



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Larbi Tébessi –Tébessa-
Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie
Département : Mathématiques et Informatique



MEMOIRE DE MASTER
Domaine : Mathématiques et Informatique
Filière : Informatique
Option : Système et Multimédia

Thème :

Intitulé
Reconnaissance Des Mots Arabes Manuscrits

Présenté par :
Safa ABA
Maroua CHIKH

Devant le jury :

Rafik MENASSEL	MAA	Président
Abdeljalil GATTAL	MAA	Rapporteur
Mohammed Salah SOUABI	MAA	Examineur

Date de soutenance : 30/5/2016

Note : Mention :

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Handwritten Arabic calligraphy in a stylized, bold script. The text is arranged in a circular pattern, with the words "بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ" (In the name of Allah, the Most Gracious, the Most Merciful) written around the perimeter. The calligraphy is black on a white background. There are several small numbers (1, 2, 3) and arrows indicating the direction of the strokes. A signature "محمد كيا با" is visible at the bottom left.

ملخص

يبقى التعرف على الكلمات العربية المكتوبة بخط اليد موضوع بحث واسع النطاق. العمل المقدم في هذه المذكرة مكرس لإنشاء نظام للتعرف على الكلمات العربية المكتوبة يدويا والمأخوذة من قاعدة البيانات IFN / ENIT التي تحتوي على صور كلمات عربية تمثل أسماء المدن أو القرى التونسية.

النظام المستخدم للتعرف على هذه الكلمات هو نظام التعرف الشامل أي أن الصورة ينظر إليها على أنها كيان لا يتجزأ إلى أحرف.

من أجل تطوير هذا النظام يتم تطبيق عدة عمليات في مرحلة المعالجة المسبقة لصور الكلمات وإحدى هذه العمليات هي توحيد حجم الصور بالإضافة الى إزالة علامات التشكيل والمساحات البيضاء من الأعمدة والصفوف.

لإستخراج الخصائص التي تميز الكلمات لتصنيفها استخدمنا HOG ومرشح Gabor لإستخراج الخصائص التي تم إستخدام كل واحد منها من قبل المصنف KPPV .

وأظهرت النتائج أن النظام المستخدم حقق نتائج مشجعة بالمقارنة مع غيرها من أنظمة التعرف على الكلمات العربية الموجودة مسبقاً.

كلمات البحث: التعرف على الكتابة العربية اليدوية، HOG ، المصنف KPPV .

Abstract

The recognition of handwritten Arabic words remains a vast subject of research. The work presented in this thesis is devoted to the evaluation of an off-line handwriting Arabic words recognition system. These words are extract from the IFN/ENIT database, which is available for the purpose of research, and contain names of the Tunisian cities/villages.

The system uses a global recognition method, i.e. the image recognized as whole without any segmentation of the words.

In order to develop this system, a preprocessing operation is applied to the images of words, which is the size normalization and removing diacritical marks and white spaces of columns and rows.

For extracting the features from the words to be classify, we used the histogram of oriented gradients (HOG) and the Gabor filter as descriptors each one have been used by the KNN classifier.

The results show that the system used gives encouraging results, which compared to the other systems of recognition of handwritten Arab words present in the literature.

Keywords: Handwritten Arabic Recognition, KNN classifier, HOG descriptor.

Résumé

La reconnaissance des mots arabes manuscrite reste un sujet de recherche vaste. Le travail présenté dans cette thèse est consacré à l'évaluation d'un système de reconnaissance hors-ligne de mots arabes manuscrits. Ces mots sont extraits de la base de donnée IFN / ENIT, cette dernière contient les images des mots qui représentent les noms des villes/villages tunisiennes.

Le système proposé utilise une méthode de reconnaissance globale, c'est-à-dire l'image vue comme une entité indivisible sans segmentation des mots en caractères.

Afin de développer ce système, une opération de prétraitement est appliquée aux images de mots qu'est la normalisation de la taille. Ainsi que l'élimination des points diacritiques et des espaces blancs des colonnes et des lignes.

Dans le but d'extraire les primitives qui caractérisent les mots à classer, l'histogramme des gradients orientés (HOG) et le filtre de Gabor sont utilisées comme descripteurs pour l'extraction des caractéristiques, chacun d'eux a été exploité par le classifieur KPPV.

Les résultats montrent que le système proposé donne des résultats encourageants, qui sont comparables à ceux des meilleurs systèmes de reconnaissance des mots arabes manuscrits présentés dans la littérature.

Mots-clés : Reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite, classifieur KPPV, descripteur HOG.

Dédicace

Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire
" Ya Kayoum "

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à
ma mère ...

A mon père, école de mon enfance, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, et qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager, à me donner l'aide et à me protéger.

Que dieu les gardes et les protège.

A mon adorable sœur Soumaya merci ma belle Sousou.

A ma chère amie :

Djoul Ilham ma sœur, ma formidable amie que je l'aime beaucoup.

A tous ceux qui me sont chères.

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.

Je dédie ce travail.

Safsoufa

Dédicace

Je Dédie ce travail

*A l'origine de mon hors de l'honneur, A la lumière de ma vie
et la chose la plus précieuse que j'ai d'exister, c'est
pourquoi mon succès : A mon père.*

*A toi la bougie de ma vie, source de Tendresse et d'amour
infini que Dieu te garde et te protège : A ma mère.*

A mon très cher frère : " Alla"

A mes oncles et leurs familles, A mes grands parents

A tous mes cousins et cousines

*A tous mes Chers membres de ma famille, Pour leur soutien
moral, et leurs conseils*

A tous mes sincères Ami(e)s

Maroua

Remerciements

Avant toute chose, on remercie dieu tout puissant de nous avoir aidé et éclairé le chemin pour la réalisation de cette thèse.

Après Dieu, on profite de l'occasion pour remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet de fin d'études.

On tient à exprimer nos vifs remerciements pour notre grand et respectueux professeur, M. Abdeljalil GATTAL, d'avoir accepté de nous encadrer pour notre projet de fin d'études, ainsi que pour son soutien, ses remarques pertinentes et son encouragement.

On tient aussi à remercier particulièrement les personnes qui ont accepté d'examiner et de juger notre travail. On les remercie pour leurs conseils, pour leurs disponibilités à tout moment, pour leurs gentillesse, et pour leurs aides illimitées.

On tient ensuite à remercier nos parents pour le soutien inconditionnel dont ils ont fait preuve depuis que notre projet est défini. Merci pour le soutien financier, moral, psychologique et matériel. Si nous sommes ici aujourd'hui, c'est grâce à vous !

Enfin, on adresse nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, qui nous ont toujours soutenues et encouragées au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous et à toutes

LISTE DES TABLEAUX

Tableau N°	Titre	Page
Tableau 1.1	Différentes formes des caractères arabes selon leurs positions	6
Tableau 2.1	Classifieurs utilisés dans les systèmes de reconnaissance de mots arabes manuscrits	25
Tableau 3.1	Taux obtenu en utilisant Le descripteur HOG avec KPPV.	36
Tableau 3.2	Taux obtenu en utilisant Le descripteur Gabor avec KPPV	36
Tableau 3.3	Taux de reconnaissance en utilisant le descripteur HOG avec le classifieur KPPV par application différentes méthodes de prétraitement à la fois	37
Tableau 3.4	Taux de reconnaissance pour chacune méthode de prétraitement en utilisant le descripteur HOG avec le classifieur KPPV.	37

LISTE DES FIGURES

Figure N°	Titre	Page
Figure 1.1	Mots arabes incluant la Hamza, la Chadda et la Madda	5
Figure 1.2	Lettres arabe ayant des points diacritiques	5
Figure 1.3	Exemple de quelques styles calligraphiques de l'écriture arabe	7
Figure 1.4	Reconnaissance d'écriture hors ligne	8
Figure 1.5	Reconnaissance d'écriture en ligne	9
Figure 1.6	Diagramme de référence d'un système de reconnaissance.	10
Figure 1.7	Exemple de la binarisation	11
Figure 1.8	Exemple de lissage	12
Figure 1.9	Exemples de mots manuscrits avec des tailles différentes	12
Figure 2.10	Exemples de squelettisation	13
Figure 3.11	Exemple de Suppression du bruit	13
Figure 4.12	Les différents types de segmentation	14
Figure 3.1	Schéma général du système de reconnaissance de mot manuscrit	28
Figure 3.2	Mot arabe avec points diacritiques extrait de la BDD IFN / ENIT set a.	29
Figure 3.3	Mot arabe en appliquant la méthode Suppressions des points diacritiques	29
Figure 3.4	Retrie d'espace blanc.	29
Figure 3.5	Extraction des caractéristiques avec Un histogramme de gradient orienté (HOG)	31
Figure 3.6	Image gradient et Spatial / Orientation	31
Figure 3.7	Représentation du filtre de Gabor dans les domaines (a) spatial et (b) fréquentiel pour différentes valeurs de fréquence et d'orientation	32
Figure 3.8	Exemple de classification par la méthode kppv	33

Liste des symboles

HMM: Hidden Markov Models.

HOG : Histogramme des Gradients Orientés.

HPH : Histogramme de Projection Horizontale.

HPV : Histogramme de Projection Verticale.

KPPV : K Plus Proches Voisins.

OCR : Optical Character Recognition.

PAW : Peace of Arabic Word.

PPP : Points Par Pouce.

RDF : Reconnaissance de Forme.

REM : Reconnaissance de l'Écriture Manuscrite.

SEB : Suppressions des Espaces Blancs.

SPD : Suppressions des Points Diacritiques.

SREM : Système de Reconnaissance de l'Écriture Manuscrite.

SVM : Machine à Vecteur du Support.

TABLE DES MATIERES

Introduction générale	1
Chapitre1. La reconnaissance de l'écriture manuscrite arabe	4
I.1. Introduction	4
I.2. Les Caractéristiques spécifiques de l'écriture arabe	4
I.2.1. Styles d'écriture calligraphique arabe.....	7
I.3. Différents aspects de reconnaissance de l'écriture.....	8
I.3.1. Reconnaissance hors ligne.....	8
I.3.2. Reconnaissance en ligne	9
I.4. Approches de reconnaissance	9
I.4.1. Approche globale	9
I.4.2. Approche analytique	9
I.5. Système de reconnaissance de l'écriture hors ligne	10
I.5.1. Architecture	10
I.5.2. Acquisition.....	11
I.5.3. Phase de prétraitement	11
I.5.3.1. Seuillage.....	11
I.5.3.2. Lissage	12
I.5.3.3. Normalisation	12
I.5.3.4. Squelettisation	13
I.5.3.5. Suppression du bruit.....	13
I.5.4. Segmentation	13
I.5.4.1. Segmentation explicite	14
I.5.4.2. Segmentation implicite	14
I.5.5. Phase d'extraction des caractéristiques	14
I.5.5.1. Type de caractéristiques.....	15
I.5.5.1.1. Caractéristiques structurelles	15
I.5.5.1.2. Caractéristiques statistiques	15
I.5.5.1.3. Caractéristiques globales.....	15
I.5.5.1.4. Caractéristiques morphologiques.....	15
I.5.5.1.5. Caractéristiques métriques	15
I.5.5.1.6. Caractéristiques adaptatives	16
I.5.6. Phase de Classification	16

I.5.6.1. L'apprentissage	16
I.5.6.1.1. L'apprentissage supervisé.....	16
I.5.6.1.2. L'apprentissage non supervisé	16
I.5.6.2. Reconnaissance et décision.....	17
I.5.6.3. Méthodes de classification de la reconnaissance.	17
I.5.6.3.1. Méthodes statistiques	17
I.5.6.3.1.1. Méthode bayésienne	18
I.5.6.3.1.2. Méthode du plus proche voisin.....	18
I.5.6.3.1.3. un réseau de neurones artificiels.....	18
I.5.6.3.2. Méthodes stochastiques.....	19
I.5.6.3.3. Méthodes linguistiques.....	19
I.5.6.3.3.1. Méthodes structurelles.....	19
I.5.6.3.3.2. Méthode syntaxique.....	19
I.5.6.3.4. Méthodes hybrides.....	20
I.5.7. Post-traitements.....	20
I.6. Conclusion	20
Chapitre 2. Etat de l'art	21
II.1. Introduction.....	21
II.2. Description de différents travaux ultérieurs	21
II.2.1. La méthode proposée par M. Pechwitz et V. Maergner.....	21
II.2.2. La méthode proposée par P.Dreuw et al	21
II.2.3. La méthode proposée par A. Benouareth et al.....	22
II.2.4. La méthode proposée par R.A. Mohamad et al	22
II.2.5. La méthode proposée par J.H. AlKhateeb et al	22
II.2.6. La méthode proposée par J.H. Alkhateeb et al.	23
II.2.7. La méthode proposée par H. Nemmour et Y. Chibani.....	23
II.2.8. La méthode proposée par M.T. Parvez et S.A. Mahmoud.....	23
II.2.9. La méthode proposée par H. Nemmour et Y. Chibani.	24
II.3. Comparaison entre les travaux ultérieurs	24
II.4. Conclusion.....	26
Chapitre 3. Approche globale pour la reconnaissance de mots arabes manuscrits	27
III.1. Introduction	Erreur ! Signet non défini.27
III.2. Description de la base de données utilisée	27
III.3. Architecture du système.....	27
III.3.1. Prétraitement.....	28

III.3.2. Extraction des caractéristiques	30
III.3.2.1. Histogramme des gradients orientés (HOG).....	30
III.3.2.2. Filtre de Gabor	32
III.3.3. Classification	33
III.3.3.1. Description de classifieur kPPV	33
III.4. Résultats et discussion	34
III.4.1. Protocole d'expérimentation.....	34
III.4.2. Test et résultats	34
III.5. Conclusion	38
Conclusion générale	39
Bibliographie.....	40

Introduction Général

Introduction générale

Les problèmes qui se posent dans le système de reconnaissance automatique de l'écriture arabe manuscrite montre que la complexité de la morphologie de l'écriture arabe et sa cursivité reste un sujet de recherche très vaste qui a connu les dernières années un grand progrès surtout dans l'automatisation du tri du courrier postal, du traitement des chèques, du traitement de formulaires, indexation automatique des manuscrits anciens... etc.

Ces types d'applications nous montrent que le domaine de la reconnaissance de l'écriture manuscrite est plus spécifique par rapport à celui de la reconnaissance optique des caractères (OCR), ce dernier concerne les caractères imprimés ou dactylographiés.

Dans le domaine de reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite, on peut distinguer deux types de systèmes de reconnaissance :

- Les systèmes de reconnaissance d'écriture hors-lignes ou statiques s'attachent à la reconnaissance de l'écriture présente sur un support classique (ex : papier).
- Les systèmes de reconnaissance d'écriture en-lignes ou dynamiques qu'ont alors réalisées à partir d'un stylo et d'une tablette électronique qui peut être assimilée directement à un écran (ex : papier électronique).

Seul le système de reconnaissance d'écriture hors-ligne sera considéré dans notre travail.

Généralement il existe deux grands types d'approches à savoir l'approche analytique et l'approche globale.

- L'approche analytique basée sur un découpage (segmentation) du mot. Elle consiste à segmenter le mot manuscrit en parties inférieures aux lettres appelés graphèmes. La difficulté majeure rencontrée par une approche de type analytique est alors d'obtenir de manière robuste les bonnes hypothèses de segmentation. Cette approche est la seule applicable dans le cas de grands vocabulaires.
- L'approche globale se base sur une description unique de l'image du mot, vue comme une entité indivisible. Cette approche ne peut alors être envisagée que pour des vocabulaires de petites tailles (quelques centaines de mots), une approche globale qui est beaucoup plus simple qu'une approche analytique, permettra de concevoir des systèmes de reconnaissance aux performances très intéressantes.

En termes de la taille de vocabulaire, on distingue dans la reconnaissance de l'écriture en général deux grandes catégories d'applications :

- Les applications à vocabulaire limité, où généralement le nombre de mots à reconnaître constitue un lexique de taille inférieure à 100 mots.
- les applications à vocabulaire étendu, où plusieurs milliers, voire des dizaines des milliers des mots.

En général le schéma principal des systèmes de reconnaissance des mots arabes cursifs regroupe cinq phases importantes : le pré-traitement, la segmentation, l'extraction des caractéristiques, la reconnaissance et le post-traitement.

Notre travail est consacré à la reconnaissance hors-ligne (off -line) des mots arabes manuscrite basé sur l'approche globale à vocabulaire limité on utilisant la base de données IFN / ENIT qui contient des mots arabes manuscrites présentent les noms des villes/villages tunisiens manuscrites.

Nous avons met l'accent sur la phase de l'extraction des caractéristiques car elle est la plus importante dans le processus de reconnaissance.

Problématique et objectifs

La langue arabe est la langue officielle dans tous les pays arabes. Elle est utilisée dans la plupart des écrits et à l'oral, tel que les discours, et les journaux. Pour cela beaucoup de chercheurs ont essayé de réaliser un système de reconnaissance des mots arabes, mais jusqu'à présent il n'existe pas un système parfait parce que les êtres humains sont les meilleurs lecteurs, ainsi que l'existence d'autres problèmes concernent la langue arabe parmi ces problèmes on peut citer :

- La variation des styles d'écriture de la langue arabe,
- La cursivité de la langue arabe,
- La complexité de la morphologie des caractères,
- Le chevauchement des mots,
- Chaque être humain a une écriture spécifique différente par rapport aux autres.

Ces problèmes causent une inertie notamment dans le choix des primitives (caractéristiques) pertinentes qui décrivent la variabilité de la morphologie des caractères et dans la segmentation.

Nous nous sommes fixés comme objectif d'avoir un système efficace capable de reconnaître la majorité des mots avec un taux de reconnaissance augmenté, et pour cela nous proposons d'utiliser deux types de descripteurs qui sont : l'histogramme des gradients orientés (HOG) et le filtre de Gabor en utilisant le KPPV comme un calssifieur pour la reconnaissance de ces mots, qui sont extraits de la base IFN / ENIT.

Présentation du mémoire

Cette thèse est subdivisée en trois chapitres comme suit :

Chapitre1. La reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite

Le premier chapitre sera consacré essentiellement à une analyse des méthodes et outils de la reconnaissance des mots manuscrits qui seront présentés .Premièrement, nous mettrons l'accent sur les caractéristiques de l'écriture arabe et les différents aspects et approches de système de reconnaissance de l'écriture. Nous présenterons par la suite l'architecture générale de ce système.

Chapitre 2. Etat de l'art

Le deuxième chapitre est entièrement consacré à réaliser un état de l'art sur les différents travaux dans la reconnaissance des mots arabes manuscrites en utilisant la base de données IFN / ENIT et faire une comparaison entre les techniques utilisées et les résultats obtenus.

Chapitre 3. Approche globale pour la reconnaissance des mots arabes manuscrits

Dans le dernier chapitre, nous présentons notre travail en détails, on décrivant les différentes techniques appliquées pour réaliser notre système, ainsi que la présentation de la base de données utilisée, en termine par la présentation des résultats obtenus sur notre base des mots utilisée dans le cadre de ce projet.

Le travail se termine par une conclusion générale.

Chapitre 1

La reconnaissance de l'écriture arabe
manuscrite

I.1. Introduction

La reconnaissance de l'écriture manuscrite, et de l'écriture cursive en particulier présente une des tâches les plus difficiles dans le domaine de la reconnaissance automatique des textes écrits.

La nature de l'écriture arabe très cursive dans ses formes imprimée et manuscrite fait un terrain privilégié mais difficile pour le développement des systèmes de reconnaissance d'écriture.

Ce chapitre tient comme objet de faire une analyse des méthodes et outils de la reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite. Dans un premier temps, un survol sur les caractéristiques de la langue arabe a été effectué. Puis les aspects et les approches de reconnaissance de l'écriture. Enfin, nous avons essayé de découvrir les principales étapes de la reconnaissance d'un mot dans un document manuscrit commençant par l'étape d'acquisition, arrivant à l'étape de post-traitement.

I.2. Les caractéristiques spécifiques de l'écriture arabe

L'écriture arabe possède des caractéristiques différentes d'autres langues en structure et en mode de liaison entre les caractères formant un mot, ce qui rend l'application de reconnaissance délicate pour leur reconnaissance [1].

- La plupart des lettres s'attachent entre elles.
- Un caractère arabe peut contenir un trait vertical (TAA(ط)), un trait oblique (KAF (ك)) ou un zigzag (ALIF] (أ)).
- Les caractères arabes ne possédant pas une taille fixe (hauteur et largeur).
- Six lettres ne s'attachent jamais à la lettre suivante : "ذ", "د", "ر", "ز", "أ", et "و".
- Certains mots se différencient seulement par des signes diacritiques. Les trois principales voyelles brèves sont :
 - fatha (◌َ) : elle surmonte la consonne et se prononce comme un « a » en Français tel que : بَ
 - damma (◌ُ) : elle surmonte la consonne et se prononce comme un « u » en français tel que : بُ
 - kasra (◌ِ) : elle se note au-dessous de la consonne et se prononce comme un « i » en français tel que : بِ
- Il existe aussi d'autres types de signes diacritiques qui sont : la Hamza (ء), la Chadda (◌ّ) et la Madda (◌~).



Figure 1.1. Mots arabes incluant la Hamza, la Chadda et la Madda.

- Dans l'alphabet arabe, 15 lettres parmi les 28 possèdent un ou plusieurs points et dans des positions différentes.

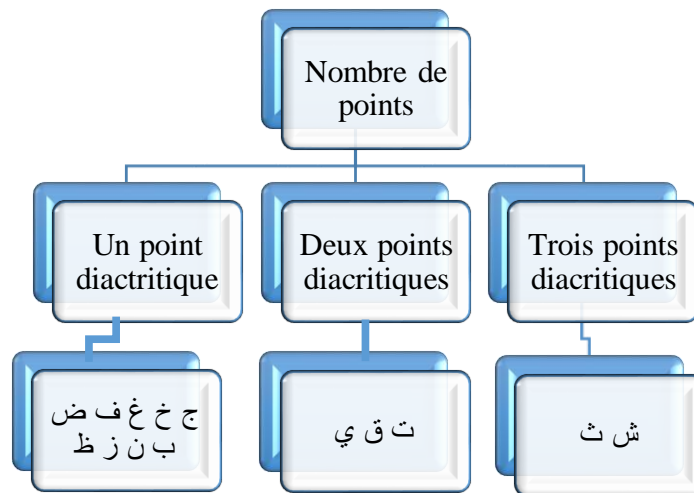


Figure 1.2. Lettres arabes ayant des points diacritiques.

- L'alphabet arabe comporte 28 lettres fondamentales, chacune des lettres arabes se décline sous plusieurs formes suivant sa place dans le mot : début (D), milieu (M), fin (F), et isolée (I). On distingue 22 lettres de l'alphabet, ayant quatre formes d'écriture. Les six restantes ne peuvent être rattachées à leurs successeurs et donc elles n'ont que deux formes (Tableau 1.1).

<i>Lettre</i>	<i>Isolé</i>	<i>For.F/M/I</i>	<i>Lettre</i>	<i>Isolé</i>	<i>For.F/M/I</i>
Alif	ا	ا ا ا	Dhad	ض	ض ض ض
Ba	ب	ب ب ب	Tad	ط	ط ط ط
Ta	ت	ت ت ت	Thad	ظ	ظ ظ ظ
Tha	ث	ث ث ث	Ayn	ع	ع ع ع
Jim	ج	ج ج ج	Gyn	غ	غ غ غ
Ha	ح	ح ح ح	Fa	ف	ف ف ف
Kha	خ	خ خ خ	Qaf	ق	ق ق ق
Dal	د	د د د	Kaf	ك	ك ك ك
Dhal	ذ	ذ ذ ذ	Lam	ل	ل ل ل
Ra	ر	ر ر ر	Mim	م	م م م
Zay	ز	ز ز ز	Nun	ن	ن ن ن
Sin	س	س س س	Ha	ه	ه ه ه
Shin	ش	ش ش ش	Waw	و	و و و
Sad	ص	ص ص ص	Ya	ي	ي ي ي

Tableau 1.1. Différentes formes des caractères arabes selon leurs positions.

I.2.1. Styles d'écriture calligraphique arabe

Il existe divers styles d'écriture calligraphique arabe [2] :

- **Le Diwani** : d'origine Turque, et ayant connu son summum durant le règne Ottoman, ce style de calligraphie arabe se définit par l'élongation des caractères et son allure ornementale prononcée.
- **Le Koufique** : ce style d'écriture (anciennement appelé "Hiri" et issu de l'écriture syriaque) tire son nom de la ville iraquienne de Koufa. Cette écriture illustre certains très beaux corans du XIème siècle.
- **Le Naskhi**: un des styles les plus anciens avec l'écriture koufique, respectant le caractère esthétique de l'écriture arabe, le style classique naskhi rassemble souplesse du style perse et harmonie de l'écriture koufique.
- **Le Riqa** : ou « Petite Feuille » dérive du Naskhi et du Thuluth. L'aspect géométrique de ses lettres et particulièrement les fioritures des finales, s'apparente largement à celles du Thuluth, mais elle est bien plus petite et dotée de courbes plus arrondies et ses Alifs ne sont jamais écrits avec des barbelures. Le centre des boucles des lettres est toujours rempli, les lignes horizontales sont très courtes et les ligatures agencées avec densité, les finales étant souvent rattachées aux initiales. C'est de nos jours l'écriture manuscrite la plus employée dans le monde arabe.
- **Le Taliq** : aussi appelé Farsi, est léger et élégant, comme suspendu ; créé par les calligraphes de la Perse pour les recueils de poésie, il est devenu un des styles prépondérants chez les Persans, les Indiens et les Turcs.
- **Le Thuluth**: est une calligraphie statique et monumentale, surtout utilisée à des fins décoratives dans les manuscrits et les inscriptions. On la juge comme la plus importante des écritures ornementales.
- **Le Mohaqqaq** : était à l'origine une écriture dont les lettres étaient moins angulaires que le Koufique, avec des ligatures amplement séparées ; l'ensemble était « produit avec méticulosité » comme son nom le signale. Cette calligraphie arabe acquit une certaine rondeur qui la rendit plus facile à tracer et elle devint l'écriture privilégiée des scribes.



Figure 1.3. Exemple de quelques styles calligraphiques de l'écriture arabe [2].

I.3. Différents aspects de reconnaissance de l'écriture

La reconnaissance de l'écriture manuscrite est un traitement informatique qui a pour but de traduire un texte écrit en un texte codé numériquement. On peut distinguer deux types de reconnaissances :

I.3.1. Reconnaissance hors ligne

Ce cas présente une reconnaissance statique d'images, il s'agit de reconnaître des textes manuscrits à partir de documents écrits au préalable. L'image du texte écrit est numérisé à l'aide d'un scanner, les informations recueillies se présentent sous la forme d'une image discrète constituée d'un ensemble des pixels. L'écriture prend l'aspect d'un signal spatial bidimensionnel numérisé [3].

La Reconnaissance hors ligne est plus difficile à cause de l'absence d'informations temporelles (Figure1.4).



Figure 1.4. Reconnaissance d'écriture hors ligne.

I.3.2. Reconnaissance en ligne

Dans le cas en ligne, il s'agit de reconnaître l'écriture au fur et à mesure de son tracé. Donc il présente Reconnaissance en temps réel du texte qu'est saisi avec un stylo et une tablette à numériser, les informations recueillies sont constituées par une suite ordonnée de points (définis par leurs coordonnées) échantillonnés à cadence fixe. L'écriture prend l'aspect d'un couple de signaux temporels numérisés [3].

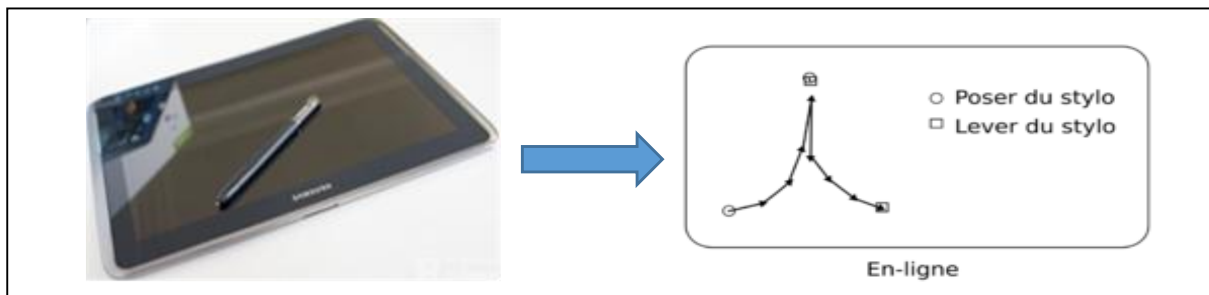


Figure 1.5. Reconnaissance d'écriture en ligne.

I.4. Approches de reconnaissance

Il y a deux approches s'opposent en reconnaissance hors-ligne des mots manuscrits globale et analytique :

I.4.1. Approche globale

L'approche globale se base sur une description unique de l'image du mot, vue comme une entité indivisible [4].

Disposant de beaucoup d'informations, en effet, la discrimination des mots proches est très difficile, et l'apprentissage des modèles nécessite une grande quantité d'échantillons qui est souvent difficile à réunir. Cette approche est souvent appliquée pour réduire la liste des mots candidats dans le contexte d'une reconnaissance à vocabulaire réduits.

I.4.2. Approche analytique

L'approche analytique basée sur un découpage (segmentation) du mot [4]. Elle consiste à segmenter le mot manuscrit en parties inférieures aux lettres appelés graphèmes et à retrouver les lettres puis le mot par la combinaison de ces graphèmes. Cette approche est la seule applicable dans le cas de grand vocabulaire.

I.5. Système de reconnaissance de l'écriture hors ligne

Un système de reconnaissance fait appel généralement aux étapes suivantes : acquisition, prétraitements, segmentation, extraction des caractéristiques, classification, suivis éventuellement d'une phase de post-traitement.

I.5.1. Architecture

La tâche essentielle de système de reconnaissance d'écriture hors-ligne réside dans la transformation de signal d'écriture sous ses différentes formes, imprimées ou manuscrites en représentation symbolique, en tenant compte de ses différentes natures spatiales.

Pour se faire, il nécessite un certain nombre d'étapes à mettre en œuvre. L'ensemble de ces phases forment généralement la structure de système de reconnaissance d'écriture, qui peut se résumer par le schéma (Figure1.6).

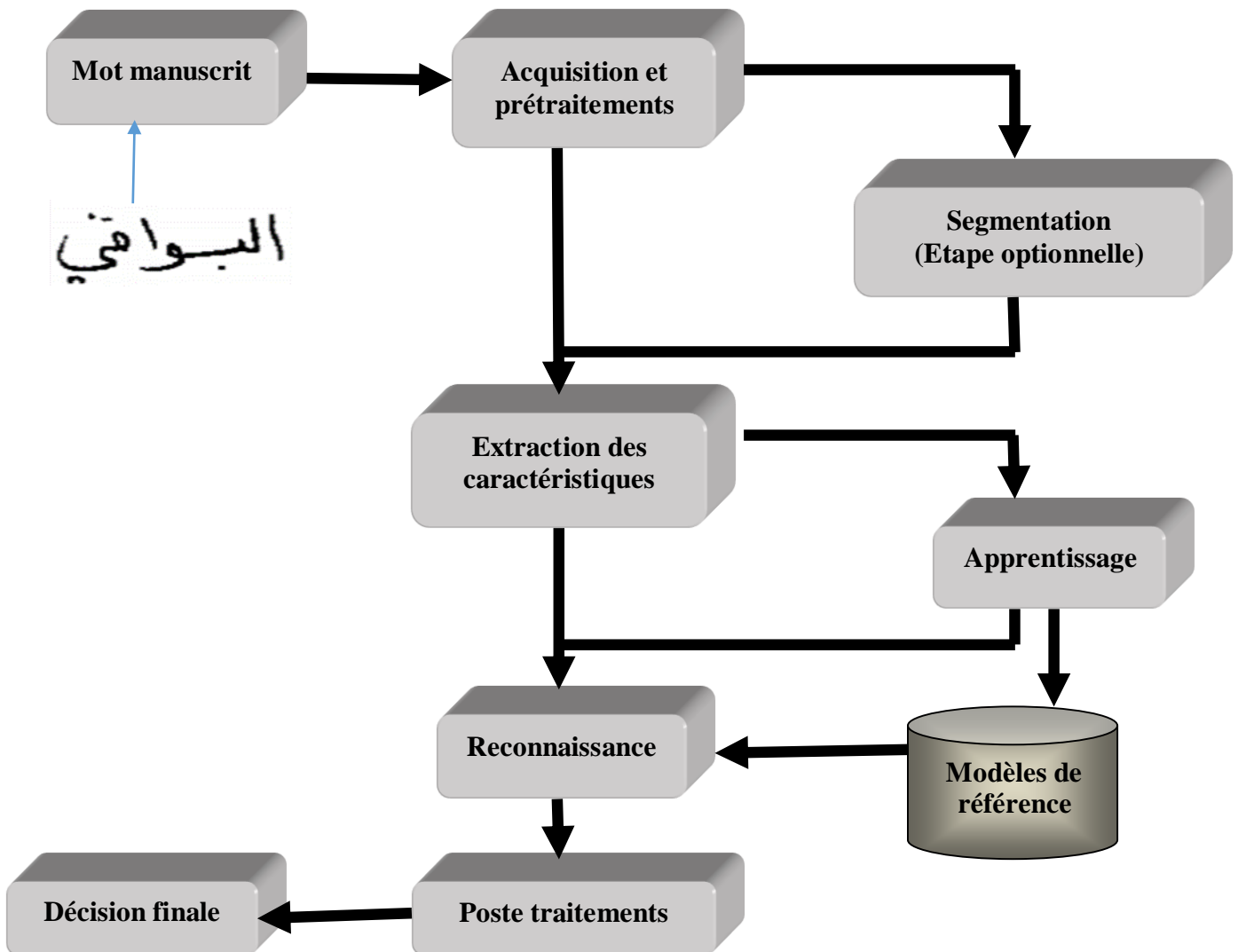


Figure 1.6. Diagramme de référence d'un système de reconnaissance.

I.5.2. Acquisition

L'acquisition permettant la conversion du document papier sous la forme d'une image numérique (bitmap). Cette étape est importante car elle se préoccupe de la préparation des documents à saisir, du choix et du paramétrage de scanner, ainsi que du format de stockage des images [4].

Le document numérisé est rangé dans un fichier des points appelés pixels, dont la taille dépend de la résolution. La technicité des matériels d'acquisition a fait progrès ces dernières années [4].

I.5.3. Phase de prétraitement

Cette étape consiste à préparer les données issues du capteur à la phase suivante. Il s'agit essentiellement de réduire le bruit superposé aux données et essayer de ne garder que l'information significative de la forme représentée. Le bruit peut être dû aux conditions d'acquisition (éclairage, mise incorrecte du document, ...) ou encore à la qualité du document d'origine [4].

Parmi les opérations de prétraitement généralement utilisées on peut citer :

I.5.3.1. Seuillage

Le document numérisé est une image qui peut être binarisé ou à niveaux de gris, à l'aide d'une méthode de seuillage. La détermination du seuil peut être globale, c'est-à-dire que le seuil a la même valeur pour tous les pixels du document [5], ou locale pour laquelle le seuil varie d'une position à une autre. Les méthodes de seuillage global ne sont pas trop consommatrices en terme de temps de calcul, par contre, elles ne donnent de bons résultats que si le document est uniformément éclairé. Les méthodes de seuillage local sont plus robustes à de telles dégradations mais leur temps de calcul est plus important.

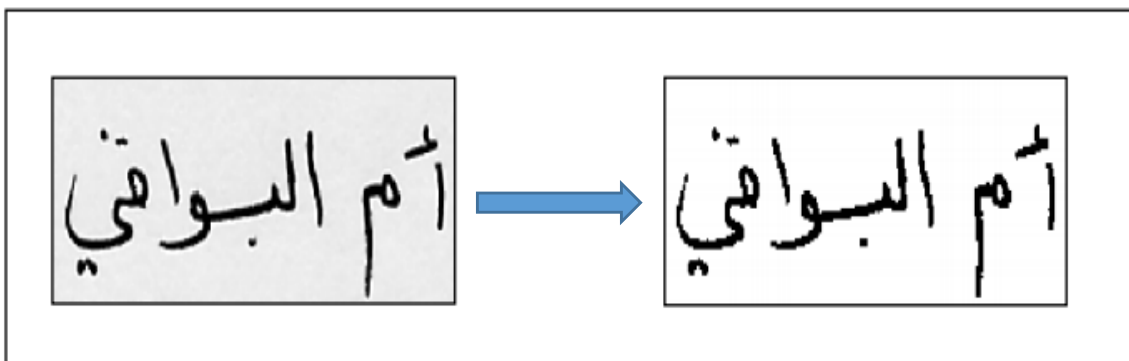


Figure 1.7. Exemple de la binarisation [6].

I.5.3.2. Lissage

Il permet de réduire au maximum les discontinuités introduites dans l'image au cours des différentes transformations et ainsi de rétablir la régularité et la continuité du contour du mot. Le lissage consiste à examiner le voisinage d'un pixel et de lui attribuer la valeur 1 si le nombre de pixel noir dans cette zone est supérieur à un seuil [7].

L'image des caractères peut être entachée de bruits dus aux artefacts de l'acquisition et à la qualité du document, conduisant soit à une absence de points ou à une surcharge de points. Les techniques de lissage permettent de résoudre ces problèmes par des opérations locales qu'on appelle opérations de bouchage et de nettoyage [8]. L'opération de nettoyage permet de supprimer les petites tâches et les excroissances de la forme. Pour le bouchage il s'agit d'égaliser les contours et de boucher les trous internes à la forme du caractère en lui ajoutant des points noirs [4].

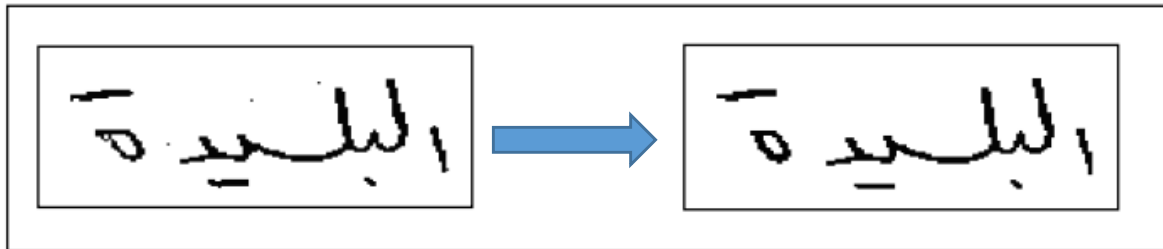


Figure 1.8. Exemple de lissage [6].

I.5.3.3. Normalisation

La méthode de normalisation est généralement utilisée dans la reconnaissance des mots pour réduire tous les types de variations, et pour obtenir des données normalisées. Cependant, il engendre également à une distorsion de la forme excessive et élimine quelques informations utiles. Les méthodes usuelles pour normaliser un caractère sont les suivantes :

- Normalisation de la taille ;
- Correction de l'inclinaison des lignes (Skew correction) ;
- Correction de l'inclinaison des caractères (Slant correction) ;
- Estimation de la ligne de base [2].

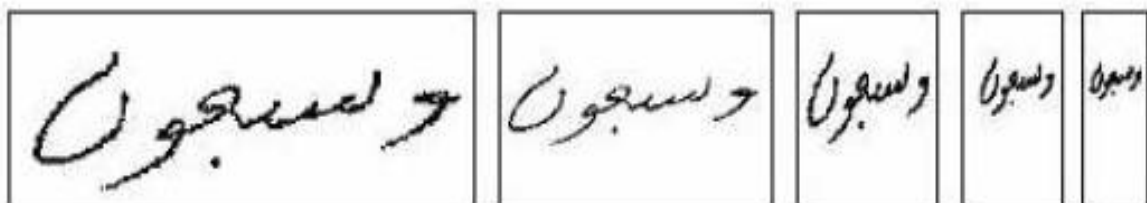


Figure 1.9. Exemples de mots manuscrits avec des tailles différentes [2].

I.5.3.4. Squelettisation

La squelettisation sert à obtenir une épaisseur égale à 1 du trait d'écriture et de se ramener ainsi à une écriture linéaire. Le squelette doit préserver la forme, connexité, topologie et extrémités du tracé, et ne doit pas introduire d'éléments parasites [9].



Figure 1.10. Exemples de squelettisation [1].

I.5.3.5. Suppression du bruit

Consiste à détecter et à éliminer les pixels qui représentent des bruits. Il s'agit d'éliminer plus de bruit que d'information signifiante afin d'augmenter la discrimination (Figure 1.11).

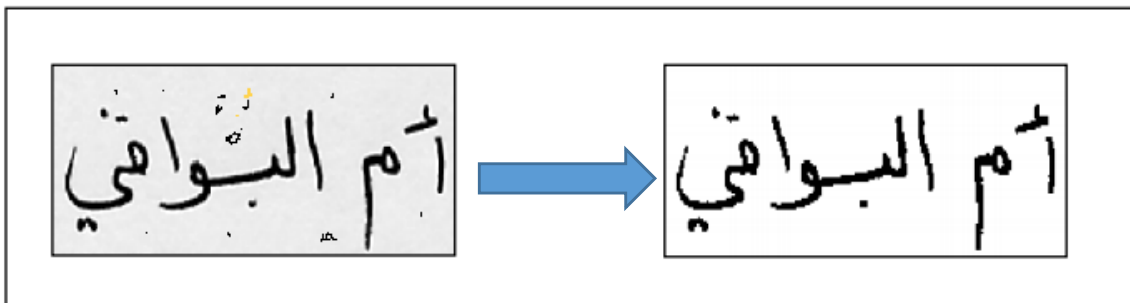


Figure 1.11. Exemple de Suppression du bruit.

I.5.4. Segmentation

L'étape de segmentation permet de diviser l'image en différentes imageries de taille moins importante qui peuvent être des graphèmes, des lettres ou bien des sous mots. Cependant une imagerie reste une matrice des pixels. Il existe deux techniques permettant la mise en œuvre de la segmentation : segmentation explicite et segmentation implicite [10].

I.5.4.1. Segmentation explicite

Segmentation sur des critères topologiques, elle consiste à utiliser des points caractéristiques dans le mot [11] ; tels que les minima locaux du contour supérieur, les espaces ou encore les points d'intersection. Cette approche est antérieure à la reconnaissance et n'est pas remise en cause pendant la phase de reconnaissance. Elle doit d'être d'une grande fiabilité car la moindre erreur remet en cause la totalité des traitements ultérieurs.

I.5.4.2. Segmentation implicite

Segmentation d'après les modèles de lettres, elle consiste à effectuer un découpage a priori de l'image en intervalles de grandeur régulière [12]. Cette technique est similaire à celle utilisée en reconnaissance de la parole, où le signal est divisé en intervalle de temps régulier. Contrairement à la segmentation explicite, il n'y a pas de pré-segmentation du mot. La segmentation s'effectue pendant la reconnaissance et est guidée par cette dernière. Le système cherche dans l'image, des composantes ou des groupements des graphèmes qui correspondent à ses classes des lettres. [13].

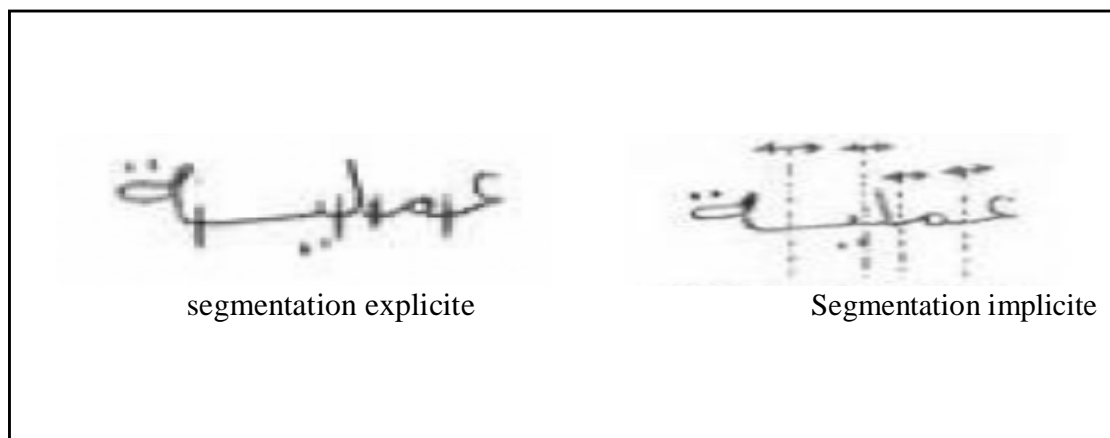


Figure 1.12. Les différents types de segmentation [2].

I.5.5. Phase d'extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques souvent appelées primitives, consiste à représenter les données d'entrée (mots, caractères, graphèmes) en un vecteur de primitives de dimension fixe. C'est une étape cruciale dans les systèmes de reconnaissance. Le but de cette phase est la sélection de l'information pertinente, discriminante et de dimension limitée pour l'étape de la classification, toute en évitant le risque de perte des informations importantes et significatives. En effet, un mauvais choix des primitives influence négativement et nettement les résultats même si on utilise un classifieur très performant [2].

I.5.5.1. Type de caractéristiques

Les différentes techniques d'extraction des caractéristiques sont classées en fonction des types des primitives [10]:

I.5.5.1.1. Caractéristiques structurelles

Les primitives structurelles sont généralement extraites non pas de l'image brute, mais à partir d'une représentation de la forme par le squelette ou par le contour. Ainsi, on ne parle plus de trous, mais de boucles. Cependant, pour le reste, les primitives structurelles correspondent à peu près aux primitives topologiques, il s'agit principalement :

- Des segments de droite,
- Des arcs, boucles et concavités, des pentes,
- Des angularités, points extrémité et points terminaux, jonctions et croisements.

I.5.5.1.2. Caractéristiques statistiques

On cherche ici à représenter le mot par des mesures statistiques de l'image. On peut par exemple utiliser la distribution des pixels dans différentes régions de l'image, ou bien des histogrammes (nombre de points noirs par colonne, par ligne, ou dans d'autres directions).

I.5.5.1.3. Caractéristiques globales

On parle de caractéristiques globales lorsque le codage ne fait pas intervenir la position spécifique d'éléments particuliers de l'image. L'image est considérée globalement sans chercher à distinguer les différentes zones.

I.5.5.1.4. Caractéristiques morphologiques

L'extraction des caractéristiques morphologiques s'appuie sur une étude des positions relatives des différentes composantes noires et blanches de l'image. On décrit alors le mot en termes de composantes blanches et noires, de cavités (parties blanches partiellement entourées de noir) et de boucles (parties blanches entièrement entourées de noir). La détection des caractéristiques morphologiques peut être effectuée par des opérateurs morphologiques de dilatation selon les quatre directions, et d'intersection d'images.

I.5.5.1.5. Caractéristiques métriques

Cette catégorie comprend des caractéristiques basées sur des mesures physiques de l'image. Outre des caractéristiques assez simples, comme la hauteur, la largeur et le rapport de ces deux grandeurs, on peut utiliser des caractéristiques plus complexes comme le codage des profils. On peut définir les profils par rapport aux quatre axes naturels (gauche, droit, haut et bas), mais aussi par rapport à d'autres directions (des profils à 0°, 45°, 90° et 135°).

I.5.5.1.6. Caractéristiques adaptatives

Les caractéristiques adaptatives sont obtenues directement de l'image et requièrent une phase d'apprentissage. Autrement dit, le système opère sur une représentation proche de l'image d'origine et doit lui-même construire et optimiser l'extracteur de caractéristiques.

I.5.6. Phase de Classification

La classification est l'élaboration d'une règle de décision qui transforme les attributs caractérisant les formes en appartenance à une classe (passage de l'espace de codage vers l'espace de décision) [6].

La classification dans un système de la reconnaissance de mots hors-ligne consiste à déterminer la classe d'appartenance de l'objet en entrée, elle regroupe deux tâches : l'apprentissage et la reconnaissance et décision. A cette étape les caractéristiques de l'étape précédente sont utilisées pour identifier un segment de texte et l'attribuer à un modèle de référence.

I.5.6.1. L'apprentissage

Cette étape permet de construire un dictionnaire de prototype. Il s'agit de regrouper en classes plusieurs prototypes dont les caractéristiques se rapprochent. Il existe deux (2) types d'apprentissages : supervisé et non supervisé [6].

I.5.6.1.1. L'apprentissage supervisé

Il est guidé par un superviseur appelé professeur. Il est réalisé lors d'une étape préliminaire de reconnaissance en introduisant un grand nombre d'échantillons de référence. Le professeur indique dans ce cas le nom de chaque échantillon. Le choix des caractères de référence est fait à la main en fonction de l'application. Le nombre d'échantillons peut varier de quelques unités à quelques dizaines, voire même quelques centaines par caractère [14].

I.5.6.1.2. L'apprentissage non supervisé

Consiste à doter le système d'un mécanisme automatique qui s'appuie sur des règles précises de regroupement pour trouver les classes de référence avec une assistance minimale. Dans ce cas les échantillons sont introduits en un grand nombre par l'utilisateur sans indiquer leur classe [14]. L'apprentissage non supervisé peut aussi être utilisé en conjonction avec une inférence bayésienne pour produire des probabilités conditionnelles pour chaque variable aléatoire étant donné les autres. Une autre forme d'apprentissage non supervisé est le partitionnement de données qui n'est pas toujours probabiliste.

I.5.6.2. Reconnaissance et décision

La décision est l'ultime étape de reconnaissance. A partir de la description en paramètres du caractère traité, le module de reconnaissance cherche parmi les modèles de référence en présence, ceux qui lui sont les plus proches.

La reconnaissance peut conduire à un succès si la réponse est unique (un seul modèle répond à la description de la forme du caractère). Elle peut conduire à une confusion si la réponse est multiple (plusieurs modèles correspondent à la description). Enfin elle peut conduire à un rejet de la forme si aucun modèle ne correspond à sa description. Dans les deux premiers cas, la décision peut être accompagnée d'une mesure de vraisemblance, appelée aussi score ou taux de reconnaissance [3].

I.5.6.3. Méthodes de classification de la reconnaissance

Toutes les méthodes de la reconnaissance de formes ont été appliquées à la reconnaissance de l'écriture [5]. Cependant, les capacités de l'homme à reconnaître des objets, des personnes ou l'écriture d'une personne inconnue par exemple, quel que soit le contexte (on peut reconnaître une personne que l'on connaît de dos, ou encore lire l'écriture des tierces personnes), ce qui a conduit les chercheurs à trouver des méthodes et des techniques de reconnaissance souples et intelligentes. Parmi ces méthodes de classification on trouve :

I.5.6.3.1. Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques ou géométriques permettent de prendre une décision de classification d'une forme inconnue. Elle repose sur une description extensive, plutôt que compréhensive, des classes [15]. Le concept de classification peut être exprimé en termes de partitionnement d'espace de traits, où la forme est transformée en vecteur de caractéristiques.

Ce dernier présente les caractéristiques mesurées. Elle est fondée sur l'étude statistique des mesures que l'on effectue sur les formes à reconnaître. L'étude de leur répartition dans un espace métrique et la caractérisation statistique des classes, permettent de prendre une décision de reconnaissance du type « plus forte probabilité d'appartenance à une classe » [14].

Elles bénéficient des méthodes d'apprentissage automatique qui s'appuient sur des bases théoriques fondées, telles que la théorie de la décision bayésienne.

La méthode statistique comprend les étapes suivantes [15] :

- Choix des paramètres,
- Construction d'une description statistique des classes à partir d'un ensemble d'apprentissage,
- Calcul de la distance d'une forme à chacune des classes à partir de la description statistique précédemment élaborée,
- Choix de la classe la plus proche.

Parmi ces nombreuses théories et méthodes on peut citer à titre d'exemple :

I.5.6.3.1.1. Méthode bayésienne

Ces méthodes consistent à choisir parmi un ensemble des caractères, celui pour lequel la suite des primitives extraites a la plus forte probabilité à posteriori par rapport aux caractères préalablement appris [16]. Cette technique est une méthode de base pour la reconnaissance de formes dans un cadre probabiliste qui sert de référence pour les autres méthodes. En particulier pour l'évaluation du taux d'erreur.

I.5.6.3.1.2. Méthode du plus proche voisin

L'algorithme K Plus Proche Voisins KPPV affecte une forme inconnue à la classe de son plus proche voisin en le comparant aux formes stockées dans une classe de références nommée prototypes. Il renvoie les K formes les plus proches de la forme à reconnaître suivant un critère de similarité. Une stratégie de décision permet d'affecter des valeurs de confiance à chacune des classes en compétition et d'attribuer la classe la plus vraisemblable (au sens de la métrique choisie) à la forme inconnue [14] [17].

I.5.6.3.1.3. Un réseau de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste, en particulier bayésien. Ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de créer des classifications rapides (réseaux de Kohonen en particulier), et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle auxquelles ils fournissent un mécanisme perceptif indépendant des idées propres de l'implémenter, et fournissant des informations d'entrée au raisonnement logique formel [18].

En modélisation des circuits biologiques, ils permettent de tester quelques hypothèses fonctionnelles issues de la neurophysiologie, ou encore les conséquences de ces hypothèses pour les comparer au réel.

I.5.6.3.2. Méthodes stochastiques

L'approche stochastique utilise un modèle pour la reconnaissance, prenant en compte la grande variabilité de la forme. La distance communément utilisée dans les techniques de « comparaison dynamique » est remplacée par des probabilités calculées de manière plus fine par apprentissage. La forme est considérée comme un signal continu observable dans le temps à différents endroits constituant des états « d'observations ». Le modèle décrit ces états à l'aide de probabilités de transitions d'états et de probabilités d'observation par état. La comparaison consiste à chercher dans ce graphe d'états, le chemin de probabilité forte correspondant à une suite d'éléments observés dans la chaîne d'entrée [14].

Les méthodes les plus répondues dans cette approche sont les méthodes utilisant les Modèles de Markov Cachés (MMC).

Dans certaines de ces approches pour la reconnaissance de l'écriture, les images des mots sont transformées en séquences des segments d'image au moyen d'une procédure de segmentation. Ces segments sont ensuite transmis à un module chargé d'estimer la probabilité selon laquelle chaque segment apparaît lorsque l'état correspondant de la chaîne de Markov est un certain état.

I.5.6.3.3. Méthodes linguistiques

Les méthodes linguistiques consistent à mettre en relation la structure des formes analysées et la syntaxe d'un langage formel. De manière générale, les méthodes linguistiques (syntaxiques ou structurelles) permettent la description de formes complexes à partir de formes élémentaires. Ces dernières, encore appelées caractéristiques, sont extraites directement des données présentes en entrée du système.

Nous allons présenter dans ce qui suit deux variantes de la méthode linguistique, la méthode structurelle et la méthode syntaxique.

I.5.6.3.3.1. Méthodes structurelles

Les méthodes structurelles reposent sur la structure physique des caractères. Elles cherchent à trouver des éléments simples ou primitifs qui peuvent être des graphèmes ou même les pixels de l'image et à décrire leurs relations. Les primitives sont de type topologiques telles que : une boucle, un arc... etc. et une relation peut être la position relative d'une primitive par rapport à une autre [19] [16].

I.5.6.3.3.2. Méthode syntaxique

La méthode syntaxique est basée sur la recherche de lois d'assemblage d'éléments de base pour former un ensemble construit qui représente la forme. Chaque caractère est représenté par une phrase dans un langage où le vocabulaire est constitué de primitives. Les caractères d'une même famille sont représentés par une grammaire.

La reconnaissance d'une forme inconnue se fait alors par une analyse syntaxique de la phrase qui la décrit. Elle consiste à déterminer si la phrase de description du caractère peut être générée par la grammaire.

I.5.6.3.4. Méthodes hybrides

Depuis le milieu des années 90, l'utilisation des MMC pour la reconnaissance de mots latins s'est intensifié [[20], [21], [22], [23]], particulièrement dans des applications comme la lecture de chèques ou d'adresses postales pour lesquelles on dispose de bases de données importantes. L'approche par modèle discriminant en cas de petits vocabulaires ; un modèle pour chaque mot, et l'approche par chemin discriminant en cas des grands vocabulaires ; un modèle pour plusieurs mots et c'est le découpage de Viterbi qui effectue la reconnaissance, en cherchant le chemin optimal dans un treillis de mots [13].

I.5.7. Post-traitements

Le post-traitement correspond au traitement ultérieur de la classification ; il est effectué quand le processus de reconnaissance aboutit à la génération d'une liste des lettres ou des mots possibles. Le but principal est d'améliorer le taux de reconnaissance en faisant des corrections orthographiques ou morphologiques à l'aide de dictionnaires [9] et de corriger les erreurs de l'étape précédente en s'appuyant sur des informations lexicales, syntaxiques et sémantiques.

Le principal objectif de la phase de post-traitement au niveau lexicale est de déterminer quel est le meilleur mot du lexique pouvant correspondre aux hypothèses de reconnaissance.

I.6. Conclusion

Les formes de caractères, dans leurs différents contextes, sont un peu plus nombreuses pour l'écriture arabe que pour l'écriture latine. La forme très cursive de nombreux caractères, ainsi que les similarités fortes entre certains caractères, font que l'écriture arabe est plus difficile à reconnaître que l'écriture latine.

Nous avons présenté dans ce chapitre le concept de reconnaissance des caractères de façon générale, en mettant le point sur les caractéristiques de l'écriture arabe et ses différents styles, ainsi que les différents aspects de reconnaissance de l'écriture et les phases de processus de reconnaissance.

C

Chapitre 2

Etat de l'art

II.1. Introduction

La reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite reste encore aujourd'hui au niveau de la recherche et de l'expérimentation. Les recherches se sont multipliées dans ce domaine, Elle a connu ces dernières années plusieurs travaux ont récemment vu le jour.

Ce chapitre consacré à réaliser un état de l'art sur les différents travaux dans la reconnaissance des mots arabe manuscrite, ces travaux sont réalisés sur la base de donnée IFN / ENIT et comparer entre eux en fonction des résultats obtenus et le nombre d'échantillons utilisées.

II.2. Description de différents travaux ultérieurs

II.2.1. La méthode proposée par M. Pechwitz et V. Maergner [24].

Ce travail présente un système de reconnaissance basé sur HMM de un (1) dimension semi-continu. Pour chaque image de mot binarisé, les paramètres de normalisation ont été estimés. Premièrement, la hauteur, largeur et l'inclinaison de ligne de base sont normalisées. Ensuite, les caractéristiques sont rassemblées en utilisant la fenêtre glissante. Les expériences ont été réalisées sur les quatre (4) ensembles distincts (a, b, c, d) de la base IFN / ENIT qui contient 26.459 mots arabes manuscrites, l'ensemble (a, b, c) est utilisée pour l'apprentissage et l'ensemble d est utilisé pour le test. Le système est obtenu un taux de reconnaissance d'environ 89 %.

II.2.2. La méthode proposée par P.Dreuw et al [25].

Ce travail consiste à présenter un système basé sur HMM pour la reconnaissance hors ligne de l'écriture arabe qui modélise explicitement les espaces blancs entre les caractères et les morceaux des mots arabes (PAW). Les modèles des espaces blancs proposés pour l'écriture arabe pourrait améliorer la performance de système et surpasse le meilleur taux d'erreur rapportés. Une inspection visuelle des modèles de l'apprentissage a montré le besoin d'une modélisation précise et d'une adaptation des longueurs de caractères. Les expérimentations sont menées sur la base de données l'IFN / ENIT.

Cette base de données est divisée en quatre dossiers de l'apprentissage avec un dossier supplémentaire pour le test. La version utilisée contient un total de 32.492 mots arabes écrits à la main par plus de 1000 écrivains, et a une taille de vocabulaire de 937 noms de ville tunisien. Ce système atteint un taux de reconnaissance de 92.86 %.

II.2.3. La méthode proposée par A. Benouareth et al [26].

Ce travail décrit un système de reconnaissance des mots arabes hors-ligne sans contrainte basée sur l'approche sans segmentation (segmentation-free) et les modèles de Markov cachés semi-continus (SCHMMs) avec durée d'état explicite. Pour effectuer un modèle d'apprentissage de mot et de lettre et la reconnaissance plus efficace, les auteurs proposent une nouvelle version de l'algorithme Viterbi prenant en compte la modélisation de durée d'état explicite.

Trois distributions (le Gamma, Gauss et Poisson) pour la modélisation de durée d'état explicite ont été utilisées et les comparaisons entre eux ont été rapportées. Pour augmenter le taux de reconnaissance de mot, le système proposé utilise la fenêtre glissante basée sur l'histogramme de projection verticale du mot et extrait un nouvel ensemble de caractéristiques statistiques et structurelles. Les résultats obtenus sont très promoteurs et réalisent un de taux de 90.20 % (dans le top 1) sur l'ensemble de 26.459 mots arabes de la base de donnée IFN / ENIT.

II.2.4. La méthode proposée par R.A. Mohamad et al [27].

Cette approche repose sur la combinaison de trois classificateurs basée sur HMM homogènes. Tous les classificateurs ont la même topologie que le système de référence et diffèrent que dans l'orientation de la fenêtre glissante. Ce travail compare trois modèles de combinaison de ces classificateurs au niveau de la décision. Les résultats rapportés sur la base de données IFN / ENIT qui contient 26.459 mots arabes présentent les noms de ville tunisiens selon 946 classes et donnent un taux de reconnaissance de 90 %, les résultats montrent que la combinaison de classificateurs effectue mieux qu'un seul classificateur.

II.2.5. La méthode proposée par J.H. AlKhateeb et al [28].

Ce travail propose un système de reconnaissance hors ligne des mots arabes manuscrits qui compose de trois (3) étapes : prétraitement, extraction des caractéristiques et classification. Tout d'abord, les mots sont segmentés à partir des scripts d'entrée et également normalisé par taille. Deuxièmement, chaque mot segmenté est divisé en blocs chevauchants. Les valeurs absolues des moyennes calculées pour chaque bloc de mots segmentés constituent un vecteur de caractéristique. Enfin, les vecteurs de caractéristiques sont utilisés pour classer les mots en utilisant le classifieur k plus proche voisin (KPPV). Le système proposé a été testé avec succès sur la base de données IFN / ENIT qui se compose de 32.492 mots arabes manuscrits représentant 937 classes. Les résultats expérimentaux montrent un taux de reconnaissance de 76.04 %.

II.2.6. La méthode proposée par J.H. Alkhateeb et al [29].

Dans ce travail, un système de reconnaissance hors-ligne d'un mot est proposé, en utilisant les modèles de Markov cachés (HMMs). Tout d'abord, les mots d'entrée sont segmentés et normalisés. Puis un ensemble des caractéristiques sont extraites de chacun des mots segmentés, les caractéristiques structurelles (structure-like features) sont aussi extraites incluant le nombre de sous-mots et les points diacritiques. Finalement ces caractéristiques sont utilisées dans le schéma de combinaison pour la classification. Les caractéristiques sont utilisées pour former un classifieur de HMM, dont les résultats sont reclassés en utilisant les caractéristiques structurelles (structure-like features) pour améliorer le taux de reconnaissance. Les expériences sont réalisées sur la base de données IFN / ENIT qui contient 26 .459 mots arabes manuscrites tandis que la méthode proposés obtient un taux de 89.24 % (dans le top 1).

II.2.7. La méthode proposée par H. Nemmour et Y. Chibani [30].

Ce travail propose une méthode pour la reconnaissance des mots arabes manuscrites basée sur la combinaison de transformé de ridgelets et SVMs. Les ridgelets sont utilisés pour générer les caractéristiques pertinentes des mots manuscrites tandis que l'étape de classification est basée sur un classifieur SVMs multi classes basé sur l'approche un-contre-tous. L'expérimentation est effectuée sur un vocabulaire de vingt-quatre classes (24) extraits à partir de la base de données IFN/ENIT. La performance de Ridgelets est évaluée comparativement aux résultats obtenus par les caractéristiques extraites à partir de transformé de Radon la grille uniforme .L'expérimentation est effectué un taux de reconnaissance de 84.0 %.

II.2.8. La méthode proposée par M.T. Parvez et S.A. Mahmoud [31].

Ce travail présent un système de reconnaissance hors ligne de l'écriture du texte arabe en utilisant des techniques structurelles. Une ligne de texte arabe est segmentée aux mots/aux sous-mots et des points sont extrait sous forme parties des mots arabes (PAW), l'inclination de PAW est corrigée en utilisant une nouvelle technique de l'estimation et correction de l'inclination basé sur approximation des polygones. La reconnaissance de PAWs est faite en utilisant un nouvel algorithme de matching de polygone flou. La programmation dynamique est utilisée pour sélectionner la meilleure hypothèse d'une séquence de caractères reconnus de chaque PAW. Les résultats sont présentés sur la base de données IfN / ENIT qui contient 32.492 noms de ville tunisiennes, ces résultats indiquent la robustesse et l'efficacité de ce système. Ils ont obtenu un taux de reconnaissance de 79,58%.

II.2.9. La méthode proposée par H. Nemmour et Y. Chibani [32].

Dans ce travail, un système de reconnaissance des mots arabes manuscrits est proposé. Spécifiquement, par l'utilisation d'un système de reconnaissance immunitaire artificiel pour la reconnaissance de script arabe dans un vocabulaire moyen. Les caractéristiques appropriées sont obtenues en utilisant transformé de Ridgelets. Les expériences sont effectuées sur des échantillons extraits de la base de données IFN/ENIT qui contient des noms des villes tunisiennes.

L'évaluation des performances est effectuée comparativement à SVM. L'expérimentation est effectuée sur vingt-quatre mots (24) mots correspondant à vingt-quatre mots (24) classes de la base de données IFN/ENIT en réalisant un taux de reconnaissance de 79.8 %.

II.3. Comparaison entre les travaux ultérieurs

Le domaine de reconnaissance des mots arabes manuscrits est un vaste domaine qui contient un grand nombre de méthodes de classification qui sont plus ou moins bien adaptés à la reconnaissance de l'écriture. Cependant, cela n'a pas permis de mettre en évidence la supériorité incontestable et le choix d'une méthode de classification par rapport à d'autres.

La comparaison entre les autres travaux de la littérature doit être effectuée et pour que cette comparaison ait un sens, elle doit se faire avec des systèmes exploitant la même base de mots.

Dans ce qui suit nous allons comparer les travaux d'autres systèmes testés eux aussi sur la base IFN/ENIT qui contient les noms des villes tunisiennes.

Nous citons les principaux classificateurs utilisés par les chercheurs pour reconnaître les mots arabes manuscrits et le taux obtenus par chaque méthode de classification dans le tableau suivant :

Système	Base de données utilisée	Classifieur utilisé	Année	Taille de la BDD	Taux Obtenu
M. Pechwitz et V. Maergner	IfN / ENIT	HMM de un (1) dimension semi-continue	2003	BDD version (1) App : (a, b, c) Test : (d)	89 %
P.Dreuw et al	IfN / ENIT	HMM qui modélise explicitement les espaces blancs	2008	BDD Version (2) App: (a, b, c) Test : (d)	92.86 %
A.Benouareh et al	IfN / ENIT	SCHMMs	2008	BDD version (1) 26.459 mots arabes App: (a, b, c) Test: d	90.20 %
R.A. Mohamad et al	IfN / ENIT	trois classificateurs basés sur HMM	2009	26.459 Test avec d	90 %
J.H. Alkhateeb et al	IfN / ENIT	KNN	2009	BDD Version (2) App : a, b, c et d Test: 20% (set e)	76.04 %
J.H. Alkhateeb et al	IfN / ENIT	HMM + Reclassement	2011	26.459 (a, b, c, d)	89.24 %
H. Nemmour et Y. Chibani	IfN / ENIT	SVM	2011	BDD version (2) 24 classes	84.0 %
M.T. Parvez et S.A. Mahmoud	IfN / ENIT	techniques structurelles hmm	2012	BDD version (2) App : (a-d) Test : e	79,58%
H. Nemmour et Y. Chibani	IfN / ENIT	système de reconnaissance immunitaire artificiel (AIRS) SVM classifieur	2013	24 mots correspondant à 24 classes	79.8 %

Tableau 2.1. Classifieurs utilisés dans les systèmes de reconnaissance de mots arabes manuscrits.

II.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait une étude comparative entre les différents travaux précédant concernant le domaine de reconnaissance des mots arabes manuscrites en utilisant uniquement la base de donnée IFN / ENIT, dont le but est faire une comparaison entre les différentes méthodes et techniques utilisées et le taux obtenu dans chaque travail.

L'objectif de cette comparaison est de nous aider à proposer une nouvelle approche en appliquant des nouvelles techniques sur la même base de données qui sont présentées dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

**Approche globale pour la
reconnaissance de mots arabes
manuscrits**

III.1. Introduction

Les mots arabes manuscrits comportent différentes façons d'écriture entre les scripteurs et afin de réaliser un système de reconnaissance efficace on doit choisir des méthodes et technique capable de reconnaître la plupart de ces mots.

Dans ce chapitre on va présenter notre système de reconnaissance qui se compose de trois grandes phases suivantes : le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et la classification ainsi que les différentes techniques utilisées dans notre travail pour réaliser ce système de en partant par la description des techniques utilisées et arrivant aux résultats obtenus.

III.2. Description de la base de données utilisée

IFN / ENIT est une base de donnée disponible librement pour l'utilisation comme jeu de test standard, cette base contient 32.492 mots arabes manuscrites qui présentent les noms des villes tunisiens avec leur code postaux. Ces derniers sont écrits par plus de mille (1000) personnes différentes. Tous les formulaires étaient scannés à 300 ppp (dpi) et converties en images binaires. Les images sont divisées en cinq (5) sets (a, b, c, d, e), pour que les chercheurs peuvent utiliser certains d'entre eux pour l'apprentissage et les autres pour les tests.

III.3. Architecture du système

Afin de réaliser un système de reconnaissance hors ligne des mots arabe manuscrite nous avons choisis d'utiliser deux types de descripteurs qui sont : l'histogramme des gradients orientés (HOG) et le filtre de Gabor et comme calssifieur le Kppv pour la reconnaissance des mots extraits de la base IFN / ENIT.

Au développement on va commencer par le prétraitement (la normalisation) des images, puis l'extraction des caractéristiques représentatives de ces mots pour les servir comme entrée aux classifieurs proposés. Dans ce qui suit, nous allons détailler le travail réalisé, en donnant dans un premier temps le schéma général du système utilisé avant de passer à décrire chaque étape réalisée.

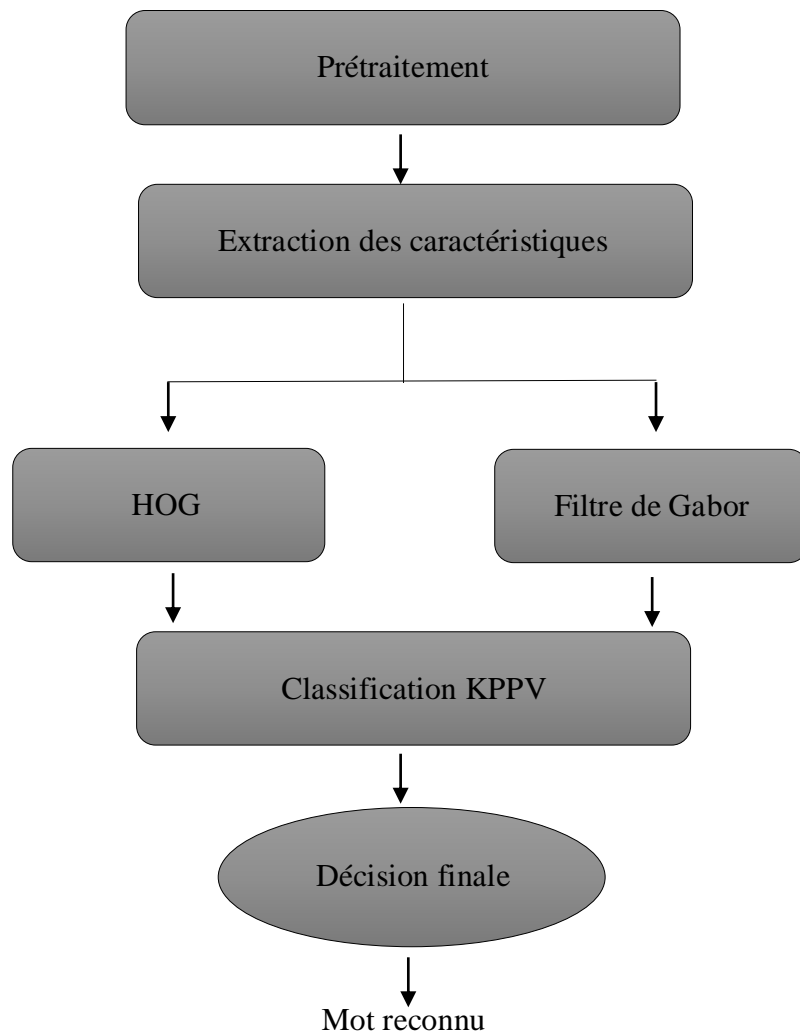


Figure 3.1. Schéma général du système de reconnaissance de mot manuscrit.

III.3.1. Prétraitement

L'objectif principal de cette étape est supprimer les facteurs de de bruit et ne conserver que l'information significative de la forme représentée dans le but de faciliter l'étape de l'extraction des caractéristiques et augmenter le taux de reconnaissance.

Dans notre travail nous avons examinés l'opération de normalisation qui ramène les images des mots à des tailles standards et réduire tous les types de variations, aussi nous avons appliquées les fonctions suivantes :

Suppressions des points diacritiques

Dans cette étape, nous éliminons tous les points diacritiques en utilisant un seuil qui présent le diamètre maximal des points diacritiques sur les images de mot. Par exemple, les composants inférieurs à ce seuil sont considérés comme un point diacritique.

تو نسي القباضة الأملية

Figure 3.2. Mot arabe avec points diacritiques extrait de la BDD IFN / ENIT set a.

تو نسي القباضة الأملية

Figure 3.3. Mot arabe en appliquant la méthode Suppressions des points diacritiques.

Suppressions des espaces blancs

Cette méthode est basée sur l'Histograme de Projection Horizontale et Verticale. Pour chaque image en appliquant HPH et HPV pour supprimer le passage par zéros sur la ligne et la colonne.

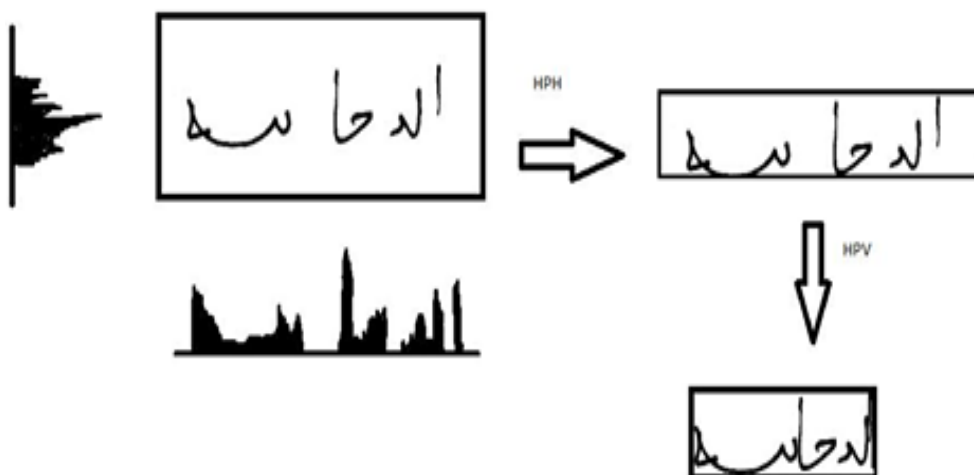


Figure 3.4. Retire d'espace blanc.

III.3.2. Extraction des caractéristiques

La phase d'extraction des caractéristiques présente l'une des étapes les plus importantes dans tout système de reconnaissance. Elle consiste à extraire de l'image d'une classe donnée l'information pertinente permettant de la distinguer plus facilement des autres classes [33].

Les descriptions numériques résument l'information contenue dans la forme entière par un vecteur de caractéristique [6]. Il existe plusieurs types des descripteurs dans la littérature nous présentons dans ce qui suit les descripteurs qui nous avons choisis pour implémenter notre application qui sont : histogramme des gradients orientés (HOG) et filtre de Gabor.

III.3.2.1. Histogramme des gradients orientés (HOG) :

Un histogramme de gradient orienté (HOG) est une caractéristique utilisée en vision par ordinateur pour la détection d'objet.

L'idée essentielle derrière le descripteur histogramme de gradient orienté (HOG), c'est que l'apparence locale et la forme d'objet dans une image peut être décrite par la distribution d'intensité des gradients ou de direction des contours. La mise en œuvre de ces descripteurs peut être obtenue en divisant l'image en petites régions adjacentes connectées appelées cellules, et pour chaque cellule on calcule un histogramme des directions de gradient ou des orientations de contour pour les pixels à l'intérieur dans la cellule. La combinaison de ces histogrammes représente alors le descripteur [34].

Les histogrammes locaux sont normalisés en contraste afin d'obtenir des meilleurs résultats, en calculant une mesure de l'intensité sur des zones plus larges que les cellules, ces derniers sont appelées les blocs, et en utilisant cette valeur pour normaliser toutes les cellules du bloc. Cette normalisation permet une meilleure résistance aux changements d'illuminations et aux ombres.

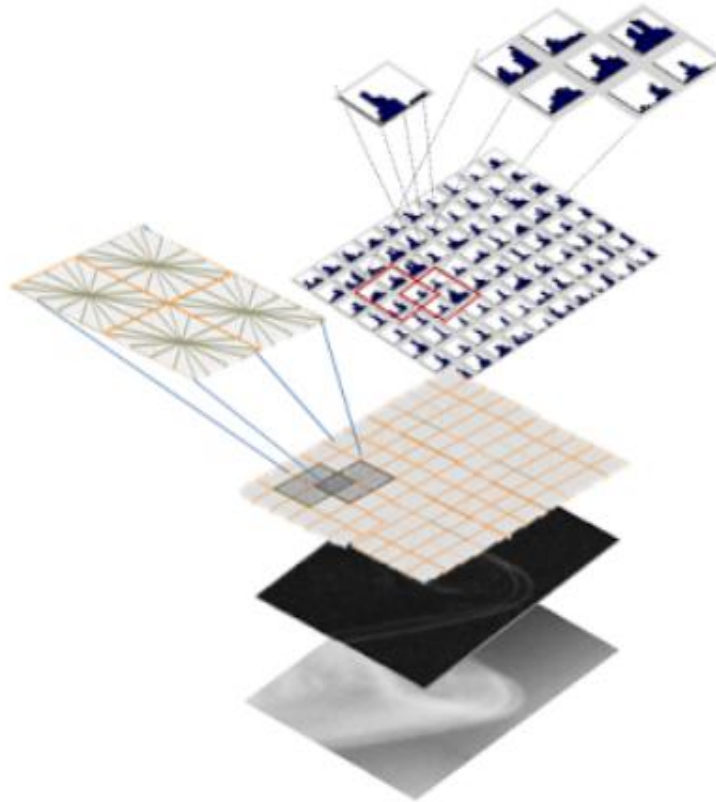


Figure 3.5. Extraction des caractéristiques avec Un histogramme de gradient orienté (HOG) [35].

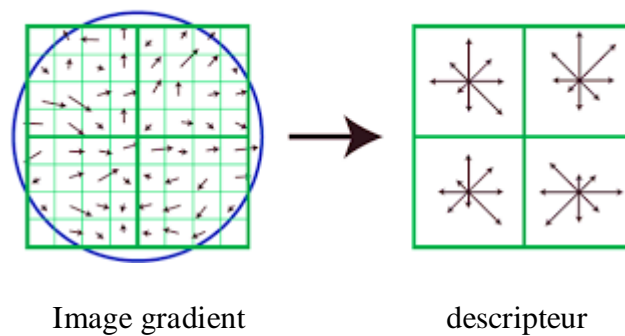


Figure 3.6. Image gradient et Spatial / Orientation [35].

III.3.2.2. Filtre de Gabor

Un filtre de Gabor est une fonction sinusoidale modulée par une enveloppe gaussienne qui porte le nom du physicien anglais d'origine hongroise Dennis Gabor.

La fonction sinusoidale est caractérisée par sa fréquence et par son orientation. Ainsi un filtre de Gabor peut être vu comme un détecteur d'arêtes d'orientation particulières, puisqu'il réagit aux arêtes perpendiculaires à la direction de propagation du sinus [36].

L'utilisation d'un banc de filtres de Gabor permet d'extraire de l'image considérée des informations pertinentes, à la fois en espace et en fréquence relatives à la texture.

En effet, les recherches conduites montrent que les fonctions de Gabor simulent de manière convenable le système visuel humain en reconnaissance des textures ; le système visuel étant considéré comme un ensemble de canaux de filtrage dans le domaine fréquentiel. La convolution de l'image par les filtres de Gabor peut se faire dans le domaine spatial ou fréquentiel (Figure 3.4) [37].

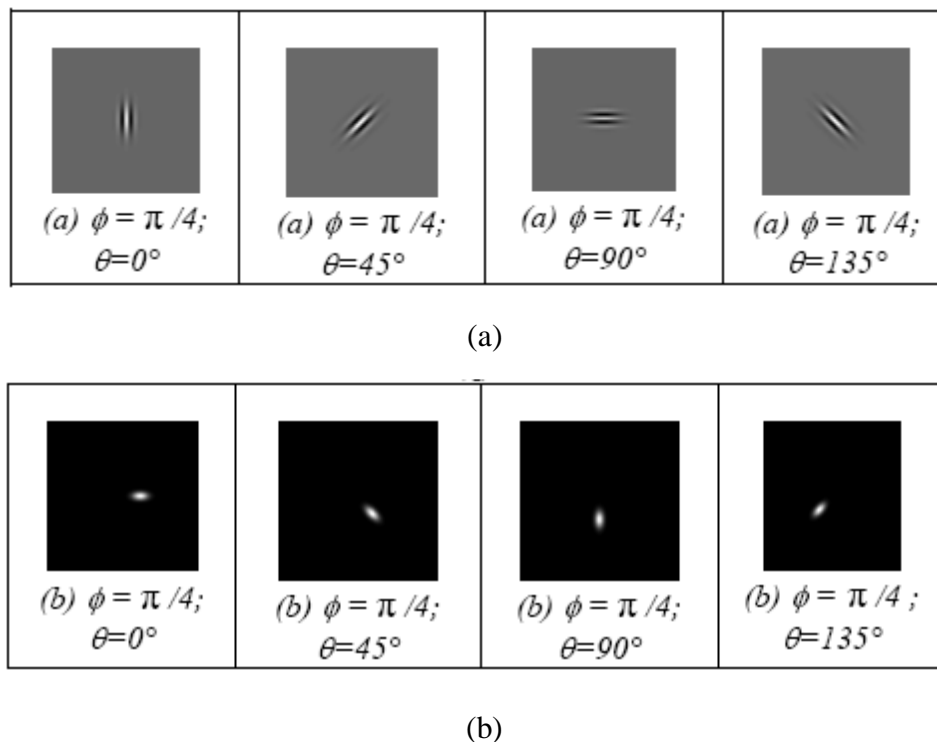


Figure 3.7. Représentation du filtre de Gabor dans les domaines (a) spatial et (b) fréquentiel pour différentes valeurs de fréquence et d'orientation.

III.3.3. Classification

Après avoir sélectionné les caractéristiques discriminantes et pertinentes de chaque image, on va séparer distinctement les différentes classes des mots et prise la décision qui peut conduire un succès, une confusion ou un rejet. Cette étape est réalisée en comparant les caractéristiques de l'image à celle de référence.

Afin de réaliser cette étape nous avons appliqués la méthode KPPV comme une méthode de classification.

III.3.3.1. Description de classifieur KPPV

L'algorithme des k-plus-proches-voisins est l'un des algorithmes les plus simples d'apprentissage automatique supervisé. En supposant qu'une base d'apprentissage correctement étiquetée soit à disposition, cette méthode permet d'obtenir de très bons résultats de classification.

Le principe est le suivant : avant tout la création d'une base de référence, qui est constituée d'un nombre d'échantillons (mots). Chaque entrée sera comparée avec chaque élément de la base de référence (images des mots ayant déjà été classées). La comparaison s'effectue en calculant la distance entre les deux (distance euclidienne), Puis attribuer le mot à la classe la plus représentée parmi les K plus proche d'elle (auxquels la distance est minimale). En se basant sur ses caractéristiques extraites [6].

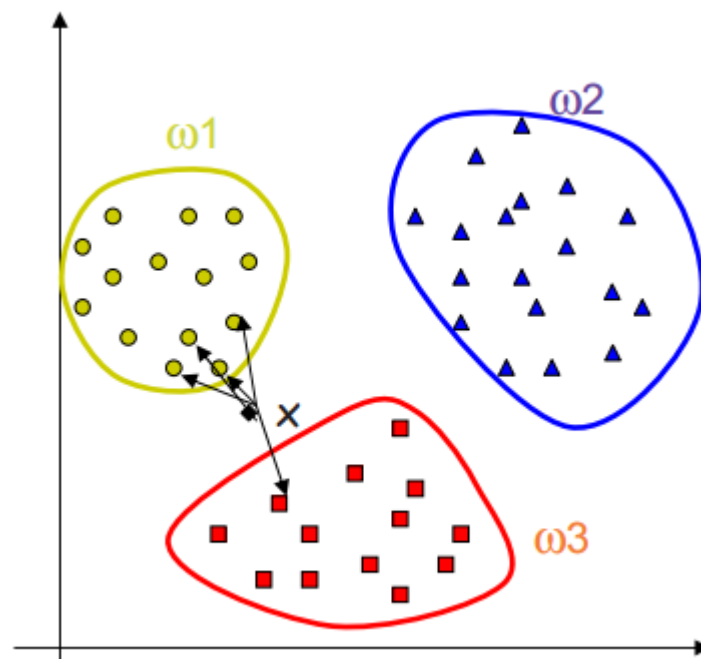


Figure 3.8. Exemple de classification par la méthode kppv [38].

III.4. Résultats et discussion

Afin de développer un système de reconnaissance des mots arabes manuscrite efficace nous avons passé par une étape de test qui nous aider de démontrer l'efficacité des différentes techniques appliquées, en utilisant deux types de descripteurs qui sont l'histogramme de gradient orienté (HOG) et le filtre de Gabor avec le classifieur KPPV.

III.4.1. Protocole d'expérimentations

Nous avons effectué nos expérimentations sur 26.459 mots arabes manuscrits qui représentent Les noms des villes tunisiens extraits à partir de la base de données IFN/ENIT de la version v2.0p1e.

Nous avons divisés la base à deux (2) parties : parties d'apprentissage qui se compose de trois (3) sets (a, b, c) et une partie de test qui se compose d'un seul set qui est le (d), dont la base d'apprentissage contient 19.724 images qui sont composés de la manière suivante : le set (a) contient 6537 Images, le set (b) contient 6710 images et le set (c) contient 6477images. En ce qui concerne la base de test (d), elle se compose de 6735 images.

III.4.2. Test et résultats

Dans le but d'obtenir un bon taux de reconnaissance nous avons passé par les étapes suivantes :

Tout d'abord, nous avons fait une organisation des images de la base d'apprentissage et la base de test avec la création d'un répertoire qui s'appelle « organized_set » en plaçant chaque image dans son dossier approprié en fonction de son code postal. Ce dernier contient des nombreux dossiers qui prennent le nom de zip code de la ville tunisienne. Chaque dossier correspond à une classe indépendante qui s'appelé étiquette qui regroupe des images de même code.

Ensuite, à la phase de prétraitement, nous avons choisis par expérimentation les normalisations suivantes : [66 180], [66 130], [50 120] afin d'améliorer le taux de reconnaisse.

Puis, dans l'étape d'extraction des caractéristiques, nous avons choisis d'utiliser deux types de descripteur qui sont : l'histogramme de gradient orienté (HOG) et le filtre de Gabor pour extraire les primitives pertinentes et obtenir un vecteur de caractéristiques de chaque image.

Pour le descripteur filtre de Gabor nous avons utilisée deux fonctions : La fonction Gabor Filter Bank et La fonction GaborFeatures.

La fonction Gabor Filter Bank c'est une fonction qui est utilisée pour obtenir gaborArray qui nous avons utilisé comme paramètre dans la fonction gaborFeatures .Elle génère une banque de Gabor filtre personnalisé et crée un tableau u par v cellules, cette fonction a comme paramètres :

Entrée :

- u : n ° d'échelles (généralement fixés 5 à 6).
- v : Nombre d'orientations (généralement fixés 4 à 8).
- m : Nombre de lignes dans un filtre 2-D Gabor (un nombre entier impair, généralement fixé à 39).
- n : Nombre de colonnes dans un filtre 2-D Gabor (un nombre entier impair, généralement fixé à 39).

Sortie :

GaborArray : tableau u par v, les éléments qui sont m par n matrices ; chaque matrice étant un filtre 2-D Gabor.

La fonction GaborFeatures a comme paramètres :

Entrées :

- img : qui présente la matrice de l'image d'entrée.
- gaborArray : filtres de Gabor banque créée par la fonction gaborFilterBank.
- d1 : Le facteur de sous-échantillonnage le long des lignes (d1=4).
- d2 : Le facteur de sous-échantillonnage le long des colonnes (d2=4).

Sortie : vecteur : un vecteur de colonne avec une longueur $(m * n * u * v) / (d1 * d2)$.

Ce vecteur présente le vecteur de caractéristique de Gabor d'un m par n images avec :

- u est le nombre d'échelles.
- v est le nombre d'orientations dans gaborArray.

En ce qui concerne le descripteur HOG qui trouve le vecteur de caractéristique de HOG pour une image donnée a comme paramètres :

Entrées : img : qui présente l'image d'entrée.

Sortie : vecteur de caractéristique de HOG pour cette image particulière.

Enfin nous avons terminés par la phase de classification. Après l'extraction des caractéristiques et sélectionné les primitives discriminantes de chaque image nous avons déterminé la classe d'appartenance de chaque image en utilisant le classifieur KPPV qui existe dans le matlab, il a comme paramètre une matrice de tous les images de l'apprentissage, matrice de tous les images de test et les étiquettes de chaque image d'apprentissage avec $k = 1$.

Puis calculer la distance entre les vecteurs de caractéristiques extraits dans la phase précédente et chercher parmi les modèles de référence, ceux qui lui sont les plus proches afin d'obtenir le taux de reconnaissance.

Les résultats obtenus sont représentés dans les tableaux suivants :

Le descripteur HOG avec KPPV		
Type de normalisation	Taille de vecteur	Taux de reconnaissance
[66 180]	5292 éléments	63.22 %
[66 130]	3780 éléments	65.14 %
[50 120]	2520 éléments	65.61 %

Tableau 3.1. Taux obtenu en utilisant Le descripteur HOG avec KPPV.

Le descripteur Gabor avec KPPV		
Type de normalisation	Taille de vecteur	Taux de reconnaissance
[66 180]	30600 éléments	66.47%
[66 130]	22440 éléments	65.58%
[50 120]	15600 éléments	67.47%

Tableau 3.2. Taux obtenu en utilisant Le descripteur Gabor avec KPPV.

Le descripteur HOG avec KPPV				
Type de normalisation	Taille de vecteur	Taux Avec SEB HOR	Taux Avec SEB HPV	Taux Avec SPD
[66 180]	5292 éléments	63.79%	61.69%	63.22%
[66 130]	3780 éléments	65.64%	64.82%	65.13%
[50 120]	2520 éléments	65.93%	63.83%	65.61%

Tableau 3.3. Taux de reconnaissance pour chacune méthode de prétraitement en utilisant le descripteur HOG avec le classifieur KPPV.

Le descripteur HOG avec KPPV			
Type de normalisation	Taille de vecteur	Taux Avec SEB HOR et HPV	Taux Avec SEB HOR et HPV et SPD
[66 180]	5292 éléments	62.15%	66.68 %
[66 130]	3780 éléments	64.89%	69.23 %
[50 120]	2520 éléments	64.82%	69.36 %

Tableau 3.4. Taux de reconnaissance en utilisant le descripteur HOG avec le classifieur KPPV par application différentes méthodes de prétraitement à la fois.

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un système de reconnaissance de mots arabes manuscrits hors-lignes on utilisant deux types de descripteurs et un classifieur. Le système est composé de trois grandes phases qui sont : le prétraitement, l'extraction de primitives et la classification qui ont été détaillées.

En premier temps nous fait une description de la base de données utilisée (IFN/ENIT), puis nous avons présentés les étapes et les différentes techniques utilisées pour réaliser ce système et nous avons terminées ce chapitre par l'exposition des différents résultats obtenus par notre système et qui sont encourageants par rapport aux travaux précédant et à la taille de base de données.

Conclusion Générale

Conclusion générale

La reconnaissance automatique de l'écriture arabe manuscrite est un domaine de recherche exploré depuis plusieurs décennies et débouche sur un nombre important d'applications industrielles mais jusqu'à présent aucune solution optimale au problème de la reconnaissance de l'écriture cursive n'est encore connue à cause de la complexité de la morphologie de l'écriture arabe. Bien que, ce domaine a réalisé des progrès très importants. Pour cela le domaine de reconnaissance reste un sujet de recherche ouvert.

Notre mémoire a été consacrée à l'étude et la réalisation d'un système de reconnaissance des mots arabes manuscrite hors-ligne on utilisant la nouvelle base IFN / ENIT de mots arabes représentant les noms de villes tunisiennes.

L'objectif principal de toutes les recherches est d'obtenir bons résultats et réaliser un système de reconnaissance efficace. Dans notre travail nous avons utilisée deux types de descripteurs qui sont : l'histogramme des gradients orientés (HOG) et filtre de Gabor pour l'extraction des caractéristiques et comme classifieur le KPPV.

Nos expérimentations ont été effectuées sur la base IFN/ENIT ou notre nouvelle base contient des noms de villes tunisiennes où nous avons obtenus un taux de reconnaissance de 69.36 % en appliquant comme classifieur le KPPV.

Après la comparaison de nos résultats avec ceux des autres travaux, nous montreront que notre résultats exige une amélioration de la performance en utilisant comme perspectives les démarches suivantes :

- Remplacer un classifieur KPPV par un autre classifieur comme SVM, Kmeans , HMM et CNN.
- Nous tenterons d'employer un descripteur puissant avec une taille réduite pour améliorer la performance et le temps de calcul.
- Nous essayons de faire les expérimentations sur une machine puissante notamment avec le classifieur

Bibliographie

- [1] N.Zermi, «Reconnaissance de mots manuscrits arbaes par les modeles de Markov cachés et les réseaux de neurones,» Thèse de doctorat, Uinversité de Annaba, 2007.
- [2] S. Bouzariata, «Segmentation des textes manuscrits,» Memoire master, Université de Tébessa, 2014 .
- [3] R.Azizi, «Une approche Hybride pour la reconnaissance d'écriture arabe manuscrite,» Universite de constantine, Constantine, 2007.
- [4] R. Bouslimi, «Système de reconnaissance hors-lignes des mots manuscrits arabe pour multi-scripteurs,» Universite de jendouba, Jendouba, 2006.
- [5] Y. B. A. Belaid, «Reconnaissance des formes: Méthodes et applications,» InterEditions, Paris, 1992.
- [6] S. Nemouchi, «Reconnaissance de l'écriture arabe par systèmes flous,» Memoire magister, Universite Badji Mokhtar, Annaba, 2010.
- [7] F. Grandidier, «Un nouvel algorithme de sélection de caractéristiques -Application à la lecture automatique de l'écriture manuscrite,» Thèse de Doctorat, Ecole de Technologie Supérieure, Université du Québec, Canada, 2003.
- [8] P.Burrow, «Arabic handwriting recognition,» Memoire Master, University of Edinburg, England, 2004.
- [9] A.Belaid, «la reconnaissance automatique de l'écriture et du document,» pour la Science, 2001.
- [10] L. Chergui, «Combinaison de classifieurs pour la reconnaissance de mots arabes manuscrits,» Université de Mentouri, Constantine, 2013.
- [11] R.M. Bozinovic et S.N.Srihari, «" Off-line cursive script word recognition ",» IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Recognition PAMI, Vol 11, NO. 1, pp: 68-83, 1989.
- [12] M. M. P.Gader, ««Handwritten word recognition using segmentation-free hidden Markov modeling and segmentation-based dynamic programming techniques",» IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 5, pp. 548-554, 1996.
- [13] L.Souici-Meslati, «Reconnaissance des mots arabes manuscrits par intégration neuro-symbo-lique,» Thèse de Doctorat d'Etat, Labo. LRI, Département d'informatique, Université d'Annaba, Algérie,, Annaba, 2006.
- [14] N.Benamara, «Utilisation des modèles de Markov cachés planaires en reconnaissance de l'écriture arabe imprimée,» Thèse de doctorat, Université des Sciences, des Techniques et de Médecine de Tunis II, Tunisie, 1999.
- [15] D.Merad, «"Reconnaissance 2D/2D et 2D/3D d'objets à partir de leurs squelettes",» thèse de Doctorat , 2004.
- [16] J.Anigbogu, «"Reconnaissance de textes imprimés mutifontes à l'aide de modèles stochastiques et métriques,» Thèse de doctorat, Université de Nancy I, 1992.
- [17] P. Burrow, «"Arabic handwriting recognition". Master of Science thesis. School of Informatics, university of Edinburg,» England, 2004.

- [18] 3 Mai 2016. [En ligne]. Available: https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels.
- [19] G. K. H. B. T.M. Ha, «"Text localization and handwriting recognition,» Technical report, university of Berne, 1996.
- [20] M. Avila, «Optimisation des modèles Markoviens pour la reconnaissance de l'écrit,» Thèse de Doctorat, Université de Rouen, 1996.
- [21] G. S. A. Belaid, «Utilisation des processus markoviens en reconnaissance de l'écriture,» Revue Traitement du Signal, Vol.14, N°2, pp. 161–177, 1997.
- [22] A. K. J. Z. M.Y. Chen, «off-line handwritten word recognition using a hidden markov model tupe stochastic network,» IEEE Transactions on PAMI, Vol. 16, No. 5, pp. 4, 1994.
- [23] M. E. Morita, « Automatic recognition of handwritten dates on brazilian banh cheques,» Thèse de Doctorat, Ecole de Technologie Supérieure, Université du Québec, Canada, 2003.
- [24] M. Pechwitz, V. Maergner, p. 5, 2003.
- [25] P. Dreuw, S. Jonas, H. Ney, p. 4, 2008.
- [26] A. Benouareth, A. Ennaji, M. Sellami, p. 11, 2008.
- [27] R.A. Mohamad, L. Likforman-Sulem et C. Mokbel, p. 13, 2009.
- [28] J.H. AlKhateeb, F. Khelifil, J. Jiani, S.S. Ipsonl, p. 4, 2009.
- [29] J.H. Alkhateeb, J. Ren, J. Jiang, H. Al-muhtaseb, p. 8, 2011.
- [30] H. Nemmour, Y. Chibani, p. 5, 2011.
- [31] M.T. Parvez, S.A. Mahmoud, p. 14, 2012.
- [32] H. Nemmour, Y. Chibani, p. 4, 2013.
- [33] S. Chevalier, «Reconnaissance d'écriture manuscrite pour des techniques markoviennes: une approche bidimensionnelle et générique,» Thèse de Doctorat, Université René Descartes, France, 2004.
- [34] Y. Said, M. Atri, T. Saidani, R. TOURKI34, «Détection d'Individus dans les Images Couleurs à base d'Histogramme Intégral de Gradient Orienté et SVM,» Tunisie, 2012.
- [35] 26 7 2014. [En ligne]. Available: <https://farshbaf.net/en/artificial-intelligence/blog/hog-matlab-implementation>.
- [36] L. Vincent, «Texture Segmentation Using Gabor Filters,» Center For Intelligent Machines, McGill University, 2000.
- [37] N. Ben Amor, N. Essoukri Ben Amara, p. 7, 2008.
- [38] [En ligne]. Available: <http://webia.lip6.fr/~rifqi/COURS2001-2002/IA/knn.pdf>.
- [39] N. B. Amara, «utilisation des modèles de markov cachés planaires en reconnaissance de l'écriture arabe imprimée,» Thèse de doctorat, spécialité Génie Electrique, Université des sciences, des Techniques et de médecine de Tunis II, TUNIS, 1999.

