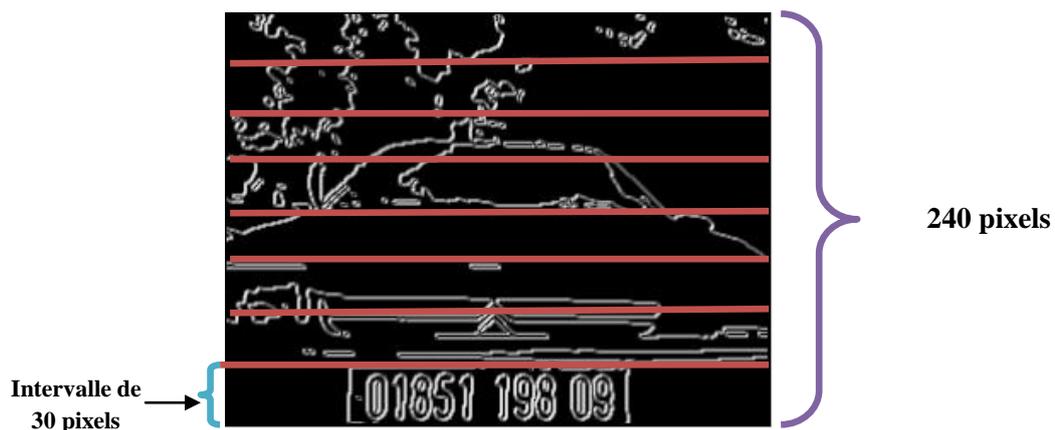
La dernière étape consiste à faire une projection horizontale sur une image de (320 x 240) pixels. L'utilisation de cette technique comme nous l'avons mentionné dans le chapitre précédent, nous a permis de balayer l'image du véhicule du haut vers le bas c.à.d. selon la hauteur de l'image (240 pixels), afin d'identifier la hauteur de la plaque d'immatriculation (localisation de la plaque). Lorsque toutes les valeurs des pixels blancs de toutes les lignes dans la direction horizontale sont calculées, la projection horizontale est obtenue.

Comme notre cadre d'étude porte sur le contrôle d'accès, alors la distance entre la caméra et le véhicule est fixe ; elle est d'environ 2 mètres. Avec cette distance, on voit que la hauteur de la plaque d'immatriculation est de 30 pixels. Cette portion d'image qui contient la plaque est généralement située dans la partie inférieure de l'image de véhicule (cf. figure 4.12).



Figure 4.12 Projection horizontale

A la base de ces observations, nous avons divisé l'image balayée (hauteur 240pixels) en 8 intervalles de 30 pixels chacun, puis nous calculons le nombre de pixels blancs de chaque intervalle. Les expériences montrent que le plus grand nombre de pixels blancs est généralement dans la partie où la plaque d'immatriculation est située (cf. Figure 4.13).



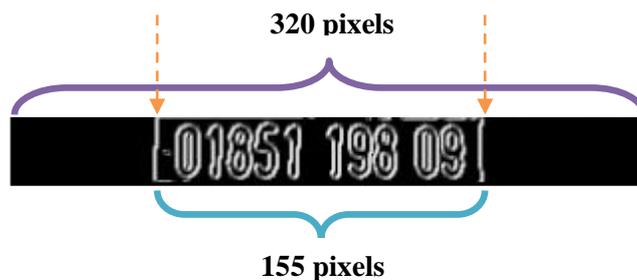
(a)



(b)

Figure 4.13 a) Image divisé en 8 intervalles de 30 pixels. b) Extractions de la partie d'image a partir de l'intervalle ou se trouve le plus grand nombre de pixels blancs.

Après de nombreuses expériences en gardant la même distance, nous avons toujours trouvé que la plaque d'immatriculation est située entre les coordonnées [85,240]. Alors nous avons utilisé ces coordonnées pour extraire la plaque d'immatriculation de la portion d'image localisée (cf. Figure 4.14).



(a)



(b)

Figure 4.14 : a) Extractions de la plaque d'immatriculation. b) Image de plaque après l'extraction

#### ❖ *Evaluations*

Selon les résultats obtenus présentés dans le tableau 4.1, nous constatons qu'à partir de 120 images de véhicules répartis en deux groupes (60 images éclairage uniforme, 60 images éclairage non uniforme) nous avons réussi à localiser 119 plaques d'immatriculation, 60 plaques pour le premier groupe et 59 plaques pour le deuxième groupe. Le taux global d'identification de plaques d'immatriculation correcte est de 99,16%. Les plaques qui ne sont pas localisées, sont généralement celles qui réfléchissent la lumière du soleil, et donc difficiles à localiser.

	<b>Localisation</b>
<b>Condition favorable (60 véhicules)</b>	60
<b>Condition défavorable (60 véhicules)</b>	59
<b>Taux de bonne localisation</b>	119/120
<b>Pourcentage (%)</b>	99,16%

Tableau 4.1 Résultats de localisation

## **b) Segmentation**

Après avoir localisé la plaque d'immatriculation de véhicule, nous décrivons dans cette section la technique d'étiquetage en composantes connexes utilisée dans le cadre de ce travail pour la segmentation des caractères.

### *❖ Prétraitements*

Afin de pouvoir détecter les composantes connexes qui se trouvent dans la plaque d'immatriculation, il faut préalablement binariser l'image de la plaque.

Pour cela, la méthode Otsu est utilisée pour binariser l'image de la plaque. Ensuite nous avons fait une inversion de l'image binaire en une image négative dans laquelle les zones claires apparaissent sombres et vice versa. Les résultats de la binarisation et de l'inversion de l'image de la plaque sont présentés dans la figure 4.15.

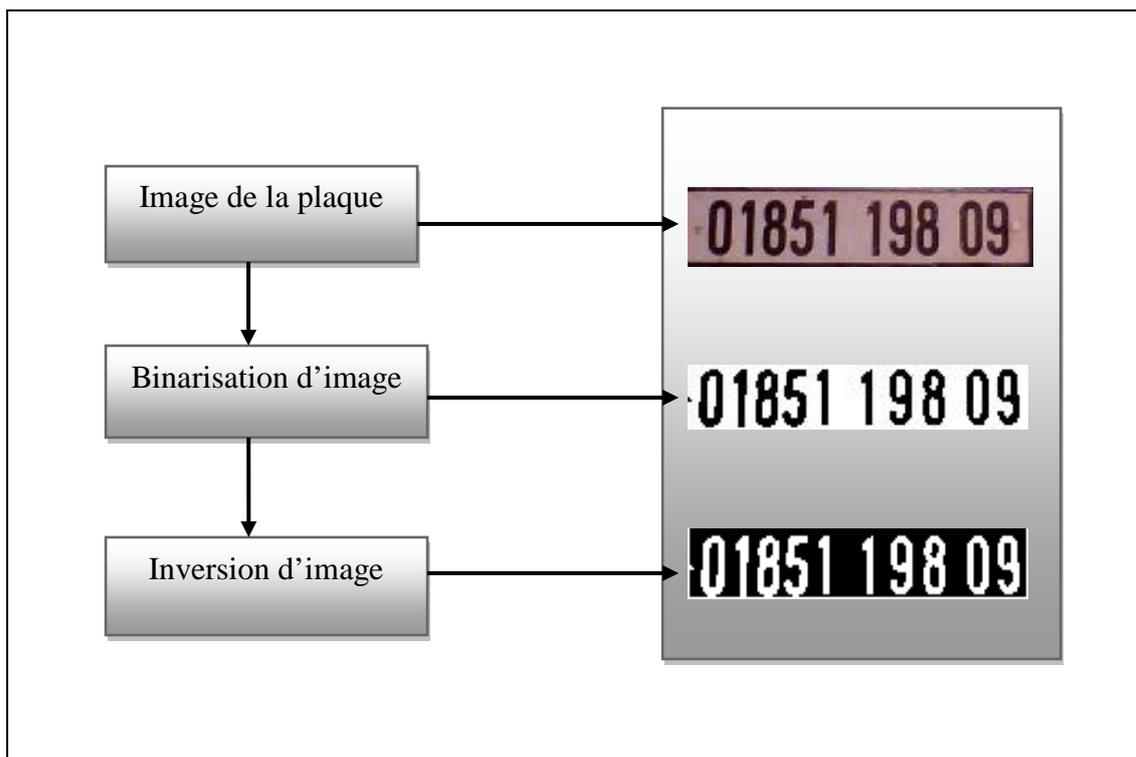


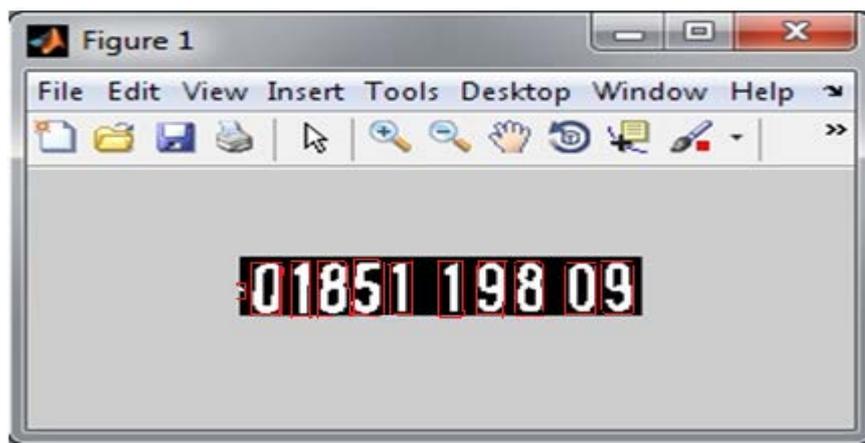
Figure 4.15 Binarisation et inversion de l'image de la plaque

Une fois ces traitements effectués un algorithme de recherche des composantes connexes a été appliqué comme nous avons expliqué dans le chapitre précédent.

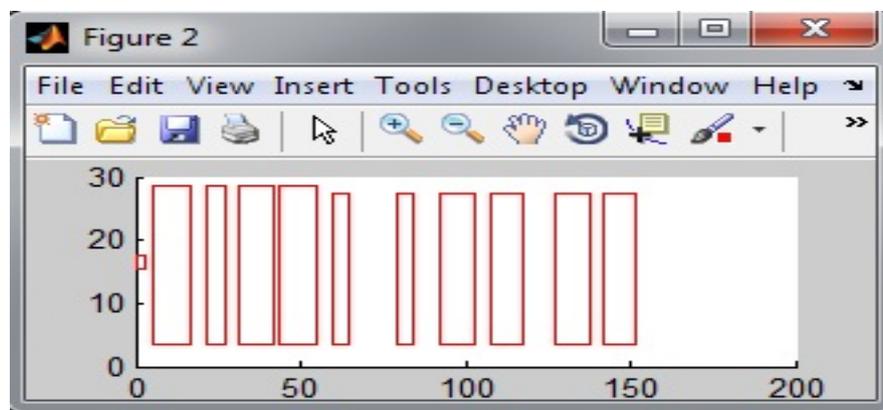
#### ❖ *Étiquetage en composantes connexes*

Cette opération fonctionne sur les images binaires en allouant une valeur individuelle pour les pixels qui appartiennent à la même zone connectée (4-connexes). Cette opération nous a permis de faire la distinction entre tous les objets disjoints trouvés sur l'image de la plaque, donc, l'étiquetage consiste à affecter une étiquette identique à tous les pixels d'une même composante connexe.

Ensuite, il faut extraire quelques caractéristiques de chaque région par exemple, la surface, le centre de gravité, la boîte encadrant (bounding box), etc. Parmi toutes ces caractéristiques, nous utilisons celles de la boîte encadrant (bounding box) pour trouver tous les composants connectés individuellement sur la plaque d'immatriculation afin de l'extraire. Après l'extraction de toutes les composantes connexes contenues dans la plaque d'immatriculation, nous avons trouvé qu'il ya des objets indésirables parmi ceux qui sont appropriés (les caractères) comme nous pouvons le constater sur la figure 4.16



(a)



(b)

Figure 4.16 a) Application de la technique d'étiquetage en composantes connexes sur l'image de la plaque d'immatriculation. b) Graphe qui représente les bounding boxes des composantes connecté trouvé dans la plaque.

Afin d'éliminer les objets indésirable qui sont détectés par notre algorithme de recherche, et comme les caractères de la plaque ont généralement la même forme par rapport aux autre objets trouvé dans la plaque, d'après les expériences que nous avons fait, alors, nous avons pensé à utilisé la hauteur et la largeur des caractères de la plaque d'immatriculation

comme des bornes (pixel de limite supérieure et pixel de limite inférieure), de manière à ne prendre que les objets qui se trouvent entre ces deux bornes. Pour effectuer cette analyse nous partons des connaissances a priori sur l'image de la plaque d'immatriculation localisée. Cette image est de taille (155x30) pixels, nous savons aussi que les caractères qui se trouvent dans la plaque d'immatriculation doivent avoir un aspect plus ou moins rectangulaire. Les régions considérées comme potentiellement admissibles devront avoir une largeur et une hauteur minimales respectivement de 21 et 5 ; et une largeur et une hauteur maximales de 29 et 11. Pour cela, nous avons utilisé un compteur de pixels ; ce dernier va dénombrer les lignes et les colonnes des pixels pour chaque composante connexe. Par la suite, une méthode analyse le nombre de pixels afin d'éliminer les composants connectés qui sont supérieures ou bien inférieures à la plage spécifiée ( $21 < \text{hauteur} < 29$ ,  $5 < \text{largeur} < 11$ ). Un exemple est donné sur la figure 4.17.



Figure 4.17 Extractions des caractères

#### ❖ *Evaluations*

Dans cette section, nous avons utilisé les 119 images de plaques d'immatriculations localisées dans la partie précédente (60 images de plaques dans des conditions favorable, 59 images dans des conditions défavorables), afin d'évaluer la performance et la robustesse de notre système pour segmenter les caractères efficacement à partir de la plaque d'immatriculation. Les résultats de cette étape sont présentés dans le tableau 4.2

	<b>Segmentation</b>
--	---------------------

<b>Condition favorable (60 plaques)</b>	59/60
<b>Condition défavorable (59 plaques)</b>	56/59
<b>Taux globale de segmentation</b>	115/119
<b>Pourcentage (%)</b>	96,63%

Tableau 4.2 Résultats de segmentation

Comme le montre le tableau ci-dessus, à partir de 119 images de plaques d'immatriculation (60 images conditions favorable, 59 images conditions défavorable) nous avons réussi à segmenter 115 plaques d'immatriculation, 59 pour les images de plaques de premier groupe et 56 pour les images de plaques de deuxième groupe, avec un taux global de 96,63%. Les régions qui sont mal segmentées sont généralement été intersectées avec un autre composant.

Après avoir effectué l'extraction des caractères constituant la plaque d'immatriculation du véhicule, nous décrivons dans la section suivante la technique par SVM utilisée dans le cadre de ce travail pour la lecture des caractères.

### c) Reconnaissance

#### ❖ *Normalisation des caractères*

Afin de rendre plus efficace la lecture des caractères, il est nécessaire d'obtenir des images de caractères de même taille. Nous procédons alors à une normalisation de leurs tailles respectives afin de pouvoir les soumettre à un traitement «générique». Pour cette raison, nous avons changé la taille des images des caractères ; chacune aura une taille de (11 x 26) pixels.

#### ❖ *Extractions des caractéristiques*

Pour chaque caractère détecté puis normalisé, nous avons calculé les caractéristiques de forme (surface, périmètre, orientation, etc.). Cette étape est utilisée selon deux modes : apprentissage ou classification. En mode apprentissage, la base d'apprentissage a été constituée à partir des images de caractères décrite en différent polices rencontrées sur les plaques d'immatriculation. Chaque image est traitée et ses caractéristiques essentielles sont extraites et stockées dans une table de vecteurs avec le libellé de la classe. Une fois l'extraction des caractéristiques des images de toutes les classes terminée, la méthode SVM est utilisée pour trouver un modèle de décision qui permette de bien distinguer les différents types de caractères les uns des autres. Le modèle est ensuite enregistré pour l'utiliser lors de l'étape de classification. En mode classification, les caractéristiques de l'image en question sont extraites puis soumises au modèle utilisé pour déterminer son type.

#### ❖ *Classification avec les SVMs*

L'étape de classification nécessite une phase d'initialisation qui consiste à régler les paramètres du classifieur et à fixer le noyau.

##### a) Réglage des paramètres

- *Paramètre de régularisation C*

La valeur du paramètre  $C$  est un hyper-paramètre qui régit la performance du SVM. Ce paramètre sert à fixer le compromis entre la minimisation de l'erreur d'apprentissage et la maximisation de la marge. En pratique, le comportement du SVM est sensible à la valeur de  $C$  uniquement si les données d'apprentissage ne sont pas séparables. Dans ce cas, il existe des valeurs critiques qui peuvent compromettre la performance du classifieur.

##### b) Choix du noyau

Il existe de nombreuses fonctions noyau prédéfinies, les deux les plus usitées sont :

- ✓ noyau polynomial
- ✓ noyau RBF

Dans ce travail, nous avons utilisé ces deux fonctions noyau avec ses différents paramètres afin de choisir celui qui nous donne des meilleurs résultats.

Après plusieurs expériences, nous constatons que le noyau RBF pour  $\sigma=1$  semble fournir les meilleurs taux de bonne reconnaissance par rapport au noyau polynomial.

### ❖ *Expérimentation*

Dans cette section, nous évaluons la classification multi-classes en utilisant l'approche un contre tous pour la fonction noyau RBF avec le paramètre  $\sigma=1$  ; on fait varier le paramètre de régularisation C afin de trouver celui qui donne des meilleurs résultats.

Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau suivant afin de les comparer ultérieurement ; ce qui va nous amener à faire choisir le paramètre de régularisation C qui nous a donné des meilleurs résultats :

<b>Noyau</b>	<b>RBF <math>\sigma=1</math></b>					
	<b>C =50</b>	<b>C=80</b>	<b>C =90</b>	<b>C =100</b>	<b>C=200</b>	<b>C =500</b>
<b>Conditions favorable</b>	42/59	56/59	56/59	56/59	56/59	56/59
<b>Conditions défavorable</b>	35/56	44/59	47/59	49/56	47/59	47/59
<b>Taux</b>	77/115	100/115	103/115	105/115	103/115	103/115
<b>Pourcentage</b>	66,95%	86,95%	89, 56%	91,3%	89,56%	89, 56%

Tableau 4.3 Résultats de la reconnaissance des caractères en utilisant le noyau RBF avec différents paramètres

Après plusieurs expériences dans ce travail, nous constatons que le choix du noyau et ses paramètres influent sur le taux de bonne reconnaissance. Le noyau RBF pour  $\sigma=1$  et C=100 semble fournir les meilleurs taux de bonne reconnaissance avec un pourcentage de 91.3%.

Après avoir analysé les échantillons reconnus de manière incorrecte nous trouvons que, les caractères les plus fréquemment confondus étaient pour la plupart entre les paires (1,7), (2, 3) ainsi que (6, 9).

#### **d) Résultats générale du système proposé**

Comme nous l'avons vu tout au long de ce chapitre, nous avons essayé d'appliquer notre méthode de reconnaissance de plaques d'immatriculation sur une base d'images de véhicules que nous avons constituée. Cette base d'images a été utilisée comme corpus d'images pour tester l'approche proposée. Ce corpus contient 120 images de véhicules algériennes prises dans différentes conditions d'éclairage, et comportant des plaques d'immatriculation avec différents styles d'écritures de caractères. Les résultats des trois étapes de reconnaissance des plaques minéralogiques (localisation, segmentation, reconnaissance) sont présentés dans le tableau suivant :

	<b>Localisation</b>	<b>Segmentation</b>	<b>Reconnaissance</b>
<b>Taux globale (%)</b>	99,16%	96,63%	91,3%

Tableau 4.4 Résultats globale des trois étapes de reconnaissance de plaques minéralogiques

#### 4.6. Conclusion

Dans ce chapitre, une méthode de reconnaissance de plaques d'immatriculation algériennes dans un cadre de contrôle d'accès est présentée.

L'objectif de ce travail est de reconnaître les plaques d'immatriculation algériennes dans les différentes conditions comme : la distribution d'éclairage non uniforme, l'existence de bruit dans la plaque d'immatriculation, l'existence de l'ombre dans la plaque d'immatriculation et les différentes conditions d'éclairage (jour, nuit, lumière, obscurité).

Afin d'évaluer notre algorithme, nous l'avons appliqué sur une base de données comprenant 120 images de véhicules répartis en deux groupes de 60 images. Le premier groupe contient des images de véhicules dans des conditions d'éclairage uniforme (favorable) et le deuxième groupe contient des images de véhicules dans les différentes conditions telles que conditions d'éclairage non uniforme (condition défavorable).

Les résultats obtenus dans les trois étapes de reconnaissance (localisation, segmentation, reconnaissance) confirment la robustesse de la méthode proposée dans les conditions les plus défavorables.

## CONCLUSION

La vidéosurveillance intelligente (VSI) est un système d'analyse des images destiné à assister les gardiens de sécurité. Ces systèmes sont devenus de plus en plus performants au fil du temps. Grâce à la vidéosurveillance intelligente, les images obtenues par une ou plusieurs caméra(s) de surveillance sont analysées et automatiquement interprétées, ce qui permet un diagnostic et si besoin une alerte en temps réel.

Dans ce travail de magister, nous nous sommes principalement intéressés à la reconnaissance de plaques d'immatriculation algériennes dans un contexte de vidéosurveillance intelligente. Pour cela, nous avons présenté un état de l'art sur les systèmes de vidéosurveillance intelligente, puis nous avons fait une étude bibliographique des différentes méthodes pour la reconnaissance automatique des plaques minéralogiques proposées dans la littérature.

A l'issue des études bibliographiques sur la reconnaissance automatique de plaques d'immatriculation, nous constatons que les principales difficultés de ce type d'application sont :

- Une mauvaise qualité d'image due à une faible résolution et due au bruit d'acquisition;
- Les ombres et les reflets générés sur les plaques.
- Les changements de luminosité.
- Les conditions climatiques.
- Les saletés.
- Les différences de caractères et de numérotation.
- L'occultation d'une partie de la plaque.

Dans le cadre de ce mémoire de magister, nous avons proposé et développé un système pour la reconnaissance automatique de plaques d'immatriculation algériennes. L'approche que nous avons proposée a minimisé au maximum les problèmes cités précédemment.

Généralement les systèmes de reconnaissance automatique de plaques minéralogiques se déroulent en trois phases : localisation de la plaque, segmentation de caractères de la plaque et reconnaissance de ces caractères.

La localisation de la plaque d'immatriculation est une étape très importante pour les systèmes de reconnaissance de plaques d'immatriculation. Dans ce cadre de recherche, l'approche proposée doit considérer des images de véhicules dans différentes et diverses conditions d'éclairage telles que, la lumière, obscurité, ombre etc. Dans la phase de segmentation, nous cherchons à séparer chaque caractère de la plaque d'immatriculation individuellement. Pour cela nous avons utilisé la méthode d'étiquetage en composantes connexe. Cette méthode s'avère intéressante pour la segmentation des images minéralogiques prises dans des conditions de très faible éclairage.

Pour la reconnaissance des caractères, nous avons opté pour les machines à vecteurs support (SVMs) pour classifier les caractères.

L'algorithme proposé a été testé sur deux types d'images : le premier groupe contient des images de véhicules dans des conditions d'éclairage uniforme ; le deuxième groupe contient des images de véhicules dans différentes conditions (image contient du bruit, éclairage non uniforme...etc.).

Les résultats obtenus confirment la robustesse de l'approche proposée aux différents niveaux du processus de reconnaissance (localisation, segmentation, reconnaissance).

Plusieurs pistes sont à envisager afin d'améliorer les résultats obtenus. Nous pensons en particulier :

- Aborder les problèmes de grandes variations dans les angles de caméra lorsque l'image de la plaque d'immatriculation est capturée ;
- résoudre les problèmes d'inclinaison de plaques d'immatriculation lors de la phase de localisation ;
- utiliser d'autres algorithmes pour la segmentation des caractères ;

- exploiter les propriétés de la texture pour la détection des plaques d'immatriculation.

## REFERENCES

- 1 Valérie Gouaillier, Aude-Emmanuelle Fleurant « La vidéosurveillance intelligente : promesses et défis », Avril, 2009.
- 2 Aude-Emmanuelle Fleurant , Valérie Gouaillier « La vidéosurveillance intelligente pour la sécurité des personnes et des lieux : marché et progrès techniques ». Montréal, juin 2009.
- 3 [http://www.itv.ru/company/press\\_centre/partner\\_news/61926/](http://www.itv.ru/company/press_centre/partner_news/61926/). Janvier, 2015.
- 4 <http://www.sdti.ci/products.php?group=3&id=2>. Janvier, 2015.
- 5 [http://www.crisalid.com/services/video\\_surveillance](http://www.crisalid.com/services/video_surveillance). janvier, 2015.
- 6 <http://www.83-629.fr/article-la-videosurveillance-dans-les-etablissements-scolaires-la-cnrl-precise-les-regles-88837117.html>. Janvier, 2015.
- 7 Horn, Schunck: « Determining optical flow », *Artificial Intelligence* 17, 1981, 185-203.
- 8 Wren, Azarbayejani, Darell, Pentland : « Pfinder : real-time tracking of the human body », Conf. *IEEE TPAMI*, 19, 1996.
- 9 Schmid, Mohr : « Local greyvalue invariants for image retrieval », *conf. IEEE TPAMI* 19, 1997.
- 10 <https://securechecknow.com/video-analytics/what-are-video-analytics-keep-your-business-secure>. Janvier, 2015.

- 11 Jianbin Jiao, Qixiang Ye, Qingming Huang “A configurable method for multi-style license plate recognition”. Elsevier. *Pattern Recognition* 42 (2009). 358 – 369
- 12 Chhayder Ameer et Belhadj Mohamed Imene « Système de Reconnaissance Automatique des Plaques Minéralogiques ». IEEE, 5th International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 22-26, 2009 – TUNISIA.
- 13 Xifan, S., Weizhong, Z., Yonghang, S.: Automatic license plate recognition system based on color image processing. *ICCSA* 4, 1159–1168 (2005).
- 14 L. Miao, F. Wang, and H. Wang, "Automatic license plate detection based on edge density and color model," in *Control and Decision Conference, 2009. CCDC '09. Chinese, 2009*, pp. 3718-3721.
- 15 K. Deb and J. Kang-Hyun, "HSI color based vehicle license plate detection," in *Control, Automation and Systems, 2008. ICCAS 2008. International Conference on, 2008*, pp. 687-691
- 16 Matas, J., Zimmermann, K.: Unconstrained licence plate Detection. In: *Proceedings of the 8th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 572–577, isbn 07803-9216- 7, Wien, Austria (2005).
- 17 Comelli, P., Ferragina, P., Notturmo, M.: Optical recognition of motor vehicle license plates. In: *Vehicular Technology*, vol.44, No. 4, 790–799 (1995).
- 18 Tran Duc Duan, Tran Le Hong Du, Tran Vinh Phuoc, Nguyen Viet Hoang, “Building an Automatic Vehicle License-Plate Recognition System”, in proc. Intl. Conf. in Computer Science (RIVF), 2005, pp. 59-63
- 19 Bai, H., Liu, C.: A hybrid license plate extraction method based on edge statistics and morphology. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, vol 2, pp. 831– 834. 23–26 Aug (2004).
- 20 M.A. Massoud , M. Sabee, M. Gergais, R. Bakhit : “Automated new license plate recognition in Egypt”. *Alexandria Engineering Journal*, page 319–326. March 2013.
- 21 Nijhuis, J., Brugge, M., Helmholt, K., Pluim, J., Spaanenburg, L., Venema,R., Westenberg M.: Car license plate recognition with neural networks and fuzzy logic. In:

- Proceedings of IEEE Inter-national Conference on Neural Networks*, vol. 5, pp. 2232–2236(1995).
- 22 Zimic, N., Ficzkó, J., Mraz, M., Virant, J.: The fuzzy logic approach to the car number plate locating problem. In: *Proceedings of Intelligent Information Systems, IIS '97*, 227–230 (1997).
- 23 Park, H., Kim, I., Jung, K., Kim, J.: Locating car license plates using neural networks. In: *Electronics Letters*, vol. 35, No. 17, pp. 1475–1477. (2004).
- 24 Chacon, I., Zimmerman, A : License plate location based on a dynamic PCNN scheme. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 2, pp. 1195–1200. 20-24 July (2003).
- 25 J.Jagannathan, A.Sherajdheen, R.Muthu vijay deepak, N.Krishnan « License plate character segmentation using horizontal and vertical projection with dynamic thresholding”. International conference on emerging trends in computing, 2013 IEEE..
- 26 M. M. Shidore, S. P. Narote, “Number Plate Recognition for Indian Vehicles”, IJCSNS, Vol. 11, no. 2, pp. 144-146, Feb. 2011.
- 27 H. Y. Deng, X. L. Song. “License plate characters segmentation using projection and template matching”. 2009 International Conference on Information Technology and Computer Science, 2009, (1):534-537.
- 28 T. D. Duan, T. L. H. Du, T. V. Phuoc, et al. «Building an automatic vehicle license-plate recognition system”. Proceedings of International Conference on Computer Science RIVF, 2005, 59-63.
- 29 S. Nomura, K. Yamanaka, O. Katai, H. Kawakami, and T. Shiose, “A novel adaptive morphological approach for degraded character image segmentation,” *Pattern Recognit.*, vol. 38, no. 11, pp. 1961–1975, Nov. 2005.
- 30 N.Vishwanath, S.Somasundaram, M.R. Rupesh Ravi and N. Krishnan Nallaperumal « Connected Component Analysis for Indian License Plate Infra-Red and Color Image Character Segmentation», 2012 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research
- 31 G. Li, R. Zeng, and L. Lin, “Research on vehicle license plate location based on neural

- networks,” in *Proc. 1st ICICIC*, Beijing, China, 2006, pp. 174–177.
- 32 H. Mahini, S. Kasaei, F. Dorri, and F. Dorri, “An efficient features-based license plate localization method,” in *Proc. 18th ICPR*, Hong Kong, 2006, vol. 2, pp. 841–844.
- 33 V. Shapiro and G. Gluhchev, “Multinational license plate recognition system: Segmentation and classification,” in *Proc. 17th ICPR*, Cambridge, U.K., 2004, vol. 4, pp. 352–355.
- 34 S. Wang and H. Lee, “Detection and recognition of license plate characters with different appearances,” in *Proc. Conf. Intell. Transp. Syst.*, 2003, vol. 2, pp. 979–984.
- 35 F. Kahraman, B. Kurt, and M. Gökmen, “*License Plate Character Segmentation Based on the Gabor Transform and Vector Quantization*”, vol. 2869, A. Yazici and C. Sener, Eds. New York: Springer-Verlag, 2003, pp. 381–388.
- 36 M. H. ter Brugge, J. H. Stevens, J. A. G. Nijhuis, and L. Spaanenburg, “License plate recognition using DTCNNs,” in *Proc. IEEE Int. Workshop Cellular NNs Appl.*, 1998, pp. 212–217.
- 37 B. Lim, W. Yeo, K. Tan, and C. Teo, “A novel DSP based real time character classification and recognition algorithm for car plate detection and recognition,” in *Proc. Int. Conf. Signal Process.*, 1998, pp. 1269–1272.
- 38 Jing-Ming Guo, Senior Member, IEEE, Yun-Fu Liu, Student Member, IEEE, and Chih-Hsien Hsia, Member, IEEE, “Multiple License Plates Recognition System”, International Conference on System Science and Engineering June 30-July 2, 2012.
- 39 Anju K Sadasivan, T.Senthilkumar “Automatic Character Recognition in Complex Images ». Elsevier. International Conference on Communication Technology and System Design 2011. 218 – 225.
- 40 C. Anagnostopoulos, T. Alexandropoulos, S. Boutas, V. Loumos, E. Kayafas, “A template guided approach to vehicle surveillance and access control”, in *proc. IEEE Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2005., pp. 534 – 539.
- 41 Yo-Ping Huang, Shi-Yong Lai and Wei-Po Chuang, “A Template-Based Model for License Plate Recognition”, in *proc. IEEE Int. Conf. on Networking, Sensing & Control*, 2004, pp. 737-742.

- 42 C. Wu, L. C. On, C. H. Weng, T. S. Kuan, and K. Ng, “A Macao license plate recognition system,” in *Proc. 4th Int. Conf. Mach. Learn. Cybern*, Guangzhou, China, Aug. 18–21, 2005, pp. 4506–4510.
- 43 D. Renuka devi, D .KanagapushpavaUi « Automatic License Plate Recognition », IEEE, 2011.
- 44 Mohamed Zayed « Véhicules Intelligents : Etude et développement d’un capteur intelligent de vision pour l’attelage virtuel ». Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies, Lille, 2005, pp.146.
- 45 Lamia Benameur « Contribution à l’optimisation complexe par des techniques de swarm intelligence ». Thèse de Doctorat, Université Mohammed V – AGDAL faculté des sciences, Rabat, 2010, pp. 11.
- 46 A.Broumandnia, M.Fathy, (2005, Dec.) , Application of pattern recognition for Farsi license plate recognition, to be presented at ICGST International Conference on Graphics, Vision and Image Processing (GVIP-05). [Online]. Available: <http://www.icgst.com/gvip/v2/P1150439001.pdf>.
- 47 Shyang-Lih Chang, Li-Shien Chen, Yun-Chung Chung, and Sei-Wan Chen, “Automatic License Plate Recognition”, *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 5, No. 1, pp. 42-53, 2004
- 48 C. Anagnostopoulos, E. Kayafas, V. Loumos, “Digital image processing and neural networks for vehicle license plate identification”, *Journal of Electrical Engineering*, vol.1, No.2,p.p.27,2000.[Online].Available:<http://www.medialab.ntua.gr/people/canag/journals.Php>
- 49 C.N. Anagnostopoulos, I. Anagnostopoulos, V. Loumos, and E. Kayafas, « A license plate recognition algorithm for Intelligent Transportation System applications ». *IEEE, Intelligent Transportation Systems*. sept, 2006, pp. 377 – 392.
- 50 Yafeng Hu, Feng Zhu, and Xianda Zhang, “A Novel Approach for License Plate Recognition Using Subspace Projection and Probabilistic Neural Network”, *Lecture Notes on Computer Science 3497*, J. Wang, X. Liao, and Z. Yi, Ed. Springer-Verlag 2005, LNCS 3497, pp. 216–221.
- 51 K.K.Kim K.I.Kim J.B.Kim H. J.Kim, “Learning-Based Approach, for License Plate

- Recognition”, in proc. IEEE Signal Processing Society Workshop, Neural Networks for Signal Processing, Vol. 2, 2000, pp. 614 - 623.
- 52 Cocquerez J.-P., Philipp S., « Analyse d’images : filtrage et segmentation », Edition Masson, 1998.
- 53 Bellal Salah Eddine « reconnaissance d’objet dans une image application au tri / contrôle de qualité ». Université Hadj Lakhdar, faculté de technologie, département génie industriel. Batna 2012. pp. 31.
- 54 Chikh Mohammed Tahar « Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones ». Université Abou-Bakr Belkaid. Faculté des Sciences. Département d’Informatique. Tlemcen, 2011.
- 55 Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE. Transactions on systems, man, and cybernetics, 9(1), 62–66
- 56 Abdelali Bouyahyaoui, Omar Herouane « Réalisation d’une application d’authentification biométrique par la forme de la main ». Université Sidi Mohamed Ben Abdellah. Faculté des sciences et techniques, département informatique. Fes, 2012. Pp. 30.
- 57 Zouaoui Abderaouf, Benblidia Nadja, Oukid-Khouas Saliha « License plate character segmentation based on horizontal projection and connected component analysis ». World Symposium on Computer Applications & Research (WSCAR), 2014.
- 58 Touhami Sami, « Classification non supervisée de pixels d’images couleur par analyse d’histogrammes tridimensionnels », 2005.
- 59 J. Manikandan B. Venkataramani “Evaluation of multiclass support vector machine classifiers using optimum threshold-based pruning technique”, IET Signal Process., 2011, Vol. 5, Iss. 5, pp. 506–513
- 60 CORTES, C. et VAPNIK, V. (1995). Support vector networks. Machine Learning, 20:273–297.
- 61 J. Kharroubi, « Etude de Techniques de Classement “Machines à Vecteurs Supports” pour la Vérification Automatique du Locuteur », Thèse de Doctorat en informatique, École nationale supérieure des télécommunications, Paris, 2002.

- 62 Vapnik, V. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Verlag.
- 63 Abdelhamid Djeflal « Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l'analyse des bases de données ». Université Mohamed Khider. Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie. Département d'Informatique. Biskra, 2012.
- 64 J. Callut, « Implémentation efficace des Support Vector Machines pour la classification », Thèse de Doctorat en Informatique, Université Libre de Bruxelles, Belgique, 2003..
- 65 A. Shigeo. *Support Vector Machines for Pattern Classification*. Springer-Verlag London Limited, 2005.
- 66 Gidudu Anthony, Hulley Gregg and Marwala Tshilidzi, "Image Classification Using SVMs: One-against-One Vs One-against-All", *Proceedings of the 28th Asian Conference on Remote Sensing*, Nov 2007.
- 67 V.N. Vapnik. *Statistical Learning Theory*. Edition Wiley, 1998.
- 68 <https://docs.oracle.com/javase/tutorial/2d/overview/index.html>. Janvier, 2015.