الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DR.YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique

Projet de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme Master en électronique

Spécialité : Electronique des systèmes embarquée

THEME

Amélioration de la vérification d'empreintes digitales par classification SVM

Encadrement : **Mr. BOUCHERIT ISMAIL**

Préparé et présenté par :

Akaba Radhia

& Kharoubi Ihsane

Promotion 2017/2018

REMERCIMENT

Merci à Dieu, qui nous protège et nous aide dans les épreuves de la vie et qui nous donne le courage et l'ardeur nécessaire pour l'accomplissement de ce travail.

Un immense remerciement à ***M.*** BOUCHERIT *pour l'effort fournis pour l'encadrement de ce travail et de nous avoir aidé à mener ce projet sur les bonnes voies.*

Je remercie tous les membres de mon jury de mémoire qui ont pris de leurs temps pour lire et juger ce travail ainsi que pour leur déplacement le jour de la soutenance.

Je remercie toute personne ayant participé de prés ou de loin pour la réalisation de ce travail.

Enfin, un grand merci pour nos parents qui nous ont soutenu tout au long de nos parcoure.

Dédicase

Je tiens à remercier en premier lieu dieu le tout puissant qui nous Donne le courage ET la patience

A ma chère maman qui j'aime le plus au monde, et mon papa qui a toujours été là pour moi.

« Mes très chers parents, vous m'avez toujours donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance » je vous aime.

A ma grande mère : « Mama Djamila Rabi Ytawal Amarha »

A mes chères sœurs « HADJER et SELMA » qui ont été toujours à mes cotés et elles sacrifient toujours pour moi. Rabi Ykhalikom Lia

A mon frère « WALID» qu'il me manque que dieu le protège.

AU chouchou de notre famille « Didin» que dieu le protège.

A ma sœur et ma chère copine « NINA» qui était toujours avec moi.

A les proches du mon cœur : « ma tante SAFIA, Narimen, Manel, amel,Amina, Khira,SARAH,NOUR,Wissem,Ahlem,Bahia,Fatma,Kanza» et toute la famille.

A mes amis : « Hadda,Nadia, Farida, AMEL, NASSIRA, ISLEM NOUNOU,Selma,Ikram».

A ma jolie binôme «Radia» et sa famille.

Je dédie ce mémoire.

Ihcene

Dédicase

Je tiens à remercier en premier lieu dieu le tout puissant qui nous Donne le courage ET la patience

Je tiens à Didier ce modeste travail à mes très chères parents qui

N'ont pas arête de me soutenir et m'aider à tracer mon chemin

vers la réussite à travers mes études.

Ainsi je dédié ce projet à mes chers frères, mes sœurs et à tout la

famille.

A mes chers amis : ***Biba, Karima, Samia, Khadidja****.*

A ma jolie binôme ***IHSANE*** *et sa famille*

A.Radia

Sommaire

Introduction Générale ……..1

Chapitre I : La Biométrie Et Les Empreintes Digitales

I. 1) Introduction…….3

I.2) La biométrie……..…...3
I.2.1) Biométrie et système classiques d'identification……3
I.2.2) Classification des caractéristiques biométrique…….…....4
I.3) Système biométrique 5
I.3.1) Définition……....……5

I.3.2) Propriétés souhaitées pour un système biométrique ……..……6

I.3.3) Architecture d'un système biométrique ……..……7

I.3.4) Principe de fonctionnement……8

I.4) L'empreinte digitale 8
I.4.1) Historique……...8

I.4.2) Définition……9

I.4.3) Caractéristiques des empreintes……..9

I.4.4) Structure d'un système complet de reconnaissance d'empreintes……11

I.4.4.1) Principe général…….....11

I.4.5) L'acquisition d'empreinte……12

I.4.5.1) Les capteurs optiques d'empreinte …….....12

I.4.5.2) Les capteurs électriques-thermique ……......13

I.4.5.3) Les Capteurs capacitifs …….....14

I.4.5.4) Les Capteurs de champ-électrique…….....14

I.4.6) Le prétraitement de l'image…….15

I.4.7) L'extraction de la signature ……..15

I.4.8) Le stockage et la phase d'appariement……...15

I.5) Evaluation des performances des Systèmes biométriques…….……16
I.5.1) Mesures de performance d'un système biométrique…….16

I.5.2) Évaluation des systèmes basés sur l'empreinte digitale……..18

I.6) Conclusion…….18

Chapitre II : L'extraction Des caractéristiques et classification SVM

II.1) Introduction…….19

II.2) Les méthodes d'extraction Des Caractéristiques…….19

II.2.1) L'extraction des minuties……..19

II.2.1.1) La méthode basée sur la binarisation……19

- Squelettisation de l'image……20
- la détection des minuties……21
- L'élimination des fausses minuties……23

II.2.2) Extraction de caractéristiques par la Quantification de Phase Locale…….23

- Méthode multi-level Bloc Phase Quantization (MB-LPQ)……..24
- Méthode multi-level Local Phase Quantization (ML-LPQ)……..24

II.2.3) Extraction Des Caractéristiques Avec Le Filtre De Gabor……24

II.2.3.1) Définition……..……...24

A. Variations de l'orientation…….…….25

B. Variation de l'échelle……26

II.3) Classification SVM……..26

II.3.1) Généralités sur les Support vector machine……...26

II.3.2) Mise en œuvre des SVM…….……...27

II.3.3) SVMs binaires …….…….27

II.3.4) Définition de base……..……28

II.3.4.1) Séparation linéaire (séparateur linéaire) ……..…….28

II.3.4.2) Notion de marge ……..…….29

- Marge d'un hyperplan……..……..29

II.3.5) Problèmes non linéairement séparables ……..31

II.3.6) Les SVM Multi classes…….33

II.3.6.1) L'approche indirecte……34

- L'approche « un contre un »……..34

- L'approche « un contre tous »……...34

II.3.7) Evaluation du modèle…….35

II.3.7.1) Métriques de performances…….35

- Taux de reconnaissance……35
- Matrice de confusion……36

II.3.7.2) Evaluation……37

- Validation croisée…….38
- Méthode HoldOut……38

II.4) Conclusion ……..38

Chapitre III :

III.1) Introduction……39

III.2) Base de données utilisée ……...39

- La base de données FVC 2002……39

III.3) l'organisation du travaille……40

III.3.1) Extraction des caractéristiques……41

III.3.2) Critères d'évaluation des performances d'un classiffieur……...41

III.3.2.1) Taux de reconnaissance……41

- Taux de reconnaissance par l'approche un contre un……..42
- Taux de reconnaissance par l'approche un contre tous……47

III.3.2.2) validation croisée……...49

III.4) Temps d'apprentissage…….49

III.5) Temps de reconnaissance…….50

III.6) Conclusion……..50

Conclusion générale…….51

Liste des Figure:

Chapitre 1

Figure I.1 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques ……4
Figure I.2 : Architecture d'un système biométrique ……..7
Figure I.3 : Caractéristiques d'une empreinte digitale……..……9
Figure I.4 : Les différents types de minuties…….…….……10
Figure I.5 : Différentes types d'empreintes……..…….……...11
Figure I.6 : Structure d'un système complet de reconnaissance d'empreintes……12
Figure I.7 : capteur optique……..……13
Figure I.8 : capteur électrique-thermique……...……..13
Figure I.9 : capteur capacitif ……...14
Figure I.10 : capteur champ-électrique…….14
Figure 1.11: Liens entre TFR et TFA ……..16
Figure 1.12: Graph démonstratif EER représente la marge d'erreur autorisé Par un système……..17

Chapitre 2

Figure II.1 : Résultats de l'étape de binarisation…….20
Figure II. 2 : Résultats de l'étape de squelettisation……...21
Figure II.3 : Les cinq cas obtenus lors de processus d'extraction des minuties…….22
Figure II.4 : La détection des minuties……..22
Figure II.5 : Type des fausses minuties, (a) coupure dans les stries, (b) segment court, (c) pont,(d)ilot,(e)Segment court,(f)segment court…….....23
Figure II.6 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur LPQ……24
Figure II.7 : Représentation spatiale (a) et fréquentielle (b) d'un filtre de Gabor……25
Figure II.8 : Exemple à différentes échelles pour la direction horizontale……..……...25
Figure II.9 : Exemple variation d'orientation.....….....26
Figure II.10 : Exemple variation d'échelles…….26
Figure II.11 : SVM binaire…….....28
Figure II.12 : l'hyperplan correspondant a la fonction de décision d'un classifieur linéaire dans R2……..……29

Figure II. 13 : Hyperplan optimal et marge géométrique associée ……..……30
Figure II.14 : Transformation d'espace…….32
Figure II.15 : Architecture du système en stratégie Un-contre-Tous……....36

Chapitre 3

Figure III.1 : Exemple d'image de chaque base de données…….…….....40
Figure III.2 : Présentation de l'organigramme……40
Figure III.3 : Histogramme de TRC de chaque base.....……..43
Figure III.4 : Histogramme de TRC de chaque base selon la fonction« Polynomial » 44
Figure III.5 : Histogramme de TRC de chaque base selon la fonction« Quatratic »…….……44
Figure III.6: Courbe de TRC de chaque base selon la variation de σ de la fonction« RBF» Pour l'approche un contre un…….....46
Figure III.7:Courbe de TRC de chaque base selon la variation de σ de la fonction« RBF» Pour le cas un contre tous……...……47

Liste des Tableaux:

Chapitre 1

Tableau I.1 : comparaison de quelques techniques biométriques …….……5
Tableau I.2 : Avantages et Inconvénients systèmes basés sur l'empreinte digitale……18

Chapitre 2

Table II.1 : Les noyaux les plus utilisés……..……..32
Table II.2 : Matrice de confusion pour la classification binaire …….……34

Chapitre 3

Table III.1 : définition de la base FVC 2002…….……39
Table III.2 : Tableau de taux de reconnaissance selon la fonction de noyau linéaire.....42
Table III.3 : Tableau de taux de reconnaissance pour les deux fonctions (P et Q)…….43
Table III.4 : Tableau de taux de reconnaissance pour les deux fonctions (RBF)……..……45
Table III.5 : Tableau de taux de reconnaissance pour certain valeur du paramètre σ……45

Table III.6: Tableau de taux de reconnaissance pour la fonction Polynomiale pour l'approche un contre tous ……..……46
Table III.7 : Tableau de taux de reconnaissance pour certain valeur du paramètre σ pour l'approche un contre tous ……48
Table III.8: Tableau d'erreur de classification……..48
Table III.9 : Tableau de temps de d'apprentissage……...49
Table III.10 : Tableau de temps de reconnaissance …….49

Liste des abréviations:

SVM : Support Vector Machine (Machine à Vecteurs de Support).

RBF : Noyau Radial Basis Function.

FAR : False Accepted Rate.

FRR : False Rejected Rate .

ERR : Error Rejected Rate .

TRC: Taux de reconnaissance**.**

Résumé :

L'identification des individus par leurs empreintes digitale, considérée comme nouveau membre de la famille des modalités biométriques, est devenue un domaine de recherche très actif durant ces dernières années. Les travaux réalisés, jusqu'à présent, se sont basés sur les techniques de représentation des images d'empreint pour une meilleure classification. Dans notre travail, nous nous sommes basés sur la classification en utilisant une méthode d'apprentissage automatique, notamment la méthode des séparateurs à vaste marge (**SVM)** appliquée à plusieurs Classes (multi-classes).

Mots clés : biométrie, classification, multi-classes, identification, empreinte digital, séparateurs à vaste marge (SVM).

Abstract:

The identification of individuals by their fingerprints, considered as a new member of the family of biometric modalities, has become a very active area of research in recent years. The work done so far has been based on the representation techniques of fingerprint images for a better classification. In our work, we have relied on classification using an automatic learning method, including the wide margin separator (SVM) method applied to multiple classes (multi-classes).

Key words: biometrics, classification, multi-classes, identification, fingerprint, wide margin separators (SVM).

الملخص:

أصبح تعريف الأفراد بواسطة بصمات أصابعهم ، التي تعتبر عضوًا جديدًا في عائلة الطرائق الحيوية ، مجالًا نشطًا جدًا في الأبحاث في السنوات الأخيرة. يستند العمل الذي تم إنجازه حتى الآن على تقنيات تمثيل صور بصمات الأصابع للحصول على تصنيف أفضل. في عملنا ، اعتمدنا على التصنيف باستخدام طريقة التعلم التلقائي ، بما في ذلك طريقة فاصل الهامش الواسع (SVM) المطبقة على فئات متعددة (متعددة الطبقات).

الكلمات المفتاحية: القياسات الحيوية ، التصنيف ، الطبقات المتعددة ، التعريف ، البصمة ، فواصل الهامش العريضة (SVM)

Introduction Générale :

Dans le contexte actuel, la sécurité des systèmes d'information est devenue un domaine de recherche d'une très grande importance, en particulier, concevoir un système d'identification fiable, efficace et robuste est une tâche prioritaire. L'identification de l'individu est devenue essentielle pour assurer la sécurité des systèmes et organisations. Face à cette sollicitation grandissante, plusieurs méthodes de reconnaissance biométriques ont été proposées, reconnaissance du locuteur, reconnaissance faciale, empreinte digitale, reconnaissance de l'iris, de la rétine, de la forme de la main.

Les systèmes biométriques constituent un instrument efficace de lutte contre la fraude, pour assurer la sécurité des échanges financiers et commerciaux, l'accès légitime aux services gouvernementaux, et contrer le vol d'identité sous toutes ses formes. Parmi les nouvelles modalités biométriques utilisées en ce moment nous nous intéressons aux empreintes digitales. Les travaux réalisés, jusqu'à présent, sur la reconnaissance des individus par leurs empreintes digitales se sont basés sur le prétraitement et l'extraction des caractéristiques principales des images d'empreintes digitales afin d'avoir une meilleure classification. Notre objectif à travers ce travail est d'utiliser la capacité de SVM dans la reconnaissance et la classification dans un système basé sur les empreintes digitales.

Les travaux effectués dans le cadre de ce mémoire portent donc sur la Reconnaissance de l'Empreinte Digitale (RED), qui est le moyen le plus utilisé.

Nous allons essayer d'atteindre cet objectif à travers trois chapitres, plusieurs notions et concepts de la biométrie et réalisation des systèmes de reconnaissance vont être abordés :

- Premier chapitre un panorama sur la biométrie et les empreintes digitales. Nous montrons que ces systèmes atteignent actuellement des performances satisfaisantes, notamment grâce aux progrès réalisés ces dernières années dans le domaine de la reconnaissance de l'empreinte digitale.
- Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des phases de prétraitement des empreintes digitales. Cette étape comprend aussi des processus de traitement d'image en général ; On décrira quelques méthodes d'extraction des Caractéristiques telle que le filtrage par un filtre de Gabor utilisé dans notre travail afin d'extraire des informations pertinentes. D'autre part on a utilisée pour la classification le (SVM).
- Le troisième chapitre présente les résultats expérimentaux réalisés sur une base de données standard. Nous montrons qu'un choix judicieux des caractéristiques permet une amélioration importante des performances du système.

Enfin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale où nous tracerons des perspectives et des propositions en vue que ce travail servira d'une introduction pour une recherche plus approfondie dans ce domaine.

I.1) Introduction :

Dans ce premier chapitre, nous présenterons la biométrie de manière générale, et les techniques biométriques, puis nous mettrons l'accent sur l'utilisation des empreintes digitales, ensuite nous exposerons les différentes étapes composant un système complet de la vérification d'empreintes.

I.2) La biométrie :

Étude mathématique des variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé.

Aussi, la biométrie est la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs. Une autre définition de la biométrie est « toutes caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, robustes et distinctifs qui peuvent être utilisés pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu ». Les causes derrière l'utilisation de la Biométrie sont :

- Besoins accrus en termes de sécurité
- Les systèmes de vérification standards : cartes à codes, badges magnétiques présentent des inconvénients : perte, vol, falsification
- L'usage de la biométrie reste encore très limité: problème d'acceptabilité, de performances, d'usages, de législation…

I.2 .1) Biométrie et système classiques d'identification :

Pour prouver l'identité d'une personne, on utilise souvent :

- ✓ Ce que l'on possède (carte, badge, document, …)
- ✓ Ce que l'on sait (un nom, un mot de passe, …)
- ✓ Ce que l'on est (empreintes digitales, main, visage, …)

Les systèmes classiques sont très vulnérables. Par exemple, l'utilisation des cartes provoque trop d'attaques

L'utilisation des mots de passe engendres pas mal de problèmes au utilisateur qui oublie souvent ses mots de passes ou utilise des supports non fiables pour les sauvegarder.

La biométrie offre beaucoup plus d'avantages que les méthodes existantes d'authentification personnelles telles que les clefs, les numéros d'identification (ID), les mots de passe et les cartes magnétiques. En effet elle fournit encore plus de sureté et de convenance ce qui

engendre d'énormes avantages économiques et elle comble les grandes failles de sécurité des mots de passe, surtout les facilités actuelles d'accomplir des attaques et de faire

du craquage. [1]

I.2.2) Classification des caractéristiques biométriques :

L'utilisation de la biométrie Pour d'identification et d'authentification est une technique très efficace, ainsi une notion fondamentale liée à la reconnaissance d'individus selon leurs caractéristiques biométriques. Il existe trois grandes familles de caractéristiques biométriques

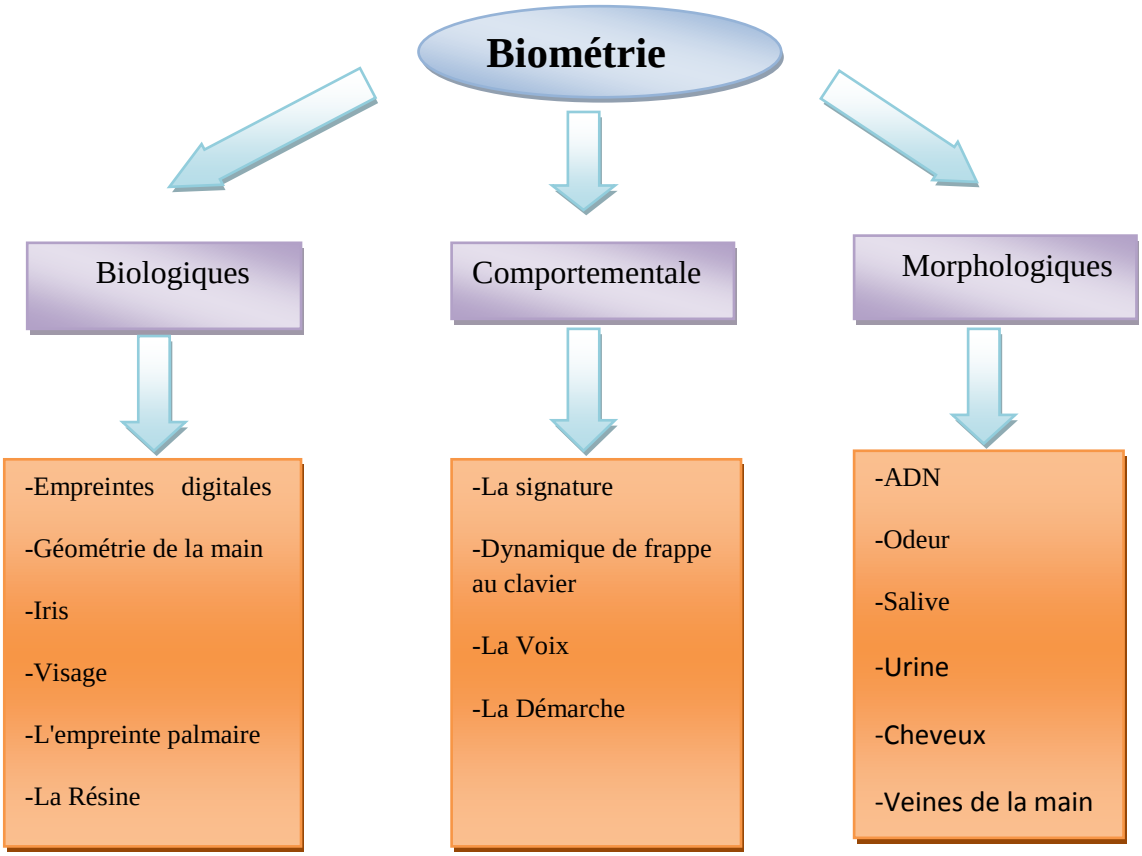


Figure I.1 : Classification d'un certain nombre de modalités biométriques [12]

Chaque technologie et procédé biométriques possède des avantages, mais aussi des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications. Ces technologies n'offrent pas les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi ou encore pas la même précision.

Technique	Avantages	Inconvénients
Empreintes digitales	- Coût acceptable - Ergonomie moyenne - Facilité de mise en place - Taille du capteur	- Qualité optimale des appareils de mesure (fiabilité) - Acceptabilité moyenne - Possibilité d'attaque
Forme de la main	- Très bonne ergonomie bonne acceptabilité	- Système encombrant et coûteux - Perturbation possible par des blessures et l'authentification des membres d'une même famille
Visage	- Coût - Peu encombrant - Bonne acceptabilité	- Jumeaux - Psychologie, Déguisement vulnérable aux attaques
Rétine	-Fiabilité, Pérennité	- Acceptabilité très faible contrainte d'éclairage
Iris	- Fiabilité	- Acceptabilité très faible contrainte d'éclairage
Voix	- Facile	-Vulnérable aux attaques

Tableau I.1 : comparaison de quelques techniques biométriques

I.3) Système biométrique :

I.3.1) Définition :

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individuel, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et comparant ces caractéristiques contre la signature dans la base de données. Il sert à vérifier l'identité d'une personne à l'aide d'une ou plusieurs modalités qui lui sont propres (voix, iris, empreintes digitales, visage …).

On peut dire qu'un système de contrôle biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à l'individu .Aussi, on peut adapter la définition suivante :

Un système de reconnaissance d'individus est un système biométrique qui permet l'identification d'une personne sur la base de caractères physiologiques ou de traits comportementaux automatiquement reconnaissables et vérifiables. [2]

On peut définir deux modes de fonctionnement d'un système biométrique :

- Identification : Procédé permettant de déterminer l'identité d'une personne, il ne comprend qu'une étape: L'utilisateur fournit un échantillon biométrique qui va être comparé à tous les échantillons biométriques contenus dans la base de données biométrique du système.

Si l'échantillon correspond à celui d'une personne de la base, on renvoie son numéro d'utilisateur.

- Authentification : Procédé permettant de vérifier l'identité d'une personne. Il comprend deux étapes :

a) L'utilisateur fournit un identifiant « Id » au système de reconnaissance (Numéro&)

b) L'utilisateur fournit ensuite un échantillon biométrique qui va être comparé à l'échantillon biométrique correspondant à l'utilisateur « Id » contenu dans la base de données biométrique du système. Si la comparaison correspond, l'utilisateur est authentifié.

L'identification d'une entité peut conduire :

- ✓ à une "égalité": la caractérisation unique de cette entité dans un groupe d'individus (le fait d'établir l'identité de)
- ✓ à une "inclusion": l'appartenance de cette entité à un groupe d'individus partageant certaines caractéristiques.

I.3.2) Propriétés souhaitées pour un système biométrique :

- Universalité
- Unicité (Impossibilité de duplication par un imposteur)
- Permanence
- Mesurabilité facile
- Performance
- Bonne acceptation par les utilisateurs
- génère une réduction des **coûts**

I.3.3) Architecture d'un système biométrique :

Bien que sous formes diverses et mesurant des caractéristiques différentes, les systèmes biométriques partagent tous la même architecture. Ce sont tous des systèmes de reconnaissance de formes. Ils sont composés d'un ou plusieurs systèmes d'acquisition qui vont mesurer le ou les traits physiques ou comportementaux de l'individu. Lorsque le système

utilise plusieurs traits qu'il lie à un individu, on parle de systèmes multimodaux. A l'inverse, si une seule caractéristique est utilisée, on utilise le terme de systèmes uni-modaux. Un système d'information extrait, encode, stocke et compare ces données. [3]

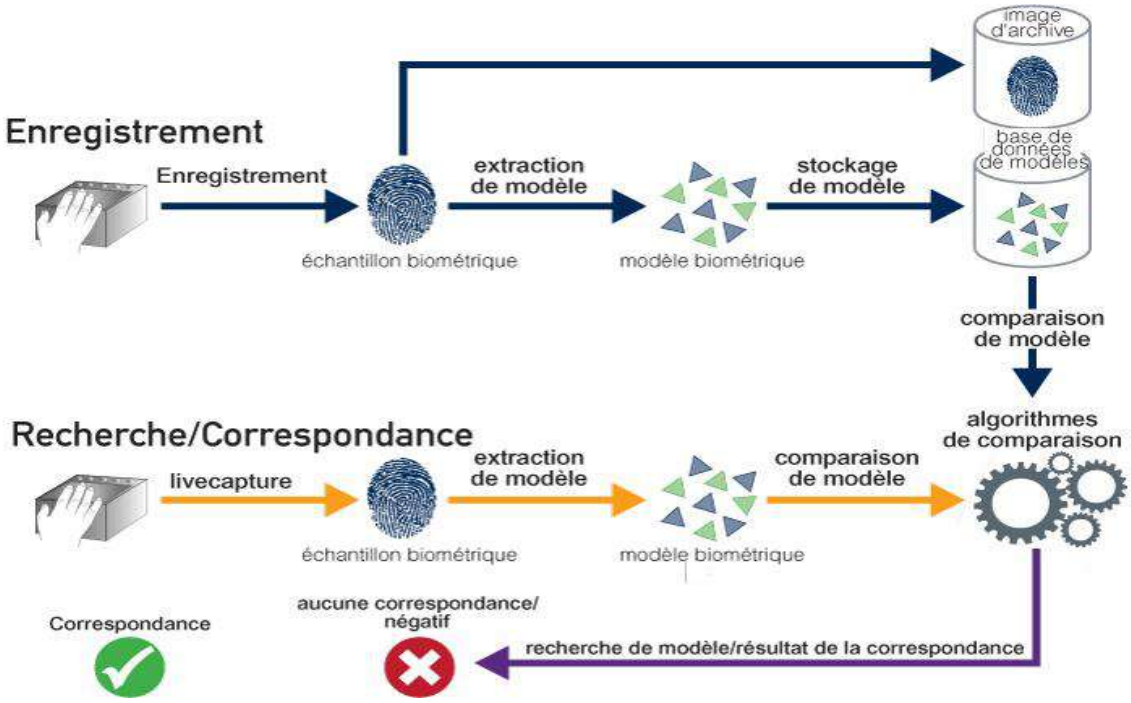


Figure I.2 : Architecture d'un système biométrique [3]

Les systèmes biométriques sont tous automatisés permettant un traitement rapide de l'information. Que le système soit utilisé en mode authentification ou identification, deux étapes sont nécessaires avant que celui-ci soit pleinement opérationnel :

- ✓ Apprentissage : C'est la phase initiale qui s'effectue une seule fois. Au cours de l'apprentissage, on fait une capture (acquisition) de la caractéristique biométrique. En général cette capture n'est pas directement stockée, des transformations lui sont appliquées, le modèle étant une représentation compacte du signal permettant de faciliter la phase de reconnaissance et de diminuer la quantité des données à stocker. Les tâches essentielles de cette phase sont :

  L'extraction de paramètres et la construction d'un modèle de représentation (appelé gabarit).
- ✓ Reconnaissance : Opération se déroulant à chaque fois qu'une personne se présente devant le système, elle consiste en l'extraction d'un ensemble de paramètres comme pour l'étape d'apprentissage suivie d'une autre étape de comparaison et de prise de décision selon le mode opératoire du système ; identification (partir de l'échantillon

biométrique recherche du gabarit correspondant) ou vérification (échantillon biométrique correspond bien au gabarit).

I.3.4) Principe de fonctionnement :

a. Capture de l'information à analyser (image ou son).

b. Traitement de l'information et création d'un fichier " signature/gabarit " (éléments caractéristiques de l'image), puis mise en mémoire de ce fichier de référence sur un support (disque dur, carte à puce, code barre).

c. Dans la phase de vérification, l'on procède comme pour la création du fichier " signature/gabarit " de référence, ensuite on compare les deux fichiers pour déterminer leur taux de similitude et prendre la décision qui s'impose.

Les informations stockées ne sont en jamais les images d'origine, mais un modèle mathématique des éléments qui distinguent l'échantillon biométrique d'un autre. Ce modèle est appelé un " gabarit " ou " signature ". De cette manière, on obtient alors des fichiers de très petite taille. Par exemple, l'image d'origine d'une empreinte digitale à une taille de l'ordre de 100 000 octets, et son gabarit une taille de l'ordre de 500 octets. 16 La création d'un gabarit s'effectue pendant la phase d'enrôlement qui est l'opération de génération et d'enregistrement du gabarit ainsi que des informations sur l'identité de la personne comme son nom, son prénom, son identifiant (numéro d'identification personnel). Dans cette phase, la qualité de l'image de l'échantillon biométrique pour le gabarit est primordiale pour la pleine satisfaction de l'utilisation du dispositif biométrique.

I.4) L'empreinte digitale :

I.4.1) Historique :

Les premières traces d'utilisation d'empreintes digitales ont été découvertes en Egypte et datent de l'époque des pyramides il y a plus de 4000 ans. Les Chinois ont aussi utilisé très tôt ce moyen pour signer les documents officiels (le plus vieux document signé date du troisième siècle avant Jésus Christ) mais ils ne savaient sûrement pas que les empreintes étaient uniques pour chaque personne et permettaient ainsi une identification fiable. C'est en 1856 que l'anglais William Herschel, après avoir utilisé les empreintes en guise de signature sur la population indienne qu'il dirigeait, commença à comprendre que les empreintes étaient uniques et constantes dans le temps. En 1888 le britannique Francis Galton publia une étude sur les empreintes digitales où il établit leurs caractéristiques (unicité, empreintes fut adoptée

Officiellement en Angleterre dans le système judiciaire. [4]

Cette technique fut ensuite largement développée dans les enquêtes criminelles et permit de résoudre un bon nombre d'affaires. De nos jours les empreintes sont toujours largement utilisées et reconnues comme méthode d'identification fiable.

I.4.2) Définition :

Une empreinte digitale est constituée d'un ensemble de lignes localement parallèles formant un motif unique pour chaque individu, on distingue les stries (ou crêtes, ce sont les lignes en contact avec une surface au toucher) et les sillons (ce sont les creux entre deux stries). Les stries contiennent en leur centre un ensemble de pores régulièrement espacés.

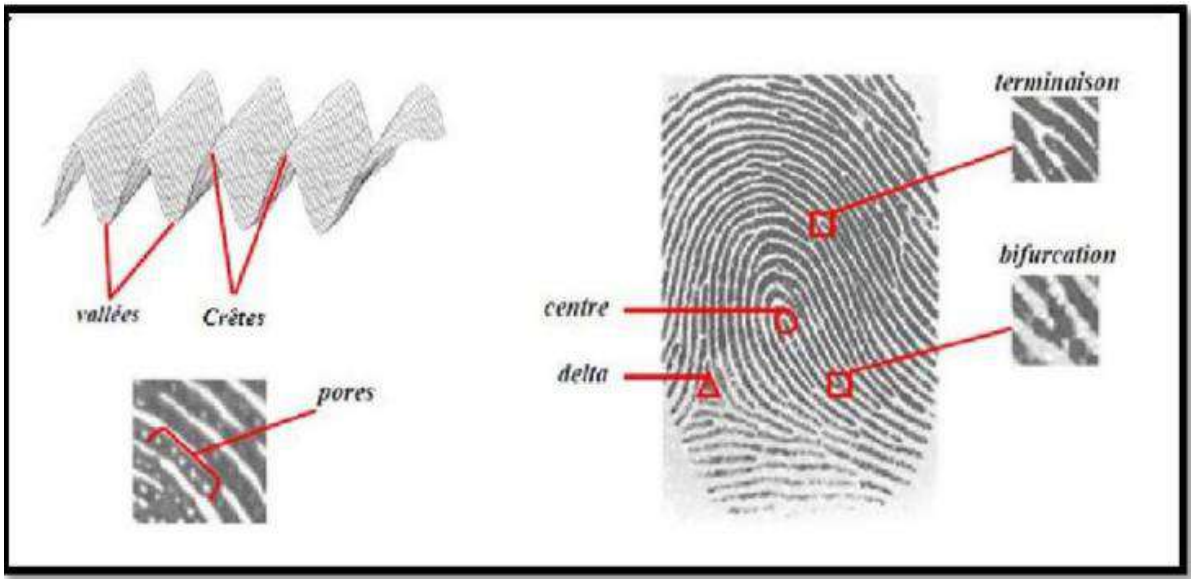
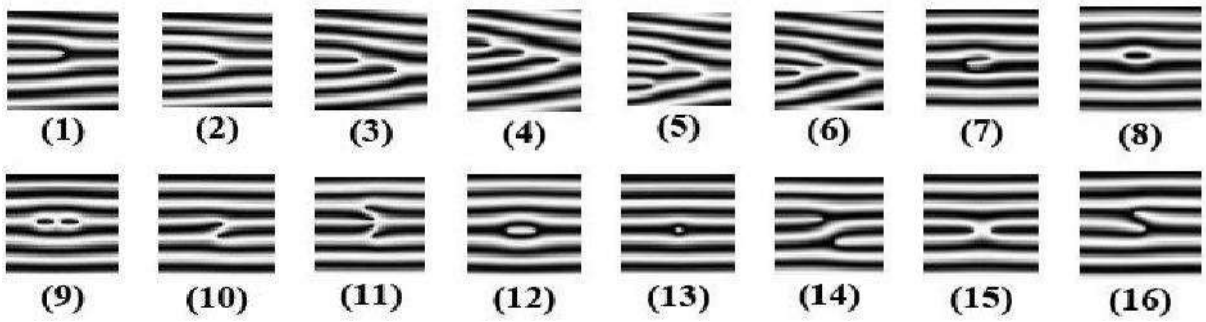


Figure I.3 : Caractéristiques d'une empreinte digitale [5]

I.4.3) Caractéristiques des empreintes :

Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux (les centres et les deltas) et locaux (les minuties). Les centres correspondent à des lieux de convergences des stries, tandis que les deltas correspondent à des lieux de divergence [13]. Plusieurs études ont montré l'existence de seize types de minuties différentes (Figure 1-6) mais en général les algorithmes ne s intéressent qu'aux bifurcations et terminaisons qui permettent d'obtenir les autres types par combinaison.(on intéresse a la plage blanche dans la figure ci-dessous)



1. terminaison double	9. Boucle
2. bifurcation simple	10. Pont simple
3. bifurcation double	11. Pont jumeau
4. bifurcation triple 1	12. Intervalle
5. bifurcation triple 2	13. point isolé
6. bifurcation triple 3	14. traversée
7. crochet	15. Croisement
8. boucle simple	16. Tête bêche

Figure I.4 : Les différents types de minuties [14]

La position et le nombre de centres et de deltas permettent de classifier les empreintes en catégorie selon leur motif général, on distingue principalement trois grandes familles (voir Figure 1) :

- Les boucles (loop) représentent 65% des empreintes rencontrées.
- Les spires (whorl) représentent 30% des empreintes rencontrées.
- Les arches (arch) représentent 5% des empreintes rencontrées.

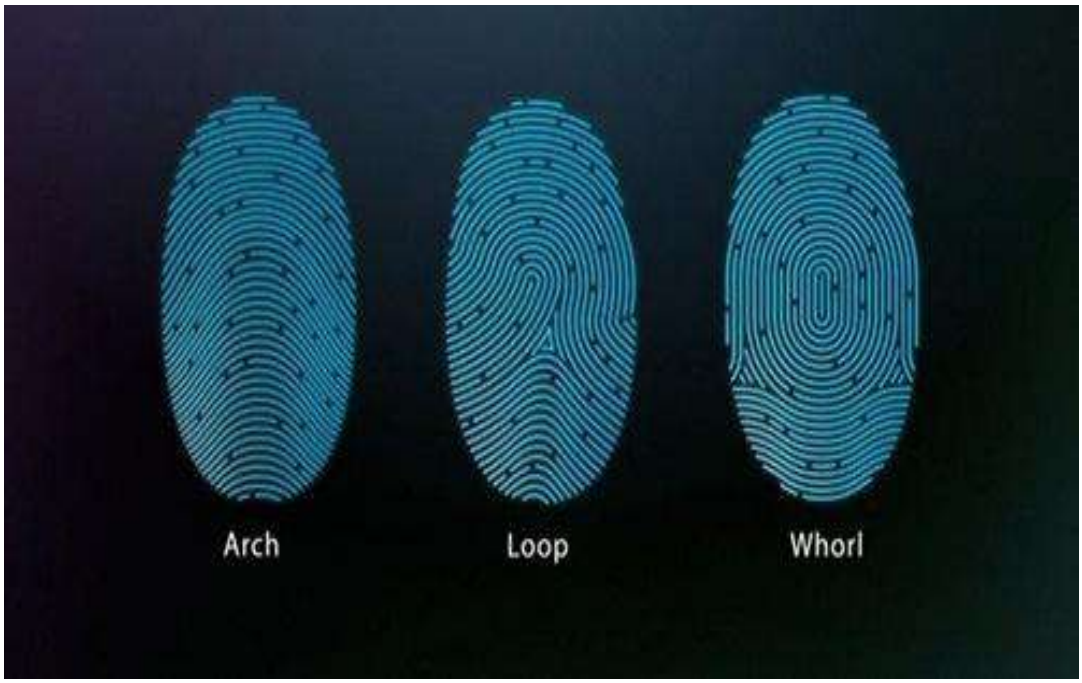


Figure I.5 : Différentes types d'empreintes

I.4.4) Structure d'un système complet de reconnaissance d'empreintes :

I.4.4.1) Principe général :

Un système automatique complet de reconnaissance d'empreintes digitales est une chaîne de processus qui à partir du doigt d'un utilisateur en entrée renvoie un résultat en sortie, permettant ainsi à l'utilisateur d'accéder ou non à des éléments nécessitant une protection. La réalisation d'un tel système a fait l'objet de très nombreuses recherches et des méthodes très différentes de traitement ont été proposées .Cependant ces systèmes répondent toujours à la même structure

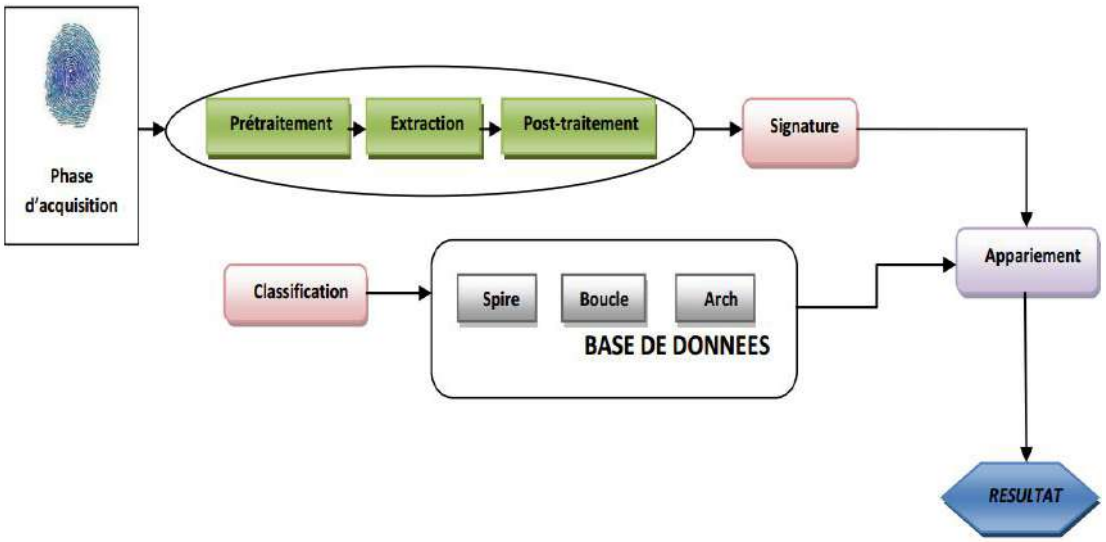


Figure I.6 : Structure d'un système complet de reconnaissance d'empreintes

I.4.5) L'acquisition d'empreinte :

S'agit de capturer les images numériques d'empreintes qui consistent à trouver les lignes tracées par les crêtes (en contact avec le capteur) et les vallées. La qualité d'image de l'empreinte digitale peut varier selon que la peau du doigt est sale, trop humide ou trop sèche, huileuse ou affligée d'une coupure. La pression que l'on exerce sur le lecteur optique de l'appareil est aussi déterminante quant aux détails qui sont recueillis. Un bon système biométrique tiendra compte de ces facteurs. Le point commun à toutes les technologies utilisées pour la prise d'image d'une empreinte, est que l'image est constituée à partir des points de contact du doigt sur le capteur. Les techniques d'acquisition sont diverses on citera :

I.4.5 .1) Les capteurs optiques d'empreinte :

La méthode optique est une des méthodes les plus communes. Un appareil-photo CCD (Dispositif Charge Couplé) est utilisé au cœur du capteur optique. Un appareil-photo CCD se compose simplement d'une rangée de diodes sensibles légères appelées photo sites. En général, le doigt est placé sur une surface en verre et l'appareil-photo CCD prend la photo. Le système CCD contient une rangée de LED qui illumine les creux et les bosses du doigt. Un prix avantageux constitue l'avantage principal des systèmes optiques ; leur inconvénient est qu'ils sont faciles à détourner. L'autre problème est celui des empreintes latentes : l'empreinte digitale du doigt précédente, qui a été placé sur le capteur, peut rester.



Figure I.7 : capteur optique [6]

I.4.5 .2) Les capteurs électriques-thermique :

La méthode pour reconnaître l'empreinte, consiste à faire glisser le doigt le long du Capteur.

Le capteur mesure la différence de température entre les creux de la peau et l'air capturé dans les bosses de l'empreinte digitale. Cette méthode donne une image d'excellente qualité même sur des empreintes de qualité médiocre telles que celles provenant de doigt sec avec peu de profondeur entre les creux et les bosses. La technologie thermique fonctionne également dans des conditions environnementales difficiles, comme lors de températures extrêmes, de taux d'humidité ou de poussière élevé, ou de contamination d'eau.

Cette méthode a également l'avantage de nettoyer le capteur, évitant ainsi que les empreintes digitales restent après le passage de chaque personne. En fait, cette méthode, s'appuyant sur la technologie thermique permet au capteur d'être un des plus résistant par rapport aux autres technologies.

L'inconvénient est le chauffage du capteur qui augmente la consommation électrique.[6]

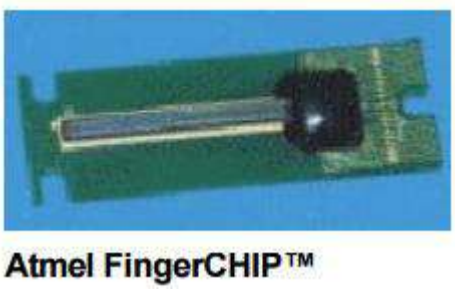


Figure I.8 : capteur électrique-thermique [6]

I.4.5 .3) Les Capteurs capacitifs :

La méthode capacitive est l'une des méthodes les plus populaires. Comme les autres capteurs, le capteur capacitif reproduit l'image des creux et des bosses qui composent une empreinte digitale. Le capteur capacitif emploie des condensateurs de courant électrique pour mesurer l'empreinte, il se compose d'une rangée de cellules minuscules. Chaque cellule inclut deux plaques conductrices recouvertes par un revêtement protecteur.

L'avantage principal de ces capteurs est qu'ils demandent une réelle empreinte digitale. Mais ils rencontrent des difficultés avec les doigts secs et humides.

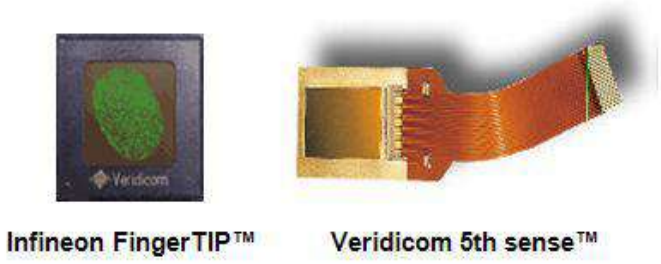


Figure I.9 : capteur capacitif [7]

I.4.5 .4) Les Capteurs de champ-électrique :

Ce capteur fonctionne avec un champ-électrique et le mesure au-delà de la couche extérieure de la peau où l'empreinte digitale commence. Cette technologie peut être utilisée dans des conditions extrêmes, c'est-à-dire même si le doigt est sale ou sec.

La technologie de champ-électrique crée un champ entre le doigt et le semi-conducteur adjacent qui imite la forme des creux et des bosses de la couche épidermique du doigt. Un amplificateur de sous-Pixel est utilisé pour mesurer les signaux. Les capteurs fonctionnent ensemble afin de rendre une image plus claire correspondant exactement au modèle de l'empreinte digitale.



Figure I.10 : capteur champ-électrique [8]

I.4.6) Le prétraitement de l'image :

Les algorithmes de reconnaissance des empreintes digitales sont sensibles à la qualité des images d'empreintes digitales obtenue lors de l'acquisition.

- La qualité de ces images dépend de plusieurs facteurs comme, Les substances parasites présentes sur le doigt (encre, graisse, saletés…).
- La personne (cicatrices, métiers manuels, âge….).
- L'environnement où se produit l'acquisition (température de l'air, degré d'humidité….).
- Les caractéristiques spécifiques du moyen d'acquisition utilisé.
- La profondeur de rides/vallée, etc.

Alors l'étape de prétraitement est nécessaire avant d'effectuer les étapes suivantes. Typiquement le prétraitement peut se composer de lissage, segmentation et filtrage du domaine spatiale/ fréquence.

I.4.7) L'extraction de la signature :

La plupart des systèmes de reconnaissance des empreintes digitales emploient des minuties comme caractéristiques des empreintes digitales. Alors cette partie présentera les méthodes pour extraire des minuties à partir des empreintes digitales.

Un extracteur de minuties cherche des terminaisons de stries et des bifurcations dans les empreintes. Si les stries sont bien déterminées, alors l'extraction de minuties est une tâche relativement simple. Cependant, dans la pratique, il n'est pas toujours possible d'obtenir une carte parfaite de stries. Donc la performance des algorithmes d'extraction de minuties dépend fortement de la qualité des images des empreintes digitales d'entrée.

I.4.7) Le stockage et la phase d'appariement :

Pour les systèmes disposant de grosses bases de données, l'identification peut poser problème en temps de calcul si la signature d'entrée doit être comparée avec les signatures présentes dans la base donnée. C'est pourquoi, un processus de classification et de dé-classification est nécessaire pour limiter les temps de recherche

Lorsqu'une image est stockée, un groupe spécifique lui est attribué en fonction de ses caractéristiques. Lors de l'identification, on désarchive l'ensemble des signatures de la base

correspondant au groupe de l'empreinte nécessitant l'identification. Puis chacune des images désarchivées est comparée avec celle de l'utilisateur. Ceci permet de réduire sensiblement le temps de recherche en limitant le nombre d'images à comparer. Parmi les différentes techniques existantes on distingue principalement : l'extraction des singularités de l'image (la position des centre et delta permet de déterminer la classe de l'empreinte).

La phase d'appariement est l'étape critique du système, elle reçoit en entrée deux signatures issues de deux acquisitions différentes d'empreinte et renvoie en sortie un résultat binaire indiquant si oui ou non les deux signatures proviennent de la même empreinte.

I.5) Evaluation des performances des Systèmes biométriques :

I.5.1) Mesures de performance d'un système biométrique :

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux. Le premier critère s'appelle le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système

$$FRR = \frac{nombre\ des\ clients\ rejetés\ (FR)}{nombre\ total\ d'accés\ de\ clients} \qquad (I.1)$$

Telle que Le faux rejet (FR) correspond au cas où le système rejeté un client légitime. Le deuxième critère est le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR).Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.[13]

$$FAR = \frac{nombre\ des\ imposteurs\ acceptées\ (FA)}{nombre\ total\ d'accés\ d'imposteurs} \qquad (I.2)$$

Telle que la fausse acceptation (FA) correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne

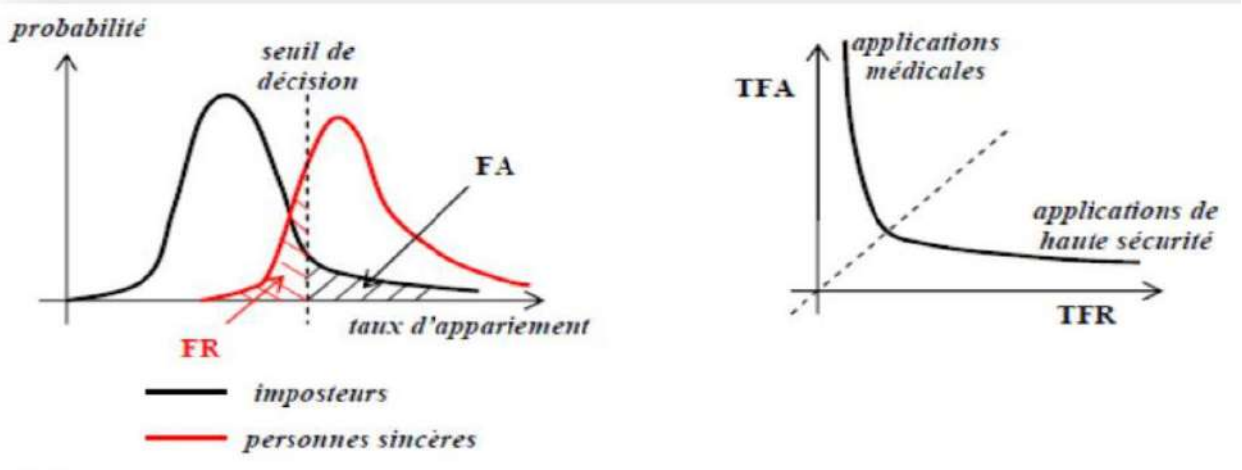


Figure 1.11: *Liens entre TFR et TFA [11]*

Comme la Figure 1.8 illustre, on a toujours une zone de recouvrement. On aimerait évidemment avoir les deux distributions parfaitement disjointes, ce qui permettrait idéalement de séparer les authentiques des imposteurs, mais ce n'est jamais le cas dans la réalité.

Le troisième critère est connu sous le nom de taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où FRR = FAR, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.[13]

$$EER = \frac{nombre\ de\ fausse\ acceptations + nombre\ de\ faux\ rejets}{nombre\ total\ d'accés} \qquad (I.3)$$

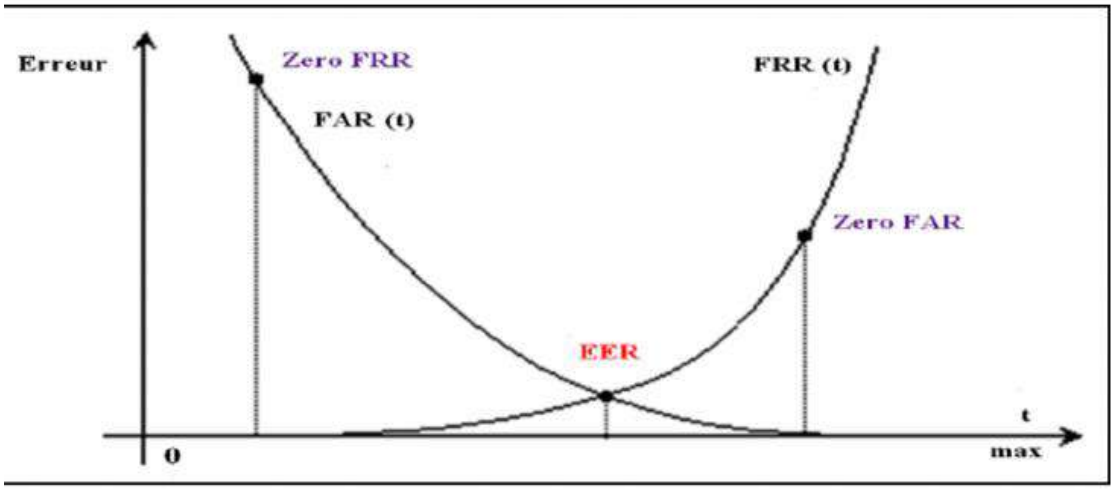


Figure 1.12: *Graph démonstratif EER représente la marge d'erreur autorisé Par un système*

I.5.2) Évaluation des systèmes basés sur l'empreinte digitale :

Avantages	Inconvénients
• La technologie la plus éprouvée techniquement et la plus connue du grand public. • Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications (téléphones portables, PC). • Faible coût des lecteurs grâce aux nouveaux capteurs de type "Chip silicium". • Traitement rapide • Bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation.	•Image "policière" des empreintes digitales. • Besoin de la coopération de l'utilisateur (pose correcte du doigt sur le lecteur). • Certains systèmes peuvent accepter un moulage de doigt ou un doigt coupé (la détection du doigt vivant permet d'éviter ce type d'usurpation).

Tableau I.2 : Avantages et Inconvénients systèmes basés sur l'empreinte digitale [1]

I.6) Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons vu l'émergence des méthodes biométriques de reconnaissance et des problèmes qui en découlent. Les caractéristiques des empreintes digitales ainsi que la structure globale d'un système de reconnaissance d'empreintes ont également été décrites; il s'agit à l'heure actuelle de la technique biométrique la plus aboutie. Dans la suite de ce mémoire nous nous intéresserons à un système complet d'identification d'empreintes digitales. Le chapitre suivant est dédié à la phase de prétraitement de l'empreinte digitale ainsi qu'à l'extraction des caractéristiques.

II.1) Introduction :

Dans ce chapitre, nous présentons les deux étapes permettant de caractériser une empreinte digitale Nous abordons dans un premier temps, le prétraitement de l'empreinte digitale (binarisation, squelettisation).Dans un second temps nous exposons quelques techniques d'extraction de descripteurs. Nous présentons en dernier les résultats de l'extraction des caractéristiques par le filtre de Gabor.

Nous présentons les principales notions de la théorie de l'apprentissage, Nous abordons dans un premier temps le principe de la classification, Dans un second temps la théorie des classifieurs SVMs., et enfin l'architecture proposé pour ce classificateurs

II.2) Les méthodes d'extraction Des Caractéristiques :

II.2.1) L'extraction des minuties :

Bien qu'il existe plusieurs méthodes d'extraction des minuties nous pouvons les classer en deux catégories : celles qui se basent sur la binarisation de l'image de l'empreinte digitale (c.à.d. la conversion de l'image en une image noir et blanc) dites les méthodes classiques, et celles qui travaillent directement sur l'image filtrée [14].

II.2.1.1) La méthode basée sur la binarisation :

La méthode basée sur la binarisation (ou *Binarization-based methods*) est la méthode la plus utilisée, Pour permettre la squelettisation, l'image doit d'abord être binarisée, c'est-à-dire que l'image en 256 niveaux de gris dont nous disposons à ce stade est transformée en image binaire où les pixels noirs correspondent aux stries et les pixels blancs aux vallées. Il existe de nombreuses techniques de binarisation d'images [10]. Pour effectuer ce traitement la valeur de chaque pixel $P\ x, y$ est comparée à un seuil M et si cette valeur est supérieure au seuil le pixel prend la valeur un (blanc), sinon il prend la valeur zéro (noir).

Le seuil peut être fixé dès le départ (*seuillage global*). Dans ce cas l'image est divisée en N blocs et pour chaque bloc la moyenne des pixels du bloc est calculée, le bloc est ensuite binarisé en fonction de cette moyenne qui va correspondre au seuil. (figure II.1)

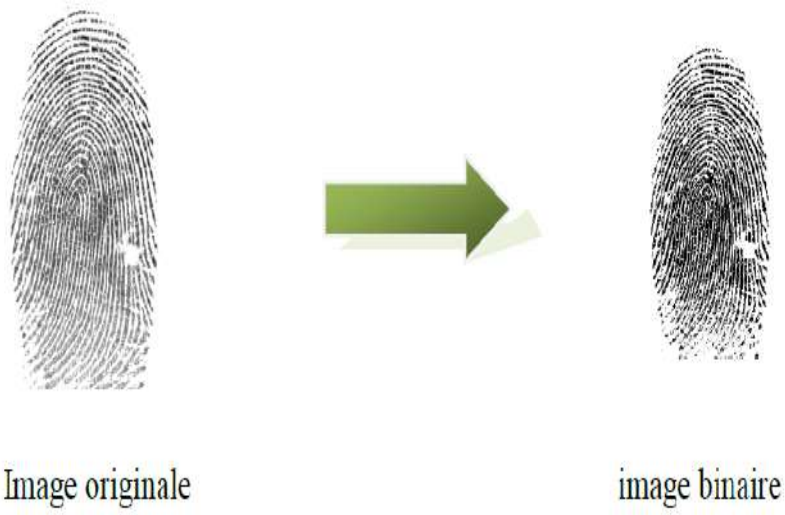


Figure II.1 : Résultats de l'étape de binarisation

➢ Squelettisation de l'image :

Pour faciliter l'extraction des caractéristiques l'image doit être squelettisée: une suite d'opérations morphologiques d'érosion va réduire l'épaisseur des stries jusqu'à ce que cette dernière soit égale à un pixel tout en conservant la connexité des stries (c'est-à-dire que la continuité des stries doit être respectée, il ne faut pas introduire de trous). Nous avons utilisé l'algorithme de Rosenfeld [11] pour sa simplicité, mais il existe de nombreuses autres méthodes possibles [12]. Dans le cadre d'une implémentation matérielle il sera utile de revenir au choix de la méthode car les temps de calcul peuvent être diminués de façon significative en fonction de la technique utilisée [13]. Pour chaque pixel *P*0 on considère son voisinage immédiat *Pi i* 1..8 de 8 pixels

Pour l'algorithme de squelettisation on considère les définitions suivantes :

1. *P*0 est un point frontière Nord si *P*2= 0.
2. *P*0 est un point frontière Est si *P*4 =0.
3. *P*0 est un point frontière Sud si *P*6= 0.
4. *P*0 est un point frontière Ouest si *P*8 =0.
5. *P*0 est un point *8-terminal* si un seul de ses voisins est noir, il s'agit en fait d'une minutie de type *terminaison*.
6. *P*0 est un point *8-isolé* si aucun de ses voisins n'est noir.
7. *P*0 est un point *8-simple* si la *connexité* de ses 8 voisins n'est pas altérée quand on le transforme en pixel blanc.

La squelettisation consiste à répéter les opérations d érosion suivantes jusqu' à ce que plus aucun pixel ne soit changé:

Etape 1 : tous les pixels noirs vérifiant (1) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Nord).

Etape 2: tous les pixels noirs vérifiant (2) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Est).

Etape 3: tous les pixels noirs vérifiant (3) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Sud).

Etape 4: tous les pixels noirs vérifiant (4) et (7) et ne vérifiant pas (5) et (6) sont changés en pixels blancs (érosion des points frontières Ouest).

La propriété (7) peut être ignorée dans les étapes d'érosions car bien qu'un point unique corresponde à une minutie, sa présence à ce stade du traitement est très probablement due à un résidu de bruit, il vaut donc mieux l'effacer. Il est à noter que plus l épaisseur des stries sera importante et plus le processus sera long. La (Figure II-2) montre le résultat obtenu à partir d'une image binaire.

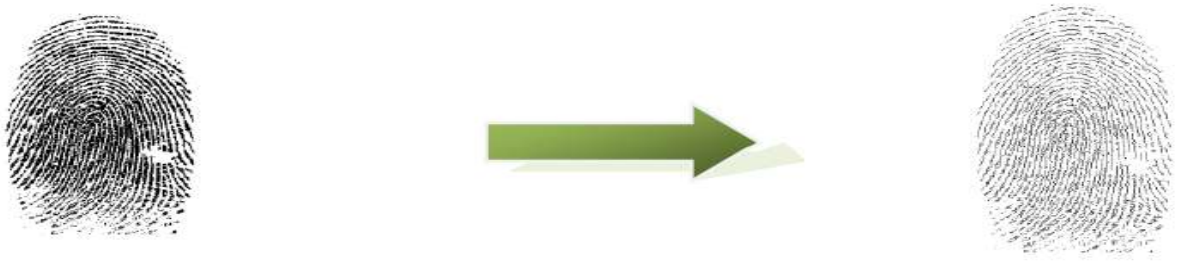


Figure II. 2 : Résultats de l'étape de squelettisation

➢ la détection des minuties :

Il existe plusieurs méthodes de détection des minuties, la plus répandue est celle initiée par Arcelli [15] qui traite une fenêtre de 3*3 autour chaque pixel I, I (i, j) entouré ainsi de huit pixels (Ni, i ∈ [1..8]). L'idée de ce processus consiste à identifier comme bifurcation le pixel avec trois pixels voisins c.à.d. $\Sigma_{i=1} N_i = 3$ et identifier comme terminaison le pixel avec un pixel voisin c.à.d. $\Sigma_{i=1} N_i = 1$ Le nombre ($\Sigma_{i=1} N_i$) s'appelle le *nombre de connexions (ou crossing number CN)*. Nous obtenons donc cinq cas différents (voir la figure II.3) :

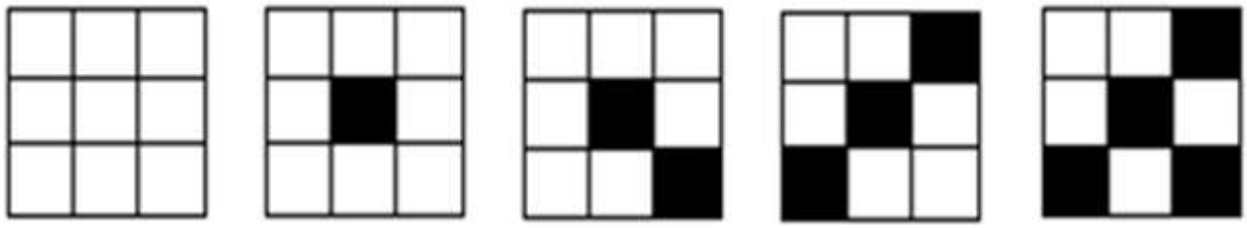


Figure II.3 : Les cinq cas obtenus lors de processus d'extraction des minuties. Les pixels de valeur 1 et ceux de valeur 0 sont respectivement symbolisés par les carrés noirs et les carrés blancs [38]

- I (i, j) = 0 : c'est une vallée de l'empreinte digitale.
- I (i, j) = 1 et aucune stries voisine (c.à.d. $\sum_{i=1}^{8} Ni$=0) : c'est un point isolé, cependant nous n'en tenons pas compte, car il existe rarement dans une empreinte, il est probablement dû à un bruit.
- I (i, j) = 1 et une seule strie voisine (c.à.d. $\sum_{i=1}^{8} Ni$=1) : c'est une terminaison.
- I (i, j) = 1 et deux stries voisines (c.à.d. $\sum_{i=1}^{8} Ni$=2) : il s'agit ici d'une ligne continue c.à.d. il n'y a pas de minutie.
- I (i, j) = 1 et trois stries voisines (c.à.d. $\sum_{i=1}^{8} Ni$=3) : c'est une bifurcation.

Le cas de I (i, j) = 1 et plus de trois stries voisines (c.à.d. $\sum_{i=1}^{8} Ni$> 3) : Ne compte pas parce que les stries de l'empreinte digitale ne sont pas transversales.

À la fin de ce processus, nous acquérons un grand nombre des minuties, 100 minuties en moyenne. Parmi lesquelles environ 60% sont des minuties érronées, y compris celles introduites lors des étapes de binarisation et de squelettisation (voir la figure II.4). Donc un post-traitement éliminant les fausses minuties est nécessaire avant de passer à l'étape suivante.

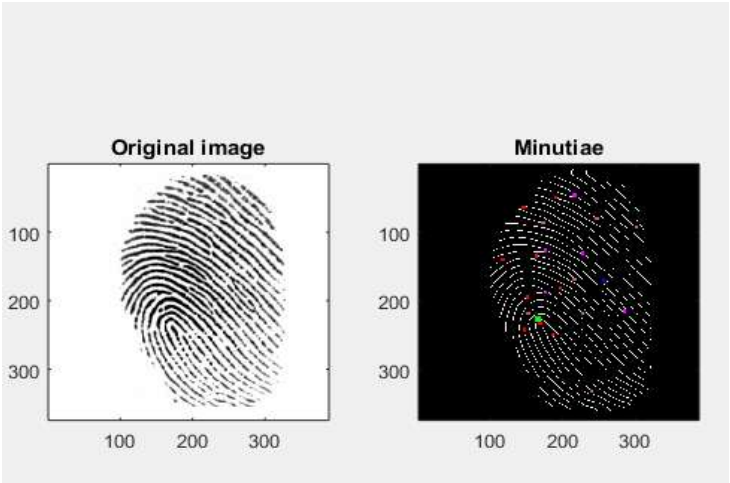


Figure II.4 : La détection des minuties

➢ L'élimination des fausses minuties :

Dans **cette** étape nous allons éliminer le maximum des fausses minuties détectées au cours des étapes de binarisation et de squelettisation. Pour cela nous utilisons des considérations heuristiques [16], [17] basées sur le fait que la distance entre deux minuties voisines ne doit pas dépasser un certain seuil. Pratiquement, si on trouve plusieurs minuties dans une petite région cela indique la présence de bruit, deux terminaisons plus proches indiquent une coupure dans la strie [16], ainsi que, beaucoup de fausses minuties se situent généralement au bord de l'image, d'autres considérations se présentent dans [18] [19]. La (figure II.5) illustre les fausses minuties qui peuvent être rencontrées.

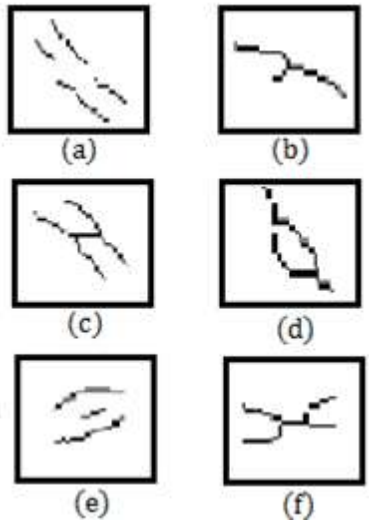


Figure II.5 : Type des fausses minuties, (a) coupure dans les stries, (b) segment court, (c) pont, (d) ilot, (e) Segment court, (f) segment court.[39]

II.2.2) Extraction de caractéristiques par la Quantification de Phase Locale :

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization : LPQ) a été introduit pour la première fois par *Ojansivu*et *al*. [20]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artéfacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Les auteurs [20] ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (*PSF*, "Point Spread Function") présentant une symétrie centrale. Cette hypothèse sur la *PSF* ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par exemple) [21]. Une fois les

conditions sur le flou définies, une transformée de *Fourier* à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences *u* choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits [22].

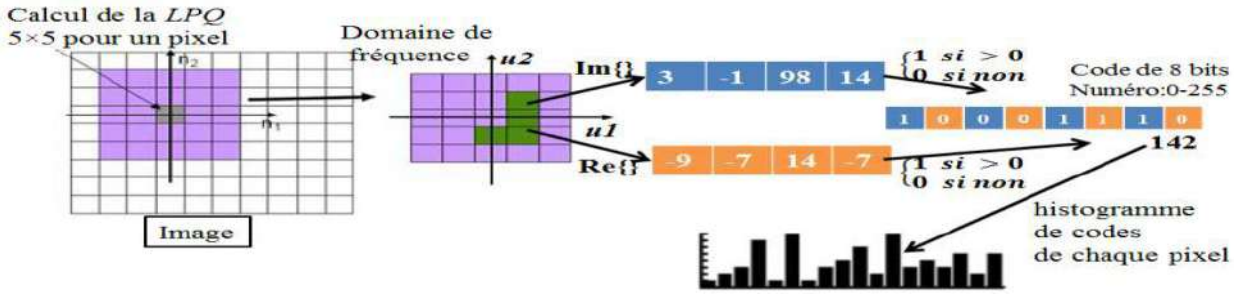


Figure II.6 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur LPQ[35]

La méthode LPQ divise a deux :

➢ Méthode multi-Blocs Local Phase Quantization (MB-LPQ) :

Le principe de cette méthode est de divisé l'image acquissent régions d"intérêt (région of inter est: ROI) en (n x n) sous-blocs et on applique la méthode de LPQ sur chaque sous-bloc n = 1, 2, 3, 4 et 5. Cette méthode est appelée LPQ Multi-Blocs.

➢ Méthode multi-level Local Phase Quantization (ML-LPQ) :

L'idée principale de ML-LPQ est d'extraire des caractéristiques de différentes (MB-LPQ) divisions, puis les combiner. En d'autres termes, l'extraction de caractéristiques de l'ensemble de l'image, puis en divisant l'image en n^2 sous-blocs et extraire les caractéristiques de chaque sous-blocs et ainsi de suite jusqu'à ce qu'on atteigne le niveau prévu. Le résultat final de ML-LPQ est$1^2+2^2+3^2+\ldots+n^2$ histogrammes [23]. Nous combinons ces histogrammes pour obtenir le vecteur de caractéristiques.

II.2.3) Extraction Des Caractéristiques Avec Le Filtre De Gabor :

Parmi les méthodes d'extraction qui existe la méthode qui nous utilise « Le Filtre De Gabor »
Pour modéliser le traitement du cortex visuel

II.2.3.1) Définition :

Un filtre de Gabor est un filtre linéaire dont la réponse impulsionnelle est une sinusoïde modulée par une fonction gaussienne (également appelée ondelette de Gabor). Il porte le nom du physicien anglais d'origine hongroise Dennis Gabor.
Il s'agit de filtres extrayant une information fréquentielle localisée et orientée.

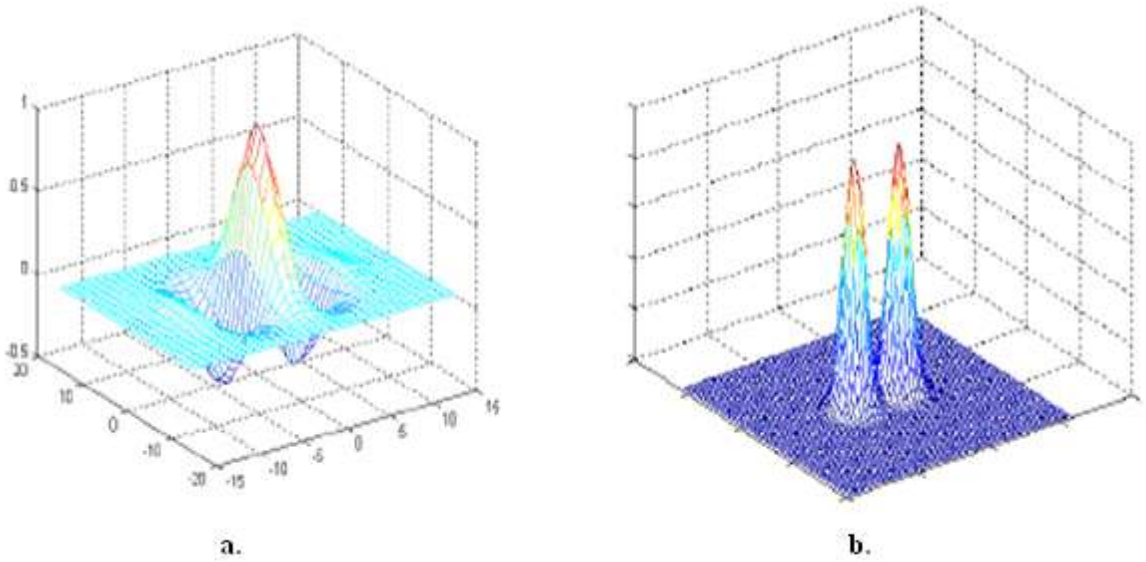


Figure II.7 : Représentation spatiale (a) et fréquentielle (b) d'un filtre de Gabor

Le filtre de Gabor contient des paramètres fixées et des paramètres variables est donné par :

$$h(x,y) = \exp\left(-\frac{x_0^2+\gamma y_0^2}{2\sigma^2}\right) COS\left(\frac{2\pi}{\lambda}x_0\right) \quad \text{(II.1)}$$

$x_0 = x\cos(\theta) + y\sin(\theta)$ et $y = -x\sin(\theta) + y\cos(\theta)$

- Paramètres fixés : γ =03 ; λ et σ à partir de données biologiques.
- Paramètres variable : échelle S et orientation ɵ.
- Filtre passe bande localisés dans l'espace et en fréquence.
- Donne des réponses à différentes échelles et orientation.

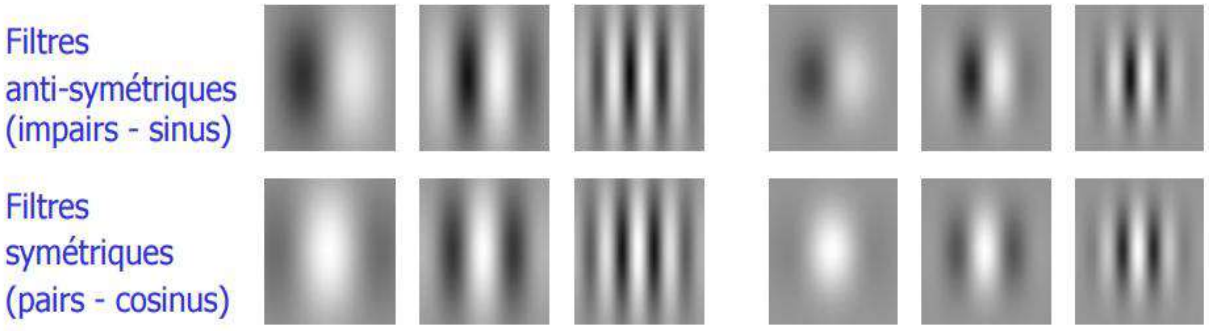


Figure II.8 : Exemple à différentes échelles pour la direction horizontale [24]

A. **Variations de l'orientation**

En faisant varier « ɵ » on obtient une réponse impulsionnelle h (n, n) :

- ✓ Capturent des fréquences spatiales à différentes orientations
- ✓ Filtres passe-bande localisés

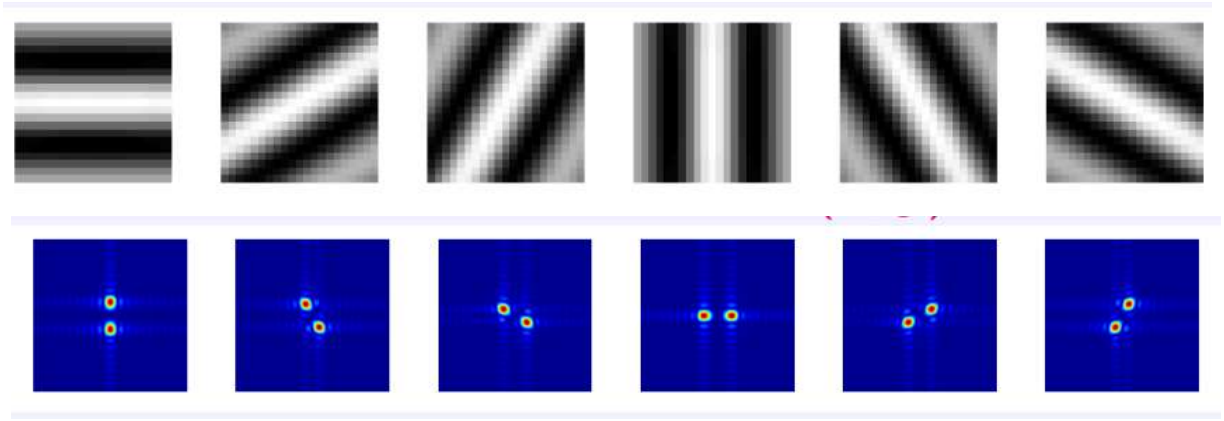


Figure II.9 : Exemple variation d'orientation [24]

B. Variation de l'échelle

En faisant varier « **s** » on obtient une réponse impulsionnelle h (n, n) :

- ✓ Capturent des fréquences spatiales à différentes échelles
- ✓ Filtres passe-bande localisés

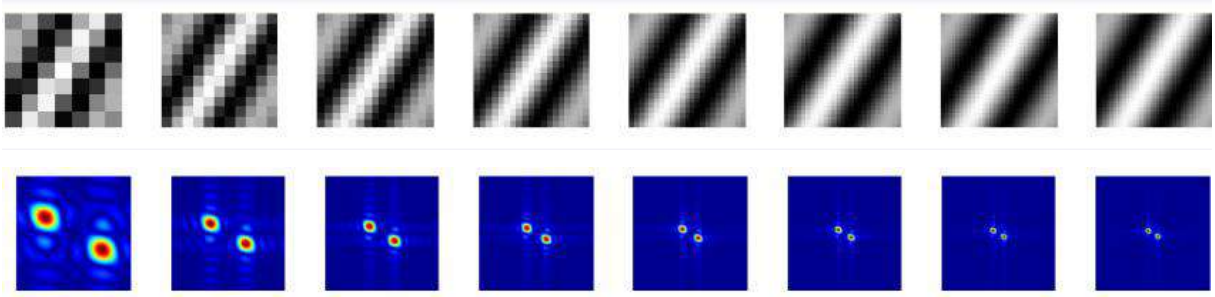


Figure II.10 : Exemple variation d'échelles [24]

II. 3) Classification SVM :

II.3.1) Généralités sur les Support vector machine :

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination. Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires.

Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la Théorie de

Vapnik-Chervonenkis [25]. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyper paramètre, leurs garanties théoriques, et leurs bons résultats en pratique.

Les SVM ont été appliqués à de très nombreux domaines (bioinformatique, recherche d'information, vision par ordinateur, finance....). Selon les données, la performance des machines à vecteurs de support est de même ordre, ou même supérieure, à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mixture gaussienne [26].

II.3.2) Mise en œuvre des SVM :

La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène essentiellement à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution de programmation quadratique dans un espace de dimension conséquente. C'est pourquoi ces programmes utilisent des méthodes spéciales pour y parvenir de manière efficace et il n'est pas recommandé de chercher à réaliser soi-même un tel programme **[**27**]**. L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions (par exemple l'exposant pour les fonctions noyau polynomiale, ou bien l'écart type pour les fonctions à base radiale). Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant empiriquement sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage. L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale.

II.3.3) SVMs binaires :

Le cas le plus simple est celui où les données d'entrainement viennent uniquement de deux classes différentes (+1 ou -1), on parle alors de classification binaire. L'idée des SVMs est de rechercher un hyperplan (droite dans le cas de deux dimensions) qui sépare le mieux ces deux classes (figure II.11).

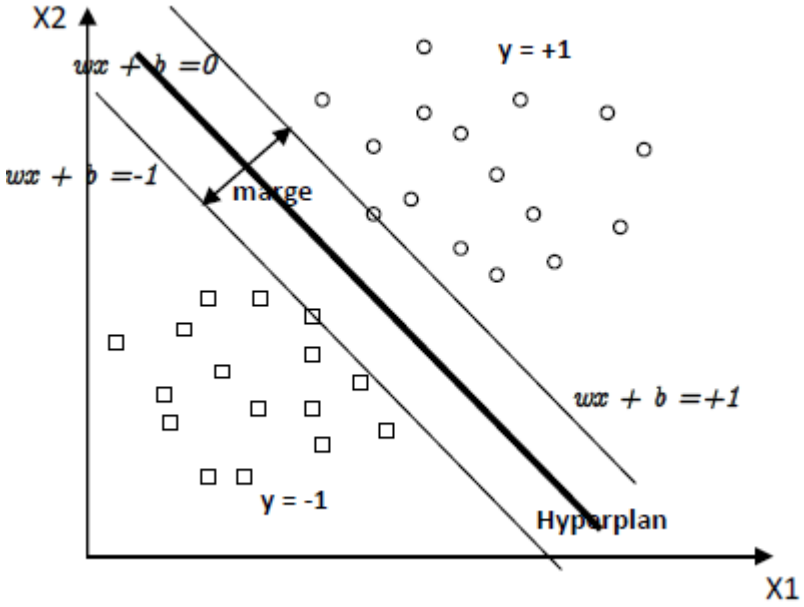


Figure II.11 : SVM binaire

II.3.4) Définition de base :

II.3.4.1) Séparation linéaire (séparateur linéaire) :

Dans le cas de la discrimination biclasse, nous supposons que les données sont des couples (xi,yi) 1<i<n ∈ (X.Y), ou X désigne l'espace des variables explicatives souvent pris dans R_d. Y ={-1,+1} et n'étant la taille de l'échantillon. L'appartenance d'une observation xi a une classe ou à une autre est matérialisée ici par la valeur -1 ou +1 de son étiquette yi.

L'échantillon d'apprentissage S est ainsi une collection de réalisations c'est-à-dire du couple aléatoire(x,y) dont la distribution P est fixe mais inconnue.cet ensemble est souvent dénoté par : S={(x1,y1),(x2,y2),…,(xn,yn)} ∈ (X*Y)n

Une fonction séparatrice entre les classe C1 et C2 est une fonction de décision f définie de R_d dans R telle que toute observation xi est affectée a la classe qui correspond au signe de $f(x_i)$ si :

-$f(x_i) > 0$, xi est affectée à la classe positive (+1).

-$f(x_i) < 0$, xi est affectée à la classe négative (-1).

Cette fonction peut être de nature variée. Si f est linéaire, on parle d'un séparateur linéaire ou bien d'un hyperplan séparateur, elle prend la forme générale suivante :

$f(x)=<w.x>+b$ avec $(w,b) \in R^2 * R$

$$= \sum_{i=1}^{N} wi\ xi + b \qquad \text{(II.2)}$$

Où w et b sont des paramètres, et x ∈ R est une variable.

La méthodologie d'apprentissage implique la recherche des paramètres w et b séparant le mieux possible les données d'apprentissage des classes C1 et C2 dans l'espace R_d.

La fonction signe (f(x)) est appelée classifieur linaire.

Géométriquement, cela revient à considérer un hyperplan qui est le lieu des points x satisfaisant <w.x > +b=0. En orientant l'hyperplan, la règle de décision correspond à observer de quel coté de l'hyperplan se trouve l'exemple xi. La (figure II.11) représente la situation dans R^2.

On voit que le vecteur w définit la pente de l'hyperplan : w est perpendiculaire à l'hyperplan. Le terme b quant à lui permet de translater parallèlement à lui-même.

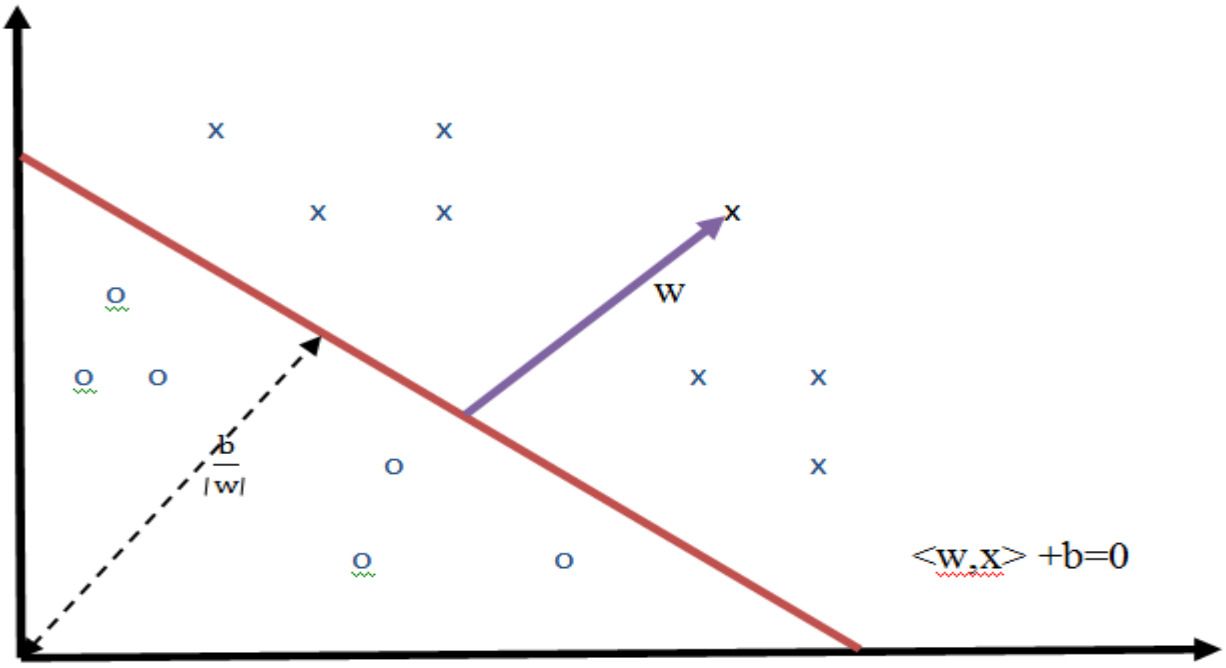


Figure II.12 : l'hyperplan correspondant a la fonction de décision d'un classifieur linéaire dans R2

II.3.4.2) Notion de marge :

➢ Marge d'un hyperplan :

La marge d'un hyperplan H (w,b) par rapport a l'échantillon d'apprentissage S est définie par les points les plus proches de l'hyperplan, ces points sont appelés les vecteurs de support.

La distance d'un point au plan est donnée par : $d(x)=\frac{|w.x+b|}{\|w\|}$ (II.3)

L'hyperplan optimal est celui dont la marge est maximale, Maximiser la marge revient à minimiser $||w||$.

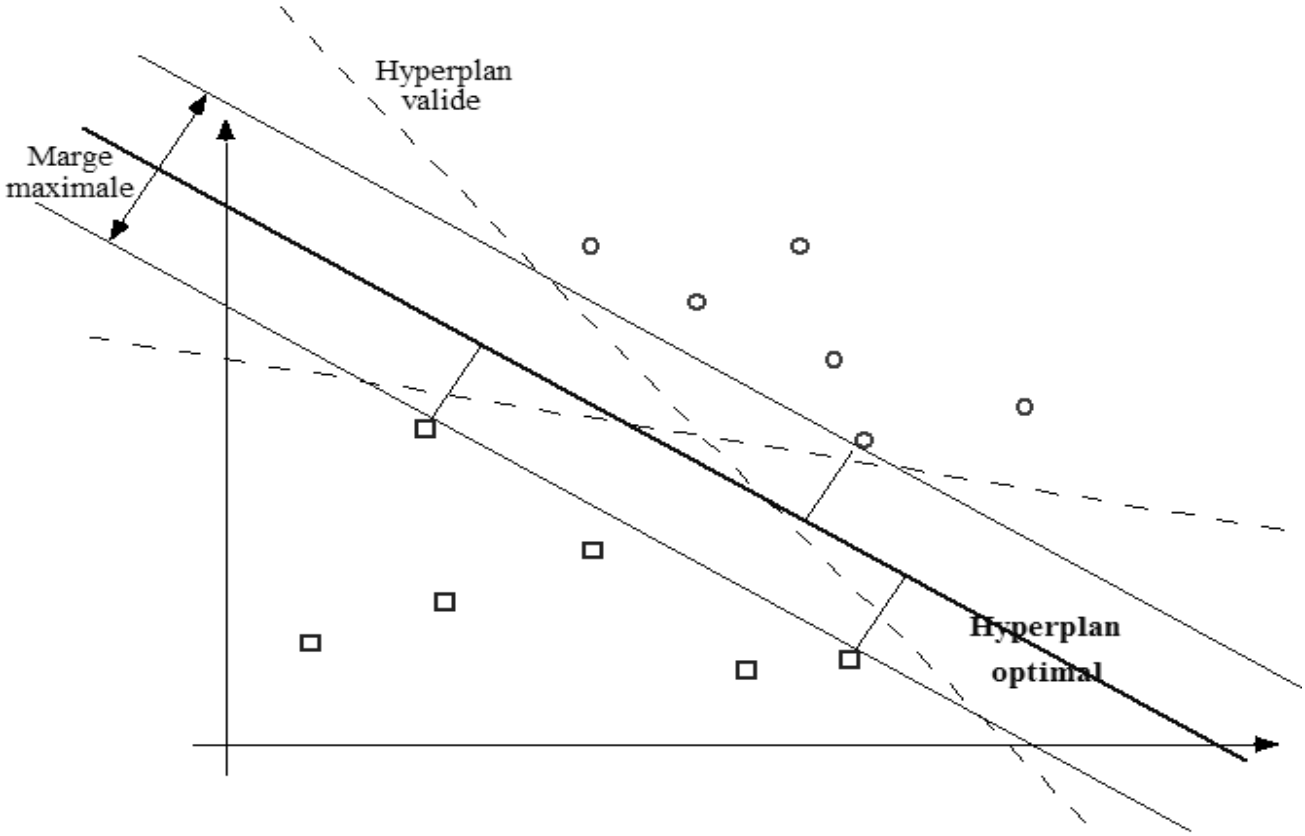


Figure II. 13 : Hyperplan optimal et marge géométrique associée. [4]

Pour trouver l'hyperplan séparateur qui maximise la marge, on doit déterminer, le vecteur w qui possède la norme euclidienne minimale, de bonne classification des exemples d'entrainement. L'hyperplan séparateur optimal peut être obtenu en résolvant le problème de l'équation (II.4) :

$$\begin{cases} \text{Min } (1/2)\,||w||^2 \\ \text{sous contraintes} \\ y_i(w.x_i + b) \geq 1 \quad \forall\, i = 1 \ldots n \end{cases} \qquad \text{(II.4)}$$

Le problème de l'équation (II.4) est un problème de programmation quadratique avec contraintes linéaires. Dans ce problème, les variables sont w et b, c-à-d que le nombre de variables est égal à m+1. Généralement, le nombre de variables est important ce qui ne permet pas d'utiliser les techniques classiques de programmation quadratique. Dans ce cas le problème (II.4) est convertit en un problème dual équivalent sans contraintes de l'équation (II.5) qui introduit les multiplicateurs de Lagrange. [40]

Le problème peut être résolu en utilisant les multiplicateurs de Lagrange α, et en introduisant les contraintes dans la fonction objectif, le problème primal devient :

$$\begin{cases} L(w, \alpha, b) = (1/2)\ ||w||^2 - \sum_{i=1}^{M} \alpha i\ [y_i\ ((w.x_i + b) - 1] \\ \forall\, i,\ \alpha_i \geq 0 \\ i = 1 \ldots M \end{cases} \qquad \text{(II.5)}$$

M étant le nombre d'exemples d'apprentissage.

On utilise ensuite les conditions Karush Khun Tucker (KKT) [28] pour exprimer les variables primales en fonction des variables duales :

$$\begin{cases} \frac{\delta L(w,\alpha,b)}{\delta w} = w - \sum_{i=1}^{N} \alpha i\ y_i\ x_i = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^{N} \alpha i\ yi\ xi \\ \frac{\delta L(w,\alpha,b)}{\delta b} = \sum_{i=1}^{N} \alpha i\ \ y_i = 0 \end{cases} \qquad \text{(II.6)}$$

En substituant (II.6) dans (II.5), on peut reformuler le problème dual comme suit:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^{N} \alpha i\ -\ 1/2 \sum_{ij}^{N} \alpha i\ \alpha_j\ y_i\ y_j\ x_i\ x_j \\ \forall\, i,\ \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^{N} \alpha i\ y_i = 0 \end{cases} \qquad \text{(II.7)}$$

Les α_i sont les coefficients de Lagrange.

II.3.5) Problèmes non linéairement séparables :

Les techniques SVM (non linéaires) font appel à une fonction implicite ϕ transformant l'espace d'entrée $X \in R_d$ en un espace hilbertien (H< >)de plus grande dimension. L'apprentissage s'effectue alors à partir du modèle (ϕ (X); Y) dans l'espace H, de dimension plus grande certes, mais dans lequel on espère que les données soient "davantage linéairement séparables". Du point de vue pratique, il convient de noter que le calcul des projections ϕ (X) n'est pas utilisé dans la méthode,

seuls les produits scalaires $< \phi(x); \phi(x^-)>$, $(x; x^-) \varepsilon X^2$, sont requis. Or, ceux-ci sont donnés par un noyau K, via la relation ("kernel trick")

$$K(x; x^-) = < \phi(x); \phi(x^-)> \quad \text{(II.8)}$$

On obtient la fonction de classification suivante qui n'utilise même pas la transformation ϕ :

$$\text{classe}(x) = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^{N} \alpha i\, y_i\, k(x; x^-) + b\right] \quad \text{(II.9)}$$

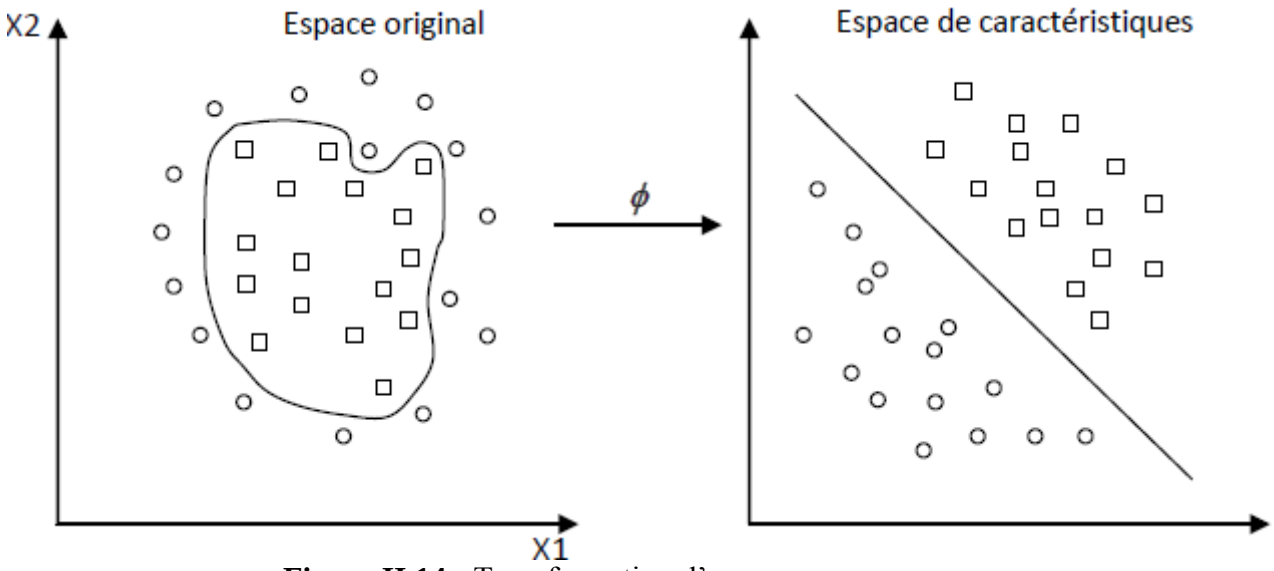


Figure II.14 : Transformation d'espace

Dans ce nouvel espace de caractéristiques, la fonction objective devient :

$$\sum_{i=1}^{N} \alpha i - 1/2 \sum_{ij}^{N} \alpha i\, \alpha_j\, y_i\, y_j < \phi(x_i), \phi(x_j)> \quad \text{(II.10)}$$

Parmi les noyaux les plus utilisés on trouve :

Fonction noyau	Type	Paramètres
Linéaire polynomiale	K(x,y)= x.y	
	$(x, y) = (x \cdot y) + c)^d$	Puissance d
RBF	$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|}{2\sigma^2}\right)$	Ecart type σ^2
Sigmoïde	$k(x, y) = \tanh(a(x \cdot y) - b))$	Les paramétres a et b

Table II.1 : Les noyaux les plus utilisés

Les valeurs des paramètres de noyaux affectent directement la complexité de la frontière de décision du classifieur. Aussi, ses valeurs influencent le nombre de vecteurs de support du classifieur.

II.3.6) Les SVM Multi classes :

Le SVM est un classifieur binaire, qui ne traite habituellement que des données étiquetées par rapport à deux classes d'appartenance {-1,1}. Ce principe ne s'appliquent pas, du moins pas directement, à des ensembles de fonctions de X dans {1,2,…..N}, N> 2, où N désigne le nombre de classes.

Pour la plupart des modèles d'apprentissage, l'extension au cas multi classes est facile et semble parfois même naturelle. Les réseaux de neurones, les modèles linéaires généralisés et les arbres de décision en sont des exemples. En revanche, la supériorité des SVM ne cache pas la grande difficulté de leur adaptation aux problèmes de discrimination multi classes.

Depuis la première extension proposée par Vapnik [29], plusieurs chercheurs se sont attachés à utiliser les SVM dans des applications à plusieurs classes : Les M-SVM. Les approches utilisées jusqu'à nos jours sont diverses et elles peuvent être réparties en deux catégories.

- La première catégorie de méthodes, qu'on qualifie d'indirectes, consistent à fusionner plusieurs classifieurs binaires, les résultats obtenus par chaque classifieur binaire sont ensuite combinés pour donner le résultat final, c'est le cas pour les approches un-contre-un, un-contre-tous.
- La deuxième catégorie de méthodes, sont désignées par directes, elles essayent de résoudre un problème d'optimisation général ; Il n'est pas prouvé toutefois que celles-ci minimisent le risque structurel [30].

II.3.6.1) L'approche indirecte :

Nous présentons ici les méthodes indirecte**s,** appelées aussi méthodes de décomposition.

Elles consistent à subdiviser le problème multi classes initial en une collection de sous problèmes bi-classes. Parmi les méthodes de décomposition les plus utilisées, on peut citer deux approches.

- **L'approche « un contre un » :**

Est une méthode dite de *un contre un*. Au lieu d'apprendre N fonctions de décisions, ici chaque classe est discriminée d'une autre. Ainsi, N *(N-1)/2 fonctions de décisions sont apprises et chacune d'entre elles effectue un vote pour l'affectation d'un nouveau point x. La classe de ce point x devient ensuite la classe majoritaire après le vote.

- **L'approche « un contre tous » :**

L'approche "un contre tous" [28] est la plus simple et la plus ancienne des méthodes de décomposition. Elle consiste à utiliser un classifieur binaire par catégorie. Le kième classifieur est destiné à distinguer la catégorie d'indice k de toutes les autres. Durant l'apprentissage, tous les exemples appartenant à la classe considérée sont étiquetés positivement (+1) et tous les exemples n'appartenant pas à la classe sont étiquetés négativement (-1). A la fin de l'apprentissage, nous disposons de N modèles correspondant aux hyper-plans (Wi, bi) tels que i=1 …N. Pour affecter un exemple, on le présente donc à N classifieurs, et la décision s'obtient en appliquant en général le principe "Winner-Takes-All (WTA)" : l'étiquette retenue est celle associée au classifieur ayant renvoyé la valeur la plus élevée (figure II.15).

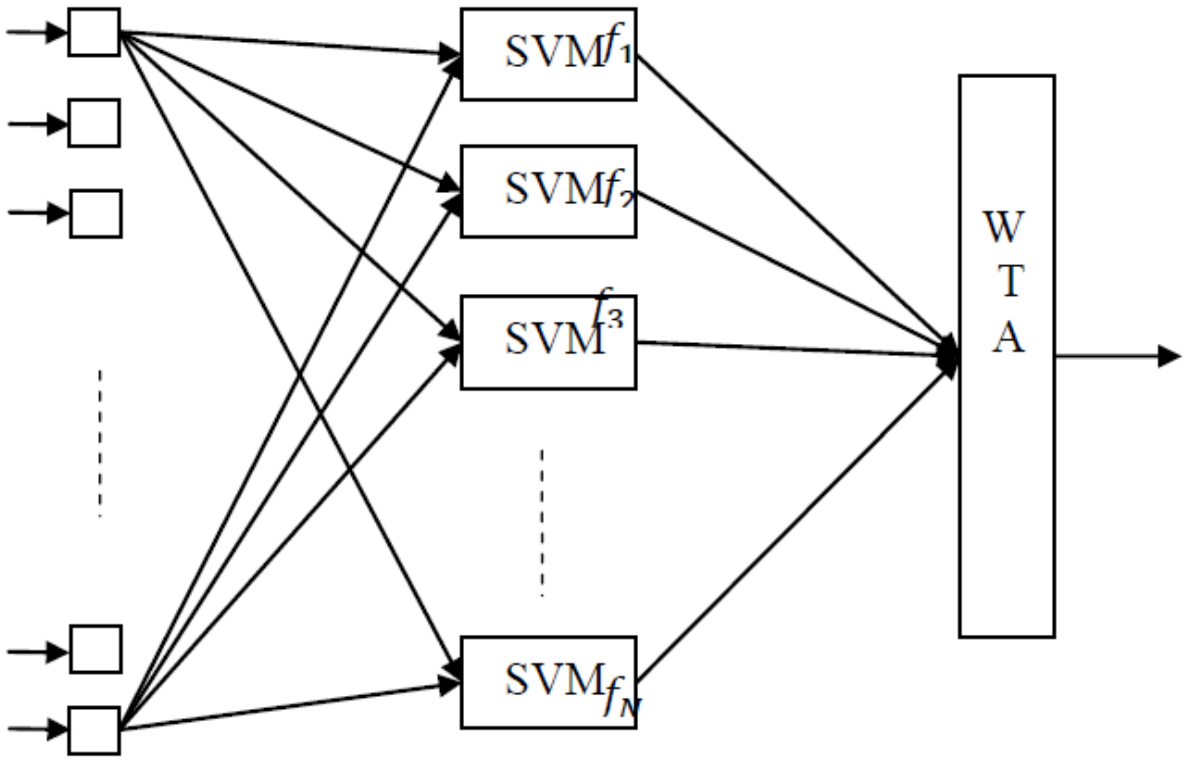


Figure II.15 : Architecture du système en stratégie Un-contre-Tous

II. 3.7) Evaluation du modèle :

L'apprentissage supervisé effectué par la méthode SVM utilise une partie de l'ensemble d'exemples d'un espace, pour calculer un modèle de décision qui sera généralisé sur l'ensemble de tous les exemples de l'espace. Il est très important d'avoir des mesures permettant de qualifier le comportement du modèle appris sur les exemples qui ne sont pas utilisées lors de l'entrainement.

Ces métriques sont calculées soit sur les exemples d'entrainement eux mêmes ou sur des exemples réservés à l'avance pour les tests.

II. 3.7.1) Métriques de performances :

Deux métriques sont généralement utilisées :

- **Taux de reconnaissance :**

La métrique intuitive utilisée est la précision du modèle appelée aussi le taux de reconnaissance.

Elle représente le rapport entre le nombre d'exemples correctement classés et le nombre total d'exemples testés. L'équation (II.11) donne la formule utilisée.

$$P = (1/N) * \Sigma_i \, L(y_i, f(x_i)) \qquad (i=1 \ldots N)$$

Avec

$$L = \begin{cases} 1 \text{ si } & y_i = f(x_i) \\ 0 \quad \text{sinon} & \end{cases} \qquad \text{(II.11)}$$

Généralement, la précision est donnée sous forme de pourcentage ce qui nécessite de multiplier la précision de l'équation (II.11) par 100.

➢ Matrice de confusion :

La mesure précédente donne le taux d'erreurs commises par le modèle de décision obtenu (100 précision), mais ne donne aucune information sur la nature de ces erreurs.

Dans la plupart des cas d'application, il est très important de connaître la nature des erreurs commises. Par exemple, lors de l'utilisation d'un modèle de décision pour des objectifs médicaux, considérer un échantillon non cancéreux alors qu'il l'est, est beaucoup plus grave de considérer un échantillon cancéreux alors qu'il ne l'est pas.

Dans le cas de classification binaire, le résultat de test d'un modèle peut être une possibilité parmi quatre :

$$\begin{cases} f(xi) = +1 \text{ et } yi = +1 & \text{correcte positive} \\ f(xi) = +1 \text{ et } yi = -1 & \text{fausse positive} \\ f(xi) = -1 \text{ et } yi = -1 & \text{correcte négative} \\ f(xi) = -1 \text{ et } yi = +1 & \text{fausse négative} \end{cases} \quad \text{(II.12)}$$

Si le modèle donne une classe positive pour un exemple d'une classe positive, on dit que c'est une classe correcte positive (CP). Si par contre l'exemple appartient à la classe négative on dit que c'est une classe fausse positive (FP). Si le modèle donne une classe négative pour un exemple d'une classe négative, le résultat est une classe correcte négative (CN), si, par contre, la classe de l'exemple est positive le résultat est qualifié de classe fausse négative (FN).

La matrice de confusion (table II.2) est une matrice qui contient en lignes les observations y, et en colonnes les prédictions f(x). Les éléments de la matrice représentent le nombre d'exemples correspondants à chaque cas.

Observation y	Prédictions (f)	
	+1	-1
+1	CP	FN
-1	FP	CN

Table II.2 : Matrice de confusion pour la classification binaire

Un modèle sans erreurs aura ses résultats concentrés sur la diagonale de sa matrice de confusion (CP et CN). Dans le cas multiclasse la matrice sera plus large avec les classes possibles au lieu des deux classes +1 et -1. La précision P du modèle peut être calculée à partir de la matrice de confusion comme suit :

$$P=\frac{CP+CN}{CP+FP+FN+CN} \qquad (II.13)$$

Deux autres mesures sont utilisées dans la littérature : la sensitivité Sv et la spécificité Sp.

La sensitivité représente le rapport entre les observations positives correctement prédites et le nombre des observations positives, et la spécificité représente le rapport entre les observations négatives correctement prédites et le nombre total des observations négatives équation (II.14).

$$\begin{cases} Sv=\frac{CP}{CP+FN} \\ Sp=\frac{CN}{CN+FP} \end{cases} \qquad (II.14)$$

Une autre métrique calculée à base de la sensitivité et la spécificité est utilisé par les auteurs de [21]. C'est la moyenne harmonique équation (II.15).

$$\text{Moyenne harmonique}=\frac{2*Sv*Sp}{Sv+Sp} \qquad (II.15)$$

II. 3.7.2) Evaluation :

La qualité d'un modèle de décision obtenu par la méthode SVM dépend de plusieurs paramètres, à savoir le paramètre de pénalisation sur les multiplicateurs de Lagrange C, le noyau utilisé et ses paramètres (σdans le cas du noyau Gassien) et les exemples utilisés pour l'entrainement (les vecteurs supports).

Le choix des valeurs de ces paramètres se fait actuellement à travers plusieurs essais et évaluation pour atteindre des performances satisfaisantes du modèle. Les paramètres (C^*;K^*; σ^*) optimaux pour un modèle donné sont les paramètres qui lui permettent de donner une précision de 100%.

Cette situation serait idéale si l'ensemble des exemples représentait parfaitement l'ensemble de tous les exemples possibles. Le modèle appris peut donner une très grande précision face aux exemples d'entrainement, mais se comporte très mal avec les nouveaux exemples.

Cela représente un phénomène très connu en apprentissage qui est le sur-apprentissage ou l'apprentissage par coeur. Le sur-apprentissage donne, généralement, des modèles à faible capacité de généralisation, et par conséquent la mesure de précision n'est pas suffisante pour qualifier les performances d'un modèle. Les méthodes d'évaluation permettent de tirer des conclusions sur le comportement d'un modèle face à tout l'espace d'exemples en limitant l'influence des exemples

d'entrainement et du bruit qui peut y exister (erreurs d'étiquetage, erreurs d'acquisition, ...) et leur ordre sur le modèle appris.

➢ Validation croisée :

Pour minimiser l'influence du choix du partitionnement de l'ensemble des exemples, la validation croisée subdivise l'ensemble d'entrainement initial en k sous ensemble disjoints D1, D2,….,Dk de même taille.

L'entrainement et le test sont effectués k fois. A l'itération i le sous-ensemble Di est réservé pour le test et le reste des exemples sont utilisés pour entrainer le modèle. La précision finale du modèle est égale à la moyenne des k précisions de test.

La méthode Leave-One-Out [31] est un cas particulier de la validation croisée où k = N.

Á chaque itération, le modèle est entrainé sur N-1 exemples et testé sur l'exemple exclu de l'entrainement. On obtient à la fin N précisions, la précision du modèle est égale à leur moyenne.

➢ Méthode HoldOut :

Méthode HoldOut suppose que les exemples disponibles couvrent suffisamment tout l'espace d'exemples. Elle consiste à diviser l'ensemble des données en deux parties, la première partie est utilisée pour l'entrainement et la deuxième pour les tests. Le test du modèle obtenu sur la partie de test permet de donner une idée sur son comportement en dehors des exemples d'entrainement et éviter le phénomène de sur-apprentissage. Le modèle qui maximise la précision pour tout l'espace d'exemple est donc celui qui la maximise pour la partie de test du fait que cette partie représente la majorité de l'espace.

Une question importante qui se pose pour cette méthode est comment choisir les deux parties, puisque ce choix a une grande influence sur la qualité du modèle. Le pire est de mettre les exemples positifs dans une partie et les exemples négatifs dans l'autre. La méthode de validation croisée répond à cette question.

II.4) Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différents prétraitements couramment utilisés dans les systèmes de reconnaissance des empreintes digitales. Le module de prétraitement englobe principalement deux étapes pour l'amélioration de la qualité de l'image :binarisation, et squelettisation, nous avons présenté les méthodes d'extraction des caractéristiques,

Nous avons rappelé la théorie des classifieurs SVMs binaire et multi classes, en passant par le principe de séparation à vaste marge, Comme nous présente les méthodes les plus utilisent pour l'évaluation.

III.1) Introduction :

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats expérimentaux recueillis au cours de notre travail développé dans le cadre de la reconnaissance des empreintes digitales. Nous donnons une description de la base de données ainsi que les critères d'évaluation utilisés pour la validation des résultats de classification des empreintes digitales par le classifieur SVM.

III.2) Base de données utilisée :

Une grande base de données d'images des empreintes digitales est une condition préalable pour le développement et l'évaluation des systèmes de reconnaissance des empreintes digitales. Dans ce travail, la base de données FVC 2002 est considérée à cette fin.

- **La base de données FVC 2002 :**

Quatre bases de données différentes (DB1, DB2, DB3 et DB4) ont été collectées à l'aide des capteurs / technologies suivants:

DB1: capteur optique "TouchView II" d'Identix

DB2: capteur optique "FX2000" de Biometrika

DB3: capteur capacitif "100 SC" de Precise Biometrics

DB4: génération d'empreintes digitales synthétiques, c'est-à-dire : générer des images similaires d'empreintes digitales humaines, a l'utilisation de l'approche de génération d'empreintes digitales synthétiques SFinGe.[41]

Chaque base de données a une largeur de 110 doigts (w) et une profondeur de 8 empreintes par doigt (d) (880 empreintes digitales au total. [36]

	Type de capteur	Taille de l'image	Définir A (wxd)	Définir B (wxd)	Résolution
DB1	Capteur optique	388x374(142Kpixels)	100x8	10x8	500 dpi
DB2	Capteur optique	296x560 (162 Kpixels)	100x8	10x8	569 dpi
DB3	Capteur capacitif	300x300 (88 Kpixels)	100x8	10x8	500 dpi
DB4	génération d'empreintes	288x384(108Kpixels)	100x8	10x8	500dpi

Table III.1 : définition de la base FVC 2002 [36]

La figure suivante montre un exemple d'image de chaque base de données:

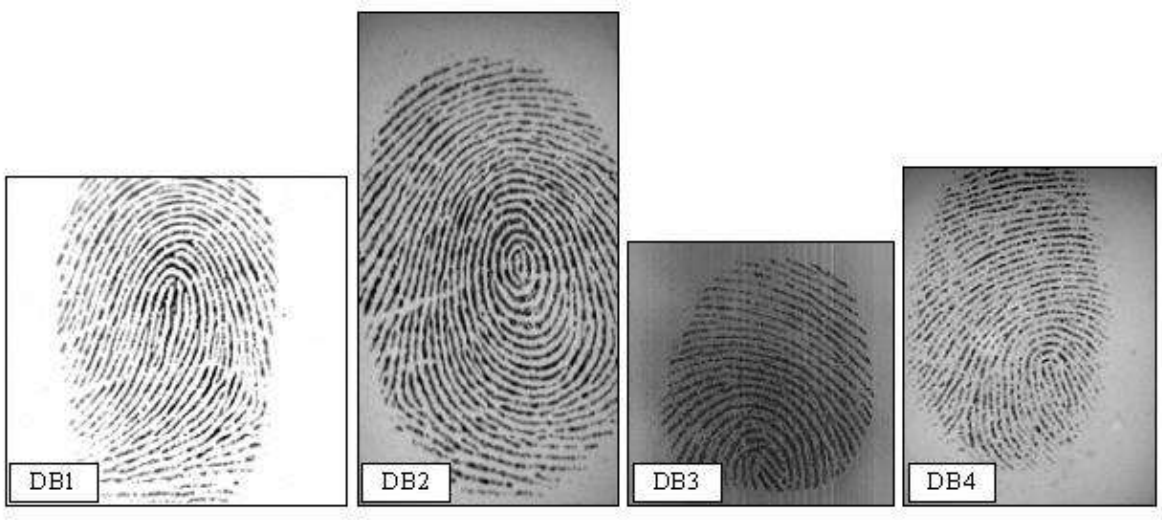


Figure III.1 : Exemple d'image de chaque base de données

III.3) l'organisation du travaille:

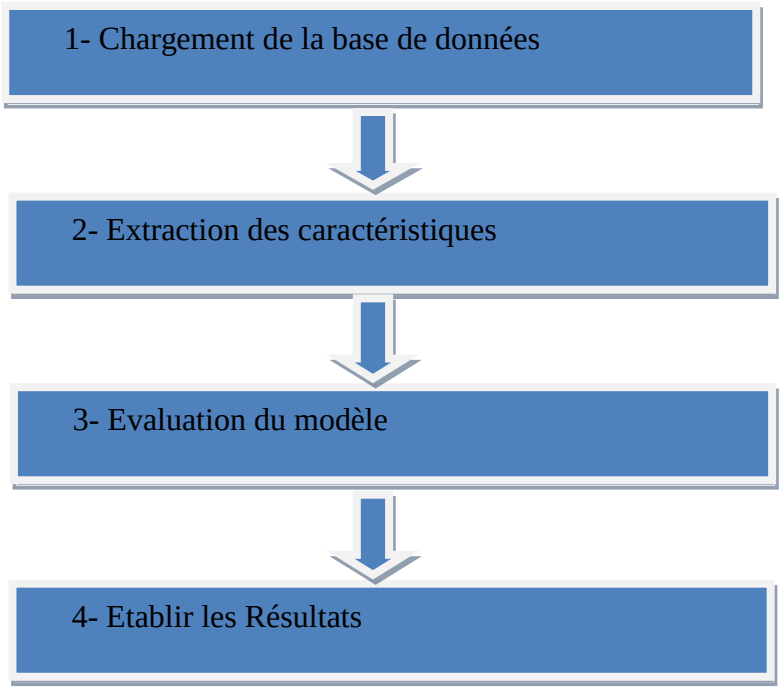


Figure III.2 : Présentation de l'organigramme

Cette organigramme représente les étapes qui ont été suivies pour accomplir ce travail Décrivons maintenant ces étapes.

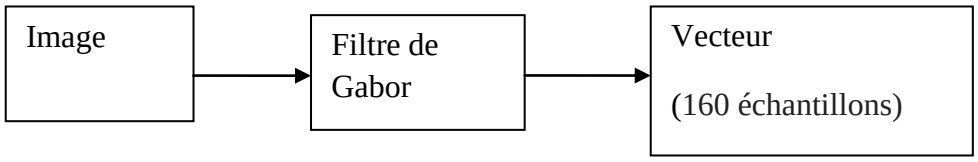
III.3.1) Extraction des caractéristiques:

Nous avons utilisé la base de données FVC2002 qui contient 80 images, et on applique le filtre de Gabor sur cette base pour l'extraction des caractéristiques.

Les paramètres de filtre de Gabor que nous avons utilise est :

Échelle = 5; l'échelle de l'ondelette de Gabor
Orientation = 4; l'orientation de l'ondelette de Gabor
Kmax = pi/2; la fréquence la plus élevée avec la plus petite taille de noyau
Sigma = pi*2; le paramètre: thêta
mask_size = 128; pour chaque noyau la taille est de 128 * 128 ; c'est la taille du masque de Gabor

La taille de l'image à l'entrée du filtre est 128, le résultat de filtrage nous a donner un vecteur contenant 160 échantillons. Ces échantillons représente les données d'apprentissage du model SVM. Dans notre travail nous avons utilisée 8 images d'empreintes pour huit personnes, donc nous avons utilisée une matrice 8 x 8 (64) où chaque élément de cette matrice contient 160



III.3.2) Critères d'évaluation des performances d'un classiffieur :

Parmi les critères qui ont été écrites dans le chapitre précédent, nous avons choisi deux critères (taux de reconnaissance et la validation croisée)

III.3.2.1) Taux de reconnaissance :

Nous décrivons dans ce paragraphe les critères qui nous utilisent pour évaluer la performance de notre système de reconnaissance en phase de généralisation. L'objectif est d'obtenir une estimation la plus fidèle possible du comportement du système dans des conditions réelles d'utilisation. Pour cela, des critères classiques comme par exemple le taux de reconnaissance est presque systématiquement utilisé.

Le taux de reconnaissance permet d'évaluer la qualité du classifieur par rapport au problème pour lequel il a été conçu.

Ce taux est évalué grâce à une base de test qui contient des formes décrites dans le même espace de représentation que celles utilisées pour l'apprentissage. Elles sont aussi étiquetées par leur classe réelle d'appartenance afin de pouvoir vérifier les réponses du classifieur. Pour

que l'estimation du taux de reconnaissance soit la plus fiable possible, il est primordial que le classifieur n'ait jamais utilisé les échantillons de cette base pour faire son apprentissage (la base de test ne doit avoir aucun individu en commun avec la base d'apprentissage et l'éventuel bases de validation). De plus cette base de test doit être suffisamment représentative du problème de classification, [42] les auteurs donnent une méthode pour déterminer la taille d'une base de test statistiquement significative dans le contexte de la reconnaissance de formes.

En général, quand les échantillons étiquetés à disposition sont suffisamment nombreux, ils sont séparés en deux parties disjointes et en respectant les propositions par classes de la base initiale. Une partie sert pour former la base d'apprentissage et l'autre pour former la base de test. Les performances en termes de taux de reconnaissance sont alors déterminées en Présentant au classifieur chacun des exemples de la base de test et en comparant la classe donnée en résultat à la vraie classe. Le taux de reconnaissance par classe (TRC) est simplement défini par :

$$TRC(\%)= \frac{nombre\ d'empreinte\ reconues}{nombre\ totale\ d'empreintes} \qquad (III.1)$$

Le taux moyenne de bonne reconnaissance (TMBR) est défini par :

$$TMBR(\%)=\frac{\text{nombre d'empreinte reconues pour une classe}}{\text{nombre totale d'empreinte de cette classe}} \qquad (III.2)$$

- **Taux de reconnaissance par l'approche un contre un :**
  - Le tableau suivant représente le taux de reconnaissance pour certaine séparation de chaque base avec l'approche un contre un, on utilise une fonction de noyau linéaire.

	TRC 25%	TRC 37%	TRC 50%	TRC 63%	TRC75%
DB1	0.3125	0.3250	0.3250	0.7083	0.8750
DB2	0.5208	0.6500	0.7500	0.7500	0.9375
DB3	0.7292	0.7750	0.7813	0.9167	1
DB4	0.7708	0.8750	0.9375	0.8750	0.9375

Table III.2 : Tableau de taux de reconnaissance selon la fonction de noyau linéaire.

- 25% c'est-à-dire la taille de la base d'apprentissage est 2 et la taille de la base de teste est 6
- 37% c'est-à-dire la taille de la base d'apprentissage est 3 et la taille de la base de teste est 5
- 50% c'est-à-dire la taille de la base d'apprentissage est 4 et la taille de la base de teste est 4
- 63% c'est-à-dire la taille de la base d'apprentissage est 5 et la taille de la base de teste est 3
- 75% c'est-à-dire la taille de la base d'apprentissage est 6 et la taille de la base de teste est 2

Convertit les résultats du tableau en une courbe graphique pour l'analyse :

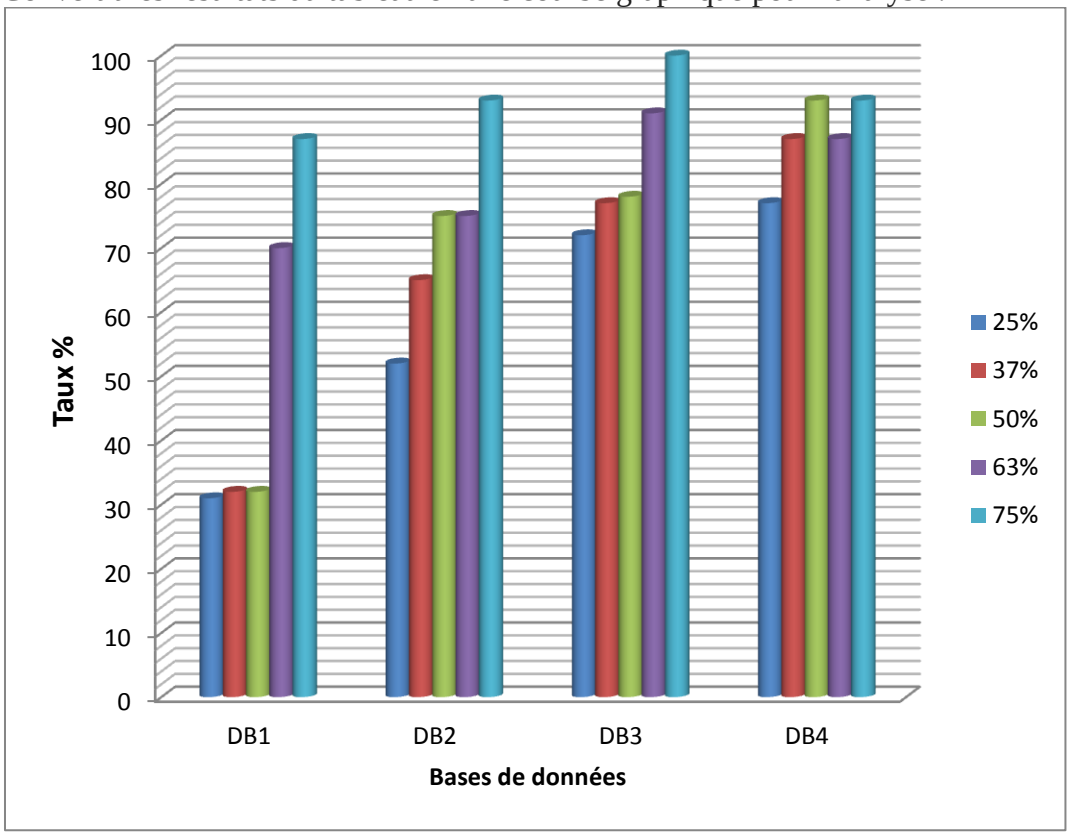


Figure III.3 : Histogramme de TRC de chaque base

Les résultats obtenus avec cette méthode montrent que Le découpage le plus courant est de 1/2 pour l'apprentissage et le 1/2 restant pour la base de test (50%), car ce découpage donne une valeur moyenne de TRC.

- Le tableau suivant représente le taux de reconnaissance pour certaine séparation de chaque base avec l'approche un contre un, on utilise une fonction de noyau Polynomial (P) et Quatratic (Q):

Bases de données	Fonction 'polynomial'			Fonction 'quatratic'		
	50%	63%	75%	50%	63%	75%
BD1	0.6250	0.916	1	0.4375	1	1
BD2	0.5625	1	1	0.3750	0.7500	0.8750
BD3	0.5625	1	0.9375	0.5313	0.8750	0.9375
BD4	0.7500	1	1	0.5313	0.9167	0.9375

Table III.3 : Tableau de taux de reconnaissance pour les deux fonctions (P et Q)

Convertit les résultats du tableau en une courbe graphique pour l'analyse :

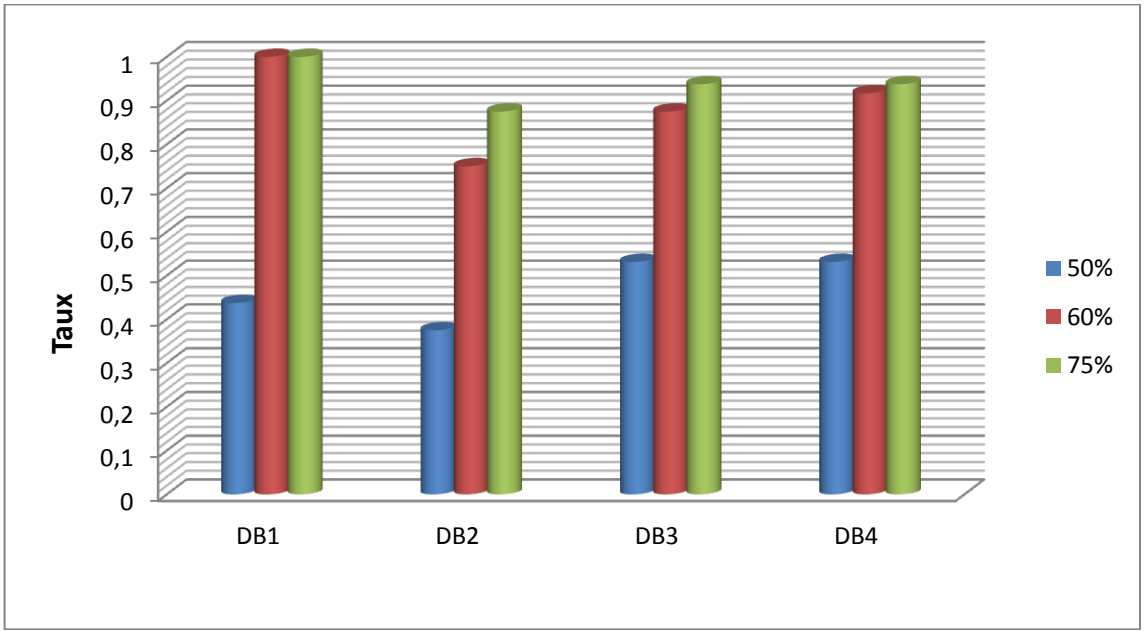


Figure III.4 : Histogramme de TRC de chaque base selon la fonction« Polynomial »

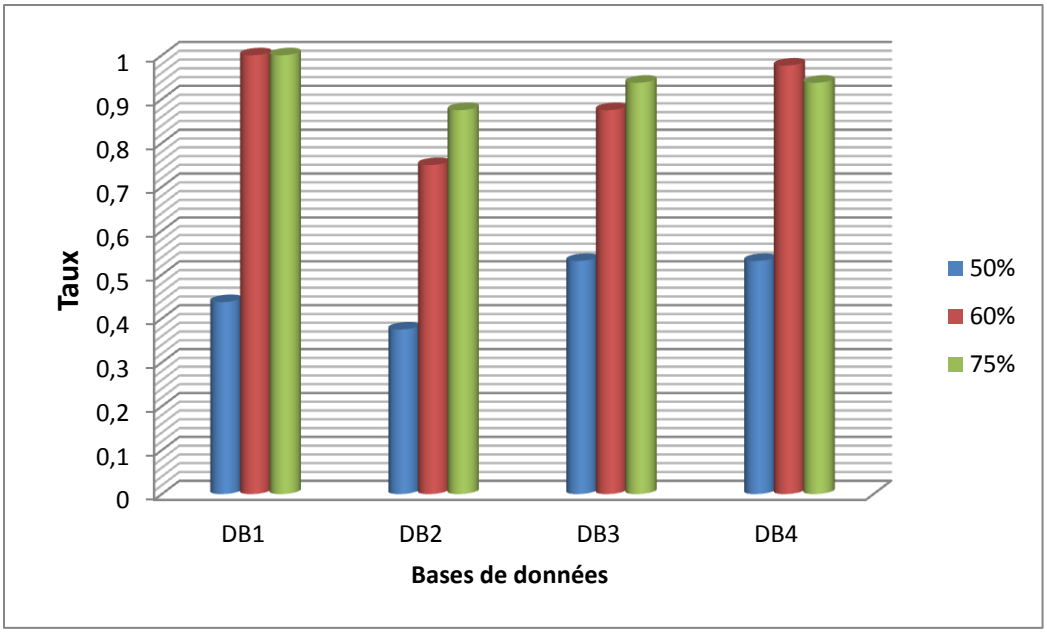


Figure III.5 : Histogramme de TRC de chaque base selon la fonction« Quatratic »

L'utilisation du noyau polynomial qui est un noyau non linéaire montre une nette amélioration des performances par rapport au noyau linéaire. Le tableau (**III.2**) montre les bons résultats de classification avec ce noyau.

Même remarque pour l'utilisation du noyau 'quatratic' qui donne aussi une amélioration pour notre taux de reconnaissance.

- Le tableau suivant représente le taux de reconnaissance pour certaine séparation de chaque base avec l'approche un contre un, on utilise une fonction de noyau RBF:

	RBF (σ=5)		RBF (σ=8)	
	63%	75%	63%	75%
BD1	1	1	0.8750	1
BD2	1	1	0.8750	1
BD3	1	1	1	1
BD4	1	1	1	1

Table III.4 : Tableau de taux de reconnaissance pour les deux fonctions (RBF)

On Note que lorsque vous utilisez le noyau RBF qui est aussi non linéaire améliore la reconnaissance, et on remarque que les résultats sont plus précisés quant on variées le paramètre **σ.** Dont (σ=8) mieux que (σ=5) pour la taille de la base d'apprentissage est Entre 5 (63%) et 6 (75%).

- Le tableau suivant représente le taux de reconnaissance pour certaine séparation de chaque base avec l'approche un contre un, on utilise une fonction de noyau RBF pour que la taille de la base d'apprentissage est de 50%:

sigma	σ=1	σ=5	σ=8	σ=12	σ=16	σ=20	σ=30	σ=55	σ=100
DB1	0.4688	0.4688	0.5938	0.6875	0.6250	0.7188	0.7188	0.6563	0.6250
DB2	0.1250	0.5625	0.5625	0.6250	0.6563	0.6563	0.6563	0.6875	0.6875
DB3	0.500	0.4688	0.6250	0.6563	0.7500	0.7188	0.7500	0.7500	0.7500
DB4	0.125	0.7500	0.8438	0.8750	0.9063	0.9063	0.8750	0.8750	0.9063

Table III.5 : Tableau de taux de reconnaissance pour certain valeur du paramètre σ

La courbe suivante représente les résultats du tableau précédent :

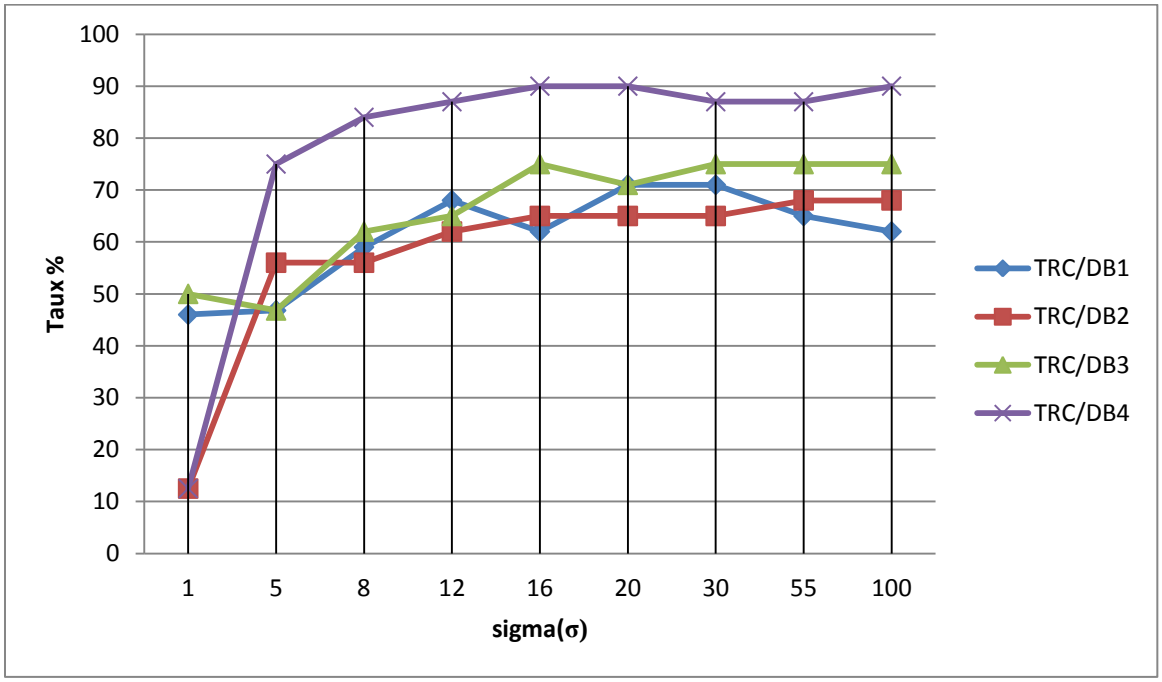


Figure III.6 : Courbe de TRC de chaque base selon la variation de σ de la fonction« RBF» Pour l'approche un contre un

D'après la courbe on note que lorsque on utilise le noyau RBF le taux de reconnaissance est optimal et plus précisés quant on variées le paramètre σ dans la plage :

- ✓ entre 20 et 30, pour DB1.
- ✓ entre 55 et 100 pour DB2.
- ✓ 16 et entre 30 et 100 pour DB3.
- ✓ 16,20 et 100 pour DB4.

- **Taux de reconnaissance par l'approche un contre tous :**

  - Le tableau suivant représente le taux de reconnaissance pour chaque base, on utilise une fonction de noyau Polynomiale:

	DB1	**DB2**	**DB3**	**DB4**
TRC	0.125	0.25	0.25	0.0937

Table III.6: Tableau de taux de reconnaissance pour la fonction Polynomiale pour l'approche un contre tous

  - Le tableau suivant représente le taux de reconnaissance pour chaque base, on utilise une fonction de noyau RBF avec le changement du paramètre **σ**, pour améliorée les résultats précédent :

TRC	**DB1**	**DB2**	**DB3**	**DB4**
σ=7	0.0312	0.0312	0.1875	0.125
σ=8	0.0625	0.0625	0.25	0.37
σ=9	0.09	0.15	0.28	0.46
σ=10	0.15	0.28	0.3125	0.5937
σ=12	0.2187	0.4687	0.375	0.5625

σ=20	0.4375	0.5937	0.6875	0.8125
σ=30	0.5	0.656	0.75	0.875
σ=55	0.562	0.75	0.781	0.875
σ=100	0.562	0.75	0.812	0.875

Table III.7 : Tableau de taux de reconnaissance pour certain valeur du paramètre σ pour l'approche un contre tous

Nous allons convertir les résultats du tableau en courbes afin de faciliter l'analyse des résultats

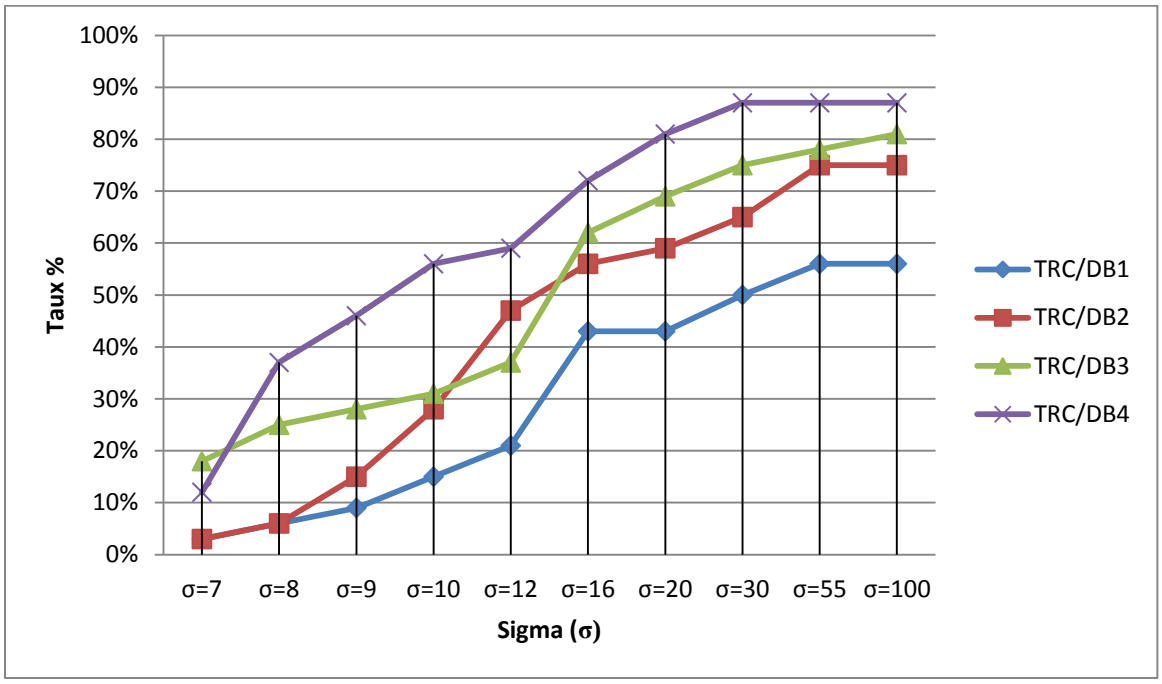


Figure III.7 : Courbe de TRC de chaque base selon la variation de σ de la fonction« RBF» Pour le cas un contre tous

D'après la courbe on note que lorsque on utilise le noyau RBF le taux de reconnaissance est plus précisé quant on varié le paramètre **σ** (à partir de la valeur 16 jusqu'a 100).

III.3.2.2) validation croisée :

On utilise la validation croisée avec la méthode k_folde, pour validée notre systéme

Le tableau suivant exprime comment L'erreur de classification hors échantillon (oosloss) qui varié avec le changement de paramètres de fonction de noyau.

	DB1	DB2	DB3	DB4
Un contre un	0.3125	0.46	0.093	0.59
Un contre tous	0.3438	0.468	0.0625	0.562

Table III.8: Tableau d'erreur de classification

On note que l'erreur est très faible si on utilise la base de données DB3 qui obtenue par le capteur capacitif avec les deux approches, et pour les bases DB1 et DB2 L'erreur est moindre lorsqu'elle est utilisée. L'approche un contre un et le contraire avec la base DB4.

III.4) Temps de d'apprentissage :

On a prendre la basse de données 'BD4' et on obtient les résultats suivantes :

Techniques	**Temps d'apprentissage (seconds)**				
	25%	**37%**	**50%**	**63%**	**75%**
RBF	18.252274	23.186458	16.615110	12.515867	11.674561
Polynomial	23.644379	16.145452	15.423014	12.916439	11.903315
Quadratic	23.860621	19.208215	12.621832	13.252698	11.657501
Linéaire	19.295219	21.254321	14.616867	15.092288	12.319591

Table III.9 : Tableau de temps de d'apprentissage

III.5) Temps de reconnaissance :

Techniques	Temps de reconnaissance (seconds)				
	25%	**37%**	**50%**	**63%**	**75%**
RBF	2.525097	1.073048	1.453318	1.260618	0.276221
Polynomial	0.974571	0.830953	1.556840	0.510175	0.276221
Quadratic	1.053647	0.987898	0.830196	0.584395	0.557955
Linéaire	1.727431	1.258554	1.480456	0.663296	0.401115

Table III.10 : Tableau de temps de reconnaissance

III.6) Conclusion :

Ce chapitre était consacré à l'évaluation des performances de notre système en testant plusieurs configurations des différentes caractéristiques pour assurer le meilleur taux de reconnaissance des empreintes digitales.

Les résultats obtenus montrent que le taux de reconnaissance varie avec le changement de la fonction du noyau et le changement de leur paramètre **σ**, et pour les résultats de la validation on remarque que le meilleur est 6% Ce que nous obtenons si on utilise la base de données DB3 avec l'approche un contre tous .

Conclusion générale :

L'objectif de ce travail est la mise en œuvre et l'évaluation de la méthode de la reconnaissance des empreintes digitales en utilisant les SVM. La classification est une étape très importante car elle permet de faciliter l'identification des individus utilisée dans plusieurs domaines comme la médecine légale, la police scientifique, la sécurisation des comptes bancaires et la protection des bases de données à caractère confidentiel.

Nous avons donc décrit dans ce mémoire les différentes étapes nécessaires à la construction d'un système de reconnaissance des empreintes digitales à savoir : l'extraction des caractéristiques et la classification.

Dans le domaine de la reconnaissance des empreintes digitales, les caractéristiques peuvent être décrites comme étant un moyen permettant de distinguer une empreinte d'une classe, d'une autre empreinte d'une autre classe. Dès lors, il est nécessaire de définir des caractéristiques significatives lors du développement d'un système de reconnaissance.

De nombreuses études ont été proposées dans la littérature. Notre méthode d'extraction des caractéristiques basée sur le filtre de Gabor. L'évaluation de ces caractéristiques a été faite par des classifieurs SVM, donc au cours de ce mémoire, nous avons rappelé les différentes techniques (approche un contre un & approche un contre tous) de reconnaissance des empreintes digitales par classification SVM.

Nous avons enfin présenté les résultats expérimentaux de ces approches. Nous avons exposé premièrement les problèmes liés à l'initialisation des paramètres de SVM. Ces problèmes concernent principalement le choix des paramètres qui doivent être très représentatifs de l'ensemble des exemples d'apprentissage. Ce choix est important car il conditionne toute la méthodologie mise en œuvre pour la reconnaissance. Nous avons fait plusieurs tests afin de trouver les paramètres optimaux du système.

Au cours de ce travail, la BD3 donne les meilleurs résultats alors on conclut que le meilleur capteur c'est le capteur capacitif .Nous avons pu augmenter le taux de reconnaissance, de même nous avons pu minimiser l'erreur à 0.06 ce qui traduit l'intérêt, et l'efficacité de SVM.

Webographie :

[1]: http://www.univ-tebessa.dz/fichiers/master/master_2168.pdf

[2]: FBI, Federal Bureau of Investigation, homepage: www.fbi.gov

[3]: AWARE, Biometrics Software
https://www.aware.com/quest-ce-que-la-biometrie/processus-biometriques/

[4]: W.J. Babler, Embryologic Development of Epidermal Ridges and Their Configurations, Dermatoglyphics:Science in transition. Birth defects, New York, Wiley-Liss, pp. 95-112, 1991.

[5]:A.K. Jain, S. Prabhakar and S. Pankanti, "Twin Test: On Discriminability of Fingerprints", Proc. 3rd International Conference on Audio- and Video-Based Person Authentication,, pp. 211-216, Sweden, June 6-8, 2001.

[6]: « la technologie a portée de main »http://www.hightechconcept.com/controle-d-acces/#

[7]: W.J. Babler, Embryologic Development of Epidermal Ridges and Their Configurations, Dermatoglyphics:Science in transition. Birth defects, New York, Wiley-Liss, pp. 95-112, 1991.

[8]: Moulay Brahim Oussama, Arbaoui Mohamed Ibrahim., "Authentification des personnes par les articulations des doigts", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2015.

[9]: Nicolas Thome, Bases du traitement des images, Filtrage d'images, 11 octobre 2016

http://webia.lip6.fr/~thomen/Teaching/BIMA/cours/filtrage.pdf

[10]: M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation", Journal of Electronic Imaging, Vol. 13, pp. 146-165, January 2004.

[11]: R. Stefanelli, A. Rosenfeld, "Some parallel thinning algorithms for digital pictures", Journal of the ACM, Vol.18, No2, pp.255-264, April 1971.

[12]: L.Lam, S.W. Lee and C.Y. Suen, "Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey",IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, Issue 9, pp. 869-885, September 1992.

[13]: Y.Y. Zhang and P.S.P. Wang, "Design of Parallel Thinning Algorithms", Proceedings of the 3rd International Workshop on Parallel Image Analysis, pp. 183-194, College Park, 1994.

[14]: Maltoni Davide, Dario Maio, Anil K. Jain, Salil Prabhakar, Handbook of fingerprint recognition, Springer, New York, 2003.

[15]: Arcelli C., and Baja G.S.D., "A Width Independent Fast Thinning Algorithm", IEEE Transaction on pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 4, no. 7, pp. 463-474, 1984.

webographie

[16]: Maltoni Davide, Dario Maio, Anil K. Jain, Salil Prabhakar, Handbook of fingerprint recognition, Springer, New York, 2003.

[17]: Z.Bian, D.Zhang, W.Shu, "Knowledge-Based Fingerprint Post-Processing", International Journal of Pattern Recognition and artificial Intelligence, vol. 16, no.1,p. 53-67, 2002.

[18]: S.Kim, D.Lee, J. Kim, "Algorithm for Detection and Elimination of False Minutiae in Fingerprint Image", Lecture Notes in Computer Science, Spring Verlag, vol. 2091, p. 235-240, 2001.

[19]: Z.Bian, D.Zhang, W.Shu, "Knowledge-Based Fingerprint Post-Processing", International Journal of Pattern Recognition and artificial Intelligence, vol. 16, no.1,p. 53-67, 2002.

[20]: A. Farina, Z.M. Kovacs-Vajna, A. Leone, "Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images", Pattern Recognition, vol. 32, p. 877-889, 1999.

[21]: **BETTAHAR Abdessettar, SABER Fathi**., "Extraction des caractéristiques pour l‟analysebiométrique d‟un visage", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA,2014.

[22]: **Nanni, L., Lumini, A., Brahnam, S**.,"Local binary patterns variants as texture descriptors formedical image analysis", Artif. Intell. Med. **49**(2), 117–125 (2010)

[23]: **V. Ojansivu and J. Heikkila**., "Blur insensitive texture classification using local phase quantization", International Conference on Image and Signal Processing (ICISP08), pp. 236-243, 2008.

[24]: Bases du traitement des images, Filtrage d'images, Nicolas Thome, 11 octobre 2016

[25]: **V.Vapnik,** "the nature of statistical learning", theory.spring-Verlag, New York,USA,1995

[26]: http://www.dtreg.com/svm.htm

[27]: http://www.kernelmachines.org/

[28]: Guermeur .Y, "SVM Multiclasses, Théorie et Applications. Habilitation à Diriger des Recherches de l'Université Nancy I, 28 novembre 2007.

[29]: V. Vapnik. "An overview of statistical learning theory". IEEE Transactions on Neural Networks, 10(5), September 1999. V. N. Vapnik. Statistical learning theory. Wiley, New York, (1998).

[30]: Laanaya .H, Martin .A, Aboutajdine.D, Khenchaf.A, "Classification des sédiments marins par fusion de classifieurs binaires SVM". CMM'06- caractérisation du milieu marin, 16 - 19 Octobre 2006.

[31]: K. Hoff, M. Tech, T. Lingner, R. Daniel, B. Morgenstern, and P. Meinicke. Gene prediction in metagenomic fragments : a large scale machine learning approach. BMC bioinformatics, 9(1):217, 2008.

[32]: https://www.aware.com/quest-ce-que-la-biometrie/processus-biometriques/

[33]: Estelle Kiedaisch,Benoit Burg et Lucas Lang ;Les empreintes Digitales

http://biometrie-tpe68.e-monsite.com/pages/introduction/les-differentes-familles-de-capteurs.html

[34]http://www.appliedbiometrics.com/fileadmin/download/Article_Empreinte_Digitale.pdf

webographie

[35]: Memoir _univer_wargla, ZITOUNI Sif Eddine SACI Abdelmoumen, Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires, 01 / 06 / 2016.

[36]: FVC 2002 Biometric System laboratory_unibo

[37]: P. Chapman, J. Clinton, R. Kerber, T. Khabaza, T. Reinartz, C. Shearer, and R. Wirth. Crisp-dm 1.0 step-by-step data mining guide. CRISP-DM consortium, August 2000.

[38]: Memoir_Benhkaira Souhila, Systèmes multimodaux pour l'identification et l'authentification biométrique

[39]: Classification des tumeurs du cancer du sein par approche SVM(Support Vector Machine)

[40] :http://dptinfo.ustrasbg.fr/~nicolas.lachiche/ILC_FD/svm/svm.htm

[41] :https://www.eurocampings.fr/italie/ligurie/la-spezia/deiva-marina/camping-la-sfinge-109725/