

Université Kasdi Merbah-Ouargla

**Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et
de la Communication Département d'Informatique et
Technologie de l'information**



MEMOIRE MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Science et Technique.

Filière : Electronique.

Spécialité : Automatique.

Présenté par :

❖ EL-Moundher HADJAIDJI

❖ Khaled MAHDADI

Thème

**Modélisation d'empreinte biométrique
par un modèle flou de Sugeno optimisé**

Soutenue publiquement

Le : /05/2017

Devant le jury :

Mr.	D.SAMAI	MCB	Président	UKM Ouargla
Mr.	M. SMAHI	MAA	Examineur	UKM Ouargla
Mr.	Z. TIDJANI	MAA	Rapporteur	UKM Ouargla
Mr.	K. BENSID	Doctorant	Co-Rapporteur	UKM Ouargla

Année Universitaire : 2016 /2017



Remerciement

Reconnaissance et grâce à Allah, notre Créateur qui nous a donné la force de terminer ce travail modeste.

Nous tenons à remercier nos professeurs de superviseurs Mr. TIDJANI Zakaria et Mr. Ben Sid Khaled pour les conseils et les orientations pour la réalisation de ce travail.

Nous tenons également à adresser nos sincères remerciements à tous les enseignants qui ont contribué à la fin de nos études en particulier.

Nous tenons également à remercier tous ceux qui ont contribué directement ou indirectement à ce travail, surtout nos parents et nos collègues.

Dédicaces

Je dédie

Ce travail modeste

À ma mère compatissante,

À mon cher père,

À tous les membres de la famille surtout mes sœurs

MANEL, RIM DALAL, MOUNA et FARAH,

À l'esprit de ma sœur HAFSA,

De plus, ne pas oublier de dédier ce travail

Pour tous les collègues de spécialité automatique et

tous les amis.

HADJAIDJI El-Moundher

Dédicaces

Louange à "الله" qui m'a aidé sur ce travail.

Je dédie ce travail, à toute ma famille

et à tous mes amis.

A tous mes amis groupe automatique.

*Et à tous ceux qui ont m'aidé à la réalisation de ce
travail.*

MAHDADI Khaled

ملخص

العمل المقدم في هذه المذكرة يركز أساساً حول الإطار المفاهيمي للنظام البيومتري ومكوناته الأساسية حيث يتمحور هذا الإطار في تقسيم 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 شعاع الخصائص المميزة للبصمة البيومترية أثناء مرحلة التعرف مطابقة لإمضاءات البصمة البيومترية المسجلة في قاعدة البيانات في مرحلة التجنيد من خلال تشكيل نظام استخلاص خصائص يعتمد في نمذجة الصورة البيومترية على المنطق الضبابي كمقرب عالمي ويعتمد أيضاً على طرق التدرج التي تعتبر عائلة معروفة بقدرتها على معالجة المعادلات التربيعية .

حيث يسمح نموذج النظام الضبابي سوجينوا بتشكيل دالة أطلقنا عليها اسم الصورة التقريبية , هذه الأخيرة تقود إلى تشكيل دالة تربيعية (من الدرجة الثانية) ناتجة عن مربع الفرق بين دالة الصورة الحقيقية ودالة الصورة التقريبية بالمنطق الضبابي , هذا الفرق يمثل نسبة الخطأ الذي يمكن تقليبه انطلاقاً من خوارزمية الأشد انحداراً الموجودة في عائلة التدرج المذكورة سابقاً ويتوافق هذا مع هدف تحسين أداء التعريف البيومتري .

الكلمات المفتاحية : النظام البيومتري – الانصهارات- النظام المتعدد الوسائط- النظام الضبابي- خوارزمية الأشد انحداراً- الصورة البيومترية - مقرب عالمي - دالة تربيعية

Abstract

The work presented in this paper is based mainly on the conceptual framework of the biometric system and the basic components of this system when the framework is constructed in the division of the biometric system into two types, biometric system uni-modal and biometric multimodal system, where highlight the types of fusions that plot the multimedia system settings.

This work also aims at extracting a vector of characteristics relating to the biometric palmprint during the recognition phase conforming to the biometric print signatures recorded in the database in the enrollment phase by forming the system Extraction of characteristics depends on the modeling of the biometric image on fuzzy logic as a universal approximator It also depends on gradient methods that are known to a family for their ability to process second order equations.

When the *Sugeno (TS)* blur model makes it possible to form a function that we call the approximate image. This leads to the construction of a quadratic function (second order) this difference represents the percentage of error that can be reduced with the steepest algorithm that exists in the family of gradient mentioned above. This corresponds to the objective of improving the performance of biometric recognition.

Key words: biometric - multimodal - fuzzy logic - universal approximator - recognition - palmprint - quadratic function

Résumé

Le travail présenté dans cette mémoire basé principalement sur le cadre conceptuel du système biométrique et les composants de base de ce système lorsque le cadre est construit dans la division du système biométrique en deux types, system biométrique uni-modale et système biométrique multimodal, où mettre en évidence les types des fusions qui tracent les repères du système multimodal.

Ce travail vise également à extraire un vecteur de caractéristiques relatif à l’empreinte biométrique au cours de la phase de reconnaissance conforme aux signatures d’empreintes biométriques enregistrées dans la base de données à la phase d’enrôlement grâce à la formation du système d’extraction des caractéristiques cela dépend de la modélisation de l’image biométriques sur la logique floue comme approximateur universelle Il dépend aussi sur des méthodes de gradient qui sont connus une famille pour leur capacité à traiter les équations du second ordre .

Lorsque le modèle flou de *Sugeno (TS)* permet de former une fonction que nous appelons l’image approximé. Celle-ci conduit de construire une fonction quadratique (deuxième ordre) Résultant de la différence carré entre la fonction de l’image réelle et la fonction de l’image approximé avec la logique floue, Cette différence représente le pourcentage d’erreur qui peut être réduit avec l’algorithme la plus raide qui existe dans la famille de gradient mentionné précédemment.

Cela correspond à l’objectif d’améliorer la performance de la reconnaissance biométrique.

Mots clés : biométrique – enrôlement - multimodal - logique floue - gradient- fonction quadratique- approximateur universelle- modèle flou

Table des matières

		ملخص	iv
		Abstract	v
		Résumé	vi
		Liste des tableaux	ix
		Liste des figures	x
		Liste des acronymes	xii
Introduction Générale			1
Chapitre I :			
Généralités sur les systèmes biométriques			
I.1	Introduction		3
I.2	C'est quoi la biométrie ?		3
I.3	Différentes modalités biométrique		3
	I.3.1	Analyse biologique	4
	I.3.2	Analyse comportemental	5
	I.3.3	Analyse morphologique	6
I.4	Modes de fonctionnement du système biométrique		8
	I.4.1	Le mode d'enrôlement	8
	I.4.2	Le mode de reconnaissance (Test)	9
		1) Le mode de vérification ou authentification	9
		2) Le mode d'identification	9
I.5	Principaux modules d'un système biométrique		10
	I.5.1	Module capteur biométrique	10
	I.5.2	Module d'extraction des caractéristiques	10
	I.5.3	Module comparaison	11
	I.5.4	Module base de données	11
	I.5.5	Module de décision	11
I.6	La biométrie multimodale		11
	I.6.1	Pourquoi la multimodalité ?	11
	I.6.2	Les différentes multimodalités	11
	I.6.3	Les différents niveaux de fusion	13
I.7	Mesure de performance d'un système biométrique		15
	I.7.1	Taux de faux rejet	15
	I.7.2	Taux de fausse acceptation	15

	I.7.3	Taux d'égalité d'erreur	15
I.8	Conclusion		18
Chapitre II : Optimisation de modèle flou de Sugeno pour l'extraction des caractéristiques biométriques			
II.1	Introduction		20
II.2	L'image biométrique et la fonction associée		20
	II.2.1	Image numérique :	20
	II.2.2	Caractéristiques d'une image numérique	21
	II.2.3	Images à niveaux de gris (Monochromes)	21
	II.2.4	Fonction non linéaire associée à l'image	22
II.3	Système flou		23
	II.3.1	Terminologie des systèmes flous	23
	II.3.2	Structure d'un système flou	24
	a)	Module de Fuzzification	25
	b)	Module d'inférence	25
	c)	Module de défuzzification	26
	II.3.3	Propriétés d'approximation universelle	27
	II.3.4	Modélisation d'image par un modèle flou	28
	1)	Formulation du problème d'optimisation	28
	2)	Les méthodes du gradient à pente la plus grande	29
	3)	Discussion	32
II.4	Conclusion		32
Chapitre III : Résultats expérimentaux et interprétations			
III.1	Introduction		34
III.2	La reconnaissance par l'empreinte palmaire		34
III.3	Système biométrie proposé (protocole)		35
	III.3.1	Dispositif de capture des images l'empreinte palmaire en ligne	36
	III.3.2	L'extraction des caractéristiques	37
	III.3.3	L'étape de comparaison	38
III.4	Base des données Multi-spectral Palmprint		38
III.5	Séparation des bases de données		40
III.6	L'adaptation des paramètres		40
	III.6.1	Application uni-modale	42
	III.6.2	Application Multimodal	44
III.7	Conclusion		46
Conclusion Générale			48
Bibliographie			

Liste des tableaux

Tableau III.1	Résultat de l'EER, l'ROR et ROR en fonction du nombre d'itération	41
Tableau III.2	Influence du nombre des fonctions d'appartenances	41
Tableau III.3	Résultats de l'EER, ROR et RPR pour différentes bandes uni-modal	42
Tableau III.4	Résultats de l'EER, ROR et RPR pour différentes bandes multimodale	44

Liste des figures

Chapitre I		
Fig. I.1 :	Modalités biométrique	4
Fig. I.2 :	ADN	5
Fig. I.3 :	Démarche	5
Fig. I.4 :	signale de la voix	6
Fig. I.5 :	caractéristiques des Empreintes digitales	6
Fig. I.6 :	La reconnaissance faciale (visage)	7
Fig. I.7 :	caractéristiques des Empreintes des articulations des doigts (FKP)	7
Fig. I.8 :	La reconnaissance L'empreint palmaire	8
Fig. I.9 :	Le mode d'enrôlement	9
Fig. I.10 :	Le mode de vérification ou authentification	9
Fig. I.11 :	Le mode d'identification	9
Fig. I.12 :	Les différentes multimodalités	12
Fig. I.13 :	les différents niveaux de fusion	13
Fig. I.14 :	fusion au niveau capteur	13
Fig. I.15:	Fusion au niveau des caractéristiques	14
Fig. I.16 :	Fusion au niveau scores	14
Fig. I.17 :	Fusion au niveau décision	15
Fig. I.18 :	Graphe démonstratif de l'EER	16
Fig. I.19 :	Illustration du FRR et du FAR	16
Fig. I.20 :	Courbe ROC	17
Fig. I.21 :	Courbes CMC	17
Chapitre II		
Fig. II.1 :	Représentation d'une image numérique	21
Fig. II.2 :	Image à niveau de gris.	22
Fig. II.3 :	Image à niveau de gris et sa fonction associée	22
Fig. II.4 :	Fonctions d'appartenances typiques	24
Fig. II.5 :	Structure d'un Système Floue	24
Fig. II.6 :	Illustration de la méthode de Steepest Descent	30

Fig. II.7 :	organigramme de la méthode du gradient steepest	31
Chapitre III		
Fig. III.1 :	La reconnaissance par l'empreinte palmaire	35
Fig. III.2 :	Système Multi-model (avec fusion au niveau de score)	36
Fig. III.3 :	Dispositif de capture de palmaires en ligne	36
Fig. III.4 :	Système biométrie proposé (protocole)	37
Fig. III.5 :	Système biométrique proposé.	38
Fig. III.6 :	reconnaissance de Palmprint multi-spectrales	39
Fig. III.7 :	Performance de système uni-modal ROC	43
Fig. III.8 :	Performance de système uni-modal CMC	43
Fig. III.9 :	Performance de système Multimodal ROC	45
Fig. III.10 :	Performance de système Multimodal CMC	46

Acronymes

ADN	Acide Désoxyribose Nucléique
CMC	Cumulative Match Characteristics
EER	Error Equal Rate (Taux d'égle erreur)
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
FAR	False Accept Rate (Taux de fausse acceptation)
FKP	Empreintes des articulations des doigts
FRR	False Reject Rate (Taux de faux rejet)
HOG	Histogram of Oriented Gradient
LBP	Locale Binary Pattern
LPQ	Local Phase Qontisation
Nfa	Nombre fonctions d'appartenance
Niter	Nombre d'itérations
ROC	Receiver Operating Characteristic
ROR	Rank One Recognition (Taux d'identification)
RPR	Rank of Perfect Recognition
TS	Takagi-Sugeno

Introduction générale

Introduction Générale

Dans le contexte actuel, la sécurité des systèmes d'information est devenue un domaine de recherche d'une très grande importance, en particulier, concevoir un système d'identification fiable, efficace et robuste est une tâche prioritaire. L'identification de l'individu est devenue essentielle pour assurer la sécurité des systèmes et des organisations. Face à cette sollicitation grandissante, plusieurs méthodes de reconnaissance biométriques ont été proposées, reconnaissance palmaire, faciale, empreinte digitale et reconnaissance de l'iris...etc.

La reconnaissance par l'empreinte palmaire est largement étudiée au cours des dernières années et de nombreux efforts sont faits pour l'utiliser comme une modalité biométrique pour diverses applications.

La biométrie multimodale, qui consiste à combiner plusieurs systèmes biométriques, est de plus en plus étudiée. En effet, elle permet de réduire certaines limitations des systèmes biométriques, comme l'impossibilité d'acquérir les données de certaines personnes ou la fraude intentionnelle, tout en améliorant les performances de reconnaissance. Ces avantages apportés par la multi modalité aux systèmes biométriques "monomodaux" sont obtenus en fusionnant plusieurs systèmes biométriques.

La logique floue est une technique largement utilisée dans le domaine de la commande des systèmes et l'identification des processus industriels ; notre objectif est d'utiliser cette technique pour la modélisation du vecteur de caractéristiques biométrique.

De là, nous considérons que l'empreinte biométrie est une fonction non linéaire qui peut être modélisée en utilisant la logique floue. Par un modèle de Sugeno. Un vecteur des paramètres du modèle flou est déterminé en optimisation un critère quadratique de l'erreur d'approximation. Nous allons considérer ce vecteur comme le vecteur caractéristique de l'empreinte biométrique.

Ainsi, dans le premier chapitre nous allons examiner les principales notions liées aux systèmes biométriques.

Le deuxième chapitre sera dévoué à la présentation des systèmes à logique floue et au développement de l'extraction des caractéristiques à base de l'algorithme de gradient steepest.

Pour évaluer l'algorithme développé, nous présenterons dans le dernier chapitre les éléments liés à la base de données de l'application ainsi que les résultats expérimentaux. A la fin de ce travail, nous dresserons une conclusion.

Chapitre I

Généralités sur les systèmes biométriques

I.1 Introduction

Depuis les temps anciens, l'être humain cherche à développer de nombreux aspects de sa vie en particulier du côté de la sécurité, où le vol et la fraude ont formé un lourd fardeau de ce côté.

Le développement scientifique et technologique a permis l'apparition des systèmes de reconnaissance de l'identité comme solutions efficace afin d'améliorer la sécurité et la protection des patrimoines et les données sensibles contre le piratage en particulier ceux liés aux gouvernements, entreprises, zones industrielles importantes...etc.

Le besoin croissant en matière de sécurité et de transactions nécessitant la reconnaissance d'identité a poussé les chercheurs à la conquête de nouvelles techniques dans les systèmes biométriques assurant une meilleure efficacité.

Dans ce chapitre, on donne des notions et des définitions de base liées à la biométrie. Nous introduirons aussi le principe de fonctionnement d'un système biométrique et ses performances ainsi que les différentes modalités utilisées.

I.2 C'est quoi la biométrie ?

Avant de procéder aux détails de la biométrie il y a lieu de définir ce terme comme suit :

Le terme de biométrie est originaire d'une contraction des deux anciens termes grecs : "*bios*" qui signifie : la vie et "*metron*" qui se traduit par : à mesure [1].

On peut dire que la biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité. Et on peut dire aussi que la biométrie est une science qui s'intéresse à l'identification des personnes sur la base des analyses mathématiques et à travers des attributs **biologiques**, **comportementales** ou **morphologiques**, ces caractéristiques doivent être **fiables**, **infalsifiables**, **universelles**, **mesurables**, **permanentes** ne variant pas avec le temps, et **enregistrables**.

I.3 Différentes modalités biométriques

Il existe plusieurs catégories d'analyses biométriques qui ne peuvent être identifiées avec précision. La figure ci-dessous montre des modalités biométriques pour des catégories différentes.

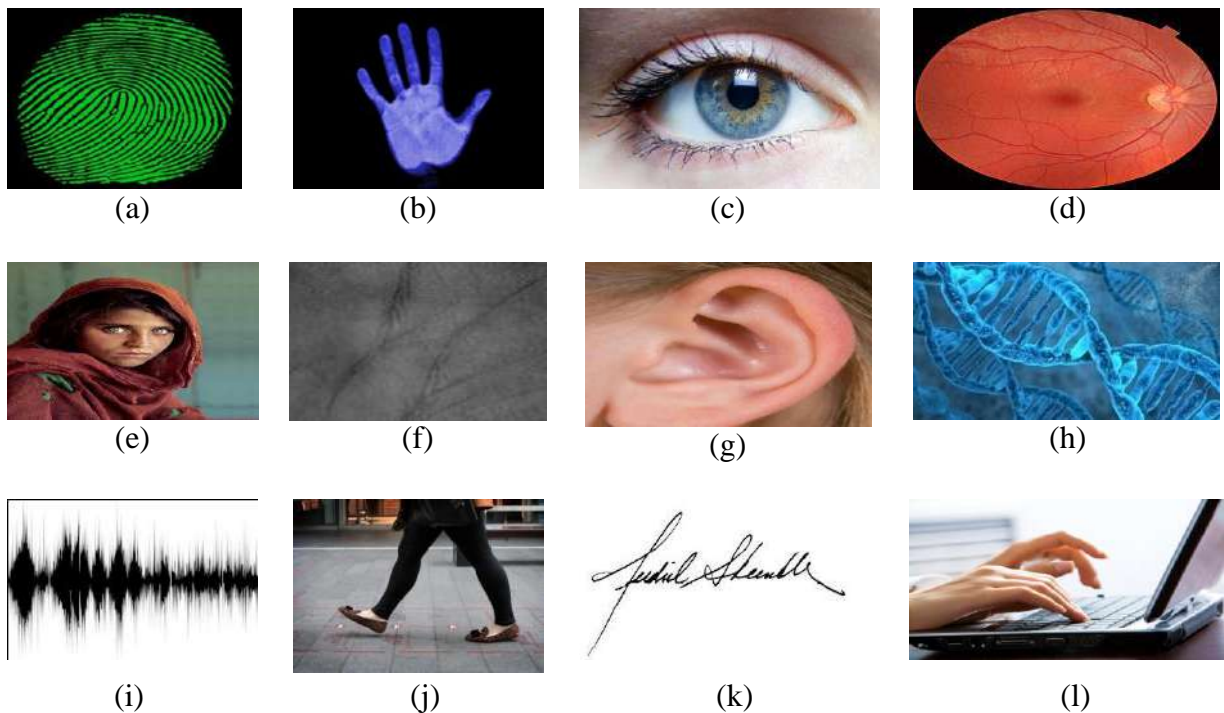


Fig. I.1: Modalités biométriques.

**(a): Empreintes digitales, (b) : Géométrie de la main, (c): Iris, (d): Rétine, (e) : Visage
 (f) : Palm, (g) : Forme de l'oreille, (h) : ADN, (i) : Voix (j) : Démarche, (k) : Signature
 (l) : Dynamique de la frappe au clavier.**

Pour cela, nous définissons trois catégories d'analyse biométrique principales comme suit :

I.3.1 Analyse biologique

Cette analyse est basée sur les caractéristiques biologiques des individus (ADN, salive, Odeur). 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.)[2].

✓ ADN

Présent dans les cellules du corps, l'ADN est spécifique à l'individu 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 voir la figure I.2. Actuellement, le temps requis pour une analyse et le coût associé à celle-ci restreignent son utilisation à des domaines tels que celui de l'identification judiciaire. Cependant, ce procédé biométrique fait l'objet de recherche intensive puisqu'il représente la technologie d'identification par excellence avec une marge d'erreur bien en dessous des autres moyens biométriques [3].

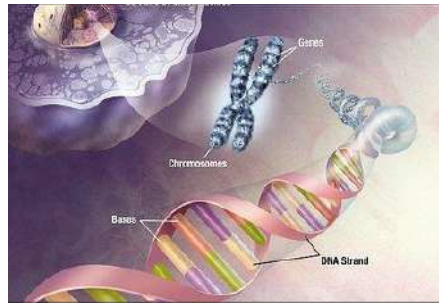


Fig. I.2 : ADN.

I.3.2 Analyse comportementale

La biométrie comportementale, quant à elle, se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier [4].

a) Démarche

Chaque individu, en fonction de son corps et plus spécifiquement de sa musculature, développe une démarche qui lui est propre. En analysant, entre autres, la distance entre les pas, les enjambées, la vitesse, la cadence, l'angle des pieds, etc., il devient possible d'utiliser la démarche comme caractéristique biométrique [5]. La figure I.3 montre un exemple des squelettes de démarche.

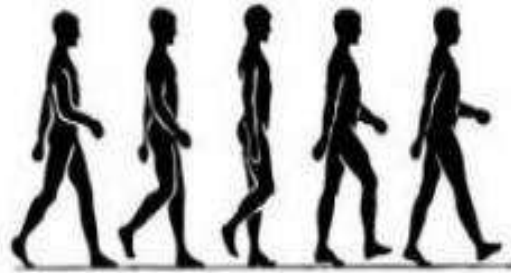


Fig. I.3 : Démarche.

b) Voix

Est une caractéristique extrêmement recherchée dans des systèmes liés à des applications à distance où la personne s'authentifie par téléphone par exemple. Elle est toutefois une caractéristique très délicate à utiliser car elle est extrêmement soumise aux conditions extérieures (maladie, stress de la personne, etc.). Elle est parfois choisie en combinaison avec une autre caractéristique (voix et écriture par exemple) [5].



Fig. I.4 : signal de voix.

I.3.3 Analyse morphologique

L'analyse morphologique est basée sur l'identification des caractéristiques physiques particulières, ces derniers sont uniques et permanents, ils ont aussi plusieurs types, tel que l'iris de l'oeil, l'empreintes des articulations des doigts (FKP), les empreinte digitales, le visage, les empreinte palmaire ...etc.

a) Empreintes digitales (finger-print)

L'identification à l'aide des empreintes digital est la technique la plus vieille et la plus répandu puisqu'elle a été inaugurée par Alphonse Bertillon en 1882. Les dessins sont représentés par les crêtes et sillons de la peau (jonctions, terminaisons aveugles, croisements...). Ces dessins sont les données de base. L'empreint digital est caractérisée par une centaine de points particuliers appelés **minuties**.

Les **minuties** : Il existe plusieurs types de minuties tel que (lac, bifurcation, delta ou impasse...etc.) tel que montre la **figure I.5**; généralement les empreintes digitales présentent une centaine de points caractéristiques dont la détermination repose sur des règles précises et complexes. Statistiquement, il est impossible de trouver 2 individus présentant 14 points caractéristiques identiques, même dans une population de plusieurs millions de personnes.

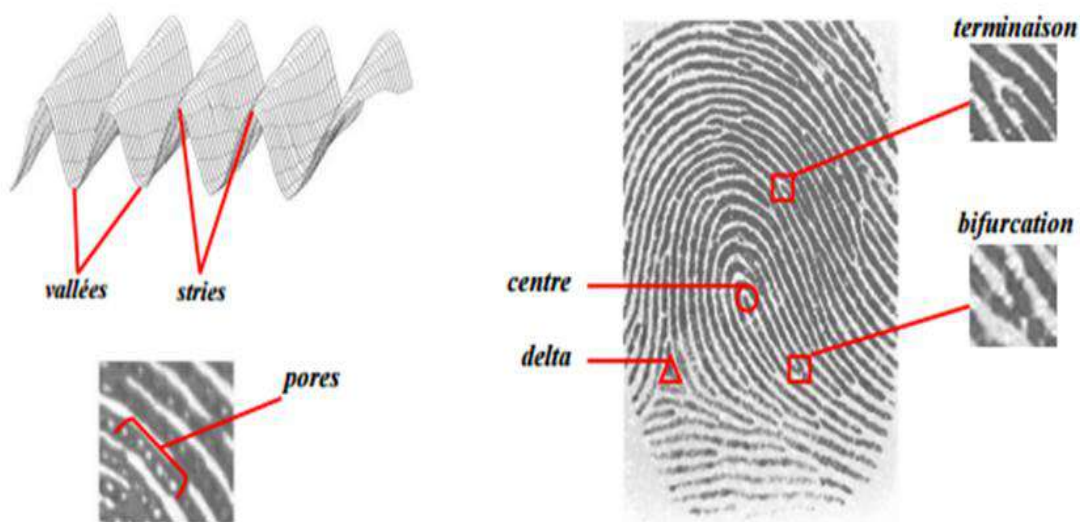


Fig. I.5: caractéristiques des Empreintes digitales.

b) Visage

La reconnaissance **faciale** (visage) permet d'adapter la vérification biométrique à toutes les situations. C'est une technologie très efficace qui est utilisée dans de nombreuses applications liées à la sécurité. Elle est par exemple un outil très fiable pour aider les forces de police à identifier des criminels, ou bien pour permettre aux services de douanes de vérifier l'identité des voyageurs. Actuellement, avec la numérisation des échanges, l'usage de cette technologie est en train de s'étendre au monde des entreprises. Utilisée dans des applications commerciales, la reconnaissance faciale permet par exemple de sécuriser des transactions en ligne. La reconnaissance faciale est sans contact et son utilisation ne nécessite aucun outil spécifique, ce qui en fait la solution idéale pour l'identification de personnes dans une foule ou dans des espaces publics.



Fig. I.6 : La reconnaissance faciale (visage).

c) Empreintes des articulations des doigts (FKP)

C'est la technologie biométrique basée sur la surface arrière de doigt, elle contient des caractéristiques distinctives, telles que les lignes principales, les lignes secondaires et les crêtes, qui peuvent être extraites à partir des images à basse résolution. La main contient plusieurs doigts, pour cela, il faut conserver les informations à chaque doigt pour une reconnaissance précise dans le domaine d'identification [6].

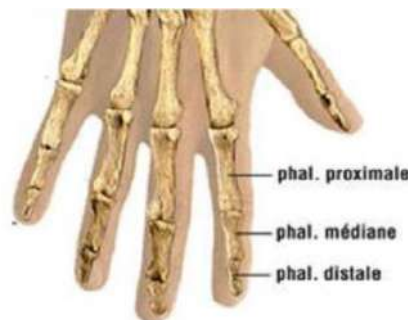


Fig. I.7: caractéristiques des Empreintes des articulations des doigts (FKP).

d) L’empreint palmaire

L’empreint palmaire contient comme les empreintes digitales des vallées, des rides, etc. sur une surface cependant plus large. Cette technologie est ainsi supposée plus caractéristique que les empreintes digitales. Deux types de résolution sont utilisés pour la reconnaissance par la paume : la haute et la faible résolution. En haute résolution, toutes les caractéristiques de la main peuvent être obtenues ce qui permet une reconnaissance de haute performance. Dans les applications de moyenne sécurité, un capteur de faible résolution et donc de faible prix peut être utilisé pour extraire les lignes principales et les rides de la paume.

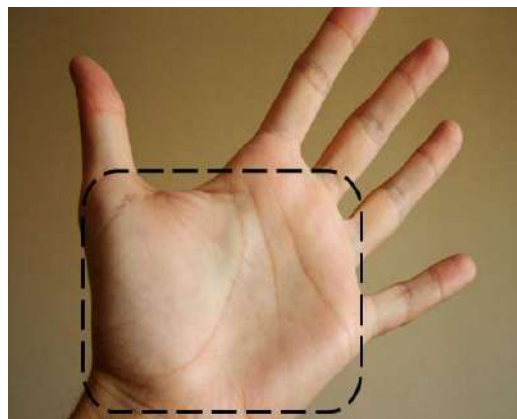


Fig. I.8: La reconnaissance L’empreinte palmaire.

I.4 Modes de fonctionnement du système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de reconnaissance :

I.4.1 Le mode d'enrôlement

C'est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier.

Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance et aux variations temporelles des données.

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 la **figure I.9**).

Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue « hors-ligne ».



Fig. I.9: Le mode d'enrôlement

I.4.2 Le mode de reconnaissance (Test)

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

Est une comparaison "1 :1", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. 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. le mode est illustrée par la figure (I.10).

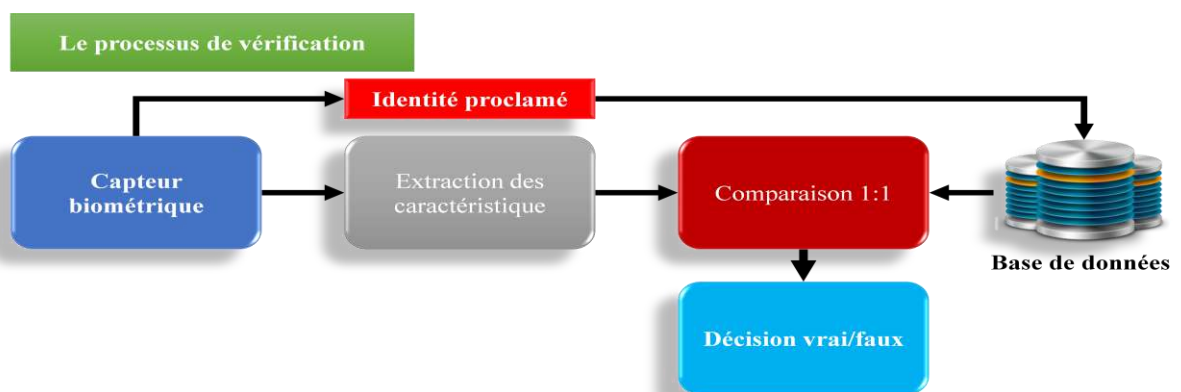


Fig. I.10:Le mode de vérification ou authentification

2) Le mode d'identification

Est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de

données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions du type : « *Qui suis-je ?* ».

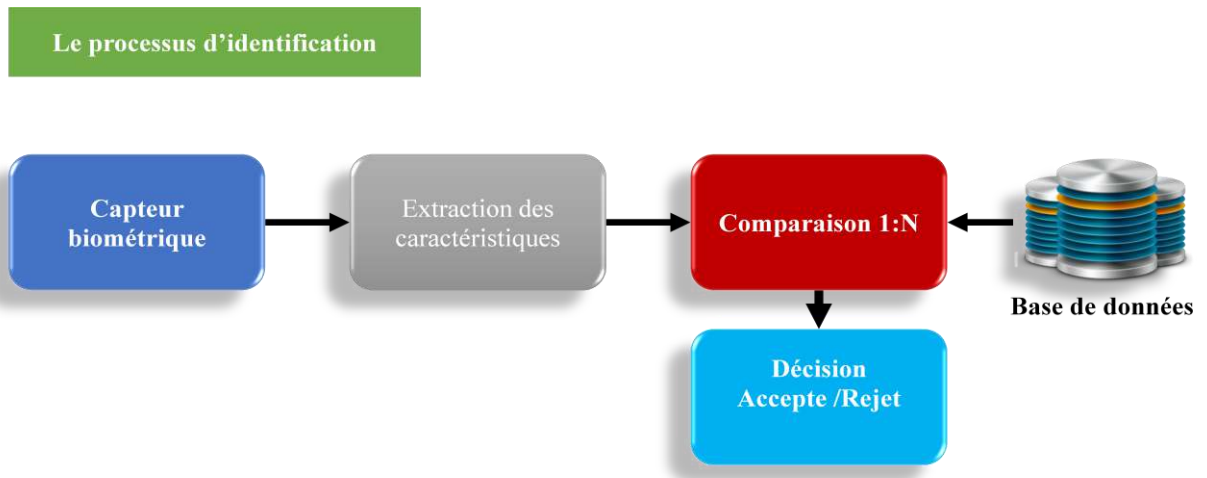


Fig. I.11: Le mode d'Identification

Au cours de cette phase, on distingue deux types d'identification :

- a. **Identification en ensemble fermé** : par exemple on utilise. Ce type d'identification afin d'enregistrer la présence de personnes dans certaine entreprise. Si l'échantillon possédé un certain degré de similitude avec les échantillons dans le system, la personne sera acceptée.
- b. **Identification en ensemble ouvert** : S'il y a une grande similitude entre l'échantillon biométrique testé et tous les modèles préenregistrés et si cette similitude est inférieure (ou supérieure) au seuil de sécurité, cette personne est rejetée. Cela signifie que la personne ne fait pas partie de celles enregistrées par le système [6].

I.5 Principaux modules d'un système biométrique

Les principaux modules qui composent un système biométrique sont résumés comme suit :

I.5.1 Module capteur biométrique

Il Correspond à la lecture de certaines caractéristiques morphologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique.

I.5.2 Module d'extraction des caractéristiques

Prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Idéalement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante [7].

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) [8].

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 le(s) modèle(s) stocké(s).

I.6 La biométrie multimodale

La biométrie multimodale est la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes, ce qui implique l'utilisation d'informations complémentaires pour améliorer les performances de reconnaissance [9]. En augmentant la quantité d'informations discriminantes de chaque personne, on souhaite augmenter le pouvoir de reconnaissance du système. En plus, le fait d'utiliser plusieurs modalités biométriques réduit le risque d'impossibilité d'enregistrement ainsi que la robustesse aux fraudes [10].

I.6.1 Pourquoi la multimodalité ?

Malgré 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 [3]:

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

I.6.2 Différents systèmes multimodaux

On peut distinguer cinq types de systèmes multimodaux selon les sous-systèmes qu'ils combinent (voir **Fig. I.10**). On les appelle [10]:

1. **Multi-capteurs**: lorsqu'ils associent plusieurs capteurs pour acquérir la même modalité, par exemple un capteur optique et un capteur thermique pour l'acquisition de Palmprint.
2. **Multi-instances**: lorsqu'ils associent plusieurs instances de la même biométrie, par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec des changements de pose, d'expression ou d'illumination.
3. **Multi-algorithmes**: lorsque plusieurs algorithmes traitent la même image acquise, cette multiplicité des algorithmes peut intervenir dans le module d'extraction en considérant plusieurs ensembles de caractéristiques et/ou dans le module de comparaison en utilisant plusieurs algorithmes de comparaison.
4. **Multi-échantillons**: lorsqu'ils associent plusieurs échantillons différents de la même modalité, par exemple deux empreintes palmaires des mains. Dans ce cas, les données sont traitées par le même algorithme mais nécessitent des références différentes à l'enregistrement contrairement aux systèmes multi-instances qui ne nécessitent qu'une seule référence.
5. **Multi-biométries**: lorsque l'on considère plusieurs biométries différentes, par exemple visage et voix et voix.

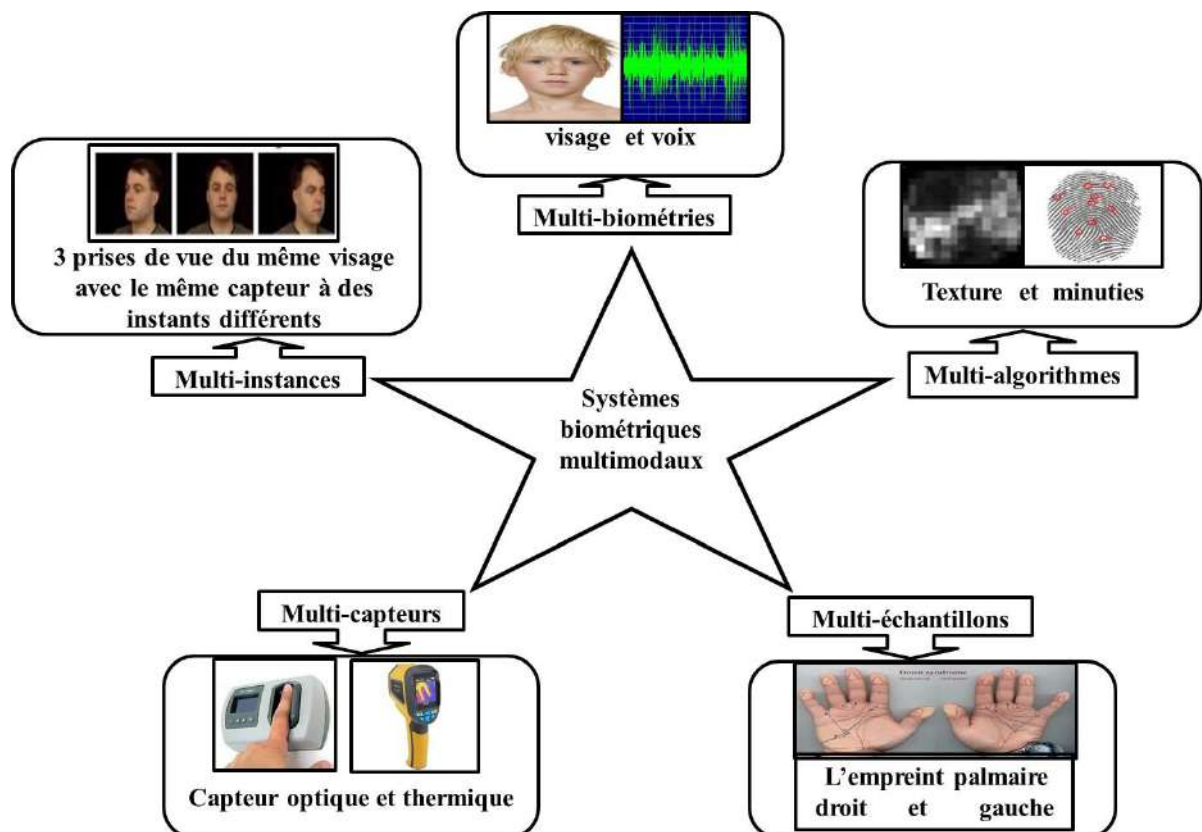


Fig. I.12: Les différentes multimodalités

I.6.3 Les 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 (voir Fig. I.11). Ces quatre niveaux de fusion peuvent être classés en deux sous-ensembles :

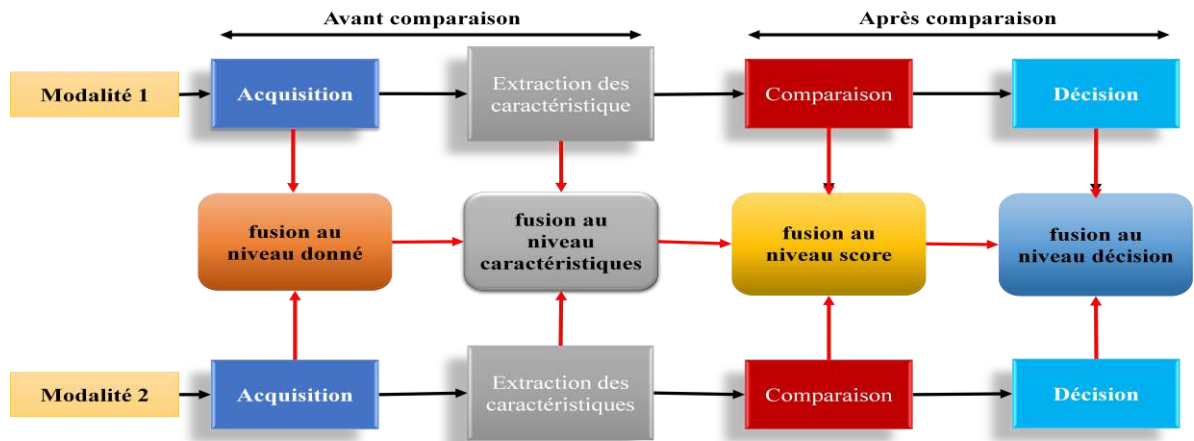


Fig. I.13 : les différents niveaux de fusion.

a) Avant comparaison

Correspond à la fusion des informations issues de plusieurs données biométriques au niveau du capteur (images brutes) ou au niveau des caractéristiques extraites par le module d'extraction de caractéristiques ce genre de fusion nécessite une homogénéité entre les données.

1. La fusion au niveau capteur (aux niveaux donnés)

Les données brutes provenant des capteurs sont combinées par fusion au niveau capteur (Fig. I.12). 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 [11].

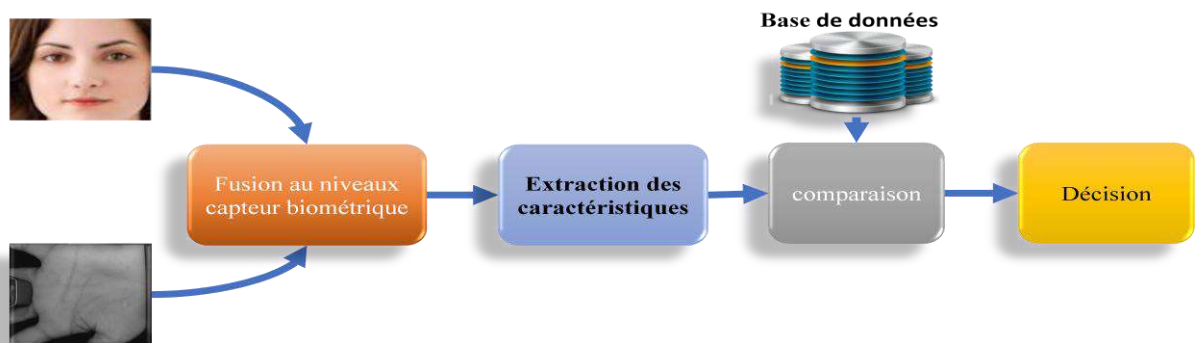


Fig. I.14: fusion au niveau capteur.

2. La fusion au niveau des caractéristiques

La fusion au niveau des caractéristiques consiste à combiner différents vecteurs de caractéristiques qui sont obtenus à partir d'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 (**Fig. I.13**).

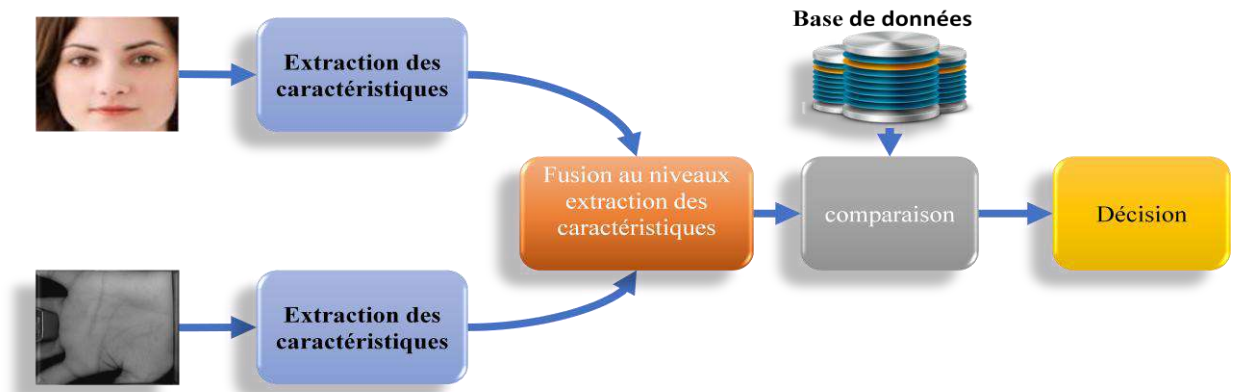


Fig. I.15: Fusion au niveau des caractéristiques.

b) Après la comparaison

Les schémas d'intégration de l'information après l'étape de la classification ou de comparaison peuvent être divisés en quatre catégories : **fusion au niveau score** et **fusion au niveau décision**.

3. La fusion au niveau des scores

Les scores (de correspondance) donnés en sortie par les modules de comparaison contiennent l'information la plus riche à propos du modèle d'entrée. En fait, la fusion au niveau score (Fig. I.14) donne le meilleur compromis entre la richesse d'information et la facilité d'implémentation. Aussi, il est relativement facile d'accéder et de combiner les scores générés par les différents modules de comparaison. En conséquence, l'intégration d'information au niveau score est l'approche la plus courante dans les systèmes biométriques multimodaux [11].

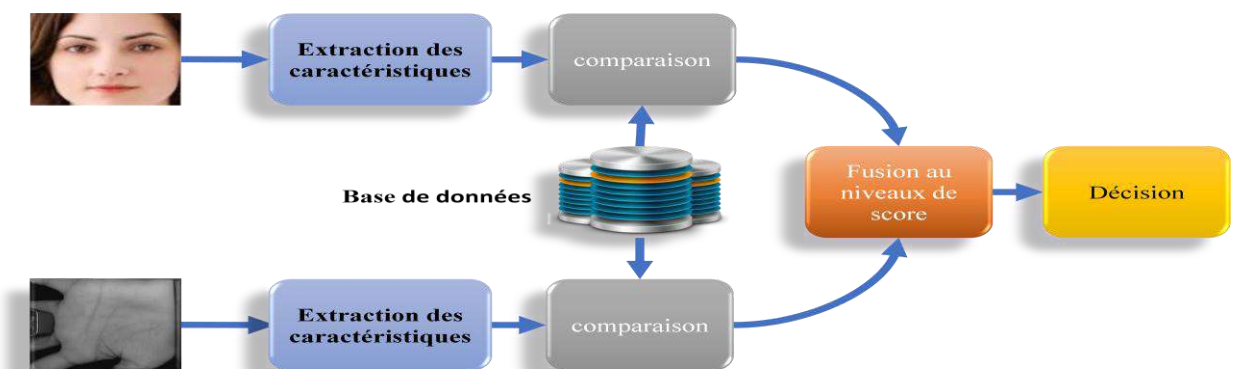


Fig. I.16: Fusion au niveau des scores dans un système biométrique multimodal.

4. La fusion au niveau décision

Les résultats des modules de décisions associées aux différentes modalités sont combinés pour produire une seule décision finale.

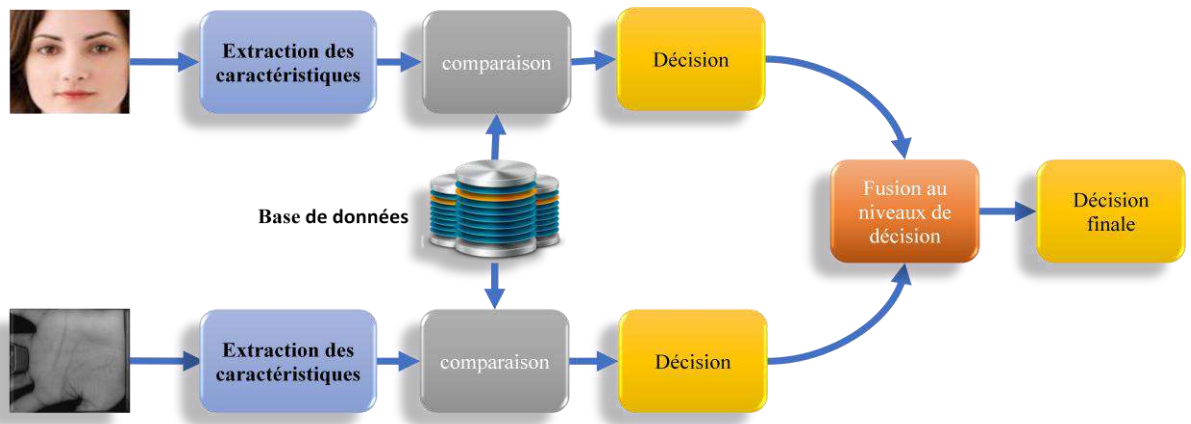


Fig. I.17: Fusion au niveau décision.

I.7 Mesure de performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux :

I.7.1 Taux de faux rejet (“*False Reject Rate*” ou **FRR**) : Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système ;

$$FRR = \frac{\text{nombre de faux rejet}}{\text{nombre clients presentes}} \quad (\text{I.1})$$

I.7.2 Taux de fausse acceptation (“*False Accept Rate*” ou **FAR**) : Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système :

$$FAR = \frac{\text{nombre de fausse acceptations}}{\text{nombre d'imposteurs presentes}} \quad (\text{I.2})$$

I.7.3 Taux d'égal erreur (“*Equal Error Rate*” ou **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.

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

La Fig. I.16 illustre l'EER à partir des courbes FRR (θ) et FAR (θ) où θ est le seuil de décision.

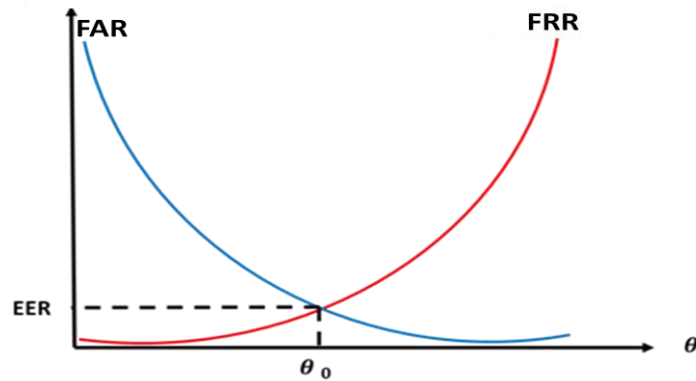


Fig. I.18 : Graphe démonstratif de l'EER

La courbe de distribution permet de visualiser la répartition des scores des imposteurs et des clients en fonction du seuil de décision.

Le but fondamental de tout système biométrique opérant au niveau score, est de pouvoir séparer au maximum les distributions de score des imposteurs et des authentiques (voir la **Fig. I.17**).

En minimisant la zone de recouvrement entre ces deux distributions, on améliore la performance globale du système en augmentant le taux de reconnaissance.

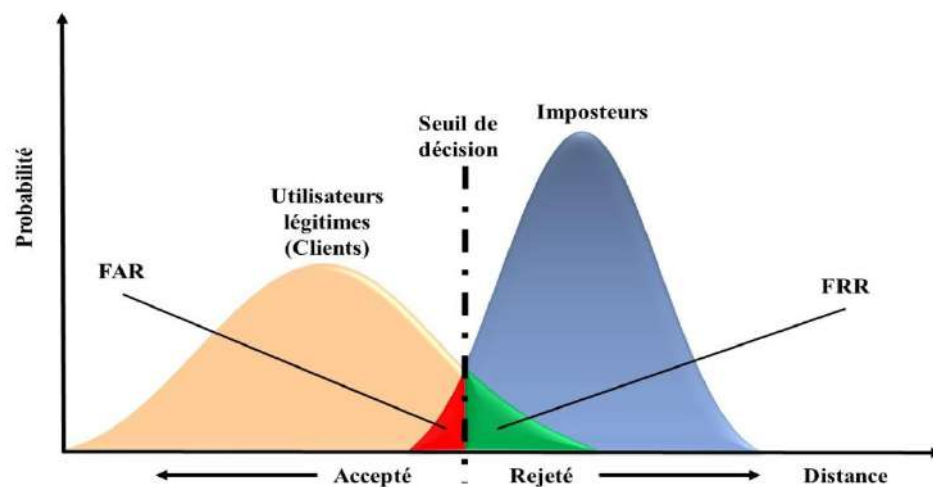


Fig. I.19: Illustration du FRR et du FAR.

Selon le mode (vérification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'un mesurer la performance :

Lorsque le système opère en mode vérification, on utilise ce que l'on appelle une courbe (**ROC**) "*Receiver Operating Characteristic*" représentée à la figure I.20. Elle permet de représenter graphiquement la performance d'un système de vérification pour les différentes valeurs du seuil de décision.

Le taux d'erreur égal (*Equal Error Rate* ou **EER**) correspond au point **FAR = FRR**,

c'est-à-dire graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système. Cependant, il est important de souligner que l'EER ne résume en aucun cas toutes les caractéristiques d'un système biométrique [12].

Le seuil θ doit donc être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux.

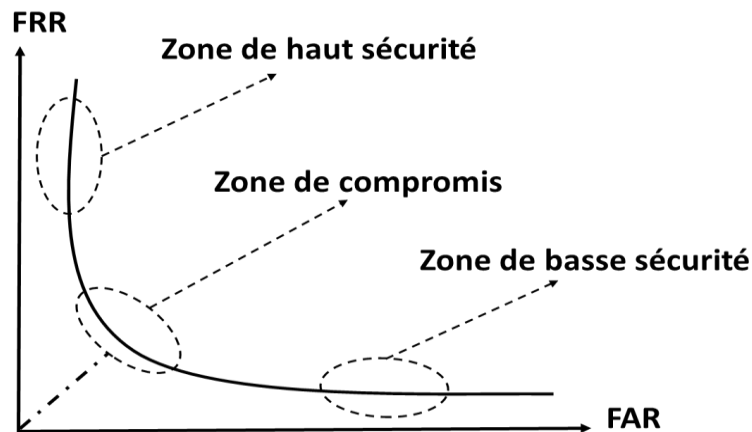


Fig. I.20 : Courbe ROC.

En mode identification, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve parmi les N premières réponses du système. On trace alors la courbe "Cumulative Match Characteristics" (CMC) qui représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers résultats. Comme l'illustre la Fig. I.21 [8].

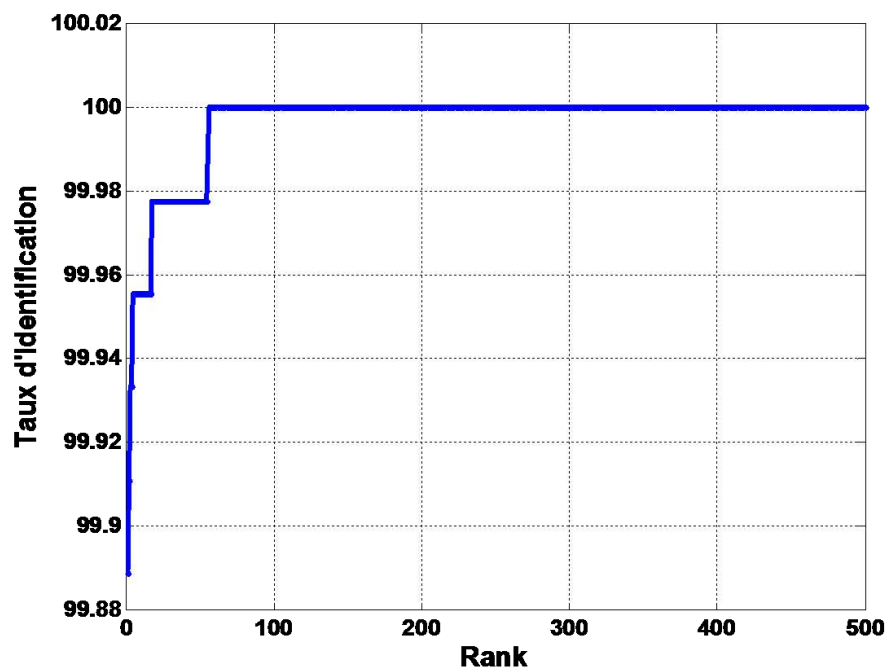


Fig. I.21 : Courbe CMC.

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le cadre conceptuel de ce mémoire, Soutenu avec quelques notions et définitions de base liées à la biométrie et sa diversité technologique, les différents modes ainsi les modules des systèmes biométriques. Tout ça à nous permet de donner la définition et l'architecture d'un système biométrique multimodale avec une présentation des différents types et niveaux des fusions ; finalement nous définissons trois critères principaux de mesure de la performance d'un système biométrique.

Chapitre II

Optimisation de modèle flou de Sugeno pour l'extraction des caractéristiques biométriques

II.1 Introduction

La logique floue est une extension de la logique booléenne formalisée par Lofti Zadeh en 1965, c'est une généralisation de la théorie des ensembles classiques, qui par son aspect numérique s'oppose aux principes de la logique modale.

L'intérêt principal de la logique floue est de permettre la représentation et le traitement de connaissances imprécises [13]. Elle est utilisée dans des domaines aussi variés que la gestion de base de données, les systèmes experts, le traitement du signal, la classification de données, la modélisation ainsi que la commande des systèmes automatiques.

Dans plusieurs travaux recherches [25], les auteurs ont montré la capacité de certaines classes des systèmes flous à approximer des fonctions non linéaires suffisamment lisses. Cela a permis l'application des systèmes flous dans l'identification paramétrique et non paramétrique. Malheureusement, ces travaux de recherches ne donnent pas une méthodologie systématique pour la détermination des paramètres.

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord considérer l'empreinte biométrique comme une fonction non linéaire à modéliser. Dans la section suivante, nous développerons les notions principales des systèmes flous ainsi que son utilisation pour la modélisation. Ensuite, la définition d'un problème d'optimisation, et sa formulation en critère quadratique, nous permettra d'exploiter un algorithme d'optimisation du gradient avec descente améliorée pour la détermination du vecteur caractéristique.

II.2 L'image biométrique et la fonction associée

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film, etc. [14]. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné. Les \mathbf{x} et \mathbf{y} sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et $I(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ est une fonction de couleurs et/ou d'intensité lumineuse [15].

II.2.1 Image numérique

Les images numériques sont des images manipulées par l'ordinateur (représentées par une série de bits) [16] aussi L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir

d'une description interne de la scène à représenter [14].

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$, comme la montre la **Fig. II.1** où x, y sont coordonnées cartésiennes d'un point de l'image et $f(x, y)$ le niveau d'intensité.

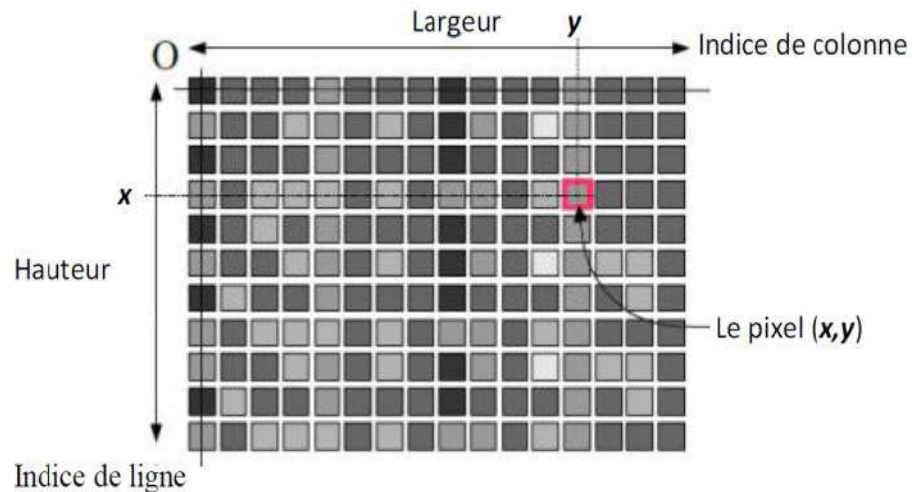


Fig. II.1: Représentation d'une image numérique

II.2.2 Caractéristiques d'une image numérique

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

- a- **Dimension** : C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.
- b- **Pixel** : Le pixel est la contraction de l'expression anglaise "*Picture elements*". Le pixel, étant le plus petit point de l'image, C'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification.

II.2.4 Images à niveaux de gris (Monochromes)

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, par exemple la **Fig. II.2**, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée [15].

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la "couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [17].



Fig. II.2: Image à niveau de gris.

II.2.4 Fonction non linéaire associée à l'image

D'après la discussion précédente, nous pouvons dorénavant associer à chaque image une fonction non linéaire $f(x, y)$ à deux variables x et y définie sur un espace limité par les dimensions de l'image.

Cette fonction bornée est d'une variation relativement lisse. La figure **Fig. II.3** illustre l'exemple de la fonction associée.

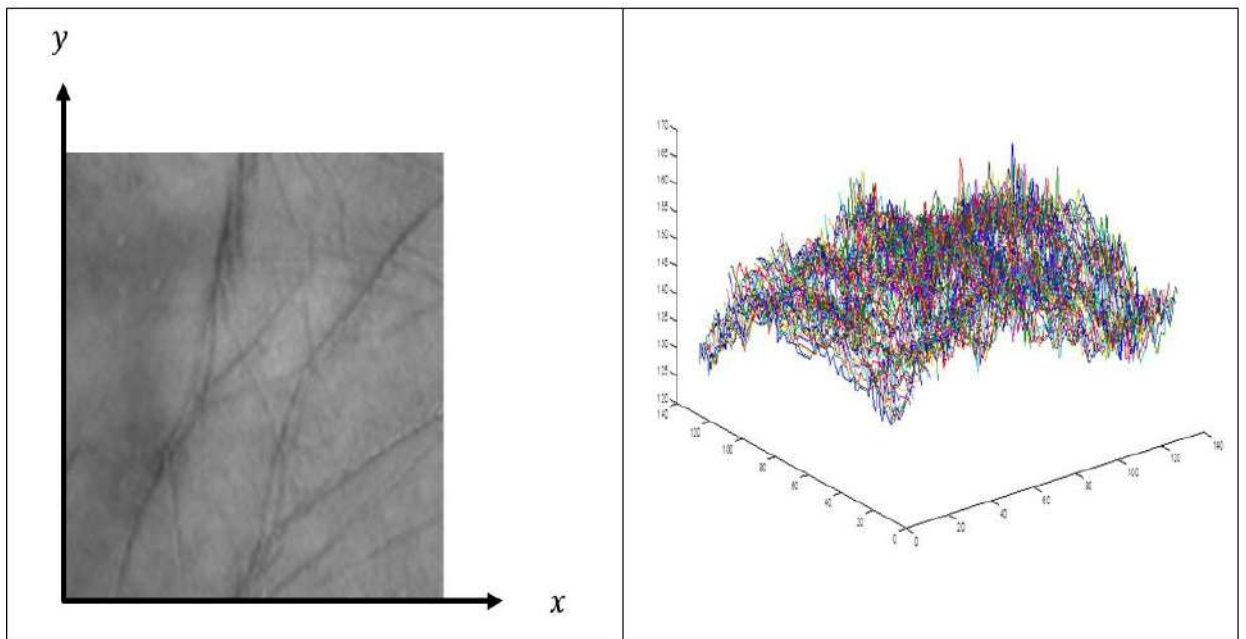


Fig. II.3 : Image à niveau de gris et sa fonction associée

Travailler avec la fonction associée, nous permettra d'appliquer les différentes techniques de modélisation ou d'identification.

Dans la section suivante, nous allons introduire la notion des modèles flous.

II.3 Système flou

L'idée de base de la logique floue est de modéliser des phénomènes ou des procédés comme le ferait l'être humain, c'est-à-dire de mettre en algorithmes, composés essentiellement par des règles du type «*Si... Alors ...*».

En effet, l'homme a tendance à tirer des conclusions sur certaines situations à partir de données imprécises ou incomplètes et à agir en fonction d'un ensemble de règles implicites au raisonnement [18].

Dans le but de comprendre le raisonnement flou et de le formuler avec des expressions analytiques, nous allons présenter dans la suite ses éléments de base.

II.3.1 Terminologie des systèmes flous

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en général des qualificatifs flous par exemple la variable linguistique «*image*» peut appartenir aux ensembles flous «*trop éclairé*», «*clair*» ou «*sombre*».

Soit U un référentiel ou un espace de point, également appelé univers de discours, et soit x un élément de U .

Un sous ensemble flou A de U est caractérisé par une **fonction d'appartenance** $\mu_A(x)$ qui associe à chaque élément x de U un nombre réel dans l'intervalle $[0,1]$ qui représente le *degré d'appartenance* de cet élément à A , ainsi le sous ensemble flou A de U est défini par [19]:

$$A = \{ (x, \mu_A(x)), x \in U \} \text{ avec } \mu_A \in [0,1], \forall x \in U \quad (\text{II.1})$$

La fonction d'appartenance peut être de forme singleton, triangulaire, gaussienne, ou trapézoïdale [20], pour des raisons de simplicité, nous introduisons les fonctions d'appartenances ci-dessous (voir Fig. II.4):

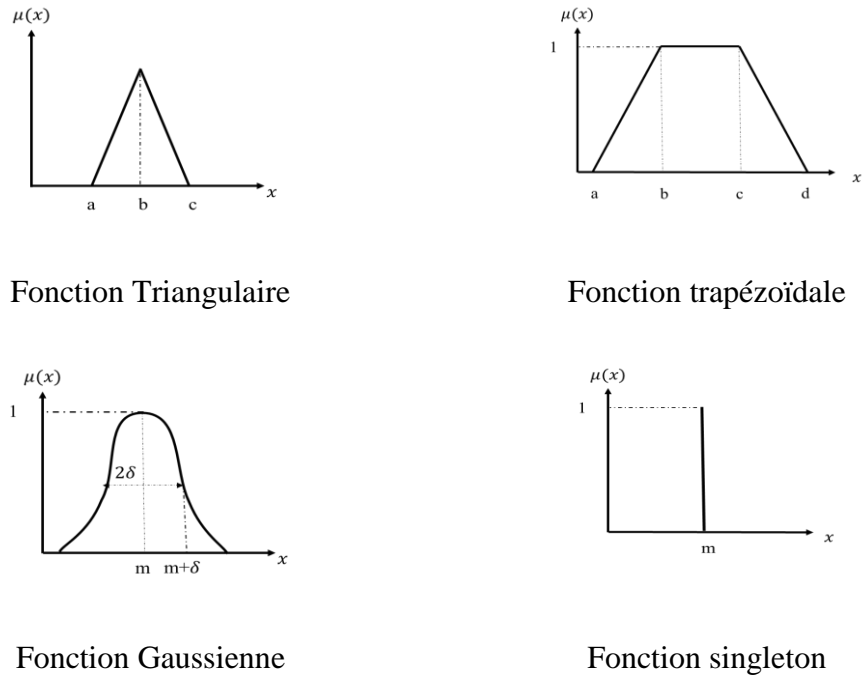


Fig. II.4 : Fonctions d'appartenances typiques

II.3.2 Structure d'un système flou

Un système flou est souvent décomposé en trois parties principales constituant la structure d'un système flou :

1. Module de Fuzzification
2. Module d'Inférence
3. Module de Défuzzification

La figure (Fig. II.5) représente, à titre illustratif, la structure d'un système flou ayant deux entrées x et y et une sortie \hat{I} .

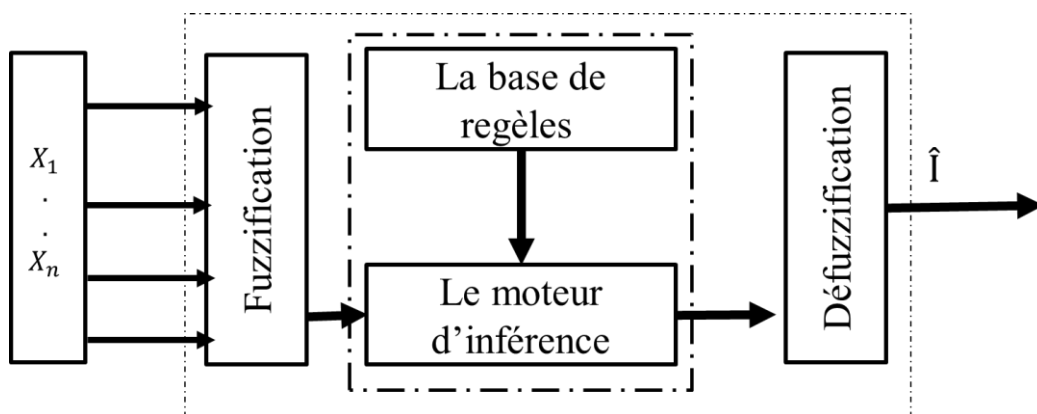


Fig. II.5 : Structure d'un Système Flou

Dans cette structure, nous distinguons :

a) Module de Fuzzification

La fuzzification permet de traduire une donnée numérique provenant d'un capteur en une variable linguistique grâce à une fonction d'appartenance créée par le concepteur du système.

Fréquemment, la forme de ces fonctions est choisie parmi les formes typiques de la Fig. II.4.

b) Module d'inférence

Le Module d'inférence est reparti sur deux blocs :

1- La base de règles

Les règles floues permettent de déduire des connaissances concernant l'état du système en fonction des qualifications linguistiques fournies par l'étape de fuzzification. Habituellement, les règles floues sont déduites des expériences acquises par les opérateurs ou les experts.

Ces connaissances sont traduites en règles simples pouvant être utilisées dans un processus d'inférence floue.

Ces règles, souvent de décision, sont formulées sous la formes « Si...Alors ...» [26]

2- Le moteur d'inférence

Il réalise le traitement numérique des règles d'inférence, décrites par des opérateurs flous, pour obtenir la sortie linguistique ou floue du système à base des règles.

Cette opération est réalisée par différentes méthodes basées sur les opérateurs d'implications floues [21], dont nous citons :

a- La méthode d'inférence max-min : L'opérateur **ET** est réalisé par la formation du minimum, l'opérateur **OU** est réalisé par la formation du maximum, et l'implication (**ALORS**) est réalisée par la formation du minimum.

b- La méthode d'inférence max-produit : L'opérateur **ET** est réalisé par la formation du produit, L'opérateur **OU** est réalisé par la formation du maximum, et l'implication (**ALORS**) est réalisée par la formation du produit.

c- La méthode d'inférence somme-prod : On réalise au niveau de la condition, l'opérateur **OU** par la formation de la somme (valeur moyenne), et l'opérateur **ET** par la formation du produit. Pour la conclusion, l'opérateur **ALORS** est réalisé par un produit [22].

c) Module de défuzzification

C'est le dernier module du système flou qui consiste à caractériser les variables linguistiques utilisées dans le système. Il s'agit donc d'une transformation des résultats flous de l'inférence en valeurs de sortie numérique [23]. Cela est nécessaire pour interfacer le système flou avec d'autres systèmes physiques (de commande, d'identification, de supervision...etc.).

Quant aux systèmes flous, nous pouvons différencier deux types de modèles :

- 1- Modèle flou de Mamdani :** Dans ce type de modèle, les règles floues *Si-Alors* sont écrites sous la forme suivante :

$$R_i: \quad \text{Si } x \text{ est } A_{1i} \text{ et } y \text{ est } A_{2i} \text{ Alors } \hat{f}_i \text{ est } B_i \quad i = 1..n_R$$

Les termes A_{ij} sont des valeurs linguistiques avec n_R est le nombre de règles. Ici la conséquence est une fonction floue [18]. Ce modèle s'adapte bien à la description des systèmes à partir d'une expérience sous forme de règle de décision linguistique.

2- Modèle de Takagi-Sugeno

Le modèle de raisonnement approximatif flou de Takagi-Sugeno (TS) est composé de règles sous la forme :

$$R_i: \quad \text{Si } x \text{ est } A_{i1} \text{ et } y \text{ est } A_{i2} \text{ Alors } \hat{f}_i = f_i(x, y)$$

Souvent, les fonctions des conséquences sont choisies avec une expression polynomiale. La sortie du système flou sera donnée par [24]:

$$\hat{I}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{n_R} \mu_{A_{1i}}(x) \mu_{A_{2i}}(y) f_i(x, y)}{\sum_{i=1}^{n_R} \mu_{A_{1i}}(x) \mu_{A_{2i}}(y)} \quad (\text{II.2})$$

Avec $f_i(x, y)$ une fonction scalaire souvent choisie ayant une forme polynomiale. Dans le cas d'un système du premier ordre.

Dans le cas, de polynômes d'ordre zéro, nous avons $f_i(x, y) = a_{i0}$ où a_{i0} sont des paramètres réels constants. L'expression de la sortie deviendra :

$$\hat{I}(x, y) = \xi^T(x, y) \cdot \theta \quad (\text{II.3})$$

Où le vecteur $\xi = [\xi_1 \dots \xi_{n_R}]^T$ est appelé vecteur d'activation, chaque terme ξ_i reflète le degré de considération de la règle i dans la décision finale. Il est donné par :

$$\xi_i(x, y) = \frac{\mu_{A_{1i}}(x) \mu_{A_{2i}}(y)}{\sum_{i=1}^{n_R} \mu_{A_{1i}}(x) \mu_{A_{2i}}(y)} \quad i = 1 \dots n_R \quad (\text{II.4})$$

Le vecteur des paramètres $\theta = [a_{10} \dots a_{n_{R0}}]^T$ regroupe les différents gains des fonctions polynômiales.

La sortie du système flou est le produit des deux vecteurs ξ et θ . Le premier vecteur est choisi par le concepteur. Ainsi, le choix des fonctions d'appartenance définit complètement ce vecteur si les entrées (x et y) sont disponibles. Lors de la détermination d'un système flou, le problème majeur réside dans l'identification du vecteur des paramètres (θ). Dans la section suivante, nous allons discuter une propriété intrinsèque aux systèmes flous appelée *approximation universelle*.

II.3.3 Propriétés d'approximation universelle

D'après l'expression de la sortie d'un système flou, Le modèle flou peut être considéré comme une fonction ayant plusieurs variables et une seule sortie.

Les règles floues sont censées de définir les caractéristiques de la fonction $\hat{I}(x, y)$ car elles représentent la connaissance sur laquelle le modèle flou est basé. Entre autres, en 1992 **Kosko** a prouvé que les systèmes flous sont des approximateurs universels. Ces systèmes sont capables d'approximer toute fonction suffisamment lisse avec une erreur bornée. Cette erreur peut être réduite considérablement avec un bon choix des paramètres du système flou (par exemple augmentation du nombre et de la distribution des fonctions d'appartenance). Autrement dit, nous pouvons écrire :

$$\forall x, y \in (X \times Y) \quad |I(x, y) - \hat{I}(x, y)| \leq \varepsilon_{max} \quad (\text{II.5})$$

Où $I(x, y)$ est la fonction à approximer et ε_{max} est l'erreur maximale d'approximation. Il faut noter que le système flou peut être considéré comme une discrétisation de la fonction $I(x, y)$ (ou comme multi-modélisation locale) sur son intervalle de définition. Entre ces discrétisations, une interpolation est effectuée par l'inférence floue.

Le système flou peut être considéré comme une interpolation entre un certain nombre de modèles, chacun défini par une règle floue, si le nombre de modèles est élevé, l'approximation de la fonction continue est améliorée [25].

En plus le fait que la fonction peut être non linéaire, en raison des règles floues, le mappage peut également être non linéaire en raison du choix des opérateurs, des fonctions d'appartenance, etc.

La propriété d'approximation universelle nous donne un outil important pour caractériser des fonctions non linéaires. Notre objectif dans la section suivante est de

déterminer un modèle flou permettant d'approximer la fonction associée à une image biométrique.

II.4 Modélisation d'image par un modèle flou

II.4.1 Formulation du problème d'optimisation

Nous considérons une fonction associée à une image biométrique donnée par $I_{image}(x, y)$ et un modèle flou d'approximation $\hat{I}(x, y) = \xi^T(x, y) \cdot \theta$. Nous proposons la détermination du vecteur θ à travers la minimisation du critère suivant :

$$E^2 = \frac{1}{Np} \sum_{x,y} (I_{image}(x, y) - \hat{I}(x, y))^2 \quad (\text{II.6})$$

Où Np est le nombre de pixel contenus dans l'image. Ce critère est la moyenne des carrées des erreurs d'approximation sur toute l'image appelle aussi Erreur Quadratique Moyenne (EQM). Cette dernière équation s'écrit :

$$E^2 = \frac{1}{Np} \sum_{x,y} (I_{image}(x, y) - \xi^T(x, y) \cdot \theta)^2 \quad (\text{II.7})$$

Après développement, nous obtenons :

$$E^2 = \frac{1}{Np} \sum_{x,y} \theta^T \xi(x, y) \xi^T(x, y) \cdot \theta - \frac{1}{Np} \sum_{x,y} 2I_{image}(x, y) \xi^T(x, y) \cdot \theta + \frac{1}{Np} \sum_{x,y} (I_{image}(x, y))^2 \quad (\text{II.8})$$

Sous forme matricielle, nous réécrivons l'EQM sous la forme :

$$E^2 = \frac{1}{2} \theta^T \mathbf{A} \theta + \mathbf{b}^T \theta + c \quad (\text{II.9})$$

Où la matrice \mathbf{A} , le vecteur \mathbf{b} et le scalaire c sont données par :

$$\mathbf{A} = 2 \sum_{x,y} \frac{\xi(x,y) \xi^T(x,y)}{Np} \quad (\text{II.10})$$

$$\mathbf{b}^T = - \sum_{x,y} \frac{2I_{image}(x,y) \xi^T(x,y)}{Np} \quad (\text{II.11})$$

$$c = \sum_{x,y} \frac{I_{image}(x,y)^2}{Np} \quad (\text{II.12})$$

Il est clair que le critère E^2 est maintenant reformulé sous forme d'une fonction quadratique. La littérature nous propose plusieurs algorithmes d'optimisation. Les plus connus sont ceux dérivés de méthode dite du Gradient. Il existe de nombreuses méthodes déterministes (ou exactes) permettant de résoudre certains types de problèmes d'optimisation et d'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.4.2 Les méthodes du gradient à pente la plus grande

Les méthodes du gradient sont classiques en optimisation. Elles comprennent principalement les méthodes dérivant des méthodes de résolution d'un système d'équations non-linéaires comme les méthodes de la plus grande pente (*steepest descent method*), les méthodes de gradient conjugué, la méthode de Newton-Raphson,... etc. [27].

a- Principe de la méthode du gradient

Pour illustrer le principe de la méthode du gradient, considérons le problème d'optimisation du critère E^2 . Nous allons chercher une solution du problème sous la forme $\theta + \alpha p$ avec $\alpha \in R$ un paramètre arbitraire de pondération dans la direction p .

Tout d'abord, nous montrons que $E^2(x + \alpha p) > E^2(x)$ si A est symétrique définie positive.

$$E^2(\theta + \alpha p) = \frac{1}{2}(\theta + \alpha p)^T A (\theta + \alpha p) + (\theta + \alpha p)^T b + c \quad (\text{II.13})$$

après développement, nous obtenons :

$$E^2(\theta + \alpha p) = E^2(\theta) + \alpha p^T (A\theta + b) + \frac{1}{2} \alpha^2 p^T A p \quad (\text{II.14})$$

Où : $p^T A p > 0$. Maintenant, cherchons une valeur optimale $\hat{\alpha}$ de manière que la nouvelle solution $x + \alpha p$ produit un critère E^2 tel que

$$E^2(\theta + \hat{\alpha} p) < E^2(\theta) \quad (\text{II.15})$$

La méthode classique consiste à chercher l'extremum et de vérifier que c'est un minimum et non pas un maximum. Ainsi, calculons $\hat{\alpha}$ à partir de la relation :

$$\frac{d}{d\alpha} E^2(\theta + \hat{\alpha} p) = 0 \quad (\text{II.16})$$

Il est facile d'obtenir :

$$\hat{\alpha} = - \frac{p^T (A\theta + b)}{(p^T A p)} \quad (\text{II.17})$$

L'EQM correspondant devient :

$$E^2(\theta + \hat{\alpha} p) = E^2(\theta) - \frac{[p^T (A\theta + b)]^2}{2(p^T A p)} < E^2(\theta) \quad (\text{II.18})$$

Puisque :

$$\frac{[p^T(A\theta+b)]^2}{2(p^T A p)} \geq 0 \quad (\text{II.19})$$

La dernière équation montre que l'EQM est réduit grâce au choix optimal du paramètre de pondération $\hat{\alpha}$. Dans ce cas, l'application successive de cette procédure permet de minimiser continuellement l'EQM jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt. Malgré la détermination de la pondération optimale, cette méthode n'arrive pas à fixer le choix du vecteur de direction. La méthode du *steepest* suggère la direction de descente p_n celle présentant la plus grande pente, c'est à dire l'opposé du vecteur gradient au point considéré x_n comme il est très connu en géométrie. Alors, nous pouvons écrire :

$$p_n = -\nabla E^2(\theta_n) \quad (\text{II.20})$$

Ou bien :

$$p_n = -(A\theta + b) \quad (\text{II.21})$$

En effet, la méthode du *steepest* s'approche du minimum d'une manière itérative. La nouvelle direction de recherche est orthogonale à la précédente [27]. La figure (Fig. II.6) illustre un exemple de la convergence vers la solution optimale par la méthode du *steepest*.

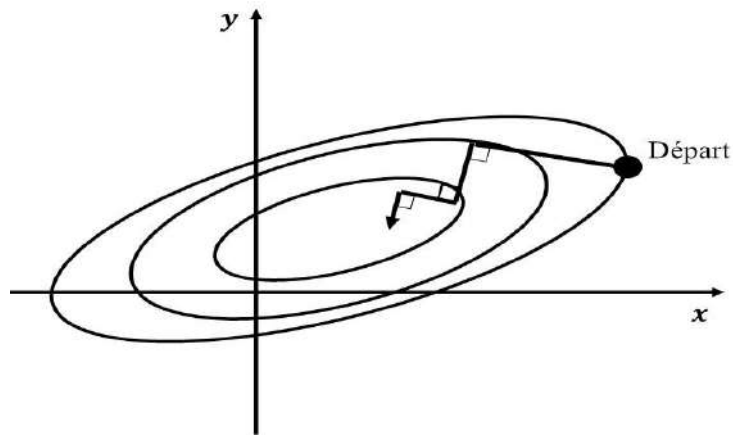


Fig. II.6 : Illustration de la méthode de Steepest Descent

Pour des raisons de simplicité, nous suggérons de réécrire le paramètre de pondération à l'étape n sous la forme suivante :

$$\hat{\alpha}_n = \frac{p_n^T p_n}{(p_n^T A p_n)} \quad (\text{II.22})$$

Pour le même objectif, nous pouvons déduire l'expression récursive suivante :

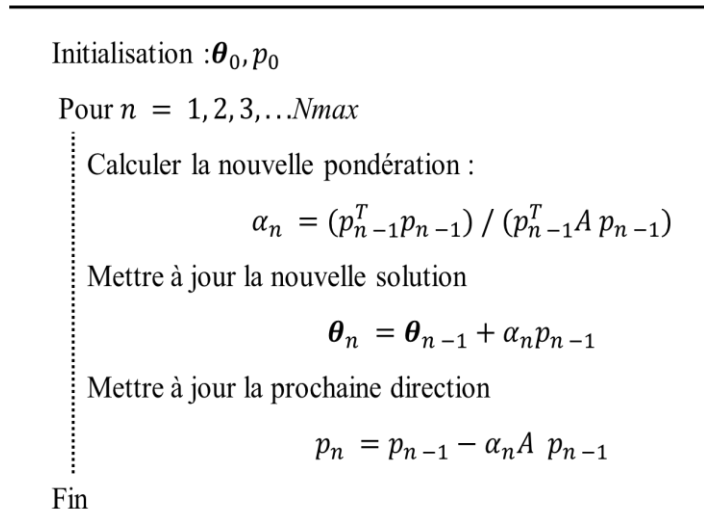
$$p_n = -(b + A\theta_n) = -b - A(\theta_{n-1} + \alpha_n p_{n-1})$$

$$p_n = p_{n-1} - \alpha_n A p_{n-1} \quad (\text{II.23})$$

L'algorithme d'optimisation par le gradient *steepest* permettant de calculer la nouvelle solution en fonction de la solution précédente utilise les les équations (II.22)(II.23).

Cet algorithme est résumé comme suit :

c. Algorithm de la méthode



✓ L'organigramme de la méthode

L'organigramme de la méthode est montré parla figure (Fig. II.7).

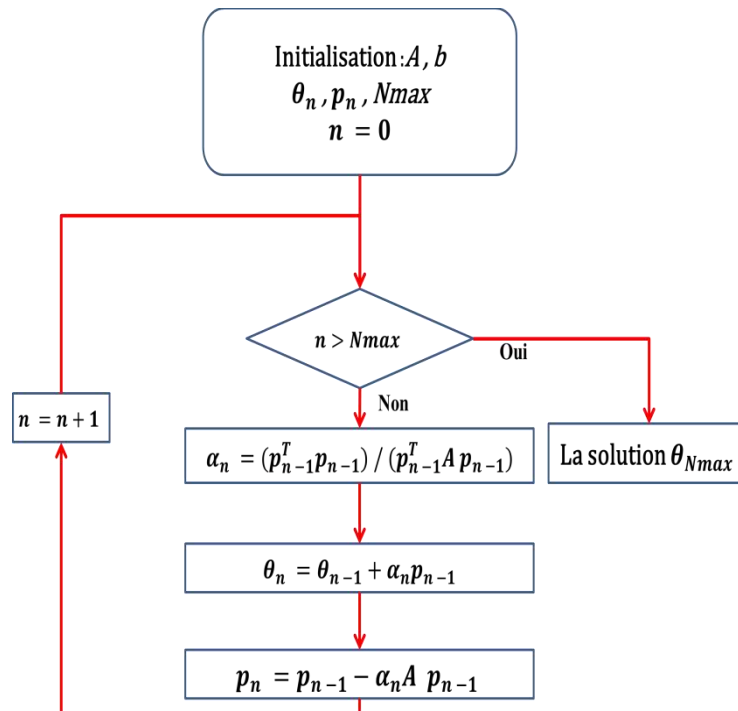


Fig. II.7 : organigramme de la méthode du gradient steepest

II.4.3 Discussion

La méthode de Steepest Descent est simple, facile à appliquer, et chaque itération est rapide. Il est également très stable; Si les points minimum existent, la méthode est garantie de les localiser après un nombre fini d'itérations. Un autre avantage de cette méthode lors de l'utilisation des système flous c'est que la matrice \mathbf{A} qui apparait dans l'algorithme est la même pour toutes les images biométriques à approximer. Cela réduit considérablement le temps d'exécution de l'algorithme vu la taille importante de cette matrice et les expressions complexes à calculer à chaque étape.

Mais, même avec toutes ces caractéristiques positives, la méthode présente un inconvénient très important; Il a généralement une convergence lente. Cete méthode commence avec une convergence raisonnable, mais les progrès sont plus lents lorsqu'on se rapproche du minimum..La méthode peut converger rapidement pour de certains systèmes à grande échelle, mais dépend alors beaucoup d'un bon choix de point de départ. En d'autres termes, la méthode Steepest Descent peut être utilisée lorsque l'on a une indication de l'endroit où est le minimum [28].

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principaux outils nécessaires à la modélisation de l'image par un système flou de type TS. L'écriture particulière de la sortie d'un modèle flou de TS, nous a permis de formuler un critère quadratique à minimiser. L'algorithme du gradient steepest, tel que présenté, offre une procédure récursive pour déterminer le vecteur des paramètres inconnus du modèle flou. Dans le chapitre suivant, nous allons appliquer cet algorithme dans le cadre d'un système biométrique.

Chapitre III

Résultats expérimentaux et interprétations

III.1 Introduction

L’empreinte palmaire a de nombreuses caractéristiques qui les distinguent des autres modalités. Cela nous a poussés à la considérer comme un choix approprié pour notre étude expérimentale qui sera exposé dans ce chapitre.

Ainsi, nous allons tout d’abord présenter la reconnaissance palmaire. Ensuite, nous examinerons la caractéristique de la base de données cible de notre application.

La section suivante sera dédiée au développement de protocole expérimentale, aux résultats obtenus et à l’interprétation de différents paramètres d’évaluations.

III.2 La reconnaissance par l’empreinte palmaire

Introduite par David Zhang et Shu (chercheurs et professeurs à l’université polytechnique de Hong Kong) depuis 1996 pour remédier aux problèmes liés à la non visibilité d’une empreinte digitale ou bien le coût élevé des appareils de capture des images de l’iris et de la rétine ou encore les faibles taux de reconnaissance des autres modalités biométriques ; l’empreinte palmaire ou « Palmprint » est cette surface très large et interne de la main [29].

L’empreinte palmaire se compose de deux caractéristiques uniques, à savoir les crêtes de friction palmaires (the palmar friction ridges) et les plis de flexion palmaire (palmar flexion creases).

Les plis de flexion sont les zones de fixation plus solides de la structure de la peau basale. Les plis de flexion apparaissent avant la formation de crêtes de frottement pendant la phase embryonnaire de développement de la peau, et ces deux caractéristiques sont prétendues immuables, permanentes et uniques à un individu.

Les trois principaux types de plis de flexion qui sont les plus clairement visibles dans une empreinte palmaire sont : **pli transversal distal** (distal transverse crease), **pli transversal proximal** (proximal transverse crease) et **pli transversal radial** (radial transverse crease) (voir Fig. III.1).

Diverses caractéristiques dans les empreintes palmaires peuvent être observées à différentes résolutions d’image. Si des plis majeurs peuvent être observés à moins de 100 ppi, les **plis minces** (thin creases), les **crêtes** (ridges) et les **minuties** (minutiae) ne peuvent être observés qu’à une résolution d’au moins 500 ppi. Des résolutions supérieures à 500ppi sont nécessaires pour observer les pores [30].

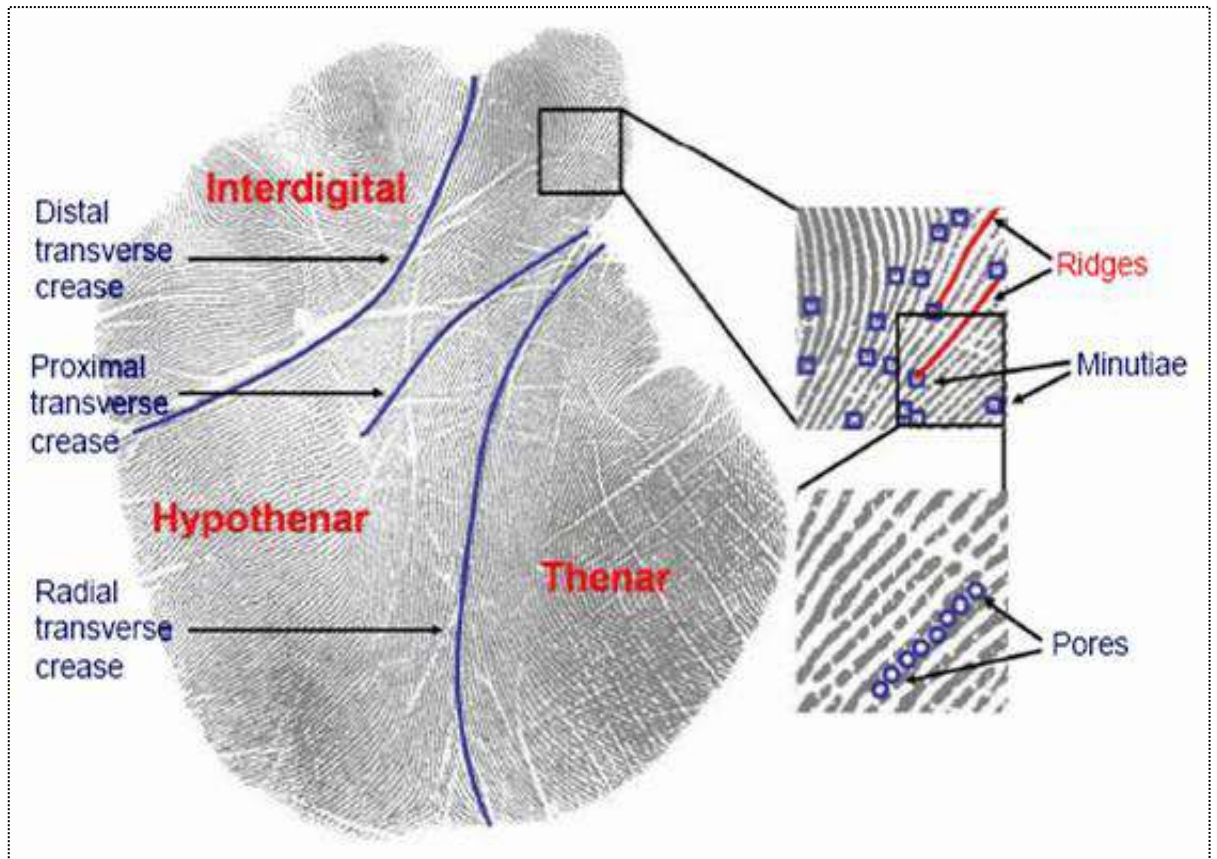


Fig. III.1 : caractéristiques de l'empreinte palmaire.

Grâce à cette large surface et l'abondance des traits caractéristiques, on prévoit que les empreintes palmaires soient très robustes aux bruits et uniques à chaque individu.

Comparé aux autres caractéristiques physiques, l'identification par les empreintes palmaires (Palmprint) a **plusieurs avantages** :

1. Traitement d'image à basse résolution.
2. Peu de risque d'intrusion.
3. Les traits des lignes sont stables.
4. Taux élevé d'acceptation par les utilisateurs

III.3 Système biométrie proposé le protocole

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

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

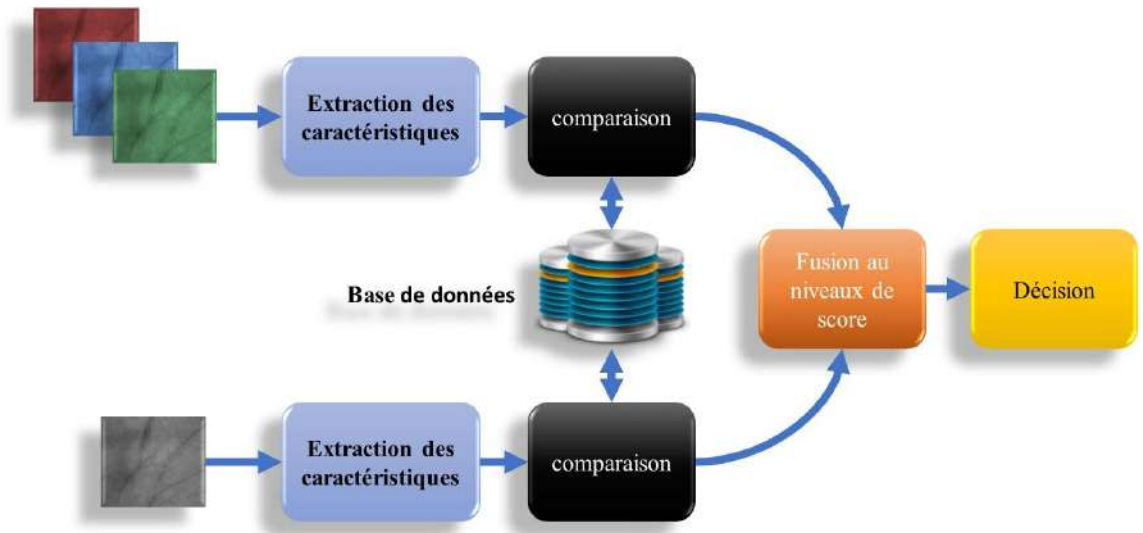


Fig. III.2 Système Multi-model (avec fusion au niveau de score)

III.3.1 Dispositif de capture des images de l’empreinte palmaire en ligne

Pour accomplir une identification en ligne par les empreintes palmaires en temps réel, il faut un dispositif particulier qui doit être plus rapide dans l’acquisition d’empreintes palmaires. Un exemple d’un tel dispositif est présenté dans la Fig. III.3.



Fig. III.3 Dispositif de capture de palmaires en ligne

III.3.2 L'extraction des caractéristiques

L'étape d'extraction des caractéristiques admet de construire des vecteurs contenant les caractéristiques discriminantes d'une image d'une modalité biométrique (empreinte palmaire) obtenue avec un capteur biométrique pour l'enregistrement dans une base des données sous forme de valeurs mathématiques.

Aujourd'hui, il y a plusieurs méthodes appliquées pour l'extraction des caractéristiques telles que : LPQ (*Local Phase Quantization*) ; LBP (*Local Binary Pattern*) ; HOG...etc.

Dans le chapitre précédent nous avons montré que le système flou est un approximateur universel, sur la base de cet avantage nous allons proposer l'utilisation du flou pour modéliser l'image et extraire leurs caractéristiques, mais nous avons constaté que le flou a besoin une adaptation des paramètres avec une méthode d'optimisation.

Le choix qui a été proposé dans le chapitre précédent est la méthode de « steepest descent » pour adapter les paramètres flous à partir de l'optimisation de l'erreur qui a été calculé à l'étape de comparaison. Une grande partie de la figure (Fig. III.4) explique l'étape d'extraction des caractéristiques avec le système flou optimisé.

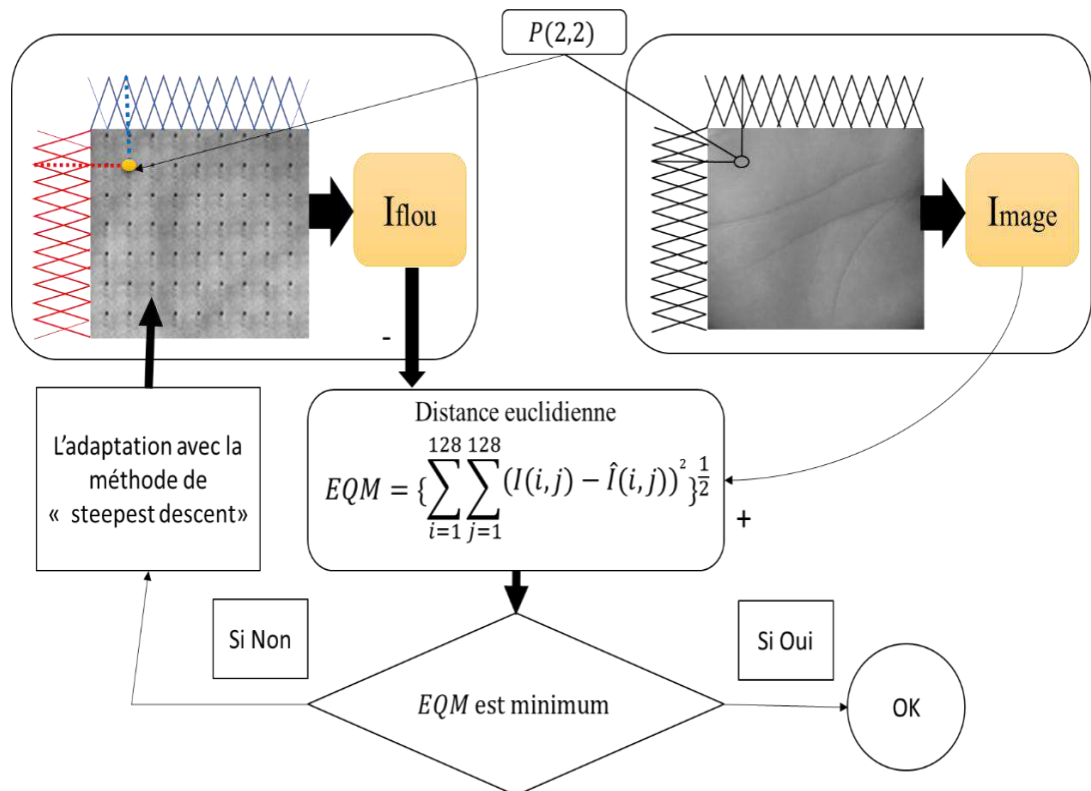


Fig. III.4:Extraction des caractéristiques dans le système biométrique proposé (protocole).

III.3.3 L'étape de comparaison

Nous avons vu dans le premier chapitre c'est quoi un module de comparaison et leur utilisation dans un système biométrique.

Il existe plusieurs travaux qui utilisent la méthode de « **Distance Euclidienne** », Ainsi nous avons procédé à la comparaison avec de cette méthode entre l'image approximer par le système flou et les « signatures » (modèles) déjà mémorisé dans la base de données. La distance euclidienne est une distance géométrique dans cet espace multidimensionnel. Elle est calculée comme suit :

$$d(\theta, \theta_j) = \left\{ \sum_{i=1}^m (\theta_{ipj} - \theta_i)^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (\text{III.1})$$

Ou :

$\theta = [\theta_1 \theta_2 \theta_3 \dots \theta_m]^T$: Vecteur caractéristique de l'emprunte de reconnaissance.

$\theta_{pj} = [\theta_{1pj} \theta_{2pj} \theta_{3pj} \dots \theta_{mn}]$: Vecteur caractéristique de l'indic "p_j" dans la base de données (le modèle de comparaison).

Cette distance sera en suite normalisée entre 0et 1.Le schéma de principe de système biométrique propose est par la figure Fig. III.5:

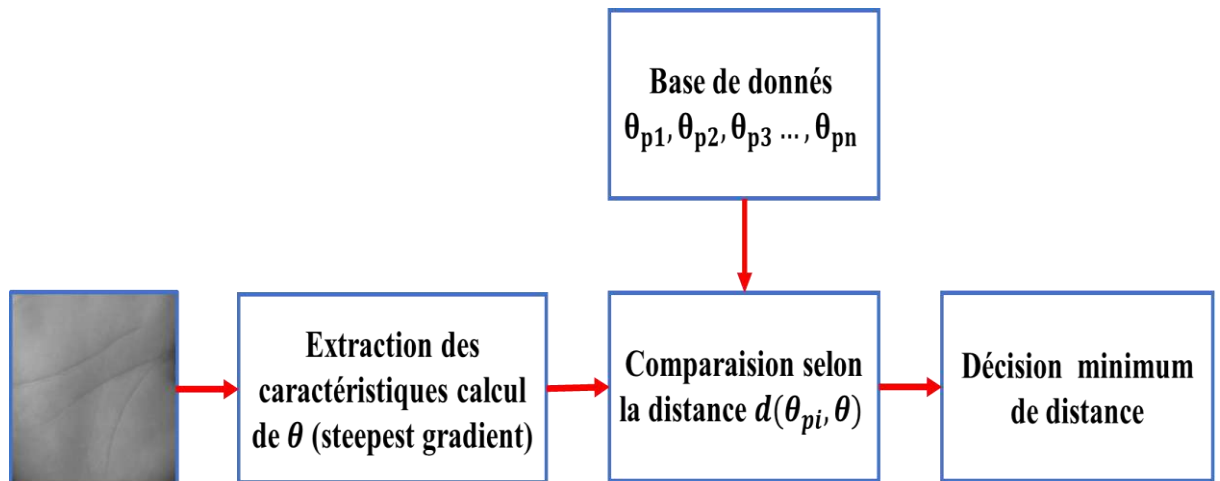


Fig. III.5: Système biométrique proposé.

III.4 Base des données Multi-spectral Palmprint

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.

Pour faire progresser la recherche et fournir aux chercheurs qui travaillent dans le domaine de la reconnaissance multi-spectrale avec une plate-forme pour comparer l'efficacité de divers algorithmes multi-spectral de reconnaissance de palmprint [31].

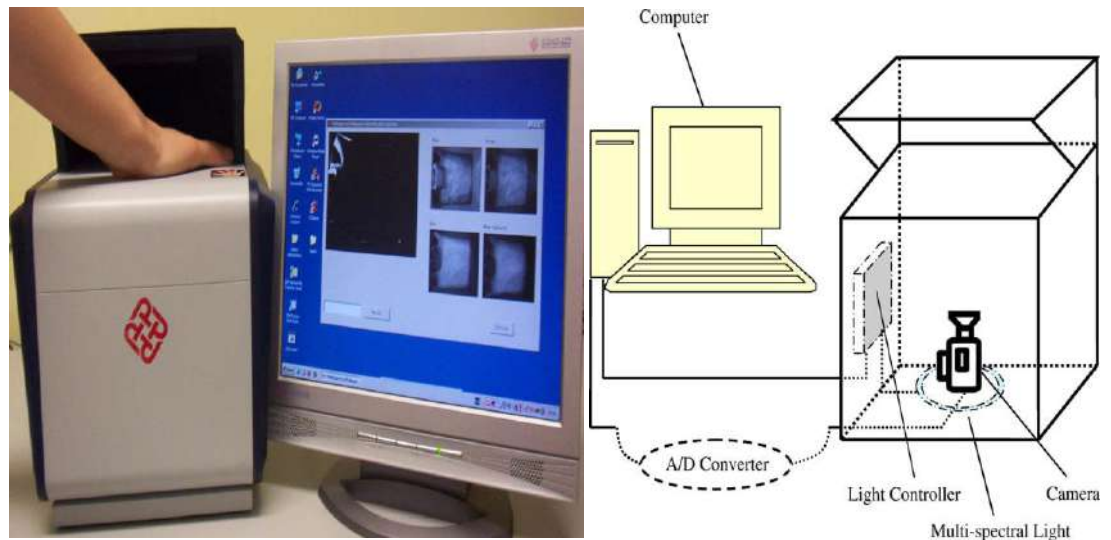


Fig. III.6: reconnaissance de Palmprint multi-spectrales.

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 [32].

III.5 Séparation des bases de données

Afin de développer une application de reconnaissance palmaire, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances, mais Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage de manière quantitatif.

Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps pour effectuer l'apprentissage. Dans les séries de test que nous avons effectué la base a été segmentée de la façon suivante :

❖ Images d'apprentissages

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

❖ Images de Tests

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

III.6 L'adaptation des paramètres

L'objectif de l'adaptation des paramètres au cours de notre protocole expérimentale est l'estimation de ces paramètres qui assure de trouver une performance désirable. À partir de cet objectif, on organise notre expérience en trois étapes principales.

En étape 1, nous avons fixé le nombre des fonctions d'appartenances du flou à 20 fonctions au même temps, nous avons varié le nombre d'itérations associé à la méthode de « steepest descent » entre 5 et 40 itérations avec un pas égale à 5 pour déterminer la meilleure qui donne des bons résultats pour la bande « NIR ». Avant de procéder à l'interprétation des résultats indiqués aux tableaux ultérieurement, il y a lieu de signaler en matière de mesure de performance deux modes de fonction.

A-en mode ouvert : nous avons mesuré la performance sur la base de deux paramètres essentiels qui sont l'**EER** et le seuil threshold θ_0 .

B- en mode fermé : nous avons mesuré la performance à travers le (ROR) et le (RPR).Le tableau III.1 résume la variation des itérations en tenant compte des valeurs de l'**EER** ; du **ROR** et du **RPR**, avec un nombre d'itération $N_{max} = 10$, nous obtenons des meilleures résultats (**EER**= 1.996×10^{-4}) sans qu'il soit amélioré si ce nombre est augmenté.

Concernant le **ROR**, on peut dire que le taux 99.2% représente le meilleur résultat qui correspond aux 10,25, 30,35 et 40 itérations. En ce qui concerne le RPR, nous constatons que la valeur de 350 est la meilleure, et cette valeur a suggéré que 10 itérations est le meilleur choix. Aussi le temps d'exécution de cette dernière est relativement réduit.

Tableau III.1 : Résultat de l'EER, l'ROR et ROR en fonction du nombre d'itération

Bande NIR Nfa	Mode ouvert	Mode fermé	
	EER	ROR	RPR
5	2.405×10^{-4}	99.17	350
10	1.996×10^{-4}	99.2	350
15	1.996×10^{-4}	99.1778	352
20	1.996×10^{-4}	99.1778	351
25	1.996×10^{-4}	99.2	351
30	1.996×10^{-4}	99.2	351
35	1.996×10^{-4}	99.2	351
40	1.996×10^{-4}	99.2	351

Pour cette raison en étape 2, nous avons fixé le nombre d'itérations à 10 et on a procédé à la variation des fonctions d'appartenance relative au flou. Suivant le tableau III.2 qui représente les résultats de (EER, ROR et RPR) pour cette variation.

Tableau III.2: Influence du nombre des fonctions d'appartenances.

Bande NIR Nfa	Mode ouvert	Mode fermé	
	EER	ROR	RPR
5	5.988×10^{-4}	99.06	427
10	1.996×10^{-4}	99.51	325
15	1.996×10^{-4}	99.37	349
20	1.996×10^{-4}	99.2	350

A travers la lecture de ce tableau, nous remarquons que les meilleurs résultats obtenus correspondent à un nombre de fonction d'appartenance Nfa = 10. L'EER= 1.996×10^{-4} , ROR=99.51 et RPR=325. L'étape 3 représente la mesure de performance d'un system uni-modale ou nous avons choisis le nombre **d'itération égal à 10** et le nombre des **fonctions d'appartenance égal à 10** aussi pour une application multi-spectral (au niveau de toutes les bandes d'images).

III.6.1 Application uni-modal

Comme nous avons vu dans le premier chapitre de cette mémoire, le système biométrique peut fonctionner en deux modes ; mode ouvert ou mode fermé

Le tableau cité en ci-dessous représente les valeurs des paramètres relatifs au mode ouvert et mode fermé pour les variétés des bandes d'images (Blue, Red, Green, NIR)

Tableau III.3 : Résultats de l'EER, ROR et RPR pour différentes bandes uni-modal

Modalité	Mode ouvert		Mode fermé	
	EER (%)	threshold θ_0	ROR	RPR
BLUE	6.6533×10^{-5}	0.1336	99.75	257
NIR	1.996×10^{-4}	0.157	99.51	325
RED	1.128×10^{-3}	0.1470	97.71	253
GREEN	0.01972	0.1365	81	482

La lecture de ce tableau nous permis de conclure sur la qualité des résultats pour les différentes bandes comme suit :

- 1- La bleue est la meilleure bande, par ce que son EER est le minimum ; et son ROR est le maximum
- 2- Concernant la bande NIR ; nous remarquons que son EER est meilleure que les deux autres valeurs restantes, par contre son ROR a enregistré une classification moyenne.
- 3- La bande RED malgré qu'avoir le meilleur RPR et le deuxième meilleur ROR, nous remarquons que la bande en question a enregistré la troisième classe à cause de la valeur de son EER qui est de 1.128 E-3% (faible par rapport aux deux bandes bleu et NIR).
- 4- La bande GREEN a enregistré des résultats très les plus faibles

Interprétation graphique

La figure III.7 montre les courbes caractéristiques (*Receiver Operating Characteristic* (ROC)) du système, dans le mode ouvert pour les quatre bandes d'images d'empreint palmaire (**Bleu, NIR, Red, Green**). Cette figure représente la distribution des valeurs d'EER qui sont citée au tableau précédent sur chaque intersection entre la première bissectrice et les courbes ROC des bandes d'images qui ont été mentionnées précédemment.

Cette figure classifié les bandes précédentes sur la base des valeurs d'EER, de ce sens, nous remarquons que la meilleure bande est le bleu par ce qu'elle a un EER mieux que les autres, ce dernier est égal à 6.6533E-5%.

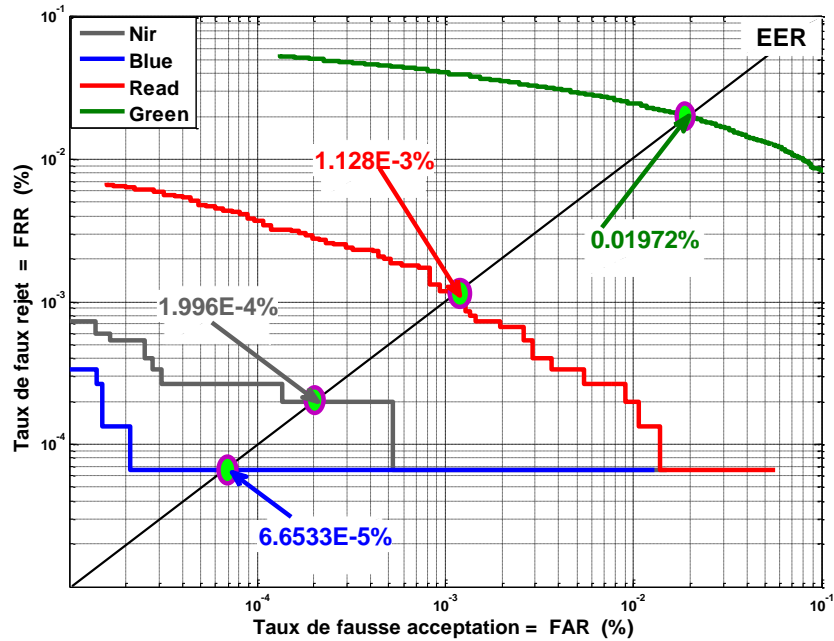


Fig. III.7.: Performance de système uni-modal (ROC)

Ensuite, nous avons testé les performances du système d'identification opérant en mode fermé. La figure III.8, montre les courbes des scores cumulés (*Cumulative Match Curve* (CMC)) du système basé sur les différentes bandes d'images.

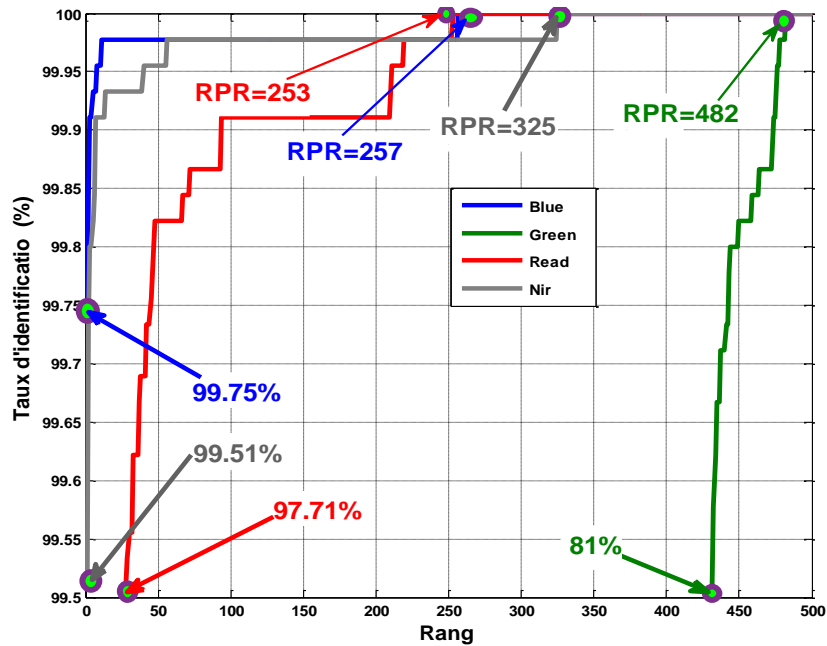


Fig. III.8: Performance de système uni-modal (CMC)

Pour cette figure il y a lieu de noter que la bande bleu donne un meilleur ROR avec un pourcentage de 99.75%, mais pour le RPR, nous remarquons que la bande RED donne un meilleur RPR avec une valeur de 253.

III.6.2 Application Multimodal

Comme nous le savons l'orientation au système biométrique multimodale est considérée comme l'une des meilleures solutions pour améliorer les performances.

Dans ce sens, au cours de notre étude expérimentale basée sur un system multimodale de type multi-échantillons, nous avons procédé à l'ensemble des tests des fusions.

Dans la première étape, nous avons fusionné les deux bandes la bleu et la RED, ensuite, la bleu, la RED et la GREEN. Avec l'enregistrement des valeurs de EER le seuil threshold θ le ROR et le RPR.

De la même manière. Dans la deuxième étape nous avons mesuré la performance des fusions de la bande NIR et la bleue, la NIR et la RED et enfin la NIR et la GREEN ; toujours avec les paramètres l'EER, le seuil, le ROR et le RPR.

Le tableau ci-après résume les résultats du protocole en question.

Tableau III.4 : Résultats de l'EER, ROR et RPR pour différentes bandes multimodale

Modalité	Mode ouvert		Mode fermé	
	EER	threshold θ_0	ROR	RPR
BLUE et RED	1.267×10^{-4}	0.1713	99.82	86
BLUE et RED et GREEN	7.3187×10^{-4}	0.1468	98.35	292
NIR et BLUE	6.65×10^{-5}	0.1963	99.88	56
NIR et RED	1.3307×10^{-4}	0.1502	99.53	125
NIR et GREEN	4.9514×10^{-3}	0.1547	93.93	447

Dans la première étape, ce tableau montre que la fusion au niveau de deux modalités la bande BLEU et la RED au niveau du score mieux que la fusion des trois modalités sur la base de la valeur de EER en mode ouvert et sur la base de le ROR et le RPR en mode fermé.

La deuxième partie explique que la fusion entre la bande NIR et la bande Bleu au niveau de score délivre des résultats meilleures que celle enregistrées pour ces deux bandes en

monomodale séparation, c'est à dire le EER, le ROR et le RPR relatifs à la bande NIR et la bande bleue au cours d'application uni-modal.

Interprétation graphique

Les courbes ROC qui sont citée à la figure ci-dessus donnent la projection des valeurs de l'EER mentionné au tableau III.9 sur chaque intersection entre ces courbes et la première bissectrice.

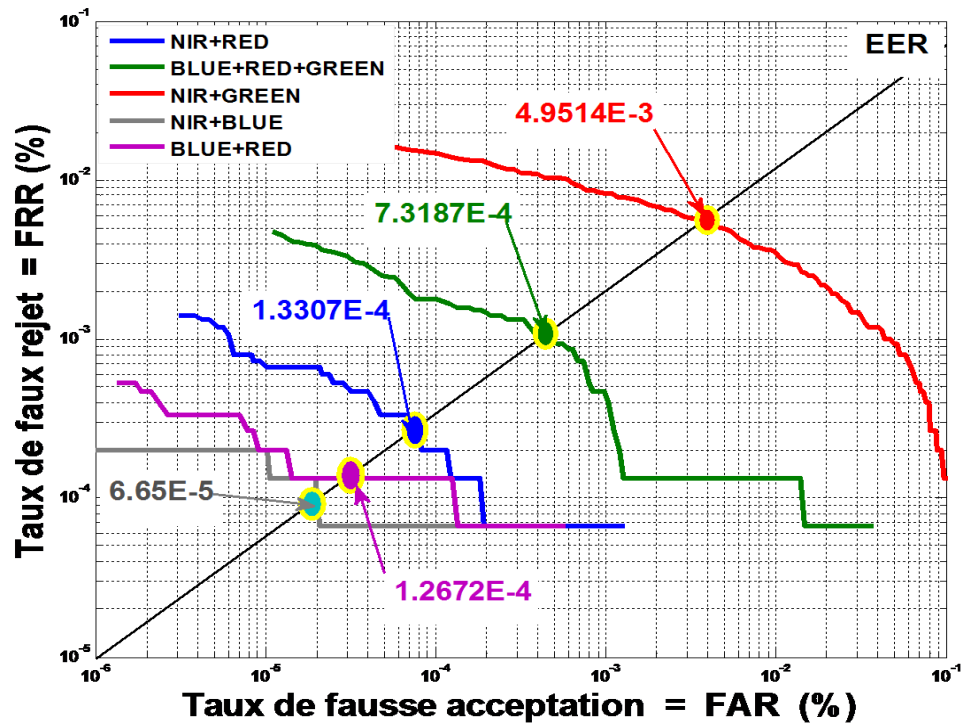


Fig. III.9: Performance de système Multimodal (ROC)

Cette figure à nous permet de classier la meilleure fusion au niveau de score par ordre décroissant comme suit :

- La fusion entre les bandes NIR et la Bleu, le bleu et la RED, la NIR et la RED, la Bleu la RED et la GREEN, et finalement la NIR et la GREEN, ce qui ont été donné les EER respectivement (6.65×10^{-5} , 1.2672×10^{-4} , 1.3307×10^{-4} , 7.3187×10^{-4} , 4.9514×10^{-3}).

La figure III.10, montre les courbes des scores cumulés (*Cumulative Match Curve* (CMC)) du système associé à l'application multi spectrale d'images.

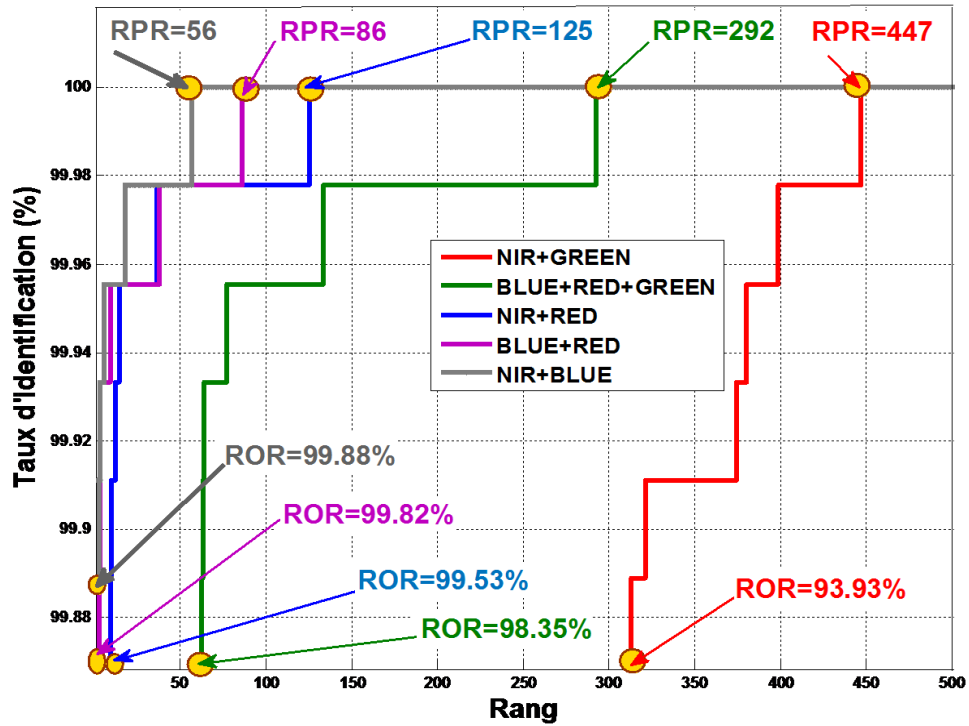


Fig. III.10: Performance de système Multimodal (CMC).

A travers cette figure nous remarquons que la fusion entre les bandes NIR et GREEN donne un meilleur ROR avec un pourcentage de 99.88%, et nous remarquons aussi que cette fusion donne le meilleur RPR avec une valeur de 56.

III.7 Conclusion

Nous pouvons déduire que l'étape d'extraction des caractéristiques est une étape très nécessaire pour chaque système biométrique, où nous avons concentré notre recherche sur le développement de cette étape là où nous avons profité du caractère du système flou comme un approximateur universelle aussi bien que la méthode du gradient *steepest* afin d'atteindre une performance élevée du système biométrique.

Dans le même cadre il est claire que l'utilisation du système biométrique multimodal de type multi-échantillons avec une fusion au niveau de score nous a permis de minimiser les imperfections du système biométrique uni-modale et d'améliorer son performance.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le contexte de l'identification automatique des personnes basée sur leurs descripteurs biométriques.

Nous avons développé l'application de l'algorithme du gradient *steepest* pour l'optimisation du modèle flou de Sugeno dans le sens d'approximation de l'empreinte biométrique. Nous avons examiné l'origine de cet algorithme ainsi que sa différence avec le gradient à pas fixe.

La convergence sûre de la solution, du problème d'optimisation, vers un optimum a été aussi examinée et expliquée. Cet algorithme ne nécessite pas la recherche par tâtonnement d'un pas optimal.

Nous avons utilisé une nouvelle modalité biométrique, à savoir l'empreinte palmaire, pour réaliser nos systèmes biométriques proposés, uni-modal et multimodal. Nous avons constaté que les performances des systèmes biométriques dépendent de plusieurs facteurs et qu'elles varient d'un système à un autre.

Pour pallier à tous ces problèmes, nous avons conclu qu'il fallait combiner des modalités pour avoir des résultats plus fiables. Ainsi, nous avons présenté la biométrie multimodale ainsi que les différents types de combinaisons de modalités possibles, mais aussi les architectures et les niveaux de fusion pouvant être utilisés dans un système multimodal.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Peter GREGORY And Michel A.SIMON, "biometrics for Dummies", Cisa, Cissp, 2008.
 - [2] Talib Hichem BETAOUAF, "Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes". Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen, Magister en Informatique 2011.
 - [3] Ibtissam Benchennane, "Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus ". Université Oran Mohamed Boudiaf, thèse Doctorat 2015/2016.
 - [4] Max CHASSE," La biométrie au Québec ". Les enjeux Préparé Analyste en informatique, 2002.
 - [5] Rapport technique Tour d'horizon des technologies biométriques Projet CCT – PFPDT – juin 2012.
 - [6] Abderahmane BENAGGA, Lina TELIB, "Reconnaissance des personnes basée sur l'empreinte de l'articulation de doigt ".UKM Ouargla, Master Académique ,2016.
 - [7] Mr. SAMAI Yacine. "Reconnaissance de l'Iris humain en utilisant les méthodes de l'Intelligence Artificielle. "Uni ELHADJ LAKHDAR Batna .diplôme de Magister 2011/2012
 - [8] Souhila GUERFI ABABSA " Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D ". Université Evry Val d'Essonne ,2008.
 - [9] Lorène ALLANO,"La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance appliquées aux bases de personnes virtuelles ".Uni d'evry-val D'ESSONNE, thèse Doctorat 2009.
-

- [10] Ahmed HADJAR,"Identification des individus par la biométrie multimodale".Université Oran Mohamed Boudiaf, diplôme de magister 2014.
 - [11] Nicolas Morizet. "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris". Thèse de Docteur. Domain_ other. Telecom ParisTech, 2009.
 - [12] Florent Perronnin et Jean-Luc Dugelay,"Introduction a la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo " .Multimédia Communications Département, EEE 2002.
 - [13] Abdelkrim KHERKHARE " Commande floue en poursuite et stabilisation des systèmes non linéaires incertains". UNIV FERHAT ABBAS – SETIF, diplôme de magister 2010.
 - [14] Mourad SAHIR, "Compression des images numériques par la technique des on de lettres", Uni FERHAT Abbas – SETIF, diplôme de magister 2011.
 - [15] Mohamed SANDELI, "Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images" Université Constantine 2, Magister en informatique,2014.
 - [16] Chérif TAOUCHE," Implémentation d'un Environnement Parallèle pour la Compression d'Images à l'aide des Fractales ". Uni Mentouri Constantine diplôme de magister 2005.
 - [17] Sarra BENFRIHA et Asma HAMEL," Segmentation d'image par Coopération région-contours". UKM Ouargla, Master Professionnel,2015/2016.
 - [18] Abdelmalek ZAHAF,"Commande Prédictive Floue Sous Contraintes : Application à des Systèmes non Linéaires". Uni Constantine 1, diplôme de magister 2014.
 - [19] Khaled BARKA et Youcef BOUKHRIS,"Système d'identification biométrique à base d'un modèle flou ". UKM Ouargla, Master, 2015/2016.
-

- [20] Yassine BOUDOUAOUI,"Contribution à la synthèse automatique des systèmes flous par approches méta-heuristiques". Université de Boumerdès, diplôme de magister 2014/2015.
- [21] Mohamed Amine KORICHI,"Détection de fuites dans un échangeur de chaleur à courants parallèles par méthodes d'identification floue". Uni de Boumerdès, Master, 2013/2014.
- [22] Hamid OUAJKA,"Contribution à l'Identification et la Commande Floue d'une Classe de Systèmes Non Linéaires". Uni Sidi Mohamed Ben Abdellah, thèse Doctorat 2009.
- [23] <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/8301/4/CHAPITRE2.pdf> 21/04/2017.
- [24] Mohamed BAHITA,"Commande Adaptative Floue des Systèmes Non Linéaires Basée sur les Réseaux à Mémoire Associative à Fonction de Base Radiale ".Uni de Constantine, thèse Doctorat 2011.
- [25] René JAGER." Fuzzy Logic in Control, l'Université technique de Delft, pour obtenir un doctorat,26 Juin 1995
- [26] MERABTI Halim," Etude des systèmes flous à intervalle ". Université Mentouri Constantin, Mémoire de magistère, 2008.
- [27] TRAN The Vinh,"identification du comportement des matériaux métalliques au delà de leur limite d'élasticité par la méthode des champs virtuels", Université de Technologie de TROYES, thèse Doctorat 2008.
- [28] <http://www.trond.hjorteland.com/thesis/node26.html> .17/3/2017
- [29] BOUKHARI Wassila, BENYETTOU Mohamed, "identification Biométrique des Individus par leurs Empreintes Palmaires « Palmprint » : Classification par la Méthode des Séparateurs à Vaste Marge (SVM)".Université d'Oran, IEE.
-

- [30] Anil K. Jain, Ruud Bolle, Sharath Pankanti, "Biometrics Personal Identification in Networked Society", Kluwer Academic Publishers New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow, 2002.
- [31] Multi-spectrale palmprint poly-U data base
<http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/MultispectralPalmprint/MSP.htm>
- [32] Hoang Thien Van, Thai Hoang Le, "A Palmprint Identification System Using Robuste Discriminant Orientation Code".IEEE, Uni Vietnam, 2014.
-