

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologie de l'Information et de la Communication
Département de l'Electronique et de la Télécommunication



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Télécommunication

Spécialité : Système de Télécommunication

Présenté par :

HALASSA Ammar

BEN RABIA Djamel

Thème

**Sélection des caractéristiques Vs Réduction des dimensions
Pour Identification biométrique des personnes par les
empreintes des articulations des doigts.**

Soutenu publiquement

Le : 13 /10 /2020

Devant le jury :

| | | | | |
|----|-----------|-----|----------------------|-------------|
| M. | F. CHARIF | MCA | Présidente | UKM Ouargla |
| M. | K. BENSID | MAB | Encadreur/rapporteur | UKM Ouargla |
| M. | N. NASERI | MAA | Examineur | UKM Ouargla |

Année Universitaire : 2019 /2020

Dédicace

Je dédie ce mémoire

-A mes très chers parents pour leur soutien et sans eux je ne serai jamais devenue que je suis

-A mes frères et mes sœurs

- A ma femme et mes enfants

-A mes amis d'enfance

- A mes responsables et mes collègues de travail

- A tous les professeurs et les

enseignants qui m'ont suivi

durant mon cursus scolaire et qui ont permis de réussir dans mes études

- A mes amis d'études

HALASSA AMMAR

Dédicace

Je dédie ce travail :

- A mes très chers parents pour leur soutien
et sans eux je ne serai jamais devenue que je suis

- A mes frères et mes sœurs

- A ma femme et mes enfants

- A mes amis d'enfance

- A mes collègues de travail

- A tous les professeurs

et les enseignants qui m'ont
suivies durant mon cursus
scolaire et qui ont permis de réussir
dans mes études

- A mes amis d'études



BEN RABIA DJAMEL

Remerciements

Nous remercions en premier ALLAH le tout puissant de nous avoir accordé la volonté et le courage pour réaliser ce mémoire.

Nous tenons à remercier Mr. Ben Sid Khaled, maître assistant à l'Université d'Ouargla qui a accepté de nous encadrer, et nous lui exprimons particulièrement de tout reconnaissance pour nous avoir fait bénéficié de ses compétences scientifiques, ses qualités humaines.

Nous remercions tous les professeurs et les étudiants de spécialité « télécommunication »

Nous remercions tous les responsables et les travailleurs de la société

Algérie télécom (AT)

Enfin, Nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de Ce travail.

Halassa .A BenRabia .D

Résumé

La biométrie est une méthode technique de reconnaissance, toujours Attire l'attention et la considération .l'identification automatiquement des personnes par les systèmes biométriques qui utilisent des caractéristiques physiques ou comportementales. Il existe plusieurs modalités biométriques utilisés qui donner des différents résultats parmi les meilleur modalités les articulations des doigts (FKP) parce que c'est simple à utiliser et acceptables de l'humain, est donne une meilleure performance. La phase important dans un système biométrique est l'extraction de caractéristiques car elle donne précis et la description unique et global de l'image. Dans notre étude, nous discutons une revue du système biométrique basé sur la technologie biométrique des articulations des doigts (FKP) à l'aide d'apprentissage en profondeur DCTNet (Réseau de transformation en cosinus discret). L'étude également sortir uni modale et résultats de systèmes multimodal ainsi que leurs méthodes de fusion de l'information au niveau de la score.

Mots clés : biométrie, FKP, DCTNet, unimodal, multimodal, PCA, SVM

ملخص

القياسات الحيوية هي طريقة تقنية للتعرف ، تجذب الانتباه والتفكير دائماً. تحديد الأشخاص تلقائياً عن طريق أنظمة القياسات الحيوية التي تستخدم الخصائص الجسدية أو السلوكية. هناك العديد من طرق المقاييس الحيوية المستخدمة والتي تعطي نتائج مختلفة من بين أفضل طرق مفصل الأصابع (FKP) لأنها سهلة الاستخدام ومقبولة للبشر، وتوفر أداءً أفضل. المرحلة المهمة في نظام القياسات الحيوية هي استخراج الميزات لأنها تعطي وصفاً دقيقاً وفريداً وشاملاً للصورة. في دراستنا ، نناقش مراجعة نظام القياسات الحيوية استناداً إلى تقنية القياسات الحيوية لمفصل الإصبع (FKP) باستخدام التعلم العميق (DCTNet (Discrete Discrete Transformation Network). كما قامت الدراسة بإخراج نتائج الأنظمة أحادية الوسائط ومتعددة الوسائط بالإضافة إلى طرق دمج المعلومات على مستوى النتيجة.

الكلمات الرئيسية : Biométrie ، FKP ، DCTNet ، Unimodal ، Multimodal ، PCA ، VSM

ABSTRACT:

Biometrics is a technical method of recognition, always attracting attention and consideration. Automatically identifying people by biometric systems that use physical or behavioral characteristics. There are several biometric modalities used which give different results among the best finger joint modalities (FKP) because it is simple to use and acceptable to humans, and gives better performance. The important phase in a biometric system is feature extraction as it gives precise and unique and comprehensive description of the image. In our study, we discuss a review of the biometric system based on Finger Joint Biometric Technology (FKP) using DCTNet (Discrete Cosine Transformation Network) deep learning. The study also output uni modal and multimodal systems results as well as their methods of information fusion at the score level.

Keywords: biometric, FKP, DCTNet, unimodal, multimodal, PCA, SVM

Sommaire

| | |
|--|----|
| Introduction générale | 1 |
| Chapitre I : La biométrie Multimodal Nécessite et scénarios | |
| I.1.Introduction..... | 4 |
| 1.2. Généralités sur la biométrie..... | 4 |
| I.2.1. Définition..... | 4 |
| 1.2.2. Caractéristiques biométriques | 4 |
| 1.2.3. Domaines d'applications..... | 5 |
| I.3. Les techniques biométriques | 6 |
| 1.3.1. Biométrie morphologique (physique)..... | 6 |
| 1.3.2. Biométrie comportementale..... | 10 |
| 1.3.3. Biométrie biologique..... | 12 |
| I.4. Système biométrique, principe et phases..... | 14 |
| 1.4.1. Principaux modules du système biométrique | 16 |
| 1-Module de capture | 16 |
| 2- Module d'extraction de caractéristiques | 16 |
| 3-Module de correspondance | 17 |
| 4-Module de décision | 17 |
| I.5. La biométrie Multimodal : Nécessite et scénarios | 19 |
| I.5.1 Définition de la biométrie multimodale | 19 |
| I.5.2 Les différents systèmes multimodaux | 19 |

| | |
|---|----|
| 1- multi-instances | 19 |
| 2. Multi-capteurs | 20 |
| 3. Multi-algorithmes | 20 |
| 4. Multi-échantillons | 20 |
| 5. Multi-biométries | 21 |
| I.5.3. Architectures du système biométrique multimodal | 21 |
| a. Architecture en série | 21 |
| b. Architecture en parallèle | 22 |
| I.6. Évaluation des performances des Systèmes biométriques | 23 |
| I.6.1 Les critères | 23 |
| 1. le critère taux de faux rejet (TFR)..... | 23 |
| 2. Le critère taux de fausse acceptation (FAR) | 23 |
| 3. Le taux d'égale erreur (EER) | 23 |
| I.6.2. Les modes..... | 25 |
| a) Mode fermé | 25 |
| b) mode ouvert | 25 |
| I.6.3. Comparaison des différentes techniques biométriques actuelles | 26 |
| I.7. Conclusion | 26 |
| Chapitre II Les Méthodes d'extractions des caractéristiques et classifications | |
| II.1 Introduction | 27 |
| II.2. Les caractéristiques des images | 27 |
| II.2.1 L'image biométrique..... | 27 |
| II.2.2. Image numérique | 27 |

| | |
|---|----|
| II.2.3. Modélisation d'image..... | 28 |
| II.3. Les caractéristiques des textures | 30 |
| II.4. Méthode d'apprentissage approfondi | 30 |
| II.4.1 DCTNet Réseau de transformation en cosinus discret | 30 |
| II.5. Sélection des caractéristiques | 32 |
| II.5.1 Méthode de Fisher score | 32 |
| II.6 La réduction de dimension..... | 32 |
| II.6.1 Principal Component Analysais (PCA) | 33 |
| II.6.2 WPCA | 33 |
| II.7. Support Victor Machine (SVM)..... | 34 |
| II.7.1 Le principe de SVM | 34 |
| II.7.2Le but des SVM | 34 |
| II.7.3 La séparation non linéaire | 34 |
| II.7.4 La séparation optimale | 34 |
| II .7.5 .Multi-classes | 35 |
| II.8 Conclusion | 35 |
| Chapitre III Résultats expérimentaux et discussions | |
| III.1 : Introduction..... | 36 |
| III.2 : Système de reconnaissance FKP..... | 36 |
| III.2.1 Système proposé | 38 |
| III.2.2Base de données FKP..... | 38 |
| III.2.3 : Séparation des bases de données..... | 39 |

| | |
|---|----|
| III.3 Environnement du travail..... | 39 |
| III.3.1 Environnement matériel..... | 40 |
| III.3.2 Outils de développement..... | 40 |
| III.3.3 Matlab 8.3 (R2014a)..... | 40 |
| III.4 Les systèmes d'identification des individus par leurs empreintes des articulations des doigts | |
| Principes et expérimentations..... | 40 |
| III.4.1 L'application sur un système uni-modal..... | 41 |
| III.4.2 L'application sur un système multimodal..... | 45 |
| III.5 Conclusion :..... | 47 |
| Conclusion générale | 48 |
| Bibliographe..... | 49 |

Liste de figures

Chapitre1

| | | |
|-------------|--|----|
| Figure 1.1 | Différentes applications de la biométrie dans notre vie..... | 5 |
| Figure 1.2 | la biométrie basée sur les empreintes digitales..... | 6 |
| Figure 1.3 | Le visage de l'être humain en tant que modalité biométriques..... | 7 |
| Figure 1.4 | Système biométrique basé sur l'Iris..... | 8 |
| Figure 1.5 | Système biométrique basé sur les articulations des doigts..... | 8 |
| Figure 1.6 | Système biométrique basé sur les empreintes palmaires..... | 9 |
| Figure 1.7 | Système biométrique basé sur la voix..... | 10 |
| Figure 1.8 | Système biométrique basé sur la signature manuscrite..... | 10 |
| Figure 1.9 | Système biométrique basé sur la frappe dynamique sur le clavier..... | 11 |
| Figure 1.10 | Système biométrique basé sur la démarche..... | 11 |
| Figure 1.11 | Système biométrique basé sur les veines de la main..... | 12 |
| Figure 1.12 | Système biométrique basé sur l'ADN..... | 12 |
| Figure 1.13 | Système biométrique basé sur le thermo-gramme facial..... | 13 |
| Figure 1.14 | Schéma de synoptique d'un système biométrique..... | 14 |
| Figure 1.15 | Architecture d'un système de reconnaissance biométrique..... | 15 |
| Figure I.16 | : Principaux modules d'un système biométrique | 18 |
| Figure 1.17 | Systèmes Multi-instances..... | 19 |
| Figure 1.18 | Systèmes Multi-Capture..... | 20 |
| Figure 1.19 | Systèmes Multi-algorithmes..... | 20 |
| Figure 1.20 | Systèmes Multi-échantillons..... | 21 |

| | | |
|---------------------|--|----|
| Figure 1.21 | Systèmes Multi-biométries..... | 21 |
| Figure 1.22 | Architecture de la biométrie multimodale en série..... | 22 |
| Figure 1.23 | Architecture de la biométrie multimodale en parallèle..... | 23 |
| Figure 1.24 | Courbes de distribution des imposteurs et clients... .. | 24 |
| Figure 1.25 | Courbe ROC..... | 24 |
| Figure 1.26 | : a) Courbe ROC b) Courbe CMS..... | 25 |
| Chapitre II | | |
| Figure II.1: | Représentation d'une image numérique..... | 28 |
| Figure II.2 : | Exemples de la fonctionnalité globale et locale..... | 29 |
| Figure II-3 : | Le schéma de principe de l'algorithme DCTNet..... | 31 |
| Chapitre III | | |
| Figure III.1 : | Structure de système d'authentification personnelle à base du FKP..... | 37 |
| Figure III.2: | Appareil d'acquisition d'image FKP..... | 37 |
| Figure III.3. | Système biométrique proposé..... | 38 |
| Figure III.4 : | Séparation des bases de données..... | 39 |
| Figure III.5: | Résultats d'identification unimodale basée sur le DCTNet. Courbe ROC..... | 44 |
| Figure III.6 : | Résultats d'identification unimodale basée sur le DCTNet. Courbe CMC..... | 44 |
| Figure III.7 : | Résultats d'identification multimodale basée sur le DCTNet Courbe ROC..... | 46 |
| Figure .III.8 : | Résultats d'identification multimodale basée sur le DCTNet Courbe CMC..... | 46 |

Liste des Tableaux

| | |
|---|----|
| Tableau III.1 : Les meilleurs paramètres de DCTNet..... | 41 |
| Tableau III.2 : la performance de système unimodal par la sélection des caractéristiques..... | 41 |
| Tableau III.3 : la performance de système unimodal par la réduction WPCA..... | 42 |
| Tableau III.4 : Résultats de système unimodal | 43 |
| Tableau III.5 : Résultats d'identification multimodale basée sur DCTNet..... | 45 |
| Tableau III.6 : Résultats d'identification multimodale basée sur DCTNet..... | 47 |

Liste des abréviations

ADN: Acide Désoxyribose Nucléique

BDD: Base de données

EER: Equal Error Rate (Taux d'Egale Erreur)

RPR : Rang du taux parfait (Rank of Perfect Rate)

FAR: False Accept Rate (Taux de Fausse Acceptation)

FRR: False Rejection Rate (Taux de Faux Rejet)

IBG: International Biometric Group

ROC :(**Receiver Operating Characteristic**)

CMS: (Cumulative Match Score).

CMC: Cumulative Match Curve

LPQ : Quantification de Phase Local ou (Local Phase Quantization)

DCTNet : Réseau de transformation en cosinus discret

PCA : Principal Component Analysis ou (L'analyse en composantes principales)

WPCA : La matrice de projection PCA

SVM : machine à vecteurs de support (Support Vector Machine)

FKP: Finger- Knuckle- Print

Th: Threshold



Introduction

Générale

Introduction Générale

L'émergence et le développement rapide de l'informatique ont conduit à une utilisation généralisée du contrôle dans tous les domaines de la science qui en sont devenus fortement dépendants, en particulier la science des communications, qui a subi un changement fondamental dans la vie humaine qui lui est devenu indispensable grâce aux nombreux services qu'elle fournit.

Le développement et l'utilisation généralisée de l'informatique et des communications ont conduit à l'émergence et à la propagation du crime de piratage et à la pénétration d'informations privées pour les personnes et les organisations, qui nécessitaient des techniques d'identification des personnes afin de protéger et de limiter les pénétrations.

Les techniques d'identification d'individu sont d'une grande importance dans la vie quotidienne d'une personne afin de sécuriser diverses transactions spécial et différent. Récemment, l'utilisation de l'identification des identités des personnes est devenue utilisée dans plusieurs domaines (accès au locaux, des cartes bancaires, ordinateur, téléphone cellulaire).

La conception d'un système d'identification fiable, efficace et puissant est une étape nécessaire. La biométrie est un exemple pratique. Il existe de nombreuses technologies biométriques avancées et utilisées.

La biométrie désigne l'ensemble des technologies de reconnaissance physiologiques et comportementales des individus telles que: l'iris, la voix, les empreintes digitales, le visage, la signature, l'empreinte palmaire.....etc.

La main est la partie de corps à l'extrémité du bras. Elle composée de cinq parties (les doigts et le pouce) contient des informations de texture riches qui ont fourni les bases des premiers systèmes de reconnaissance biométrique.

La biométrie multimodale est la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes, en augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne et cela pour améliorer les performances de reconnaissance et augment la sécurité des systèmes biométriques.

L'extraction des caractéristiques permet de construire des vecteurs contenant les caractéristiques discriminantes d'une image d'une modalité biométrique comme (Empreintes des articulations des doigts) obtenue avec un capteur biométrique pour l'enregistrement dans une base des données sous forme de valeurs mathématiques. L'extraction des caractéristiques représente le cœur du système de reconnaissance des formes. L'étape de segmentation permet d'extraire la caractéristique dont le processus d'authentification a besoin. Elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données. Donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes. Il ya Plusieurs méthodes pour l'extraction des caractéristiques comme : les méthodes basée sur la texture, l'apparence, la géométrie, et l'apprentissage approfondietc.

L'apprentissage approfondi est compris comme une branche de machine d'apprentissage, qui est basée sur un groupe d'algorithmes qui cherchent à façonner des abstractions de haut niveau de données à l'aide d'un graphique profond avec plusieurs couches de traitement, composé de plusieurs altérations linéaires et non linéaires. L'extraction des caractéristiques par l'apprentissage profond s'applique largement dans la biométrie.

Dans ce mémoire, nous proposons un système biométrique multimodal basé sur l'empreinte des articulations des doigts. Notre objectif est fusionner les différents échantillons des articulations des doigts (milieu gauche, milieu droit, index gauche, index droit) au niveau de score. La méthode proposé pour l'extraction de caractéristiques basées sur l'apprentissage approfondi nommé DCTNet (Discret cosine transform network) (Réseau de transformation en cosinus discret)

Notre travail s'intéresse sur une comparaison entre la sélection des caractéristiques et la réduction de la dimension pour la performance de notre système biométrique.

Ce mémoire suivre le plan suivant :

Le premier chapitre :

- La biométrie Multimodal : Nécessite et scénarios (Définition de la biométrie multimodale Les différents systèmes multimodaux)
- L'architectures du système biométrique multimodal .Évaluation des performances des Systèmes biométriques (les critères- FRR -FAR -EER, comparaison des différentes techniques biométriques actuelles


Le deuxième chapitre :

On présente dans ce chapitre les images et ses caractéristiques. Les méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques, réduction de dimension, et la classification des données.

Le troisième chapitre :

On présente dans ce chapitre une vue général sur le système de reconnaissance de l'empreinte des articulations des doigts et la base de données et le protocole utilisé pour l'évaluation de notre système proposé et en fin les résultats des systèmes unimodal et multimodal.

Chapitre I



La Multi Biométrie

Nécessite et Objectif

I.1. Introduction

La sécurité des individus augmente jour après jour est devenue inquiétant. Il existe deux manières de sécurité classique [1]: la première repose sur la connaissance de la personne comme « un mot de passe » ou « un code PIN »; dans ce cas, le mot de passe peut être oublié ou utilisée par une autre personne. La seconde est basée sur ce que possède la personne comme « un badge » ou « une carte à puce »; le badge peut être perdu ou volé. Les méthodes de sécurité classiques des systèmes d'informations ne sont pas efficaces.

En effet, sont limitées, une autre manière de sécurité a été développé qui permet d'utiliser, les informations intrinsèque à cette personne. , non pas l'information qu'un individu possède ou connait. Cette nouvelle manière d'identification des individus est dite: « la biométrie ».

Pourquoi la biométrie ?

Pour la repense sur cette question il faut présenter : (la définition, les caractéristiques, les domaines d'application.....) de la biométrie.

I.2. Généralités sur la biométrie :

I.2.1.Définition : Le terme "biométrie" est de l'origine grecs compose de deux anciens termes :

« Bios » qui signifie : la vie et « metron » qui se traduit par : mesure [2].

La biométrie désigne l'ensemble des techniques qui permet la reconnaissance automatique d'identité grâce d'une ou de plusieurs caractéristiques physiques ou comportementales ou biologiques de cette personne, qui sont préalablement enregistrées dans une base de données.

Ces caractéristiques sont appelées modalités biométriques (Exemple, visage, voix, empreintes digitales, ADN ...) [3].

I.2.2.Caractéristiques biométriques :

Le choix des caractéristiques physiques est important il faut qu'elle respecte à la fois les conditions suivantes[2,4].

- **Universelles** : existent chez tous les individus.

- **Uniques:** différencier un individu par rapport à un autre.
- **Permanent**es : stables et constante au cours du temps
- **Enregistrables** : enregistrer les caractéristiques d'un individu d'une manière ne pose aucun risque au dérangement pour l'individu.
- **Performance:** la rapidité et la précision dans l'authentification.

I.2.3. Domaines d'applications :

-Tous les domaines qui nécessitent de déterminer l'identité d'une personne sont concernés de l'application de la biométrie. Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux [5].

- **Applications commerciales:** telles que l'ouverture d'un réseau informatique, la sécurité de données électroniques, commerce, l'accès Internet, les cartes de crédit, le contrôle d'accès physique, les téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance.
- **Applications gouvernementales:** telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports.
- **Applications légales:** telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste.



Figure I.1 : Différentes applications de la biométrie dans notre vie

I.3. Les Techniques Biométriques :

La biométrie est basée sur les caractéristiques biométriques de l'individu, ces caractéristiques sont comprises en trois grandes catégories [6].

- les caractéristiques morphologique ou physique (empreintes digitales, traits du visage, forme de la main).
- - Les caractéristiques indices, (estampilles) biologiques (ADN, Odeur, ...).
- - les caractéristiques d'analyse comportementale (dynamique du tracé de la signature, frappe sur un clavier...).

1.3.1 Biométrie morphologique (physique)

a. Empreintes digitales : parmi les caractéristiques physiques les plus utilisées pour la reconnaissance des individus les empreintes digitales qui sont de lignes en parallèles présentant des points individuels (minuties) [7] et constituent un motif unique, universel et permanent comme montré dans la Figure 1.2



Figure I.2 : la biométrie basée sur les empreintes digitales.

La lecture de les empreintes digitales scannent donne des éléments [minuties] unique et différent d'un a l'autre. Les empreintes digitales utilisées dans les Institutions financier, les hôpitaux, les écoles, les aéroports...

Avantages

- Coût faible.
- Taille du lecteur biométrique n'est pas volumineuse.
- Simple à mettre en place. - facile à l'utilisation.

Inconvénients

- L'inscription de toutes les parties concernées, ce qui peut poser un problème dans le cas où une maladie soit physique ou psychologique [8].

b. Visage : les visage des humaine Comprendre des traits varier dans le temps (la largeur de la bouche, écart entre les yeux) permettre d'identifier un individu. Cette méthode doit pouvoir tenir compte de certain changement de la physionomie (lunettes, barbe, chirurgie esthétique, cicatrice) et de l'environnement (conditions d'éclairage). Parfois, il est impossible dédifférencier deux jumeaux. [9]



Figure I.3 : Le visage de l'être humain en tant que modalité biométriques

Avantages

- Technique acceptée par le public.
- Fonctionnement simple, peut être effectué à distance, et sans coopération de l'utilisateur.
- Technique peu coûteuse et peut s'appuyer sur l'équipement d'acquisition des images actuel.

Inconvénients

- Les vrais jumeaux ne sont pas différenciables.
- Les changements physiques peuvent tromper le système.
- La technique est trop sensible à l'environnement (éclairage, l'angle de l'appareil photos...etc.).

c. Iris: L'iris à une structure offre de nombreuses caractéristiques qui sont uniques pour chaque individu. L'image de l'iris est capturée par un appareil qui contient une caméra infrarouge, a le placement de la personne à une courte distance de l'appareil.

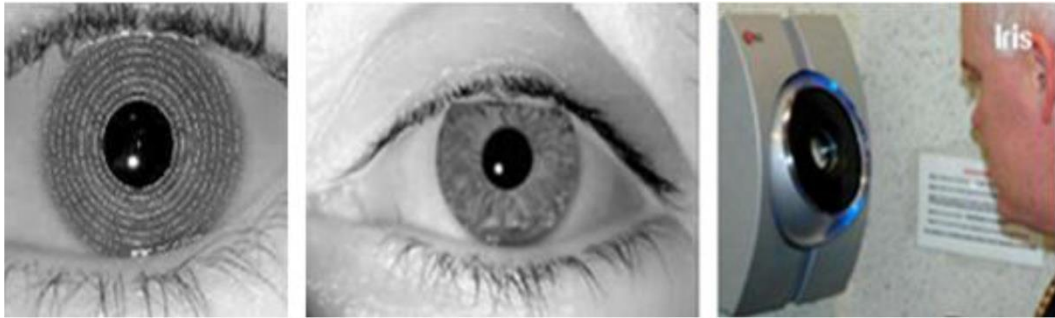


Figure I.4:système biométrique basé sur l'Iris.

Avantages

- Les vrais jumeaux sont non confondus.
- Les structures de l'iris restent stables durant toute la vie.
- Grande quantité d'informations contenue dans l'iris.

Inconvénients

- L'acquisition des images exige une certaine formation et de la pratique.
- La fiabilité diminue proportionnellement en fonction de la distance entre l'œil et la camera.
- Les gens ont du mal à accepter cette biométrie

d. Empreintes des articulations des doigts: une technique basée sur la surface (arrière) extérieure du doigt, elle contient des caractéristiques distinctives telles que les lignes principales, les lignes secondaires et les crêtes, qui peuvent être extraites à partir des images à basse résolution



Figure I.5 : système biométrique basé sur les articulations des doigts.

Il faut conserver les informations à chaque doigt de la main, pour une reconnaissance précise dans le domaine d'identification [10].

Avantages

- Technique acceptable.
- Simple utilisation
- En combinant tous les doigts de la main, il est possible d'établir un système biométrique robuste et précis

.Inconvénients

- Similaire en cas des jumeaux.
- Problème dans le cas d'une coupure d'un doigt.
- Pose incorrecte du doigt sur le lecteur provoque une grande erreur.

e. Empreinte palmaire: Cette technique base sur la surface intérieure de la paume pour l'identification et/ou la vérification des personnes .Elle est bien adaptée pour les systèmes à moyenne sécurité telle que le contrôle d'accès physique ou logique.

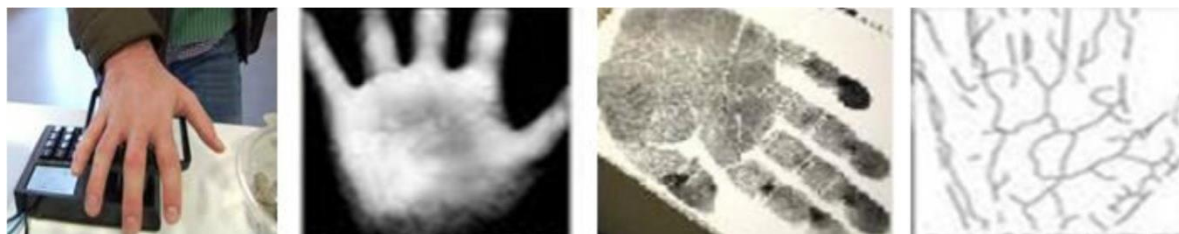


Figure 1.6 : Système biométrique basé sur les empreintes palmaires.

Avantages

- Facile à utiliser, elle a une grande acceptation par le public.
- Ne laisse aucune trace à la main après l'utilisation .
- Presque disponible par tous les individus.

Inconvénients

- Par fois similaire dans des jumeaux ou dans des membres de la famille
- Pas permanente changeable dans le cas le vieillissement naturel.

I.3. 2. Biométrie Comportementale

a. Voix: se compose de composantes physiologiques et comportementales. Elle est varié d'une à une autre personne. La synthèse du son est basée sur la forme et les tailles des appendices (bouche, cavités nasales et les lèvres)



Figure I.7: Système biométrique basé sur la voix.

Avantages

- Très bien acceptée parce que la voix est un signal naturel à produire.
- La mouvement des ondes produites est unique.

Inconvénients

- Moins permanente.
- Changeable avec le temps (Les comportementales sont changeables)
- Possibilité de fraude par enregistrement.
- Pendant l'acquisition Sensibilité aux bruits

b. Signature manuscrite: la vérification de la signature est basée sur deux modes:

Mode statique: base sur les formes géométriques de la signature.

Mode dynamique: base sur les caractéristiques dynamiques (l'accélération, la vitesse et les profils de trajectoire de la signature [11].



Figure 1. 8: Système biométrique basé sur la signature manuscrite.

Avantage

- Acceptable par l'utilisateur.
- Protéger l'ensemble de vos fichiers personnels.

Inconvénients

- Variabilité durant le temps (la forme de la signature pas la même pour toute la vie).
- Grande possibilité de fraude.

c. Frappe dynamique sur le clavier: la reconnaissance d'un individu à partir de la façon de ses écritures par un dispositif logiciel par la calcul de vitesse de la frappe, la suite des lettres, le temps de frappe et la pause entre chaque mot



Figure 1.9 : Système biométrique basé sur la frappe dynamique sur le clavier.

Avantage

- acceptable par l'utilisateur.
- Sécurité très précise.

Inconvénients

- N'est pas plus pratique.
- Variable (pas permanente) durant toute la vie (âge, émotion, fatigue).

d. Démarche: on peut différencier les individus à partir de leurs mouvements des jambes, des bras et des articulations. Une caméra vidéo envoie les mouvements spécialement à un ordinateur pour l'analyse qui détermine la vitesse et l'accélération de chaque personne.



Figure I.10: Système biométrique basé sur la démarche.

Avantage

- Très acceptable.

Inconvénients

- N'est pas permanente (âge, fatigue, maladie).

I 3.3. Biométrie biologique

a. Veines de la main: Les veines de la main diffèrent d'une personne à une autre. L'analyse nous permet de trouver des points pour différencier une personne à une autre.

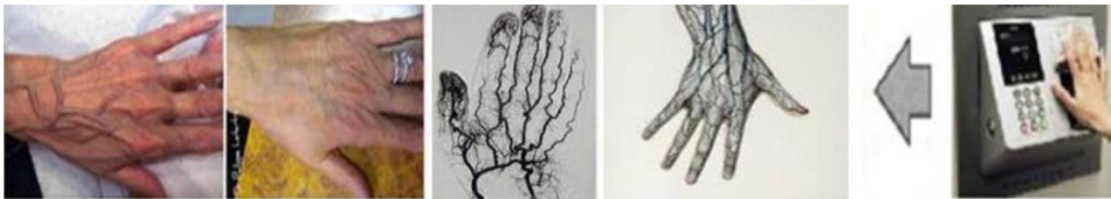


Figure I.11: Système biométrique basé sur les veines de la main.

Avantage

- Ne nécessite pas de contact.
- Difficile à falsifier.

Inconvénients

- Très coûteuse.

b. Analyse de l'ADN: la détermination l'identité de la personne par l'analyse des empreintes génétiques est une méthode très précise, chaque personne a son propre ADN qui est unique et permanente durant toute la durée de vie.

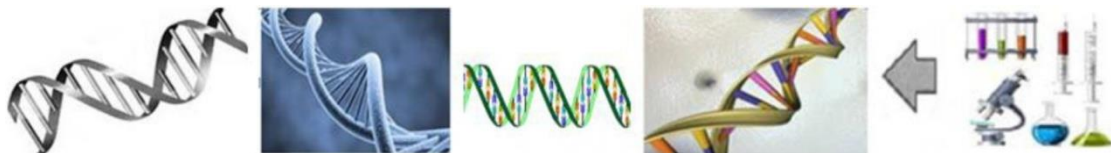


Figure I.12: Système biométrique basé sur l'ADN.

Avantage

- une grande précision.
- Facilite la détection des délinquants.

Inconvénients

- les résultats sont lents.
- coût élevé.

c. Thermo gramme faciale: chaque individu est caractérisé par la quantité de la chaleur émise par les parties du visage, cette chaleur dépend de la localisation des veines mais aussi de l'épaisseur du squelette, la quantité de tissus, de muscles, de graisses,.....

Par contre la chirurgie plastique n'a que peu d'influence sur les thermo-grammes faciaux. Un appareil photo ou une caméra numérique dans le domaine de l'infrarouge. Utiliser pour la capture d'une image dans n'importe quelle condition d'éclairage et même dans le noir complet est un avantage supplémentaire par rapport à la reconnaissance de visage classique.



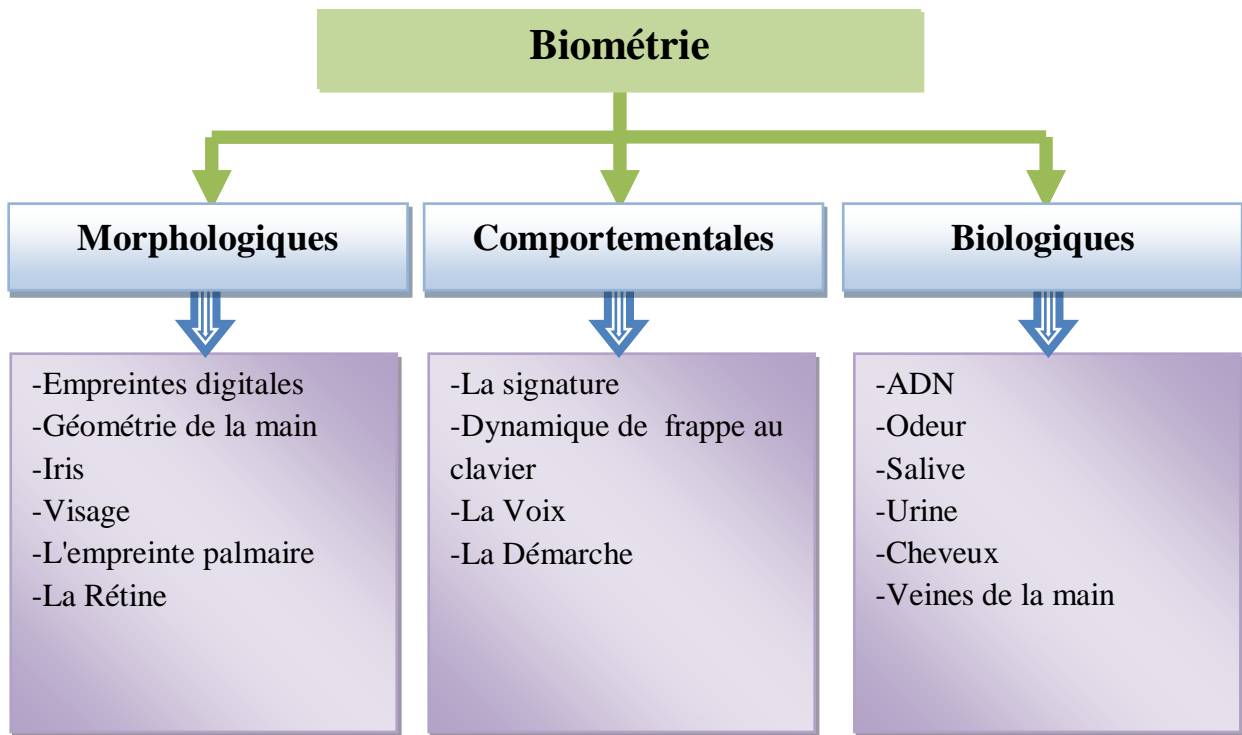
Figure I.13 : Système biométrique basé sur le thermo-gramme facial.

Avantage

- Possibilité que les visages soient reconnus, même dans l'obscurité.
- distinguer les jumeaux.

Inconvénients

- des facteurs tels que la température du corps et l'état émotionnel influencent cette technique.



I.4. Système biométrique, principe et phases.



Figure I.14 : Schéma synoptique d'un système biométrique

Le système biométrique est basé sur deux modes principales sont l'enrôlement et reconnaissance (test) :

Enrôlement

Est une phase d'apprentissage 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, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique et enfin stockées dans la base de données, Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue « hors-ligne » [12].

Reconnaissance (Test)

La reconnaissance est la fonction biométrique qui reconnaît les personnes au sens strict. Cependant, il existe deux méthodes possibles pour mener à bien cette fonction : la vérification et l'identification.

-Vérification ou authentification : Est une comparaison "un 1 à un 1", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système [13].

- Identification : Est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne. Elle ajoute la possibilité de vérifier si l'utilisateur appartient réellement à la base de données« Qui suis-je ? »[13].

Souvent s'ajoutent à ces deux modes de fonctionnement les deux processus suivants [13].

La mise à jour : la correction périodique.

La fin de vie : des données de référence propres à la personne sont détruites pour prendre en compte sa suppression du système de contrôle centralisé.

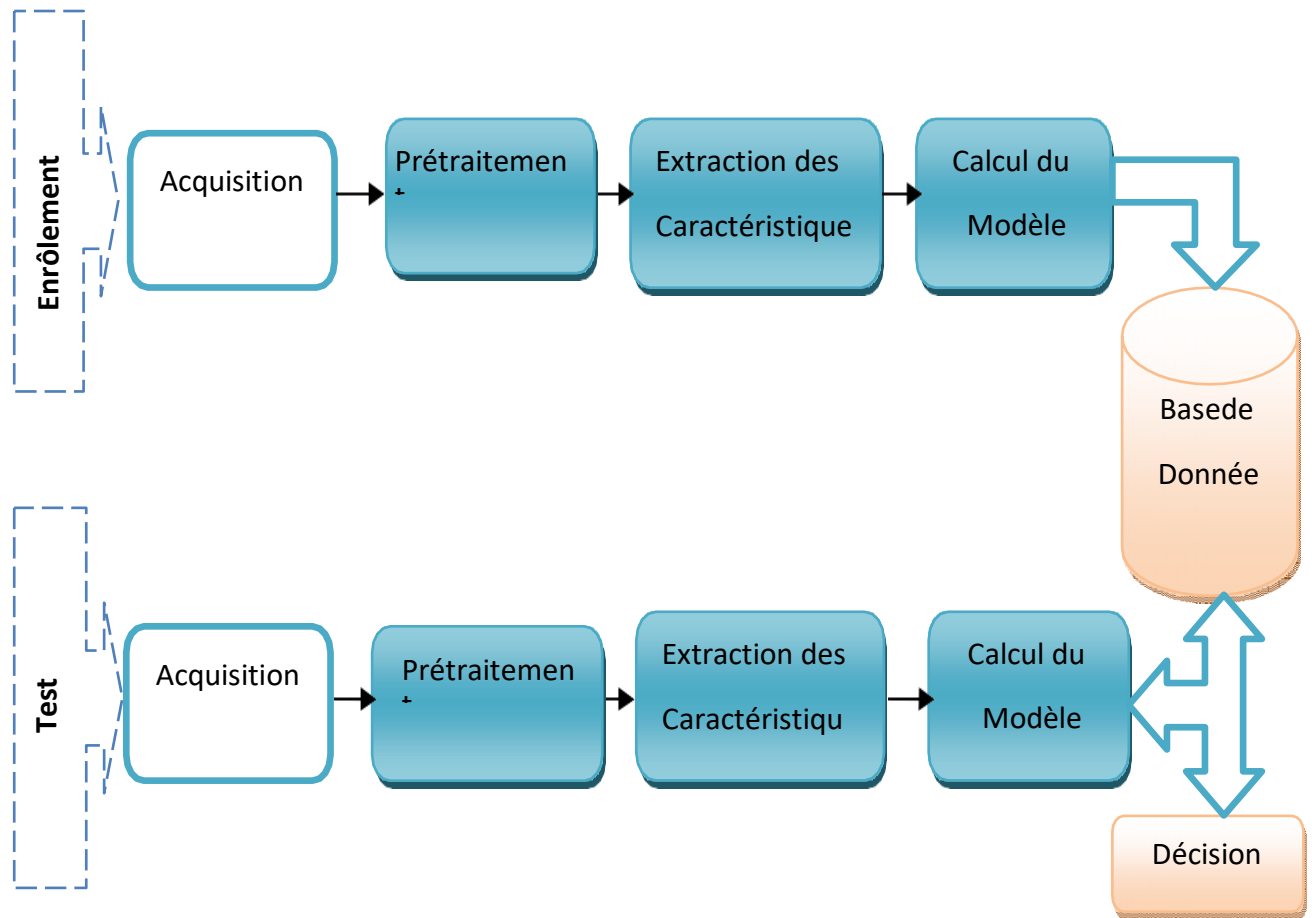


Figure I.15 : Architecture d'un système de reconnaissance biométrique.

I.4.1. Principaux modules du système biométrique : La structure générale d'un système biométrique ; Se compose des modules principaux essentiels défini dans ce qui suit [14].

1. Module de capture (d'acquisition biométrique) : la acquérir des données biométriques (physiologiques, comportementales ou biologiques) d'un individu à l'aide d'un capteur biométrique[14](comme un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité,)[15].

2. Module d'extraction de caractéristiques : Les données biométriques acquises sont traitées d'une façon qui permet d'obtenir un modèle numérique de la personne (signature biométrique, visage), Qui sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données [14].

3. Module de correspondance (comparaison et de prise de décision) : la Comparaison entre les données biométrique acquérir par les données stock dans la base de données et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux [15].

4. Module de décision (base de données) vérifie l'identité affirmée base sur Le degré de similitude entre les caractéristiques biométrique extraites et les modèles stockés nous permet de prendre une décision [15].

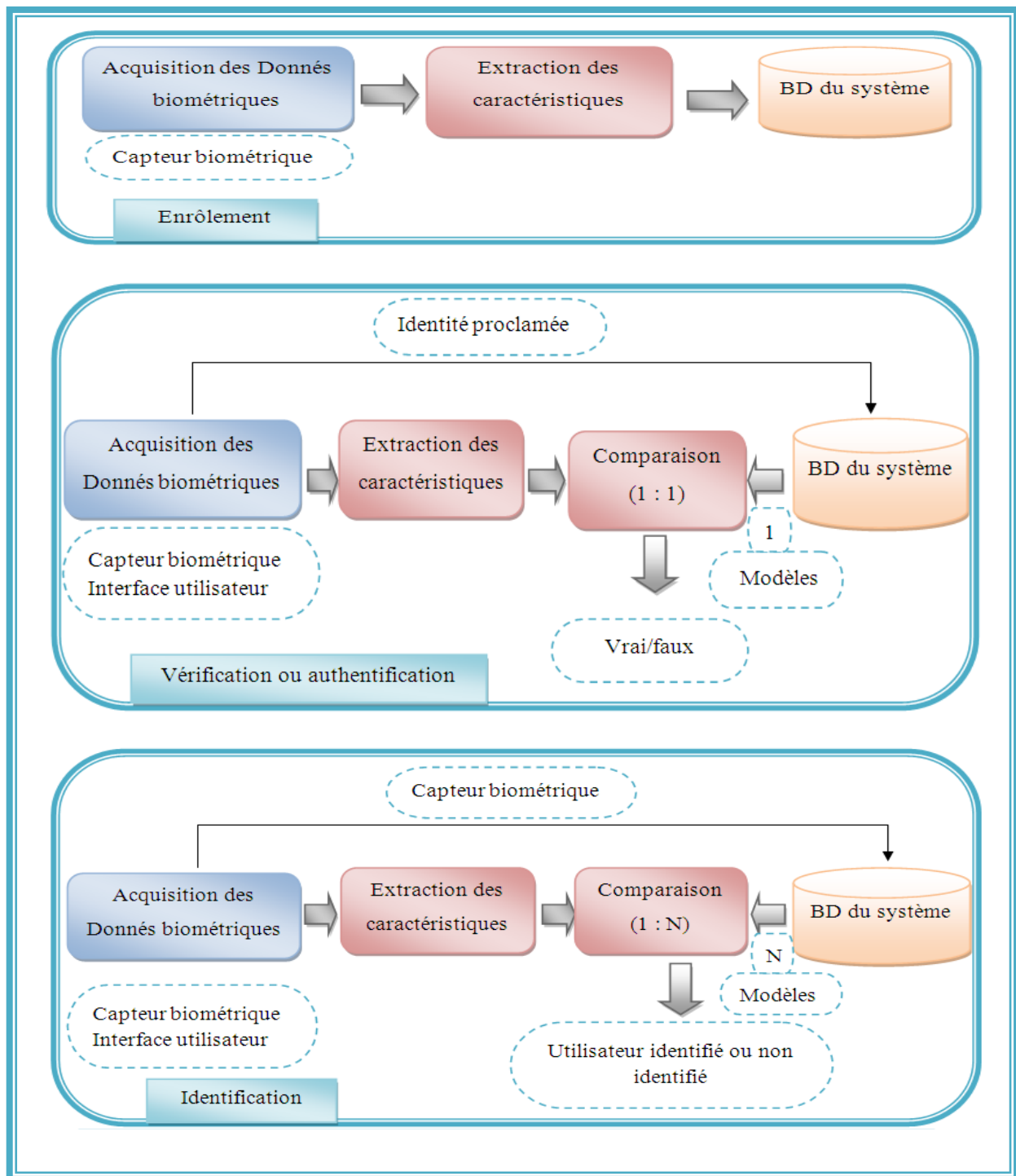


Figure I.16 : Principaux modules d'un système biométrique

I.5. La biométrie Multimodal : Nécessite et scénarios

L'objectif principale est la reconnaissance automatique des personnes à partir des caractéristiques humaines. Les systèmes biométriques qui sont basés sur un critère appelé unimodales ont des défauts tels que la possibilité de falsifications, ainsi que ses performances ne sont pas dans le niveau demandé. Pour diminuer leurs problèmes, les chercheurs dans ce domaine visent à améliorer le taux de reconnaissance par la fusion de données de différentes sources, ces systèmes s'appellent les systèmes biométrie multimodaux.

I.5.1. Définition de la biométrie multimodale

La biométrie multimodale est la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes, en augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne et cela pour améliorer les performances de reconnaissance. [16]

I.5.2. Les différents systèmes multimodaux

Les systèmes biométriques multimodaux diminuent les contraintes des systèmes biométriques monomodaux en combinant plusieurs systèmes. On peut différencier 5 types des systèmes multimodaux selon les systèmes qu'ils combinent sont les suit :

1- multi-instances : lorsque plusieurs instances du même trait, du même échantillon biométrique et ayant été acquises par un même capteur sont associées, par exemple, plusieurs images de visage prises avec des changements de pose (frontale ou de profil), d'expression ou d'éclairage.



Figure I.17: Systèmes Multi-instances

2. Multi-capteurs : lorsqu'ils associent plusieurs capteurs pour acquérir la même modalité par exemple un capteur optique et un capteur capacitif pour l'acquisition de l'empreinte digitale.



Figure I.18 : Systèmes Multi-Capture

3- Multi-algorithmes : lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise. Lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise, la multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison.

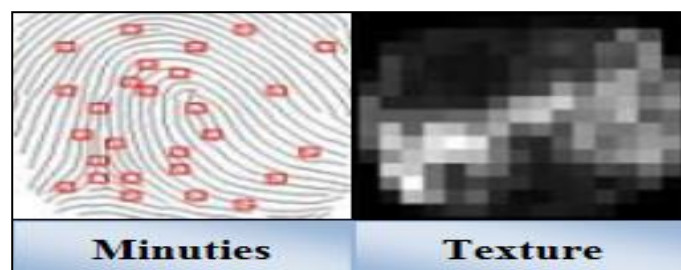


Figure I.19 : Systèmes Multi-algorithmes

4- Multi-échantillons :

Lorsqu'ils associent plusieurs échantillons différents de la même modalité, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris. Dans ce cas les données sont traitées par le même algorithme mais nécessitent des références différentes à l'enregistrement contrairement aux systèmes multi-instances qui ne nécessitent qu'une seule référence.

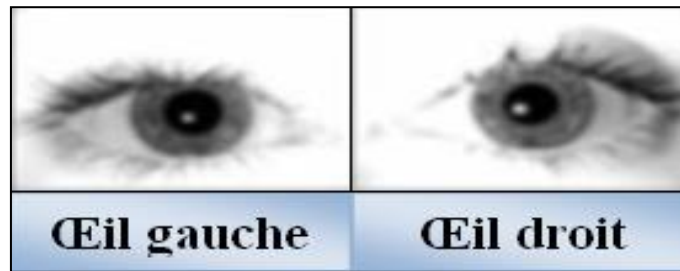


Figure I.20 : Systèmes Multi-échantillons

5. Multi-biométries : Les systèmes multi-biométries (ou multi-caractères) utilisent l'information de plusieurs modalités biométriques différentes combinées pour la réalisation de la reconnaissance des individus, par exemple, la reconnaissance faciale (visage) associée à la reconnaissance par l'empreinte digitale.



Figure 1.21 : Systèmes Multi-biométries

I.5.3. Architectures du système biométrique multimodal

Un système biométrique multimodal peut être conçu selon deux architectures

L'architecture en série (ou en cascade), l'architecture en parallèle (simultanément)

a. Architecture en série : les systèmes individuels sont invoqués en séquence. Certains d'entre eux peuvent n'être utilisés que lorsqu'une condition éventuelle se produit à la sortie des systèmes invoqués précédemment, ce qui permet d'aboutir à une décision sans forcément faire intervenir la totalité de ces systèmes.

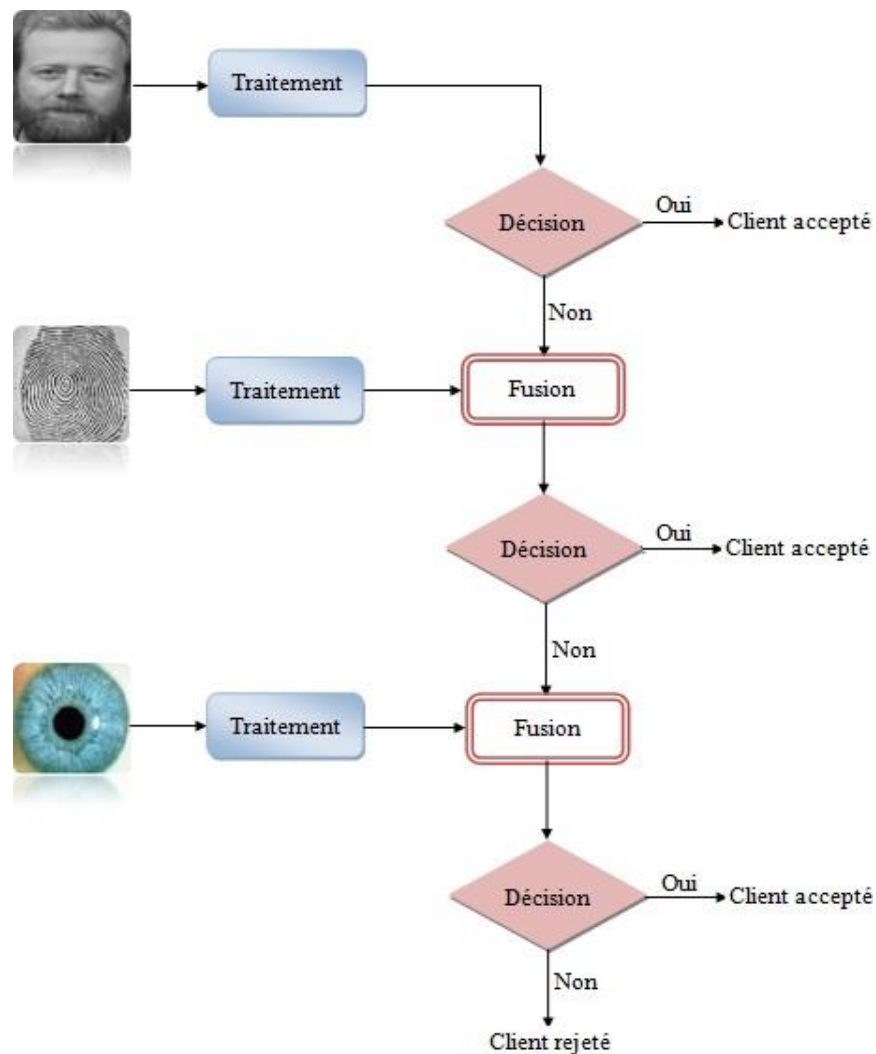


Figure I.22 : Architecture de la biométrie multimodale en série.

b. Architecture en parallèle : les informations provenant des différents systèmes est utilisée simultanément pour réaliser la tâche de la reconnaissance. L'utilisation de toutes les informations biométriques est alors requise pour produire une décision, ce qui est susceptible d'apporter plus d'amélioration que dans le cas d'une architecture en série.

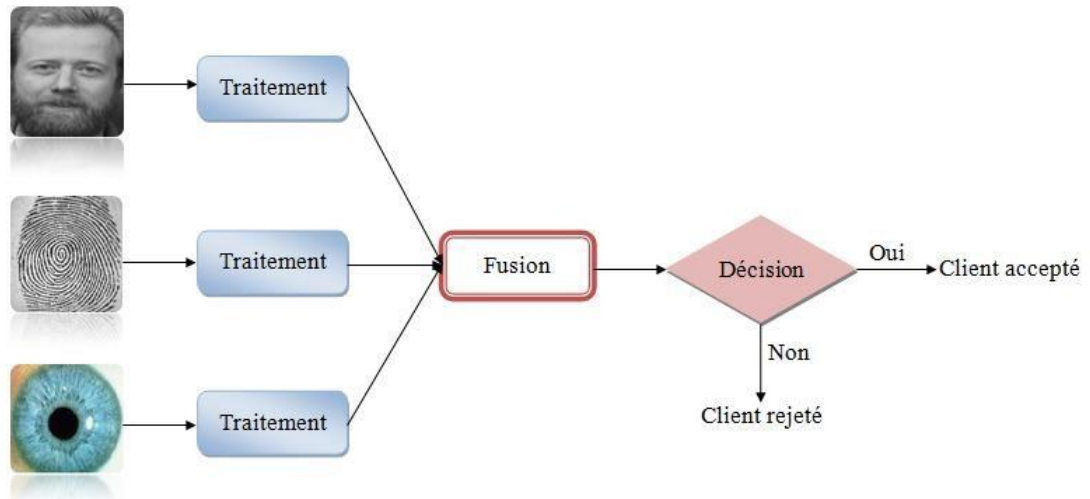


Figure I.23 : Architecture de la biométrie multimodale en parallèle.

I.6. Évaluation des performances des Systèmes biométriques :

Pour comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il faut définir clairement trois critères principaux

I.6.1. Les Critères

1. le critère taux de faux rejet (False Reject Rate) ou FRR.

Représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$FRR = \frac{\text{Nombre des clients rejetés(FR)}}{\text{Nombre total d'accès de clients}} \quad (\text{I.1})$$

2. Le critère taux de fausse acceptation (False Accept Rate) ou FAR.

Qui représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui

sont tout de même acceptées par le système.

$$FAR = \frac{\text{Nombre des Clients Rejetés(FA)}}{\text{Nombre total d'accès d'imposteurs}} \quad (\text{I.2})$$

3. Le taux d'égale erreur ("Equal Error Rate") ou EER.

Qui calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

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

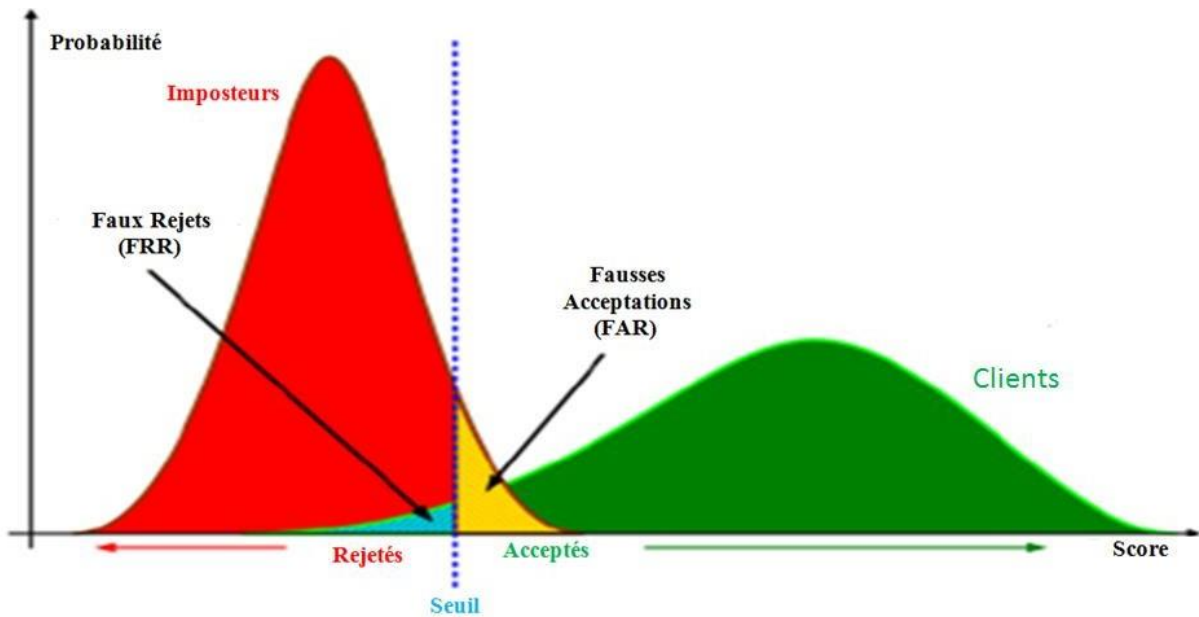


Figure I.24 : Courbes de distribution des imposteurs et des clients.

Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'en mesurer la performance.

1 – Lorsque le système opère en mode authentification, on utilise ce que l'on appelle une courbe ROC (**R**eceiver **O**perating **C**haracteristic). La courbe ROC trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est Performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé.

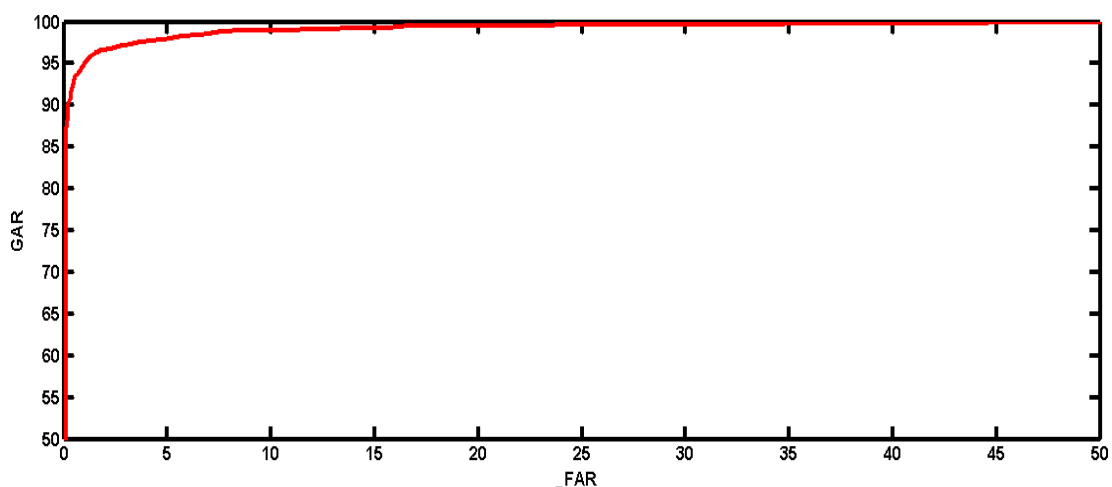


Figure I.25 : Courbe ROC.

2 – Dans le cas d'un système utilisé en mode identification, les applications peuvent être déployées en monde fermé (F) ou en monde ouvert (O).

I.6.2 Les modes

a) **En mode fermé** : le taux d'identification est la mesure la plus utilisée mais il n'est pas toujours suffisant. En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premières réponses. On trace alors ce que l'on appelle une courbe de scores cumulés CMS (pour Cumulative Match Score). La courbe CMS donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance.

On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc.

b) **En mode ouvert** : les performances pour un système d'identification en monde ouvert sont caractérisées par deux mesures : le taux d'identification et le taux de fausse alarme. Dans le cas où l'identité recherchée se trouve dans la galerie, le taux d'identification est la fraction des images de test qui est correctement détectée et identifiée. Dans l'autre cas où l'échantillon de test n'appartient pas à une identité de la galerie, le taux de fausse alarme (False Alarm Rate) correspond à la fraction des images de test qui est faussement détectée

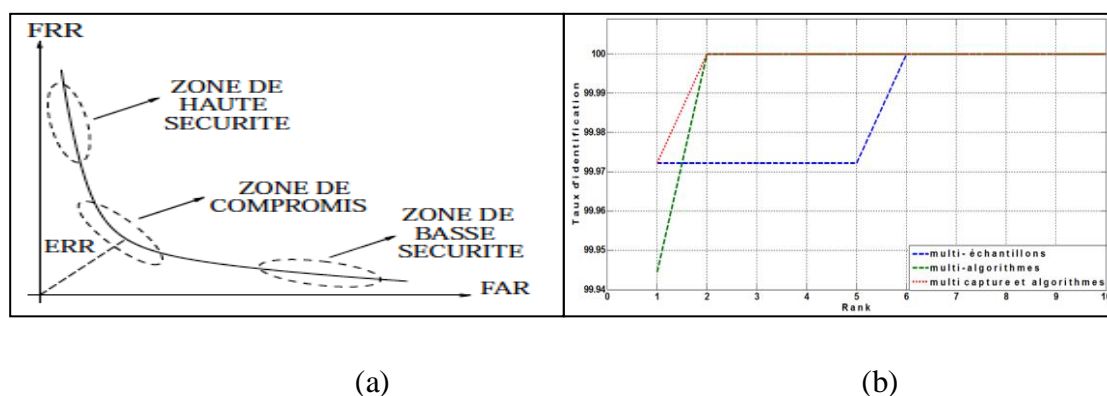


Figure I. 26 : a) Courbe ROC b) Courbe CMS.

I.6.3. Comparaison des différentes techniques biométriques actuelles

Si on fait une comparaison entre deux systèmes (techniques) biométrique qu'elle est la meilleure, chaque système a des points de la force et de faible, il n'y a aucune meilleure technique biométrique en termes absolus, Plusieurs études ont été menées afin d'évaluer les performances des systèmes biométriques. L'International Biométrie Group [IBG] – à effectuer une étude basée sur quatre critères d'évaluation :

Effort : effort fourni par l'utilisateur lors de l'authentification

Intrusion : information sur l'acceptation du système par les usagers.

Coût : coût de la technologie (lecteurs, capteurs, etc.).

Précision : efficacité de la méthode (liée au taux d'erreur)

I.7. Conclusion

Dans ce chapitre on a abordé quelques notions de base de la biométrie et ses diverses technologies, les principaux modules des systèmes biométriques et ainsi que les domaines d'applications. Le multimodal est une nouvelle tendance, la combinaison de plusieurs technologies biométriques ou de plusieurs algorithmes de reconnaissance est présentée, ou divers systèmes pondérés sont utilisés pour améliorer les performances de reconnaissance, comme expliqué dans ce chapitre. Etudier la biométrie multimodale Nécessite et scénarios (Définition de la biométrie multimodale, les différents systèmes multimodaux).L'architectures du système biométrique multimodal et les critères d'évaluation des systèmes biométrique.

Chapitre II



Méthodes d'Extraction des Caractéristiques et Classification

II.1 Introduction

L'enregistrement et l'utilisation des informations acquises par les systèmes biométriques éprouvent des contraintes à cause de leurs très larges tailles et la différence de ses sources. Pour améliorer les performances des systèmes biométriques et résoudre les problèmes. Après l'extraction des caractéristiques les chercheurs additionnent deux étapes (La réduction de taille de données, et La classification). La Classification et la modélisation des paramètres extraits d'une modalité d'un individu basé sur leurs caractéristiques communes.

II.2 Les caractéristiques des images

L'image est une copie d'un objet formé par la rencontre de rayons lumineux permettent de décrire les propriétés d'une image obtenue lors d'un phénomène lumineux comme la réflexion ou la réfraction. Il existe quatre caractéristiques permettant de décrire une image obtenue.

- La nature de l'image
- La grandeur de l'image
- Le sens de l'image
- La position de l'image

II.2.1 L'image biométrique

L'image est une représentation d'un objet ou personne par (le dessin, la peinture la photographie, le film, ...). [17]. L'image est un ensemble de structuré d'informations affichées sur l'écran et ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être représentée comme une fonction de brillance analogique continue, dans un domaine borné. Les x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et est une fonction de couleurs et/ou d'intensité lumineuse [18]

II.2.2 Image numérique : L'image numérique est une image traitée par l'ordinateur (représentées par une série de bits) [19]. L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de petite taille fixe appelés pixels, bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$ où x, y sont coordonnées cartésiennes d'un point de l'image et $f(x, y)$ le niveau d'intensité. Ayant chacun comme

caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [17].

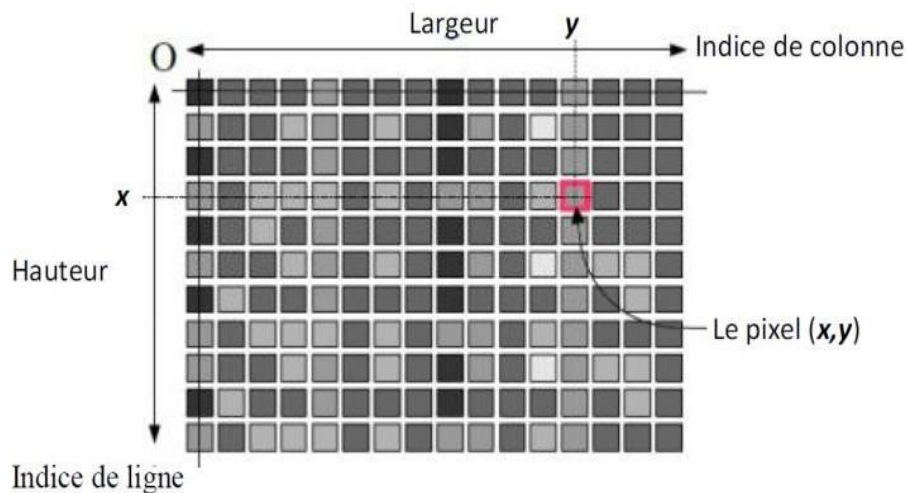


Figure. II.1: Représentation d'une image numérique

Caractéristique d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants :

- 1- **Dimension** : C'est la taille de l'image. Présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.
- 2- **Pixel** : Le pixel est le plus petit taille (point) de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification.

II.2.3 Modélisation d'image

L'image est l'ensemble d'informations qui sont différent. Chaque image a des caractéristiques spécifiques qui donne la différence entre les images, elle utilisée dans le système de reconnaissance, par ce qu'elle est une propriété spéciale et stable dans le temps, connue pour l'extraction caractéristiques. L'image affectée par des facteurs, qui jouent le rôle de contrôle de qualité et de clarté de l'image.

Les éléments (luminance, chrominance "a" et "b") représentent les couches de base de chaque image. L'extraction des entités est une étape intéressée par des attributs de bas niveau comme (couleur, texture et forme) [20].

Généralement on peut déterminer que deux types d'entités d'image pour représentation le contenu d'image (entités globales et entités locales) [21,22].

1- Fonctionnalités globales

Décrire l'ensemble d'image qui interprétée comme une propriété particulière impliquant tous les pixels par exemple la couleur et la texture.

2- **Fonctionnalités locales** : Détecter et décrire des points ou des régions d'intérêt dans une image. Les caractéristiques spécifiques sont (points géométriques, singuliers, lignes et texture) [23].

Les différentes méthodes d'extraction divisées en trois catégories:

1-Technique linéaire (filtre de Gabor)

2- Technique basée sur l'apparence (PCA, LDA, ICA, GDA)

3- Technique basée sur la texture (LBP, LPQ, HOG)



Figure II.2 : Exemples de la fonctionnalité globale et locale

II.3. Caractéristiques des textures

La texture est en fait un concept très nébuleux, souvent attribué à la perception humaine, comme la sensation ou l'apparence d'un tissu (tissé). Chacun a sa propre interprétation de la nature de la texture; Il n'y a pas de définition mathématique pour la texture, elle existe simplement. Et à partir de cela, la texture d'une image est liée à la distribution spatiale des valeurs d'intensité dans l'image, et en tant que telle contient des informations concernant (le contraste, l'uniformité, la rugosité, la régularité, ...) [24,25].

Au cours des dernières années jusqu'à aujourd'hui, l'utilisation de textures y compris comme source d'information utilisées par les méthodes d'identifier les informations discriminatoires diffèrent des résultats obtenus dans les études permanente. L'utilisation de texture offre toujours des résultats passionnants et efficaces pour attirer l'attention de nombreux algorithmes et compétences informatiques.

II.4. Méthode d'apprentissage profondi

L'apprentissage est l'étape où nous faisons apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après l'extraction des caractéristiques dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, elle est en quelque sorte la mémoire du système. Nous distinguons deux types d'apprentissages : apprentissage supervisé, et apprentissage non supervisé. L'apprentissage profondi : Est basée sur un groupe d'algorithmes qui cherchent à façonner des abstractions de haut niveau de données à l'aide d'un graphique profond avec plusieurs couches de traitement. L'apprentissage profondi a récemment surpassé l'état de l'art dans diverses applications en général et dans la biométrie en particulier,

II.4.1 DCTNet : Réseau de transformation en cosinus discret (Discreet Cosine Transform Network)

A été utilisée dans la reconnaissance faciale. Le DCT présente plusieurs avantages, (l'indépendant des données – implémenté à l'aide d'un algorithme rapide). La représentation d'une image par le DCT est comme la somme de sinusoides de magnitudes et de fréquences variables. Le DCT a la propriété que, pour une image typique Les informations visuellement significatives sur l'image sont concentrées dans seulement quelques coefficients du DCT. Le DCT est au cœur de l'algorithme de

compression d'image avec perte standard international PEG1 -L'algorithme DCTNet fait partie des meilleurs descripteurs de texture actuels. Le DCTNet) fonctionne selon les étapes suivantes :

1-Banques de filtres : transformée en cosinus discrète (DCT) adoptant la base 2D-DCT comme bancs de filtres.

2-Couches de convolution: Le réseau est composé de 2 couches de convolution. Depuis la base DCT de chaque couche peut être combinée pour former un réseau plat monocouche.

3-Binarisation et histogrammes par blocs : La binarisation est effectuée sur chaque ensemble séparément en binarisant d'abord les réponses avec un seuil à zéro [26].

4- Normalisation de rang lié d'histogramme (normalisation TR): est appliquée pour éliminer la disparité du vecteur d'histogramme.

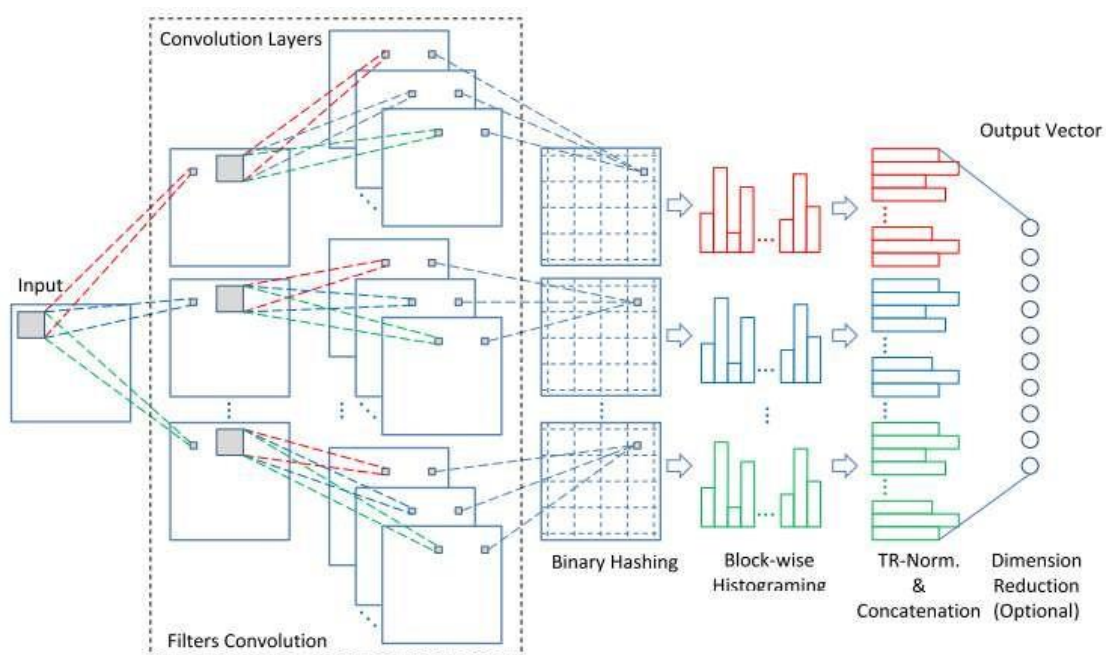


Figure II-3 : Le schéma de principe de l'algorithme DCTNet

II.5. Sélection des caractéristiques

La sélection de caractéristiques est généralement des processus de recherche permettant de trouver un sous-ensemble "pertinent" de caractéristiques parmi celles de l'ensemble de départ, la sélection des caractéristiques est une méthode de réduction de la dimensionnalité utilisée en apprentissage automatique et en traitement de données. Les techniques de sélection des caractéristiques sont utilisées pour les raisons suivantes :

- 1-Simplifier les modèles pour faciliter leur interprétation par les chercheurs.
- 2-Réduire la durée de l'apprentissage,
- 3-Pour éviter le fléau de la dimension,
- 4-Améliorer la généralisation en réduisant les sur ajustements.

Stratégies de sélection des caractéristiques : IL existe trois types de stratégies de sélection des caractéristiques sont :

- 1 - la première stratégie : la taille du sous-ensemble sélectionné est prédéfinie et l'algorithme de sélection cherche à trouver le meilleur sous-ensemble de cette taille.
- 2- La deuxième stratégie : consiste à sélectionner le plus petit sous-ensemble dont la performance est plus grande ou égale à un seuil prédéfini.
- 3- La troisième stratégie : cherche à trouver un compromis entre l'amélioration de la performance et la réduction de la taille du sous ensemble. Le but est de sélectionner le sous-ensemble qui optimise les deux objectifs en même temps.

II.5.1 Méthode de Fisher score : Est une technique de fusion de données ou « méta-analyse » Il a été développé par Fisher également connu sous le nom de test de probabilité combinée de Fisher .Il est utilisé pour combiner les résultats de plusieurs indépendants des tests portant sur le même ensemble hypothèse.

II.6 La réduction de dimension : Soit X une matrice de taille $(n \times D)$ où n est le nombre de vecteurs x_i de dimension D décrit un jeu de données possède une dimension propre (ou intrinsèque) d , où $d < D$ voire $d \ll D$. 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. la géométrie de la variété, et la dimension d ne sont pas connus en général. Les techniques de réduction de dimension classées en plusieurs groupes. L'aspect linéaire ou non des méthodes est Le principal critère de classement. Les méthodes linéaires supposent que les données reposent sur une variété linéaire de l'espace de grande dimension. Les méthodes les plus couramment utilisées sont :

II.6.1 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, au lieu de stocker une matrice image de taille N , on stocke un vecteur de taille $R \leq$ nombre d'images d'apprentissage P .

II.6.2 La matrice de projection (WPCA) : Les étapes principales pour calculer la matrice de projection (WPCA) de PCA sont :

1- Chaque image est représentée par un vecteur de taille N .

$$x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_N^i]^T \quad (\text{II.1})$$

2- Toutes les images sont centrées en soustrayant l'image moyenne de chaque vecteur d'image.

$$\bar{x}^i = x^i - m, m = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x^i \quad (\text{II.2})$$

m : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

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

$$C = \bar{X}\bar{X}^T \quad (\text{II.3})$$

- 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 0 de PCA est donc les R premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes (W_{PCA}) [27]

II.7. Support Vector Machine (SVM)

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 introduite par Vladimir Vapnik dans les années 1995. Elle consiste à séparer deux ou plusieurs ensembles de points par un hyperplan optimal. Selon les cas et la configuration des points. Cette fonction a été étendue plus tard pour prendre en compte le cas multi-classes [28][29].

II.7.1 Le Principe de SVM

SVM est basée sur les fonctions de 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 hyperplan séparant au mieux les points [28].

II.7.2 Le but des SVM

Est de déterminer la frontière linéaire définie par l'équation $(\mathbf{w}\mathbf{x}+\mathbf{b})$ entre les objets positifs et les objets négatifs, où w représente le vecteur normal à ce séparateur linéaire, et b le biais. Déterminer un hyperplan revient à définir le couple de valeurs (w,b) qui le caractérise. Dans la mesure où plusieurs solutions sont possibles, 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.

II .7. 3 La séparation non linéaire

Peut être obtenue en transformant les données d'entrée dans un autre espace des attributs $F(\Phi:\mathbf{x}\rightarrow\mathbf{F})$. 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.7.4 La 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 [30]

II.7.5. Multi-classes

Les SVM ont été conçus essentiellement pour les problèmes à 2 classes à l'origine, 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.

1-Un-contre-tous: l'approche la plus naturelle est d'utiliser cette méthode de discrimination binaire et d'apprendre N fonctions de décision $\{f_m\}_{m=1..N}$ 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 :

$$i = \operatorname{argmax}_{m=1..N} F_m(x) \quad (\text{II.4})$$

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

II.8 Conclusion

Dans le module d'extraction des caractéristiques avant de stocker les informations dans les bases de données des systèmes de reconnaissances. Les systèmes passent par trois étapes :

- Étape 1 : L'extraction de caractéristiques : pour obtenir les caractéristiques de chaque image acquise, en forme de vecteur par plusieurs méthodes comme DCTnet
- Étape 2 : Réduction de dimension : pour diminuer la taille de vecteur extraite par des méthodes comme PCA.
- Étape 3 : Classification des données : classer les caractéristiques semblables d'un ou plusieurs individus à la même classe, par des algorithmes comme SVM

Chapitre III

A large, stylized green graphic element that resembles a wavy ribbon or a stylized letter 'S'. It is composed of many small, overlapping rectangular segments, giving it a textured, pixelated appearance. The graphic starts at the top left, curves down and right, then up and right, and finally down and right towards the bottom right corner. It frames the central text.

**Résultats
Expérimentaux
Et Discussions**

III.1 Introduction

En observant que le motif de la texture produite par la flexion de l'articulation du doigt est très distinctif, nous présentons un système d'authentification biométrique basée sur l'empreinte du doigt (FKP: Finger- Knuckle- Print).

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'environnement ainsi que le système de reconnaissance FKP, et la base de données utilisée. Les résultats de l'application des algorithmes d'apprentissage profondi DCTNet seront présentés et discutés. Une comparaison de l'application de différentes méthodes de calcul de distances sera aussi examinée.

Afin d'évaluer l'efficacité des méthodes étudiées et les performances de notre système biométrique proposé, et vue l'importance affectée à la modalité de l'empreinte des articulations des doigts dans les dernières années.

III.2 Système de reconnaissance FKP

Les systèmes biométriques basés sur FKP fournissent des renseignements personnels riches pour la reconnaissance automatique des individus sur la base des lignes principales, les rides et les crêtes du doigt. Dans notre travail proposé, nous utilisons FKP pour la reconnaissance, car il a tant d'avantages dans le domaine de la biométrie sur les images d'empreintes digitales. On voit que le modèle de la peau sur le doigt porte-fusée est très riche en raison de la texture des plis de la peau et les plis et, par conséquent, peut être considéré comme un identificateur biométrique.

En outre, les avantages de l'utilisation de FKP comprennent facilement accessible, invariant aux émotions et à d'autres aspects comportementaux tels que la fatigue, les caractéristiques stables et l'acceptabilité de la société. Depuis, l'articulation des doigts sera légèrement plié lorsqu'il est capturé. Les modèles de peau inhérents peuvent être clairement capturés et donc les caractéristiques uniques FKP peuvent être mieux exploitées. [31]

Le schéma de principe de notre système d'authentification personnelle FKP est montré dans la (Figure III.1). Le système est composé d'un module d'acquisition de données et un module de traitement de données. Le module d'acquisition de données est composé d'un support de doigt, un anneau LED source de lumière, une lentille, une caméra CCD et une carte d'acquisition.

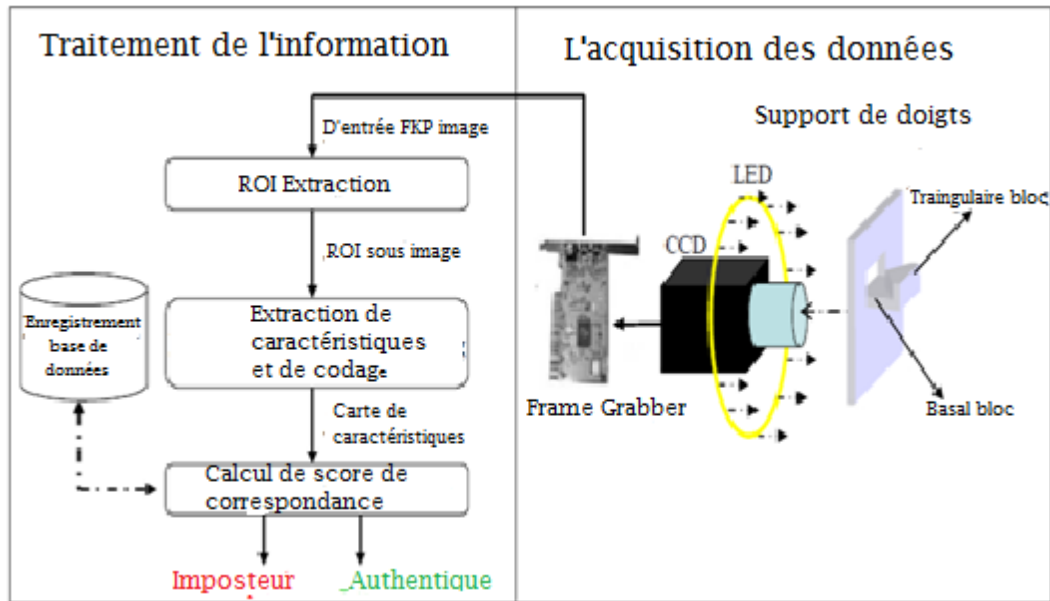


Figure III.1 : Structure de système d'authentification personnelle à base du FKP.

L'image FKP capturée est envoyée vers le module de traitement de données qui comprend trois étapes de base: extraction de région d'intérêt (ROI), extraction des caractéristiques et codage, et l'appariement "matching". La Figure III.2 montre un dispositif d'acquisition d'image FKP dont la taille globale est 160mm × 125mm × 100mm.



Figure III.2 : Appareil d'acquisition d'image FKP.

III.2.1 Système proposé

La figure III.3 présente notre système proposé, nous avons deux sous-systèmes, qui sont intégrés grâce à l'utilisation de l'un des niveaux de fusion précédemment définis (niveau de score). Le but de ce processus est d'améliorer les résultats obtenus dans l'étude de chaque système unimodal séparément. Chaque système est le système de reconnaissance par le Finger Knuckle Print (FKP), prenez deux doigts de chaque main (milieu et index).

Les sous-systèmes divise sur deux phases : la phase d'enrôlement et la phase d'identification, la première phase, il s'intéresse en traitant l'image, puis d'extraire des caractéristiques sous forme de vecteur au module d'extraction pour stocker dans la base de données, la seconde phase, elle repose sur le modèle de sélection, et nous comparons avec toute la base de données. On fusionne les décisions résultant de chaque sous-système en utilisant la fusion au niveau de score.

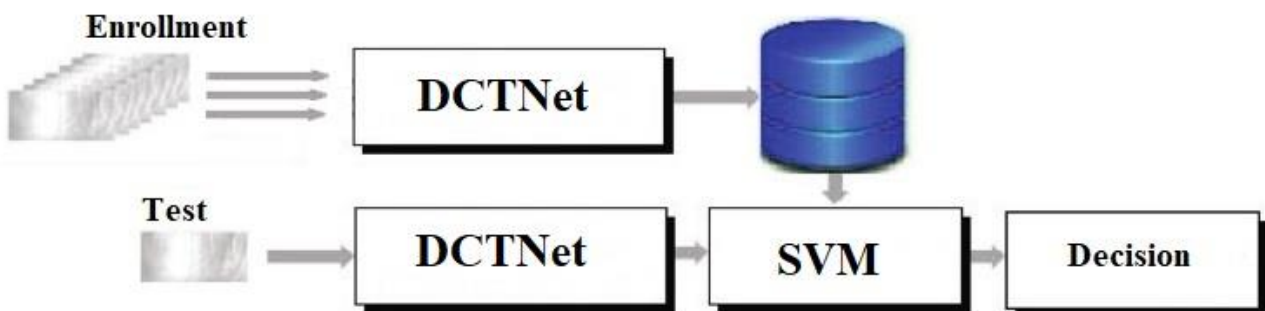


Figure III.3. Système biométrique proposé

III.2.2 Base de données FKP

La base de données FKP se compose de 7920 images des expressions de FKP de 165 personnes distinctes. L'idée de base derrière cette nouvelle modalité est d'utiliser la zone autour des phalanges du doigt comme un trait biométrique (Figure III.4).

Pour cette base de données, chaque personne est représentée par 48 images de 4 doigts (milieu / index de la main droite et milieu / index de la main gauche).

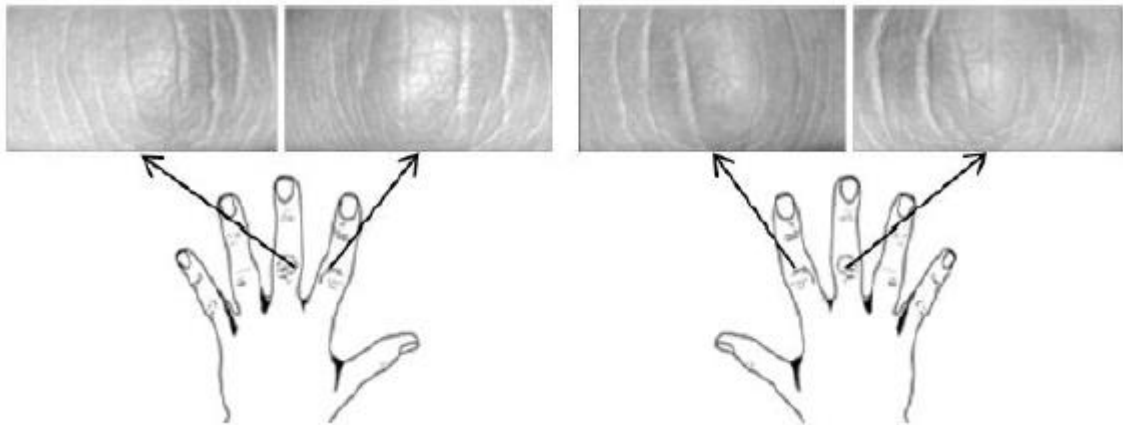


Figure III.4 : Exemples des images de la base de données FKP

III.2.3 : Séparation des bases de données

Afin de développer une application de reconnaissance de FKP, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances, mais Il n'y a pas de règles pour déterminer ce partage de manière quantitative. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps pour effectuer l'apprentissage. Dans les séries de test que nous avons effectué la base a été scindée de la façon suivante :

❖ Images d'apprentissages

La première, la cinquième et la neuvième image de chaque personne servent pour la phase d'apprentissage.

❖ Images de Tests

Les 9 images restantes de chaque individu nous ont servi pour la réalisation des différents tests.

III.3 Environnement du travail

Dans cette section, nous présenterons les environnements matériel et logiciel de notre travail.

III.3.1 Environnement matériel

Afin de mener à bien ce projet, il a été mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes :

- PC portable ASUS avec les caractéristiques suivantes :
- Processeur : Intel® core (TM) i5-3230 CPU @ 2.60Ghz.
- RAM: 8.00 Go de RAM.
- DisqueDur: 256 Go SSD.
- OS: Microsoft Windows 10 64 bits.

III.3.2 Outils de développement

Nous avons eu recours lors de l'élaboration de notre système à Matlab 2020a que nous présenterons ci-dessous.

III.3.3 Matlab 2020a

Matlab et son environnement interactif est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien plus simple et rapide qu'avec des langages de programmation traditionnels tels que le C, C++. Il dispose de plusieurs boites à outils en particulier celle du traitement d'images « Image ProcessingToolBox » qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

III.4 Les systèmes d'identification des individus par leurs empreintes des articulations des doigts : principes et expérimentations

Dans le but de bien analyser notre système d'identification, et afin d'arriver à des résultats satisfaisants, nous avons divisé notre travail en deux parties :

Avant l'application sur le système unimodal nous notons que l'étape d'adaptation des paramètres de l'algorithme DCTNet Pour cela **K. Bensid** et al [32] on faire cette expérimentation et analyser tous les paramètres et les meilleurs paramètres de DCTNet présenté dans le tableau suivant :

Tableau III.1 : Les meilleurs paramètres de DCTNet

| Meilleur paramètre de DCTNet | | | |
|------------------------------|----------|-------------|----------------|
| N of stage | N Filter | Filter size | histogram size |
| 2 | [10 9] | [7 7] | [10 10] |

III.4.1 L'application sur un système uni-modal

Nous avons utilisé l'algorithme DCTNet pour extraire les caractéristiques des empreintes des articulations des doigts. Cet algorithme est classé parmi les meilleurs algorithmes d'apprentissage approfondi actuels. Nous avons effectué plusieurs expérimentations afin de voir quel est la meilleure taille de vecteur après la sélection des paramètres. Dans ce cas, nous développerons notre étude par les méthodes des fusions. Le tableau III.2 montre les valeurs des taux d'égale erreur et le taux d'identification par rapport la taille de vecteur des caractéristiques pour l'index gauche (LIF).

Tableau III.2 la performance de système unimodal par la sélection des caractéristiques

| N of features | EER | ROR |
|---------------|---------------|----------------|
| 1000 | 0.3359 | 98.2492 |
| 2000 | 0.1347 | 98.7879 |
| 3000 | 0.1339 | 98.9226 |
| 4000 | 0.0673 | 99.1246 |
| 5000 | 0.0673 | 99.2593 |
| 6000 | 0.0678 | 99.3939 |
| 7000 | 0.0673 | 99.3939 |
| 8000 | 0.0673 | 99.3939 |
| 9000 | 0.0669 | 99.4613 |
| 10000 | 0.0678 | 99.4613 |
| 15000 | 0.0678 | 99.4613 |
| 20000 | 0.0616 | 99.5960 |
| 30000 | 0.0521 | 99.5960 |

À travers la comparaison entre les différentes les résultats obtenus dans le tableau III.2. On remarque que :

-A partir de nombre des caractéristiques supérieur à 4000 donne des meilleures erreurs EER et taux d'identification ROR (EER<0.07 et ROR >99.12).

- Ces résultats sont interprétés comme plus : l'augmentation de la taille de vecteur des caractéristiques donne la meilleure performance. (3000 meilleur que 1000)

-Le problème posé est : Plus la taille de vecteur des caractéristiques et très grand, le temps d'exécution est très élevé. Pour cela nous avons utilisé la sélection des caractéristiques pour diminue la taille de vecteur et conservons également les caractéristiques discriminantes importants. Et en fin, nous recevons des meilleurs résultats EER et ROR.

Tableau III.2. Présente les résultats de notre système en utilisant la réduction de la dimension par la méthode WPCA. Pour cela, nous avons varié la taille de vecteur et noté la performance de notre système.

Tableau III.3 la performance de système unimodal par la réduction WPCA

| Taille de Réduction WPCA | EER | ROR |
|--------------------------|--------------|--------------|
| 50 | 0.606 | 97.84 |
| 100 | 0.202 | 98.92 |
| 150 | 0.202 | 99.12 |
| 200 | 0.134 | 99.52 |
| 250 | 0.122 | 99.52 |
| 300 | 0.069 | 99.52 |
| 350 | 0.053 | 99.59 |
| 400 | 0.019 | 99.66 |
| 450 | 0.019 | 99.66 |

À travers la comparaison entre les différentes les résultats obtenus dans le tableau III.3 On remarque que :

-A partir de nombre des caractéristiques supérieur à 200 donne des meilleures erreurs EER et taux d'identification ROR (EER<0.202 et ROR >99.52).

-La taille de vecteur égale 400 donne les meilleurs résultats erreur (EER = 0.019) et taux d'identification (ROR=99.66)

A partir la comparaison entre les deux tableaux précédant nous remarquons que la réduction des dimensions donne des meilleurs résultats par rapport la sélection des caractéristique (EER = 0.019, ROR=99.66).

Dons la rapidité la réduction des dimensions et très rapide comparable à la sélection des caractéristiques car le nombre des caractéristiques discriminantes et diminue (400 caractéristiques).

Pour compléter notre étude de système unimodal nous utilisons la réduction des dimensions avec nombre des caractéristiques égale 400 et nous visionnons la performance de notre système en utilisons tous les échantillons des doigts (LIF, LMF, RIF, RMF).

Tableau III.4 Résultats de système unimodal

| | | DCTNet | | | |
|----------------|--------|-----------------|--------|----------------|-----|
| Base de donnés | Doigts | Ensemble Ouvert | | Ensemble Fermé | |
| | | EER | Th | ROR | RPR |
| 165 personnes | LIF | 0.019 | 0.7392 | 99.66 | 14 |
| | LMF | 0.067 | 0.4543 | 99.86 | 32 |
| | RIF | 0.035 | 0.6355 | 99.79 | 06 |
| | RMF | 0.067 | 0.5405 | 99.93 | 91 |

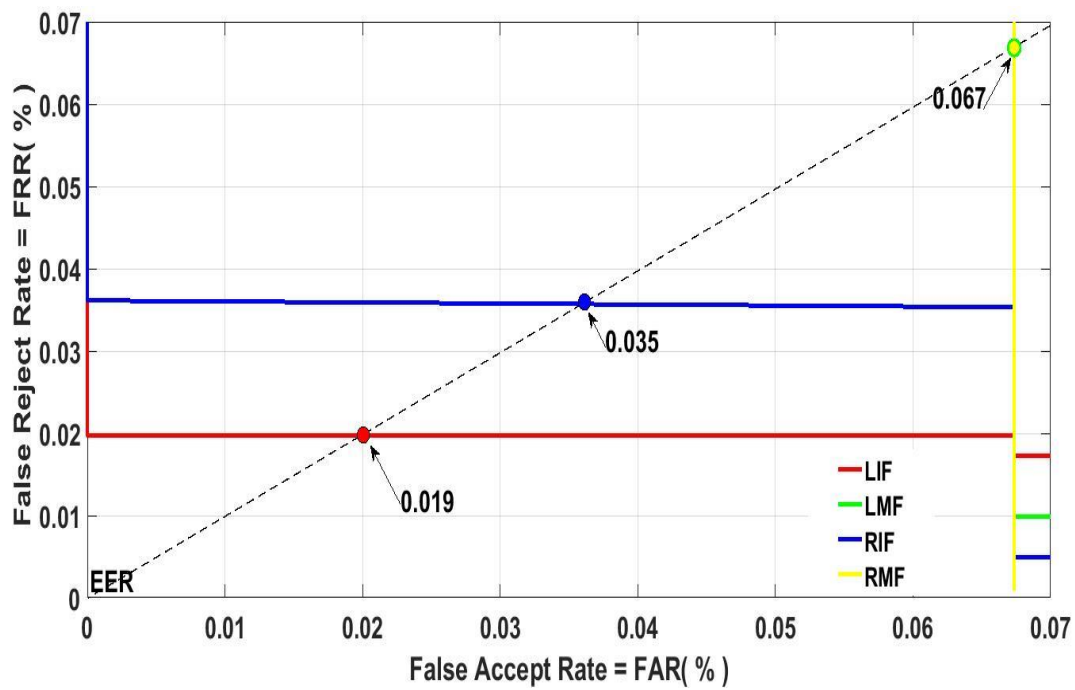


Figure III. 5 : Résultats d'identification unimodal basée sur le DCTNet. Courbe ROC.

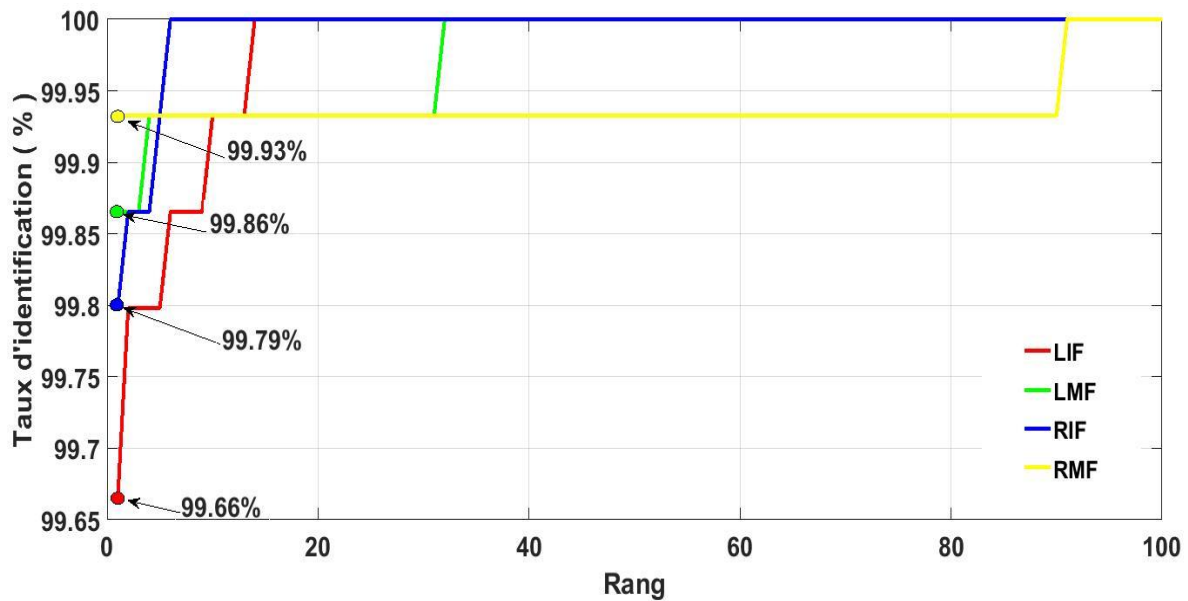


Figure III.6 : Résultats d'identification unimodal basée sur le DCTNet. Courbe CMC.

D'après les résultats exposés, on remarque que :

1- Pour l'ensemble ouvert :

- Le taux d'erreur EER de la méthode DCTNet est très petit dans tous les échantillons ($EER \leq 0067$).
- L'utilisation de la réduction de la dimension des vecteurs des caractéristiques et le SVM n'affecte pas les résultats obtenus, au contraire, ces derniers sont un peu améliorés. En effet, cette amélioration est due que le WPCA garde que l'information pertinente.

2- Pour l'ensemble fermé :

Les résultats obtenus du ROR et du RPR sont très plausible et justifier ceux obtenus dans l'ensemble ouvert.

III.4.2 L'application sur un système multimodal

En vue d'améliorer en plus nos résultats, nous allons essayer de fusionner les différents scores des différents échantillons des doigts afin d'obtenir un système multimodal.

De la même manière que précédemment, nous avons effectué la fusion entre quelques échantillons et avec WPCA et le SVM pour la méthode DCTNet. Le tableau III.5 et le tableau III.6 ainsi que les figures

Tableau III.5 : Résultats d'identification multimodale basée sur DCTNet

| DCTNet | | | | | |
|-----------------|-------------|-----------------|-------|----------------|-----|
| Base de données | Doigts | Ensemble Ouvert | | Ensemble Fermé | |
| | | EER | Th | ROR | RPR |
| 165 personnes | LIF + LMF | 0.00 | 0.798 | 100 | 01 |
| | RIF + RMF | 0.00 | 0.745 | 100 | 01 |
| | Tous doigts | 0.00 | 0.793 | 100 | 01 |

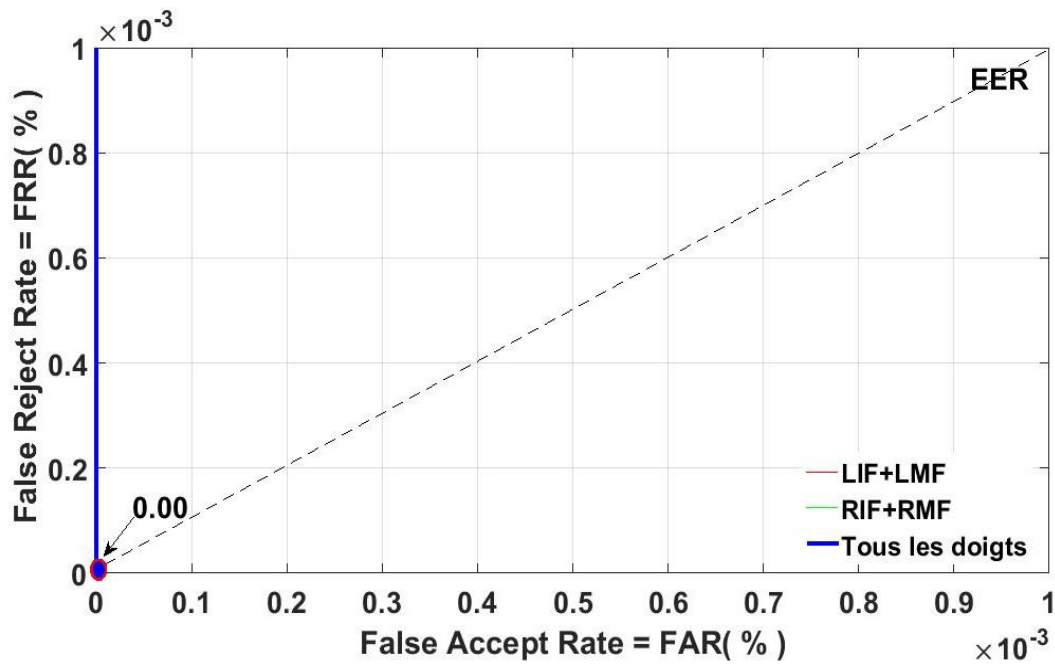


Figure III.7 : Résultats d'identification multimodale basée sur le DCTNet Courbe ROC

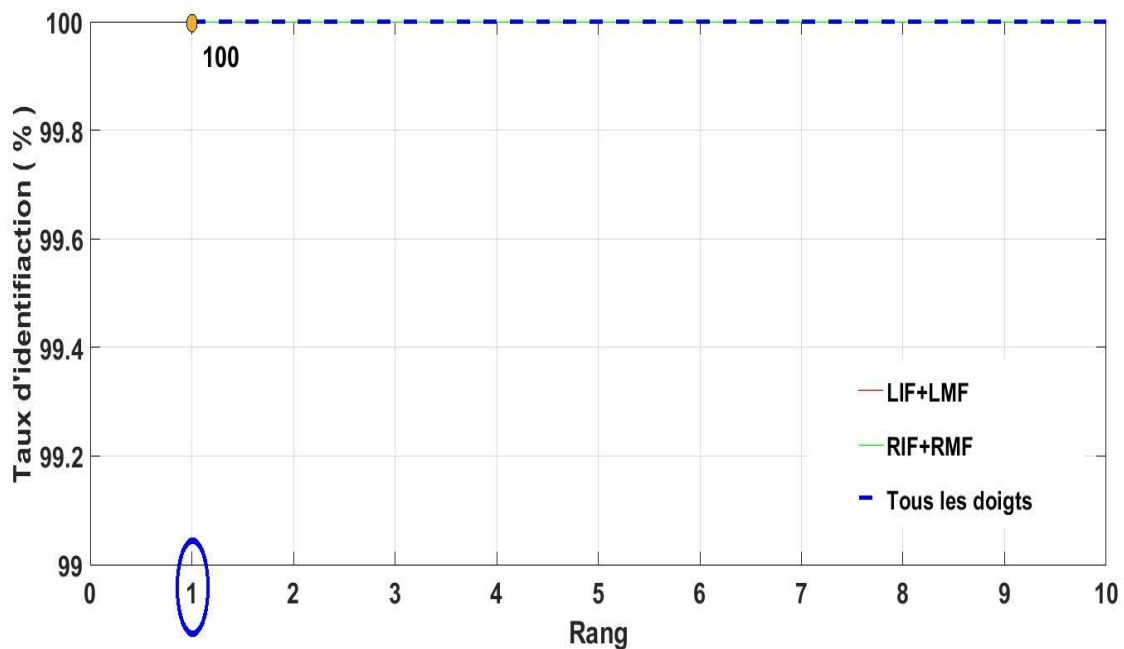


Figure. III.8 : Résultats d'identification multimodale basée sur le DCTNet Courbe CMC

Tableau III.6 : Résultats d'identification multimodale basée sur DCTNet

| | | Doigts | | | |
|-----------------|------------------|-----------------|-------|----------------|-----|
| Base de données | Règles de fusion | DCTNet | | | |
| | | Ensemble Ouvert | | Ensemble Fermé | |
| | | EER | Th | ROR | RPR |
| 165 personnes | Sum | 0.00 | 0.798 | 100 | 01 |
| | Mul | 0.00 | 0.012 | 100 | 01 |
| | Min | 0.00 | 0.189 | 100 | 01 |
| | Max | / | / | 99.78 | 02 |
| | W Sum | 0.00 | 0.655 | 100 | 01 |
| | W Mul | 0.00 | 0.297 | 100 | 01 |

D'après les résultats obtenus précédemment, on peut dégager quelques remarques :

-La précision du système multimodal est meilleurs que celle du système uni-modal.

- On a pu arriver à avoir un EER nul ainsi qu'un ROR=100% et un RPR=1, d'où l'obtention d'un résultat parfait. Cette précision idéale peut être diminuée pour une large base de données.

- Table. III.5 montre l'effet de différentes règles de fusion sur les performances du système multimodal en choisissant LIF+LMF. Tous les règle de fusion donne des résultats idéal EER nul en ensemble ouverte, et dans l'ensemble fermé tous les règle donne un taux de reconnaissance parfait 100 % car la règle max donne ROR = 99.78.

III.5 Conclusion : Ce chapitre, nous avons présenté des applications sur un système de reconnaissance par l'empreinte des articulations des doigts basée sur a méthode d'apprentissage approfondi DCTNet pour l'extraction des caractéristiques. A travers les différents résultats obtenus est très efficace pour les différent échantillons des doigts. L'intégration du PCA et SVM a donné une efficacité à notre système et a amélioré les résultats Ces derniers sont encore améliorés par la fusion des scores pour le système multimodal.



Conclusion générale

La reconnaissance biométrique est l'identification des personnes à l'utilisation de ses caractéristiques physiques ou comportementales ou biologiques. Parmi les modalités les plus utilisées dans la reconnaissance biométrique la technologie biométrique des articulations des doigts (KFP) Par ce qu'elle est permanente et unique et simple à utiliser et acceptables de l'humain. Les chercheurs essaient toujours de développer les systèmes de reconnaissance à travers des outils mathématiques habituellement complexes de faire la discrimination entre les individus ce qui nous met dans un environnement très diversifié.

Les objectifs pour suivis dans ce mémoire proposent une démarche qui consiste à améliorer la performance de l'identification et vérification biométriques via l'empreinte des articulations des doigts à l'aide d'apprentissage en profondeur DCTNet (Réseau de transformation en cosinus discret) 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. 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 PCA suivi par une classification à support Vector machine SVM.

En fin, les résultats obtenus, sont très intéressants. En effet on est arrivé à un taux de reconnaissance idéal de 100 %, 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.

Un futur travail peut concentrer sur l'évaluation de la performance par des autres méthodes avec une base de données de grande taille avec la possibilité d'intégration d'autres traits biométriques pour obtenir les performances du système avec une grande précision.

Bibliographies

- [1] F. PERONNIN et J. DUGELAY, "Introduction à la biométrie, authentification des individus par traitement audio et vidéo". Revue Traitement du Signal, Vol.19, No.04.
- [2] Anil K. Jain, Ruud Bolle, Sharath Pankanti., "BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society", Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow, 2002.
- [3] Claus Vielhauer " Biometric User Authentication for IT SECURITY " professor of Computer Security at the Brandenburg University of Applied Sciences. 2006.
- [4] L. ALLANO, 'La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles', thèse de doctorat, Université D'every Val D'Essonne, 2009.
- [5] S. GUERFI ABABSA, "Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D", thèse de doctorat, Université D'every Val D'essonne ,2008.
- [6]TOUKA FAISAL., "Reconnaissance de la paume de la main", Ecole Nationale Supérieure d'Informatique (ENSI) Oued-Smar, Alger, 2010.
- [7] L. MENSSOURA, 'identification des visages humains par réseaux de neurones', mémoire de magister, université de Batna, 2013.
- [8]A. BENAGGA et L. TELIB, " Reconnaissance des personnes basée sur l'empreinte de l'articulation de doigt", Mémoire de master académique, université Kasdi Merbah Ouargla, 2016.
- [9] Florent PERRONNIN, Jean-Luc DUGELAY., "Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo", Traitement du Signal 2002 – Volume 19 – n°4.
- [10] L. MENSSOURA, 'identification des visages humains par réseaux de neurones', mémoire de magister, université de Batna, 2013.
- [11]F. LOUIBA et R. HADJ, " Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage et la Java Card", mémoire fin d'étude d'ingéniera en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I),2010.

- [12] F. LOUIBA et R. HADJ, "Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage et la Java Card", mémoire fin d'étude d'ingénierie en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I),2010.
- [13] T. AMELLAL, K. BENAKLI, "Système de reconnaissance de visage basé sur les GMM", mémoire fin d'étude d'ingénierie en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-Smar Alger, 2007.
- [14] DANG Hoang Vu., "Biométrie pour l'Identification", Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoï, Vietnam, 07 – 2005.
- [15] Nicolas MORIZET., "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris", Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 18 Mars 2009.
- [16] Ali Smail Mohamed Raouf, Ourchani Nor El Houda., "Fusion multimodale des scores pour la reconnaissance des personnes", Université Mohamed Khider Biskra, 2011.
- [17] Mourad SAHIR, "Compression des images numériques par la technique des on de lettres", Uni FERHAT Abbas – SETIF, diplôme de magister 2011.
- [18] Mohamed SANDELI, "Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images" Université Constantine 2, Magister en informatique,2014.
- [19] Chérif TAOUCHE," Implémentation d'un Environnement Parallèle pour la Compression d'Images à l'aide des Fractales ". Universities Mentouri Constantine diplôme de magister 2005.
- [20] M. Hassaballah ,.HA. Alshazly « Détection description et correspondance des caractéristiques de l'image » Professeur agrégé.Chercheur .Faculté des ordinateurs et de l'information Université de Lübeck, South Valley, 2016.
- [21] S. Zhang, Q. Tian, Q. Huang, W. Gao and Y. Rui, "USB: Ultrashort Binary Descriptor for Fast Visual Matching and Retrieval," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 8, pp. 3671-3683, Aug. 2014, doi: 10.1109/TIP.2014.2330794. 2014.

- [22] A. Oliva et A. Torralba « le rôle des caractéristiques globales de l'image dans la reconnaissance » Département des sciences du cerveau et des sciences cognitives-laboratoire d'informatique et d'intelligence artificielle. Massachusetts Institute Technologie 77 Massachusetts Avenue Cambridge MA0213 .USA .2001
- [23] M. S. Nixon et A. S. Aguado, « Extraction de caractéristiques et traitement d'image » Une division de Reed Édition éducative et professionnelle 2002.
- [24] OLIVIER REGNIERS « Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédétection très haute résolution » Ecole Doctorale des Sciences Physiques de l'Ingénieur Spécialité : Automatique, Productique, Signal et Image, Ingénierie Cognatique Université de Bordeaux
- [25] S. Brahmam, L. C. J. L. L. Nanni et A. Lumini, “ Local Binary Patterns: New Variants and Applications” Artif. Intell. 2014
- [26] C. J. Ng and A. B. J. Teoh, “Dctnet: A simple learning-free approach for face recognition,” in Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 2015 Asia-Pacific. IEEE, pp. 761–768, 2015.
- [27] V. Ojansivu and J. Heikkila., "Blur insensitive texture classification using local phase quantization", International Conference on Image and Signal Processing (ICISP08), pp. 236-243, 2008.
- [28] Amine Nait-Ali, Régis Fournier., "Traitement du signal et de l'image pour la biométrie", L'OUASIR, 2012.
- [29] J. V. Kittler., "Combining classifiers A theoretical framework", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1(1):18–27, 1998.
- [30] Pierre Buysens."Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e transactions" Université de Caen Basse-Normandie 2011.
- [31] Polyu finger knuckle print database, <https://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/ FKP.htm>. . September 2020.
- [32] Khaled Ben Sid, Fatima Zohra Laallam, Djamel Samai and Amina Tidjani, " Finger Knuckle Print Features Extraction using Simple Deep Learning Method", International Journal of Computer Science, Communication & Information Technology – 2017.