

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار – عنابة

Année : 2020

Faculté: Sciences de l'Ingéniorat

Département: Electronique

MEMOIRE

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

Intitulé :
**Identification biométrique par le visage et
l'oreille**

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité: système embarqué

Présenté par :

Benothmane imene et Djaala ines

DEVANT Le JURY

Président : K.BOUKARI	Grade	M.C.A	UBM Annaba
Encadrant : N. ZERMI	Grade	M.C.B	UBM Annaba
Examineur : M.BOUGHAZI	Grade	Pr	UBM Annaba

Dédicace

Je dédie ce modeste travail:

À mes très chers parents pour leur soutien durant toute

Ma vie d'études et sans Lesquels je n'aurais

jamais devenu ce que je suis

À toutes les professeurs et enseignants que j'ai eu durant

Tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir

Dans mes études.

À ma sœur, mes frères et A tous mes amis(es)

A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou

de loin.

Remerciements

En préambule à ce mémoire je remercie

ALLAH

de m'avoir donné la

patience et le courage durant ces longues années d'étude et la force

pour réaliser ce présent travail.

Mes vifs remerciements à mon encadreur Dr. Zermi Narima pour

son aide et pour ses précieux conseils.

Nous tenons aussi à remercier mesdames et messieurs les membres du

jury pour leur précieux temps accordé à l'étude de mon mémoire.

Merci de nous avoir permis de vous dire :

Merci

Résumé

Depuis décennies, la technologie biométrie est devenu une moyenne très efficace pour l'identification des personnes dans différentes secteur commerciale, social, militaire,. etc.

Nous nous somme intéressés dans cette étude à deux modalités biométriques, qui sont le visage et l'oreille. Tout d'abord, la reconnaissance par visage possède plusieurs avantages par rapport aux autres technologies; elle est naturelle, non-intrusive et facile à utiliser. Cependant une identification rapide et précise par visage présente toujours un certain nombre de défis et de difficultés, particulièrement dans les environnements non-contrôlés. Par ailleurs, l'oreille humaine est considérée comme une modalité très récente dans ce domaine, elle peut être utilisée comme une pièce complémentaire au visage. L'identification par oreille reste jusqu'à présent en cours d'exploration, son avantage principal réside dans sa richesse d'information et sa stabilité au cours du temps.

Dans le cadre de cette thèse, nous proposons la méthode des faces propres PCA pour réaliser le système de reconnaissance de visage. Pour le système de reconnaissance d'oreille humain, nous proposons une approche d'extraction des caractéristiques géométriques basées sur un prétraitement par des filtres avec une classification basée sur les réseaux de neurones artificiel ANN.

Mots clés : reconnaissance de visage, face propre PCA,. Biométrie, reconnaissance D'oreille, réseaux de neurones, apprentissage supervisé ANN.

ملخص

عقود من الزمان ، أصبحت تقنية القياسات الحيوية وسيلة فعالة للغاية لتحديد الأشخاص في مختلف القطاعات التجارية والاجتماعية والعسكرية. إلخ...

كنا مهتمين بهذه الدراسة في طريقتين من القياسات الحيوية ، وهما **الوجه والأذن**. أولاً، التعرف على الوجوه له مزايا عديدة مقارنة بالتقنيات الأخرى ؛ إنه طبيعي وسهل الاستخدام. ومع ذلك ، لا يزال التحديد السريع والدقيق عن طريق الوجه يمثل عددًا من التحديات والصعوبات ، لا سيما في البيئات غير المنضبطة. علاوة على ذلك ، تعتبر الأذن البشرية طريقة حديثة جدًا في هذا المجال ، ويمكن استخدامها كقطعة مكمل للوجه. لا يزال التعرف عن طريق الأذن قيد الاستكشاف حتى الآن ، تكمن ميزته الرئيسية في ثروته من المعلومات واستقراره بمرور الوقت.

في إطار هذه الأطروحة، نقترح طريقة *PCA eigenface* لتحقيق نظام التعرف على الوجوه. بالنسبة لنظام التعرف على الأذن البشرية، استخدمنا طريقة استخراج الميزات الهندسية استنادًا إلى المعالجة المسبقة للفلتر مع التصنيف على أساس الشبكات العصبية الاصطناعية *ANN*.

الكلمات المفتاحية: التعرف على الوجوه، *PCA* وجه خاص، القياسات الحيوية، التعرف على الأذن، الشبكات العصبية و التعلم بال *ANN*.

Abstract

For decades, biometrics technology has become a very effective medium for identifying people in different commercial, social, military, sector. etc.

We were interested in this study with two biometric modalities, which are the face and the ear. First, face recognition has several advantages over other technologies; it is natural, non-intrusive and easy to use. However, rapid and accurate identification by face still presents a number of challenges and difficulties, particularly in uncontrolled environments. Moreover, the human ear is considered to be a very recent modality in this field, it can be used as a complementary piece to the face. Identification by ear is still being explored until now; its main advantage lies in its wealth of information and its stability over time.

Within the framework of this thesis, we propose the *PCA eigenface* method to realize the face recognition system. For the human ear recognition system, we used a geometric feature extraction approach based on preprocessing by filters with classification based on *ANN* artificial neural networks.

Keywords: face recognition, clean face *PCA*, Biometrics, Ear recognition, neural networks, *ANN* supervised learning.

Liste des abréviations

BSIF	Binarized Statistical Image Features
CMC	Cumulative Match Characteristics
DCT	Discrete Curvelet Transform
DNA	Deoxyribo Nucleic Acid
EBGM	Elastic Bunch Graph-Matching
EER	Equal Error Rate
EGM	Elastic Graph Matching
FA	False Acceptation
FAR	False-Acceptance Rate
FLD	Fisher's Linear Discriminant Optimization
FR	False-Rejection
FRR	False-Rejection Rate
ICA	Independent Component Analysis
IIT Delhi	Indian Institute of Technology Delhi
LBP	Local Binary Pattern
LDA	Linear Discriminant Analysis
ORL	Olivetti Research Laboratory
PCA	Principal Component Analysis
ROC	Receiver Operating Characteristic
SIFT	Scale Invariant Feature Transform
SVM	Support Vector Machines

Table des matières

Dédicace.....	1
Remerciements.....	1
Résumé.....	1
Liste des abréviations.....	1
Table des matières.....	1
Liste des figures	1
Liste des tableaux.....	3
Introduction Générale	1
Chapitre 1: Généralités sur la biométrie	3
1.1 Introduction	3
1.2 La biométrie :	4
1.2.1 Historique :.....	4
1.2.2 Définition de la biométrie :	4
1.3 Les champs d’application de la biométrie :.....	4
1.3.1 Applications gouvernementales :.....	5
1.3.2 Applications commerciales :.....	5
1.3.3 Application médico-légales :	5
1.4 Les systèmes biométriques :.....	5
1.4.1 Définition d’un système biométrique:	5
1.4.2 Modes de fonctionnement d’un système biométrique :	5
1.4.3 Structure interne d’un système biométrique :	7
1.5 Les différents types de reconnaissance par biométrie :.....	8
1.5.1 Analyse des traces biologiques :	9

1.5.2	Analyse des traits physiologique ou morphologique :	9
1.5.3	L'analyse comportementale :	9
1.6	Les techniques biométriques :	10
1.6.1	Techniques intrusives :	10
1.6.2	Techniques non intrusives :	10
1.7	Caractéristiques biométriques :	10
1.8	Performances des systèmes biométriques :	12
1.8.1	Test de vérification :	12
1.8.2	Test d'identification :	14
1.9	Avantages et inconvénients de quelques modalités biométriques :	16
1.9.1	Modalités morphologiques :	16
1.9.2	Les modalités comportementales :	21
1.9.3	. Modalité biologiques :	24
1.10	Motivation :	25
1.11	Conclusion :	27
Chapitre 2: Reconnaissance Biométrique de visage		28
2.1	Introduction	28
2.2	Motivation	28
2.3	Processus de reconnaissance de visages [32]	29
2.3.1	Le monde physique : (L'extérieur)	30
2.3.2	L'Acquisition de l'image :	30
2.3.3	Les prétraitements :	31
2.3.4	L'extraction de paramètres :	31
2.3.5	La classification : (Modélisation)	31
2.3.6	L'apprentissage:	31
2.3.7	La décision :	32

2.4	Etat de l'art des approches utilisées dans les systèmes de reconnaissance de visages	32
2.4.1	. Les approches globales :	32
2.4.2	L'approche statistique et l'approche probabiliste:	34
2.4.3	Les approches locales :	35
2.4.4	Les approches hybrides :.....	36
2.5	Analyse en Composantes Principales (PCA)	37
2.5.1	Introduction.....	37
2.5.2	PCA dans la Reconnaissance de Visages.....	38
2.6	Conclusion :.....	45
Chapitre 3: Reconnaissance biométrique de l'oreille		46
3.1	Introduction :.....	46
3.2	Reconnaissance de l'oreille.....	46
3.2.1	Anatomie de l'oreille humaine.....	47
3.2.2	Les oreilles en tant que modalité biométrique :	48
3.2.3	Reconnaissance automatique d'oreille à partir d'images 2D :	48
3.2.4	Détection de l'oreille :	49
3.2.5	Extraction de caractéristiques	50
3.2.6	Les méthodes de classification.....	58
3.3	Conclusion :.....	60
Chapitre 4: Résultats et discussions.....		62
4.1	Introduction	62
4.2	Environnement de Travail.....	62
4.3	Initialisation matlab.....	62
4.4	Fonctionnement du système :.....	63
4.4.1	La reconnaissance de visage	63

Table des matières

4.4.2	Système de reconnaissance des oreilles :.....	67
4.5	Conclusion :.....	74
	Conclusion générale.....	75
	Références Bibliographiques	77

Liste des figures

Figure 1-1: les modes de fonctionnement d'un système biométrique.	7
Figure 1-2: Exemple de modalités biométriques.	9
Figure 1-3 : Courbe de la distribution de FRR et FAR.....	14
Figure 1-4: Courbe de ROC.....	14
Figure 1-5: La courbe CMC.	16
Figure 1-6: Système biométrique de l'empreinte digitale.	16
Figure 1-7: Géométrie de la main.	17
Figure 1-8: Système de reconnaissance du visage.	18
Figure 1-9: Système de reconnaissance biométrique de l'oreille.....	19
Figure 1-10: Système biométrique basée sur l'iris.....	19
Figure 1-11: Identification par rétine.....	20
Figure 1-12: La reconnaissance biométrique basée sur la dynamique de frappe au clavier.....	21
Figure 1-13: La signature électronique.....	22
Figure 1-14: Analyse de la démarche.	23
Figure 1-15: Identification vocale.	23
Figure 1-16: Système de reconnaissance basé sur l'ADN.	25
Figure 2-1: Processus d'un système de reconnaissance de visage.	30
Figure 2-2: Exemple de projection suivant PCA.....	38
Figure 2-3: Image des visages d'apprentissage.	38
Figure 2-4: Représentation de l'image par un vectrice.	39
Figure 2-5: La représentation vectrice des images pour une personne.....	39
Figure 2-6: Image moyenne et les 15 eigenfaces.....	42
Figure 2-7: Organigramme d'ACP.....	44
Figure 3-1: Anatomie de l'oreille humaine.	47

Figure 3-2: Représentation des variations interindividuelles entre les composantes de l'oreille.....	47
Figure 3-3: Le traitement global du module.....	49
Figure 3-4: Exemple de normalisation de l'oreille dans la même direction et taille: (a) Détection du contour et la droite la plus longue (b) Rotation de l'image. (c) et (d) Ajustement de la taille.	50
Figure 3-5: Exemples d'extraction de caractéristiques pour les images d'oreille 2D.....	51
Figure 3-6: Exemple d'extraction des lignes du champ de force a partir d'une image d'oreille.[39].	52
figure 3-7: (a) Reperes SIFT d'une image d'oreille (b) crus d'helix detecté par SIFT dans quatre. [36].	55
Figure 3-8: Neurone biologique et neurone formel.....	60
figure 4-1: Organigramme de la phase d'identification.....	65
Figure 4-2: Image des visages de la base 'face94'.	66
Figure 4-3: Image de visage moyen de la base' face94'.....	66
Figure 4-4: Exemple de résultat du test obtenu par notre système de reconnaissance de visage	66
Figure 4-5: Architecture de notre système de reconnaissance d'oreille.....	68
Figure 4-6: les étapes de prétraitement et extraction des caractéristiques del'oreille	70
Figure 4-7: structure d'un réseaux MLP	71
Figure 4-8: Exemple couche de réseau de neurones.....	73

Liste des tableaux

Tableau 1-1 : Comparaison de quelques modalités biométrique.....	11
Tableau 4-1 : Taux de reconnaissance de notre système de reconnaissance de visage.	67
Tableau 4-2 : Taux de reconnaissance de notre système d'identification d'oreille.	74

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 des moyens permettant d'assurer cette sécurité. L'être humain se sert quotidiennement de son système visuel pour identifier les personnes d'une 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 lié, 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.

Les caractéristiques biométriques sont une solution alternative aux anciens moyens de vérification d'identité. L'avantage de ces caractéristique biométrique est d'être universelles, c'est-à-dire présentes chez toutes les personnes à identifier. D'autre part elles sont mesurables et uniques : deux personnes ne peuvent pas posséder exactement la même caractéristique. Elles sont aussi permanentes ce que signifier qu'elles ne varient pas ou peu au cours du temps.

L'intérêt principal de la biométrie est donc de reconnaître et identifier automatiquement les identités des individus en utilisant leurs caractéristiques physiologiques ou comportementales. Les caractéristiques physiologiques peuvent inclure le visage, l'iris, les empreintes, la géométrie de la main, les oreilles. Les caractéristiques comportementales incluent la voix, la signature, la démarche.

Dans ce mémoire, nous nous intéressons à la biométrie du visage et des oreilles qui possède beaucoup d'avantages, tels que la facilité d'utilisation l'acceptation par l'utilisateur (car elle est non intrusive) et le faible cout. Ainsi, la reconnaissance de visage et d'oreille est déjà intégrée dans des systèmes de sécurité biométriques utilisant un certain nombre d'algorithme classique.

La difficulté de reconnaissance de visage et d'oreille par ordinateur varie énormément suivant que les conditions d'acquisition. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non contrôlé une série de prétraitements sont souvent nécessaire avant le faire la reconnaissance proprement dite.

Les travaux de ce mémoire s'inscrivent dans un contexte global de recherche et de développement des algorithmes pour la reconnaissance de visage et d'oreille. Ainsi, au cours de ce mémoire, nous aurons à concevoir un système de reconnaissance facial avec la méthode Eigenface qui se base sur une analyse en composante principale. L'ACP est une méthode mathématique qui peut être utilisé pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. Elle est utilisée pour représentée efficacement les images de visage. Pour le système de reconnaissance des oreilles nous avons utilisé la méthode des approches géométriques basées sur le prétraitement avec différents filtres pour extraire les caractéristiques de l'image d'oreille, et pour la classification nous avons utilisé la méthode des réseaux de neurones artificiels ANN.

Le mémoire présenté est composé de 3 chapitres :

Le 1^{er} chapitre consacré à des généralités sur la biométrie.

Le 2^{eme} chapitre présente différentes notions et définition les plus utilisées en reconnaissance de visage. Ensuite nous discutons les méthodes et les techniques utilisées en pour reconnaître les visages. A la fin nous présentons en détails la méthode PCA utilisé dans notre système.

Le 3^{eme} chapitre est consacré à des études anatomiques et embryologiques de l'oreille humaine dans le but de connaître les emplacements sur lesquels nous pouvons atteindre une grande variation interindividuelle. Ensuite, nous récapitulons les approches de détection et reconnaissance automatique de l'oreille,

Le 4^{eme} chapitre concerne résultats et test ainsi que la description du logiciel conçu et les méthodes utilisées.

Chapitre 1: Généralités sur la biométrie

1.1 Introduction

Dans le contexte actuel et devant la croissance exponentielle des communications, tant physiques que virtuelles qui présentent des risques sur la sécurité des individus. Il est nécessaire de contrôler l'identité de ces individus et leurs échanges que ce soit pour garantir leurs sécurités dans les lieux publics ou pour éviter le détournement et le vol d'information sensible. Ces échanges comme l'achat en ligne et transactions bancaires, exigent l'authentification des personnes avec deux manières classiques [1] : la première repose sur la connaissance à priori (mot de passe et le code d'activation) et la seconde est basée sur la possession d'un objet (la pièce d'identité, un badge ou clef). Cependant, ces deux méthodes présentent quelques inconvénients. En effet, le mot de passe peut être oublié ou espionné et la pièce d'identité risque d'être volée ou perdue. Afin de remédier aux problèmes des méthodes précédentes, la biométrie semble être une solution pratique [2].

- Selon le CLUSIF (Club de la Sécurité des systèmes d'Information Français), la biométrie est la science qui étudie à l'aide des mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé.
- Selon la RAND (Public Safety and Justice), la biométrie est définie comme → toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier son identité, [3].

Dans ce premier chapitre, nous allons définir des généralités sur la biométrie dans l'état de l'art, en commençant par un bref historique puis nous définirons la biométrie, ensuite nous citons ses domaines d'applications, les systèmes biométriques, nous présenterons quelques techniques de reconnaissances par biométrie et nous établirons un tableau général (comparatif) des techniques les plus utilisés sur le terrain. Enfin nous terminerons notre chapitre par la motivation de notre choix de la biométrie par visage et oreille.

1.2 La biométrie :

1.2.1 Historique :

- ❖ L'homme a toujours essayé de trouver les différences existantes entre lui-même et son entourage et les exploiter dans ses besoins quotidiens. Les chinois ont été les premiers à utiliser, il y a 1000 ans, les empreintes digitales à des fins de signatures de documents. Après, c'était le tour de l'anatomiste MARCELLO MALPIGHI (1628-1694) qui les a étudié avec un nouvel instrument nommé microscope. Puis le physiologue tchèque JAN EVANGELISTA PURKINGE (1787-1859) a essayé de les catégoriser selon certaines caractéristiques [4].
- ❖ Vers la fin du XIX siècle, le DR HENRY FAULDS (1843-1930), chirurgien à Tokyo, a marqué le premier pas vers l'élaboration d'un système d'identification d'individus en se basant sur des méthodes statistiques pour la classification des empreintes [4].
- ❖ En ce moment, un de ses contemporains, le français ALPHONSE BERTILLON (1853-1914), était entrain de tester une méthode d'identification des prisonniers nommée anthropométrie judiciaire. BERTILLON procédait à la prise de photographies de sujets humains, mesurait certaines parties de leurs corps (tête, membres, etc.) et notait les dimensions sur les photos et sur des fiches à des fins d'identification ultérieure. C'était la naissance de la première base de données contenant des informations des individus. Et depuis, ces systèmes de reconnaissance ne cessent de se développer et de devenir plus performants [4].

1.2.2 Définition de la biométrie :

La biométrie est un terme d'origine grec, qui se compose en deux parties : « bios » qui veut dire « la vie » et « métron » qui se traduit par « la mesure » [5], autrement dit c'est la mesure du vivant. Donc, la biométrie est une technique naissante visant à la reconnaissance et l'identification des individus en utilisant des informations étroitement liés à leurs caractéristiques. Les méthodes biométriques reposent sur l'utilisation des empreintes digitales, du visage, de la voix, de l'iris ou de l'ADN... [6].

1.3 Les champs d'application de la biométrie :

Les techniques biométriques sont présentées dans les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. On peut diviser ses applications en trois groupes principaux qui sont [7]:

1.3.1 Applications gouvernementales :

Comme le contrôle des passeports, la sécurité sociale, permis de conduire, carte d'identité, etc.

1.3.2 Applications commerciales :

Telle que l'accès d'internet, le téléphone cellulaire, utilisation des cartes de crédit bancaire, l'étude à distance, la gestion des registres médicaux, l'accès à un réseau ordinateur, etc.

1.3.3 Application médico-légales :

Telle que la recherche criminelle, l'identification de cadavre, la détermination parentèle, l'identification du corps humain, etc.

1.4 Les systèmes biométriques :

1.4.1 Définition d'un système biométrique:

Un système biométrique est défini comme un système automatique de reconnaissance des formes d'individus [8]. Il permet de capter l'information biométrique (image ou signal), ensuite il va extraire des éléments caractéristiques pour les comparer avec d'autres données déjà mémorisées dans la base de données et à la fin une décision est prise à partir du résultat de comparaison [9].

1.4.2 Modes de fonctionnement d'un système biométrique :

Généralement les systèmes biométriques fonctionnent selon trois modes principaux (figure 1.1) : l'enrôlement, la vérification d'identité et l'identification [10]. On présente dans ce qui suit l'ensemble du processus pour plus de détails :

3.1.1.1 Enrôlement :

Elle est considérée comme la première phase de tout système biométrique qui sert à créer une base de données de référence. Pendant cette phase, l'utilisateur est enregistré pour la première fois dans le système par la capture d'un échantillon biométrique puis l'extraction des données caractéristiques de cet échantillon pour les enregistrer dans une base de données.

3.1.1.1 Vérification ou authentification :

C'est une étape qui permet de vérifier l'authenticité d'une personne. En effet le système consiste à contrôler l'identité d'un individu en effectuant une comparaison entre les données biométriques acquises avec le modèle biométrique propre stocké dans la base de données, c'est une comparaison de type « un contre un ». Un système biométrique en mode de vérification doit répondre à la question « suis-je réellement moi ? ». Ce mode est utilisé pour but d'empêcher l'utilisation de la même identité par plusieurs personnes.

3.1.1.1 Identification :

C'est un mode de reconnaissance des individus. Le système biométrique va comparer l'identité d'une personne inconnue avec les modèles de toutes les personnes enregistrées dans la base de données donc on parle d'une correspondance 1 : N en répondant à la question « suis-je bien connu du système ? ». Typiquement, la personne sera rejetée si son identité ne correspond pas aux modèles d'identités de la base de données ce qui signifie que l'utilisateur n'était pas parmi les personnes enrôlées par le système. Dans le cas contraire, la personne sera acceptée.

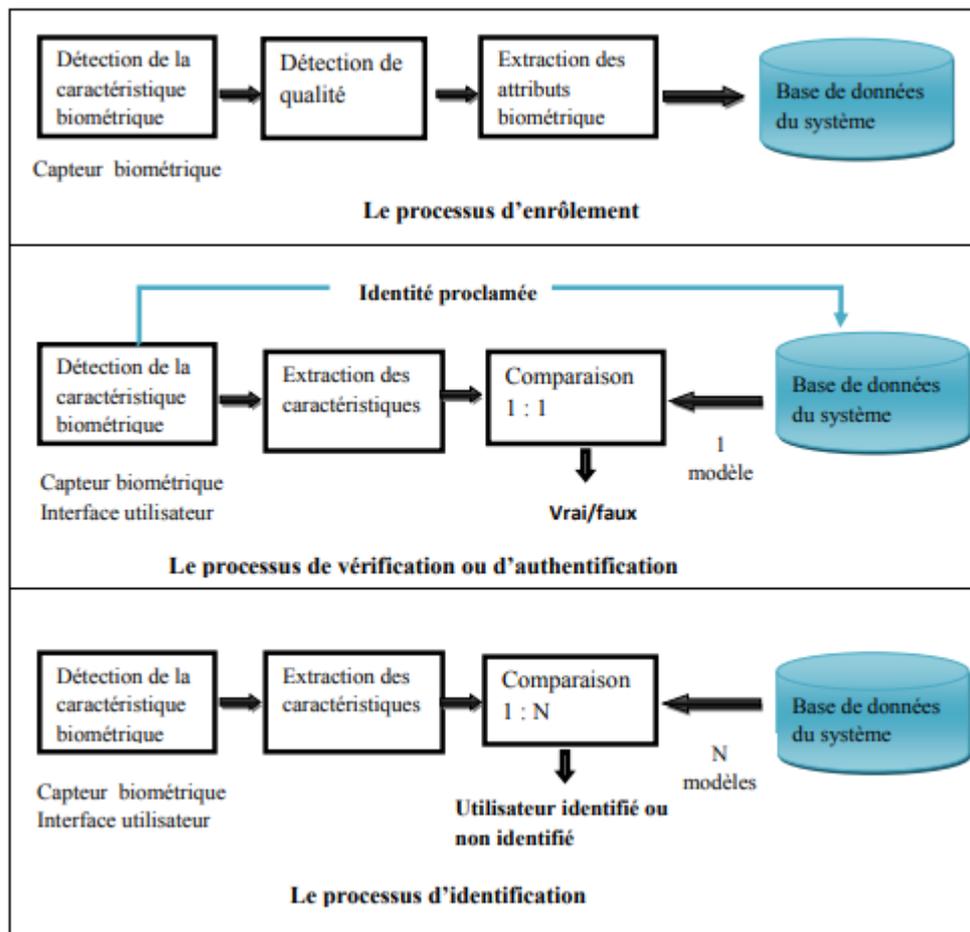


Figure 1-1: les modes de fonctionnement d'un système biométrique.

1.4.3 Structure interne d'un système biométrique :

L'architecture d'un système biométrique est composée de cinq modules principaux. Pour avoir plus de détails, nous allons expliquer le fonctionnement de chaque module comme suit [11] :

3.1.1.1 Module de capteur biométrique :

il est défini comme une interface d'interaction entre l'homme et la machine, il permet la lecture ou l'acquisition de certaines caractéristiques biométriques d'un individu à l'aide d'un capteur (appareil photo, un microphone, un lecteur d'empreintes digitale, etc.).

3.1.1.1 Module d'extraction des données :

Son principe est basé sur l'évaluation des données biométriques acquises par le capteur biométrique pour extraire les informations pertinentes. Pour améliorer la qualité des données acquises, il faut les passer par un algorithme de restauration.

3.1.1.1 Module de création de signature (stockage) :

Consiste à créer un modèle numérique pour représenter les données biométriques acquises. Ce modèle sera sauvegardé sur un support portable (puce) ou bien dans une base de données.

3.1.1.1 Module de comparaison (correspondance) :

Il effectue une comparaison entre les caractéristiques biométriques extraites d'un individu avec les modèles stockés dans la base de données. Ce module peut fonctionner soit en mode d'authentification pour déterminer une identité proclamée, soit en mode d'identification pour déterminer une identité recherchée.

3.1.1.1 Module de la base de données :

C'est l'enregistrement et le stockage des modèles biométriques des personnes enrôlées dans une base de données de référence.

1.5 Les différents types de reconnaissance par biométrie :

Il existe plusieurs modalités qui ont été utilisées dans divers systèmes biométriques. Nous pouvons distinguer trois grandes catégories de ces modalités qui sont [6] :

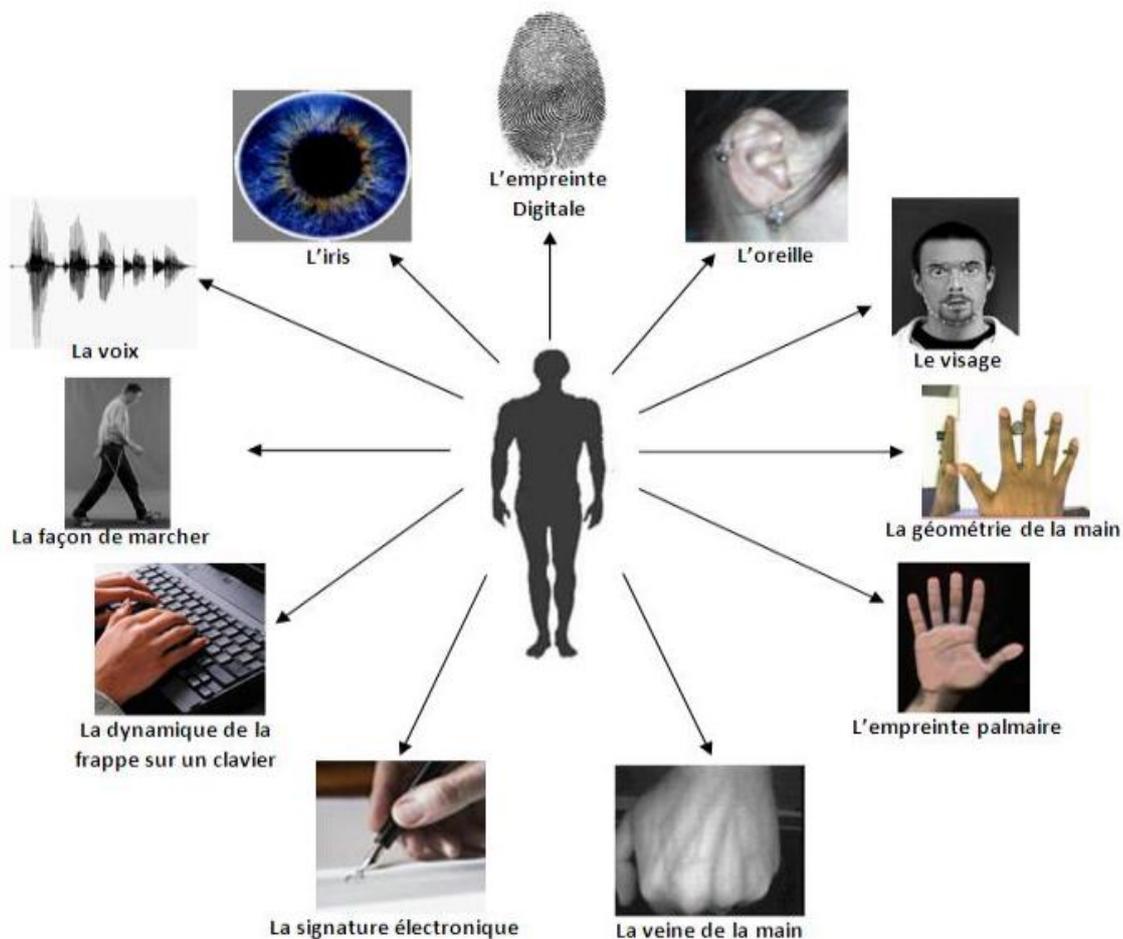


Figure 1-2: Exemple de modalités biométriques..

1.5.1 Analyse des traces biologiques :

Cette analyse est basée sur les propriétés biologiques des individus comme les tests portants sur le sang, l'ADN, l'urine, la salive, etc. Ce type de biométrie est utilisé que dans des cas d'extrême nécessité (test de paternité, enquête criminel, etc.).

1.5.2 Analyse des traits physiologique ou morphologique :

Cette catégorie se base sur la mesure de l'une des caractéristiques physiques d'un individu et qui est unique et permanente pour toutes les personnes (exemple : les empreintes digitales, géométrie de la main, le visage, iris, etc.).

1.5.3 L'analyse comportementale :

Cette analyse s'appuie sur l'étude de la manière de faire des individus autrement dit c'est l'étude de l'activité ou le comportement d'un l'individu. Ces modalités peuvent changer au cours du temps comme exemple on peut citer : la dynamique de frappe au clavier, la façon de marcher, la voix, etc.

1.6 Les techniques biométriques :

Actuellement les techniques biométriques sont utilisées dans le domaine de sécurité. Elles se divisent en deux groupes [12] :

1.6.1 Techniques intrusives :

Elles sont généralement mal acceptées car elles nécessitent un contact physique avec l'individu, afin de l'identifier à titre d'exemples : l'iris, la rétine et les empreintes digitales, etc.

1.6.2 Techniques non intrusives :

Elles peuvent effectuer à distance par l'utilisation des capteurs qui ne nécessitent pas un contact direct avec l'utilisateur (façon de marcher, signature, frappe de clavier, etc.).

1.7 Caractéristiques biométriques :

La reconnaissance biométrique fait référence à l'utilisation de différentes caractéristiques d'un être humain. En effet, pour qu'un système biométrique puisse fonctionner en environnement réel, les caractéristiques physiologiques ou comportementales doivent satisfaire les conditions suivantes [7,13] :

- **Universalité** : veut dire que chaque individu doit posséder cette caractéristique (existe chez tous les individus).
- **Unicité** : c'est une caractéristique qui permet de distinguer la différence d'un individu par rapport à un autre.
- **Stabilité** : signifie que le trait biométrique d'un individu doit être invariant au cours du temps (permanente).
- **Acceptabilité** : indique la mesure dans laquelle les gens sont prêts à accepter l'utilisation d'une caractéristique biométrique dans leurs vies quotidiennes.

Chapitre 1 : Généralités sur la biométrie

- **Performance** : elle dépend de la précision de la reconnaissance et la vitesse d'exécution face aux variations des caractéristiques biométriques, aux bruits et aux déformations des appareils de capteurs.
- **Enregistrable** : c'est la capacité d'acquérir les caractéristiques d'un individu à l'aide d'un dispositif approprié.
- **Infalsifiable** : c'est la difficulté de falsifier une caractéristique biométrique d'une personne (ex., les faux doigts dans le cas de trait physique).

Malheureusement, dans la pratique, on ne trouve pas toutes ces caractéristiques dans une modalité. Donc chaque modalité possède ses caractéristiques biométriques propres mais avec des degrés différents. Le tableau 1.1 compare certaines modalités biométriques en fonction de leurs propriétés.

Tableau 1-1 : Comparaison de quelques modalités biométrique.

Modalité	Universalité	Unicité	Permanence	Mesurabilité	Acceptabilité	Performance	Circonvension
Visage	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Haute	Faible	Haute
Empreinte Digitale	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne
Iris	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Haute	Faible
ADN	Haute	Haute	Haute	Faible	Faible	Haute	Faible
Signature	Faible	Haute	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Haute
Voix	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne	Haute	Moyenne	Haute
Démarche	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Haute	Faible	Moyenne
Rétine	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Faible
Frappe sur clavier	Faible	Faible	Faible	Moyenne	Moyenne	Faible	Moyenne
Géométrie de la main	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Moyenne
Thermo-gamme faciale	Haute	Haute	Faible	Haute	Haute	Moyenne	Faible
Oreille	Moyenne	Haute	Haute	Haute	Haute	Haute	Moyenne

Le **Tableau 1-1** montre qu'il n'existe pas de modalité parfaite ou idéale ou moins adaptée à des applications malgré l'existence de plusieurs modalités biométriques. Donc, le choix de la modalité biométrique dépend essentiellement des exigences et des besoins de chaque application.

1.8 Performances des systèmes biométriques :

Pour le choix d'un système biométrique il faut prendre en considération sa performance qui joue un rôle très important.

D'une part, durant le processus d'évaluation elle permet de tester et évaluer le comportement des utilisateurs. D'autre part, elle permet d'identifier pour chaque système, les applications industrielles.

Pour définir les performances d'un système biométrique, il faut tester les deux modes opératoires : **la vérification et l'identification** [14] :

1.8.1 Test de vérification :

Lorsqu'un système biométrique fonctionne en mode vérification, l'utilisateur va demander de vérifier son identité par le système, à titre d'exemple il va proclamer « je suis Moussa », pour savoir si l'identité proclamée par l'utilisateur est acceptée ou bien rejetée. Pour cela deux taux sont calculés comme suit [15] :

- **Le taux des faux rejets (TFR) ou False Rejection Rate (FRR) :** qui représente le pourcentage de personnes qui sont rejetés par le système alors qu'ils devraient être reconnues. Ce taux est calculé par le rapport entre le nombre de personnes rejetées (FR) sur le nombre total de personnes légitimes. Sa formule est [16] :

$$\text{Taux des Faux Rejets (TFR)} = \frac{\text{nombre des personnes rejetés (FR)}}{\text{nombre total d'accès de prsonnes}}$$

- **Le taux de fausse acceptation ou False Acceptation Rate (FAR) :** il représente le pourcentage de personnes censées à ne pas être reconnues mais elles sont acceptées par le système. C'est le rapport entre le nombre de personnes acceptées (FA) sur le nombre de

personnes totales non autorisées qui ont tenté de se faire acceptées. Ce taux peut être formulé comme suit [16] :

$$\text{Taux des Fausses Acceptations (TF)} = \frac{\text{nombre des personnes acceptées (FA)}}{\text{nombre total d'accès d'imposteurs}}$$

On peut définir le test de vérification par la relation suivante :

$$(I, X_Q) = \begin{cases} W_1 & \text{si } S(X_Q, X_t) \geq \theta \\ W_2 & \text{sinon} \end{cases}$$

Avec:

X_Q : C'est le vecteur de caractéristiques de la personne proclamée.

X_t : C'est le vecteur de la personne I enregistrée dans la base de données.

$S(X_Q, X_t)$: C'est une fonction de similarité entre X_Q et X_t , cette fonction S permet d'évaluer le résultat de similarité entre les mesures biométriques de la personne proclamée et la personne de la base de données.

W_1 : indique l'acceptation de la personne proclamée.

W_2 : indique que la personne est un imposteur (rejetée).

θ : C'est le seuil de similarité. Son choix est très important car il influe sur les performances du système.

En effet, si θ est très petite cela peut engendrer un grand nombre de faux de rejets, tandis que, si θ est très grande, cela engendre un taux important de fausses acceptations.

Dans le contexte de vérification, la statistique qui permet de mesurer la performance d'un algorithme est de calculer le point d'équivalence des erreurs ("Equal Error Rate" ou EER). Ce dernier est déterminé par le point d'intersection entre la courbe de FRR et la courbe de FAR, ce point correspond à l'endroit où FRR=FAR.

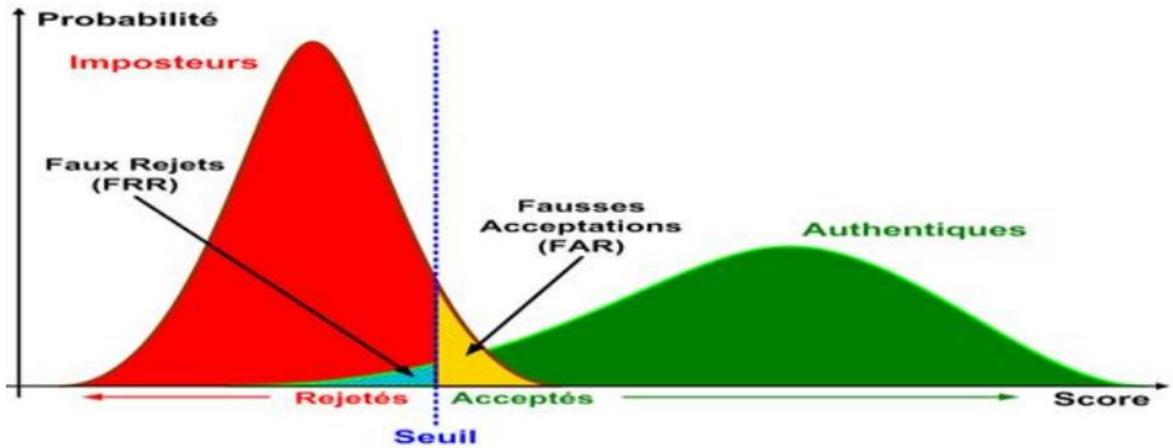


Figure 1-3 : Courbe de la distribution de FRR et FAR.

Durant le mode d'authentification, on utilise la courbe ROC « Receiver Operating Characteristic » qui trace le taux de faux rejets (FRR) en fonction du taux de fausses acceptations comme elle est montrée dans la figure 1-3.



Figure 1-4: Courbe de ROC.

1.8.2 Test d'identification :

Dans le cas d'un système utilisé en mode identification, une comparaison est effectuée entre les données biométriques en entrée avec les données stockées dans la base de données pour identifier l'identité d'un individu. On peut formuler le test d'identification mathématiquement de la manière suivante :

On considère X_Q que c'est le vecteur de caractéristiques, pour identifier l'identité I_K avec $K \in \{1, 2, \dots, N, N+1\}$, donc la fonction (I, X_Q) est défini comme suit :

$$(I, X_Q) = \begin{cases} I_k & \text{si } \max_k \{S(X_Q, X_{I_k})\} \geq \theta, k = 1, \dots, N \\ I_{N+1} & \text{sinon} \end{cases}$$

D'où :

I_1, \dots, I_N : sont les identités des utilisateurs enrôlés dans le système.

I_{N+1} : une identité rejetée.

X_{I_k} : le modèle biométrique qui correspond à I_k .

S : la fonction de similarité.

θ : c'est le seuil de décision.

Le taux d'identification ("Identification Rate" ou IR) c'est le pourcentage des personnes correctement identifiées (CI) par rapport au nombre total de personnes testées (N), ce taux est formulé par :

$$IR(\theta) = \frac{CI(\theta) \times 100}{N}$$

Ce test d'identification n'est pas toujours suffisant. En effet en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve parmi le N premières réponses du système. Alors dans ce mode on utilise ce qu'on appelle une courbe CMC « Cumulative Match Characteristic, en anglais » [18] (voire la figure 1.4) qui donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable appelée rang. Par exemple on peut dire qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de reconnaissance. Et qu'un système reconnaît au rang 2, s'il choisit parmi 2 images celle qui correspond mieux à l'image d'entrée, etc. Donc si le rang augmente signifie que le taux de reconnaissance est lié à un niveau de sécurité faible.

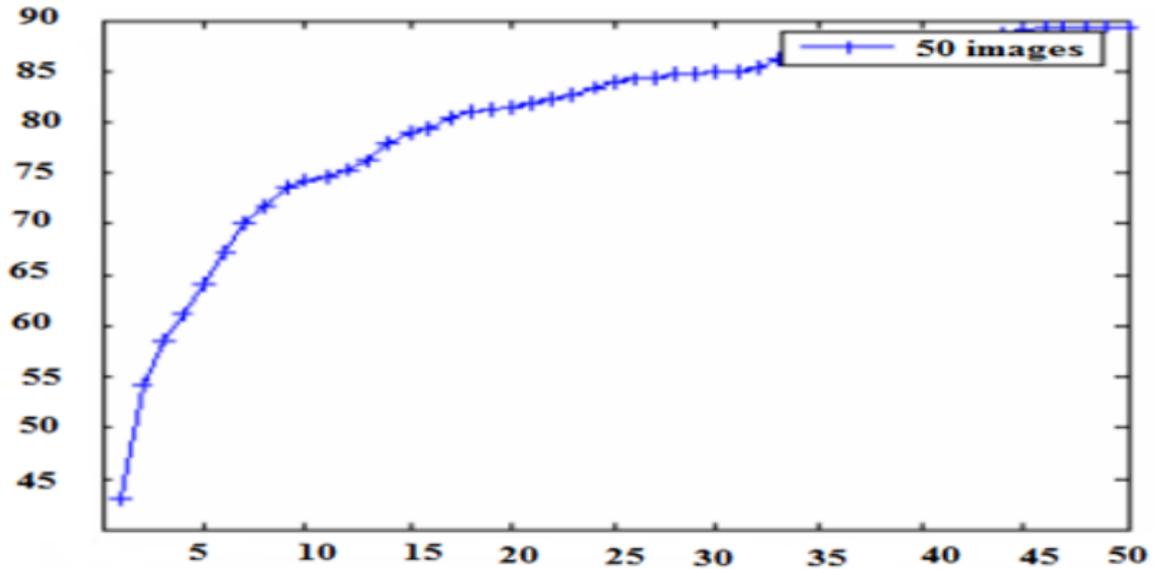


Figure 1-5: La courbe CMC.

1.9 Avantages et inconvénients de quelques modalités biométriques :

1.9.1 Modalités morphologiques :

- **L’empreinte digitale** : c’est une technique biométrique ancienne qui est généralement très connue par la plupart des gens [17]. Elle peut être définie comme une impression produite par la transpiration, la graisse, ou l’encre qui sont présentés dans la partie supérieure de chaque doigt de la main d’un être humain. Ces empreintes sont uniques pour chaque individu.

Elles sont utilisées sur des microordinateurs ou téléphones portables pour la sécurité de leurs utilisations [1].

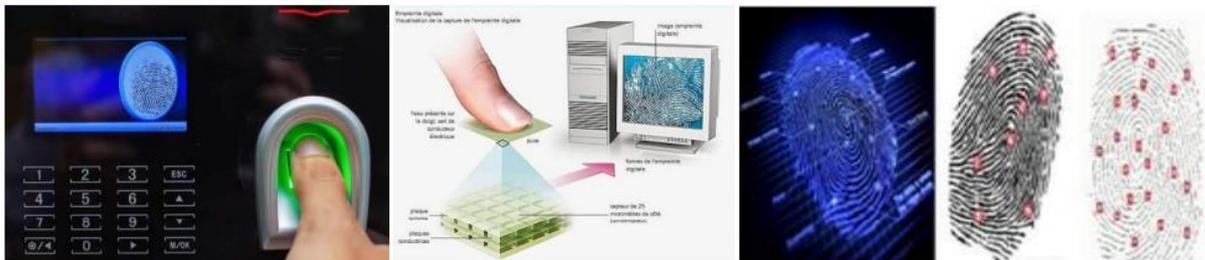


Figure 1-6: Système biométrique de l'empreinte digitale.

Avantages et inconvénients de la reconnaissance de l’empreinte digitale [19]:

Avantages :

- Facile à utiliser.
- La technologie la plus connue et éprouvée par le public.
- Faible coût.
- Traitement rapide.
- Petite taille de lecteur.
- Un bon compromis entre le taux de faux rejet et le taux de fausse acceptation.

Inconvénients :

- Acceptabilité moyenne.
- Possibilité d’attaque.
- Certains systèmes peuvent accepter un moulage de doigts ou un doigt coupé.

- **Géométrie de la main** : chaque personne possède une forme propre de sa main. C’est une technique biométrique basée sur la mesure de la position et la taille des doigts placés sur une surface plane [20]. L’acquisition d’une image de la main est obtenue à l’aide d’un scanner spécialisé.

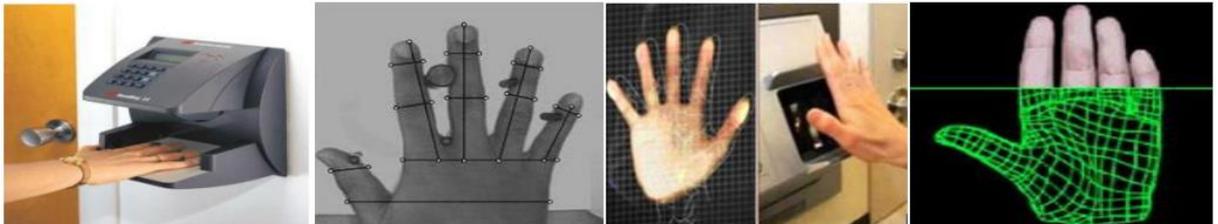


Figure 1-7: Géométrie de la main.

Avantages et inconvénients de la reconnaissance de l’empreinte digitale [19]:

Avantages :

- Utilisation simple.
- Bonne acceptabilité par les individus.
- Moins coûteuse que les empreintes digitales.
- Pas d’effet en cas d’humidité des doigts.

Inconvénients :

- Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres de la même famille.
- Trop encombrant pour un usage sur le bureau ou un téléphone.
- Modification de la forme des doigts avec le vieillissement.
- **Le visage** : la reconnaissance biométrique du visage est effectuée d'une façon spontanée dans la vie des individus. C'est la technique la plus populaire et commune car elle correspond à ce qu'on utilise naturellement pour reconnaître une personne [21]. Les propriétés qui permettent de reconnaître le visage sont la bouche, les yeux et la forme du visage (son contour), etc. Cette technologie permet le contrôle d'accès aux distributeurs automatiques de billets, et le contrôle d'accès logique à la surveillance [22].

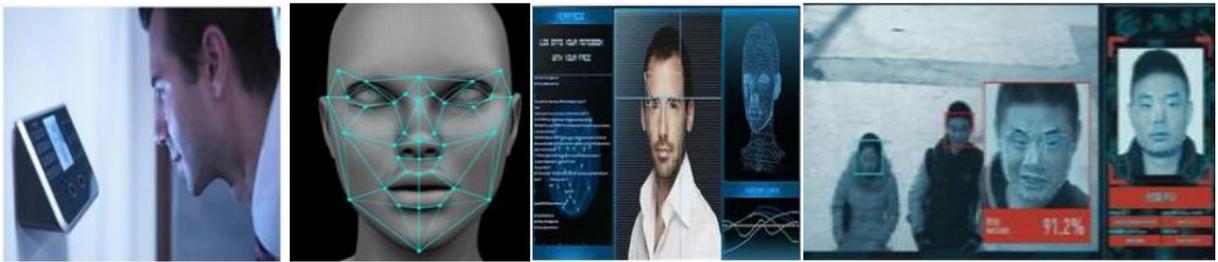


Figure 1-8: Système de reconnaissance du visage.

Avantages et inconvénients de reconnaissance de visage [19] :

Avantages :

- Peu encombrant.
- Utilisation simple.
- Bonne acceptabilité.
- Peu coûteuse.

Inconvénients :

- Problème de distinguer les vrais jumeaux.
- Peu d'efficacité.
- Sensibilité à la variation de l'éclairage et au changement de la position du visage.
- **La géométrie de l'oreille** : l'oreille humaine a été utilisée comme un moyen de reconnaissance en médecine légale, et son morphologie extérieure est relativement

stable durant une période de temps qui est acceptable pour les applications biométriques. Les approches de reconnaissance d'oreille sont basées sur la correspondance de la distance entre les différents points de référence de l'oreille [9]. L'oreille humaine possède une richesse d'information qui se situe sur une surface 3D incurvée, cette richesse d'information a attiré l'attention des scientifiques légaux [23].

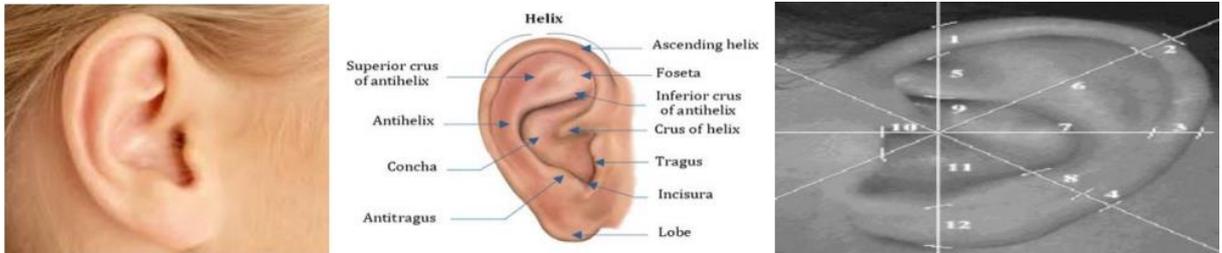


Figure 1-9: Système de reconnaissance biométrique de l'oreille.

Avantages et inconvénients de la reconnaissance biométrique de l'oreille [12]:

Avantages :

- Une technique efficace, car il n'existe pas deux formes d'oreilles identiques.
- Très acceptable.

Inconvénients :

- Il n'existe encore aucune application commerciale [12].
- **L'iris :** c'est un voile très fin formé de lamelles pigmentaires qui donnent la couleur des yeux. L'identification par l'iris utilise plus de paramètres par rapport aux autres méthodes d'identification [6]. Cette technique biométrique est employée dans le secteur financière, dans les hôpitaux et les grands aéroports [1].



Figure 1-10: Système biométrique basé sur l'iris.

Avantages et inconvénients de la reconnaissance par iris [19] :

Avantages :

- Distinguer les vrais jumeaux.
- Grande quantité d'information contenue dans l'iris.
- Fiabilité et durabilité.

Inconvénients :

- Aspect psychologiquement invasif de la méthode.
- Coûteuse.
- Contraintes d'acquisition.
- Faible acceptabilité.
- **La rétine** : c'est la couche sensorielle de l'œil qui permet la vision. La détermination des caractéristiques de la rétine consiste à extraire la distribution géographique des vaisseaux sanguins [24]. Cette technologie est adaptée aux applications de haute sécurité (salles de coffres forts, sites militaires, etc.) [12].



Figure 1-11:Identification par rétine.

Avantages et inconvénients d'identification par rétine [19] :

Avantages :

- La rétine est stable durant la vie d'un individu.
- Très efficace.
- La rétine est différente chez les vrais jumeaux.
- Haute sécurité.

Inconvénients :

- Système intrusif car il faut placer l'œil près du capteur.

- Mal acceptée par le public.
- Un coût important.

1.9.2 Les modalités comportementales :

- **La dynamique de frappe au** clavier : c'est une propriété comportementale propre à chaque individu. Il s'agit d'une graphologie des temps modernes car on écrit plus souvent avec un clavier qu'avec un stylo. Les éléments principaux analysés par cette modalité sont : la vitesse de frappe, la suite de lettre, le temps de frappe, les pauses, etc. [9].



Figure 1-12: La reconnaissance biométrique basée sur la dynamique de frappe au clavier.

Avantages et inconvénients de reconnaissance basée sur dynamique de frappe au clavier [19] :

Avantages :

- Identification d'une personne à distance à partir de son ordinateur.
- Mise en œuvre rapide pour un grand nombre d'utilisation.
- Non intrusif, geste naturel pour une personne.

Inconvénients :

- Dépend de l'état physique, émotion, fatigue, etc.
- Sensibilité à la différence entre les claviers.

- **La signature électronique** : chaque personne est caractérisée par sa façon d'écriture unique. A partir de sa signature on peut définir un modèle qui pourra être utilisé pour l'identification des personnes [25].

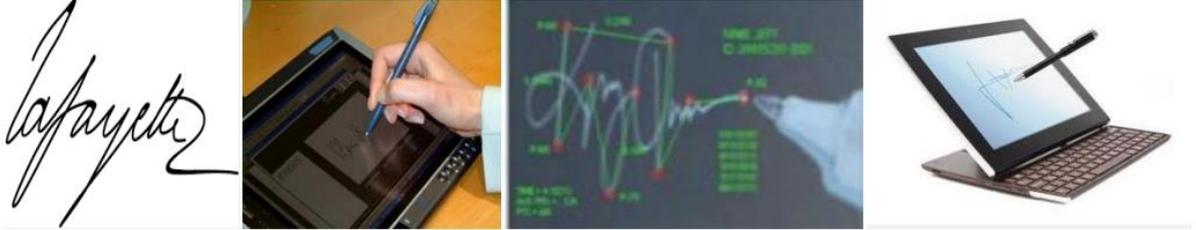


Figure 1-13: La signature électronique.

Avantages et inconvénients d'identification basée sur la signature électronique [19] :

Avantages :

- Bonne acceptabilité.
- La signature peut être conservée.
- Facile à utiliser.
- Elle implique la responsabilité de l'individu.

Inconvénients :

- Sensibilité aux émotions de la personne.
- Besoin d'une tablette graphique.
- Non utilisable pour le contrôle d'accès en extérieur.

- **Analyse de la démarche** : c'est une technique de reconnaissance biométrique utilisée à distance pour identifier et distinguer une personne grâce à sa manière de marcher et de bouger. En fait, chaque personne montre plusieurs traits tout en marchant tel que le maintien du corps, la position des genoux et les chevilles, la distance entre les deux pieds ce qui permet de l'identifier [25,26].

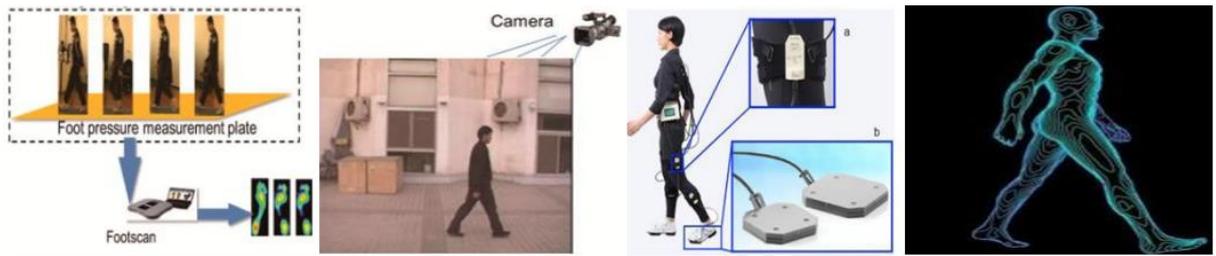


Figure 1-14: Analyse de la démarche.

Avantages et inconvénients de l'analyse de la démarche [19]:

Avantages :

- Possibilité de suivre un individu pendant une longue durée.

Inconvénients :

- Faible acceptabilité par les gens.
- Elle dépend du choix des chaussures et la nature d'habillement.

- **La voix :** la voix d'une personne peut être considérée comme la combinaison des caractéristiques morphologiques et comportementales. La voix est caractérisée par une intensité, une fréquence et une tonalité que l'on peut analyser par un microphone et à l'aide d'un traitement informatique. On peut isoler deux voix qui semblent être identiques pour l'oreille. L'aspect comportemental de la parole peut changer au cours du temps à cause de l'âge, l'état de santé et les émotions [27].



Figure 1-15: Identification vocale.

Avantages et inconvénients d'identification vocale [19] :

Avantages :

- Non intrusive.

- Facilité de protéger le lecteur.
- Seule information utilisable via le téléphone.
- Impossible d'imiter la voix.
- Sécurité d'une conversation téléphonique.

Inconvénients :

- Taux élevé de faux de rejets et de fausses acceptations.
- Sensibilité aux bruits ambiants.
- La voix n'est pas un attribut permanent (elle change au cours du temps).
- Technologie biométrique vulnérable aux attaques.

1.9.3 . Modalité biologiques :

- **Analyse de l'ADN** : ADN (acide désoxyribonucléide) présent dans les cellules du corps, il est spécifique pour chaque individu. C'est une analyse du patrimoine génétique qui permet une identification à partir des cheveux, fragment de peau, d'une trace de sang et d'une goutte de salive. De plus l'ADN contient plus d'information sur l'identité des personnes [12].

Avantages et inconvénients de système de la reconnaissance d'ADN [19]:

Avantages :

- Unique et permanent.
- Possibilité de différencier les individus à haute précision.
- Facile à obtenir.

Inconvénients :

- Coûteux.
 - Pour avoir les résultats, il faut attendre une longue durée.
 - Facile à être volé.
- **La reconnaissance de thermographie faciale** : une caméra infrarouge capte la quantité de chaleur émise par les différentes parties du visage qui caractérise chaque personne. Contrairement à la biométrie faciale, la capture peut se faire dans des états

d'éclairages différents. Donc on peut l'utiliser dans l'obscurité ou de mauvaises conditions de visibilité [12,17].

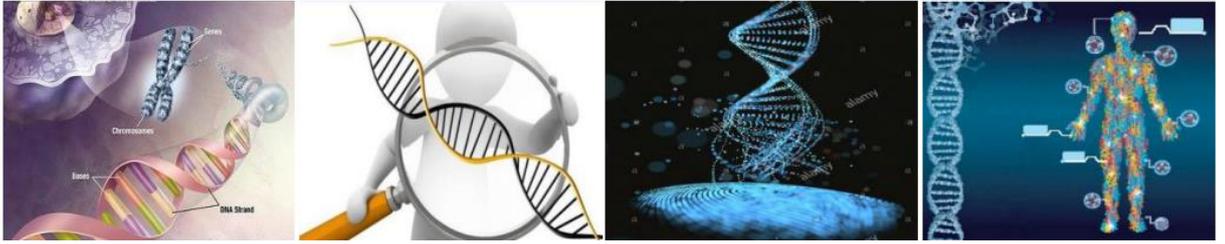


Figure 1-16: Système de reconnaissance basé sur l'ADN.

Avantages et inconvénients de la thermo-gamme faciale [19] :

Avantages :

- Faire une différence entre les vrais jumeaux.

Inconvénients :

- Sensibilité aux émotions et à la température corporelle.
- Coûteuse.

1.10 Motivation :

Pourquoi nous avons choisi la biométrie?

Comme nous l'avons signalé à l'introduction, on s'intéresse dans le cadre de cette thèse à deux modalités biométriques qui sont: le visage et l'oreille. Pourquoi ce choix ? Tout d'abord, le visage de l'être humain est considéré comme la modalité la plus naturelle pour identifier les personnes; ce modèle correspond exactement à la manière de reconnaissance utilisée par le système neurologique humain. Cette modalité est non-intrusive et très acceptable par le public. Son avantage le plus important réside dans le système d'acquisition; une simple caméra reliée à un ordinateur peut suffire, la capture se fait à distance et d'une manière secrète. Par exemple, l'identification des criminels et des suspects dans les aéroports et dans les autres secteurs publics par des vidéos surveillances, est un scénario typique dans lequel apparaît l'importance du visage.

Cependant, jusqu'à présent il n'existe aucune méthode qui fournit une solution robuste à toutes les situations et pour les différentes applications. Qu'est **ce qui rend l'identification par visage difficile** ? Le visage de l'être humain est une entité dynamique qui se varie

considérablement à cause des changements en pose, expressions faciales, illumination, occlusion, complexité de l'arrière plan et d'autres facteurs tels que: l'âge, le changement de la coiffure et la présence des lunettes, moustaches et barbes etc. [29].

Aujourd'hui, les systèmes biométriques basés sur le visage sont, malheureusement, vulnérables aux attaques malveillantes. Une attaque de type "Spoofing attack" se produit quand une personne essaye, délibérément, de trafiquer les données, en tant qu'une autre personne et de gagner des avantages illégitimes [30].

D'autre part, l'oreille humaine est une modalité très récente dans le domaine de la biométrie; en effet, il n'existe jusqu'à présent aucun logiciel commercialisé basé sur cette modalité. Elle est considérée comme l'une des caractéristiques anatomiques humaines les plus stables. Les études embryologiques ont prouvé que les changements principaux de la forme de l'oreille se produisent avant l'âge de huit [32] ans et ensuite après l'âge de soixante-dix [31] ans . L'oreille ne change pas considérablement durant la vie humaine, tandis que le visage se change avec l'âge d'une manière très significative par rapport aux autres parties du corps humain. Les caractéristiques du visage peuvent être changées en fonction des cosmétiques utilisés, la coiffure et la coupe des cheveux. En plus, les visages humains se changent aussi avec les émotions et les différentes expressions de l'esprit comme la tristesse, la joie, la crainte, ou la surprise.

En revanche, les caractéristiques de l'oreille sont riches, fixes et inchangeables par les émotions. Dans le processus d'acquisition et contrairement aux systèmes d'identification par visages, les images d'oreilles ne peuvent pas être masquées par les lunettes, les barbes ou les moustaches. Cependant, une occlusion partielle par cheveux ou par boucles est possible. Il est très important de noter que la biométrie par oreille est fortement acceptée par le public dans les applications de contrôle d'accès et dans la sécurité gouvernementale telles que: les programmes de visas et passeports. En outre, il n'y a aucun besoin de toucher le capteur et donc le problème d'hygiène ne se pose pas; l'acquisition des images peut être effectuée discrètement à distance et ne nécessite pas une coopération utilisateur-capteur. De plus, les images d'oreilles sont plus sécurisées que les images de visages, parce qu'il est difficile d'associer visuellement une image d'oreille à une personne donnée (en effet, la plupart des utilisateurs ne peuvent pas identifier leur propre image d'oreille). Par conséquent, les bases de données contenant les images d'oreilles ne doivent pas être plus sécurisées que les bases de données contenant les images de visages, puisque le risque d'attaque dans le premier cas est moins inférieur. Les images d'oreilles peuvent être acquises simultanément avec les images de visages et employées

ensemble afin d'améliorer d'une manière significative la précision de la reconnaissance. Il est donc avantageux d'employer, dans un futur travail, le visage et l'oreille comme une pièce complémentaire d'information (multi-modalités), spécialement dans des applications de surveillance, suivi, authentification personnelle continue et de lutter contre les attaques de type "spoofing attacks".

1.11 Conclusion :

A travers ce premier chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur la biométrie, ses propriétés, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques, les différentes modalités ainsi que les critères d'évaluation des performances de ce type de systèmes. Enfin, nous avons défini quelques modalités avec leurs avantages et leurs inconvénients. Tout en accordant une attention particulière à la reconnaissance par visage et oreille, puisqu'elles constituent un bon choix, en termes de praticabilité, robustesse, acceptabilité et nouveauté. Dans les deux chapitres suivants, nous évoquerons un état de l'art en reconnaissance de visages / oreilles, respectivement.

Chapitre 2: Reconnaissance Biométrique de visage

2.1 Introduction

Par la fréquence à laquelle on le rencontre dans l'environnement et par son contenu riche en information sociale de premier ordre, le visage humain constitue un stimulus visuel de classe à part. En effet, il suffit d'un clin d'œil porté sur le visage d'un individu pour en distinguer le sexe, l'état émotionnel ou l'identité. Non seulement le traitement d'une telle information s'avère fort efficace, mais aussi très rapide – une exposition de 20 ms suffit (p.ex. Rizzolatti & Buchtel, 1977). Cette performance est d'autant plus surprenante que chaque visage est composé des mêmes attributs (yeux, nez, bouche) disposés selon une organisation similaire, créant ainsi un groupe de stimuli d'une homogénéité supérieure à celle retrouvée dans la majorité des catégories d'objets. Pourtant, tout observateur humain se montre capable d'identifier un nombre apparemment infini de visages, alors que seules de fines discriminations visuelles permettent de les identifier.

Cette grande capacité à identifier les visages (99%) à pousser les chercheurs à tenter de rapprocher le cerveau humain dans sa rapidité, son exactitude et sa fiabilité par des systèmes de reconnaissance basés sur des approches statistiques ou non statistiques.

2.2 Motivation

Pourquoi la reconnaissance de visages ?

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial, notamment dans les domaines de l'indexation de documents multimédias et surtout dans la sécurité, ceci est dû aux besoins du monde actuel mais aussi à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer :

- La disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles.
- Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standards, c'est les cas où on ne peut avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels.

Certes que la reconnaissance des visages n'est pas la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on utilise des approches plus efficaces en plus du bon choix des caractéristiques d'identification représentant le visage en question.

2.3 Processus de reconnaissance de visages [32]

Dans un système de reconnaissance de visages, une image suit -depuis son entrée- un processus bien précis pour arriver à déterminer l'identité du porteur de visage. Ce processus comporte plusieurs étapes qui peuvent être illustrées par le schéma suivant :

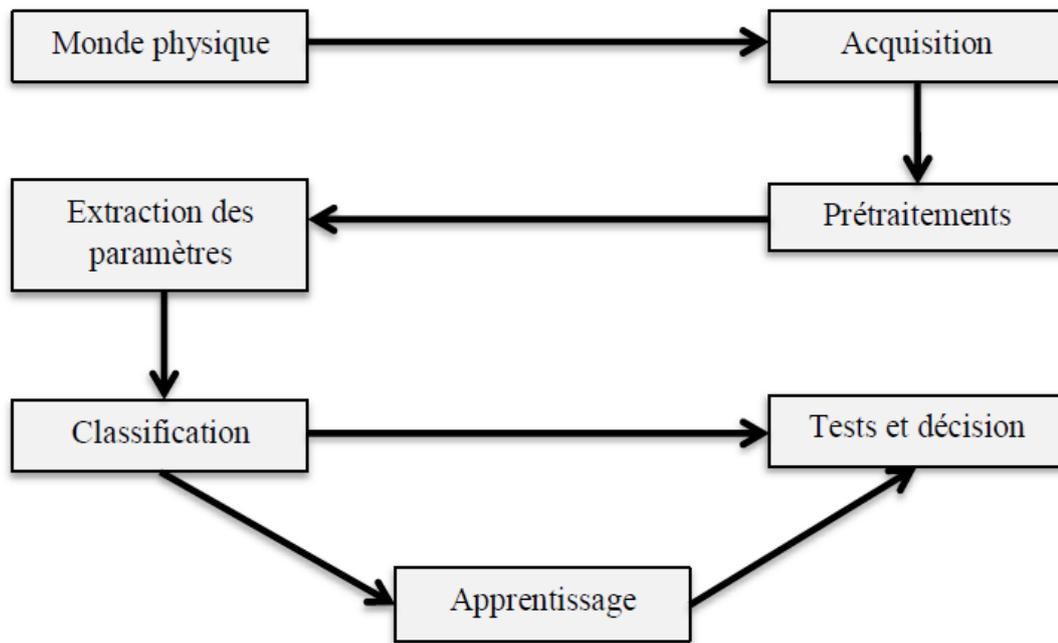


Figure 2-1: Processus d'un système de reconnaissance de visage.

Donc pour être identifié, l'image d'une personne dans un système de reconnaissance de visages suit le processus suivant :

2.3.1 Le monde physique : (L'extérieur)

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels: L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents, et par conséquent une fausse identification.

2.3.2 L'Acquisition de l'image :

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

2.3.3 Les prétraitements :

Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Elle est indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtre médian.

Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe.

2.3.4 L'extraction de paramètres :

En plus de la classification, l'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, 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, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes.

2.3.5 La classification : (Modélisation)

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages 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.

2.3.6 L'apprentissage:

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, 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.

2.3.7 La décision :

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (equal error rate).

2.4 Etat de l'art des approches utilisées dans les systèmes de reconnaissance de visages

Généralement, un système de reconnaissance de visages est caractérisé par son classificateur qui peut être conçu selon deux types d'approches :

2.4.1 . Les approches globales :

Ce type d'approches utilisent le visage au complet comme source d'information, et ce sans segmentation de ses parties, elles se basent principalement sur l'information pixel. Ces algorithmes s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire. Ils sont relativement rapides à mettre en œuvre mais sont sensibles aux problèmes d'éclairage, de pose et d'expression faciale.

Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe on trouve:

3.1.1.1 L'Analyse en Composantes Principales (ACP) / (PCA) :

L'algorithme ACP est né des travaux de MA. Turk et AP. Pentland au MIT Media Lab, en 1991 .L'idée principale consiste à exprimer les M images de départ selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers - les vecteurs propres – contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage.

Le but est d'extraire l'information caractéristique d'une image de visage, pour l'encoder aussi efficacement que possible afin de la comparer à une base de données de modèles encodés de manière similaire.

En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage. Donc, la ACP ne nécessite aucune connaissance à priori sur l'image et se révèle plus efficace lorsqu'elle est couplée à la mesure de distance, mais sa simplicité à mettre en œuvre contraste avec une forte sensibilité aux changements d'éclairément, de pose et d'expression faciale .

Remarque : Le fait que l'on peut construire un sous-espace vectoriel en ne retenant que les meilleurs vecteurs propres, tout en conservant beaucoup d'informations utiles, fait du ACP un algorithme efficace et couramment utilisé en réduction de dimensionnalité où il peut alors être utilisé en amont d'autres algorithmes.

3.1.1.1 L'Analyse Discriminante Linéaire (ADL) / (LDA):

L'algorithme LDA est né des travaux de Belhumeur et al. De la Yale University (USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de « Fisherfaces ». Contrairement à l'algorithme ACP, celui de la ADL effectue une véritable séparation de classes. Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'apprentissage d'images en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs images par classe.

La ADL analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, avec pour objectif de maximiser les variations entre les images d'individus différents (interclasses) tout en minimisant les variations entre les images d'un même individu (intra-classes).

Cependant, lorsque le nombre d'individus à traiter est plus faible que la résolution de l'image, il est difficile d'appliquer la ADL qui peut alors faire apparaître des matrices de dispersions singulières (non inversibles). Afin de contourner ce problème, certains algorithmes basés sur la ADL ont récemment été mis au point (les algorithmes ULDA, OLDA, NLDA)

3.1.1.1 Les réseaux de neurones (RNA) :

Les réseaux de neurones artificiels ou RNA sont des assemblages fortement connectés d'unités de calcul. Chacune des unités de calcul est un neurone formel qui est, en soi, une formulation mathématique ou un modèle très simplifié d'un neurone biologique. Les RNA ont de très grandes capacités de mémorisation et de généralisation. On classe généralement les réseaux de neurones en deux catégories: les réseaux faiblement connectés à couches que l'on appelle des réseaux « feedforward » ou réseaux directs et les réseaux fortement connectés que l'on appelle des réseaux récurrents. Dans ces deux configurations, on retrouve des connexions totales ou partielles entre les couches. Les réseaux de neurones peuvent être utilisés tant pour la classification, la compression de données ou dans le contrôle de systèmes complexes en

automatisme. Cette approche repose essentiellement sur la notion d'apprentissage qui est depuis de nombreuses années au cœur des recherches en intelligence artificielle. L'idée est d'identifier à partir d'exemples un visage (ici une personne). De manière plus formelle, l'apprentissage du réseau a pour but l'extraction des informations pertinentes à l'identification.

L'avantage de ce modèle est le gain de temps considérable. Cependant, l'utilisation d'exemples pour apprendre apporte le risque de ne pouvoir résoudre que des situations déjà rencontrées, où un phénomène de sur-apprentissage qui spécialiserait le réseau uniquement sur les exemples connus sans généraliser.

3.1.1.1 Machine à Vecteurs de Support (SVM) :

C'est une technique qui a été proposée par V.Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques (classement, régression, fusion,... ect). L'idée essentielle de cette approche consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à des classes différentes) non linéairement séparables, dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques, de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables.

Dans cet espace, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les classes tels que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.
- La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale.

Depuis son introduction dans le domaine de reconnaissance de formes, plusieurs travaux ont montré l'efficacité de cette technique, principalement en traitement d'images.

3.1.1.1 Mélange de gaussiennes (GMM) :

C'est une nouvelle approche qui a été proposée par Conrad SANDERSON et al, elle consiste à transformer les images de départ en plusieurs vecteurs de coefficients DCT, puis modéliser leur distribution selon une combinaison linéaire de plusieurs gaussiennes qui vont représenter un modèle d'une personne

Cette technique est venue pour améliorer les performances des HMM, elle a prouvé une efficacité surprenante surtout en matière de précision et de temps d'exécution.

2.4.2 L'approche statistique et l'approche probabiliste:

Cette approche repose essentiellement sur la théorie de décision pour résoudre les problèmes de classement et de classification. Pour cela on utilise généralement la classification fondée sur le théorème de Bayes. L'approche probabiliste utilise un mélange d'analyseurs de facteurs pour détecter les visages humains. L'inconvénient c'est qu'elle pose le problème de la complexité de calcul qui est très élevée.

2.4.3 Les approches locales :

On les appelle aussi les méthodes à traits, à caractéristiques locales, ou analytiques. Ce type consiste à appliquer des transformations en des endroits spécifiques de l'image, le plus souvent autour de points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, le nez, ...). Elles nécessitent donc une connaissance a priori sur les images.

L'avantage de ces méthodes est qu'elles prennent en compte la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître, en plus elles utilisent un nombre réduit de paramètres et elles sont plus robustes aux problèmes posés par les variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale. Mais leur difficulté se présente lorsqu'il s'agit de prendre en considération plusieurs vues du visage ainsi que le manque de précision dans la phase "extraction" des points constituent leur inconvénient majeur. Parmi ces approches on peut citer :

3.1.1.1 Hidden Markov Models (HMM):

Les modèles de Markov cachés (HMM) sont utilisés depuis plusieurs années pour la détection et la reconnaissance du visage. Différentes variantes ont également été proposées mais celle des (Embedded HMM) génère des résultats supérieurs aux méthodes HMM de base. Reposant sur certains coefficients de la transformée en cosinus discrète (DCT) comme source d'observations, les Embedded HMM constituent un algorithme de reconnaissance très performant. Or, les temps d'exécution des phases d'apprentissage et de test sont relativement élevés, nuisant donc à son utilisation en temps réel sur d'immenses banques d'images.

3.1.1.1 Eigen objects (EO):

Basés sur les mêmes principes théoriques que la méthode des « EigenFaces » abordée à la section précédente, les « EigenObjects » visent cette fois certaines parties bien précises du visage. La personne peut par exemple être reconnue uniquement grâce à ses yeux. Pour réaliser l'apprentissage, un module de ce type doit tout d'abord procéder à une ACP des yeux contenus

dans la banque de visages. L'espace des yeux (eye space) ainsi construit pourra alors servir au processus de reconnaissance qui est identique à celui utilisé pour les « EigenFaces ».

3.1.1.1 Elastic Bunch Graph Matching (EBGM):

Dans cette approche, on localise des points caractéristiques (coins des yeux, de la bouche, nez, etc.) à partir d'une image de visage, cette localisation peut se faire manuellement ou automatiquement à l'aide d'un algorithme. Un treillis élastique virtuel est ensuite appliqué sur l'image de visage à partir de ces points.

Chaque point représente un nœud labellisé auquel on associe un jeu de coefficients d'ondelettes complexes de Gabor, appelés Jet. Pour effectuer une reconnaissance avec une image test, on fait une mesure de similarité entre les différents Jets et les longueurs des segments du treillis de deux images.

La caractéristique de l'EBGM c'est qu'il ne traite pas directement les valeurs de niveaux de gris des pixels d'une image de visage, ce qui lui confère une plus grande robustesse aux changements d'éclairage, de pose et d'expression faciale. Cependant il est plus difficile à implémenter que les méthodes globales.

3.1.1.1 L'appariement de gabarits:

L'appariement de gabarits (Template Matching) est une technique de comparaison des images, son principe est simple. En effet, elle permet l'extraction et la construction des descripteurs des points d'intérêts de l'image, ces descripteurs sont très robustes et fiables et permettent une représentation fidèle de l'image en se basant sur son contenu. En plus on peut permettre une meilleure représentation à notre image par translation et rotation sans perte d'information grâce aux invariants de Hu.

2.4.4 Les approches hybrides :

Plusieurs techniques peuvent parfois s'appliquer afin de résoudre un problème de reconnaissance des formes. Chacune d'entre elles possède évidemment ses points forts et ses points faibles qui, dans la majorité des cas, dépendent des situations (pose, éclairage, expressions faciales,...etc.). Il est par ailleurs possible d'utiliser une combinaison de classificateurs basés sur des techniques variées dans le but d'unir les forces de chacun et ainsi pallier à leurs faiblesses.

2.5 Analyse en Composantes Principales (PCA)

2.5.1 Introduction

La représentation brute de l'information conduit à des vecteurs de caractéristiques de grandes dimensions, ce qui peut poser des problèmes de complexité de calcul et de capacité de stockage. Ainsi, il est parfois préférable de chercher à réduire la dimensionnalité d'un problème de classification pour améliorer ses performances. Le mathématicien Bellman, père de la programmation dynamique, a introduit l'expression «malédiction de la dimensionnalité » pour signifier que représenter les formes par des vecteurs de taille importante est source de problème. Il est évident que l'on se trouve d'emblée confronté à un problème de grande dimension. Plusieurs solutions sont préconisées dans la littérature pour réduire la taille de sa dimension. Dans ce travail, nous avons utilisé l'analyse en composantes principales. L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique descriptive permettant d'étudier les relations qui existent entre les variables, sans tenir compte, a priori, d'une quelconque structure. Le but de l'ACP est d'identifier la structure de dépendance entre des observations multi variables, afin d'obtenir une description ou une représentation compacte de ces dernières. L'idée de base de l'ACP est de réduire la dimension de la matrice des données, en retenant le plus possible les variations présentes dans le jeu des données de départ. Cette réduction ne sera possible que si les variables initiales ne sont pas indépendantes et ont des coefficients de corrélation entre elles non nuls. Ces variables initiales sont transformées en de nouvelles variables, appelées composantes principales. Elles sont obtenues par combinaisons linéaires des précédentes et sont ordonnées et non corrélées entre elles. L'analyse en composantes principales cherche à identifier les vecteurs propres ortho-normaux et leurs valeurs propres correspondantes de la matrice de dispersion des variables originelles. Les vecteurs propres ortho-normaux sont utilisés pour construire les composantes principales et les valeurs propres sont les variances des composantes principales correspondantes.[33]

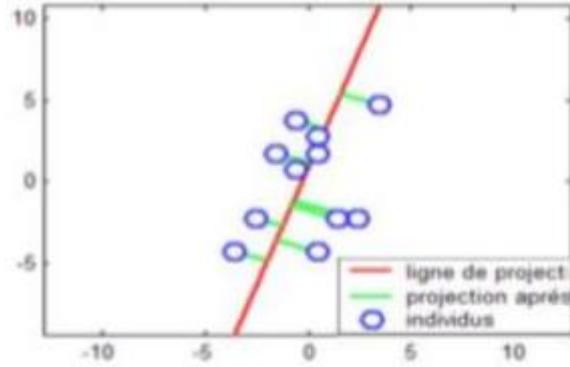


Figure 2-2: Exemple de projection suivant PCA.

2.5.2 PCA dans la Reconnaissance de Visages

Dans cette section on va démontrer comment on applique la technique PCA dans la reconnaissance de visages

3.1.1.1 L'extraction des paramètres

Cette partie se déroule sur 4 étapes (étape 1, 2, 3,4) :

Etape 1 : Obtenir des images de visage I_1, I_2, \dots, I_M , Construire l'ensemble des modèles (images de visage), chaque individu est représenté par k modèles. Toutes les images doivent être de même dimension



Figure 2-3: Image des visages d'apprentissage.

Etape 2 : Représenter chaque image de visage I_i de taille $N \times N$ comme un vecteur Γ_i de pixels de taille $(N \times N) \times 1$.

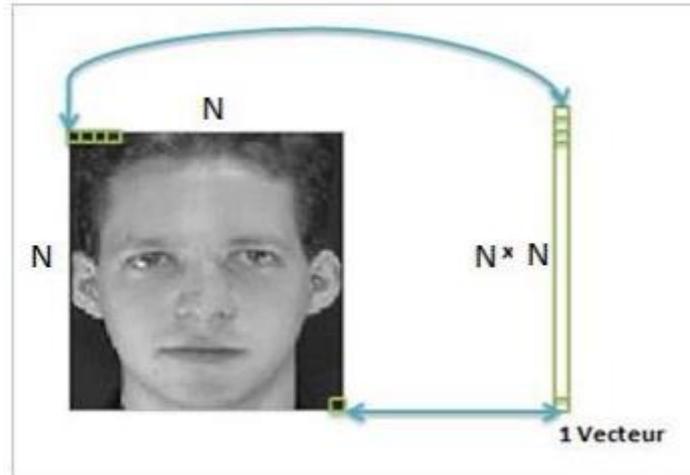


Figure 2-4: Représentation de l'image par un vectrice.

À la fin on aura une matrice de $(N \times N) \times K$ images.

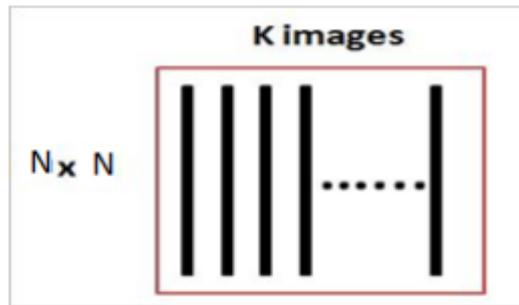
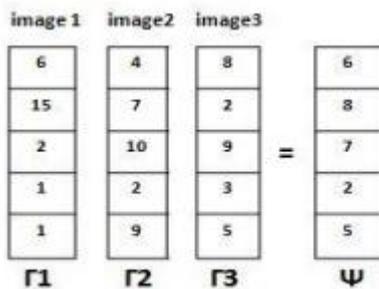


Figure 2-5: La représentation vectrice des images pour une personne.

Etape 3 : Calculer le visage moyen vecteur Ψ :

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (1)$$

Exemple : comme on a vu dans l'étape 2 on prend en compte comme un exemple 3 images de 3x2 dimensions ensuite on converti chaque image comme un vecteur de 6x1 dimensions.



Etape 4 : Soustraire de chaque image vecteur Γ_i le visage moyen vecteur Ψ

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

image 1	image2	image3				
6	4	8	6	0	-2	2
15	7	2	8	7	-1	-6
2	10	9	7	-5	3	2
1	2	3	2	-1	0	1
1	9	5	5	-4	4	0
Γ_1	Γ_2	Γ_3	Ψ	Φ_1	Φ_2	Φ_3

3.1.1.1 Déterminant des valeurs propres et vecteurs propres

Afin de nous construire notre base des données d'apprentissage on passe à la partie où on va déterminer les valeurs propres et vecteurs propres. Cette partie se déroule en 2 étapes (étape 5,6) qui agrémentent les étapes de partie d'extraction des paramètres :

Etape 5 : Calculer la matrice de covariance C:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T$$

Où $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_n]$ (3)

0	-2	2	x	0	7	-5	-1	-4	=	2.66	-3.33	-0.66	0.66	-1.33
7	-1	-6		-2	-1	3	0	4		-3.33	28.66	-16.6	-4.3	-10.6
-5	3	2		-2	-1	3	0	4		-0.66	-16.6	12.6	2.3	10.6
-1	0	1		2	-6	2	1	0		0.66	-4.33	2.33	0.6	1.33
-4	4	0								-2.66	-10.6	10.6	1.33	10.6
A				A^T					AA^T					

Etape 6 :

Cette étape consiste à calculer les vecteurs propres et les valeurs propres de cette matrice de covariance AA^T de taille $(N^2 \times N^2)$, c'est-à-dire de l'ordre de la résolution d'une image. Le problème est que cela peut parfois être très difficile et très long de calculer les vecteurs propres et les valeurs propres ! En effet, si $N > M$ (si la résolution est supérieure au nombre d'images), il y aura seulement $M - 1$ vecteurs propres qui contiennent de l'information (les vecteurs propres restants auront des valeurs propres associées nulles). Par exemple, pour 100 images de résolution 320×240 , nous pourrions résoudre une matrice $A^T A$ de 100×100 au

lieu d'une matrice AA^T de 76800×76800 pour ensuite prendre les combinaisons linéaires appropriées des images Φ_i . Le gain de temps de calcul serait considérable ! Typiquement, nous passerions d'une complexité de l'ordre du nombre de pixels dans une image à une complexité de l'ordre du nombre d'images.

Voici comment procéder pour accélérer les calculs : considérons les vecteurs propres e_i de :

$C = AA^T$, Associe aux valeurs propres λ_i . On a :

$$Ce_i = \lambda_i e_i \quad (4)$$

Les vecteurs propres V_i de $L = A^T A$, associés aux valeurs propres μ_i sont tels que :

$$LV_i = \mu_i V_i \quad (5)$$

Soit : $A^T AV_i = \mu_i V_i$ En multipliant à gauche par A des deux côtés de l'égalité, nous obtenons:

$$A (A^T AV_i) = A (\mu_i V_i) \quad (6)$$

Puisque $C = AA^T$, nous pouvons simplifier : $C(AV_i) = \mu_i(AV_i)$

De (5) et (6), nous voyons qu' AV_i et μ_i sont respectivement les vecteurs propres et les valeurs propres de C :

$$\begin{cases} e_i = AV_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases}$$

Nous pouvons donc trouver les valeurs propres de cette énorme matrice C en trouvant les valeurs propres d'une matrice L beaucoup plus petite. Pour trouver les vecteurs propres de C, il suffit juste de pré-multiplier les vecteurs propres de L par la matrice A. Les vecteurs propres sont trouvés ensuite ordonnés selon leurs valeurs propres correspondantes, de manière décroissante. Plus une valeur propre est grande, plus la variance capturée par le vecteur propre est importante. Cela implique que la majeure partie des informations est contenue dans les premiers vecteurs propres.

3.1.1.1 La reconnaissance :

Après la détermination des valeurs propres et des vecteurs propres on passe à la dernière partie qui est la reconnaissance de visages.

Etape 7 : Cette étape est divisée en 3

- 1-la projection d'images de départ sur les Eigen faces.
- 2-la projection de l'image de test sur les Eigen faces.
- 3-déterminé la distance euclidienne entre les deux projections.

1-la projection d'images de départ sur les Eigen faces :

Nous allons maintenant projeter nos images de départ Φ_i (les images Γ_i soustraire le visage moyen vecteur Ψ) sur E_V . Une image Γ_i est alors transformée en ses composantes Eigen faces par une simple opération de projection vectorielle :

$$\omega_k = e_k^T (\Gamma_i - \Psi) \quad (7)$$

Avec $k = 1, \dots, M$ Eigen face et $i=1, \dots, K$ images

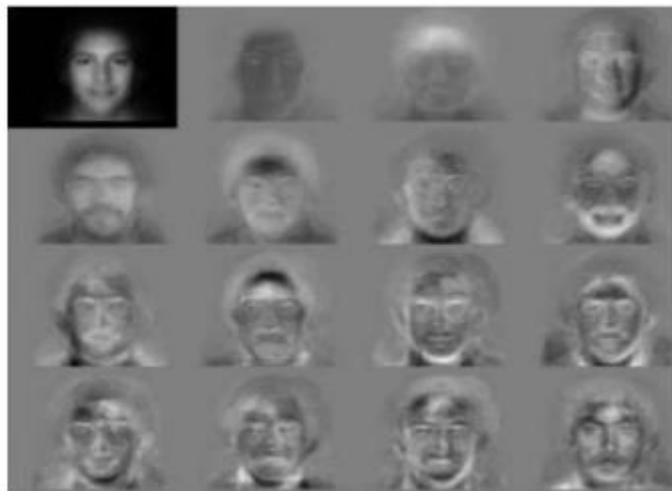


Figure 2-6: Image moyenne et les 15 eigenfaces.

Les vecteurs ω_k sont appelé poids et forment une matrice $\Omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M]$ qui décrit la contribution de chaque eigenface dans la représentation de l'image d'entrée. La matrice Ω est alors utilisée pour trouver quelle est, parmi un nombre prédéfini de classes, celle qui décrit le mieux une image d'entrée.

2 -la projection de l'image de test sur les Eigen faces :

C'est la même procédure comme on a fait avec la projection d'images de départ sur les Eigen faces,

Une image Φ (l'image de test Γ Soustrayait Le visage moyen vecteur Ψ de toutes les images de départ) projetées sur les Eigen faces par une simple opération de projection vectorielle :

$$\omega_T = e_K^T(\Gamma_T - \Psi) \quad (8)$$

Avec $k = 1, \dots, M$ Eigen face

3-déterminer la distance euclidienne entre les deux projections.

C'est la méthode la plus simple pour déterminer quelle classe de visage fournit la meilleure description d'une image d'entrée et de trouver la classe de visage k qui minimise la distance Euclidienne.

$$\epsilon_k^2 = \|\Omega_T - \Omega_K\|^2 \quad (9)$$

Où Ω_K est un vecteur qui décrit la k classe de visage.

Un visage est classifié comme appartenant à la classe k lorsque le minimum ϵ_k est inférieur à un certain seuil choisi θ_c , sinon le visage est classifié comme inconnue. θ_c , est la moitié de la plus grande distance entre deux images de visage:

$$\theta_c = (1/2) \max_{j,k} \|\Omega_T - \Omega_K\|; \quad j, k = 1, \dots, M \quad (10)$$

Nous devons trouver la distance ϵ Entre l'image originale de test Γ et il est l'image reconstruite à partir de l'Eigen face Γ_f

$$\epsilon^2 = \|\Gamma - \Gamma_f\|^2 \quad \text{Où} \quad \Gamma_f = e_k * \Omega + \Psi \quad (11)$$

Si $\epsilon \geq \theta_c$ alors l'image d'entrée n'est même pas une image de visage et non reconnu.

Si $\epsilon < \theta_c$ et $\epsilon_k \geq \theta$ pour tout k alors l'image d'entrée est une image de visage, mais il est reconnu comme visage inconnu.

Si $\epsilon < \theta_c$ et $\epsilon_k < \theta$ pour tout k puis images d'entrée sont l'image individuelle du visage associée au vecteur de classe.

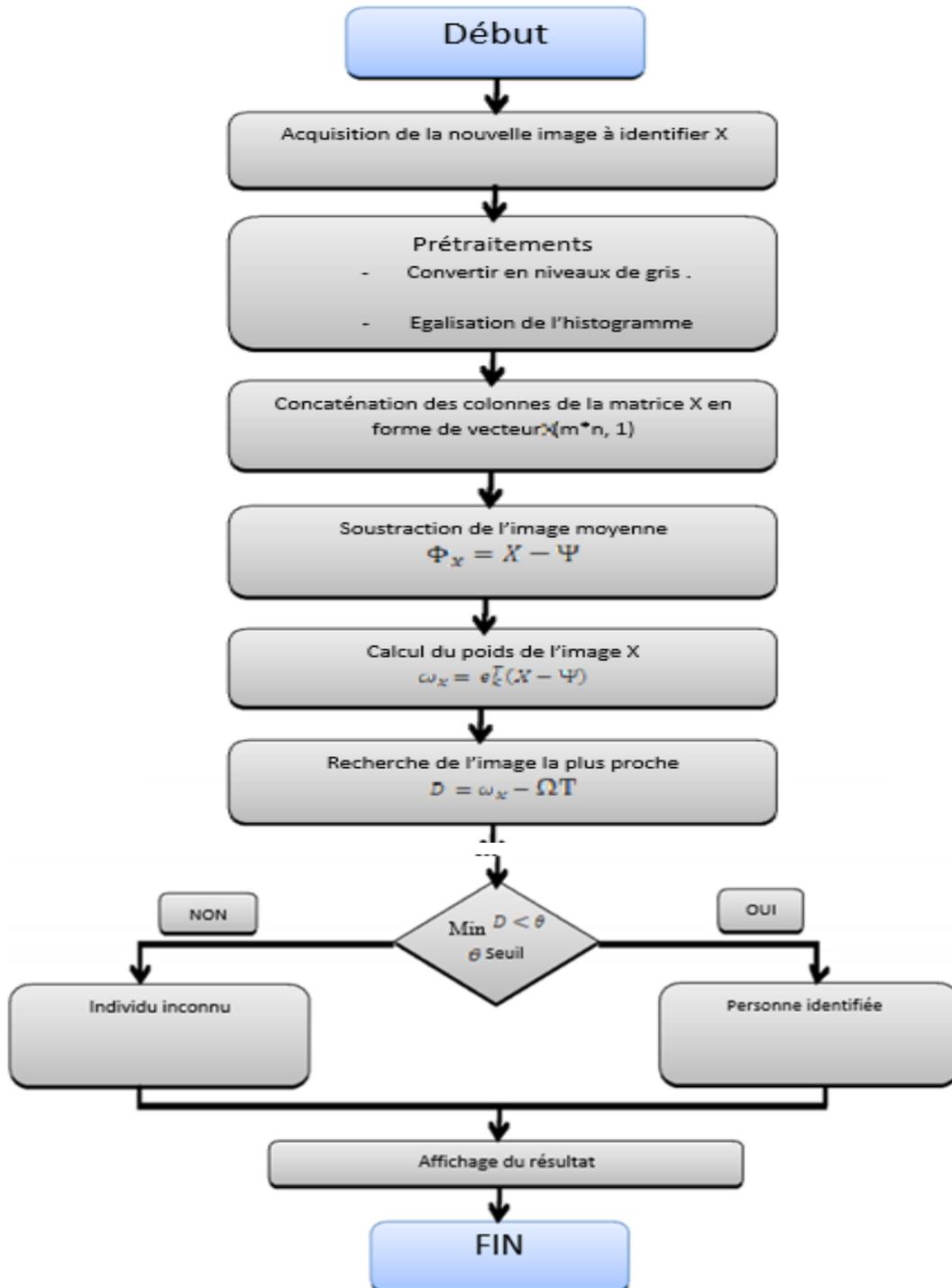


Figure 2-7: Organigramme d'ACP.

2.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté le processus général de reconnaissance de visage, et les différentes méthodes de reconnaissance existants. Nous avons présenté une étude détaillée sur la méthode ACP (Eigen faces), qui demeure encore au stade de la recherche.

Chapitre 3: Reconnaissance biométrique de l'oreille

3.1 Introduction :

La possibilité d'identifier des personnes par utilisation de la forme extérieure de l'oreille a été découverte, pour la première fois, par le criminologiste français *Alphonse Bertillon* et confirmée par l'officier de police américain *Alfred Iannarelli*. Ce dernier a proposé le premier système d'identification automatique par oreilles, basé uniquement sur sept caractéristiques. La structure détaillée de l'oreille est non seulement unique, mais aussi stable, car l'apparence de l'oreille ne change pas durant la vie de l'être humain. En plus, l'acquisition des images de l'oreille n'exige pas, nécessairement, la coopération de la personne, elle est considérée par la plupart des chercheurs comme une modalité non-intrusive. En raison de ces qualités, l'intérêt des systèmes de reconnaissance par oreilles a été développé d'une manière très significative au cours de ces dernières années.

Dans ce chapitre, nous présentons une étude anatomique et embryologique de l'oreille humaine dans le but de connaître les emplacements sur lesquels nous pouvons atteindre une grande variation interindividuelle. Ensuite, nous récapitulons les approches de détection et reconnaissance automatique d'oreilles.

3.2 Reconnaissance de l'oreille

La possibilité d'identifier les personnes, par utilisation de la forme extérieure de l'oreille a été découverte, pour la première fois, par le criminologiste français *Alphonse Bertillon* et confirmée par l'officier de police américain *Alfred Iannarelli*, qui a proposé le premier système d'identification automatique par oreilles, basé sur sept caractéristiques. La structure détaillée de l'oreille est non seulement unique, mais aussi stable, car l'apparence de l'oreille ne change pas durant la vie de l'être humain. En plus, l'acquisition des images de l'oreille n'exige pas, nécessairement, la coopération de la personne, elle est considérée par la plupart des chercheurs comme une modalité non-intrusive. En raison de ces qualités, l'intérêt des systèmes de

reconnaissance par oreille a été développé d'une manière très significative au cours de ces dernières années.

3.2.1 Anatomie de l'oreille humaine

Les diverses parties de l'oreille humaine sont présentées sur la fig 3.1. La composante la plus saillante, réside dans sa jante externe, appelée Hélix, qui se fusionne a fond avec le Lobule. L'Anthélix, est le bord arrondi de la Conque qui est presque parallèle à l'Hélix. Il bifurque dans deux branches au dessus, formant le Cru Supérieur et le Cru Inférieure de l'Anthélix. La Conque est une cavité qui a une forme de coquille, entourant le canal auditif externe et se fusionne avec l'Incisure qui a deux bosses sur chaque côté, que sont, le Tragus et l'Antitragus.



Figure 3-1: Anatomie de l'oreille humaine.



Figure 3-2: Représentation des variations interindividuelles entre les composantes de l'oreille.

Le canal auditif extérieur est généralement masqué par le Tragus. La Conque est divisée en deux parties par le Cru de l'Hélix (partie horizontale de l'Hélix), qui forme une arête transversale sur la surface de la Conque. La partie de l'Hélix directement attachée au Cru de l'Hélix est appelée Hélix ascendant ou Antérieur [35,36].

La Figure 3-2, montre un petit échantillon d'oreilles humaines indiquant la riche variété de formes. Il est à noter que certaines oreilles ont des lobes bien formés, tandis que d'autres n'ont presque aucun. Ces derniers sont appelés «lobes attachés», ils rendent la mesure de la longueur de l'oreille difficile.

3.2.2 Les oreilles en tant que modalité biométrique :

La structure de l'oreille n'est pas aussi aléatoire que Bertillon semble le suggérer ; Il a une structure définie tout comme le visage. La plupart des personnes interrogées pourraient facilement tracer le contour de l'oreille, mais seul l'artiste expérimenté serait en mesure de reproduire, à partir de la mémoire de sa structure complexe détaillée. Comme le montre la Figure3-1, la forme de l'oreille tend à être dominée par le bord extérieur ou l'hélice et également par la forme du lobe. Il y a aussi une hélice intérieure ou anthélix qui se déroule à peu près parallèlement à l'hélice externe, mais se bifurque en deux branches à l'extrémité supérieure. L'hélice interne et la partie inférieure de ces deux branches forment le haut et le côté gauche de la conque, nommé pour son aspect de coquille.

En raison de la tendance des hélices interne et externe à se déplacer parallèlement, il y a tout un degré de corrélation entre elles, qui diminue quelque peu la valeur biométrique de l'oreille; on pourrait aussi affirmer que la conque est simplement l'espace qui reste lorsque les autres parties ont été prises en compte, de sorte qu'elle est également fortement corrélée avec les parties voisines et fournit donc moins d'informations indépendantes que ce qui pourrait sembler être les «lobes attachés».L'oreille externe appelée auricule ou pavillon, ne forme qu'une partie de l'organe de l'oreille qui sert à localiser, recueillir et traiter les ondes sonores. Beaucoup d'autres mammifères comme les chevaux, les chiens et les chats peuvent articuler leurs oreilles pour mieux localiser les sources sonores. Heureusement, dans le but de la biométrie, les humains ne peuvent guère articuler leurs oreilles ; qui sont rigidement maintenues en position, par le tissu cartilagineux fermement attaché à l'os sur le côté de la tête. L'oreille prend sa forme semi-rigide à cause de ce tissu raide qui sous-tend son festin doux.

3.2.3 Reconnaissance automatique d'oreille à partir d'images 2D :

Un système automatique de reconnaissance biométrique par oreilles, peut être vu comme un système typique de reconnaissance des formes, où l'image d'entrée est analysée, prétraitée et réduite à un ensemble de caractéristiques comparé aux autres ensembles stockés dans la base de données, dont le but est de déterminer l'identité de la personne proclamée. Les étapes saillantes d'un système de reconnaissance classique par oreilles, sont illustrées dans le schéma de la Figure 3-3 et détaillées dans les sous-sections suivantes :

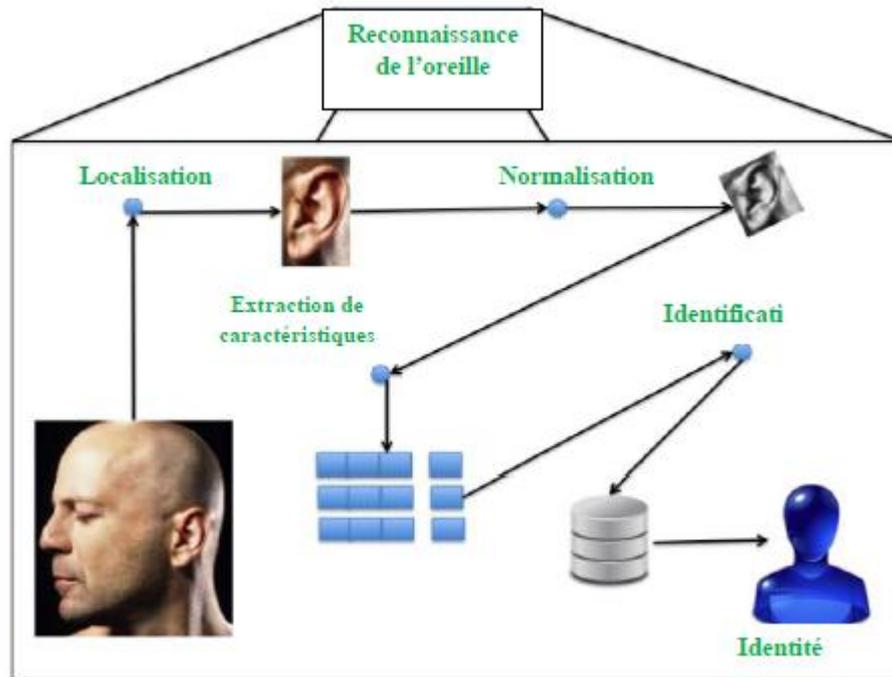


Figure 3-3: Le traitement global du module.

3.2.4 Détection de l'oreille :

Dans cette étape, l'oreille détectée (segmentée) est soumise à une routine de perfectionnement qui améliore la fidélité de l'image (Ajustement de l'oreille dans la même taille et direction). En plus, l'image de l'oreille peut être soumise à certaines corrections géométriques ou photométriques afin de faciliter l'extraction des caractéristiques et la décision. Dans la plupart des cas, une courbe qui adapte étroitement le contour externe de l'oreille est utilisée dans la normalisation comme montré dans la figure 3-4 :

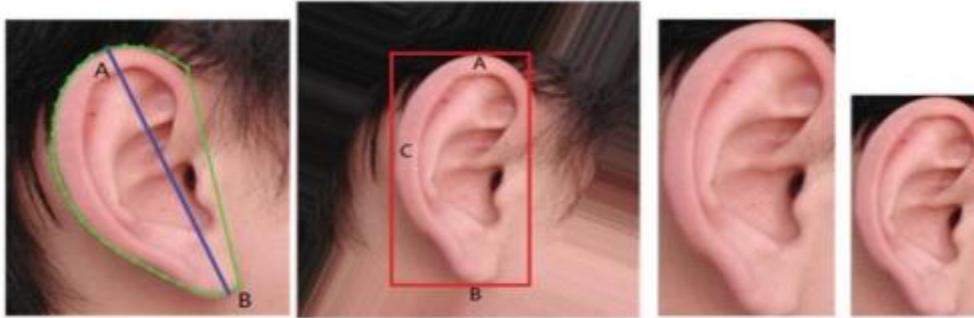


Figure 3-4: Exemple de normalisation de l'oreille dans la même direction et taille: (a) Détection du contour et la droite la plus longue (b) Rotation de l'image. (c) et (d) Ajustement de la taille.

3.2.5 Extraction de caractéristiques

Chaque système de reconnaissance d'oreille, se compose d'une extraction de caractéristique et d'une étape de comparaison de vecteur caractéristique. L'extraction des caractéristiques, se rapporte au processus dans lequel l'oreille normalisée est réduite à un modèle mathématique (ex., un vecteur de caractéristiques) qui récapitule l'information saillante [37,38]. Les caractéristiques extraites dans l'étape précédente, doivent être comparées avec celles qui sont stockées dans la base de données, afin d'établir l'identité de l'oreille en entrée. Dans la forme la plus simple de la correspondance, le système comporte la génération des scores de correspondances en comparant les vecteurs de caractéristiques appartenant à deux images d'oreilles. Le score de correspondance, indique la similarité entre deux images d'oreilles. Finalement, les scores de correspondances générés sont utilisés pour se prononcer sur une décision finale. Dans le cas de la vérification, la sortie est de type "oui" ou "non", ce qui indique "généine" ou "imposteur" respectivement. Par ailleurs, en mode identification, la sortie est une liste d'identités classées en fonction de leurs scores de correspondances.

Dans la section suivante, nous présentons l'historique et les travaux réalisés (état de l'art) dans le domaine de la biométrie par oreilles.

Aujourd'hui, la plupart des systèmes de reconnaissance biométriques basés sur des images d'oreilles 2D, consistent à extraire un ensemble de caractéristiques et de comparer le vecteur extrait avec les modèles enrôlés. Sur cette base, nous avons divisé les approches de reconnaissance par oreilles en quatre (04) sous classes différentes qui sont :

Approches holistiques, approches locales, approches hybrides et approches statistiques (holistiques).

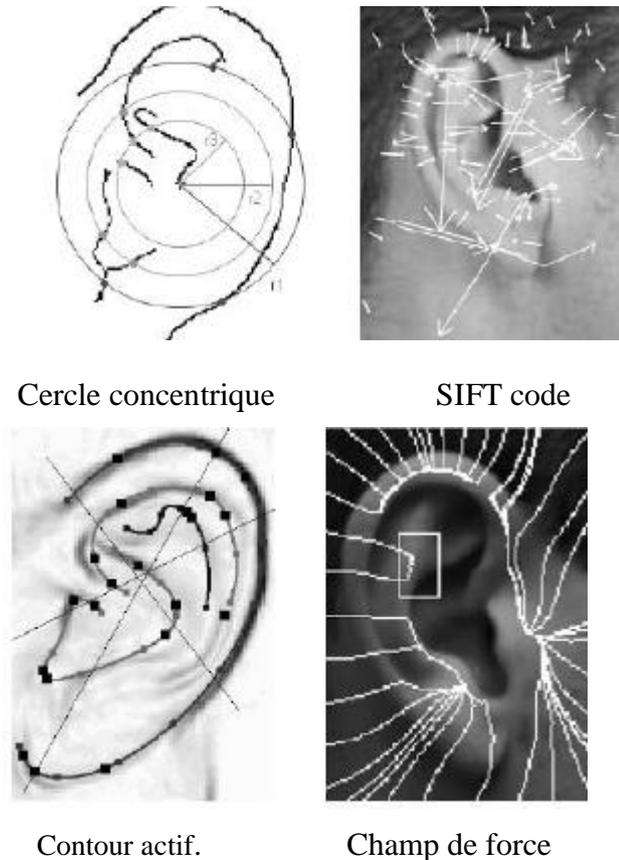


Figure 3-5: Exemples d'extraction de caractéristiques pour les images d'oreille 2D.

3.1.1.1 Descripteurs holistiques

Ces approches traitent l'image entière comme une entité unique et construisent, à l'aide des transformations mathématiques, des caractéristiques correspondantes en se basant directement sur les coordonnées originales de l'image ; ce type d'approches présente une grande efficacité dans les conditions contrôlées tandis que leur performance se dégrade considérablement dans la présence des variations de pose, taille ou bruit.

L'approche qui a gagné beaucoup de particularité, est la transformée du champ de force (Force Field Transform) proposée par Hurley et al. [39]. Cette méthode de transformation suppose que les pixels ont une attraction mutuelle proportionnelle à leurs intensités et inversement au carré de la distance entre eux, comme la loi universelle de gravitation de Newton. Le champ d'énergie associé, prend la forme d'une surface lisse avec un certain nombre de pics joints par des crêtes (voir figure 3-6).



Figure 3-6: Exemple d'extraction des lignes du champ de force à partir d'une image d'oreille.[39].

En utilisant cette méthode, Hurley et al. ont obtenu une performance de plus de 99% sur la base de données XM2VTS (252 images). Sur la base de ces résultats, Abdel-Mottaleb et Zhou ont utilisé une représentation 3D de la *force field* pour extraire des points situés sur le pic de la *force field* 3D [40]. Comme le champ de force converge vers le contour de l'oreille, les pics de la représentation 3D représentent essentiellement le contour de l'oreille. Néanmoins, la méthode de la *force field* est plus robuste contre le bruit, que les autres détecteurs de bord, tels que Sobel ou Canny. En utilisant cette approche, Abdel-Mottaleb et Zhou ont obtenu une performance de 87,93% sur un ensemble de données comprenant 103 images d'oreille de 29 sujets.

Dans une publication récente, Kumar et Wu [41] ont présenté une approche de reconnaissance de l'oreille, qui utilise l'information de phase des filtres Log-Gabor pour le codage de la structure locale de l'oreille. Les informations de phase codées, sont stockées dans des images de niveaux de gris normalisées. Dans les expériences, l'approche de Log-Gabor a surpassé les caractéristiques de *force field* et une approche d'extraction de caractéristiques basée sur un repère. De plus, différentes combinaisons de filtres Log-Gabor ont été comparées entre elles. La performance des approches Log-Gabor, se situe entre 92,06% et 95,93% sur une base de données contenant 753 images de 221 sujets.

La structure riche de l'oreille externe produit des informations de texture spécifiques, qui peuvent être mesurées à l'aide des filtres Gabor. Wang et Yuan extraient des caractéristiques de fréquence locales, en utilisant le filtre Gabor et sélectionnent ensuite les caractéristiques les plus distinctives en utilisant une analyse discriminante générale. Dans leurs expériences sur la base de données USTB-II, ils ont comparé l'impact sur la performance de différents paramètres pour les filtres de Gabor. Différentes combinaisons d'orientation et d'échelles dans les ensembles de filtres, sont comparées les unes aux autres et il a été constaté que ni le nombre

d'échelles ni le nombre d'orientations n'ont d'impact majeur sur la performance. La performance totale de l'approche de Wang et Yuan est de 99,1%.

Dans une approche similaire, Arbab-Zavar et Nixon [42] ont mesuré la performance des filtres Gabor dans la base de données XM2VTS, où ils rapportent une performance de 91,5%. Un examen plus approfondi de la réponse du filtre de Gabor, a montré que les vecteurs caractéristiques sont corrompus par l'occlusion ou d'autres facteurs perturbateurs. Afin de remédier à cela, une méthode de comparaison plus robuste est proposée, ce qui a abouti à un taux de reconnaissance amélioré de 97,4%.

Un système d'extraction de caractéristiques appelé PIFS est proposé par De Marsico *et al.* [43]. Le PIFS, mesure l'auto-similitude dans une image en calculant des traductions affines entre les sous-régions similaires d'une image. Pour rendre leur système robuste à l'occlusion, De Marisco *et al.* ont divisé l'image de l'oreille en carreaux également grands. Si une tuile est obstruée, les autres tuiles contiennent encore un ensemble de caractéristiques suffisamment distinctif. Ils pourraient montrer que leur approche est supérieure à d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques en présence d'occlusion. Les expériences de De Marisco *et al.* ont été effectuées, afin d'évaluer la performance du système dans différents scénarios d'occlusion. La base de ces tests, était la collection UNDE et les 100 premiers sujets de la base de données FERET. Si l'occlusion se produit sur l'image de référence, une performance de 61% (comparée à 40% en moyenne avec d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques) est rapportée. Sans occlusion, la performance est de 93%. Les invariants de moment, sont une mesure statistique pour décrire des propriétés spécifiques d'une forme. Wang *et al.* [44] composent six vecteurs caractéristiques différents, en utilisant sept invariants instantanés. Ils montrent également que chacun des invariants moments, est robuste contre les changements d'échelle et de rotation. Les vecteurs caractéristiques, sont utilisés comme entrée pour un réseau neuronal de propagation arrière qui est formé pour classer les ensembles de caractéristiques invariants instantanés. Basés sur une base de données de 60 images d'oreille, ils rapportent une performance de 91.8%. Dans [45], Wang et Yuan comparent le caractère distinctif des différentes méthodes d'extraction de caractéristiques sur la base de données USTB-I. Ils comparent la performance des descripteurs de Fourier, Gabor-Transform, Moment Invariants et les caractéristiques statistiques et en arrivent à la conclusion que le taux le plus haut de reconnaissance peut être atteint en utilisant des invariants instantanés et la transformation de Gabor. Pour les deux méthodes d'extraction de caractéristiques, Wang et Yuan rapportent une performance de 100%.

3.1.1.1 Descripteurs locaux

Les algorithmes basés sur des correspondances locales, cherchent à trouver dans l'image, des points-clés spécifiques, ensuite les caractéristiques sont extraites autour de ces points spécifiques. Les caractéristiques locales ont montré plus de robustesse dans les conditions non-contraintes par rapport aux modèles holistiques. Malgré le pouvoir de ces algorithmes de gérer le problème de variations de pose et de taille, ils ont eu la difficulté de trouver une méthode précise et exacte pour localiser les points-clés. La transformée de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle (SIFT : ScaleInvariant Feature Transform) est considérée comme un moyen robuste en extraction des repères dans les images contenant des petites variations de pose et en différentes conditions de luminosité [46]. Les repères SIFT contiennent une mesure d'orientation locale ; qui peut être également utilisée pour l'estimation de la rotation.

Bustard et Nixon [47] ont montré que les repères SIFT peuvent gérer les variations de pose jusqu'à 20°. Cependant, il n'est pas trivial d'attribuer des repères SIFT avec leurs contreparties exactes, spécialement dans la présence des variations de pose. Dans les régions fortement structurées de l'image, dont la densité et la redondance des repères SIFT sont élevées, une affectation exacte n'est pas possible. Par conséquent, les repères doivent être filtrés avant de commencer une comparaison réelle. Arbab-Zavar et al. [48] ainsi que Badrinath et Gupta [49] ont entraîné un modèle de repères référentiel, qui contient uniquement un nombre restreint de repères non-redondants. Ce modèle référentiel est utilisé pour filtrer les repères SIFT initialement détectés dans l'oreille de test et de référence. Ayant les repères filtrés, il est possible d'attribuer chaque repère avec sa contrepartie assortie. La Figure III.5, illustre un exemple de repères SIFT extraits à partir des images d'oreilles, utilisées comme des données d'apprentissage pour le modèle référentiel. Comme Arbab-Zavar et al. [48], ont aussi utilisé la base d'images XM2VTS dans l'évaluation, leurs résultats peuvent être directement comparés aux performances rapportées par Bustard et Nixon [47]. Arbab-Zavar et al. [48] ont achevé une performance au rang-1, égale à 91,5%. Dans une approche plus récente de Bustard et Nixon, la performance a été améliorée jusqu'à 96%.

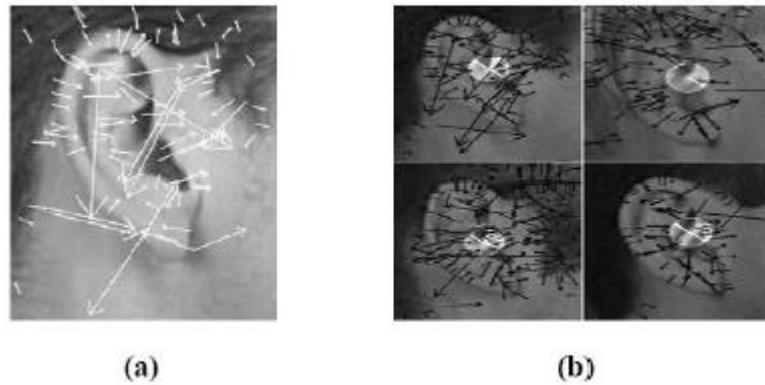


figure 3-7: (a) Reperes SIFT d'une image d'oreille (b) crus d'helix detecté par SIFT dans quatre. [36].

Choras, propose un ensemble de méthodes d'extraction de traits géométriques inspirées par l'oeuvre d'Iannarelli [50]. Il propose quatre différentes façons de localiser les caractéristiques dans les images de bord. La méthode des cercles concentriques, utilise la conque comme point de référence pour un certain nombre de cercles concentriques à rayons prédéfinis. Les points d'intersection des cercles et des contours de l'oreille, sont utilisés comme points caractéristiques. Une extension de ceci, est la méthode de traçage de contour, qui utilise des bifurcations, des points d'extrémité et des points d'intersection entre les contours d'oreille comme des caractéristiques supplémentaires.

Dans l'approche de représentation angulaire, Choras [50] dessine des cercles concentriques autour de chaque point central d'un bord et utilise les angles entre le point central et les cercles concentriques intersectants des points pour la représentation d'entité. Enfin, la méthode du rapport triangle, détermine les distances normalisées entre les points de référence et les utilise pour la description de l'oreille. Choras a mené des études sur différentes bases de données où il a déclaré des taux de reconnaissance entre 86,2% et 100% sur une petite base de données de 12 sujets et un faux taux de rejet entre 0% et 9,6% sur une base de données plus grande avec 102 images auriculaires.

Des approches similaires qui utilisent le rapport d'aspect entre des points de référence sur les contours de l'oreille sont proposées par Mu et al. [51] avec une performance de rang-1 de 85% sur la base de données USTB-II et Rahman et al. [52].

Rahman et al. [52] ont évalué leur approche sur une base de données, composée de 350 images de 100 sujets. Ils rapportent une performance de rang-1 de 90%. Pour les images, qui ont été prises à des jours différents, la performance du rang 1 est tombée à 88%.

Local binary patterns (LBP), est une technique d'extraction de caractéristiques au niveau des pixels. La LBP, encode le voisinage local d'un pixel en stockant la différence entre le pixel examiné et ses voisins. Guo et *al.* ont extrait le LBP des images d'oreille crues et créées des histogrammes décrivant la distribution du LBP local. Ensuite, un réseau neuronal cellulaire est formé pour distinguer les LBP de différents sujets dans la base de données USTB-II [53]. Dans l'étude de Wang et Yan [45], la dimensionnalité du vecteur caractéristique est réduite par une analyse discriminante linéaire avant qu'une mesure de distance euclidienne quantifie la similarité de deux vecteurs caractéristiques. Wang et Yan ont évalué leur approche sur l'ensemble de données USTB-II et rapportent une performance de rang-1 de 100%.

3.1.1.1 Approches hybrides

L'approche proposée par Jeges et Mate [54] a deux étapes dans l'extraction des caractéristiques. Premièrement, ils ont généré un modèle de contour moyen à partir d'un ensemble d'images d'apprentissage. Ces contours représentent le contour extérieur de l'hélix ainsi que les contours de l'anthélix, le cru d'hélix et la conque. Ensuite, chaque image est enregistrée en déformant le modèle de l'oreille jusqu'à ce qu'il adapte les contours actuels affichés dans l'image de l'oreille utilisée en test. Les paramètres de déformation, nécessaires pour la transformation, représentent la première partie du vecteur de caractéristiques. Ce dernier est accompli par l'ajout d'un ensemble de points de caractéristiques additionnelles liés à l'intersection entre un ensemble d'axes prédéfinis et les contours principaux transformés. Les axes représentent le contour unique de l'oreille.

Lu et al. [55] ainsi que Yuan et Mu [56], ont utilisé le contour actif pour extraire le bord de l'oreille. Les premiers, ont travaillé sur des images d'oreilles coupées manuellement de 56 personnes en différentes poses. Un extracteur de caractéristiques, enregistre un ensemble de points sélectionnés sur le contour de l'oreille ainsi que leurs distances par rapport au tragus. Avant d'appliquer un classificateur linéaire, la dimensionnalité du vecteur de caractéristiques, est réduite par l'usage de l'analyse en composante principale (PCA). Lu et al. [55] ont comparé la performance au rang-1, seulement si l'oreille gauche ou droite est utilisée dans l'identification. Ils ont également montré que lors de l'utilisation des deux oreilles, la performance a été améliorée et passée de 93,3% à 95,1%. Sur la base d'images USTB-3, Yuan et Mu [156] ont rapporté une performance au rang-1 de 90% où la rotation principale est inférieure à 15°. Pour des angles de rotation entre 20° et 60°, la performance a été diminuée jusqu'à 80%.

3.1.1.1 Approches statistiques

Les approches statistiques sont basées sur l'information des pixels; tous les pixels de l'image sont traités comme un vecteur unique. En effet, le nombre total de ces pixels représente la taille du vecteur. La plupart des méthodes de cette approche, utilisent un autre espace de représentation (sous-espace) pour réduire le nombre de pixels et éliminer les redondances. L'analyse en composante principale (PCA), l'analyse discriminante linéaire (LDA) et l'analyse en composante indépendante (ICA) sont les méthodes les plus populaires utilisées pour réduire les dimensions et sélectionner les bons paramètres.

Victor et al. [57], étaient le premier groupe de recherche qui a transféré l'idée qui consiste à utiliser les sous-espaces (Eigen-spaces) de la reconnaissance par visages vers la reconnaissance par oreilles. Ils ont suggéré que la performance de l'oreille, en tant que modalité biométrique, est moins inférieure que la performance du visage. Cela peut être dû au fait que dans leurs expérimentations, ils ont considéré que les oreilles, gauche et droite sont symétriques. Ils ont utilisé une oreille en apprentissage et l'autre oreille en test ce qui permet, dans ce cas, de réduire la performance de la PCA; la performance rapportée au rang-1 est de 40%. Avec une performance au rang-1 de 72% sur la base d'images UND (collection E).

Chang et al. [58], ont rapporté une performance significativement meilleure que Victor et al. [57]. Alaraj et al. [59] ont publié une autre étude, où la PCA a été utilisée pour représenter les caractéristiques en reconnaissance par oreilles. Dans leur approche, **un réseau de neurones** multicouches de type retro-propagation du gradient a été entraîné pour classifier les vecteurs de caractéristiques à base de PCA. La performance observée au rang-1 est de 96%, et par conséquent les résultats ont été améliorés par rapport à ceux de Victor et al. [57] et Chang et al. [58]. Cependant, il faut noter que ce résultat est uniquement basé sur un sous ensemble d'une collection de la base d'images UND, qui contient 85 images de 17 objets.

Gutierrez et al. (2010) [60], ont divisé l'image de l'oreille en trois parties de même taille. La partie haute représente l'hélix, la partie du milieu représente la conque et la partie basse modélise le lobule. Chaque partie de ces sous-images est décomposée par la transformée d'ondelettes, puis introduite dans un réseau de neurones modulaire. Dans chaque module du réseau, plusieurs intégrateurs et fonctions d'apprentissage sont utilisés. Les résultats de chaque module ont fusionné dans la dernière étape, dans le but d'obtenir une décision finale. Selon les différentes combinaisons entre l'intégrateur et la fonction d'apprentissage, les résultats varient entre 88,4% et 97,47% au rang-1, sur la base d'images USTB-1.

La plupart des publications récentes sur la reconnaissance 2D de l'oreille montrent que le défi principal de cette technologie réside dans l'identification des individus dans les environnements non-contraints. Cela inclut des applications de surveillance intelligente ainsi que l'identification légale des malfaiteurs, sur des séquences de vidéo ou pour les systèmes de contrôle des frontières. Traditionnellement, ces domaines d'application font partie des systèmes d'identification par visages, mais, comme l'oreille se trouve sur le côté du visage, elle peut fournir des informations additionnelles et précieuses pour compléter les images faciales.

Les systèmes d'identification multimodaux combinant l'oreille et autres modalités, peuvent servir comme des moyens pour achever l'invariance de pose et donner plus de robustesse contre l'occlusion dans les environnements non-contraints. Dans la plupart des lieux publics, les caméras de surveillance sont situées au-dessus afin de capturer autant de personnes que possible et de les protéger contre le vandalisme. En plus, la plupart des personnes ne regardent pas directement la caméra, donc dans la plupart des cas aucune image frontale de la personne ne sera disponible. Ce facteur pose de sérieux problèmes aux systèmes biométriques, utilisant les traits du visage en identification; si le visage n'est pas visible à partir d'un angle frontal, l'oreille peut fournir de précieuses caractéristiques supplémentaires dans ces scénarios.

En raison de la proximité physique du visage et de l'oreille, il existe également de nombreuses possibilités pour fusionner ces deux modalités biométriques. Les images du visage et de l'oreille peuvent être fusionnées aux niveaux capteur, caractéristique ou décision.

3.2.6 Les méthodes de classification

3.1.1.1 Réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des réseaux fortement connectés de processeurs une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner les problèmes jadis qualifiés de complexe.

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous- groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires. Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage.[61]

A. Neurone biologique

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone.[61]

L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angstrom (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit une dendrite) du neurone efférent.

Ainsi les axones des neurones (sorties) sont connectés aux dendrites d'autres neurones par les synapses, ce qui fait de notre cerveau un réseau extrêmement complexe de neurones, compte tenu que nous possédons plusieurs milliards de neurones et que chaque neurone peut avoir plusieurs milliers de dendrites. Les synapses jouent un rôle important car elles sont le lien entre la sortie d'un neurone et l'entrée d'un autre neurone.

L'influx nerveux passe par ces synapses, qui peuvent inhiber ou laisser passer le signal nerveux. Si l'amplitude du signal arrivant à la synapse est assez élevée, alors elle laissera passer le signal, sinon il sera inhibé. La synapse est capable de s'adapter pour laisser passer le signal ou empêcher son passage : ce mécanisme d'adaptation est à la base de l'apprentissage de notre cerveau.

B. Neurone formel

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") [est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie".

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la Figure 3.7. [61]

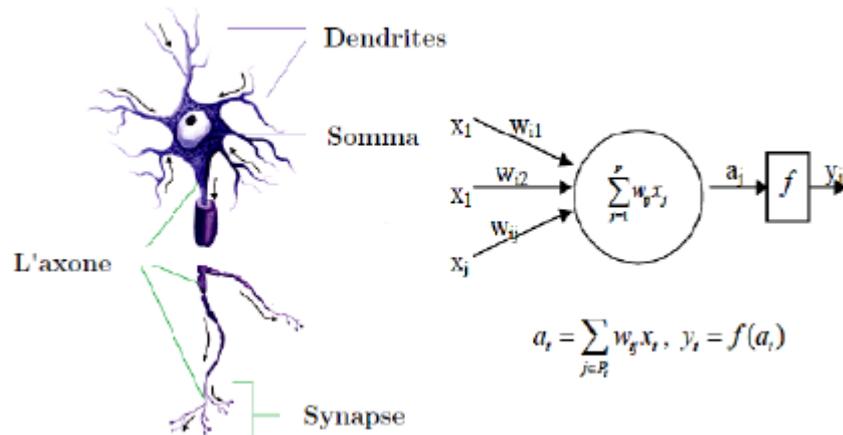


Figure 3-8: Neurone biologique et neurone formel.

Avec : x_i : paramètres d'entrées.

w_{ij} : pois synaptiques.

a_i : potentiel neuronal.

y_i : sortie du neurone i.

f : la fonction d'activation

Réseaux de neurones avec RP (rétro-propagation) :

La rétro-propagation est un autre nom donné à la recherche du gradient de la fonction de coût dans un réseau neuronal. C'est l'abréviation de la propagation vers l'arrière des erreurs. Cet algorithme est le réseau neuronal artificiel classique à réaction directe. Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé pour le feed-forward multicouche qui est toujours utilisée pour inculquer de grands réseaux d'apprentissage en profondeur. Il peut également être utilisé avec un optimiseur basé sur le gradient.[62].

3.3 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude détaillée sur l'état de l'art de la reconnaissance biométrique à base d'oreilles, couvrant des techniques de détection et de reconnaissance et aussi des méthodes de classification. La reconnaissance par oreilles est un nouveau domaine de recherche. Bien qu'il existe un certain nombre d'approches prometteuses, aucune d'entre elles n'a été évaluée avec des scénarios réalistes, qui comprennent des facteurs perturbateurs tels que: les variations de pose, l'occlusion et les différentes conditions

Chapitre3: Reconnaissance biométrique de l'oreille

d'éclairage. Dans les approches récentes, ces facteurs sont pris en considération, mais beaucoup de recherches sur ceux-ci sont exigées jusqu'à ce que les systèmes de reconnaissance par oreilles puissent être utilisés dans la pratique. La disponibilité de quelques bases de données d'essai appropriées, collectées dans des scénarios réalistes, contribuera plus loin à l'évolution de l'oreille comme une caractéristique biométrique.

Chapitre 4: Résultats et discussions

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons consacrer la première section à présenter les outils que nous avons utilisés dans l'implémentation de notre projet. Une deuxième partie permettra de présenter le système de reconnaissance des individus par le visage. En suite nous avons présenté le système de reconnaissance des individus par la géométrie de l'oreille, nous avons montrés les différentes techniques qui ont été utilisés pour chaque système et aussi leurs performances.

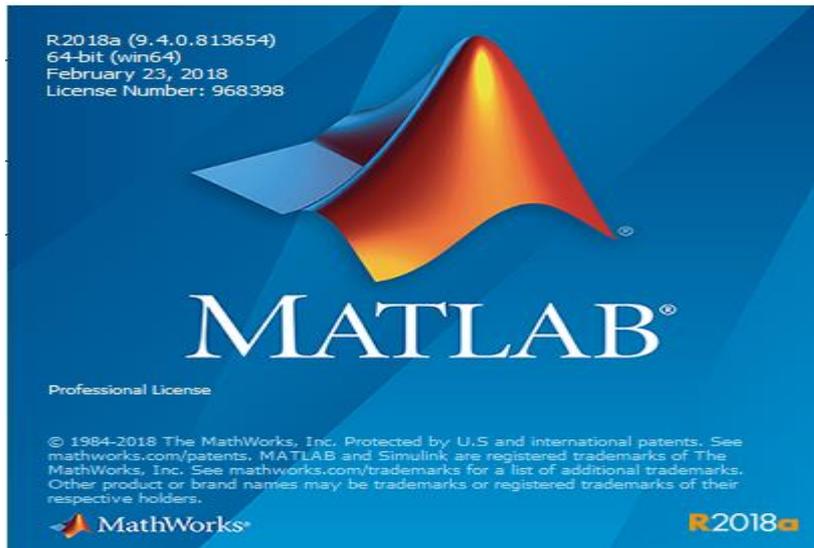
4.2 Environnement de Travail

On a utilisé :

- Windows 7 Professionnel
- Processeur Intel(R) Celeron(R) CPU N3060 @ 1.60GHZ 1600Hz
- Mémoire installée (RAM) 2,00Go
- Type du système : Système d'exploitation 64 bits, processeur x64

4.3 Initialisation matlab

MAT (rix) LAB (oratory) est un logiciel puissant doté à la fois d'un langage de programmation haut niveau et d'outils dédiés au calcul numérique et à la visualisation numérique. Développé en C par la société Mathworks (<http://www.mathworks.com/>). Matlab était initialement destiné à faire du calcul matriciel simplement.



Actuellement, Matlab recouvre d'autres domaines d'applications de l'informatique scientifique :

- visualisation graphique 2D et 3D
- résolution d'équations aux dérivées partielles
- optimisation
- traitement du signal
- traitement de l'image
- logique floue
- réseaux de neurones.

4.4 Fonctionnement du système :

4.4.1 La reconnaissance de visage

3.1.1.1 La description de la Base de données : face94

La base de données FACES94 (of Essex, 1994) a été collectée sur 153 individus (20 images par personne). Les images de cette base ont été capturées avec des conditions différentes d'expression faciale, avec une résolution d'image 180*200 pixels.

A partir de cette base de données on a créé notre base de données, nous avons pris pour l'apprentissage 30 individus, 10 images pour chaque individu, donc le total est 300 images. Pour le test nous avons pris les mêmes 30 individus de base d'entraînement, (mais leurs

positions sont différentes), pour chaque personne nous avons pris 10 images donc le totale est 300 image.

3.1.1.1 Description de la méthode (PCA)

La phase L'apprentissage des visages propres s'effectue selon les étapes suivantes :

- Collecte des M images faciales et construction de la matrice T de taille M, par concaténation des colonnes des images faciales. Prétraitement des images collectées.
- Calcul du visage moyen en sommant les colonnes de la matrice T et en divisant le vecteur résultant par le nombre d'image d'entrée (M).
- Soustraction du visage moyen de la matrice T pour obtenir la matrice A ; où chaque élément représente la variance des valeurs d'intensité de chaque pixel.
- Calcul de la matrice C' , $C' = ATA$.
- Calcul des vecteurs propres de C' et les triés dans un ordre descendant selon les valeurs propres associées.
- Calcul des vecteurs propres de la matrice de covariance C et obtention des visages propres en multipliant les vecteurs propres de C' par la matrice A.
- Choix des K meilleur valeurs propres et les vecteurs propres associés.
- Détermination du poids des images d'entrée en projetant chaque image dans l'espace visage.
- Chaque visage est maintenant représenté par un vecteur qui est utilisé pour reconstruire les images. Après on sauvegarde le visage moyen, les eigenfaces et la matrices de projection (de poids) des images.

Les étapes décrites transformeront une base de données d'images faciales en un ensemble de projections dans l'espace visage (face space).

La phase de reconnaissance peut être résumée comme suit :

- Prétraitement de l'image d'entrée et soustraction du visage moyen.
- Détermination du poids de l'image d'entrée par la projection de celle-ci dans l'espace visage en multipliant le vecteur résultant de l'étape -1- par les eigenfaces de la base de données.

- Comparaison des résultats obtenus en utilisant des métriques telles que la distance Euclidienne.

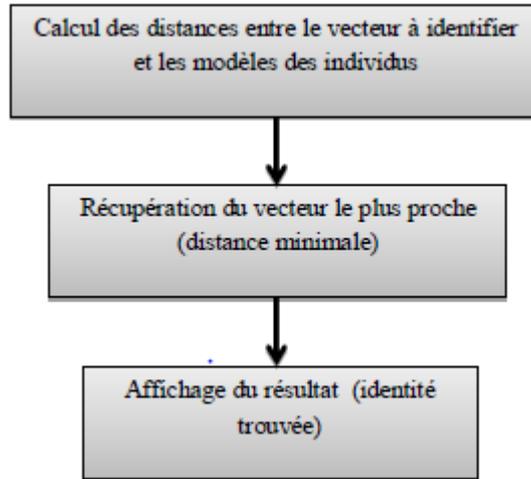


figure 4-1: Organigramme de la phase d'identification.

3.1.1.1 Discussion des résultats:

A partir des étapes de fonctionnement du système de reconnaissance de visage présenté précédemment, différents tests ont été effectués en fonction de différents nombres de vecteurs propres. La base utilisée est 'face94' a été scindée en deux sous bases, l'une pour l'apprentissage et l'autre pour le test.

Une étape de prétraitement est d'abord réalisée afin de rendre homogène les images à comparer. Ce prétraitement est effectué à la fois sur les images de la base de données d'apprentissage et sur l'image de question. Cela permet de convertir toutes les images dans un format identique pour assurer l'homogénéité des données.

Après avoir rassemblé les visages dans une unique matrice, nous obtenons une matrice regroupant tous les visages, On calcule ensuite le visage moyen de toutes ses images collectées. Cette image peut être vue comme le centre de gravité de toutes les matrices. On ajuste ensuite les données par rapport à la moyenne. L'image moyenne est alors soustraite de chaque image de la base de données.

Après le calcul des vecteurs propres (eigenfaces), l'étape de classification est la phase dans laquelle le système de reconnaissance de visages assigne un visage test à une classe parmi celles de la base d'apprentissage selon un certain critère bien choisi. Dans notre cas on a utilisé la distance euclidienne.



Figure 4-2:Image des visages de la base 'face94'.

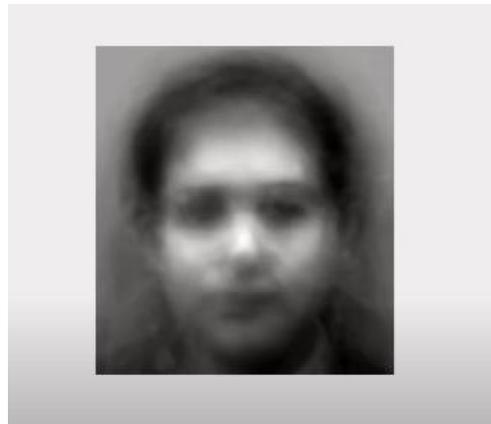


Figure 4-3:Image de visage moyen de la base 'face94'.

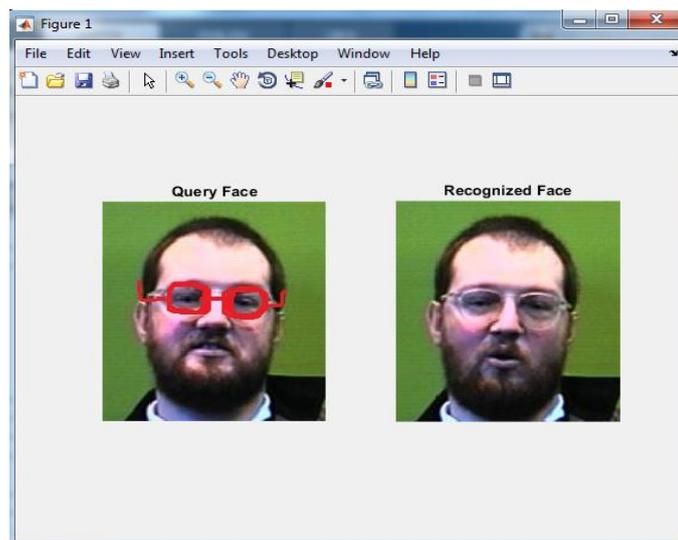


Figure 4-4:Exemple de résultat du test obtenu par notre système de reconnaissance de visage

3.1.1.1 Evaluation de performance du système :

Afin de développer une application de reconnaissance de visage, 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 règle pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps pour effectuer l'apprentissage

Tableau 4-1 : Taux de reconnaissance de notre système de reconnaissance de visage.

Méthode utilisé	Nombre d'image d'entraînement	Nombre d'image de test	Taux de reconnaissance
PCA	300	300	99,66%

Le tableau 4-1 représente le taux de reconnaissance obtenu par notre système.

4.4.2 Système de reconnaissance des oreilles :

3.1.1.1 Description de base de données :

La base d'images IIT Delhi [208] est constituée d'images d'oreilles, collectées par des étudiants et par le personnel de l'université IIT Delhi, New Delhi (Inde). Les images ont été acquises par l'utilisation d'une configuration simple de l'image. Toutes les images ont été prises à distance et dans un environnement intérieur. La base de données actuellement disponible, a deux versions:

La première version, dénotée par IIT Delhi-1, contient 493 images de 125 objets (personnes) différents et la deuxième, dénotée par IIT Delhi-2, contient 793 images de 221 objets différents. La résolution des images est de 272×204 pixels

A partir de cette base de données nous avons créé notre base de données, pour l'apprentissage nous avons pris 10 individus, 8 image pour chaque individu, et le total d'images

donc est 80 images. Pour le teste, nous avons pris les mêmes 10 individus, (mais les positions sont différentes) ,10 image pour chaque individu donc le totale est 40 image.

3.1.1.1 Fonctionnement du système :

A. L'architecture du système proposé

On a définir notre système et son rôle en mode identification, ce qui détermine l'identité d'un individu inconnu à partir d'une base de données d'identités, on parle de test 1 : N. Dans ce cas, le système peut alors soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au profil le plus proche retrouvé dans la base (ou une liste des profils proches), soit rejeter l'individu. Les étapes de ce système sont représentées dans la figure suivante :

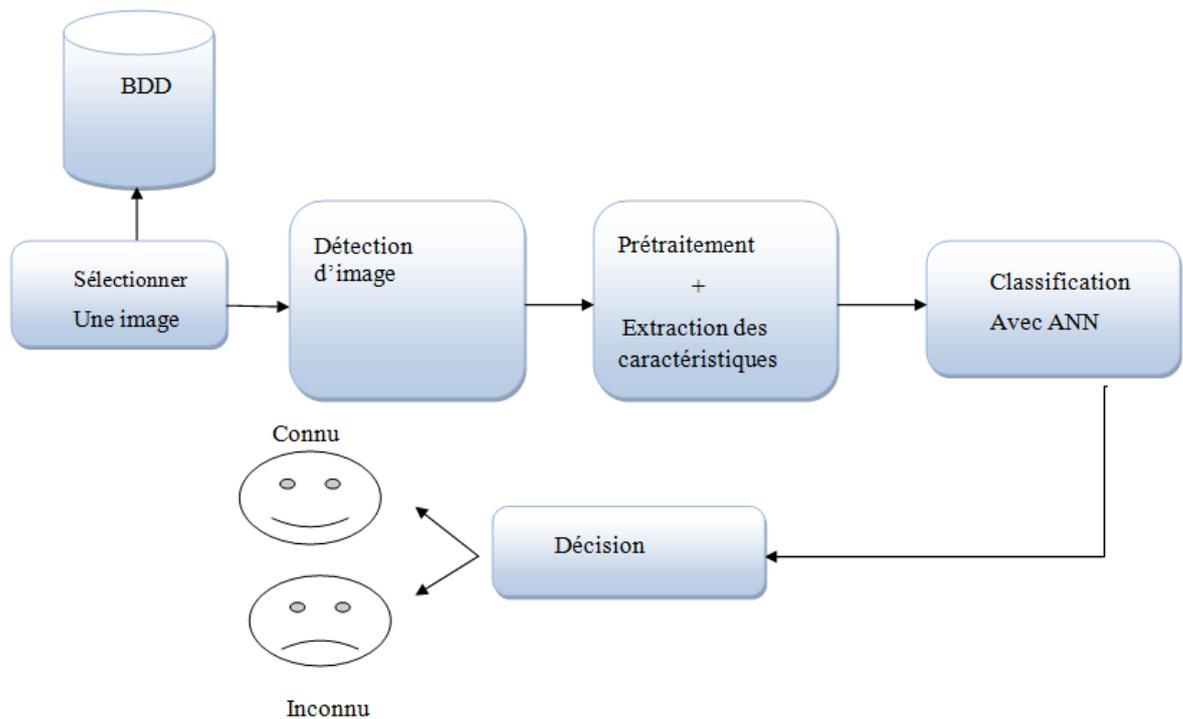


Figure 4-5: Architecture de notre système de reconnaissance d'oreille.

➤ **détection d'image d'oreille:**

La détection se fait par l'encadrement de l'image d'oreille par un rectangle.

➤ **prétraitement des données et l'extraction des caractéristiques géométriques :**

Nous avons appliqué les étapes suivantes :

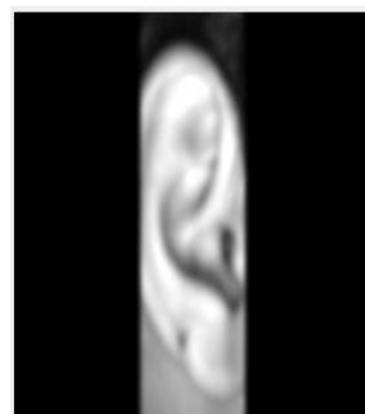
- Le filtre de Sobel : est utilisé pour la détection de contours, pour faire montrer tous qui est autour de l'oreille. figure(b)
- le filtre gaussien : est utilisé pour réduire le bruit dans l'image .figure (c)
- segmenter et Ajuster l'image, cela permet de modifier l'étalement des niveaux de gris et d'ajuster les valeurs de l'intensité de l'image .figure(c)
- Convertir l'image de l'oreille en binaire c'est la binarisation , puis enlever les petits objets (les petits détails très lumineux ou très sombres) dans l'image binaire. figure(d) et(e)
- le filtre Canny pour l'extraction de contours de l'image, pour donner une bonne localisation. figure(g)



Détection d'oreille (a)



filtre de sobel (b)



filtre gaussien (c)

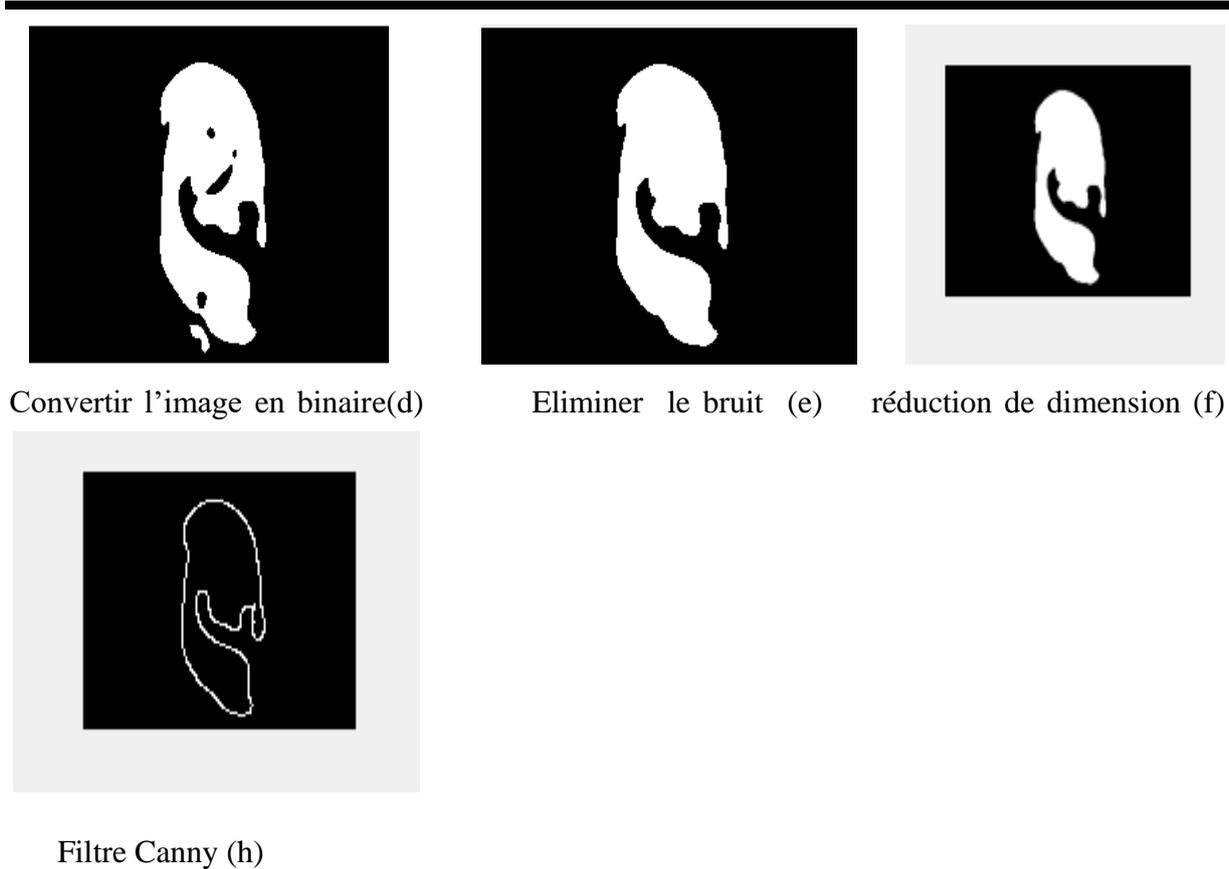


Figure 4-6: les étapes de prétraitement et extraction des caractéristiques de l'oreille.

Après la détection de contour avec le filtre Canny , nous avons utilisé la méthode de distance euclidienne pour calculer les distances entre les pixel (150 distances dans notre cas) , Les vecteurs caractéristiques obtenus , sont utilisés comme entrée pour un réseau neuronal de propagation qui est formé pour classer les ensembles de caractéristiques invariants instantanés.

La classification des caractéristiques :

La classification, en général, se réfère au classement ou groupement d'éléments de données dans des ensembles similaires. Cette information est souvent utile dans l'étape d'analyse pour n'importe quel système de traitement du signal ou de données. La méthode de classification choisit dans notre travail est : la méthode des réseaux de neurones artificiel ANN.

Dans notre cas le réseau perceptron est un réseau multicouche et **l'apprentissage est supervisé**, l'algorithme s'entraîne sur un ensemble de données étiquetées et se modifie jusqu'à être capable de traiter le data set pour obtenir le résultat souhaité.

Le Perceptron est constitué d'une couche d'entrée contenant n neurones avec une fonction d'activation linéaire, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie contenant 1 ou plusieurs neurones avec une fonction d'activation "plus ou moins" ou "tout ou rien".

Dans notre cas nous avons une couche d'entrée contenant 150 neurones, une couche cachée contenant 24 interconnexions avec la couche d'entrée et 10 interconnexions avec la couche de sortie. Et une couche de sortie contenant 10 neurones.

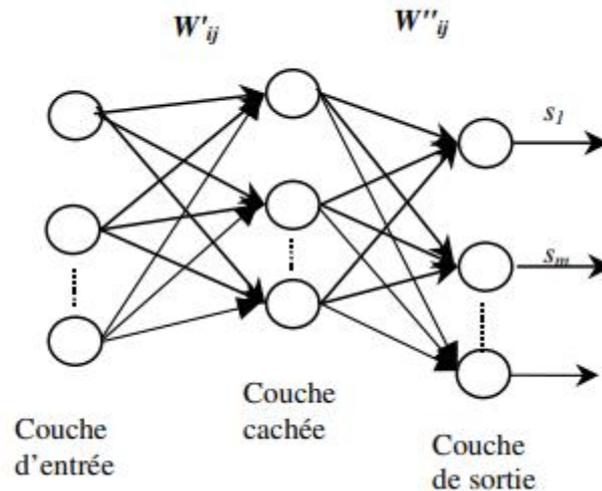


Figure 4-7: structure d'un réseaux MLP

- **Structure de réseau :**

Apprentissage supervisé ("Supervised Learning") :

Programme d'apprentissage des associations entre les données en entrée et en sortie par l'analyse des sorties qui présentent un intérêt défini par un superviseur (généralement humain). C'est l'un des domaines prépondérant de l'apprentissage automatique avec de nombreuses applications dans le domaine de la santé.

- ✓ 1ère étape : créer une base de données de ce type d'images (notre base de données contient 80 images). Chaque image est associée à une indication de la catégorie à laquelle elle appartient (10 classe).
- ✓ 2ème étape - l'entraînement ("training") : une image est "montrée à la machine", ce qui produit un résultat sous forme d'un vecteur de scores pour chaque catégorie. La

catégorie de l'image considérée doit obtenir le score le plus élevé (peu probable avant l'entraînement).

- ✓ 3ème étape : calcul d'une fonction objectif (moyennée sur tous les éléments d'apprentissage) qui mesure la distance (l'erreur) entre ces scores de sortie et le modèle de scores souhaité. La machine (l'algorithme / le programme) modifie ensuite ses paramètres ajustables internes pour minimiser cette distance.

Ces paramètres ajustables (souvent appelés poids, "weight") sont des nombres réels : il peut y avoir des centaines de millions de catégories et de poids ajustables à partir desquels la machine (l'algorithme / le programme) est entraînée.

Pour ajuster correctement le vecteur de poids, l'algorithme d'apprentissage calcule un vecteur de gradient qui, pour chaque poids, indique de quelle valeur augmente ou diminue l'erreur si le poids est légèrement modifié. Le vecteur de poids est ensuite ajusté dans la direction opposée au vecteur de gradient.

En ce qui concerne les neurones artificiels, la règle de Hebb permet de déterminer comment modifier les poids entre 2 neurones (neurone $j \rightarrow$ neurone i) : $\Delta w_{i,j} = x_i \cdot y_j$

Le paramètre $w_{i,j}$ est le poids synaptique de la connexion entre le neurone j (activité y_j) en entrée et le neurone i (activité x_i) en sortie.

Le poids augmente si les 2 neurones s'activent simultanément et il diminue s'ils s'activent séparément.

La règle d'apprentissage est : $w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \eta \cdot x_i(t) \cdot y_j(t)$

$w_{i,j}(t)$ est le poids synaptique de la connexion entre le neurone j et le neurone i à l'instant t

η est le taux d'apprentissage ou pas d'apprentissage. Sa valeur est entre 0 et 1 et on la fait souvent varier au cours de l'apprentissage.

Si on initialise les poids à 0 et le pas d'apprentissage à 1, après k exemples d'apprentissage on obtient : $w_{i,j} = \sum_k x_{i,k} \cdot y_{j,k}$

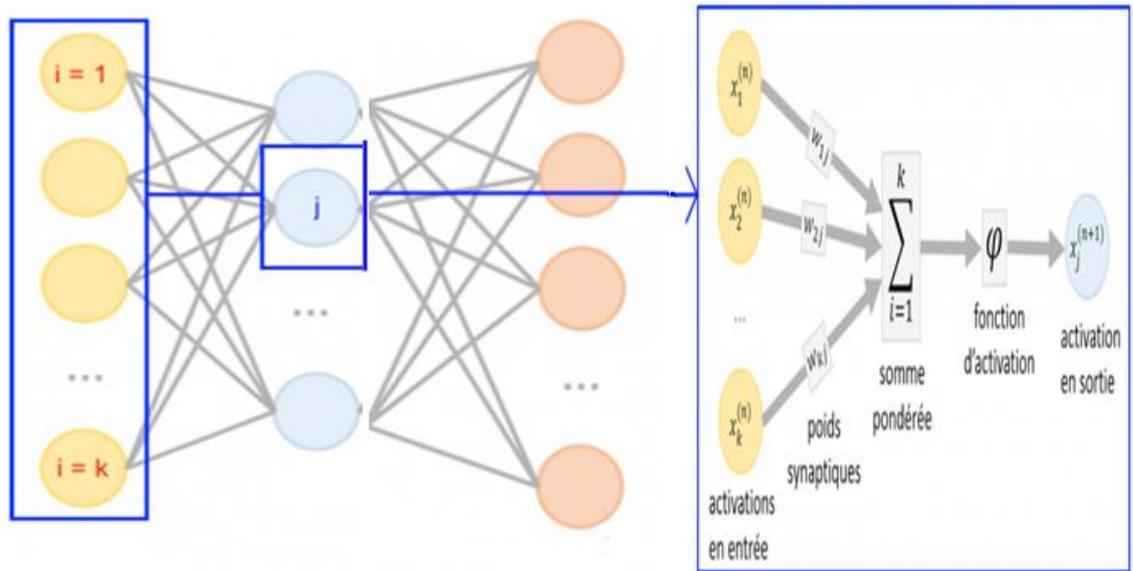


Figure 4-8:Exemple couche de réseau de neurones.

Les niveaux d'activation des neurones sont calculés de manière récursive, couche par couche : ceux de la couche de neurones $n+1$ sont calculés avec une fonction d'activation ϕ sur la base des niveaux d'activation des neurones de la couche n pondérés par un poids $w_{i,j}$.

La somme est effectuée sur tous les neurones i de la couche n connectés au neurone j de la couche $n+1$:

$$x_j = \phi \left[\sum_{i=1, k} (w_{i,j} \cdot x_i^{(n)}) \right]$$

L'entraînement du réseau de neurones consiste à déterminer des valeurs de poids $w_{i,j}$ qui permettent à la couche de sortie de classer précisément les images de l'ensemble d'entraînement.

L'algorithme de rétro-propagation est fréquemment utilisé pour l'entraînement.

- **La décision :**

La décision consiste la mesure de similarité entre les différentes images, Dans ce cas, nous obtenons les décisions en compte de deux réponse (Connu/Inconnu).

B. La performance du système :

Le taux d'identification est formulé par :

$$IR(\theta) = \frac{CI(\theta) \times 100}{N}$$

Tableau 4-2: Taux de reconnaissance de notre système d'identification d'oreille.

Méthode utilisé	Nombre d'image d'entraînement	Nombre d'image de test	Nombre de correcte reconnaissance	Nombre de fausse reconnaissance	Taux de reconnaissance
Approche géométrique +ANN	80	40	34	6	83%

Le tableau 4-1 représente taux de reconnaissance de notre système d'identification d'oreille.

4.5 Conclusion :

Nous avons présenté, tout au long de ce chapitre, les détails concernant l'implémentation de notre application. Dans la première section, nous avons présenté les outils matériels et logiciels avec les quelles nous avons travaillé.

La seconde section a été réservée à l'illustration différentes étapes de la mise en en place les approches et le techniques sur nos deux systèmes, le premier système de reconnaissance d'un individu par le visage et le deuxième par la géométrie de l'oreille.

Conclusion générale

L'identification biométrique consiste à identifier une personne au moyen de l'une de ses caractéristiques physiques : voix, empreintes digitales, visage, iris. Toutefois, un tel processus n'est pas infaillible et une personne mal intentionnée peut parvenir à contourner le processus d'identification. Afin de pallier un tel inconvénient, l'utilisation de plusieurs caractéristiques, appelées modalités a été proposée et développée dans de nombreux travaux. Le principe général est basé sur une prise de décision pour chaque modalité.

Dans notre travail nous avons étudié l'identification de personne en employant des images faciales. La méthode de faces propres a été testée sur notre base de données qui a été créé a partir de la base de données standard de visage face94.

Nous avons utilisés une méthode basée sur l'analyse en composantes principales c'est une méthode de comparaison simple des distances euclidiennes entre les vecteurs représentant les images pour déterminer la personne la plus favorable (probable), afin de réduire la dimensionnalité des images..

Il y a plusieurs facteurs qui peuvent améliorer la performance du programme. Le prétraitement des images est très important pour obtenir des résultats adéquats. Pour améliorer la précision de reconnaissance des visages, il serait nécessaire de disposer de beaucoup d'images d'entrée. Cela pourrait être réalisé en prenant au moins 50 photos de chaque personne, en particulier à partir de différents angles et dans différentes conditions d'éclairage, ou par l'obtention d'images avec plus d'information, ou en générant de nouvelles images à partir de celles déjà existantes (mise en miroir, le redimensionnement, la rotation ou l'ajout de le bruit).

Ce qui concerne le système d'identification par la géométrie de l'oreille nous avons utilisés des approches géométriques pour extraire les caractéristiques de l'oreilles ,nous avons introduit, tout d'abord, une détection d'image de l'oreille , en suite un prétraitement préalable, qui consiste à préparer la représentation de l'image originale afin de faciliter la tâche des modules suivants et d'améliorer les performances de l'identification, en appliquant un ensemble des filtres (filtre de sobel, filtre gaussien ,filtre de canny..), en suite , nous avons utiliser la méthode de distance euclidienne pour extraire les caractéristiques de l'image filtrée, pour faire passer au classification ,cette dernière basée sur la méthode des réseaux de neurones artificiels. Le système de reconnaissance d'oreille a été testé sur notre base de données qui a été créé a partir de la base de données standard ' IIT Delhi'.

Enfin, et à partir de ce mémoire, nous espérons que notre travail serait une plateforme de réflexion et perspective pour les futurs étudiants. Nous proposons comme perspectives les points suivants :

- Il serait intéressant de comparer d'autres classificateurs et d'autres approches récents, et tester d'autres base de données, en augmentant le nombre des image d'apprentissage et du teste avec des changements dans l'éclairage, des changements dans les orientations de la tête et l'échelle, aussi la présence de détails faciaux tels que les lunettes, la barbe ou d'autres artefacts afin d'augmenter la performance du système.
- Il serait aussi intéressant de faire la fusion multimodale du visage et l'oreille simultanément, dans le but d'établir l'identité d'un individu avec une précision très élevée. La fusion d'informations peut être accomplie à différents niveaux dans le système biométrique y compris le niveau capteur, le niveau caractéristique ou le niveau décision.
- Le contrôle d'accès basé sur l'identification faciale (visage ou oreille) est seulement un exemple d'une application d'analyse faciale. Notre objectif principal consiste à développer l'approche proposée vers un système complet qui peut efficacement détecter, faire le suivi dans une vidéo, reconnaître, analyser les expressions faciales, animer les attributs faciaux et pourquoi pas imiter la plupart des capacités remarquables du système visuel humain. Quoique nous ne soyons pas là encore, les progrès courants dans le domaine nous donnent beaucoup de raisons d'être optimistes.

Références Bibliographiques

- [1] A. Chaari : « Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée ». Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne (France). Soutenue le 06/10/2009.
- [2] T. Hafs : « Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l'empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne ».Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar-Annaba (Algérie), 2016.
- [3] A.Berredjem« La reconnaissance des individus par leurs empreinte des articulation des doigts ».Thèse de master , Université 8 Mai 1945 – Guelma (Algérie), 2019
- [4] M. Chassé, analyste en informatique : « La biométrie au Québec : Les enjeux ». Document d'analyse de la commission d'accès à l'information (Québec), Juillet 2002.
- [5] P. Gregory, M.A. Simon, editors: « Biometrics for Dummies ». Springer, Canada, 2008. ISBN: 978-0-470-29288-4.
- [6] S. Akrouf : « Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur ». Thèse de doctorat, Université de FERHAT ABBAS-Sétif (Algérie). Soutenue le 07/07/2011.
- [7] A.K. Jain, A. Ross, and P. Flynn, editors: « Handbook of Biometrics ». Springer, New York (USA), 2008. ISBN-13:978-0-387-71040-2.
- [8] S. Prabhakar, S. Pankanti, and A.K. Jain: « Biometric Recognition: Security and Privacy Concerns ». IEEE Security & Privacy. Vol.01, No.02, pp.33-42, 2003.
- [9] A.K. Jain, A. Ross, S. Prabhakan: « An Introduction to Biometric Recognition ». IEEE Transactions on Circuits and systems for video technology, Vol. 14, No. 1, pp.04-20, Janvier 2004.
- [10] N. Morizet : « Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris ». Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Télécommunications (Paris). Soutenue le 18/03/2009.

- [11] M. El Abed : « Evaluation de Systèmes Biométriques ». Thèse de doctorat, Université de Caen-Basse-Normandie (France). Soutenue le 09/12/2011.
- [12] I. Benchennane : « Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus ». Thèse de doctorat, Université d'Oran Mohamed Boudiaf (Algérie), 2016.
- [13] A.K. Jain, R. Bolle, and S. Pankati, editors: « Biometrics: Personal Identification in Network Society ». Springer Verlag, New York (USA), 1999.
- [14] S.G. Ababsa : « Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D ». Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne (France). Soutenue le 03/10/2008.
- [15] M. Golfarelli, D. Maio, and D. Maltoni: « On the Error-Rejet Trade-Off in Biometric Verification Systems ». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). Vol.19, No.07, pp.786-796, 1997.
- [16] M. Belahcen, M. Benatia: « Authentification et Identification de Visage basées sur les Ondelettes et les Réseaux de Neurones ». Revue science des matériaux, laboratoire LARHYSS N°02, pp.01-08, septembre 2014.
- [17] F. Peronin, J.L. Dugelay: « An introduction to biometrics Audio and Video-Based Person Authentication ». Revue Traitement du Signal, Vol.19, No.04, 2002.
- [18] P. J. Phillips, H. Hyeonjoon, S. Rizvi, P. Rauss: « The Feret Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms ». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vo. 22, No.10, Octobre 2000.
- [19] T. Autret, R. Bergeron, M. Collignon, M.A. Couwez, A. Denis, J.C. Gandois, G. Khouberman, M. Lecherc, J.Y. Martin: « Techniques de contrôle d'accès par biométrie ». Dossier Technique de la Commission de Sécurité Physique, Clusif, (France), 2003.
- [20] P. Varchol and D. Levicky: «Using of Hand Geometry in Biometric Security Systems ». Radioengineering. Vol.16, No.04, pp.82-87, 2007.

- [21] K.B. Raja, R. Raghavendra, and C. Busch: « Video Presentation Attack Detection in Visible Spectrum Iris Recognition Using Magnified Phase Information ». IEEE Transactions on Information Forensics and Security, Vol.10, No.10, pp.2048-2056, Octobre 2015.
- [22] S. Gaur, V.A. Shah, M. Thakker: « Biometric Recognition Techniques: A Review ». International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering. Vol.1, Issue 4, India, Octobre 2012.
- [23] B. Arbab-Zavar and M.S. Nixon: « On Guided Model-Based Analysis for Ear Biometrics ». Computer Vision and Image Understanding (Elsevier). Vol.115, No.04, pp.487- 502, 2011.
- [24] D.C. Garcia, R.L. de Queiroz : « Face-Spoofing 2D-Detection Based on Moiré-Pattern Analysis ». IEEE Transactions on Information Forensics and Security, Vol.10, No.04, pp.778- 786, Avril 2015.
- [25] R.D. Seely, M. Goffredo, J.N. Carter, and M.S. Nixon: « View Invariant Gait Recognition ». In M. Tistarelli, S.Z. Li, and R. Chellapa, editors: ‘‘Handbook of Remote Biometrics for Surveillance and Security’’. Springer Verlag (Advances in Pattern Recognition Series), London (UK), 2009.
- [26] G. Kaur, C.K. Verma: « Comparative Analysis of Biometric Modalities ». International Journal of Advance Research in computer Science and Software Engineering, Vol.4, No.4, April 2014.
- [27] S. Chantaf : « Biométrie par signaux physiologiques ». Thèse de doctorat, Université Paris Est Creteil (France). Soutenue le 02/05/2011.
- [28] B. Arbab-Zavar and M.S. Nixon: On Guided Model-Based Analysis for Ear Biometrics. Computer Vision and Image Understanding (Elsevier). Vol.115, No.04, pp.487-502, 2011.
- [29] A. Benzaoui and A. Boukrouche: Face Recognition using 1DLBP Texture Analysis. In Proceedings of the 5th International Conference on Computational Technologies and Applications (IARIA). pp.14-19, Valencia (Spain), 2013.

[30] A. Hadid: Face Biometrics under Spoofing Attacks: Vulnerabilities, Countermeasures, Open Issues, and Research Directions. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops. pp.113-118, Ohio (USA), 2014.

[31] A.P. Ginsburg: Visual information processing based on spatial filters constrained by biological data. Doctoral Thesis. Reports of the Aerospace Medical Research Laboratory, AMLR-TR, Cambridge University (UK), pp.78-129, 1978.

[32] D.O. Gorodnichy: Evolution and Evaluation of Biometric Systems. In Proceedings of the IEEE Symposium on Computational Intelligence in Security and Defence Applications (CISDA). pp.1-8, Ottawa (Canada), 2009.

[33] Mr. A. Ghali: «Amélioration de reconnaissance de visage». Thèse de magister, Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2015.

[34] A. Zerrouki et M. Azizboudib: «Etude et réalisation d'un système de reconnaissance de faces humaines par la méthode des faces propres». Thèse de magister, Université SAAD DAHLAB de BLIDA .2016.

[35]. Chen, H.; Bhanu, B. Human ear recognition in 3D. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). Vol.29, No.04, pp.718-737, 2007.

[36] Bhanu, B.; Chen, H. editors, Human ear recognition by computer. Advances in Computer Vision and Pattern Recognition Series. Springer-Verlag, London (UK), 2008.

[37] Burge, M.; Burger, W. Ear Biometrics. In A.K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, editors: Biometrics: Personal Identification in Networked Society. Springer-Verlag, New York (USA), pp.273-285, 1999.

[38]. Burge, M.; Burger, W. Ear Biometrics in Computer Vision. In Proceedings of the 15th IEEE International Conference of Pattern Recognition (ICPR). Vol.02, pp.822-826, Barcelona (Spain), 2000.

[39]. Hurley, D. J.; Nixon, M. S.; Carter, J. N. Force field energy functionals for image feature extraction. Proceedings of the British Machine Vision Conference, BMVC99. pp. 604-613, 1999.

[40]. Abdel-Mottaleb, M.; Zhou, J. Human ear recognition from face profile images. In Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB). Lecture Notes in Computer Science (Springer). Vol.3832, pp.786-792, Hong Kong (China), 2006.

[41]. Kumar, A.; Wu, C. Automated human identification using ear imaging. Pattern Recognition (Elsevier). Vol.45, No.03, pp.956-968, 2012.

[42]. Arbab-Zavar, B.; Nixon, M.S. Robust log-gabor filter for ear biometrics. In Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR). pp. 1-4, Florida (USA), 2008.

[43]. De Marsico, M.; Michele, N.; Riccio, D. HERO: human ear recognition against occlusions. In Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). pp.178-183, San Francisco (USA), 2010.

[44]. Wang, X.Q.; Xia, H.Y.; Wang, Z.L. The research of ear identification based on improved algorithm of moment invariant. In Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Information and Computing (ICIC). Vol.01, pp.58-60, Jiang Su (China), 2010.

[45]. Wang, X.; Yuan, W. Human ear recognition based on block segmentation. In Proceedings of the IEEE International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery (CyberC). pp. 262-266, Zhangjijie (China), 2009.

[46]. Lowe, D.G. Object recognition from local scale-invariant features. In Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision

(ICCV). Vol.02, pp.1150-1157, Kerkyra (Greece), 1999.

[47]. Bustard, J.D.; Nixon, M.S. Toward unconstrained ear recognition from twodimensional images. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans. Special Issue on Recent Advances in Biometrics. Vol.40, No.03, pp.486-494, 2010.

[48]. Arbab-Zavar, B.; Nixon, M.S.; Hurley, D.J. On model-based analysis of ear biometrics. In Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems (BTAS). pp.1-5, Crystal City (USA), 2007.

[49]. Badrinath, G.S.; Gupta, P. Feature level fused ear biometric system. In Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR). pp.197-200, Kolkata (India), 2009.

[50]. Choras, M. Perspective methods of human identification: ear biometrics. Opto-Electronics Review (Springer).Vol.16, No.01, pp.85-96, 2008.

[51]. Mu, Z.; Yuan, L; Xu, Z.; Xi, D.; Qi, S. Shape and structural feature based ear recognition. In Advances in biometric person authentication. pp. 663-670, Springer Berlin Heidelberg, 2004.

[52]. Rahman, M. Person identification using ear biometrics. International Journal of the Computer, the Internet and Management. 15(2), 1-8, 2007.

[53]. Guo, Y.; Xu, Z. Ear recognition using a new local matching approach. In Image Processing. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on (pp. 289-292). IEEE, 2008.

[54]. Jeges, E.; Máté, L. Model-based human ear identification. In Automation Congress. WAC'06. World (pp. 1-6). IEEE, 2006.

- [55]. Lu, L.; Zhang, X.; Zhao, Y.; Jia, Y.. Ear recognition based on statistical shape model. In Innovative Computing, Information and Control, 2006. ICICIC'06. First International Conference on. Vol. 3, pp. 353-356). IEEE, August 2006.
- [56]. Yuan, L. Mu. Z. C. Ear detection based on skin-color and contour information. In Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. ICMLC'07. Vol. 4, 2213–2217, 2007.
- [57]. Victor, B.; Bowyer, K.; Sarkar, S. An evaluation of face and ear biometrics. In Pattern Recognition. Proceedings. 16th International Conference on. Vol. 1, pp. 429-432. IEEE, 2002.
- [58]. Chang, K. Comparison and combination of ear and face images in appearancebased biometrics. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 25(9), 1160-1165, 2003.
- [59]. Alaraj, M.; Hou, J.; Fukami, T. A neural network based human identification framework using ear images. In TENCON IEEE Region 10 Conference, pp. 1595-1600, November 2010.
- [60]. Gutiérrez, L.; Melin, P.; López, M. Modular neural network for human recognition from ear images using wavelets. In Soft Computing for Recognition Based on Biometrics (pp. 121-135). Springer Berlin Heidelberg 2010.
- [61] N.Aissi :«Reconnaissance de l'individu par la géométrie de l'oreille». Thèse de magister, Université MOUHAMED BOUDIAF –M'SILA,2016.
- Site web :**
- [62]<https://www.techleer.com/articles/242-backpropagation-a-supervised-learning-neural-network-method/>. consulté le 20/08/2020.