

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار- عنابة

Année : 2019

Faculté: Sciences de l'Ingéniorat
Département: Electronique

MEMOIRE
Présenté en vue de l'obtention du diplôme de :
MASTER

Intitulé :

Identification biométrique des personnes par les empreintes
palmaires

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Télécommunications

Spécialité: Système de Télécommunications.

Par :

Sadalah Khedidja

DEVANT Le JURY

Président : K. BOUKARI

Directeur de mémoire : F.AMARA

Examineurs : A. BOULMAIZ

N.BOUTERAA

MCA UBM Annaba

MCB UBM Annaba

MCB UBM Annaba

MCA UBM Annaba

Résumé

Résumé :

L'objectif de ce travail est de développer un système d'identification des personnes à partir de leurs empreintes palmaires qui est unique à l'individu.

Notre système est basé sur le principe d'apprentissage automatique, dont nous avons extrait des paramètres caractéristiques tels que LBP, BSIF et LPQ. Ces paramètres seront l'entrée du classificateur KNN (K-voisins plus proches). Après cette étape notre système sera capable de décider est ce que une nouvelles personne appartient à la base ou non.

Nous avons trouvé que les paramètres LPQ présentent le meilleur taux de reconnaissance qui atteint les 94%.

Mots-clés: système d'identification, empreinte palmaire, apprentissage, LBP, BSIF, LPQ, classificateur KNN, la base, taux de reconnaissance.

ملخص :

الغرض من هذا العمل هو تطوير النظام لتحديد هوية الأشخاص من خلال بصمة الكف الفذة للفرد. يعتمد نظامنا على مبدأ التعلم الآلي ، الذي استخرجنا منه المعلمات المميزة مثل LPQ و BSIF و LBP. ستكون هذه المعلمات هي مدخل مصنف KNN (k أقرب الجيران) . بعد هذه الخطوة، سيكون نظامنا قادرًا على تقرير ما إذا كان شخص جديد ينتمي إلى القاعدة أم لا. وجدنا أن المعلمات LPQ لديها أفضل معدل التعرف 94 %.

الكلمات المفتاحية: نظام لتحديد الهوية، بصمة الكف، التعلم الآلي، النمط الثنائي المحلي، ميزات صورة إحصائية ثنائية، تكميم المرحلة المحلية، المصنف، القاعدة، معدل التعرف.

Résumé

Abstract :

The purpose of this work is to develop a system of identifying people from their palmprint that is unique to the individual.

Our system is based on the principle of machine learning, from which we extracted characteristic parameters such as LBP, BSIF and LPQ. These parameters will be the input of the KNN classifier (K-nearest neighbors). After this step our system will be able to decide whether a new person belongs to the base or not.

We found that the LPQ parameters have the best recognition rate of 94% .

Keywords: identification system, palmprint, Learning, LBP, BSIF, LPQ, KNN classifier, base, recognition rate.

Dédicace

Je dédie ce mémoire à mon très chers parents, dont l'incommensurable contribution à l'éducation, à mon instructions et à tous les instants de mon vies, ravivera jusqu'à 'à la fin de mon jours mon infinies tendresse. Qu'ils trouvent ici l'expression de mon éternelles reconnaissances.

À tous les professeurs et enseignants qui m'ont suivi durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études.

*A la fille de mon frère **RITAL** qui m'a apporté la joie.*

A toutes mes familles à mes cousines et cousins à tous mes amies en témoignage de mon affection.



Remerciements

*Nous remercions tout en premier lieu **ALLAH** tout puissant qui a illuminé notre chemin de lueur du savoir et de la science et pour la volonté, la santé et la patience pour accomplir ce travail.*

Nous tenant à remercier sincèrement Mr. Amara en tant que encadreur, qui a toujours montés à l'écoutes et très disponibles tout au long de la réalisation de ce mémoire,

Merci beaucoup pour votre disponibilité, pour les nombreuses et intéressantes discussions scientifiques, pour les remarques et orientations constructives, pour les nombreux conseils avisés, pour vos encouragements quotidiens, pour ne pas avoir cessé, pour le soutien permanent, pour votre compréhension, pour la confiance que vous avez accordée et qu'il a toujours témoignée à mon égard, pour votre écoute et tout simplement pour votre gentillesse.

Aux membres de jury

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciement à tous nos proches et amies, qui nous on toujours soutenues et encouragées au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous.

Abréviations

Liste des abréviations :

ADN: Acide DésoxyriboseNucléique

BDD: Base de données

BSIF : ("Binarized Statistical Image Features").

CCD : Récepteurs à transferts de charge (" charge coupled device")

FFT: Fast Fourier Transform

FKP : Empreintes des articulations des doigts ("Finger-Knuckle-Print").

IR : Infrarouge

KNN : Algorithme des k plus proches voisins ("*k-nearest neighbors*").

LED: Light-Emitting Diode.

LBP : Motif binaire local ("Local Binary Patterns").

LPQ : Quantification de Phase Locale ("Local Phase Quantization ")

RBM : Machine de Boltzmann Restreinte.

ROI: Région d'intérêt ("Region Of Interest").

SVM : Machine à vecteurs de support("support vector machine").

Liste des tableaux

Liste des Tableaux :

Tableau III.1 : Résultats obtenus de l'image capturé en lumière bleu.

Tableau III.2 : Résultats obtenus de l'image capturé en lumière Rouge.

Tableau III.3 : Résultats obtenus de l'image capturé en lumière Infrarouge.

Liste des Figures :

Figure I.1: Exemples de modalités biométriques

Figure I.2: Classification d'un certain nombre de modalités biométriques

Figure I.3 : Dispositif de reconnaissance de la géométrie de main

Figure I.4: a) Image d'une empreinte digitale ;b) Dispositif de reconnaissance d'empreintes digitales.

Figure I.5 : la reconnaissance de visage.

Figure I.6 : la reconnaissance d'iris.

Figure I.7 : la reconnaissance de la rétine.

Figure I.8 : Système de reconnaissance de signature

Figure I.9 : Système de reconnaissance de frappe au clavier

Figure I.10 : Image de la Reconnaissance vocale

Figure I.11 : Capteur de solde marche

Figure I.12 : image d'ADN

Figure I.13 : Reconnaissance des veines.

Figure I.14 : Quelques applications de la biométrie

Figure. II.1: La paume de la main

Figure II.2: L'empreinte palmaire et ses plis

Figure II.3 a et b : les points de référence de l'empreinte palmaire.

Figure II.4: Architecture d'un système biométrique.

Figure II.5(a) : Empalement du ROI.

Figure II.5(b) : Empreinte palmaire ROI.

Figure II.6 : Une illustration de LBP basique.

Figure II.7 : Quelque modalité et leurs images LBP.

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

Figure II.9 : Les 13 images naturelles utilisées pour l'apprentissage des filtres dans le descripteur
BSIF

Figure II.10 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur
LPQ

Figure II.11 : Exemple de classification k-NN.

Figure II.12 : Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan .

Liste des Figures

Figure III.1 : Notre auto-développé dispositif d'imagerie multi spectrale.

Figure III.2 : Six images d'empreintes palmaires typiques dans la base de données.

Figure III.3 : Organigramme d'un système de reconnaissance des empreintes palmaires.

Figure III.4 : Architecture globale de notre système.

Figure III.5 : Exemple d'images de la base de données.

Figure III.6 : Exemple d'extraction de caractéristique d'image de la base de données.

Figure III.7 : Exemple de valeurs vectorielles.

Sommaire

Sommaire

Résumé.....	I
Dédicace.....	III
Remerciement.....	IV
Listes des abréviations.....	V
Liste des tableaux.....	VI
Liste des figures.....	VII
Introduction générale.....	1

CHAPITRE I : Généralités sur la biométrie.

I.1.Introduction	3
I.2.Définition de la biométrie.....	3
I.2.1.L'objectif de la biométrie.....	4
I.3.Principaux modalités biométriques.....	4
I.3.1.Modalités morphologiques (physiologiques).....	4
I.3.2.Modalités comportementale.....	8
I.3.3.Modalités biologiques.....	10
I.4.Les applications de la biométrie.....	11
I.5.Conclusion.....	13

CHAPITRE II : Système de reconnaissance des empreintes palmaires.

II.1.Introduction.....	14
II.2. L'empreinte de palmaire	14
II.2.1 Caractéristique biométrique d'une empreinte palmaire et les type de Reconnaissance	14
II.2.2. Reconnaissance par empreinte palmaire	16
II.3. Architecture d'un système biométrique.....	16
II.4.Les méthodes de prétraitement	17
II.4.1.L'Extraction de ROI.....	17
II.5. Extraction des caractéristiques	17

Sommaire

II.5. 1.Motif binaire local (LBP)	18
II.5.2. Fonctionnalités d'image statistique binaires (BSIF).....	19
II.5.3. Quantification de Phase Locale (LPQ).....	21
II.6. Réduction de dimension.....	22
II.7.La Classification	23
II.7.1.Les étapes d'une classification	24
II.7.2. Quelques algorithmes de classification.....	24
II.7.2. 1. Des k plus proches voisins (KNN)	24
II.7.2. 2. Machine à vecteurs de support (SVM).....	26
II.7.2.3.Machine de Boltzmann Restreinte (RBM).....	28
II.8.Conclusion.....	29
CHAPITRE III : Résultats expérimentaux et discussions.	
III.1.Introduction	30
III.2. Base de données de l'empreinte palmaire.....	30
III.2.1. Formats d'image.....	31
III.3.Séparation des bases de données.....	31
III.3.1. Images d'apprentissages.....	31
III.3.2. Images de Tests.....	32
III.4.Organigramme d'un système biométrique.....	32
III.5.Architecture globale du système.....	33
III.5.1 Prétraitement.....	33
III.5.2 Extraction de caractéristiques.....	34
III.5.3 Classification.....	35
III.6. Résultats et discussion.....	35
III.7.Conclusion.....	37
Conclusion générale	38
Bibliographié	39

Introduction Générale

Introduction générale :

De nos jours on parle de plus en plus de l'insécurité dans divers secteurs ainsi que des moyens informatiques à mettre en œuvre pour contrer cette tendance. La vérification et l'identification des individus est l'un des moyens permettant d'assurer cette sécurité. L'être humain se sert quotidiennement de son système visuel pour identifier les personnes de façon automatique, bien que le processus mis en jeu soit complexe.

L'homme a mis en place des moyens de vérification d'identité qui sont liés, soit à ce que possède une personne telle qu'une carte d'identité ou un passeport, soit à ce que sait cette personne, c'est le cas du mot de passe ou un code PIN. Néanmoins, ces éléments peuvent être oubliés, volés ou falsifiés. Pour contourner ces limitations, un autre moyen de sécurité a été développé qui permet d'utiliser, non pas l'information qu'un individu possède ou connaît, mais une information (propre) intrinsèque à cette personne. Cette nouvelle façon d'identification des individus est la biométrie.

Durant tout le XX siècle, le mot « biométrie » a été utilisé quasi exclusivement dans le sens très large de « étude quantitative des êtres vivants », notamment à l'aide des méthodes statistiques. C'est dans cette optique que la revue Biométrie paraît depuis 1901 et que société internationale de Biométrie (The International Biométrie Society) a été fondée en 1947.

De nombreuses technologies biométriques ont été développées, toutes basées sur les identificateurs biométriques physiologiques et comportementales telles que : l'iris, la voix, les empreintes digitales, le visage, la signature.... Ces derniers sont plus fiables que les systèmes classiques (clé, mot de passe. . .) dans la reconnaissance d'une personne car ils sont difficilement falsifiables. C'est la raison pour laquelle les systèmes biométriques sont actuellement de plus en plus sollicités.

La reconnaissance d'empreintes palmaire dans le cas usuel, civil ou commercial, n'est autre qu'un processus de comparaison de deux images d'empreintes complètes de qualité contrôlée. La nature de l'empreinte palmaire similaire à celle digitale a incité les chercheurs à exploiter les concepts et les approches conçues pour la reconnaissance digitale.

À travers cette étude nous avons choisi un système de reconnaissance par les empreintes palmaires. Ce système utilise la forme de la partie intérieure de la main pour extraction des caractéristiques biométriques d'identification des individus.

Pour cela je vais dans ce mémoire d'essayer d'atteindre l'objectif de la réalisation des systèmes biométriques basés sur les méthodes : ROI, LBP, BSIF et LPQ, avec PCA et KNN à travers trois chapitres, plusieurs notions et concepts de la biométrie vont être abordés :

Introduction Générale

- **Le premier chapitre :** Dans ce chapitre, nous allons apprendre ce qu'est le concept de bio-reconnaissance, ainsi que ses principales modalités, une étude détaillée du système biométrique et de ses domaines d'application sera développée.
- **Le deuxième chapitre :** On exposera dans ce chapitre, les méthodes utilisées pour Prétraitement, et l'extraction des caractéristiques, et la classification.
- **Le troisième chapitre :** On présente l'empreinte palmaire comme modalité biométrique, et ses caractéristiques exploitées dans les différents types de reconnaissance ainsi que le processus général de sa reconnaissance. Puis les résultats expérimentaux obtenus par chaque méthode.

Enfin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale.

Chapitre I

I.1 Introduction :

Face à la fraude documentaire et au vol d'identité, à de nouvelles menaces telles que le terrorisme ou la cybercriminalité, et face aux changements compréhensibles de la réglementation internationale, de nouvelles solutions technologiques sont progressivement mises en œuvre. L'une de ces technologies, la biométrie, s'est rapidement imposée comme le moyen le plus pertinent d'identifier et d'authentifier les individus de manière fiable et rapide, grâce à l'utilisation de caractéristiques biologiques uniques.

Aujourd'hui, de nombreuses applications utilisent cette technologie. Ce qui, par le passé, était réservé à des applications sensibles telles que la sécurité des sites militaires se développe rapidement grâce aux applications du domaine public. Dans ce chapitre, on donne quelques notions et définitions de base liées à la biométrie.

Nous introduirons aussi les différentes modalités utilisées [1] et leur application.

I.2 Définition de la biométrie :

Étymologiquement, le terme biométrie se compose du terme « bio » (du grec ancien βίος qui signifie « vie ») et du terme « métrie » (du grec ancien μέτρον, qui signifie « mesure »). Ainsi, dans son sens premier, biométrie signifie « mesure du vivant » et fait référence à l'étude scientifique et quantitative du monde vivant et des êtres vivants. La biométrie fait maintenant surtout référence à l'ensemble des techniques utilisées pour identifier un individu grâce à certaines de ses caractéristiques physiques, biologiques, et comportementale [2].

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 1.1**).

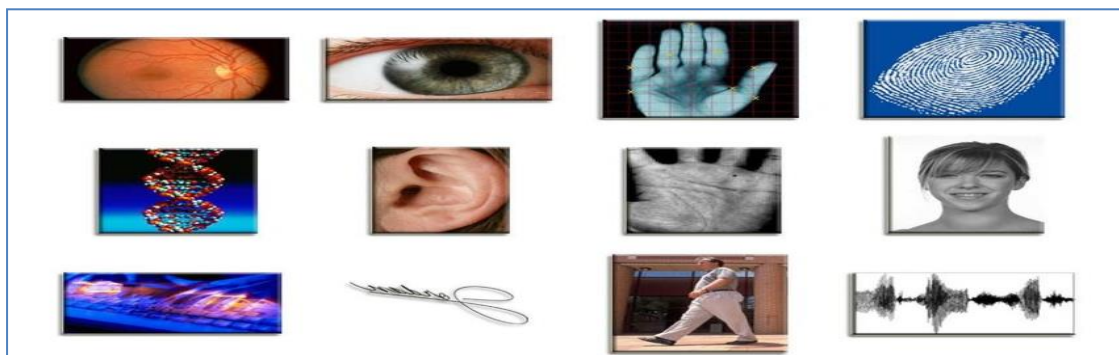


Figure I.1: Exemples de modalités biométriques.

I.2.1.L'objectif de la biométrie :

Contrairement à l'utilisation d'autres formes d'authentification, telles que les mots de passe ou les jetons, la reconnaissance biométrique fournit un lien fort entre un individu et un enregistrement de données.

La biométrie peut apporter une aide substantielle dans le domaine de la prévention des tentatives d'établissement frauduleux de plusieurs identités. En cherchant dans les références biométriques inscrites, il est possible de mettre en évidence les personnes qui semblent s'être inscrites auparavant en utilisant une identité différente. Il est très difficile d'effectuer ce type de contrôle sans utiliser la biométrie.

I.3 Principaux modalités biométriques :

Il existe plusieurs modalités biométriques utilisées dans divers secteurs, On peut distinguer trois catégories :

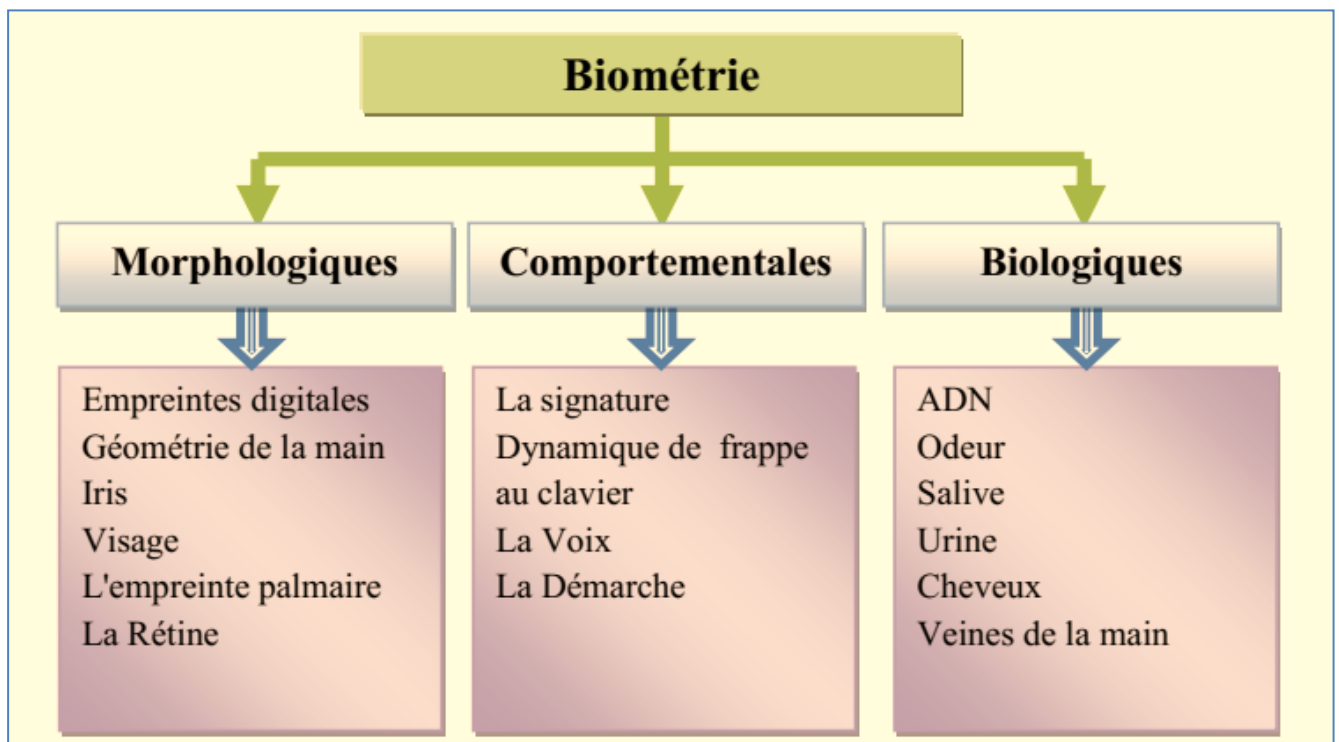


Figure I.2: Classification d'un certain nombre de modalités biométriques.

I.3.1. Modalités morphologiques (physiologiques) :

Elle est basée sur l'identification de traits physiologique particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents.

Cette catégorie regroupe l'iris de l'œil, la forme de la main, les empreintes digitales, les traits du visage, etc.

a- La géométrie de main ;

Cette modalité est habituellement employée pour le contrôle d'accès physique, ainsi que pour le pointage horaire, notamment dans certaines administrations.

Cette forme de biométrie consiste en l'analyse de 90 caractéristiques de la main, dont la longueur et la largeur des doigts, mais aussi de la paume, la forme des articulations ou encore le dessin des lignes de la main.

Pour la phase de capture, la personne pose sa main sur une platine. Les emplacements du pouce, de l'index et du majeur sont matérialisés comme sur la photo ci-dessus. Une analyse sous deux angles différents est réalisée, afin d'obtenir un rendu en trois dimensions. [2]

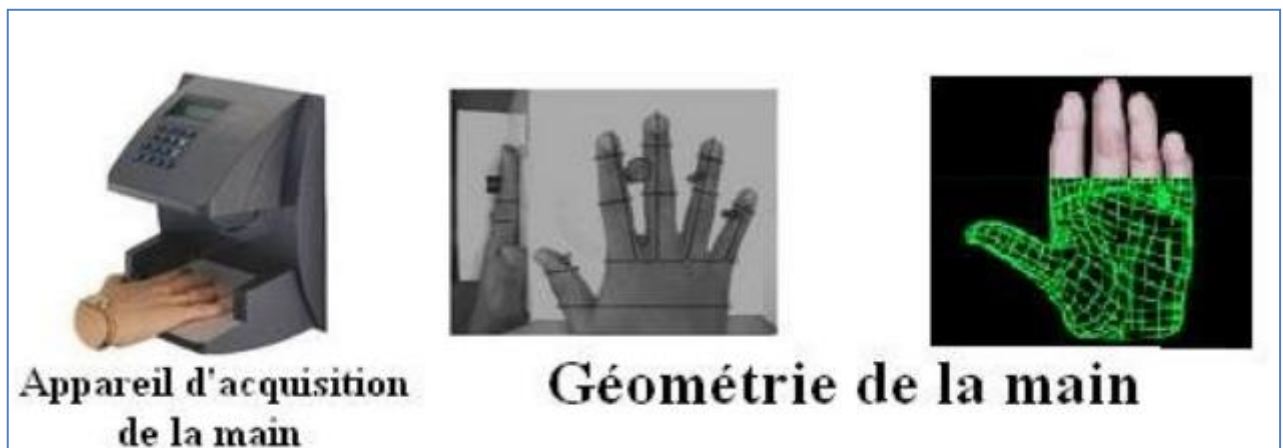


Figure I.3 : Dispositif de reconnaissance de la géométrie de main.

b- Empreinte digitale ;

Une empreinte digitale est le dessin formé par les lignes de la peau des doigts, des paumes des mains, des orteils ou de la plante des pieds. Ce dessin se forme durant la période fœtale. Il existe deux types d'empreintes : l'empreinte directe (qui laisse une marque visible) et l'empreinte latente (saleté, sueur ou autre résidu déposé sur un objet). Elles sont uniques et immuables, elles ne se modifient donc pas au cours du temps (sauf par accident comme une brûlure par exemple). La probabilité de trouver deux empreintes digitales similaires est de 1 sur 10 puissances 24. Les jumeaux, par exemple, venant de la même cellule, auront des empreintes très proches mais pas identiques. [3].



(a)



(b)

Figure I.4: a) Image d'une empreinte digitale ;b) Dispositif de reconnaissance d'empreintes digitales.

c- Visage ;

On peut identifier un individu en fonction de ses caractéristiques faciales en effectuant des mesures : écartement des yeux, arêtes du nez, commissures des lèvres, oreilles, menton. Ces différentes caractéristiques sont analysées par les systèmes de reconnaissance faciale et comparées à une base de données existante. Cette méthode permet d'identifier une personne ou de vérifier une identité [3].

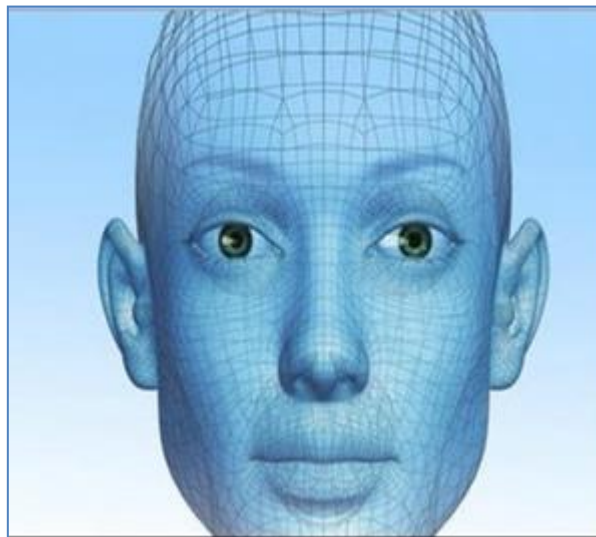


Figure I.5 : la reconnaissance de visage.

d- l'iris ;

Est la membrane colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille, l'iris est composé d'une multitude de tubes très fins qui s'entrecroisent, procurant à l'iris une forme particulière et unique qui ne varie que très peu au cours d'une vie. La capture de l'iris se fait à l'aide d'une caméra qui va dans un premier temps positionner l'iris par rapport à l'ensemble de l'œil. Ensuite, la caméra scanne

l'image de l'iris pour en analyser les points caractéristiques. Le dispositif analyse notamment la position, la longueur et le relief des tubes qui composent l'iris. Enfin, en ayant retenu au-dessus de 200 points distinctifs, l'ordinateur relié à la caméra procède à la comparaison de l'iris avec la banque de données des identifiants possibles. Le processus d'identification ne prend que quelques secondes. Spécifions que l'image analysée est captée en noir et blanc. La couleur de l'œil n'est ainsi pas prise en compte dans l'analyse, ce qui annule les biais causés par les changements de couleur de l'iris chez certaines personnes. [4].



Figure I.6 : la reconnaissance d'iris.

e- La rétine :

La rétine est la paroi interne et opposée de l'œil sur laquelle se projettent les images que nous voyons. Cette paroi est tapissée par un réseau de vaisseaux sanguins, qui forment un motif unique pour chaque individu. [5].

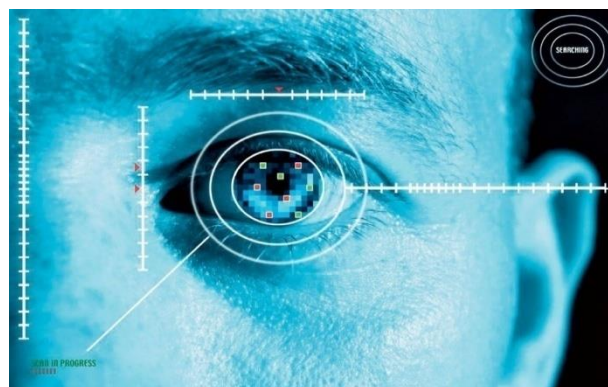


Figure I.7 : la reconnaissance de la rétine.

I.3.2. Modalités comportementale :

Elle est basée sur l'analyse de certains comportements d'une personne.

a- L'écriture (la signature) :

Les systèmes de reconnaissance de l'écriture consistent à analyser les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. 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 le quelle 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 [1].



Figure I.8 : Système de reconnaissance de signature.

b - La dynamique de frappe au clavier :

Il s'agit d'une technique de reconnaissance des personnes basée sur le rythme de frappe qui leur est propre.

Elle est appliquée au mot de passe qui devient ainsi beaucoup plus difficile à « imiter »

Lors de la mise en place de cette technique, il est demandé à l'utilisateur de saisir son mot de passe une dizaine de fois de suite.

A l'aide d'un algorithme qui exploite le temps d'appui sur chaque touche et le temps entre chaque touche, la dizaine de saisie est « moyennée » pour bâtir un Profil de frappe » de l'utilisateur qui servira de référence. Aux accès suivants, en suivant le même approche, la saisie du mot de passe donnera sera couplée à un profil de frappe qui sera comparé au profil de référence.[6]



Figure I.9 : Système de reconnaissance de frappe au clavier.

c- La voix (Reconnaissance vocale) :

La reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe. L'identification de la voix est considérée par les utilisateurs comme une des formes les plus normales de la technologie biométrique, car elle n'est pas intrusive et n'exige aucun contact physique avec le lecteur du système. [7].



Figure I.10: Image de la Reconnaissance vocale

d- la démarche :

On peut aussi modéliser la démarche d'une personne à travers plusieurs techniques, mais le problème c'est qu'on peut tromper ce système facilement. La biométrie de la marche est une biométrie basée sur la marche de la personne. Ça devrait être Mentionné que la marche n'est pas affectée par la vitesse de la marche de la personne.

Certains scientifiques distinguent la démarche de la reconnaissance de la démarche, soulignant que la démarche peut être Considérée comme une combinaison cyclique de mouvements qui entraîne la locomotion humaine et la reconnaissance de la démarche est la reconnaissance de certain style de propriété de la marche, la pathologie, etc.

Les paramètres communs de l'analyse de la marche sont [8]:

- Paramètres cinématiques tels que le genou, les mouvements de la cheville et les angles.

- Paramètres spatiotemporels tels que la longueur et la largeur des marches, la vitesse de marche.

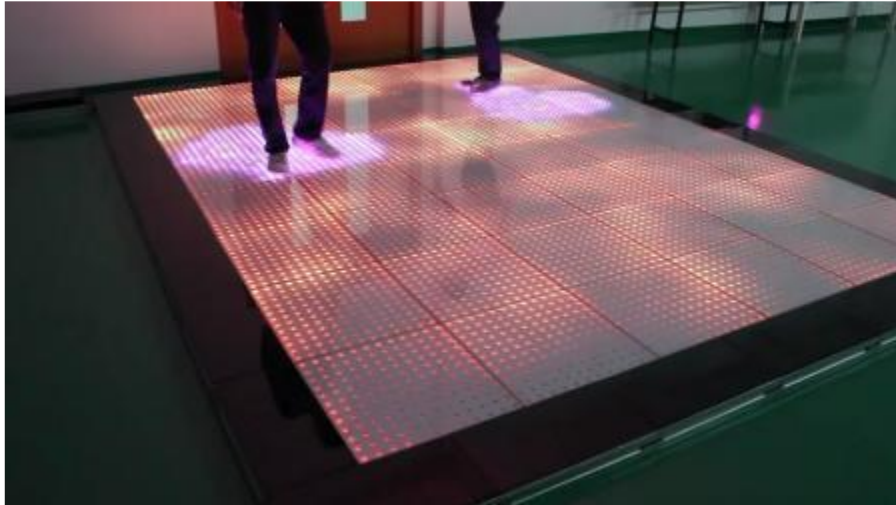


Figure I.11 : Capteur de solde marche.

I.3.3. Modalités biologiques

Elle est basée sur l'identification de traits biologique particuliers.

a-L'ADN: L'analyse des empreintes génétiques est une méthode extrêmement précise d'identification, issue directement de l'évolution de la biologie moléculaire. L'information génétique d'un individu est unique car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide Désoxyribonucléique (ADN). L'ADN est l'outil d'identification par excellence.

L'analyse des empreintes génétiques est devenue en quelques années l'un des outils majeurs de la criminalistique, la science de l'identification des indices matériels.

L'analyse de l'ADN est couramment utilisée en criminologie pour identifier une personne à partir d'un morceau de peau d'un cheveu ou d'une goutte de sang [9].

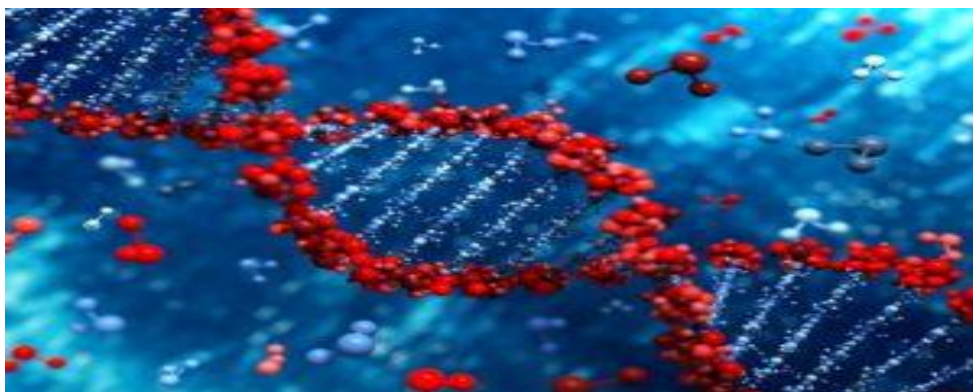


Figure I.12 : image d'ADN.

b-Veines de la main :

On a longtemps considéré que le modèle des veines dans l'anatomie humaine peut être unique aux individus. En conséquence, il y a eu de diverses réalisations du balayage de veine au cours des années, du balayage de main, au Balayage de poignet et, plus récemment, au balayage de doigt. La plupart de ces techniques ont été utilisées sur terrain et ont pu certainement former la base d'un système biométrique viable de vérification d'identité. Le problème auquel elles font face n'est pas un problème de possibilités ou d'efficacité technique, mais plutôt un problème de réalité du marché. La prépondérance de système d'empreinte digitale, de visage et d'iris, facilement disponibles à une large gamme de couts, ne permet pas à une technique distincte de gagner la part de marché sans avantage clair et irrésistible.

Même les techniques primaires, telles que la géométrie de main, ont une base qui est peu susceptible d'être réalisée par une technique plus récente de performance comparable. En conséquence, pour n'importe quelle nouvelle technique biométrique prenant place dans le marché, elle doit gagner le terrain et offrir des avantages clairs qui ne peuvent pas être réalisés par des méthodes contemporaines. Les diverses réalisations de balayage des veines.

Bien qu'assurément intéressantes, ne peuvent lutter que peu dans ce contexte. Cependant, le temps peut s'avérer un niveleur intéressant dans ces contextes et les demandes de la technique de balayage de veines peuvent s'accroître [10].



Figure I.13 : Reconnaissance des veines.

I.4. Les applications de la biométrie :

1. L'accès aux zones sensibles. L'utilisation d'un mot de passe et/ou un code PIN (personale identification number) qui peuvent être volés ou simplement oubliés influent sur le niveau de sécurité. Afin d'augmenter le niveau de sécurité, il est nécessaire de procéder à une authentification personnelle forte. La vérification des

caractéristiques biométriques permet de certifier qu'il s'agit bien de la bonne personne. Quelle que soit la technique utilisée les lecteurs biométriques, sont maintenant équipés d'interfaces permettant une intégration aisée aux systèmes de contrôle d'accès (**Figure I.14**).

2. L'ouverture des équipements de communication telle que : Internet, microordinateur, téléphone portable ou fixe, etc.
3. La pointeuse biométrique. Pour extraire les informations de chaque personne d'une façon rapide, mais avec condition que cette personne ait un fichier d'information dans la mémoire du système. Ce type de système a beaucoup d'application par exemple : restauration universitaire, la police pour reconnaître les gens qui ont des précédents judiciaires, ainsi que la force militaire utilisé pour pointage de présence quotidien (Voir **Figure I.14**).
4. Le diagnostic médical : Certaines recherches ont porté sur le diagnostic médical se basant sur les changements des lignes principales de l'empreinte palmaire. Notamment, les théories de la médecine traditionnelle chinoise et de la médecine holographique [11] ont mentionné qu'il est possible de faire des consultations sur les patients en observant la paume de la main. De nombreux chercheurs ont confirmé ce point [11-14]. Jusqu'à présent, toutes les recherches sur le diagnostic de l'empreinte palmaire ont été effectuées manuellement, ce qui crée de nombreuses difficultés. Un travail de recherche plus approfondi devrait se concentrer sur le développement d'un système automatisé de diagnostic de la paume de la main.



Figure I.14 : Quelques applications de la biométrie

I.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a introduit le concept des systèmes biométriques ainsi que une généralité sur les technologies biométriques et mis l'accent sur le grand nombre de ces technologies.

On a aussi indiqué les principales modalités de systèmes biométriques et leurs différentes applications.

Chapitre II

II.1.Introduction :

Comme il a introduit dans le premier chapitre, ils existent plusieurs modalités biométriques appliquées dans le domaine d'identification et d'authentification. Parmi ces modalités, on trouve que l'empreinte palmaire est une biométrie relativement nouvelle. Le système de reconnaissance des empreintes palmaires, comme tous les systèmes biométriques est constitué de trois étapes primordiales : Le prétraitement, l'extraction des caractéristiques et la classification.

On exposera dans ce chapitre comment faire ces étapes à travers la théorie mathématiques et l'objectif des méthodes plus utilisés dans le domaine de recherche.

II.2. L'empreinte de palmaire :

On appelle paume de la main la partie intérieure de la main (partie non visible lorsque la main est fermée) du poignet aux racines des doigts, comme le montre la **Figure. II.1**. Ainsi, l'empreinte palmaire n'est autre que l'impression (image) de la paume de la main faite par la pression de cette dernière sur une surface donnée. En d'autres termes, elle peut être définie comme étant le modèle de la paume de la main illustrant les caractéristiques physiques du motif de sa peau tel que les lignes (principales et rides), points, minutie et texture [15].



Figure. II.1: La paume de la main

II.2.1 Caractéristique biométrique d'une empreinte palmaire et les type de Reconnaissance :

L'empreinte palmaire présente différents types de caractéristiques qui peuvent être exploitées dans la reconnaissance des individus [15].

➤ Des caractéristiques géométriques

Comme toute image, l'empreinte palmaire présente des caractéristiques géométriques telles que : la longueur, la largeur, et la surface. Ces caractéristiques ne sont pas distinctives mais peuvent tout de même être utiles pour une première vérification.

➤ **Les lignes principales**

L'empreinte palmaire est caractérisée par trois plis de flexion, dites lignes principales : la ligne de tête, la ligne de vie et celle du cœur. La **Figure II.2** montre les différents plis d'empreintes palmaires.

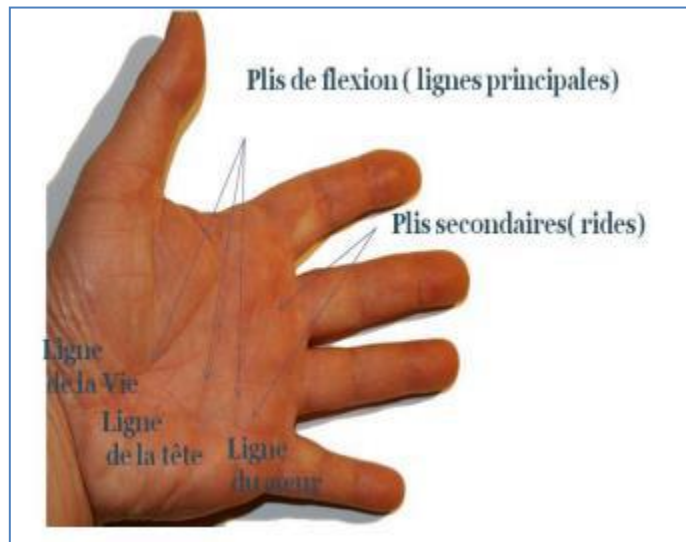


Figure II.2: L'empreinte palmaire et ses plis

➤ **Les points de référence**

Les points représentant les deux extrémités d'empreintes palmaires sont appelés point de références. Ce sont les points a et b dans la **Figure II.3** Ils servent de point de repère lors de l'alignement et l'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire. La taille de cette dernière peut être aussi estimée grâce à ces deux points.



Figure II.3 a et b : les points de référence de l'empreinte palmaire.

II.2.2. Reconnaissance par empreinte palmaire :

Le système que nous nous proposons de concevoir est un système « en ligne » d'analyse biométrique de la main. Il doit être capable d'identifier un individu préalablement enregistré par ses caractéristiques de l'empreinte palmaire. Les images capturées font l'objet de différents traitements pour extraire les caractéristiques discriminantes de l'empreinte palmaire. Ensuite le système doit réaliser un apprentissage et enfin être capable de décider, quelle est l'identité exacte de l'utilisateur à identifier en fusionnant les informations en sortie des différents modules.

II.3 Architecture d'un système biométrique:

Un système biométrique est un système de reconnaissance des personnes qui procède en premier pas par l'acquisition des données biométriques de l'individu à reconnaître, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir de celles-ci, enfin il compare ces caractéristiques avec les modèles de la base de données. L'architecture d'un système biométrique est illustrée sur la

Figure II.4

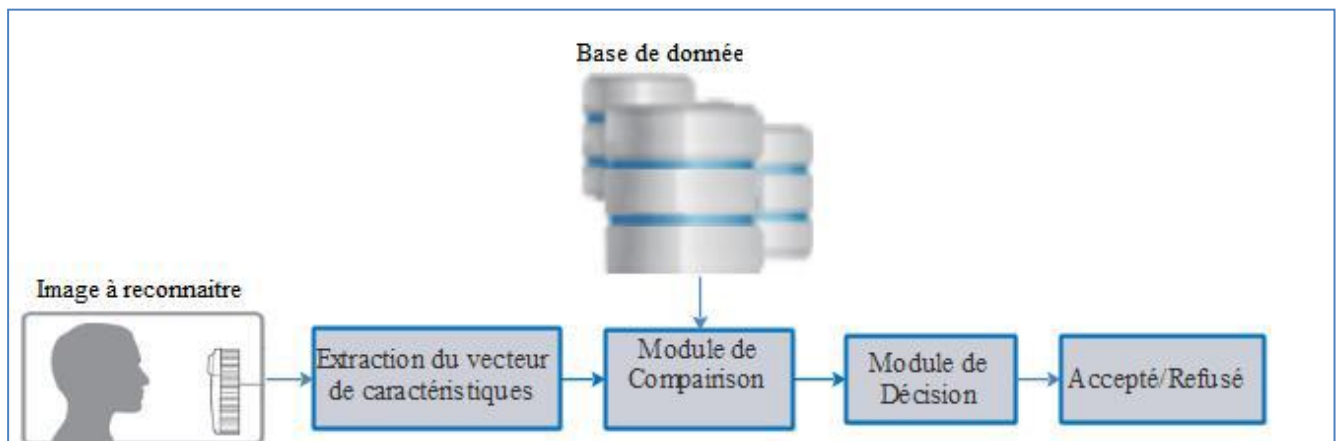


Figure II.4 : Architecture d'un système biométrique.

En effet, il existe deux phases : la phase d'entraînement et la phase de test : Pendant la phase d'entraînement les données biométriques d'un individu client appartenant au système sont stockées dans une base de données. Typiquement, les données biométriques acquises par module de capture (une caméra de sécurité, un lecteur d'empreintes digitales, etc.) sont traitées par le module d'extraction de caractéristiques afin d'extraire des traits saillants et distinctifs pour chaque individu. Pendant la phase de reconnaissance, la donnée biométrique acquise par personne de test est comparée avec les données stockées par le module de comparaison. La détermination de l'identité de l'utilisateur se fait par le module de décision.

II.4. Les méthodes de prétraitement :

Dans l'étape de prétraitement, les images sont traitées pour faciliter l'extraction des caractéristiques. Ce processus sert à éviter les informations inutiles.

II.4.1.L'Extraction de ROI :

Pour recadrer le ROI de la paume de la main, procédez comme suit :

- i) Deux points clés sont sélectionnés parmi les neuf points clés identifiés. Le premier point est le point de la vallée entre l'auriculaire et l'annulaire, le deuxième point est le point de la vallée entre le majeur et l'index. Ces points sont considérés comme des points d'ancrage.
- ii) Le ROI de l'empreinte palmaire correspond à la zone rectangulaire sélectionnée à l'aide des points d'ancrage. La largeur de retour sur investissement est considérée comme la distance entre les points d'ancrage et le coin supérieur gauche de la région rectangulaire est sélectionnée à 30 pixels juste en dessous du premier point d'ancrage. (Illustré à la **Figure II.5(a)**).

La partie ROI contenant l'empreinte palmaire est découpée dans l'image principale, puis redimensionnée à une taille de 128 x 128 pixels. L'image ROI de la paume de la main redimensionnée ne subit aucun autre traitement préalable. La ROI extraite de l'empreinte palmaire est illustré à la **Figure II.5(b)**.

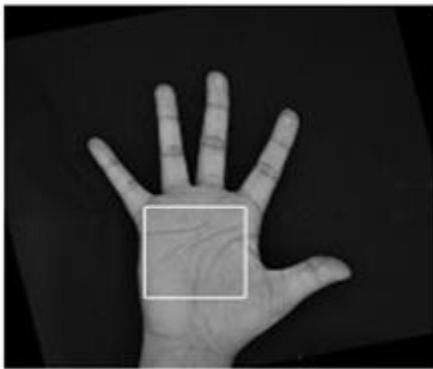


Figure II.5(a) : Empalement du ROI

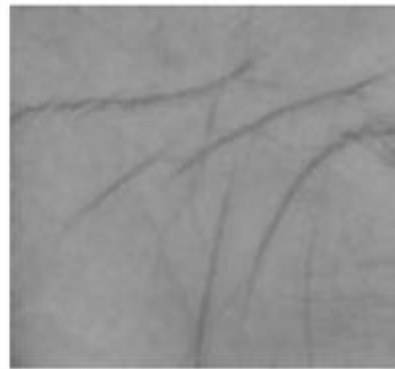


Figure II.5(b) : Empreinte palmaire ROI

II.5. Extraction des caractéristiques :

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, BSIF.

II.5. 1.Motif binaire local (LBP) :

L'opérateur d'analyse de la texture LBP, introduite par Ojala et al [16]. D'où le principe général est de comparer le niveau de gris d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. 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). Les pixels de ce motif binaire sont alors multipliés par des poids et sommés afin d'obtenir un code LBP du pixel courant.

LBP est un moyen puissant de description de texture et parmi ses propriétés dans des applications réelles sont ses discriminatives puissances, simplicité de calcul [16].

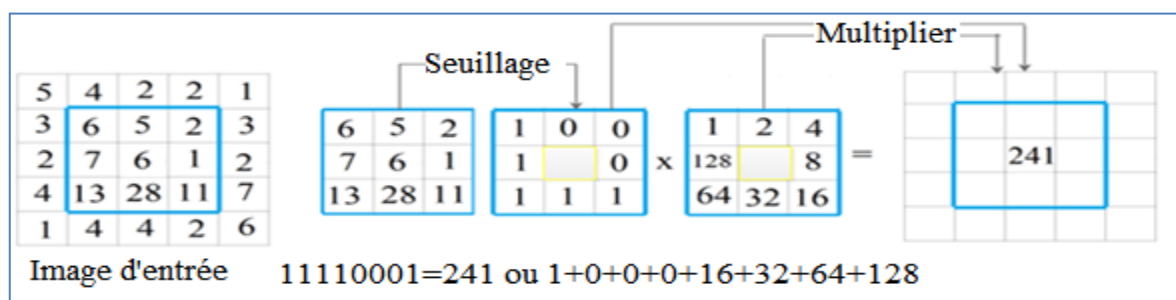


Figure II.6 : Une illustration de LBP basique

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 :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} f(x)(g_i - g_c) \cdot 2^i \tag{2.1}$$

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

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \tag{2.2}$$

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

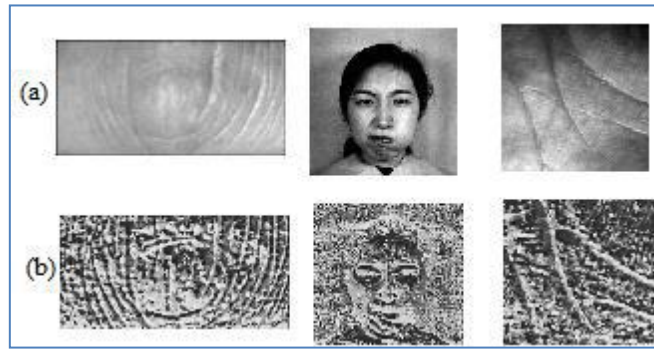


Figure II.7 : Quelques modalités et leurs images LBP

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 [17] (Voir Figure II.8)

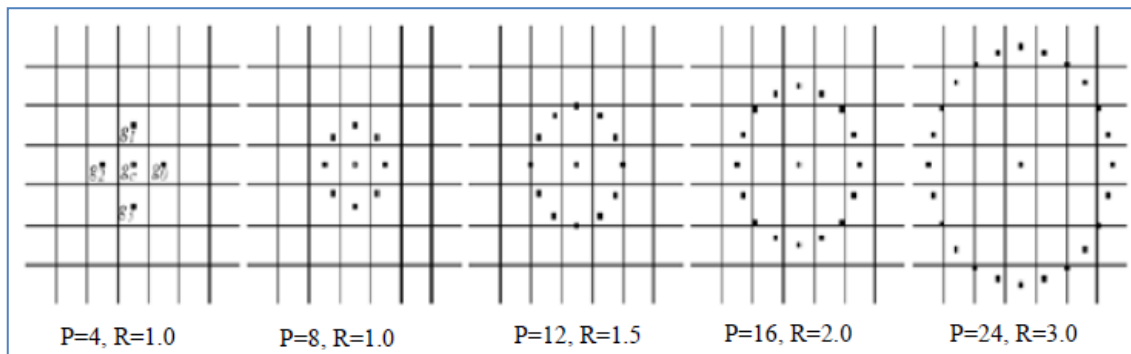


Figure II.8: Exemples de d'opérateur LBPP.R

II.5.2. Fonctionnalités d'image statistique binaires (BSIF):

BSIF est un descripteur local récent pour reconnaître des textures. BSIF descripteur a été mentionné pour la première fois par J. Kannala et E. Rahtu en 2012 [18]. Ce descripteur est basé sur un ensemble de filtres linéaires de taille fixe. BSIF filtre une image donnée I de taille $N \times N$ pixels

avec un ensemble de filtres $\varphi_i^{N \times N}$ alors les réponses r_i sont binarisées. J. Kannala et E Rahtu utilisent un ensemble des images naturelles (c-à-dire-appliqué les concepts introduites dans [19])

(voir Figure II.9) pour former un ensemble des filtres $\varphi_i^{N \times N}$, ces filtres sont estimés en maximisant l'indépendance statistique des réponses r_i par ICA. Également, nous avons utilisé les filtres open-source [18] qui sont appris à partir de 13 images naturelles différentes [19]. La réponse du filtre est obtenue comme suit [20] :

Enfin, les fonctions BSIF sont extraites comme l'histogramme des codes binaires de chaque pixel. BSIF caractérise efficacement les composants de texture de l'image. Il existe deux facteurs importants dans le descripteur BSIF: la taille du filtre N et n la longueur du filtre.

II.5.3. Quantification de Phase Locale (LPQ) :

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou Local Phase Quantization : LPQ) a été introduit pour la première fois par *Ojansivuet al.* [21]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artefacts générés par différentes formes de flou présents dans une image.

L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de *Fourier* à fenêtre à deux dimensions (2DWFT).

$$F_u(x) = \sum_{\mathbf{m} \in N_x} \mathbf{h}(\mathbf{m} - \mathbf{a}) \mathbf{f}(\mathbf{m}) e^{-j2\pi \mathbf{m} \mathbf{u}^T} \quad \mathbf{m} = E_u^T \mathbf{f}_x^2 \quad (2.5)$$

Où E_u , de **taille** = $1 \times M^2$, est un vecteur de base de **2DWFT** avec la fréquence \mathbf{u} , et \mathbf{f}_x , **taille** = $M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position \mathbf{x} . La fonction fenêtre, $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ est une fonction rectangulaire.

La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3]$ où $\mathbf{u}_0 = [a, 0]^T$, $\mathbf{u}_1 = [0, a]^T$, $\mathbf{u}_2 = [a, a]^T$ et $\mathbf{u}_3 = [a, -a]^T$. La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle $H_{ui} > 0$. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (2.6) en appliquant (the quadrant bit coding). [22]

$$B_{u_i}^{Re}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{u_i}^{Re}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{u_i}^{Re}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{u_i}^{Im}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{u_i}^{Im}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{u_i}^{Im}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase [23].

En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de *Fourier*.

En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (2.7), obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de *Fourier* de u_i

$$LPQ(x) = [B_{u_0}^{Re}(x), B_{u_0}^{Im}(x), \dots, B_{u_3}^{Re}(x), B_{u_3}^{Im}(x)] \quad (2.7)$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal par l'expression (2.8) pour produire une étiquette de LPQ. La figure II.10 résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = B_{u_0}^{Re}(x) + B_{u_0}^{Im}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u_3}^{Re}(x) \times 2^{k-1} + B_{u_3}^{Im}(x) \times 2^k \quad (2.8)$$

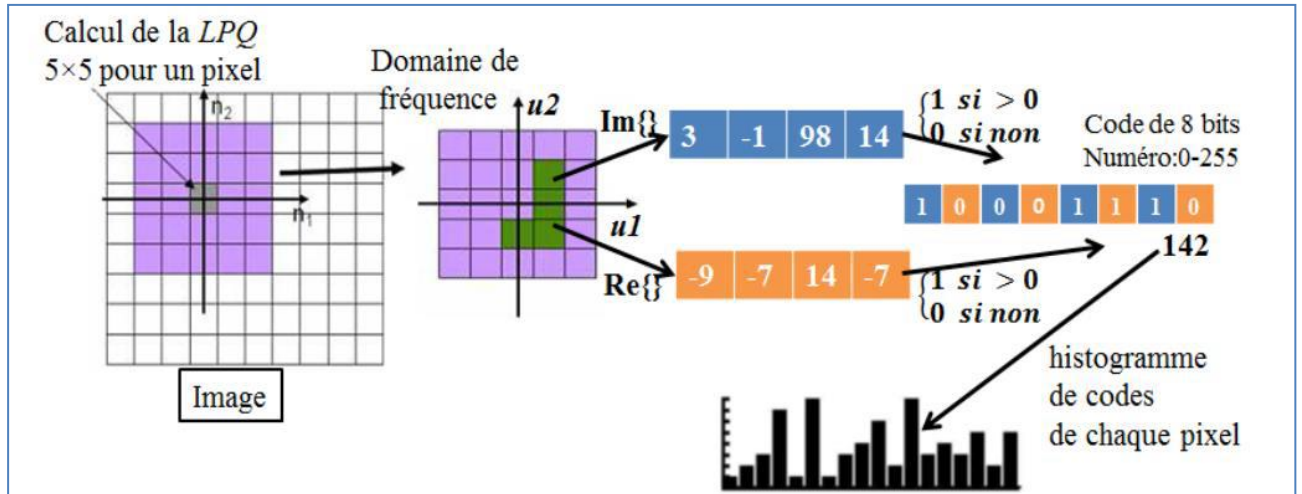


Figure II.10 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la construction du descripteur LPQ

II.6. Réduction de dimension :

Supposons qu'un jeu de données soit décrit par la matrice X de taille (n x D) où n est le nombre de vecteurs xi de dimension D. Ce jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque) d, où d < D voire d << D. En termes mathématiques, la dimension intrinsèque signifie que le jeu de données repose sur une variété de dimension d, contenu dans un espace de plus grande dimension D. Une technique de réduction de dimension transforme le jeu de données X en un nouvel ensemble Y de dimension d, en gardant au maximum l'essentiel de l'information de l'ensemble de départ. Généralement, ni la géométrie de la variété, ni la dimension d sont connus. Les techniques de réduction de dimension peuvent être classées en plusieurs groupes. Le principal critère de classement est l'aspect linéaire ou non des méthodes. Les méthodes linéaires supposent que les données reposent sur une variété linéaire de l'espace de grande dimension. Ces méthodes les plus couramment utilisées sont :

✓ Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) ou Principal Component Analysis (PCA) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les données (images de palma par exemple).

Ainsi, au lieu de stocker une vectrice image de taille N , on stocke un vecteur de taille $R \leq \text{nombre d'images d'apprentissage } P$. Les étapes principales pour calculer la matrice de projection (UPCA) de PCA sont :

⇒ chaque image est représentée par un vecteur de taille N .

$$x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i]^T \quad (2.10)$$

⇒ Toutes les images sont centrées en soustrayant l'image moyenne de chaque vecteur image.

$$\bar{x}^i = x^i - m, \quad m = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x^i \quad (2.11)$$

m : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

Ces vecteurs sont combinés, côte-à-côte, pour créer une matrice X de données d'apprentissage de taille $N \times P$ (où P est le nombre d'images d'apprentissage, N la taille de la vectrice image). Le calcul de la matrice de covariance (C) qui est définie par la formule :

$$C = \bar{X}\bar{X}^T \quad (2.12)$$

On calcule ensuite les vecteurs propres V et les valeurs propres D de la matrice C . Les valeurs propres de la matrice C représentent le taux de variation le long de l'axe du vecteur propre associé. La matrice de transformation de PCA est donc les R premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes (UPCA) [23].

II.7.La Classification :

La classification automatique des images consiste à attribuer automatiquement une classe à une image à l'aide d'un système de classification. On retrouve ainsi la classification d'objets, de scènes, de textures, la reconnaissance de visages, d'empreintes digitale et de caractères.

Classifier une image est une tâche ou une série de méthodes qu'une théorie unifiée pour pouvoir utiliser les images pour les analyses complémentaires. Elle consiste à déterminer des procédures permettant de rassembler l'ensemble des pixels de l'image en un nombre limité de classes correspondant aux grands éléments structuraux de l'image.

Donc cette étape de classification 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 [24].

II.7.1. Les étapes d'une classification :

1. Choix des données.
2. Calcul des similarités entre les n individus à partir des données initiales.
3. Choix d'un algorithme de classification et exécution.
4. L'interprétation des résultats.

II.7.2. Quelques algorithmes de classification:

II.7.2. 1. Des k plus proches voisins (KNN) :

La méthode des k plus proches voisins est une méthode d'apprentissage supervisé. En abrégé k -NN ou KNN, de l'anglais *k-nearest neighbors*

Dans ce cadre, on dispose d'une base de données d'apprentissage constituée de N couples « entrée-sortie ». Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée x , la méthode des k plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x , selon une distance à définir.

Par exemple, dans un problème de classification, on retiendra la classe la plus représentée parmi les k sorties associées aux k entrées les plus proches de la nouvelle entrée x .

En reconnaissance de forme, l'algorithme des k plus proches voisins (k -NN) est une méthode non paramétrique utilisée pour la classification et la régression. Dans les deux cas, il s'agit de classer l'entrée dans la catégorie à laquelle appartiennent les k plus proches voisins dans l'espace des caractéristiques identifiées par apprentissage. Le résultat dépend si l'algorithme est utilisé à des fins de classification ou de régression :

- en classification k -NN, le résultat est une classe d'appartenance. Un objet d'entrée est classifié selon le résultat majoritaire des statistiques de classes d'appartenance de ses k plus proches voisins, (k est un nombre entier positif généralement petit). Si $k = 1$, alors l'objet est assigné à la classe d'appartenance de son proche voisin.
- en régression k -NN, le résultat est la valeur pour cet objet. Cette valeur est la moyenne des valeurs des k plus proches voisins.

La méthode k -NN est basée sur l'apprentissage préalable, ou l'apprentissage faible, ou la fonction est évaluée localement, le calcul définitif étant effectué à l'issue de la classification. L'algorithme k -NN est parmi les plus simples des algorithmes de machines apprenantes.

Que ce soit pour la classification ou la régression, une technique efficace peut être utilisée pour pondérer l'influence contributive des voisinages, ainsi les plus proches voisins contribuent-ils plus à la moyenne que les voisins plus éloignés. Pour exemple, un schéma courant de pondération consiste à donner à chaque voisin une pondération de $1/d$, où d est la distance de l'élément, à classer ou à pondérer, de ce voisin.

Les voisins sont pris depuis un ensemble d'objets pour lesquels la classe (en classification k -NN) ou la valeur (pour une régression k -NN) est connue. Ceci peut être considéré comme l'ensemble d'entraînement pour l'algorithme, bien qu'un entraînement explicite ne soit pas particulièrement requis.

Une particularité des algorithmes k -NN est d'être particulièrement sensible à la structure locale des données [25].

❖ Algorithme :

Les exemples d'apprentissage sont des vecteurs dans un espace multidimensionnel de caractéristiques, chacun avec un label de classe d'appartenance. La phase d'apprentissage de l'algorithme consiste seulement dans le stockage des vecteurs caractéristiques et des labels de classe des échantillons d'apprentissage.

Dans la phase de classification, k est une constante définie par l'utilisateur, et un vecteur non labellisé (une requête ou un point de test) est classé en lui affectant le label qui est le plus fréquent parmi les k échantillons d'entraînement les plus proches du point à classer.

La distance métrique commune pour des variables continues est la distance euclidienne. Pour des variables discrètes, telles que dans de la classification de texte, une autre métrique peut être utilisée, telle que la métrique de recouvrement (ou la distance de Hamming). Dans le contexte de micro-tableau de données génétiques, par exemple, k -NN a aussi été employé avec des coefficients de corrélation de Pearson et Spearman. Fréquemment, la précision de la classification k -NN peut être améliorée de manière significative si la métrique de distance est apprise avec des algorithmes spécialisés tels que la méthode du plus proche voisin à grande tolérance ou l'analyse des composantes de voisinage.

Une faiblesse de la classification basique par "vote majoritaire" apparaît quand la distribution de classe est asymétrique. C'est-à-dire, des exemples d'une classe plus fréquente tendent à dominer la prédiction de classification du nouvel entrant, car elle serait statistiquement plus fréquente parmi les k plus proches voisins par définition. Un moyen de surmonter cette difficulté est de pondérer la classification, en prenant en compte la distance du nouvel entrant à chacun de ses k plus proches

voisins. La classe (ou la valeur en cas de régression) de chacun de ces k plus proches voisins est multipliée par une pondération proportionnelle à l'inverse de la distance de ce voisin au point à classer. Une autre façon de s'affranchir de cette asymétrie se fait par abstraction dans la représentation des données. Par exemple, dans une carte auto adaptative (SOM), chaque nœud est représentatif du centre de gravité (barycentre) d'un amas de points similaire, indépendamment de leur densité dans les données originales d'apprentissage. La méthode k -NN peut être employé pour les SOM.

Dans la figure un exemple de classification k -NN. L'échantillon de test (cercle vert) pourrait être classé soit dans la première classe de carré bleu ou la seconde classe de triangles rouges. Si $k = 3$ (cercle en ligne pleine) il est affecté à la seconde classe car il y a deux triangles et seulement un carré dans le cercle considéré. Si $k = 5$ (cercle en ligne pointillée) il est assigné à la première classe (3 carrés face à deux triangles dans le cercle externe) [25].

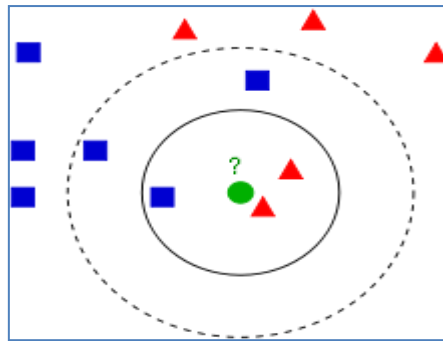


Figure II.11 : Exemple de classification k -NN.

II.7.2. 2. Machine à vecteurs de support (SVM):

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais support vector machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Les SVM sont une généralisation des classifies linéaires.

Les séparateurs à vaste marge ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la théorie de Vapnik-Chervonenkis. Ils ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyperparamètres, leurs garanties théoriques, et leurs bons résultats en pratique.

Les SVM ont été appliqués à de très nombreux domaines (bioinformatique, recherche d'information, vision par ordinateur, finance...). Selon les données, la performance des machines à

vecteurs de support est de même ordre, ou même supérieure, à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mélanges gaussiens.

❖ Principe général :

Les SVM peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes de discrimination, c'est-à-dire décider à quelle classe appartient un échantillon, ou de régression, c'est-à-dire prédire la valeur numérique d'une variable. La résolution de ces deux problèmes passe par la construction d'une fonction h qui à un vecteur d'entrée fait x correspondre une sortie y :

$$y = h(x) \quad (2.13)$$

On se limite pour l'instant à un problème de discrimination à deux classes (discrimination binaire), c'est-à-dire :

$$y \in \{-1, 1\}$$

Le vecteur d'entrée x étant dans un espace X muni d'un produit scalaire [26]. On peut prendre par exemple :

$$X = \mathbb{R}^N$$

❖ 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 [27].

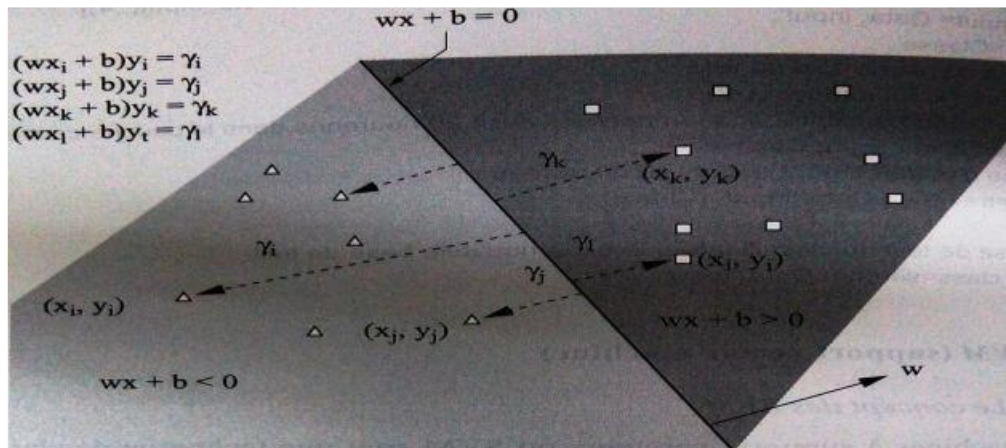


Figure II.12 : Séparation linéaire des objets carrés et triangles par un hyperplan

II.7.2.3. Machine de Boltzmann Restreinte (RBM):

La machine Boltzmann restreinte (RBM) est une double couche, bipartite, Modèle graphique non dirigé avec un ensemble d'unités cachées binaires h , Un ensemble d'unités visibles (binaire ou valeur réelle) v , et des connexions symétriques entre ces deux couches représentées par une matrice de poids W . La sémantique probabiliste pour un RBM est définie par sa fonction énergétique comme suit :

$$P(v, h) = \frac{1}{Z} \exp(-E(v, h)) \quad (2.14)$$

Où Z est la fonction de partition. Si les unités visibles sont à valeur binaire, nous définissons la fonction d'énergie comme suit

$$E(v, h) = \sum_{ij} v_i W_{ij} h_j - \sum_j b_j h_j - \sum_i c_i v_i \quad (2.15)$$

Où b_j sont des biais unitaires cachés et c_i sont des biais unitaires visibles. Si les unités visibles sont réellement évalués, nous pouvons définir la fonction énergie comme suit :

$$E(v, h) = \frac{1}{2} \sum_i v_i^2 \sum_{ij} v_i W_{ij} h_j - \sum_j b_j h_j - \sum_i c_i v_i \quad (2.16)$$

De la fonction énergétique, Il est clair que les unités cachées sont conditionnellement indépendantes l'une de l'autre compte tenu de la couche visible, et vice versa. En particulier, les unités d'une couche binaire (conditionnées sur l'autre couche) sont des variables aléatoires Bernoulli indépendantes. Si la couche visible est à valeur réelle, les unités visibles (conditionné sur la couche cachée) sont gaussiennes avec covariance diagonale. Par conséquent, nous pouvons effectuer un échantillonnage de Gibbs à blocs efficaces en échantillonnant alternativement les unités de chaque couche (en parallèle) étant donné l'autre couche. Nous nous référerons souvent à la valeur attendue d'une unité comme activation. En principe, les paramètres RBM peuvent être optimisés en effectuant une montée en gradient stochastique sur la probabilité logarithmique des données de

formation. Malheureusement, l'informatique du gradient exact du log-vraisemblance est intraitable. Au lieu de cela, on utilise généralement l'approximation de divergence contrastive (Hinton, 2002), Ce qui a montré qu'il fonctionnait bien dans la pratique [28].

II.8.Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons étudié le principe de base d'un système de reconnaissance des empreintes palmaires. Ce système comprend trois étapes.

Dans la première étape, l'image est soumise à un traitement initial lors de l'entrée dans le canal du système biométrique afin de l'améliorer et d'éliminer les interférences. Il y a plusieurs types d'opérations, par exemple l'extraction de ROI.

Dans la deuxième étape, au module d'extraction des caractéristiques, les systèmes de reconnaissances fait des étapes plus importantes avant le stockage des informations dans ces bases de données. Il-y-a plusieurs méthodes pour faire cette opération comme LBP, BSIF, LPQ et PCA.

Dans dernière étape la classification des données fait classer les caractéristiques semblables d'un ou plusieurs individus à la même classe, cette étape est appliquée par des algorithmes comme KNN, SVM et RBM.

Chapitre III

III.1.Introduction :

L'étude expérimentale de ce projet est basée sur la reconnaissance de personnes par leurs empreintes palmaires en utilisant les méthodes décrites dans le chapitre précédent. Elle est réalisée sur la base de données de CASIA Multi spectrale.

III.2. Base de données de l'empreinte palmaire:

La base de données que nous avons utilisée dans nos expérimentations est CASIA multi spectral qui contient 7 200 images de paume capturées par 100 personnes différentes à l'aide d'un périphérique d'imagerie spectrale multiple conçu par l'utilisateur, comme illustré à **Figure III.1**. Toutes les images palm sont des fichiers JPEG de niveau de gris 8 bits. Pour chaque main, nous capturons deux sessions d'images de la paume. L'intervalle de temps entre les deux sessions est supérieur à un mois. Dans chaque session, il y a trois échantillons. Chaque échantillon contient six images de paume qui sont capturées en même temps avec six spectres électromagnétiques différents. Les longueurs d'onde de l'illuminateur correspondant aux six spectres sont respectivement de 460 nm, 630 nm, 700 nm, 850 nm, 940 nm et de la lumière blanche. Entre deux échantillons, nous autorisons un certain degré de variation des postures des mains. Grâce à cela, nous souhaitons augmenter la diversité des échantillons intra-classe et simuler une utilisation pratique.

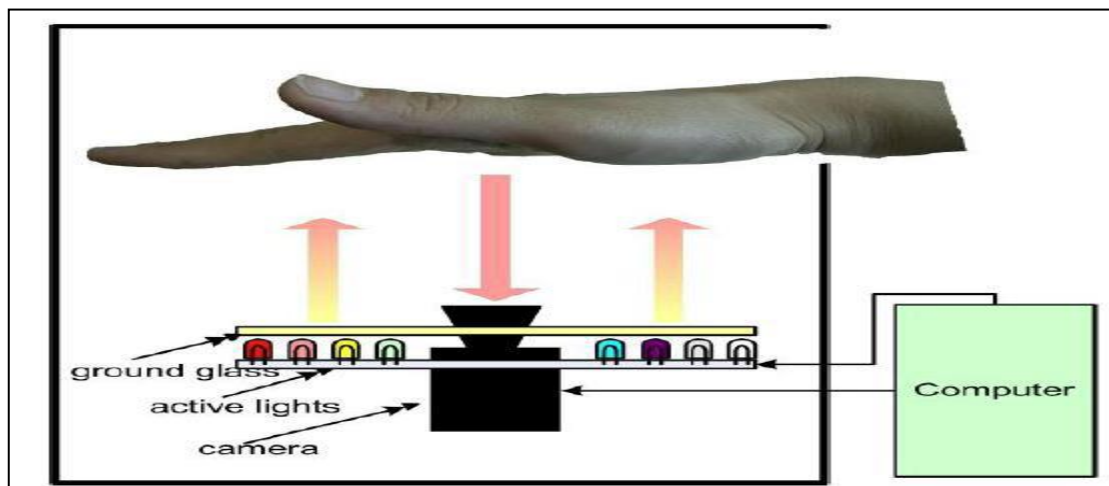


Figure III.1 : Notre auto-développé dispositif d'imagerie multi spectrale.

Dans notre appareil, il n'y a pas de piquets pour limiter les postures et les positions des paumes. Les sujets doivent créer un fond uniforme et coloré. L'appareil fournit un éclairage uniformément réparti et capture des images palm à l'aide d'une caméra CCD située au bas de l'appareil. Nous

concevons un circuit de contrôle pour ajuster les spectres automatiquement. La **Figure III.2** montre six images typiques de l’empreinte palmaire dans la base de données.

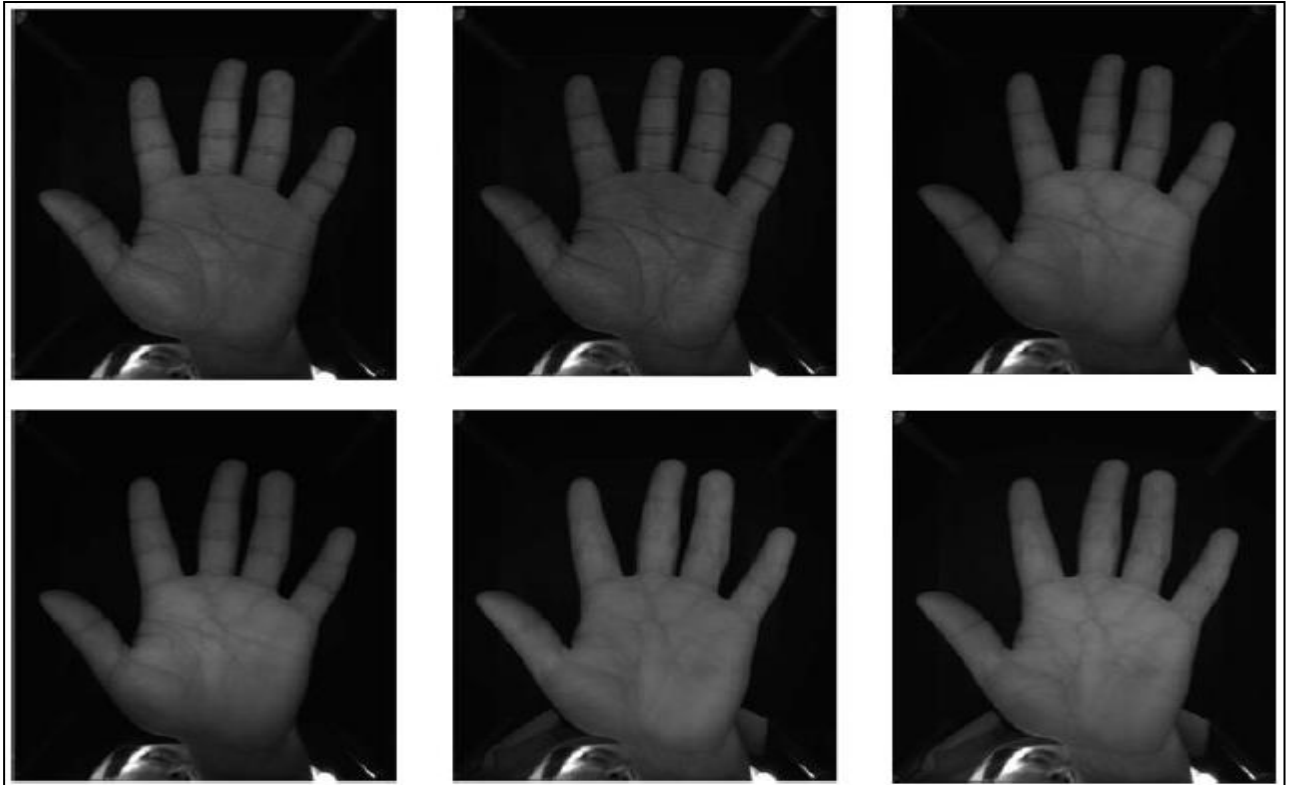


Figure III.2 : Six images d'empreintes palmaires typiques dans la base de données.

III.2.1. Formats d'image :

Les images de la base de données sont stockées en tant que:

- XXX_ (L / R) _ YYY_ZZ .jpg
- XXX: l'identifiant unique de personnes, varie de 000 à 100.
- (L / R): le type de palme, de « L » désigne la paume gauche et « R » désigne paume droite.
- YYY : Spectres électromagnétiques. «WHT » représente la lumière blanche.
- ZZ: l'indice des échantillons allant de 01 à 06. 01 au 03 appartiennent à la première session. 04-06 appartiennent à la deuxième session.

III.3.Séparation des bases de données :

Les 6 images de l’empreinte palmaires sont divisées en deux groupes: une groupe pour effectuer l’apprentissage et l’autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances. Il n’y a pas de règles pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Dans les séries de test que nous avons effectué, la base de données a été scindée de la façon suivante :

III.3.1. Images d'apprentissages ; Les trois premières images de chaque personne servent pour la phase d’apprentissage.

III.3.2. Images de Tests ; Les trois dernières images par personne restantes de chaque individu nous ont servi pour la réalisation des différents tests.

III.4. Organigramme d'un système biométrique :

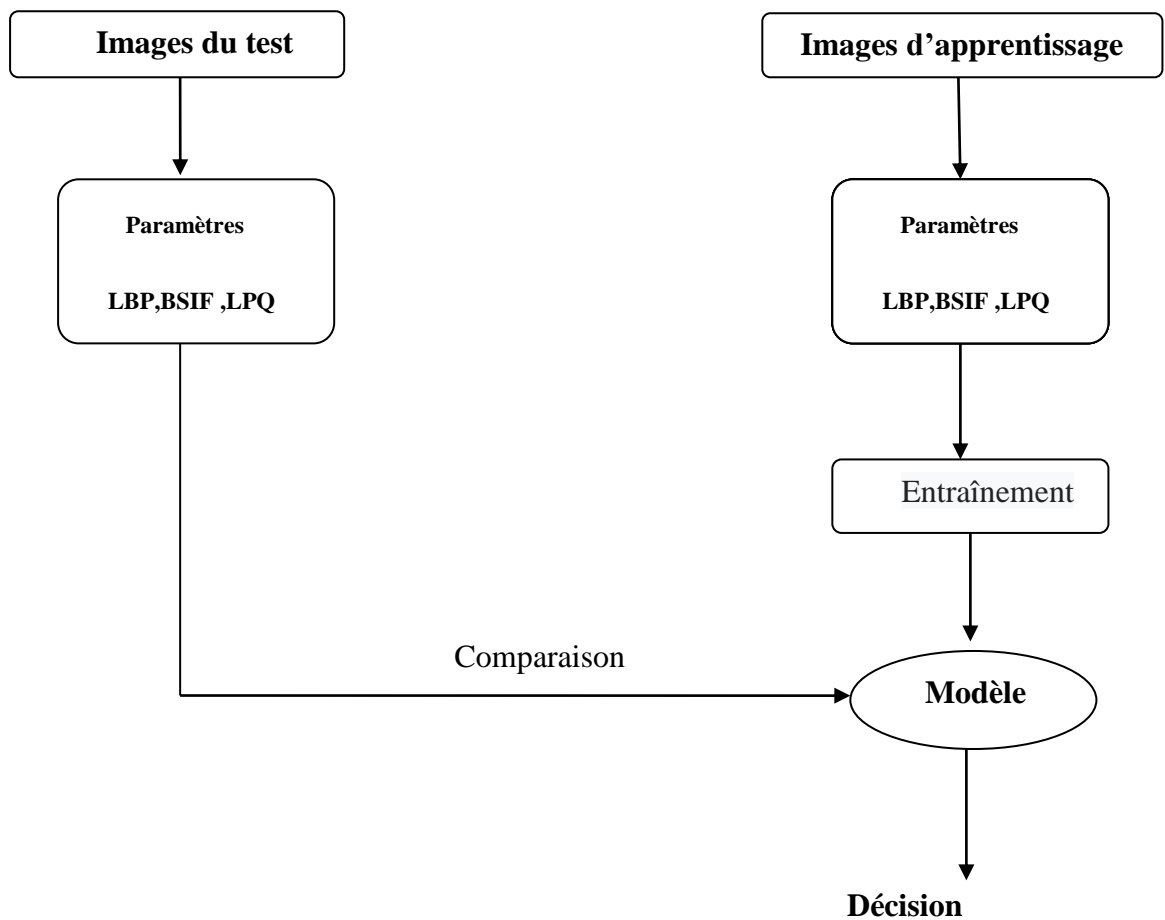


Figure III.3 : Organigramme d'un système d'identification.

III.5. Architecture globale du système :

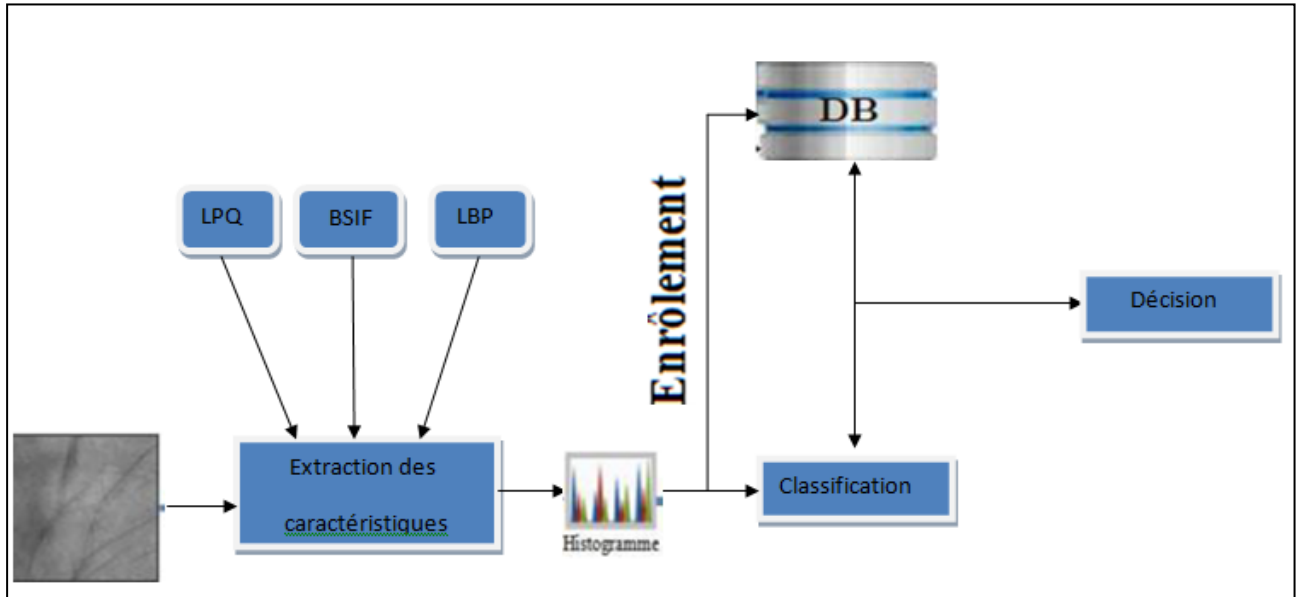


Figure III.4 : Architecture globale de notre système.

III.5.1 Prétraitement :

Le but de ce module est l'amélioration de la qualité de l'image biométrique (modalité) par la réduction du bruit et la normalisation par la méthode d'extraction du Roi.

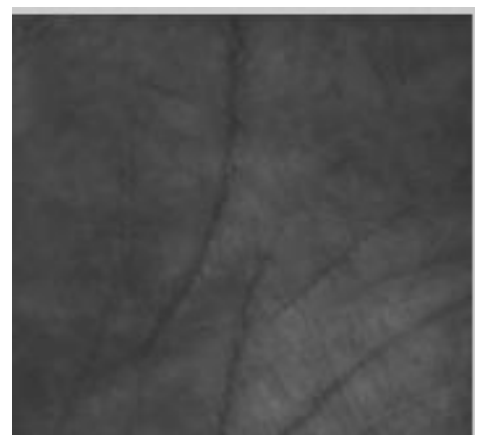


Image capturé en lumière Bleu

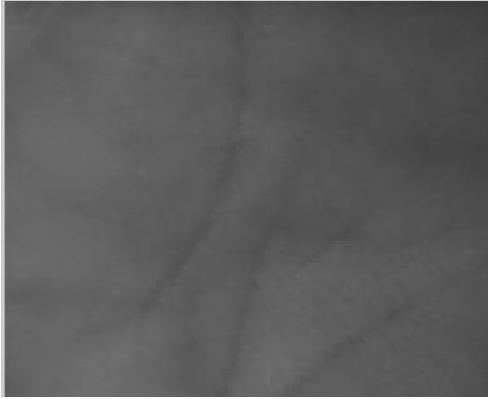


Image capturé en lumière Rouge



Image capturé en lumière Infrarouge

Figure III.5 : Exemple d'images de la base de données.

III.5.2 Extraction de caractéristiques :

Dans notre application on utilise l'extraction des caractéristiques par trois algorithmes LBP, BSIF et LPQ.

La **Figure III.6** suivante représente l'extraction des caractéristiques par la méthode LPQ de différentes images capturées en trois lumières bleu, rouge et infrarouge.

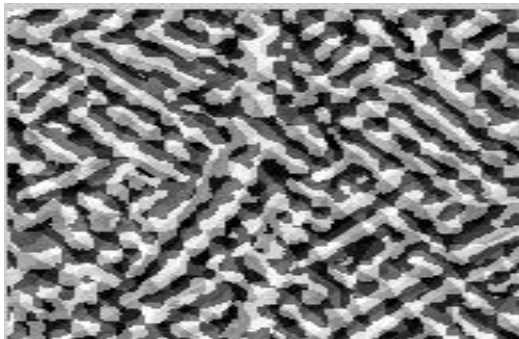


Image LPQ capturé en lumière Bleu

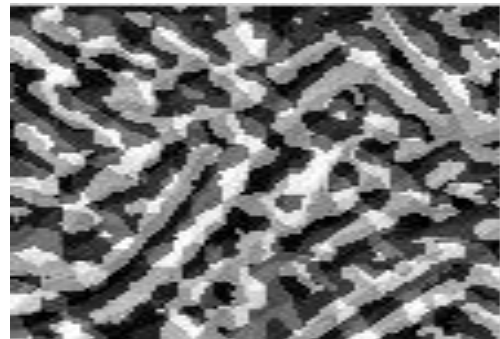


Image LPQ capturé en lumière Rouge

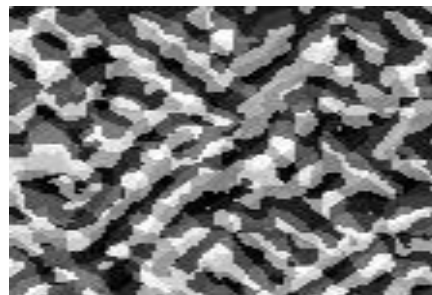
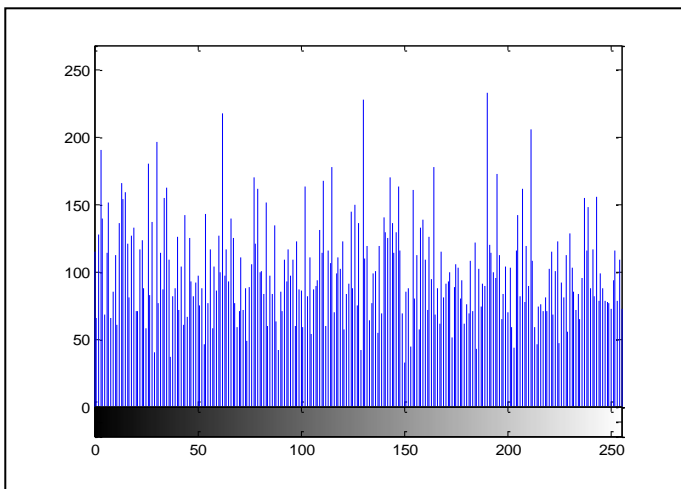


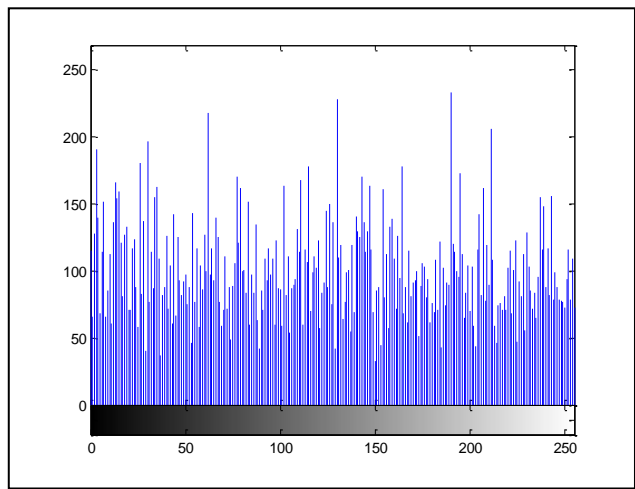
Image LPQ capturé en lumière Infrarouge

Figure III.6 : Exemple d'extraction de caractéristique d'image capturée de la base de données .

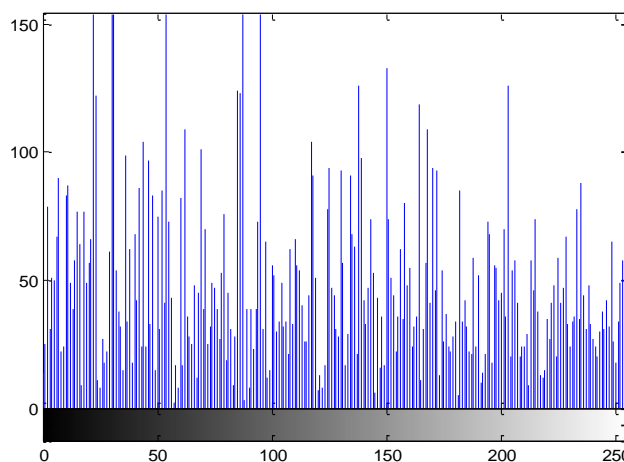
III.5.3 Classification :



Histogramme d'image LPQ capturé
en lumière Bleu



Histogramme d'image LPQ capturé
en lumière Rouge



Histogramme d'image LPQ capturé en lumière Infrarouge

Figure III.7 : Histogramme d'image LPQ capturé en trois lumière

III.6. Résultats et discussion :

On a appliqué notre algorithme LBP, BSIF et LPQ sur la base de données de test, la base CASIA multi spectrale. Les tableaux suivant donnent un résumé des résultats de taux de reconnaissance obtenu.

Nbr de personnes de la BDD	100 personnes								
Méthode	LBP	BSIF							LPO
		Filtre 5x5_ 12bit	Filtre 7x7_ 12bit	Filtre 9x9_ 12bit	Filtre 11x11_ 12bit	Filtre 13x13_ 12bit	Filtre 15x15_ 12bit	Filtre 17x17_ 12bit	
		20.8%	15.63%	30.21%	35.76%	51.74%	69.44%	62.15%	

Tableau III.1 : Résultats obtenus de l'image capturé en lumière bleue.

Nbr de personnes de la BDD	100 personnes								
Méthode	LBP	BSIF							LPO
		Filtre 5x5_ 12bit	Filtre 7x7_ 12bit	Filtre 9x9_ 12bit	Filtre 11x11_ 12bit	Filtre 13x13_ 12bit	Filtre 15x15_ 12bit	Filtre 17x17_ 12bit	
		1.74%	16.32%	30.56%	28.82%	33.33%	76.74%	69.10%	

Tableau III.2 : Résultats obtenus de l'image capturé en lumière Rouge.

Nbr de personnes de la BDD	100 personnes								
Méthode	LBP	BSIF							LPQ
		Filtre 5x5_12bit	Filtre 7x7_12bit	Filtre 9x9_12bit	Filtre 11x11_12bit	Filtre 13x13_12bit	Filtre 15x15_12bit	Filtre 17x17_12bit	
Taux de reconnaissance	1.74%	17.71%	38.19%	25.69%	34.72%	61.81%	61.46%	72.92%	94.10%

Tableau III.3 : Résultats obtenus de l'image capturé en lumière Infrarouge.

À travers les résultats obtenus par les différentes méthodes, On remarque que :

- La méthode LPQ donne des bons résultats par rapport LBP et BSIF pour toutes les bandes (la bande bleu et IR sont très similaires) , les lignes des empreintes palmaires de ces deux bandes semblent presque les mêmes.
- La méthode LBP donne des bons résultats par rapport LPQ et BSIF pour la bande bleu.
- La méthode BSIF (Descripteur BSIF de taille 17×17 avec une longueur de 12 bits) donne des bons résultats par rapport LPQ et LBP pour la bande IR.

III.7.Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons détaillé notre système de reconnaissance des empreintes palmaires. Ainsi que leur architecture et organigramme.

Nous avons conclu que la méthode LPQ est le meilleur pour l'identification biométrique par les empreintes palmaire par rapport à les autres méthodes.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Cette étude nous a permis de valider la faisabilité d'un système biométrique par l'identification des personnes dans l'utilisation de ses caractéristiques physiques ou comportementales ou biologiques. Parmi les modalités les plus utilisées dans la reconnaissance de système biométrique est l'empreinte palmaire.

Dans ce mémoire, nous avons fait la comparaison entre différentes méthodes d'extraction des caractéristiques, ce qui nous a permis de choisir celle qui est la mieux adaptée à notre système. Suivant, nous avons opté pour le choix des méthodes LPQ, LBP et BSIF. Pour rendre notre système plus pratique, nous avons réduit la dimension de l'espace des caractéristiques par l'insertion de l'algorithme d'Analyse en Composantes Principales suivi par une classification à k plus proche voisine.

En fin, les résultats obtenus, sont très intéressants. En effet on est arrivé à un taux de reconnaissance acceptable par la méthode LPQ de 94 %, 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, à savoir la mise en œuvre d'un système permettant la reconnaissance d'individus.

Bibliographie :

- [1].FATIHA, SAIDAT DJEMAA-GUEZIZ. Identification des personnes par l’empreinte de l’articulation des doigts. OUARGLA : UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2016.
- [2]. <http://www.journaldunet.com>
- [3]. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Biométrie>.
- [4]. <http://biometrics.over-blog.com/pages/Liris-2019780.html>
- [5].<http://www.linternaute.com/science/biologie/dossiers/06/0607-biometrie/retine.shtml>
- [6]. <https://www.biometrie-online.net/technologies/frappe-du-clavier>
- [7]. <https://www.biometrie-online.net/technologies/voix>
- [8]. Ibtissam, BENCHENNANE.Etude et mise au point d’un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus. Oran : Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf, 2016.
- [9]. <https://www.biometrie-online.net/technologies/modalites-comparatif#Adn>
- [10]. Abes, A. Ben Khalif et F.Identification d’individus par reconnaissance d’empreintes palmaires. Ouargla : Université Kasdi Merbah, 2008.
- [11] Li, L., Tian, D., & Jiao, C. (2000). Details of Holographic Medicine. Chinese Medicine Technology Publisher.
- [12] Wang, K., Liao, J., Wu, X., & Zhang, H. (2007, June). Recognize a special structure in palmprint for palm medicine. In Computer-Based Medical Systems, 2007. CBMS'07.Twentieth IEEE International Symposium on (pp. 73-78). IEEE.
- [13] David, T. J. (1971). Dermatoglyphics in medicine. Bristol Medico-Chirurgical Journal,86(2), 19.
- [14] HOLT, S. B. (1961). Palm-prints and their Uses in Medical Biology. Developmental Medicine & Child Neurology, 3(4), 333-347.
- [15] Nanni, L., Lumini, A., Brahmam, S.,"Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis", Artif. Intell. Med. 49(2), 117–125 (2010)
- [16] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. Pattern recognition, 29(1), 51-59.
- [17] Ojala, T., Pietikäinen, M., Mäenpää, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 24(7), 971–987 (2002)

Bibliographie

- [18] Kannala, J., & Rahtu, E. (2012, November). Bsif: Binarized statistical image features. In Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on (pp. 1363-1366). IEEE.
- [19] Bowyer, K. W., Chang, K., & Flynn, P. (2006). A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition. Computer vision and image understanding, 101(1), 1-15.
- [20] A. OUAMANE.(2015). "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D," Université Mohamed Kheider-Biskra
- [21] BETTAHAR Abdessettar, SABER Fathi., "Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2014.
- [22] J. Flusser et T. Suk., "Degraded Image Analysis: An Invariant Approach. IEEE Trans", Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 590-603, 1998.
- [23] C. Fiche. "Repousser les limites de l'identification faciale en contexte de vidéosurveillance". Docteur De L'université De Grenoble Spécialité : Signal - Images - Parole - Télécoms (SIPT), le 31/01/2012.
- [24]. Alismail Mohamed Raouf, Ourchani NorElhouda., "Fusion multimodale des scores pour la reconnaissance des personnes", Université Mohamed Khider Biskra, 2011.
- [25]. https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode_des_k_plus_proches_voisins.
- [26]. https://fr.wikipedia.org/wiki/Machine_%C3%A0_vecteurs_de_support#Princip_g%C3%A9n%C3%A9ral
- [27] Pierre Buysens., "Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e transactions", Université de Caen Basse-Normandie, 2011.
- [28] Convolutional Deep Belief Networks for Scalable Unsupervised Learning of Hierarchical Representations.