

BADJI MOKHTAR ANNABA
UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR
ANNABA



FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Mémoire Présenté en Vue de l'Obtention
Du Diplôme de Magistère**

Option : Systèmes Intelligents

Intitulé :

**Le Choix de paramètres
pour la reconnaissance des chiffres manuscrits**

Présenté par : Mr BENDJEDDOU Toufik

Directeur de Mémoire : Mr. MESSADEG Djemil Maître de Conférence Université de Annaba

Devant le Jury d'examen composé de :

Président	: Mr. AFIFI Sadek	M.C	Université de Annaba
Rapporteur	: Mr. MESSADEG Djemil	M.C	Université de Annaba
Examineurs	: Mr. LARBI Allal	M.C	Université de Annaba
	Mr. BOUGHAZI Mohamed	M.C	Université de Annaba

2007/2008

RESUME :

L'analyse et extraction de paramètres sont considérées parmi les problèmes posés lors de la construction d'un système de reconnaissance, pour cela nous avons présenté une étude sur le choix de paramètres pour la reconnaissance de chiffres manuscrits. On a proposé trois types de paramètres qui sont : Les paramètres statistiques (moment d'ordre mathématique) et les paramètres morphologiques par description symbolique sous forme d'une chaîne de code de Freeman, enfin une description par codage d'un squelette où le squelette de la forme est segmenté par rapport à des points dominants jugés stables (points d'inflexion, points de rebroussement, points Anguleux) extrait via l'étude de propriétés locales et globales de la courbure discrète. Ces éléments structurels issus de cette dernière segmentation nous donnent la possibilité de les décrire par des codes.

ABSTRACT :

The analysis and the extraction of the parameters are themselves creating difficulties when building a recognition process. In order to solve some of the problems encountered, we have presented a survey on the choice of the parameters for the handwritten digits recognition. We have proposed three types of parameters which are: The statistical parameters (moment of mathematical order); the morphological parameters which describe in symbolic form, the digit shape skeleton using Freeman code chain, the last type of parameters describes the digit shape skeleton using the skeleton that is segmented with respect to saddle dominant points (inflection points, refunding points, corner points) which are extracted from the local and global properties of the discrete curve. These structural elements issued from the last segmentation permit the encoding description .

Dédicace

Je dédie ce modeste travail,

- ❖ *A mon père qui s'est tant donné et sacrifié*
- ❖ *A ma très chère mère qui m'a toujours soutenue
dans mes joies comme mes peines .*
- ❖ *A mes très chers frères*
- ❖ *A mes sœurs*
- ❖ *A mes grands pères qui ont sacrifier leur vie pour
notre liberté*
- ❖ *A toute la famille sans exception*
- ❖ *A tous mes amis*

Remerciements

Je tiens à remercier sincèrement mon encadreur Monsieur MESSADEG Djemil Maître de Conférence à l'Université Badji-Mokhtar d'Annaba qui a suivi mon travail et pour la confiance qu'il m'a accordée et le soutien qu'il m'a apporté pour la réalisation de ce mémoire.

Je tiens à remercier Monsieur AFIFI Saddek, Maître de conférence au département d'électronique de l'université Badji Mokhtar Annaba de l'honneur qu'il me fait en président de Jury.

Que Monsieur Larbi ALLAL Maître de Conférence au département d'électronique de l'université de Annaba, Mr BOUGHAZI Mohamed Maître de Conférence au département d'électronique de l'université de Annaba, trouvent ici ma profonde gratitude d'avoir accepté d'être examinateurs de ce mémoire.

Je remercie beaucoup Mr BEDDA mouldi Professeur du département d'électronique de l'université de Annaba pour l'aide considérable et précieuse qu'il m'a apportée et pour la documentation qu'il a bien voulu mettre à ma disposition.

J'adresse mes remerciements à Monsieur ABASSI Hadj-ahmed Professeur au département d'électronique de Annaba, Monsieur DOGHMANE Nourreddine, Professeur au département d'électronique de Annaba pour le soutien moral lors de la réalisation de ce travail.

J'exprime ma sincère gratitude à Monsieur BOULADRAA A/Hakim, Monsieur BEN MOHAMED salim et à tous les enseignants du département d'électronique de l'université de Annaba, pour le soutien moral et l'aide qu'ils m'ont apportée.

En fin, je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont facilité la réalisation de ce travail.



Sommaire

Liste des figures

Liste des tableaux

INTRODUCTION

CHAPITRE I : Etat de l'art

I- Introduction	01
II- L'O.C.R.	02
II-1.Domaine d'application O.C.R	02
III-Reconnaissance de caractères	03
III.1.Document imprimé	04
III.2.Caractéristiques des caractères imprimés	05
III.3.Document manuscrit	05
III.3 .1.La nature de l'écriture	06
a. Variabilité propre au scripteur	06
b. Variabilité intentionnelle	06
c. Variabilité émotionnelle	06
d. Variabilité circonstancielle	06
e. Variabilité contextuelle	06
III.3 .2 Réduction de la complexité d'écriture	06
III.3 .3 Modes d'acquisition	07
a. Modes en ligne	07
b. Modes hors ligne	08
III.3 .4.Taxonomie des méthodes d'extraction des caractéristiques	08
.III.3 .5.Types de caractéristiques	09
IV. Méthodes de reconnaissance	09
IV 1.Reconnaissance avec contraintes	09
IV .2.Reconnaissance sans contraintes	09
a_ Méthode structurale	09
b_ Méthode de texte	10
c_ Méthode basée sur prototype	10
VI. Conclusion	12

Sommaire

CHAPITRE II : Traitement et analyse

I .Notation empruntée au domaine du traitement de l'image	13
I .1.Définition d'une Image	13
II .Numérisation du document	14
II_1.Système d'acquisition	14
II_2.Les caméras	14
II_3.Le scanner	15
a -Format Bitmap	15
b- Format vectoriel	15
III. Binarisation et filtrage	16
III .1.Binarisation	16
a -Binarisation globale	16
b- Binarisation par zone d'intérêt	17
c- Binarisation locale	18
III.2 .Normalisation	18
III.3.Filtrage	19
a Filtrage linéaire	19
b- Filtrage non linéaire	19
c- Filtrage morphologique	19
IV. Analyse et interprétation	20
IV.1.Notion de segmentation	20
IV.2. L'objectif d'une segmentation :	21
a- Segmentation puis reconnaissance	21
b- Segmentation basée sur la reconnaissance	21
c- Segmentation implicite	21
IV.3.Méthode descendante	21
IV.4.Méthode ascendante	21
V. Les approches de segmentation pour extraire les caractéristiques	22
1_Approche région	22
2_Approche contour	22
3_Approche mixte	22
V.1.Extraction de contour	22
a- Filtres différentiels du premier ordre	22
b- Filtres différentiels du second ordre	22

Sommaire

V.2. Les méthodes de squelettisation	23
a- Extraction du squelette	23
1- Axe médian	23
2- Amincissement	23
b- Algorithme d'Amincissement	24
1- Illustration des phases de déroulement de l'Algorithme	25
2- Les avantages de cet algorithme	25
3- Les inconvénients	26
c- Propriétés du squelette	26
VI. Les différentes représentations des régions et des contours	26
VII .Conclusion	27

CHAPITRE III : Extraction des paramètres

I. Extraction des caractéristiques	28
II. Différents niveaux de représentation	28
II.1. Pouvoir de la représentation :	28
a- Calcul statistique :	29
b- Une description symbolique :	29
c- Description par codage d'un squelette :	29
III. Moments de projections	29
III.1. Définition d'une projection	30
III.2. Méthode de calcul de projections :	30
a- Projection verticale	30
b- Projection horizontale	30
c- Projection sur la diagonale (45°)	31
d- Projection sur la diagonale (135°)	31
III.3. Extraction des paramètres de projection	31
a- Relation entre les moments de projections et invariants	31
b- Les démarches d'extraction des paramètres de projection	32
IV. Représentation d'un squelette	33
IV.1 Codage de la trace d'un squelette	33
IV.2. Description exacte d'une courbe par code de Freeman	34
a. Algorithme de code de Freeman	34
b. Propriété de code de Freeman	35

Sommaire

c- Les inconvénients	36
V. Segmentation du squelette	36
1-A partir du contour (ou courbe discrète)	36
2-A partir du signal	36
V.1.La sélection des points d'intérêt à partir du contour	37
V.2. Détection des points d'intérêt à partir du signal	37
a- Notion d'empreinte digitale	37
b- Principe de construction	37
c- Interprétation et segmentation dans l'espace de résolution	37
VI. Procédure d'extraction des primitives structurelles proposée	38
VI.1. Détermination de la courbure	38
VI.2. Problème de passage de la courbure continue vers la courbure discrète	39
VI.3. Calcul de la courbure discrète	39
a- Calcul de la courbure à l'aide de l'abscisse curviligne	40
b- La Méthode de calcul	40
c- Détection des points dominants	40
d- Vecteur de primitive structurelle	40

CHAPITRE IV : Modélisation par réseaux de neurones

I .Introduction	42
II. L'apparition des réseaux de neurones	43
III .Vue générale sur les réseaux de neurones	45
III.1. Classement des réseaux	46
a- Réseaux statiques	46
b- Réseaux dynamiques	46
III.2. Structure des réseaux statiques	47
III.3. Classe d'apprentissage	47
III.4. Topologie des réseaux	48
a- Les réseaux auto associatifs	48
b- Les réseaux à convolution	48
c- Les Réseaux RBF	49
d- Les réseaux à auto organisation de Kohonen	50
e-. Réseaux MLP	51
1.Problème de XOR pour perceptron monocouche .	51

Sommaire

IV. Modélisation par PMC	53
IV.1.Représentation mathématique d'un PMC.	53
IV.2.Fonctionnement d'un réseau P.M.C	55
a- Apprentissage supervisé du P.M.C	55
b- Algorithme de Rétropropagation	55
c- Convergence de l'algorithme	57
d- Solution du problème minimum local	57
e. Critère d'arrêt	58
V. Conclusion	58

CHAPITRE V : Résultats et discussion

I. Introduction	59
II. Prétraitement	59
II.1. Segmentation	60
II.2. Binarisation	61
II.3 Normalisation	62
III. Analyse et extraction des paramètres	62
III.1.Analyse globale	62
a- Extraction des paramètres statistiques	62
III.2. Analyse sur contour	63
a- Squelettisation	63
b- Chaîne de code de FREEMAN	64
c- Les paramètres structurels	64
1. Les Formes Proposées	65
a- Forme droite : (petite incurvation où nulle)	65
b- Forme trait incurvé (moyen)	65
c- Forme trait incurvé (grand)	66
d- Forme proche d'un cercle :	66
2. Les Positions de la forme	66
3. Sens de la courbure :	66
4. Cas des formes inférieures à 5 points	66
4.1. Les Formes prises en considération	67
a_ Cas des (4) quatre points	67
1. Droite	67

Sommaire

2. Trait incurvé	67
3. Trait incurvé (grand)	67
b_ Cas des (3) trois points	67
4.2. Les Formes non prises en considération	68
IV. Modélisation par réseaux de Neurones	68
V. Discussion sur la sélection du meilleur choix sur le type de paramètres	69

CONCLUSION GENERALE	71
----------------------------	----

BIBLIOGRAPHIE

ANNEXES

Annexe A : Méthode mathématique de calcul de la courbure.

Annexe B : Base de données MNIST des chiffres manuscrits

CHAPITRE I :

Figure 1.1 : Types de communication Homme machine.	01
Figure 1.2 : Dichotomie des types d'écriture	04
Figure 1.3 : Les étapes de passage entre les formes	04
Figure 1.4 : Variabilité des chiffres manuscrits	06
Figure 1.5 : Classification de Mr. TAPPERT attribuée aux contraintes du style de l'écriture	07
Figure 1.6 : Représentation de l'information en deux modes	08
Figure 1.7 : Différentes causes d'erreur	12

CHAPITRE II :

Figure 2.1 : Histogramme de l'image	17
Figure 2.2 : L'importance du choix l'ordre de l'étape de normalisation	18
Figure 2.3 : Noyau de Sobel	22
Figure 2.4 : L'axe médian est le centre des boules maximales	23
Figure 2.5 : Illustration des 8 voisins de (P_1)	24
Figure 2.6 : Les phases de déroulement de l'algorithme de ZHANG	25

CHAPITRE III

Figure 3.1 : Exemple illustratif d'imagettes binaires	30
Figure 3.2 : Méthode de codage avec code de Freeman	33
Figure 3.3 : Simplification d'un chemin sur la direction zéro	35
Figure 3.4 : Comparaison entre codage 8 connexité (A) et 4 connexité (B)	36
Figure 3.5 : Quelques Points séparateurs jugés stables	36
Figure 3.6 : Séparation des tailles locales et globales dans l'espace de résolution.	38
Figure 3.7: Détection des points dominants par le calcul de propriété locale et globale de la courbure	38
Figure 3.8 : La courbure en un point	40

CHAPITRE IV

Figure 4.1 : Schéma du système de reconnaissance de forme	42
Figure 4.2 : Les classes de l'ensemble des événements	42
Figure 4.3 : Schéma d'un Neurone Biologique	43
Figure 4.4 : Schéma d'un modèle formel	44
Figure 4.5 : Fonction d'activation	45
Figure 4.6 : Classe des réseaux	47
Figure 4.7 : Structure du réseau de neurones auto associatif	48
Figure 4.8 : Architecture du réseau R B F	50
Figure 4.9 : Architecture perceptron monocouche	52
Figure 4.10 : Représentation de vecteurs (xor) dans un espace de représentation	53
Figure 4.11 : Architecture d'un P M C	54
Figure 4.12 : Solution du problème minima local	57

Chapitre V

Figure 5.1 : Un exemple des images acquises	59
Figure 5.2 : Illustration de quelques images à différents seuils	60
Figure 5.3 : L'importance du choix du seuil	60
Figure 5.4 : Détection de passage par zéro de l'histogramme de projection horizontale	61
Figure 5.5 : Détection de passage par zéro de l'histogramme de projection verticale	61
Figure 5.6 : La binarisation de quelques chiffres écrits sur papier chèque	61
Figure 5.7 : L'opération d'ouverture	61
Figure 5.8 : Image normalisée et les défauts générés	62
Figure 5.9 : Illustration de différentes projections $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$	63
Figure 5.10 : Squelettes de quelques chiffres manuscrits obtenus par Algorithme de Zhang & Sue avec ses défauts	64
Figure 5.11 : Segmentation du squelette en des entités structurelles par les points dominants	65
Figure 5.12 : Les différents cas d'une ligne droite horizontale	67



Liste des tableaux

CHAPITRE I :

Tableau 1.1 : Quelques types de standardisation	05
Tableau 1.2 : Taxonomie des méthodes d'extraction des caractéristiques	08
Tableau 1.3 : Récapitulatif des systèmes de reconnaissance	10
Tableau 1.4 : Les performances sur reconnaissance des chiffres manuscrits écrits sur les chèques	11

CHAPITRE II

Tableau 2.1 : Méthode de calcul d'histogramme	17
---	----

CHAPITRE III

Tableau 1.1 : Relation entre les moments de projection et invariants	32
Tableau 3.1 : Les différents éléments structurels de base	40
Tableau 3.2 : Les quatre positions des éléments structurels	41

CHAPITRE IV

Tableau 4.1 : Les équations du système perceptron pour (xor)	52
--	----

CHAPITRE V

Tableau 5.1 : Combinaison des paramètres	68
Tableau 5.2 : Les différents taux de reconnaissance pour chaque modèle	69



Introduction

INTRODUCTION

Depuis les quarante dernières années, la reconnaissance de l'écrit fait l'objet de recherches intensives, les études sont influencées par le type de l'écriture à identifier, par exemple les anciens systèmes ne peuvent reconnaître que les fontes uniques [ALB 95a] à vocabulaire limité [ELL 90].

Notre travail consiste à réaliser un système de reconnaissance de l'écriture manuscrite et en particulier les chiffres manuscrits, depuis les années 60, plusieurs équipes de recherche s'intéressent à cet axe, l'amélioration de ces systèmes évolue avec le développement des moyens informatiques, intelligence artificielle et le développement technologique récents (scanner, caméra, ...) [LEC 84a].

Les applications de reconnaissance de l'écriture sont multiples :

- la lecture optique de chèque : le papier chèque est considéré comme le moyen le plus populaire pour le paiement non espèce, il y a environ 50 billions de chèques qui circulent dans les U.S.A seuls chaque année suivant un rapport de la Fédéral Reserve Bank Publisher Nov. 2001 [CAN 00]
- Le tri postal, la traduction automatique (...) en effort de réalisation peut offrir d'intéressants débouchés économiques et commerciaux.

La difficulté de La reconnaissance de l'écriture manuscrite réside dans :

- Développement d'une méthode pour un nombre limité de primitives.
- Utilisation d'un nombre important de primitives.

Ces difficultés sont liées aux différentes variations observées sur les formes des chiffres, scripteurs, déformations)

La reconnaissance de l'écriture manuscrite peut être abordée de deux manières :

- En temps réel « ON Line » « en ligne »
- En temps différé « off line » « hors ligne »

On considère que la reconnaissance (off line) est un problème plus difficile que celle (on line) pour la raison que dans l'image numérisée obtenue dans (off line) il n'y a pas une relation d'ordre entre les points. Autre que celle imposée par la fonction de balayage du capteur, exemple (scanner). Par contre pour (On line) le scripteur écrit sur une tablette graphique qui permet l'acquisition des coordonnées de tracés [ZAH 90].

Dans le cadre de cette étude nous nous sommes intéressés à la reconnaissance hors ligne (off line) pour les chiffres manuscrits plus précisément sur les choix des paramètres (structurel, morphologique, statistique) qui donne la meilleure reconnaissance indépendamment de la méthode utilisée. Dans le premier chapitre on traite l'état de l'art sur la reconnaissance de l'écriture manuscrite.

Dans le deuxième chapitre on cite les différentes étapes d'analyse, on présente des images à partir de l'acquisition par scanner et les différentes fonctions de prétraitement.

Dans le chapitre trois, nous exposons une étude de résolution au choix des paramètres représentant les chiffres dans le but d'améliorer le taux de reconnaissance, nous avons choisi trois types de paramètres (les moments de projection, code de Freeman, éléments structurels issus à partir des points d'inflexion et rebroussement via l'étude de la courbure)

Dans le chapitre quatre, nous exposons l'approche connexioniste utilisée pour la reconnaissance

Dans le chapitre cinq, nous testons les méthodes développées sur une base de données

CHAPITRE I :

- **Introduction**

 - **L'O.C.R**

 - **Reconnaissance de caractères**

 - **Méthodes de reconnaissance**

 - **Conclusion**
-

I- Introduction

L'écriture manuscrite est un moyen naturel de communication qui présente l'avantage d'être familier à la majorité des gens. De ce fait elle présente un moyen d'interaction facile avec l'ordinateur. L'un des objectifs les plus recherchés est de doter les ordinateurs de capacités de l'être Humain (Figure 1.1).

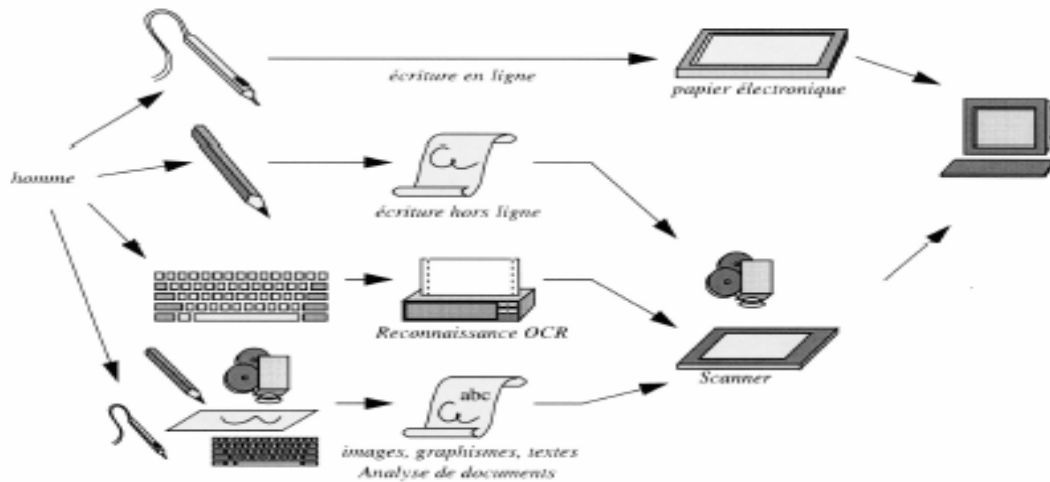


Figure.1.1 types de communication Homme machine.

Donc le but de la reconnaissance de l'écriture est de transformer un texte écrit en une représentation compréhensible par une machine et facilement reproductible par un traitement de texte. Cette tâche n'est pas triviale, car l'écriture possède une infinité de représentations dues au fait que chaque personne possède une écriture qui lui est propre avec de nombreux styles.

Ce qui rend la tâche difficile pour la reconnaissance, c'est la variabilité du type de l'écriture (manuscrite, cursive, ou imprimée).

II- L'O.C.R

La reconnaissance de l'écriture est mieux connue sous le nom d'O.C.R (Optical Character Recognition). Les premières tentatives remontent aux années 1900 par TYURIN, au cours desquelles on inventa le scanner à balayage pour la télévision ; et en l'an 1912 par ALBE et en l'an 1925 par Thomas, qui ont mimé l'interprétation Humaine de l'informatique visuelle , un point de transformation est apparue avec l'invention du premier ordinateur en 1946 par MAUCHLY et ECKERT , quelques années plus tard les premières expériences en reconnaissance de caractères ont pu être réalisées ;pendant les année soixante , et soixante dix, les premiers systèmes de l'écriture automatique du texte imprimé ont vu le jour [AYA 04].

Aussi, en 1975 les japonais utilisaient couramment les lecteurs qui déchiffrent le code postal inscrit à la main ou tapé à la machine. Dans la même période, le Français CONTER construisait un système de lecture automatique de texte imprimé destiné aux non voyants, par la suite la compagnie américaine KURZWELL a amélioré le système précédent en proposant les machines à lire pour aveugle formulant le texte à haute voix par synthèse vocale [MAT 90].

Durant cette phase les chercheurs se sont heurtés à de nombreuses difficultés outre la complexité du problème de la reconnaissance due à la grande variabilité de l'écriture manuscrite, la non disponibilité de mémoire et de puissance de calcul pour la réalisation des systèmes concrets opérant en temps réel, par contre depuis 1980 où les récents progrès électroniques et plus particulièrement l'avènement de calculateurs puissants a faible coût ont permis de résoudre ce type de problème et les recherches en reconnaissance manuscrite se sont multipliées de manière spectaculaire,et de nombreuses nouvelles techniques ont vu le jour.

II -1.Domaine d'application O.C.R

L'O.C.R connaît plusieurs applications pratiques dans plusieurs domaines parmi lesquels on cite :

Domaine bancaire : Pour l'authentification des chèques par les banques.

CHAPITRE I : ETAT DE L'ART

Assistance à l'éducation : Pour la reconnaissance et la traduction de textes en braille et l'apprentissage de l'écriture (lecture, écriture) des photo-senseurs, Et des simulateurs tactiques sont utilisés.

Lecture des adresses postales : la lecture des codes postaux manuscrits associés à la lecture des noms de villes a permis d'atteindre le développement des machines de tri automatique de courrier (lettres et objets plats).

La police et la sécurité : pour la reconnaissance des numéros minéralogiques pour le contrôle routier, l'authentification de manuscrits et l'identité des scripteurs.

Enfin on trouve encore des applications pour Bureautique, télécommunication ... etc

Il n'existe pas un système universel d'O.C.R qui peut traiter tous les cas de l'écriture, mais plutôt des voies d'approche dépendant du type de données traitées et bien évidemment de l'application visée [BEL 92].

On utilise autrefois le terme O.C.R ou reconnaissance de caractère qui appartient au domaine lecture automatique de document qui couvre trois axes :

- Lecture optique des caractères imprimés
- La reconnaissance de caractères manuscrits
- La reconnaissance de l'écriture manuscrite cursive.

III -RECONNAISSANCE DE CARACTERES

La reconnaissance de caractères signifie le décodage de n'importe quel texte imprimé ou manuscrit ou information symbolique, par exemple les formules mathématiques etc. On présente dans la figure (1.2) une dichotomie des types d'écriture faite selon le média, le support saisi et l'application considérée. La reconnaissance des caractères manuscrits est considérée plus difficile que la reconnaissance de l'imprimé pour lequel des systèmes opérationnels commerciaux existent.

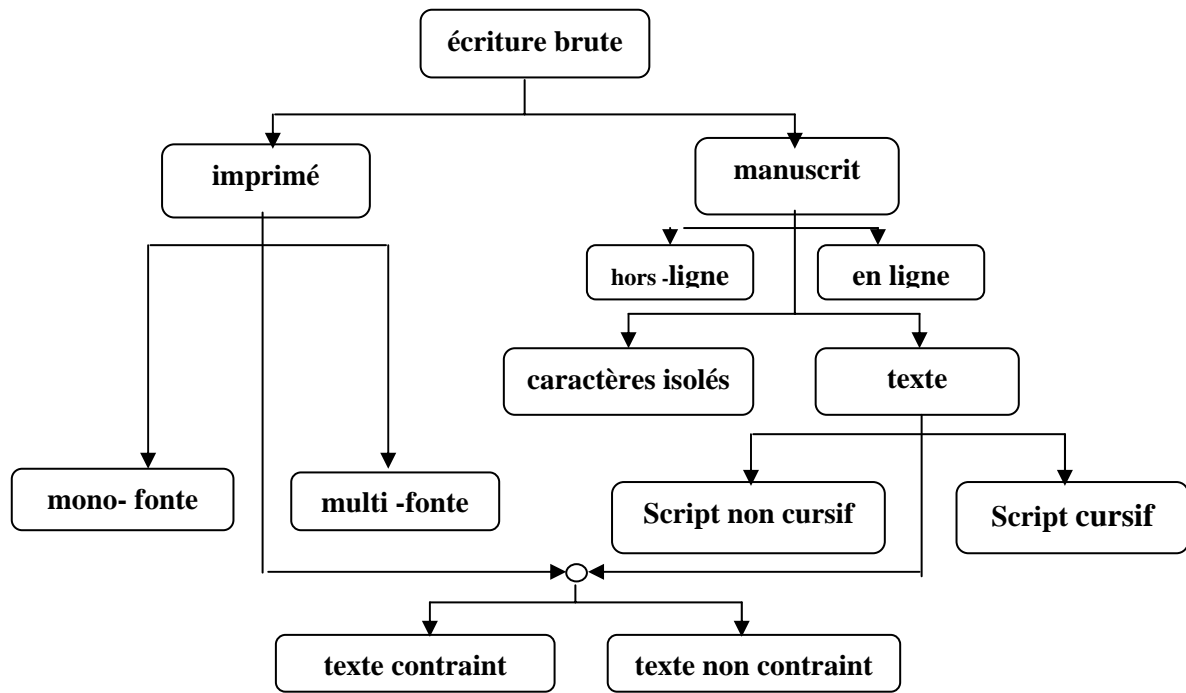


Figure. 1.2 Dichotomie des types d'écriture

III.1.Document imprimé

L'invention de procédés d'impression par Gutenberg vers le milieu du quinzième siècle a transformé notre vie par une diffusion plus large et plus rapide de connaissance, la majorité de patrimoine culturel et technique de l'humanité n'est encore disponible que sous forme de document papier ; les entreprises et les collectivités sont ainsi confrontées à un besoin de retraitement, c'est-à-dire conversion rétrospective pour passer à un format électronique .on montre dans la figure(1.3) les différentes étapes de passage de la forme papier vers des formes électroniques codées.

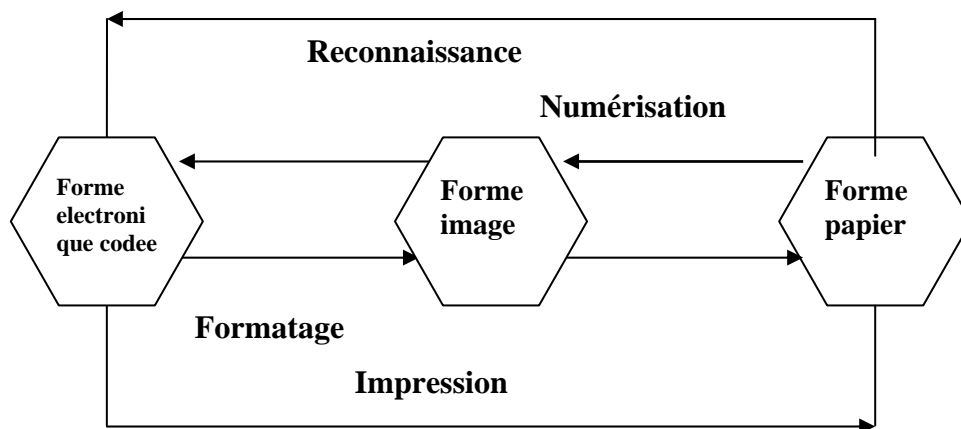


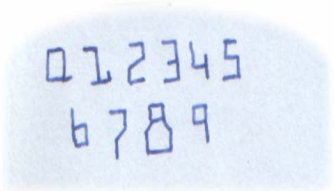
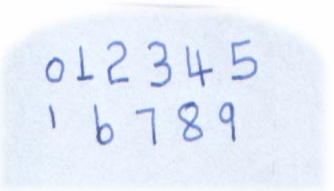
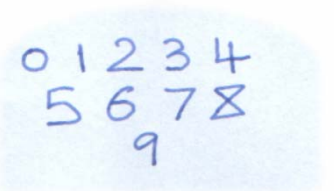
Figure 1.3- : Les étapes de passage entre les formes

CHAPITRE I : ETAT DE L'ART

La plupart des documents contient une partie importante où on trouve l'information textuelle nommée texte, en plus de ça il peut contenir des dessins, graphiques, schémas tableaux, formules mathématiques, photographies,etc.

III.2.Caractéristiques des caractères imprimés

Le texte imprimé est composé de caractères majuscules, minuscules, signes de ponctuation, chiffres regroupés en ligne, paragraphes en bloc, ils ont une certaine forme et de taille variée ; les unités qui sont les caractères nommés **fonte** ont leur attribut le nom **corps** qui correspond à la taille de ces fontes qui est déterminée par la hauteur totale des caractères les plus grands, plus les blancs de séparation avec les zones supérieures et inférieures ;sans oublier le style de l'écriture, et comme il existe plusieurs fontes pour un caractère on est obligé d'aller vers la standardisation des fontes. On donne trois types de fonte standardisés qui ont OCRA, OCR.B, OCR canadienne.

O.C.R.A 1960 ANSI	OCR.B 1965 ECMA	OCR CANADA
		

ANSI American National Standard Institute

ECMA Européen Computer Manufactures Association

Tableau1.1. quelques types de standardisation

II.3.Document manuscrit

L'écriture manuscrite comme la parole fait partie de nos modes d'expression les plus évolués en tous les cas les deux sont très complexes, c'est un moyen particulier de codage de l'information qui concerne nos idées, pensées, nos sentiments, d'une autre façon la reconnaissance de l'écriture en général possède deux caractéristiques : Un liée au scripteur par exemple vérifier une signature d'un auteur. L'autre liée au sens de ce qui est écrit (contextuelle).

III.3 .1.La nature de l'écriture

L'écriture manuscrite est réellement complexe et variable [CRE 04].

a.Variabilité propre au scripteur : cette variabilité traduit que l'écriture subit une légère (ou grande) modification avec le temps par rapport à ce que nous avons appris a l'école. Cette variabilité est bien attachée à la santé physique et la situation mentale du scripteur.

b.Variabilité intentionnelle : Elle traduit la tâche à effectuer pour rédiger une note c'est pas la même chose pour écrire un brouillon, il faut tenir compte de la différence entre une écriture rapide et une autre normale

c.Variabilité émotionnelle : Cette variabilité se traduit par une écriture compacte, rectrice, bien arrangée dans le texte, jolie ou non..... etc.

d.Variabilité circonstancielle : Comme on le sait, l'écriture subit une déformation provoquée par les conditions matérielles et physiques dans les lesquelles le texte à été écrit (plume de stylo, l'avant bras de scripteur, position de feuille ...etc.

e.Variabilité contextuelle : Cette variabilité est provoquée par le contexte lexical de chaque tracé, la forme d'une lettre et sa position dans un mot et sa place par rapport à la lettre voisine. Il existe ainsi une différence entre les écritures de scripteurs ce qui on appelle **inter scripteur** et une différence dans différentes écritures c'est-à-dire même scripteur **intra scripteur** figure (1.4)

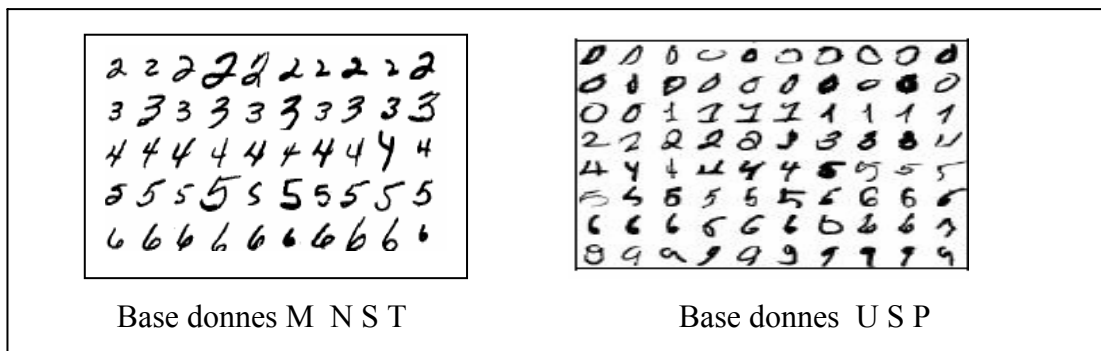


Figure1.4. Variabilité des chiffres manuscrits

III.3 .2 Réduction de la complexité d'écriture

On rappelle le type de l'écriture :

1–**Zonée** : le scripteur écrit dans des zones bien limitées.

- 2–Guidée : dans ce cas l'écriture est guidée par l'existence d'une ligne support.
- 3– omni scripteur ou multi scripteur
- 4–écriture libre

Classification de l'écriture d'après Mr. TAPPERT. Figure (1.5)

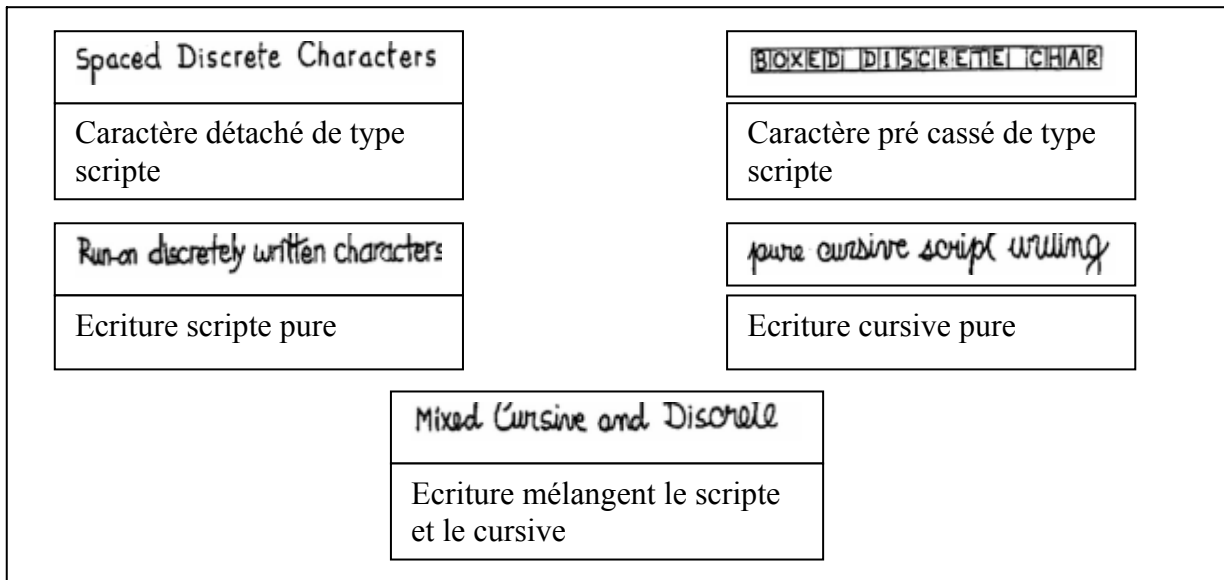


Figure.1.5 : Classification de Mr. TAPPERT attribuée aux contraintes du style de l'écriture

Jusque là nous avons montré le degré de complexité de document manuscrit ce qui le rend difficile à reconnaître par rapport au document imprimé , comme nous nous sommes intéressés aux chiffres manuscrits, leur saisie se fait selon deux modes hors ligne et en ligne .

III.3 .3 Modes d'acquisition (figure1.6)

a. Modes en ligne

Ici, l'information concerne la séquence temporelle de la position du stylo d'écriture, cette information additionnelle augmente la précision bien que souvent coûteuse. En temps de calcul ; la recherche sur les algorithmes de l'écriture en ligne est assez récente ;et il existe un format de données standard qui était proposé par Gayon.

b. Modes hors lignes

Ce mode s'appelle aussi statique où l'information se présente sous formes d'un ensemble de pixels qui représente l'image de texte aquis par une caméra C.C.D ou matricielle ou par un scanner ; cette image contient une quantité d'informations ;et l'épaisseur de tracé peut avoir plusieurs pixels.

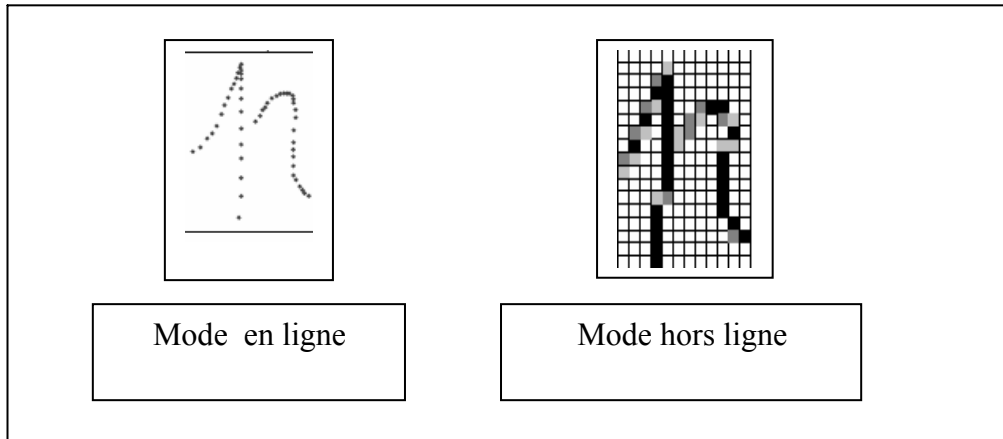


Figure1.6 : représentation de l'information en deux modes

III.3 .4.Taxonomie des méthodes d'extraction des caractéristiques

On présente dans ce tableau (1.2) les méthodes d'extraction de caractéristiques selon la représentation de l'image d'après Ayat [AYA 04].

Caractéristique	image de gris	image binaire	contour	squelette
Appariement	*	*		*
motifs déformable	*			*
transformation unitaire	*	*		
transformation log binaire	*	*		
moments géométriques	*	*		
moments de zernik	*	*		
ondelettes	*	*		
algébrique	*	*		
histogramme de projection		*		
masques	*	*		
profils de contour			*	
code de freeman			*	
spline			*	
descripteur d e fourier			*	*
descripteur graphique				*
zonage	*	*	*	*

Tableau1.2 : taxonomie des méthodes d'extraction des caractéristiques

.III.3 .5.Types de caractéristiques

.pour le cas des chiffres, on a trois types de caractéristiques [LUI 03].

- 1) **Type I : Le niveau de gris** : les valeurs de tous les pixels dans l'image sont représentées par un vecteur de taille (N), où (N) est le nombre de pixels dans l'image, il existe une méthode qui utilise cette approche : On introduit dans le réseau de Neurones les caractéristiques du pixel
- 2) **Type II** : les caractéristiques structurelles de l'image qui peut considérer la forme de caractère exemple (contour, point final, points de branchement, boucles) directions caractéristiques et autres.
- 3) **Type III** : sont les caractéristiques qui sont les résultats de la transformation globale sur l'image par application les transformations mathématiques, moments, descripteur de Fourier, transformée en ondelettes (**To**).

IV. Méthodes de reconnaissance

IV 1.Reconnaissance avec contrainte

Il y a plusieurs méthodes parmi lesquelles on trouve la méthode globale qui est basée sur :

- a)La méthode de corrélation :
- b) La méthode basée sur le calcul des moments successifs à différents ordres.
- c) La méthode basée sur la transformée de Fourier et Hadamard.

IV .2.Reconnaissance sans contraintes

a_ Méthode structurelle

Elle est appelée aussi approche syntaxique où le caractère doit être indépendant le plus possible de la variation du style et de taille ; on attribue une forme élémentaire appelée dans ce cas **primitive** .Lors de la reconnaissance on déduit le type de caractère à partir de ces primitives

b_ Méthode de texte :

Elle est basée sur l'intersection du caractère avec les droites horizontales, verticales, diagonales, ou mixte, mais cette méthode devient difficile pour la reconnaissance lorsque les classes

CHAPITRE I : ETAT DE L'ART

deviennent nombreuses. En effet Mr GAILLANT [GAI 75] a étudié cette méthode .Le taux de reconnaissance atteint varie entre (95%, 98%) selon les scripteurs avec une table d'apprentissage contenant (50) échantillons de chaque symbole.

c_ Méthode basée sur le prototype

La méthode est basée sur la décomposition du caractère en un groupe de primitives appelé prototype, avec un ensemble de règles utilisées pour spécifier les interrelations entre les primitives qui sont nécessaires pour reconnaître les caractères. Le tableau (1.3) donne un résumé des systèmes de reconnaissance d'après [LUI 03]

Auteur	année	rec %	err %	rejet %	pt %	bd	nombre i
Lee	1996	97.1	2.9			a	4.000
Gader&khabon	1996	96.3	1.0	2.7	98.9	a	10.000
Ha&bunkcheng&yan	1997	99.5	0.5			b	173.124
Hu&yan	1998	98.5	0.9	0.6	99.1	c	5.278
Hutte&al	1998	96.8	0.5	2.7	99.4	c	10.852
Oh&al	1998	94.8	0.5	4.7	99.5	b	53.324
Liu&nagawa	1999	97.8	2.2			a	2.000
Park&al	1999	98.4	1.6			a	53.301
Cai&liu	2000	98.2	1.8			b	2.213
Zhou&al	2001	98.4	1.6			d	2.000
Zhang&al	2001	90.0	1.0	9.0	98.9	a	10.000
Lu&al	2002	97.8	2.2			c	10.426
Lu&al	2002	96.4	3.6			b	10.000

Tableau 1.3.récapitulatif des systèmes de reconnaissance d'après [LUI 03]

Avec :

Rec : reconnaissance mesurée en pourcent (%)

Err : erreur mesurée en pourcent (%)

Rej : rejet erreur mesurée en pourcent (%)

Pt : poste traitement mesuré en pourcent (%)

Bd : base de donnée, Nombre I : nombre d'images de la base utilisée

a: CNEPARMI b :NIST SD3 c:NIST d:CEDAR

Il est noté qu'il n'existe pas de système idéal à la reconnaissance de manuscrits, il y a toujours un écart entre l'homme et les performances de la machine, exemple une secrétaire performante peut taper (85) mots par minute avec une moyenne de (3) erreurs par page. Pour

égaliser ces performances un systèmes d'OCR doit réaliser un score de **(99.9 %)** a la vitesse de **(5)** caractères par seconde [**ALB 95a**].

Nous donnons un exemple, tableau (1.4) de quelques systèmes de reconnaissance et leur performance sur des chiffres manuscrits écrit sur les chèques.

Systèmes	Classifieur	Re (%)	Err (%)	Test	BD	ANNEE
Lethier et al	RBF-TDNN	60	40	10.000	F	95
lee et al	ANN	72,7	27,3	127	B	97
Parascript	Matching	53	1,00	5000	A	97
Kaufman	MLP	79,3	20,7	1500	S	2000
Olivra et al	MLP	57,5	0,5	500	B	2002
Zhang	MLP	69,8	1,00	400	C	2002

-Tableau 1.4 : Les performances sur reconnaissance des chiffres manuscrits écrits sur les chèques

Re (%) : Taux de reconnaissance mesuré en pourcent (%)

Err (%): Taux d'erreur **mesuré** en pourcent (%)

Bd : base de données des chèques utilisés

F : Français, **B** : Brésilien, **A** : Américain, **S** : Suisse, **C** : Canadien

Après une étude publiée par MR BELAID [**BEL 03**], on donne la comparaison de trois **O.C.R** les plus universels et les plus performants, une étude est faite sur **(1000)** phrases (magazines, rapports journaux, lettres ; on trouve 280 erreurs sur différentes causes mais le grand défi c'est de rendre les ordinateurs proches des performances de l'homme .

Différentes causes d'erreur

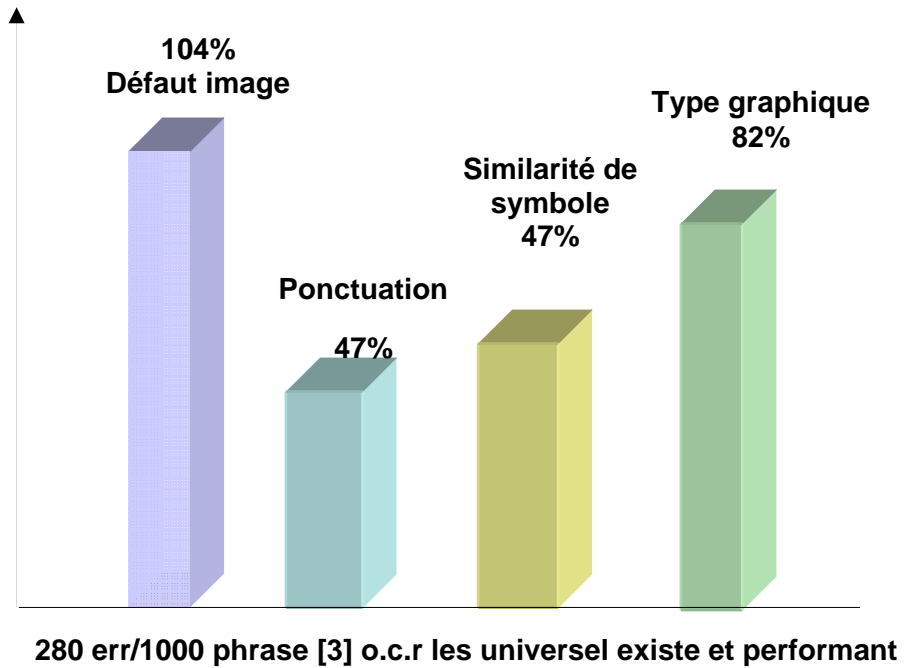


Figure 1.7 : Différents causes d'erreurs

V. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait l'état de l'art sur le domaine de l'écriture manuscrite en général, et les chiffres manuscrits isolés en particulier ; Ainsi nous avons démontré les problèmes liés à la complexité de la reconnaissance

Nous avons présenté dans les différentes sections de ce chapitre les méthodes utilisées et les stratégies appliquées

CHAPITRE II :

- **Notation empruntée au domaine du traitement de l'image**
- **Numérisation du document**
- **Binarisation et filtrage**
- **Analyse et interprétation**
- **Les approches de segmentation pour extraire les caractéristiques**
- **Conclusion**

I .Notation empruntée au domaine du traitement de l'image

Pour ce qui suit on introduit quelques définitions et notations empruntées au domaine du traitement d'image ; On désigne par traitement souvent appelé (prétraitement) un ensemble de méthodes dont l'objectif est : Soit de transformer les images en appliquant les opérations de manipulation de l'image produisant ainsi une nouvelle image ; Soit pour réduction de bruit par renforcement de l'homogénéité à l'intérieur de l'image ; améliorer la qualité d'image où préservation de la forme et renforcement de la séparation entre régions adjacentes.

I .1.Définition d'une Image

C'est une forme discrète d'un phénomène physique continu obtenu après discrétisation. Elle se présente le plus souvent sous forme d'un tableau bidimensionnel de vecteur à (N) composants [MAI 94] ; où (N) éléments représentés par [I (i,j)] ; où (i) indice de ligne , (j) indice de colonne et (I) l'information qui caractérise l'intensité lumineuse (couleur, ou niveau de gris) est portée et définie dans l'espace [O M]^P à (P) dimensions ce que l'on appelle codage (quantification sur n bits) avec $M= 2n-1$ [GER 01].

Au niveau informatique une image peut être représentée de différentes manières[GIL 01] ; Par exemple :

- **Pour une image binaire** $[0 .M]^P = [0 .M]^1$ les pixels de l'image I(i,j) prennent les deux valeurs (0) où (1) avec (P) prend la valeur 1 .

- **Pour une image en niveaux de gris** $[0 M]^P = [0 255]^1$

Les pixels de l'image peuvent prendre des valeurs entre deux nombres [0 255].

- **Pour une image couleur** $[0 .M]^P = [0 255]^3$ avec (P) prend la valeur 3.

L'avantage de cette forme codée est qu'elle occupe un espace assez faible de mémoire. Pour une image de texte manuscrit un gain (de 20 à 1000) par rapport à son image numérique selon sa nature et type ; un autre avantage très intéressant ; C'est que cette forme codée nous permet d'accéder a leur contenu ; et donne la possibilité de lecture, modifier et afficher ce qui est primordial pour le reste des opérations.

II .Numérisation du document

La phase de numérisation du document se fait par l'opération d'acquisition par une interface entre le système et le monde extérieur (entrée du système) [SOU 96] .Elle ne présente aucun pouvoir décisionnel mais conditionne les traitements ultérieurs, parce que les données acceptées par le système sont dépendantes de caractéristiques fournies par le moyen de numérisation.

II .1.Système d'acquisition

Actuellement on trouve de nombreux dispositifs d'acquisition, mais l'objectif de cette action est le passage d'une scène physique au format numérique observée ; L'évaluation de la qualité de ces dispositifs réside dans : résolution, rapport signal sur bruit, sensibilité spectrale, fonction de transfert, saturation.....etc. En effet, les organes essentiels sont : tablette graphique (pour acquisition en ligne), les scanners, et les caméras.

II .2.Les caméras

Elle sert pour la prise des images dans plusieurs domaines (cinématographie, biologie....)

Ces caméras doivent remplir plusieurs caractéristiques comme la réalisation d'un rapport signal sur bruit élevé ,la sensibilité, résolution en pixels (le nombre de point élémentaire présents sur C.C.D, temps d'intégration où le temps pendant lequel la surface sensible est exposée à la lumière avant le transfert, un autre point ;il existe un seuil pour le capteur où il accepte qu'une certaine densité de charges par unité de surface . ce phénomène peut risquer de modifier l'image par des zones très lumineuses ;on peut citer les types de caméras.

- les caméras à tubes
- les caméras C.C.D (charged coupled Device)
- les caméras numériques
- les caméras à infrarouge.

Le deuxième organe utilisé dans la numérisation du document sont les scanners, on détaille ce type de scanners parce qu'il à une large utilisation.

Le

II.3. Le scanner

Tout d'abord c'est un périphérique de l'ordinateur ; son principe de base de fonctionnement est le suivant : Il reçoit la lumière réfléchiée par l'image éclairée par une source lumineuse constante fournie par des tubes lumineux, ces rayonnements sont recueillis par un miroir ou lentille qui émet une tension proportionnelle à ce dernier, ensuite à l'aide d'un convertisseur, l'information électrique est transformée en une information numérique.

Il existe plusieurs types de scanner :

- 1--scanner à main
- 2--scanner à plat
- 3--scanner à diapositif.

Les scanners d'aujourd'hui sont des appareils dédiés à la saisie de document, ils sont munis d'un capteur C.C.D sensible à la lumière. Le scanner restitue la couleur diffusée par le document en tous points, la restitution mesurée à l'aide de deux quantités : La résolution exprimée en (PPP) et la dynamique étendue de la gamme de couleur ou de niveaux de gris que peuvent prendre les points.

Pour les applications à forte cadence d'acquisition il faut utiliser les scanners multi-niveaux à résolution suffisante.

Arrivés à ce niveau, des documents translatés du support papier vers un support numérique correspondent aux deux grands formats [MAN 92]

a- Format bitmap : Un format bitmap est l'enregistrement de la couleur de tous les pixels qui composent l'image, et suivant le type de codage des images, on peut discerner plusieurs formats « bitmap » par exemple format PCX, IMG, TIFF...etc.

b- Format vectoriel : Un format vectoriel se présente comme une sorte de programme qui décrit vectoriellement l'image, les formats vectoriels les plus connus sont : EPS, CGM HPGL,... etc.

Notre image appartient au premier format qui est plus apte à la manipulation informatique: Image du type (*. JPEG ; *.BMP).

III. Binarisation et filtrage

La suppression du bruit avant la binarisation est une recommandation classique, par exemple pour le chiffre manuscrit du montant des chèques il faut tout d'abord éliminer le fond des chiffres manuscrits par un simple seuillage basé sur le calcul de l'histogramme de l'intensité de l'image après une transformation de l'image couleur vers une image à multi niveaux de gris.

III .1.Binarisation

La plupart du temps elle est réalisée électroniquement dans les scanners par un seuillage unique pour une page de texte. Ce type de seuillage ne donne pas une nette image (séparation entre (fond/ objet)).et entraîne une perte importante de l'information surtout pour des documents anciens.

Classiquement, en traitement d'image de documents la détection du seuil de binarisation qui est une valeur qui maximise la variance interclasse permet de bien mettre en évidence le rapport de principe de coopération entre segmentation et binarisation qui peut être similaire a une macro segmentation d'une image multi niveaux de gris.

Donc la binarisation consiste à renforcer le contraste jusqu'à saturation complète. Les seuls niveaux retenus après cette opération sont alors le blanc et le noir.

Pour calculer le seuil de binarisation il existe plusieurs méthodes.

a -Binarisation globale

On trouve deux méthodes soit par **aspect visuel** comme dans notre cas où nous choisissons une valeur de seuillages (s) suivant l'aspect visuel de l'image résultante. Ou par **seuillage automatique** : Cette méthode est réalisée en calculant l'histogramme de l'image du niveau de gris et on choisit le seuil (s) au fond de la vallée qui sépare les deux Pics successifs un correspond au (fond), et l'autre a (l'objet).Ce seuil est comparé pour chaque valeur de pixel de l'image s'il est inférieur prend la valeur (0) sinon il prend la valeur (1).

Cette méthode reste applicable pour des documents simples et de bonne qualité.

Le calcul de l'histogramme n'est qu'une représentation de :

- la distribution du niveau de gris de l'image traitée
- dynamique réelle de l'image (nombre réel de niveaux de gris utilisés)

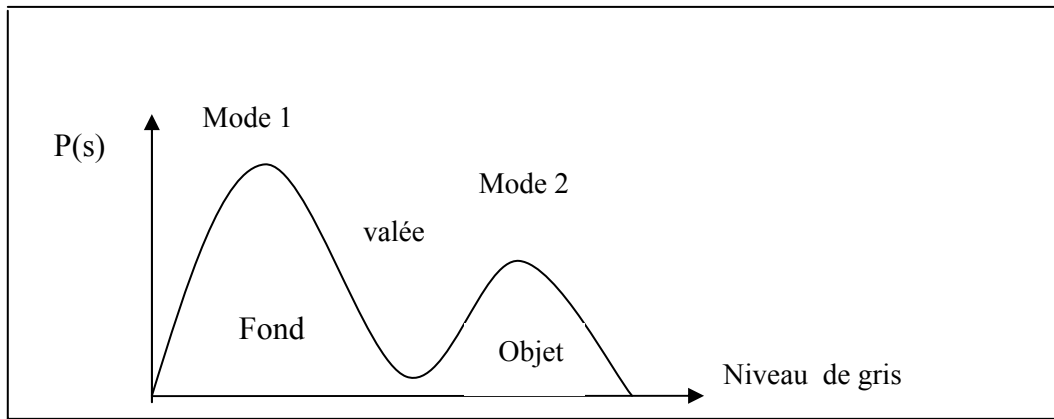


Figure2.1 histogramme de l'image

Cette fonction s'attribue aux transformations ponctuelles, elle agit sur chaque pixel et le modifiée indépendamment de son voisin ; les étapes de calcul sont données par le tableau (2.1).

Soit $r =$ niveau de gris de pixel de l'image r appartient à $[0,1]$ réel on définit les transformations suivantes

$S=T(r)$

$T(r)$ monotone & $T(r)$ appartient à $[0,1]$.

$P(s) = Pr(r) / (dr / ds)$.

Pour l'égalisation de l'histogramme on cherche la transformation T tel que $Ps(S) = 1$.

Tableau2.1. méthode de Calcul de histogramme

b- Binarisation par zone d'intérêt

Cette méthode permet de considérer chaque zone d'intérêt comme une sous image en niveau de gris les seuils de binarisation sont aussi définis très finement sur le seuil information pertinente.

En effet un document postal est un cas des images citées possédant plusieurs gammes de variations de niveau de gris. L'application de la méthode permet d'affranchir le bruit causé par le scanner (reflet de plastique transparent) et bien appliquée lorsque le nombre de pixels (objet) n'est plus négligeable devant le nombre de pixels de fond , Deux classes sont faciles à séparer [DEF 95] et la technique fondée sur la méthode proposée par N. OTSU en 1979 [OTS 79] nécessite un calcul préalable d'un histogramme suivi d'une séparation en deux classes C_1 et C_2 ; il est assez simple d'étendre cette méthode à un nombre de classes plus élevé

c- Binarisation locale

Ces méthodes sont proches du traitement de signal, elle réside dans le calcul d'un seuil pour chaque pixel en fonction de l'information contenue dans son pixel voisin en utilisant une fenêtre glissante et application des opérateurs locaux.

Enfin cette étape de binarisation peut réduire certain type de bruit comme les pixels noirs isolées.

III.2 .Normalisation

Comme la taille varie avec le style de chiffre manuscrit pour chaque scripteur on trouve que l'étape de normalisation est nécessaire, après la segmentation tout en conservant l'aspect initial du caractère parce que les tailles des images de caractère segmenté sont différentes, encore pour éliminer les impacts de rotation, translation, facteur d'échelle pour l'extraction de certaines caractéristiques.

Dans les travaux de RAFAEL [RAF 03], il a montré que le résultat dépend de l'ordre d'utilisation de cette méthode dans la phase de prétraitement figure (2.2)

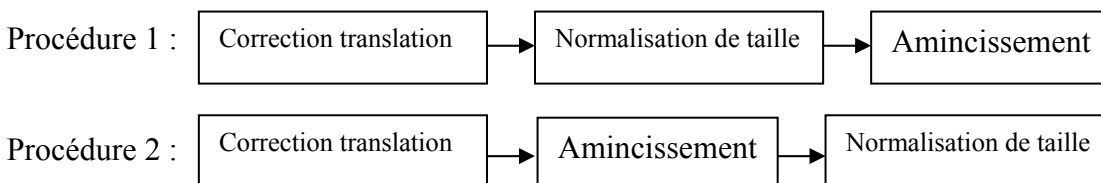


Figure 2.2 :L'importance du choix l'ordre de l'étape normalisation

- la comparaison du temps d'exécution des deux normalisations sur 60000 images de chiffres manuscrits de la base de données NIST (National Institute Standard and Technology) en utilisant Matlab donne un temps moyen de **(0,54 s)** pour la première procédure, et environ **(1,83 s)** pour la deuxième, ça résulte du fait que l'application des Algorithmes d'amincissement est très rapide sur des images de taille faible.

Après l'issue d'un organe de numérisation, l'image produite présente avec elle des événements inattendus tels que les bruits, modification de l'image, distorsion géométrique. Pour corriger ces effets, un filtrage de l'image est nécessaire.

III.3.Filtrage

a- Filtrage linéaire

Filtrer linéairement en traitement du signal c'est réaliser l'opération de convolution, élimination des composantes ayant certaines caractéristiques fréquentielles et préservation des autres. Un filtre linéaire est défini par le fait qu'il satisfait au principe de superposition, il est décrit par les coefficients de sa réponse impulsionnelle, dans le cas des images, le filtrage linéaire est une extension au signal bidimensionnel des méthodes du traitement de signal. Pour le lissage les filtres linéaires sont essentiellement utilisés pour leurs propriétés de séparabilité et de dérivabilité, ils sont utiles pour la détection de contours. Les trois classes de filtres linéaires les plus connues sont le filtre moyenneur, le filtre gaussien et le filtre exponentiel, ces méthodes sont très simples à mettre en œuvre, mais leur inconvénient majeur réside dans l'introduction d'un effet flou, les contours sont dégradés ; il y a un compromis entre filtrage et dégradation, ce problème peut être contourné en utilisant des filtres non linéaires.

b- Filtrage non linéaire

La réduction du bruit par les méthodes de filtrage linéaire provoque un étalement des transitions entre régions, rendant la détection de contours plus délicat . Les filtres non linéaires peuvent remédier à cela en introduisant des statistiques locales (filtrage d'ordre) ou des transformations numériques globales non linéaires (filtrage homomorphique) ou encore des opérations géométriques locales (filtrage morphologique) [**MAT 99**]

c- Filtrage morphologique

C'est une opération local qui ne tient compte que des voisinages de points sur une image binaire ; un élément structurant qui est une fenêtre carrée de (3 x 3) et l'opération logique appliquée sur des points isolés par cette fenêtres. Le résultat d'une transformation morphologique est de même nature que l'objet sur lequel elle s'applique ,Soit le (et) logique (min) pour l'opération **érosion** ; et le (ou) logique (max) pour l'opération **dilatation**. L'opération que nous effectuons sur les caractères est une opération classique appelée **ouverture** qui est une opération de dilatation suivie par une érosion.

Cet opérateur d'ouverture permet de reconnecter les parties de l'objet ou d'un contour qui est déconnecté. Pour son dual opérateur fermeture qui est une érosion suivie par une dilatation

permet de réduire certain type de bruits (suppression de quelques point isolés) c'est-à-dire un point éliminé par l'érosion ne peut pas être reconstruit par dilatation alors qu'une zone formée de plusieurs points connectés est réduite par l'érosion puis approximativement reconstruite par dilatation.

Pour ce type d'opération il faut manipuler soigneusement lors de son application parce que certains détails pourraient être éliminés (taille de l'objet).

Cette opération de filtrage peut être opérationnelle et prend en considération L'état du document et les organes d'acquisition [HAM 99].

IV. Analyse et interprétation

L'analyse de l'image abordée par les mathématiciens est récente. elle date de 1967 mais elle est présentée avant par le géologue A DELESE en (1948) qui à montré par une coupe de deux dimensions (image) que l'aire occupée par une section quelconque d'une agglomération est égale au volume occupé par le constituant dans la masse rocheuse. Après l'apparition de moyens informatiques qui ont ouvert la perspective d'image digitalisée, les méthodes d'analyse se sont plus développées.

Aujourd'hui, l'analyse de document est un champs d'application compte tenu de la quantité énorme de documents produits par l'activité humaine l'utilisation effective de systèmes d'analyse de document papier dépend évidemment de la capacité de localiser les zones informatives et leur reconnaissance [DEF 95].

IV.1. Notion de segmentation

La méthode la plus simple comme nous avons vu dans la première partie concernant la section de traitement; que les méthodes de binarisation elle est classée comme une **macro segmentation** qui sert à séparer les images en plusieurs parcelles connexes.

Mais dans la réalité la segmentation est une opération qui reste complexe comme l'a dit K.M Sayre [SAY 73] « **faut il segmenter pour reconnaître ?? où reconnaître pour segmenter ??** ».

IV.2. L'objectif d'une segmentation :

L'objectif d'une technique de segmentation repose sur sa stratégie de décision finale, la littérature se réfère généralement à trois types [OLI 06].

- a) segmentation puis reconnaissance
- b) segmentation basée sur la reconnaissance
- c) segmentation implicite

La première technique sert à fournir une suite de sous séquences distinctes où chacune est sensée contenir une entité correctement isolée, et alimente le module de reconnaissance qui permet la reconnaissance globale de l'image.

La deuxième technique peut être basée sur un formalisme probabiliste à partir duquel la décision finale doit être le meilleur score de segmentation reconnaissance

Dans la troisième technique, le module de reconnaissance est entraîné sur les particularités de la segmentation par exemple une classe spécifique détermine deux caractères classés en deux classes « OO ».

IV.3.Méthode descendante

Elle englobe des méthodes de lissage basées sur le noircissement de l'espace blanc sur chaque ligne et faire un seuillage. On trouve aussi la méthode de projection fondée sur la présentation de texte sous forme de lignes parallèles et régulièrement espacées. Les méthodes (x,y) cut sont les méthodes de projection récursive et alternative de l'image texte.

IV.4.Méthode ascendante

Elle analyse les composants connexes et réalise la fusion de ces composants par connaissance a priori ou à partir d'un calcul statistique sur les espacements des images.

On trouve une application proposée par Mr BELAID et T.A KINDEL en 1994 [BEL 03] qui est une amélioration de la méthode (x,y) cut.

Pour le cas des chiffres manuscrits, la segmentation en caractères est relativement simple ; puisqu'on part de l'acquisition d'une image qui contient des composants connexes parfaitement isolés ; et leur segmentation en ces entités des chiffres isolés se ramène à appliquer la

méthode de Hammami [HAM 98] en effectuant une segmentation horizontale et verticale pour un but de localiser les début des lignes et les colonnes pour chaque imagerie obtenue.

V. Les Approches de segmentation pour extraire les caractéristiques

On trouve trois approches pour extraire les caractéristiques.

1-Approche région

2-Approche contour

3-Approche mixte

Pour l'approche contour elle fait appel à des notions d'extraction de contour et squelettisation

V.1.Extraction de contour

Le contour dans une image $I(x,y)$ est un lieu de forte variation entre régions ; ce qui implique l'estimation de gradient pour extraire le contour .Voici les principales méthodes de détection de contour [MAI 05].

a- Filtres différentiels du premier ordre

Cela revient à l'application des masque de convolution de Perwitt, Sobel, Robert ...etc qui sert à calculer le gradient de l'image dans les deux sens (x,y) .Ensuite on fait un seuillage sur le module de l'image composée des deux images de gradient, ce seuillage permet d'obtenir une image binaire

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

Noyau de Sobel X

-1	0	1
-2	0	2
1	0	1

Noyau de Sobel Y

Figure2-3 noyau de Sobel

b- Filtres différentiels du second ordre

Une image de contour est obtenue par les opérateurs différentiels du seconde ordre ; par exemple un filtre laplacien est un opérateur différentiel de second ordre qui utilise la dérivée seconde pour la détection de contour [MOU 94].

Dans le cas où la forme à reconnaître ne dépend pas de l'épaisseur du tracé de l'objet, une opération de squelettisation qui a pour but de réduire l'épaisseur à un pixel est nécessaire

V.2. Les méthodes de squelettisation

Elles peuvent être classées en quatre catégories [EMM 03] :

- 1- algorithmes d'amincissement morphologique,
- 2- algorithmes calculant le squelette d'un objet 0 partir de sa carte de distance,
- 3- algorithmes basées sur la simulation de la propagation du feu de prairie,
- 4- algorithmes calculant le squelette à partir du diagramme de Voronei de l'objet.

a- Extraction du squelette

Il est évident que le squelette d'un objet est une forme mince de l'objet caractérisant sa géométrie [FER 96]. Plusieurs techniques sont utilisées pour approcher le squelette d'une forme (S). On cite deux techniques :

1- Axe médian

Extraction du squelette déduit par l'extraction de l'axe médian qui représente la trace des disques maximaux entièrement contenus dans une région. Cette méthode est utilisée pour la première fois par Blum en 1967 [LIN 04].

Principales propriétés de l'axe médian :

- La non minimalité
- La déconnexion
- L'épaisseur.

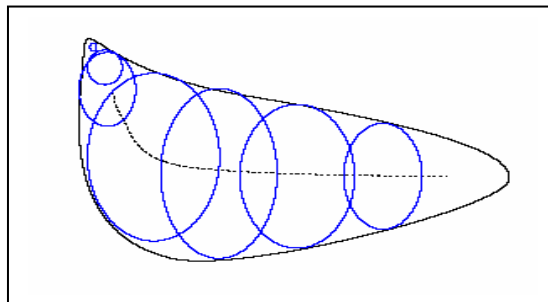


Figure2-4 :l'axe médian est le centre des boules maximales

2- Amincissement

Extraction du squelette par la méthode de l'amincissement répétée qui correspond grossièrement à une érosion qui conserve les structures des formes et connexion entre formes. L'amincissement s'arrête lorsqu'il n'y aura plus de modification [BRO 04].

CHAPITRE II : TRAITEMENT ET ANALYSE

Pour cette méthode, il n'y a pas dans la littérature une définition exacte de l'opération d'amincissement. Toutes les différentes méthodes d'amincissement produisent des différents degrés de déformation du squelette [ZHA 84].

Nous utilisons, pour extraire le squelette, l'algorithme de ZHANG

b- Algorithme d'Amincissement [ZHA 84]

Cet algorithme conserve l'essentiel de l'information dans le squelette, de plus il est rapide, les étapes de réalisation de cet algorithme se résument comme suit :

Première passe

Sachant qu'un point de contour est un point qui prend la valeur un (1) et qui possède au moins un des voisins avec la valeur zéro (0).

En appliquant sur tous les points de contour ; on force un point à zéro (0) si les conditions suivantes sont toutes vérifiées figure (2.6) :

(a)* $N(P_1) \leq 2$.

(b)* $S(P_1) = 1$.

(c)* $P_2 * P_4 * P_6 = 0$.

(d)* $P_4 * P_6 * 8 = 0$.

Avec : P_1 : est un point de contour.

$N(p_1)$: nombre de pixels ayant des valeurs de (P_1) .

$S(P_1)$: nombre de transitions (0-1) dans l'ordre P_2, P_3, \dots, P_9 .

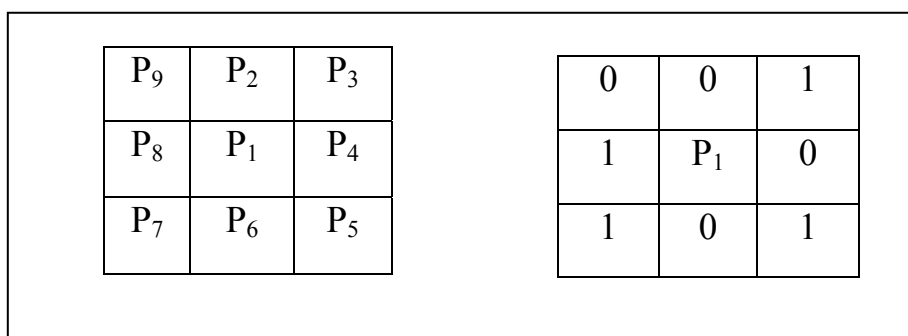


Figure2.5 : Illustration des 8 voisins de (P_1)

Deuxième passe

On applique la deuxième passe sur tous les points de contour, on conserve les conditions (a) et (b), mais les conditions (c) et (d) deviennent :

$$(e)^* P_2 * P_4 * P_8 = 0.$$

$$(f)^* P_2 * P_6 * 8 = 0.$$

Ces deux passes sont appliquées itérativement à l'image jusqu'à ce qu'il ne reste aucun point à supprimer, ce qui termine l'algorithme en donnant à la fin le squelette de l'image. On trouve les résultats de l'application sur des images de chiffres manuscrits au chapitre V.

1- Illustration des phases de déroulement de l'Algorithme

On présente dans la figure 2.6 les séquences de déroulement de l'Algorithme d'amincissement de ZHANG où les pixels noirs sont les points qui doivent être supprimés [HAN 02].

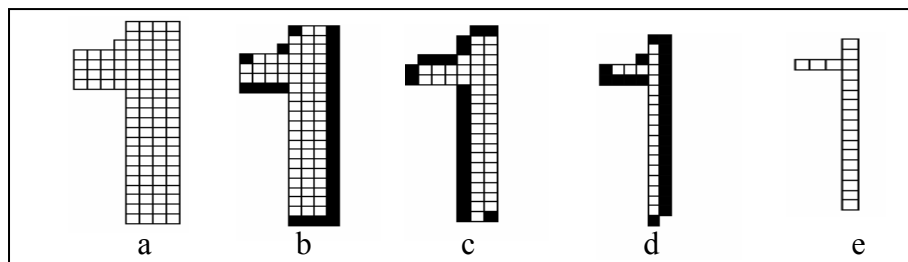


Figure 2.6 : Les phases de déroulement de l'algorithme de ZHANG [HAN 02]

a- image originale

b- image résultante de la première passe pour la première fois.

c- image résultante de la deuxième passe pour la première fois.

d- image résultante de la première passe pour la deuxième fois.

e- image squelette obtenue à la fin de l'algorithme.

2- Les avantages de cet algorithme

- Il garde la forme et ne présente aucune discontinuité.
- C'est l'un des algorithmes les plus rapides.

3- Les inconvénients

- Cet algorithme conduit parfois à un squelette dont l'épaisseur est supérieur à un pixel.
- Enfin, cet algorithme est jugé le meilleur car il donne de bons résultats. [SEB 05].

c- Propriétés du squelette

- Le squelette est invariant par translation, rotation,
- Le squelette est mince et d'épaisseur environ un pixel.
- Dans le plan, le squelette a le même type homotopique de la forme.
- Le squelette présente un peu de sensibilité au bruit qui génère une légère déformation.

VI. Les différentes représentations des régions et de contours

Le problème posé maintenant est : comment représenter les régions et les contours. La réponse est simple, on caractérise les données en redimensionnant la taille du problème en décrivant la donnée par quelques caractéristiques qui soient discriminantes le plus possible. L'analyse porte sur un espace de mesures qui représentent les mesures pertinentes, limitées, mais qui reflètent l'entité de la forme et qui permettent de représenter chaque classe de façon aussi unique que possible. On trouve pas mal de représentations géométriques, topologiques, statistiques etc.

On peut citer quelques types de représentations [LON 98] :

- Code de Freeman
- Descripteur de Fourier
- Longueur, périmètre, aire, surface, compacité.
- Concavité, convexité.
- Point d'intérêt.
- Moments
- Recensement d'extrémité, intersection.
- Relation angulaire, point de rebroussement, point d'inflexion.

En général, ces représentations doivent être simples, représentatives, robustes aux changements, aux déformations, et aux bruits.

Les meilleures représentations sont celles qui font la distinction entre les objets qui présentent le plus de similarité.

L'ensemble de ces mesures constitue un vecteur d'attributs. Au lieu d'alimenter le module de reconnaissance avec l'image elle-même, on l'alimente par ce vecteur.

VII. Conclusion

Le traitement et l'analyse de l'écriture manuscrite fait actuellement encore l'objet de nombreuses recherches où la reconnaissance hors ligne n'est pas applicable à une écriture libre étant donné le problème de segmentation évoquée à la section analyse où les chercheurs ont passé des années à rechercher des méthodes optimales, mais enfin ont compris que la segmentation idéale n'existe pas ; une bonne méthode de segmentation sera donc celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation.

CHAPITRE III :

- **Extraction des caractéristiques**
- **Différents niveaux de représentation**
- **Moments de projections**
- **Représentation d'un squelette**
- **Segmentation du squelette**
- **Procédure d'extraction des primitives structurelles proposée**
- **Conclusion**

I. Extraction des caractéristiques

Tout système de reconnaissance ou de classification, qui traite des données réelles comme des images ou encore des signaux acoustiques, doit passer par une phase d'extraction de primitives ou caractéristique [FRE 03].

Cette phase critique, est considérée comme l'un des problèmes posés lors de la construction d'un système de reconnaissance, parceque la majorité des techniques d'extraction des caractéristiques s'accompagnent d'une perte d'information irrémédiable.

Pour notre cas, la reconnaissance des chiffres manuscrits, les données à traiter sont des imageries (matrice de pixels) et cette représentation de l'information n'est pas la plus adaptée par la plupart des systèmes de reconnaissance.

Avant d'entamer notre proposition nous décrivons les différents niveaux de représentation de l'information citée par Davidmaar.

II. Différents niveaux de représentation

Le premier modèle unificateur de la vision comme science et comme discipline de génie, a été posé par l'approche classique de Davidmaar ou il a annoncé les démarches principales appliquées à tous les systèmes visuels et la méthodologie de travail pour concevoir et produire des systèmes artificiels

Le paradigme de David MAAR donne trois niveaux de représentation :

Niveau 1 : Information extraite de l'image par exemple : arrêtes, variation d'intensité, groupes de points frontières, lignes visuellesetc.

Niveau 2 : Orientation locale de la surface observée.

Niveau 3 : Dèscription (Hiérarchique) de la forme de l'objet.

II.1. Pouvoir de la représentation

Les performances d'un classifieur, dépendent directement du choix du vecteur d'attribution qui contient :- Un maximum d'informations pertinentes.

-Un vecteur de nombres nominaux de paramètres

Un bon choix de ce vecteur est nécessaire pour un système de reconnaissance .Et cela pour :

-Pouvoir discriminer l'ensemble des caractéristiques.

-Rassembler les objets appartenant à une classe dans une même partition de l'espace de représentation ; tous en mettant en écart autant que possible les autres

Du ce fait, le premier objectif pour notre travail est le choix d'une représentation interne de la forme avec un minimum de redondance et d'ambiguïté pour faciliter la tâche des algorithmes du

traitement d'image essentiellement aux apprentissages et reconnaissances ; et servent à l'augmentation de la robustesse des systèmes de reconnaissance.

Il existe cependant plusieurs méthodes de représentation nous citons trois types de représentation pour notre étude :

a- Calcul statistique

Extraire des différents moments d'ordre mathématique sur un histogramme de projection d'une image binaire (moments géométriques).

b- Une description symbolique

Sous forme d'une chaîne de Code de Freeman sur le long du squelette d'une forme.

c- Description par codage d'un squelette

On peut décrire le squelette d'une forme segmentée en structure élémentaire par code.

Notre objectif c'est l'étude du choix d'une telle représentation d'information pour améliorer les performances des systèmes de reconnaissance en temps d'exécution, en taux de reconnaissance, en taille de vecteur de paramètres ...etc.

III. Moments de projection

Dans le cas général, les moments définissent une quantité numérique d'une distance par rapport à une référence ; soit au point où un axe. La description par les moments utilisés dans les statistiques et la mécanique pour caractériser la distribution de la variable aléatoire et caractérise la forme par la distribution spatiale de la masse [SAN 00].

Par analogie, si on considère maintenant que l'imagette obtenue qui contient une seule forme d'un chiffre isolé est une image binaire de taille normalisée qui décrit par une fonction caractéristique $F(i-j)$ où les pixels non nuls étant ceux couverts par la forme (Figure.3.1) nous effectuons les différents moments mathématiques sur les différentes projections de l'image binaire.

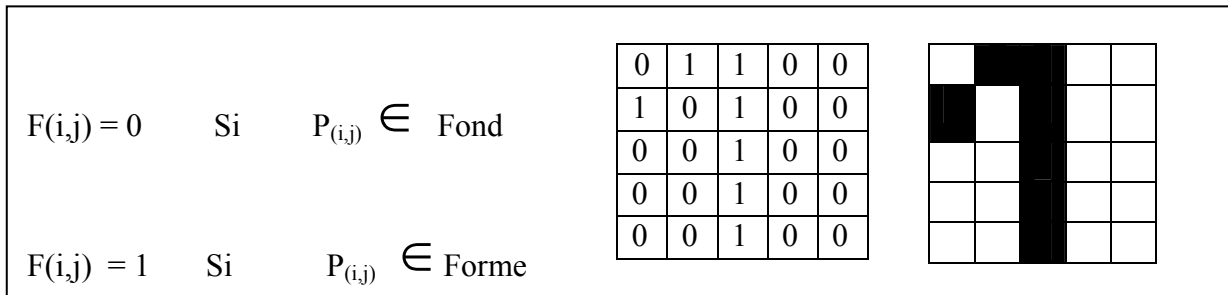


Figure 3.1 : Exemple illustratif d'une imagerie binaire

III.1. Définition d'une projection

Une projection d'une image binaire $I(i,j)$ sur un axe suivant une orientation sert à calculer la somme de valeurs de pixels $I(i,j)$ selon une direction donnée.

Dans cette partie on a effectué le choix de calculer les différents moments selon les projections horizontales, verticales, diagonales 45°, diagonales 135°. Cette technique de projection appelée la méthode VH2D (verticale horizontale deux diagonales) été proposée par Cheng et Xia [BAG 05].

III.2. Méthode de calcul de projection

a- Projection verticale

La projection verticale d'une image $I = (x y)$ de dimension $(N \times N)$ représentant un caractère est notée par :

$$P^v = [P_1^v, P_2^v, P^v \dots P_1^v] \text{ OU}$$

$$P_y^v = \sum_{x=1}^N i_{xy}$$

b- Projection horizontale

La projection horizontale d'une image I de dimension $(N \times N)$ représentant un caractère est notée par :

$$P^H = [P_1^H, P_1^H, P_3^H, \dots P_N^H] \text{ où}$$

$$P_x^H = \sum_{y=1}^N i_{xy}$$

c- Projection sur la diagonale (45°)

La projection diagonale d'une image I de dimension (N x N) représentant un caractère est dénotée par :

$$\begin{aligned}
 P^{d_2} &= [P_1^{d_1}, P_2^{d_2}, \dots, P_{2N-1}^{d_1}] \quad \text{où} \\
 P_m^{d_1} &= \begin{cases} = \sum_{\ell=N-n+1}^N \sum_{k=1}^m i_{\ell k} & \text{avec } (i = m \leq N) \\ & \& (\ell = k + N - m) \\ = \sum_{\ell=1}^{2n-m} \sum_{K=m-N+1}^N i_{\ell k} & \text{avec } (N+1 \leq m \leq 2N-1) \\ & \& (\ell = k + N - m) \end{cases}
 \end{aligned}$$

d- Projection sur la diagonale (135°)

La projection diagonale d'une image I de dimension (N x N) représentant un caractère est dénotée par :

$$\begin{aligned}
 P^{d_2} &= [P_1^{d_2}, P_2^{d_2}, \dots, P_{2N-1}^{d_2}] \\
 P_m^{d_2} &= \begin{cases} = \sum_{\ell=1}^m \sum_{K=n}^m i_{\ell k} & \text{avec } (1 \leq m \leq n) \\ & \& (k = m - \ell + 1) \\ = \sum_{\ell=m-N+1}^N \sum_{K=m-N+1}^N i_{\ell k} & \text{avec } (N+1 \leq m \leq 2N+1) \\ & \& (k = m - \ell + 1) \end{cases}
 \end{aligned}$$

III.3. Extraction des paramètres de projection

Les moments de projection et les moments invariants ont connu une large utilisation dans le domaine de reconnaissance de Forme, l'utilisation des projections, dans un premier temps, pour l'imprimé à été généralisé aux caractères chinois, arabes et maintenant au manuscrit, [LUC 99], d'où il existe une relation entre le calcul des moments de projection et les moments invariants.

a- Relation entre les moments de projections et invariants

Ces deux méthodes sont utilisées pour la description des propriétés d'une image, il y a une interaction entre le calcul des moments de projection et les moments invariants d'une image ,on cite par exemple : Les moments invariants (μ_{po}) et (μ_{oq}) sont équivalents au moments (\mathbf{m}_{ox}) et (\mathbf{m}_{oy}) de projection sur l'axe (ox) et (oy) respectivement ,nous présentons ce tableau qui résume la relation entre les deux moments .

Q	0	1	2	3	N						
P							$\Leftrightarrow my$					
0	μ_{00}	μ_{01}	μ_{02}	μ_{0n}		0	m_0	m_1^y	m_n^y
1	μ_{10}	μ_{12}	μ_{13}					1	m_1^x			
.	.							.	.			
.	.							.	.			
.	.							.	.			
.	.							.	.			
.M	μ_{m0}			μ_{n3}		μ_{Nm}		M	m_M^x			

\updownarrow
 m_x

$m_0 m_1^y \dots m_n^y$: Moments de projectionsur (Oy)
 $m_0 m_1^x \dots m_m^x$: Moments de projectionsur (Ox)

Tableau 1.1 : Relation entre les moments de projection et invariants

b- Les démarches d'extraction des paramètres de projection

Si on considère maintenant ; que la projection d'une image binaire sur un axe est une probabilité de distribution, les propriétés peuvent être décrites en utilisant les mesures statistiques. Les moments d'ordre (r) sont calculés en utilisant la formule :

$$\mu_r = \sum (x_i - \bar{x})^r \text{Pro} (X) dx \dots\dots\dots [\text{BJA } 02]$$

Ou μ_r : moment d'ordre (r) de la projection.
 Pro (X) : la valeur du projection $P(x_i) = \text{Prob} [x-x_i]$
 \bar{X} : valeur moyenne $\bar{X} = \sum X_i P (X_i)$.

Ainsi les paramètres normalisés, sont calculés à partir de l'ordre 2,3,4 sur les quatre directions de projection horizontale, verticale, et les deux diagonales.

Pour obtenir les mesures du Kurtosis et Skewness ces deux mesures ont trouvé leurs applications dans les travaux de **Madhnapithy**

Les caractéristiques sont comme suit :

- 1) Mesure de la variance : $\sigma = \mu_2$.
- 2) Mesure de Kurtosis : mesure l'aplatissement d'une distribution $K = (\mu_4) / (\mu_2)^2$.
- 3) Mesure de Skewness : mesure d'asymétrie d'une distribution $S = \mu_3 / (\mu_2)^{1.5}$.
- 4) Mesure Skewness Kurtosis normalisée qui $\mu_3 / (\mu_4)^{0.75}$ relie la symétrie avec l'aplatissement d'une distribution

Avec cette méthode, nous avons obtenu quatre (4) caractéristiques pour chaque projection d'où on tire un vecteur de caractéristiques, de dimension $4 \times 4 = 16$ seize paramètres qui va alimenter notre module de reconnaissance.

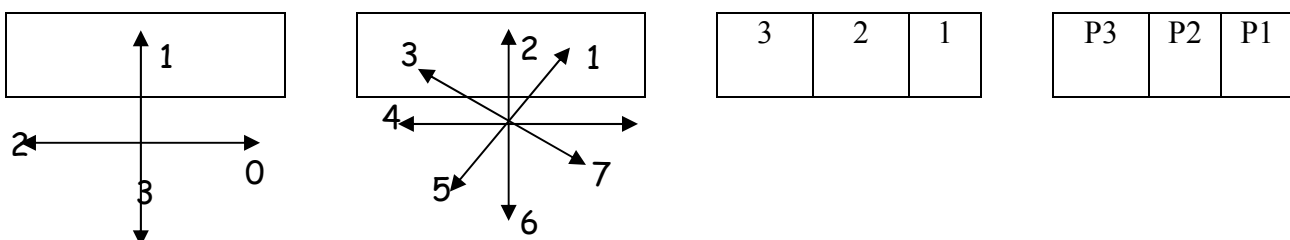
IV. Représentation d'un squelette

Lorsque les objets sont représentés par leurs squelettes ou leurs contours, ils peuvent bien représenter plus efficacement que leurs images globales qui contiennent des pixels noirs et blancs, la méthode la plus connue est celle du codage par chaîne de Freeman [RAN 03].

IV.1. Codage du tracé d'un squelette

L'image est une discrétisation uniforme ; de cette propriété le tracé du squelette est obtenu à partir d'un suivi du chemin, la représentation d'un trace du squelette en des codes se fait à partir d'un point de référence ; puis à coder le déplacement à faire pour passer aux pixels suivants de trace du squelette et ainsi de suite.

La direction du tracé est suffisante pour définir la forme du squelette, le code le plus célèbre est le code de Freeman [GAS 04] de 8 huit connexité (4connexité) on présente dans les figures (3.2 a-b) les huit directions possibles ; ainsi que le numéro associé permettant de coder le passage d'un point vers l'autre un exemple est démontré sur la figure (3.2.c) et montre la chaîne de Freeman pour coder le squelette à partir d'un pixel vers le pixel voisin par exemple si le pixel courant noté(x) comme dans les figures(3.2.d) et (p2) est le Prochain pixel sur le squelette le code de la chaîne sera un (1)



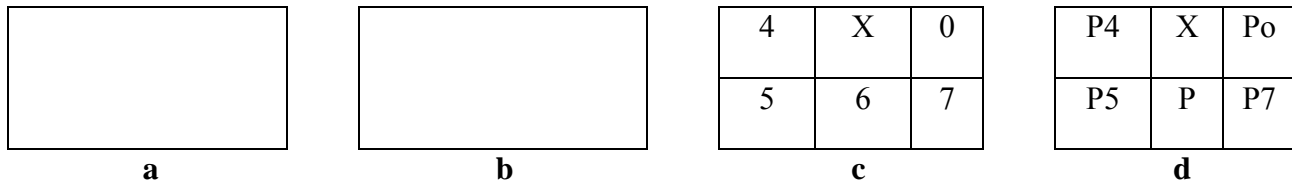


Figure 3.2 : Méthode de codage avec code de Freeman

a- Code de Freeman sur 4 conexité **b-** Code de Freeman sur (8) conexité **c-** Direction d'un pixel centré dénoté (X) vers chaque pixel voisin 8 conexité **d-** Chaîne de Freeman pour coder le tracé d'un squelette

IV.2. Description exacte d'une courbe par code de Freeman

- C'est une technique de représentation de direction, où on code la direction sur (08 huit connexités) ou (4 quatre connexités) la description se fait :

- description de la position du premier point de la courbe
- définir un sens de parcours de la courbe.
- Codage de l'orientation de chaque segment de droite constituant le contour.

a- Algorithme de code de Freeman [HEN 02]

On associe à chaque déplacement élémentaire (vers un des voisins de 08 connexité suivant un code de valeur (0 ÷ 7)).

Algorithme : (Pour un contour)

Parcouru de l'image de haut vers le bas, et gauche vers droite pour trouver le 1^{er} point du contour) /* soit (P.) le point dans la direction dir ; = 4 on trouve un point de fond la chaîne des directions est stockée CH*/.

- **Si** tous les voisins de (Po) sont dans le fond .

Alors Po est un Point isolé.

Sinon :

/* soit (s) le site courant et (t) le site suivant ; dire la direction à partir de laquelle on est sur de trouver un point de fond à partir de S*/.

Début :

Fin := Faux ; t = [0,0], dir. := 4 ;

$k = 1$; tant que non fini faire.

Début :

Tant que $t \neq$ objet faire

Début :

Dir : $= (\text{dir} + 1) \bmod (8)$

Calcul le nouveau site (t) à partir de (s) et (dir) ;

dir init $= (\text{dir} + 5) \bmod (8)$

Fin.

Si (t) est le deuxième point

Alors mémoriser (t) dans (p1) ;

Sinon

Si (s=p0) et (t=p1)

Alors

Fini := vrai

S := t

t := point déduit de (t) suivant dir init

cit(k) := dir ;

k=k+1 ;

dir := dir init ;

FIN

FIN

b- Propriété de code de Freeman

La chaîne de Freeman se prête à un certain nombre d'avantages :

- 1) on obtient une dilatation de la courbe d'un facteur (α) pour chaque descripteur.
- 1) On ne peut généralement pas réduire une courbe sans distorsion.
- 2) On peut tourner, inverser, réduire une chaîne, et fermeture une courbe.
- 3) Possibilité de mesurer la longueur d'une courbe.
- 4) Possibilité de changement d'origine par une permutation circulaire des descriptions modulo (8) ou (4).

5) Simplification d'un chemin ; dont on supprime les détails sans changer globalement sa forme, cela s'obtient en remplaçant la séquence de descripteurs consécutifs par des descripteurs équivalents reliant les mêmes points. On trouve une application dans les travaux Adnan et Samir où ils ont utilisé pour redresser les bruits, un algorithme efficace appliqué pour la direction zéro (0) où ils ont remplacé, la séquence (010*70) et (070*10) présentée dans la figure (3.3.a-b) par la séquence (00000) figure (3.3-c)[AMI 98].

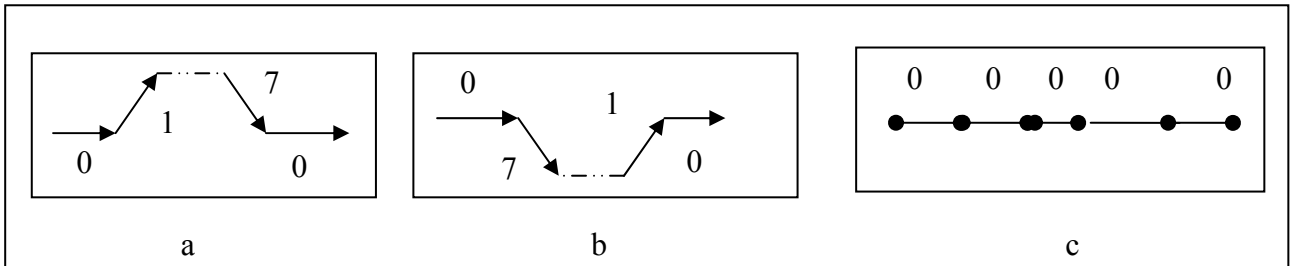


Figure 3.3 : Simplification d'un chemin sur la direction zéro

6) Le codage sur 8 connexité est généralement plus compact, la qualité du coffrage est cependant toujours au moins aussi bonne en (08) connexité.

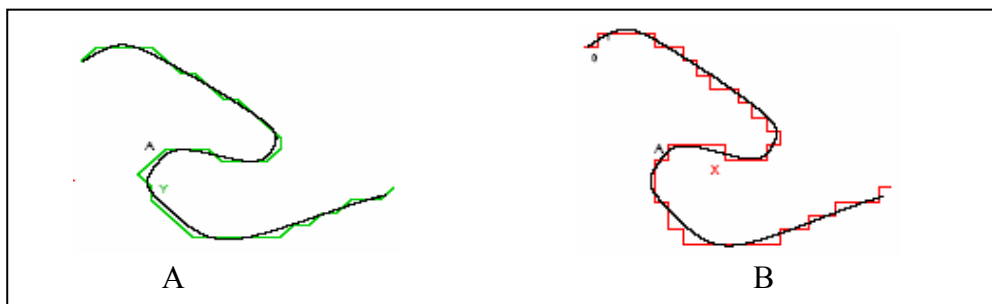


Figure3.4 : comparaison entre codage 8 conexité (A) et 4 conexité(B)

c- Les inconvénients

- Description coûteuse
- Proportionnelle au nombre de contours

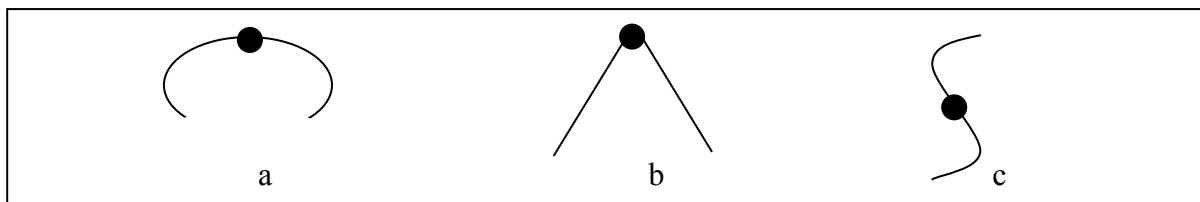
Pour cette méthode, nous avons obtenu un vecteur qui contient la distribution sur les huit (8) orientations, sur tout le caractère d'où on tire un vecteur de caractéristiques de dimension huit (8) qui va alimenter notre module de reconnaissance.

V. Segmentation du squelette

Les primitives extraites sont propres à notre méthode, d'où la détermination de ces dernières est réalisée, par la segmentation du squelette du chiffre par rapport à des points jugés stables. On a représenté quelques points dans la figure (3.5.a-b-c). Ses points séparateurs sont des points de rebroussement et inflexion, hors ces points ne sont pas détectés directement, d'où on a besoin de détecter les points sur une courbe discrète (ou contour) on peut trouver plusieurs méthodes pour extraire ces points d'intérêt soit :

1-à partir du contour (ou courbes discrètes).

2-à partir du signal.



a- Point de rebroussement

b- Point Anguleux

c- Point inflexion

Figure 3.5 : Quelques Points séparateurs jugés stables

V.1.La sélection des points d'intérêt à partir du contour

Les approches utilisées pour déterminer ces points sont :

- Extraction des propriétés locales et globales de la fonction courbure.
- Approximation polygonale où toute intersection de deux segments est interprétée par un point d'intérêt.

V.2. Détection des points d'intérêt à partir du signal

Cette méthode de détection des points dominants est basée sur le principe de convolution, parmi ces détecteurs on trouve le détecteur de Harris qui présente un avantage par son usage à la dérivée première (ou convolution avec filtre gaussien) par contre les détecteurs basés sur le calcul de la dérivée seconde sont sensibles aux bruits, l'inconvénient du détecteur de Harris réside sur la non détection des angles obtus [CAT 02]

Leur application pratique fait appel à la notion d'empreinte Digitale et la segmentation multi- échelle dans l'espace de résolution.

a- Notion d'empreinte digitale Cette nouvelle représentation de forme est basée sur l'utilisation d'un outil mathématique permettant d'une façon robuste de détecter les niveaux de détail de la forme que de la précision de leur tracé [MAU 92]

b- Principe de construction

On tire la fonction de courbure $k(t, \sigma)$ par la convolution de l'image originale par des filtres gaussiens de valeurs différentes de (σ) et elle est définie implicitement par $k(t, \sigma) = 0$ dans l'espace de résolution figure (3.6).

c- Interprétation et segmentation dans l'espace de résolution

- les quatre courbes principales de la figure (3.6-b) montrent qu' on peut décomposer le contour en quatre éléments principaux de courbure constante , le position du maximum de chaque courbes et le point de passage entre ces éléments .
- cette technique exploite pour séparer des détails locaux et globaux, elle sert à extraire plusieurs segments et on n'a pas besoin de paramètres pour le regroupement, nous obtenons chaque segment localisé dans son niveau d'échelle.
- Les segments descriptifs localisés dans la plus haut échelle par contre les segments bas d'échelle représentent des segments courts en général (moins descriptifs) figure (3.6-a) [GEO 99].

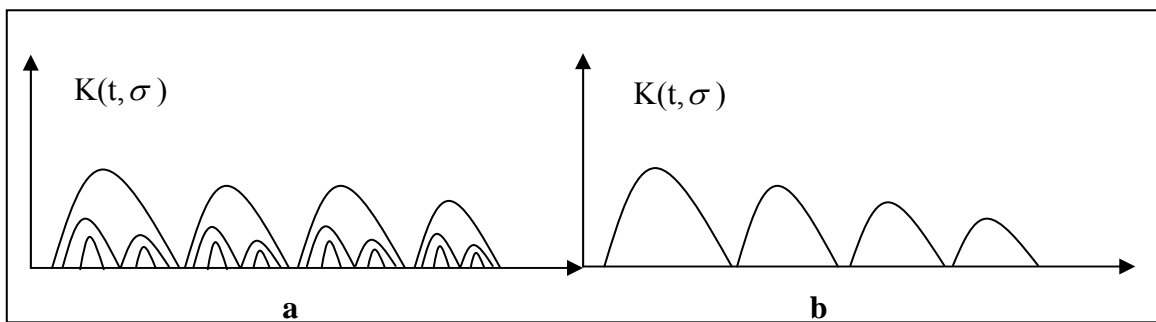


Figure3.6. Séparation des tailles locales et globales dans l'espace de résolution.

VI. Procédure d'extraction des primitives structurales proposées

Après avoir obtenu les différentes formes de courbes qui composent la forme globale du squelette du chiffre par suivi de tracé ; nous nous sommes intéressés a la détection des points dominants sur ces formes par application de la méthode de calcul des propriétés locales et globales de la courbure, à partir de ces points on trouve aisément la description de ces formes en primitives proposées.

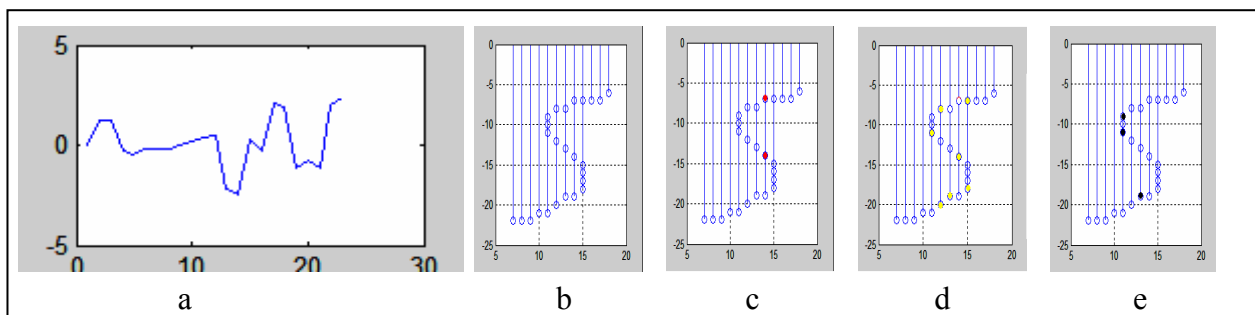


Figure 3.7: Détection des points dominants par le calcul de propriété locale et globale de la courbure

a : Fonction de la courbure discrète.

b : Squelette de la forme obtenue par suivi de tracé

c : Point inflexion sur la forme (rouge)

d : Point anguleux sur la forme (jaune)

e : Point de rebroussement (vert)

VI.1. Détermination de la courbure

Comme on le sait ; la courbure est un élément qui caractérise les formes d'une courbe et qui traduit le degré d'incurvation [PIS 90]

la caractéristique complète de la courbure moyenne est définie par le rapport .

$$K_m = \frac{|\Delta\varphi|}{|\Delta S|}$$

Et la courbure en tous points donnés de la courbe est définie par

$$K_m = \frac{|\gamma\varphi|}{|\gamma S|} = \lim_{\Delta S \rightarrow 0} (K_m)$$

Qui est une quantité positive.

La courbure d'une courbe donnée dans un système de coordonnées qui est représentée par une fonction explicite $y = f(x)$ et dénotée par la formule $k = y'' / (1+y'^2)^{3/2}$, si la courbe est donnée sous une forme paramétrique $x = \varphi(t)$ et $y = \Psi(t)$, la courbure est donnée par la formule

$$k = \frac{\Psi'' \varphi' - \varphi'' \Psi'}{(\varphi'^2 + \Psi'^2)^{3/2}}$$

Pour plus de détails sur ces formules voir l'annexe (A)

VI.2. Problème de passage de la courbure continue vers la courbure discrète

Comme on a vu précédemment ; la courbure continue (k) d'une courbe plane est définie par le taux de changement de l'angle (φ) de la tangente au point (P) traversant l'arc de longueur (s) ; d'où on a tiré que le concept de courbure continue est basé sur la dérivée, ce qui implique qu'on ne peut pas l'appliquer directement parce que nous travaillons dans un plan quantifié et l'image est

considérée comme un tableau de points ,ce problème de discontinuité est contradictoire par rapport à la définition de la dérivée ;en plus ; pour une courbe digitalisée les déviations des points de la courbe ne sont pas suffisamment petites. Comme exemple : la courbe est une suite de segments orientés et les points connectés (Pi) avec les huit (8) voisins où les déviations adjacentes peuvent différer de (π/4) où (45°). Enfin, on trouve le problème du domaine de définition de la courbure discrète appelé aussi support régions dans certain cas.

Pour notre cas; on peut remédier au dernier problème par le choix de (3points) ; pour donner une meilleure approche.

VI.3. Calcul de la courbure discrète

Le calcul de la courbure discrète peut se faire comme suit :

- 1) avec le paramètre P(t) où P(t) = [x (t), y (t)] ; comme les courbes de : **B spline, Béziers, Bézout**etc. qui est définit par un ensemble de points de contrôle (Qi) et donné par

$$k(t) = \frac{x' y'' - x'' y'}{(x'^2 + y'^2)^{3/2}}$$

- 2) le calcul direct par approximation en calculant l’abscisse curviligne.

a- Calcul de la courbure à l’aide de l’abscisse curviligne

La courbure en un point est définit part $K= (d\theta / dS)$ où θ est l’angle de la tangente à la courbe et (S) son abscisse d curviligne.

b- La Méthode de calcul



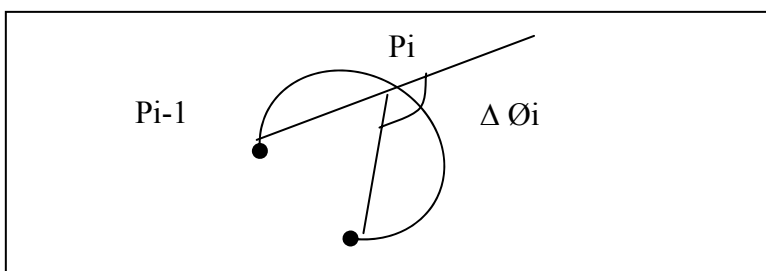
Si le contour est considéré comme une suite des vecteurs $(P_{i-1} Pi) = Vi$

- 1- on calcule l’abscisse curviligne normalisée (ΔS) au point (i)
- 2- Calcul de la courbure normalisée approchée en chaque point de la courbe par :

$$Ci = \frac{1}{2} * \frac{\Delta\phi_i}{\Delta Si} \quad \text{où :}$$

$\Delta\phi_i$: variation angulaire entre deux vecteur $V_i ; V_{i+1}$

ΔS : Abscisse curviligne normalisée au point (Pi)



Pi+1

Figure 3.8 : La courbure en un point

c- Détection des points dominants

- un point d'inflexion présente une région de courbure maximum où un changement de signe.
- Un point de rebroussement présente une discontinuité sur la propriété locale de la courbure discrète

d- Vecteur de primitives structurelles

Selon l'analyse de la courbure et la détection des points dominants les différents éléments structurels générés après cette étape sont présentés comme suit

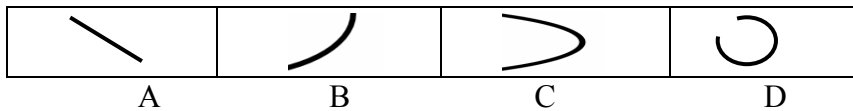


Tableau 3.1 : Les différents éléments structurels de base

- A : trait rectiligne
- B : ligne ou courbe à courbure (moyenne)
- C : ligne ou courbe à courbure (grande)
- D : courbe proche d'un cercle

Les quatre positions des éléments





			
Verticale	horizontale	Inclination droite	Inclination gauche

Tableau 3.2 : Les quatre positions des éléments structurelles

- V : position verticale
- H : position horizontale
- D : position inclination droite
- G : position inclination gauche

Sur cette méthode nous avons obtenu à la fin un vecteur de huit paramètres (8) [A,B,C,D,V,H,D,G] qui sert a alimenter notre module de reconnaissance.

CHAPITRE IV :

- **Introduction**
- **L'apparition des réseaux de neurones**
- **Vue générale sur les réseaux de neurones**
- **Modélisation par P.M.C**
- **Conclusion**

I .Introduction

Comme on le sait un système classique simple de reconnaissance de forme est opéré suivant le schéma suivant : figure (4.1)

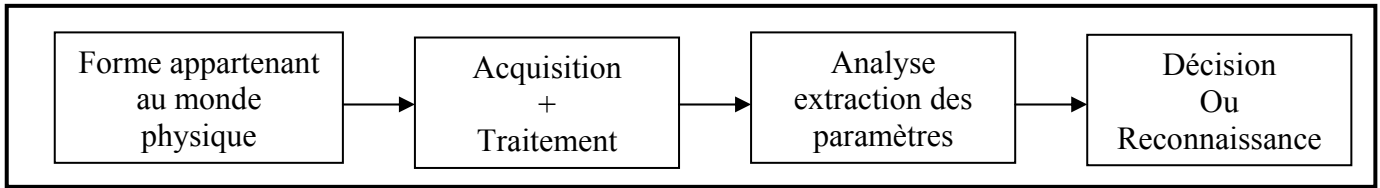


Figure 4.1 schéma du système de reconnaissance de forme

Le processus de décision se présente généralement de la manière suivante sur la base d'un ensemble d'observations (vecteur de caractéristiques), la forme analysée est attribuée à une classe. Une modélisation générale consiste à représenter les observations par un vecteur de paramètres (Z1), le classement à opérer implique un grand nombre de choix.

L'ensemble des observations constitue un **évènement**, une formulation classique de processus de décision consiste à représenter chaque évènement par un point dans un espace d'observations (espace de paramètres) la dimension de cet espace est inférieur ou égal à l'ensemble d'observations.

Chaque classe de forme à identifier y est représentée par une combinaison typique de valeurs de paramètres formant un vecteur (Z), elle est donc définie par un point spécifique de coordonnées en principe connues.

Chaque évènement se traduit par un point situé à une distance visible du point typique.

L'ensemble des évènements possibles associés à une classe donnée forment un nuage de points groupés autour du point typique.

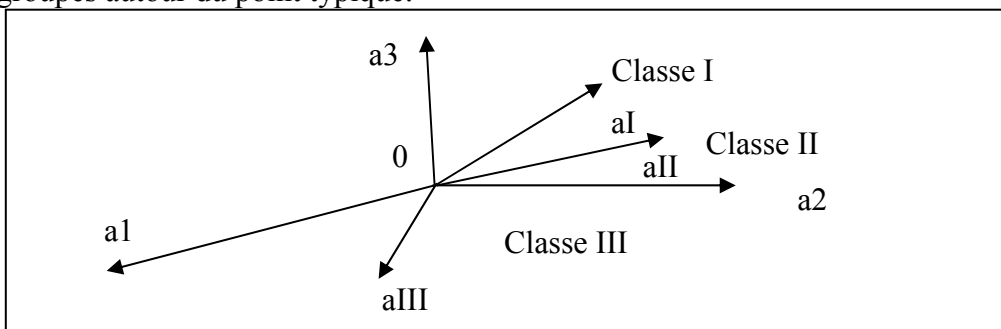


Figure4. 2 : Les classes de l'ensemble des évènements

La règle de décision est obtenue par subdivision de l'espace de l'observation en autant de régions distinctes que de classes, le problème est le choix des frontières entre les régions.

CHAPITRE IV : MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES

L'identification est basée sur un test d'appartenance du vecteur (X) à un amas de données (segmentation de l'espace de l'observation) [COU 84].

Les critères de décision sont liés au modèle de description choisi, les approches utilisées sont : Arbre de décision, discrimination fonctionnelle, modèle statistique de Bayes, programmation dynamique, modèle stochastique (HMM, PHMM), réseaux de neurones (MLP, RBF, TDNN,..)

Pour la suite, notre choix a été fait sur la modélisation par réseaux de neurones type MLP

Les recherches sur les modèles connexionnistes a connu un développement important au cours des dernières décennies et a déjà donné lieu à des applications dans le domaine de reconnaissance de formes [BEL 92].

II. L'APPARITION DES RESEAUX DE NEURONES

L'idée derrière les réseaux de Neurones s'inspire de manière assez libre de la structure du cerveau. Les cellules nerveuses appelées neurones sont les éléments de base du système nerveux. Les neurones possèdent des points communs dans leur organisation générale [MOU 96].

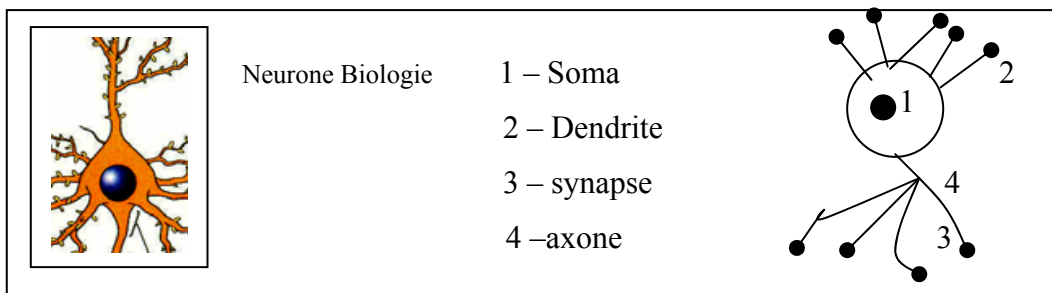


Figure4. 3. Schéma d'un Neurone Biologique

Il assure les fonctions suivantes :

Corps cellulaire qui contient le noyau de la cellule, c'est en cet endroit que prend naissance l'influx nerveux qui représente l'état d'activité du neurone.

Les dendrites : ramification tabulaire courte formant un espace d'arborescence autour du corps cellulaire ce sont les entrées principales du neurone qui comptent l'information venant d'autres neurones.

CHAPITRE IV : MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES

L'axone : longue fibre nerveuse qui se ramifie à son extrémité c'est la sortie du neurone et le support de l'information vers les autres neurones.

Le synapse : qui communique l'information en la pondérant par un poids synaptique à un autre neurone, elle est essentiel dans les fonctions du système nerveux.

Chaque neurone réalise une opération très simple qui est en fait une somme pondérée des entrées, les résultats sont comparés à un seuil et le neurone devient excité si ce seuil est dépassé. La première modélisation d'un neurone date des années quarante elle a été proposée par McCulloch et Pitts s'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle suivant un neurone formel qui réalise la somme pondérée des potentiels d'action qui lui parviennent. Le potentiel est une valeur numérique qui représente l'état du Neurone émetteur. La sortie binaire dépend de la position de cette somme par rapport à au seuil fixe figure 4.4

Un Neurone se caractérise par la nature de l'entrée (binaire ou continue) et par la fonction de sortie de Neurone qui peut être un limiteur, une fonction linéaire ou une fonction sigmoïde

[MOU 96].

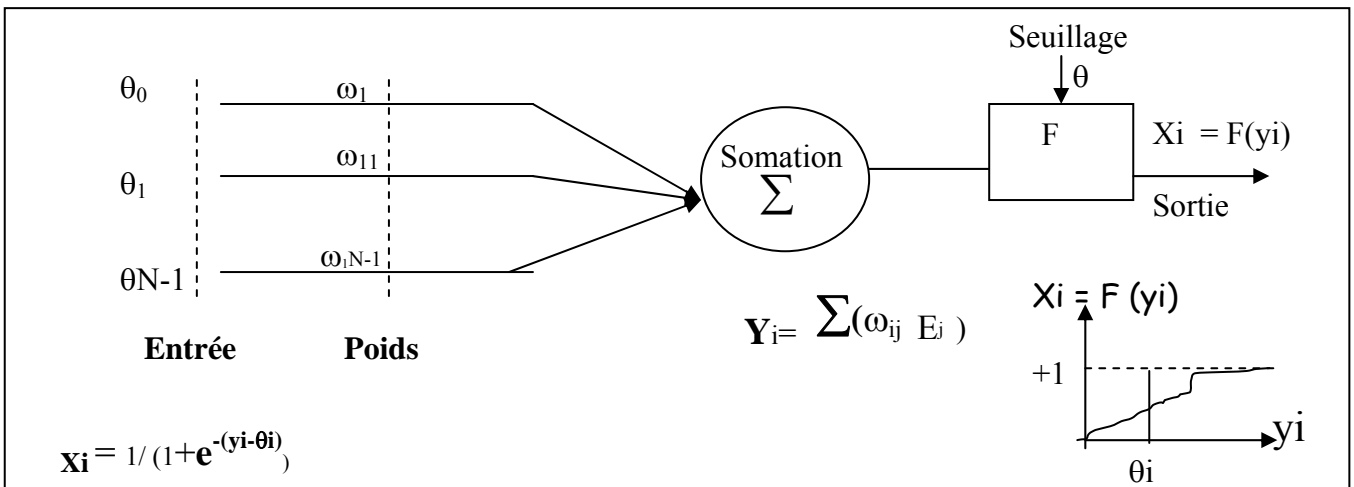


Figure 4.4 schéma d'un modèle formel

La modélisation proposée offre une grande analogie avec la réalité biologique, cependant ce modèle contient plusieurs hypothèses simplificatrices qui ne sont pas en accord avec la réalité biologique.

Soma = Neurone	Axone = sortie
Dendrite = entrée	Synapse = Poids

Quelques fonctions d'activation :

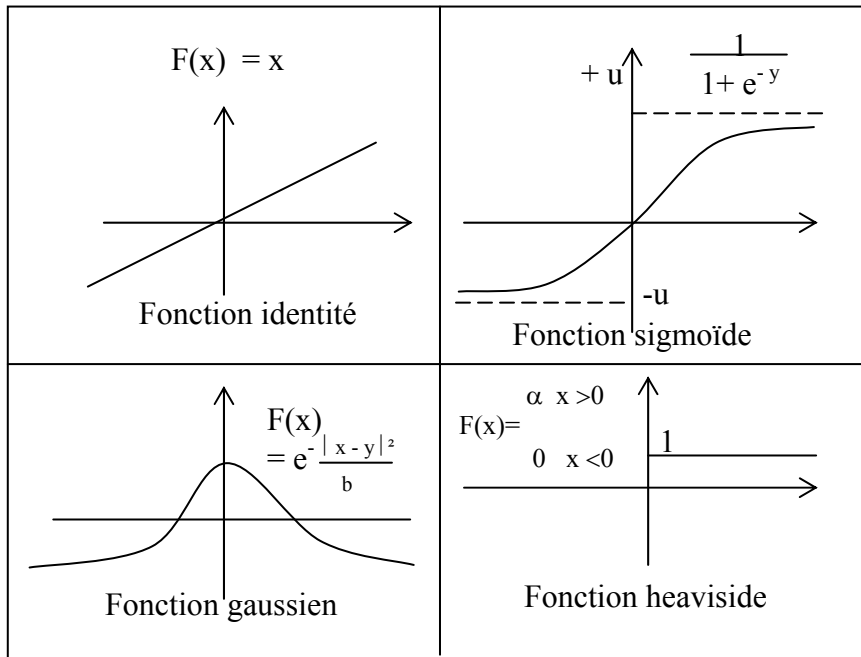


Figure 4.5 fonction d'activation :

III. Vue générale sur les réseaux de neurones

Le terme de réseau de Neurone peut prendre des significations différentes [PEL 06]

- Réseaux artificiels
- Neuroscience calculatoire
- Modélisation neuronale

Les réseaux de Neurones est une dénomination assez flou qui recouvre un ensemble de mécanismes de calcul inspirée initialement par des modèles issus du fonctionnement des systèmes nerveux que des techniciens y voient une source d'inspiration pour la constructions des systèmes automatiques [SUN 95].

Un grand effort à été consacré au développement des réseaux neurones qui présentent une alternative aux architectures classiques. Ceci est dû à leurs structures parallèles, à leurs performances de classification et à leurs aptitudes de comprendre des phénomènes non linéaire. Principalement un réseau de Neurone ne fonctionne qu'après avoir appris suffisamment de connaissances sur les sorties désirées à partir d'entrées données ; le développement de ces réseaux concerne essentiellement l'apprentissage et les lois de modification des poids de connexion. [RAM 95].

III.1. Classement des réseaux

Il existe deux grandes catégories selon l'indépendance ou l'évolution de ceux-ci en fonction explicite de temps.

a- Réseaux statiques

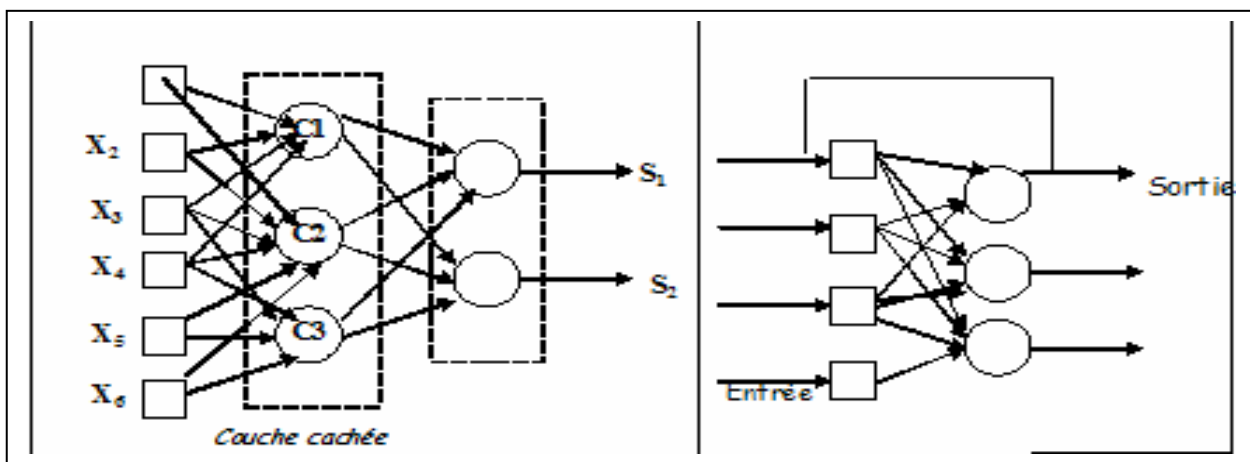
Où le temps n'est pas un paramètre significatif, d'une autre façon la modification de l'entrée n'entraîne qu'une modification stable de sortie, mais n'entraîne pas le retour de cette information vers cette entrée.

b-Le réseau dynamique :

Contient des rebouchages partiels ou total aux entrées des neurones, on a donc une évolution dépendante de temps.

On distingue entre dépendance théorique pour la quelle l'état de réseau à un certain instant dépend de son état à l'instant ou aux instants précédents du temps nécessaire de réponse .

Dans la réalisation pratique on peut ajouter formellement que le fonctionnement d'un réseau dépend de son histoire passée. Par le biais d'apprentissage mais cette dépendance est simplement causale et non pas fonctionnelle, elle n'a pas à être prise en compte dans l'étude détaillée de leurs mécanismes ,le MLP ordinaire est un réseau statique ; par contre les réseaux de hop Fields avec bouclage sont des réseaux dynamiques .



a- Réseaux statique

b- Réseaux dynamique (Hop Field)

Figure 4-6 : Classe des réseaux

III.2. Structure des réseaux statiques: [SOU 99]

Ils sont constitués de Neurones sans dynamique, le réseau peut être décomposé en plusieurs champs appelés couches.

La première couche est appelée couche d'entrée, la dernière est appelée couche de sortie, et entre les deux il peut exister plusieurs couches appelées couches cachées.

Dans ce type de réseau, il n'existe pas de connexion entre les neurones de la même couche, en plus, un neurone ne reçoit ses entrées que des couches à son amont et ne cède sa sortie qu' à un neurone situé à son aval .

En général les réseaux de Neurones artificiels opèrent en deux modes :

L'apprentissage : opération hors ligne.

Test l'opération en ligne.

III.3. Classe d'apprentissage

Les algorithmes d'apprentissage peuvent être classés en trois catégories [AGG 92]

- 1) Apprentissage non supervisé.
- 2) Apprentissages forcé ou imposé
- 3) Apprentissage supervisé.

III.4. Topologie des réseaux

a- Les réseaux auto associatifs :

Un réseau de Neurones auto associatif est un réseau de Neurones qui possède les mêmes couches d'entrée que la sortie,et peu de couches cachées,les réseaux sont entraînés automatiquement suivant la sortie désirée en utilisant un vecteur d'entrée, cet apprentissage amené à organiser une compression de codage de réseaux entre les couches d'entrée et les couches cachées est un décodage entre les couches cachées et les couches de sortie [SHI 03] figure(4.7).

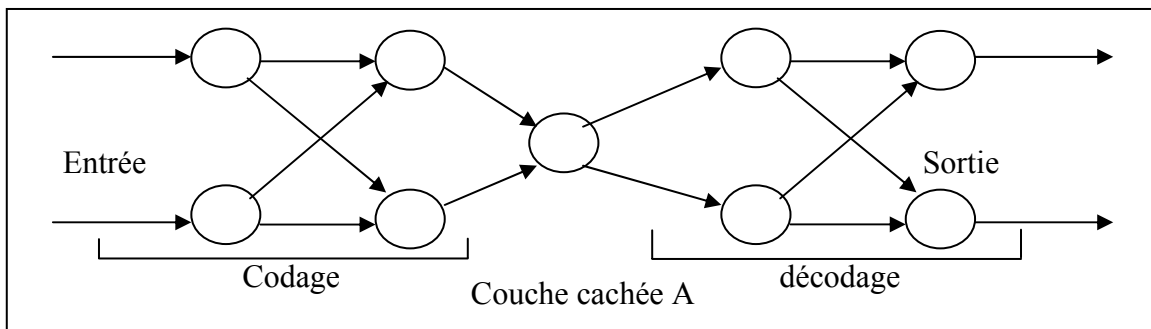


figure.4.7 Structure du réseau de neurones auto associatif

Chaque réseau auto associatif apprend l'indépendance de chaque classe en utilisant les vecteurs de caractéristiques de chaque classe.

Le résultat d'erreur quadratique est minimisé entre les entrées et la sortie en général et minimisé par le réseau pour une classe où la forme y appartient, cette propriété et capable de classer une forme inconnue ou la forme qui alimente tous le réseau, et elle est classée selon une erreur quadratique minimum.

b- Les réseaux à convolution

Les réseaux de Neurones de type TDNN sont les réseaux de type convolutif, par leur topologie, ils comportent une fenêtre correspondant à un champ de vision du signal global, ils ont été utilisés initialement en reconnaissance de la parole mais ils ont depuis également été utilisés avec succès dans la reconnaissance des caractères isolés tels que les chiffres ou même les mots, on montre ci-dessus leurs architectures. [POI 00]

Deux grands types de réseaux à convolution sont actuellement développés pour la reconnaissance de caractères manuscrits : Les réseaux de Neurones à délais temporels TDNNS. (Time, Delay Neural Network) , et les réseaux de type SDNN (space displacement Neural Network). On trouve les réseaux à délais utilisés pour des données de nature séquentielle donc particulièrement de l'écriture en ligne, alors que les SDNNS sont dédiés à des données de nature spatiale, le principe d'apprentissage basé sur les méthodes (Newton, quasi Newton, Gauss Newton, Levenberg Marquardt) est considéré le plus performantes vu le nombre de paramètres à estimer. Ces méthodes conduisent à des charges de calcul et des occupations mémoire considérables ; mais l'utilisation de la version dite de gradient stochastique permet de converger souvent plus rapidement vers les minimums globaux.

c- Les Réseaux RBF_ (1988)

Les réseaux de fonctions à base radiale (RADIAL BASIS FUNCTION Network ou RBF Network) s'appuient sur une modélisation de type mixture de gaussien de ses fonctions de sortie , chaque sortie de classe devient une combinaison linéaire de probabilité issue de fonctions de distribution gaussiennes, le nombre et les paramètres de celles-ci sont déterminés après catégorisation des données avec l'algorithme de K means ou ISODATA ; ensuite un Algorithme de retropropagation de gradient est exécuté afin de trouver les paramètres de perceptron de la couche

CHAPITRE IV : MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES

de sortie, des variantes de l'algorithme permettent aussi d'adapter les paramètres des gaussiennes pendant l'apprentissage au même titre que sa fonction de décision correspondant à la classe (k) et s'écrit.

$$f_k(\mathbf{x}) = \text{sigmoïde} \left(\sum_{i=1}^r g_i(\mathbf{x}) W_{ik} + W_{o_k} \right)$$

Où

g_i : fonction I : i^{ème} gaussien

W_{ik} : les paramètres de $i = 1 : r$ (poids de perception de classe k)

W_{oi} : les biais de la fonction de décision de la classe

Probabiliste

Et son architecture est représentée à la figure (4.8) ; un modèle RBF peut être considéré comme un réseau de Neurones spécifié qui possède deux couches. [BEN 99]

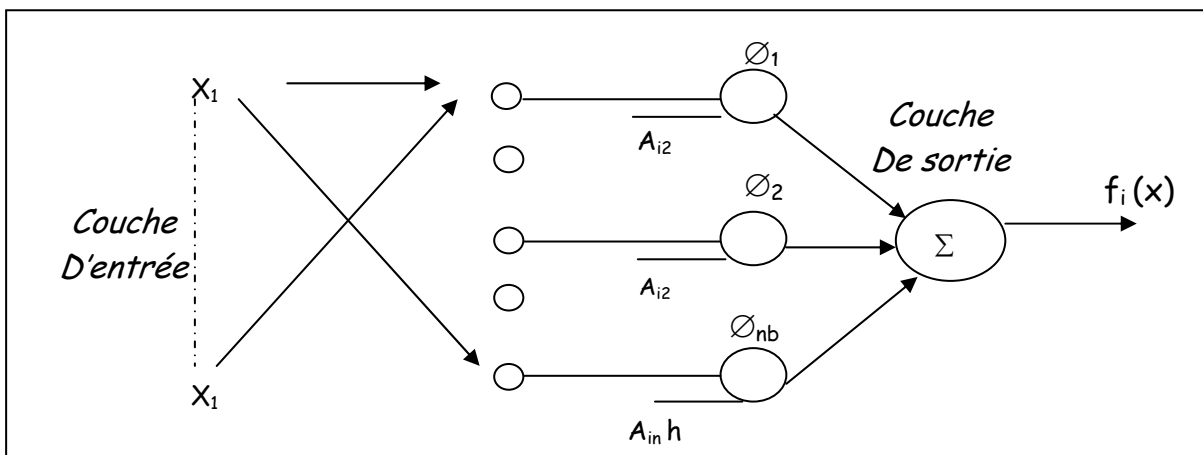


Figure (4.8) : Architecture du réseau RBF

Ce réseau estime les probabilités conditionnelles des classes pour éviter le surapprentissage ; ces réseaux requièrent habituellement une quantité plus importante de données que le perceptron multi couche.

d- Les réseaux à auto- organisation de Kohonen : (1982)

Les réseaux de Kohonen reposent sur les modèles biologiques comme celui de l'ouïe ; ces modèles présentent une organisation des cellules qui dépendent de leur spécialisation ; le réseau de

CHAPITRE IV : MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES

Kohonen est donc capable d'identifier des caractéristiques communes des formes d'entrée qui constituent l'ensemble d'apprentissage. Il utilise un apprentissage non supervisé pour modifier son état interne.

La topologie du réseau est formée de deux couches : une d'entrée classique et une de sortie, où les neurones sont entièrement connectés dans un plan. quand une donnée est présentée au réseau .L'un des neurones de la couche de sortie aura la valeur la plus importante. C'est le numéro de ce Neurone correspondant à une classe qui constituera l'information extraite par le réseau de Kohonen.

L'apprentissage consiste à adapter de manière itérative les poids des connexions afin de spécialiser les neurones en fonction des types de signaux présentés en entrée de réseaux, on définit autour de chaque Neurone un voisinage qui évoluera dans le temps, en se rétrécissant. Après avoir initialisé les connexions aléatoirement, on calcule la distance qui s'étend entre l'entrée et chaque neurone de sortie , puis on choisit le neurone de distance minimale il ne reste alors qu'a modifié les poids des connexions des neurones de son voisinage et d'itérer le processus (suivant la règle de Hebb) ,après avoir réduit les voisinages, ce modèle de réseau à donné des résultats impressionnants dans le domaine de la reconnaissance de la parole .

e-. Réseaux MLP

La sélection dans notre choix pour la modélisation est de type PMC, (Perception multicouche, perceptron multi layer) qui présente un outil puissant pour la reconnaissance des chiffres manuscrits, nous présentons dans ce qui suit MLP à partir de l'idée de base qui est la fonction (XOR)

1. Problème de XOR pour perceptron mono- couche .

L'appariation du perceptron monocouche de F.ROSENBLATT date de 1958: Figure(4.9).

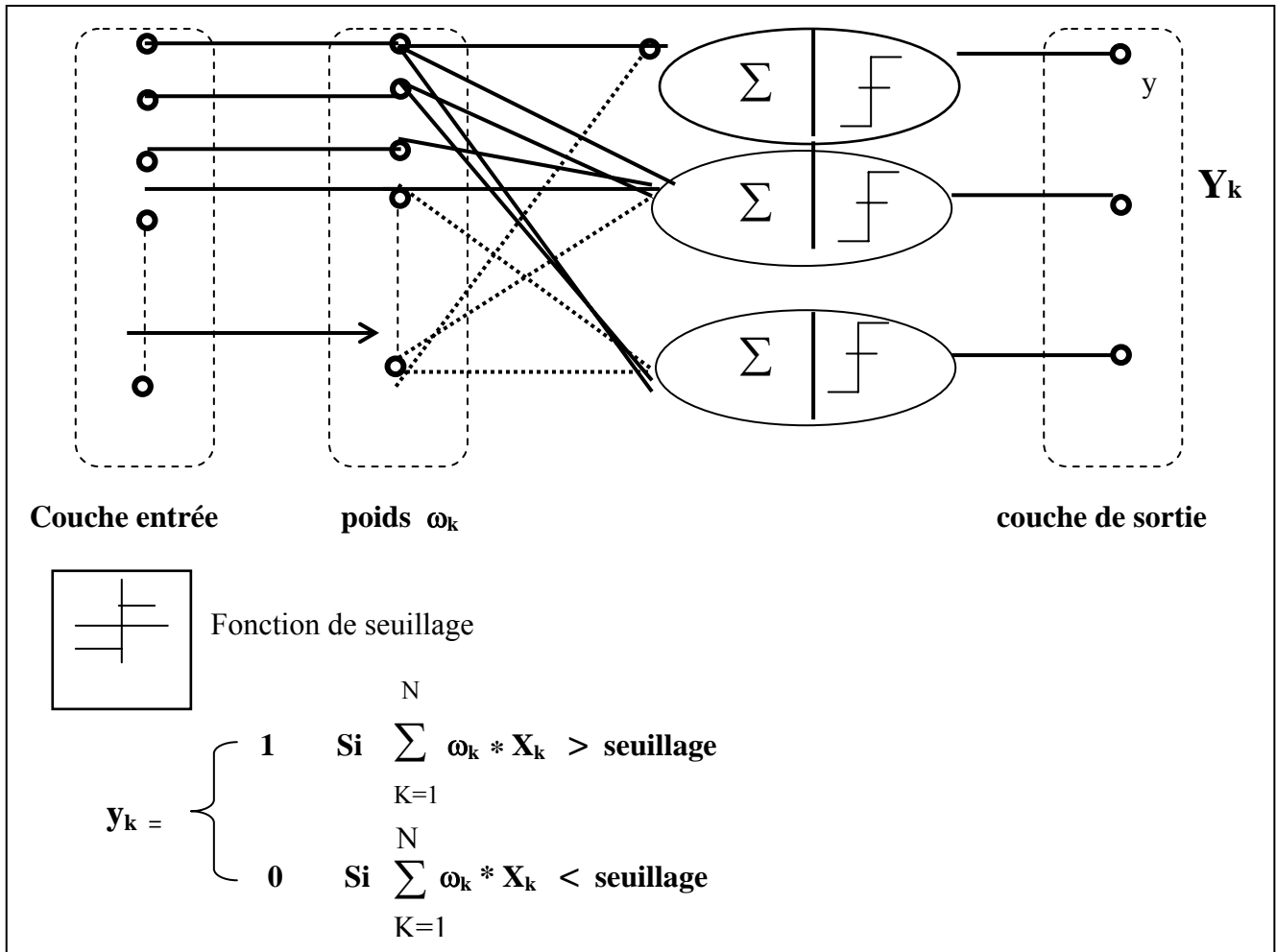


Figure.4.9 Architecture perceptron monocouche

Ce perceptron marche bien pour les classes séparées linéairement mais dans le cas où les classes présentent une séparation non linéaire exemple la fonction (XOR) logique (ou exclusif) il ne peut résoudre le système avec $\alpha = \sum X_i \omega_i + \omega_0$

Système équation

X1	X2	α	Y
0	0	$\alpha < 0$	0
0	1	$\alpha > 0$	1
1	0	$\alpha > 0$	1
1	1	$\alpha \leq 0$	0

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha \leq 0 \dots\dots\dots(1) \\ \alpha > 0 \dots\dots\dots 2 \\ \alpha > 0 \dots\dots\dots 3 \\ \alpha \geq 0 \dots\dots\dots 4 \end{array} \right.$$

Tableau4.1 les équations de système perceptron pour (xor)

Pour ce système il n'y a aucune valeur possible pour les valeurs (formule) qui ne donnent pas une solution au système.

Encore si nous représentons les deux vecteurs dans un espace de représentation (X_1, X_2) on trouve qu'il ne sont pas séparables linéairement.

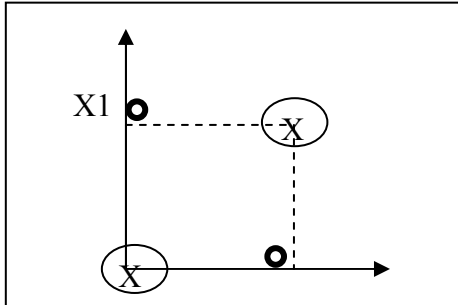


Figure 4.10 : représentation de vecteurs (xor) dans un espace de représentation

La fonction (XOR) ne peut être implantée par le perceptron mono couche on déduit que le plus simple problème non linéairement séparable en deux dimensions se généralise en dimension (n) avec ($n+2$) points ; le modèle linéaire limité, le perceptron (Feed Forward) ne représente que les fonctions linéaires séparables mais adapté à certain problème [FAB 02]

Ce problème donne la naissance d'un réseau d'une nouvelle architecture car c'est un perceptron qui contient des couches cachées (un ou plusieurs) appelées P.M.C [par les deux mathématiciens Minsky et Raper en 1969] où [MLP] Multi layer perceptron].

IV. Modélisation par PMC

Généralement les modèles des réseaux de Neurones présentent une grande non linéarité par rapport aux paramètres ; et par conséquence, l'estimation de ces derniers doit être basées sur les techniques d'optimisation non linéaire. Une autre conséquence de la forte non linéarité par rapport aux paramètres ; que le paramètre estimé va être piégé dans un minimum locale pour le critère d'application qu'utilise l'algorithme de gradient.

IV.1.Représentation mathématique d'un PMC.

Dans le cadre d'une classification supervisée dans laquelle on veut classer des observations dans l'une des classes définies a priori nous utilisons un perceptron multicouches

CHAPITRE IV : MODELISATION PAR RESEAUX DE NEURONES

Entraîné par un Algorithme de rétropropagation de gradient pour modifier les coefficients de pondération de chaque Neurone selon une loi delta.

Le réseau choisit est composé d'une couche d'entrée dont le neurone se contente de recopier leur entrées par leurs sorties .

Tout le modèle de Neurone est une sommation pondérée suivie par une fonction d'activation non linéaire.

On peut modéliser un perceptron à couches cachées (une seule couche dans notre exemple) comme suit [LOU 99].

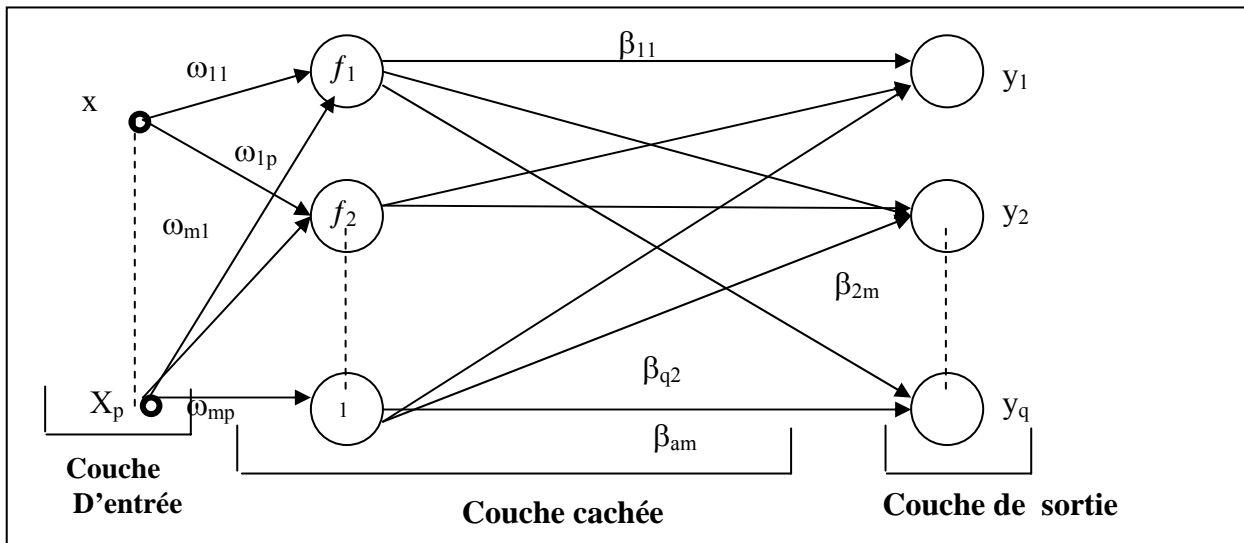


Figure 4.11: Architecture d'un P.M.C [LOU 99]

$$Y_i = \sum_{K=1}^m \beta_{ik} f_k \left(\sum_{j=1}^P v_{kj} x_j - \omega_{ko} \right)$$

$$= \sum_{K=1}^m \sigma \left(\sum_{j=1}^P v_{kj} x_j - \omega_{ko} \right)$$

$$K = 1, 2, \dots, m$$

$$I = 1, 2, \dots, q$$

Avec :

ω_{ko} : Seuil de $K^{i\text{eme}}$ neurone de la couche cachée.

ω_{kj} : Poids d'entrée

β_{jk}

: Poids entrée les $I^{\text{ème}}$ Neurones de couche avec de $K^{\text{ième}}$ des Neurones cachés.

σ : Est une activation non lineare.

f_k : Fonction sigmoïde

IV.2.Fonctionnement d'un réseau P.M.C

Le système fonctionne en deux phases

a- Apprentissage supervisé du P.M.C

Cette méthode d'apprentissage exige des informations entrée / sortie et un apprentissage à l'extérieur qui connaît des réponses correctes désirées de forçement d'un signal d'erreur quand une erreur est établie et minimisant celle-ci, on a un outil d'optimisation des paramètres internes du réseaux [SOU 99].

Les réseaux apprennent à classifier les exemples de chaque chiffre, l'ajustement des coefficients de pondération des neurones par l'algorithme de Retropropagation de gradient permet d'obtenir le comportement désiré, en minimisant l'erreur quadratique entre les sorties réelles et les sorties désirées [RAM 95].

b- Algorithme de Retropropagation

Le réseau Neuronal apprend à trouver les exemples prédéfinis, les pairs d'entrée (sorties) en utilisant une phase pour la propagation et une autre pour l'adaptation après avoir excité l'entrée par un échantillon, le simulé va se propager jusqu'à provoquer une sortie qui va être comparée avec une sortie désirée et une erreur sera établie pour chaque unité de sortie, les signaux d'erreurs sont transmis dans le sens inverse.

Les sortie vers chaque unité de la couche intermédiaire qui a contribué directement à l'établissement de la sortie, donc chaque unité de la couche intermédiaire reçoit seulement une portion de l'erreur totale, et cela en se basant sur la contribution relative de cette unité à l'établissement de la sortie ; Cette procédure est répétée couche après couche jusqu'à ce que chaque unité dans le réseau reçoive un signal d'erreur déterminant sa contribution à l'erreur. Les pondérations sont mises à jour dans chaque unité pour faire converger le réseau.

L'algorithme de Retropropagation se résume comme suit :

Algorithme de rétropropagation

Suivant la formulation mathématique du **p m c**

$$S_i = \sum W_{ij} * U_j \quad \text{et} \quad U_i = f(S_i) = 1 / (1 + \exp(-S_i))$$

Principe descente du gradient sur l'erreur quadratique moyen

Règle delta généralisée

$$W = W - \rho \Delta_{err}(w) \quad \text{avec } \rho \text{ pas d'apprentissage}$$

algorithme

fixer le pas d'apprentissage à une valeur positive suffisamment petite

initialiser les poids a des petites valeurs

Tant que les variation des ou de l' »erreur ne sont pas trop grandes, choisir un exemple (e) et la sortie correspondante (c)

Propagation

calculer dans l'ordre des activation les cellules $u_i = f(s_i)$

Rétro propagation

dans l'ordre inverse des cellule calculer $f'(s_i) = u_i(1-u_i)$

$$\delta_i = \begin{cases} (C_i - U_i) * F'(S_i) \dots\dots\dots(1) \\ (\sum W_{ki} * \delta_k) * F'(s_i) \dots\dots\dots(2) \end{cases}$$

(1) pour les cellules de la couche de sortie

(2) pour les autres cellules

Mise à jour des poids $W_{ij} = W_{ij} + \rho * \delta_i * U_j$

Fin tant que

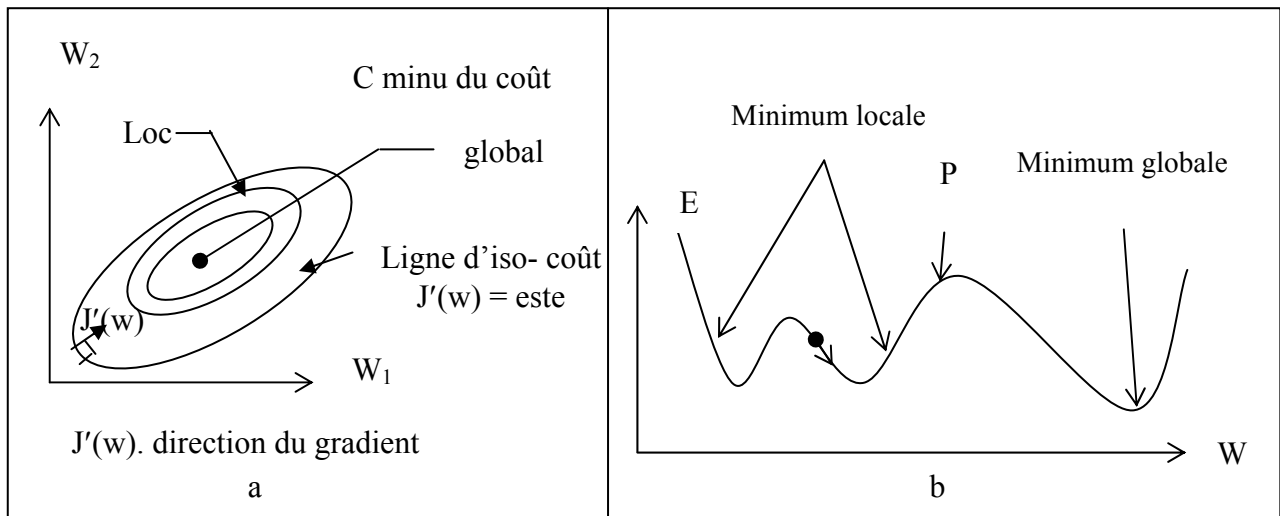
c- Convergence de l'algorithme

On voit dans notre algorithme que les paramètres à estimer sont les (ω) de telle façon que

$F(\omega, v_k) \simeq C$; le choix est effectué en minimisant l'erreur et l'ajustement des poids (ω) ; et par la règle (Δ) delta $\Delta\omega = - \rho \Delta_{err}(\omega)$; et comme la fonction d'activation n'est pas linéaire L'optimisation de la fonction erreur est assurée par la méthode de la descente du gradient. Cette méthode choisie sert à minimiser la fonction erreur ($C - C_d$) appelé fonction coût (JJ) par rapport à (ω) et définis comme $(\partial JJ / \partial \omega)$. Cette méthode risque de tomber dans un minimum local

d- Solution du problème minimum local

Suivant l'illustration de deux graphes (figure 4.12)



Nous cherchons une solution globale (optimale) du réseau par ; contre la courbe d'erreur n'est pas connue, donc on risque de tomber sur une solution locale.

Ce qui implique que le choix des poids influence sur la convergence de la méthode, et pour remédier à ce problème ont peut :

- Faire plusieurs essais sur plusieurs points de départ et maintenir les meilleurs candidats.
- Ajouter un bruit aléatoire puis relancer l'apprentissage.
- Réduire les poids par petite quantité de chaque pas d'apprentissage.

e. Critère d'arrêt :

Il y a plusieurs méthodes soit :

- on fixe le nombre d'itérations
- on fixe l'erreur minimale
- si les poids ne modifient pas où l'erreur reste constante
- nous trouvons des résultats satisfaisants en appliquant l'une de ces conditions citées.

Le choix du pas (η) est important pour éviter l'instabilité du système ; c'est-à-dire l'oscillation du système, on commence par des valeurs de (η) élevées et on diminue avec l'itération.

V. Conclusion

Les outils informatiques connaissent une très grande évolution ,puissante de jour en jour mais l'augmentation de puissance ne permet pas toujours de résoudre un problème d'une application informatique dans un domaine particulier une approche utilisée au traitement automatique de l'information c'est les réseaux de Neurones qui sont l'essor d'une idée de base de traitement des informations par le cerveau , nous avons illustré dans ce chapitre les différents types de réseaux de Neurones et on a choisi pour notre modélisation les modèles qui apparaissent en 1985 qui sont les modèles P.M.C d'une seule couche cachée ; ce types de modèle sont aujourd'hui les modèle les plus employés.

CHAPITRE V :

- **Introduction**

- **Prétraitement**

- **Analyse et extraction des paramètres**

- **Modélisation par réseaux de neurones**

- **Discussion sur la sélection du meilleur choix sur le type de paramètre**

- **Conclusion**

I. INTRODUCTION

Nous présentons dans ce chapitre l'application de la paramétrisation et la modélisation exposée dans les chapitres précédents ; pour la reconnaissance automatique des chiffres manuscrits on trouve de plus en plus sa place dans plusieurs domaines. La base de données utilisée dans ce mémoire est composée de 500 chiffres pris par scanner dont la taille, l'épaisseur et la forme sont variables et (1000) chiffres de la base(MNIST) voir l'**annexe (B)** constitués comme suit :

- Chiffre zéro (0) :98
- Chiffre deux (2) :100
- Chiffre quatre (4) :106
- Chiffre six (6) :94
- Chiffre huit (8) :89
- Chiffre un (1) : 114
- Chiffre trois (3) :93
- Chiffre cinq (5) :90
- Chiffre sept (7) :90
- Chiffre neuf (9) :99

Les chiffres sont écrits sur des papiers chèques ou papiers simples par plusieurs scripteurs de tous les chiffres de (0 ÷ 9).

L'acquisition se fait par un scanner d'une résolution (300 dpi). La figure (5.1) montre un exemple des images acquises

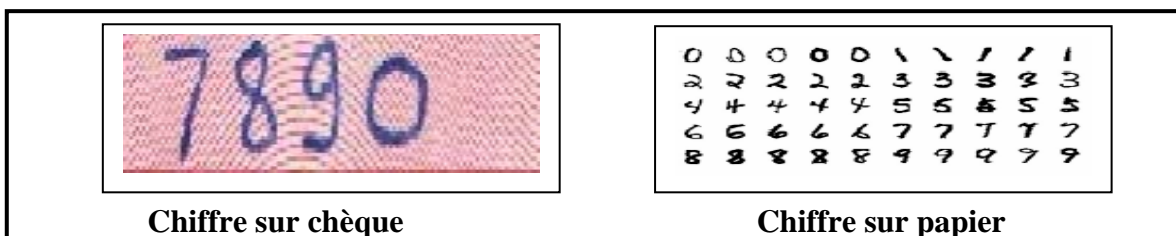


Figure (5.1) montre un exemple des images acquises

II. Prétraitement

Le bruit est une valeur découlant fréquemment de la reproduction, de la numérisation, de la transmission de l'image initiale et pour remédier à certains défauts, on peut effectuer une opération du filtrage médiane pour protéger l'image du bruit généré, qui peut entraîner quelques irrégularités sur les contours des caractères ; pour les images sur papiers chèques on est obligé de passer par une étape de seuillage, ce seuil peut s'adapter visuellement en ne gardant que l'image la moins dégradée.

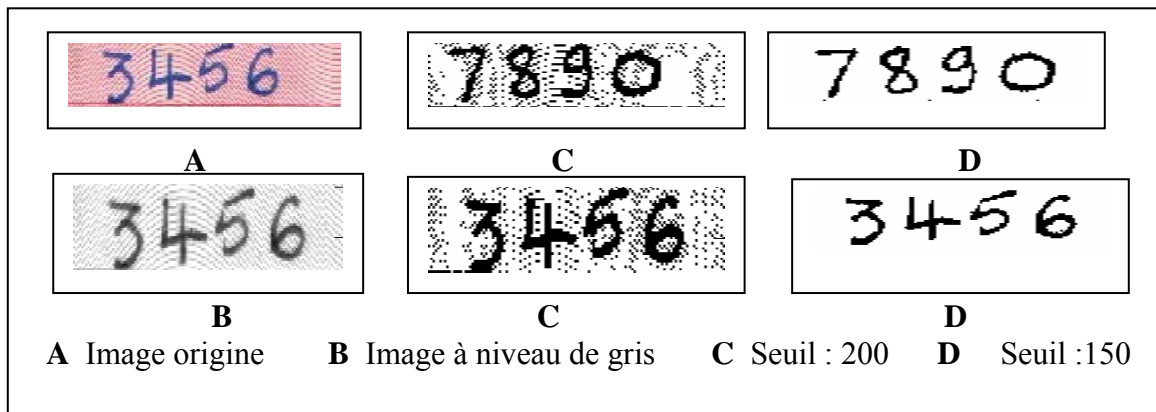


Figure 5.2 : illustration de quelques images à différents seuils

Dans cette phase il faut bien choisir le seuil, car on peut perdre l'information comme le montrent les exemples

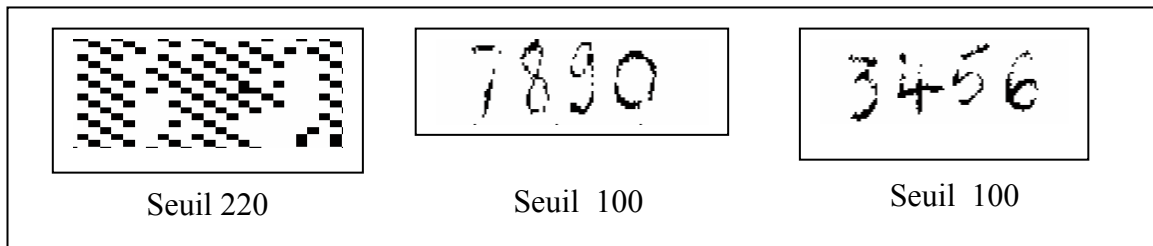


Figure 5.3 : L'importance du choix du seuil

On a vu dans cette étape le grand rôle du seuillage qui élimine les points indésirables et donne une image nette que l'on peut différencier du fond. Après cette phase, on effectuera la segmentation.

II.1. Segmentation

La segmentation est une procédure qui va séparer les régions connexes dans l'image. Elle repose dans notre cas sur la netteté de l'image le plus possible. Pour une meilleure segmentation on exige certaines contraintes sur les chiffres écrits soit :

- Les chiffres manuscrits écrits sont séparés par des blancs entre eux sur la ligne.
- Les chiffres manuscrits écrits sont séparés par des blancs entre les lignes de base de l'écriture sur les colonnes.
- La segmentation se déroule sur deux phases en appliquant la méthode de Mr. HAMMAMI en calculant :
- L'histogramme de projection verticale et horizontale.

- La détection de passage par zéro de l'histogramme de projection horizontale permet d'obtenir les lignes de texte les unes des autres, comme indiqué dans la figure dessous.

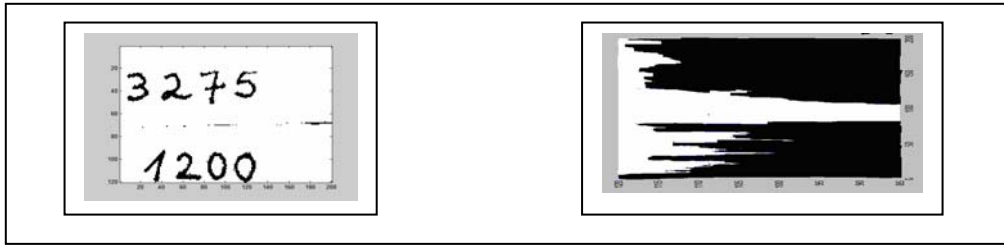


Figure 5.4 : Détection de passage par zéro de l'histogramme de projection horizontale

A partir d'une ligne de texte isolée et extraite de l'image, la détection de passage par zéro de l'histogramme de projection verticale permet d'isoler facilement les chiffres manuscrits composant la ligne.

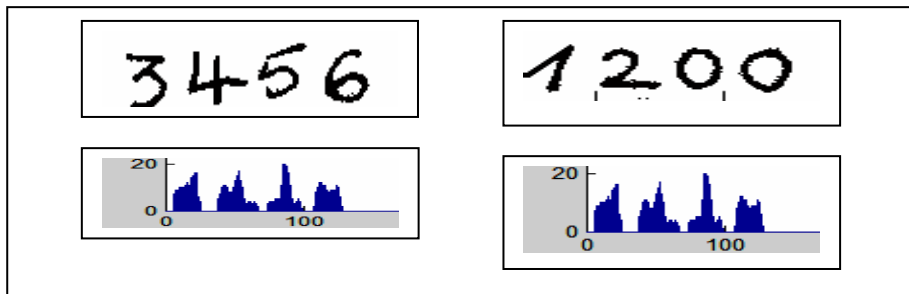


Figure 5.5 : Détection de passage par zéro de l'histogramme de projection verticale

II.2. Binarisation

La binarisation est obtenue par un calcul de l'histogramme sur une des imgettes obtenues et le choix du seuil de Binarisation est ajusté par la valeur des vallées situées entre les deux modes dominants et le choix est pris comme un seuil global de Binarisation. Figure (5.5)

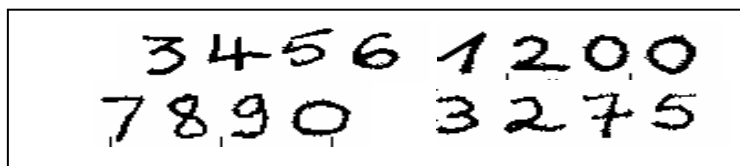
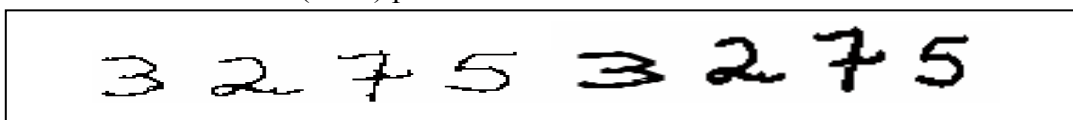


Figure5.6 : La Binarisation de quelques chiffres écrits sur papier chèque

On a suivi la Binarisation par un lissage, simple auquel on a appliqué une opération d'ouverture qui est une opération d'érosion sur les chiffres isolés des imgettes par un élément structurant carré de taille de (3 x 3) pixels.



EROSION

DILATAION

Figure5.7 : L'opération d'ouverture

II.3 Normalisation

Pour extraire quelques paramètres l'étape de normalisation est nécessaire pour éliminer quelques déformations de rotation, translation et le facteur d'échelle qui peut subir quelques perturbations lors de la mise en œuvre du système de reconnaissance.

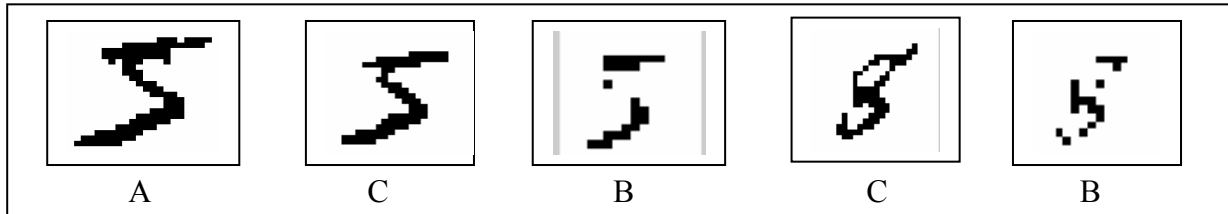


Figure 5.8 : Image normalisée et défauts générés

A : Imagerie originale

B: Normalisation 16*16

C : Normalisation 24*24

Le choix de la taille de normalisation est lié très fortement à l'information que contient après une ou plusieurs examinations de différentes tailles de normalisation. Nous avons effectué le choix sur une normalisation de taille (24*24). par exemple nous remarquons que si on fait une normalisation réduite (8*8) on risque de perdre quelques informations. Au delà de (24*24) ; (32*32). On a vu que l'imagerie contient une grande quantité d'informations, mais pour 16*16 elle est moyenne et acceptable ; l'algorithme utilisé pour obtenir ces images est celui présenté au deuxième chapitre.

Après l'étape de traitement, nous avons à la fin une collection de données que nous utilisons ensuite comme échantillons de la base de données

III. Analyse et extraction des paramètres

L'Analyse se fait sur la Base de Données pour extraire les paramètres que nous avons proposés pour notre étude on commence par :

III.1. Analyse globale

a- Extraction des paramètres statistiques

Pour cette technique nous avons profité directement de l'Analyse sur l'image binaire ; qui est une simplification de l'image au niveau de gris ; ou nous trouvons toutes les données avec

des contraintes que nous avons imposées (taille de caractère) ensuite l'image est normalisée puis les différents moments statistiques sont calculés

- La moyenne statistique
- La variance
- Les deux coefficients d'aplatissement, et de symétrie tous les facteurs sont calculés dans les quatre (4) directions horizontale, verticale, diagonales (45°, 135°)

Exemple :

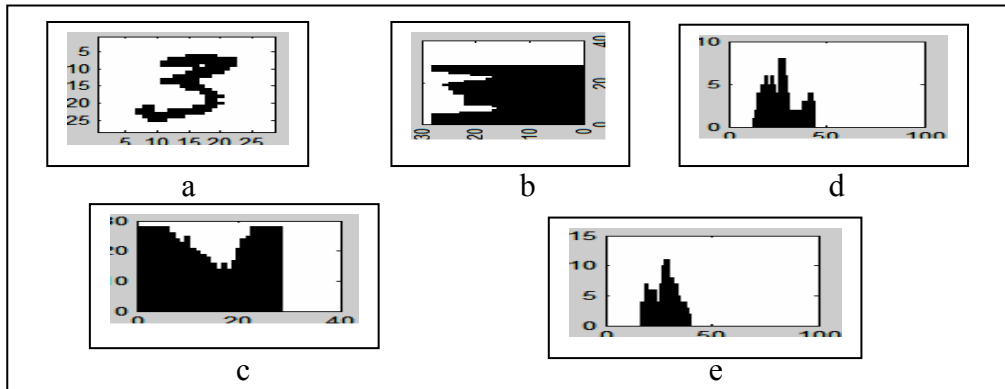


Figure 5.9 : Illustration des différentes projections 0°, 45°, 90°, 135°

- a : Image originale
- b : La projection horizontale 0°
- c : La projection verticale 90°
- d : La projection sur la diagonale (d1)45°
- e : La projection sur la diagonale (d2)135°

Le vecteur extrait est de la forme :

$$V3 = [\mu_H, \delta_H, \eta_H, \kappa_H, \mu_V, \delta_V, \eta_V, \kappa_V, \mu_{d1}, \delta_{d1}, \eta_{d1}, \kappa_{d1}, \mu_{d2}, \delta_{d2}, \eta_{d2}, \kappa_{d2}]$$

- La deuxième analyse proposée est l'Analyse sur le contour (squelette).

III.2. Analyse sur contour

Cette Analyse nous amènera vers l'extraction du squelette en prenant en considération que les primitives choisies sont toutes réalisées avec trois conditions :

- 1- Invariant aux translations.
- 2- Rotation.
- 3- Changement d'échelle.

a- Squelettisation

Cette phase est essentielle pour les étapes suivantes, d'où on réduit l'épaisseur du trait du caractère à l'épaisseur nominale proche d'un pixel, malheureusement l'algorithme, utilisé présente quelques inconvénients par exemple on trouve des traits supérieurs à un pixel ou donne quelques

formes des squelettes de quelques chiffres manuscrits obtenus par algorithme de Zhang & Sue .Nous utilisons sur ces squelettes le suivi de tracé pour extraire les paramètres restants.

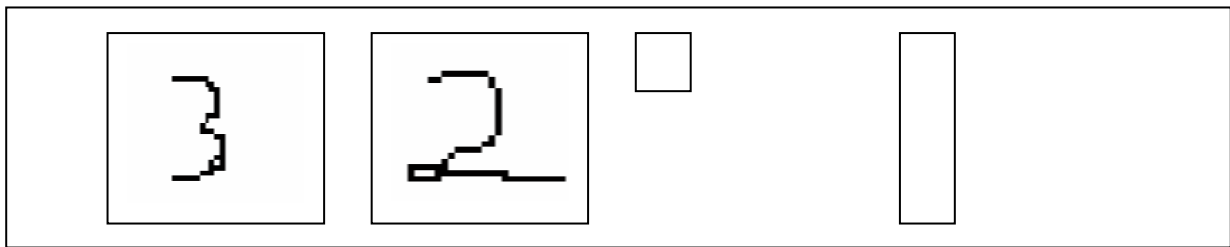


Figure5.10 : Squelettes de quelques chiffres manuscrits obtenus par Algorithme de Zhang & sue avec ses défauts

b- Chaîne de code de FreeMan

Cette représentation qui est une simple vectorisation permet de réaliser les (3) trois conditions citées en avant où on a réduit l'information à l'aide du code de Freeman de 8 connexités en une liste de vecteurs unitaires en sauvegardant seulement la position de chaque pixel par rapport au pixel précédent au lieu de deux listes de coordonnées de tous les pixels des squelettes

- Donc ce code est constitué de l'orientation du pixel qui constitue la forme des chiffres ou en formant du vecteur des entiers chaînés.
- notre Vecteur sous forme d'un calcul d'histogrammes directionnels sur les (8) huit directions, permet de rendre la représentation du caractère plus exacte et cette représentation est à peu près proche d'une représentation globale

c- Les paramètres structurels

Ces paramètres sont extraits à partir des squelettes de l'imagette des chiffres manuscrits où on extrait en premier lieu les points dominants : points d'inflexion, anguleux, et rebroussement par l'analyse de la courbure discrète, avec une plage minimale d'existence de fonction de courbure soit la courbe contient au minimum. (5) cinq points (pixels) **figure 5.11**.

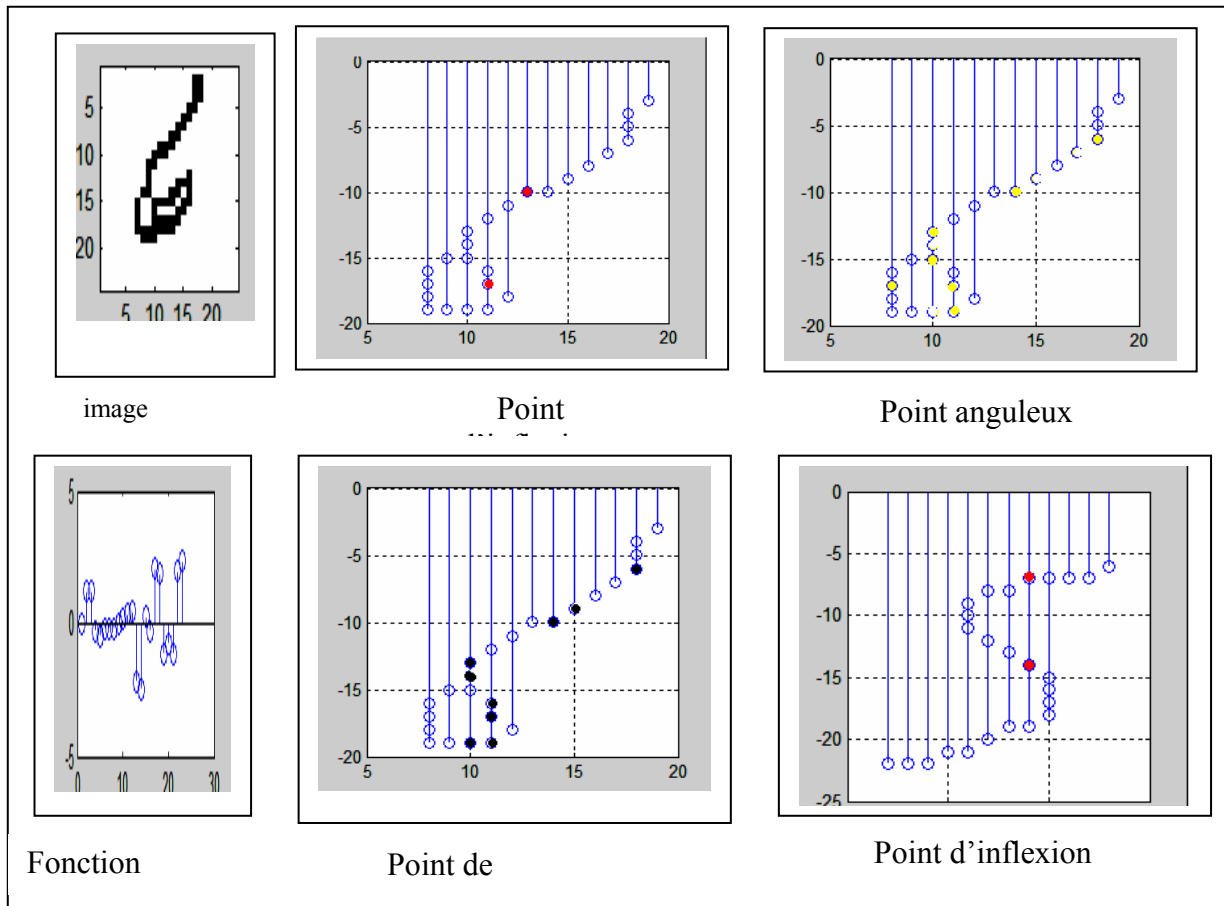


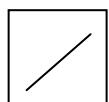
Figure 5.11 : Segmentation du squelette en des entités structurales par les points dominants

- Ces points dominants servent à segmenter le squelette en des entités structurales. On attribue pour chaque entité un code.

1. Les Formes Proposées

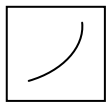
Les formes proposées sont extraites suivant l’observation du degré d’incurvation des traits séparés par les points dominants:

a- Forme droite : (petite incurvation ou nulle)



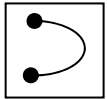
- La forme est séparée par une courbure qui appartient à un intervalle absolu de $[0, 0,20]$ soit le code exprimé sur 4 composants est $[0001]$.

b- Forme trait incurvé (moyen)



- Soit la forme est séparée par un degré de courbure appartenant à un intervalle absolu de $[0,20 : 0,70]$, le code attribué est de $[1000]$

c- Forme trait incurvé (grand)



- Soit la forme est séparée par un degré de la courbure appartenant à un intervalle absolu de $[0,70, 1,50]$ le code attribué est de $[0100]$

d- Forme proche d'un cercle :



- Soit la forme est séparée par un degré de la courbure appartenant à un intervalle de $[1,50 : 3]$ le code attribué est exprimé sur 4 composantes $[0010]$

2. Les Positions de la forme

Le code est exprimé sur 4 composantes :

(1) 1000	→	Position Horizontale.	
(2) 0100	→	Position Verticale.	
(3) 0010	→	Position Inclinée gauche	
(4) 0001	→	Position inclinée droite	

Pour les angles qui définissent les différentes positions nous avons procédé comme suit :

Alpha est une mesure d'angle des deux extrémités des formes avec l'axe (ox) en degré

Position Horizontale : $(-25 < \alpha < 25) \& (155 < \alpha < 180) \& (-180 < \alpha < -155)$

Position Verticale. : $65 < \alpha < 115 \& -115 < \alpha < -65$

Position Inclinée gauche : $25 < \alpha < 65 \& -155 < \alpha < -65$

Position inclinée droite : $115 < \alpha < 155 \& -65 < \alpha < -25$

3. Sens de la courbure :

Il est exprimé en deux composantes.

00 → n'existe pour une ligne droite.

10 → suivant le sens horaire.

01 —————> suivant le sens anti horaire.

4. Cas des formes inférieures à 5 points

Pour le cas d'une courbe inférieure à (5) cinq points nous proposons des formes avec négligence des autres cas.

4.1. Les Formes prises en considération

a_ Cas des (4) quatre points

1. Droite

Ces formes peuvent prendre toutes les orientations dans le plan c'est-à-dire pour chaque cas on trouve (8) orientations d'où on a (40) cas.

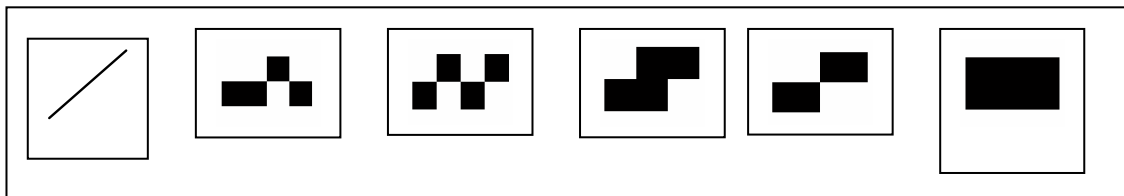
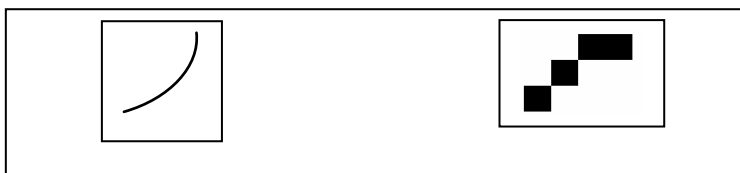


Figure 5.12 : Les différents cas d'une ligne droite horizontale

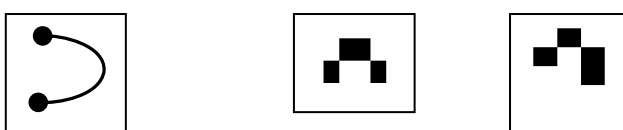
2. Trait incurvé

Ces formes peuvent prendre toutes les orientations dans le plan c'est-à-dire pour chaque cas on trouve (8) orientations d'où on a (8) cas.

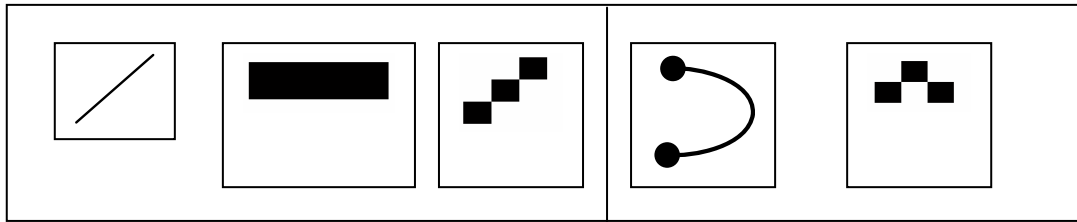


3. Trait incurvé (grand)

Ces formes peuvent prendre toutes les orientations dans le plan c'est-à-dire pour chaque cas on trouve (8) orientation d'où on a (16) cas

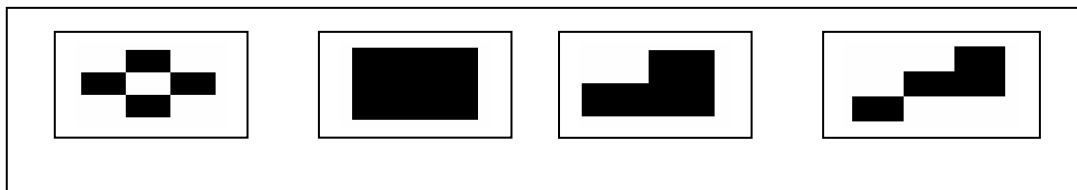


b_ Cas des (3) trois points



4.2. Les formes non prises en considération

Soit 3 ou 4 points



IV. Modélisation par réseaux de Neurones

- Soit les paramètres suivants

- * P₁ : Paramètre statistique, c'est un vecteur de 16 éléments.
- * P₂ : Paramètre code de Freeman c'est un vecteur de 08 éléments.
- * P₃ : Paramètre structurels : c'est un vecteur de 08 éléments.

On fait une sorte de combinaison, on obtient le tableau suivant :

Paramètre					
PARAMÈTRE		P1	P2	P3	
	P1	(P1)	(P1, P2)	(P1, P3)	
	P2		(P2)	(P2, P3)	
	P3			(P3)	
					(P1, P2,P3)

Tableaux 5.1 combinaison des paramètres

- Suivant le tableau on peut obtenir (04) nouveaux vecteurs de paramètres supplémentaires mixtes : P₁ P₂ , P₁ P₃, P₂ P₃, P₁ P₂ P₃.

- Enfin nous avons (7) sept types de vecteurs qui nous servent à créer (07) sept modèles. soit M1 pour (P₁) , M4 pour (P1P2) . M7 pour (P₁P2P3)

M2 pour(P₂), M5 pour (P1P3)

M3 pour(P₃), M6 pour(P₂P3)

- Donc on a modélisé la moitié de la base de données MNIST des chiffres manuscrits soit environ (500) chiffres pour chaque type de paramètre. Par un modèle de neurones de type (MLP) : perceptron multicouches (PMC) à Retropropagation de gradient, où le nombre de sorties est fixe pour tous les modèles et égal à (10) dix de (0,.....,9), mais le vecteur d'entrée qui contient les paramètres varie selon le type de paramètre choisi, pour les couches cachées nous avons vu

qu'une couche cachée est suffisante, en ce qui concerne le nombre de neurones de cette couche, nous avons pris le double de la valeur évaluée par l'équation : $N_{cc} = 2 * \sqrt{N_e + N_s}$ où (N_e) est le nombre de neurones d'entrée et (N_s) le nombre de neurone de sortie, l'apprentissage utilisé est un apprentissage supervisé

V. discussion sur la sélection du meilleur choix sur le type de paramètres :

Après la modélisation nous trouvons (07) sept modèles de (07) sept types de paramètres,

les résultats obtenus en reconnaissance pour chaque modèle sont présentés dans le **tableau (5.2)** suivant. Nous avons évité de dresser le taux de reconnaissance d'erreur et de rejet et de confusion séparément puisque notre travail est l'étude de sélection du meilleur choix du type de paramètres qui donne le meilleur(T) taux de reconnaissance, pour cela nous intégrons dans le tableau le taux d'erreur (Terr) et de rejet (Trej) et de confusion (Tcon) comme un (Terr) taux d'erreur global pour les modèles.

le résultat de la reconnaissance est donné dans le **tableau (5.2)** appliqué sur le reste de la base de données MNIST soit (500) chiffres manuscrits.

Modèle \ Taux	M ₁	M ₂	M ₃	M ₄	M ₅	M ₆	M ₇
T_{Rec} %	55.38	60.59	85.70	56.20	86.10	83.52	86.73
T_{err} %	44.62	39.41	14.30	43.80	13.90	16.78	13.27

-Tableau5.2 les différents taux de reconnaissance pour chaque modèle

- Avec

T_{Rec} % : Taux de reconnaissance

T_{err} %: somme taux d'erreur globale (erreur + rejet+ confus)

On remarque que les résultats obtenus dans le tableau (5) sont suffisants car le taux de reconnaissance est proche de (90%) pour un vecteur qui contient un élément de faible dimension de l'ordre (10) dix.

D'où pour confirmer notre jugement sur la sélection du bon choix de paramètres pour la reconnaissance des chiffres manuscrits; nous détaillons plus profondément le résultat obtenu dans le tableau précédant.

- Pour le modèle (M₁) qui était alimenté par le vecteur (P1) de paramètre de moments de projection qui présentes de plus faibles (T) taux de reconnaissance de l'ordre de (60 %) ceci revient à plusieurs point s

- comme les moments de projection sont une mesure globale et totalement indépendante de la structure elle présente ces type de défaut :

- des ambiguïtés : si on considère qu'une projection sur une direction exemple (6.9), (1.7) , (6.0) ou des (4) quatre directions (2.5).

- Epaisseur de trait.

- Une grande substitution (6.9) , (2.5) , (1.7).

- Ne nécessite pas une phase de segmentation particulière

- Pour les modèles (M2) qui étaient alimentés par des paramètres de distribution de (08) orientations du chaîne de code de FreeMan et (M4) qui était alimenté par un vecteur mixte entre (P1) et (P2) présente un taux de reconnaissance un peu amélioré ceci est du à sur l'utilisation des informations structurelles sur le contour (squelette) mais la baisse du taux de reconnaissance est du à ce que la représentation par code de FreeMan est un peu similaire à une représentation globale En plus les défauts générés par les Algorithmes pour obtenir le squelette d'épaisseur supérieur à deux points où on trouve les manques des parties à cause des dégradations des Formes numérisées.

CHAPITRE V. RESULTAT ET DISCUSSION

pour les modèles (M_3) , (M_5) , (M_6) , (M_7) où (M_3) qui sont alimentés par les paramètres structurels (P_3) . Obtenus par la segmentation du squelette de la forme en entité structurelle. (M_5) , (M_6) , (M_7)

Ces modèles présentent un taux de reconnaissance élevé ça nous ramène à conclure que :

Un Vecteur de caractéristiques qui contient des paramètres structurels extraits du squelette présente une forte information

Les inconvénients qui résident dans cette représentation sont :

- Sensible pour la déformation exemple de défauts générés par les algorithmes d'extraction du squelette où on trouve l'épaisseur supérieure à deux pixels.

- Erreur sur l'extraction des primitives due à la mauvaise segmentation des primitives ce qui conduit à une fausse interprétation du caractère.

Conclusion

CONCLUSION

L'objectif de notre travail est l'étude du choix de paramètres pour la reconnaissance des chiffres manuscrits isolés ; pour cela nous avons proposé trois types de caractéristiques qui sont les caractéristiques morphologiques, structurels et statistiques. En plus nous avons généré quatre autres types hybrides qui sont les résultats de combinaison des trois types précédents.

Durant cette recherche, nous avons procédé aux trois étapes classiques d'un système de reconnaissance, en partant de l'acquisition des images, en passant par le traitement et analyse, et en finissant par la reconnaissance et tests.

La base de données utilisée dans ce mémoire est constituée des images brutes de la base de données MNIST contenant mille chiffres manuscrits(1000) , en plus de deux cents chiffres manuscrits (200) scannés et saisis au niveau du département d'électronique de l'université d'Annaba , soit au total mille deux cents chiffres manuscrits ,partagés en deux parties de six cents chiffres chacune ,une partie utilisée pour l'apprentissage et l'autre partie pour évaluer le résultat de reconnaissance .

Ces images obtenues ont besoin d'un traitement pour remédier aux défauts causés par les systèmes d'acquisition et améliorer leurs qualités.

La première opération effectuée sur ces images est une binarisation globale où le choix du seuil de binarisation se fait par aspect visuel , parce que nous avons des images simples (objets noirs (formes connexes) sur fond blanc) ,et la segmentation en composants connexes se fait par la méthode ascendante de MME Hammami [HAM 98], on a suivi cette phase par l'opération de filtrage morphologique ouverture (érosion ,dilatation) pour garder la connexité qui est essentielle pour l'extraction du squelette .

Pour les caractéristiques statistiques, une étape de normalisation est nécessaire pour conserver l'aspect initial des caractères (multitude de tailles), et éliminer les impacts de rotation, translation, changement d'échelle.

L'approche utilisée pour l'extraction du squelette repose sur la méthode de l'amincissement répété correspondant à une érosion qui conserve la structure des formes et la connexion entre les formes.

CONCLUSION

L'analyse et l'extraction des paramètres sont considérés parmi les problèmes posés lors de la construction d'un système de reconnaissance parce que la majorité des techniques d'extraction des caractéristiques s'accompagne d'une perte d'information irrémédiable ce qui nous pousse à orienter notre étude sur le choix des caractéristiques, pour cela nous proposons trois types de paramètres :

- paramètres statistiques : moments d'ordre mathématique .
- paramètres morphologiques : description symbolique par codage du tracé du squelette et segmentation du tracé du squelette en éléments structurels (courbe avec ses différents degrés d'incurvation passant de la forme droite à la forme boucle).

Dans la phase finale de test et reconnaissance, nous avons utilisé l'approche connexioniste par un réseau de neurones de type MLP (multi layer perceptron).

Notre application nous ramène à conclure que les caractéristique qui contiennent les paramètres structurels extraits du squelette de la forme présentent une forte information mais pour les caractéristiques statistiques, elle restent insuffisantes et qu'il est nécessaire d'introduire d'autres paramètres pour compenser ce déficit de discrimination, cela reste encore au stade de la recherche.



Bibliographie



- **[AGG 92]** :E. Aggoune, A. Bensenouci, A. Hellal, E. F. Boudjema, artificial neural networks theory :theory and application, SSA'92, pp.202-210, Guelma, Algerie.
 - **[ALB 95A]**:A. L. Badr, S. A. Mahmoud, survey and Bibliography of Arabic optical text recognition, signal processing, Vol. 41, pp. 49 -77, 1995.
 - **[AMI 98]** :Adnan. Amin, Sameer. Singh, recognition of hand printed chines characters using decision tree/machine learning c45 systems, pattern analysis and applications, Vol.1. n=°2, pp. 130-141, 1998.
 - **[AYA 04]** :Nedjem. Eddine. Ayat, sélection de modèle automatique des machines à vecteurs de supports: application à la reconnaissance d'images de chiffres manuscrits, thèse doctorat en génie. P. H. D. Université du Québec, Montréal, Canada, 2004.
 - **[BAG 05]** :Baghdadi. Hadj. Ali, Senouci. Mohamed, réseaux de neurones: théorie et pratique, édition. O. P. U. office des publication universitaires,2005.
 - **[BEL 03]** :A. Belaid, cours du traitement d'image, cours de D. E. A, réalisé par A. Belaid, cahpitre quatre, pp. 1-10, universite de Nancy, 2003.
 - **[BEL 92]** :A. Belaid, Y. Belaid, reconnaissance des formes : méthodes et applications, interedition, paris, 1992.
 - **[BEN 99]** :Bendjeddou. Toufik, Kherbéche Fethi, modélisation de l'écriture arabe en graphèmes, mémoire d'ingénieur d'état en électronique, université Badji. Mokhtar. Annaba, 1999.
 - **[BJA 02]** :Beena. Bajaj, Lipika Dey, San. Tann, Chaudhray. Devenagri, numerical recognition by combining decision of multiple connectioniste classifier, Sadhana, Vol. 27 part. 1, pp. 59 - 72, Feb. 2002.
 - **[BRO 04]** :Rain. Brow, analyse des images, rapport de recherche réalisé par Rain. Brow, université Sophia. Antipolis, pp. 10-40, France, Mai 2004.
 - **[CAN 00]** : E. Cantu-Paz, efficient and accurate paralleled genetic algorithms, kluwer academic publishers, 2000.
 - **[CAT 02]** :Catherine. Actor, cours des traitements d'images, réalisé par Catherine Actore sur la base de cours de J. Devardset. M. Milgram, 2003.
 - **[COU 84]** :F. de.Coulon, theories et traitements des signaux, edition Dunod, 1984.
-

- **[CRE 04]** :Jean. Pierre, Crettez. Guy, Lorette, reconnaissance de l'écriture manuscrite, technique de l'ingénieur, volume traité de l'informatique, partie. H. 1358, 2004
 - **[DEF 95]** :O. Deforges, P. Piquin, C. Viard. Gaudin, D. Barba, segmentation d'images de documents par une approche multiresolution : extraction précise des lignes de textes, traitement de signal, l'écrit et le document, Vol. 12. n°6, 1995.
 - **[ELL 90]** :D. Elliman, I. T. Lancaster, a review of segmentation and contextual analysis technique for text recognition, Vol. 23. n° 3/4, pp. 337-346. 1990.
 - **[FER 96]** :Eric. Ferly, reconstruction de données tridimensionnelles : utilisation combinée de squelettes et de surfaces implicites, mémoire de D. E. A, université Joseph Fourier France, 1996.
 - **[FRE 03]** :Frédéric. Grandidier, un nouvel algorithme de sélection de caractéristiques : application à la lecture automatique de l'écriture manuscrite, thèse doctorat en génie P. H. D, université du Quebec, Montréal, Canada, 2003 .
 - **[GAI 75]** :G. Gaillat, une procédure statistique de décision avec apprentissage et son application à la reconnaissance des caractères manuscrits, thèse de doctorat, université de Paris VI, 1975.
 - **[GAS 04]** :P. Gaspart, Acquisition et traitement d'image, cours d'électronique, réalisé par Gaspart, université libre du Bruxelles, 2004.
 - **[GEO 99]** :George. Bebis, George. Papadourakis, Stelios. Orphanoudakis, curvature scale space driven object recognition with an indexing scheme based on artificial neural networks, pattern. recognition (32), pp: 1175-1201, 1999.
 - **[GER 01]** :Gerard. Blanchet, Maurice. Charbit, signaux et images sous matlab, édition Herms science, Paris, 2001.
 - **[GIL 01]** :Gilles. Bruel, introduction au traitement d'images, édition Herms science, Paris, 2001.
 - **[HAM 98]** :L. Hamami. Mitiche, Segmentation of arabic text printed in characters, proceeding of the 8th international conference on computer theory and Applications ICCTA .98, pp. 6 – 8,Alexandria, Egypt, 15-17, Septembre, 1998.
 - **[HAM 99]** :L. Hamami. Miiitich, D. Berkani, système de reconnaissance de l'écriture arabe imprimée par l'utilisation de la méthode des arbres, proceeding du Séminaire sur l'imagerie et la transmission STT 99, pp. 43-47, Alger, Algérie. 30 nov ,1^{er} dec, 1999.
-

- **[HAN 02]** :Henrick. Hansen, Anders ,Wang. Kritensen, Morten Porsborg, KohLer. Allan, weber. Mikkel, automatic recognition of licence plates, rapport de projet de recherche, université d'Alborg, May.2002.
 - **[HEN 02]** :Henri.Maitre, analyse d'images: filtrage et segmentation, édition Masson, 2002.
 - **[LEC 89a]** :Y. Lecourtier, G. Lorette, J. C. Salomie, problématique de la communication écrite, Congres. R. F. I. A, Paris, France, Nov . 1989.
 - **[LIN 04]** :Lingrand. Diane, traitement d'image, rapport de projets signaux et systèmes, université de Nice, pp. 80-190,2004.
 - **[LON 98]** :Loncaric. Sven, a survey of shape analysis technique, pattern recognition, vol. 31, n=°8 ,pp. 983-1001, 1998.
 - **[LOU 99]** :A. Loudjani, M. Ramdani, H. A. Abassi, modélisation du processus d'Affinage de l'acier par l'approche connexioniste, séminaire international, signaux et automatiques, SSA' 99, pp. 446-453, Algerie. 1999.
 - **[LUC 99]**:Jean-Luc. Henery, une étude sur le choix des caractères imprimés vision et interface. 99, pp. 375-379, Canada, 19-21. Mai. 1999.
 - **[LUI 03]** :Luiz. Eduardo. Soares. Oliveira, automatic recognition of handwritten numerical strings, thèse doctorat en génie, P. H. D, université du Québec, Montréal, pp. 10 -25, 2003.
 - **[MAI 94]** :Maitre. Gilbert, segmentation et traitement préliminaires des images de profondeur, thèse docteur es sciences, université de Neuchâtel, 1994.
 - **[MAI 05]** :H. Maitre, L. Bloch-Y. Goussen, D. Matignon, B. Popescu, I. Sdnitt, M. Sigelle, F. Tupin, traitement et analyse des images, polycopie des cours ANIM, département T. S. I. université de Paris. PP. 80-100, 2005.
 - **[MAN 92]** :Manlah. Bouzid, Manlah. Kamel, Fartas. Belkacem, Djabar. Mostapha, reconnaissance de forme par traitement d'image, SSA'92, pp. 174-178, Guelma, Algerie, 1992.
 - **[MAU 92]** :Mauriel. Matenet, Jean. Michel Jolion, analyse de formes déformées, mape monde n=° 3, L. I. S. de production industrielle, université de Lyon I, pp. 1-9, 1992.
 - **[MAT 90]** :Matougui. Farida, système interactif pour la reconnaissance des Caractères arabes Manuscrits, SIRCAM, Thèse de Magistère, C, D, T, A, 1990.
 - **[MAT 99]** :Mathiew. Dancre, analyse d'images tridimensionnelles ultrasonores pour l'inspection en service rapide des réacteurs à neurones, thèse doctorat en informatique, université de la méditerranée Aix- Marseille. II, France, PP. 20-70, 1999.
-

- **[MOU 96]** :Bedda. Mouldi, Ramdani. Messaoud, Doghmane Nourreddine, classification des caractères manuscrits arabes par un perceptron multicouches, revue des sciences et technologies synthèse n°1, université Annaba, pp. 6-11, juin, 1996.
 - **[MOU 94]** :Mounir. Bouzenda, Younés. Grar, conception et réalisation d'un système de développement d'algorithmes de traitement d'images SDATI-WIN, proceeding of the international conference on signals and systems. ICSS'94, pp. 107-110, September, 24-26 Algerie, 1994.
 - **[OLI 06]** :L. S. Oliveira, Marsia. Morita, Robert. Sabourin, Feature selection for ensembles applied for handwriting recognition international journal of document analysis, pp. 1-18, I. J. D. A, 2006.
 - **[OTS 79]** :N. Otsu, a thresholds Sélection méthode from gray level Histograms, IEEE transaction on système man & cyber, pp. 62-69, jan. 1979.
 - **[PEL 06]** :C. Pelligrini, neurones artificiels : modèles et réseaux, cours AIMA, Geneva. 2006.
 - **[PIS 90]** :N. Piskonov, calcul différentiel et integral, tome 1, edition O. P. U. office des publications universitaires, pp. 219-242, Algerie, 1990.
 - **[POI 00]** :Emile. Poisson, C. Viard.Gaudin, réseaux de neurones à convolution, rapport de recherche, université de Nantes, France, 2000.
 - **[RAF 03]** :Rafael. Palacios, Ainar. Gupta, Ptrice. S, P. Wang, Feed Back- based architecture for Proceeding curtsey amounts on cheecks.journal of electronic imaging, vol (12). n° 1. pp. 194-202, January. 2003.
 - **[RAM 95]** :Ramdani. Messaoud, Layachi. Bennacer, identification des textures aléatoires par des réseaux de neurones, proceeding of the CMESE'95, pp. 370-376, Guelma. 7th. & 8th , nov. 1995.
 - **[RAN 03]** :Rangachar. Kasturi, Lawrence. O' Gorman, Venu. Govindraj, document image analysis, Sadhana, vol. 27, Part. 1, pp. 3-22, Feb.2002.
 - **[SAY 73]** :Sayer. K. M, machine recognition of handwritten words a project report pattern recognition vol. n°5, pp. 213-228, 1973.
 - **[SAN 00]** :Po-yan. Tsang, multi-resolution image segmentation using geometric active contours, these de master, universite de Waterloo, Ontario, Canada, 2004.
-

- [SEB 05] :Sebti. Mohamed, système automatique de reconnaissance des mots manuscrits arabes par l'approche connexioniste, mémoire de magistère, université d'Annaba, 2005
- [SHI 03] :Shusaku. Shimizu, Wataru. Ouhayama, Tetsushi. Wakabayashi, Funutaka. Kimura, mirror image learning for autoassociative neural network, proceeding of the seventh international conference on document analysis and recognition, IEEE, ICDAR, 2003.
- [SOU 96] : Suici. Labiba, système connexioniste pour la reconnaissance des caractères arabes manuscrits, mémoire de magistère en informatique, université d'Annaba, 1996
- [SOU 99] :F. Souaker, detection des pannes des capteurs dans un réacteur nucléaire par l'utilisation des réseaux de neurones statiques, ISSA '95, pp. 508-513, Algerie.
- [SUN 95] :Sung. Bac. Cho, Jin. H. Kim, multiple network fusion using fuzzy logic, IEEE, transaction on neural network, vol. 6. n°2, pp. 497-501, Marsh. 1995.
- [ZAH 90] :A. Zahour, une méthode de reconnaissance de l'écriture manuscrite arabe, thèse doctorat, université du Havre, France, 1990.
- [ZHA 84] :T. Y. Zhang, C. Y. Suen, a fast parallel algorithm For thinning digital, pattern image processing and computer vision, vol. 27. n°03, pp. 236-239, 1984.

Annexes

I- Longueur de l'arc et sa dérivée

Supposons que l'arc de la courbe (M₀M) de la figure (1) soit le graphique de la fonction y = f(x) définie dans l'intervalle (a,b). Définissons la longueur de l'arc de la courbe, prenons sur la courbe AB les points :M₀ ;M₁....M_i. En joignant ces points par des segments de droite nous obtenons une ligne polygonale dans l'arc (M₀ M). On appelle **longueur de l'arc** (M₀ M) (et l'on désigne par **s**), la limite vers laquelle tend la longueur de cette ligne polygonale quand la longueur du plus grand des segments M_{i-1} M_i constituent cette ligne tend vers zéro.

Si cette limite existe et ne dépend pas du choix des sommets de la ligne polygonale M₀ M₁ M₂M_i et sous les conditions :

- a- f(x) et sa dérivée f'(x) sont continues sur le segment [a, b] .
- b- L'arc de la courbe y= f(x) compris entre deux points [a, f(a)] et [b, f(b)] a une longueur bien déterminée que l'on peut calculer à l'aide des formules appropriées .

Sous même condition on peut citer que le rapport de la longueur d'arc à la longueur de la courbe correspondante tend vers l'unité quand la longueur de la corde tend vers zéro .

$$\lim_{M_0 M \rightarrow 0} [\text{Longueur } \overbrace{(M_0 M)} / (\overline{M_0 M})] = 1$$

Remarque : Cette définition de la longueur d'un arc de courbe quelconque et analogue à la longueur de la circonférence.

II- Expression différentielle de la longueur d'arc

Pour une courbe dont l'équation est y = f(x). Figure 2 ;on a $ds = \sqrt{dx^2 + dy^2}$ et comme

Nous avons $\Delta s = \text{longueur } \overbrace{MM_1}$;et $\overline{MM_1}$ la corde qui sous tend cet arc $MM_1 = (\Delta x)^2 + (\Delta y)^2$

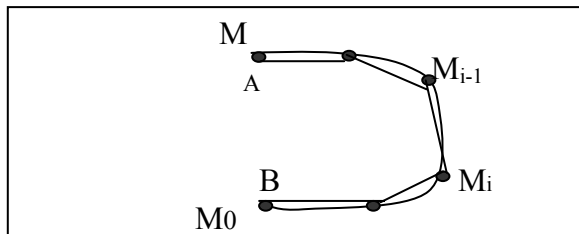


Figure 1

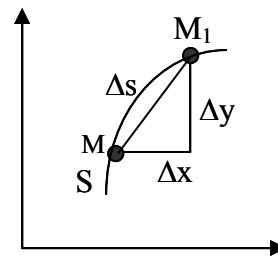


Figure 2

Si nous considérons l'équation $MM_1 = (\Delta x)^2 + (\Delta y)^2$ (1) ; et nous cherchons la $\lim (\frac{\Delta s}{\Delta x})$ quand $\Delta x \rightarrow 0$; nous avons besoin de la division de l'équation (1) par $(\Delta s)^2$

ANNEXE A : Méthode mathématique de calcul de la courbure

Par division de l'équation (1) par $(\Delta s)^2$ nous obtenons l'équation (2)

$$\left(\frac{\overline{MM_1}}{\Delta s}\right)^2 * \Delta s^2 = (\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 \dots\dots\dots(2); \text{ nous divisons (2) par } (\Delta x)^2 \text{ nous trouvons l'équation}$$

(3)

$$\left(\frac{\overline{MM_1}}{\Delta s}\right)^2 * \left(\frac{\Delta s}{\Delta x}\right)^2 = 1 + \left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right)^2 \dots\dots\dots(3), \text{ puis on introduit la limite sur chaque élément}$$

du cette équation tout on considérant ces données :

$$\text{Lim } \left(\frac{\overline{MM_1}}{\Delta s}\right) = 1; \text{ quand } (\Delta x) \rightarrow 0, \text{ et la } \lim \frac{\Delta s}{\Delta x} = \frac{dy}{dx}; \text{ quand } (\Delta x) \rightarrow 0$$

On trouve en finale $\left(\frac{ds}{dx}\right)^2 = 1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2$ ou $ds = \sqrt{dx^2 + dy^2}$

III- La courbure :

Est considérée parmi des éléments qui caractérise la forme d'une courbe par son degré de flexion ou d'incurvation ; soit donnée une courbe qui n' pas de points doubles et qui a une tangente déterminée en chaque points.

L'angle de contingence de l'arc AB c'est l'angle de rotation de la tangente quand on part du point A au point B figure (3a, 3b). Menons des tangentes à la courbe en deux points quelconques A, B ; et désignons par (α) l'angle formé par ces tangentes. Soit deux arcs de même longueur ;le plus incurvé est celui dont l'angle de contingence est le plus grand .

Enfin la définition complète de **la courbure** d'une courbe quelconque est le rapport de l'angle de contingence à la longueur de l'arc correspondant.

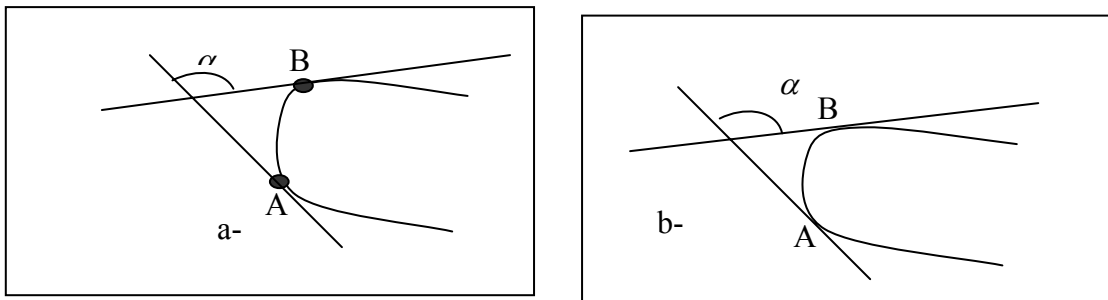


Figure 3

ANNEXE A : Méthode mathématique de calcul de la courbure

Courbure moyenne :

on appelle courbure moyenne K_m de l'arc AB le rapport de l'angle de contingence correspondant

$$(\alpha) \text{ à longueur d'arc qu'il sous tend } Km = \frac{\alpha}{AB}$$

La courbure moyenne des différents arcs d'une courbe peut varier avec l'arc choisi exemple. Figure 3 (a, b).

Notion de la courbure en un point

Une courbure de la courbe en un point A que l'on note K_A est la limite vers laquelle tend la courbure moyenne de l'arc AB quand la longueur de cette Arc tend vers zéro (c.à. d. quand B s'approche du point A).

$$K_A = \lim (K_m) \text{ quand } (A \rightarrow B) = \lim \frac{\alpha}{AB} \text{ quand } AB \rightarrow 0$$

Remarque : pour une courbe quelconque la courbure peut généralement varier quand on passe d'un point à un autre.

Calcul de la courbure :

Pour permettre de calculer la courbure en chaque point $M(x,y)$ d'une courbe, nous supposons que dans un système de coordonnées cartésien ; la courbe est donnée par une équation de la forme $y=f(x)$. et la fonction $f(x)$ a une dérivée seconde continue.

Menons les tangentes aux points M_1, M_0 formant avec l'axe (ox), les angles (φ) et $(\varphi + \Delta\varphi)$.

soit (S) : longueur de l'arc $\widehat{M_0 M_1}$, Alors : $\Delta(s) = \widehat{M_0 M_1} - \widehat{M_0 M}$

et

$$|\Delta S| = \widehat{M M_1}$$

Angle contingence correspond à l'arc $\widehat{M M_1} = |\Delta\varphi|$.

En vertu dans la définition de la courbure moyen K_m .

$$\text{Nous obtenons : } K_m = \frac{|\Delta\varphi|}{|\Delta S|} = \frac{|\Delta\varphi|}{|\Delta s|}$$

$$\text{La Courbure au point (M) : } K = \lim_{\Delta s \rightarrow 0} \frac{|\Delta\varphi|}{|\Delta s|}$$

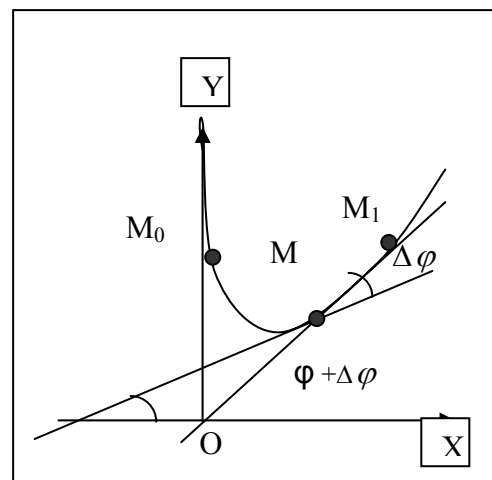


Figure 4

ANNEXE A : Méthode mathématique de calcul de la courbure

Comme (φ) et (S) dépendent de (x) on peut considérer que φ est une fonction de (S) , et on peut exprimer (f) paramétriquement à l'aide du paramètre (x) .

$$\text{Donc } K = \lim_{\Delta S \rightarrow 0} \frac{\Delta \varphi}{\Delta S} = \frac{d\varphi}{dS} = \frac{d\varphi/ds}{dS/dx} \quad \text{et} \quad \text{pour exprimer } (d\varphi/ds)$$

$$\text{à l'aide du fonction } y = f(x) ; \text{ on a } \operatorname{tg}(\varphi) = \frac{dy}{dx} \quad \text{et par conséquent } \varphi = \operatorname{artg} \frac{dy}{dx}$$

En dérivant cette égalité par rapport à (x) nous obtenons

$$\frac{d\varphi}{dx} = \frac{d^2y}{dx^2} / (1 + (dy/dx)^2)^2$$

avec $\frac{ds}{dx} = \sqrt{1 + (dy/dx)^2}$ avec $ds = \sqrt{dx^2 + dy^2}$

$$K = \left| \frac{d\varphi}{dS} \right| \quad \text{on trouve enfin :}$$

$$K = \frac{d^2y}{dx^2} / [1 + (dy/dx)^2]^{3/2}$$

Courbure paramétrique :

Le calcul de la courbure d'une courbe sous forme paramétrique est donnée comme suit :

soit $\{ x = \varphi(t) \text{ et } y = \Psi(t) \}$ donc :

$$\frac{dy}{dx} = \frac{\Psi'}{\varphi'} \quad \text{et,} \quad \frac{d^2y}{dx^2} = \frac{\Psi'' \varphi' - \varphi \Psi''}{\varphi'^3}$$

En substituant ces équations dans la formule $\Psi' ; \varphi'$ dans l'équation (d^2y/dx^2) nous trouvons la formules générale :

$$K = \frac{|\Psi'' \varphi' - \varphi \Psi''|}{[\Psi'^2 + \varphi'^2]^{3/2}}$$

Un exemple d'application sur les coordonnées polaires.

$$\text{Soit } \begin{cases} x = f(\phi) \cdot \cos \phi \\ Y = f(\phi) \sin \phi \end{cases} \quad \text{avec } f(\phi) = \rho$$

Donc K est calculé suivant les formules précédentes par :

ANNEXE A : Méthode mathématique de calcul de la courbure

$$K = \frac{|\rho'^2 + 2\rho\rho'' - \rho^2\rho''|}{[\rho'^2 + \rho^2]^{3/2}}$$

Rayon de courbure

Par définition le rayon de la courbure d'une courbe en un point m est la grandeur (R) qui est égale à l'inverse de la courbure (K) de cette courbe en ce point et noté par :

$$\mathbf{R} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{K}}$$

ANNEXE B : Base de données MNIST des chiffres manuscrits

Base de données M N I S T de 1000 chiffres manuscrits

5	0	4	1	9	2	1	3	1	4	3	5	3	6	1	7	2	8	6	9	4	0	9	1	1	2	4	3	2	7	3	8	6	9	0	5	6	0	7	6	1	8	1	9	3	9	8	5	3	3
3	0	7	4	9	8	0	9	4	1	4	4	6	0	4	5	6	1	0	0	1	7	1	6	3	0	2	1	1	7	8	0	2	6	7	8	3	9	0	4	6	7	4	6	8	0	7	8	3	1
5	7	1	7	1	1	6	3	0	2	9	3	1	1	0	4	9	2	0	2	0	2	7	1	8	6	4	1	6	3	4	5	9	1	3	3	9	5	4	7	7	4	2	8	5	8	6	4	3	
4	6	1	9	9	6	0	3	4	2	8	2	9	4	4	6	4	9	7	0	9	2	4	5	1	5	9	1	0	3	2	3	5	9	1	7	6	2	8	2	2	5	0	7	4	9	7	8	3	2
1	1	8	3	6	1	0	3	1	0	0	1	1	2	7	3	0	4	6	5	2	6	4	7	1	8	9	9	3	0	7	1	0	2	0	3	5	4	6	5	8	6	3	7	5	8	0	9	1	0
3	1	2	2	3	3	1	4	7	5	0	6	2	7	9	8	5	9	2	1	1	4	4	5	6	4	1	2	5	3	9	3	9	0	5	9	6	5	7	4	1	3	4	0	4	8	0	4	3	6
8	7	6	0	9	7	5	7	2	1	1	6	8	9	4	1	5	2	2	9	0	3	9	6	7	2	0	3	5	4	3	6	5	8	9	5	4	7	4	2	1	3	4	8	9	1	9	2	8	7
9	1	8	7	4	1	3	1	1	0	2	3	9	4	9	2	1	6	8	4	7	7	4	4	4	2	5	7	2	4	4	2	1	9	7	2	8	7	6	9	2	2	3	8	1	6	5	1	1	0
2	6	4	5	8	3	1	5	1	9	2	7	4	4	4	8	1	5	8	9	5	6	7	9	9	3	7	0	9	0	6	6	2	3	9	0	1	5	4	8	0	9	4	1	2	8	7	1	2	6
1	0	3	0	1	1	8	2	0	3	9	4	0	5	0	6	1	7	7	8	1	9	2	0	5	1	2	2	7	3	5	4	4	7	1	8	3	9	6	0	3	1	1	2	0	3	5	7	6	8
2	9	5	8	5	7	6	1	1	3	1	7	5	5	5	2	5	8	7	0	9	7	7	5	0	9	0	8	9	2	4	8	1	6	1	6	5	1	8	3	4	0	5	5	8	3	6	2	3	
9	2	1	1	5	2	1	3	2	8	7	3	7	2	4	6	9	7	2	4	2	8	1	1	3	8	4	0	5	9	3	0	9	2	4	7	1	2	9	4	2	6	1	8	9	0	6	6	7	
9	9	8	0	1	4	6	7	1	5	7	0	3	5	8	4	7	1	2	5	9	5	4	7	5	9	8	8	3	6	9	7	0	7	5	7	1	1	0	7	9	2	3	7	3	2	4	1	6	
2	7	5	5	7	4	0	2	6	3	6	4	0	4	2	6	0	0	0	3	1	6	2	2	3	1	4	1	5	4	6	4	7	2	8	7	9	2	0	5	1	4	2	8	3	2	4	1	5	
4	6	0	7	9	8	4	9	8	0	1	1	0	2	2	3	2	4	4	5	1	6	5	7	7	8	8	9	7	4	7	3	2	0	8	6	8	6	1	6	8	9	4	0	9	0	4	1	5	4
7	5	3	7	4	9	8	5	8	6	3	8	6	9	9	1	8	3	5	8	0	5	9	7	2	5	0	8	5	1	1	0	9	1	8	6	1	0	9	3	0	8	8	9	6	7	8	4	7	5
9	2	6	7	4	5	9	2	3	1	6	3	9	2	2	5	6	8	0	7	7	1	9	8	7	0	9	9	4	6	2	8	5	1	4	1	5	5	1	7	3	6	4	3	2	5	6	4	4	0
4	4	6	7	2	4	3	3	8	0	0	3	2	2	1	8	2	3	7	0	1	0	2	3	3	8	4	3	5	7	6	4	7	7	8	5	9	7	0	3	1	2	4	3	4	4	7	5		
9	6	0	0	7	1	4	2	7	3	6	7	5	8	4	5	8	2	7	1	1	5	6	8	5	8	4	0	7	9	9	2	9	7	2	1	4	2	6	9	1	7	0	6	4	2	5	7	0	
7	1	0	3	7	6	5	0	6	1	5	1	7	8	5	0	3	4	7	5	7	8	6	9	3	8	6	1	0	9	7	1	3	0	5	6	4	4	2	4	4	3	1	7	7	6	0	3	6	
