



Université Kasdi Merbah OUARGLA



Faculté des Nouvelles Technologies de
l'Information et de la communication

Département d'Electronique et de
Télécommunications

MASTER

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique Des Systèmes Embarqués

Présenté par : BAMBARA ZAHOUA & ZITOUN RACHA

Thème :

**Reconnaissance biométrique de personnes par les
empreintes palmaires 3D et l'apprentissage profond**

Soutenu Publiquement Le : 13/10/2020

Devant le jury :

M. BENLAMOUDI Azzedine	MCB	Président	UKM Ouargla
M. SAMAI Djamel	MCA	Encadreur/Rapporteur	UKM Ouargla
Mlle. TRABELSI Selma	Doctorante	Co-Encadreur	UKM Ouargla
M. KORICHI Maarouf	MCB	Examineur	UKM Ouargla

Remerciements

Tout d'abord nous tenons à remercier **Dieu** tout puissant et miséricordieux, qui nous avons donné la santé et le courage pour accomplir ce modeste travail.

Nous tenons à exprimer toute nos reconnaissance à nos directeurs de ce mémoire **Mr. SAMAI Djamel**, nous le remercies de nos avoir encadré, orienté, aidé et conseillé. Merci également à **Mlle. TRABELSI Selma** de nos avoir suivis, conseillés et guidés tout au long de la période de rédaction du mémoire.

Nous tenons aussi à remercier les membres du **jury** pour avoir accepté d'examiner et évaluer ce travail.

Dédicace

A **ma chère mère** quoi que je fasse ou que je dise, je ne saurai point te remercier comme il se doit. Ton affection me couvre, ta bienveillance me guide et ta présence à mes côtés a toujours été ma source de force pour affronter les différents obstacles.

A **mon cher père** tu as toujours été à mes côtés pour me soutenir et m'encourager.

A **ma chère sœur Sahar** Pour son soutien moral, que Dieu vous accorde la santé, le bonheur, le courage et surtout la réussite dans vos études.

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

A toute **ma famille** koumichi, zitoun et saadaoui.

Toute **personne** qui occupe une place dans mon coeur...

ZITOUN RACHA

Dédicace

A **mes chères parentes** pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études.

A **mon très cher frère Mohammed** merci d'être toujours aide-moi. Je te souhaite un avenir plein de joie, de réussite et de sérénité.

Et bien sur à **mes sœurs** et toute **ma famille** je vous remercie d'être à mes côtés et de m'encourager tout le temps.

Sans oublier tous **les enseignants** et **les professeurs** qui m'ont orienté durant toute ma carrière d'étude.

Et en témoignage de l'attachement, de l'amour et de l'affection que je porte pour vous, Je vous **dédie** ce travail avec tous mes vœux de bonheur et de santé.

BAMBARA ZAHOUA

ملخص:

في الآونة الأخيرة بدأت أنظمة التعرف على بصمة اليد ثلاثية الأبعاد (3D) في جذب انتباه الباحثين. بالمقارنة مع نظيرتها ثنائية الأبعاد (2D)، تتمتع بصمة راحة اليد ثلاثية الأبعاد (3D) بالعديد من المزايا الفريدة. لتحديد شخص ما تتمثل المشكلة الرئيسية في استخراج متجهات الخصائص. هذا هو السبب في أننا اقترحنا نهجا في نظامنا الفعال يعتمد على نقل التعلم احدى خوارزميات التعلم العميق. وقاعدة البيانات التي استخدمناها هي PolyU تحتوي على الصور ثنائية الأبعاد (2D) ومعلومات العمق ثلاثية الأبعاد (3D)، وسيتم تحويل الأخيرة من خلال وظيفتين: MC يعني انحناء متوسط وGC انحناء Gaussienne. ولكي نرى نظاما أكثر كفاءة يمكنه تحسين الأداء، فقد قمنا بنظام متعدد الوسائط مع ودون تطبيق طريقة reliefF إحدى خوارزميات اختيار الميزات.

الكلمات الدالة:

القياسات الحيوية، بصمة الكف ثنائية / ثلاثية الأبعاد، تحديد الهوية، التعلم العميق، نقل التعلم، CNN، أحادي الوسائط، متعدد الوسائط، اختيار الميزات.

Abstract

Recently, 3D palmprint recognition systems have started to gain the attention of researchers. Compared to its 2D counterpart, the 3D palmprint has several unique advantages. To identify a person, a key problem is extracting feature vectors. This is why we proposed an approach in our efficient system based on transfer learning one of the algorithms of deep learning. The database we used is PolyU which contains 2D and 3D images (depth information), the latter will be converted through two functions mean curvature (MC) and Gaussian curvature (GC). To see that, a more efficient system can improve performance, we create a multimodal system with and without the application of the reliefF method one of the feature selection algorithms.

Keywords :

Biometrics, 2D / 3D palmprint, identification, deep learning, transfer learning, CNN, unimodal, multimodal, feature selection. .

Résumé

Les systèmes de reconnaissance d'empreintes palmaires 3D ont récemment commencé à attirer l'attention des chercheurs. Par rapport à son équivalent 2D, l'empreinte palmaire 3D a plusieurs avantages uniques. Pour identifier une personne, un problème clé est d'extraire des vecteurs de caractéristiques. C'est pour ça, on a proposé une approche dans notre système efficace basée sur l'apprentissage par transfert l'un des algorithmes de l'apprentissage profond. La base de données que nous avons utilisé est PolyU qui contient les images de 2 dimensions (2D) et les informations de profondeur 3 dimensions (3D), ces derniers vont être converties à travers deux fonctions : courbure moyenne (MC) et courbure gaussienne (GC). Pour avoir un système plus efficace et améliorer ses performances, on a fait un système multimodal avec et sans l'application de la méthode de relief l'un des algorithmes de la sélection de caractéristiques.

Mots clés :

Biométrie, empreinte palmaire 2D/3D, identification, apprentissage profond, apprentissage par transfert, CNN, unimodal, multimodal, sélection des caractéristiques.

Table des matières

Liste des figures	viii
Liste des tableaux	x
Introduction Générale	3
I Généralités sur la Biométrie	4
I.1 Introduction	4
I.2 Définition de la biométrie	5
I.3 Différents Modalités biométriques	5
I.3.1 Modalités morphologiques	6
I.3.2 Modalités comportementales	10
I.3.3 Modalités biologiques	12
I.4 Critères de validité des différentes modalités	13
I.5 Représentation comparative entre les modalités biométriques	14
I.6 Système biométrique et sa structure générale	14
I.7 Fonctionnement d'un système biométrique	15
I.7.1 Phase d'enrôlement	16
I.7.2 Phase de reconnaissance	16
I.8 Performances d'un système biométrique	17
I.8.1 Taux de fausse acceptation [False Acceptance Rate (FAR)]	17
I.8.2 Taux de faux rejet [False Rejection Rate (FRR)]	18
I.8.3 Taux d'égal erreur [Equal Error Rate (EER)]	18
I.8.4 Courbes de performance	18
I.9 Types de systèmes biométriques	20
I.9.1 Monomodalité	20
I.9.2 Multimodalité	20
I.9.3 Différents niveaux de fusion	22
I.10 Conclusion	24
II Apprentissage profond et apprentissage par transfert	25
II.1 Introduction	25
II.2 Apprentissage profond (Deep Learning)	27

II.2.1	Définition	27
II.2.2	Architectures de l'apprentissage profond	27
II.2.3	Application de l'apprentissage profond	27
II.2.4	Les réseaux de neurones artificiels	27
II.2.5	Réseau de neurones convolutif (CNN)	28
II.3	Apprentissage par transfert	34
II.3.1	Définition	34
II.3.2	Motivation (objectif)	35
II.3.3	Différents types de l'apprentissage par transfert	35
II.3.4	Applications de l'apprentissage par transfert	36
II.4	Conclusion	36
III RÉSULTATS ET DISCUSSIONS		37
III.1	Introduction	37
III.2	Définition de l'empreinte palmaire	37
III.3	Base de données de l'empreinte palmaire utilisée	38
III.4	Architecture du système d'identification utilisé	41
III.5	Environnement du travail	42
III.6	Expérimentations et résultats	42
III.6.1	Introduction	42
III.7	Conclusion	54
Conclusion Générale		57
Bibliographie		57

Liste des figures

I.1	Principales modalités biométriques	5
I.2	Système de reconnaissance de l’empreinte palmaire	6
I.3	Système de reconnaissance géométrie de la main	7
I.4	Système de reconnaissance de l’empreinte digitale	7
I.5	Système de reconnaissance de l’iris	8
I.6	Image de la rétine	8
I.7	Système de reconnaissance de visage	9
I.8	Système de reconnaissance de rythme cardiaque	9
I.9	Système de reconnaissance de la signature	10
I.10	Système de reconnaissance de la voix	11
I.11	Système de reconnaissance de la démarche	11
I.12	Frappe sur le clavier	12
I.13	Système de reconnaissance de l’ADN	12
I.14	Système de reconnaissance veines de la main	13
I.15	Structure d’un système biométrique	15
I.16	Mode d’enrôlement	16
I.17	Mode de vérification	16
I.18	Mode d’identification	17
I.19	Illustration du FRR et du FAR	18
I.20	Courbe ROC	19
I.21	Courbe CMC	19
I.22	multiples sources d’information dans un système biométrique multimodal.	21
I.23	Fusion en série	22
I.24	Fusion en parallèle	22
I.25	Différents niveaux de fusion [6]	22
II.1	La relation entre l’intelligence artificielle, l’apprentissage automatique et l’apprentissage profond	26
II.2	La différence entre l’apprentissage automatique et l’apprentissage profond .	26
II.3	Représentation schématique d’un neurone réel (biologique)	28
II.4	Représentation schématique d’un neurone artificiel (mathématique)	28
II.5	L’architecture de CNN	29

II.6	L'opération de convolution	30
II.7	Opération de convolution nombre de filtres 3, donc le profondeur (depth) est 3	31
II.8	Fonction d'activation RELU	32
II.9	Exemple sur l'application de la fonction RELU	32
II.10	La couche d'union réduit séparément la dimensionnalité de chaque carte de caractéristiques	33
II.11	La fonction softmax	34
III.1	Quelques caractéristiques fondamentales de l'empreinte palmaire	38
III.2	Exemples des images de l'empreinte palmaire de la base de données PolyU	39
III.3	L'architecture de notre système	41
III.4	La courbe ROC (FRR en fonction de FAR) pour le système unimodal de tous les réseaux dans la composante GC.	44
III.5	La courbe de CMC (Taux d'identification (%) en fonction de Rang) pour le système unimodal de tous les réseaux dans la composante GC.	45
III.6	GAR (%) en fonction du nombre de caractéristiques.	47
III.7	La courbe de ROC (FRR en fonction de FAR) pour le système unimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF.	48
III.8	La courbe de CMC (Taux d'identification (%) en fonction de Rang) pour le système unimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF.	48
III.9	La courbe de ROC (FRR en fonction de FAR) pour le système multimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF.	53
III.10	La courbe de CMC (Taux d'identification (%) en fonction de Rang) pour le système multimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF.	53

Liste des tableaux

I.1	La comparaison entre les différents modalités biométrique coordonne par ses critères	14
III.1	Résultats de test d'un système unimodal pour les tous réseaux.	43
III.2	Les résultats de test dans la composante 2D.	46
III.3	Les résultats de test dans la composante GC.	46
III.4	Les résultats de test dans la composante MC.	46
III.5	Le résultat de test d'un système unimodal avec reliefF.	47
III.6	Système multimodal (Fusion 2D avec GCI).	49
III.7	Système multimodal (Fusion 2D avec MCI).	50
III.8	Système multimodal (Fusion GCI avec MCI).	50
III.9	Système multimodal (Fusion 2D avec GCI et MCI).	50
III.10	Système multimodal (Fusion 2D avec GCI).	51
III.11	Système multimodal (Fusion 2D avec MCI).	52
III.12	Système multimodal (Fusion GCI avec MCI).	52
III.13	Système multimodal (Fusion 2D avec GCI et MCI).	52

Liste des abreviations

ADN	Acide Désoxyribo Nucléique
CMC	Cumulative Match Curve
CNN	convolutional neural network
CONV	couche de Convolution
EER	Equal Error Rate"le taux d'égale erreur"
FAR	False Acceptance Rate" le taux de fausse acceptence"
FC	Fully-connected
FRR	False Rejection Rate"le taux de faux rejet"
GAR	Genuine Acceptance Rate"le taux d'acceptance réel"
GCI	images de courbure gaussienne
MAX	Maximum
MCI	image de courbure moyenne
MIN	Minimum
POOL	Couche de regroupement "Pooling"
PRO	produit des scores
RELU	Rectified Linear Unit "unité linéaire réctifié"
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
ROC	Receiver Operating Characteristic
ROR	Rank One Recognition
RPR	Rank of Perfect Recognition
SUM	somme des scores
SVM	Support Vector Machine
T0	Threshold 'la valeur du seuil '
2D	deux dimensions
3D	trois dimensions

Introduction Générale

De nos jours, on parle de plus en plus d'insécurité dans divers secteurs ainsi que des ressources informatiques qui seront déployées pour contrer cette tendance. La vérification et l'identification des individus est un moyen d'assurer cette sécurité. Les humains utilisent quotidiennement leur système visuel pour identifier automatiquement les personnes, bien que le processus impliqué soit complexe.

Que l'homme ait mis en place des moyens de vérification d'identité liés soit à ce qu'il possède comme une carte d'identité ou un passeport, soit à ce que cette personne sait, et c'est le cas un pass ou un code PIN. Cependant, ces articles peuvent être oubliés, volés ou altérés. Pour contourner ces restrictions, une autre méthode de sécurité a été développée qui permet l'utilisation non seulement des informations qu'une personne possède ou connaît, mais aussi l'utilisation (privée) des informations de base de cette personne. Cette nouvelle méthode d'identification des individus est la biométrie. La biométrie fait référence à toutes les techniques d'identification physiologique et comportementale des individus telles que : iris, voix, signature, empreinte de main, etc.

Dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie offre un niveau de sécurité supérieur en termes d'accès logique (ordinateurs, comptes bancaires, etc.) ou d'accès. Physique (bâtiments, aéroports, laboratoires sûrs, etc.).

À travers cette étude, nous avons choisi le système de reconnaissance des empreintes palmaires (empreintes palmaires en deux dimensions et empreintes palmaires en trois dimensions) qui a suscité beaucoup d'intérêt de la part des auteurs en raison de divers facteurs bénéfiques tels que (1) la facilité d'acquisition, (2) des images de ces méthodes à basse résolution (Traitement plus rapide), (3) très grande unicité (selon les estimations des chercheurs) et (4) stabilité qui s'étend à travers la vie des individus, et donc une fiabilité extraordinaire, ce système utilise la forme de la partie interne de la main pour extraire les propriétés vitales des individus. Ces propriétés sont permanentes et stables tout au long de la vie, et sont également uniques à chacun. Ce travail vise à réaliser des systèmes biométriques monomodaux et multimodaux basés sur l'apprentissage profond pour extraire et classer automatiquement les fonctionnalités.

Le mémoire est structuré comme suit :

Le premier chapitre : dans ce chapitre nous parlerons des concepts de la biométrie, ces modalités, son mode de fonctionnement qui expose les deux modes identification et authentification avec structure et les performances du système. Un aperçu sera présenté de l'unimodal, du multimodal et des différents niveaux de fusion possible.

Le deuxième chapitre : est consacré à l'apprentissage profond, et est une description plus détaillée des réseaux de neurones convolutifs (CNN) et des réseaux de neurones, ainsi que du transfert d'apprentissage qui est la méthode choisie dans notre projet.

Chapitre trois : explique les résultats expérimentaux des différentes méthodes utilisées pour l'extraction de caractéristiques et la classification.

Nous terminons par une conclusion générale et quelques perspectives que nous souhaitons pour ce projet.

Généralités sur la Biométrie

I.1	Introduction	4
I.2	Définition de la biométrie	5
I.3	Différents Modalités biométriques	5
I.4	Critères de validité des différentes modalités	13
I.5	Représentation comparative entre les modalités biométriques	14
I.6	Système biométrique et sa structure générale	14
I.7	Fonctionnement d'un système biométrique	15
I.8	Performances d'un système biométrique	17
I.9	Types de systèmes biométriques	20
I.10	Conclusion	24

I.1 Introduction

Avec le développement technologique rapide, la sécurité devient l'un des sujets le plus préoccupant au sein de notre société et qui pose un délicat problème pour les citoyens, les entreprises et le gouvernement au niveau de la protection des informations et des données sensibles contre le vol. Pour toutes ses raisons, il est obligatoire de créer une nouvelle technique de contrôle, il s'agit du système biométrique qui constitue une solution efficace.

Dans ce chapitre, nous commençons par la présentation de quelques généralités sur la biométrie telles que : sa définition, ses caractéristiques, et leur fonctionnement et les types de système biométrique et quelques notions de base.

I.2 Définition de la biométrie

Etymologiquement, le terme biométrie se compose du terme « bio » (du grec ancien *βίος* qui signifie « vie ») et du terme « métrie » (du grec ancien *μέτρον* qui signifie « mesure ») [1].

La biométrie est une mesure des caractéristiques biologiques pour l'identification ou l'authentification d'un individu à partir de certaines de ses caractéristiques : comportementales (exemple de la dynamique de frappe au clavier), physiques ou physiologiques (exemple de l'ADN).

Cette technique est utilisée de plus en plus aujourd'hui pour établir la reconnaissance des personnes dans un grand nombre d'applications diverses. Mais dans le contexte de la reconnaissance d'individus elle est définie par :

- **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 (sécurité publique et 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 [2].

I.3 Différents Modalités biométriques

Les moyens biométriques se classent en trois catégories, physiologique, comportementale et biologique (voir Figure I.1).

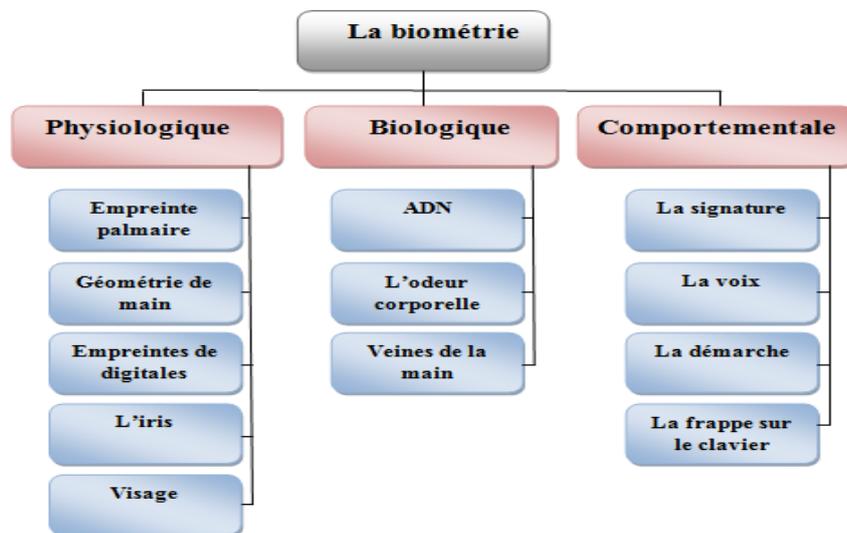


FIGURE I.1 – Principales modalités biométriques

I.3.1 Modalités morphologiques

Pour cette catégorie, l'identification d'une personne s'effectue à partir de caractéristiques physiques qui sont propres à chaque individu, on peut citer :

a) Empreinte palmaire

Que ce soit le doigt ou la main, l'empreinte palmaire est unique et présente des caractéristiques uniques pour tout le monde. C'est l'une des méthodes d'identification les plus fiables et les plus efficaces. Les caractéristiques de l'empreinte palmaire comprennent les rides et ridules principales, les motifs de crêtes et de vallées, les minuties et même les pores [3] (voir Figure I.2).

Avantages

- Les empreintes palmaires contiennent plus d'information que les empreintes digitales.
- Les empreintes palmaires contiennent des caractéristiques distinctives additionnelles telles que les lignes principales et les ridules.
- En combinant toutes les caractéristiques d'une paume, il est possible d'établir un système robuste de biométrie.

Inconvénients

- Peut-être similaire dans des jumeaux ou dans des membres de la famille.
- Elle n'est pas permanente en termes de changements tels que : le vieillissement naturel .

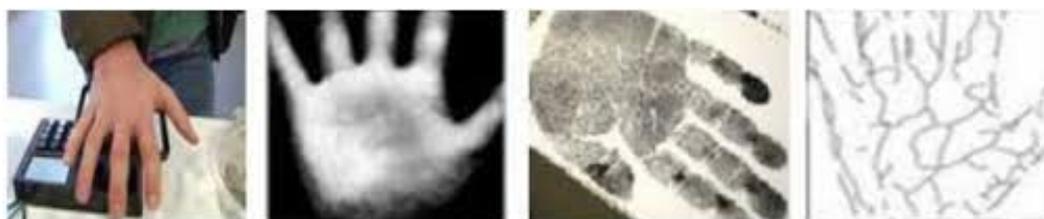


FIGURE I.2 – Système de reconnaissance de l'empreinte palmaire

b) Géométrie de la main

Chaque individu à sa propre forme de la main. On peut l'acquérir en utilisant un scanner spécialisé. La longueur des doigts, leur épaisseur et leur position relative sont des paramètres qui sont extraits de l'image et comparés à ceux existant dans une base de données [4] (voir Figure I.3).

Avantage

- Bonne acceptation des usages et très simple à utiliser.

Inconvénient

- La forme de la main ou des doigts se modifie.

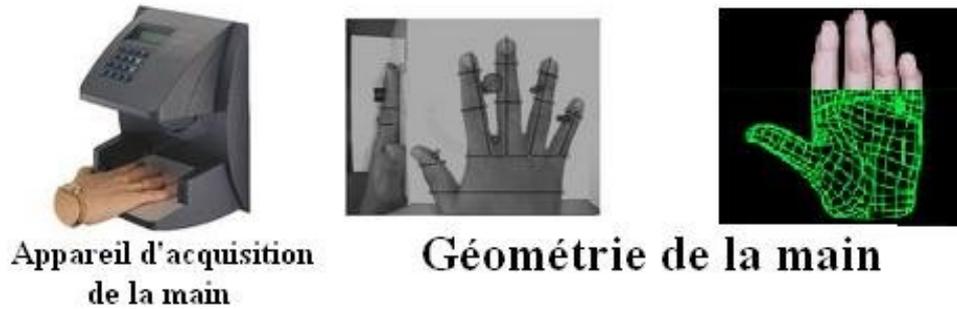


FIGURE I.3 – Système de reconnaissance géométrie de la main

c) Empreintes digitales

Les empreintes digitales constituent la modalité biométrique la plus employée. Un système biométrique utilisant l’empreinte digitale comme moyen d’identification ou de vérification ne procède pas de la même façon, ce n’est pas l’image de l’empreinte digitale qui sert de point de comparaison, mais l’ensemble des données biométriques qui est tiré à partir des minuties de l’empreinte digitale. Les minuties représentent les fins de crêtes, les bifurcations. L’acquisition des données est faite par un capteur électronique de type optique, thermique [2] (voir Figure I.4).

Avantage

- Techniquement est la plus connue du grand publique.

Inconvénient

- Difficulté de lecture, sensibilité aux altérations pouvant survenir au cours de la vie.



FIGURE I.4 – Système de reconnaissance de l’empreinte digitale

d) Iris

L’identification par l’iris utilise plus de paramètres que les autres méthodes d’identification et le résultat est d’une très grande fiabilité [4]. La reconnaissance de l’iris a été développée dans les années 80, elle est donc considérée comme une technologie récente. L’image de l’iris est capturée par un appareil qui contient une caméra infrarouge, lorsque

la personne se place à une courte distance de l'appareil [5] (voir Figure I.5).

Avantages

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

Inconvénient

- La fiabilité diminue proportionnellement en fonction de la distance entre l'œil et la caméra.

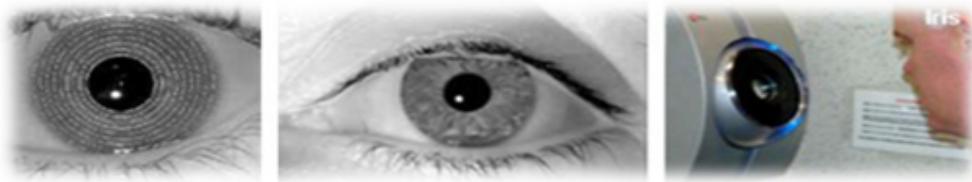


FIGURE I.5 – Système de reconnaissance de l'iris

e) Rétine

Les éléments qui permettent de distinguer deux rétines sont les veines qui les tapissent. La disposition de ces veines est stable et unique d'un individu à l'autre, et les modèles qui en sont issus, héritent de la stabilité de cette disposition. De plus, pour un fraudeur, il est impossible de pouvoir reproduire ce motif. D'où un très haut niveau de sécurité [6] (voir Figure I.6).

Avantage

- Rétine est différente chez les vrais jumeaux.

Inconvénient

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

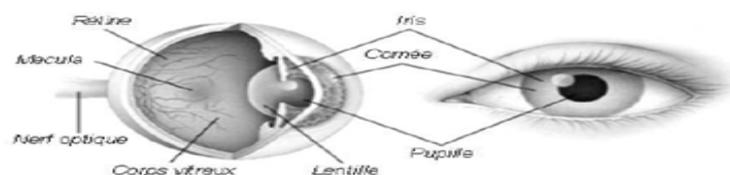


FIGURE I.6 – Image de la rétine

f) Visage

Le visage est la biométrie la plus commune et la plus populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle.

Les caractéristiques jugées significatives pour la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche et le tour du visage, etc. [4]. Le problème de cette méthode vient des possibles perturbations pouvant transformer le visage (maquillage, faible luminosité, d'une barbe ou d'une lunette, changement avec l'âge ...) [7] (voir Figure I.7).

Avantage

- Le facial-scan fait par caméra photo est réputé pour être la technique la plus simple.

Inconvénient

- Technique qui ne permet pas d'identifier des personnes en mouvement.



FIGURE I.7 – Système de reconnaissance de visage

f) Rythme cardiaque

Comme les empreintes digitales, le rythme cardiaque est propre à chaque personne et doit donc permettre de l'identifier. En effet, des chercheurs ont découvert que le rythme cardiaque, et plus précisément la forme des pics d'un électrocardiogramme, sont propres à chaque individu. Une chercheuse a mis au point un capteur cardiaque, HeartID, identifiant en 1, 2 secondes et qui peut être intégré dans tout type d'appareil électronique pour servir de système d'authentification biométrique [2] (voir Figure I.8).



FIGURE I.8 – Système de reconnaissance de rythme cardiaque

I.3.2 Modalités comportementales

L'identification se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne. On peut citer :

a) Dynamique de la signature

C'est une écriture personnelle d'un individu, la vérification de la signature est basée sur deux modes : Mode statique : la vérification de la signature statique met l'accent sur les formes géométriques. Mode dynamique : il utilise les caractéristiques dynamiques telles que l'accélération, la vitesse et les profils de trajectoire de la signature [9] (voir Figure I.9).

Avantage

- Facile à utiliser et très acceptée par les usagers.

Inconvénient

- Grande possibilité de fraude.



FIGURE I.9 – Système de reconnaissance de la signature

b) Voix (reconnaissance vocale)

La biométrie de la voix traite des données qui proviennent à la fois de facteurs physiologiques dépendants de l'âge, du sexe, de la tonalité, de l'accent et de facteurs comportementaux comme la vitesse et le rythme. C'est la seule technique qui permette à l'heure actuelle de reconnaître une personne à distance et qui est en général bien acceptée par les usagers [4] (voir Figure I.10).

Avantages

- Technique acceptable.
- Utilisation simple.

Inconvénient

- Les caractéristiques comportementales changent avec le temps.



FIGURE I.10 – Système de reconnaissance de la voix

c) Démarche

Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger (vitesse, accélération, mouvements du corps . . .), en analysant des séquences d'images. La démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle et donc très personnelle [2] (voir Figure I.11).

Avantage

- Très acceptable par les individus.

Inconvénient

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



FIGURE I.11 – Système de reconnaissance de la démarche

d) Dynamique de la frappe sur le clavier

Le système est basé sur la dynamique de frappe au clavier, il ne nécessite aucun équipement particulier, chaque ordinateur disposant d'un clavier. Il s'agit d'un dispositif logiciel qui calcule le temps où un doigt effectue une pression sur une touche et le temps où un doigt est dans les airs (entre les frappes) [2] (voir Figure I.12).

Avantages

- Forte acceptation par l'utilisateur.
- Sécurité bien précise.

Inconvénients

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



FIGURE I.12 – Frappe sur le clavier

I.3.3 Modalités biologiques

L'identification s'effectue à partir des éléments biologique particulier pour chaque personnes. On peut citer :

a) Analyse de l'ADN (Support matériel de l'hérédité)

Présent dans les cellules du corps, il est spécifique d'un individu à un autre et permet de l'identifier de manière certaine à partir d'un simple fragment de peau, d'une trace de sang ou d'une goutte de salive. Cependant, ce procédé biométrique fait l'objet de recherche intensive puis qu'il représente la technologie d'identification par excellence avec une marge d'erreur bien en dessous des autres moyens biométriques [8] (voir Figure I.13).

Avantages

- Distinguer les individus avec une grande précision.
- Facilite la détection des délinquants.

Inconvénients

- Lente pour obtenir les résultats.
- Avoir un coût élevé.



FIGURE I.13 – Système de reconnaissance de l'ADN

b) Veines de la main

Prometteuse, cette dernière technique sonde par infrarouge le dessin du réseau de veines soit du doigt soit de la main. Le motif des veines du doigt ou de la paume de la main sert de critère d'authentification des personnes [2] (voir Figure I.14).

Avantages

- Ne nécessite pas de contact.

- Difficile à falsifier.

Inconvénient

- Très coûteuse.

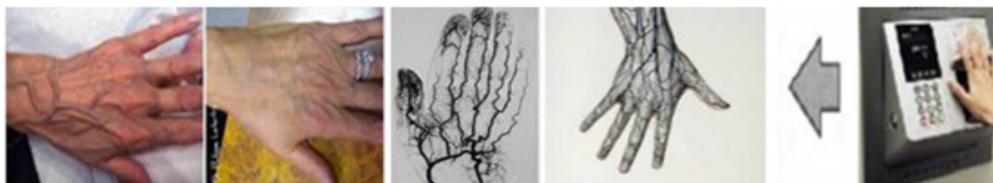


FIGURE I.14 – Système de reconnaissance veines de la main

c) Odeur corporelle

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives [2].

I.4 Critères de validité des différentes modalités

De manière générale, pour qu'une caractéristique biologique, physique, ou comportementale puisse être utilisée comme une modalité biométrique pertinente, elle doit répondre aux critères suivants [10] :

Universalité : elle doit être possédée par tous les individus.

Unicité : elle doit être différente pour chaque individu.

Permanence : elle doit être stable et invariante dans le temps.

Mesurabilité : elle doit être facile à collecter et facilement quantifiable [10], par exemple, il est facile d'enregistrer le son de la voix d'un individu à l'aide d'un microphone, mais il est beaucoup moins facile d'obtenir une image de bonne qualité de la rétine des individus [11].

Performance : elle doit pouvoir assurer de bonnes performances en authentification [10].

Acceptabilité : elle doit pouvoir être acceptée comme modalité biométrique par les usagers en termes de rapidité d'acquisition, d'hygiène, etc.

I.5 Représentation comparative entre les modalités biométriques

Le tableau ci-dessous donne une représentation comparative entre les différentes modalités utilisées dans la biométrie.

TABLEAU I.1 – La comparaison entre les différents modalités biométrique coordonne par ses critères

Modalités Biométriques	<i>universalité</i>	<i>unicité</i>	<i>permanence</i>	<i>mesurabilité</i>	<i>performance</i>	<i>acceptabilité</i>
Palmaire	●●	●●●	●●●	●●	●●●	●●
Empreinte digitale	●●	●●●	●●●	●●	●●●	●●
Géométrie de la main	●●	●●	●●	●●●	●●	●●
Oreille	●●	●●	●●●	●●	●●	●●●
Iris	●●●	●●●	●●●	●●	●●●	●
Rétine	●●●	●●●	●●	●	●●●	●
Visage	●●●	●	●●	●●●	●	●●●
L'odeur corporelle	●●●	●●●	●●●	●	●	●●
La thermographie visage	●●●	●●●	●	●●●	●●	●●●
Veines de la main	●●	●●	●●	●●	●●	●●
ADN	●●●	●●●	●●●	●	●●●	●
La signature	●	●	●	●●●	●	●●●
La voix	●●	●	●	●●	●●	●●●
Démarche	●●	●	●	●●●	●	●●●
Frappe sur le clavier	●	●	●	●●	●	●●

●●● : Haute ●● : Moyenne ● : Faible

I.6 Système biométrique et sa structure générale

Un système biométrique est un système de reconnaissance d'individus qui permet d'identifier une personne sur la base de ses caractères physiologiques ou comportementaux, selon le contexte de l'application.

Un système biométrique peut être considéré comme un système de traitement du signal avec une architecture de reconnaissance de formes. Il capte le signal biométrique, le traite puis extrait un ensemble de caractéristiques représentatives appelées modèle biométrique qui seront ensuite comparées au modèle préalablement stocké sur une base de données [12] (voir Figure I.15).

1-Acquisition

Correspond à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique (ou capteur biométrique) [13]. Cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.

2-Prétraitement

Correspond à la sélection de la région d'intérêt (ROI) pour l'extraction des caractéristiques.

3-Extraction de caractéristiques

Après l'acquisition d'une image, nous réalisons l'extraction des caractéristiques dont le processus d'authentification a besoin. Donc, ce module sert à traiter l'image afin d'extraire uniquement les caractéristiques biométriques, qui peuvent être ensuite utilisées pour reconnaître les personnes [2].

4-Classification (comparaison)

Ce module compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (différence ou distance) entre les deux [2].

5-Décision

Ce module vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s) [2].

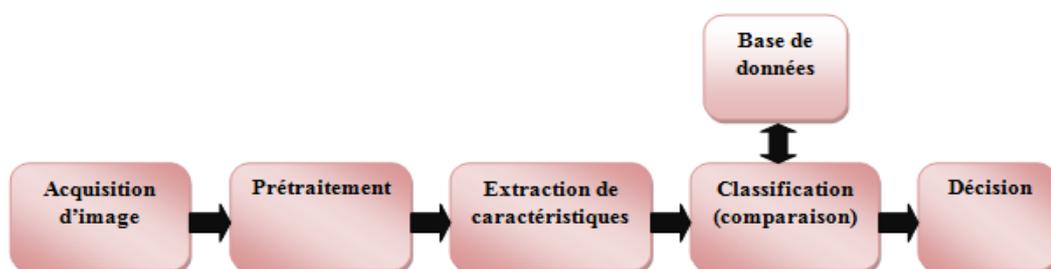


FIGURE I.15 – Structure d'un système biométrique

I.7 Fonctionnement d'un système biométrique

Un système biométrique comporte toujours deux phases de fonctionnement : La phase **d'enrôlement** ou **d'apprentissage** et la phase **de reconnaissance** : La reconnaissance peut être **une vérification** ou **une identification** [13].

I.7.1 Phase d'enrôlement

C'est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs types d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système. Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et enfin stockées dans la base de données (voir Figure I.16).

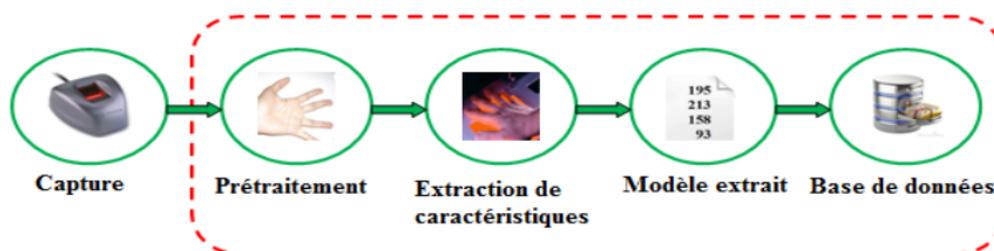


FIGURE I.16 – Mode d'enrôlement

I.7.2 Phase de reconnaissance

Dans cette phase le système peut fonctionner en deux modes : mode de vérification ou mode d'identification.

1-Mode de vérification ou authentification

C'est une comparaison « un à un », dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante : « Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer ? ». Actuellement, la vérification est réalisée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur, ou bien une carte à puce (voir Figure I.17).

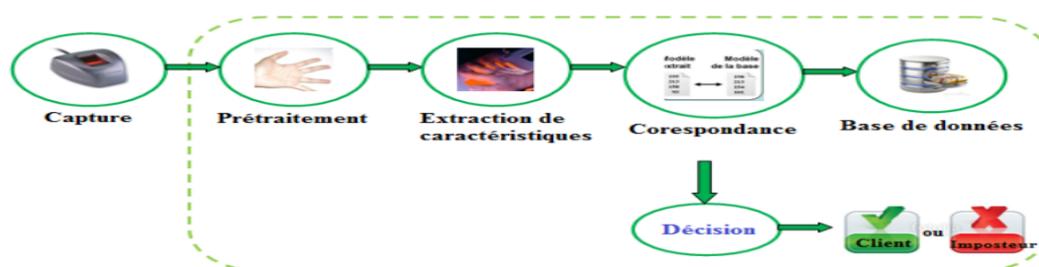


FIGURE I.17 – Mode de vérification

2-Mode d'identification

C'est une comparaison « un à N », dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions du type : « Qui suis-je ? » (voir Figure I.18).

Il existe deux types d'identification :

a-Identification de l'ensemble ouvert (Open Set) : que l'échantillon représenté dans le système de reconnaissance biométrique soit déroulé dans sa base de données ou non, il appartiendra au système de reconnaître ou de rejeter le modèle biométrique. C'est l'opposé de l'identification de l'ensemble fermé [14].

b-Identification de l'ensemble fermé (Closed Set) : quant à ce cas, l'échantillon biométrique présenté au système de reconnaissance est sûr d'être inscrit dans sa base de données ; fondamentalement, il n'y aura pas de rejet à moins que la qualité du trait biométrique en entrée ne soit trop faible pour être traitée [14].

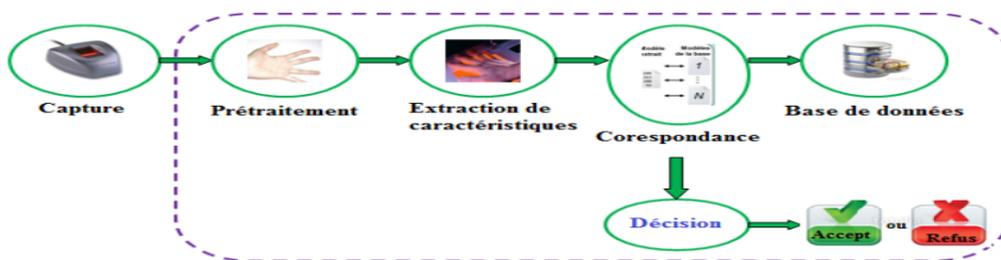


FIGURE I.18 – Mode d'identification

I.8 Performances d'un système biométrique

Deux erreurs sont possibles dans la décision de vérification : une fausse acceptation quand un imposteur est accepté et un faux rejet quand un client est rejeté alors qu'il ne le devrait pas. A partir de ces deux erreurs, on peut définir les taux d'erreurs suivants [10] :

I.8.1 Taux de fausse acceptation [False Acceptance Rate (FAR)]

C'est la probabilité qu'un imposteur soit considéré comme client. Il est égal au nombre de fausses acceptations (FA) divisé par le nombre d'imposteur (N) dans la base :

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

I.8.2 Taux de faux rejet [False Rejection Rate (FRR)]

C'est la probabilité qu'un client soit considéré comme imposteur. Il est égal au nombre de faux rejets (FR) divisé par le nombre de clients (N) dans la base :

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

I.8.3 Taux d'égale erreur [Equal Error Rate (EER)]

Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations (voir Figure I.19).

$$ERR = \frac{\text{Nombre de fausses acceptations}(FA) + \text{Nombre de faux rejets}(FR)}{\text{le nombre total d'accès}} \quad (\text{I.3})$$

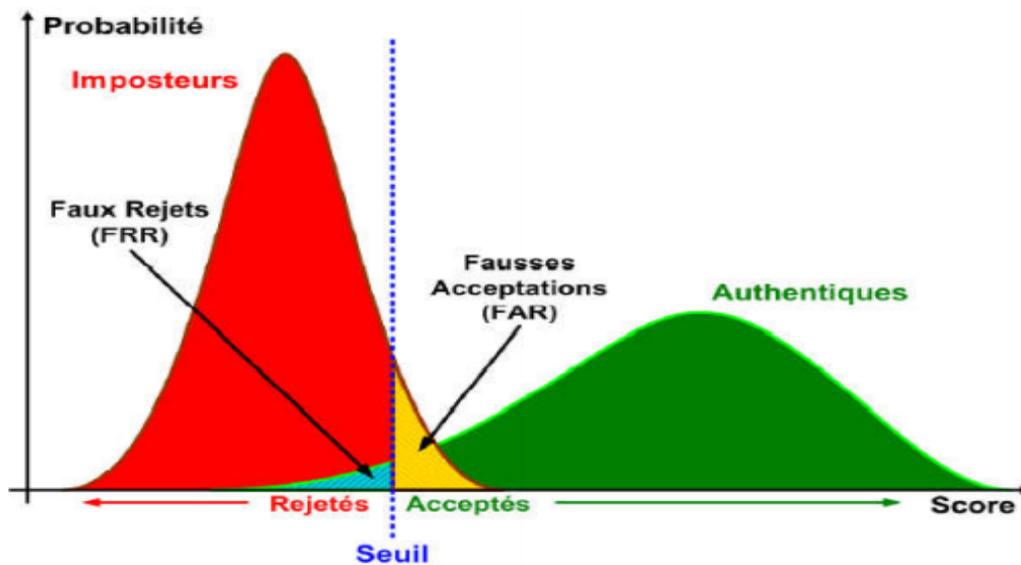


FIGURE I.19 – Illustration du FRR et du FAR

I.8.4 Courbes de performance

Il existe deux courbes par lesquelles on peut connaître la performance du système biométrique, la première s'appelle ROC (Receiver Operating Characteristic) et la seconde CMC (Cumulative Match Curve). On peut les définir comme suivant :

a-Courbe ROC

Lorsque le système opère en mode authentification, on utilise ce que l'on appelle une courbe ROC. Elle trace le taux de faux rejets en fonction du taux de fausses acceptations, plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé [15] (voir Figure I.20).

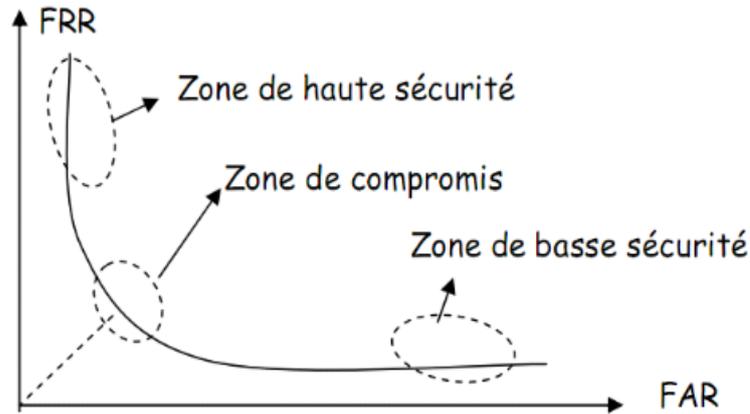


FIGURE I.20 – Courbe ROC

b-Courbe CMC

La courbe CMC donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lors qu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lors qu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible [16] (voir Figure I.21).

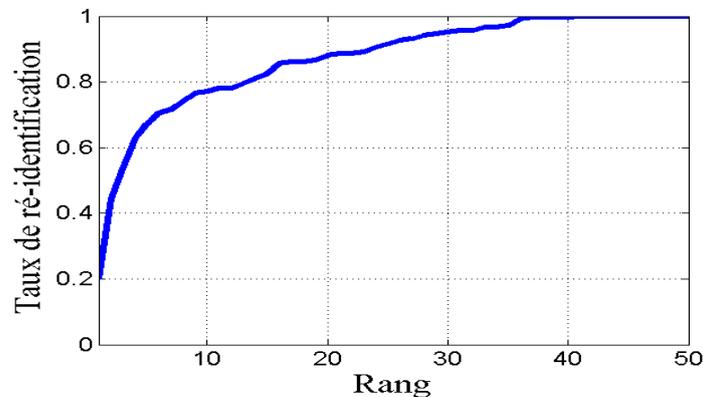


FIGURE I.21 – Courbe CMC

I.9 Types de systèmes biométriques

La multitude des caractères biométriques de l'être humain a donné naissance à plusieurs systèmes d'authentification, chacun repose sur un caractère morphologique ou comportemental, parmi ces systèmes il y a ceux qui ont prouvé leur fiabilité et leurs cours d'évolution [17].

I.9.1 Monomodalité

La biométrie monomodale est une technologie d'authentification de personnes se basant sur une seule modalité biométrique. Avant de procéder à proposer un système biométrique, il est nécessaire de choisir la modalité la plus appropriée à l'application.

I.9.2 Multimodalité

Bien que les techniques de reconnaissance biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut garantir actuellement un excellent taux de reconnaissance avec des systèmes biométriques unimodaux, basés sur une unique signature biométrique. De plus, ces systèmes sont souvent affectés par les problèmes suivants [2] :

- Bruit introduit par le capteur.
- Non-universalité.
- Manque d'individualité.
- Manque de représentation invariante.
- Sensibilité aux attaques.

Ainsi, à cause de tous ces problèmes pratiques, les taux d'erreur associés à des systèmes biométriques unimodaux sont relativement élevés, ce qui les rend inacceptables pour un déploiement d'applications critiques de sécurité. Pour pallier à ces inconvénients, une solution est l'utilisation de plusieurs modalités biométriques au sein d'un même système, on parle alors de système biométrique multimodal [2].

La multimodalité peut se définir comme l'association de différentes technologies biométriques en vue **d'améliorer la précision** ou **les résultats** du système. Elle peut être sous différentes formes (voir Figure I.22).

a-Capteurs multiples (multiples sensors) : une seule modalité biométrique est acquise en utilisant un certain nombre de capteurs [18].

b-Algorithmes multiples (multiple algorithms) : une seule entrée biométrique est traitée avec différents algorithmes d'extraction de caractéristiques afin de créer des

modèles avec différents contenus d'informations [18].

c-Instances multiples (multiple instances) : systèmes à instances multiples, ces systèmes utilisent plusieurs instances du même trait corporel et ont également été appelés systèmes à unités multiples dans la littérature [18].

d-Echantillons multiples (multiple Samples) : dans ce type, un même capteur est utilisé pour obtenir plusieurs représentations complémentaires d'une seule modalité biométrique [19].

e-Modalités multiple (multiple modalities) : c'est la combinaison de plusieurs modalités biométriques d'une même personne pour améliorer la performance d'un système. Ces types de système nécessitent différents capteurs. [19].

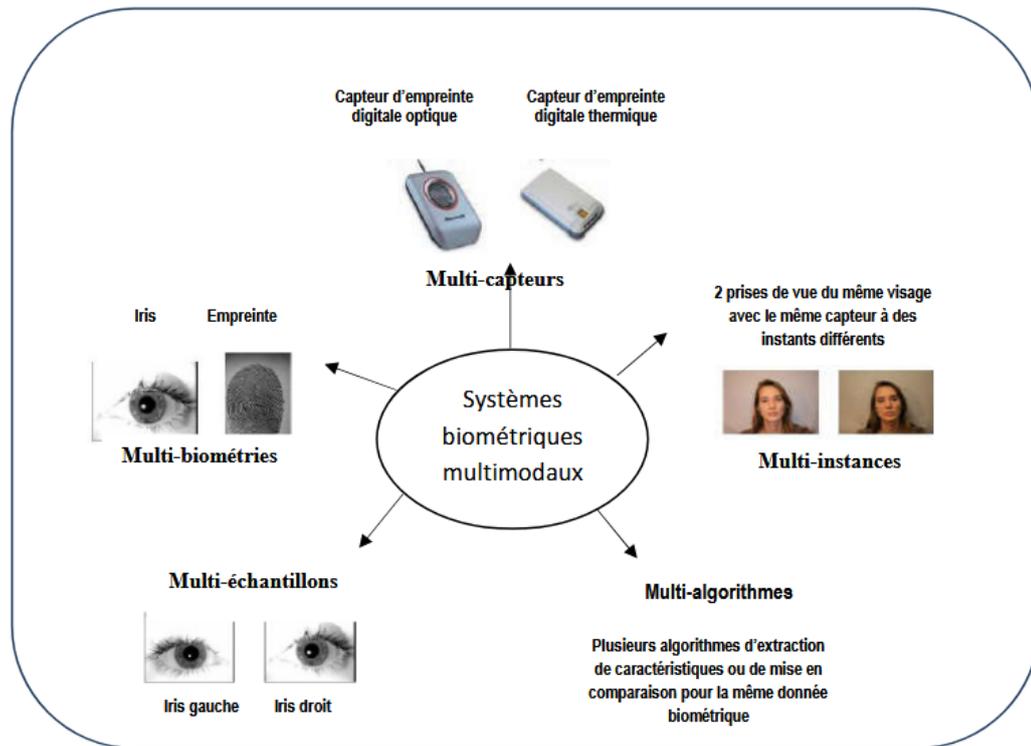


FIGURE I.22 – Multiples sources d'information dans un système biométrique multimodal.

Dans un système biométrique multimodale, l'acquisition et le traitement peuvent se faire successivement, on parle alors d'architecture en série, ou simultanément, on parle alors d'architecture en parallèle. Donc, on parle sur la technologie de fusion, (voir Figures I.23, I.24).

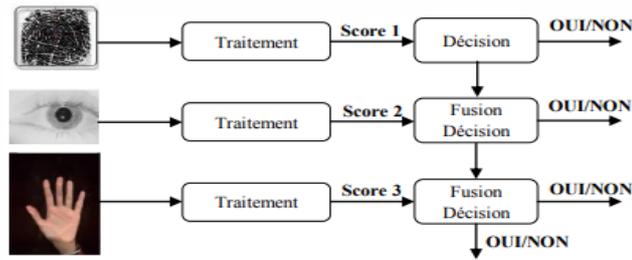


FIGURE I.23 – Fusion en série

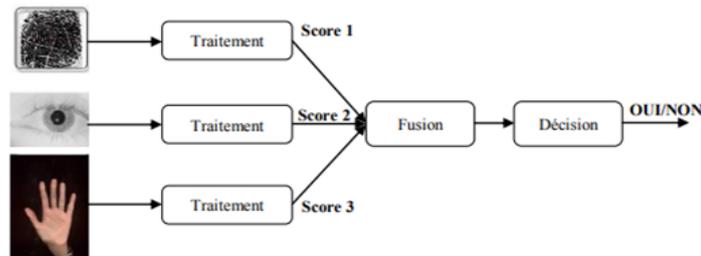


FIGURE I.24 – Fusion en parallèle

I.9.3 Différents niveaux de fusion

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents : au niveau des données, au niveau des caractéristiques extraites, au niveau des scores ou au niveau des décisions, ces quatre niveaux de fusion peuvent être classés en deux sous-ensembles (voir Figure I.25).

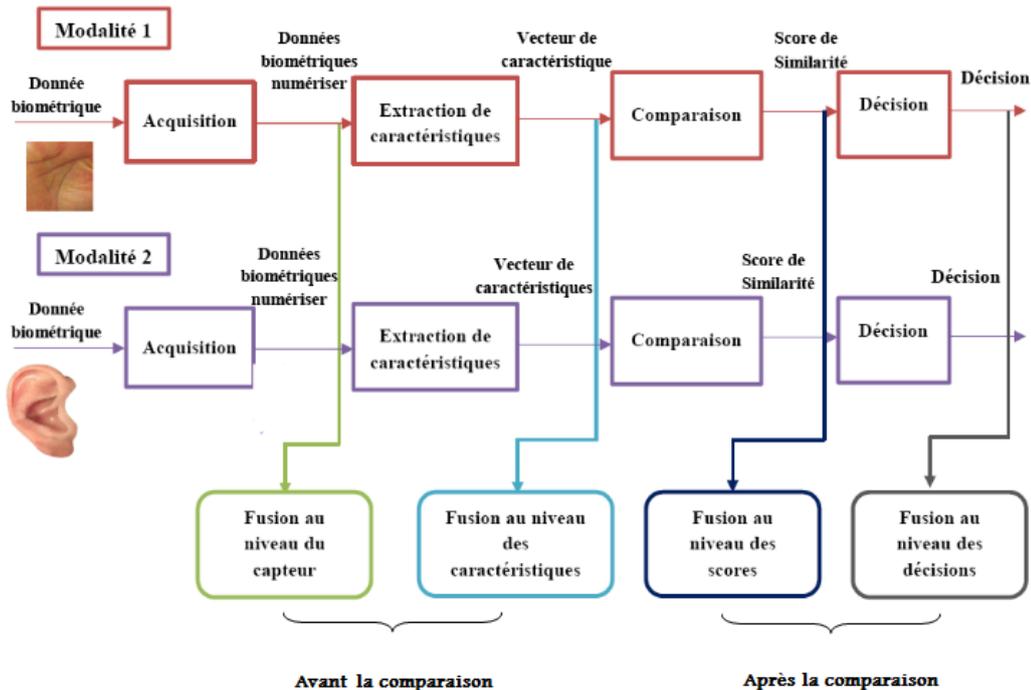


FIGURE I.25 – Différents niveaux de fusion [6]

a-Fusion au niveau capteur (au niveau données)

La fusion au niveau capteur peut se faire uniquement si les diverses captures sont des instances du même trait biométrique obtenu à partir de plusieurs capteurs compatibles entre eux ou plusieurs instances du même trait biométrique obtenu à partir d'un seul capteur.

b-Fusion au niveau caractéristiques

La fusion au niveau caractéristiques consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques obtenus à partir de l'une des sources suivantes : plusieurs capteurs du même trait biométrique, plusieurs instances du même trait biométrique, plusieurs unités du même trait biométrique ou encore plusieurs traits biométriques [6].

c-Fusion au niveau score

Le fait de fusionner plusieurs mesures de similitude pour pouvoir produire une décision finale, s'appelle fusion au niveau des scores. Par exemple, nous pouvons avoir des mesures de distance ou de dissimilarité pour lesquelles une plus petite distance indique une meilleure correspondance. Néanmoins, les sorties des classifieurs doivent être sur la même échelle de valeurs [6].

d-Fusion au niveau décision

L'intégration d'information au niveau décision, peut être mis en place lorsque chaque matcher biométrique décide individuellement de la meilleure correspondance possible selon l'entrée qui lui est présentée. En effet, chaque système fournit une décision binaire sous la forme OUI ou NON que l'on puisse représenter par 0 et 1, et le système de fusion de décisions consiste à prendre une décision finale en fonction de cette série de 0 et de 1 [6].

I.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les concepts des systèmes biométriques, leurs architectures et leurs différentes applications. Nous avons constaté que les performances des systèmes biométriques dépendent des plusieurs facteurs et qu'elles varient d'un système à un autre. Les systèmes biométriques possèdent des avantages mais aussi des inconvénients acceptables ou inacceptables suivant les applications. Ces systèmes n'offrent pas les mêmes niveaux de sécurité ni les mêmes facilités d'emploi ou encore pas la même précision.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier la reconnaissance biométrique basée sur l'apprentissage profond et les réseaux de neurones convolutionnels (CNN).

Apprentissage profond et apprentissage par transfert

II.1 Introduction	25
II.2 Apprentissage profond (Deep Learning)	27
II.3 Apprentissage par transfert	34
II.4 Conclusion	36

II.1 Introduction

L'intelligence artificielle (en anglais artificial intelligence) est une discipline scientifique recherchant des méthodes de solution de problèmes à forte complexité logique ou algorithmique. L'apprentissage automatique (en anglais machine learning) champ d'étude de l'intelligence artificielle. Par conséquent, l'apprentissage profond (en anglais deep learning) est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données grâce à des architectures articulées de différentes transformations non linéaires.

Dans ce chapitre, nous allons présenter tout d'abord les notions en relation avec l'apprentissage profond puis le réseau de neurone convolutif (CNN) et enfin une petite généralité sur l'apprentissage par transfert ce qui est une partie importante de l'apprentissage automatique.

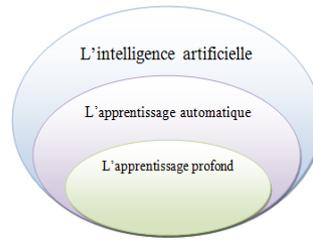


FIGURE II.1 – La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

Pourquoi l'apprentissage profond ?

La plupart des algorithmes de l'apprentissage automatique (machine learning) fonctionnent bien pour une grande variété de problèmes. Cependant ils ont échoué à résoudre quelques problèmes majeurs de l'intelligence artificielle telle que la reconnaissance vocale et la reconnaissance d'objets. Le développement de l'apprentissage profond fut motivé en partie par l'échec des algorithmes traditionnels dans de telle tâche de l'intelligence artificielle [20].

Une des grandes différences entre l'apprentissage profond et les algorithmes de l'apprentissage automatique traditionnelles c'est qu'il s'adapte bien, plus la quantité de données fournie est grande plus les performances d'un algorithme de l'intelligence artificielle sont meilleures [20] et en plus de ça l'apprentissage automatique commence par l'extraction manuelle des fonctionnalités pertinentes à partir des images. Les fonctionnalités sont ensuite utilisées pour créer un modèle qui classe les objets dans l'image. Avec l'apprentissage profond, les fonctionnalités pertinentes sont automatiquement extraites des images. En outre, l'apprentissage profond effectue un « apprentissage de bout en bout ». Où un réseau reçoit des données brutes et une tâche à effectuer, comme la classification, et apprend à le faire automatiquement.

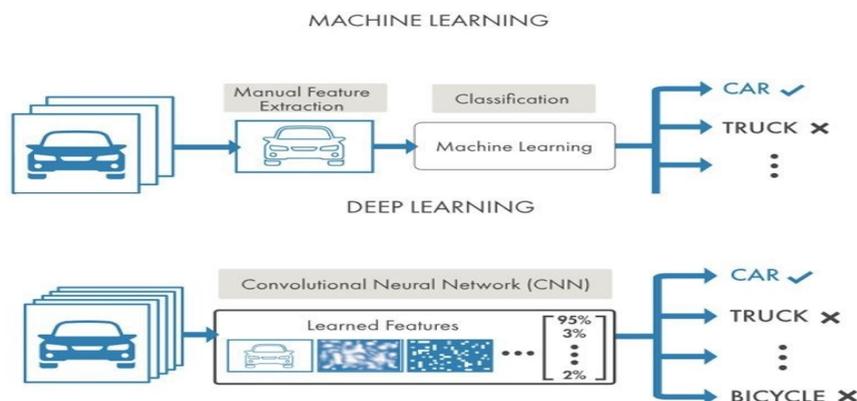


FIGURE II.2 – La différence entre l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

II.2 Apprentissage profond (Deep Learning)

Aujourd'hui la plupart des recherches scientifiques sont liées à l'apprentissage automatique, qui contient de nombreuses méthodes. Dans la section suivante Nous apprendrons l'un des ses méthodes c'est l'apprentissage profond.

II.2.1 Définition

L'apprentissage profond est une classe de technique d'apprentissage automatique qui exploitent de nombreuses couches de traitement d'information non-linéaire pour une extraction et des transformations des fonctionnalités supervisées ou non supervisées ainsi que pour l'analyse et la classification des modèles [21], qui a été introduit dans le but de rapprocher l'apprentissage automatique de son objectif principal : l'intelligence artificielle. Il concerne les algorithmes inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau [20].

II.2.2 Architectures de l'apprentissage profond

Il existe un grand nombre de variantes d'architectures profondes. La plupart d'entre elles sont dérivées de certaines architectures parentales originales. Il n'est pas toujours possible de comparer les performances de toutes les architectures, car elles ne sont pas toutes évaluées sur les mêmes ensembles de données. L'apprentissage profond est un domaine à croissance rapide, et de nouvelles architectures, variantes ou algorithmes apparaissent tout le temps [22].

II.2.3 Application de l'apprentissage profond

L'apprentissage profond est utilisé dans de nombreux domaines [23] :

- Reconnaissance d'image.
- La reconnaissance faciale.
- Le traitement automatique de langage naturel.
- Voitures autonomes.
- Recherche vocale et assistants à commande vocale.
- La détection du cancer du cerveau.

II.2.4 Les réseaux de neurones artificiels

Pratiquement tous les algorithmes de l'apprentissage profond sont des réseaux neuronaux [24]. Les réseaux neuronaux, aussi appelés RNA (Réseaux de Neurones Artificiels), nés il y a environ une cinquantaine d'années, sont toujours en cours de développement. Cet axe de recherche a tiré l'attention de beaucoup de chercheurs de différentes disciplines. Les réseaux neuronaux sont des modèles de traitement de l'information qui simulent le fonctionnement d'un système nerveux biologique. C'est similaire à la façon dont le cerveau manipule l'information au niveau du fonctionnement. Tous les réseaux neuronaux sont constitués de neurones inter connectés qui sont organisés en couches [24].

Le neurone : Ce qui forme les réseaux de neurones, ce sont les neurones artificiels inspirés du vrai neurone qui existe dans notre cerveau. Les deux figures suivantes montrent une représentation d'un neurone réel (voir Figure II.3) et neurone artificiel (voir Figure II.4).

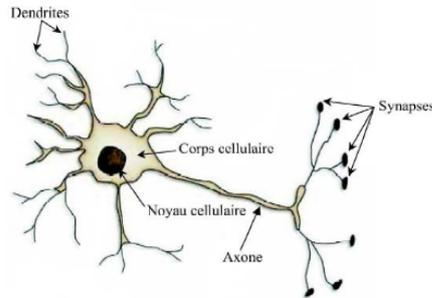


FIGURE II.3 – Représentation schématique d'un neurone réel (biologique)

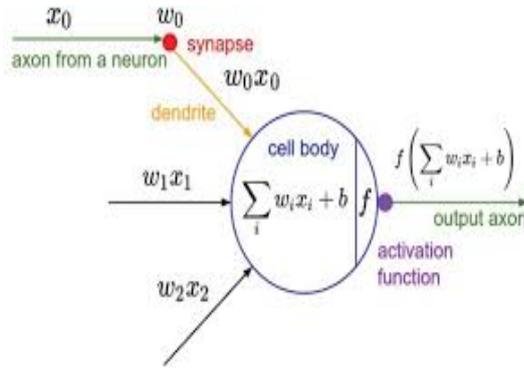


FIGURE II.4 – Représentation schématique d'un neurone artificiel (mathématique)

Les X_i sont des valeurs numériques qui représentent soit les données soit les valeurs sorties d'autres neurones. Les poids w_i sont des valeurs numériques qui représentent soit la valeur de puissance des entrées soit la valeur de puissance des connexions entre les neurones. Il existe des opérations qui se passent au niveau du neurone artificiel fera un produit entre le poids (w) et la valeur d'entrée (x), puis ajouter un biais (b), le résultat est transmis à une fonction d'activation (f) qui ajoutera une certaine non-linéarité.

II.2.5 Réseau de neurones convolutif (CNN)

Prenons un exemple simple, imaginons qu'en entrée de notre réseau neurone, nous avons une image quelconque de 512 pixels de côté. Cette image comporte donc 262.144 pixels (512×512). Imaginons maintenant que nous n'avions jamais entendu parler de CNN et que nous utilisons donc un réseau de neurone classique. Ce réseau, par exemple présente sur sa première couche cachée 512 neurones. Cela a pour conséquences que sur la première couche cachée uniquement nous avons plus de 13 millions de poids à calculer

(262144×512). Ce n'est pas envisageable.

Le CNN et en particulier sa partie convolutive permet de pallier ce problème. Cela va grandement diminuer le nombre de poids à calculer dans le modèle (réduire la dimension de la carte de caractéristiques que l'on obtient après la convolution).

En plus de ça, le CNN peut exploiter des autres idées comme :

- Connectivité locale.
- Partage des paramètres.

a- Définition de CNN

Un réseau de neurone convolutif (CNN) est un modèle d'apprentissage profond supervisé utilisé pour effectuer la classification. L'architecture CNN est inspirée de l'arrangement des neurones dans le cortex visuel des animaux [25]. Les CNN sont utilisés pour apprendre une représentation efficace des caractéristiques pour un ensemble d'images donné en effectuant une convolution spatiale sur une entrée bidimensionnelle suivie d'un regroupement pour assurer l'invariance translationnelle. Au cours de chaque passage direct d'un réseau de neurone convolutif donné, le modèle apprend des filtres ou des noyaux, qui sont utilisés pour effectuer la convolution. Les CNN profonds sont de nature hiérarchique, c'est-à-dire qu'ils apprennent des caractéristiques de bas niveau dans les couches peu profondes, telles que les bords, qui sont combinées pour apprendre des niveaux d'abstraction plus élevés dans les couches plus profondes du réseau [26].

b- Architecture de CNN

Le CNN est composé de plusieurs types de couches différents, chacun effectuant une fonction spécifique : couche de convolution, couche de correction, couche d'union/de regroupement pour l'extraction des caractéristiques et finalement la couche entièrement connectée pour effectuer la classification (voir Figure II.5).

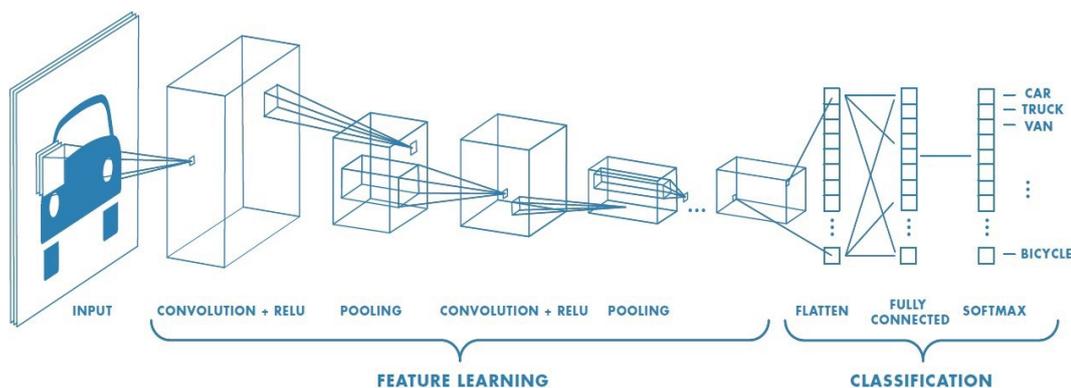


FIGURE II.5 – L'architecture de CNN

b-1 Couche de convolution (Conv)

C'est la brique de base des CNN. Cette couche est utilisée pour extraire les caractéristiques fondamentales de l'image d'entrée [27]. Le vecteur caractéristique obtenu après la convolution d'une image avec un filtre est appelé carte de caractéristiques. Le nombre de ces cartes (feature map) obtenues est égal au nombre de filtres utilisées. Cette opération code les détails fins ainsi que les informations spatiales de l'entrée dans les cartes de caractéristique. Étant donné une image d'entrée de taille $n \times n \times d$, ($d = \text{Channel}$), la couche convolutionnelle du modèle apprend "m" noyaux (kernels) de taille $k \times k$, avec un pas (stride) S, (voir Figure II.6). Ainsi la sortie de la couche de données a la dimension suivante [26] :

$$\text{Output Size} = (n-k)/S + 1$$

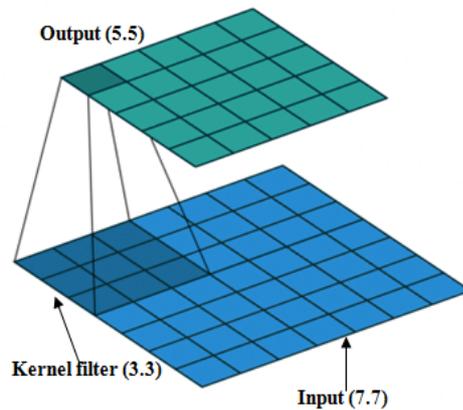
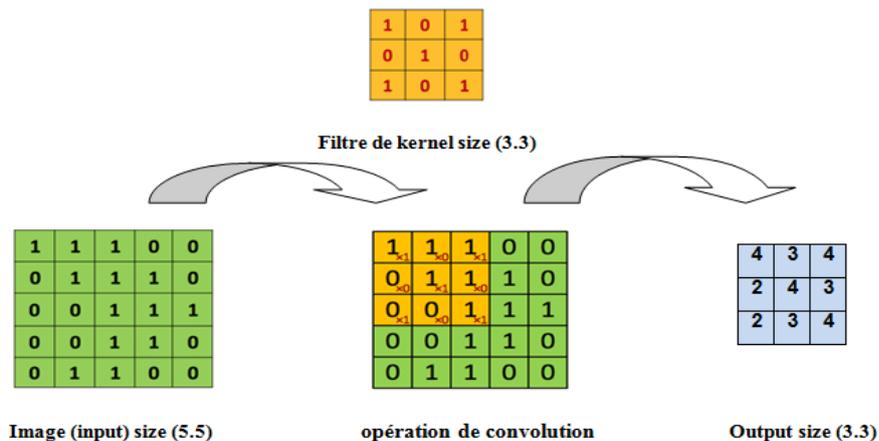


FIGURE II.6 – L'opération de convolution

Exemple



Pratiquement le CNN apprend les valeurs des filtres lui mêmes pendant la phase d'apprentissage (cependant nous devons déterminer certains paramètres comme par exemple : le nombre du filtre, la taille du filtre n), plus le nombre de filtres augmente, le nombre des propriétés extraites augmentes.

Après l'opération de convolution il faut déterminer trois(03) facteurs essentiels

- **Profondeur (Depth)**

le profondeur dépend au nombre de filtre utilisé et au niveau de couche de convolution, (voir Figure II.7).

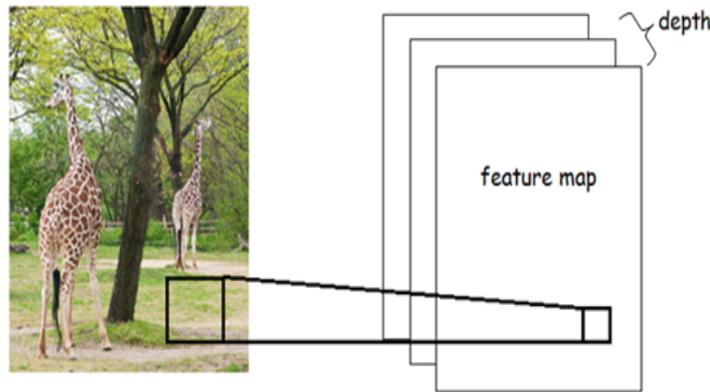


FIGURE II.7 – Opération de convolution nombre de filtres 3, donc le profondeur (depth) est 3

- **Pas (Stride(S))**

Le pas de défilement (stride) est le nombre de pixel que nous utiliserons lors de passage de la matrice de filtre sur la matrice de l'image d'entrée (input).

- **La marge à zéro (Zero-padding)**

Parfois nous pouvons être associés des zéros autour de la matrice d'entrée pour appliquer le filtre par cette partie, l'objectif est de permettre de contrôler la taille de carte de caractéristiques « feature map ».

b-2- Couches de correction (RELU)

Un processus supplémentaire appelé RELU (Rectified Linear Unit) est une fonction d'activation non linéaire est utilisé après chaque opération de convolution pour introduire la non linéarité dans le réseau pour apprendre plus de fonctionnalités. On utilise cette fonction comme un solution pour le problème du vanishing gradient. Actuellement, c'est la plus populaire pour les réseaux de neurones convolutif (CNN) leur sortie comme suit :

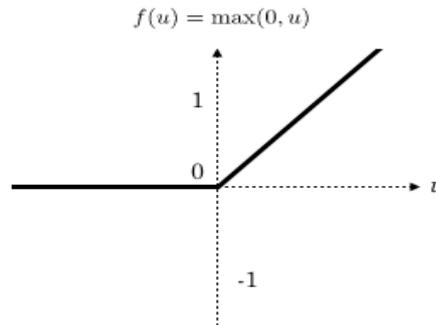


FIGURE II.8 – Fonction d'activation RELU

RELU est un processus qui survient au niveau de chaque pixel où il remplace toutes les valeurs négatives par zéro (0) et garder les valeurs positives, la figure suivante montre comment les entrées sont effectuées après cette opération (voir Figure II.9).

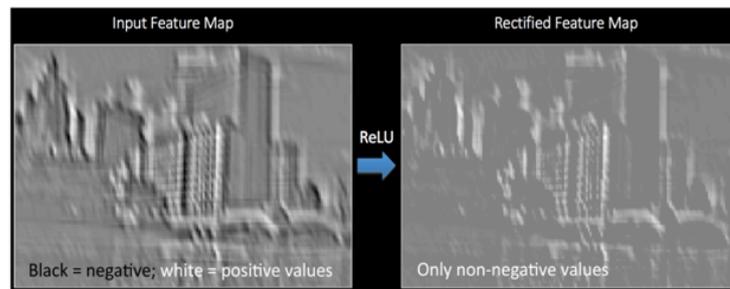


FIGURE II.9 – Exemple sur l'application de la fonction RELU

Il y'a plusieurs fonctions non linéaires comme **Tanh** et **Sigmoid** mais dans la plupart des cas le RELU plus rapide et plus efficace.

b-3 Couche d'union/de regroupement (Pooling layer)

Elle fait partie des couches standards des CNN parce qu'elle permet de réduire progressivement la taille des représentations afin de réduire la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau, en plus elle est utile lorsqu'on préfère de savoir si une caractéristique

est présente plutôt que la région de sa présence [27]. L'objectif principal de cette couche est de réduire la dimensionnalité des cartes de caractéristiques. Il existe plusieurs types de couches d'union : par maximum $y = \max$ (entrées), par moyenne $y = \text{moy}$ (entrées) ... etc. (en anglais Max pooling et Averagepooling successivement). Mais dans de nombreux cas Max Pooling est plus performant [28] (voir Figure II.10).

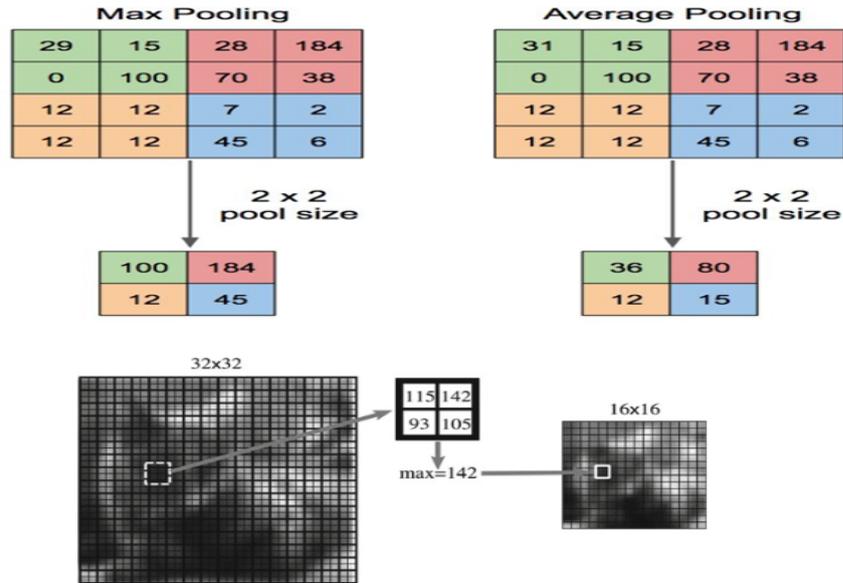


FIGURE II.10 – La couche d'union réduit séparément la dimensionnalité de chaque carte de caractéristiques

b-4 Couche entièrement connectée (Fully-connected layer (FC))

Cette couche est un réseau neuronal artificiel traditionnel (ANN) qui utilise la fonction d'activation « Softmax » dans la couche de sortie (on peut utiliser une autre fonction comme SVM « Support Vector Machine ») ses neurones connectent avec toutes les sorties de la couche précédente afin de produire un vecteur de caractéristiques compact représentant l'image d'entrée.

L'objectif de cette couche consiste à utiliser les caractéristiques extraites après la convolution et le regroupement pour classifier l'image d'entrée dans diverses classes basées sur la formation des données après les convertir aux vecteurs.

Softmax

Le rôle de cette fonction est de convertir les valeurs d'un vecteur (aléatoire) à des probabilités, la somme de ces possibilités est égale à un (voir Figure II.11).

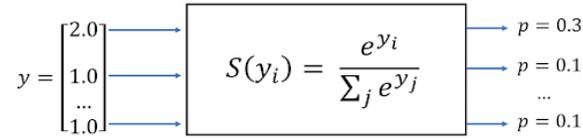


FIGURE II.11 – La fonction softmax

II.3 Apprentissage par transfert

Nous trouvons également l'apprentissage par transfert qui relève des domaines de l'apprentissage automatique. Nous abordons d'abord quelques concepts de base de l'apprentissage par transfert puis nous apprenons à connaître certains de ses types.

II.3.1 Définition

L'apprentissage par transfert est une méthode d'apprentissage automatique dans laquelle un modèle développé pour une tâche est réutilisé comme point de départ pour un modèle sur une deuxième tâche. Qu'il consiste à utiliser des modèles préformés (pre-trained).

Ces modèles agissent comme un extracteur de caractéristiques, les poids (weights) de toutes les couches du réseau restent les mêmes, mais la dernière couche du réseau est supprimée et remplacée par votre propre classificateur. Enfin, nous pouvons former le réseau facilement pour l'utiliser dans une autre tâche.

L'apprentissage par transfert implique les concepts d'un domaine ,d'une tâche et d'une base de données.

Un domaine D [29] se compose d'un espace de caractéristiques X et d'une distribution de probabilité marginale $P(X)$ sur l'espace de caractéristiques, où $X = x_1, \dots, x_n \in X$.

Étant donné un domaine spécifique, **une tâche** [29] est $T = \{Y, F(x)\}$ où y est un espace d'étiquette et $f(x)$ est une fonction prédictive, la distribution conditionnelle de $P(y | X)$, $y \in Y$.

Une base de données [30] est défini comme $S = \{X, P(x), Y, f(x)\}$ un base de données d'un domaine spécifique avec une tâche spécifique.

Et selon ces définitions Pan et Yang sont définies l'apprentissage par transfert comme suivant [29] :

Étant donné un domaine source (source domain) D_S et une tâche d'apprentissage T_S (learning task), un domaine cible (target domain) D_T et une tâche d'apprentissage

(learning task) T_T , l'apprentissage par transfert améliore la fonction prédictive cible $f_T(\cdot)$ dans un domaine cible D_T et la tâche d'apprentissage T_S , où $D_S \neq D_T$ ou $T_S \neq T_T$.

II.3.2 Motivation (objectif)

La motivation pour l'apprentissage par transfert utilisé pour l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond est basée sur le fait que les gens peuvent appliquer intelligemment les connaissances acquises précédemment pour une tâche ou un domaine différent qui peuvent être utilisés pour résoudre de nouveaux problèmes plus rapidement ou avec de meilleures solutions.

L'apprentissage par transfert : comme nous l'avons vu jusqu'à présent, est la capacité d'utiliser les connaissances existantes de l'apprenant source dans la tâche cible. Pendant le processus d'apprentissage par transfert, il faut répondre aux trois questions importantes suivantes : (1) Quoi transférer, (2) Comment transférer, (3) Quand transférer.

- **Quoi transférer**

C'est la première étape et la plus importante de l'ensemble du processus. Nous essayons de chercher des réponses sur quelle partie des connaissances peut être transférée de la source à la cible afin d'améliorer les performances de la tâche cible. Après avoir découvert quelles connaissances peuvent être transférées, des algorithmes d'apprentissage doivent être développés pour transférer les connaissances, ce qui correspond à la question du «**comment transférer**» [29].

- **Quand transférer**

Demande dans quelles situations, les transferts de compétences doivent être effectués. De même, nous souhaitons savoir dans quelles situations, les connaissances ne doivent pas être transférées. Il peut y avoir des scénarios où le transfert de connaissances pour le plaisir peut aggraver les choses plutôt que d'amélioration (également appelé transfert négatif). Donc, il faut faire attention quand transférer et quand ne pas le faire [29].

II.3.3 Différents types de l'apprentissage par transfert

Comme nous avons vu que l'apprentissage par transfert a été concerné par un ensemble des notions par exemple : domaine cible, tâche cible...etc. À travers ces notions on peut distinguer trois types de l'apprentissage par transfert lesquelles :

II.3.3.1 Apprentissage par transfert inductif

Où les domaines source et cible sont identiques, mais les tâches source et cible sont différentes l'une de l'autre. Les algorithmes tentent d'utiliser les biais inductifs du domaine source pour aider à améliorer la tâche cible [31].

II.3.3.2 Apprentissage de transfert non supervisé

Ce paramètre est similaire au transfert inductif lui-même, avec un accent sur les tâches non supervisées dans le domaine cible. Les domaines source et cible sont similaires, mais les tâches sont différentes. Dans ce scénario, les données étiquetées ne sont disponibles dans aucun des domaines [31].

II.3.3.3 Apprentissage par transfert transductif

Dans ce type il existe des similitudes entre les tâches source et cible, mais les domaines correspondants sont différents. Dans ce paramètre, le domaine source a beaucoup de données étiquetées, tandis que le domaine cible n'en a pas. Cela peut être classé en sous-catégories, en se référant aux paramètres où les espaces caractéristiques sont différents ou les probabilités marginales [31].

II.3.4 Applications de l'apprentissage par transfert

Parmi les applications de l'apprentissage par transfert on trouve [31] :

- L'apprentissage par transfert pour l'audio / la parole.
- L'apprentissage par transfert pour la vision par ordinateur.

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté les notions importantes qui sont en relation avec l'apprentissage profond (définition, fonctionnement ... etc). Aussi une vision générale sur la méthode choisie dans notre travail de recherche qui est le CNN et quelques notions sur l'apprentissage par transfert.

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

III.1 Introduction	37
III.2 Définition de l’empreinte palmaire	37
III.3 Base de données de l’empreinte palmaire utilisée	38
III.4 Architecture du système d’identification utilisé	41
III.5 Environnement du travail	42
III.6 Expérimentations et résultats	42
III.7 Conclusion	54

III.1 Introduction

L’étude expérimentale de ce projet est basée sur la reconnaissance des personnes par leurs empreintes palmaires, en utilisant l’apprentissage par transfert appliqué sur la base de données PolyU, qui contient les images de 2 dimensions (2D) et les informations de profondeur 3 dimensions (3D). Nous avons essayé de créer tout d’abord un système d’identification biométrique unimodal, et par la suite on a appliqué ce que l’on appelle « la sélection des caractéristiques », à la fin nous avons fait une fusion de score pour obtenir d’un système d’identification multimodal.

III.2 Définition de l’empreinte palmaire

Introduit par David Zhang et Shu (chercheurs et professeurs à l’université polytechnique de Hong Kong) en 1996 pour résoudre les problèmes liés à : (1) la non visibilité d’une empreinte numérique, ou bien (2) le coût élevé des appareils de capture des images de l’iris et de la rétine, ou encore (3) les faibles taux de reconnaissance des autres modalités

biométriques [32].

Comparé à d'autres caractéristiques biologiques, l'empreinte palmaire présente de nombreux avantages uniques, et l'empreinte palmaire de chaque personne a des caractéristiques différentes. Elle combine la texture et les traits de la paume, et ces caractéristiques ne changent pas avec le temps. En comparaison, l'empreinte palmaire collectée est plus facile à obtenir des informations personnelles riches en raison de sa plus grande surface que l'empreinte digitale. Par conséquent, l'empreinte palmaire attire de plus en plus l'attention des chercheurs en raison de ses avantages [33].

L'empreinte palmaire est une surface très grande et interne dans la main, elle contient plusieurs traits de caractéristiques qui peuvent être exploités dans la reconnaissance des individus telles que les lignes principales, la géométrie, les rides, le point delta, les minuties, les caractéristiques du point de référence et la texture (voir Figure III.1).

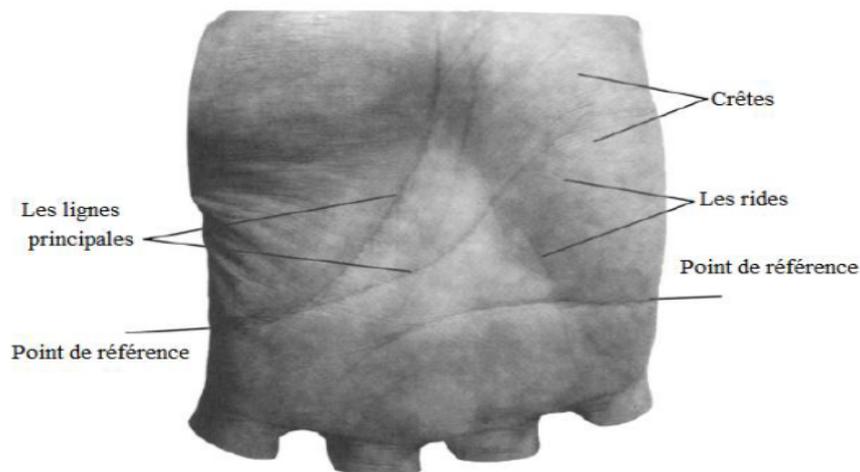


FIGURE III.1 – Quelques caractéristiques fondamentales de l'empreinte palmaire

III.3 Base de données de l'empreinte palmaire utilisée

La base de données d'images palmaires que nous avons utilisée dans nos expérimentations est PolyU 2D/3D [34]. La base de données PolyU 2D/3D a été créée par le Centre de recherche biométrique (UGC/CRC) de l'Université polytechnique de Hong Kong. Elle contient 8000 images pour chaque type d'image obtenue sur 400 personnes, chacun a 20 images palmaires sont collectées des mains gauche et droite en session séparée, où environ 10 échantillons, ont été capturés lors de la première session et de la seconde session, respectivement. Chaque échantillon contient un ROI 2D et son ROI 3D correspondant. Toutes les images 2D de cette base de données sont des fichiers BMP (Bitmap) au niveau de gris codés sur 8 bits et leurs tailles sont 128x128 pixels. La figure suivante montre quelques images de cette base de données (voir figure III.2).

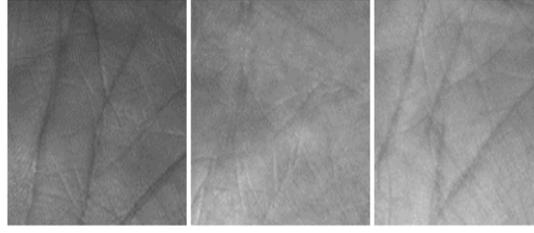


FIGURE III.2 – Exemples des images de l’empreinte palmaire de la base de données PolyU

• Séparation de données

Les vingt images (20) de l’empreinte palmaires sont divisées en deux groupes : un groupe pour effectuer l’apprentissage et l’autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances. Il n’y a pas de règles pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Dans les séries de test que nous avons effectué, la base de données a été scindée de la façon suivante :

Pour la phase d’apprentissage on a utilisé dix (10) images.

PalmTrain = [1, 3, 5, 7,9, 11, 13, 15, 17, 19]

Les dix (10) images restantes sont utilisées pour effectuer divers tests.

PalmTest = [2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20]

• MCI (images de courbure moyenne) ou GCI (images de courbure gaussienne)

Prendre en compte la rotation, la translation et même de certaines déformations dans les points de nuage de l’empreinte palmaire 3D, nous utilisons les courbures moyenne et gaussienne pour décrire la surface de l’empreinte 3D [33].

$$\bar{d}(i,j) = S * d(i,j) \quad (\text{III.1})$$

Où :

Le symbole ”*” indique une convolution 2D.

$$S = \vec{s}\vec{s}^T$$

Avec

$$\vec{S} = \frac{1}{64} [1 \ 6 \ 15 \ 20 \ 15 \ 6 \ 1] \quad (\text{III.2})$$

d est la profondeur des points de distances entre le plan de référence et chaque point de l’objet, \bar{d} est la version lissée de d .

La courbure moyenne (MC) et la courbure gaussienne (GC) de la 3D ROI lissée sont calculées à l'aide des images d'estimation aux dérivées partielles [35] :

$$MC(i, j) = \frac{M_1(i, j) + M_2(i, j) - 2M_3(i, j)}{2\sqrt{([1 + d_u^2(i, j) + d_v^2(i, j)]^3)}} \quad (\text{III.3})$$

$$GC(i, j) = \frac{d_{uu}(i, j)d_{vv}(i, j) - d_{uv}^2(i, j)}{([1 + d_u^2(i, j) + d_v^2(i, j)]^2)} \quad (\text{III.4})$$

$$M_1(i, j) = [1 + d_u^2(i, j)]d_{uu}(i, j)$$

$$M_2(i, j) = [1 + d_v^2(i, j)]d_{vv}(i, j)$$

$$M_3(i, j) = d_u(i, j)d_v(i, j)d_{uv}(i, j)$$

les premier, deuxième et hybride dérivées partielles de « d » sont : d_{uu}, d_{vv}, d_u, d_v et d_{uv}
Ainsi

$$d_u(i, j) = D_u * \bar{d}(i, j)$$

$$d_v(i, j) = D_v * \bar{d}(i, j)$$

$$d_{uu}(i, j) = D_{uu} * \bar{d}(i, j)$$

$$d_{vv}(i, j) = D_{vv} * \bar{d}(i, j)$$

$$d_{uv}(i, j) = D_{uv} * \bar{d}(i, j)$$

Les masques de fenêtre d'estimation dérivés sont définis comme suit :

$$D_u = \vec{d}_0 \vec{d}_1^T, D_v = \vec{d}_1 \vec{d}_0^T, D_{uu} = \vec{d}_0 \vec{d}_2^T, D_{vv} = \vec{d}_2 \vec{d}_0^T, D_{uv} = \vec{d}_1 \vec{d}_1^T$$

Où les vecteurs de colonne $\vec{d}_0, \vec{d}_1, \vec{d}_2$ sont donnés avec :

$$\vec{d}_0 = \frac{1}{7}[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]^T \quad (\text{III.5})$$

$$\vec{d}_1 = \frac{1}{28}[-3 \ -2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3]^T \quad (\text{III.6})$$

$$\vec{d}_2 = \frac{1}{84}[5 \ 0 \ -3 \ -4 \ -3 \ 0 \ 5]^T \quad (\text{III.7})$$

Afin de calculer plus efficacement et de bénéficier des informations de courbure, nous les convertissons en images en niveaux de gris. Nous normalisons d'abord la courbure gaussienne GC ou la courbure moyenne MC en \bar{c} par ce qui suit :

$$\bar{C}(i, j) = \frac{0.5[c(i, j) - \mu]}{2\sigma} + 0.5 \quad (\text{III.8})$$

Où (μ) et (σ) sont la moyenne et l'écart type de la valeur de courbure. Avec \bar{c} la plupart des valeurs de courbure seront normalisées dans l'intervalle $[0, 1]$.

$$\begin{aligned} \{0 & \qquad \qquad \qquad \bar{c}(x, y) \leq 0\} \\ \{\text{raund } 255 \times \bar{c}(x, y) & \qquad \qquad \qquad 0 < \bar{c}(x, y) < 1\} \\ \{255 & \qquad \qquad \qquad \bar{c}(x, y) \geq 0\} \end{aligned}$$

III.4 Architecture du système d'identification utilisé

Dans notre système d'identification unimodal (2D ou 3D) nous utilisons des images prétraitées. Tout d'abord on a appliqué l'apprentissage par transfert pour l'extraction des caractéristiques et la classification des images (pour les images de 2D et les informations de profondeur 3D qui vont être convertis en MC (courbure moyenne) ou GC (courbure gaussienne)). Réellement comme tout les systèmes biométrique notre système consiste à deux (02) phases, phase d'apprentissage et la phase de test, le premier pour mémoriser les information extrait de l'image après l'extraction des caractéristiques, dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de test (reconnaissance) et la prise d'une décision après la comparaison dans la deuxième phase. Pour but d'améliorer le système on a effectué un fusion au niveau de score (un système multimodal), et pour plus amélioration on a appliqué la sélection de caractéristiques pour les deux systèmes (voir Figure III.3).

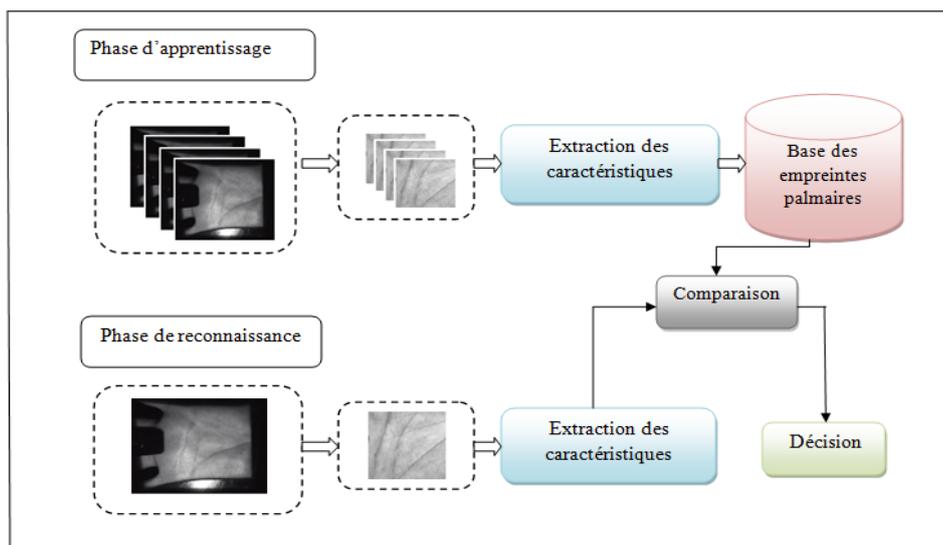


FIGURE III.3 – L'architecture de notre système

III.5 Environnement du travail

Dans cette section, nous présenterons les environnements matériels et logiciels de notre travail.

a) Environnement matériel

Pour développer cette application, nous avons utilisé une machine, dont les caractéristiques sont les suivantes :

Un ordinateur Acer avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur : Intel® Pentium(R) CPU 2117U @ 1.80 GHz.
- Mémoire (RAM) : 4.00 Go.
- Type de système : Système d'exploitation 64 bits.

b) Environnement logiciel

Lors du développement de cette application, nous avons utilisé l'environnement de programmation : **MATLAB R2018a**.

III.6 Expérimentations et résultats

Avant de présenter les résultats obtenus, nous avons fait une brève description pour le système que nous avons étudié.

III.6.1 Introduction

Ce travail consiste à créer un système biométrique pour la reconnaissance des personnes à l'aide des empreintes palmaires. Ce système est basé sur l'utilisation d'un réseau de neurones à convolution qui a été entraîné sur une base de données différente de celui du problème que l'on souhaite résoudre. Les poids sont alors réutilisés comme initialisation pour entraîner notre réseau sur la base de données cible. Idéalement, le réseau utilisé va avoir appris sur une base de données beaucoup plus importante que celui de la tâche cible [36].

Dans ce cadre, nous avons choisi un ensemble de réseaux pour voir lequel est le plus approprié et qui nous donne des bons résultats. Lesquelles : ResNet18, ResNet50, ResNet101, AlexNet, VGG16, et VGG19. On a utilisé une base de données « PolyU 2D/3D ».

Notre étude contient deux parties, la première partie a pour objectif d'évaluer les performances du système unimodal lorsque nous utilisons les informations de chaque type d'images (2D, 3D (MCI ou GCI)). Et la deuxième partie afin d'augmenter la précision des systèmes unimodaux on a fait la fusion au niveau de score « système multimodal » et pour réduire considérablement la complexité temporelle et spatiale du traitement des

données nous avons appliqué la sélection de caractéristiques pour les différents systèmes.

III.6.1.1 Système d'identification unimodal

- Sans la sélection de caractéristiques

Dans cette partie, nous avons étudié la performance du système unimodal basée sur les réseaux de neurones à convolution pré-entraîné. Et on va voir le réseau qui donne le meilleur résultat dans l'ensemble ouvert, (la valeur du seuil (en anglais Threshold «T0») avec leurs taux égale d'erreur (en anglais Equal Error Rate «EER»)), et l'ensemble fermé (la reconnaissance de rang un (en anglais Rank-One Recognition «ROR»)), pour différents rangs de reconnaissance parfaite (en anglais Rank of Perfect Recognition «RPR»)).

Le tableau suivant présente les résultats de test unimodal pour tous les réseaux (ResNet18, ResNet101, ResNet50, VGG19, VGG16 et AlexNet) à l'ensemble ouvert et fermé qui effectué pour les images (2D, 3D (GC, MC))(voir Tableau III.1).

TABLEAU III.1 – Résultats de test d'un système unimodal pour les tous réseaux.

ResNet18				
BD PolyU400	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
2D	2.506×10^{-4}	0.9120	99.90	4
3D-GC	3.1391	0.7076	78.22	391
3D-MC	3.2025	0.6960	77.80	369
ResNet101				
2D	7.519×10^{-4}	0.9290	99.97	3
3D-GC	1.7750	0.7134	86.15	250
3D-MC	1.7658	0.7096	88.10	271
ResNet50				
2D	0	0.9640	100	1
3D-GC	1.3355	0.7132	90.90	370
3D-MC	1.7988	0.7320	85.75	243
VGG19				
2D	0	0.8600	100	1
3D-GC	0.5250	0.7145	96.45	279
3D-GC	0.4945	0.7088	96.00	331
VGG16				
2D	0	0.9070	100	1
3D-GC	0.4500	0.6950	96.70	335
3D-MC	0.4750	0.7070	95.77	398
AlexNet				
2D	0	0.7090	100	1
3D-GC	0.1516	0.7421	98.77	196
3D-MC	0.2000	0.6857	98.80	187

D'après la comparaison entre les six réseaux on a remarqué une amélioration dans les résultats de test obtenus :

Le réseau ResNet18 donne un résultat pour la composante 2D avec un EER = 2.506×10^{-4} (%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 99.90 (%) à l'ensemble fermé.

Par la suite on a trouvé que le réseau ResNet101 est mieux pour les deux composantes MC et GC, le premier avec un EER = 1.7658 (%) et ROR = 88.10 (%) et le deuxième avec un EER = 1.775 (%) et ROR = 86.15 (%), puis on a trouvé une petite amélioration avec le réseau ResNet50 et l'EER est devenu 1.3355 (%) pour la composante GC.

Pour les deux réseaux VGG16 et VGG19 on a obtenu un résultat idéal pour la composante 2D (EER = 0(%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 100 (%) à l'ensemble fermé. Au contraire avec MC et GC le VGG16 est mieux avec un EER = 0.4750 (%) et EER = 0.4500 (%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 95.77 (%) et ROR = 96.70 (%) à l'ensemble fermé respectivement.

Mais avec le dernier réseau « AlexNet » nous avons obtenu un meilleur résultat avec les trois composantes, un EER = 0 (%) à l'ensemble ouvert et ROR = 100 (%) à l'ensemble fermé pour la composante 2D, pour GC un EER = 0.1516 (%) à l'ensemble ouvert et ROR = 98.77 (%) à l'ensemble fermé et pour MC un EER = 0.2 (%) à l'ensemble ouvert et ROR = 98.80 (%) à l'ensemble fermé.

À la fin on a noté que le réseau AlexNet donne des résultats significativement parfaits par rapport aux autres réseaux. La Figure III.4 présente la courbe de ROC pour le système unimodal de tous les réseaux pour la composante GC.

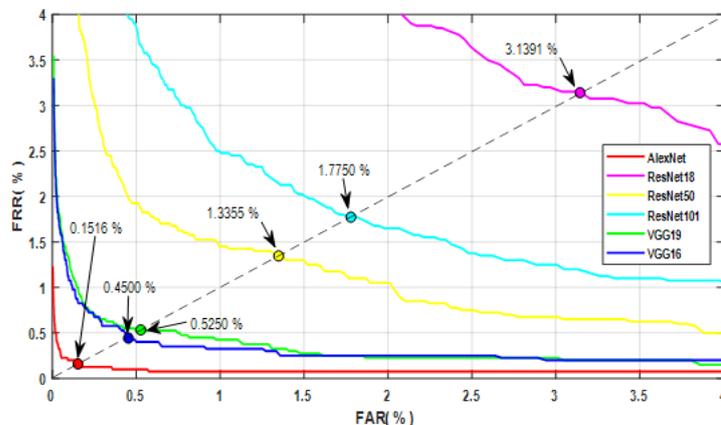


FIGURE III.4 – La courbe ROC (FRR en fonction de FAR) pour le système unimodal de tous les réseaux dans la composante GC.

La Figure III.5, illustre la courbe de CMC pour le système unimodal de tous les réseaux dans la composante GC.

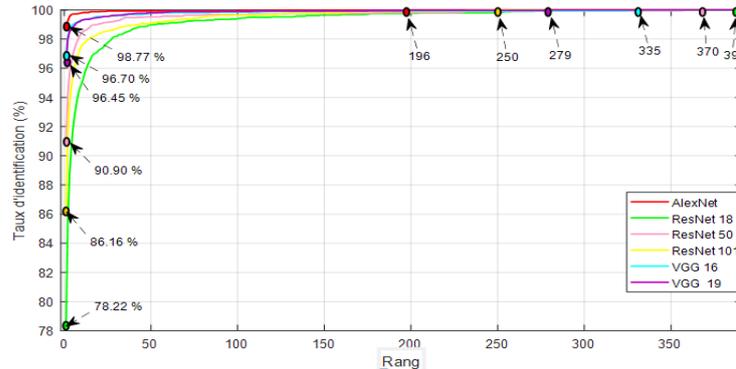


FIGURE III.5 – La courbe de CMC (Taux d'identification (%) en fonction de Rang) pour le système unimodal de tous les réseaux dans la composante GC.

- **Avec la sélection de caractéristiques**

Les données de haute dimension dans l'espace d'entrée ne sont généralement pas bonnes pour la classification [37]. Cela augmente considérablement la complexité du temps et de l'espace pour le traitement des données. De plus, en présence de nombreuses fonctionnalités non pertinentes et / ou redondantes. Une manière courante de résoudre ce problème est la sélection de caractéristiques [38], [39], qui réduit la dimensionnalité en sélectionnant un sous-ensemble d'entités à partir de l'ensemble de caractéristiques d'entrée. Il est souvent utilisé pour réduire les coûts de calcul et supprimer les fonctionnalités non pertinentes et redondantes. La sélection de caractéristiques contient des méthodes.

Dans cette expérience, nous appliquons la méthode de sélection des caractéristiques «**reliefF**».

La méthode de reliefF

Une des méthodes de filtrage les plus connues pour la sélection de caractéristiques est la méthode reliefF. Son principe est de calculer une mesure globale de la pertinence des caractéristiques en accumulant la différence des distances entre des exemples d'apprentissage choisis aléatoirement et leurs plus proches voisins de la même classe et de l'autre classe à précision même sur des données bruitées [40].

Les Tableaux III.2, III.3, III.4 présentent les résultats de test sur le réseau AlexNet à ensemble ouvert et fermé dans les composantes (2D et 3D (GC, MC)) après l'application de méthode « **reliefF** ».

TABLEAU III.2 – Les résultats de test dans la composante 2D.

Composante	Nombre de caractéristiques	EER(%)	ROR(%)
2D	100	1×10^{-4}	99.97
	500	0	100
	1000	0	100
	1500	0	100
	2000	0	100
	2500	0	100
	3000	0	100
	3500	0	100
	4000	0	100

TABLEAU III.3 – Les résultats de test dans la composante GC.

Composante	Nombre de caractéristiques	EER(%)	ROR(%)
GC	100	0.7026	94.75
	500	0.2001	98.62
	1000	0.1499	98.77
	1500	0.1504	98.77
	2000	0.1499	98.97
	2500	0.1691	98.87
	3000	0.1496	98.87
	3500	0.1708	98.80
	4000	0.1505	98.77

TABLEAU III.4 – Les résultats de test dans la composante MC.

Composante	Nombre de caractéristiques	EER(%)	ROR(%)
MC	100	1.3668	91.17
	500	0.2762	98.27
	1000	0.2579	98.65
	1500	0.2500	98.70
	2000	0.1960	98.65
	2500	0.2243	98.70
	3000	0.2250	98.67
	3500	0.1995	98.70
	4000	0.2005	98.75

Le tableau suivant présente le résultat de test d'un système unimodal avec le réseau AlexNet après l'utilisation de la méthode de reliefF à l'ensemble ouvert et fermé avec le nombre de caractéristique que nous avons choisi dans les trois composantes (2D, 3D (GC, MC)) (voir Tableau III.5).

TABLEAU III.5 – Le résultat de test d'un système unimodal avec reliefF.

Composante	Nbr de caractéristiques	Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
		EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
2D	100	1×10^{-4}	0.9980	99.97	2
3D-GC	1000	0.1499	0.7360	98.77	221
3D-MC	2000	0.1960	0.6738	98.65	142

Après avoir essayé des différents nombres de caractéristiques on a trouvé la meilleure performance pour la composante 2D avec le nombre 100, un $EER = 1 \times 10^{-1}$ (%) à l'ensemble ouvert et un $ROR = 99.97(\%)$ à l'ensemble fermé.

Pour les composantes GC et MC on a essayé aussi des différents nombres de caractéristiques et nous avons trouvé le nombre 1000 pour GC, à l'ensemble ouvert un $EER = 0.1499$ (%) après qu'elle était avant 0.1516 (%) et à l'ensemble fermé un $ROR = 98.77$ (%) et pour la composante MC le résultat est considérablement améliorée dans le nombre de caractéristiques 2000, un $EER = 0.1960$ (%) après qu'elle était avant 0.2000 (%) à l'ensemble ouvert et un $ROR = 98.65$ (%) à l'ensemble fermé.

La Figure III.6 montre le GAR en fonction du nombre de caractéristiques, nous observons que la précision d'identification devient extrêmement élevée dans un certain nombre de caractéristiques de 100 à 4000, donnant le meilleur résultat GAR 98,77(%) et 98.65 (%) et 99.97 (%) si le nombre de caractéristique est égal à 1000 pour GC, 2000 pour MC et 100 pour 2D.

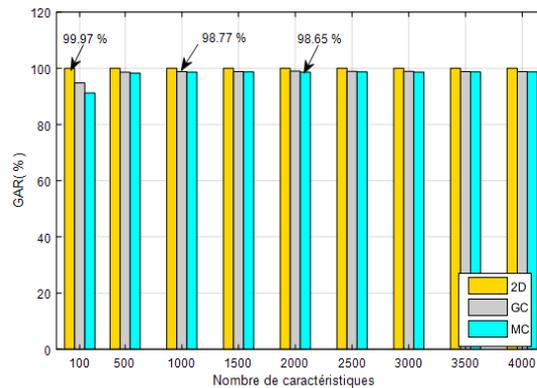


FIGURE III.6 – GAR (%) en fonction du nombre de caractéristiques.

La Figure III.7 présente la courbe de ROC pour le système unimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF dans les trois composantes.

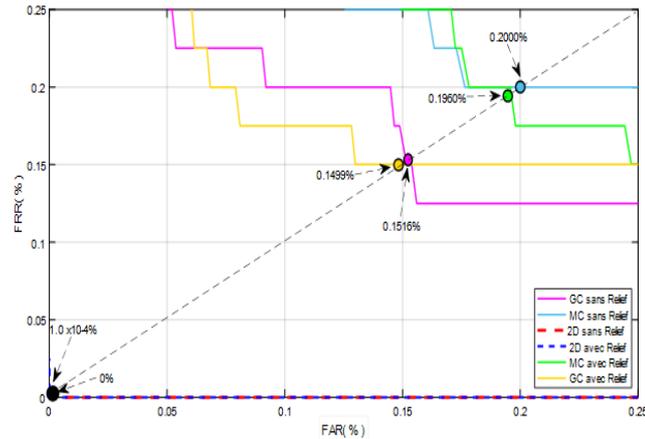


FIGURE III.7 – La courbe de ROC (FRR en fonction de FAR) pour le système unimodal avec et sans l’application de la méthode de reliefF.

La Figure III.8 illustre la courbe de CMC pour le système unimodal avec et sans l’application de la méthode de relief dans les trois composantes.

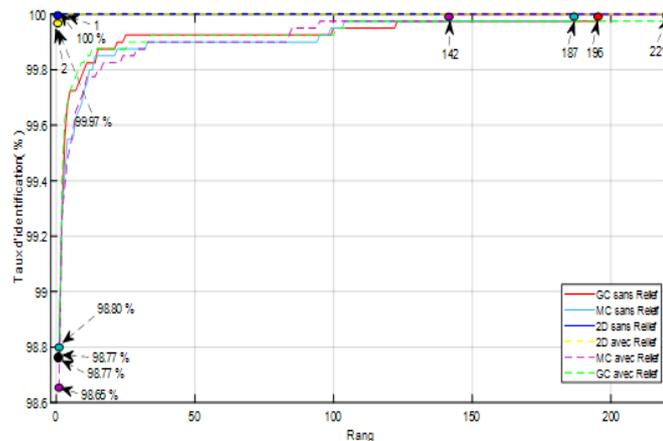


FIGURE III.8 – La courbe de CMC (Taux d’identification (%) en fonction de Rang) pour le système unimodal avec et sans l’application de la méthode de reliefF.

III.6.1.2 Système d’identification multimodal

- Sans la sélection de caractéristiques

La combinaison de plus d’une modalité biométrique peut s’appliquer pour améliorer la sécurité. Les performances et le niveau de sécurité avancé ont rendu les systèmes biométriques multimodaux populaires de nos jours. Un excellent système d’identification biométrique nécessite une valeur EER très petite, qui peut être obtenue par le système multimodal.

L'étude a été conduite avec trois méthodes de fusion qui sont : la somme des scores (SUM), le produit des scores (PRO) et le score minimum (MIN), les tableaux suivants présentent les résultats obtenus avec les différentes règles de fusion que nous avons mentionné.

Nous étudierons les possibilités de fusions suivantes :

- 2D avec GCI.
- 2D avec MCI.
- GCI avec MCI.
- 2D avec GCI et MCI.

Parmi tous les réseaux, nous avons obtenu des bons résultats avec le réseau AlexNet, alors nous avons essayé de faire un système d'identification multimodal efficace basé sur la fusion au niveau des scores avec ce réseau.

Les tableaux ci-dessous montrent le résultat de test d'un système multimodal (la fusion des différentes informations 2D et 3D au niveau du score correspondant). En l'ensemble ouvert et l'ensemble fermé avec les règles de fusion (SUM, PRO, MIN) sans la méthode de reliefF :

Le Tableau III.6 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion 2D avec GCI.

TABLEAU III.6 – Système multimodal (Fusion 2D avec GCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	0	0.9620	100	1
PRO	0	0.9170	100	1
MIN	0.0192	0.7648	99.75	2

D'après la combinaison qui a été illustré dans le tableau III.6, on remarque que les deux règles (PRO et SUM) donnent un résultat idéal, un EER = 0 (%) à l'ensemble ouvert et ROR = 100 (%) à l'ensemble fermé, par contre pour la règle MIN donnent un ERR = 0.0192(%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 99.75 (%) à l'ensemble fermé.

Le Tableau III.7 présente le résultat de test d'un système multimodal de Fusion 2D avec MCI.

TABLEAU III.7 – Système multimodal (Fusion 2D avec MCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	1.253×10^{-4}	0.9710	100	1
PRO	1.253×10^{-4}	0.9110	100	1
MIN	0.0237	0.7419	99.50	4

D'après les résultats ci-dessus, nous avons remarqué que les deux règles (SUM et PRO) nous ont donné le meilleur résultat, un EER = 1.253×10^{-4} (%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 100 (%) à l'ensemble fermé, par contre pour la règle MIN donne un ERR = 0.0237(%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 99.50 (%) à l'ensemble fermé.

Le Tableau III.8 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion GCI avec MCI.

TABLEAU III.8 – Système multimodal (Fusion GCI avec MCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	0.0500	0.7336	99.25	31
PRO	0.0750	0.5240	99.25	32
MIN	0.1250	0.6775	99.25	38

D'après la combinaison qui a été illustré dans le tableau III.8, on a remarqué une dégradation dans les performances de résultat pour le mode d'identification de l'ensemble ouvert. Le meilleur résultat obtenu est celle de règle SUM un EER = 0.0500 (%), par la suite vient de PRO avec un EER = 0.0750 (%) et la plus grande est celle de MIN avec EER = 0.1250 (%) et pour l'ensemble fermé un ROR = 99.25 (%).

Le Tableau III.9 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion 2D avec GCI et MCI.

TABLEAU III.9 – Système multimodal (Fusion 2D avec GCI et MCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	6.266×10^{-4}	0.8590	99.75	2
PRO	2.506×10^{-4}	0.7560	99.75	2
MIN	0.0250	0.7069	99.50	18

À partir de la combinaison qui a été illustré dans le tableau III.9, on a remarqué une dégradation dans le performance de résultat pour le mode d'identification de l'ensemble ouvert. Le meilleur EER obtenu est celle de règle PRO égale à $2.506 \times 10^{-4}(\%)$, par la suite vient de SUM avec un $EER = 6.266 \times 10^{-4}(\%)$ par contre la règle MIN donnent un $ERR = 0.0250 (\%)$ à l'ensemble ouvert et un $ROR = 99.50 (\%)$ à l'ensemble fermé.

D'après la combinaison qui a été illustré dans les tableaux III.6, III.7, III.8 et III.9 on remarque que les résultats ont été amélioré et les plus petites ERR d'identification multimodale ont été obtenues en utilisant la combinaison 2D avec GCI ($ERR = 0 (\%)$) avec les deux règles de fusion : SUM et PRO, et avec la règle de fusion « MIN » l' $ERR = 0.0192 (\%)$.

- **Avec la sélection de caractéristiques**

Les tableaux ci-dessous montrent le résultat de test d'un système multimodal (la fusion des différentes informations 2D et 3D au niveau du score correspondant). En l'ensemble ouvert et l'ensemble fermé avec les règles de fusion (SUM, PRO, MIN) avec la méthode de reliefF :

Le Tableau III.10 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion 2D avec GCI.

TABLEAU III.10 – Système multimodal (Fusion 2D avec GCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	0	0.8740	100	1
PRO	0	0.8950	100	1
MIN	0.0247	0.6820	99.75	2

Nous pouvons remarquer d'après les résultats du tableau ci-dessus, la combinaison (2D/GC) pour les deux règles (SUM et PRO) donne de bons résultats à l'ensemble ouvert un $EER = 0 (\%)$ et un $ROR = 100 (\%)$ à l'ensemble fermé, par contre pour la règle MIN donnent un $ERR = 0.0247 (\%)$ à l'ensemble ouvert et un $ROR = 99.75 (\%)$ à l'ensemble fermé.

Le Tableau III.11 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion 2D avec MCI.

TABLEAU III.11 – Système multimodal (Fusion 2D avec MCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	2.506×10^{-4}	0.9400	100	1
PRO	3.760×10^{-4}	0.8480	100	1
MIN	0.0250	0.7216	99.75	2

À travers les résultats obtenus d'un système multimodal de Fusion 2D avec MCI. On remarque que : Le meilleur résultat obtenu est celle de règle SUM, l'EER = 2.506×10^{-4} (%) à l'ensemble ouvert et pour l'ensemble fermé un ROR = 100(%).

Par la suite vient de PRO avec un EER = 3.706×10^{-4} (%) à l'ensemble ouvert et et pour l'ensemble fermé un ROR = 100(%), et la plus grande est celle de MIN avec EER = 0.0250(%) à l'ensemble ouvert et pour l'ensemble fermé un ROR = 99.75(%).

Le Tableau III.12 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion GCI avec MCI.

TABLEAU III.12 – Système multimodal (Fusion GCI avec MCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	0.0500	0.7171	99.25	51
PRO	0.0651	0.5256	99.25	39
MIN	0.1000	0.6900	99.00	41

À partir du tableau ci-dessus, on remarque que le meilleur résultat est obtenu pour la règle de fusion SUM avec un EER = 0.0500 (%) par la suite on trouve la règle PRO avec un EER = 0.0651 (%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 99.25 (%) à l'ensemble fermé pour les deux règles, dernièrement la règle MIN pour un EER = 0.1000 (%) à l'ensemble ouvert et un ROR = 99.00 (%) à l'ensemble fermé.

Le Tableau III.13 présente le résultat de test d'un système multimodal avec Fusion 2D avec GCI et MCI.

TABLEAU III.13 – Système multimodal (Fusion 2D avec GCI et MCI).

Règles de Fusion	Ensemble Ouvert		Ensemble Fermé	
	EER (%)	T_0	ROR (%)	RPR
SUM	1.378×10^{-3}	0.8141	99.75	4
PRO	2.506×10^{-4}	0.6650	99.75	3
MIN	0.0250	0.6945	99.50	25

Dans cette combinaison la règle PRO donne un meilleur résultat un $EER = 2.506 \times 10^{-4}(\%)$ à l'ensemble ouvert avec un $ROR = 99.75(\%)$ à l'ensemble fermé puis la règle SUM pour un $EER = 1.378 \times 10^{-3} (\%)$ à l'ensemble ouvert et un $ROR = 99.75(\%)$ à l'ensemble fermé finalement on a obtenu un $EER = 0.025 (\%)$ et $ROR = 99.50 (\%)$ pour la règle MIN.

La Figure III.9 présente la courbe de ROC pour le système multimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF dans la règle de fusion PRO (fusion GCI/MCI).

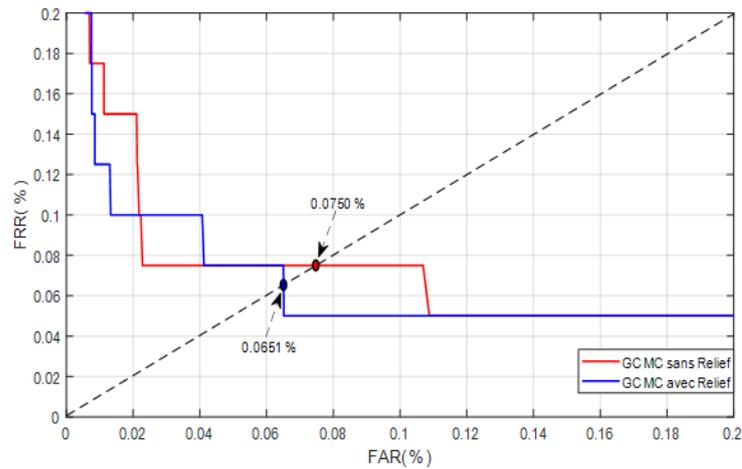


FIGURE III.9 – La courbe de ROC (FRR en fonction de FAR) pour le système multimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF.

La Figure III.10 présente la courbe de CMC pour le système multimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF dans la règle de fusion PRO (fusion GCI/MCI).

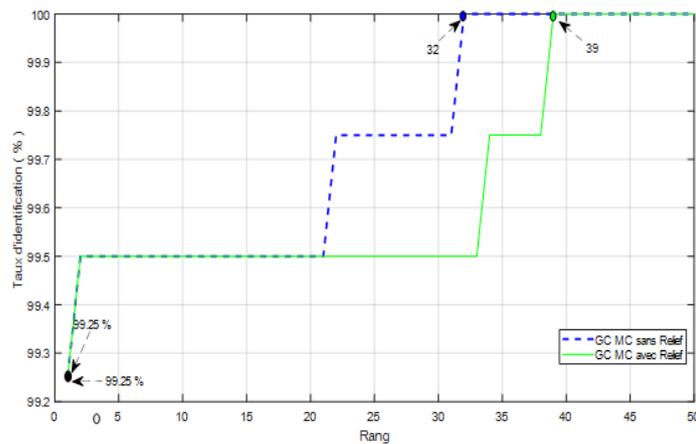


FIGURE III.10 – La courbe de CMC (Taux d'identification (%) en fonction de Rang) pour le système multimodal avec et sans l'application de la méthode de reliefF.

III.7 Conclusion

Dans ce chapitre on a fait un système biométrique pour la reconnaissance des personnes à l'aide de ses empreintes palmaires 3D basées sur l'apprentissage profond. Comme première étape pour créer un système unimodal on a fait des études sur un ensemble des réseaux pré-entraînés, et après la comparaison entre eux nous avons trouvé que le réseau AlexNet est le plus efficace car il nous a donné un résultat meilleur que les autres réseaux, les résultats étaient les suivants : un ERR = 0(%) pour la composante 2D, un ERR = 0.1516 (%) pour GC et pour MC un ERR = 0.2 (%). Ensuite nous avons fait un système multimodal pour améliorer les résultats et réduire considérablement le taux d'erreur. D'autre part on a appliqué la méthode de la sélection de caractéristiques reliefF pour les deux systèmes « unimodal et multimodal » afin de réduire la taille des vecteurs de caractéristiques utilisées et la complexité temporelle et spatiale du traitement pour encore améliorer ses performances.

Conclusion Générale

La biométrie est en constante évolution technologique, elle est largement utilisée dans de nombreux domaines officiels et commerciaux pour des applications d'identification.

Le but principal des méthodes d'identification biométriques est de comparer une donnée de référence à une donnée utilisateur qui sera obtenue via un capteur externe, cela dans le but de prouver l'identité de la personne soumise aux tests et éventuellement de l'autoriser ou non à accéder à un élément sécurisé.

Dans ce mémoire, nous avons mis en place un procédé biométrique pour l'identification des individus. Ce procédé est basé sur l'une des modalités les plus efficaces c'est l'empreinte palmaire, à cause de ses caractéristiques biométriques qui sont uniques à l'individu et aussi il contient plus d'information que les autres modalités. La chose qui distingue ce travail c'est que l'étude est faite par des images de l'empreinte palmaire en 2D et 3D (information de profondeur). Pour arriver à notre but, nous avons procédé de la manière suivante :

Avant d'avoir décrit les technologies utilisées dans notre système, nous avons abordé la définition de la biométrie, les différentes modalités biométriques tout en soulignant les avantages et les inconvénients de chacune et le fonctionnement d'un système biométrique. Parmi les stratégies que nous avons choisies sont : l'apprentissage par transfert, la sélection des caractéristiques et la fusion au niveau des scores. Premièrement, on a essayé de tester les performances de quelques réseaux pré-entraînés pour créer un système unimodal pour l'extraction des caractéristiques et la classification. Pour cela, on a trouvé que le meilleur réseau est « AlexNet », puis on a fait la fusion au niveau de score « système multimodal » pour augmenter la précision des systèmes unimodaux et pour réduire considérablement la complexité temporelle et spatiale du traitement des données nous avons appliqué la sélection de caractéristiques pour les différents systèmes.

De nombreux chercheurs et fabricants suggèrent d'utiliser des systèmes basés sur un ensemble de traits biométriques, en particulier pour les problèmes qui nécessitent beaucoup de sécurité, nous aspirons à rendre notre système caractérisé par cette fonctionnalité. Pour ce faire, nous suggérons d'insérer avec la modalité utilisée d'autres modalités telles

que, les empreintes digitales, la forme de la main et les articulation internes des doigts.

Bibliographie

- [1] RUUD. M. BOLLE, JONATHAN H. CONNELL, SHARATH PANKANTI, NALINI K. RATHA and ANDREW W. SENIOR "*Guide To Biometrics*". 2004.
- [2] I. BENCHANNANE, "*Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus*". Thèse de doctorat. Université Mohamed Boudiaf - ORAN 2016.
- [3] DAVID ZHANG, FENGXI SONG, YONG XU and ZHIZHEN LIANG". "*Advanced Pattern Recognition Technologies with Applications to Biometrics*". in the United States of America by Information Science Reference, United Kingdom, 2009.
- [4] S. AKROUF. "*une approche multimodale pour l'identification du locuteur*". Thèse de doctorat. Université Ferhat Abbas - Setif 2011.
- [5] A. BENAGGA and L. TELIB. "*Reconnaissance des personnes basée sur l'empreinte de l'articulation de doigt*". Mémoire de master académique, université Kasdi Merbah Ouargla, 2016.
- [6] N. HEZIL. "*Méthode hybride en biométrie : Application à la paume de la main l'Oreille*". Thèse de doctorat. Université Guelma 2017.
- [7] S. BOUKRAA "*conception et réalisation d'une authentification des l'empreintes digitale par les réseaux de neurones*". Mémoire de master, université de Constantine 2012.
- [8] 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, 2009.
- [9] L. MENSSOURA. "*Identification des visages humains par réseaux de nuerons*". Mémoire de magister, université de Batna, 2013.
- [10] F. LAMARE, "*OCT en phase pour la reconnaissance biométrique par empreintes digitales et sa sécurisation*". Thèse de doctorat, Ecole doctorale : informatique, télécommunication et électronique de Paris 2016.
- [11] R. P.WILDES, "*A system for automated iris recognition*". Proc. of 2ndIEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 121-128, Décembre 1994.
- [12] R. OUIDAD BELGUECH. "*Sécurité des systèmes biométriques : révocabilité et protection de la vie privée*". Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure d'Informatique 2015.

-
- [13] S. QUERFI. "*authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D*". Thèse de doctorat, Université Evry Val d'essonne 2008.
- [14] M. BAHAZ and M. HAMZA. "*Palmprint And Palmvein Recognition Based On Deep Learning*". Mémoire de master .Université Ouargla 2018.
- [15] F. PERRONNIN et J. L. DUGELAY. "*Introduction à la biométrie -Authentification des individus par traitement audio-vidéo*". Traitement du signal. Vol. 19, No. 4, 2002.
- [16] R. BEVERIDGE and M. KIRBY. "*Biometrics and Face Recognition*". IS T Colloquium, p. 25, 2005.
- [17] A. FERAGA. "*Identification palmaire par la représentation multi-échelle*". Mémoire de master, université de Guelma 2019.
- [18] B. SOUMIA and H. AICHA. "*Biometric modality characteristics extraction using Sugeno fuzzy model*". Mémoire de master, université Ouargla 2017.
- [19] I. SONIA et B. WISSAM . "*Réalisation d'un Système de Reconnaissance Biométrique Multimodal*". Mémoire de master, université Akli Mohand Oulhadj de Bouira 2018.
- [20] D. Y. MOUALEK . "*Deep Learning pour la classification des images*". Mémoire de master, université Abou Bakr Belkaid Tlemcen 2017.
- [21] LI. DENG and DONG. YU. "*Deep Learning : Methods and Applications*". 2014.
- [22] M. Z. MOKRI. "*Classification des images avec les réseaux de neurones convolutionnels*". Mémoire de master, université Abou Bakr Belkaid Tlemcen 2017.
- [23] A. MEDJDOUBI. "*l'analyse du sentiment utilisant le deep learning*". Mémoire de master, université Tahar Moulay Saida 2019.
- [24] IVAN VASILEV, DANIEL SLATER, GIANMARIO SPACAGNA, PETER ROELANTS and VALENTINO ZOCCA. "*Python Deep Learning*". 2019.
- [25] R. SCHEIRER. A. ROCHA, A. SAPKOTA and T. BOULT. "*Toward open set recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*". (TPAMI), 35(7) :1757–1772, 2013.
- [26] MAYANK VATSA, RICHA SINGH and ANGSUL MAJUMDAR. "*Deep Learning in Biometrics*". 2018.
- [27] V. Lorrain. "*Etude et conception de circuits innovants exploitant les caractéristiques des nouvelles technologies mémoires résistives*". Thèse de doctorat. Université Paris-Saclay 2018.
- [28] D. SCHERER, A. MULLER and S. BEHNKE. "*Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition*". Artificial Neural Networks–ICANN 2010, pp. 92–101, 2010.
- [29] S. J. PAN and Q. YANG. "*A survey on transfer learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*". 22(10), 1345–1359. 2010.

- [30] J. WANG , Y. CHEN , L. HU , X. PENG and S. Y. PHILIP. "*Stratified transfer learning for cross-domain activity recognition. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*". (PerCom) (pp. 1-10)(2018, March).
- [31] TAMOGHNA GHOSH, RAGHAV BALI and DIPANJAN SARKAR. "*Hands On Transfer Learning with Python »*". 2018.
- [32] W. BOUKHARRI and M. BENYETOU ."*Identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires : Classification par la Méthode des Séparateurs à Vaste Marge (SVM)*". Mémoire de Magister, UST Oran, Octobre 2007.
- [33] JIANYUM. NI , JING. LUO and WUBIN LIU "*3D Palmprint Recognition Using Dempster-Shafer Fusion Theory*". 30 January 2015.
- [34] Hong Kong-PolyU 2D+3D palmprint database : <http://www4.comp.polyu.edu.hk/biometrics>.
- [35] D. ZHANG, K. VIVEK , L. NAN and K. AJAY. "*Robust palmprint verification using 2D and 3D features*". Pattern Recognition, Vol. 43, no. 1, pp. 358- 368, 2010.
- [36] MATHIEU CARPENTIER, "*Classification fine par réseau de neurones à convolution*". université de canada 2019.
- [37] P. E. H. R. O. DUDA. and D. G. STORK. "*Pattern Classification. Wiley-Interscience Publication*". 2001.
- [38] Y. YANG and J. O. PEDERSEN. "*comparative study on feature selection in text categorization.*". In ICML, pages 412–420, 1997.
- [39] I. GUYON and A. ELISSEEFF. "*An introduction to variable and feature selection*". Journal of Machine Learning Research, 3 :1157–1182, 2003.
- [40] H. CHOUAIB . "*Sélection de caractéristiques : méthodes et applications*". Thèse de doctorat en informatique Université de Paris Descartes 2011.