

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

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



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Science et technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : Automatique

Présenté par :

BARKA Khaled

BOUKHRIS Youcef

Thème

***Systeme d'identification biométrique à base
d'un modèle flou***

Soutenu publiquement

Le : / /

Devant le jury :

M. N. AOUNELLAH

MCB

Président

UKM Ouargla

M.M. SMAHI

MAA

Encadreur/rapporteur

UKM Ouargla

M. S. BENKRINAH

MAA

Examineur

UKM Ouargla

M. F. CHERIF

MCB

Examineur

UKM Ouargla

Année Universitaire : 2015 /2016

Dédicace

A mon père à ma mère

A mon frère et sœurs

A mon famille

A la mémoire de mes grands parents

A tout mes amis groupe automatique

A tout mes maitres et professeurs : du primaire au supérieur

*A tous ceux qui ont contribué au développement des sciences en général
et de l'électronique en particulier*

B.KHALED

Dédicace

Dédicace

À ma chère mère

A mon père

A mon frère et sœurs

À ma chère grand-mère

À la mémoire de mon grand-père

À tous mes proches de la famille ***BOUKHRIS***, et plus

particulièrement

À tous mes chers amis et mes collègues de l'Université de

Ouargla

Et à tous ce qui ont enseigné moi au long de ma vie scolaire

B.YOUCEF

Remerciements

Remerciements

*Notre remerciement Avant tout, louange à « ALLAH»
qui nous a donnés la force, le courage et la patience de mettre ce modeste
travail.*

Nous remercions considérablement mon encadreur Monsieur:

Mokhtar Smahi

*Nous tiens à remercier, Monsieur Khaled Ben Said qui m'a chaleureusement
accueilli dans son laboratoire, et a accepté de diriger ce mémoire, et qui était
toujours disponible, dont les encouragements et les conseils judicieux de très
grande utilité.*

*Nous remercions les membres de jury, chacun par
son nom, qui nous ont honorés en acceptant d'examiner ce travail.*

*Nous tenons à remercier sincèrement reconnaissances à tous les enseignants
du département d'électronique et des communications de l'université Kasdi*

Merbah a Ouargla.

*Nous adressons nos sincères remerciements à tous ceux qui ont contribué,
de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.*

SOMMAIRE

Introduction générale	01
-----------------------------	----

1^{er} Chapitre

Systeme biométrique

I.1. Introduction.....	03
I.2. Définition de la biométrie.....	03
I.3. Le marché mondial de la biométrie.....	03
I.4 Systeme biométrique.....	04
I.4.1 Les phases d'un système biométrique.....	04
I.4.2 Modules de systèmes biométriques.....	06
I.5 Les techniques biométriques.....	07
I.5.1 L'analyse morphologique (physiologique) ..	07
I.5.2 L'analyse comportementale.....	08
I.5.3 L'analyse biologique.....	08
I.6 Mesure de la performance d'un système biométrique.....	09
I.7 conclusion.....	12

2^{ème} Chapitre

La logique floue

II.1 introduction.....	13
II.2 Théorie des sous-ensembles flous.....	13
II.2.1 Les sous-ensembles flous.....	13
II.2.2 Représentation d'un sous-ensemble flou	13
II.2.3 Opérateurs en logique floue.....	14

SOMMAIRE

II.3 Raisonnement en logique floue.....	14
II.3.1 Les variables linguistiques.....	14
II.3.2 Proposition floue	15
II.3.3 Règle floue	15
II.3.4 Implication floue.....	16
II.4 Structure générale de la logique flou.....	16
II.4.1 Fuzzification	17
II.4.2 Base de connaissances	17
II.4.3 Inférence	18
II.4.4 Défuzzification	19
II.5 L'apprentissage	20
II.5.1 Méthode d'apprentissage	20
II.5.2 Adaptation des paramètres	21
II.5.3 Adaptation des paramètres	22
II.5.4 Procédure itérative	23
II.6 Conclusion	23

3^{ème} Chapitre

Application et Résultats

III.1 Introduction.....	24
III.2 Définition de l'empreinte palmaire.....	24
III.3 Avantages de l'empreinte palmaire	24
III.4 Les caractéristique biométrique d'une empreinte palmaire et les type de reconnaissance	25

SOMMAIRE

III.5 Dispositif de capture des images l’empreinte palmaire en ligne.....	26
III.6 Le système d’identification des individus par leurs l’empreinte palmaire.....	26
III.6.1 La base de données des images de palmaire.....	26
III.6.2 Séparation de la basse donnée	27
III.7 L’environnement de développement.....	27
III.7.1 L’environnement matériel.....	27
III.7.2 Environnement Logiciel.....	27
III.8 Vue général du modèle floue.....	27
III.9 Système biométrique	29
III.10 Résultat	30
III.11 Discussion	35
III.12 Conclusion.....	35
Conclusion générale	36
Bibliographie	37

SOMMAIRE

Liste figure

Chapitre I

Figure I.1: Revenus de la vente de technologies biométriques de 2009 à 2017 selon IBG.....	(4)
Figure. I.2 : Enrôlement dans un système biométrique	(4)
Figure. I.3 : Authentification d'un individu dans un système biométrique.....	(5)
Figure. I. 4 : Identification d'un individu dans un système biométrique	(6)
Figure I.5 : principales caractéristiques biométriques d'identification biologiques	(9)
Figure. I.6: Illustration du FRR et du FAR	(10)
Figure I.7 : Courbe ROC	(10)
Figure. I.8 –Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le “FERET Probe Set FC” et pour différents	(11)

Chapitre II

Figure II.1 fonction d'appartenance	(13)
Figure II.2: Opérations sur les sous-ensembles flous	(14)
Figure II.3: Exemple d'ensembles flous pour la variable température.	(15)
Figure II.4: Implication floue	(16)
Figure II.5: Structure générale	(16)
Figure II.6: exemple de fuzzification	(17)
Figure II.7: Méthode d'inférence somme-prod pour deux variables d'entrée et deux règles.....	(18)
Figure II.8: Défuzzification par méthode de hauteurs pondérées	(19)
Figure II.9: la Méthode de SUGENO	(20)

Chapitre III

Figure III.1: La paume de main	(24)
Figure III.2: L'empreinte palmaire et ses plis.....	(25)
Figure III.3: a et b: les points de référence de l'empreinte palmaire.....	(25)
Figure III.4 Dispositif de capture de palmaires en ligne.	(26)
Figure III.5 Extraction du modèle de l'image à base de la logique floue.....	(29)

Liste figure

Figure III.6: courbe ROC de paramètre $T_c=0.01$	(30)
Figure III.7: courbe ROC de paramètre $T_c=0.05$	(31)
Figure III.8: courbe ROC de paramètre $T_c=0.1$	(32)
Figure III.9: courbe ROC de paramètre $T_c=0.5$	(33)
Figure III.10: courbe ROC de la bond NIR avec différent T_c	(34)

Liste tableau

Liste tableau

Tableau III.1: Les valeur de EER et threshold avec $T_c=0.01$	(30)
Tableau III.2: Les valeur de EER et threshold avec $T_c=0.05$	(31)
Tableau III.3: Les valeur de EER et threshold avec $T_c=0.1$	(32)
Tableau III.4: Les valeur de EER et threshold avec $T_c=0.5$	(33)
Tableau III.5: les Valeur de EER dans la bond NIR avec défirent T_c	(34)

Liste des abréviations

- CMC** : Cumulative Match Caractéristique
- ERR** : Taux d'erreurs égales ("Equal Error Rate")
- FAR** : Taux de Fausses Acceptations ("False Acceptance Rate")
- FRR** : Taux de Faux Rejets ("False Reject Rate")
- GAR** : Taux d'acceptation des taux ("Gunnies Accept Rate")
- MAX** : Maximum
- MIN** : Minimum
- ROC** : Courbe représentant les taux d'erreur ("Receiver Operating Curve")
- ADN** : Acide Désoxyribose Nucléique
- RGB** : Red Green Blue
- NIR** : Near Infra-Red
- Th** : Threshold
- IBG** : International Biometric Group
- CCD** : Charged Coupled Device
- Tc** : gains de correction

Introduction Générale

La nécessité de la protection civile, d'une part, et la lutte contre les fraudes et les crimes, d'autre part, placent au centre un dispositif sécuritaire pour de nombreux domaines comme par exemple le transport, le secteur bancaire, les services publics, etc. Le dénominateur commun, est d'offrir des moyens simples, pratiques et fiables pour vérifier ou identifier l'identité de toute personne, sans l'assistance d'une autre personne.

Cette identité peut être prouvée par différentes méthodes: d'abord, par la présentation d'un badge ou d'une carte d'identité, il s'agit là, de *ce que l'on possède*, ensuite, en composant le mot de passe, il est question, dans ce cas-là, de *ce que l'on sait*. Enfin, toute personne peut prouver son identité, grâce, par exemple, à ses empreintes digitales ou à l'iris de son œil. Cette identification repose sur les caractéristiques de la personne elle-même, on parle alors de la biométrie.

L'extraction des caractéristiques, ou l'extraction du vecteur d'observations, est une étape essentielle dans un système de reconnaissance biométrique. Un vecteur de caractéristiques (vecteur d'observations) sert à représenter les caractéristiques discriminantes de l'image de la modalité de la personne avec, généralement, une dimension réduite par rapport à l'image. Ce vecteur peut être modélisé avec un modèle afin d'avoir une grande meilleure identification.

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

Pour cela notre mémoire intitulé "*système d'identification biométrique à base d'un modèle flou* " est l'outil pour atteindre l'objectif de cette contribution; cette mémoire est organisé comme suit:

Dans le premier chapitre, nous introduisons quelques définitions de la biométrie et différentes modalités biométriques, puis nous détaillons la modalité palmaire pour l'identification d'une personne.

Dans la deuxième chapitre, nous avons abordés les notions de base et théorique de la logique floue, les différents modèles floues et la méthode d'apprentissage.

Introduction Générale

Dans le troisième chapitre, nous avons étudié la paume de la main comme une base de données et nous avons traité en expliquant toutes les étapes d'identification de la personne et nous avons mis tous les résultats de traitement dans ce processus.

1^{er} Chapitre

Systeme biométrique

I.1 Introduction

Devant la croissance exponentielle des communications tant physiques que virtuelles et les risques que cela peut représenter, il est apparu nécessaire de contrôler l'identité des acteurs de ces échanges. La biométrie permet de vérifier que l'utilisateur est bien la personne qu'il prétend être. C'est une technologie qui utilise les caractéristiques physiques propres à chaque individu pour établir de façon aussi fiable que possible son identité. Jouissant actuellement d'un certain engouement dû, sans doute, aux différents gadgets d'identification que l'on a pu voir dans certaines productions cinématographiques, la biométrie tend à envahir notre quotidien. Devant cette déferlante, il était nécessaire de faire le point sur ce qu'est exactement la biométrie, quelles techniques existent vraiment et leur degré de fiabilité pour ensuite détailler les plus utilisées [1][2].

I.2 Définition de biométrie

La biométrie peut être défini comme étant la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs, une autre définition de la biométrie est tous caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables , robustes et distinctive qui peuvent être utilisées pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu [3].

➤ Principe

La biométrie consiste en l'analyse mathématique des caractéristiques biologiques d'une personne et a pour objectif de déterminer son identité de manière irréfutable. Contrairement à ce que l'on sait ou ce que l'on possède la biométrie est basée sur ce que l'on est et permet ainsi d'éviter la duplication, le vol, l'oubli et la perte.

I.3 Marché mondial de la biométrie

IBG (International Biométrie Group) édite régulièrement un rapport sur le marché de la biométrie. Cette étude est une analyse complète des chiffres d'affaires, des tendances de croissance et des développements industriels pour le marché de la biométrie actuel et futur.

La figure I.1 montre les revenus du marché de la biométrie prévu entre l'année 2009 et 2017 [4].

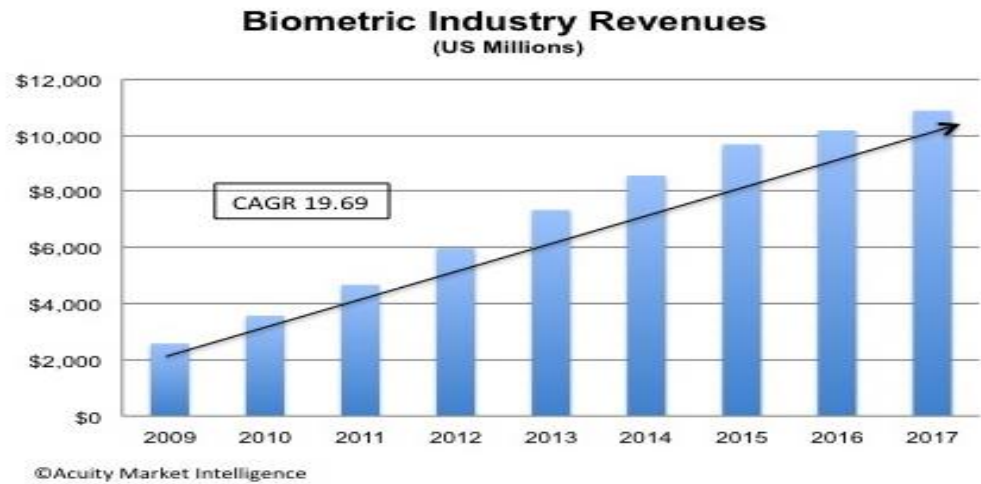


Figure I.1 Revenus de la vente de technologies biométriques de 2009 à 2017 selon IBG

I.4 Système biométrique

I.4.1 Phases d'un système biométrique

Chaque système biométrique comporte deux phases d'exécution:

a) Phase L'enrôlement

Elle est la première phase de tout système biométrique, il s'agit de l'étape pendant laquelle un utilisateur est enregistré dans le système pour la première fois et où une ou plusieurs modalités biométriques sont capturées et enregistrées dans une base de données. Cet enregistrement peut s'accompagner par l'ajout d'information biographique dans la base de données.

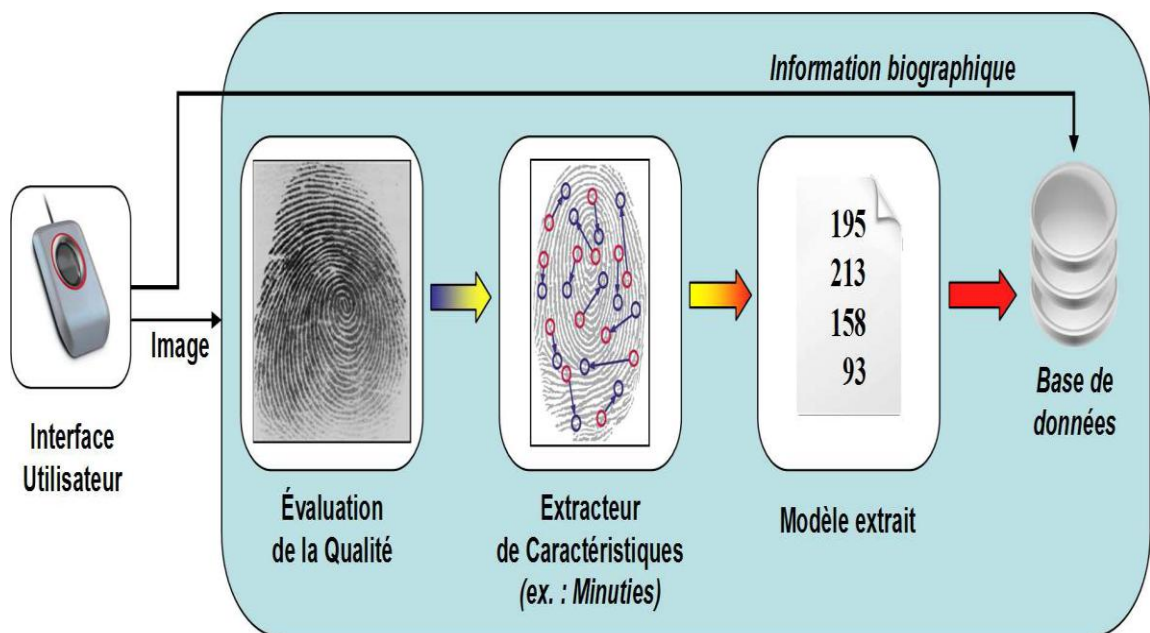


Figure I.2 Enrôlement dans un système biométrique

b) Phase de Reconnaissance(Test)

La tâche de la phase de reconnaissance est de vérifier ou identifier l'identité de la personne qui a l'intention d'accéder au système. Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres (gabarit biométrique ou vecteur des caractéristiques) est extrait comme lors de l'enrôlement. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possibles du capteur utilisé durant la phase d'enrôlement. La suite de la reconnaissance sera différente suivant le mode opératoire du système vérification ou identification [5].

➤ **Mode de vérification**

La vérification, dénommée aussi authentification, est la confirmation de la validité d'une identité déclarée par la comparaison entre un gabarit biométrique associé avec une identité de vérification (proposées par l'utilisateur) et un gabarit biométrique d'enrôlement. Pendant la vérification le système répond à la question « Suis-je bien la personne que je prétends être ? » par oui ou non. Donc le système doit vérifier que l'identité de la personne est bien celle proposée par l'utilisateur, il suffit donc de la comparer avec un seul des modèles présents dans la base de données.

c'est une comparaison un à un (1 : 1).

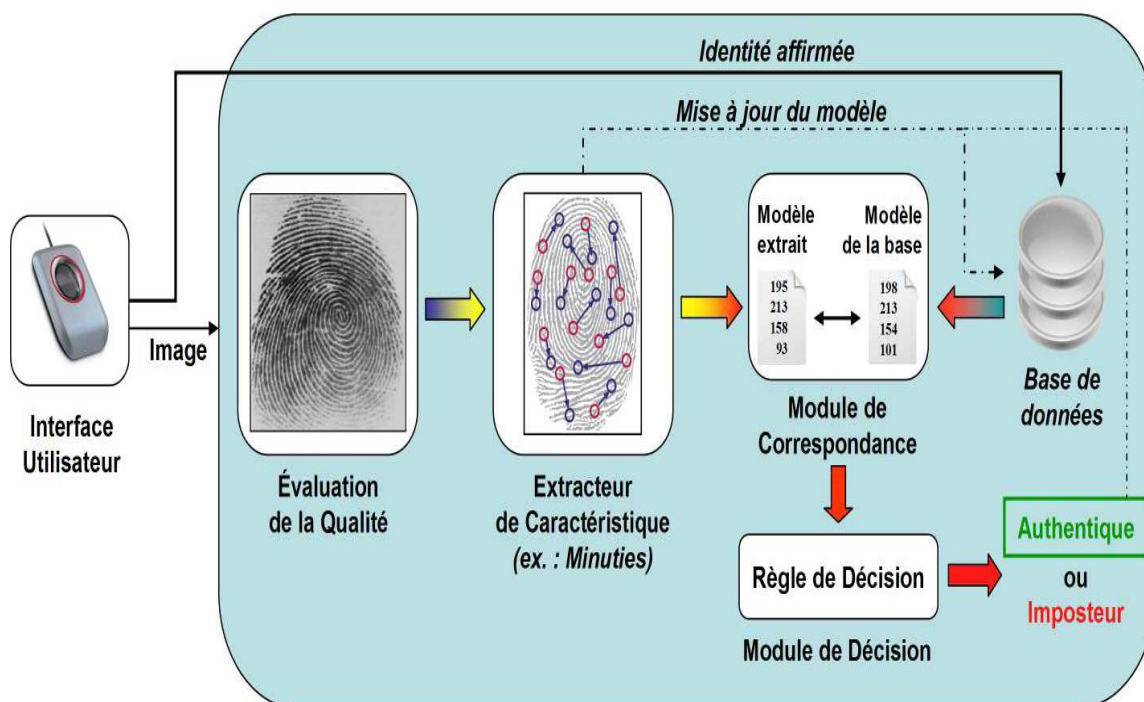


Figure I.3 Authentification d'un individu dans un système biométrique

➤ **Mode d'identification**

Le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond donc à une question de type « Qui suis- je ? » par accepter si l'utilisateur a un modèle dans la base des données ou par rejeter si l'utilisateur n'a pas un modèle dans la base des données. Dans ce mode, le système compare le signal mesuré avec les différents modèles contenus dans la base de données lors de la phase d'enrôlement (1 : N).

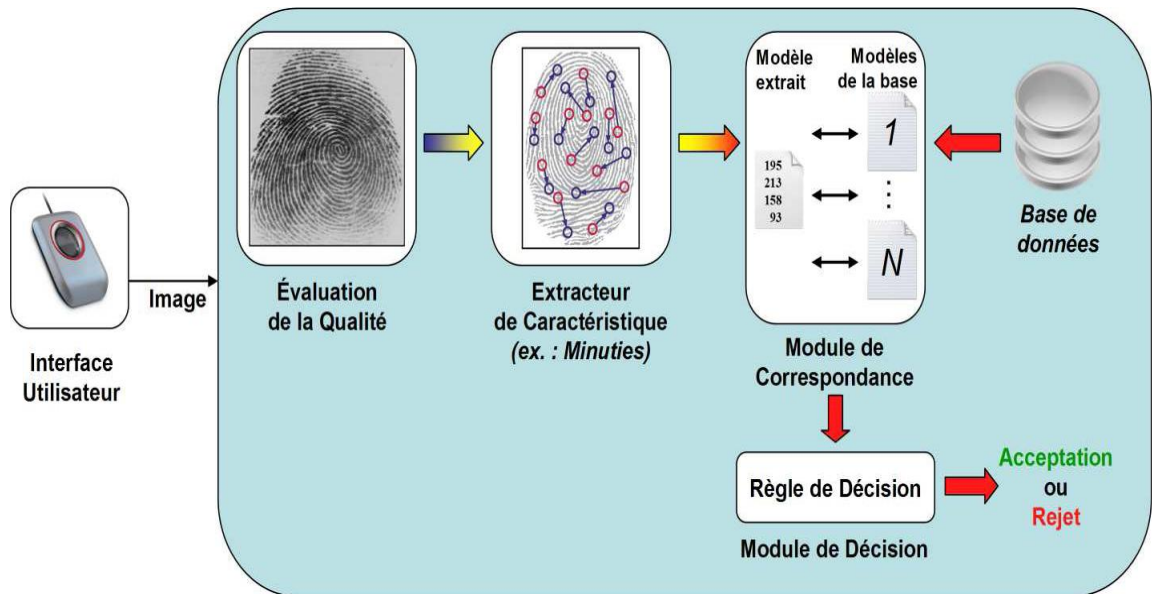


Figure I.4 Identification d'un individu dans un système biométrique

I.4.2 Modules de systèmes biométriques

Un système biométrique typique peut être représenté par quatre modules principaux:

- a) **Module de capture** : responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc).
- b) **Module d'extraction de caractéristiques** : qui 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 aux variations intra-classe.
- c) **Module de correspondance** : il compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux.

d) Module de décision : 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).

Ce système est très important dont leurs avantages peuvent être résumés:

- ✓ Facile à utiliser
- ✓ Elément de dissuasion
- ✓ Coûts abordables
- ✓ Technologie arrivée à maturité

I.5 Techniques biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques utilisées dans plusieurs applications et secteurs, on peut en distinguer trois catégories :

I.5.1 Analyse morphologique (physiologique)

Elle est basée sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe l'iris de l'œil, le réseau veineux de la rétine la forme de la main, Les empreintes digitales, Les traits du visage, Les veines de la main, etc.....

a) Empreintes digitales

Analyse des caractéristiques des sillons cutanés, terminaison des sillons, croisements, bifurcations, etc.

b) L'œil

Basée sur l'étude de la disposition des muscles circulaires et radiaux qui ouvrent et ferment la pupille.

c) Le visage

Cherche la géométrie du visage de face et profil, Le visage est sujet à une variabilité tant naturelle (vieillesse, par exemple) que volontaire (maquillage, chirurgie esthétique, grimaces, etc.). Son traitement est donc difficile (forme des yeux, de la bouche, du nez, position des pommettes, etc.) à partir d'une photographie numérique ou d'une caméra infrarouge (thermographie pour utilisation dans le noir).

I.5.2 Analyse comportementale

Elle se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne. Cette catégorie regroupe la reconnaissance vocale, La dynamique de frappe au clavier, La dynamique de la signature, L'analyse de la démarche, etc....

a) **Signature** : (reconnaissance statique ou dynamique)

Analyse de la forme (statique) et/ou de la vitesse et de la trajectoire de la signature (dynamique).

b) **La voix**

Basée sur l'analyse des caractéristiques comme la fréquence, les harmoniques, la puissance

c) **Dynamique de la frappe au clavier**

La reconnaissance de la dynamique de frappe au clavier est une autre technologie "comportementale". Elle est l'équivalent de l'étude graphologique d'une personne. Les durées entre frappes, la fréquence des erreurs et la durée de la frappe elle-même sont étudiées de façon statistique. En revanche, cette technologie peu intrusive est tributaire de l'état physique et psychique de la personne qui utilise le clavier. La fatigue, le stress sont autant de facteurs qui feront varier la qualité de la frappe.

I.5.3 Analyse biologique

Une autre catégorie qui est l'étude des traces biologiques. Elle regroupe des caractéristiques telles que l'odeur, le sang, la salive, le cheveu, l'ADN, la thermographie faciale et la forme des veines de la main, etc.

Les différentes techniques:

a) Empreinte digitale, b) Visage, c) Iris, d) Rétine, e) Forme de l'oreille, f) Paume, g) Géométrie de la Main, h) Paire oculaire, i) Conjonctive Vasculaire, j) Dynamique de frappe, k) Anthropométrie, l) Signature, m) Thermo-gramme du Visage, n) Thermo-gramme de la main, o) Démarche.

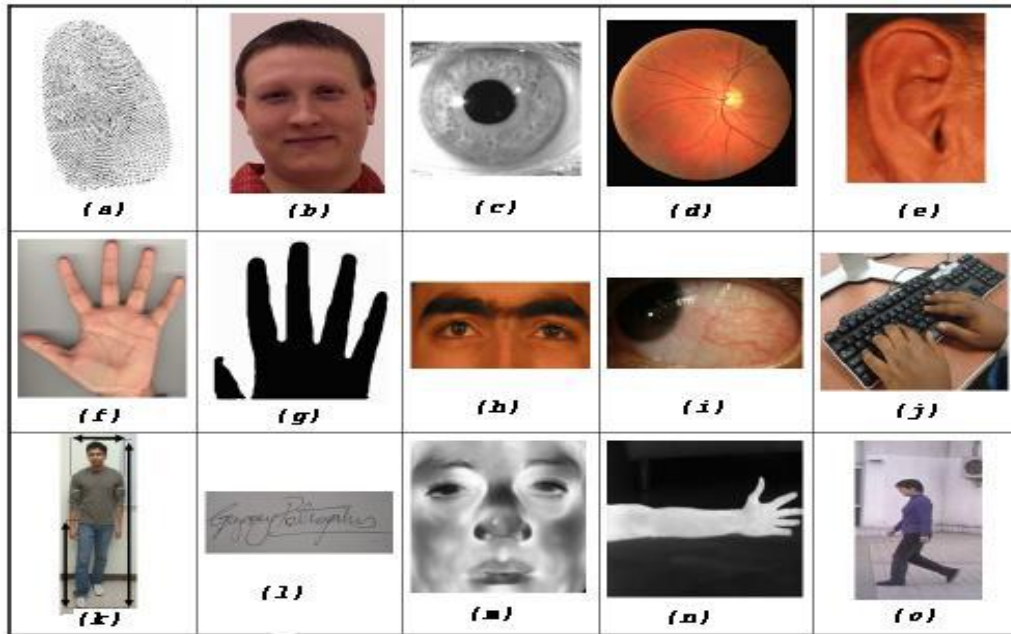


Figure I.5 principales caractéristiques biométriques d'identification biologiques

I.6 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.

a) Premier critère s'appelle le 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,

$$FRR = \frac{\text{nombre de clients rejeté}(FR)}{\text{nombre total d'accès clients}} \tag{I.1}$$

b) Deuxième critère est le taux de fausse acceptation ("False Accepte 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

$$FAR = \frac{\text{nombre imposteurs acceptés}(FA)}{\text{nombre total d'accès imposteurs}} \tag{I.2}$$

c) Troisième critère est connu sous le nom de taux d'égale 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.

$$EER = \frac{\text{nombre de Fausses acceptations}(FA) + \text{nombre de Faux rejets}(FR)}{\text{nombre totale d'accès}} \tag{I.3}$$

La figure I.6 illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs tandis que l'EER est représenté sur la figure I.7.

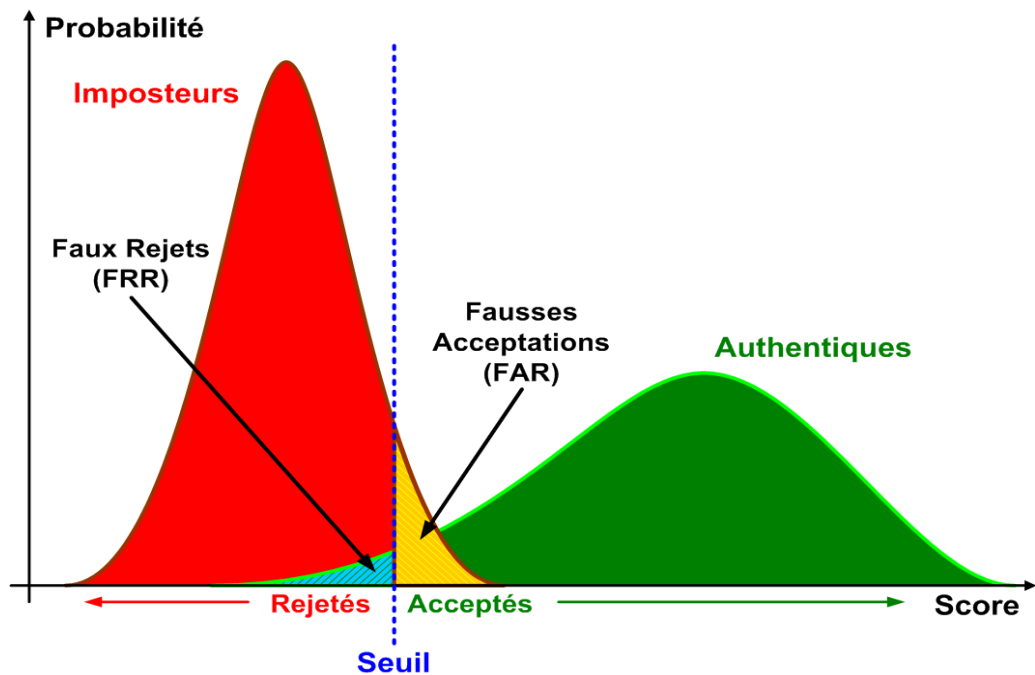


Figure I.6 Illustration du FRR et du FAR

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

Lorsque le système opère en mode authentification, on utilise ce que l'on appelle une courbe ROC (pour "Receveur Operating Caractéristique" en anglais). La courbe ROC (Figure I.7) trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé [6].

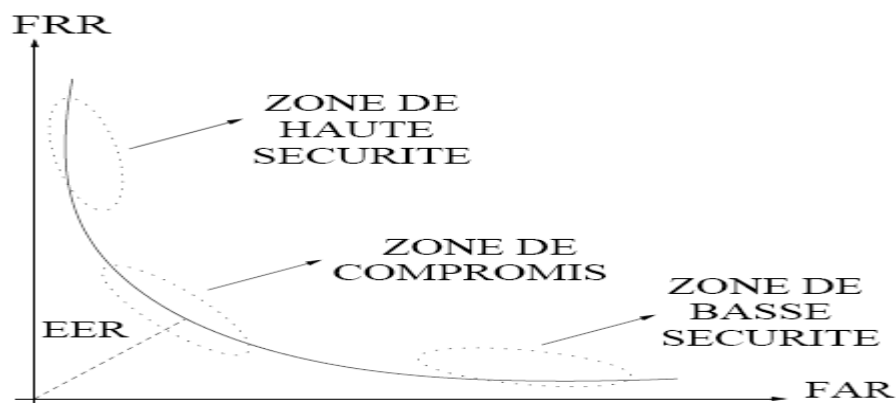


Figure I.7 Courbe ROC

En revanche, dans le cas d'un système utilisé en mode identification, on utilise ce que l'on appelle une courbe CMC (pour "Cumulative Match Caractéristique" en anglais).

La courbe CMC (Figure I.8) donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible [7].

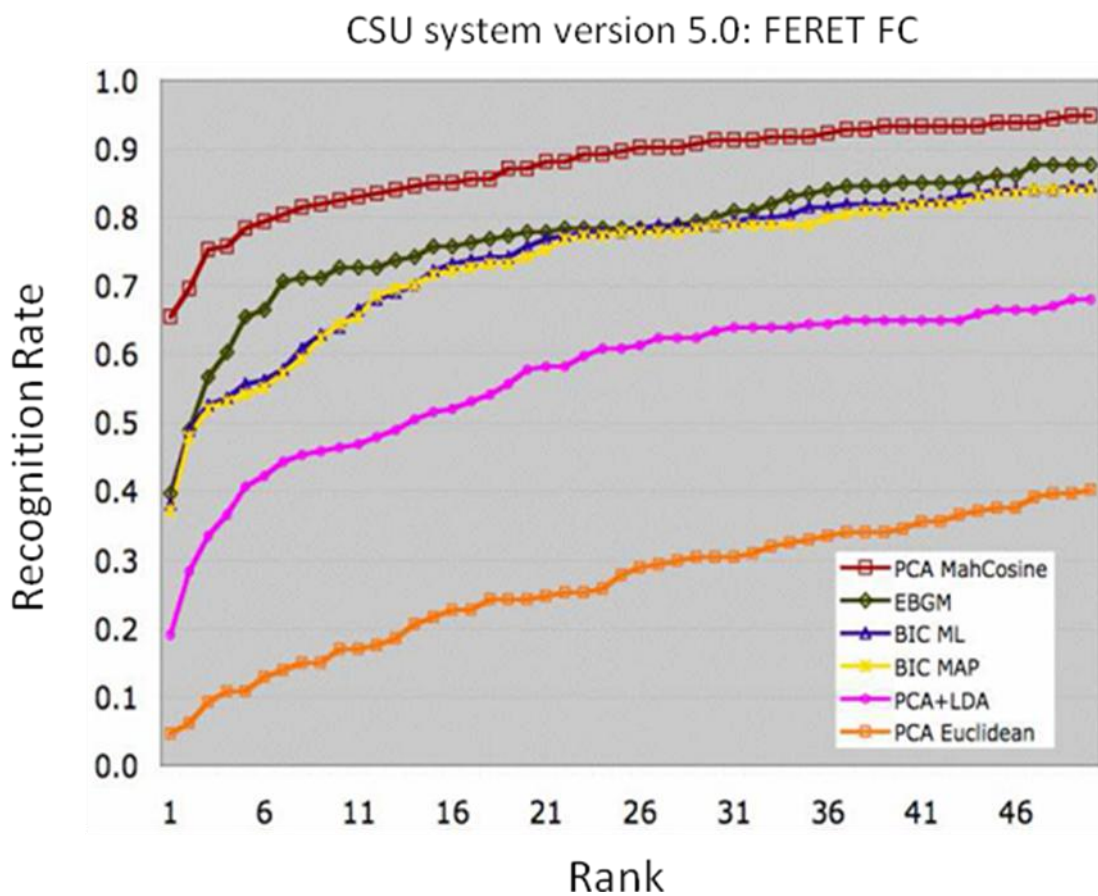


Figure I.8 Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le "FERET Probe Set FC" et pour différents algorithmes de reconnaissance faciale

Enfin, il faut savoir que la courbe CMC n'est qu'une autre manière d'afficher la performance d'un système biométrique et peut également être calculée à partir du FAR et du FRR. Une étude comparative précisant le lien entre les courbes CMC et ROC peut être trouvée dans [8].

I.7 Conclusion

Les techniques biométriques aux fins d'identification et d'authentification sont promises à un avenir. Pour autant, au regard de l'importance des risques associés à l'utilisation des systèmes biométriques, et de leurs éventuelles conséquences juridiques (aux fins d'authentification, notamment) il est important que la législation encadre strictement leurs conditions d'utilisation

2^{ème} Chapitre

La logique floue

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.

Elle a l'avantage d'introduire la notion de degré de confiance dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un état autre que vrai ou faux, la logique floue confère une flexibilité appréciable, rendant mieux compte de la réalité. Elle permet en outre d'exprimer les règles en langage naturel.

II.2 Théorie des sous-ensembles flous

II.2.1 Les sous-ensembles flous

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 $\mu_A(x)$ que associe à chaque élément x de U un nombre réel dans l'intervalle [0,1] et qui représente le degré d'appartenance de cet élément à A.

Ainsi le sous ensemble flou A de U est défini par :

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

II.2.2 Représentation d'un sous-ensemble flou

Dans la plupart des applications de la logique floue, une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ est associée avec des termes linguistiques qui apparaissent dans les antécédent ou les conséquents des règles. Ces fonction son choisit arbitrairement par l'utilisateur, les formes des fonction d'appartenance les plus utilisées sont: triangulaire, trapézoïdale, gaussienne.

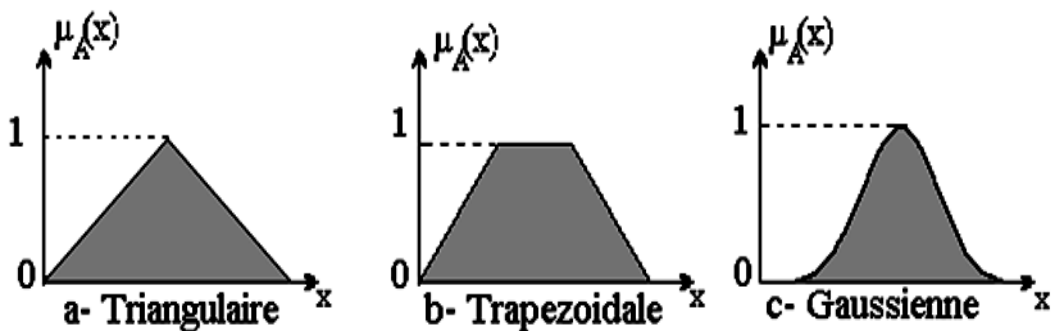


Figure II.1 fonction d'appartenance

II.2.3 Opérateurs en logique floue

Si A et B sont deux sous-ensembles flous et $\mu(A)$ et $\mu(B)$ leur fonction d'appartenance, on définit [14]

a/ Intersection A et B

Est un sous-ensemble $A \cap B$ de U, par la fonction d'appartenance définie par:

- minimum $\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in U \quad (II.2)$

- ou bien la produite : $\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \quad \forall x \in U \quad (II.3)$

b/ Union A ou B

Est un sous-ensemble $A \cup B$ de U, par la fonction d'appartenance définie par:

- maximum $\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in U \quad (II.4)$

- ou bien la somme : $\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) * \mu_B(x) \quad \forall x \in U \quad (II.5)$

c/ Complémentation de A

Est un sous-ensemble A^c de U, par la fonction d'appartenance définie par:

$$\mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in U \quad (II.6)$$

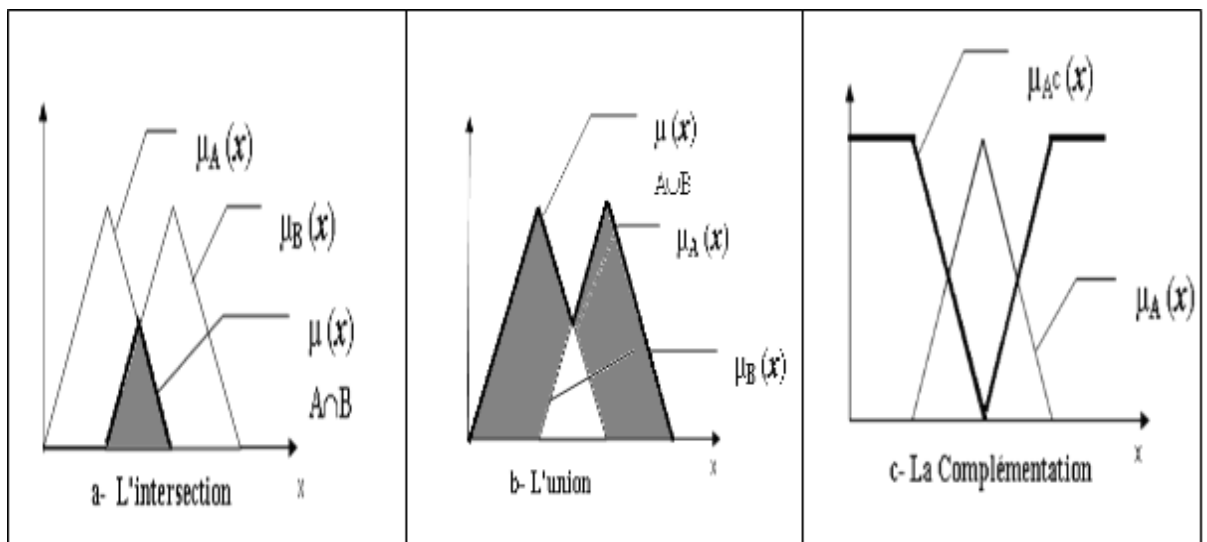


Figure II.2 Opérations sur les sous-ensembles flous

II.3 Raisonnement en logique floue

II.3.1 Les variables linguistiques

Dans un système flou, les variables linguistiques sont représentées par un triplet $(X, U, T(x))$, [9]

- **X**: nom de variable (âge , taille ,température ,longueur ,....)
- **U**: la plage des valeurs de la variable
- **T(x)**: l'ensemble des termes linguistiques de x

exemple:

Température est une variables linguistiques sont définis par {froide, moyenne, chaude} sur l'univers de discours représenté par les températures comprises dans l'intervalle $[0^\circ, 70^\circ]$.

- X : températures
- $U = [0^\circ, 70^\circ]$.
- $T(x)$: {froide, moyenne, chaude}

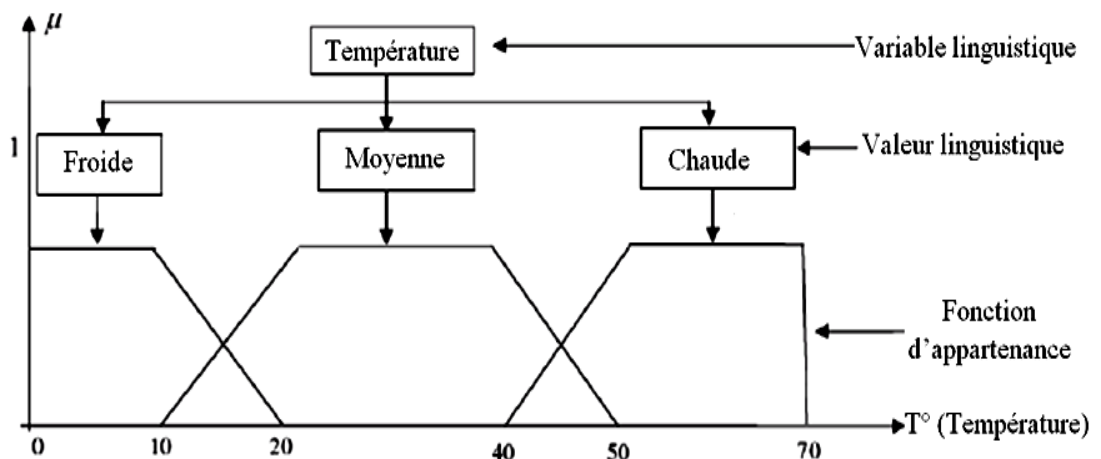


Figure II.3 Exemple d'ensembles flous pour la variable température

II.3.2 Proposition floue

Une proposition floue est un rapport entre la variable linguistique et sa valeur de vérité de l'intervalle $[0, 1]$. Elle est exprimée en langage naturel sous la forme :

$$x \text{ est } A \tag{II.7}$$

Où ; x est une variable linguistique et A est une valeur linguistique définie dans $T(x)$.

II.3.3 Règle floue

Les systèmes à logique floue utilisent une expertise exprimée sous forme d'une base de règles du type : Si....Alors...[10] .

$$R : \text{SI } x \text{ est } A, \text{ ALORS } y \text{ est } B.$$

Avec :

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in U\}. \tag{II.8}$$

$$B = \{(y, \mu_B(y)) / y \in V\}. \tag{II.9}$$

U: les entrée

V: les sortie

II.3.4 Implication floue

L'implication floue est une relation R entre les deux ensembles U et V quantifiant le degré de vérité de la proposition [11].

$$\text{SI } (x \text{ est } A) \text{ ALORS } (y \text{ est } B) \tag{II.10}$$

où A et B sont des sous-ensemble floue de U et V respectivement .

La fonction d'appartenance μ_R de cette relation dépend des fonction d'appartenance μ_A et μ_B de A et B.

La figure II.4 représente l'implication floue

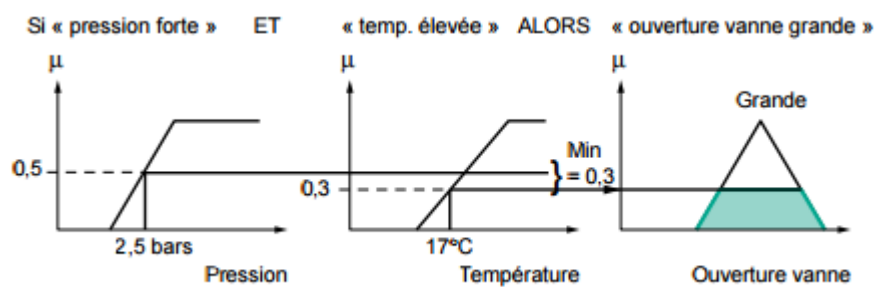


Figure II.4 Implication floue

II.4 Structure générale de la logique floue

La logique est composée de quatre éléments suivants [12]

- interface de fuzzification
- base de connaissances
- moteur d'inférence floue
- interface de defuzzification

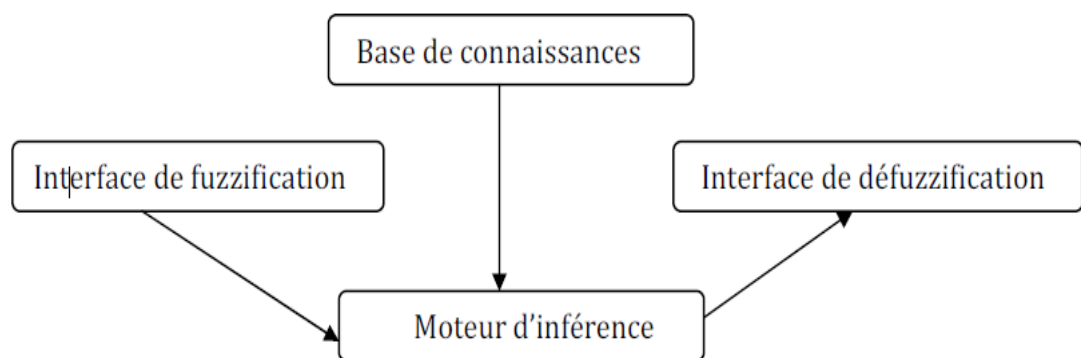


Figure II.5 Structure générale

II.4.1 Fuzzification

Le modèle flou se compose de plusieurs parties, dont le premier est la fuzzification. Il s'agit de la projection variables réelles sur des sous-ensembles flous caractérisant les valeurs linguistiques [13].

Pour illustrer le mécanisme de la fuzzification, nous allons donné un exemple en fixant comme valeur d'entrée $e_K = 0.45$. le résultat de la fuzzification sera présente sur la figure II.6.

On remarque que pour cette erreur correspond les ensemble floue PP et PM avec les degrés d'appartenance $\mu_{PP}(e_K) = 0.75$ et $\mu_{PM}(e_K) = 0.25$

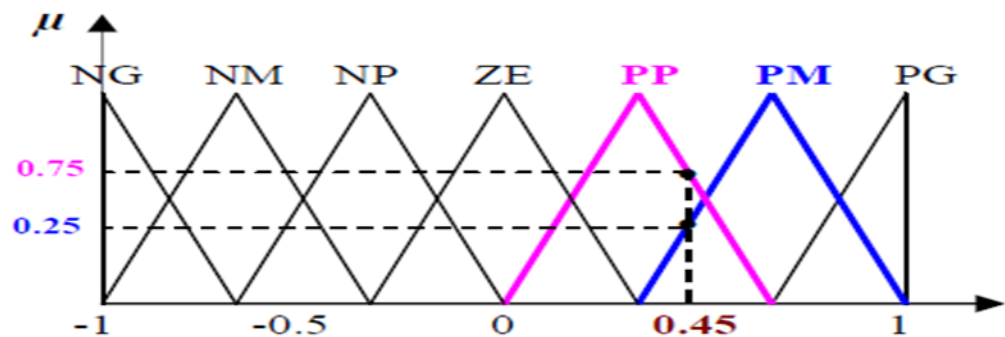


Figure II.6 exemple de fuzzification

II.4.2 Base de connaissances

La conception d'une base de connaissances représente la phase principale dans la conception des systèmes experts. Elle comprend la base de données et la base des règles floues. [13]

a) **Base de données** : La base de données consiste à établir :

- **La formulation des fonctions d'appartenance** : On utilise en générale les formes triangulaires et gaussiennes. Bien qu'il n'existe pas de règle précise pour la définition des fonctions d'appartenance, mais cette définition est élaborée à partir de l'expérience d'opérateur ou des connaissances expertes d'ingénieur de contrôle.
- **Le nombre des fonctions d'appartenance** : Habituellement, on introduit pour une variable linguistique trois, cinq ou sept sous-ensembles flous. Le nombre des ensembles dépend de la résolution et l'intervention de la commande désirée.
- **La distribution des fonctions d'appartenance** : Les fonctions d'appartenance peuvent être symétriques et distribuées de manière équidistante. Il est opportun de choisir cette forme pour la première implantation.

b) Base des règles floues

Elle rassemble l'ensemble des règles floues de type « Si-Alors » décrivant en termes linguistiques bases sur la connaissance d'un expert le comportement dynamique du système[12].

II.4.3 Inférence

Elle lie les grandeurs mesurées transformées en variables linguistiques à l'aide de la fuzzification, à la variable de sortie exprimée comme variable linguistique. La règle compositionnelle d'inférence de Zadeh (SI-ALORS) est utilisée à cet effet.

Il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces operateurs dans une inférence et qui s'appliquent aux fonctions d'appartenance a savoir [10].

- La méthode d'inférence somme-produit
- La méthode d'inférence max-min
- La méthode d'inférence max-produit

Nous avons utilisé La méthode d'inférence somme-produit

a) 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. La méthode est représentée graphiquement à la figure II.7 [15].

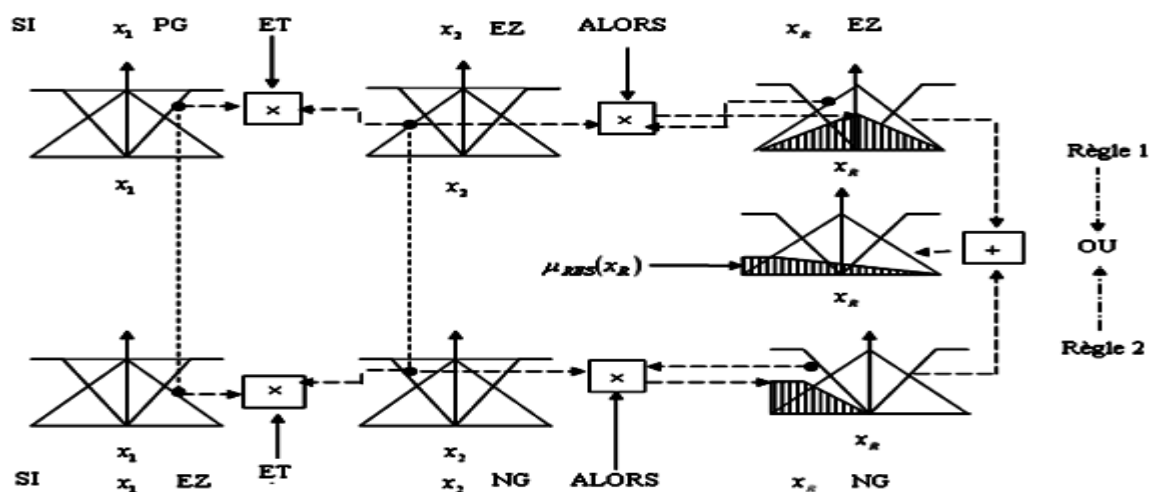


Figure II.7 Méthode d'inférence somme-prod pour deux variables d'entrée et deux règles

II .4.4 Défuzzification

La défuzzification permet la conversion de l'union des sous-ensembles flous modifiés (fonctions d'appartenance résultantes fournies par l'inférence), à une sortie non floue. [10]

La méthode de défuzzification, plusieurs stratégies de défuzzification existent :

- La méthode de maximum
- La méthode de moyenne des maximums
- La méthode de centre de gravité
- La méthode des hauteurs pondérées

Nous avons utilisé la méthode des hauteurs pondérées

➤ La méthode des hauteurs pondérées

Dans cette méthode, la valeur de sortie est donnée par la relation suivante [10]

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i^*}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

w_i : représente le facteur d'appartenance des conditions dans la règle Ri

x_i^* :le centre de gravité de sous-ensemble flou de la variable de sortie associée à la règle Ri

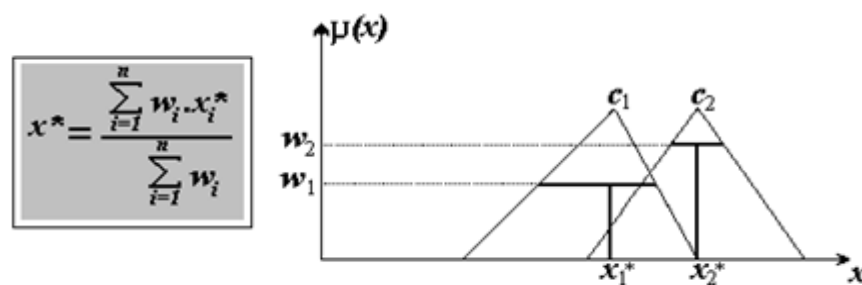


Figure II.8 Défuzzification par méthode de hauteurs pondérées

La méthode d'inférence

Basée sur le choix d'opérateur ET, OU et l'implication floue (ALORS), on utilise en général l'une des méthodes suivantes :

- Méthode de MAMDANI
- Méthode de LARSEN
- Méthode de SUGENO

- Methode de TSUKAMOTO

Nous avons utilisé la méthode de SUGENO

• **Méthode de SUGENO**

Cette méthode utilise des règles à conclusion numérique. Pour simplifier le principe de la méthode, considérons les règles suivantes [16].

$$R_1 : \text{Si } x \text{ est } A_1 \text{ et } y \text{ est } B_1 \text{ Alors } u = f_1(x, y), \text{ OU} \tag{II.11}$$

$$R_2 : \text{Si } x \text{ est } A_2 \text{ et } y \text{ est } B_2 \text{ Alors } u = f_2(x, y) \tag{II.12}$$

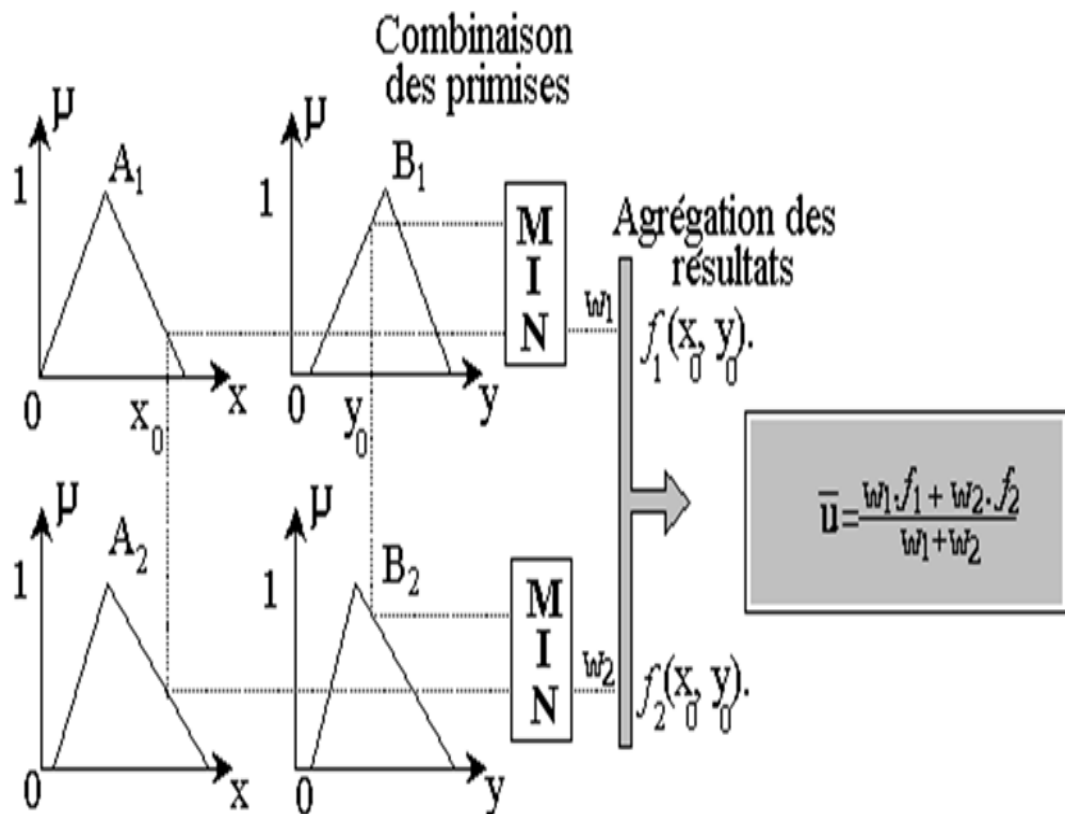


Figure II.9 la Méthode de SUGENO

II.5 L'apprentissage

II.5.1 Méthode d'apprentissage

La méthode d'apprentissage consiste à identifier les paramètres du modèle afin d'obtenir les sorties désirées pour des entrées données. On distingue :

- **L'identification Off-Line** : Où une somme de données est collectionnée à partir d'un système, pour lesquelles sont utilisées pour construire un modèle.
- **L'identification On-Line** : On déduit le modèle pendant la collection des données dans cette façon, définir l'erreur d'apprentissage.

II.5.2 Algorithme général :

Le modèle d'un système linéaire ou non linéaire est donné sous la forme :

$$\frac{du}{dt} = f(u, x, z, t) \tag{II.13}$$

$$y = g(u, x, z, t) \tag{II.14}$$

Où :

u : vecteur d'état.

x: vecteur d'entrée.

z : vecteur des paramètres.

y : vecteur de sortie.

Le problème d'estimation des paramètres consiste à minimiser le critère V.

$$V = E\{(\bar{e}(t))^2\}$$

$$\text{ou } V = E\left\{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\bar{e}(t))^2\right\}. \tag{II.15}$$

E : l'espérance mathématique.

N : le nombre d'itérations.

$\bar{e}(t)$: le vecteur d'erreur d'apprentissage

L'estimation de V est :

$$\begin{aligned} V(t) &= (\bar{e}(t))^2 \\ &= \frac{1}{2} [\bar{y}(t) - \bar{y}_d(t)]^T [\bar{y}(t) - \bar{y}_d(t)] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^k [\bar{y}(t) - \bar{y}_d(t)]^2. \end{aligned} \tag{II.16}$$

Où $y_d(t)$ est la sortie désirée à l'instant (t).

La minimisation du critère V peut être obtenue par la résolution de :

$$-\nabla_z V = \left[-\frac{\partial V}{\partial z_1}, \dots, -\frac{\partial V}{\partial z_p} \right] = 0 \tag{II.17}$$

Où $-\nabla_z V$ est la notion du *gradient* de V.

P est le nombre des paramètres à adapter.

Robin et Monro [1951], ont proposé la formule suivante pour résoudre l'équation (II.17):

$$z_p(t+1) = z_p(t) - \Gamma_p \nabla_z V [z_p(t)] \tag{II.18}$$

Γ : taux d'apprentissage (*learning rate*).

II.5.3 Adaptation des paramètres

Dans la méthode SUGENO trois types des paramètres à adapter :

- Les centres $a = (a_{11}, \dots, a_{nm}, a_{NM})^T$,
- Les largeurs $b = (b_{11}, \dots, b_{nm}, b_{NM})^T$,
- Les valeurs des conséquences $c = (c_{11}, \dots, c_{nk}, c_{NK})^T$

alors :

$$\vec{Z} = (a_{11}, \dots, a_{nm}, a_{NM}, b_{11}, \dots, b_{nm}, \dots, b_{NM}, c_{11}, \dots, c_{nk}, \dots, c_{NK})^T \quad (II.19)$$

Le nombre de paramètres à adapter est $P=2N \times M + K \times N$. Le vecteur qui minimise le critère est donnée par :

$$\left(\frac{-\partial V}{\partial a_{11}}, \dots, \frac{-\partial V}{\partial a_{NM}}, \frac{-\partial V}{\partial b_{11}}, \dots, \frac{-\partial V}{\partial b_{NM}}, \frac{-\partial V}{\partial c_{NM}}, \dots, \frac{-\partial V}{\partial c_{NK}} \right) = 0 \quad (II.20)$$

L'ajustement récursif des règles :

$$a_{nm}(t+1) = a_{nm}(t) - \Gamma \frac{\partial V(Z)}{\partial a_{nm}} \quad (II.21)$$

$$b_{nm}(t+1) = b_{nm}(t) - \Gamma \frac{\partial V(Z)}{\partial b_{nm}} \quad (II.22)$$

$$c_{nk}(t+1) = c_{nk}(t) - \Gamma \frac{\partial V(Z)}{\partial c_{nk}} \quad (II.23)$$

Si les fonctions d'appartenance du contrôleur sont gaussiennes, donc les dérivées partielles du critère V sont :

$$\frac{\partial V}{\partial a_{nm}} = \sum_{k=1}^K (y_k - y_{dk}) \frac{u_n}{\sum_{n=1}^N u_n} (c_{nk} - y_k) \frac{x_m - a_{nm}}{b_{nm}^2} \quad (II.24)$$

$$\frac{\partial V}{\partial b_{nm}} = \sum_{k=1}^K (y_k - y_{dk}) \frac{u_n}{\sum_{n=1}^N u_n} (c_{nk} - y_k) \frac{(x_m - a_{nm})^2}{b_{nm}^3} \quad (II.25)$$

$$\frac{\partial V}{\partial c_{nk}} = (y_k - y_{dk}) \frac{u_n}{\sum_{n=1}^N u_n} \quad (II.26)$$

La substitution des équations (II.18)-(II. 20) dans les équations (II.15)-(II.17) donne pour les fonctions d'appartenance gaussiennes:

$$a_{nm}(t+1) = a_{nm}(t) - \Gamma_a \frac{u_n}{\sum_{n=1}^N u_n} \frac{x_m(t) - a_{nm}(t)}{b_{nm}^2(t)} \sum_{k=1}^K (y_k(t) - y_{dk}(t))(c_{nk}(t) - y_k(t)) \quad (II.27)$$

$$b_{nm}(t+1) = b_{nm}(t) - \Gamma_b \frac{u_n}{\sum_{n=1}^N u_n} \frac{(x_m(t) - a_{nm}(t))^2}{b_{nm}^3(t)} \sum_{k=1}^K (y_k(t) - y_{dk}(t))(c_{nk}(t) - y_k(t)) \quad (\text{II.28})$$

$$c_{nk}(t+1) = c_{nk}(t) - \Gamma_c \frac{u_n}{\sum_{n=1}^N u_n} (y_k(t) - y_{dk}(t)). \quad (\text{II.29})$$

II.5.4 Procédure itérative

La procédure itérative d'adaptation des paramètres et de minimisation du critère est résumée comme suit :

- **Etape 1** : initialisation des paramètres
 - Les valeurs de conséquences C_{nk} ce sont des nombres aléatoires
 - Choix des paramètres A_{nm} et B_{nm} .
- **Etape 2** : entrée de vecteur $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$.
- **Etape 3** : entrée du vecteur de sortie désiré $y_d = (y_{d1}, y_{d2}, \dots, y_{dk})^T$.
- **Etape 4** : calcul du vecteur de sortie $y = (y_1, y_2, \dots, y_k)^T$.
- **Etape 5** : adaptation des paramètres C_{nk} .
- **Etape 6** : adaptation des paramètres A_{nm} et B_{nm} .
- **Etape 7** : évaluation du critère V .
- **Etape 8** : répéter les étapes 2 à 8 jusqu'à V est inférieur a une valeur préalablement définie.

II.6 Conclusion

Les systèmes flous sont à l'évidence meilleurs que les systèmes linéaires à partir du moment où ils génèrent des résultats assez proches du raisonnement humain, sous réserve d'avoir au préalable bien défini les trois parties qui structurent son fonctionnement, à savoir : la modélisation des données d'entrées en variables linguistiques grâce à des fonctions d'appartenances, la définition d'une liste de règles d'inférences qui représentent les connaissances que l'on a du système et enfin, le choix de l'opérateur logique utilisé et le type de Défuzzification choisie.

3^{ème} Chapitre

Application et Résultat

III.1 Introduction

Comme il a introduit dans le premier chapitre, ils existent plusieurs modalités biométriques appliquées dans le domaine d'identification et d'authentification. Parmi ces modalités, on trouve que l'empreinte palmaire est une biométrie relativement nouvelle.

Notre objectif est d'appliquer la méthode d'apprentissage en logique floue sur un système biométrique basé sur la modalité de l'empreinte palmaire.

III.2 Définition de l'empreinte palmaire

On appelle paume de la main la partie intérieure de la main (partie non visible lorsque la main est fermée) du poignet aux racines des doigts, comme le montre la Figure III.1. Ainsi, l'empreinte palmaire n'est autre que l'impression (image) de la paume de la main faite par la pression de cette dernière sur une surface donnée. En d'autres termes, elle peut être définie comme étant le modèle de la paume de la main illustrant les caractéristiques physiques du motif de sa peau tel que les lignes (principales et rides), points, minutie et texture [18].



Figure III.1 La paume de la main

Une identification palmaire peut être vue comme étant l'aptitude d'identifier une personne parmi d'autres d'une manière unique à travers un algorithme approprié exploitant les caractéristiques de l'empreinte palmaire.

III.3 Avantages de l'empreinte palmaire

- Les empreintes palmaires contiennent plus d'information que les empreintes digitales.
- Elles sont plus discriminantes.
- Les sources de capture d'empreintes palmaires sont beaucoup moins chères que celles de capture des iris.
- Les empreintes palmaires contiennent des caractéristiques distinctives additionnelles telles que les lignes principales et les ridules.
- En combinant toutes les caractéristiques d'une paume, il est possible d'établir un système robuste de biométrie.

III.4 Les caractéristique biométrique d'une empreinte palmaire et les type de reconnaissance

L'empreinte palmaire présente différents types de caractéristiques qui peuvent être exploitées dans la reconnaissance des individus [19] [20] [21] .

a) Des caractéristiques géométriques

Comme toute image, l'empreinte palmaire présente des caractéristiques géométriques telles que : la longueur, la largeur, et la surface. Ces caractéristiques ne sont pas distinctives mais peuvent tout de même être utiles pour une première vérification.

b) Les lignes principales

L'empreinte palmaire est caractérisée par trois plis de flexion, dites lignes principales: la ligne de tête, la ligne de vie et celle du cœur. La Figure III.2 montre les différents plis d'empreintes palmaires.

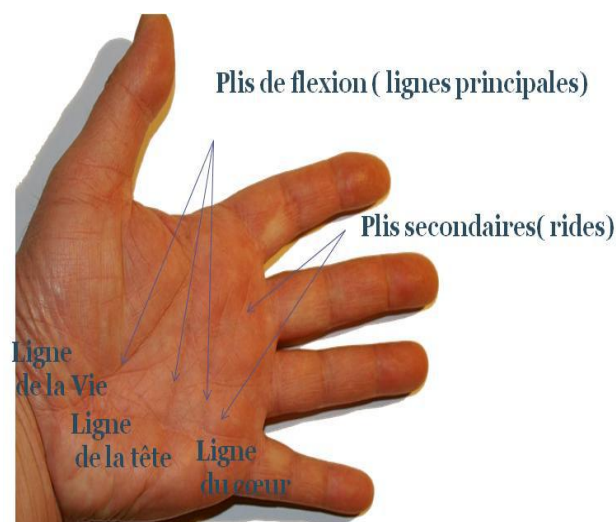


Figure III.2 L'empreinte palmaire et ses plis

c) Les points de référence

Les points représentant les deux extrémités d'empreintes palmaires sont appelés point de références. Ce sont les points a et b dans la Figure III.3.



Figure III.3 a et b : les points de référence de l'empreinte palmaire

Ils servent de point de repère lors de l'alignement et l'extraction des caractéristiques de l'empreinte palmaire. La taille de cette dernière peut être aussi estimée grâce à ces deux points.

III.5 Dispositif de capture des images 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 Figure III.4 [22].

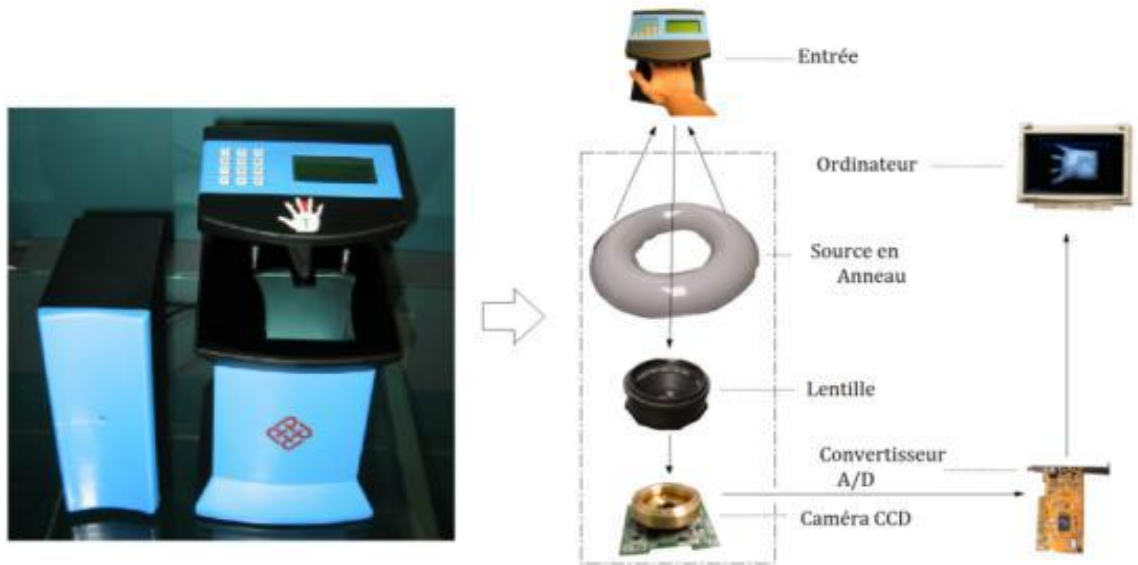


Figure III.4 Dispositif de capture de palmaires en ligne

III.6 Le système d'identification des individus par leurs l'empreintes palmaires

Le système que nous avons développé contient quatre étapes essentielles qui sont : le prétraitement des images d'empreintes palmaires, extraction des paramètres ou codes pertinents, l'apprentissage des différentes classes de la base de données et la classification.

III.6.1 La base de données des images de palmaire

Les images de palmaires que nous avons utilisé dans nos expérimentations sont issues de la base de données PolyUD atabase. Les images de cette base ont été collectées parmi 500 individus en utilisant un dispositif de capture d'images de palmaires conçu par des chercheurs de l'université polytechnique de Hong Kong Les images ont été prises dans deux périodes différentes séparées par un intervalle de temps d'environ deux moi. Durant chaque période, chaque individu devait prendre au moins 12 images de ses palmaire. De plus, dans la deuxième période, la source de lumière et l'objectif de la caméra CCD ont été ajustés de telle

sorte que les images de la première et deuxième période donnent l'impression d'avoir été prises par deux dispositifs de palmaire différents.

Les images ont, aussi, été prises dans des conditions de lumière différentes afin de tester la robustesse du système de reconnaissance. La taille des images est de 128×128 avec une résolution de 75 dpi.

III.6.2 Séparation de la base donnée

Dans le mémoire, nous avons lire 500 personne identifie dans la basse de données et chaque personne a 12 image dont 3 utilisées dans l'apprentissage et dans test.

a) Image d'apprentissage

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

b) Image test

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

III.7 L'environnement de développement

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

III.7.1 L'environnement matériel

Pour développer cette application j'ai utilisé une machines, configurées comme suit:

- Pc portable acer
- Mémoire Vive : 4 Go.
- Disque Dur : 500 Go.
- Processeur : Intel (R) Core (TM) I 3 CPU M 380 @ 2.53 GHz.
- Type de système : système d'exploitation 32 bits

III.7.2 Environnement Logiciel

Lors du développement de cette application, nous avons utilisé, les outils logiciels suivants:

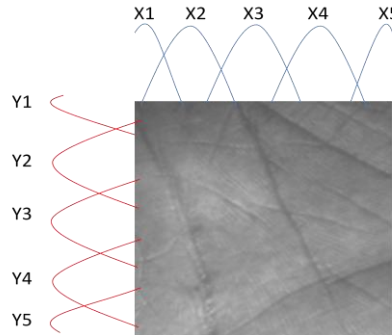
- matlab 7.7.0 (R2008b)

III.8 Vue général du modèle floue

Dans ce système biométrique notre méthode est introduite afin de d'extraire un modèle flou de l'image de l'empreinte palmaire.

L'image après traitement et numérisation est considérée comme une matrice de dimension 128*128, dont ses valeurs sont les niveaux gris des pixels.

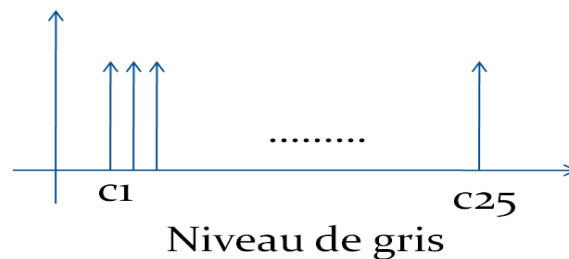
Le modèle flou de l'image est caractérisé par un système de deux (02) entrées et une (01) sortie, chaque entrée (variable linguistique) et composée de Cinq (05) valeur linguistique modélisées par leurs fonctions d'appartenance correspondent.



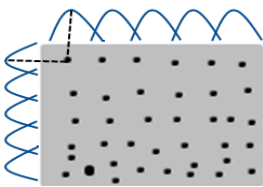

Le moteur d'inférence de notre modèle flou est composé de 25 règles linguistiques couvrantes tous les combinaisons possibles des entrées c-à-d (5*5 règles).

La sortie de ce modèle est le niveau de gris cette sortie est caractérisée par 25 fonctions d'appartenance selon le nombre des règle flous ($C_1, C_2, C_3, \dots, C_{25}$).

I est le niveau gris



La vue général de notre modèle est la suivante:

Fuzzification	Inférence	Défuzzification
 <p>Fuzzification</p>	<p>SI x est x_1 et y est y_1 ALORS I est c_1 SI x est x_1 et y est y_2 ALORS I est c_2</p> <p>SI x est x_2 et y est y_1 ALORS I est c_6 SI x est x_2 et y est y_2 ALORS I est c_7</p> <p>SI x est x_5 et y est y_5 ALORS I est c_{25}</p>	 <p>Niveau de gris</p>

III.9 Système biométrique

Après la constricton du modèle flou de l'image, la méthode d'apprentissage présente dans le deuxième chapitre est appliquée à ce modèle a fin de l'approcher à l'image de la personne.

dans ce système , on fait l'apprentissages des centres de sortie seulement .

Cette méthode d'apprentissage qui appliquée dans la phase d'enrôlement est même dans la phase de reconnaissance.

La figure suivante montre ce système :

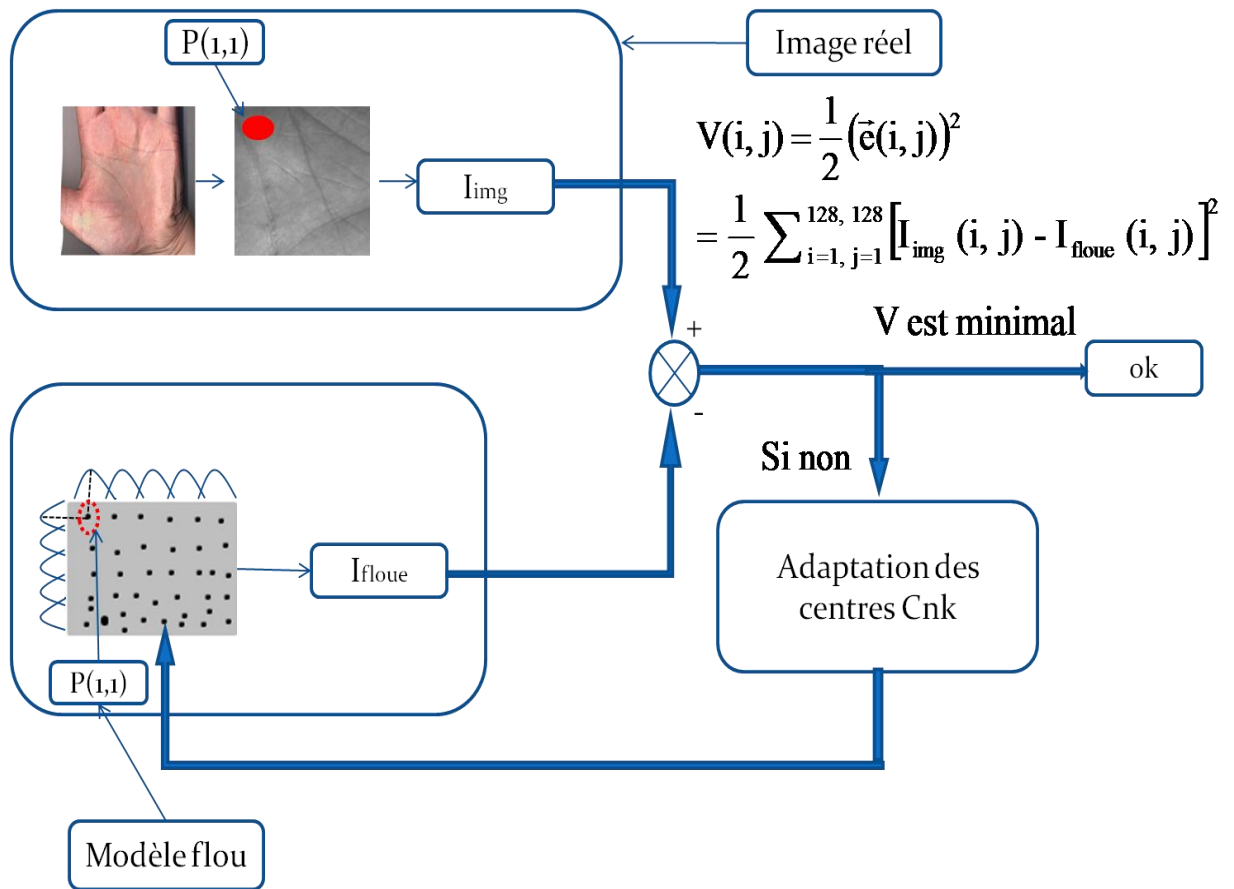


Figure III.5 Extraction du modèle de l'image à base de la logique floue

Les centres Ci sont adaptés selon l'équation réursive suivante:

$$c_i(t + 1) = c_i(t) - T_c \frac{u_i}{\sum_{n=1}^{25} u_n} (I_{img}(t) - I_{flou}(t)). \tag{III.1}$$

Le choix de gain d'apprentissage Tc affect les résultats obtenues et le temps de calcul.

Donc on fait une méthode empirique pour l'application de différentes valeurs de Tc sur notre système et on prend des résultats suivant :

III.10 Résultats

Le tableau suivant présente les résultats de EER et Th pour les cinq bands pour $Tc=0.01$

$Tc = 0.01$			
<i>Base de données</i>	<i>EER (%)</i>	<i>Th (%)</i>	
<i>500 personne</i>	NIR	0.0667	0.1312
	GREEN	0.2444	0.1483
	Blue	0.1333	0.1305
	RED	0.1335	0.1382
	RGB	0.1579	0.1497

Tableau III.1 Les valeur de EER et Th avec Tc=0.01

A partir le tableau III.1 conclure que la band NIR donne le meilleur résultat d'EER=0.0667

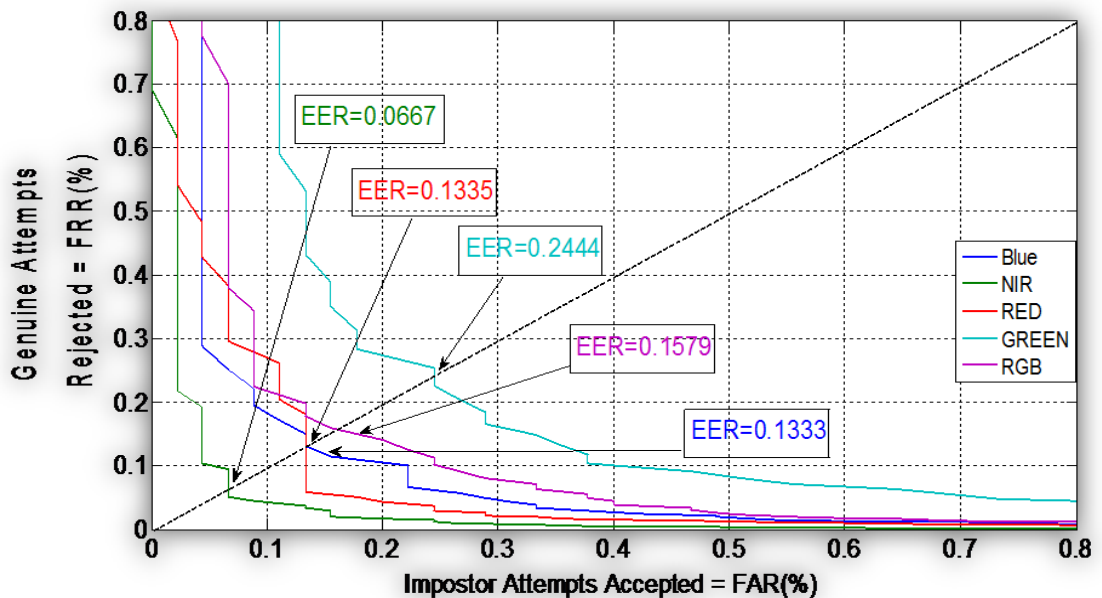


Figure III.6 courbe ROC de paramètre Tc=0.01

Cette courbe montre l'erreur d'égalité (EER) de chaque band en fonction de le taux de fausse rejet (FRR) et le taux de fausse acceptation (FAR) .

Le tableau suivant présente les résultats de *EER* et *Th* pour les cinq bands pour $T_c=0.05$

<i>Tc= 0.05</i>			
<i>Base de données</i>	<i>EER (%)</i>	<i>Th (%)</i>	
<i>500 personne</i>	NIR	0.1556	0.1113
	GREEN	0.5077	0.1329
	Blue	0.2862	0.1228
	RED	0.2929	0.1141
	RGB	0.3685	0.1360

Tableau III.2 Les valeur de *EER* et *Th* avec $T_c=0.05$

A partir le tableau III.2 conclure que la band NIR donne le meilleur résultat d' $EER=0.1556$

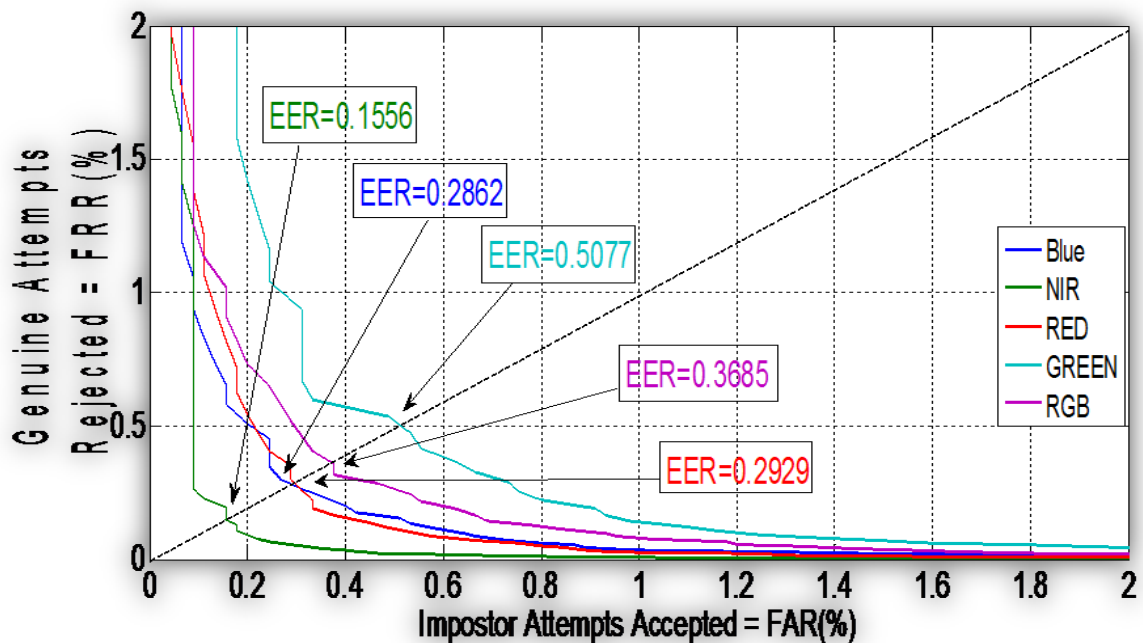


Figure III.7 courbe ROC de paramètre $T_c=0.05$

Cette courbe montre l'erreur d'égalité (*EER*) de chaque band en fonction de le taux de fausse rejet (*FRR*) et le taux de fausse acceptation (*FAR*).

Le tableau suivant présente les résultats de EER et Th pour les cinq bands pour $Tc=0.1$

$Tc = 0.1$			
<i>Base de données</i>	<i>EER (%)</i>	<i>Th (%)</i>	
<i>500 personne</i>	NIR	0.1778	0.1039
	GREEN	0.7231	0.1312
	Blue	0.4467	0.1248
	RED	0.4335	0.1175
	RGB	0.4807	0.1268

Tableau III.3 Les valeur de EER et Th avec $Tc=0.1$

A partir le tableau III.3 conclure que la band NIR donne le meilleur résultat d' $EER=0.1778$

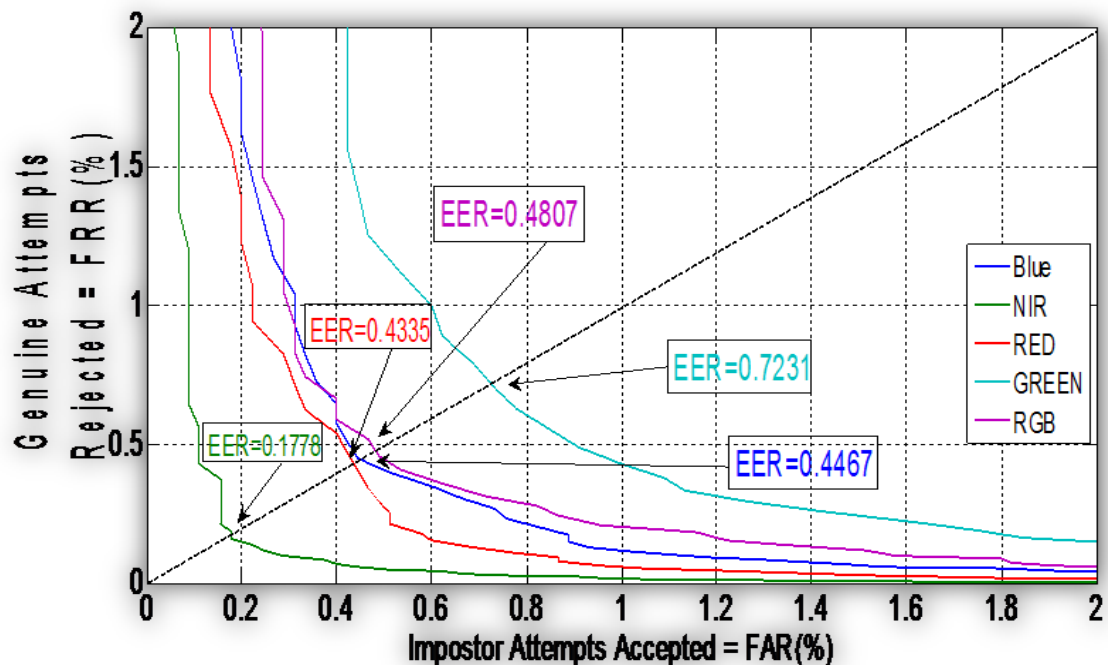


Figure III.8 courbe ROC de paramètre $Tc=0.1$

Cette courbe montre l'erreur d'égalité (EER) de chaque band en fonction de le taux de fausse rejet (FRR) et le taux de fausse acceptation (FAR).

Le tableau suivant présente les résultats de *EER* et *Th* pour les cinq bands pour $T_c=0.5$

<i>Tc = 0.5</i>			
<i>Base de données</i>	<i>EER(%)</i>	<i>Th (%)</i>	
<i>500 personne</i>	NIR	0.5095	0.1127
	GREEN	1.4490	0.1311
	Blue	1.2525	0.1270
	RED	0.7109	0.1150
	RGB	1.1333	0.1330

Tableau III.4 Les valeur de *EER* et *Th* avec $T_c=0.5$

A partir le tableau III.4 conclure que la band NIR donne le meilleur résultat d' $EER=0.5095$

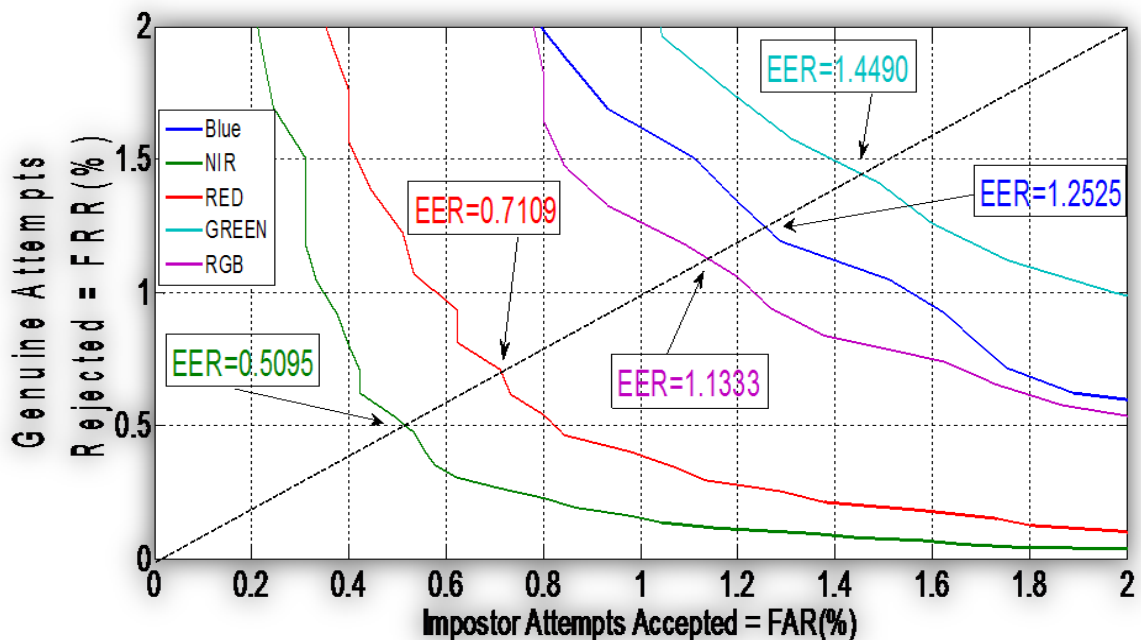


Figure III.9 courbe ROC de paramètre $T_c=0.5$

Cette courbe montre l'erreur d'égalité (EER) de chaque band en fonction de le taux de fausse rejet (FRR) et le taux de fausse acceptation (FAR).

Le tableau suivant présente les résultats de *EER* de la band NIR pour les différent T_c .

<i>Base de données</i>	<i>T_c</i>	<i>EER (%)</i>
<i>NIR</i>	<i>0.01</i>	0.0667
	<i>0.05</i>	0.1556
	<i>0.1</i>	0.1778
	<i>0.5</i>	0.5095

Tableau III.5 les Valeur de EER dans la bond NIR avec différent T_c

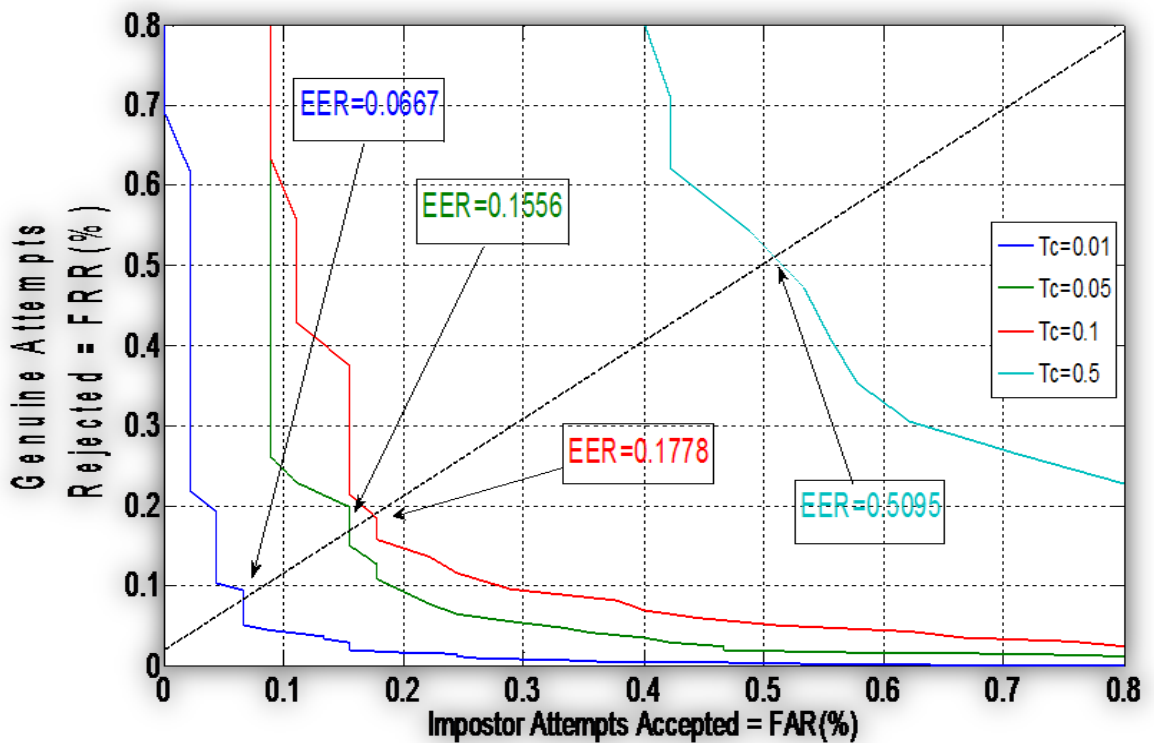


Figure III.10 courbe ROC de la bond NIR avec différent T_c

Cette courbe montre l'erreur d'égalité (EER) de la band NIR avec le variation de T_c en fonction de le taux de fausse rejet (FRR) et le taux de fausse acceptation (FAR).

III.11 Discussion

Notre travail a été effectué en quatre étapes, chaque une d'elles a constitué une comparaison 5 Band, chaque étape se diffère aux autres par rapport au paramètre T_c , et cela pour ajuster les valeurs différentes (0,01 / 0,05 / 0,1 / 0,5). Les résultats de chaque étape ont donné un band NIR comme meilleur résultat pour donner moins de ERR.

Ensuite, nous avons comparé le résultat band NIR par rapport aux différents (paramètre T_c) ce qui a permis d'obtenir un ($T_c = 0,01$) comme meilleur résultat par ce que le T_c a une relation dans la diminution et l'augmentation de l'erreur et par conséquent à chaque fois que le T_c diminue, le résultat soit mieux puisqu'il est considéré comme gain de correction qui influence l'augmentation ou la diminution de l'intervalle de l'entrée pour (imposteurs) et le rejet de (client).

III.12 Conclusion

Les résultats obtenus justifient l'efficacité de notre système biométrique basé sur un modèle flou apparenté. Une image de dimension 128*128 est modélisée à la fin par un vecteur de caractéristique de dimension 25 seulement. Le temps de calcul est acceptable et les résultats sont bons.

On peut dire aussi que notre modèle n'est pas figé mais il est adaptable par un gain de correction T_c

Conclusion général

Le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire a pour objectif d'étudier un des systèmes biométrique les plus récents, pour l'identification de l'individu de reconnaissance palmaire. Cette technologie biométrique est considérée comme étant très puissante en terme de sécurité, à cause de ses caractéristiques biométriques qui sont uniques à l'individu, avec une possibilité presque nulle, que d'autres individus peuvent avoir les mêmes caractéristiques. Même pour le cas de jumeaux identiques.

Afin de concevoir notre système de reconnaissance de palmaire. En premier lieu, nous avons donné un aperçu sur quelques systèmes biométriques qui existent dans la littérature, et leur utilisation en tant que systèmes de reconnaissance de l'individu d'une manière générale, en particulier la biométrie palmaire.

Dans ce mémoire nous avons travaillé la application sur de la logique flous dans la système biométrique (palmaire). avec pour valider les principes et la méthodes de la logique floue à la lecture des propriétés de l'image.

Nous avons remarqué à travers les résultats et après plusieurs et applications sélection des paramètres des fonctions d'appartenance est la tâche fondamentale et complexe qui nécessite des connaissances approfondies pour obtenir des résultats satisfaisants.

Dans la dernière partie, nous avons l'utilisation de la technique de palme pour extraire l'avantage de la personne a nous atteints des résultats très satisfaisants ont vu une bonne réputation dans ce domaine.

Références

- [1] <http://biometrie.online.fr/>
- [2] <http://www-asim.lip6.fr/~marzouki/perso/publi/cnil-biometrie01.html>
- [3] D. John .woodward, jr., christopher horn julius gatune, and aryn thomas, "biometrics a look at facial recognition" , documented briefing by rand Public Safety and justice for the Virginia state crime commission ,2003
- [4] Internet (Revenus de la vente de technologies biométriques de 2009 à 2017 selon IBG)
- [5] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, \Handbook of Fingerprint Recognition", Second Edition, Springer, 2009.
- [6] F. Perronnin and J.-L. Dugelay. "Introduction à la biométrie - Authentification des individus par traitement audio-vidéo". Traitement du signal, Vol. 19, No. 4, 2002.
- [7] R. Beveridge and M. Kirby. "Biometrics and Face Recognition". IS&T Colloquium, p. 25, 2005.
- [8] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior. "The Relation between the ROC Curve and the CMC". In : Proceedings of the Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, pp. 2005.
- [9] http://www.ferdinandpiette.com/blog/les-systemes-flous-le_fonctionnement/2011
- [10] G. Godjevac, "Neuro-Fuzzy controllers, design and application", Presses Polytechniques Universitaires Ramandes, 1997.
- [11] B. Bouchon-Meunier, La logique floue et ses applications, Addison Wesley France ,1995
- [12] B. Bouchon' La logique floue et ses applications' édition Wesley.
- [13] H. Bühler, "Réglage par logique floue", Presses Polytechniques Universitaires Romandes, Lausanne, 1994.
- [14] M. T. Cao, "Commande Numérique de Machines Asynchrones par Logique Floue", Thèse de Philosophiae Doctor (Ph.D.), Université de Laval, Québec, Canada, 1997.
- [15] A. Ben Slilih, "Commande Floue Optimisée d'un Moteur Asynchrone Pentaphasé à Flux Orienté", Mémoire de Magister, Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technique d'Oran, Algérie, 2010.
- [16] G. Hatem, "Navigation d'un robot mobile avec évitement d'obstacles par logique floue", thèse de magister en electrinique, université d'Annaba,2000.
- [17] A., Mundra, T.S. Kumar, A. Anatomy of Hand. Dans: Encyclopedia of Biometrics. s.l.: Springer.2009

BIBLIOGRAPHIE

- [18] K. A., Mundra, T. S. & Kumar, A. Anatomy of Hand. Dans: Encyclopedia of Biometrics. s.l.:Springer. 2009
- [19] S. K. Panigraphy, Jena, D. & Jena, S. K. A Rotational- and Translational-Invariant Palmprint Recognition System. Tiruchirapalli, s.n., pp. 380-383. 2008
- [20] D. D. Zhang, Line features extraction and representation. Dans: Palmprint Authentication. s.l.:Springer. 2004
- [21] R. Belguechi, Contribution à la reconnaissance d'empreinte digitales par une approche hybride, s.l.: s.n. 2006
- [22] D., Kong, W-K., You, J., Wong, M., "Online palmprint identification", IEEE transaction , Vol 25, N° 9, Septembre 2003.

Résumé

Le travail réalisé dans ce projet concerne l'exécution d'une application d'une technique de la logique floue, comme une méthode ou un façon d'étudier ou de traiter les caractéristiques de l'image.

Premièrement nous avons abordé le concept de «Biométrie» qui signifie la détermination de la personne à travers ses caractéristiques physiologique et comportement et la structure des systèmes d'identification de l'identité personnel et la connaissance paume de la main en utilisant une technologie dynamique pour identifier les personnes et les individus.

Finalement, nous avons exécuté les résultats de la logique floue sur la biométrie en utilisant le programme de matlab

Abstract

The work carried out in this project is the execution of an application of a technique of fuzzy logic as a method or a way to study or treat the characteristics of the image.

First we discussed the concept of "Biometric" which means the determination of the person through his behavior and physiological characteristics and structure of the identification systems of personal identity and knowledge palm of the hand using a dynamic technology for identify the person and individuated.

Finally, we run the results of fuzzy logic on biometrics been using the matlab programme

ملخص

العمل المنجز في هذه المذكرة يخص تطبيق المنطق الغامض الذي يستعمل كطريقة من الطرق لقراءة ومعالجة الصورة.

في البداية تطرقنا ولأول مرة لمفهوم البيومتري الذي يعني تحديد الفرد من خلال خصائصه الفيزيولوجية والسلوكية ونصف بنية النظام للتحقق من الهوية البيومترية والتعرف على راحة اليد باستخدام القياسات الحيوية الناضجة لتحديد والتحقق من الأفراد

وفي الأخير قمنا بتقديم نتائج تطبيق المنطق الغامض على البيومتري وذلك باستعمال برنامج الماتلاب

