

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies d'information et de la
communication

Département d'électronique et de télécommunication



MÉMOIRE MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et techniques

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique des Systèmes embarqués

Présenté par :

- AMROUN Amina

- AMRAOUI Mouhamed Seghir

Thème

Identification des personnes par système multimodale

Soutenu publiquement

Le : 24/06/2018

Devant le jury :

Mr	TIDJANI Zakaria	MAA	Président	UKM OUARGLA
Mr	CHAA Morad	MCB	Encadreur	UKM OUARGLA
Mr	NASRI Najib	MAA	Examineur	UKM OUARGLA

Année universitaire : 2017/2018



Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur Mr : CHAA Morad, son précieux conseil et son aide durant toute la période du travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

A nos familles et nos amis qui par leurs prières et leurs encouragements on a pu surmonter tous les obstacles.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à l'exécution de ce modeste travail.

Dédicace

Je dédie ce mémoire :

À mes très chers parents, qui ont œuvré pour ma réussite, de par leurs amours, leurs soutiens, tous les sacrifices consentis et leurs précieux conseils, pour toutes leurs Assistançe et leurs présences dans ma vie à travers ce travail.

À ma chère sœur Nawel qu'elle n'a cessé d'être pour moi un exemple de persévérance, de courage et de générosité.

À mes sœurs

À toute la famille Amroun

À tous mes amis

À tous les professeurs et les enseignants

Et à la promotion deuxième master Électronique des systèmes embarqués.

AMROUN Amina



Dédicace

Je dédie ce mémoire :

À mes parents, pour leurs soutiens et leurs conseils.

À mes chers frères Dhiya et Ghoulsem et Madjid.

À mes sœurs Lina et Biya.

À toute la famille Amraoui.

Pour tous les collègues de spécialité Électronique des systèmes embarqués et tous mes amis.

Et à tous ceux qui ont m'aidé à la réalisation de ce travail.

AMRAOUI Med Seghir

Résumé

La biométrie se réfère à la reconnaissance automatique des individus basée sur leurs caractéristiques physiologiques et/ou comportementales. Les systèmes biométriques monomodaux permettent de reconnaître une personne en utilisant une seule modalité biométrique, mais ne peuvent pas garantir avec certitude une bonne identification. Alors la solution est la mise en place des systèmes biométriques multimodaux obtenu en fusionnant plusieurs systèmes de reconnaissance de FKP, Dans ce présent travail, nous abordons plusieurs points importants concernant la biométrie multimodale. Tout d'abord, après avoir dressé un état de l'art de reconnaissance de FKP et étudié plusieurs méthodes pour sélectionner les meilleurs systèmes de reconnaissance de FKP. En présentons la multi-modalité en utilisant les multi-échantillons des FKPs (l'index gauche et droite, milieu gauche et droite), la base de données Poly-U Finger Knuckle-Print a été utilisé pour examiner la performance de la méthode proposée en utilisant plusieurs algorithmes pour l'extraction des caractéristiques (Filtre de Gabor, HOG, TPLBP et FPLBP) avec le classifieur KNN. Enfin, on va comparer les différentes combinaisons des modalités de FKP pour choisir le meilleur parmi elles.

Mots clés : biométrie, identification, monomodale, multimodale, multi-échantillons, Gabor, HOG, TPLBP, FPLBP.

Abstract

Biometrics refers to the automatic recognition of individuals based on their physiological and / or behavioral characteristics. Monomodal biometric systems can recognize a person using a single biometric modality, but cannot guarantee a good identification with certainty. So the solution is the implementation of multimodal biometric systems obtained by merging several FKP recognition systems, in this present work, we address several important points concerning multimodal biometrics. First, after drawing up a state of the art FKP recognition and studying several methods to select the best FKP recognition systems. Introducing multi-modality using FKPs multi-samples (left and right index, middle left and right), the Poly-U Finger Knuckle-Print database was used to examine the performance of the proposed method using several algorithms for feature

extraction (Gabor Filter, HOG, TPLBP and FPLBP) with the KNN classifier. Finally, we will compare the different combinations of FKP modalities to choose the best among them.

Key words: biometrics, identification, monomodal, multimodal, multi-samples, Gabor, HOG, TPLBP, FPLBP.

ملخص

تشير القياسات الحيوية إلى التعرف التلقائي على الأفراد استناداً إلى خصائصهم الفيزيولوجية و / أو السلوكية. تسمح أنظمة القياسات الحيوية أحادية النمط بالتعرف على شخص ما باستخدام طريقة قياس حيوية واحدة، ولكن لا يمكن أن تضمن بشكل واضح تحديد هوية جيدة. لذا فإن الحل هو استخدام الأنظمة البيومترية متعددة الوسائط التي يتم الحصول عليها عن طريق دمج العديد من أنظمة التعرف على بصمة مفصل الأصبع، وفي هذا العمل، نتناول عدة نقاط مهمة تتعلق بالقياسات الحيوية متعددة الوسائط. أولاً، بعد تقديم نظرة عامة وتعريف بصمة مفاصل الأصابع، ودراسة عدة طرق لاختيار أفضل أنظمة التعرف على هذه البصمة تم إدخال نظام متعدد الأنماط باستخدام نماذج متعددة من بصمات مفاصل الأصابع (السبابة اليمنى واليسرى، والوسطى اليمنى واليسرى)، وتم استخدام قاعدة بيانات Poly-U Finger Knuckle-Print لفحص أداء الطريقة المقترحة باستخدام عدة خوارزميات لاستخراج المميزات (الرسم البياني للتدرج الموجه، مرشح Gabor، نمط ثنائي محلي مع ثلاث بقع و أربع بقع) مع مصنف (K أقرب الجيران). وأخيراً، سنقوم بمقارنة التركيبات المختلفة لبصمات مفاصل الأصابع لاختيار الأفضل بينها.

كلمات مفتاحية: بيومترية، تحديد، احادي النمط، متعدد الأنماط، متعدد النماذج، الرسم البياني للتدرج الموجه، مرشح Gabor، نمط ثنائي محلي مع ثلاث بقع وأربع بقع.

Table de matière

Table de matière

Introduction générale	1
Chapitre 01 : introduction à la biométrie et multi modalité.	
I.1. Introduction	3
I.2. Définition de la biométrie	3
I.3.Principales modalités biométriques	3
I.3.1. Les modalités physiologiques	5
I.3.1.a. L’empreinte digitale :	5
I.3.1.b. Géométrie de La main :	6
I.3.1.c. Empreinte des articulations des doigts :	6
I.3.1.d. Visage :	7
I.3.1.e. L’iris :	7
I.3.1.f. La rétine :	8
I.3.2. Les modalités comportementales	9
I.3.2.a. La signature :	9
I.3.2.b. La voix :	9
I.3.2.c. Dynamique de frappe :	10
I.3.2.d. Démarche :	10
I.4. Modes de fonctionnement d’un système biométrique	12
I.4.1.Le mode enrôlement :	12
I.4.2.Mode vérification (authentification) :	13
I.4.3.Mode identification :	13
I.5. Principaux modules du système biométrique	14
I.5.1.Module de capture (d’acquisition biométrique) :	14
I.5.2.Module d’extraction des caractéristiques :	14
I.5.3.Module de correspondance :	14
I.5.4.Module de décision :	15
I.6. Evaluation des performances des Systèmes biométriques	15
I.6.1.Mesures des performances	15
I.6.1.a. Le FAR (False Acceptence Rate):	15

Table de matière

I.6.1.b. Le FRR (False Reject Rate):	15
I.6.1.c. EER (Error Equal Rate):.....	16
I.7. Les applications de la biométrie.....	18
I.7.1.Applications commerciales :.....	18
I.7.2.Applications gouvernementales :	18
I.7.3.Applications légales :.....	18
I.8. La multi modalité :.....	18
I.8.1. Système Biométrique multimodale :.....	18
I.8.2. Les différentes multimodalité possible :	18
I.8.1.a. Systèmes multi algorithmes :.....	19
I.8.1.b. Systèmes multi capteurs :.....	19
I.8.1.c. Systèmes multi instances :.....	19
I.8.1.d. Systèmes multi échantillons :.....	20
I.8.1.e. Systèmes multi biométries :.....	20
I.9.Conclusion.....	20
Chapitre 02 : Etat de l'art de l'FKP et des algorithmes utilisés.	
II.1. Introduction.....	21
II.2. L'empreinte de l'articulation de doigt (FKP).....	21
II.2. 1. Le dispositif d'acquisition des images FKPs.....	21
II .2.2. Motivation de la modalité FKP.....	22
II .3. Les algorithmes utilisés dans les systèmes biométriques.....	23
II .3. 1. L'extraction des caractéristiques	23
II .3. 1. a. Histogramme de Gradient Orienté (HOG).....	23
II .3. 1. b. Les filtres de Gabor.....	26
II .3. 1. c. Motif binaire local (LBP).....	28
II .3. 1. d. Le Motif binaire local à trois patchs (TPLBP).....	30
II .3. 1. e. Le Motif binaire local à quatre patchs (FPLBP)	31
II .4. Classification	32
II .4.1. Machine à vecteurs de support (SVM)	33
II .4.1.a. Principe de SVM.....	33

Table de matière

II .4.1.b. Concept de la SVM.....	33
II .4.1.c.Séparation optimale.....	34
II .4.1.d.Multi-classes	35
II .4.2. Méthode des K plus proches voisins (KNN).....	36
II .4.2.a.Principe de fonctionnement.....	36
II .4.2.b.Choix de k.....	36
II .4.2.c.Les distances	36
II .5.Conclusion	37
Chapitre 03 : Méthode proposée et résultats expérimentaux	
III.1. Introduction :.....	38
III.2. Méthode proposé de FKP :.....	38
III.3.Expériences sur les images FKP :.....	40
III.3.1. La base de données FKP :	40
III.3.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de FKP :.....	40
III.4. Résultats sur le système monomodal :.....	40
III.4.1. Expériences :	40
III.4.1.a.Résultats trouvés par filtre de Gabor :	41
III.4.1.b. Résultats trouvés par le descripteur HOG :	43
III.4.1.c. Résultats trouvés par TPLBP :.....	46
III.4.1.d. Résultats trouvés par FPLBP :.....	50
III.5. Résultats trouvé par le système multimodal :.....	55
III.5.1. Expériences :	55
III.5.1.a. Résultats trouvés par filtre de Gabor :	55
III.5.1.b. Résultats trouvés par le descripteur HOG :	56
III.5.1.c. Résultats trouvés par TPLBP :.....	56
III.5.1.d. Résultats trouvés par FPLBP :.....	58
III.6.Etude comparative entre le système monomodal et le système multimodal :....	59
III.6.2.l'étude comparative pour les travaux existe dans littérature :.....	59
III.6.2.a.La méthode 1 :.....	59
III.6.2.b.La méthode 2 :.....	60

Table de matière

III.6.3.La comparaison entre notre travail et les travaux existe dans littérature :...	61
III.7. Conclusion :	61
Conclusion générale	62

Bibliographie

Liste des tableaux

Chapitre 01 : introduction à la biométrie et multi modalité

Tableau I.1 : comparaison de quelques modalités biométriques.....	11
--	-----------

Chapitre 03 : Méthode proposé et résultats expérimentaux

Tableau III.1 : Le TR obtenus par les différentes variations de l'échelle et de l'orientation.....	42
Tableau III.2 : TR en utilisant les différentes distances.....	42
Tableau III.3 : TR pour les différents nombres de voisins du KNN.....	43
Tableau III.4 : TR pour les différentes tailles de cellule.....	44
Tableau III.5 : TR pour les différentes tailles de bloc.....	44
Tableau III.6 : TR pour les différentes distances.....	45
Tableau III.7 : TR pour les différents nombres des bins.....	45
Tableau III.8 : TR pour les différentes distances.....	46
Tableau III.9 : TR pour les différents nombres de voisins du KNN.....	46
Tableau III.10 : TR pour les différentes valeurs de rayon (r) et la longueur (w).....	47
Tableau III.11 : TR pour les différentes valeurs de « alpha ».....	47
Tableau III.12 : TR pour les différentes valeurs de niveau de bruit « tau ».....	48
Tableau III.13 : TR en fonction de la variation des colonnes dans chaque cellule.....	48
Tableau III.14 : Variation des lignes dans chaque cellule.....	49
Tableau III.15 : TR pour la variation de la valeur de troncation d'histogramme.....	49
Tableau III.16 : TR pour la variation de la distance.....	50
Tableau III.17 : TR pour les différents nombre de voisins.....	51
Tableau III.18 : TR avec la variation de rayon « r1 ».....	51
Tableau III.19 : TR avec les Variations de rayon « r2 ».....	52
Tableau III.20 : TR par la variation de longueur « w ».....	52
Tableau III.21 : TR pour les différentes valeurs de « alpha ».....	53

Liste des tableaux

Tableau III.22 : TR en fonction de la variation de niveau de bruit « tau ».....	53
Tableau III.23 : TR en fonction des variations des colonnes dans chaque cellule.	53
Tableau III.24 : TR en fonction des variations des lignes dans chaque cellule.	54
Tableau III.25 : TR pour les différents Variation de la longueur d'unité.	54
Tableau III.26 : TR en système multimodal avec filtre Gabor.	55
Tableau III.27 : TR en système multimodal avec le descripteur HOG.....	56
Tableau III.28 : TR en système multimodal par le descripteur TPLBP.....	57
Tableau III.29 : TR en système multimodal par le descripteur FPLBP.	58
Tableau III.30 : La comparaison entre les systèmes monomodaux et multimodaux.....	59
Tableau III.31 : T.R en fusionnant l'information de différentes combinaisons pour les deux méthodes dans littérature (1 et 2).	60
Tableau III.32 : La comparaison entre la méthode proposée et les méthodes existe dans littérature.	61

Liste des figures

Chapitre 01 : introduction à la biométrie et multi modalité.	
Figure I.1: Exemples de modalités biométriques.....	4
Figure I.2 : principales modalités biométriques.....	4
Figure I.3 : Images de L'empreinte digitale.....	5
Figure I.4 : Géométrie de la main.....	6
Figure I.5 : Quelques images des empreintes des articulations des doigts.....	6
Figure I.6 : Reconnaissance par visage.....	7
Figure I.7 : Image de L'iris.....	8
Figure I.8 : Image de la rétine.....	8
Figure I.9 : Image de signature sur une palette graphique.....	9
Figure I.10 : Image de la reconnaissance vocale.....	10
Figure I.11 : La Démarche.....	11
Figure I.12 : Mode enrôlement d'un système biométrique.....	12
Figure I.13 : Mode vérification d'un système biométrique.....	13
Figure I.14 : Mode identification d'un système biométrique.....	14
Figure I.15 : Illustration du FRR et du FAR.....	16
Figure I.16 : Courbe du point d'équivalence des erreurs dans un système biométrique.....	17
Figure I.17 : Courbe DET.....	17
Figure I.18 : Les différents systèmes multimodaux.....	19
Chapitre 02 : Etat de l'art sur FKP et les algorithmes utilisés.	
Figure II.1 : La structure du module d'acquisition.....	21
Figure II.2 : Dispositif d'acquisition de FKP.....	22
Figure II.3 : Exemple d'image FKP.....	22
Figure II.4 : Les étapes forment l'histogramme de l'orientation du gradient pour chaque cellule.....	26
Figure II.5 : quelque modalités biométriques avec les réponses en amplitude et phase.....	28

Liste des figures

Figure II.6 : Opérateur LBP.....	28
Figure II.7 : Quelques modalités et leurs images LBP.....	29
Figure II. 8 : Exemples de l'opérateur LBPP.R	30
Figure II.9 : Le code LBP Trois Patches.....	31
Figure II.10 : le code LBP à quatre patches.....	32
Figure II.11 : Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan.....	34

Chapitre 03 : méthode proposée et résultats expérimentaux

Figure III.1 : Les réponses en amplitude d'une image réelle donnée.....	38
Figure III.2 : la méthode proposée basée sur les images FKPs.....	39
Figure III.3 : Exemple des images FKP de la base de données PolyU.....	40
Figure III.4 : Les étapes d'extraction de ROI de l'image FKP.....	41

Introduction générale

Introduction générale

Le développement internationales des communications tant en volume qu'en diversité (déplacement des individus, transactions financières, accès aux services,...), d'autre part l'augmentation du taux de criminalité, le piratage,...etc. ce qui nécessite le besoin de s'assurer de l'identité des individus, les systèmes traditionnels de sécurité sont basés sur une connaissance à priori « Knowledgebased » (code PIN, mot de passe,...etc.) ou sur une possession d'un objet « tokenbased »(clef, pièce d'identité, badge,...etc.)[1], mais ces systèmes sont moins fiable pour beaucoup d'environnements, à cause de leur inhabilité commune à distinguer un individu réellement autorisé d'un fraudeur [2] (personnes ayant acquis ses privilèges d'accès frauduleusement), l'identification des individus est devenue essentielle pour assurer la sécurité des systèmes et des organisations, face à cette sollicitation grandissante, un système a été créé pour la reconnaissance des individus, appelé la biométrie.

La biométrie permet de vérifier que l'utilisateur est bien la personne qu'il prétend être. C'est une technologie qui utilise les caractéristiques biométriques propres à chaque individu pour établir de façon aussi fiable que possible son identité. Alors plusieurs méthodes de reconnaissance biométrique ont été proposées, reconnaissance faciale, reconnaissance du locuteur, reconnaissance par l'empreinte digitale, l'iris, la forme de la main, de la rétine,...etc. c'est ce qui permis à la biométrie de s'étendre vite à de nombreuse applications destinées à gérer l'accès à des ressources physiques (aéroports, entreprises,...) et logique (ordinateurs, comptes bancaires,...).

Dans ce travail, un de ces systèmes a été choisi d'être étudié, c'est le système qui utilise l'empreinte des articulations des doigts FKP (Finger-Knuckle-Print) comme caractéristique biométrique de reconnaissance par image. Son modèle est unique pour chaque individu aussi elle ne représente pas un gène pour l'utilisateur. Nous allons focaliser dans ce travail sur l'étude d'un système complet d'identification par FKP comme trait biométrique.

Ce travail a pour objectif la réalisation des systèmes biométriques monomodaux et multimodaux basés sur les algorithmes d'extraction des caractéristiques : Gabor, HOG, TPLBP et FPLBP avec la méthode de classification KNN.

Le travail présenté dans ce mémoire se compose de trois chapitres, plusieurs notions et concepts de la biométrie et réalisation des systèmes de reconnaissance vont être abordés, les trois chapitres vont être comme suite :

Introduction générale

Dans le **premier chapitre** on va donner une définition de la biométrie avec ses principales modalités, ensuite on va parler des différents modes de fonctionnement, modules, l'évaluation des systèmes biométriques et leurs applications. Enfin on va donner une définition à la multi modalité et présenter les différents types multimodaux.

Le **deuxième chapitre** consiste à présenter l'FKP, le dispositif d'acquisition des images de l'FKP et motivation, ensuite on exposera dans ce chapitre, les méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques et la classification des données et quelques distances utilisées.

Dans le **troisième chapitre**, présentera la méthode proposée et l'organigramme de notre travail, et on parlera de la base de données et l'extraction de la région d'intérêt. Ensuite on va discuter les résultats de tests des systèmes monomodaux et des systèmes multimodaux en utilisant les différents algorithmes : Gabor, HOG, TPLBP et FPLBP séparément. On termine par une étude comparative entre les différents systèmes.

Enfin nous terminerons ce travail par une conclusion et quelques perspectives.

Chapitre 01 :
*Introduction à la
biométrie et multi modalité*

I.1. Introduction

Au fil de temps, l'être humain a essayé toujours et à chaque fois d'améliorer sa vie dans plusieurs domaines surtout de vivre en sécurité (d'être sécurisé dans les lieux publics, sécurisé de toute sorte de vol...).

Avec le développement technologique rapide, la sécurité devient l'un des sujets les plus préoccupants au sein de notre société et qui pose un délicat problème pour les citoyens, les entreprises et le gouvernement au niveau de la protection des informations et des données sensibles contre le vol. Pour toutes ces raisons, il est obligatoire d'établir une nouvelle technique de contrôle efficace, c'est pour cela que la biométrie a été créée.

Dans ce chapitre, on donne quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous introduirons aussi le principe de fonctionnement d'un système biométrique et ses performances ainsi que les différentes modalités et systèmes multimodaux.

I.2. Définition de la biométrie

Le terme de biométrie est originaire d'une contraction des deux anciens termes grecs : « Bios » qui signifie : la vie et « Metron » qui se traduit par : mesure [3].

C'est l'ensemble des procédés de reconnaissance automatique d'une personne par certaines de ses caractéristiques. Elle rencontre les techniques numériques, les traits du corps humain et l'impératif de la société contemporaine. [4].

La biométrie est de reconnaître une personne grâce à ses caractéristiques physiologiques pouvant inclure l'iris, l'empreinte digitale, l'empreinte palmaire, les empreintes des articulations des doigts, les géométries de la main, le visage ou les caractéristiques comportementales incluent la voix, la signature, la démarche (**Figure I.1**).

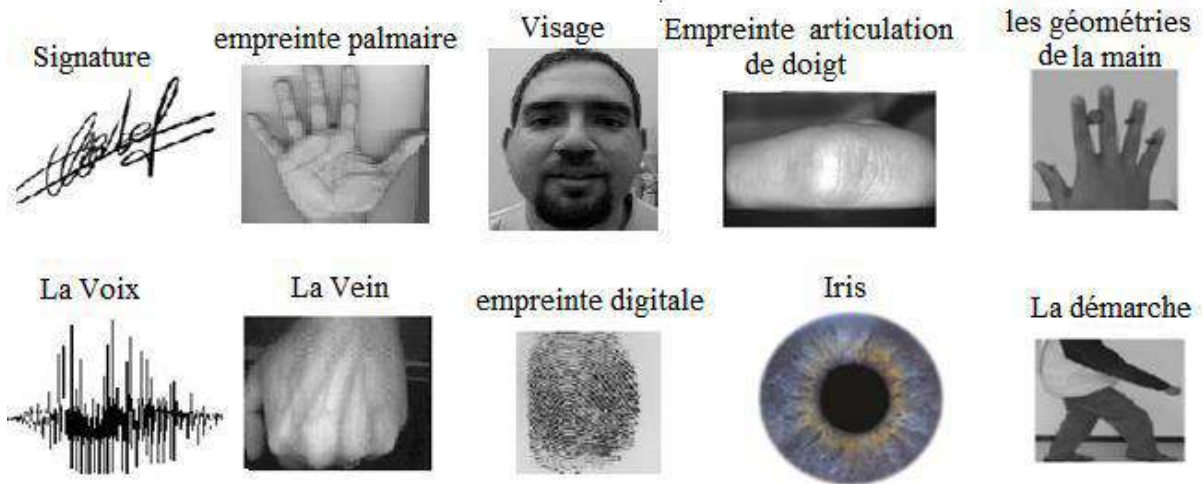


Figure I.1 : Exemples de modalités biométriques.

I.3.Principales modalités biométriques

Les modalités biométriques peuvent se classer en deux parties physiologiques et comportementales comme le montre la Figure I.2 : [5].

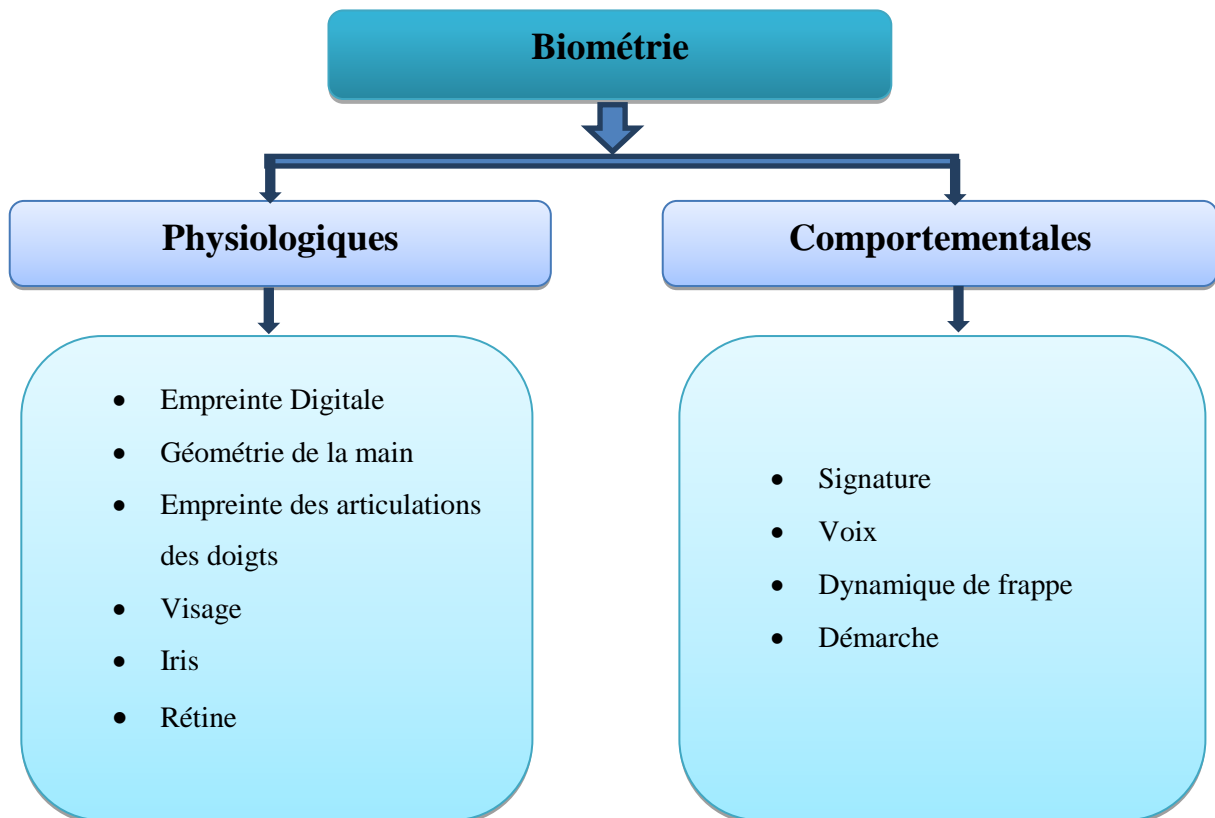


Figure I.2 : principales modalités biométriques.

I.3.1. Les modalités physiologiques

Ces modalités sont uniques et permanentes. Leur principe est basé sur l'identification de traits physiques particuliers de la personne, par d'exemple la forme de l'oreille, la thermographie faciale, la forme de la main, voir aussi la forme du visage, les empreintes digitales, l'iris, la rétine, etc. [6]

I.3.1.a. L'empreinte digitale :

L'identification à l'aide des empreintes digitales est l'une des première techniques biométriques qui se base sur le fait que chaque personne à des empreintes uniques. Les lecteurs d'empreintes digitales scannent puis relèvent des éléments permettant de différencier les empreintes. Ces éléments sont appelés minuties [7].

Les minuties sont des changements de continuité de l'empreinte digitale. Il existe plusieurs types de minuties : lac, bifurcation, delta ou impasse...etc. Généralement une quarantaine est extraite de la zone scannée. Statistiquement il est impossible de trouver douze points identiques chez deux individus (**Figure I.3**). [7]

Ce type de système est utilisé par les institutions financières pour leurs employés et leurs clients. Il se retrouve également dans les hôpitaux, les écoles, les aéroports, les cartes d'identité, les passeports, les permis de conduire et de nombreuses autres applications [8].

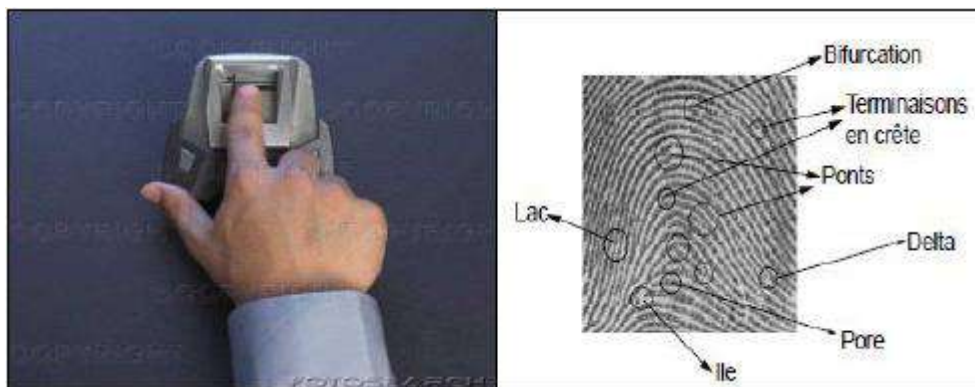


Figure I.3 : Images de L'empreinte digitale.

I.3.1.b. Géométrie de La main :

La géométrie de la main est une technologie biométrique récente. Comme son nom l'indique, elle consiste à analyser et à mesurer la forme de la main, c'est-à-dire mesurer la longueur, la largeur et la hauteur de la main d'un utilisateur. Cette technologie offre un niveau raisonnable de précision est relativement facile à utiliser. Cependant elle peut être facilement trompée par des jumeaux ou par des personnes ayant des formes de la main proches. [9]

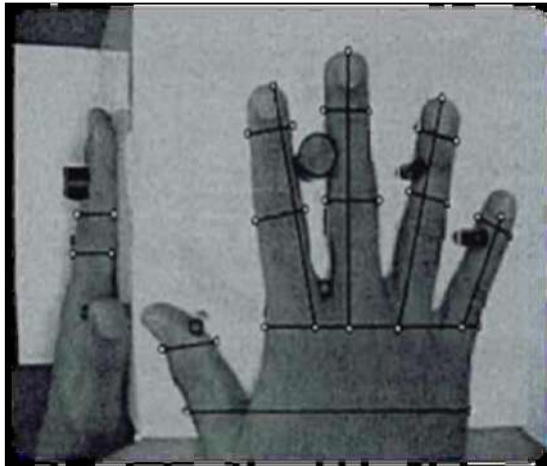


Figure I.4 : Géométrie de la main. [6]

I.3.1.c. Empreinte des articulations des doigts :

L'empreinte des articulations des doigts FKP est un nouveau type de modalité biométrique, qui peut être utilisé avec succès pour reconnaître des personnes basé sur les lignes et les textures dans la surface externe du doigt comme illustre la **Figure I.5**. Ces structures linéaires et ces textures ont une grande efficacité à discriminer les différents individus, car ils sont relativement stables et restent inchangés durant la vie d'une personne. [10] [11]



Figure I.5 : Quelques images des empreintes des articulations des doigts. [6]

La modalité FKP peut être utilisée par les systèmes biométriques en raison de certains avantages. Tout d'abord, l'acquisition de données qui est relativement facile et économique via des caméras commerciales à basse résolution. Deuxièmement, les systèmes d'accès à base FKP sont très adaptés à l'utilisation à l'intérieur et à l'extérieur, et peuvent bien fonctionner dans des conditions météorologiques extrêmes et des conditions d'éclairage médiocres. Troisièmement, les caractéristiques FKP chez les adultes sont plus stables au fil du temps et ne sont pas sujettes à des changements majeurs. Enfin, les informations biométriques basées sur le FKP sont très fiables et peuvent être utilisées avec succès pour reconnaître des personnes parmi plusieurs [11].

I.3.1.d. Visage :

Le visage est la biométrie la plus commune et la plus populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle. Les caractéristiques jugées significatives pour la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche et le tour du visage. [12]

La reconnaissance du visage est utilisée comme système de surveillance ou d'identification par les autorités ou les corps policiers principalement dans les lieux publics. Elle nécessite un arrière-plan simple et fixe pour que le résultat soit précis [13].



Figure I.6 : Reconnaissance par visage.

I.3.1.e. L'iris :

L'utilisation de l'iris comme caractéristique biométrique unique de l'homme a donné lieu à une technologie d'identification fiable et extrêmement précise. L'iris est la région sous forme d'anneau, située entre la pupille et le blanc de l'œil (c'est la partie coloré de l'œil), il

est unique. L'iris a une structure extraordinaire et offre de nombreuses caractéristiques de texture qui sont uniques pour chaque individu. [9]

L'acquisition de l'iris est effectuée au moyen d'une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Elle est très sensible (précision, reflet...) et relativement désagréable pour l'utilisateur car l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct. [14] [15]

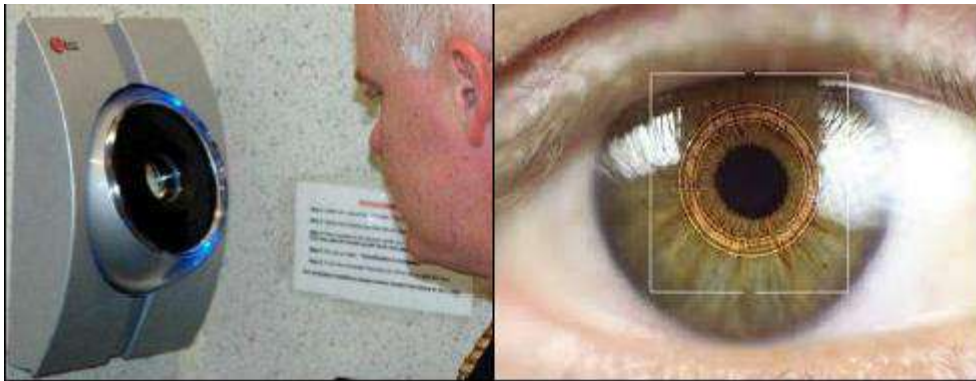


Figure I.7 : Image de L'iris.

I.3.1.f. La rétine :

La rétine est la couche sensorielle de l'œil qui permet la vision. Cette zone est parcourue par des vaisseaux sanguins qui émergent au niveau de la papille optique .La reconnaissance de la rétine est actuellement considérée comme une des méthodes biométriques les plus sûres. Les motifs formés par les veines sous la surface de la rétine sont uniques et stables dans le temps. La biométrie par la rétine procure également, un haut niveau en matière de reconnaissance. Cette technologie est bien adaptée pour des applications de haute sécurité. Aussi, cette technologie, très précise [16].

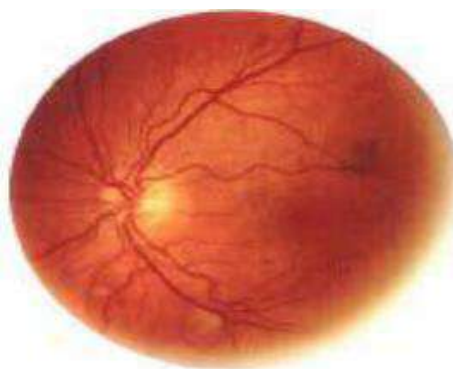


Figure I.8 : Image de la rétine.

I.3.2. Les modalités comportementale

I.3.2.a. La signature :

L'identification par la signature est une méthode automatique de mesure des signatures des personnes. Cette technique est considérée parmi les premières utilisées dans le domaine de la biométrie. Elle se base généralement sur le fait que l'utilisateur signe avec un stylo électronique sur une palette graphique et au même temps elle examine l'ensemble de dynamique comme la vitesse, la direction, et la pression de l'écriture, le temps pendant lequel le stylo est en contact avec le papier, le temps pris pour faire la signature et les positions où le stylo est relevé et abaissé sur le papier [17].

Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison [18].



Figure I.9 : Image de signature sur une palette graphique.

I.3.2.b. La voix :

La biométrie de la voix traite des données qui proviennent à la fois de facteurs physiologiques dépendants de l'âge, du sexe, de l'accent et de facteurs comportementaux comme la vitesse et le rythme. Ils ne sont en général pas imitables. C'est la seule technique qui permette à l'heure actuelle de reconnaître une personne à distance et qui est en général bien acceptée par les usagers. Cependant cette technique est très facilement falsifiable et nécessite en plus une excellente qualité d'enregistrement. [12]



Figure I.10 : Image de la reconnaissance vocale.

I.3.2.c. Dynamique de frappe :

Un système basé sur la dynamique de frappe au clavier ne nécessite aucun équipement particulier, chaque ordinateur disposant d'un clavier. Il s'agit d'un dispositif logiciel qui calcule le temps où un doigt effectue une pression sur une touche et le temps où un doigt est dans les airs (entre les frappes). Cette mesure est capturée environ mille fois par seconde. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises afin que soit constitué un gabarit de référence. Ce dispositif biométrique est utilisé comme méthode de vérification pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à des bases de données [19].

I.3.2.d. Démarche :

Elle s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger. En analysant les déformations des jambes et bras au niveau des articulations. La démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle, donc, elle est très personnelle [2], l'intérêt de cette technologie réside que l'identification de démarche se situe dans la capacité d'identifier un individu à distance [13].

Elle peut, aussi, détecter les comportements suspects (par vidéo-surveillance), on l'utilise pour le contrôle d'accès aux bâtiments ou aux zones réglementées mais elle est facilement modifiable par l'individu.

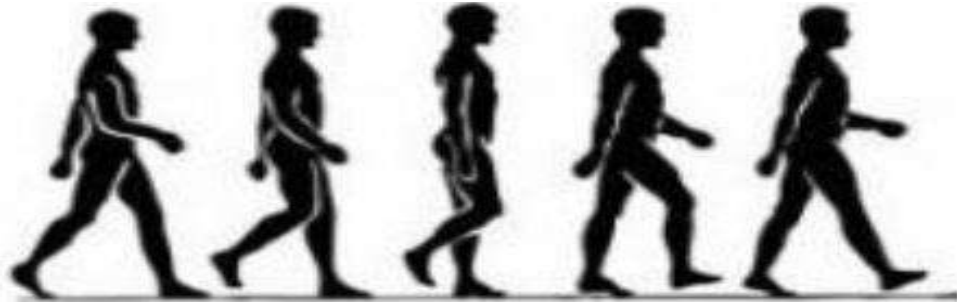


Figure I.11 : La Démarche.

Chaque modalité possédant des avantages et des inconvénients, acceptables ou inacceptables suivant les applications. Ces solutions ne sont pas concurrentes, elles n'offrent ni les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi. Le **tableau I.1** résume une comparaison des traits biométriques.

Tableau I.1 : comparaison de quelques modalités biométrique.

Modalité	Avantages	Inconvénients
Empreinte digitale	<ul style="list-style-type: none"> - Coût faible - Ergonomie(Facilité d'utilisation) moyenne 	<ul style="list-style-type: none"> - Acceptabilité moyenne - Possibilité d'attaque
Géométrie de la main	<ul style="list-style-type: none"> - Très ergonomique - Bonne acceptabilité 	<ul style="list-style-type: none"> - Système encombrant et coûteux - Perturbation possible par des blessures
Empreintes des articulations des doigts	<ul style="list-style-type: none"> - facilité d'acquisition - ces images ayant une basse résolution 	<ul style="list-style-type: none"> - très similaire pour les jumeaux - pose incorrect de doigt sur le lecteur provoque une grande erreur
Visage	<ul style="list-style-type: none"> - Coût moyenne - Bonne acceptabilité 	<ul style="list-style-type: none"> - Jumeaux, déguisement - vulnérabilité aux attaques (facile à falsifier)
Iris	<ul style="list-style-type: none"> - Fiabilité 	<ul style="list-style-type: none"> - Acceptabilité très faible - Contrainte d'éclairage
Rétine	<ul style="list-style-type: none"> - Fiabilité - Pérennité 	<ul style="list-style-type: none"> - Acceptabilité très faible - Contrainte d'éclairage

Signature	- Ergonomie	- Dépendant de l'état émotionnel de la personne peu fiable
Frappes au clavier	- Ergonomie	- Dépendant de l'état physique de la personne peu fiable
Voix	- Facilité	- Vulnérable aux attaques (faciles à falsifier)

I.4. Les Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois modes de fonctionnement à savoir mode d'enrôlement, mode vérification ou bien mode d'identification.

I.4.1. Le mode enrôlement :

C'est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance aux variations temporelles des données. Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique et enfin stockées dans une base de données [20]. Comme illustré dans la **Figure I.12**.

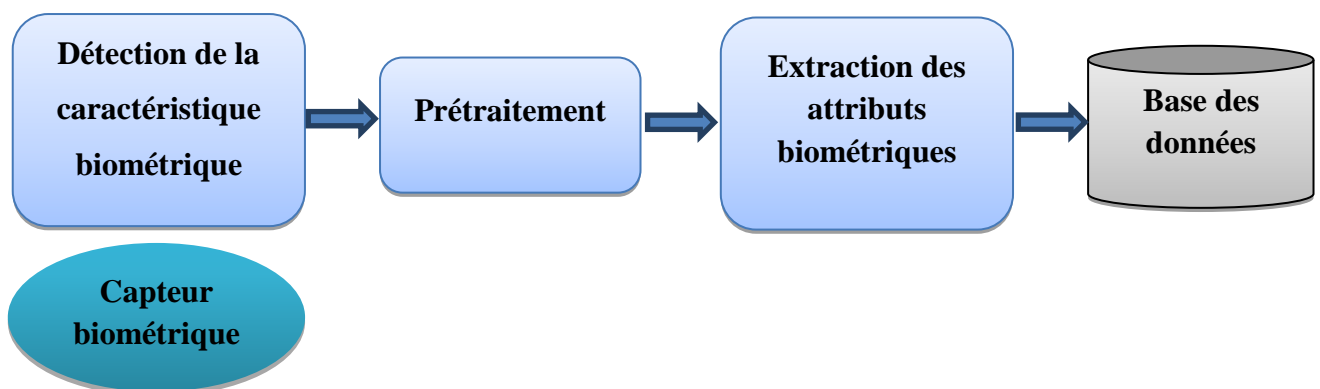


Figure I.12 : Mode enrôlement d'un système biométrique.

I.4.2.Mode vérification (authentification) :

Le système vérifie l'identité d'une personne en comparant les données biométriques acquises avec celles stockées dans la base de données. Dans un tel système, la personne revendique une identité, généralement via un code PIN (Personal Identification Number), un nom d'utilisateur, une carte à puce, etc., le système effectue alors une comparaison ou appariement (1 : 1) afin de déterminer si la déclaration est vraie ou non [10]. (Figure I.13).

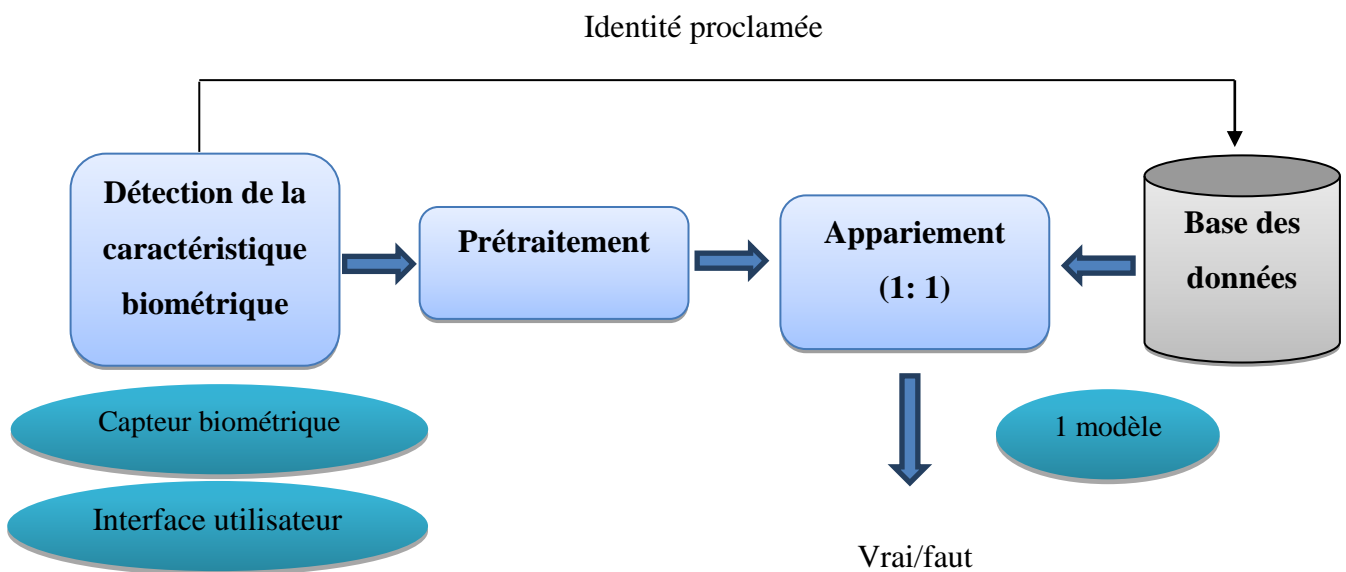


Figure I.13 : Mode vérification d'un système biométrique.

I.4.3.Mode identification :

Le système identifie un individu en cherchant les données biométriques de tous les utilisateurs dans la base de données. Par conséquent, le système conduit plusieurs comparaisons 1-à-N pour établir l'identité d'un individu. En résumé, un système biométrique opérant en mode identification répond à la question "Suis-je bien connu du système ?".[21]

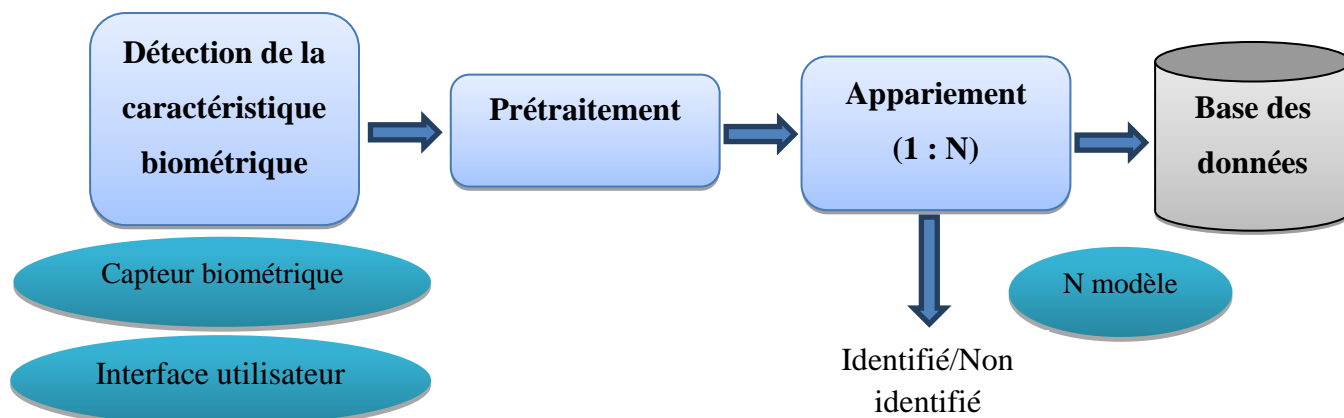


Figure1.14 : Mode d'identification d'un système biométrique.

1.5. Les Principaux modules du système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de personnes. Il peut être représenté par quatre modules principaux chacun de ces modules sont définis dans ce qui suit :

I.5.1. Module de capture (d'acquisition biométrique) :

Responsable de l'acquisition des données biométriques : certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'un individu à l'aide d'un module de balayage, au moyen d'un capteur biométrique approprié (un appareil de photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité,...etc.) [22] [23].

I.5.2. Module d'extraction des caractéristiques :

Les données biométriques acquises sont traitées d'une façon qui permet d'obtenir un modèle numérique de la personne "signature biométrique", qui sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou généralement dans une base de données [23].

I.5.3. Module de correspondance :

Il compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux [23].

I.5.4. Module de décision :

Il vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et les modèles stockés [23].

I.6. Evaluation des performances des Systèmes biométriques

Chaque modalité biométrique a des points de force et de faiblesse, aucun système biométrique n'est « parfait ». Faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des caractéristiques biométriques choisies [20].

I.6.1. Mesures des performances

Un utilisateur final doit faire une demande identifier/vérifier de son identité, alors le système biométrique doit déterminer si l'identité par l'utilisateur est acceptée ou rejetée. Deux taux sont alors calculés :

I.6.1.a. Le FAR (False Acceptance Rate):

Proportion des imposteurs acceptés par le système, ce dernier, classe alors deux caractéristiques provenant de deux personnes différentes comme appartenant à la même personne [22].

$$FAR = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés}}{\text{nombre totale d'accès imposteurs}} \quad (I.1)$$

I.6.1.b. Le FRR (False Reject Rate):

Proportion des véritables clients rejetés par le système, ce dernier classe alors deux caractéristiques biométriques provenant de la même personne comme provenant de deux personnes différentes [22].

$$FRR = \frac{\text{nombre des clients rejetés}}{\text{nombre totale d'accès imposteurs}} \quad (I.2)$$

Une diminution du FAR entraîne systématiquement une augmentation du FRR (et inversement) [22]. La performance du système ne peut pas être mesurée en utilisant séparément les taux d'erreur (FAR / FRR) mais on utilise le taux d'erreur égale (EER).

I.6.1.c. EER (Error Equal Rate):

La valeur au point de croisement des courbes de taux FRR et FAR sera la valeur du taux EER (Equal Error Rate). Il est couramment utilisé pour une comparaison rapide entre deux systèmes si nécessaire et le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations. Plus le taux EER est faible, plus le système biométrique est considéré comme étant précis [24].

$$EER = \frac{\text{nombre de fausses acceptations} + \text{nombre de faux rejets}}{\text{nombre totale d'accès}} \quad (I.3)$$

La **Figure I.15** illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs tandis que l'EER est représenté sur la figure 1.15.

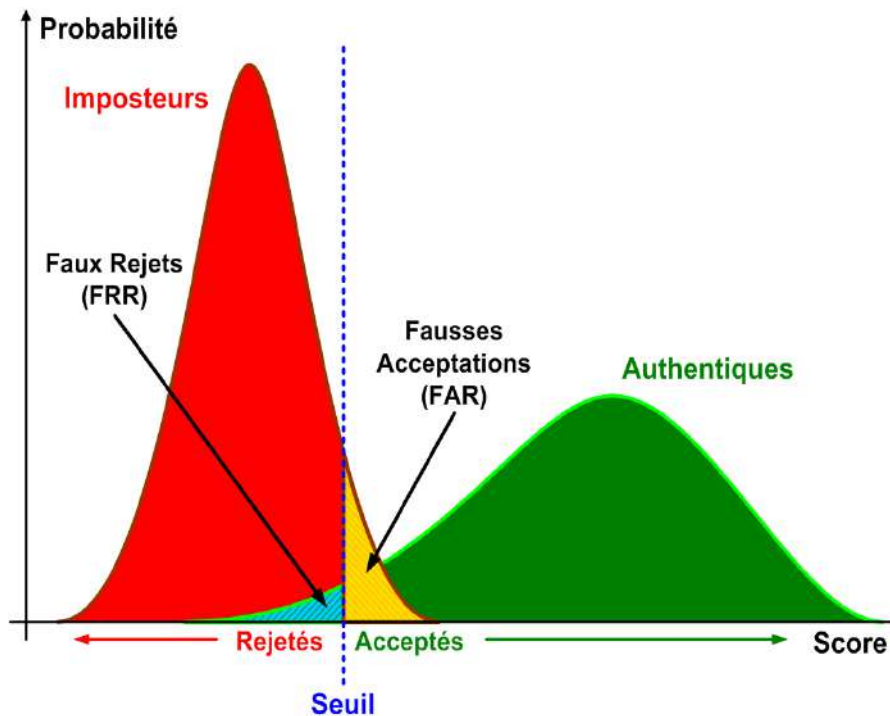


Figure I.15 : Illustration du FRR et du FAR.

Le choix du seuil de similarité est important car il influe directement sur les performances du système. Un seuil trop petit entraîne l'apparition d'un grand nombre de faux rejets, tandis qu'un seuil trop grand engendre un taux important de fausses acceptations. La statistique la plus simple pour mesurer la performance d'un algorithme dans le contexte de la

vérification est de calculer le point d'équivalence des erreurs (Equal Error Rate - EER). Le point d'équivalence des erreurs, ou taux d'exactitude croisée, est déterminé par le point d'intersection entre la courbe du taux de fausses acceptations et la courbe du taux de faux rejets. Un exemple de courbes d'erreurs croisées est donné à la figure (I.16). [20]

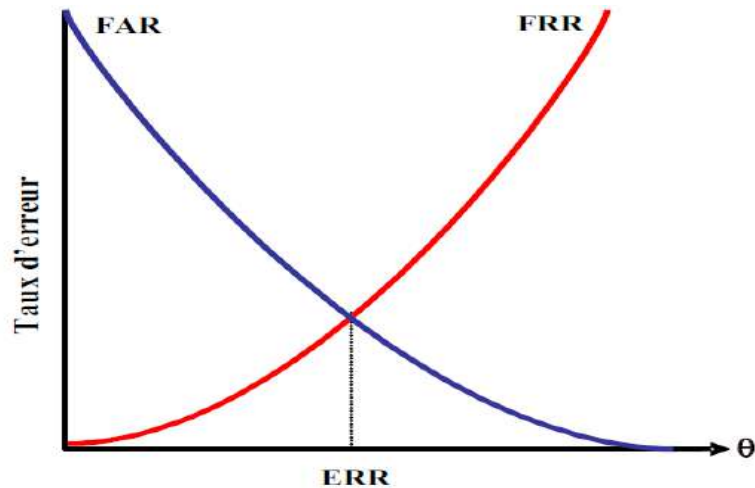


Figure I.16 : Courbe du point d'équivalence des erreurs dans un système biométrique. [25]

L'évaluation passe également par le tracé de statistiques complexes, comme la courbe « Detection Error Trade-off (DET) ». Cette courbe donne le FRR en fonction du FAR. Elle est tracée de manière paramétrique en fonction des valeurs du seuil. [19]

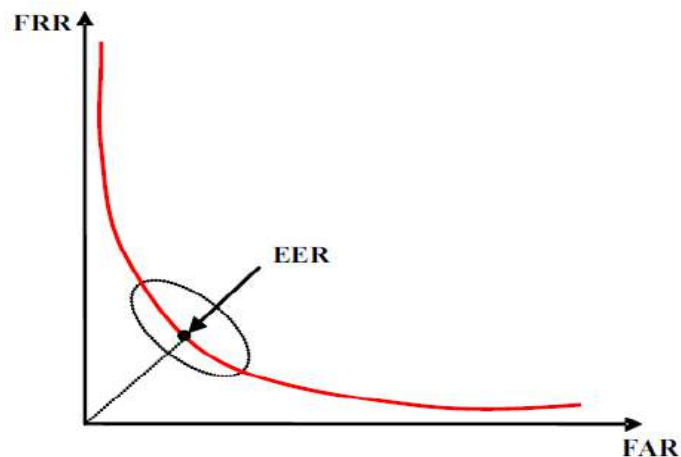


Figure I.17 : Courbe DET.

I.7. Les applications de la biométrie

De nos jours, les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés dans des applications civiles, les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux :

I.7.1.Applications commerciales :

Telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc. [20]

I.7.2.Applications gouvernementales :

Telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.[20]

I.7.3.Applications légales :

Telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc. [20]

I.8. La multi modalité :

I.8.1. Système Biométrique multimodale :

La biométrie multimodale consiste à combiner plusieurs techniques biométriques au sein d'un même système.

L'utilisation de plusieurs systèmes a pour but premier d'améliorer les performances de reconnaissance. En augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne, on souhaite augmenter le pouvoir de reconnaissance du système. De plus, le fait d'utiliser plusieurs modalités biométriques réduit le risque d'impossibilité d'enregistrement ainsi que la robustesse aux fraudes. [26][27]

I.8.2. Les différentes multimodalités possibles :

Les systèmes biométriques multimodaux diminuent les contraintes des systèmes biométriques monomodaux en combinant plusieurs systèmes. On peut différencier 5 types de systèmes multimodaux selon les systèmes qu'ils combinent. (Figure I.18) [27]

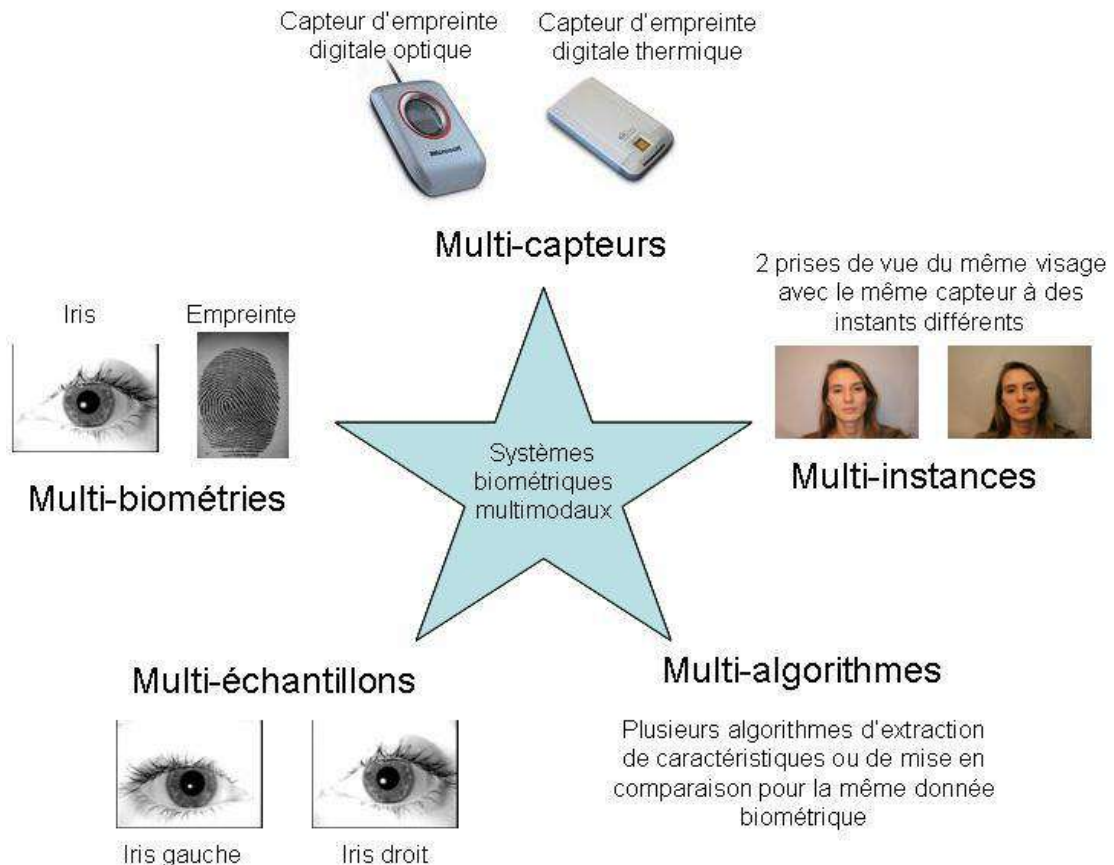


Figure I.18 : Les différents systèmes multimodaux.

I.8.1.a. Systèmes multi algorithmes :

C'est le type de système le plus classique implicitement utilisé par de nombreuses approches. Les caractéristiques sont obtenues par différents algorithmes puis fusionnées. Par exemple, la fusion des caractéristiques extraites via un algorithme analysant les textures et un autre la forme d'un caractère biométrique entre dans ce cadre. [28]

I.8.1.b. Systèmes multi capteurs :

Plusieurs capteurs permettent de capturer le même caractère biométrique. Comme le capture d'un visage à l'aide d'une caméra classique et d'une caméra infrarouge entre dans ce scénario. Ce type de système permet la fusion au niveau capteur. [29]

I.8.1.c. Systèmes multi instances :

Ce type de système permet de capturer plusieurs instances du même caractère biométrique. L'acquisition de plusieurs images de même visage via le même capteur est l'exemple typique de ce type de système.

Ces systèmes n'entraînent pas de surcoût de capteurs, ni le développement de nouveaux algorithmes. À ne pas confondre avec les systèmes multi-échantillons. [28]

I.8.1.d. Systèmes multi échantillons :

Plusieurs échantillons différents de la même modalité sont capturés, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris. Dans ce cas, les différentes données sont traitées par le même algorithme.

I.8.1.e. Systèmes multi biométries :

Lorsque l'on considère plusieurs biométries différentes, par exemple visage et empreinte digitale. Un système multimodal peut bien sûr combiner ces différents types d'associations, par exemple l'utilisation du visage et de l'empreinte mais en utilisant plusieurs doigts. [27]

Tous ces types de systèmes peuvent pallier à des problèmes différents et ont chacun leurs avantages et inconvénients. Les quatre premiers systèmes combinent des informations issues d'une seule et même modalité ce qui ne permet pas de traiter le problème de la non-universalité de certaines biométries ainsi que la résistance aux fraudes, contrairement aux systèmes "multi-biométries".

En effet, les systèmes combinant plusieurs informations issues de la même biométrie permettent d'améliorer les performances en reconnaissance en réduisant l'effet de la variabilité intra-classe. Mais ils ne permettent pas de traiter efficacement tous les problèmes des systèmes monomodaux. C'est pour cette raison que les systèmes multi-biométries ont reçu beaucoup d'attention de la part des chercheurs. [27]

I.9.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le concept des systèmes biométriques, leur architecture et leurs différentes applications. Nous avons aussi constaté que les performances des systèmes biométriques dépendent de plusieurs facteurs et qu'elles varient d'un système à un autre. Parmi les critères d'évaluation de la qualité du système biométrique, nous avons présenté les taux des erreurs (FAR, FRR et ERR), nous avons parlé aussi de la biométrie multimodale et ses différents types.

Chapitre 02 :

*Etat de l'art de l'FKP et
les algorithmes utilisés*

II.1. Introduction

Ce chapitre consiste à donner une description et état de l'art de l'FKP (l'empreinte de l'articulation de doigt), et on va parler du dispositif d'acquisition des images FKP.

Aussi nous allons donner des définitions des quelques algorithmes utilisés dans les systèmes biométriques, les algorithmes qu'on va parler ce sont principalement les descripteurs et les filtres utilisés pour l'extraction des caractéristiques, on a l'histogramme du gradient orienté (HOG), Les filtres de Gabor, Le motif binaire local (LBP), On a aussi le motif binaire local a trois patches (TPLBP) et quatre patches (FPLBP). Et pour la classification on parle de deux méthodes connues, Machine à vecteurs de support (SVM), Et la méthode des K plus proches voisins.

II.2. L'empreinte de l'articulation de doigt (FKP)

II.2. 1. Le dispositif d'acquisition des images FKPs

Le module d'acquisition des images FKPs est composé d'un support de doigt, d'une source de lumière LED sous forme d'un anneau, d'une lentille, d'une caméra CCD et d'une carte d'acquisition. La source de lumière LED et la caméra CCD sont enfermés dans une boîte de sorte que la luminance soit presque constante. Un bloc basal et un bloc triangulaire sont utilisés pour fixer la position de l'articulation du doigt (**Figure II.1**). [6]

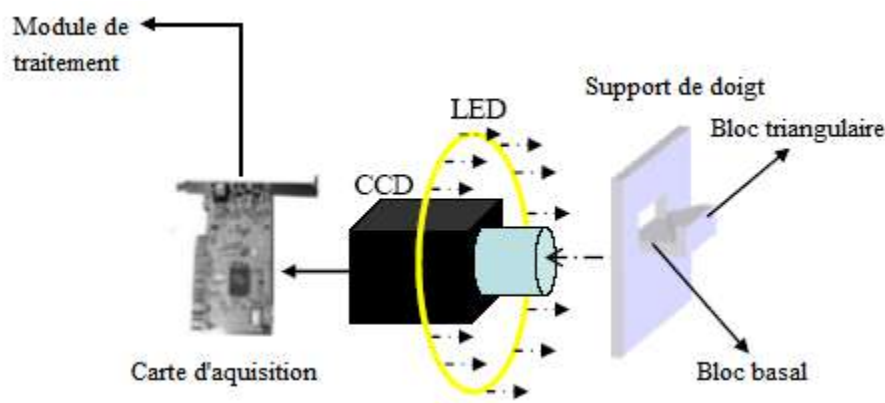


Figure II.1 : La structure du module d'acquisition. [29]

Dans l'acquisition de données, l'utilisateur peut facilement mettre son doigt sur le bloc basal en touchant les deux pentes du bloc triangulaire (voir **Figure II.2**). Cette conception est utilisée pour réduire les variations de position du doigt dans différentes sessions de capture.



Figure II.2 : Dispositif d'acquisition de FKP. [29]

Dès que, l'image est capturée elle est envoyée au module de traitement de données pour le prétraitement et l'extraction de caractéristiques. La taille des images FKP acquises est de taille 768×576 sous une résolution d'environ 400 dpi.

II .2.2. Motivation de la modalité FKP

Les systèmes de reconnaissance des personnes par FKP ont attiré l'attention des chercheurs ces dernières années. FKP est un nouveau type des systèmes biométriques qui peut discriminer différents individus en fonction des lignes et des textures existantes dans la surface du doigt externe. Ces systèmes sont considérés comme une solution fiable, peu coûteuse et conviviale. [6]

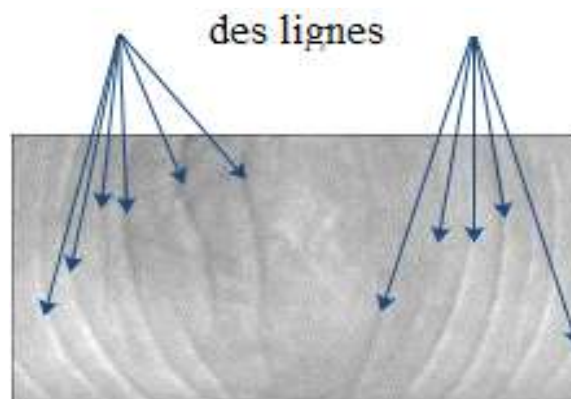


Figure II.3 : Exemple d'image FKP.

Modalité FKP ont également plusieurs avantages par rapport aux autres modalités [29] :

- 1) Relativement stable et reste inchangée pendant la vie d'une personne.
- 2) Acquisition relativement simple.
- 3) Peu coûteuse.

4) Aptitude à l'utilisation à l'intérieur comme à l'extérieur et peuvent même être utilisés dans des conditions météorologiques extrêmes et des conditions d'éclairage modestes.

Principalement la reconnaissance par FKP a été réalisée par deux tâches : l'identification FKP et la vérification FKP. Cependant, le but principal de l'identification par FKP est de mettre une image de test FKP donnée dans l'un de plusieurs ensembles prédéfinis dans une base de données, alors que le processus de vérification FKP consiste à déterminer si deux images FKPs appartiennent à la même personne. En général, la phase de vérification FKP est plus difficile que celle de l'identification FKP parce qu'un seuil global a été nécessaire pour prendre une décision.

La reconnaissance par FKP a joué un rôle majeur dans plusieurs domaines de sécurité en particulier les applications de commerce électronique, telles que le système de contrôle d'accès biométrique, la surveillance vidéo, la vérification dans les aéroports, les ordinateurs ou systèmes de dispositifs mobiles. [29-30]

II .3. Les algorithmes utilisés dans les systèmes biométriques

II .3. 1. L'extraction des caractéristiques

Après le prétraitement, on doit extraire les caractéristiques des FKPs (vecteur de caractéristique), Cette étape représente le cœur du système de reconnaissance, on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase de décision. L'extraction des caractéristiques utilise plusieurs méthodes, Parmi lesquelles on cite LBP, TPLBP, FPLBP, HOG et Gabor. L'efficacité de cette étape a une influence directe sur la performance du système de reconnaissance.

II .3. 1. a. Histogramme de Gradient Orienté (HOG)

HOG en anglais «*Histogram of Oriented Gradient* » est un descripteur très puissant proposé par N. Dalal et al dans [41], a été initialement développé pour la détection humaine, mais plus tard il est étendu et appliqué à de nombreux autres problèmes de vision par ordinateur. [43]

L'idée essentielle derrière l'histogramme de gradient orienté c'est que l'apparence locale et la forme d'objet dans une image peut être décrite par la distribution d'intensité des gradients ou de direction des contours. La mise en œuvre de ces descripteurs peut être obtenue en divisant l'image en petites régions connectées, appelées cellules, et pour chaque cellule on calcule un histogramme des directions de gradient ou des orientations de contour pour les pixels dans la cellule. La combinaison de ces histogrammes représente alors le descripteur [43]. Le vecteur

caractéristique d'une image $I(x, y)$ par la technique HOG est obtenu par la procédure suivante :

- **Etape 1 :**

Diviser l'image $I(x, y)$ en N cellules régulières (N petites régions) et des blocs. Les valeurs de gradient sont calculées pour chaque pixel en utilisant un filtre dérivatif 1-D centré, dans les directions horizontales et verticales. Pour cela les masques suivants sont utilisés [6] :

$$D_x = [-1 \ 0 \ 1] \quad (\text{II.1})$$

$$D_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.2})$$

$$\begin{cases} G_x(x, y) = I(x, y) * D_x \\ G_y(x, y) = I(x, y) * D_y \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

- **Etape 2 :**

L'amplitude et l'orientation de gradient à chaque pixel (x, y) , sont calculées en utilisant les équations. (II.4) et (II.5), respectivement. [42-43]

$$|G(x, y)| = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (\text{II.4})$$

$$a(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (\text{II.5})$$

$G_x(x, y)$ et $G_y(x, y)$ sont le gradient horizontale et le gradient verticale, au pixel (x, y) , respectivement.

- **Etape 3 :**

L'histogramme de l'orientation du gradient à l'intérieur de chaque cellule est calculé par quantification Gradients non signés à chaque pixel en 12 canaux (bins) orientations. Les histogrammes sont uniformes de 0 à 180° (cas non signé) ou de 0 à 360° (cas signé).

- **Etape 4 :**

Le vecteur caractéristique pour chaque cellule est normalisé en utilisant des vecteurs dans leurs blocs respectifs. Dans ce travail nous utilisons la méthode de L2 norme pour la normalisation des blocs, le facteur de normalisation est calculé à l'aide de l'équation. (II.6).

$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (\text{II.6})$$

Où v est le vecteur non normalisé contenant tous les histogrammes dans un bloc, $\|v\|_2$ est la L2-norme du vecteur descripteur, et ϵ est une petite constante [42-45]. Il existe d'autre facteur de normalisation comme L1-norme qui est alors défini par :

$$v_n = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_1 + \epsilon^2}} \quad (\text{II.7})$$

- **Etape 5 :**

Le vecteur caractéristique de chaque bloc (c) est formé en concaténant les vecteurs d'histogramme de toutes les cellules dans le bloc. A la fin le vecteur caractéristique HOG est formé en concaténant les vecteurs de caractéristiques des tous les blocs pour une image donnée. Par exemple pour une image FKP de size 110x220 pixels, avec la taille de chaque cellule est 20 x 20 pixels et une taille de bloc est 2 x 2 cellules. Donc, 55 cellules dans chaque image FKP (voir la **Figure II.4**). Produit 48 vecteurs par bloc, dont la longueur est 1920 pour les 40 blocs dans l'image.

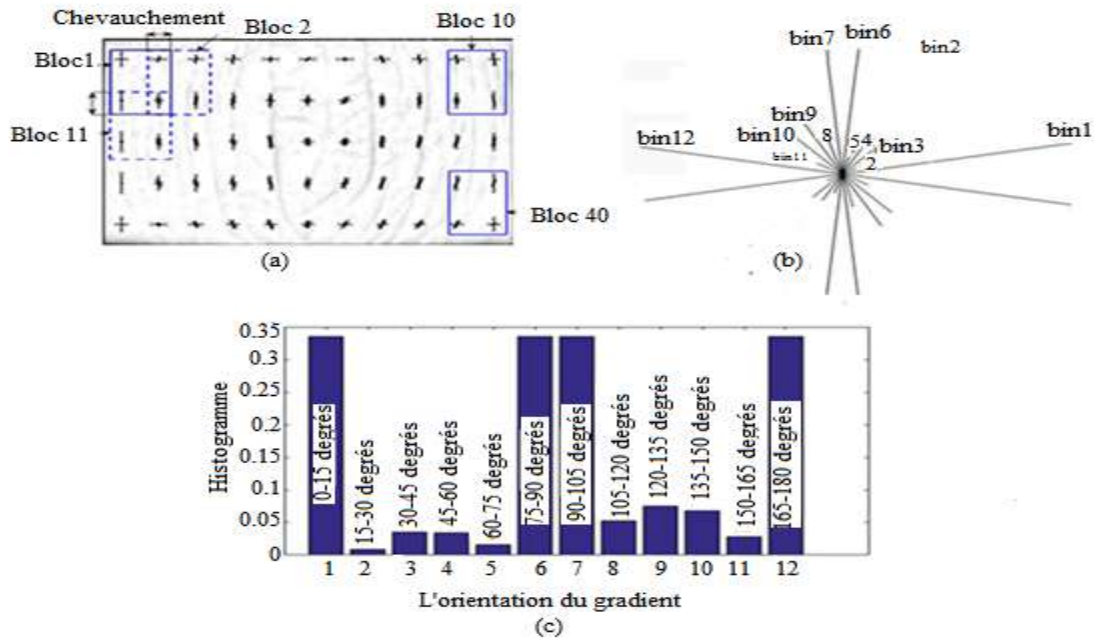


Figure II.4 : Les étapes forment l'histogramme de l'orientation du gradient pour chaque cellule.

(a) Exemple image FKP. (b) 12 canaux dans la cellule C1-1 (c) L'histogramme de l'orientation du gradient dans la cellule C1-1.

II .3. 1. b. Les filtres de Gabor

Filtre de Gabor est un outil puissant pour l'extraction des caractéristiques appliqué sur les images d'une modalité biométrique. Cependant, plusieurs techniques de reconnaissance présentées dans la littérature exploitent ces filtres pour obtenir un système biométrique robuste et efficace [30-31]. Les filtres de Gabor sont capables de générer des informations à partir d'une image de texture à différentes échelles et sous différentes orientations. Généralement, le filtre de Gabor 2D dans le domaine spatial est défini par [31] :

$$H_{\mu,\nu} = \frac{f_{\mu}^2}{\pi n \lambda} \exp \left[- \left(\frac{f_{\mu}^2}{n^2} \right) x_p^2 - \left(\frac{f_{\mu}^2}{\lambda^2} \right) y_p^2 \right] \exp(j 2\pi x_p) \quad (\text{II.8})$$

Où $x_p = x \cos(\theta_{\nu}) + y \sin(\theta_{\nu})$, $y_p = -x \sin(\theta_{\nu}) + y \cos(\theta_{\nu})$, $f_{\mu} = f_{\max} / 2^{\mu/2}$ et $\theta_{\nu} = \nu\pi / 8$.

Comme nous pouvons le voir, le filtre de Gabor est réalisé par une modulation d'une onde sinusoïdale (sinus / cosinus) de forme complexe par une fonction gaussienne du noyau dont la fréquence centrale et la fréquence maximale sont définies par f_{μ} et f_{\max} respectivement. θ_{ν} est

leur orientation. n et λ représentent la taille de l'enveloppe gaussienne selon l'axe x et l'axe y respectivement. Pour l'extraction des caractéristiques une famille des filtres de Gabor pour différentes échelles et sous différentes orientations ont été utilisée. Par exemple 35 filtres : 5 échelles ($\mu=0,1,\dots,4$) et 7 orientations ($\nu=0,1, 2,\dots,6$). Les réponses du banc de filtre de Gabor sont par la relation suivante :

$$IG_{\mu,\nu}(x, y) = I(x, y) * H_{\mu,\nu} \quad (\text{II.9})$$

Où $*$ est le produit de la convolution et $IG_{\mu,\nu}(x, y)$ les réponses (le résultat de la convolution). L'image $IG_{\mu,\nu}(x, y)$ est un complexe structure qui peut être décomposé en une partie réelle et une partie imaginaire comme montre les équations (II.10) et (II.11).

$$R_{\mu,\nu}(x, y) = \text{Real}(IG_{\mu,\nu}(x, y)) \quad (\text{II.10})$$

$$I_{\mu,\nu}(x, y) = \text{Im}(IG_{\mu,\nu}(x, y)) \quad (\text{II.11})$$

Donc l'amplitude et la phase seront calculées respectivement par :

$$A_{\mu,\nu}(x, y) = \sqrt{(R_{\mu,\nu}(x, y))^2 + (I_{\mu,\nu}(x, y))^2} \quad (\text{II.12})$$

$$P_{\mu,\nu}(x, y) = \arctan\left(\frac{I_{\mu,\nu}(x, y)}{R_{\mu,\nu}(x, y)}\right) \quad (\text{II.13})$$

La **Figure II.5** montre quelques modalités biométriques avec les réponses en amplitude où sont présentées en 2eme colonne et les réponses en phases sont représentées en 3emecolonne. Les paramètres utilisés sont orientation=90 et échelle=1. (a) image de palmprint avec ses réponses, (b) image de FKP, (c) image d'un visage.

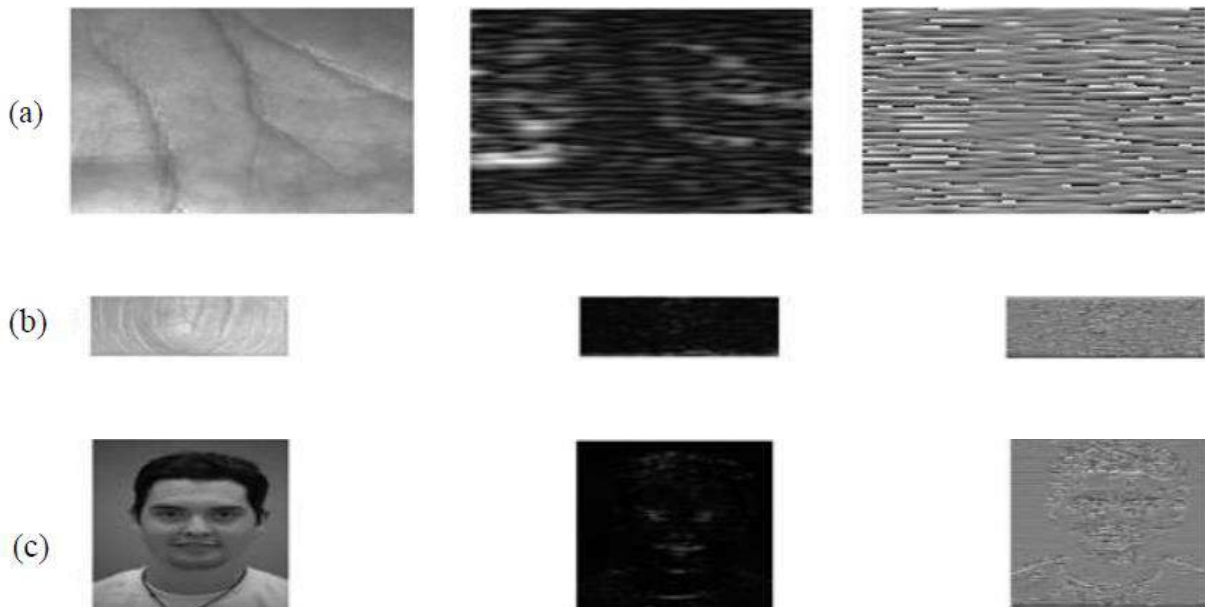


Figure II.5 : quelques modalités biométriques avec les réponses en amplitude et phase. [6]

II.3.1.c. Motif binaire local (LBP)

L'opérateur du Motif Binaire Local (ou Local Binary Pattern : LBP) a été proposé initialement par Ojala et al. [34] dans le but de caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à souiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant. Tous les voisins prendront une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (Voir **Figure II.6**).

Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient donc, comme pour une image à niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255.

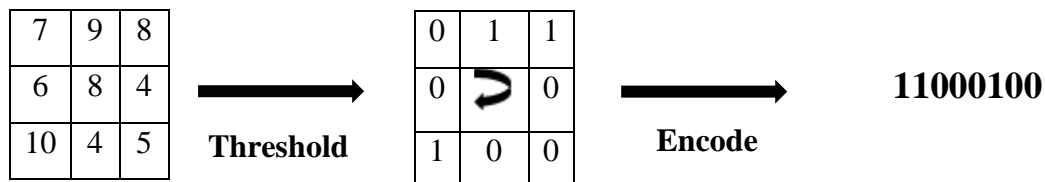


Figure II.6 : Opérateur LBP.

LBP est un moyen puissant de description de texture et parmi ses propriétés dans des applications réelles sont ses discriminatives puissances, simplicité de calcul. Soit g_c un pixel dans l'image d'entrée, ses p pixels voisins sont $(g_0, g_1, \dots, g_{p-1})$. La réponse LBP du pixel g_c est calculée comme suit :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{p-1} f(g_i - g_c) 2^i \quad (\text{II.14})$$

Où $f(x)$ est la fonction de seuillage, donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

La **Figure II.7** montre un exemple de quelques modalités biométriques avec leurs images LBP en utilisant l'opérateur LBP basique.



Figure II.7 : Quelques modalités et leurs images LBP.

LBP a été étendu ultérieurement basant sur des voisinages de taille différente (un voisinage de P pixels différentes c-à-dire différentes échelles) et la forme circulaire de rayon R (Voir **Figure II.8**). [35]

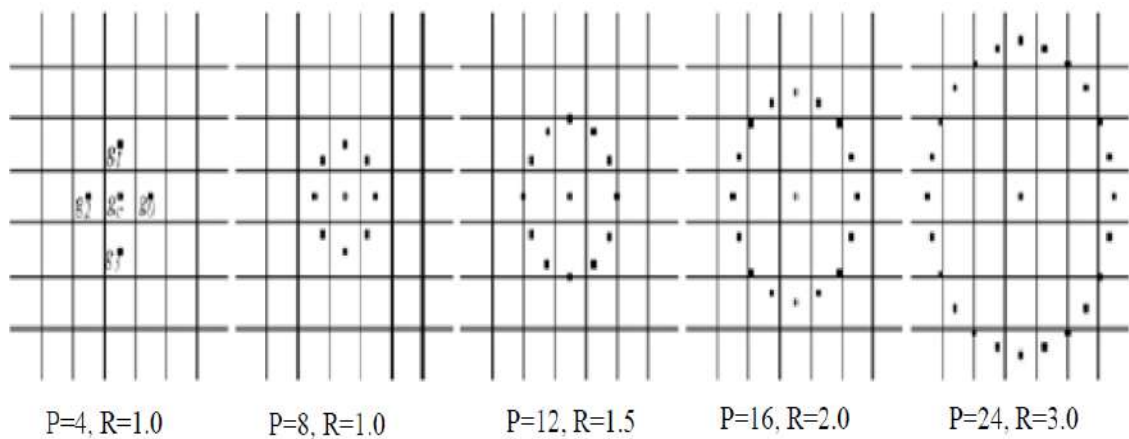


Figure II. 8 : Exemples de d'opérateur LBPP.R. [35]

La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins. [35]

II.3.1.d. Le Motif binaire local à trois patches (TPLBP)

A été proposé par Wolf et al [35]. Comme son nom l'indique, le code TPLBP (Three-Patch LBP) est produit en comparant les valeurs de trois patches pour produire une valeur de bit unique dans le code assigné à chaque pixel. Pour chaque pixel de l'image, nous considérons un patch $w \times w$ centré sur le pixel, et S patches supplémentaires répartis uniformément dans un anneau de rayon r autour de lui (figure II.9). Pour un paramètre α , Nous prenons des paires de patches, des α -Patches séparés le long du cercle, et comparons leurs valeurs avec celles du patch central. La valeur d'un seul bit est définie en fonction de laquelle des deux patches est plus proche du patch central. Le code résultant a S bits par pixel. Plus précisément, nous produisons la LBP à trois points en appliquant la formule suivante à chaque pixel. [36]

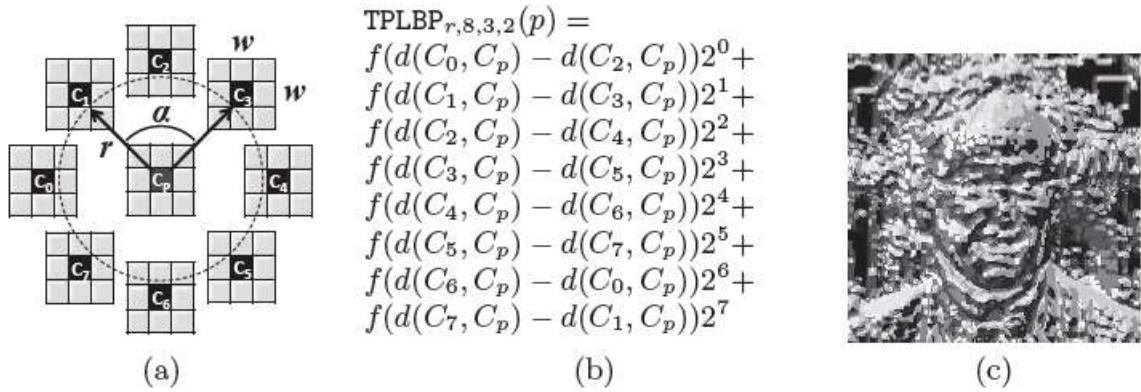


Figure II.9 : Le code LBP Trois Patches.

S est le nombre total des fenêtres supplémentaires patches répartis uniformément dans un anneau de rayon r . Nous avons pris des paires de patches α (le long du cercle) et nous avons comparé leurs valeurs avec celle du patch central. Le code final a S bits par pixel. Le code TPLBP à chaque pixel est défini comme suit :

$$TPLBP_{r,s,w,\alpha}(P) = \sum_{i=0}^{s-1} f(d(C_i, C_p) - d(C_{i+\alpha \bmod s}, C_p))2^i \quad (\text{II.16})$$

Où C_p est le patch central. Alors que $C_i, C_{i+\alpha \bmod s}$ Sont deux patches le long de la bague. La fonction d représente toute fonction de distance entre deux patches et f est la fonction de seuillage donnée par :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq \tau \\ 0 & \text{si } x < \tau \end{cases} \quad (\text{II.17})$$

La valeur de τ est légèrement supérieure à zéro pour assurer une certaine stabilité dans des régions uniformes [36]. Chaque image a été divisée en une grille de régions non chevauchantes (par exemple : 15×15 Grilles) et l'histogramme de chaque code binaire a été calculé pour chaque région. Chacun de ces histogrammes a été normalisés à la longueur de l'unité ; leurs valeurs ont été tronquées à 0.2, puis normalisées de nouveau à la longueur unitaire. Finalement, l'image est représentée par ces histogrammes concaténés en un seul vecteur.

II.3.1.e. Le Motif binaire local à quatre patches (FPLBP)

Pour chaque pixel de l'image, on regarde deux anneaux de rayons r_1 et r_2 centrés sur le pixel et les patches S de taille $w \times w$ sont répartis uniformément sur chaque anneau (figure II.10). Pour produire les codes FPLBP (Four-Patch LBP), nous comparons deux patches

symétriques centraux dans la bague intérieure avec deux patchs symétriques centraux dans la bague extérieure, positionnés le long du cercle (disons dans le sens des aiguilles d'une montre). Un bit dans le code de chaque pixel est défini en fonction de laquelle des deux paires comparées est plus similaire. Ainsi, pour les patchs S le long de chaque cercle, nous avons des paires symétriques centrées $S / 2$ qui est la longueur des codes binaires produits. [36]

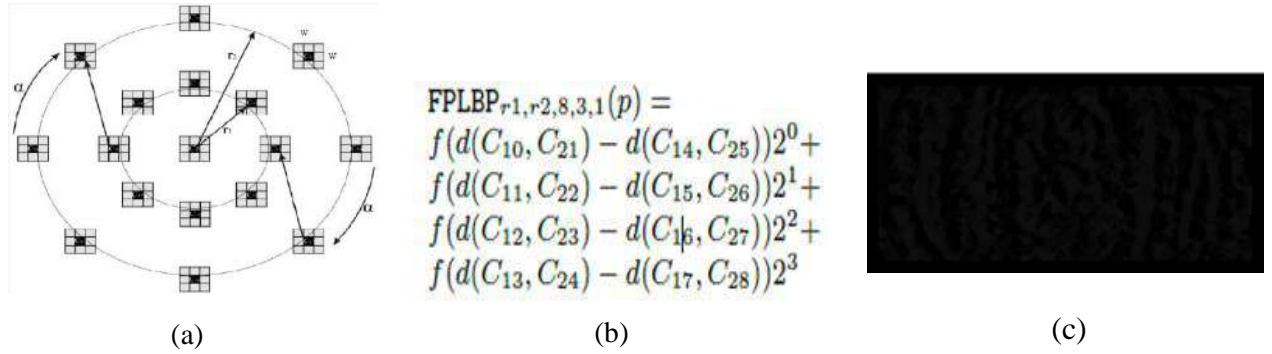


Figure II.10 : le code LBP à quatre patches.

- Partie (a) : Le code LBP à quatre patches. Quatre patches impliqués dans le calcul d'une valeur de bit unique avec le paramètre $\alpha = 1$ sont mis en surbrillance.
- Partie (b) : Le code FPLBP calculé avec les paramètres $S = 8$, $w = 3$, et $\alpha = 1$.
- Partie (c) : Image de code produite à partir de l'image de FKP.

Le code FPLBP est le suivant :

$$FPLBP_{n_1, r_2, s, w, \alpha}(P) = \sum_i^{s/2} f(d(C_{1i}, C_{2, i + \alpha \bmod s}) - d(C_{1, i + s/2}, C_{2, i + s/2 + \alpha \bmod s}))2^i \quad (\text{II.18})$$

La signature d'image finale est produite en utilisant la même procédure de normalisation en deux étapes décrite dans la section II .3. 1.c).

II .4. Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'une modalité d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités, ces derniers seront regroupés dans la même classe, et ces classes varient selon le type de décision. [37]

II .4.1. Machine à vecteurs de support(SVM)

C'est une technique qui a été proposée par V.Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques (classement, régression, fusion,...).

Une machine à vecteurs de support ou « Support Vector Machine » (SVM) est une technique de discrimination, c'est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée pour la classification et la régression. Elle consiste à séparer deux ou plusieurs ensembles de points par un hyper plan. Selon les cas et la configuration des points. [38]

II .4.1.a. Principe de SVM

L'idée originale des SVMs est basée sur l'utilisation de fonctions noyau kernel, qui permettent une séparation optimale des points du plan en différentes catégories. La méthode fait appel à un ensemble de données d'apprentissage, qui permet d'établir un hyper plan séparant au mieux les points. [38]

II .4.1.b. Concept des SVM

Les machines à supports vecteurs ou SVM sont une technique de classification supervisées introduite par Vladimir Vapnik dans les années 1995. La vocation originelle des SVM fut la séparation linéaire d'objets appartenant à deux classes différentes par un hyper plan optimal. Cette fonction a été étendue plus tard pour prendre en compte le cas multi-classes. [38] [39]

Soit $x=1=m \in \mathbb{R}^k$, l'ensemble d'apprentissage composé d'objets caractérisés par un vecteur de k composantes chacun, appartenant à deux classes différentes : Une classe positive libellée +1 et une classe négative libellée-1.

Soit également $y \in \{1, -1\}$, la variable représentant les étiquettes des deux classes.

Le but des SVM est de déterminer la frontière linéaire définie par l'équation $wx+b$ entre les objets positifs et les objets négatifs, où w représente le vecteur normal à ce séparateur linéaire, et b le biais. Déterminer un hyper plan revient à définir le couple de valeurs (w , b) qui le caractérise. Dans la mesure où plusieurs solutions sont possibles.

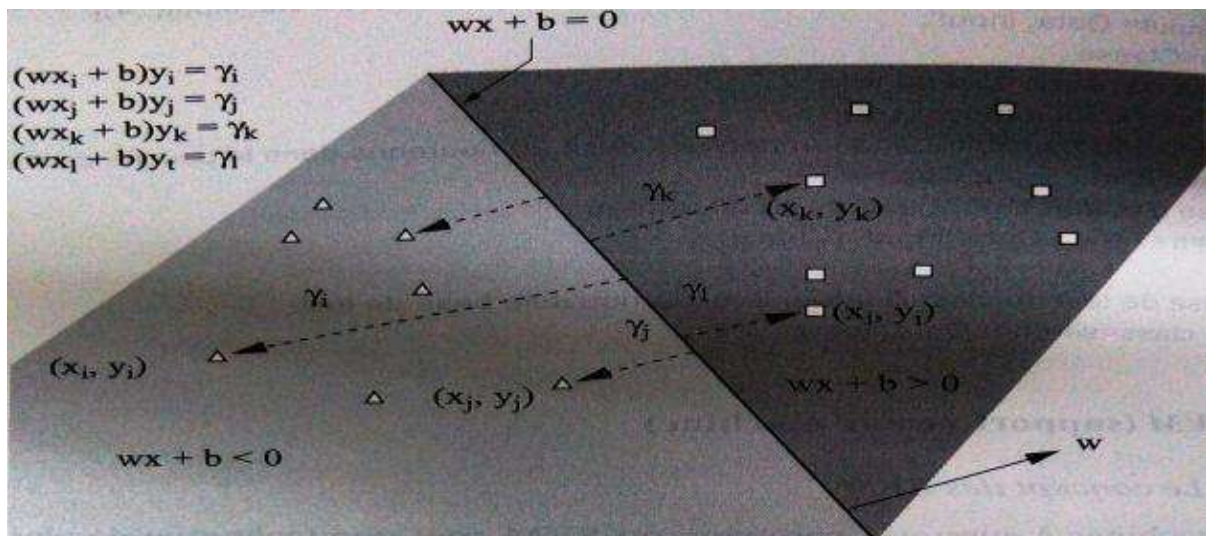


Figure II.11 : Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan.

La détermination de l'étiquette de l'exemple \mathbf{x} est faite de la façon suivante :
 $l = \text{sign}(y(\mathbf{x}))$. Cette fonction est faite de telle façon à effectuer une séparation linéaire des données d'apprentissage en maximisant la marge.

Une séparation non linéaire peut être obtenue en transformant les données d'entrée dans un autre espace des attributs F ($\Phi : \mathbf{x} \rightarrow F$). Une fonction noyau peut être utilisée à la place du produit cartésien de deux vecteurs permet d'effectuer ce changement de repère de façon transparente.

II .4.1.c.Séparation optimale

Dans un plan à deux dimensions dans lequel sont répartis deux groupes de points associés à deux classes : les points (+) pour $y > 0$ et les points (-) pour $y < 0$, on peut trouver un séparateur linéaire évident, qui est l'axe des abscisses et qui sépare parfaitement les points. Le problème est dit *linéairement séparable*. Pour des problèmes plus compliqués, la caractérisation d'un séparateur linéaire peut être très compliquée et tout à fait non optimale. Par exemple dans un plan dans lequel les points (+) sont regroupés en un cercle, avec des points (-) tout autour, aucun séparateur linéaire en deux dimensions ne pourra correctement séparer les groupes. Le problème dans ce cas n'est pas *linéairement séparable*. La SVM utilise les *trucs du noyau* "kernel trick" pour appliquer une classification linéaire à un problème de classification non linéaire. [40]

II .4.1.d.Multi-classes

A l'origine, les SVM ont été conçus essentiellement pour les problèmes à 2 classes, cependant plusieurs approches permettant d'étendre cet algorithme aux cas à N classes ont été proposées. La généralisation dans le cas multi-classes peut se faire de trois façons différentes. Les deux premières méthodes sont basées sur une multiplication des classifieurs bi-classes tandis que la dernière propose une résolution globale. [41]

- **Un-contre-tous :**

L'approche la plus naturelle est d'utiliser cette méthode de discrimination binaire et d'apprendre N fonctions de décision $\{f_m\}$ $m=1 \dots N$ permettant de faire la discrimination entre chaque classe de toutes les autres (chaque classe est opposée à toutes les autres).il faut donc poser N problèmes binaires. L'affectation d'un nouveau point x à une classe C_i se fait par la relation :

$$i = \arg \max_{m=1..N} F_m(x) \quad (\text{II.19})$$

- **Un-contre-un :**

La deuxième méthode 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 elle s'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.

- **Méthode globale :**

La dernière méthode est une approche étendant la notion de marge aux cas multi-classes. Le problème fait intervenir N fonctions de décision et il est très gourmand en temps de calcul et en espace mémoire ce qui fait qu'il reste peu utilisé dans les cas réels.

II .4.2. Méthode des K plus proches voisins (KNN)

La méthode des plus proches voisins (noté k-NN pour Nearest-Neighbor), est une méthode d'apprentissage supervisé dédiée à la classification, consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, les plus classiques sont les distances (euclidienne, Minkowsky, Manhattan (City_block), Chebychev, Mahalanobis), et le nombre de voisins à prendre en compte. Cette méthode supervisée et non-paramétrique est souvent performante. De plus, son apprentissage est assez simple, car il est de type apprentissage par

cœur (on garde tous les exemples d'apprentissage). Cependant, le temps de prédiction est très long, car il nécessite le calcul de la distance avec tous les exemples, mais il existe des heuristiques pour réduire le nombre d'exemples à prendre en compte. [46]

II .4.2.a.Principe de fonctionnement

Le principe de cet algorithme de classification est très simple. On lui fournit un ensemble des données d'apprentissages D , une fonction de distance d et un entier k . Pour tout nouveau point de test x , pour lequel il doit prendre une décision, l'algorithme recherche dans D les k points les plus proches de x au sens de la distance d , et attribue x à la classe qui est la plus fréquente parmi ces k voisins.

II .4.2.b.Choix de k

Pour les grandes valeurs de k :

- Moins sensible au bruit.
- Une grande base d'apprentissage permet une plus grande plus grande valeur de k .

Pour les petites valeurs de k :

- Rend mieux compte de structure fine.
- Nécessaire pour les petites bases d'apprentissage.

II .4.2.c.Les distances

- **Distance euclidienne :**

La distance la plus connue est la distance Euclidienne, qui définit l'espace cartésien. Donnée pour des vecteurs de dimension n par l'équation suivante :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (\text{II.20})$$

La distance Euclidienne est souvent utilisée au carré.

- **Distance Minkowsky :**

Cette distance est le cas général de la distance euclidienne avec une variable P , qui nous donne l'équation suivante :

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \quad (\text{II.21})$$

- **Distance Manhattan (Cityblock) :**

Pour $p = 1$, on obtient la distance de Manhattan (aussi appelée distance « city-block » ou métrique absolue), donné par :

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (\text{II.22})$$

- **Distance Chebychev :**

Pour $p = \infty$, on obtient la distance de Chebychev (aussi appelée distance « Queen-wise » ou encore métrique maximum) qui est donné par l'équation :

$$d(x, y) = \max_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (\text{II.23})$$

- **Distance de Mahalanobis :**

Donné par l'équation suivante :

$$d(x, y) = \sqrt{(x - y) \cdot \text{Cov}(D)' \cdot (x - y)'} \quad (\text{II.24})$$

Où $\text{cov}(D)$ est la matrice de covariance. Si les éléments de x et de y sont indépendants, la matrice de Covariance sera l'identité et la distance de Mahalanobis serait égale à la distance Euclidienne. La boule associée à une distance de Mahalanobis est de forme elliptique, alors que la boule d'une distance Euclidienne est un cercle (en deux dimensions). [47]

II .5.Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné des expressions sur le dispositif d'acquisition des images FKP, et nous avons parlé aussi des quelque algorithmes utilisés dans le domaine de la biométrie pour l'extraction des caractéristiques, et pour la classification.

Chapitre 03 :

*Méthode proposée et
résultats expérimentaux*

III.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous présentons les principales expériences que nous avons menées durant notre travail. Ainsi que les résultats d'un système monomodal (sur une seule modalité) et les résultats d'un système multimodal. Ajouter une modalité à un système biométrique, c'est ajouter une nouvelle source d'information. La fusion des informations biométrique est possible au niveau d'extraction des caractéristiques. Dans cette partie, plusieurs expériences sont menées en multimodales.

III.2. Méthode proposé de FKP :

La méthode proposée est basé sur l'emploi de : filtre de Gabor, les descripteurs (HOG, TPLBP et FPLBP). Ces algorithmes ont été appliqués sur l'image FKP pour l'extraction des caractéristiques. Nous avons employé deux méthodes d'identification : le système monomodal et le système multimodal. Le système monomodal consiste à utiliser chacun des échantillons (l'image d'un seul doigt : LMF, LIF, RMF ou RIF) de notre base de données FKP séparément. En outre, le système multimodal comporte plus qu'une modalité (deux modalités, trois modalités ou quatre modalités). Finalement pour l'étape de classification, nous avons utilisé la technique KNN (noté k-NN pour Nearest-Neighbor), basé sur la distance de Cityblock.

La **Figure III.1** représente un exemple de la démonstration des réponses en amplitude d'une image réelle utilisant le filtre Gabor sur une image de la base de données étudié. La **Figure III.2** illustre la méthode proposée basée sur les images FKPs.

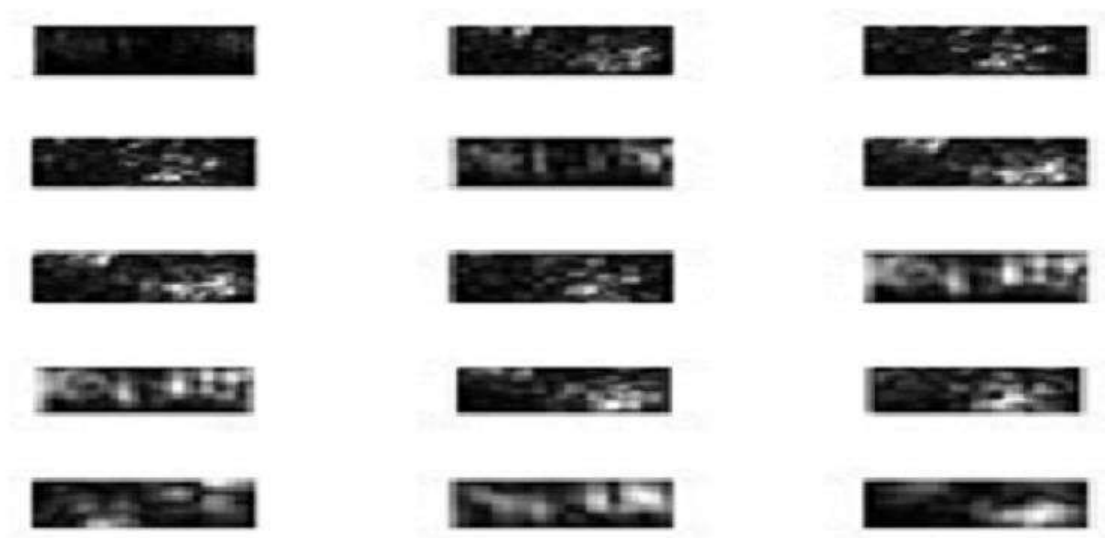


Figure III.1 : Les réponses en amplitude d'une image réelle donnée.

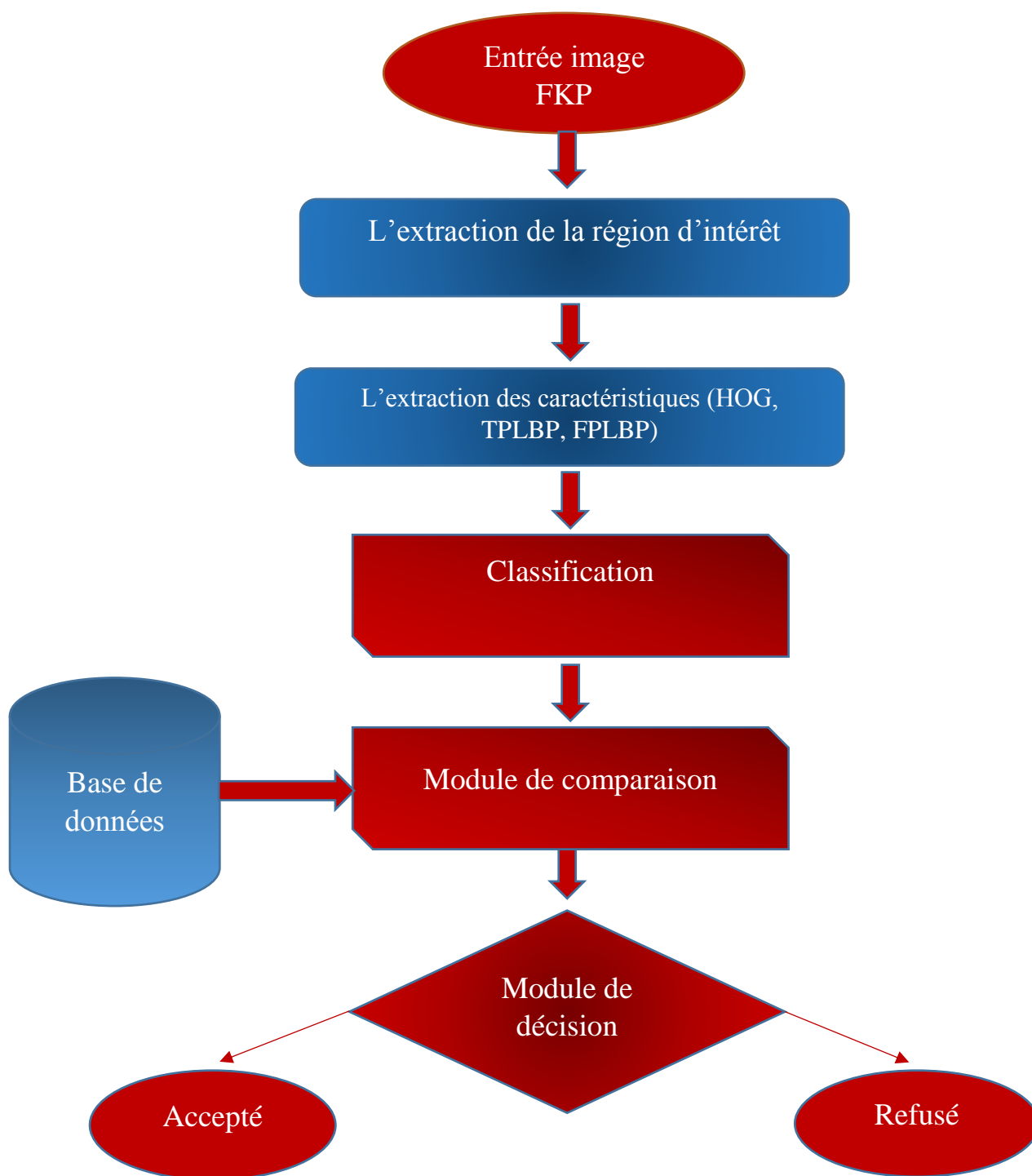


Figure III.2 : la méthode proposée basée sur les images FKPs.

III.3. Expériences sur les images FKP :

III.3.1. La base de données FKP :

Pour l'évaluation de la méthode proposée sur FKP, nous avons une base de données FKP disponible publiquement est utilisée de l'université polytechnique de Hong Kong (PolyU) (<http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.html>). Cette base de données qui contient 7920 images est obtenue à partir de 165 personnes en deux sessions, avec 48 images différentes de FKP pour chaque personne. Les images de FKP sont de quatre types de doigt pour chaque personne : index gauche LIF en anglais «Left Index Fingers», médian gauche LMF en anglais «Left Middle Fingers», index droit RIF en anglais «Right Index Fingers» et médian droit RMF en anglais «Right Middle Fingers». 14 images sont données pour chaque type de doigt (6 images pour chaque session). Toutefois, pour chaque type de doigt le nombre total d'images est de 1980 images fournies par 165 personnes. Cette base de données comprend 125 mâles et 40 femmes. L'âge de 143 d'eux est compris entre 20 et 30ans et le reste entre 30 et 50ans. La **Figure III.3** représente un exemple de ces images.

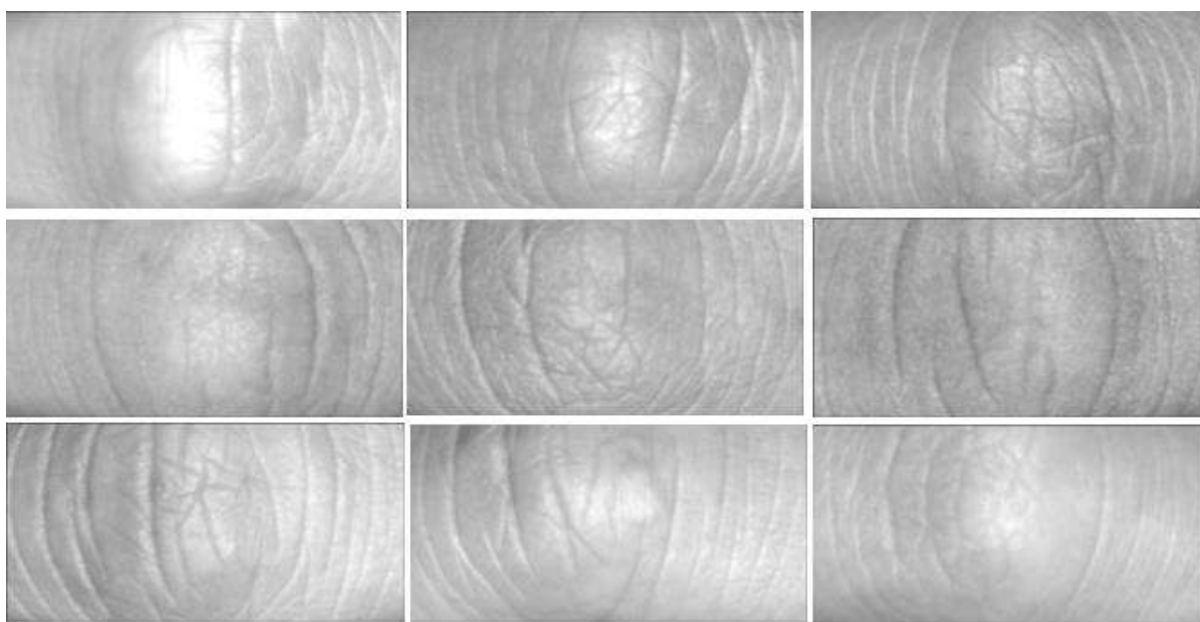


Figure III.3 : Exemple des images FKP de la base de données PolyU.

III.3.2. Extraction de la région d'intérêt (ROI) de FKP :

D'abord, l'application de l'opération de lissage sur l'image originale. Après, pour rendre l'image à 150 dpi fait appliquer le sous-échantillonnage de l'image lissée. Ensuite, pour la

détection de contour en utilisant le filtre de Canny, on peut extraire sans difficultés la limite inférieure de doigt (l'axe X). Ultérieurement, l'axe Y a été déterminé en appliquant un détecteur de Canny sur la sous-image qui a été extraite de l'image originale. Et à partir de là, le codage de convexe a été détectée. Finalement, la région d'intérêt a été extraite, la **Figure III.4** montre les étapes d'extraction de ROI ou le rectangle indique la zone de ROI [7].

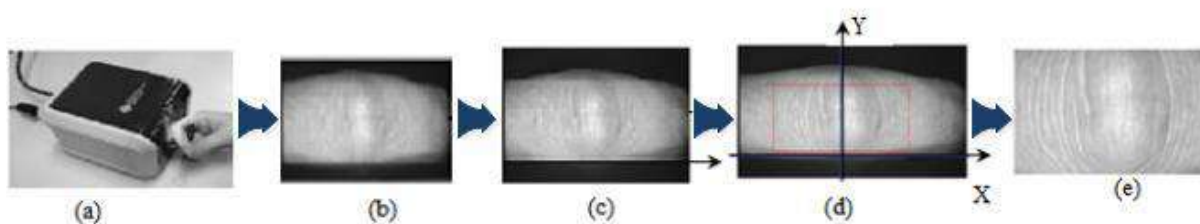


Figure III.4 : Les étapes d'extraction de ROI de l'image FKP. [6]

III.4. Résultat sur le système monomodal :

Le système monomodal consiste à utiliser chaque type de doigt séparément à l'autre. Les sous sections qui suivent fournissent l'évaluation des performances du système. Dans notre expérience, 6 images de la première session, de chaque modalité (LMF, RMF, LIF, RIF) sont utilisées dans la phase d'entraînement. Les autres 6 images de la deuxième session ont été utilisées dans la phase de test. Il y a donc un total de 990 images d'entraînement et 990 images de test.

III.4.1. Expérience :

Cette expérience consiste à l'utilisation de chaque type de doigt séparément avec les différents algorithmes (filtre Gabor, HOG, TPLBP et FPLBP) pour l'extraction de caractéristiques. En outre, pour chaque algorithme nous avons présenté les résultats trouvés par la variation des différents paramètres dans un tableau.

III.4.1.a. Résultats trouvé par filtre de Gabor :

- **Variation de l'échelle et l'orientation :**

Dans cette expérience, le filtre de Gabor a été appliqué sur chaque image FKP pour chacune des modalités. Nous avons varié la valeur de l'échelle et l'orientation du filtre Gabor afin de fournir les meilleurs taux de reconnaissance (TR) de notre système. Les résultats sont représentés dans le **Tableau III.1**.

Tableau III.1 : Le TR obtenus par les différentes variations de l'échelle et de l'orientation.

modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
Echelles/ Orientation				
Echelle=1 Orientation=2	49.92 %	49.29 %	49.01 %	49.89 %
Echelle=2 Orientation=3	73.13%	72.99%	72.77%	73.02%
Echelle=3 Orientation=4	91.37%	91.18%	90.78%	91.24%
Echelle=3 Orientation=5	92.99 %	92.42%	92.15%	92.29%
Echelle=3 Orientation=6	91.68%	91.46%	90.98%	91.33%
Echelle=3 Orientation=7	91.92%	91.64%	91.21%	91.59%
Echelle=4 Orientation=7	91.97 %	91.69%	91.38%	91.52%
Echelle=4 Orientation=8	91.22%	91.04%	90.79%	91.15%
Echelle=5 Orientation=7	92.97 %	92.29%	92.08%	92.22%
Echelle=5 Orientation=8	90.03%	89.85%	89.59%	90.82%

Nous avons remarqué à partir de ce tableau que la modalité « LMF » donne meilleur taux de reconnaissance « 92.99 % » par rapport aux autres modalités, pour 3 échelles et 5 orientations. À cet effet les paramètres de filtre de Gabor qu'on a fixés sont : 3 échelles et 5 orientations.

- **Variation de la distance :**

Dans l'expérience suivante différentes distances ont été employées dans la méthode proposée. Les résultats obtenus sont présentés dans **le tableau III.2**.

Tableau III.2 : TR en utilisant les différentes distances.

Modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
Distance				
Euclidean	82.66 %	81.95 %	81.47 %	82.82 %
Chebychev	18.12 %	14.41 %	16.62 %	17.89 %
Cityblock	92.99 %	92.42%	92.15%	92.29%
Correlation	82.18 %	82.02 %	80.30 %	81.64 %
Cosine	78.13 %	76.95 %	73.52%	78.11%
Spearman	74.42 %	72.76 %	70.01 %	74.59%

D'après le **Tableau III.2**, la distance cityblock donne un bon résultat dont le TR est égale à 92.99% pour la modalité LMF et des TR égaux à 92.42%, 92.15% et 92.29% pour les modalités LIF, RMF et RIF respectivement. Alors que les distances Cosine et Spearman donnent des résultats acceptable par rapport au celui de Chebychev qui est trop faible (entre 14% et 19%). La meilleure distance est City-block dont leur résultat se varie entre 92% et 93% pour les différentes modalités.

- **Variation de nombre des voisins :**

Le **Tableau III.3** montre les résultats de la variation de nombre des voisins du KNN pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF).

Tableau III.3 : TR pour les différents nombres de voisins du KNN.

N.V	Modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
1		92.99 %	92.42%	92.15%	92.29%
2		90.88 %	90.18 %	89.99 %	90.02%
3		88.64 %	88.02 %	87.77 %	87.91 %
4		86.63 %	85.86%	85.68 %	85.63 %
5		83.99 %	82.62 %	81.99%	83.64 %

L'augmentation du nombre de voisin diminue le TR pour toutes les modalités (LMF, LIF, RMF, RIF). Pour cela, nous avons fixé le nombre de voisin « 1 » qui donne un TR entre 92% et 93%.

III.4.1.b. Résultats trouvé par le descripteur HOG :

- **Variation de la taille de cellule :**

Nous avons examiné plusieurs tailles de cellule pour comparer les taux de reconnaissances obtenus et fixé le meilleur taux. Les résultats des tests sont montrés dans le **Tableau III.4**.

Tableau III.4 : TR pour les différentes tailles de cellule.

T.C \ Modalité	[2 2]	[4 4]	[8 8]	[16 16]	[26 26]	[32 32]
RMF	69,98 %	74,75 %	82,02 %	86,67 %	87,15 %	86,67 %
RIF	68,12 %	68,28 %	76,57 %	83,94 %	84,53 %	83,94 %
LMF	79,19 %	69,49 %	58,28 %	85,56 %	86,22 %	81,56 %
LIF	69,19 %	74,49 %	84,28 %	84,66 %	85,61 %	86,57 %

A partir des résultats obtenus nous avons fixé la taille de cellule [26 26] qui nous a donné le plus grand TR (entre 85.61% et 87.15%).

- **Variation de la taille de bloc :**

Nous avons testé plusieurs tailles de bloc pour extraire celle qui donne le meilleur taux de reconnaissance pour chaque modalité (RMF, RIF, LMF, LIF). Les résultats des tests sont montrés dans le **Tableau III.5**.

Tableau III.5 : TR pour les différentes tailles de bloc.

T.B \ Modalité	[2 2]	[4 4]
RMF	87,67 %	87,16 %
RIF	84,94 %	83,53 %
LMF	86,56 %	87,26 %
LIF	83,73 %	84,03 %

Nous avons fixé la taille de bloc [4 4] qui nous a donné des résultats amélioré par comparaison avec la taille de block [2 2]. Les résultats de la taille de block [4 4] se varient entre 83% et 88%.

- **Variation de la distance :**

Pour fixer la meilleure distance pour l'extraction des caractéristiques avec le descripteur HOG, nous avons fait un ensemble des tests sur quelque distance. Les résultats sont illustrés dans le **Tableau III.6**.

Tableau III.6 : TR pour les différentes distances.

Modalité \ Distance	LMF	LIF	RMF	RIF
Euclidean	82.66 %	81.95 %	81.47 %	82.82 %
Chebychev	18.12 %	14.41 %	16.62 %	17.89 %
Cityblock	83,03 %	88.41%	86,16 %	82,53 %
Correlation	82.18 %	82.02 %	80.30 %	81.64 %
Cosine	78.13 %	76.95 %	73.52%	78.11%
Spearman	74.42 %	72.76 %	70.01 %	74.59%

Les résultats montrés par les distances : Euclidean, City-block et Correlation qui se varient entre 82% et 89% sont les meilleurs. La distance qu'on a fixée est celle de City-block dont les TR se varient entre 83% et 88.41%.

- **Variation de nombre des Bins :**

Pour améliorer le TR, nous avons aussi varié les nombres des voisins dont le **Tableau III.7** montre les TR pour chaque modalité.

Tableau III.7 : TR pour les différents nombre des bins.

N.C \ Modalité	12	14	16	18	20
RMF	86,17 %	86,97 %	87,07 %	86,96 %	86,87 %
RIF	82,53 %	82,73 %	82,83 %	83,23 %	82,53 %
LMF	86,26 %	86,16 %	86,46 %	87,57 %	86,46 %
LIF	83,03 %	83,23 %	83,23 %	84,25 %	83,43 %

A partir de **Tableau III.7**, les modalités RMF et LMF donnent les meilleurs résultats. Ainsi, le nombre des canaux (bins) qui donne le meilleur taux de reconnaissance est 18, dont il se varie entre 83% et 88%.

III.4.1.c. Résultats trouvé par TPLBP :

- **Variation de la distance :**

Les résultats du TR d'un descripteur TPLBP sont présentés dans le **Tableau III.8** pour les différentes distances de classification.

Tableau 8 : TR pour les différentes distances.

Modalité Distance	LMF	LIF	RMF	RIF
Euclidean	88.59 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
Chebychev	19.39 %	17.18 %	12.41 %	14.77 %
Cityblock	88.99 %	86.79 %	82.96 %	85.21 %
Correlation	88.18 %	86.02 %	82.30 %	84.64 %
Cosine	88.59 %	86.25 %	82.01 %	84.59%
Spearman	83.13 %	80.95 %	77.52%	80.11%

Le **Tableau III.8** prouve que la meilleure distance pour la classification est City-block dont les TRs se varient entre 82.96% et 88.99%.

- **Variation de Nombre de voisins :**

Le **Tableau III.9** donne le taux de reconnaissance (TR) pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF) en variant le nombre des voisins de classifieur KNN.

Tableau III.9 : TR pour les différents nombre de voisins du KNN.

Modalité N.V	LMF	LIF	RMF	RIF
1	88.99	86.46 %	82.67 %	84.75 %
2	86.27	84.42 %	80.59 %	82.61 %
3	84.17	86.51 %	78.63 %	80.19 %
4	84.81	86.99 %	75.02 %	76.01 %
5	80.92	86.87 %	71.68 %	72.22 %

Le **Tableau III.9** prouve que l'augmentation du nombre de voisins a causé la diminution de TR pour chaque modalité. Nous avons donc fixé le nombre de voisins à 1 qui donne des résultats entre 82% et 89%.

- **Variation de rayon(r) et la longueur (w) :**

Le **Tableau III.10** donne les résultats de tests pour les différentes valeurs de rayon (r) et la longueur (w) pour chaque modalité.

Tableau III.10 : TR pour les différentes valeurs de rayon (r) et la longueur (w).

Modalité r et w	LMF	LIF	RMF	RIF
r=0.5 w=2	84.75 %	83.49 %	80.01 %	82.31 %
r=2 w=3	88.99 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
r=3 w=5	85.99 %	83.46 %	80.01 %	82.23 %
r=4 w=6	87.68 %	85.27 %	81.46 %	83.62 %
r=5 w=8	87.27 %	84.99 %	84.14 %	81.13 %
r=6 w=9	87.17	84.85 %	80.37 %	82.59 %

Nous avons fixé le rayon r=2 et la longueur w=3 qui donnent un taux de reconnaissance entre 82% et 89%.

- **Variation de « alpha » :**

Pour fixer la valeur de « Alpha » afin d'obtenir une meilleur extraction des caractéristiques avec le descripteur TPLBP, nous avons fait l'ensemble des teste montré dans le **Tableau III.11**.

Tableau III.11 : TR pour les différentes valeurs de « alpha ».

Modalité Alpha	LMF	LIF	RMF	RIF
1	84.85 %	82.67 %	79.92 %	82.37 %
3	88.38 %	86.04 %	82.52 %	84.83 %
5	88.99 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
7	85.53 %	83.45 %	80.12 %	82.39 %
9	84.85 %	82.67 %	79.01 %	81.22 %

En augmentant la valeur de « alpha » le taux de reconnaissance s'augmente jusqu'à la valeur « alpha=5 ». Puis, cette valeur commence à se diminue à partir de la valeur « alpha=7 ». D'après cette analyse nous avons trouvé que le meilleur résultat de TR qui se varie entre 82% et 89% est donner par la valeur « alpha=5 ».

- **Variation de niveau de bruit « tau » :**

Le but pour cette variation du paramètre de niveau de bruit « tau » est de fixé la meilleure valeur. Les résultats de la variation sont montrés dans le **Tableau III.12**.

Tableau III.12 : TR pour les différentes valeurs de niveau de bruit « tau ».

Tau \ Modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
0.01	88.99 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
0.02	85.53 %	83.38 %	79.11 %	79.77 %
0.03	80.53 %	78.52 %	74.82 %	74.91 %
0.04	75.85 %	72.69 %	69.97 %	69.28%

A chaque fois on augmente le niveau de bruit « tau » le taux de reconnaissance se diminue. De ce fait, le meilleur résultat (entre 82 % et 89%) est obtenu par le niveau de bruit « tau=0.01 ».

- **Variation des colonnes dans chaque cellule :**

Le **Tableau III.13** donne le TR pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF) en variant les colonnes dans chaque cellule. Les résultats des tests sont montrés ci-dessous.

Tableau III.13 : TR en fonction de la variation des colonnes dans chaque cellule.

Modalité \ La taille de cellule	LIF	LMF	RIF	RMF
4	79.35 %	79.98 %	77.69 %	78.28 %
8	82.49 %	82.12 %	80.41 %	81.69 %
16	88.99 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
20	78.77%	76.21%	74.99%	75.91%

Le taux de reconnaissance s'accroît pour chaque augmentation de nombre des colonnes dans chaque cellule jusqu'à le nombre « 16 ». Puis il commence à se réduire. En conséquence, la meilleure valeur des colonnes dans chaque cellule est « 16 » qui donnent un TR entre « 82.67 % » et « 88.99 % »

- **Variation des lignes dans chaque cellule :**

Nous avons examiné les valeurs des lignes dans chaque cellule pour comparer les TRs et fixé le meilleur pourcentage. Les résultats des tests sont montrés dans le **Tableau III.14**.

Tableau III.14 : variation des lignes dans chaque cellule.

gridCellX \ Modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
3	79.30 %	79.94 %	77.57 %	78.16
13	82.52 %	82.07 %	80.33 %	81.57 %
23	88.99 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
29	83.89 %	83.51 %	80.98 %	81.19 %

L'augmentation du nombre des lignes dans chaque cellule réduire le taux de reconnaissance, le meilleur résultat (entre 82.67 % et 88.99%) est obtenu pour le nombre « 23 » des lignes dans chaque cellule « 23 ».

- **Variation de troncation d'histogramme :**

Dans ce tableau nous avons varié la valeur de troncation d'histogramme du descripteur TPLBP pour le bute d'amélioré le TR pour chaque modalité séparément (LMF, LIF, RMF, RIF).nous avons classé par ordre dans le **Tableau III.15** les résultats de la variation de la longueur d'unité.

Tableau III.15 : TR pour la variation de la valeur de troncation d'histogramme.

T.H \ Modalité	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
RMF	82.67%	86.87%	87.27%	89.99%	85.32%	83.03%
RIF	84.75 %	85.09 %	86.99 %	88.86%	83.33%	83.07%
LMF	88.99 %	89.15 %	89.68 %	90.57%	87.52 %	87.11 %
LIF	86.46 %	86.96 %	88.25 %	90.25%	84.23 %	83.96 %

D'après les variations de de la valeur de troncation d'histogramme, le meilleur taux de reconnaissance est obtenu par la valeur : « longueur d'unité=0.4 ». Nous avons donc fixé cette valeur pour notre travail.

III.4.1.d. Résultats trouvé par FPLBP :

- **Variation de la distance :**

Le **Tableau 16** donne les résultats de test de la variation de la distance pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF). Les résultats des tests sont montrés dans le **Tableau III.16**.

Tableau III.16 : TR pour la variation de la distance.

Modalité Distance	LMF	LIF	RMF	RIF
Euclidean	86.59 %	84.85 %	80.67 %	82.75 %
Chebychev	15.39 %	11.11 %	12.41 %	14.77 %
Cityblock	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
Correlation	86.31 %	85.07 %	82.30 %	84.64 %
Cosine	83.13 %	80.95 %	77.52%	80.11%
Spearman	84.42 %	82.76 %	80.01 %	82.59%

Le **Tableau III.16** démontre que la meilleure distance pour la classification est City block dont les taux de reconnaissance se varient entre 83.99% et 87.52%.

- **Variation de nombre de voisins :**

Dans ce tableau nous avons varié le nombre de voisins du KNN en utilisant le descripteur FPLBP pour le bute d'amélioré le TR pour chaque modalité séparément (LMF, LIF, RMF, RIF).nous avons classé par ordre dans le **Tableau III.17** les résultats de la variation de nombre de voisins.

Tableau III.17 : TR pour les différents nombre de voisins.

N.V \ Modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
1	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
2	85.27	83.42 %	80.02 %	81.61 %
3	83.17	81.51 %	78.63 %	79.19 %
4	80.81	78.99 %	75.02 %	67.01 %
5	78.92	76.87 %	73.68 %	65.22 %

L'augmentation de nombre de voisins cause la diminution de TR. De ce fait, le nombre de voisins préférable est « 1 » dont le pourcentage de classification correcte est entre « 83.99% » et 87.52%.

- **Variation du rayon « r1 » :**

Nous avons testé plusieurs « r1 » pour extraire celui qui donne le meilleur taux de reconnaissance pour chaque modalité (RMF, RIF, LMF, LIF). Les résultats sont montrés dans le **Tableau III.18**.

Tableau III.18 : TR avec la variation de rayon « r1 ».

r1 \ Modalité	LMF	LIF	RMF	RIF
0.5	84.75 %	83.49 %	80.01 %	82.31 %
2	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
3	84.99 %	82.46 %	79.01 %	81.27 %
4	82.68 %	80.27 %	78.46 %	80.59%
5	80.27 %	78.99 %	76.14 %	78.63 %
6	78.17	76.85 %	74.37 %	76.62 %

Selon les résultats de **Tableau III.18**, la meilleure valeur de r=2 qui donnent TR entre « 83.99% » et « 87.52% »

- **Variation du rayon « r2 » :**

Pour fixer la valeur du rayon 2 « r2 » pour l'extraction des caractéristiques utilisant le descripteur FPLBP, nous avons fait l'ensemble des tests montrés dans le **Tableau III.19**.

Tableau III.19 : TR avec les Variations de rayon « r2 ».

Modalité r2	LMF	LIF	RMF	RIF
2	82.75 %	81.55 %	79.04 %	80.33 %
3	83.93 %	82.38 %	80.01 %	80.34 %
4	95.68 %	83.27 %	81.46 %	83.12%
5	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
6	79.35 %	77.98 %	75.16 %	77.88 %
7	77.22	75.84 %	73.41 %	75.71 %

Selon les résultats de **Tableau III.19**, la meilleure valeur de r2=2 qui donnent un TR entre « 83.99% » et « 87.52% ».

- **Variation de la longueur « w » :**

Dans ce tableau nous avons varié la longueur « w » du descripteur FPLBP dans le but d'améliorer le taux de reconnaissance pour chaque modalité séparément (LMF, LIF, RMF, RIF). nous avons classé par ordre dans le **Tableau III.20** les résultats de la variation de la longueur « w ».

Tableau III.20 : TR par la variation de longueur « w ».

Modalité W	LMF	LIF	RMF	RIF
1	83.93 %	82.38 %	80.01 %	80.34 %
2	95.68 %	83.27 %	81.46 %	83.12%
3	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
4	79.47 %	78.99 %	76.51 %	78.78 %
5	78.15	75.69 %	74.12 %	76.81 %

Suivant les résultats de tests montrés dans le **Tableau III.20** la longueur préférable est « w=3 » qui donne un pourcentage de classification correcte entre « 83.99% » et « 87.52% ».

- **Variation de « alpha » :**

Le **Tableau III.21** donne les résultats de test de la variation de « alpha » pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF).

Tableau III.21 : TR pour les différentes valeurs de « alpha ».

Modalité Alpha	LMF	LIF	RMF	RIF
1	78.85 %	76.67 %	73.92 %	76.37 %
3	82.38 %	80.04 %	76.52 %	81.83 %
5	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
7	85.75 %	84.49 %	81.01 %	81.31 %
9	78.62 %	77.38 %	74.19 %	76.52 %

Suivant le tableau le meilleur taux de reconnaissance est entre « 83.99 » et « 87.52 », pour la valeur de « alpha=5 ».

- **Variation de niveau de bruit « tau » :**

Le **Tableau III.22** donne les résultats de test de la variation de niveau de bruit « tau » pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF).Les résultats de tests sont illustrées ci-dessous.

Tableau III.22 : TR en fonction de la variation de niveau de bruit « tau ».

Modalité Tau	LMF	LIF	RMF	RIF
0.01	87.52 %	85.65 %	83.99 %	84.74 %
0.02	83.23 %	81.29 %	78.81 %	80.74 %
0.03	79.12 %	77.56 %	76.77 %	78.68%
0.04	74.97%	73.14 %	69.09 %	72.51 %

Selon les résultats des tests montrés dans le **Tableau III.22** les taux de reconnaissance préférable sont entre « 83.99 » et « 87.52 ».

- **Variation des colonnes dans chaque cellule :**

Nous avons testé aussi plusieurs valeurs des colonnes dans chaque cellule pour extraire celui qui donne le meilleur TR pour chaque modalité (RMF, RIF, LMF, LIF).les résultats sont montrés dans le **Tableau III.23**.

Tableau III.23 : TR en fonction des variations des colonnes dans chaque cellule.

Modalité gridCellX	LMF	LIF	RMF	RIF
4	79.35 %	79.98 %	77.69 %	78.28 %
8	82.49 %	82.12 %	80.41 %	81.69 %
16	88.99 %	86.46 %	82.67 %	84.75 %
20	78.77%	76.21%	74.99%	75.91%

A partir du tableau précédent nous constatons que la meilleure valeur de la variation des colonnes dans chaque cellule est « 16 », dont les taux de reconnaissance varient entre « 84% » et « 88% », alors la valeur « 16 » a été fixée pour notre travail.

- **Variation des lignes dans chaque cellule :**

Dans ce tableau nous avons varié des lignes dans chaque cellule du descripteur FPLBP pour le but de améliorer le TR pour chaque modalité séparément (LMF, LIF, RMF, RIF). nous avons classé par ordre dans le **Tableau III.24** les résultats de la variation de des lignes dans chaque cellule.

Tableau III.24 : TR en fonction des variations des lignes dans chaque cellule.

Modalité gridCellX	LMF	LIF	RMF	RIF
3	88.32 %	88.82 %	86.64 %	87.38
13	82.64 %	82.34 %	80.73 %	80.61 %
23	87.86 %	86.42 %	82.97 %	84.75 %
29	82.39 %	82.44 %	79.88 %	81.27 %

Selon les aboutissements de la variation de nombre des lignes dans chaque cellule la valeur préférable de ce paramètre est « 23 » dont le taux de reconnaissance se varie entre « 82.67 » et « 88.99 ».

- **Variation de la valeur de troncation d’histogramme :**

Le **Tableau III.25** donne les résultats de test de la variation de la distance pour chaque modalité (LMF, LIF, RMF, RIF).

Tableau III.25 : TR pour les différents Variation de la longueur d’unité.

T.H Modalité	0.1	0.2	0.3	0.4
RMF	84.75 %	85.42%	87.45%	88.41 %
RIF	82.97 %	84.78%	86.22%	89.22 %
LMF	86.42 %	86.94%	87.39%	89.32 %
LIF	87.86 %	87.89%	88.87%	89.78 %

L'augmentation du nombre d'unités améliore le pourcentage de classification correcte. Dont la meilleure longueur d'unité=0.4 qui cède un taux de reconnaissance entre « 92.39% » et « 92.62% ».

III.5. Résultats trouvés par le système multimodal :

Dans cette expérience, nous allons fusionner les informations des différents doigts (modalités) de chaque personne (LIF, LMF, RIF, et RMF) pour avoir un rendement meilleur et plus efficace. Néanmoins, cette fusion a été faite au niveau d'extraction des caractéristiques. Ces vecteurs sont concaténés en un seul vecteur.

III.5.1. Expérience :

Cette expérience consiste à faire un système multimodal où nous avons utilisé deux modalités ensemble, trois modalités ensemble et quatre modalités ensemble. La fusion est faite au niveau d'extraction des caractéristiques pour chaque algorithme séparé (Gabor, HOG, TPLBP et FPLBP). Nous avons présenté les résultats trouvés par chaque système multimodal dans un tableau. Après, nous avons fait la comparaison entre les résultats trouvés pour choisir le meilleur résultat.

III.5.1.a. Résultats trouvés par filtre de Gabor :

Les résultats montrés dans le **Tableau III.26** sont l'ensemble des tests pour les différents systèmes multimodaux (2 modalités, 3 modalités et 4 modalités).

Tableau III.26 : TR en système multimodal avec filtre Gabor.

Modalités	Taux de reconnaissance
LIF/LMF	92,17 %
LIF/RIF	92,53 %
LIF/RMF	92,26 %
LMF/RIF	92,03 %
LMF/RMF	93,22 %
RIF/RMF	92,53 %
LIF/LMF/RIF	95.63 %
LMF/RIF/RMF	95.36 %
RIF/RMF/LIF	95.85%
RMF/LIF/LMF	95.92%
LIF/LMF/RIF/RMF	97.29 %

En augmentant le nombre des modalités, le taux de reconnaissance s'augmente de « 89.17% » à « 97.29% ».

III.5.1.b. Résultats trouvés par le descripteur HOG :

Selon l'implémentation de l'algorithme HOG pour chaque combinaison multimodale (2, 3 et 4 modalités), nous avons obtenus les résultats illustrés dans le **Tableau III.27**.

Tableau III.27 : TR en système multimodal avec le descripteur HOG.

Modalités	Taux de reconnaissance
LIF/LMF	94,93 %
LIF/RIF	94,82 %
LIF/RMF	94,93 %
LMF/RIF	94,84 %
LMF/RMF	95,14 %
RIF/RMF	95,09 %
LIF/LMF/RIF	97.65%
LMF/RIF/RMF	97,47 %
RIF/RMF/LIF	97.59%
RMF/LIF/LMF	97.72%
LIF/LMF/RIF/RMF	98,38 %

A chaque fois on augmente le nombre de modalités pour les systèmes multimodaux de descripteur HOG, le taux de reconnaissance s'augmente. Il se varie entre 91% et 98.38%.

III.5.1.c. Résultats trouvés par TPLBP :

Dans le **Tableau III.28** nous avons testé les différents systèmes multimodaux (2 modalités, 3 modalités, 4 modalités) le taux de reconnaissance (TR) de notre système. Nous avons classé par ordre les résultats des tests.

Tableau III.28 : TR en système multimodal par le descripteur TPLBP.

Modalités	Taux de reconnaissance
LIF/LMF	94,98 %
LIF/RIF	95,23 %
LIF/RMF	95,57 %
LMF/RIF	95,03 %
LMF/RMF	95.69%
RIF/RMF	95. 58%
LIF/LMF/RIF	97.42%
LMF/RIF/RMF	97.67%
RIF/RMF/LIF	97.53%
RMF/LIF/LMF	97.81%
LIF/LMF/RIF/RMF	99.14%

D'après le **Tableau III.28** des résultats des systèmes multimodaux par le descripteur FPLBP, à chaque augmentation des modalités le TR s'augmente. Pour un système de deux modalités le TR se varie entre 92% et 94%. En outre, un système de trois modalités le TR balance entre 96% et 96.81%. Mais le meilleur TR est celui de quatre modalités 99.14%.

III.5.1.d. Résultats trouvés par FPLBP :

Le **Tableau III.29** donne les résultats de test des différents systèmes multimodaux (2, 3 et 4 modalités).

Tableau III.29 : TR en système multimodal par le descripteur FPLBP.

Modalités	Taux de reconnaissance
LIF/LMF	96.13
LIF/RIF	96.19
LIF/RMF	96.26
LMF/RIF	96.23
LMF/RMF	96.25
RIF/RMF	96.22
LIF/LMF/RIF	97.39
LMF/RIF/RMF	97.29
RIF/RMF/LIF	97.32
RMF/LIF/LMF	97.31
LIF/LMF/RIF/RMF	98.47%

A chaque fois on augmente le nombre des modalités, le taux de reconnaissance s'augmente. Il se varie entre 96% et 98.47%. Le meilleur pourcentage de classification est celui de quatre modalités ensemble (LIF, LMF, RIF et RMF) « 98.47% ».

III.6. Etude comparative entre le système monomodal et le système multimodal :

Tableau III.30 : la comparaison entre les systèmes monomodaux et multimodaux.

	Monomodal				Multimodal		
	LMF	LIF	RMF	RIF	LMF/LIF	LMF/LIF /RMF	LMF/LIF/RMF/RIF
Gabor	92.99%	92.42%	92.15%	92.29%	93.22%	95.92%	97.29%
HOG	87.57%	84.25%	86.96%	83.23%	95.14%	97.72%	98.38%
TPLBP	90.57%	90.25%	89.99%	88.86%	95.69%	97.81%	99.14%
FPLBP	89.78%	89.32%	88.49%	89.22%	96.26%	97.39%	98.48%

D'après les résultats expérimentaux on constate que le meilleur taux de reconnaissance est obtenu par le l'algorithme TPLBP en système multimodale en comparant avec le même algorithme en système monomodale, Aussi pour les autres algorithmes Gabor, HOG et FPLBP les meilleurs résultats ont été obtenus en système multimodale, par conséquent et à partir des résultats résumés du tableau 30, on peut distinguer que l'utilisation d'un système multimodal donne des résultats améliorés par rapport à l'utilisation d'un système monomodal. Ce qui donne un taux de reconnaissance meilleur.

III.6.2. l'étude comparative pour les travaux existe dans littérature : III.6.2.a. La méthode 1 :

Dans cette méthode, nous étudions le problème de la fusion de l'information de la biométrie multimodale dans la reconnaissance FKP au niveau des caractéristiques. D'un autre côté, nous fusionnons les caractéristiques de chaque doigt, puis calculons le taux de reconnaissance. En fait, le but de cette expérience est d'étudier la performance de l'algorithme lorsque nous fusionnons des informations provenant de plus d'un doigt d'une personne. On peut dire que par ce travail, l'algorithme fonctionne comme une sorte de méthode multimodale avec un seul trait biométrique mais plusieurs unités. Pour fusionner les caractéristiques de chaque doigt, nous combinons le vecteur de caractéristiques de différents doigts dans des vecteurs d'union. D'autre part, si α et β sont deux vecteurs caractéristiques de deux doigts différents, qui sont respectivement n et m -dimensionnels, le vecteur caractéristique combiné aura une dimension $(n + m)$. Dans notre expérience, après avoir appliqué le filtre de Gabor et la combinaison d'algorithmes PCA et LDA dans chaque FKP, 164 caractéristiques sont extraites

de chaque image. La distance euclidienne est utilisée comme un classificateur pour la reconnaissance et dans chaque cas, 6 images échantillons par classe d'entraînement ont été utilisées. [48]

III.6.2.b.La méthode 2 :

Dans cette Méthode, nous étudions le problème de la fusion dans la reconnaissance FKP. Par ailleurs, nous examinons les résultats des caractéristiques et des niveaux de score correspondants. Au niveau des fonctionnalités, nous fusionnons les caractéristiques de chaque doigt, puis calculons le taux de reconnaissance, car les caractéristiques extraites d'un doigt sont indépendantes de celles extraites des autres. Dans cette étape, nous combinons les caractéristiques pour 2, 3 et 4 doigts, avec lesquelles les nouveaux vecteurs caractéristiques auront respectivement 328, 492 et 656 dimensions. Au niveau du score de correspondance, la distance euclidienne fournit un score d'appariement pour chaque FKP indiquant la proximité du vecteur de caractéristiques avec le vecteur de modèle. Ces scores peuvent être combinés pour reconnaître l'identité de la personne. [49]

Tableau III.31 : T.R en fusionnant l'information de différentes combinaisons pour les deux méthodes (1 et 2).

	Monomodal				Multimodal		
	LMF	LIF	RMF	RIF	LMF/LIF	LMF/LIF /RMF	LMF/LIF/RMF /RIF
Méthode 1 [48]	69.92%	71.52%	75.25%	71.41%	93.43%	96.57%	98.79%
Méthode 2 [49]	88.59%	89.90%	88.48%	89.49%	95.56%	96.06%	96.56%

Les résultats expérimentaux démontrent que le RMF fonctionne mieux que les autres doigts. Ainsi que lorsque l'information de quatre doigts est fusionnée au niveau des caractéristiques, l'algorithme d'authentification FKP proposé peut identifier ou vérifier l'identité personnelle avec un taux de reconnaissance élevé. Jusqu'à « 98.79% » pour la méthode 1 et « 96.56 % » pour la méthode 2.

III.6.3. La comparaison entre notre travail avec les travaux existants dans la littérature :

Tableau III.32 : La comparaison entre la méthode proposée et les méthodes existantes dans la littérature.

		Monomodal				Multimodal
		LMF	LIF	RMF	RIF	LMF/LIF/RMF/RIF
Méthode proposée	Gabor	92.99%	92.42%	92.15%	92.29%	97.29%
	HOG	87.57%	84.25%	86.96%	83.23%	98.38%
	TPLBP	90.57%	90.25%	89.99%	88.86%	99.14%
	FPLBP	89.78%	89.32%	88.49%	89.22%	98.48%
Méthode 1 [48]		69.92%	71.52%	75.25%	71.41%	98.79%
Méthode 2 [49]		88.59%	89.90%	88.48%	89.49%	96.56%

Les résultats expérimentaux démontrent que la méthode proposée qu'elle soit basée sur l'algorithme TPLBP fonctionne mieux que les 2 méthodes existantes dans la littérature (méthode 1 et méthode 2). Dans ce cadre, lorsque l'information de quatre doigts est fusionnée au niveau des caractéristiques, le taux de reconnaissance est élevé, jusqu'à « 99.14% » pour la méthode proposée, « 98.79% » pour la méthode 1 et « 96.56 % » pour la méthode 2.

III.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthode proposée de FKP. Les résultats expérimentaux montrent que les résultats trouvés par le système multimodal donnent des performances préférables comparées avec les résultats sur le système monomodal. De la sorte, nous avons trouvé que le descripteur TPLBP donne les meilleures performances par rapport aux autres algorithmes testés. On peut conclure, quel que soit l'algorithme ou la méthode utilisée dans un système biométrique l'utilisation de la multimodalité est meilleure que l'utilisation d'un système monomodale.

Conclusion générale

Conclusion générale

Conclusion générale

De nos jours, la biométrie est considérée comme le moyen le plus sûr pour la sécurité. Elle est de plus en plus appliquée dans la réalité grâce à ses avantages, ses divers applications : applications de contrôle d'accès, dans les téléphone portables, dans l'e-commerce etc...

Dans cette étude on a présenté une vue générale de la biométrie, un survol sur quelques techniques biométriques et on a présenté l'architecture et les modules d'un système biométrique. Nous avons donné aussi un aperçu sur la multi modalité et les techniques de mesure.

Parmi les modalités les plus utilisées dans la reconnaissance biométrique, est l'empreinte des articulations des doigts. Les chercheurs essayent toujours de développer les systèmes de reconnaissance à travers des outils mathématiques habituellement complexes et de faire la discrimination entre les individus ce qui nous met dans un environnement très diversifié.

Les objectifs poursuivis dans notre mémoire proposent une démarche pour améliorer la performance de la reconnaissance biométrique via l'empreinte des articulations des doigts FKP par plusieurs méthodes avec ensembles d'opérations. Pour cela, nous avons fait la comparaison entre différentes méthodes d'extraction des caractéristiques, ce qui nous a permis d'en choisir celle qui est la mieux adaptée à notre problème, suivant les résultats obtenus, nous avons choisi la méthode qui consiste à l'utilisations de l'algorithme TPLBP avec la combinaisons des quatre modalités de L'FKP (LMF, LIF, RMF et RIF), en utilisant le KNN (avec la distance Cityblock) pour la classification comme meilleur méthode.

Enfin, les résultats obtenus sont très intéressantes, En effet on est arrivé à un taux de reconnaissance peut idéal de 99.14%, ce taux est très intéressant ce qui rend notre système fiable où il répond bien à l'objectif que nous nous sommes fixés au départ, ce qui signifie que la mise en œuvre du système permet de la reconnaissance d'individus avec un risque d'erreur trop faible.

Nous proposons comme perspective la concentration sur l'évaluation de la performance de la reconnaissance en utilisant une base de données de grande taille et de l'intégration d'autres traits biométriques pour obtenir meilleures performances.

Bibliographie

- [1] GREGORY, Peter et SIMON, Michael A. Biometrics for dummies. John Wiley & Sons, 2008.
- [2] JAIN Anil K, Arun A. Ross, NANDAKUMAR Karthik. Introduction to Biometrics, 2008.
- [3] VIELHAUER, Claus. Biometric user authentication for IT security: from fundamentals to handwriting, Springer Science & Business Media, 2005.
- [4] BENAÏSSA Abdelhak, ADJOUT Mohamed. Fusion de la DCT-PCA et la DCT-LDA appliquée à la reconnaissance de visages, Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Alger, 2007.
- [5] LI, Stan Z. et JAIN, Anil K. (ed.). Encyclopedia of Biometrics: I-Z. Springer Science & Business Media, 2009.
- [6] Mourad CHAA. Système de reconnaissance de personne par des systèmes biométriques, Thèse de Doctorat, Université Ferhat Abbas – Sétif -1- UFAS (ALGERIE), 2017.
- [7] JAIN, Anil K., BOLLE, Ruud, et PANKANTI, Sharath (ed.). Biometrics: personal identification in networked society. Springer Science & Business Media, 2006.
- [8] WAYMAN, James, JAIN, Anil, MALTONI, Davide, et al. An introduction to biometric authentication systems. In : Biometric Systems. Springer London, 2005.
- [9] BOUDJELLAL, Sofiane. Détection et identification de personne par méthode biométrique, Thèse de doctorat, Université Mouloud Mammeri, 2012.
- [10] ZHANG, Lin, ZHANG, Lei, et ZHANG, David. Finger-knuckle-print: a new biometric identifier. In: Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on. IEEE, 2009.
- [11] MERAOUZIA, Abdallah, CHITROUB, Salim, et BOURIDANE, Ahmed. Fusion of finger-knuckle-print and palmprint for an efficient multi-biometric system of person recognition. In : Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011.
- [12] AKROUF, Samir. Une approche multimodale pour l'identification du locuteur. Thèse de doctorat. 2014.
- [13] JAIN, Anil K., BOLLE, Ruud, et PANKANTI, Sharath (ed.). Biometrics: personal identification in networked society. Springer Science & Business Media, 2006.

Bibliographie

- [14] FISHER, Ronald A. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of human genetics*, 1936.
- [15] MORIZET, Nicolas, THOMAS, E. A., ROSSANT, Florence, et al. Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie. P1-11. Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), département d'Electronique, 2006.
- [16] LAJEVARDI, Seyed Mehdi, ARAKALA, Arathi, DAVIS, Stephen A., et al. Retina verification system based on biometric graph matching. *IEEE transactions on image processing*, 2013.
- [17] WOODWARD JR, John D., HORN, Christopher, GATUNE, Julius, et al. *Biometrics: A look at facial recognition*. RAND CORP SANTA MONICA CA, 2003.
- [18] PERRONNIN, Florent et DUGELAY, Jean-Luc. Introduction à la biométrie-Authentification des individus par traitement audio-vidéo. *Traitement du signal*, 2002.
- [19] DIDELET, Elisabeth. Les arbres de neurones avec rejet d'ambiguïté. Application au diagnostic pour le pilotage en temps réel du réseau téléphonique français. 1992. Thèse de doctorat.
- [20] ABABSA, Souhila Guerfi. Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D. Evry-Val d'Essonne, 2008.
- [21] VU, DANG Hoang. Biométrie pour l' Identification. Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoï, Vietnam, 2005, p. 07-2005.
- [22] OUSSAMA, MOULAY BRAHIM et MOHAMED IBRAHIM, ARBAOUI. Identification des personnes par. 2015.
- [23] BELAHCEN, Mébarka. Authentification et identification en biométrie. Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider Biskra. 2013.
- [24] GUESMI, Hanêne. Identification de personnes par fusion de différentes modalités biométriques. Thèse de doctorat. Télécom Bretagne. Université de Rennes 1, 2014.
- [25] MANSFIELD, Tony, KELLY, Gavin, CHANDLER, David, et al. Biometric product testing final report. Contract, 2001.
- [26] BENCHENNANE, Ibtissam. Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus. Thèse de doctorat. University of sciences and technology in Oran. 2015.

Bibliographie

- [27] ALLANO, Lorène. La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles. Thèse de doctorat. Evry, Institut national des télécommunications. 2009.
- [28] BELAHCEN, Mébarka, Méthode de fusion et Normalisation, chapitre 4, thèse université Biskra, 2013.
- [29] ZHANG, Lin, ZHANG, Lei, ZHANG, David, et al. Online finger-knuckle-print verification for personal authentication. *Pattern recognition*, 2010.
- [30] SHARIATMADAR, Zahra S. et FAEZ, Karim. Finger-knuckle-print recognition via encoding local-binary-pattern. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 2013.
- [31] SHEN, LinLin, BAI, Li, et FAIRHURST, Michael. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification. *Image and Vision Computing*, 2007.
- [32] ZHOU, Mian et WEI, Hong. Face verification using gaborwavelets and adaboost. In: *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on. IEEE*, 2006.
- [33] XIE, Shufu, SHAN, Shiguang, CHEN, Xilin, et al. Fusing local patterns of gabor magnitude and phase for face recognition. *IEEE transactions on image processing*, 2010.
- [34] OJALA, Timo, PIETIKÄINEN, Matti, et HARWOOD, David. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 1996.
- [35] OJALA, Timo, PIETIKAINEN, Matti, et MAENPAA, Topi. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002.
- [36] WOLF, Lior, HASSNER, Tal, et TAIGMAN, Yaniv. Descriptor based methods in the wild. In: *Workshop on faces inreal-lifeimages: Detection, alignment, and recognition. 2008*
- [37] ALISMAIL MohamedRaouf, OURCHANI NorElhouda., "Fusion multimodale des scores pour la reconnaissance des personnes", Université Mohamed Khider Biskra, 2011.
- [38] NAIT-ALI, Amine et FOURNIER, Régis. Traitement du signal et de l'image pour la biométrie. 2012.
- [39] KITTLER, Josef. Combining classifiers: A theoretical framework. *Pattern analysis and Applications*, 1998.

Bibliographie

- [40] BUYSSENS, Pierre. Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e_transactions. Thèse de doctorat. Université de Caen. 2011.
- [41] VAPNIK, Vladimir. The nature of statistical learning theory. Springer science & business media, 2013.
- [42] DALAL, Navneet et TRIGGS, Bill. Histograms of oriented gradients for human detection. In: Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2005.
- [43] CHEON, Minkyu, LEE, Wonju, YOON, Changyong, et al. Vision-based vehicle detection system with consideration of the detecting location. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2012.
- [44] BENHALLOU Khadidja Ep. BENACHENHOU. Interface Design for Human Pose Estimation. Université des Sciences et de la technologie d'Oran, 2015.
- [45] DÉNIZ, Oscar, BUENO, Gloria, SALIDO, Jesús, et al. Face recognition using histograms of oriented gradients. Pattern Recognition Letters, 2011.
- [46] BERRANI, Sid-Ahmed, AMSALEG, Laurent, et GROS, Patrick. Recherche par similarités dans les bases de données multidimensionnelles : panorama des techniques d'indexation. Ingénierie des systèmes d'information, 2002.
- [47] XIANG, Shiming, NIE, Feiping, et ZHANG, Changshui. Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification. Pattern Recognition, 2008.
- [48] SHARIATMADAR, Zahra S. et FAEZ, Karim. A novel approach for Finger-Knuckle-Print recognition based on Gabor feature fusion. In: Image and Signal Processing (CISP), 4th International Congress on. IEEE, 2011.
- [49] SHARIATMADAR, Zahra S. et FAEZ, Karim. An efficient method for finger-knuckle-print recognition by using the information fusion at different levels. In: Hand-Based Biometrics (ICHB), International Conference on. IEEE, 2011.