

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelles Technologies de l'information et de la Communication
Département d'Electronique et des Télécommunications



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine: Science et technologie

Filière : Automatique

Spécialité: Automatique et systèmes

Présenté par:

Naouiha dgemoi

Guemmoula Rachid

Thème:

Etude de systèmes d'identification biométrique basé sur des réseaux de neurones


Soutenu publiquement le :

Devant le jury :

Mr Maarouf korichi	MCB	Président	UKM Ouargla
Mr Zakaria Tidiani	MAA	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
Mr Khaled Bensid	MCB	Examineur	UKM Ouargla

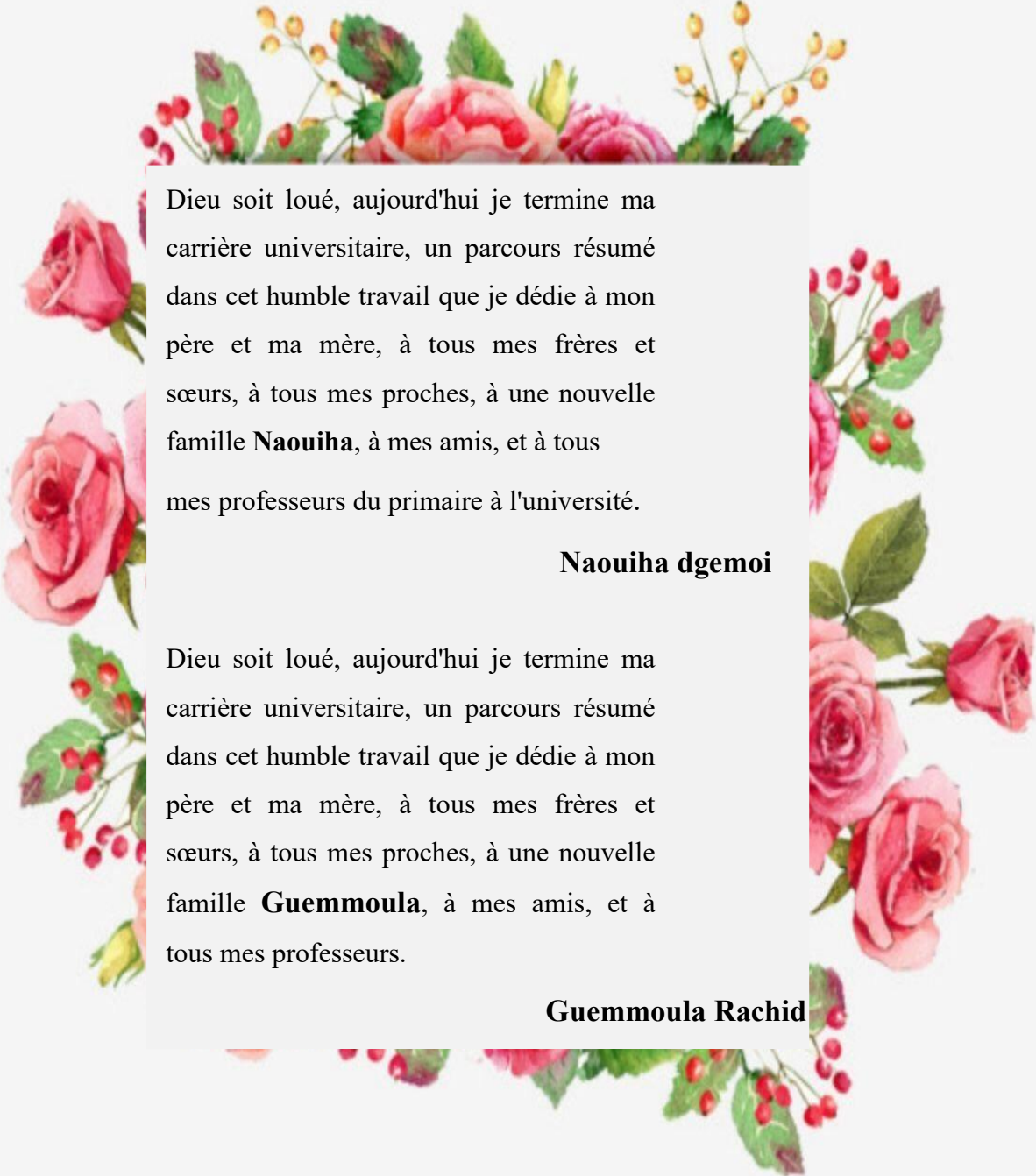
Année Universitaire: 2021/2022

Remerciements:



Nous voudrions remercier notre honorable encadreur, **Mr Zakaria Tidjani**, en particulier qui nous a dirigés avec ses instructions précises et ses évaluations objectives. et merci à tous les professeurs qui ont contribué à ce que nous atteignons ce stade en général. ainsi que tous les membres de la famille **Naouiha** et **Guemmoula**

Dédicaces:



Dieu soit loué, aujourd'hui je termine ma carrière universitaire, un parcours résumé dans cet humble travail que je dédie à mon père et ma mère, à tous mes frères et sœurs, à tous mes proches, à une nouvelle famille **Naouiha**, à mes amis, et à tous mes professeurs du primaire à l'université.

Naouiha dgemoi

Dieu soit loué, aujourd'hui je termine ma carrière universitaire, un parcours résumé dans cet humble travail que je dédie à mon père et ma mère, à tous mes frères et sœurs, à tous mes proches, à une nouvelle famille **Guemmoula**, à mes amis, et à tous mes professeurs.

Guemmoula Rachid

L'étude des systèmes biométriques à l'aide d'un réseau de neurones

Résumé:

Les travaux présentés dans ce mémoire reposent principalement sur l'étude des systèmes d'identification par alun neuronal et des composants de base du système biométrique. Le système biométrique se divise en deux types : un système biométrique monomodal et un système biométrique multimodal, où les types de des fusions apparaissent en dessinant les caractéristiques du système multimodal. Ce travail vise également à extraire les caractéristiques biométriques de l'individu lors de la phase d'identification correspondant aux données biométriques de l'individu inscrites dans la base de données lors de la phase de recrutement à travers la constitution d'un système d'extraction de caractéristiques basé sur la modélisation d'images biométriques sur réseau neuronal.

Le travail du réseau neuronal dans le système biométrique est basé sur la formation du réseau neuronal pour identifier les caractéristiques uniques de la paume de main afin de trouver des occurrences similaires dans la base de données ultérieurement.

Mots clés: biométrique- réseau neuronal- multimodal- monomodal.

دراسة الأنظمة البيومترية بواسطة الشبكة العصبية

ملخص

يرتكز العمل المقدم في هذه المذكرة أساساً حول دراسة أنظمة تحديد الهوية بواسطة الشبكة العصبية ومكونات النظام البيومتري الأساسية يتمحور النظام البيومتري إلى نوعين: نظام بيومتري أحادي الوسائط ونظام بيومتري متعدد الوسائط، أين تبرز أنواع الانصهارات في رسم معالم النظام المتعدد الوسائط. هذا العمل يهدف أيضاً إلى استخلاص الخصائص البيومترية المميزة للفرد أثناء مرحلة التعرف المطابقة لبيانات الفرد البيومترية المسجلة في قاعدة البيانات في مرحلة التجنيد من خلال تشكيل نظام استخلاص خصائص يعتمد في نمذجة الصورة البيومترية على الشبكة العصبية.

يعتمد عمل الشبكة العصبية في النظام البيومتري على تدريب الشبكة العصبية على تحديد الخصائص الفريدة لكف اليد من أجل العثور على تكرارات متشابهة في قاعدة البيانات لاحقاً عند العمل مع العلامات المميزة، من المستحيل استعادة صورة الكف اليد الأصلية وهد يسمح لنا بإتباع قواعد حماية البيانات الشخصية.

الكلمات المفتاحية: النظام البيومتري - الشبكة العصبية - النظام البيومتري أحادي الوسائط - النظام البيومتري متعدد الوسائط.

The study of biometric systems using a neural network

Abstract:

The work presented in this memorandum is mainly based on the study of identification systems by neural alum and the basic components of the biometric system. The biometric system is divided into two types: a monomodal biometric system and a multimodal biometric system, where the types of fusions appear in drawing the features of the multimodal system. This work also aims to extract the biometric characteristics of the individual during the identification stage corresponding to the biometric data of the individual registered in the database at the recruitment stage through the formation of a feature extraction system based on the biometric image modeling on neural network.

The work of the neural network in the biometric system is based on training the neural network to identify the unique properties of the palm in order to find similar duplicates in the database later.

Key words: The biometric- monomodal- multimodal- neural network.

Table des matières

Table des matières:

Liste des tableaux.....	V
Acronymes.....	V
Liste des figures.....	Y
Introduction générale	1
Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques	
I.1 Introduction.....	3
I.2 Système biométrique.....	3
I.3 Différentes modalistes biométrique.....	3
I.3.1 Analyse biologique	4
I.3.2 Analyse comportemental.....	5
I.3.3 Analyse morphologique	7
I.4 Phase de fonctionnement du système biométrique.....	10
I.4.1 Le phase d'enrôlement.....	10
I.4.2 Le phase de reconnaissance	11
1) Le mode de vérification ou authentification.....	11
2) Le mode d'identification.....	12
I.5 Les Principaux modules système biométrique.....	12
I.5.1 Module capteur biométrique.....	12
I.5.2 Module d'extraction des caractéristiques.....	12
I.5.3 Module comparaison.....	12
I.5.4 Module base de données.....	13
I.5.5 Module de décision.....	13
I.6 Catégories de systèmes multi biométrique.....	13
I.6.1 Systèmes biométriques uni modaux	13
I.6.2 Système biométrique multimodal.....	13
I.6.3 Les niveaux de fusion.....	14
I.7 Performances des systèmes biométriques.....	15
I.8 Conclusion.....	18

Table des matières

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par les réseaux de neurones

II.1 Introduction.....	20
II .2 Les Réseaux de neurones.....	20
II .2.1 Réseaux de neurone biologique.....	20
II .2.2 Réseaux de neuronal artificiel.....	21
II .2.3 Structure du réseaux de neurone artificiel.....	21
II .2.4 Formulation mathématique d RNA.....	23
II.3 Fonction d activation.....	23
II.4 Fonction d activation du modèle.....	24
II .5 Approché universelle.....	25
II .5.1 Formulation du problème quadratique.....	26
II .6 Architecteur du réseau neurone.....	27
II .6.1 Connective.....	28
II .6.2 Réseau à connexions locales.....	28
II .6.3 Réseau à connexions totale.....	28
II .6.4 Apprentissage.....	29
II.7 Les types du réseaux de neurone.....	29
II.7.1 Le perceptron.....	29
II.7.2 Le perceptron multicouche.....	30
II.7.3 Apprentissage de perceptron multicouche.....	30
II.8 Conclusion.....	31

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

III.1 Introduction.....	33
III.2 Reconnaissance d'empreintes palmaires.....	33
III.3 Système biométrique propose.....	34
III.4 Base des données Multi spectral Palmprint.....	34
III .5 Séparation des bases de données.....	36
III .6 Résultats et discussion.....	36
III.6.1 Résultats du système unimodal.....	37
III.6.2 Discussion.....	38
III.6.3 Résultats du système multimodal.....	39
III.6.4 Discussion	42
III.7 Conclusion.....	43
Conclusion générale.....	45
Les références.....	46

Liste des tableaux:

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par réseau de neurones

Tableau II.1 composants BNN et ANN.....	21
---	----

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

Tableau III. 1 : Résultats de différentes valeurs de Nf en cas de (Niter=20).....	36
Tableau III. 2 : Résultats de ROR et RPR pour différentes valeurs de Niter dans le cas..	37
Tableau III. 3 : Résultats unimodaux.....	37
Tableau III. 4 : Méthodes de combinaison de scores.....	40
Tableau III. 5 : Résultats multimodaux.....	41

Acronymes:

ADN	Acide Désoxyribose Nucléique
CMC	Cumulative Match Characteristics
EER	Taux d'égalité erreur
FAR	Taux de fausse acceptation
FRR	Taux de faux rejet
Nf	fonctions gaussiennes de chaque variable d'entrée
Niter	Nombre d'itérations
RPR	Rank of Perfect Recognition
ROC	Receiver Operating Characteristic
ROR	Rank One Recognition (Taux d'identification)
ANN	Réseau neuronal artificiel

Liste des figures

Liste des figures:

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

Figure. I.1: Modalités biométriques.....	4
Figure I.2 : ADN.....	5
Figure I.3 : Image de signature sur une palette graphique.....	6
Figure I.4 : Image de la reconnaissance vocale.....	6
Figure I.5: Images sur la démarche.....	7
Figure I.6 :Image de la frappe au clavier.....	7
Figure I.7: Exemple de traits biométriques : visage.....	8
Figure I.8 : Empreinte digitale.....	8
Figure I.9: (a) Détail de l'iris (b) localisation de l'iris.....	9
Figure I.10: Empreinte de paume.....	9
Figure. I.11: La reconnaissance de la rétine.....	10
Figure I.12: Le mode d'enrôlement.....	11
Figure I.13 : Le mode de vérification ou authentification.....	11
Figure I.14: Le mode d'Identification.....	12
Figure I.15: Les différentes formes de multi modalité.....	13
Figure I.16 : Exemple de graphique DET.....	16

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par réseau de neurones

Figure II .1: Représentation schématique d'un neurone biologique.....	21
Figure II.2 : Structure du réseau de neurones artificiels.....	22
Figure II.3 :Architecture de réseau de neurones.....	23
Figure II.4: La fonction sigmoïde.....	24
Figure II.5: La fonction à seuil.....	24
Figure II.6: La fonction linéaire.....	24
Figure II.7: La fonction gaussienne.....	25
Figure II.8 : Réseaux à fonction de base radiale (RBF).....	26
Figure II.9: Réseau à connexions locales.....	28
Figure II .10: Réseau à connexions totales.....	28
Figure II.11 : Architecture du perceptron.....	29
Figure II.12 : Architecture du perceptron multicouche.....	30

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

Figure III .1 : Lignes principales sur une empreinte de palme.....34
Figure III .2: Système multi model.....34
Figure III.3 : La structure du dispositif d'acquisition d'images d'empreintes paln.....35
Figure III. 4 : Courbes ROC uni modales.....38
Figure III .5: Courbes CMC uni modales.....38
Figure III. 6: Courbes ROC multimodales.....41
Figure III. 7 : Courbes CMC multimodales.....42

Introduction générale

Introduction générale

Introduction générale:

Depuis plusieurs années, des efforts importants sont fournis dans le domaine de la recherche en biométrie, ce constat s'explique par la présence d'un contexte mondial dans lequel les besoins en sécurité deviennent de plus en plus importants et où les enjeux économiques sont colossaux, la biométrie a gagné une attention considérable et de nombreuses approches ont été développées et proposées par la communauté scientifique en utilisant plusieurs modalités basées sur les empreintes digitales, l'iris, la voix ou le visage.

La modalité faciale se distingue au autres modalités par la simplicité des systèmes d'identification et reçoit une attention accrue du fait de son caractère non invasif, au sens où elle ne requiert pas la coopération de l'individu. La biométrie suscite une attention accrue depuis les attaques terroristes du 11 septembre 2001. L'usage de la biométrie s'est vite étendue dans de nombreuses applications destinées à gérer l'accès à des ressources physiques (a aéroports, casinos, etc.) et logiques (ordinateurs, comptes bancaires, etc.).

Traditionnellement, il existe deux manières d'authentifier un individu. La première méthode est basée sur une connaissance (code PIN, mot de passe, etc.), tandis que la seconde est basée sur une possession (badge, carte à puce, etc.). Ces deux méthodes d'authentification peuvent être utilisées de manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité accrue.

L'authentification biométrique est une solution émergente permettant de pallier ce problème. Elle comporte un avantage primordial sur les solutions d'authentification traditionnelles compte tenu de la relation forte entre l'authentifiant et l'utilisateur. Les systèmes biométriques se proposent de comparer deux (vérification «1 : 1») ou plusieurs (identification «1:n») échantillons biométriques. Bien que les méthodes d'authentification biométrique promettent d'être très performantes, on ne peut pas garantir actuellement leur robustesse en pratique dans un contexte d'utilisation spécifique et une cible utilisateur.

Dans ce travail; nous allons étudier un système de reconnaissance biométrique des personnes à partir de leurs empreintes palmaires. Pour cela, nous allons utiliser les réseaux de neurones comme moyen d'extraction des caractéristiques.

Ce mémoire est organisé comme suit :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter les principales notions liées aux systèmes biométriques. La structure et l'application des réseaux de neurones seront développées dans le deuxième chapitre où nous allons aussi développer l'algorithme d'extraction des caractéristiques. Le dernier chapitre sera consacré à l'expérimentation de l'algorithme développé. Nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale.

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

I.1 Introduction:

La croissance internationale des communications, tant en volume qu'en diversité (déplacement physique, transaction financière, accès aux services...), implique le besoin de s'assurer de l'identité des individus. L'importance des enjeux, motive les fraudeurs à mettre en échec les systèmes de sécurité existants.

La lutte contre les fraudes bancaires continue et les constructeurs de distributeurs automatiques s'engagent sur la voie des nouvelles technologies comme la biométrie ou les technologies sans contact. Se protéger contre la fraude et l'usurpation d'identité, tel est l'objectif affiché des entreprises sujettes à des pertes de données confidentielles. Il devient alors nécessaire d'employer des mesures de sécurité efficaces en passant par la biométrie[1].

Dans le premier chapitre, nous présenterons le système biométrique et ses différentes modalités, ensuite nous verrons l'évaluation des performances du système biométrique en fonction des mesures. Par ailleurs, nous parlerons de système biométrique multimodal en passant par certains problèmes de système biométrique uni modal.

I-2 Système biométrique:

Le mot « biométrie » est dérivé de deux mots grecs bio (vie) et métrique (mesurer). La biométrie est une technologie utilisée pour identifier, analyser et mesurer les caractéristiques physiques et comportementales d'un individu [2]. la biométrie est une technologie efficace pour l'authentification de l'identité du personnel. C'est une science qui s'occupe de vérifier l'identité d'une personne à partir de ses caractéristiques : physiques (empreintes digitales, géométrie de la main...etc), biologiques (ADN...etc.) ou comportementales (démarche, signature vocale...etc.)[3].

I.3 Différentes modalités biométriques:

Il existe différents types de critères vitaux dont les plus importants sont:[Le visage, Oreille, empreinte palmaire, ADN, iris, empreinte digitale, etc.] L'empreinte digitale est l'un des types de biométrie les plus sûrs. La figure I.1 montre les types de biométrie utilisés pour prouver l'identité.

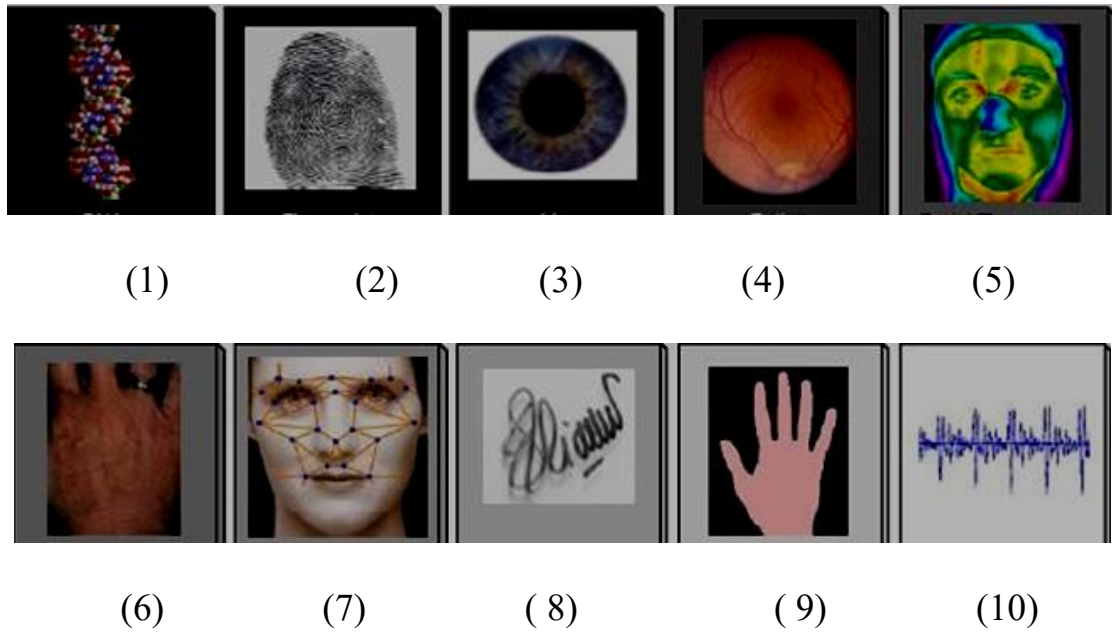


Figure. I.1 :Modalités biométriques

(1) :ADN, (2):Empreintes digitales, (3):Iris, (4):Rétine, (5):Thémogramme facial, (6):Veines de la main , (7) :Visage , (8) :Signature, (9) :Géométrie de la main,(10) :Voix

Les modalités biométriques relèvent de trois types : biologiques et comportementales et morphologiques.

I.3.1 Analyse biologique:

Une technologie biométrique recourt aux analyses biologiques (groupe sanguin, analyse ADN..) Ce type de biométrie est très complexe à mettre en œuvre dans un système usuel de reconnaissance et n'est utilisé que dans un cas d'extrême nécessité (ex: Enquête criminelle, test de paternité...etc.).

a)ADN:

L'acide désoxyriboneuclique (ADN) est le matériel génétique trouvé chez l'homme. Chaque être humain, à l'exception des jumeaux identiques, est identifiable de manière unique par les traits trouvés dans son ADN, qui est situé dans le noyau de la cellule. Il existe un certain nombre de sources à partir desquelles des modèles d'ADN peuvent être collectés, tels que le sang, la salive, les ongles, les cheveux. Alors que la technologie pour collecter et séquencer l'ADN devient plus rapide et moins coûteuse, et que les dispositifs de collecte deviennent plus petits et plus capables d'être utilisés sur le terrain. La figure I.2 montre le ADN.



Figure I.2: ADN

I.3.2 Analyse comportemental :

Il s'agit d'une recherche sur le comportement individuel et la biométrie comportementale dans laquelle nous analysons les comportements spécifiques d'une personne (comme sa signature, sa voix et sa façon de taper sur un clavier).

a) la signature:

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

Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison.[4] La figure I.3 montre une image de signature sur une palette graphique.



Figure I.3: Image de signature sur une palette graphique

b) La voix :

La biométrie de la voix traite des données qui proviennent à la fois de facteurs physiologiques dépendants de l'âge, du sexe, de l'accent et de facteurs comportementaux comme la vitesse et le rythme. Ils ne sont en général pas imitables. C'est la seule technique qui permette à l'heure actuelle de reconnaître une personne à distance et qui est en général bien acceptée par les usagers. Cependant cette technique est très facilement falsifiable et nécessite en plus une excellente qualité d'enregistrement. La figure I.4 montre une image de la reconnaissance vocale.



Figure I.4: Image de la reconnaissance vocale

C) Démarche:

Elle s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger. En analysant les déformations des jambes et bras au niveau des articulations. La démarche serait en effet étroitement associée à la musculature naturelle, donc, elle est très personnelle, l'intérêt de cette technologie réside que l'identification de démarche se situe dans la capacité d'identifier un individu à distance [5]. Elle peut, aussi, détecter les comportements suspects (par vidéo surveillance), on l'utilise pour le contrôle d'accès aux bâtiments ou aux zones réglementées mais elle est facilement modifiable par l'individu la figure I.5 montre la démarche.

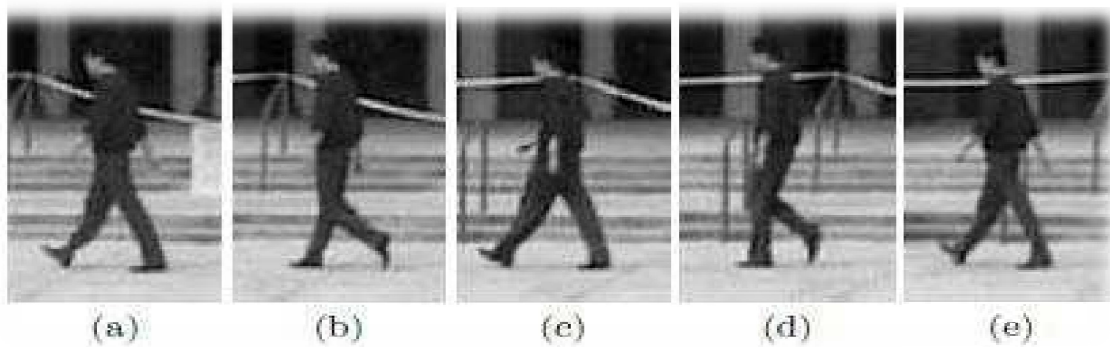


Figure I.5: Images sur la démarche

d) Dynamique de la frappe au clavier :

La dynamique de la frappe au clavier est une caractéristique de l'individu, c'est la transposition de la graphologie à des moyens électroniques la figure I.6 C'est une méthode basée sur la manière d'utiliser ou de taper sur un clavier. Les paramètres pris en compte sont généralement les durées entre les frappes, la fréquence des erreurs et la durée de la frappe.

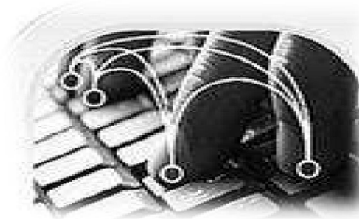


Figure I.6: Image de la frappe au clavier

I.3.3 Analyse morphologique:

Elle est basée sur les caractéristiques physiques particulières qui, pour tout le monde, sont uniques et permanentes. des exemples de ces traits sont présentés dans les sections suivantes :

a) Reconnaissance faciale:

Utilise des caractéristiques faciales distinctes pour créer une autorisation. ces caractéristiques comprennent les contours supérieurs de l'orbite, les zones autour des pommettes, les côtés de la bouche et l'emplacement du nez et des yeux. Les systèmes traditionnels utilisent des algorithmes pour identifier les traits du visage par des points de repère et comparer la taille ou la forme relative des yeux, du nez, des pommettes et de la mâchoire, mais la reconnaissance tridimensionnelle améliore la précision en utilisant des capteurs tridimensionnels pour reconnaître les traits distinctifs du visage voir figure I.7.

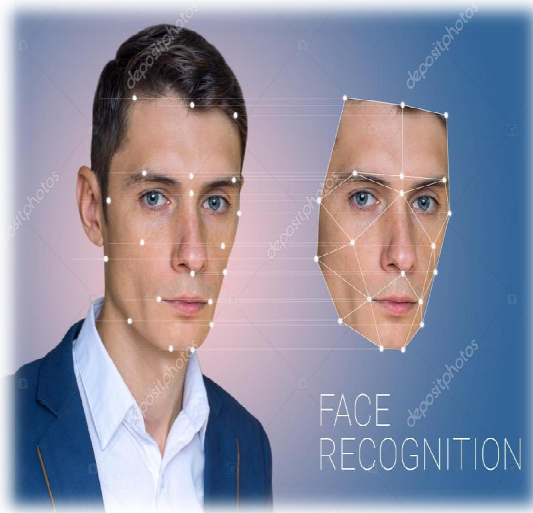


Figure I.7: Exemple de traits biométriques : visage

b) Empreinte digitale:

C'est la méthode la plus efficace et la plus populaire pour l'identification des personnes car l'empreinte de chacun est unique et n'est pas considérée comme un danger pour l'utilisateur [6]. Les empreintes digitales consistent en un motif de texture régulier composé de crêtes et de vallées. ces crêtes sont caractérisées par plusieurs points repères, des minuties froides. Les points de minuties prétendaient être uniques à chaque doigt; c'est la collection de points de minuties dans une empreinte digitale qui est principalement utilisée pour faire correspondre deux empreintes digitales figure I.8.



Figure I.8 : Empreinte digitale

c) Reconnaissance de l'iris

La reconnaissance de l'iris fonctionne sur la base du motif de l'iris dans l'œil humain. L'iris est le tissu élastique pigmenté qui a une ouverture circulaire réglable au centre. Il contrôle le diamètre de la pupille. chez l'homme adulte, la texture de l'iris est stable tout au long de sa vie. Les modèles d'iris des yeux gauche et droit sont différents. Les motifs et les couleurs de l'iris changent d'une personne à l'autre. cela implique de prendre la photo de l'iris avec un appareil photo capable, de la stocker et de la comparer avec les yeux candidats à l'aide d'algorithmes mathématiques figure I.9.

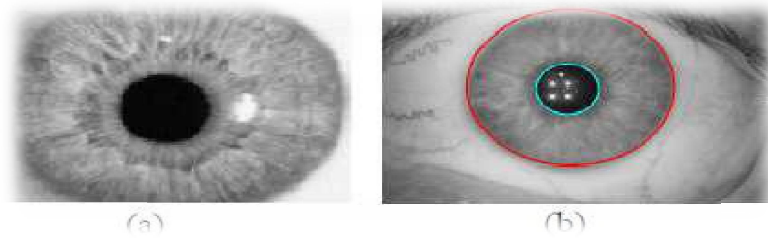


Figure I.9 :(a) Détail de l'iris (b) localisation de l'iris

d) Empreinte de paume:

Les paumes des mains humaines contiennent un motif de crêtes et de vallées un peu comme les empreintes digitales, la zone de la paume est beaucoup plus grande que la zone d'un doigt et, par conséquent, les empreintes de la paume devraient être encore plus distinctives que les empreintes digitales. Étant donné que les scanners d'empreintes digitales doivent capturer une grande surface, ils sont plus volumineux et plus chers que les capteurs d'empreintes digitales. Les paumes humaines contiennent également des caractéristiques distinctives supplémentaires telles que les principales rides et ridules qui peuvent être capturées même avec un scanner de résolution inférieure, ce qui serait moins cher figure I.10.



Figure I.10 :Empreinte de paume

E) La rétine:

La rétine est une fine couche de cellules située à l'arrière du globe oculaire des vertébrés. C'est la partie de l'œil qui convertit la lumière en signaux nerveux figure. I.11 Le principe de la biométrie rétinienne consiste à capturer et analyser les motifs des vaisseaux sanguins sur le nerf mince à l'arrière du globe oculaire, qui traite la lumière pénétrant dans la pupille. La biométrie de la rétine fournit également un haut niveau de reconnaissance. Cette technique est utilisée pour des applications de très haute sécurité. Les caractéristiques de la rétine sont liées à la configuration géométrique des vaisseaux sanguins. La technique utilise un équipement spécialisé et un rayon illumine l'arrière de l'œil. Les systèmes identifient jusqu'à cent quatre vingt douze points de référence. Certains risques pour la santé ont été révélés et limitent l'utilisation de cette technique à des locaux très sensibles.

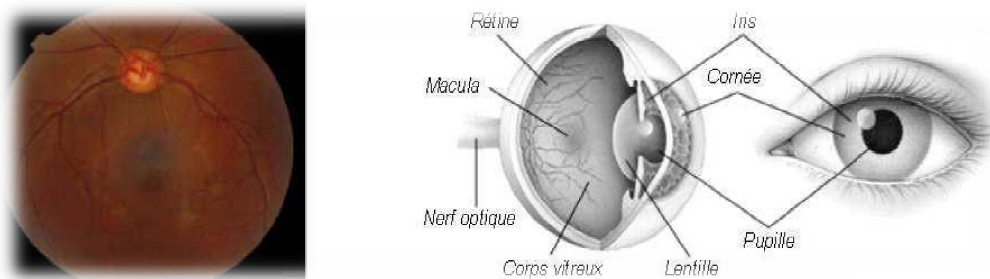


Figure. I.11: La reconnaissance de la rétine

I.4 Phase de fonctionnement du système biométrique:

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois phase de fonctionnement à savoir phase d'enrôlement, phase reconnaissance, phase reconnaissance divisé deux mode, mode vérification ou bien mode d'identification[7].

I.4.1 Le phase d'enrôlement:

Enrôlement est une phase d'apprentissage qui vise à collecter des informations biométriques sur qui identifier. Plusieurs campagnes d'acquisition de données peuvent être réalisées pour assurer une certaine robustesse du système de reconnaissance aux variations temporelles des donnée.la figure I.12 montre Le mode d'enrôlement.

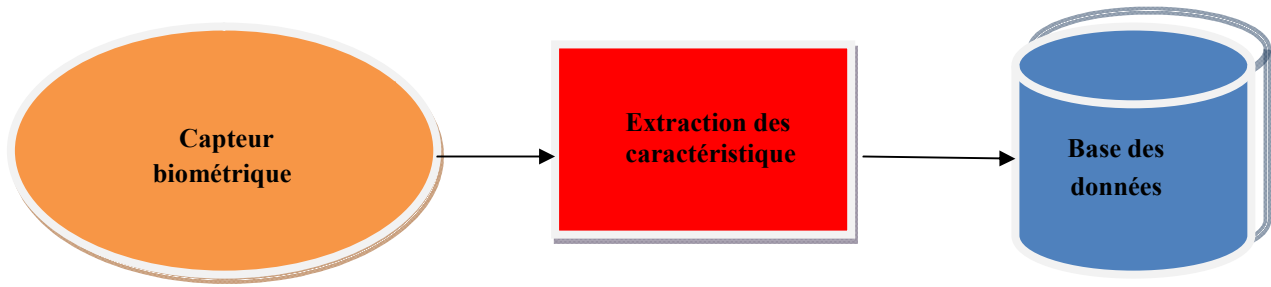


Figure I.12: Le mode d'enrôlement

I.4.2 Le phase de reconnaissance

Opération se déroulant à chaque fois qu'une personne se présente devant le système, elle consiste en l'extraction d'un ensemble de caractéristiques comme pour l'étape d'apprentissage suivie d'une autre étape de comparaison et de prise de décision selon le mode opératoire du système.

1) Le mode de vérification ou authentification:

Le mode de vérification ou d'authentification est une comparaison « 1-to-1 », dans laquelle le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisies avec le gabarit biométrique de cette personne stocké dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question relative à l'identité de l'utilisateur. Actuellement, la vérification est effectuée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur ou une carte à puce. La figure I.13 montre Le mode de vérification ou authentification.

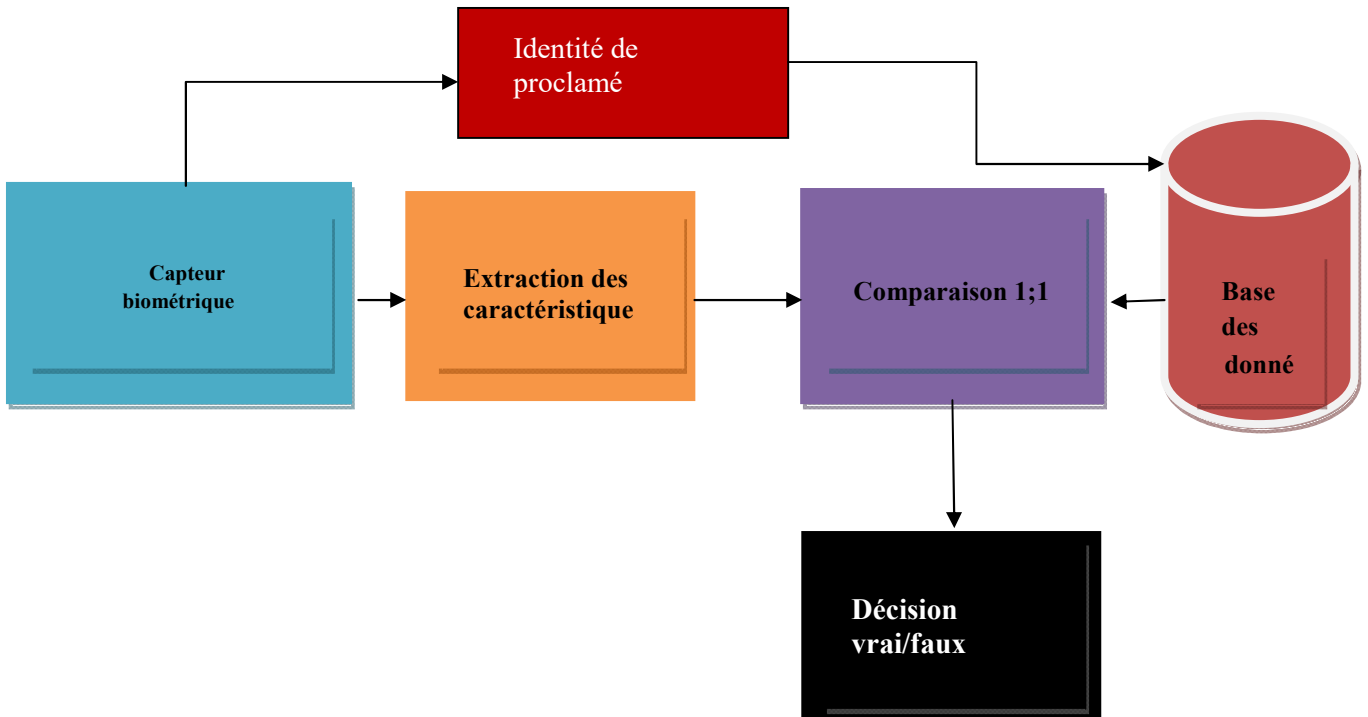


Figure I.13 :Le mode de vérification ou authentification

2) Le mode identification:

Le mode d'identification est une comparaison « un 1 à N », dans laquelle le système reconnaît un individu en l'associant à l'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. La figure I.14 montre Le mode d'identification.

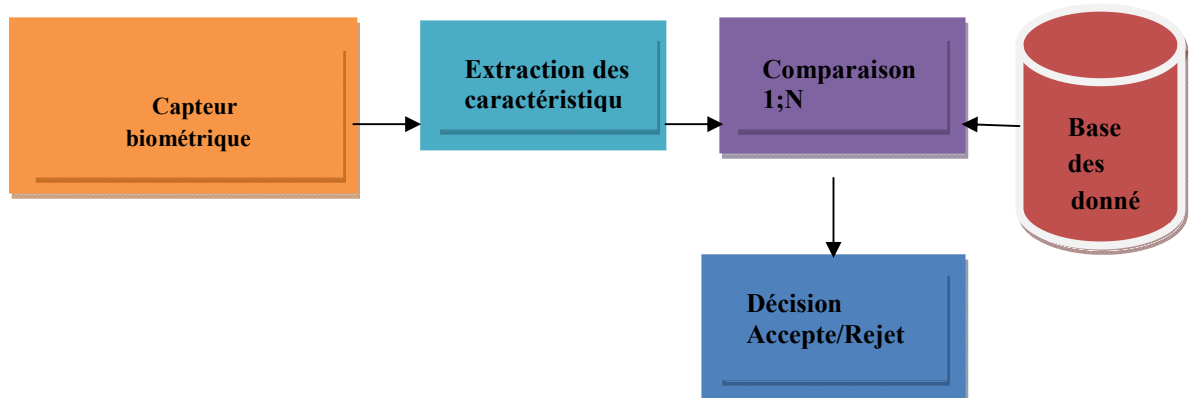


Figure I.14: Le mode d'Identification

I.5 Les Principaux modules système biométrique:

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

I.5.1 Module Capteur biométrique:

Responsable de l'acquisition des données biométriques : certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'un individu à l'aide d'un module de balayage, au moyen d'un capteur biométrique approprié.

I.5.2 Module d'extraction des caractéristiques:

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

I.5.3 Module comparaison:

Ce module compare les caractéristiques biométriques d'une personne soumise à contrôle (volontairement ou à son insu) avec les « signatures » mémorisées. Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

I.5.4 Module base de données:

Dans lequel on stocke les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.

I.5.5 Module de décision:

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

I.6 Catégories de systèmes multi biométriques:

Nous avons deux sections du système biométrique multimodal.

I.6.1 Systèmes biométriques uni modaux:

Les systèmes biométriques uni modaux effectuent la reconnaissance des personnes sur la base d'une source unique d'informations biométriques, mais souffrent de problèmes tels que les données de capteur bruyantes, la non-universalité, le manque de caractère distinctif du trait biométrique et les attaques par usurpation d'identité.

I.6.2 Système biométrique multimodal:

Les systèmes multi biométriques cherchent à pallier certains de ces inconvénients en fournissant plusieurs preuves d'une même identité. Ces systèmes permettent d'atteindre une augmentation des performances qui peut ne pas être possible en utilisant un seul indicateur biométrique. Plus loin, les systèmes multi biométriques fournissent des mesures anti-usurpation en rendant difficile pour un intrus d'usurper plusieurs traits biométriques simultanément. Ce système peut être classé dans l'une des catégories suivantes la figure I.15 montre Les différentes formes de multi modalité.

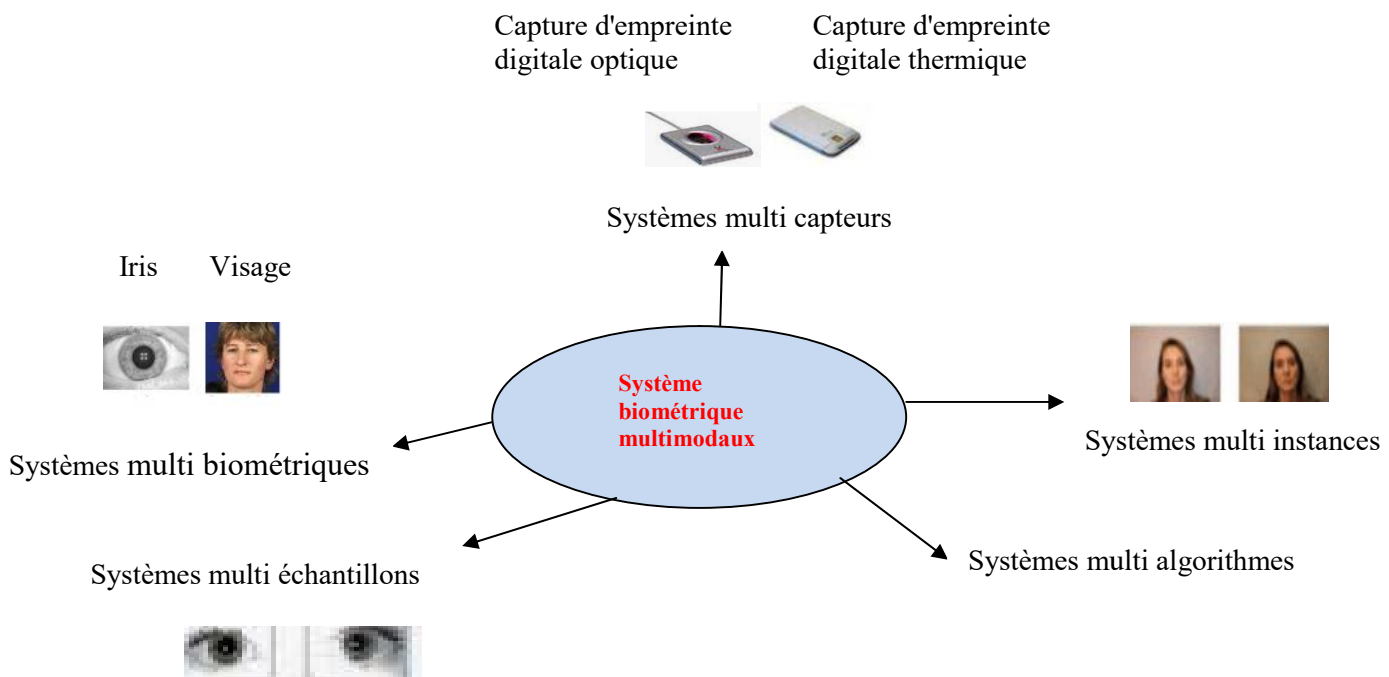


Figure I.15 : Les différentes formes de multi modalité

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

- 1) **Systèmes multi-capteurs:** Une seule modalité biométrique est acquise en utilisant plusieurs capteurs.
- 2) **Systèmes multi-algorithmes :** Une seule entrée biométrique est traitée avec différents algorithmes d'extraction de caractéristiques afin de créer des modèles avec différents contenus d'informations.
- 3) **Systèmes multi-instances :** Ces systèmes utilisent plusieurs instances du même trait corporel et ont également été appelés systèmes multi-unités dans la littérature. Par exemple, les index gauche et droit, ou les iris gauche et droit d'un individu.
- 4) **Systèmes multi-échantillons :** Un seul capteur peut être utilisé pour acquérir plusieurs échantillons du même trait biométrique afin de tenir compte des variations pouvant survenir dans le trait ou d'obtenir une représentation plus complète du trait sous-jacent.
- 5) **Systèmes multimodaux :** Les systèmes multimodaux établissent l'identité sur la base de la preuve de multiples traits biométriques. Par exemple, certains des premiers systèmes biométriques multimodaux utilisaient des caractéristiques faciales et vocales pour établir l'identité d'un individu .Les traits physiquement non corrélés (par exemple, les empreintes digitales et l'iris) devraient entraîner une meilleure amélioration des performances que les traits corrélés (par exemple, la voix et le mouvement des lèvres).

I.6.3 les Niveaux de fusion:

Le système biométrique multimodal extrait des informations de différentes sources biométriques et obtient les informations de fusible pour l'authentification. La combinaison d'informations ou de preuves générées par plusieurs sources biométriques est connue sous le nom de fusion d'informations. L'objectif principal de la fusion d'informations est d'obtenir des informations détaillées provenant de différentes sources; Cependant, différentes techniques de fusion peuvent être utilisées pour la fusion d'informations biométriques, par exemple : somme simple, multiplication, minimum et somme pondérée. La littérature montre que la fusion d'informations biométriques est classée en deux types principaux ; fusion avant appariement c'est-à-dire (fusion pré-mappage) ou fusion après appariement c'est à dire (fusion post-mappage). [8]La fusion au niveau des fonctionnalités est un type de pré-cartographie tandis que la fusion au niveau du score et au niveau de la décision est un type de post-cartographie. Voici de brèves descriptions de tous les types de fusion sont données ci-dessous:

1) Fusion au niveau des fonctionnalités:

La fusion au niveau des fonctionnalités illustrée fait référence à la combinaison des différents ensembles de fonctionnalités extraits de plusieurs modalités biométriques en un seul vecteur de fonctionnalités.

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

2) Fusion au niveau du score:

Les scores générés par plusieurs classificateurs appartenant à différentes modalités sont combinés.

3) Fusion au niveau décisionnel:

Dans ce cas, les sorties finales de plusieurs classificateurs sont consolidées via des techniques telles que le vote à la majorité.

I.7 Performances des systèmes biométriques:

I.7.1 Évaluation des performances:

Pour l'évaluation de la précision d'un système biométrique, qui permet de mesurer ces performances, de nombreuses tentatives ont été faites sur le système, et tous les scores de similarité sont enregistrés. En appliquant le seuil de score variable aux scores de similarité, les paires de taux de fausse reconnaissance (FRR) et de taux de fausse acceptation (FAR) peuvent être calculées.[9]

Le taux de fausse reconnaissance, ou FRR, est la mesure de la probabilité que le système biométrique rejette à tort une tentative d'accès par un utilisateur autorisé. Il s'exprime par le rapport du nombre de fausses reconnaissances divisé par le nombre de tentatives d'identification. D'autre part, le taux de fausse acceptation, ou FAR, est la mesure de la probabilité que le système biométrique accepte à tort une tentative d'accès par un utilisateur non autorisé. Il s'exprime par le rapport du nombre de fausses acceptations divisé par le nombre de tentatives d'identification.

Les résultats sont présentés soit sous forme de telles paires, c'est-à-dire FRR à un certain niveau de FAR, soit sous la forme du graphique de la Figure 16. Les taux peuvent être exprimés de plusieurs façons, par exemple, en pourcentages (1 %), en fractions (1/100), en format décimal (0,01) ou en utilisant des puissances de dix (10^{-2}). Lors de la comparaison de deux systèmes, le plus précis montre un FRR inférieur égal au niveau FAR. Certains systèmes ne rapportent pas le score de similarité, seulement la décision.

Dans ce cas, il n'est possible de gagner qu'un seul couple FRR/FAR (et non une série continue) à la suite d'une évaluation de performance. Si le mode de fonctionnement (le niveau de sécurité) est ajustable (c'est-à-dire que nous avons un moyen de contrôler le seuil de notation utilisé en interne), l'évaluation des performances peut être effectuée à plusieurs reprises dans différents modes pour obtenir d'autres paires FRR/FAR.

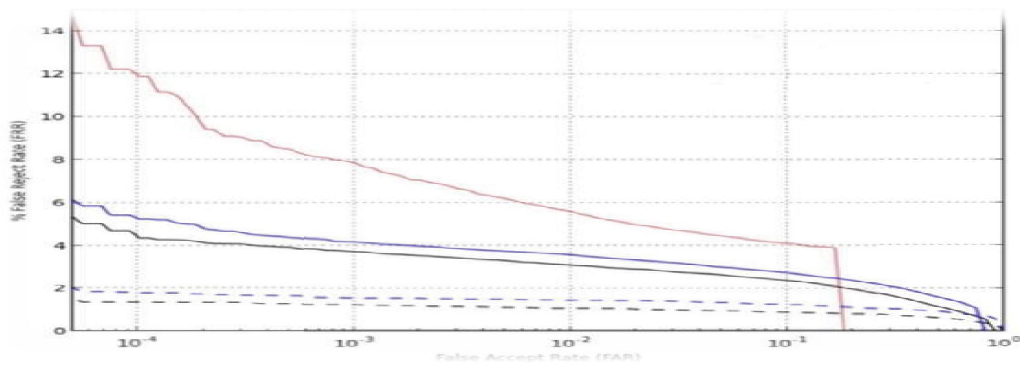


Figure I.16: Exemple de graphique DET

I.7.2 Mode d'évaluation:

Il existe trois modes d'évaluation des performances, à savoir la technologie, le scénario et l'évaluation opérationnelle. Lors de l'évaluation d'algorithmes biométriques, les évaluations technologiques sont les plus courantes et souvent les plus réalisables. Étant donné que ce type d'évaluation est effectué à l'aide d'échantillons sauvegardés, les résultats sont reproductibles et l'évaluation n'est pas un processus fastidieux ou compliqué.

évaluation technologique : évaluation à l'aide de données enregistrées, par exemple, des empreintes digitales précédemment acquises.

évaluation de scénario : évaluation de bout en bout du système à l'aide d'un prototype ou d'un environnement simulé

Évaluation opérationnelle : évaluation dans laquelle les performances d'un système biométrique complet sont déterminées dans un environnement d'application avec une population spécifique. Le plus gros inconvénient des évaluations technologiques est qu'elles ne reflètent pas nécessairement les conditions finales d'utilisation du système. Pour cette raison, il est important de collecter un ensemble d'échantillons des conditions d'utilisation du système cible lors de la préparation d'une évaluation.

I.7.3 Base de données:

Les échantillons enregistrés utilisés dans les évaluations technologiques sont collectés dans des bases de données. La collecte de données est effectuée à l'aide d'un groupe de volontaires, dont au moins certains fournissent plusieurs acquisitions de la même modalité biométrique (par exemple, le même doigt) pour avoir des tentatives pertinentes. Pour rendre la collecte efficace, des échantillons de plusieurs objets peuvent être prélevés sur chaque volontaire, par exemple tous les dix doigts. Les caractéristiques de la base de données ont un grand impact sur les résultats d'une évaluation. Comme indiqué précédemment, à l'exception des capacités de l'algorithme biométrique, la quantité d'informations disponibles peut être utilisée pour caractériser les objets.

I.7.4 Degré de confiance:

Pour pouvoir faire une affirmation sur le FRR 1% @ FAR 1 / 1 000 000 (c'est-à-dire, lorsque le système fonctionne dans un mode où une tentative d'imposteur sur un million est - à tort - considérée comme une correspondance, un pour cent du véritable tentatives échoueraient) au moins un million de tentatives d'imposteur (l'utilisateur adhère parfaitement au modèle d'une autre personne). Il n'est pas difficile de comprendre que l'incertitude d'une telle affirmation serait assez élevée.

Le résultat dépend fortement de la façon dont les deux échantillons les plus similaires de la base de données sont notés. Lors de la comparaison et de la visualisation d'un graphique DET (compromis d'erreur de détection), il est important de comprendre que l'incertitude est plus élevée du côté des bords de l'image. Le nombre de comparaisons effectuées n'est qu'un facteur important affectant la confiance.

Chapitre I : Généralités sur les systèmes biométriques

I.8 Conclusion:

Nous avons présenté quelques définitions et notions liées aux systèmes biométriques et ses modalités. Nous avons découvert le système biométrique multimodal et l'opération de fusion. nous avons présenté un aperçu de certains éléments biométriques importants tels que les bases de données et le degré de confiance. De plus, une analyse détaillée des différents domaines d'application de plusieurs techniques biométriques.

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par réseau de neurones

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par réseau de neurones

II.1 Introduction:

Depuis plusieurs années, les réseaux de neurones artificiels, et particulièrement les perceptrons multicouches, se sont montrés très efficaces dans le domaine de la reconnaissance statistique de forme. Nous allons maintenant voir la méthode de modélisation neuronale appliquée à l'identification de personnes, le but étant "simplement" de déterminer l'identité de la personne à partir d'une image la paume de main. Les réseaux de neurones artificiels sont capables d'apprendre l'association entrée/sortie, du fait de cette capacité, ils vont donc être utilisés pour résoudre ce type de problème.[10]

Dans ce chapitre, nous proposerons une méthode de conception pour trouver un vecteur de caractéristiques optimal. Pour cela, nous utiliserons les réseaux de neurones artificiels comme outil de modélisation de la modalité biométrique.

II .2 Les réseaux de neurones:

Les réseaux de neurones est un système dont la conception est à l'origine schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques, et qui par la suite s'est rapproché des méthodes statistiques.

II .2.1 Réseaux de neurones biologiques:

Un neurone (cellule nerveuse) est une cellule qui transporte des impulsions électriques [11], où elles sont connectées les unes aux autres. Ils ne se touchent pas et forment à la place de minuscules espaces appelés synapses. ces lacunes peuvent être des synapses chimiques ou des synapses électriques et transmettre le signal d'un neurone à l'autre. Les composants les plus importants du neurone (figure II.1) :

- 1) Dendrite :Elle reçoit les signaux des autres neurones.
- 2) Soma (corps cellulaire):Il additionne tous les signaux entrants pour générer une entrée.
- 3) Axone :Lorsque la somme atteint une valeur seuil, le neurone se déclenche et le signal descend l'axone vers les autres neurones.
- 4) Synapses : Le point d'interconnexion d'un neurone avec d'autres neurones. La quantité de signal transmis dépend de la force (poids synaptiques) des connexions.

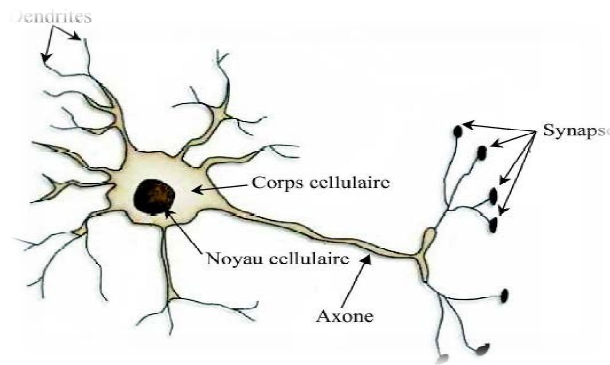


Figure II .1: Représentation schématique d'un neurone biologique

II .2.2 Réseau neuronal artificiel:

Un réseau de neurones artificiels (ANN) est un modèle de calcul inspiré des réseaux de neurones biologiques qui constituent le cerveau humain [12]. Le réseau de neurones lui-même n'est pas un algorithme, mais plutôt un cadre permettant à de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique de fonctionner ensemble et traiter des entrées de données complexes [13]. De tels systèmes "apprennent" à effectuer des tâches en considérant des exemples, généralement sans être programmés avec des règles spécifiques à la tâche.

Un RNA est basé sur une collection d'unités ou de nœuds connectés appelés neurones artificiels, qui modélisent de manière lâche les neurones d'un cerveau biologique. Chaque connexion, comme les synapses d'un cerveau biologique, peut transmettre un signal d'un neurone artificiel à un autre. Un neurone artificiel qui reçoit un signal peut le traiter puis signaler d'autres neurones artificiels qui lui sont connectés.

II .2.3 Structure du réseau de neurones artificiels:

Dans le tableau II.1, nous verrons les composants du réseau de neurones artificiels (ANN) et leurs équivalents dans le réseau de neurones biologiques (BNN)

Tableau II. 1 : composants BNN et ANN.

BNN	ANN
Dendrites	Couches d'entrée
Corps cellulaire	Couches cachées
Terminaux Axon	Couches de sortie

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par réseau de neurones

Le réseau de neurones artificiels est souvent divisé en trois parties principales qui constituent :

Couche d'entrée : Les observations d'entraînement sont alimentées par ces neurones.

Couche cachées : Couches intermédiaires entre l'entrée et la sortie qui aident le réseau de neurones à apprendre les relations complexes impliquées.

Couche de sortie : La sortie finale est extraite des deux couches précédentes.

En général, un neurone formel est un élément de traitement à n entrées $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ (qui sont les entrées ou sorties externes d'autres neurones) et une ou plusieurs sorties. Son traitement consiste à réaliser sur sa sortie y_j le résultat d'une fonction de seuil (aussi appelée fonction d'activation) de la somme pondérée et du biais (figure II.2).

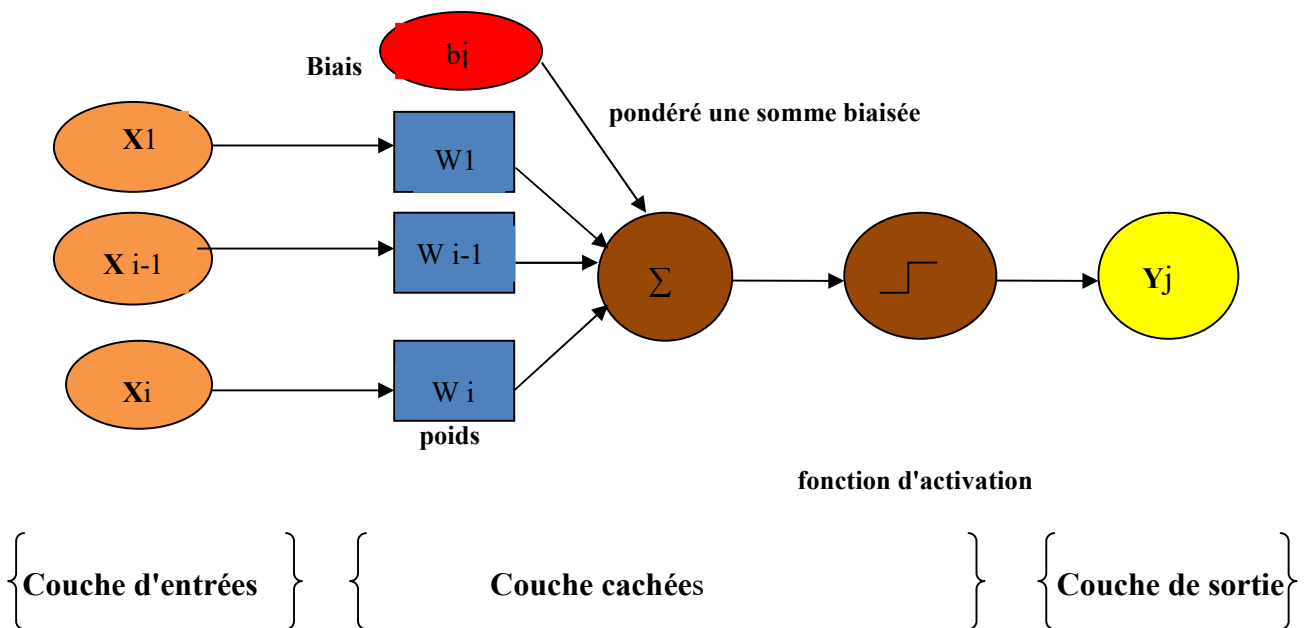


Figure II. 2 : Structure du réseau de neurones artificiels

Nous mentionnons les types d'architecture de réseau de neurones les plus connus :

1. Couche cachée unique : se compose de trois couches (couche d'entrée et couche de sortie et couche cachée) (voir figure II.3.a).
2. Multi couche cachée : se compose de plus de trois couches (couche d'entrée et couche de sortie et couches cachées) (voir figure II.3.b).

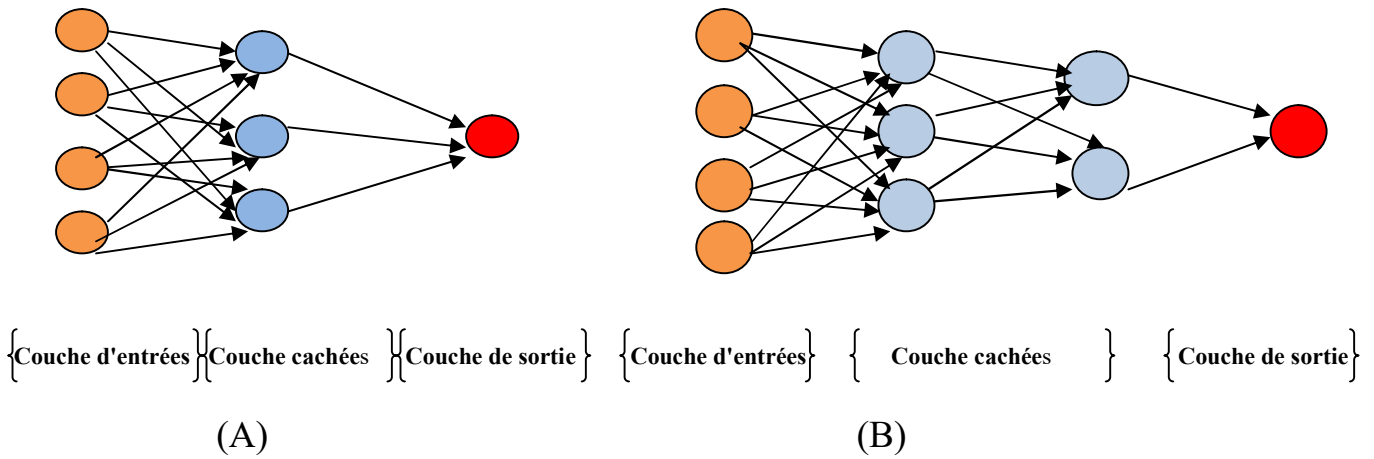


Figure II.3 : Architecture de réseau de neurones : (a) Couche cachée unique, (b) Couche multi cachée

II .2.4 Formulation mathématique du RNA:

Dans le cas de Single Perceptron, la sortie peut être exprimée par la formulation mathématique suivante [14] :

$$Y_j = f_j \left(\sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot X_i + b_{ij} \right) \tag{II. 1}$$

avec:

X_i : L'entrée.

W_{ij} : les poids.

Y_j : La sortie du neurone j.

b_{ij} : Le biais.

$f_j(x)$:Fonction d'activation.

n : Nombre d'entrées

Mais dans le cas d'un réseau de couches cachées et d'une fonction de couche de sortie linéaire, le la formulation mathématique de la sortie sera:

$$Y = \sum_{j=1}^N \theta_j Y_j \tag{II.2}$$

Y : La sortie.

θ_j : Les poids.

Y_j : La sortie de neurone j.

N : nombre de neurones.

Le biais : est un paramètre externe du neurone (poids) [15].

II.3 Fonction d'activation :

La fonction d'un neurone artificiel qui délivre une sortie basée sur des entrées. Il est utilisé pour déterminer la sortie du réseau neuronal comme oui ou non. Il mappe les valeurs résultantes entre 0 et 1 ou -1 à 1... etc. (selon la fonction).

Les fonctions d'activation peuvent être essentiellement divisées en 2 types :

- 1) Fonction d'activation linéaire.
- 2) Fonctions d'activation non linéaires.

II.4 La fonction d'activation du modèle:

Les fonctions suivantes sont quelques exemples de fonctions d'activation :

1) La fonction sigmoïde:



Figure II.4: La fonction sigmoïde

2) La fonction à seuil:

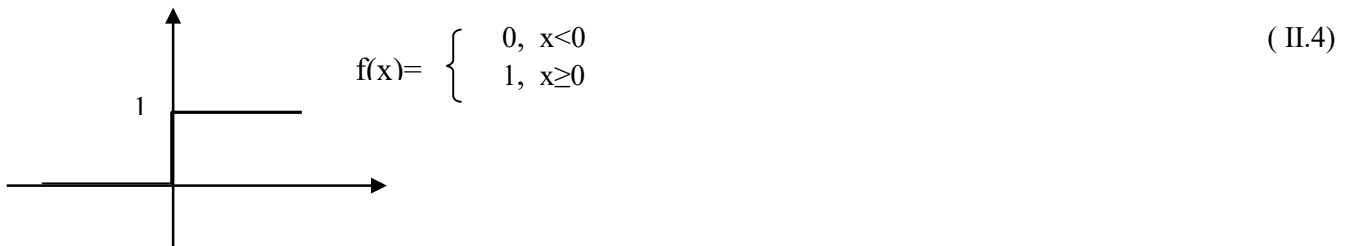


Figure II.5: La fonction à seuil

3) La fonction linéaire :



Figure II.6: La fonction linéaire

4) La fonction gaussienne:

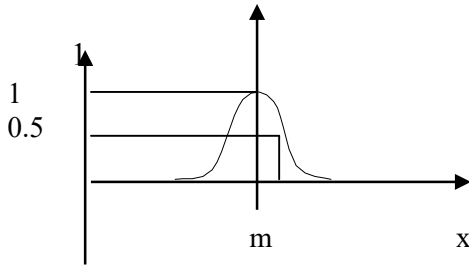


Figure II.7: La fonction gaussienne

Il est défini par deux paramètres(σ, m):

$$f(x) = \exp(-(x-m)^2 / \sigma^2) \tag{II.6}$$

σ : La largeur de la fonction gaussienne.

m : Le centre du champ récepteur.

II .5 Approche universelle:

Nous trouvons une propriété importante qui rend les réseaux de neurones artificiels populaires dans les problèmes de modélisation et d'identification dans plusieurs travaux de recherche [16]. Les auteurs montrent la capacité de tels systèmes à approximer certaines classes de fonctions non linéaires avec des erreurs bornées. Cette propriété est bien connue sous le nom d'"approximation universelle". Dans ces travaux, les auteurs prouvent la capacité des réseaux de neurones artificiels à approximer n'importe quelles fonctions lisses non linéaires. En d'autres termes, nous pouvons

écrire :

$$|I - \hat{I}| = \varepsilon \max \tag{II.7}$$

Où \hat{I} la fonction approximative de l'original I et $\varepsilon \max$ est l'erreur maximale d'approximation. Considérons que nous avons des réseaux à deux couches dans lesquels la couche cachée effectue une transformation non linéaire fixe sans paramètres ajustables, c'est-à-dire que l'espace d'entrée est mappé dans un nouvel espace. La couche de sortie combine alors linéairement les sorties dans ce dernier espace. Par conséquent, ils appartiennent à une classe de réseaux de neurones à paramètres linéaires et peuvent être simplement exprimés comme suit :

$$\hat{I}(x) = Y = \theta^T S(x) \tag{II.8}$$

Avec le vecteur d'entrée $x \in \mathbb{R}^n$, le vecteur de poids $\theta \in \mathbb{R}^L$, le nombre de poids L et le vecteur de fonction de base : $S(X) = [S_1(x), S_2(x), S_3(x), \dots, S_L(x)]^T \in \mathbb{R}^L$. C'est la même idée utilisée par les réseaux RBF de la fonction de base radiale à condition que $S(X)$ soit une fonction positive continue sur $[0, \infty]$, et que sa dérivée première soit complètement monotone. dans ce travail nous utilisons la fonction gaussienne car elle est couramment utilisée RBF [17], qui ont la forme :

$$S_j(x) = \exp\left(-\sum_{i=1}^n (\|x_{ij} - \mu_{ij}\| / \sigma_{ij})^2\right) \quad (II.9)$$

Avec : σ_{ij} : Les largeurs de la fonction gaussienne.

$\mu_{ij} = [\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in}(x)]^T$: Le centre du champ récepteur. De l'équation (II.1) si on pose :

$W_{ij} = 1/\sigma_{ij}$ et $b_{ij} = \mu_{ij}/\sigma_{ij}$ on trouvera que :

$$Y_j = fi\left(\sum_{i=1}^n (\|x_i - \mu_j\| / \sigma_j)^2\right) \quad (II.10)$$

La figure (II.8) illustre le développement mathématique précédent avec deux neurones (j) (j+1). il est connu sous le nom de réseau de fonction de base radiale (RBF).

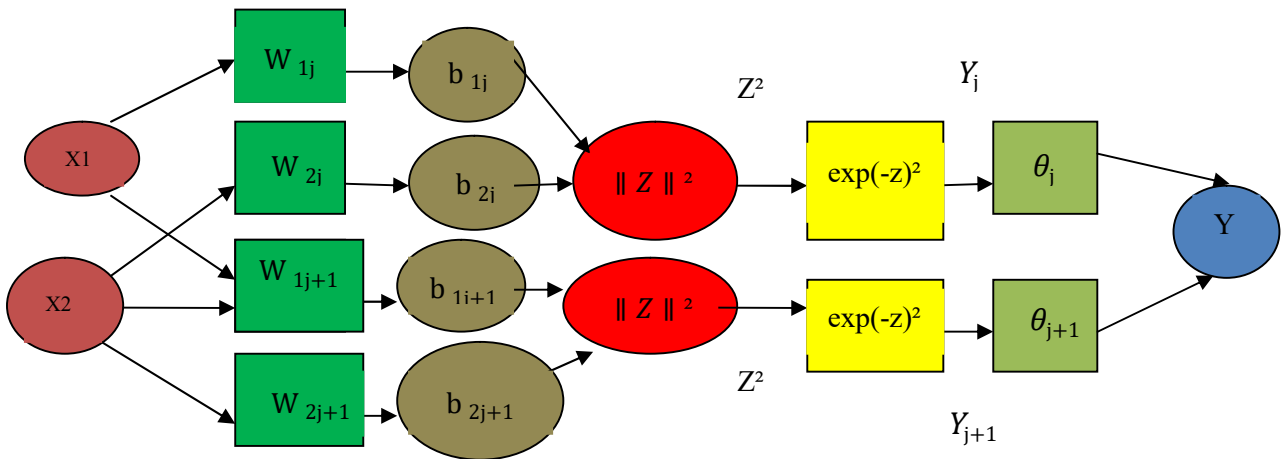


Figure II.8 : Réseaux à fonction de base radiale (RBF)

Dans la section suivante, nous exploiterons la formulation linéaire de la sortie ANN donnée par l'équation II.8 pour développer notre modélisation d'image biométrique.

II.5.1 Formulation du problème quadratique:

Nous considérons une fonction associée à une image biométrique donnée par $I(x,y)$ et la fonction approchée $\hat{I}(x,y) = s^T(x,y) \cdot \theta$, nous proposons d'une part de choisir le vecteur θ comme vecteur caractéristique de l'image biométrique et d'autre part d'identifier ce vecteur par minimisation de la fonction Mean Square Error (MSE). Ce dernier reflétera l'erreur d'approximation de l'image biométrique par l'ANN. Considérons la fonction critère (MSE) suivante :

$$E^2 = 1/Np \sum_{x,y} (I(x,y) - \hat{I}(x,y))^2 \quad (II.11)$$

Où Np est le nombre de pixels contenus dans l'image. Ce critère est la moyenne des erreurs d'approximation carrée sur l'ensemble de l'image également appelée Mean Square Error (MSE).

Cette dernière équation s'écrit :

$$E^2 = 1/Np \sum_{x,y} (I(x,y) - s^T(x,y) \cdot \theta)^2 \quad (\text{II.12})$$

Après développement, on obtient :

$$E^2 = 1/Np \sum_{x,y} \theta^T s^T(x,y) s^T(x,y) \cdot \theta - 1/Np \sum_{x,y} 2I(x,y) s^T(x,y) \cdot \theta + 1/Np \sum_{x,y} (I(x,y))^2$$

Sous forme matricielle, nous réécrivons le MSE comme suit :

$$E^2 = 1/2 \theta^T A \theta + B^T \theta + C \quad (\text{II.13})$$

Où la matrice A, le vecteur b et le scalaire c sont donnés par :

$$A = 2 \sum_{x,y} S(x,y) \cdot s^T(x,y) / Np \quad (\text{II.14})$$

$$B^T = - \sum_{x,y} 2 \cdot I(x,y) \cdot s^T(x,y) / Np \quad (\text{II.15})$$

$$C = \sum_{x,y} I^2(x_i, y_j) / Np \quad (\text{II.16})$$

Le critère E^2 est maintenant reformulé en fonction quadratique, la littérature nous propose plusieurs algorithmes d'optimisation. Les plus connues sont celles issues de la méthode dite du Gradient [18]. Il existe de nombreuses méthodes déterministes (ou exactes) pour résoudre certains types de problèmes d'optimisation et pour obtenir la solution optimale du problème en un temps raisonnable. Ces méthodes nécessitent que le critère à minimiser présente un certain nombre de caractéristiques telles que la convexité, la continuité ou la dérivabilité.

II .6 Architecture des réseaux de neurones:

Un neurone réalise une fonction non linéaire. L'intérêt des neurones réside dans les propriétés qui résultent de leurs associations en réseaux. C'est-à-dire de la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des neurones constitutifs[19].

La plupart des modèles de réseaux de neurones artificiels (RNA) ne retirent du fonctionnement réel que les principes suivants :

Ceux caractérisés par des interconnexions denses entre des unités de traitement simples agissant en parallèle.

Ceux qu'à chaque connexion est associé un poids qui détermine l'influence réciproque des deux unités connectées. ceux pour lesquels les poids de connexions sont modifiables et c'est cette plasticité qui donne lieu aux facultés d'adaptation et d'apprentissage.

Chapitre II: Reconnaissance des personnes par réseau de neurones

Les neurones sont donc fortement connectés entre eux. Mais ces connexions ne sont pas aléatoires. Elles correspondent à des réseaux dont les architectures sont assez connues.

II .6.1 Connectivité:

La connectivité des réseaux, c'est à dire la manière dont ils sont reliés, peut être totale (tous les neurones connectés entre eux) ou par couche (les neurones d'une couche ne sont connectés qu'aux couches suivantes) ; il existe des réseaux monocouches ou multicouches (multi layer networks). Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle [20].

Selon le type d'interconnexion on peut classer les réseaux comme réseaux à connexion locale (partielle) ou totale (complète).

II .6.2 Réseau à connexions locales:

Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche en aval la figure II.9 montre Réseau à connexions locales.

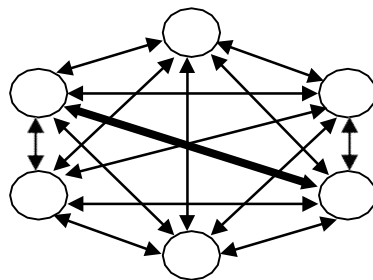


Figure II.9: Réseau à connexions locales

II .6.3 Réseau à connexions totales:

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau. figure II.10 montre réseau à connexions totales.

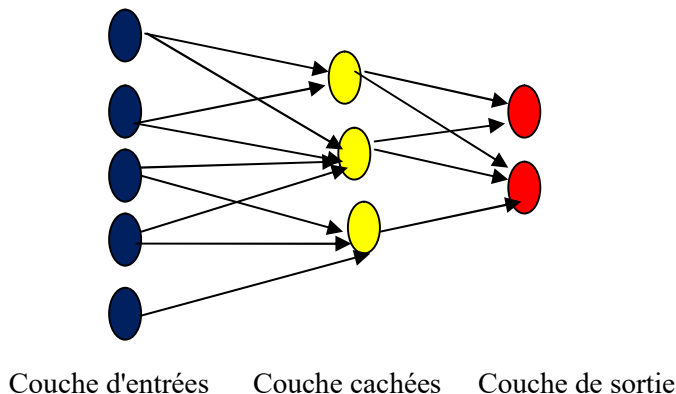


Figure II .10: Réseau à connexions totales

II .6.4 Apprentissage:

Une caractéristique des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre (par exemple à reconnaître une lettre, un son...). Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ. La plupart des réseaux de neurones apprennent par l'exemple [21].

On appelle « phase d'apprentissage » des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres des neurones du réseau. Afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée. La phase de l'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

II .7 Les types de réseaux neurones:

Par définition, un réseau de neurones est constitué d'un assemblage d'éléments, d'unités ou de nœuds processeurs pour lequel un sous-groupe effectue un traitement indépendant et transmet le résultat à un deuxième sous-groupe et ainsi de suite (cas d'un réseau à couches multiples). Les capacités de traitement du réseau dépendent des poids w_i auxquels sont affectées des valeurs produisant un filtre affectant la capacité d'apprentissage du réseau. Dans un réseau de neurones, les neurones sont regroupés en couches. Habituellement, chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones dans la couche précédente et la couche suivante (excepté dans la couche d'entrée et celle de sortie du réseau). L'information donnée à un réseau de neurones est propagée couche par couche de la couche d'entrée à la couche de sortie en passant par une ou plusieurs couches intermédiaires (couches cachées).

II.7.1 Le perceptron:

Le perceptron peut être vu comme le type de réseau de neurones le plus simple. C'est un classifieur linéaire Ce type de réseau neuronal ne contient aucun cycle (il s'agit d'un réseau de neurones à propagation avant). Dans sa version simplifiée, le perceptron est monocouche et n'a qu'une seule sortie (booléenne) à laquelle toutes les entrées (booléennes) sont connectées. Plus généralement, les entrées peuvent être des nombres réels Figure II.11 montre Architecture du perceptron.

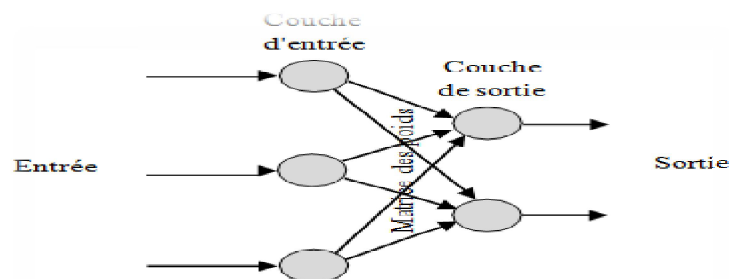


Figure II.11 : Architecture du perceptron

II.7.2 Le perceptron multicouche:

Le perceptron multicouche est un type de réseau neuronal artificiel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement ; il s'agit donc d'un réseau à propagation directe (*feedforward*). Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la dernière couche (dite « de sortie ») étant les sorties du système global[22]. Figure II.12 montre Architecture du perceptron multicouche

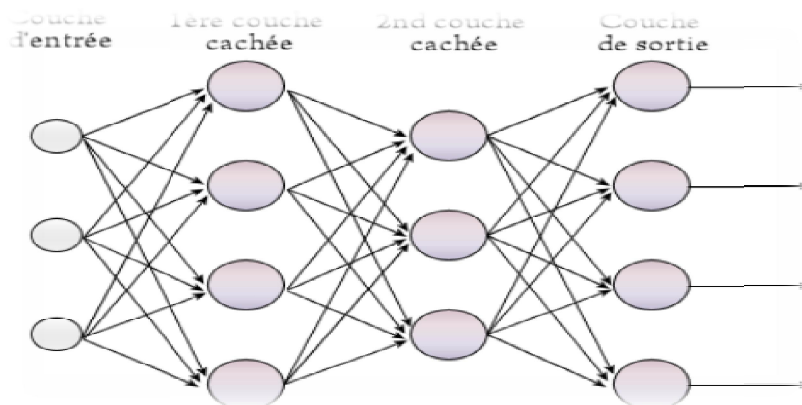


Figure II.12: Architecture du perceptron multicouche

II.7.3 Apprentissage du perceptron multicouche:

Pour la couche de sortie, on peut appliquer l'apprentissage du perceptron, mais comment modifier les poids pour les connexions qui ne sont pas en relation avec un neurone de sortie? Le problème est l'obtention d'une estimation de la valeur désirée pour chaque neurone de la couche cachée. Ils utilisent pour modifier leurs poids, un algorithme de rétro-propagation du gradient (back-propagation). Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique[23].

Types d'apprentissage :

On peut distinguer trois types d'apprentissages:

Apprentissage supervisé: est le plus utilisé. On présente au réseau des entrées et au même temps les sorties que l'on désirerait pour cette entrée. Le réseau doit alors se reconfigurer. C'est-à-dire calculer ses poids afin que la sortie qu'il donne corresponde bien à la sortie désirée.

Apprentissage semi-supervisé: Qui ne tient compte que d'une évaluation partielle ou qualitative des sorties.

Apprentissage non supervisé: On présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise.

II .8 Conclusion:

Puisqu'il intègre les deux étapes de traitement d'image au sein d'une même réseau. , nous avons présenté des notions de base sur le neurone formel et le neurone biologique, pour découvrir les caractéristiques d'un neurone ainsi que le principe de son fonctionnement. Ensuite nous avons vu les différents types et topologies des réseaux de neurones artificiels, et les différents modes d'apprentissage existants des réseaux de neurones.

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

III.1 Introduction:

L'empreinte palmaire est l'une des biométries physiologiques relativement nouvelles en raison de ses caractéristiques stables et uniques. La richesse des informations de texture de l'empreinte de la paume offre l'un des moyens les plus puissants d'identification et de vérification personnelles. L'empreinte palmaire biométrique reconnaît une personne sur la base des principales lignes, rides et stries à la surface de la paume.

Ces structures linéaires sont stables et restent inchangées tout au long de la vie d'un individu. La surface interne du contient normalement trois plis de flexion, des plis secondaires et des crêtes. Les plis de flexion sont aussi appelés lignes principales et les plis secondaires sont appelés rides. La flexion et les grands sillons secondaires se forment entre le 3ème et le 5ème mois de grossesse [24] et les rides superficielles apparaissent après la naissance. Bien que les trois grandes flexions soient génétiquement dépendantes, la plupart des autres plis ne le sont pas [25].

Ils nous ont poussés à le considérer comme un choix approprié pour notre étude expérimentale qui sera exposée dans ce chapitre. Ainsi, nous allons d'abord introduire la reconnaissance d'empreintes palmaires. Ensuite, nous examinerons une seule caractéristique de la base de données cible de notre application.

Dans ce chapitre, nous proposerons une Reconnaissance d'empreintes palmaires dans unimodal et multimodal et extraire les résultats.

III.2 Reconnaissance d'empreintes palmaires:

L'empreinte palmaire est l'intérieur de la main (partie non visible lorsque la main est fermée) du poignet aux racines des doigts, c'est une autre caractéristique biométrique unique adaptée à une utilisation dans les systèmes biométriques. Palm est utilisé comme modalité d'identification de personne fiable, rentable et facile à acquérir. La surface interne de la paume se compose de nombreuses caractéristiques uniques telles que les lignes principales, les crêtes, les rides et les points delta, comme le montre la figure (III.1)

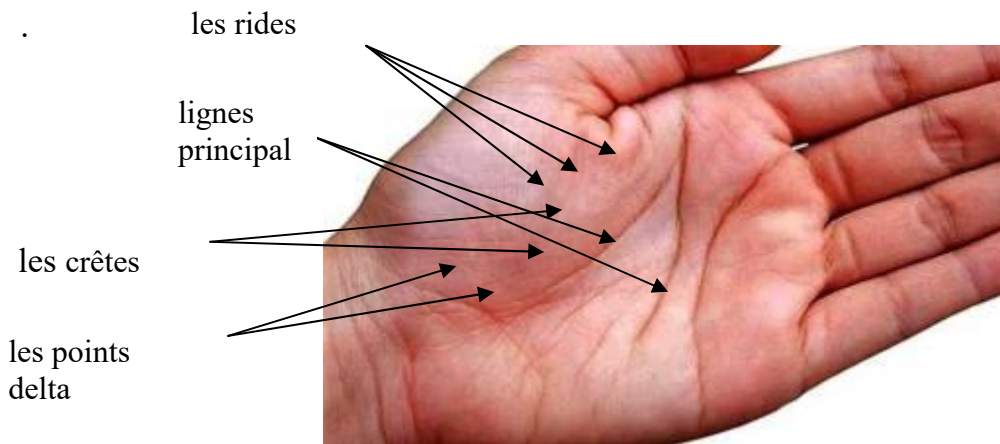


Figure III .1 : lignes principales sur une empreinte de palme

III.3 Système biométrique proposé:

Nous proposons un système biométrique multimodal basé sur l'empreinte palmaire qui consiste en deux sous système fusionnés au niveau de score (voir la voir Figure III.2).

Chaque sous-système représente un système uni modal composé de quatre modules : capture biométrique, module d'extraction de caractéristiques module de comparaison et module de décision.

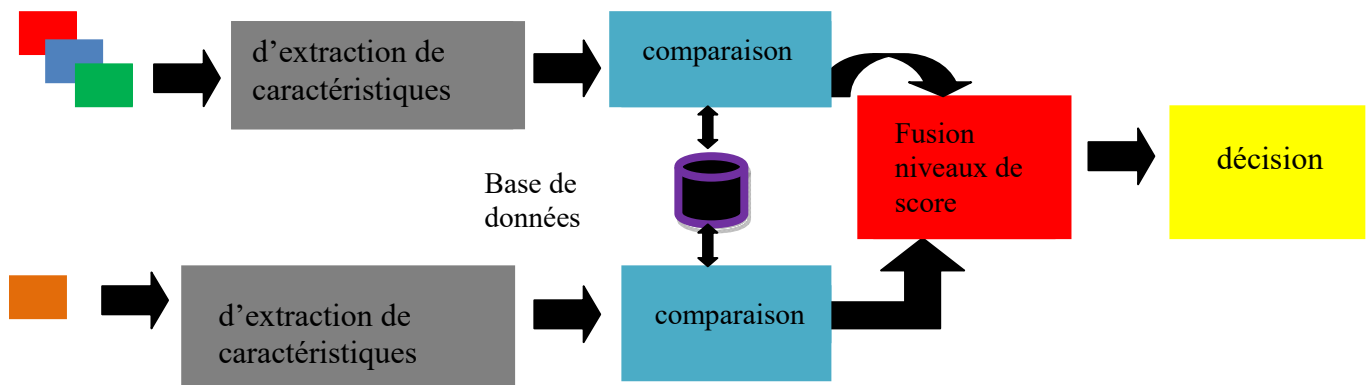


Figure III .2: Système multi model

III.4 Base des données Multi spectral Palmprint:

Pour réaliser une identification en ligne par empreintes palmaires en temps réel, il faut un dispositif particulier qui doit être plus rapide dans l'acquisition des empreintes palmaires. Un exemple d'un tel dispositif est représenté sur la figure (III.3).

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

Le Centre de recherche biométrique (UGC / CRC) de l'Université polytechnique de Hong Kong a développé un dispositif de capture de Palmprint multi-spectral en temps réel qui peut capturer des images de Palmprint sous des illuminations bleue, verte, rouge et infrarouge proche (NIR) et l'a utilisé pour construire une base des données multi spectrales de Palmprint à grande échelle.

La base de données Multi-spectral Palmprint a été recueillie auprès de 250 volontaires, dont 195 hommes et 55 femmes. La répartition par âge est de 20 à 60 ans. Les échantillons ont été recueillis en deux séances distinctes.

Dans chaque session, la personne a été invitée à fournir 6 images pour chaque paume. Par conséquent, 24 images de chaque illumination de 2 palmes ont été collectées de chaque personne.

Au total, la base de données contient 6 000 images provenant de 500 paumes différentes pour un éclairage.

L'intervalle de temps moyen entre la première et la deuxième session était d'environ 9 jours.

Dans nos expériences, nous utilisons des bases des données a région d'intérêt (ROI) déjà extraite avec une taille 128×128 pixels pour évaluer nos méthodes d'extraction des fonctionnalités [26].

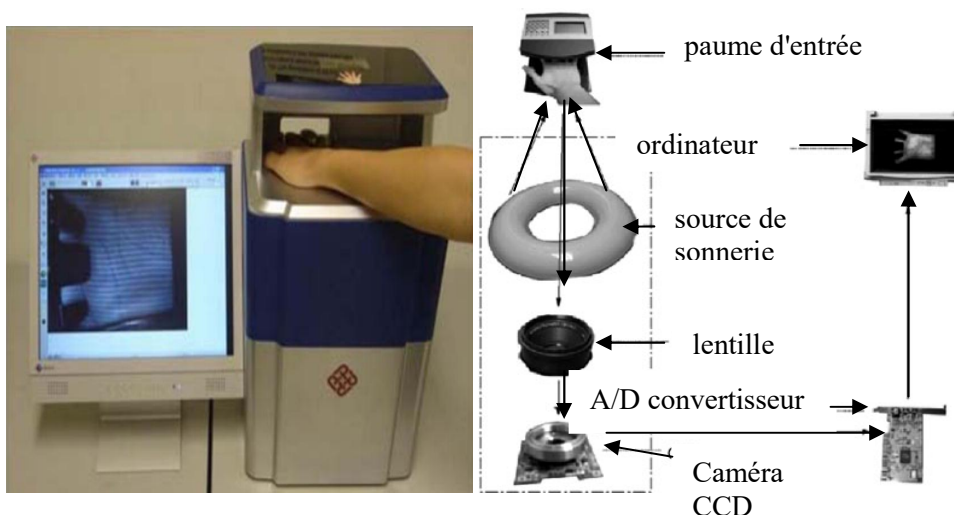


Figure III.3 : La structure du dispositif d'acquisition d'images d'empreintes palmaires

III .5 Séparation des bases de données:

Pour développer une application de reconnaissance palmaire, deux bases de données sont nécessaires : une pour réaliser l'apprentissage et une pour tester les technologies et déterminer leurs performances, mais il n'existe pas de règle pour quantifier cette participation.

Il résulte souvent d'un compromis entre la quantité de données disponibles et le temps nécessaire pour effectuer l'apprentissage. Dans notre série de tests sur 100 personnes, la base de données était divisée en deux parties :

Les images(1, 5, 9) sont utilisées pour chaque personne pour l'étape d'apprentissage.et photos de test

Les neuf images restantes (2, 3, 4, 6, 7, 8, 10, 11, 12) ont été utilisées pour chaque individu pour effectuer les différents tests.

III .6 résultats et discussion:

Le choix des meilleurs paramètres a un impact sur le taux de reconnaissance du système. Par conséquent, nous avons choisi les meilleurs d'entre eux après le processus d'adaptation et les avons appliqués dans l'algorithme. Les deux tableaux suivants présentent le seuil, EER, ROR et RPR

, le premier pour le nombre différent de fonctions dans le cas de Niter=20 dans la base de données d'empreintes palmaires (bande bleue), et la même chose pour le second pour les différentes valeurs de nombre d'itérations (Niter) dans le cas de nombre de fonctions =10. qui sera appliqué dans le système unimodal. Afin d'améliorer les performances du système unimodal, nous utiliserons le système multimodal pour obtenir les meilleurs résultats (voir tableau III.1).

Niter : nombre d'itérations de l'algorithme.

Nf : fonctions gaussiennes de chaque variable d'entrée.

Tableau III. 1 : Résultats de différentes valeurs de Nf en cas de Niter=20

bases de données	Nf	EER%	ROR%	RPR
bande bleue	5	0.218	98.500	56
	10	0.110	99.600	77
	15	0.110	99.600	98
	20	0.110	99.600	97

Remarque (1) :

D'après le tableau III.1 ci-dessus, nous remarquons que la précision de la détermination du groupe fermé devient très élevée dans certains classificateurs à bande bleues, atteignant 99,600 % trois fois de suite dans les cas du nombre de fonctions 10, 15 , 20.

Nous concluons du tableau III.1 que le meilleur résultat est donné par le nombre d'emplois Nf = 10 après avoir comparé les résultats entre eux et choisi le meilleur d'entre eux, qui est Nf 10, et il a été

Chapitre III: Résultats expérimentaux et discussions

choisi parce qu'il a le moins d'exécution temps par rapport aux cas avec le nombre d'emplois 10,15,20 en plus de cela, si nous continuons à changer les valeurs nf nous perdrons le meilleur résultat et nous reviendrons au pire résultat, après avoir choisi le meilleur résultat nf nous avons fixé cette valeur et commençons à modifier les valeurs des nombres de répétitions, espérons-le, nous obtiendrons de meilleurs résultats

Tableau III. 2 : Résultats de ROR et RPR pour différentes valeurs de Niter dans le cas Nf=10

Niter	EER %	T0	ROR %	RPR
5	0.110	0.176	99.600	26
10	0.110	0.170	99.600	45
15	0.110	0.165	99.600	65
20	0.110	0.166	99.600	76

Remarque (2) :

Après avoir déterminé le meilleur résultat du numéro de fonction, nous le corrigerons (Nf) après avoir changé la valeur du nombre d'itérations (Niter), jusqu'à ce que nous obtenions la meilleure valeur pour Nf, ce qui nous permet de conserver le taux d'erreur minimum possible. En fonction des résultats du tableau (tableau III.2), qui comprend les résultats de ROR et RPR (mode d'identification en jeu fermé). On observe sur le tableau (III.2) que les valeurs de Nf de 5 à 20, qui donnent les résultats de ROR (99,600%) respectivement, des valeurs stables de ROR. donc en fonction de la stabilité du résultat et en choisissant le plus petit nombre de numéros d'itération, nous concluons que le résultat parfait de Niter est 5, ce qui contribue avec les nombres de fonction à donner comme meilleurs résultats de la valeur d'erreur la plus faible (numéro d'itération = 5 et nombre de fonctions = 10).

III.6.1 Résultats du système unimodal:

Nous appliquons le meilleur numéro de fréquence (Niter) et numéro de fonction (Nf) testé dans la condition bleu et retesté dans les images Nir, Vert et Rouge. Les résultats du test des bandes bleue, verte, rouge et proche infrarouge (NIR) sont représentés dans le tableau suivant :

Tableau III. 3 : résultats unimodaux

bande	EER %	T0	ROR%	RPR
bleu	0.110	0.166	99.600	26
Rouge	0.600	0.128	97.42	44
Vert	6.550	0.125	82.60	91
Nir	0.110	0.194	99.50	7

Remarque:

Dans l'ensemble ouvert, la bande bleue donne le meilleur EER par rapport aux autres bandes (rouge, verte et Nir), et le résultat de ROR et RPR est très raisonnable. Les courbes suivantes (Figure III.4) représentent le graphique FRR versus FAR et la courbe CMC (Figure III.5). Cette courbe (Figure III.4) montre le taux d'erreur égal (EER) de chaque bande en fonction du taux de faux rejets (FRR) et du taux de fausses acceptations (FAR)

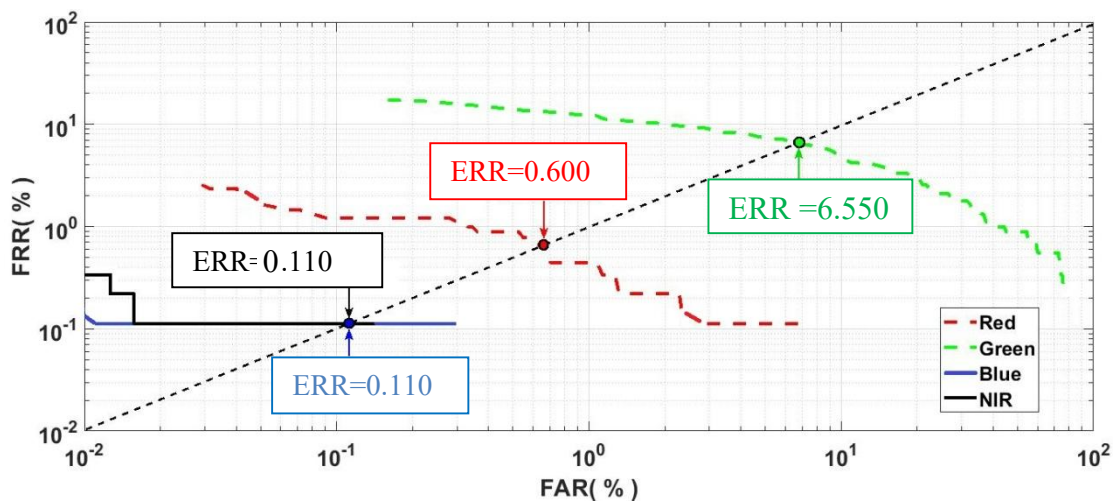


Figure III. 4 : Courbes ROC uni modales

Cependant, la figure III.5 illustre les courbes CMC de différentes bandes

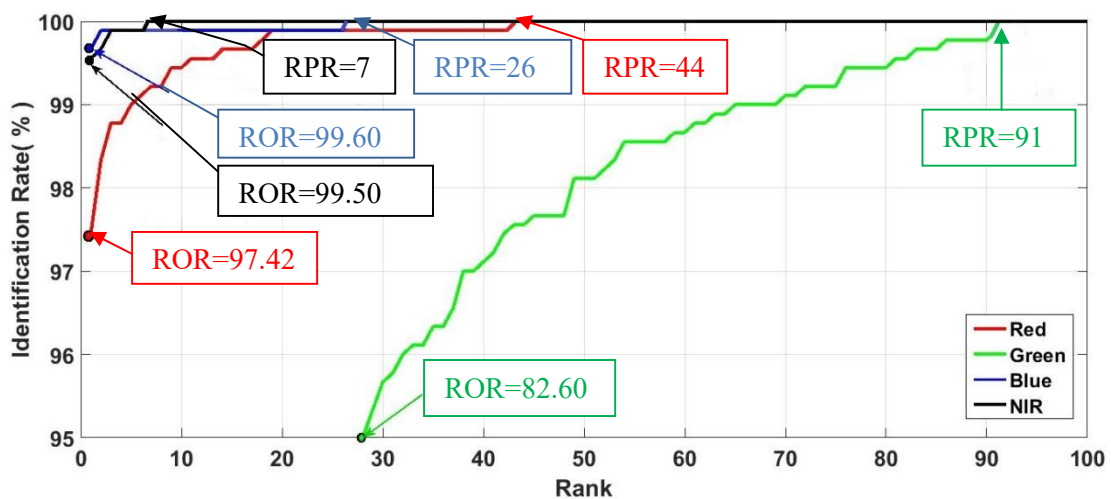


Figure III .5: Courbes CMC uni modales

III.6.2 Discussion:

A partir du Tableau (III.3) et de la Figure (III.4), nous pouvons donner les points suivants : nous avons remarqué que par rapport au meilleur cas dans le système unimodal, les meilleurs résultats de ROR produisent une précision de 99,600 % avec RPR =26.

dans le cas de la bande verte à la limite supérieure EER égale à 6,550 A $T_0 = 0,125$, car la bande verte donnée n'est pas suffisante et pauvre en informations par rapport à d'autres bandes.

d'autres bandes produisent des valeurs acceptables par rapport au vert, mais le bleu reste le meilleur résultat même si le NIR a presque le même résultat d'EER mais en comparant leur reconnaissance de rang un (ROR), le bleu était le plus proche du résultat parfait.

III.6.3 Résultats du système multimodal:

Comme nous le savons, l'orientation vers le système biométrique multimodal est considérée comme l'une des meilleures solutions pour améliorer les performances et les chercheurs ont prouvé que l'utilisation de la biométrie multimodale fournira un système plus fiable et robuste. En ce sens, lors de notre étude expérimentale basée sur un système multi-échantillons, les informations présentées par différentes bandes (Bleu, Vert, Rouge et NIR) ont fusionné pour rendre le système efficace. Quatre niveaux de fusion possibles peuvent être utilisés pour intégrer les données de deux modalités ou plus, ces niveaux sont le niveau du capteur, le niveau des caractéristiques, le niveau du score d'appariement et le niveau de décision, dans notre étude, la fusion au niveau du score d'appariement est utilisée. Actuellement, ce niveau semble être le niveau de fusion le plus utile en raison de ses bonnes performances et de sa simplicité et il y a suffisamment de contenu informatif et il est facile d'accéder et de combiner les scores correspondants. La fusion au niveau des matching-scores est privilégiée dans le domaine de la reconnaissance biométrique car le contenu informationnel est suffisant et il est facile d'accéder et de combiner les matching scores. Dans notre système, nous avons adopté l'approche de combinaison, où les scores d'appariement individuels sont combinés pour générer un score scalaire unique, qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Au cours de la conception du système, nous expérimentons cinq schémas de fusion différents : score de somme, score de multiplication, score minimum, score maximum et score de pondération somme. Supposons que la quantité S_i représente le score du i ème matcher ($i = 1 ; 2 ; 3 ; 4$) pour différentes bandes de couleur d'empreinte palmaire (BLEU, VERT, ROUGE et NIR) et que SF représente le score de fusion. Par conséquent, SF est donné par (voir tableau III.4):

Tableau III. 4 : Méthodes de combinaison de scores

Méthode	Formule
Somme simple	$SF = \sum_{i=1}^N Si$
Multiplication	$SF = \prod_{i=1}^N Si$
Note minimale	SF Min (i=1 to N) Si
Note maximale	SF Max (i=1 to N) Si
Somme pondérée	$SF = \sum_{i=1}^N W_i^* Si$

Avec:

$$W_i^* = \frac{1 / \sum_{i=1}^N (1/EER_i)}{EER_i}$$

Où W_i^* désigne le poids associé au matcher i, avec $\sum W_i^* = 1$, et EER_i est le taux d'erreur égal du matcher i, respectivement. Dans notre cas, nous avons effectué deux types de tests de fusion, le premier fusionnant les trois bandes Bleu, Rouge et Vert. Ensuite, de la même manière, nous avons fusionné ces trois couleurs en plus de la bande NIR, avec l'enregistrement des valeurs EER, le seuil, le ROR et le RPR pour les deux tests et leurs résultats sont représentés dans le tableau III.5 :

Tableau III. 5 :Résultats multimodaux

La fusion	R+G+B				R+G+B+NIR			
	Ensemble ouvert		Ensemble fermé		Ensemble ouvert		Ensemble fermé	
Règles	T0	EER	ROR	RPR	T0	EER	ROR	RPR
Somme	0.129	0.110	99	2	0.179	0.110	100	1
Mul	/	/	80	2	/	/	80	2
Min	/	/	80	2	/	/	80	2
Max	0.191	0.220	99	4	0.245	0.112	100	1
W Somme	0.183	0.033	100	1	0.058	0.013	100	1

Dans ce cas, les deux figures suivantes III.6 et III.7 montrent des courbes ROC et CMC multimodales.

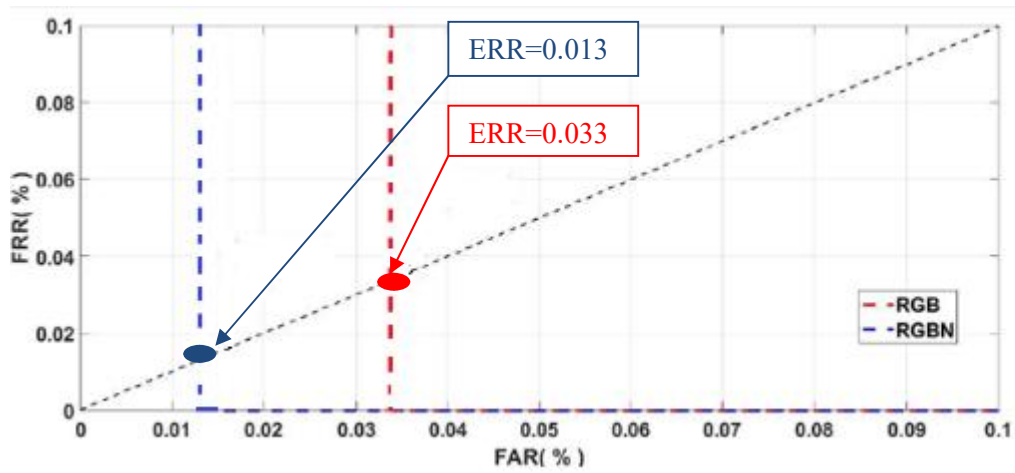


Figure III. 6: Courbes ROC multimodales

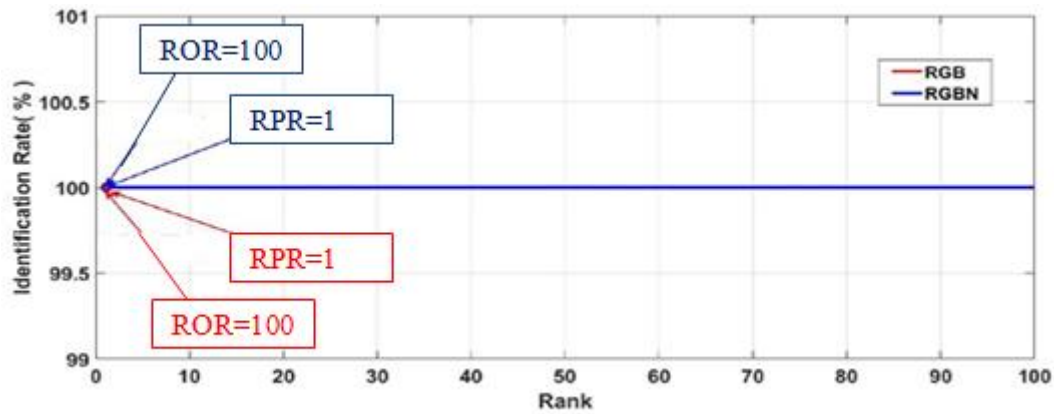


Figure III. 7 : Courbes CMC multimodales

III.6.4 Discussion:

À ce stade (le système multimodal), chaque sous-système calcule son propre score d'appariement et ces scores individuels sont finalement combinés en un score total (fusion au niveau du score d'appariement), qui est utilisé par le module de décision. Sur la base de ce score d'appariement, une décision d'accepter ou de rejeter un utilisateur est prise, la précision du système multimodal est meilleure que celle du système unimodal. A partir du tableau (III.4), nous pouvons observer les avantages d'utiliser la fusion R, G, B, N :

La fusion des bandes Rouge, Vert, Bleu et NIR dans la somme des poids a un EER minimum égal à 0,013 Et un seuil égal à $= 0.058$ et c'était le meilleur résultat, c'est pour l'identification de l'ensemble ouvert et l'identification de l'ensemble fermé nous remarquons que la reconnaissance de rang un (ROR) a une valeur de 100% et ne prend qu'un pas pour l'atteindre sur les Caractéristiques de fonctionnement du récepteur (ROC).

d'après les résultats obtenus, nous pouvons dire que la précision du système multimodal est meilleure que celle du système unimodal

III.7 Conclusion:

Nous pouvons en déduire que l'étape d'extraction des caractéristiques est une étape très nécessaire pour chaque système biométrique et dans ce chapitre, pour confirmer la validité et l'efficacité de l'algorithme d'extraction de la méthode du gradient, nous l'avons appliqué à la base de données Les résultats obtenus dans le cas monomodal montrent des performances relativement élevées en termes de cas EER et RPR. Ces résultats ont été améliorés par l'adaptation du système biométrique multimodal où plus d'informations ont été combinées par fusion au niveau de l'appariement.

Conclusion générale

Conclusion générale

Conclusion générale:

La biométrie qui utilise des caractéristiques physiologiques humaines pour identifier un individu est maintenant une méthode répandue d'identification et d'authentification. L'identification biométrique est une technologie qui utilise plusieurs techniques de traitement d'images, La reconnaissance de l'empreinte palmaire a été vérifiée et étudiée. Au cours de cette période, de nombreux problèmes liés à la reconnaissance des empreintes palmaires ont été résolus. Les réseaux de neurones artificiels se sont révélés être un outil utile pour la prédiction, l'approximation de fonctions et la classification.

Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'identification automatique des personnes sur la base de leurs descripteurs biométriques, et il était axé sur l'optimisation des réseaux de neurones. Malheureusement, il avait un problème majeur représenté dans son nombre de paramètres qui se reflétait dans son incapacité à identifier systématiquement les meilleurs paramètres. Comme solution à ce problème, nous avons proposé une méthode de conception pour trouver des paramètres optimaux. Pour cela, nous avons utilisé le système de réseau neuronal artificiel comme outil de modélisation de la modalité biométrique.[27]

Nous avons formulé l'identification des images biométriques comme un problème quadratique d'optimisation. L'algorithme de la méthode Conjugate Gradient a été présenté comme un algorithme simple pour trouver la meilleure solution qui minimise l'approximation d'erreur de l'image biométrique. Enfin, les résultats obtenus sont intéressants, nous avons obtenu un taux de reconnaissance très proche qui rend le système acceptable.

Nos travaux futurs se concentrent sur l'évaluation des performances dans les deux phases (vérification et identification) à l'aide d'une grande base de données et sur l'intégration d'autres fonctionnalités biométriques pour atteindre les performances du système avec une grande précision.

- [1] <https://www.biometrie-online.net>.
- [2] Peter GREGORY And Michel A.SIMON, "biometrics for Dummies", Cisa, Cissp, 2008
- [3] VIELHAUER, Claus. Biometric user authentication for IT security: from fundamentals to handwriting, Springer Science & Business Media, 2005.
- [4] Talib Hichem BETAOUAF, "Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes". Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen, Magister en Informatique 2011
- [5] LI, Stan Z. et JAIN, Anil K. (ed.). Encyclopedia of Biometrics: I-Z. Springer Science & Business Media, 2009.
- [6] JAIN, Anil K., BOLLE, Ruud, et PANKANTI, Sharath (ed.). Biometrics: personal identification in networked society. Springer Science & Business Media, 2006
- [7] ZHANG, Lin, ZHANG, Lei, et ZHANG, David. Finger-knuckle-print: a new biometric identifier. In: Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on. IEEE, 2009.
- [8] MERAOUZIA, Abdallah, CHITROUB, Salim, et BOURIDANE, Ahmed. Fusion of finger-knuckle-print and palmprint for an efficient multi-biometric system of person recognition. In : Communications (ICC), 2011 IEEE International Conference on. IEEE,
- [9] <https://www.intechopen.com>.
- [10] W.S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of ideas immanent in nervous activity", Bull. Mathematical Bio-physics, Vol. 5, 1943, pp. 115-133.
- [11] A.FULLICK, " Guide de révision de la biologie du GCSE d'Edexcel International ", 24 février 201
- [12] D.HEMANTH, V. VIEIRA, "Apprentissage profond pour les applications de traitement d'images" , décembre 2017
- [13] A.DEPAL."Construire avec l'IA | DeepAI", 06 octobre 2018.
- [14] D.AWSON, W. CHRISTIAN "Une approche par réseau de neurones artificiels pour la modélisation pluie-ruissellement", février 1998.
- [15] B. BANSAL, "Logique symbolique et traitement logique", mai 2012
- [16] B. CSÁJI, "Approximation with Artificial Neural Networks", Eötvös Loránd University, Hongrie, Master Memory, 2001.
- [17] M.SANDELI, "Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images", Université de Constantine 2, Master Mémoire, 2014.
- [18] D.DOCHAIN, " Contrôle Automatique des Bioprocédés", 2013
- [19] « L'analyse discriminante et le perceptron multicouche » Par OTMANI Imene., <https://bu.umc.edu.dz/theses/math/OTM5995.pdf>

- [20] « Réseau de Neurones Artificiels pour la classification des fontes Arabes et la distinction entre la langue Arabe et les langues Latines » Thème de Jean-Luc Bloechle, Université de Fribourg, Suisse, 2003
- [21] « Réseaux de neurones artificiels » (En ligne) (consulté le 15.09.2019).
<https://rosemees.com/reseau-de-neurones-artificiels-definition/>
- [22] « Les Réseaux de Neurones Artificiels » Thèse de Y. Djeriri,
https://www.researchgate.net/publication/319939107_Les_Reseaux_de_Neurones_Artificiels
- [23] « Reconnaissance de visages par réseaux d'ondelette de Gabor » Thèse de Ahmed CHAARI, Université de Lille 1, France, 2009
- [24] SS Ge, C.C. HANG, T. H. LEE, Tao ZHANG. Stable Adaptive Neural Network Control », mars 2013.
- [25] <https://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/>, [Visité le 9 juin 2019]
- [26] S. PRABHAKAR, A. KJAIN, " level Fusion in Fingerprint Verification ", rapport technique, Michigan State University, octobre 200
- [27] BOUKHARI Wassila, BENYETTOU Mohamed, "identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires « Palmprint »