

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique
Université Ahmed Draia - Adrar
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département des Mathématiques et Informatique



Mémoire de fin d'étude, en vue de l'obtention du diplôme de Master en
informatique

Option : Système Information et Technologie Web (SITW)

Thème :

**Sélection d'un modèle SVM pour la fusion des
modalités biométriques**

Préparé par

Horo Fatma

Soutenu le 29 juin 2019 , devant le jury composé de :

Mr. DEMRI Mohammed

Mr. OMARI Mohammed

Mr. CHERAGUI Mohammed Amine

Mr. OUAHAB Abdelouahab

Rapporteur

Président

Examineur

Examineur

Année Universitaire 2018/2019

Dédicace

-
- ✓ *Merci mon dieu de m'avoir aidé et guidé.*
 - ✓ *Je dédie ce modeste travail à ceux que j'aime et respecte.*
 - ✓ *A mon père , à ma mère.*
 - ✓ *A mes sœurs, à mes frères.*
 - ✓ *A mes aime tous.*

ftamahoro@yahoo.com

Remerciements

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont pu me soutenir et m'aider au cours de ce long travail de préparation de mémoire.

Et en particulier les membres du jury, ainsi que ma famille.

*Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur **MOHAMMED DEMRI**, Enseignant-Chercheur à Université d'Adrar , pour avoir dirigé mes travaux de recherche depuis le magistère et pour la confiance et l'intérêt qu'il m'a témoignés durant ce année de mémoire. Par ses conseils, son dévouement constant et ses nombreuses discussions.*

J'adresse mes remerciements les monsieur : Yaïchi salah, Benchikh Abdelhamid, Gharrabi Abdelkader , Mezari Kamal et Madame Zaibak salima.

Je remercie ma mère pour le soutien et ses encouragements pour la finalisation de ce travail.

Enfin, j'adresse mes plus sincères remerciements à tous mes proches et amis, qui m'ont toujours soutenue et encouragée au cours de la réalisation de ce mémoire.

Tables de Matières

Remerciements	
Dédicace	
Table des Matières	I
Liste des figures.....	VII
Liste des tableaux	VIII
Liste des Abréviations.....	IX

Introduction générale

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

CHAPITRE I: Introduction à la biométrie

I.1.Introduction	04
I.2 Définition de biométrie	04
I.3 Les caractéristiques biométriques	04
I.4 La structure d'un système biométrique	05
I.4.1 Le module de capture	05
I.4.2 Le module d'extraction des caractéristiques	05
I.4.3 Le module de comparaison (matching)	06
I.4.4 Le module de décision	06
I.5 Modes de fonctionnement d'un système biométrique	06
I.5.1 Le mode d'enrôlement	06
I.5.2 Le mode d'identification	07
I.6 Les différentes modalités biométriques	08
I.6.1 L'analyse des traces biologiques	08
I.6.2 L'analyse des traits physiques	08
I.6.2.1 La biométrie physiologique ou morphologique	08
I.6.2.2 La biométrie comportementale.....	08
I.7 Les techniques biométriques	09
I.7.1 Techniques intrusives.....	09
I.7.2 Techniques non intrusives	09
I.8 Performances des systèmes biométriques	09

I.9 Parts de marché	12
I.10 Quelle est la meilleure technique biométrique	13
I.11 Les applications de la biométrie	14
I.12 Pourquoi la multimodalité ?	14
I.13 La multimodalité.....	16
I.13.1 Différentes formes de multimodalité	16
I.13.2 Architecture d'un système multimodal	17
I.14 Conclusion	18

Chapitre II : La biométrie multimodales

II.1 Introduction	19
II.2 Score	19
II.3 Fusion des données	19
II.4 Intérêt de la fusion de données	19
II.5 Stratégies de fusion des systèmes multimodaux	20
II.6 Les niveaux de fusions	21
II.6.1 La fusion pré-classification	21
II.6.1.1 Fusion au niveau du capteur (<i>Sensor Level</i>)	22
II.6.1.2 Fusion au niveau des caractéristiques (<i>Feature Level</i>)	22
II.6.2 La fusion post-classification	23
II.6.2.1 Fusion au niveau des décisions (<i>Decision Level</i>)	23
II.6.2.2 Fusion au niveau score (<i>Score Level</i>)	24
II.7 Les méthodes de fusion	24
II.7.1 Méthodes de fusion par combinaison de scores	25
II.7.1.1 Méthode de combinaisons simples	26
II.7.1.2 Méthode de combinaisons par logique flou	27
II.7.2 Méthodes de fusion par classification de scores	27
II.7.2.1 Fusion par méthode des machines à vecteurs de support (SVM) ...	27
II.7.2.2 Fusion par méthode des réseaux de neurones	28
II.7.2.3 Fusion par méthode de l'analyse discriminante linéaire (LDA)....	29
II.8 Etapes de l'opération de fusion	29
II.9 Domaines d'applications de la fusion de données	30
II.10 Conclusion	31

CHAPITRE III : Les Machines à Vecteurs de Support

III.1 Introduction	32
III.2 Pourquoi les Machines à Vecteurs de Support (SVM) ?	32
III.3 Apprentissage statistique et SVM.....	32
III.4 SVM principe de fonctionnement général	33
III.4.1 Notions de base: Hyperplan, marge et support vecteur	33
III.4.2 Pourquoi maximiser la marge ?	34
III.4.3 Linéarité et non-linéarité	35
III.4.4 Cas non linéaire	35
III.4.5 Illustration de transformation de cas non linéaire : le cas XOR	36
III.5 Fondements mathématiques	37
III.5.1 Problème d'apprentissage	37
III.5.2 Classification à valeurs réelles	38
III.5.2.1 Transformation des entrées	38
III.5.2.2 Maximisation de la marge	39
III.5.2.3 Problème primal	39
III.5.2.4 Problème dual	40
III.5.3 La non linéarité (cas non séparable/ marge molle)	40
III.5.3.1 Fonction noyau (kernel)	41
III.5.3.2 Condition de Mercer	42
III.5.4 Temps de calcul et convergence	43
III.5.4.1 Complexité	43
III.5.4.2 Pourquoi SVM marche?	43
III.6 Les domaines d'applications	43
III.7 Les avantages & les inconvénients	44
III.8 Conclusion	44

Chapitre IV : Implémentation et discussions

IV.1 Introduction.....	46
IV.2 L'évaluation des performances du système	46
IV. 2.1 Les taux d'erreur	46
IV. 2.2 Les courbes de performance	48

IV. 3 Implémentation et réalisation	49
IV. 3.1 Base de données biométrique multimodales	49
IV.3.1.1 La base XM2VTS	49
IV.3.1.2 TIMIT	50
IV.3.2 L'organigramme de notre système de fusion biométrique multimodale	51
IV. 4 Environnement du travail	52
IV.4.1 Environnement matériel	52
IV.4.2 Outils de développement	52
IV.5 Phase de développement	53
IV.5.1 Phase d'apprentissage (Fenêtre d'accueil)	53
IV.5.1.1 Choix de données	53
IV.5.1.2 Choix de la méthode de normalisation	54
IV.5.1.3 Choix de technique de fusion.....	54
IV.5.2 Phase de test	55
IV.6 Résultats et discussion	55
IV.7 Conclusion	57

Conclusion générale

Conclusion générale.....	58
--------------------------	----

Résumé

Résumé.....	60
-------------	----

Liste des Figures

Chapitre I	
Figure I.1 Enrôlement d'une personne dans un système biométrique.....	06
Figure I.2 Authentification d'une personne dans un système biométrique.....	07
Figure I.3 Identification d'une personne dans un système biométrique	07
Figure I.4 Principaux modules d'un système biométrique ainsi que ses différents modes.....	08
Figure I.5 Les principales caractéristiques biométriques	06
Figure I.6 Exemples de différents capteurs biométriques concernant	09
Figure I.7 Illustration du FRR et du FAR	11
Figure I.8 Exemple d'une courbe ROC	12
Figure I.9 Exemple d'une courbe DET	12
Figure I.10 Parts de marché des techniques biométrique	10
Figure I.11 Analyse Zephyr: comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux :(l'intrusivité, la précision, le coût et l'effort)	14
Figure I.13 Les différents systèmes multimodaux	17
Figure I.14 Architecture de fusion en parallèle	18
Figure I.15 Architecture de fusion en série	18
Chapitre II	
Figure II.1 : Architecture de fusion en série	20
Figure II.2 : Architecture de fusion en parallèle	20
Figure II.3 : Les différents niveaux de fusion	21
Figure II.4 : Les familles des niveaux de fusion	22
Figure II.5 : Schéma de fusion au niveau d'image	22
Figure II.6 : Schéma de fusion au niveau d'extraction	23
Figure II.7 : Schéma de fusion au niveau décisions	23
Figure II.8 : Schéma de fusion au niveau de score	24
Figure II.9 : Principe de la fusion en scores	24
Figure II.10 : Exemple d'une méthode des machines à vecteurs de support (SVM)	28
Figure II.11 : Exemple d'un réseau de neurones	28
Figure II.12 : Les projections de deux classes de points principaux construits par la méthode LDA	29

Chapitre III

Figure III.1: Exemple d'un hyperplan séparateur	33
Figure III.2: Exemple de vecteurs de support	33
Figure III.3: Exemple de marge maximale (hyperplan valide)	34
Figure III.4:a) Hyperplan avec faible marge, b) Meilleur hyperplan séparateur	34
Figure III.5: Exemple de classification d'un nouvel élément	35
Figure III.6: a) Cas linéairement séparable, b) Cas non linéairement séparable	35
Figure III.7: Exemple de changement de l'espace de données	36
Figure III.8: Illustration de cas non linéairement séparable (le cas XOR)	36
Figure III.9: Illustration de passage d'un espace 2D à un espace 3D	37
Figure III.10: Problème détermination de frontière assez éloignée des points de différentes classes	37
Figure III.11: Illustration des sous et sur apprentissage	38
Figure III.12: Exemple de recherche d'un hyperplan optimal	39
Figure III.13: Illustration de la relation entre marge, points de vecteurs de support et hyperplan optimal	39
Figure III.14: Illustration de passage à R3	41

Chapitre IV

Figure IV.1: Organigramme de notre processus de fusion biométrique multimodale	51
Figure IV.2: L'interface d'apprentissage	53
Figure IV.3: L'interface de test	55
Figure IV.4: Les courbes DET pour pour la meilleure combinaison «règle de fusion(Fonction noyau)».....	56
Figure IV.5: Courbes ROC pour la meilleure combinaison «règle de fusion(Fonction noyau)».....	57

Liste des Tableaux



Chapitre I

Tableau I.1 : Quelques bases de données biométriques multimodales et leurs caractéristique.10

Tableau I.2 : Comparaison des modalités biométriques selon les propriétés suivantes15

Chapitre IV

Tableau IV.1 : Les différents taux d'erreur égaux (EERs) 55

Liste des Abréviations

EER: Equal error rate

FAR: False acceptance rate

FRR: False rejection rate

DET: Detection error tradeoff

ROC: Receiver Operating Characteristics

AUC: Area Under the Curve (Analysis)

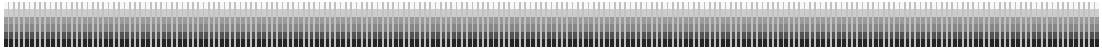
DET: Detection error tradeoff

LDA : Linear Discriminant (Analysis)

Analyse discriminante linéaire

SVM: Support Vector Machine

Introduction générale



Introduction générale

De nos jours, la sécurité fait l'objet d'une attention particulière ; la nécessité de la protection civile et la lutte contre les fraudes d'une part et l'explosion de l'informatique et la croissance des moyens de communication d'autre part ont fait augmenter le besoin de s'assurer l'identité des individus. Les systèmes traditionnels d'authentification (mots de passe, codes PIN, badges, clefs, etc.) sont moins fiables à cause de leur inhabilité à différencier entre une personne autorisée et un imposteur (ils sont facilement falsifiables), problème qui provoque l'apparition des systèmes biométriques.

la biométrie, est la technologie qui mesure les caractéristiques du vivant afin de l'authentifier. Cette technologie, est de plus en plus utilisée depuis une dizaine d'années, surtout dans le domaine de la sécurité. La biométrie s'impose, par excellence, de plus en plus aux yeux des États comme solution sécuritaire.

Cependant, l'apparition de biométrie n'est plus récente, elle remonte au 19^{ème} siècle. Au début de son apparition, cette biométrie a été appelée anthropométrie.

De nombreuses modalités sont aujourd'hui inventées pour des applications biométriques. On peut citer des modalités physiologiques comme : le visage, la voix, l'iris, la rétine, la forme de la main et d'autres comportementales comme : la frappe de clavier.

Toute cette variété de modalités biométriques a donné naissance à divers produits commerciaux intégrant des systèmes biométriques. Ce sont des systèmes, dans la plus part des cas, monomodaux s'appuyant sur le témoignage d'une seule source d'information issue d'une seule modalité biométrique.

Face aux nombreuses limitations imposées par l'utilisation des systèmes biométriques unimodaux, la biométrie multimodale s'impose de manière indéniable comme une alternative d'avenir dans le domaine de la sécurité des personnes et leurs biens. Bien que le couplage des systèmes biométriques peut être effectué à différents niveaux, la fusion au niveau des scores est la plus courante puisqu'il a été généralement prouvé qu'elle a été plus efficace que le reste des niveaux de fusion.

L'objectif de ce mémoire consisté a sélectionne un modèle SVM pour la mise en ouvre un d'un système biométrique multimodale basé sur la fusion des deux systèmes monomodaux (visage et voix) afin d'améliorer le taux de l'authentification et les performances du système.

Ce mémoire est composé de deux parties : une partie théorique regroupant trois chapitres présentant les principaux concepts de la biométrie et la technique d'optimisation utilisés dans notre travail, et une autre partie pratique dont laquelle nous expliquons les différentes expérimentations que nous avons mises en œuvre.

Notre manuscrit est organisé de la manière suivante :

Chapitre 1 : la biométrie et multimodalité biométrie.

Nous parlerons dans ce chapitre sur les notions fondamentales de la biométrie, ensuite nous verrons les différentes modalités biométriques, nous citerons aussi les systèmes biométriques, leurs architectures, ses modes de fonctionnement, et leurs domaines d'application et enfin nous nous parlerons du système multimodale.

Chapitre 2 : La Fusion des multimodalités biométriques

Ce chapitre est consacré à la fusion de plusieurs modalités biométriques, nous commencerons par la définition le Score et Fusion des données , ensuite nous citer les intérêts de la fusion de données , nous présente les différentes scénarios pour la fusion multimodale, par la suite nous parlerons les niveaux de fusion des scores de différentes modalités et leurs normalisation, ainsi que les domaines d'applications de la fusion de données.

Chapitre 3 : Les machines à vecteurs de support (SVM)

Ce chapitre présente les fondements théoriques de la méthode de fusion utilisée dans notre projet, qui est SVM. Ainsi que son mode de fonctionnement, et enfin nous verrons les inconvénients et les avantages de cette méthode.

Chapitre 4 : Implémentation et discussion

Ce chapitre introduit les outils de développement utilisés pour réaliser notre application, après nous donnons la structure de notre application, deux interfaces sont à distinguer : l'une pour la phase d'apprentissage et l'autre pour la phase du test est consacré aux différents tests effectués ainsi qu'aux résultats obtenus par notre méthode de classification SVM, avec la visualisation de quelques illustration lors de cette phase.

Enfin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale et quelques perspectives de ce travail.

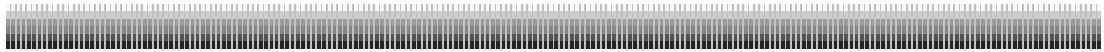


Partie théorique



Chapter I

Introduction à la biométrie



I.1.Introduction

La biométrie trouve ses origines dans des procédés de reconnaissance anthropométrique¹, le plus ancien étant l'analyse des empreintes digitales. L'empreinte du pouce servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone dans l'Antiquité et en Chine au 7ème siècle. Dans une époque beaucoup plus proche, au 19ème siècle, Alphonse Bertillon, grand criminologiste français, invente une méthode scientifique appelée "anthropologie judiciaire" permettant l'identification de malfrats d'après leurs mesures physiologiques.

La première question à laquelle il nous faut répondre est la suivante : qu'est-ce que la biométrie? Le mot biométrie désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants, mais dans notre contexte plus précis de reconnaissance et d'identification d'individus.

I.2 Définition de biométrie

Il existe deux définitions principales qui se complètent [1] :

- La biométrie est la science qui étudie à l'aide de mathématiques, les variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé;
- Toute caractéristique physique ou trait personnel automatiquement mesurable, robuste et distinctif qui peut être employé pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité qu'un individu affirme.

I.3 Les caractéristiques biométriques

Les caractéristiques biométriques ne peuvent pas être facilement volées, falsifiées, ou partagées. Ainsi, elles sont plus fiables et sécurisées pour la reconnaissance de personne que les méthodes traditionnelles basées sur la connaissance ou la possession. Cependant ces caractéristiques physiques et comportementales doivent satisfaire plusieurs contraintes pour une grande fiabilité des systèmes biométriques.

Chaque caractéristique (physiologique et/ou comportementale) peut être qualifiée comme une modalité biométrique, si elle a les propriétés principales suivantes [2], [3]:

- **l'universalité**, signifie que chaque individu devrait posséder cette caractéristique.
- **l'unicité**, signifie que deux personnes doivent avoir des représentations différentes de leur trait biométrique.

¹ Etude des dimensions du corps humain et de ses parties.

- **la performance**, se rapporte principalement à la précision de connaissance, à l'efficacité (vitesse d'exécution), et à la robustesse des ressources nécessaires pour atteindre la précision prévue.
- **la facilité de mesure**, se réfère à la facilité d'acquisition et de numérisation des données biométriques à l'aide d'un dispositif pertinent.

Cependant, dans un système biométrique pratique, il existe un certain nombre de paramètres qui doivent être examinés, notamment:

- **L'acceptation par l'utilisateur** qui reflète l'ampleur des inquiétudes et des objections que l'utilisation d'une technologie biométrique donnée tend à susciter. La mesure de l'acceptation reste très subjective et varie d'une personne à l'autre et d'un pays à l'autre, suivant le régime de protection des données en vigueur, le contexte culturel et les attentes personnelles des utilisateurs.
- **Le contournement**, qui reflète combien il est facile de tromper le système par des méthodes frauduleuses.
- **La permanence ou la stabilité** qui est définie par la constance d'une caractéristique biométrique au cours du développement normal et du vieillissement d'une personne. En principe, plus une caractéristique est stable, moins il est nécessaire de mettre à jour les caractéristiques personnelles ou de réenregistrer la personne.

I.4 La structure d'un système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système qui acquiert des données biométriques d'un individu, extrait un ensemble de caractéristiques à partir de ces données, puis les compare à un ensemble de données stockées au préalable pour pouvoir enfin exécuter une action ou prendre une décision à partir du résultat de cette comparaison [4].

Par conséquent, un système biométrique comprend quatre modules principaux:

I.4.1 Le module de capture : Responsable de l'acquisition de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'un individu (il peut être un appareil photo, un capteur d'empreintes digitales etc.). La qualité du capteur peut grandement influencer les performances de système.

I.4.2 Le module d'extraction des caractéristiques : Extrait les traits fondamentaux et les caractéristiques des données acquises, en permettant d'obtenir une signature biométrique de l'individu, généralement sous forme d'un vecteur (appelé référence).

I.4.3 Le module de comparaison (matching) : Compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle préenregistré dans la base de données et détermine le degré de similitude.

I.4.4 Le module de décision : Sert à prendre une décision sur le taux de correspondance de la signature pour la validation ou le rejet de l'identité de l'individu à connaître.

La comparaison entre les différentes biométries permet de choisir une technologie en fonction des contraintes liées à l'application. En effet, chaque caractéristique (ou modalité) biométrique a ses forces et ses faiblesses, et faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des caractéristiques biométriques choisies.

I.5 Modes de fonctionnement d'un système biométrique

Les systèmes biométriques peuvent fournir trois modes de fonctionnement, à savoir, l'enrôlement, l'authentification (ou vérification) et l'identification. Dans ce qui suit, les figures illustreront l'exemple d'un système biométrique utilisant l'empreinte digitale comme modalité [1].

I.5.1 Le mode d'enrôlement :

C'est la première phase de tout système biométrique, pendant laquelle les caractéristiques biométriques d'un individu sont enregistrées dans la base de données pour la première fois. Cet enregistrement est parfois accompagné de référence biographique correspond à cette personne comme le nom, le prénom, etc. qui sera utilisée plus tard dans la phase d'authentification. Pendant l'enrôlement on extrait des caractéristiques biométriques en utilisant des algorithmes adéquats, ces caractéristiques seront réduites par la suite pour minimiser la quantité de données à stockée en facilitant ainsi la vérification et l'identification. (voir la figure I.1)

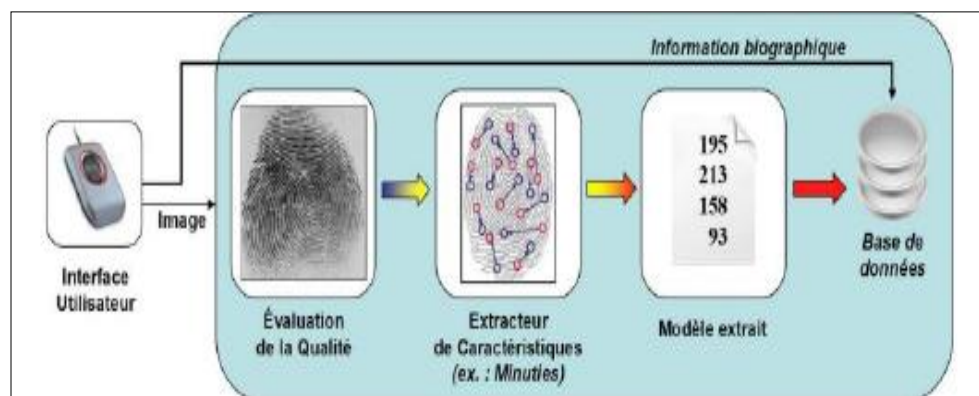


Figure I.1. Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [4].

“un-à-un“ (noté 1:1) de la signature biométrique capturée à ses propres modèles préenregistrés dans la base de données. Il répond alors à la question suivante : « **Suis-je bien la personne que je prétends être ?** ». Dans cette phase le système effectue une mise à jour des signatures biométriques de modalité qui se changent légèrement à travers le temps (le visage, l’empreinte etc.).

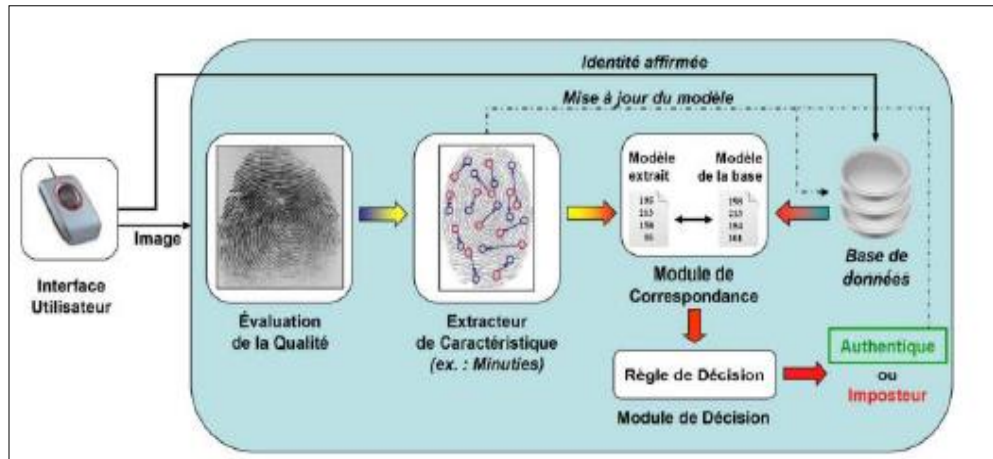


Figure I.2 Authentification d'une personne dans un système biométrique [4].

I.5.2 Le mode d'identification :

Le système identifie un individu par une recherche sur l'ensemble de modèles de toutes les personnes de la base de données en effectuant une comparaison “un-à-N“ (noté 1:N). Ce mode consiste à associer une identité à une personne, le système répond donc à la question suivante : « **Qui suis-je?** ». (voir la figure I.3)

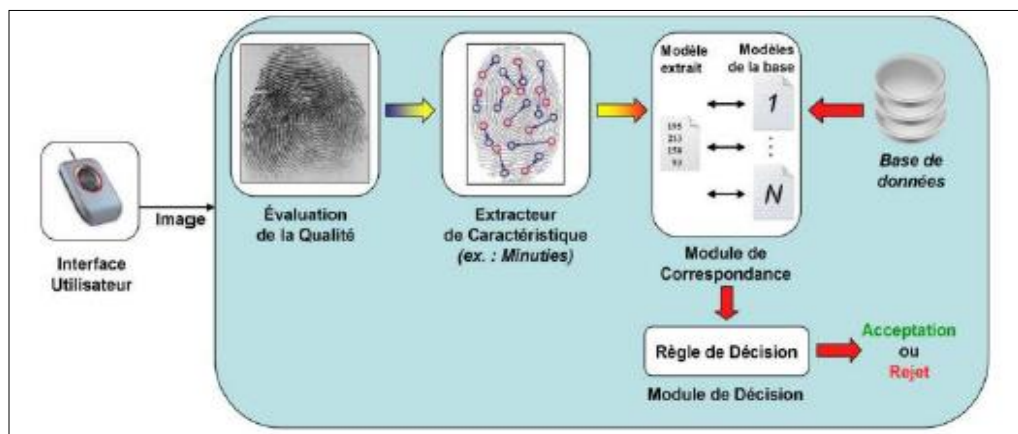


Figure I.3 Identification d'une personne dans un système biométrique [4].

Les différents modules composant un système biométrique et les étapes de leur fonctionnement sont représentés sur la figure I.4 ci-dessous.

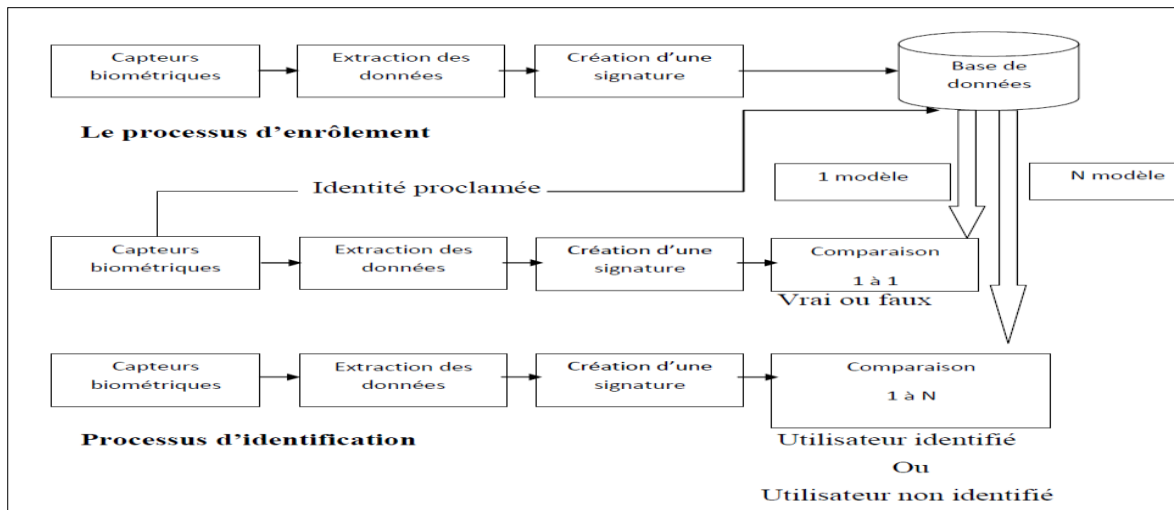


Figure I.4 Principaux modules d'un système biométrique ainsi que ses différents modes[4].

I.6 Les différentes modalités biométriques

Il existe un très grand nombre de modalités biométriques, qui peuvent se diviser en deux catégories :

I.6.1 L'analyse des traces biologiques : utilise les caractéristiques biologiques des individus (ADN, salive, odeur etc.) qui sont très complexes à mettre en oeuvre dans un système de reconnaissance.

I.6.2 L'analyse des traits physiques : facile à mettre en oeuvre, elle se représente en deux grandes classes [4] :

I.6.2.1 La biométrie physiologique ou morphologique : elle est basée sur l'identification des traits physiques particuliers, tel que la reconnaissance de la forme du visage, de la rétine, de l'empreinte digitale etc.

I.6.2.2 La biométrie comportementale : elle se base sur l'analyse de certains traits personnels du comportement de l'individu comme sa façon de taper sur un clavier, le tracé de sa signature, sa démarche, etc.

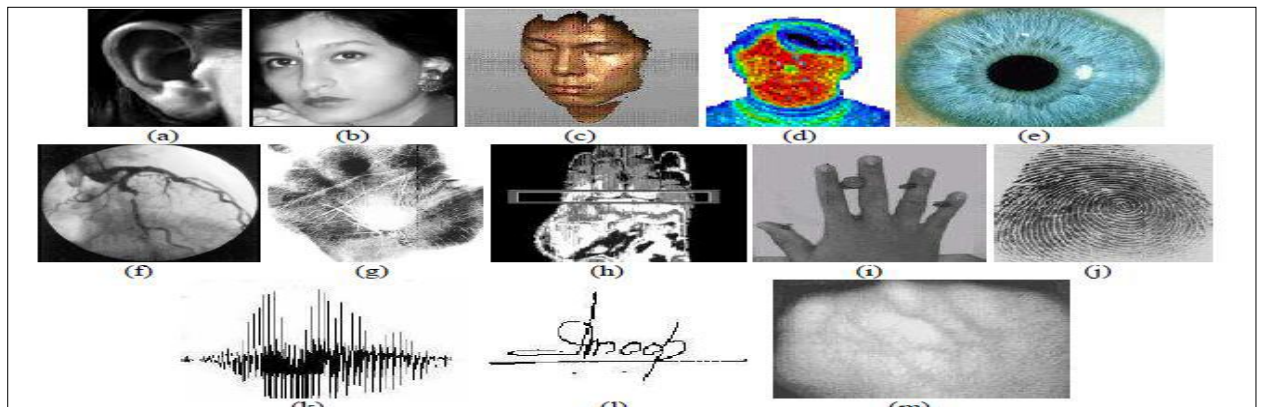


Figure I.5 Les principales caractéristiques biométriques[2].

a) forme de l'oreille, b) visage 2D, c) visage 3D, d) visage infrarouge, e) iris, f) rétine, g) empreinte de la main, h) thermogramme de la main, i) forme de la main, j) empreinte digitale, k) voix, l) signature et m) réseau veineux de la main [2].

I.7 Les techniques biométriques

Les modalités morphologiques sont les plus utilisées par rapport aux modalités comportementales. Cela est dû à leur stabilité dans le temps et la difficulté de falsification de ces modalités. De plus, les modalités comportementales sont, généralement, affectées par l'état moral des individus.

Les techniques biométriques se divisent en deux groupes selon la coopération ou non de l'individu :

I.7.1 Techniques intrusives : Ces techniques requièrent un contact physique avec l'individu pour l'identifier, tel que les empreintes digitales, la rétine, l'iris ou la forme de la main. Leur usage est généralement mal accepté.

I.7.2 Techniques non intrusives : Ces techniques ne requièrent pas la coopération de l'individu en question leur application peut se faire à distance en utilisant des capteurs qui ne nécessitent pas de contact directe avec l'utilisateur (visage, démarche,...).



Figure I.6 Exemples de différents capteurs biométriques concernant[2].

(a) l'empreinte digitale, (b) l'iris, (c) la géométrie de la main, (d) la rétine, (e) la pulsation cardiaque, (f) le visage, (g) la thermographie de la main, et (h) la signature.

I.8 Performances des systèmes biométriques

L'évaluation des systèmes biométriques est un enjeu majeur en biométrie pour plusieurs raisons. Premièrement, elle donne accès aux chercheurs pour mieux tester et évaluer leurs systèmes avec ceux qui existent dans la littérature. En conséquence, elle permet de prendre en considération le comportement des utilisateurs durant le processus

d'évaluation. De plus, elle permet d'identifier, pour chaque système, les applications industrielles en se basant sur ces performances.

Ces derniers dépendent de plusieurs circonstances de test incluant le capteur utilisé, le protocole d'acquisition, la disposition de la personne, le nombre d'utilisateurs, le nombre d'échantillons par utilisateur, le profil démographique des utilisateurs, l'habitude des utilisateurs et les laps de temps séparant l'acquisition, etc. [6].

Afin de permettre aux chercheurs d'évaluer leurs systèmes biométriques ainsi que la comparaison entre les différents systèmes, la communauté scientifique a mis à disposition plusieurs bases de données des différentes modalités biométriques. Certaines de ces bases de données contiennent une seule modalité alors que d'autres sont multimodales. Le tableau I.1 [9] résume les caractéristiques de certaines bases multimodales.

En biométrie, nous sommes en face de deux populations: les véritables clients (Genuine) qui sont dûment autorisés à pénétrer dans la zone protégée et les imposteurs (Imposters) qui n'ont aucune autorisation, mais qui vont quand même essayer de rentrer. Le résultat issu d'un système biométrique est un score de similarité compris dans l'intervalle [0,1]. En effet, plus le score est proche d'un, plus le système est sûr de l'identité proclamée. Plus le score est proche de 0, moins le système est confiant en vers l'identité proclamée. La décision du système est arbitrée par un seuil t : les échantillons biométriques qui génèrent des scores supérieurs à t sont appariés et la conclusion d'appartenance à la même personne est prise. En revanche, les échantillons qui génèrent des scores inférieurs à t sont non appariés entraînant la conclusion qu'ils proviennent de deux personnes différentes.

Base de données	Année	Utilisateurs	Sessions	Modalités	2Fa	3Fa	Fp	Ha	Hw	Ir	Ks	Sg	Sp
BioSecure	2008	971 (DS1, scénario Internet)	2	2	X								X
		971 (DS2, scénario bureau)	2	6	X		X	X		X		X	X
		971(DS3, scénario mobile)	2	4	X		X					X	X
BiosecureID	2007	400	4	8	X		X	X	X	X	X	X	
BioSec	2007	250	4	4	X		X			X		X	
MyIDEA	2005	104	3	6	X		X	X	X			X	
BIOMET	2003	91	3	6	X	X	X	X				X	
MBioID	2007	120	2	6	X	X	X			X		X	
M3	2006	32	3	3	X		X					X	
FRGC	2006	741	variable	2	X	X							
MCYT	2003	330	1	2			X					X	
BANCA	2003	208	12	2	X							X	
Smartkom	2002	96	variable	4			X	X				X	
XM2VTS	1999	295	4	2	X							X	
M2VTS	1998	37	5	2	X							X	
BT-DAVID	1999	124	5	2	X							X	

2Fa : visage 2D, 3Fa : visage 3D, Fp : empreinte, Ha : la main, Hw : manuscrite, Ir : iris, Ks : frappe au clavier, Sg : signature et Sp : voix.

Tableau I.1 : Quelques bases de données biométriques multimodales et leurs caractéristiques [7].

Dans la littérature, Il existe plusieurs métriques et plusieurs types de courbes [8-9] pour définir les performances d'un système biométrique, voici quelques-uns les plus utilisées :

- **Taux de fausses acceptations (false acceptance rate, FAR)** : ce taux détermine la probabilité pour qu'un système reconnaisse une personne qui normalement n'aurait pas dû être reconnue. C'est un ratio entre le nombre de personnes qui ont été acceptées alors qu'elles n'auraient pas dû l'être et le nombre total de personnes non autorisées qui ont tenté de se faire accepter.
- **Taux de faux rejets (false rejection rate, FRR)** : ce taux détermine la probabilité pour qu'un système ne reconnaisse pas une personne qui normalement aurait dû être reconnue. C'est un ratio entre le nombre de personnes légitimes dont l'accès a été refusé et le nombre total de personnes légitimes s'étant présentées.
- **Taux d'égale erreur (Equal Error Rate, EER)** : Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

La figure suivante illustre le FRR et le FAR à partir de distributions des scores authentiques et imposteurs

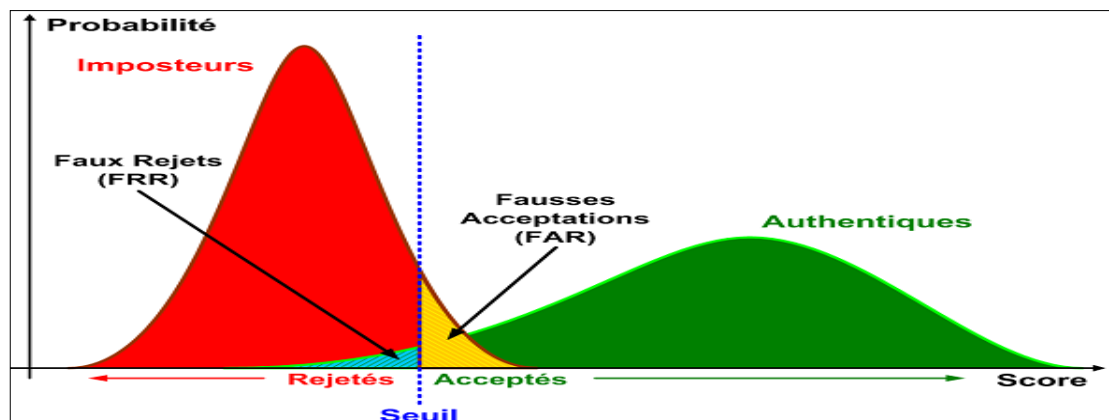


Figure I.7 : Illustration du FRR et du FAR[7]

À présent, nous allons définir deux types de courbes de performances :

- **La courbe ROC (Receiver Operating Characteristics)** : Cette courbe représente en ordonnée la proportion de tests positifs parmi les utilisateurs authentiques (la sensibilité) en fonction de la proportion de tests positifs parmi les imposteurs (complément de la spécificité ou $1 - \text{spécificité}$, en abscisse) pour toutes les valeurs des seuils de test envisageables. Pour pouvoir déterminer la validité d'un test à travers cette courbe, il est

nécessaire de calculer la surface située sous la courbe ROC appelée AUC (*Area Under the Curve*). Plusieurs méthodes ont été proposées dans les techniques biométriques pour estimer l'AUC. Ainsi, quand le test est parfaitement discriminant, la surface sous la courbe (AUC) vaut 1 mais cela n'est jamais réalisable. En réalité, plus l'AUC est grande, plus l'algorithme est performant. La **Figure I.8** illustre un exemple de la courbe ROC :

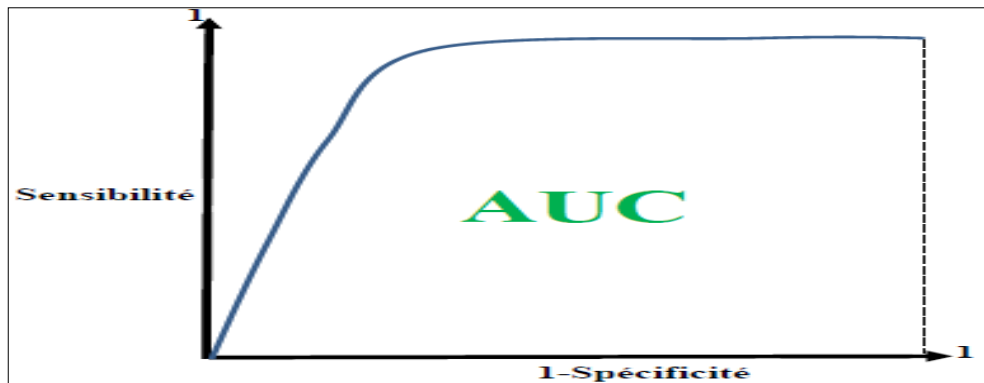


Figure I.8 Exemple d'une courbe ROC[7]

• **La courbe DET (*Detection error tradeoff*)** : Cette courbe illustre la relation entre le FRR et le FAR. Elle est obtenue en faisant varier le seuil de décision et en calculant à chaque fois les deux valeurs FRR et FAR. La **Figure I.9** illustre un exemple de la courbe DET.

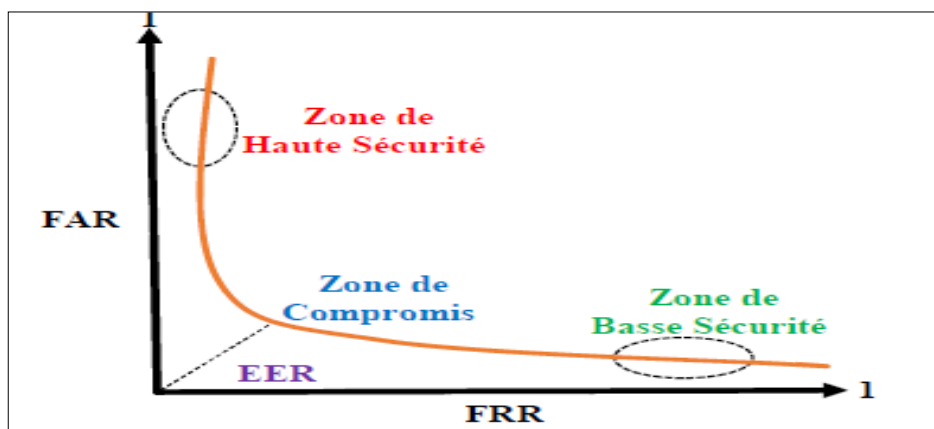


Figure I.9 Exemple d'une courbe DET[7]

I.9 Parts de marché

La figure I.10 réalisée d'après les chiffres d'affaire de l'International Biometric Group montre les parts de marché des principales méthodes biométriques. On constate que l'empreinte digitale occupe la première place, plus de la moitié du marché mondial (hors application judiciaire). La reconnaissance de visage vient en deuxième position, près de 12% de ce même marché (hors application judiciaire), dépasse ainsi la reconnaissance de la main (qui avait avant la deuxième place après les empreintes digitales).

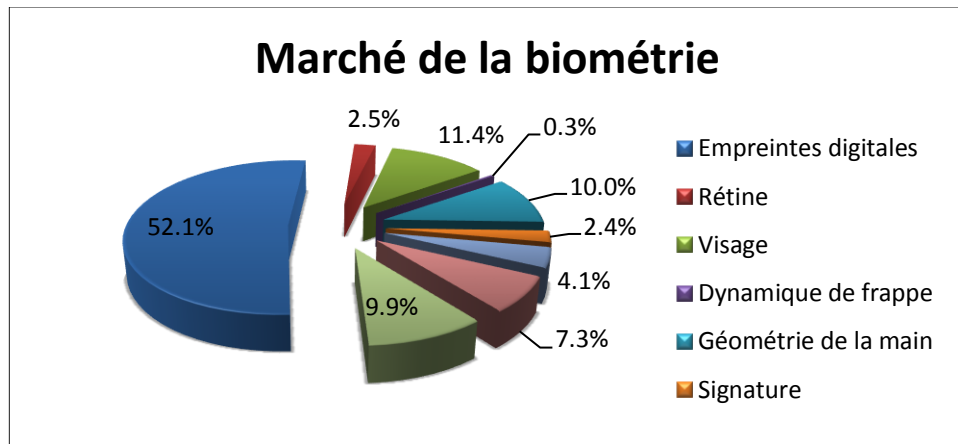


Figure I.10 Parts de marché des techniques biométrique [10].

I.10 Quelle est la meilleure technique biométrique ? 10

La comparaison des différentes biométries est généralement effectuée en fonction de quatre critères à savoir l'effort, l'intrusion, le coût, et la précision. (Il y'a d'autres critères de comparaison des techniques biométriques

- l'effort (Effort) : l'effort fourni par l'utilisateur lors de la vérification par le système biométrique.
- l'intrusion (Intrusiveness) : niveau de l'acceptation du test par l'utilisateur.
- le coût (Cost) : coût de la technologie (capteurs, lecteurs...).
- la précision (Accuracy) : efficacités de la méthode.

L'analyse Zephyr (figure I.11) montre qu'il n'existe pas une méthode biométrique idéale, en effet chaque technique a ses forces et ses faiblesses. Le choix dépend essentiellement de la nature de l'application par exemple la voix et la signature sont des méthodes qui n'exigent pas un grand effort de l'utilisateur, sont peu intrusives, de coût modéré, cependant ils ne sont pas assez performantes. L'iris et la rétine sont fiables toutefois elles sont coûteuses et mal acceptées par le grand public. A noter que le choix de la modalité biométrique dépend aussi de la culture locale des utilisateurs, en Asie les méthodes nécessitant un contact physique comme l'empreinte digitale, sont rejetées pour des raisons d'hygiène alors que les méthodes qui n'exigent pas un contact sont bien acceptées.

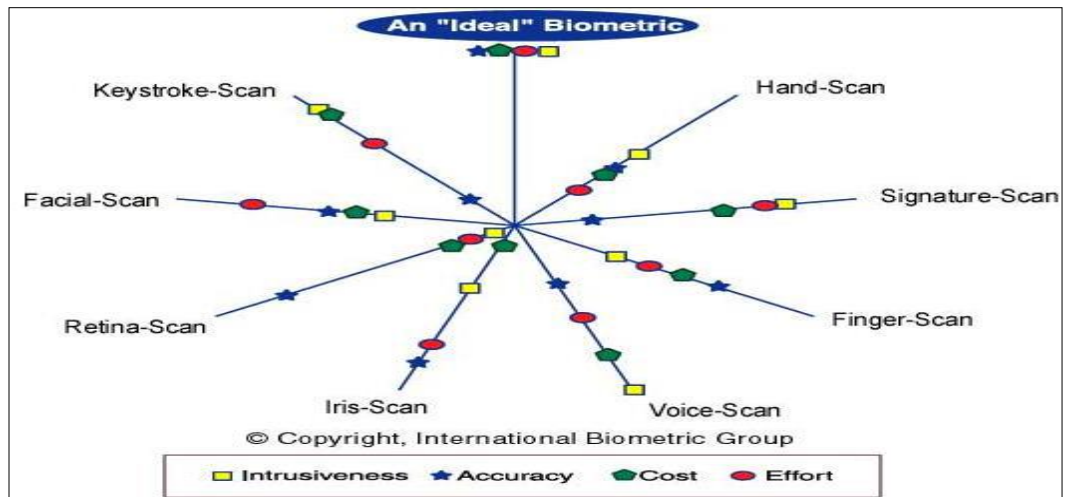


Figure I.11 Analyse Zephyr : comparaison de différentes modalités selon quatre critères principaux : (l'intrusivité, la précision, le coût et l'effort) 10]

I.11 Les applications de la biométrie :

Voici une liste non exhaustive des applications pouvant utiliser la biométrie pour contrôler tout accès :

- **Contrôle d'accès physiques aux locaux** : Salle informatique, site sensible (service de recherche, site nucléaire, bases militaires...).
- **Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations** : Lancement du système d'exploitation, accès au réseau informatique, commerce électronique, transaction (financière pour les banques, données entre entreprises), tous les logiciels utilisant un mot de passe.
- **Equipements de communication** : Terminaux d'accès à internet, téléphones portables.
- **Machines & Equipements divers** : Coffre fort avec serrure électronique, distributeur automatique de billets, contrôle des adhérents dans un club, carte de fidélité, gestion et contrôle des temps de présence, voiture (anti démarrage) etc.

I.12 Pourquoi la multimodalité ?

Bien qu'il existe un grand nombre des techniques de reconnaissance biométrique unimodales (utilisant une seule modalité) améliorées, cependant celles-ci souffrent de plusieurs facteurs qui dégradent leurs performances [11] tels que :

- **Le bruit** : introduit par le capteur défaillant ou mal entretenu (exemple l'accumulation de poussière sur le capteur d'empreinte digitale), il peut sérieusement compromettre la précision du système [12].

- **Non-universalité** : en fait certaines modalités ne sont pas vraiment universelles par exemple certaines personnes peuvent avoir des empreintes non enregistrables à cause d'un accident ou d'un travail manuel prolongé.
- **Manque d'individualité** : nous pouvons avoir une similarité des caractéristiques extraites de deux personnes différentes cela dû à des facteurs génétiques (exemple les jumeaux, les membres de la même famille, ou même les membres de la même population), ce qui affecte significativement la performance de système biométrique en augmentant le taux de fausse acceptation.
- **Manque de représentation invariante** : les caractéristiques biométriques ne sont pas invariantes ni dans leur enrôlement ni dans leur nature, c'est ainsi nous pouvons avoir deux signatures différentes correspond à la même personne. Ces variations à l'intérieur d'une même modalité biométrique est appelées "variation intra-classe", elles augmentent le taux de faux rejet de système biométrique.
- **Sensibilité aux attaques** : le problème du fraude et du vol semble s'éliminer par les méthodes biométriques, cependant on ne fait que les réduire.

La table ci-dessous présente une comparaison de quelques modalités biométriques selon les propriétés suivantes : universalité, unicité, permanence, facilité d'enregistrement, acceptabilité et performance [13].

Information	U	N	P	C	A	E
ADN	Oui	Oui	Oui	Faible	Faible	*****
Sang	Oui	Non	Oui	Faible	Non	*
Démarche	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	***
Dynamique de frappe	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Voix	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Iris	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Rétine	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Visage	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	****
Géométrie de la main	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	****
Oreille	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	*****
Empreinte digitale	Oui	Oui	Oui	Oui	Moyenne	****

Tableau I.2 Comparaison des modalités biométriques selon les propriétés suivantes :

(U) universalité, (N) Unicité, (P) Permanence, (C) Collectabilité, (A) Acceptabilité et (E) Performance. Pour la performance, le nombre d'étoiles est relié à la valeur du taux d'égale erreur (EER) obtenue dans l'état de l'art [13].

I.13 La multimodalité

Afin d'améliorer la performance des systèmes biométriques susmentionnées, (dits système unimodaux) la multimodalité est introduite. Cette dernière consiste à combiner plusieurs techniques biométriques en réduisant ainsi le risque d'impossibilité d'enrôlement, et obtenant un système robuste aux fraudes.

I.13.1 Différentes formes de multimodalité

La multimodalité au sens large se réfère à cinq scénarios différents (figure 1.12) qui sont :

- 1. Systèmes multi-instances** : il s'agit d'utiliser un seul capteur pour extraire des instances du même caractère biométrique, afin d'obtenir plusieurs variations de ce trait en enrichissant le modèle biométrique de l'individu. Par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage en changeant la pose, l'expression, et/ou l'illumination.
- 2. Systèmes multi-capteurs** : dans ce système nous utilisons plusieurs capteurs pour acquérir la même modalité, afin d'extraire plusieurs informations de même trait biométrique. Exemple la capture de la texture 2D, de la surface 3D, ainsi que l'image infrarouge de visage de l'individu avec différents gamme de capteurs.
- 3. Systèmes multi-algorithmes** : dans ce genre de système plusieurs algorithmes sont utilisés, dans la phase d'extraction de caractéristiques et/ou dans la phase de la mise en comparaison pour traiter la même donnée. Exemple l'utilisation des algorithmes pour analyser la texture et les minuties de l'empreinte digitale afin d'extraire des caractéristiques pouvant améliorer la performance du système [14].
- 4. Systèmes multi-échantillons** : ce type de système associe plusieurs échantillons de la même biométrie. C'est le cas par exemple de l'iris gauche et droit, ou deux empreintes digitales de doigts différents. Ce genre de système ne nécessite ni plusieurs algorithmes, ni plusieurs capteurs, cependant il exige plusieurs références contrairement au système multi-instance qui n'utilise qu'une seule.
- 5. Systèmes multi-biométries** : (ou système multimodale au sens strict) ici on combine différents traits biométriques d'un individu par exemple le visage et l'iris, le visage et l'empreinte digitale etc. Il faut noter ici que l'utilisation des biométries décorrélés (comme la rétine et la démarche) peut donner un système plus performant que celui obtenu en fusionnant deux biométries corrélés (comme la voix et le mouvement des lèvres) [15].

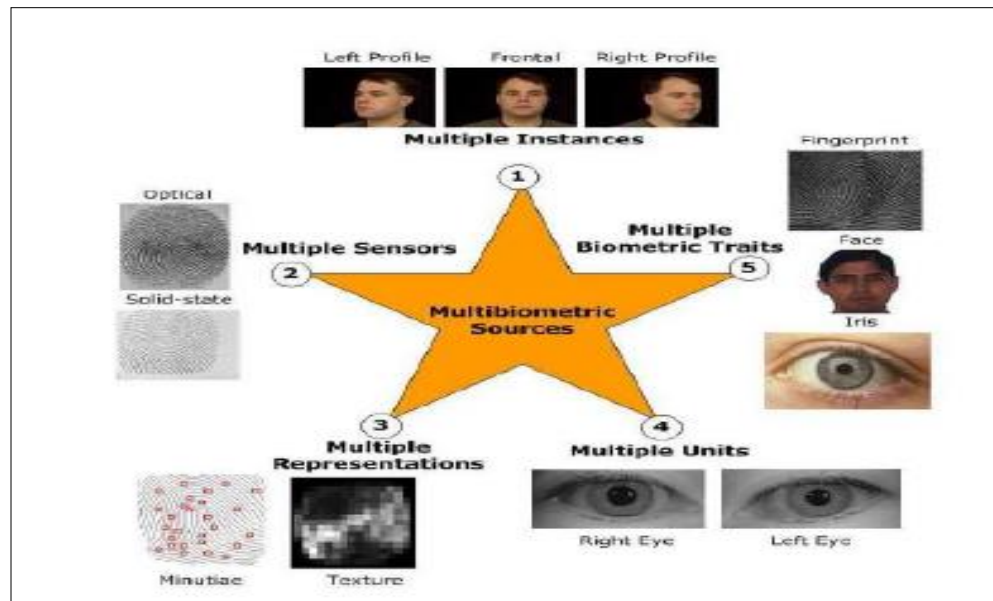


Figure I.13 Les différents systèmes multimodaux[15].

I.13.2 Architecture d'un système multimodal

Le système multimodal se réfère à la combinaison de deux ou plusieurs systèmes biométriques en acquérant les informations qui seront traitées par la suite. Ces deux procédures peuvent se faire simultanément (architecture parallèle) ou en série (architecture série).

Cependant, l'architecture de système biométrique dépend essentiellement de la manière du traitement des données, car l'acquisition est souvent séquentielle. En fait il n'existe pas des capteurs capables de recevoir simultanément des traits biométriques de différentes modalités, à l'exception de quelques capteurs d'empreintes multi-doigts ou palmaires. Et même l'architecture de traitement est liée à la décision.

Il s'agit, donc, de prendre la décision après le traitement de toutes les modalités biométriques, on parle alors de la fusion en parallèle. Ou bien décider après avoir un score de similarité de chaque modalité

ce qu'on appelle la fusion en série. Cette dernière est utilisée dans certaines applications, par exemple en cas de manque de trait biométrique (les personnes handicapées) on peut obtenir des caractéristiques issues d'une autre modalité. Néanmoins l'architecture en parallèle est la plus utilisée car elle est performante dans la mesure où elle utilise un grand nombre des informations disponibles, toutefois elle est coûteuse en temps et en matériel[16].

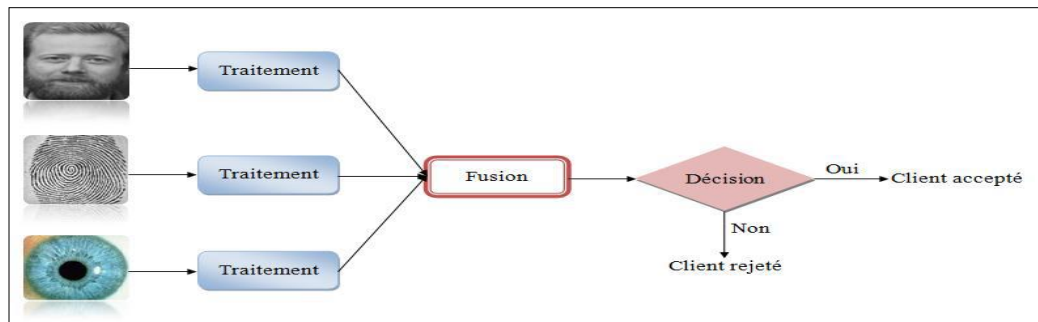


Figure I.14 Architecture de fusion en parallèle.

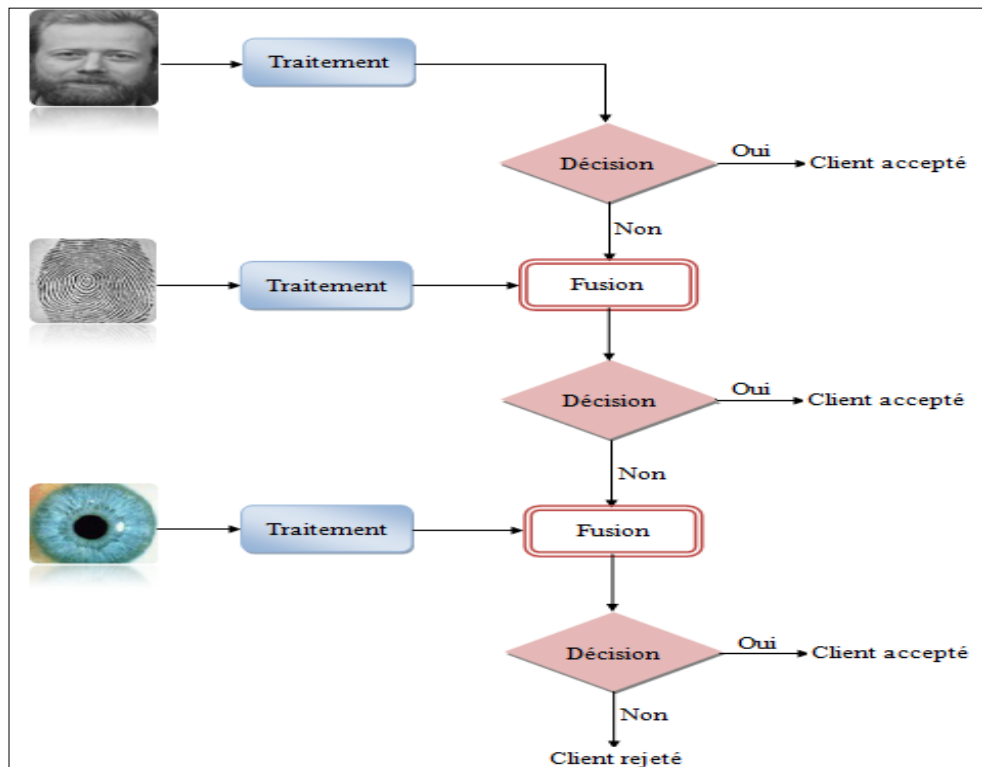


Figure I.15 Architecture de fusion en série[15].

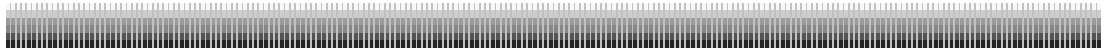
I.14 Conclusion

Dans ce premier chapitre nous avons introduit le concept de la biométrie, modalités biométriques, le système biométrique, leurs caractéristiques, ses modes de fonctionnement et leurs différents domaines applications. Nous avons aussi souligné que les performances des systèmes biométriques dépendent de plusieurs critères et qu'ils varient d'un système à un autre. Enfin on a cité que l'architecture d'un système multimodal.

L'une des solutions pour améliorer les performances des systèmes biométriques était l'utilisation de plusieurs modalités biométriques, c'est pourquoi nous aborderons dans le chapitre suivant, la Fusion des modalités biométriques.

Chapter II

La biométrie multimodales



II.1 Introduction

Comme nous l'avons vu au premier chapitre, la biométrie et les systèmes biométriques peuvent être monomodaux (basés sur une seule modalité biométrique) ou multimodaux (basés sur plusieurs modalités biométriques). Cette dernière technique permet d'améliorer les performances de la reconnaissance en combinant les informations de plusieurs systèmes. Nous allons maintenant traiter la question de la fusion, et parler des niveaux de fusion dont le plus courant est la fusion au niveau des scores (l'objet de ce chapitre). Nous abordons ses types, en rappelant les méthodes de normalisation des scores.

II.2 Score

Les scores sont les résultats générés par le système de reconnaissance lors d'une mode identification le score indique la personne incluse dans la base des clients qui ressemble le plus à la personne proclamant. Dans ce mode, le résultat est un ensemble de N scores où N est le nombre des personnes enregistrés dans la base de données et chaque score si représente la vraisemblance entre les paramètres test et le modèle sauvegardé dans la base [17].

II.3 Fusion des données

La fusion des données est une technique utilisée en traitement d'informations issues des sources multiples. Elle consiste à combiner des données issues de plusieurs sources afin d'obtenir une décision meilleure que celle obtenue à partir de chacune des sources prise isolément. La fusion de données a été initialement développée surtout dans un contexte militaire pour des objectifs tels que la localisation des cibles ennemies et la fusion d'images radar [18].

II.4 Intérêt de la fusion de données

La fusion de données offre de nombreux avantages[19]:

- Robustesse et fiabilité : le système est opérationnel même si une ou plusieurs sources d'informations sont défectueuses.
- Augmentation de la couverture spatiale et temporelle de l'information et des déductions.
- Accroissement du nombre de dimensions de l'espace des observations, menant à un accroissement de la qualité des déductions, et à une réduction de la vulnérabilité du système.
- Réduction de l'ambiguïté des déductions : des informations plus complètes ou plus précises permettent un meilleur choix entre les différentes hypothèses.

- Apport d'une solution à l'explosion de la quantité d'informations disponibles aujourd'hui.

II.5 Stratégies de fusion des systèmes multimodaux

Comme nous avons déjà énoncé, les systèmes multimodaux combinent plusieurs modalités biométriques. En conséquence, ces systèmes ont besoin donc d'effectuer l'acquisition et le traitement de plusieurs données. L'acquisition et le traitement peuvent se faire successivement, on parle alors d'architecture en série, ou simultanément, on parle alors d'architecture en parallèle.

Les stratégies ou architectures de fusion décrivent l'ensemble des sources, la manière dont elles sont assemblées et les techniques mathématiques ou statistiques pour le traitement.

Les stratégies de fusion proposées peuvent être regroupées en trois approches principales : séquentielle, parallèle et hybride.

Si l'acquisition et le traitement se font de façon successive, on parle alors d'architecture séquentielle ou en série (Figure II.1). [19]

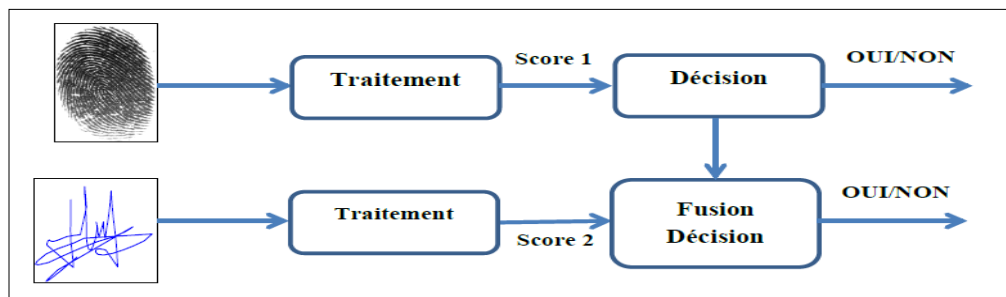


Figure II.1 : Architecture de fusion en série[19].

Si l'acquisition et le traitement se font simultanément, on parle alors d'architecture en parallèle (Figure II.2)

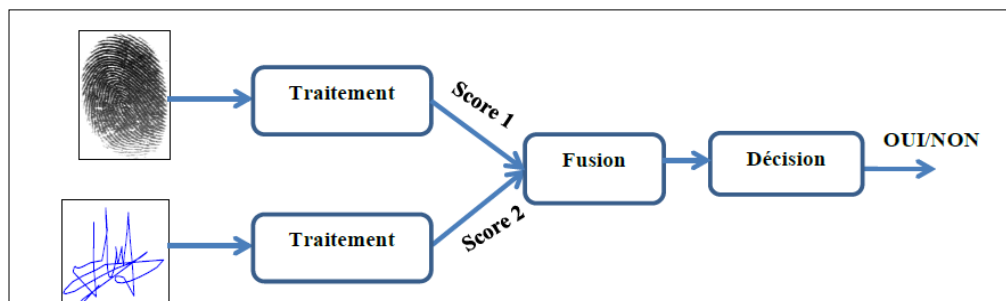


Figure II.2 : Architecture de fusion en parallèle[19]

La différence entre un système multimodal en série et un autre en parallèle réside dans le fait qu'à l'issue du premier on obtient un score de similarité de chaque

acquisition tandis que le deuxième système procède à l'ensemble des acquisitions avant de prendre une décision.

Actuellement, l'architecture en parallèle est la plus utilisée, car elle permet d'utiliser toutes les informations disponibles et donc d'améliorer les performances du système. En revanche, l'architecture en série peut être privilégiée dans certaines applications, par exemple si la multi modalité est utilisée pour donner une alternative pour les personnes qui ne peuvent pas utiliser une modalité quelconque[20].

II.6 Les niveaux de fusions

La combinaison de plusieurs systèmes biométriques peut se faire à quatre niveaux différents : niveau des données, niveau des caractéristiques extraites, niveau des scores issus du module de comparaison ou niveau des décisions du module de décision (Figure II.3). [19]

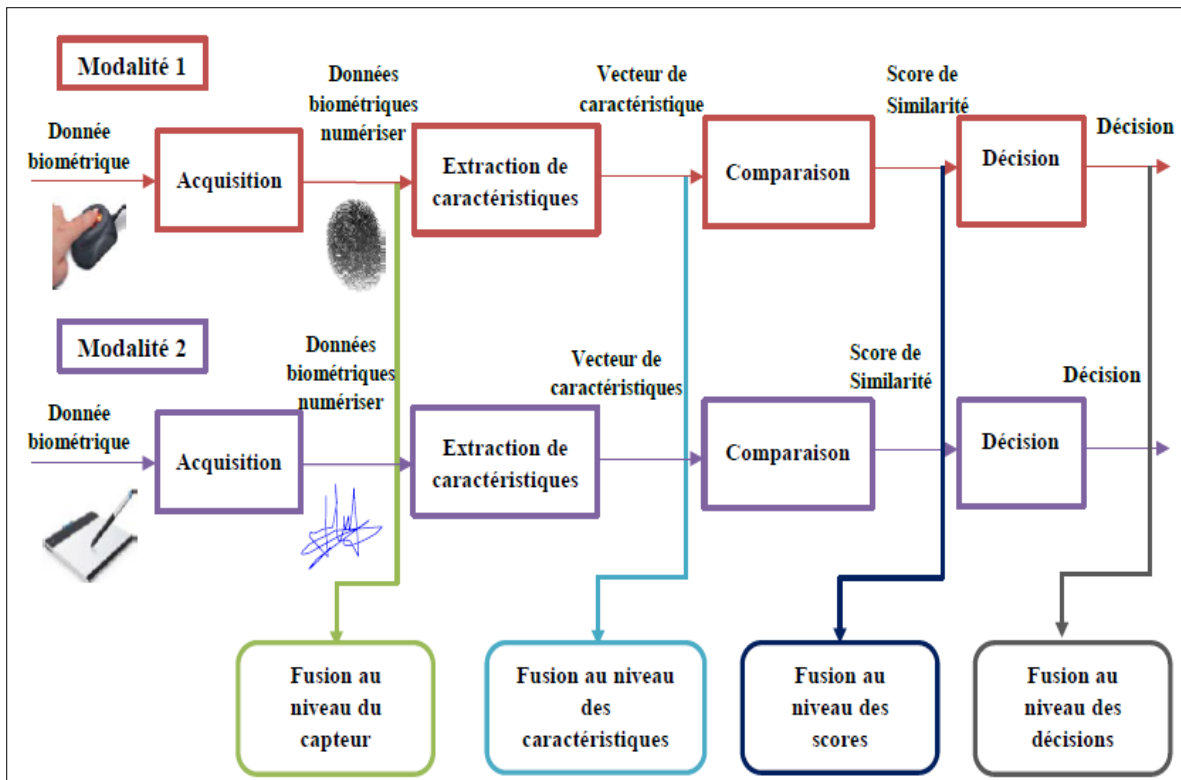


Figure II.3 : Les différents niveaux de fusion[19]

Ces quatre niveaux de fusion peuvent être classés en deux grandes familles :

- La fusion pré-classification (avant comparaison),
- La fusion post-classification (après la comparaison).

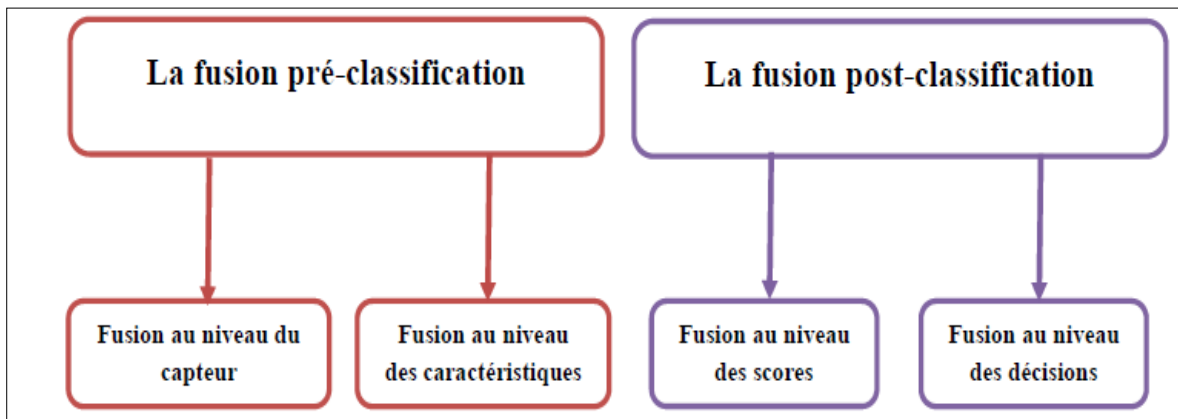


Figure II.4 : Les familles des niveaux de fusion[19]

II.6.1 La fusion pré-classification

La fusion pré-classification correspond à la fusion des informations issues de plusieurs données biométriques au niveau du capteur ou au niveau des caractéristiques extraites par le module d'extraction de caractéristiques[20].

II.6.1.1 Fusion au niveau du capteur (*Sensor Level*) :

Les systèmes biométriques multi capteur prélèvent le même exemple d'une modalité biométrique avec deux capteurs distinctement différents. Le traitement des échantillons capturés peut se faire avec un ou plusieurs algorithmes. La fusion au niveau capteur est relativement peu utilisée, car les captures doivent être compatibles entre elles et la correspondance entre les points dans les données brutes doit être connue par avance[20].

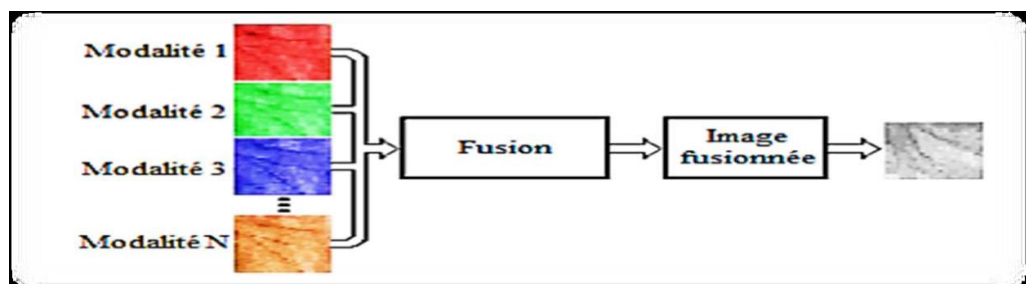


Figure II.5 : Schéma de fusion au niveau d'image[20].

II.6.1.2 Fusion au niveau des caractéristiques (*Feature Level*):

La fusion au niveau caractéristique est très utile à la classification.

Ce niveau de fusion concerne la combinaison d'informations extraites après diverses phases de traitement et d'analyse des mesures. Différents vecteurs de caractéristiques, issues de plusieurs capteurs ou obtenus à l'aide de différents algorithmes d'extraction sont combinés[20].

On peut trouver un exemple de ce niveau de fusion dans où les auteurs proposent une méthode de fusion de caractéristiques pour de la fusion du visage et de l'empreinte palmaire..

Les méthodes de fusion pré-classification sont assez peu utilisées, car elles posent un certain nombre de contraintes qui ne peuvent être remplies que dans certaines applications très spécifiques. En revanche, la fusion post-classification est la plus prometteuse pour les chercheurs[20].

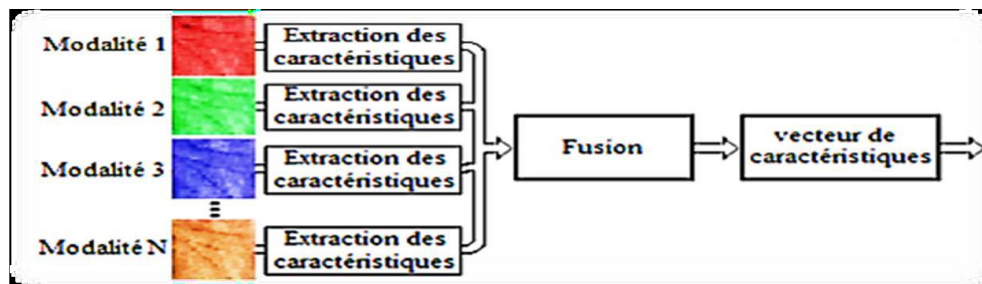


Figure II.6 : Schéma de fusion au niveau d'extraction[20].

II.6.2 La fusion post-classification

La fusion post-classification peut se faire au niveau des scores issus des modules de comparaison ou au niveau des décisions. Dans les deux cas, la fusion est en fait un problème bien connu dans la littérature sous le nom de "*Multiple Classifier systems*".

II.6.2.1 Fusion au niveau des décisions (*Decision Level*) :

avec cette approche, chaque sous-système biométrique effectue de façon autonome les étapes d'extraction des caractéristiques, comparaison et reconnaissance. Ensuite, chaque système fournit une décision binaire sous la forme OUI ou NON que l'on peut représenter par 0 et 1, et le système de fusion de décisions consiste à prendre une décision finale en fonction de cette série de 0 et de 1. Les méthodes les plus utilisées sont les fonctions booléennes. Dans un grand nombre de méthodes de fusion de décision sont présentées. La fusion au niveau des décisions est souvent utilisée en raison de sa simplicité[20].

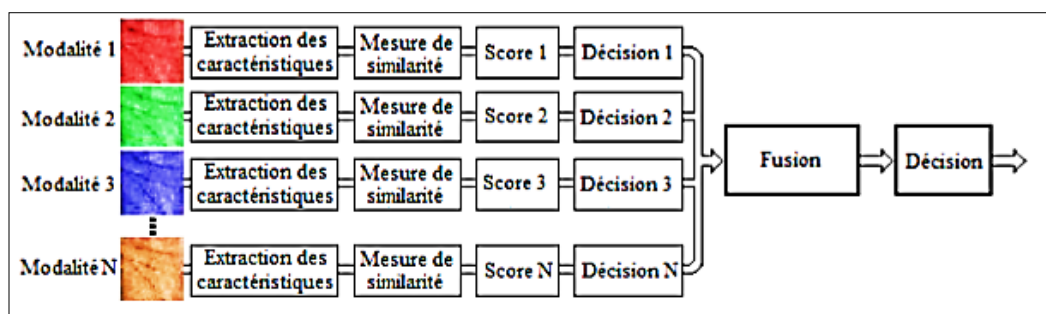


Figure II.7 : Schéma de fusion au niveau décisions[20]..

II.6.2.2 Fusion au niveau score (Score Level) :

La fusion au niveau des scores est le type de fusion le plus utilisé, car elle peut être appliquée à tous les types de systèmes. D'ailleurs c'est le type de niveau de fusion utilisée dans notre travail. Dans ce type de niveau, on effectue une combinaison des scores fournis par les différents systèmes.

La fusion de scores consiste donc à la classification : OUI ou NON pour la décision finale d'un vecteur de nombres réels dont la dimension est égale au nombre des sous-systèmes. Il existe un grand nombre de méthodes de fusion de scores que nous allons les présenter dans ce qui suit[20].

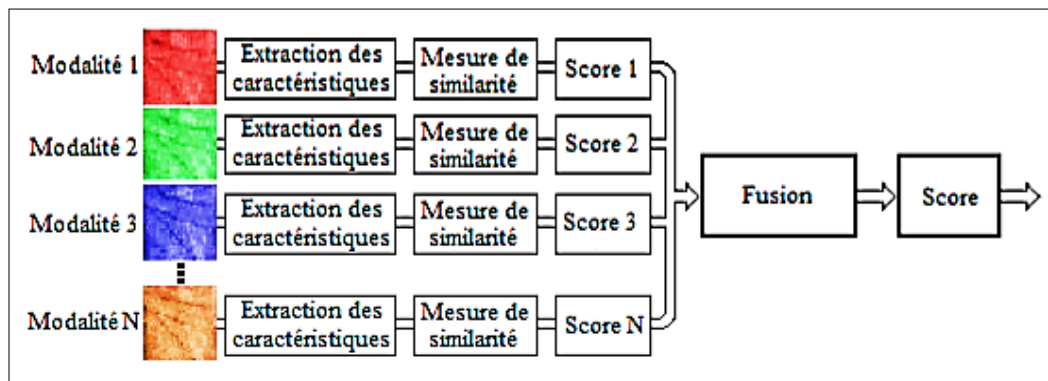


Figure II.8 : Schéma de fusion au niveau de score[20].

II.7 Les méthodes de fusion de Scores

Dans cette section, nous allons maintenant nous intéresser particulièrement aux méthodes de fusion de scores. Comme on a déjà énoncé, les méthodes de fusion de scores focalisent sur la combinaison des informations au niveau des scores issus des modules de comparaison comme indiqué sur la Figure II.9.

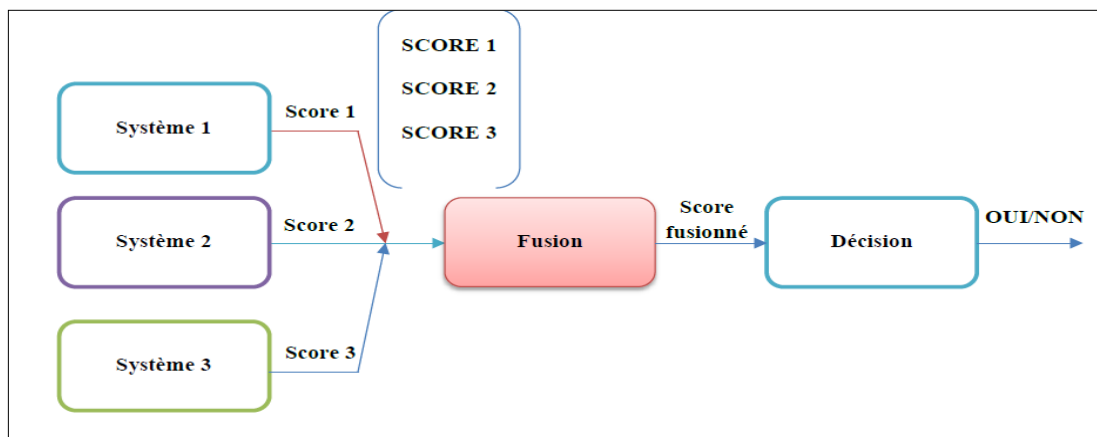


Figure II.9 : Principe de la fusion en scores[20].

Un système de fusion est constitué essentiellement de deux modules, un module de fusion et un module de décision. Alors on est en face d'un problème de classification à 2 classes (OUI ou NON, Client ou Imposteur) à partir d'un vecteur de nombre réel dont la dimension est égale au nombre des sous-systèmes du système multi-algorithmes.

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents systèmes. La première approche consiste à aborder le sujet comme un problème de combinaison, tandis que l'autre approche l'aborde comme un problème de classification. Il est important d'affirmer que les auteurs ont démontré que les approches par combinaison sont plus performantes que la plupart des méthodes de classification.

Dans ce qui va suivre, nous allons faire un tour d'horizon des différentes méthodes de fusion en scores de chaque catégorie[19].

II.7.1 Méthodes de fusion par combinaison de scores

Les méthodes de cette catégorie font la fusion de scores par des méthodes mathématiques de combinaison. Les scores individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Afin de s'assurer que la combinaison des scores provenant de différents systèmes soit cohérente, les scores doivent subir une phase de normalisation.

On va présenter les méthodes de normalisation de scores avant de se tourner vers l'illustration des méthodes de cette catégorie.

La normalisation des scores a pour but de transformer les scores de chaque signature pour les rendre homogènes avant de les combiner. En effet, les scores provenant de chaque système peuvent être de nature différente (scores de similarité, scores de distances ...).

Autrement dit, une étape de normalisation est généralement nécessaire avant que les scores bruts provenant de différents classificateurs puissent être combinés dans l'étape de fusion. La normalisation aborde le problème des scores incomparables représentant les sorties des différents classificateurs biométriques. Nous présentons dans la suite, les trois méthodes de normalisation les plus connues en occurrence la méthode Min-Max, la méthode Z-score et la méthode TanH :

- **Normalisation par la méthode Min-Max** : Cette méthode normalise les scores bruts tout en conservant leurs distributions à un facteur d'échelle près et transforme tous les scores dans l'intervalle $[0,1]$ selon :

$$E_{iNorm} = \frac{E_i - E_{max}}{E_{max} - E_{min}} \dots\dots\dots(II.1).$$

• **Normalisation par la méthode Z-score** : Cette méthode transforme les scores en une distribution avec une moyenne égale à 0 et un écart type égal à 1 selon :

$$E_{iNorm} = \frac{E_i - \mu}{\sigma} \dots\dots\dots(II.2).$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ l'écart-type des données.

• **Normalisation par la méthode tangente hyperbolique Tanh**: Cette méthode est parmi les techniques statistiques les plus solides. Elle met chaque score normalisé dans l'intervalle [0, 1] selon :

$$E_{iNorm} = 0.5 \left[\text{Tanh} \left(0.01 \frac{E_i - \mu}{\sigma} \right) + 1 \right] \dots\dots\dots(II.3).$$

Où μ est la moyenne arithmétique et σ l'écart-type des données.

Après avoir introduit les techniques de normalisation les plus utilisées, nous allons maintenant nous consacrer à la présentation des méthodes de fusion par combinaisons des scores. Ces dernières peuvent être divisées en deux catégories : les méthodes simples et les méthodes utilisant la logique floue [19].

II.7.1.1 Méthode de combinaisons simples

Les méthodes de combinaisons de scores simples sont des méthodes basées sur un fondement théorique très simples et qui ont pour objectif de ressortir un score S à partir des N scores disponibles issus de N systèmes. Les méthodes les plus utilisées sont la moyenne, le produit, le minimum, le maximum, la médiane et la somme pondérée.

• La combinaison des scores par la moyenne se fait selon la relation suivante :

$$s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \dots\dots\dots(II.4).$$

• La combinaison des scores par le produit se fait selon la relation suivante :

$$s = \prod_{i=1}^N S_i \dots\dots\dots(II.5).$$

• La combinaison des scores par le minimum se fait selon la relation suivante :

$$s = \text{Min}(S_i) \dots\dots\dots(II.6).$$

• La combinaison des scores par le maximum se fait selon la relation suivante :

$$s = \text{Max}(S_i) \dots\dots\dots(II.7).$$

• La combinaison des scores par la médiane se fait selon la relation suivante :

$$s = \text{Med}(S_i) \dots\dots\dots(II.8).$$

• La somme pondérée est la technique la plus évoluée de cette catégorie qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres appelés poids.

$$s = \sum_{i=1}^N \omega_i S_i \dots\dots\dots (II.9).$$

- La somme pondérée permet de donner des poids différents ω_i à chacun des systèmes en fonction de leurs performances individuelles ou de leurs intérêts dans le système multi algorithmes[19].

II.7.1.2 Méthode de combinaisons par logique floue

La théorie de la logique floue (des sous-ensembles flous) fut proposée par Zadeh afin d'épauler la logique binaire d'une part et d'améliorer la logique multivolume d'autre part. Contrairement à la logique binaire qui est très proche du langage machine, la logique floue converge vers le raisonnement humain qui se base sur l'intégration et le traitement du caractère approximatif. Dans les auteurs ont employés l'intégration floue de Choquet pour réaliser deux méthodes de fusion : la première consiste à combiner des images des traits du visage (yeux, nez et la bouche) et des images globales de visage tandis que la deuxième approche fait l'agrégation des classificateurs opérants sur quatre ensembles de sous-images générées par décomposition en ondelettes[19].

II.7.2 Méthodes de fusion par classification de scores

Les approches de fusion par classification de scores considèrent l'opération de fusion comme étant un problème de classification. Elles cherchent à prendre une décision à partir du vecteur des scores de dimension N . Le but des méthodes de fusion basées sur des classifieurs est d'effectuer une discrimination entre les deux classes (Client et Imposteur) dans l'espace à N dimensions des scores. La discrimination entre ces deux peut être plus ou moins complexe selon la nature du classifieur utilisé.

Dans le domaine des systèmes biométriques multimodaux, plusieurs types de méthode de classification ont été employés. Nous allons développer quelques-uns les plus utilisées :

II.7.2.1 Fusion par méthode des machines à vecteurs de support (SVM : *Support Vector Machine*)

Les machines à vecteurs de support (SVM pour "*Support Vector Machines*") sont des classificateurs binaires qui permettent de séparer deux distributions de classes dans l'espace de représentation à l'aide d'un hyperplan afin de maximiser la *marge* de séparation. Pour un ensemble d'échantillons $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ à deux classes $y_i = \{\pm 1\}$, le problème consiste à trouver un hyperplan tel que :

- Les données des étiquettes de classe +1 et -1 se trouvent de chaque côté de l'hyperplan.

- La distance des vecteurs les plus proches de l'hyperplan (pour chacune des deux classes) est maximale.

Ces vecteurs sont appelés vecteurs de support et la distance de ceux-ci par rapport à l'hyperplan constitue la marge optimale.

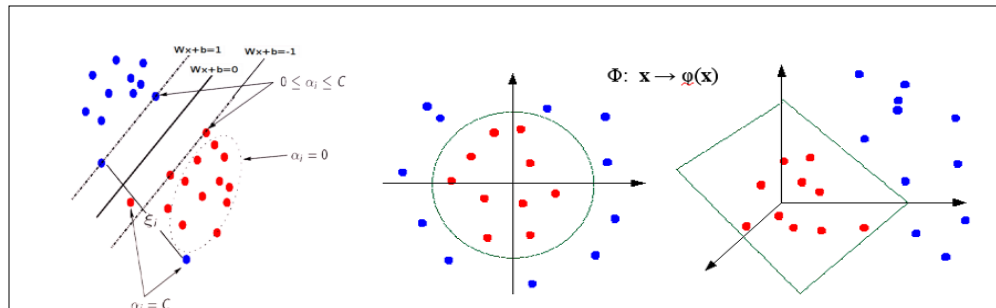


Figure II.10 : Exemple d'une méthode des machines à vecteurs de support (SVM)

II.7.2.2 Fusion par méthode des réseaux de neurones

Le principe général des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) est à l'origine inspiré de certaines fonctions de base des neurones naturels du cerveau. Un réseau de neurones artificiel est généralement constitué de plusieurs couches :

- **Une couche d'entrée** : retransmet les inputs sans distorsion.
- **Des couches intermédiaires appelées couches cachées** : transformation non linéaire $x_i \rightarrow \varphi(x_i)$ des entrées. Ces couches permettent de discriminer des classes d'objets non linéairement séparables.
- **Une couche de sortie** : transformation linéaire $\varphi(x_i) \rightarrow y_i$ des fonctions cachées. Pour un problème de classification, on aura autant de sorties que de classes et chaque sortie est interprétée comme une probabilité a posteriori.

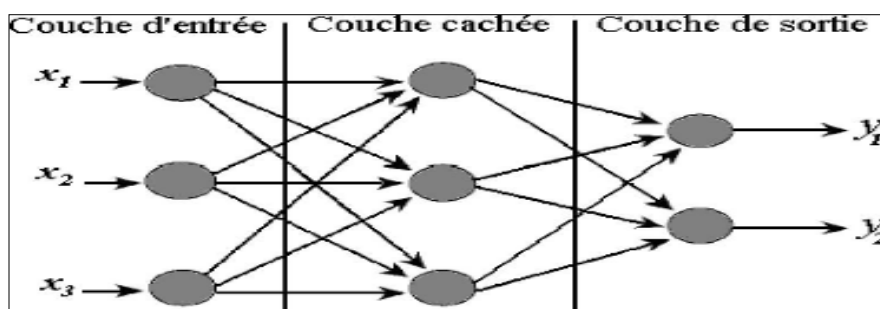


Figure II.11 : Exemple d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones peuvent prendre le rôle d'un pure classifieur où leurs utilités résident dans leurs capacités d'apprentissage automatique ce qui leurs permet de résoudre des problèmes sans avoir besoin d'employer des règles complexes, tout en étant

tolérant aux erreurs. Mais, on peut aussi les considérer pour réaliser la fusion de données pour séparer deux populations données, à savoir les clients et les imposteurs.

II.7.2.3 Fusion par méthode de l'analyse discriminante linéaire (*Linear Discriminant Analysis LDA*)

La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. La Figure II.12 représente un exemple de classification de deux nuages de points. L'axe principal de la LDA est l'axe de projection qui maximise la séparation entre les deux classes. Il est clair que cette projection est optimale pour la séparation des deux classes. Concrètement, pour tous les échantillons de toutes les classes, on définit deux mesures.

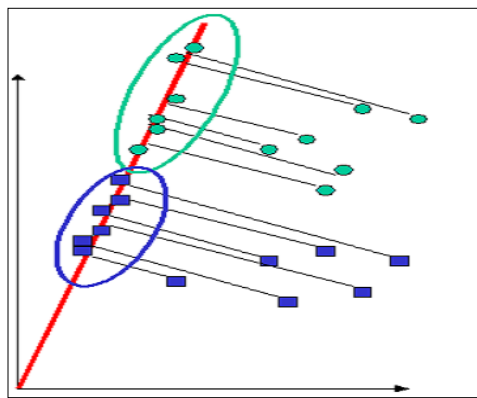


Figure II.12 : Les projections de deux classes de points ("classe 1" et "classe 2") sur les axes principaux construits par la méthode LDA

Ce problème est ramené à un problème de recherche des vecteurs propres de la matrice $S_w^{-1}S_b$. La matrice de transformation de LDA est les m premiers vecteurs propres sont donc ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes (*ULDA*). Cette méthode est utilisée en fusion de données pour distinguer entre les clients et les imposteurs.

II.8 Etapes de l'opération de fusion [20].

Pour un niveau hiérarchique donné, l'opération de fusion s'effectue en plusieurs étapes .

- **Alignement** : l'alignement ou conditionnement ou encore parfois, harmonisation, consiste à définir un espace commun, dans lequel les informations vont être projetées afin d'y être comparables. Cela veut dire que les observations ou les données sont ramenées dans un même référentiel.
- **Corrélation** : cette étape concerne la détermination des relations entre les différentes données.

• **Association ou mise en correspondance** : l'association est l'union des différentes représentations issues des informations multi-sources. Chaque mesure se trouve associée à l'entité correspondante (le résultat de l'étape de corrélation est évidemment utilisé). Cette étape permet aussi de rejeter les données aberrantes suivant un critère sur la matrice de covariance par exemple.

• **Combinaison** : seules les données obtenues après alignement et qui sont en accord avec l'étape d'association sont combinées pour obtenir une meilleure représentation de l'estimation correspondant à l'attribut avec lequel l'étape d'alignement a été réalisée.

En distingué en plus les notions de fusion statique et de fusion dynamique en définissant :

• **Fusion statique** : quand le résultat de l'opération de fusion est obtenu indépendamment des états antérieurs. On exploite alors uniquement les données de l'instant courant.

• **Fusion dynamique** : quand le résultat tient compte des états antérieurs. Tout processus de fusion ayant une formulation itérative rentre dans ce contexte. Cette approche peut être située au même niveau que la fusion temporelle.

II.9 Domaines d'applications de la fusion de données[20].

La fusion de données a d'abord visé l'améliorer de la qualité des réponses aux problèmes posés par les militaires ,il y a approximativement vingt-cinq ans, mais aujourd'hui elle touche énormément de domaines. Voici quelques applications :

• **La télédétection** est une science à part entière avec des applications s'étendant depuis le domaine civil de la surveillance jusqu'aux applications militaires. Elle permet de bénéficier de l'information fournie par des satellites d'observation de la Terre. Les données numériques de ces satellites, présentées sous forme d'images, s'avèrent particulièrement précieuses pour l'évaluation du potentiel territorial et pour la planification dans les secteurs de la forêt, de l'agriculture, de l'environnement, de la géologie et de l'aménagement du territoire.

• La mise au point d'un système de **détection de mines** exploite aussi l'intérêt de la fusion de données.

• **La prévision météorologique** est un autre exemple d'application de la fusion de données ; l'air, les satellites, les avions et les ballons météorologiques fournissent des mesures sur l'état tridimensionnel de l'atmosphère et sur les propriétés de surface du sol et de l'océan. Au sol, des dizaines de milliers de stations mesurent les paramètres météorologiques,

comme la température, le vent, la pression, etc. et les radars suivent les orages et les cellules de pluie. En mer, des bateaux et des bouées automatiques mesurent également les paramètres météorologiques, ainsi que la houle. Toutes ces informations de mesures sont traitées par des experts avec des modèles numériques et de fusion pour faire des prévisions du temps qui sont diffusées par les médias ou utilisées par certaines professions.

- **La biométrie** donne lieu à plusieurs applications de fusion de données avec les différentes modalités biométriques et les systèmes multimodales, identification de visages, vérification de signatures, reconnaissance de la parole.
- **Document et écrit** : reconnaissance de chiffres, reconnaissance de caractères et mots manuscrits, classification des documents.
- **Applications Médicales** : traitement d'images médicales et diagnostic médical.
- **Robotique et véhicules intelligents**.

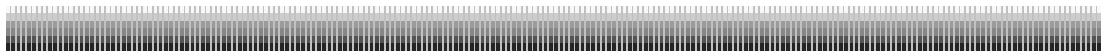
II.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la fusion de modalités, nous avons présenté quatre niveaux de fusion : la fusion au niveau du *capteur*, la fusion au niveau des *caractéristiques*, la fusion au niveau des *décisions* et la fusion au niveau des *scores*. Cette dernière est la technique la plus courante étant donnée sa simplicité d'implémentation et sa grande flexibilité. Nous avons présenté ensuite deux approches de fusions des scores, l'approche à base de classifieurs, et l'approche de combinaison de scores qui est plus performante que la première, cependant elle nécessite une homogénéité des scores provenant de chaque matcher, cela nous amène à étudier les méthodes de normalisation des scores les plus utilisées.

Dans le prochain chapitre, nous allons intéresserons au Support Vector Machine (SVM). puisque ce dernier a été utilisé afin de fusionner les scores de différente modalité biométrique .

Chapter III

Les Machines à Vecteurs de Support(SVM)



III.1 Introduction

Parmi les méthodes à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik, les Machines à Vecteurs de Support (SVM) constituent la forme la plus connue. SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé, elle fut introduite par Vapnik en 1995. Cette méthode est donc une alternative récente pour la classification. Elle repose sur l'existence d'un classificateur linéaire dans un espace approprié. Puisque c'est un problème de classification à deux classes, cette méthode fait appel à un jeu de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle. Elle est basée sur l'utilisation de fonctions dites noyau (kernel) qui permettent une séparation optimale des données. Dans la présentation des principes de fonctionnements, nous schématiserons les données par des « points » dans un plan[21].

III.2 Pourquoi les Machines à Vecteurs de Support (SVM) ?

L'algorithme des machines à vecteurs de support a été développé dans les années 90 par le russe **Vladimir Vapnik**. Initialement, les SVM ont été développés comme un algorithme de classification binaire supervisée. Il s'avère particulièrement efficace de par le fait qu'il peut traiter des problèmes mettant en jeu de grands nombres de descripteurs, qu'il assure une solution unique (pas de problèmes de minimum local comme pour les réseaux de neurones) et il a fourni de bons résultats sur des problèmes réels [22].

L'algorithme sous sa forme initiale revient à chercher une frontière de décision linéaire entre deux classes, mais ce modèle peut considérablement être enrichi en se projetant dans un autre espace permettant d'augmenter la séparabilité des données. On peut alors appliquer le même algorithme dans ce nouvel espace, ce qui se traduit par une frontière de décision non linéaire dans l'espace initial [22].

III.3 Apprentissage statistique et SVM

La notion d'apprentissage étant importante, nous allons commencer par effectuer un rappel. L'apprentissage par induction permet d'arriver à des conclusions par l'examen d'exemples particuliers. Il se divise en apprentissage supervisé et non supervisé. Le cas qui concerne les SVM est l'apprentissage supervisé. Les exemples particuliers sont représentés par un ensemble de couples d'entrée/sortie. Le but est d'apprendre une fonction qui correspond aux exemples vus et qui prédit les sorties pour les entrées qui n'ont pas encore été vues. Les entrées peuvent être des descriptions d'objets et les sorties la classe des objets donnés en entrée [23].

III.4 SVM principe de fonctionnement général

III.4.1 Notions de base: Hyperplan, marge et support vecteur

Pour deux classes d'exemples donnés, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan.

Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points :

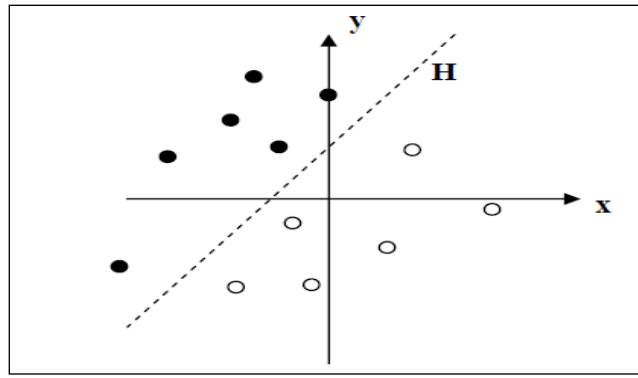


Figure III.1: Exemple d'un hyperplan séparateur [23].

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés **vecteurs de support**.

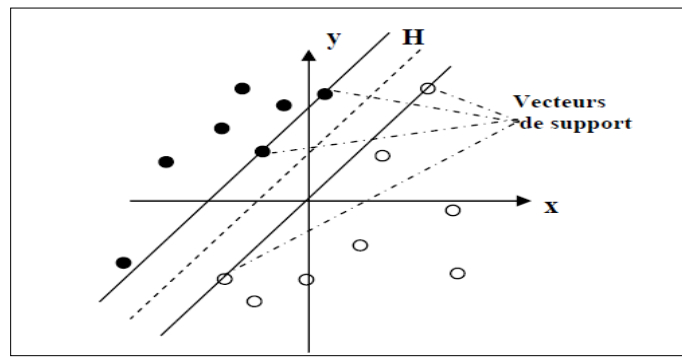


Figure III.2: Exemple de vecteurs de support [23].

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le « plus sûr » .

En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale [21].

On appelle cette distance « **marge** » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de séparateurs à vaste marge [21].

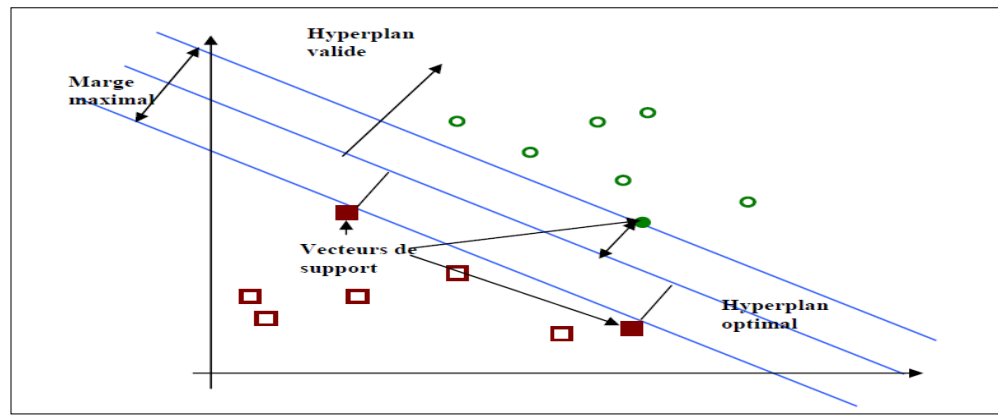


Figure III.3: Exemple de marge maximale (hyperplan valide)[21].

III.4.2 Pourquoi maximiser la marge ?

Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsque l'on classe un nouvel exemple. De plus, si l'on trouve le classificateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples. Dans le schéma qui suit, la partie droite nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple reste bien classé alors qu'il tombe dans la marge. On constate sur la partie gauche qu'avec une plus petite marge, l'exemple se voit mal classé [23].

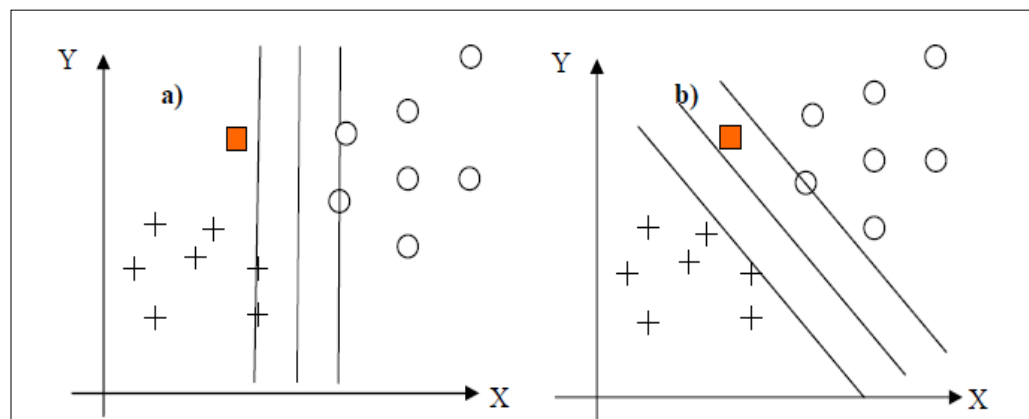


Figure III.4:a) Hyperplan avec faible marge, b) Meilleur hyperplan séparateur [23].

En général, la classification d'un nouvel exemple inconnu est donnée par sa position par rapport à l'hyperplan optimal. Dans le schéma suivant, le nouvel élément sera classé dans la catégorie des « + ».

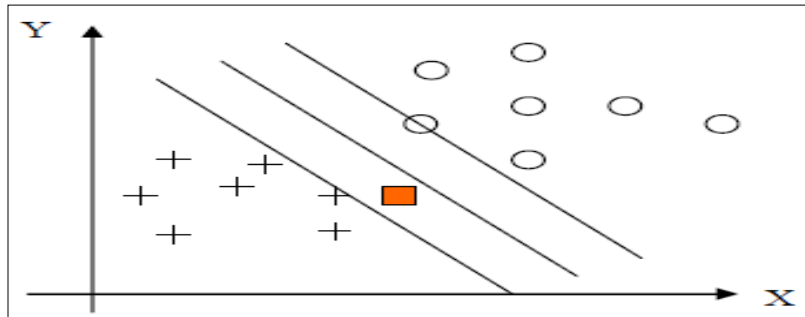


Figure III.5: Exemple de classification d'un nouvel élément [23].

III.4.3 Linéarité et non-linéarité

Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simples de SVM car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables [23].

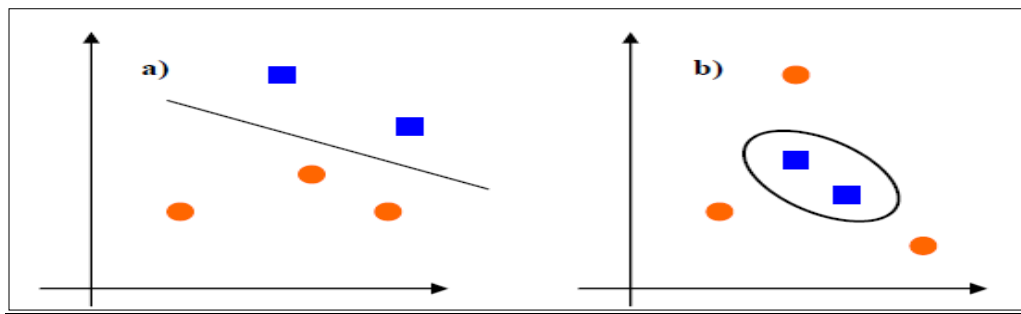


Figure III.6: a) Cas linéairement séparable, b) Cas non linéairement séparable [23].

III.4.4 Cas non linéaire

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelé « espace de redescription ». En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de redescription est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par le schéma suivant [23]:

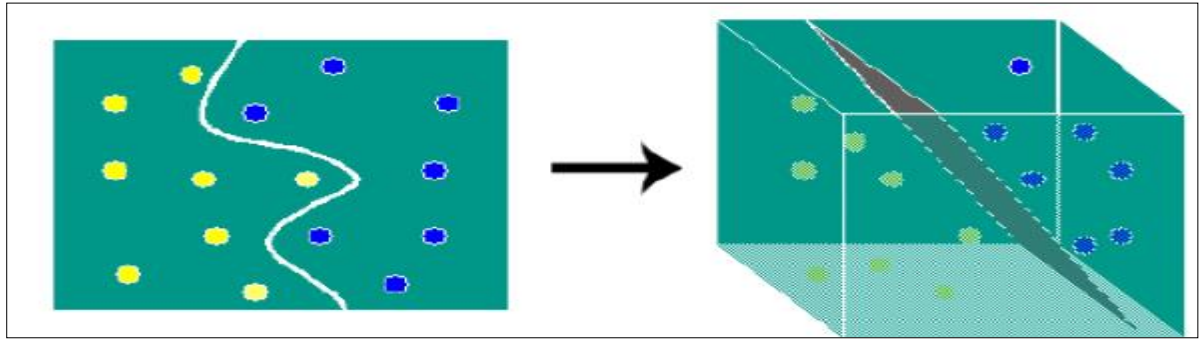


Figure III.7: Exemple de changement de l'espace de données[23].

On a donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description de plus grande dimension. Cette transformation non linéaire est réalisée via une fonction noyau [23].

En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. On peut citer les exemples de noyaux suivants : polynomiale, gaussien, sigmoïde et laplacien [23].

III.4.5 Illustration de transformation de cas non linéaire : le cas XOR

Le cas de XOR n'est pas linéairement séparable, si on place les points dans un plan à deux dimensions, on obtient la figure suivante :

Coordonnées des points : (0,0) ; (0,1) ; (1,0) ; (1,1)

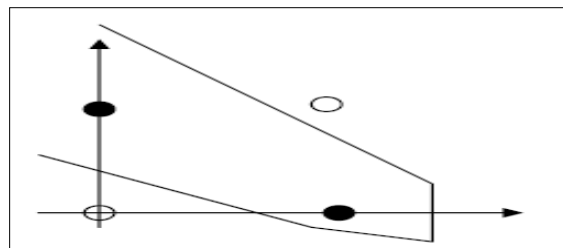


Figure III.8: Illustration de cas non linéairement séparable (le cas XOR) [23].

Si on prend une fonction polynomiale $(x,y) \rightarrow (x,y,x.y)$ qui fait passer d'un espace de dimension 2 à un espace de dimension 3, on obtient un problème en trois dimensions linéairement séparable :

$$(0,0) \rightarrow (0,0,0)$$

$$(0,1) \rightarrow (0,1,0)$$

$$(1,0) \rightarrow (1,0,0)$$

$$(1,1) \rightarrow (1,1,1)$$

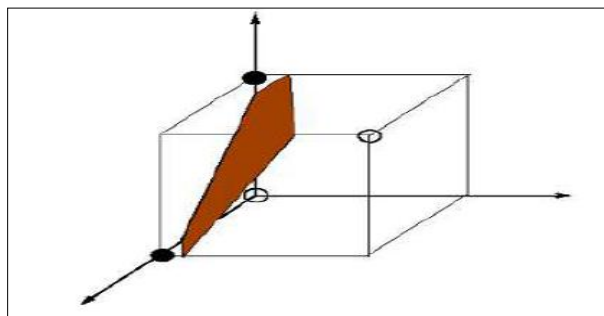


Figure III.9: Illustration de passage d'un espace 2D à un espace 3D [23].

III.5 Fondements mathématiques

Nous allons détailler dans les paragraphes ci-dessous les principes mathématiques sur lesquels repose SVM.

III.5.1 Problème d'apprentissage

On s'intéresse à un phénomène f (éventuellement non déterministe) qui, à partir d'un certain jeu d'entrées x , produit une sortie $y = f(x)$. Le but est de retrouver cette fonction f à partir de la seule observation d'un certain nombre de couples entrée-sortie

$$\{(x_i; y_i) : i = 1, \dots, n\} \text{ afin de « prédire » d'autres évènements.}$$

On considère un couple (X, Y) de variables aléatoires à valeurs dans $X \times Y$.

Seul le cas $Y = \{-1, 1\}$ (classification) nous intéresse ici (on peut facilement étendre au cas $\text{card}(Y) = m > 2$ et au cas $Y = R$). La distribution jointe de (X, Y) est inconnue.

Sachant qu'on observe un échantillon $S = \{(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)\}$ de n copies indépendantes de (X, Y) , on veut: construire une fonction $h : X \rightarrow Y$ telle que $P(h(X) \neq Y)$ soit minimale [21].

Illustration :

Trouver une frontière de décision qui sépare l'espace en deux régions (pas forcément connexes).

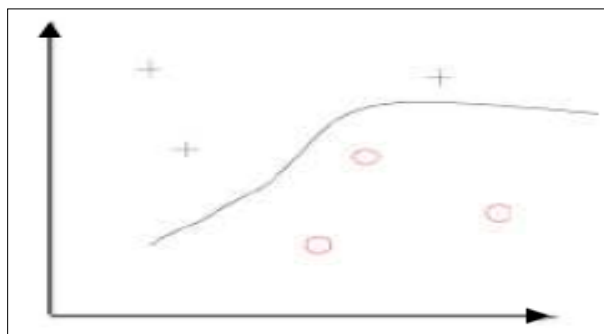


Figure III.10: Problème de détermination de frontière assez éloignée des points de différentes classes [21].

Connaissant h , on peut en déduire la classification des nouveaux points c'est à dire trouver une frontière de décision.

Le problème est de trouver une frontière assez éloignée des points de différentes classes. C'est ce qui constituera l'un des problèmes majeurs de classification grâce aux SVMs [21].

Sur et sous- apprentissage :

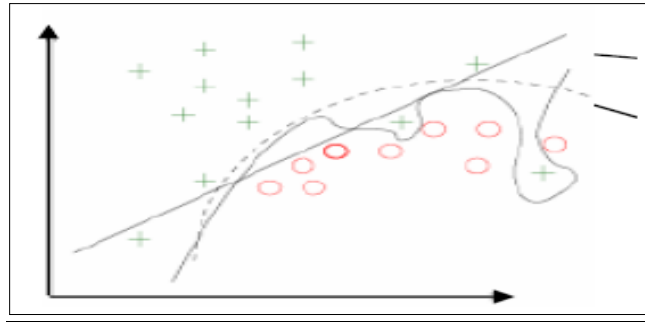


Figure III.11: Illustration des sous et sur apprentissage [23].

Si les données sont générées par un modèle quadratique : Le modèle linéaire est en situation de sous apprentissage Le modèle de haut degré est en situation de sur apprentissage (apprentissage par coeur) Il faut donc trouver un compromis entre adéquation aux données et complexité pour pouvoir généraliser.

III.5.2 Classification à valeurs réelles

Plutôt que de construire directement $h : X \rightarrow \{-1, 1\}$, on construit :

$f : X \rightarrow R$ (ensemble des réels). La classe est donnée par le signe de f ; $h = \text{signe}(f)$.

L'erreur se calcule avec $P(h(X) \neq Y) = P(Yf(X) \leq 0)$. Ceci donne une certaine idée de la confiance dans la classification. Idéalement, $|Yf(X)|$ est proportionnel à $P(Y|X)$. $Yf(X)$ représente la marge de f en (X, Y) . Le but à atteindre est la construction de f et donc h . Nous allons voir comment y parvenir [23].

III.5.2.1 Transformation des entrées

Il est peut être nécessaire de transformer les entrées dans le but de les traiter plus facilement. X est un espace quelconque d'objets. On transforme les entrées en vecteurs dans un espace F (feature space) par une fonction: $\Phi : X \rightarrow F$; F n'est pas nécessairement de dimension finie mais dispose d'un produit scalaire (espace de Hilbert). L'espace de Hilbert est une généralisation de l'espace euclidien qui peut avoir un nombre infini de dimensions. La non linéarité est traitée dans cette transformation, on peut donc choisir une séparation linéaire (on verra plus loin comment on arrive à ramener un problème non linéaire en un problème linéaire classique) [23].

Dès lors, il s'agit de choisir l'hyperplan optimal qui classe correctement les données (Lorsque c'est possible) et qui se trouve le plus loin possible de tous les points à classer.

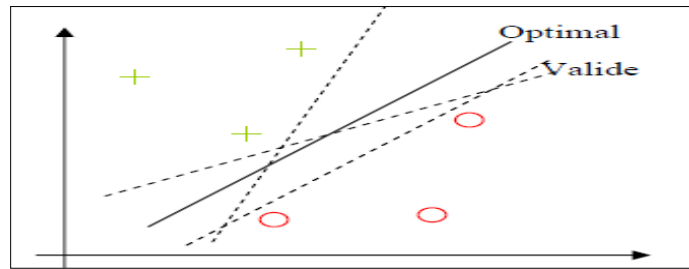


Figure III.12: Exemple de recherche d'un hyperplan optimal [23].

Mais l'hyperplan séparateur choisi devra avoir une marge maximale.

III.5.2.2 Maximisation de la marge

La marge est la distance du point le plus proche à l'hyperplan.

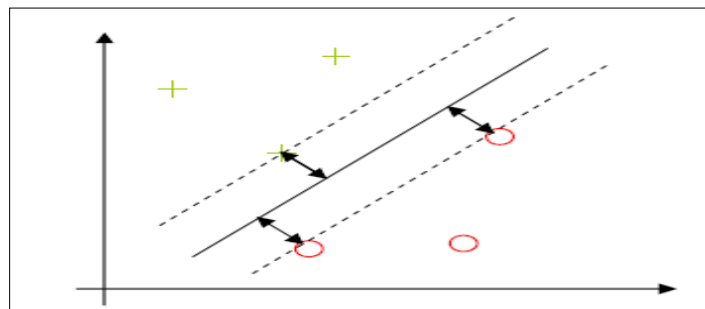


Figure III.13: Illustration de la relation entre marge, points de vecteurs de support et hyperplan optimal [21].

Dans un modèle linéaire (Figure ci-dessus), on a $f(x) = w \cdot x + b$. L'hyperplan séparateur (frontière de décision) a donc pour équation $w \cdot x + b = 0$.

La distance d'un point au plan est donnée par $d(x) = |w \cdot x + b| / \|w\|$. L'hyperplan optimal est celui pour lequel la distance aux points les plus proches (marge) est maximale.

Soient x_1 et x_2 eux points de classes différentes ($f(x_1) = +1$ et $f(x_2) = -1$) $(w \cdot x_1) + b = +1$ et $(w \cdot x_2) + b = -1$ donc $(w \cdot (x_1 - x_2)) = 2$ D'où : $(w / \|w\|) \cdot (x_1 - x_2) = 2 / \|w\|$ [23].

On peut donc en déduire que maximiser la marge revient à minimiser $\|w\|^2$ sous certaines contraintes que nous verrons dans les paragraphes suivants.

III.5.2.3 Problème primal

Un point (x, y) est bien classé si et seulement si $yf(x) > 0$. Comme le couple (w, b) est défini à un coefficient multiplicatif près, on s'impose $yf(x) \geq 1$. On en déduit (en s'appuyant également sur le paragraphe précédent), le problème de minimisation sous contraintes suivantes :

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \forall_i y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 \end{cases}$$

Il peut être en effet plus aisé de minimiser $\|w\|^2$ plutôt que directement $\|w\|$ [21].

III.5.2.4 Problème dual

On passe du problème primal au problème dual en introduisant des multiplicateurs de Lagrange pour chaque contrainte.

Ici on a une contrainte par exemple d'apprentissage :

$$\begin{cases} \max \sum_{i=0}^n \alpha_i \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \\ \forall_i, 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=0}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases}$$

C'est un problème de programmation quadratique de dimension n (nombre d'exemples). On définit ainsi la matrice suivante appelée « *matrice hessienne* » : $(x_i \cdot x_j)_{i,j}$ qui représente la matrice des produits des entrées X (La notation matricielle permettant de résoudre plus facilement le problème en informatique) [23].

On montre que si les α_i^* sont solutions de ce problème alors on a :

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i X_i$$

Seuls les α_i correspondant aux points les plus proches sont non nuls. On parle de vecteurs de support. La fonction de décision associée est donc :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i \cdot x + b$$

Il existe néanmoins des cas où on ne peut pas classer les entrées de façon linéaire [21].

III.5.3 La non linéarité (cas non séparable/ marge molle)

On part du problème primal linéaire et on introduit des variables « ressort » pour assouplir les contraintes:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \\ \forall_i y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i \end{cases}$$

On pénalise par le dépassement de la contrainte.

On en déduit le problème dual qui a la même forme que dans le cas séparable [21]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \sum_{i=1}^n \alpha_i \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \\ \forall_i, 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right.$$

La seule différence est la borne supérieure C sur les α .

III.5.3.1 Fonction noyau (kernel) :

Dans le cas linéaire, on pouvait transformer les données dans un espace où la classification serait plus aisée. Dans ce cas, l'espace de redescription utilisé le plus souvent est \mathbb{R} (ensemble des nombres réels). Il se trouve que pour des cas non linéaires, cet espace ne suffit pas pour classer les entrées. On passe donc dans un espace de grande dimension [21].

$$\Phi: \begin{array}{l} \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{F} \\ x \rightarrow \Phi(x) \end{array}$$

Avec $\text{card}(\mathbb{F}) > d$.

Exemple:

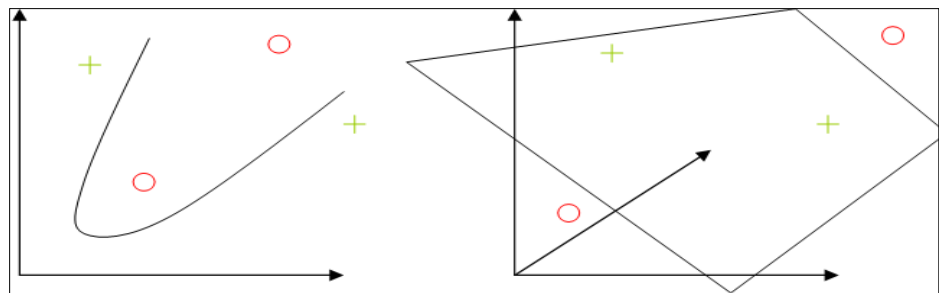


Figure III.14: Illustration de passage à \mathbb{R}^3 [21]

Le passage dans $\mathbb{F} = \mathbb{R}^3$ rend possible la séparation linéaire des données. On doit donc résoudre :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \sum_{i=1}^n \alpha_i \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \\ \forall_i, 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{array} \right.$$

Et la solution a la forme:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) + b$$

Le problème et sa solution ne dépendent que du produit scalaire $\varphi(x) \cdot \varphi(x')$.

Plutôt que de choisir la transformation non-linéaire $\varphi : X \rightarrow F$, on choisit une fonction $K: X \times X \rightarrow \mathbb{R}$ (nombres réels) appelée fonction noyau.

Elle représente un produit scalaire dans l'espace de représentation intermédiaire. Du coup k est linéaire (ce qui nous permet de faire le rapprochement avec le cas linéaire des paragraphes précédents). Cette fonction traduit donc la répartition des exemples dans cet espace $k(x, x') = \Phi(x) \cdot \Phi(x')$. Lorsque k est bien choisie, on n'a pas besoin de calculer la représentation des exemples dans cet espace pour calculer Φ .

Exemple:

Soit $x = (x_1, x_2)$ et $\Phi(x) = (x_1^2, \sqrt{2} x_1 x_2, x_2^2)$

Dans l'espace intermédiaire, le produit scalaire donne

$$\begin{aligned} \Phi(x) \cdot \Phi(x') &= x_1^2 x_1'^2 + 2 x_1 x_2 x_1' x_2' + x_2^2 x_2'^2 \\ &= (x_1 x_1' + x_2 x_2')^2 \\ &= (x \cdot x')^2 \end{aligned}$$

On peut donc calculer $\Phi(x) \cdot \Phi(x')$ sans calculer φ : $k(x, x') = (x \cdot x')^2$. k représentera donc le noyau pour les entrées correspondantes mais devra néanmoins remplir certaines conditions.

III.5.3.2 Condition de Mercer

Une fonction k symétrique est un noyau si $(k(x_i, x_j))_{i,j}$ est une matrice définie positive. Dans ce cas, il existe un espace F et une fonction φ tels que :

$$k(x, x') = \varphi(x) \cdot \varphi(x') \quad [21].$$

Problèmes :

- Cette condition est très difficile à vérifier
- Elle ne donne pas d'indication pour la construction de noyaux
- Elle ne permet pas de savoir comment est φ

Exemples de noyaux:

- Linéaire $k(x, x') = x \cdot x'$
- Polynomiale $k(x, x') = (x \cdot x')^d$ ou $(c + x \cdot x')^d$
- Gaussien $k(x, x') = e^{-\|x-x'\|^2/\sigma}$
- Laplacien $k(x, x') = e^{-\|x-x'\|^1/\sigma}$ [21].

On remarque en général que le noyau gaussien donne de meilleurs résultats et groupe les données dans des paquets nets. En pratique, on combine des noyaux simples pour en obtenir de plus complexe [23].

III.5.4 Temps de calcul et convergence

III.5.4.1 Complexité

Nous allons évaluer la complexité (temps de calcul) de l'algorithme SVM. Elle ne dépend que du nombre des entrées à classer (d) et du nombre de données d'apprentissage (n).

On montre que cette complexité est polynomiale en n .

$$dn^2 \leq \text{Complexité} \leq dn^3 \quad \text{Taille de la matrice hessienne} = n^2$$

En effet, on doit au moins parcourir tous les éléments de la matrice ainsi que toutes les entrées. Pour un très grand nombre de données d'apprentissage, le temps de calcul explose. C'est Pourquoi les SVMs sont pratiques pour des « petits » problèmes de classification

III.5.4.2 Pourquoi SVM marche?

Les noyaux précédents qui sont les plus utilisés, remplissent les conditions de Mercer (facile à vérifier une fois qu'on a le noyau).

Normalement, la classe (le nombre) des hyperplans de R^d est de $dH = d + 1$. Mais la classe des hyperplans de marge $1/\|w\|$ tels que $\|w\|^2 \leq c$ est bornée par:

$$dH \leq \text{Min}(R^2c, d)+1 \quad \text{Où}$$

R est le rayon de la plus petite sphère englobant l'échantillon d'apprentissage S Donc dH peut être beaucoup plus petit que la dimension d de l'espace d'entrée X ; il est donc toujours possible d'en trouver un c'est la raison pour laquelle [23].

III.6 Les domaines d'applications

SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que :

- le traitement d'image
- la catégorisation de textes
- le diagnostics médicales
- ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions.

La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension conséquente. L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions. Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage.

L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale. Si la mise en oeuvre d'un algorithme de SVM est en général peu coûteuse en temps, il faut cependant compter que la recherche des meilleurs paramètres peut requérir des phases de test assez longues [23].

III.7 Les avantages & les inconvénients

Les avantages :

SVM est une méthode de classification intéressante car le champ de ses applications est large, parmi ses avantages nous avons :

- Un grand taux de classification et de généralisation par rapport aux méthodes classiques.
- Elle nécessite moins d'effort pour designer l'architecture adéquate (petit nombre de paramètre à régler ou à estimer).
- La résolution du problème est convertie en résolution d'un problème quadratique convexe dont la solution est unique et donnée par des méthodes mathématiques classiques de programmation quadratique.

Inconvénients :

- L'inconvénient majeur du classificateur SVM est qu'il est désigné ou conçu pour la classification binaire (la séparation entre deux classes une +1 et l'autre -1) [24].

III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tenté de présenter de manière simple et complète le concept de système d'apprentissage introduit par Vladimir Vapnik, les Machines à Vecteurs de Support. Nous avons donné une vision générale et une vision purement mathématiques des SVM.

Cette méthode de classification est basée sur la recherche d'un hyperplan qui permet de séparer au mieux des ensembles de données. Nous avons exposé les cas

linéairement séparable et les cas non linéairement séparables qui nécessitent l'utilisation de fonction noyau (kernel) pour changer d'espace. Cette méthode est applicable pour des tâches de classification à deux classes, mais il existe des extensions pour la classification multi classe.

Nous nous sommes ensuite intéressés aux différents domaines d'application. Il existe des extensions que nous n'avons pas présentées, parmi lesquelles l'utilisation des SVM pour des tâches de régression, c'est-à-dire de prédiction d'une variable continue en fonction d'autres variables, comme c'est le cas par exemple dans la prédiction de consommation électrique en fonction de la période de l'année, de la température, etc.

Le champ d'application des SVM est donc large et représente une méthode de classification intéressante.

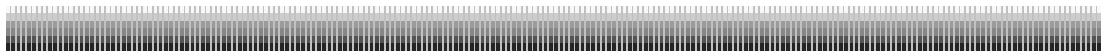


Partie pratique



Chapter IV

Implémentation et discussions



IV.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons parler des différents critères pris en compte lors de la conception de notre application, nous allons détailler l'implémentation structurelle ainsi que les différents concepts et approches informatiques utilisées pour la mise en œuvre de notre système, on se présente les outils de développement (l'environnement Matlab, les bases de données multimodales), donner un aperçu global sur tous les traitements qui peuvent avoir lieu à travers un organigramme, qui facilite la compréhension de notre application, décomposer chaque cas à part, et enfin évaluer le système à travers les courbes DET et ROC selon les résultats obtenues.

IV.2 L'évaluation des performances du système

Pour évaluer les performances de notre système biométrique. On utilise le critère de taux d'erreur FAR, FRR et EER, et les courbes de performance DET et ROC. Les taux d'erreur sont considérés comme des points de fonctionnement nécessaires pour définir un seuil de décision qui sera par suite utilisé par le système pour décider si la personne réclamée doit être rejetée ou acceptée. Les courbes sont utilisées pour visualiser et directement comparer la performance des systèmes biométriques monomodaux ou multimodaux.

IV. 2.1 Les taux d'erreur

Les erreurs de décision des systèmes biométrique sont de deux types [16] :

- **Fausses Acceptations (FA):** si le système déclare l'individu comme étant le client alors que c'est un imposteur.
- **Faux Rejets (FR):** si le système rejette l'individu alors que c'est le client.

Les versions normalisées de FA et FR sont le taux de fausse acceptation ("False Acceptance Rate" ou FAR) et le taux de faux rejet ("False Rejection Rate" ou FRR) respectivement.

- **Taux de fausse acceptation (FAR):** nombre de Fausses Acceptations divisé par le nombre de tests Imposteur dans la base de score (NI).
- **Taux de Faux Rejets (FRR):** nombre de Faux Rejets divisé par le nombre de tests Client dans la base de score (NC).
- **Taux d'égalité d'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.

Voici l'algorithme utilisé pour les calculs du taux FAR et FRR:

```

    cptFR ← 0
    cptFA ← 0
    Pour chaque scoreTest dans la distribution des scores
    des vrais clients faire :
    Si le scoreTest < Seuil
    cptFR++
    Pour chaque scoreTest dans la distribution des scores
    des imposteurs faire :
    Si le scoreTest > Seuil
    cptFA++
    TFR ← cptFR / nbTestclients
    TFA ← cntFA / nbTestImposteurs
  
```

• **Le calcul du seuil optimal et le taux d'erreur du système :**

Le calcul du seuil optimale se fait par un balayage de tous les seuils entre une marge donnée, cette marge est prise égale à [Max des scores imposteur, Min des scores clients].

Pour chaque seuil, nous calculons la fonction du coût correspondante. Parmi tous les seuils essayés, nous choisissons celui qui nous a donnée une fonction de coût minimale, que nous l'appelons le EER.

Voici l'algorithme utilisé:

```

Tab_TFA ← [ ] ;
Tab_TFR ← [ ] ;
//les deux tableaux qui contiendront les TFA et TFR lors des variations du
// seuil u, nous les utilisons pour calculer la fonction du coût
//correspondante à chaque valeur de u.
// Sclt désigne l'ensemble des scores clients et Simp désigne celui des imposteurs.
Pour u allant de Min(Simp) à Max(Sclt) faire
nbFR ← 0 ; // nombre de faux rejets
nbFA ← 0 ; // nombre de fausses acceptations
Pour chaque score Stest dans l'ensemble Sclt :
Si Stest < u alors : nbFR++ ;
Pour chaque score Stest dans l'ensemble Simp :
Si Stest > u alors : nbFA++ ;
Tab_TFR ← [Tab_TFR FR];
Tab_TFA ← [Tab_TFA FA];
Fin Pour
EER ← Min((Tab_TFR+ Tab_TFA)/2);
Le seuil optimal prend la valeur de u correspondante à l'itération qui a donné le EER.

```

IV. 2.2 Les courbes de performance

Les courbes de performances permettent de représenter visuellement les performances d'un système biométrique pour toutes les valeurs du seuil sans fixer un seuil a priori :

- **ROC (Receiver Operating Characteristic)** : La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est un outil très fréquent lorsqu'on veut évaluer un système de vérification biométrique. Elle représente la variation du taux de vérification GAR (genuine acceptance rate) ou bien 100-FAR en fonction du FRR(%).

Les courbes ROC sont seuil indépendant, permettant une comparaison des performances des différents systèmes dans des conditions similaires, ou d'un seul système dans des conditions différentes [12].

- **DET (Detection Error Tradeoff)** : DET (Detection Error Trade-off) représentent le taux FAR (%) en fonction du taux FRR (%). Plus la courbe DET est asymptotique aux grandes valeurs des deux axes et proche de l'origine, plus le système considéré a de bonnes performances. Concernant celle-ci le point le plus intéressant est l'EER (Equal Error Rate)

qui correspond au point où les taux FRR et FAR sont égaux. Il correspond aussi à un choix de seuil qui est indépendant de l'utilisation du système [13].

IV. 3 Implémentation et réalisation

IV. 3.1 Base de données biométrique multimodales

Pour l'évaluation des systèmes biométriques multimodales, il existe dans la littérature plusieurs bases de données biométriques multimodales (Benchmark), parmi lesquelles on peut citer :

IV. 3.1.1 La base XM2VTS: C'est une base multimodale développée au sein du projet européen ACTS, elle contient des images fixes, des séquences vidéo et des images faciales 3D de 295 personnes. Elle est utilisée pour la vérification d'identité. La base de données XM2VTS a été réalisée sur une longue période ce qui a permis d'obtenir plusieurs images d'une même personne et donc une grande variabilité d'apparence (changement de coiffure, présence et/ou absence de lunettes, etc). Par contre, seules les expressions neutres ont été considérées. La base de données XM2VTS contient 4 sessions. Une session "parole" où les personnes regardent vers le bas en lisant une phrase phonétiquement équilibrée. Une image de visage avec une bouche fermée a été choisie.

Deux sessions avec et sans lunettes ont été acquises pour des sujets qui portent régulièrement des lunettes. La quatrième session correspond à une acquisition 3D de visages. Pour la tâche de vérification, un protocole standard d'estimation de performances a été développé. Appelé «Lausanne protocol splits randomly», il consiste à séparer les individus en deux classes, client et imposteur. Le groupe client contient 200 sujets, alors que le groupe imposteur est divisé en 25 imposteurs pour l'évaluation et 70 imposteurs pour le test. Huit images des quatre sessions sont utilisées.

La base de données est divisée en trois ensembles : **apprentissage, évaluation et test** :

L'ensemble apprentissage permet de construire les modèles de clients.

L'ensemble test est utilisé pour calculer les scores des clients et des imposteurs.

En fonction de ces scores, un seuil est choisi afin de déterminer si une personne est acceptée ou non. D'après le protocole de *Lausanne* le seuil est choisi telle manière à ce que l'ensemble de test satisfasse certains niveaux de performances. Finalement l'ensemble test est sélectionné pour simuler un scénario d'authentification réel où l'identité de l'imposteur est inconnue au système.

Enfin, l'ensemble évaluation est aussi utilisé pour les expériences de fusion pour l'apprentissage.

IV. 3.1.2 NIST :

Cette base est constituée de locuteurs qui ont enregistré chacun une session de deux minutes de parole et une dizaine de segments qui vont servir pour effectuer des tests. La durée des segments de test varie de 3 secondes à 60 secondes. Deux combinés téléphoniques (électret, carbone) ont été utilisés pour enregistrer cette base. La base est divisée en 4 ensembles complètement disjoints. Les deux premiers ensembles, pour le développement et l'évaluation, contiennent chacun 100 locuteurs appelés clients dont 50 femmes et 50 hommes. Le troisième ensemble est utilisé pour apprendre 4 modèles indépendants du locuteur et dépendants du sexe et du combiné téléphonique utilisant environ 50 locuteurs pour chaque modèle. Ces modèles sont appelés modèles du monde.

Le dernier ensemble a été utilisé pour réaliser des accès pseudo-imposteurs. Cet ensemble est composé de 4 sous-ensembles d'environ 50 locuteurs chacun qui sont de même sexe et de même combiné téléphonique. Sur l'ensemble de développement, nous avons 5609 tests dont 519 sont des accès clients et 5190 sont des accès imposteurs. L'ensemble d'évaluation contient 4980 tests dont 490 sont des accès clients et 4490 sont des accès imposteurs.

IV. 3.1.3 BANCA (melakh) :

La base de données BANCA est une base qui contient deux modalités (visage et voix) [55]. Deux types d'acquisition ont été effectués pour cette base : une acquisition des images et de la voix en haute définition et une acquisition en mode dégradé. Les personnes ont été enregistrées selon trois scénarios différents (contrôlés, dégradés et non contrôlés) comme présentés sur la figure 3.9, lors de 12 sessions différentes (4 sessions par scénario).

Ces acquisitions s'étalent sur trois mois. Au total, les modalités de 208 personnes ont été capturées, la moitié sur des hommes et la moitié sur des femmes. Les données disponibles pour la communauté scientifique sont celles acquises sur 52 personnes, dont 26 sont des femmes et 26 sont des hommes. [09]

IV.3.1.4 TIMIT :

La base TIMIT est une base de parole non bruitées enregistrées en utilisant des microphones de bonne qualité et avec une fréquence d'échantillonnage de 16 KHZ, nous avons utilisé les paroles des 100 locuteurs de cette base ; chaque locuteur prononce 10 phrases, les 8 premières phrases sont utilisées pour la phase d'apprentissage et les deux dernières phrases sont utilisées lors de la phase de test (caractéristiques du système). [09]

IV. 3.2 L'organigramme de notre système de fusion biométrique multimodale :

L'organigramme suivant représente les différentes étapes suivies dans la réalisation de notre système de fusion biométrique multimodale.

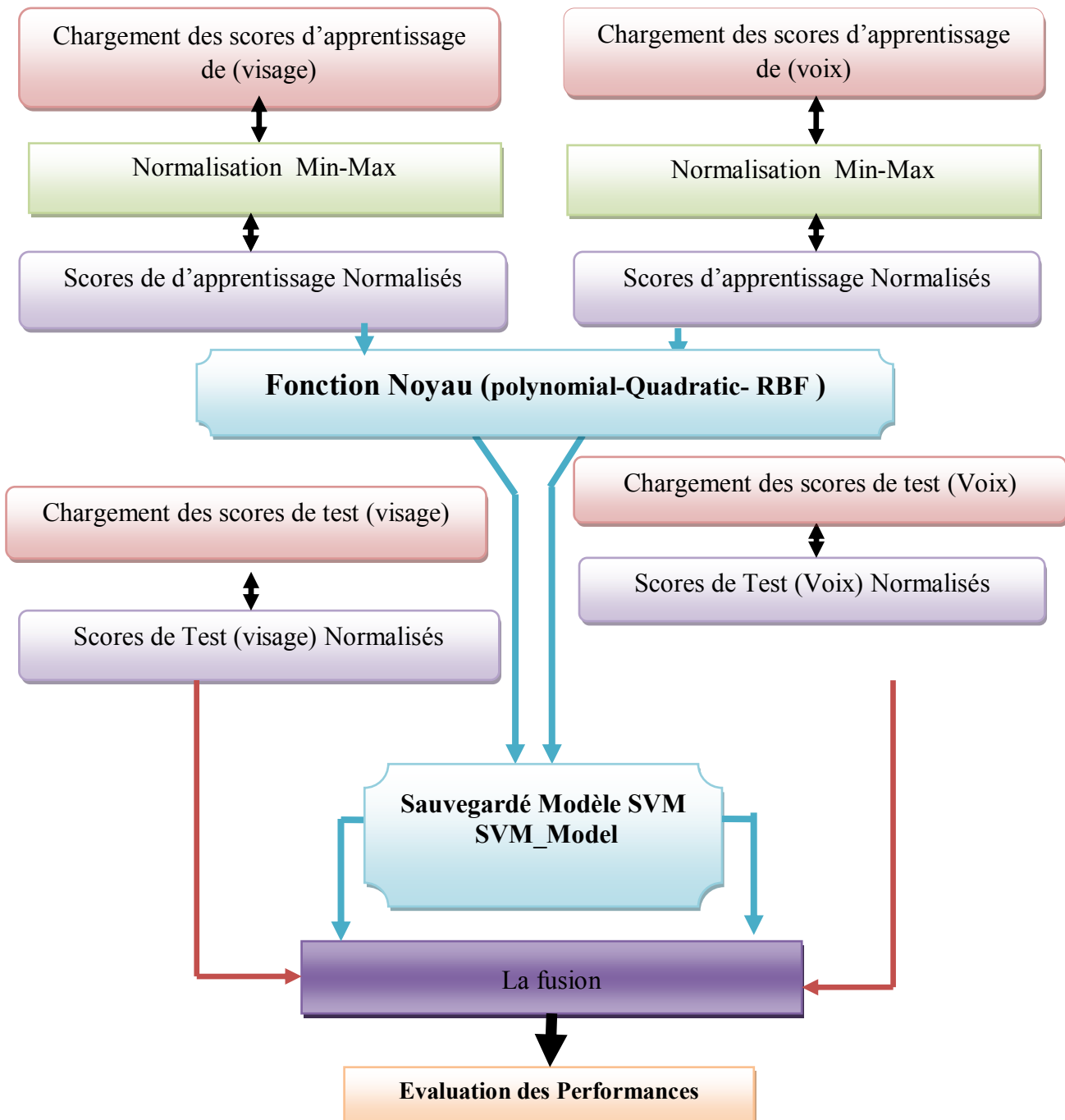


Figure IV.1: Organigramme de notre processus de fusion biométrique multimodale

IV.4 Environnement du travail :

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

IV.4.1 Environnement matériel

Afin de mener à bien ce projet, il a été mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes :

Un ordinateur Sony avec les caractéristiques suivantes :

Processeur : Intel® core(TM) i5-3470 CPU @ 3.20Ghz.

RAM: 8.00 Go de RAM.

DisqueDur: 500 Go.

OS: Microsoft Windows 7 64bits.

IV.4.2 Outils de développement

Nous avons eu recours lors de l'élaboration de notre système à Matlab que nous présenterons ci-dessous.

MATLAB est un langage de calcul scientifique de haut niveau et un environnement interactif pour le développement d'algorithmes, la visualisation et l'analyse de données, ou encore le calcul numérique (MATLAB veut dire MATrix LABoratory).

En utilisant MATLAB, nous pouvons résoudre des problèmes de calcul scientifique plus rapidement qu'avec les langages de programmation traditionnels.

Le langage MATLAB met à la disposition du développeur les opérations vectorielles et matricielles, fondamentales pour les problèmes d'ingénierie et scientifiques. Il permet un développement et une exécution rapide.

Avec le langage MATLAB, nous pouvons programmer et tester des algorithmes plus rapidement qu'avec les langages traditionnels, car il n'est pas nécessaire d'effectuer les tâches de programmation de bas niveau, comme la déclaration des variables, la spécification des types de données et l'allocation de la mémoire.

Les GUIs de MATLAB, permettent à l'utilisateur de programmer des interfaces graphiques interactives afin de présenter ses résultats.

IV.5 Phase de développement :

Notre système de fusion est divisé en deux phases principales, l'une d'apprentissage et l'autre de test.

IV.5.1 Phase d'apprentissage(Fenêtre d'accueil) :

Dans cette phase, le système charge les bases de données de chaque modalité (visage et voix) qui contient des scores, et voici l'algorithme qui différencier entre les scores des clients et ceux des imposteurs :

```

ScoreImposteur ← {}   ScoreClient ← {}
Pour i=1, nbrPersonne dans le système
    ScoreClient += Proclamer (i, i)
    Pour j=1, nbrPersonne dans le système avec (j ≠i)
        ScoreImposteur += Proclamer (i, j)
    Fpour
Fpour

```

Avec : Proclamer (i, j) donne le score du client i avec le client j.

Aussi, à cette phase on définit les différents paramètres d'apprentissage.

L'interface générale de notre application donne quelques fonctionnalités de base nécessaire pour la fusion biométrique multimodale au niveau des scores, ainsi que l'évaluation des systèmes biométriques.

La figure suivante montre notre interface spécifique à la phase d'apprentissage.

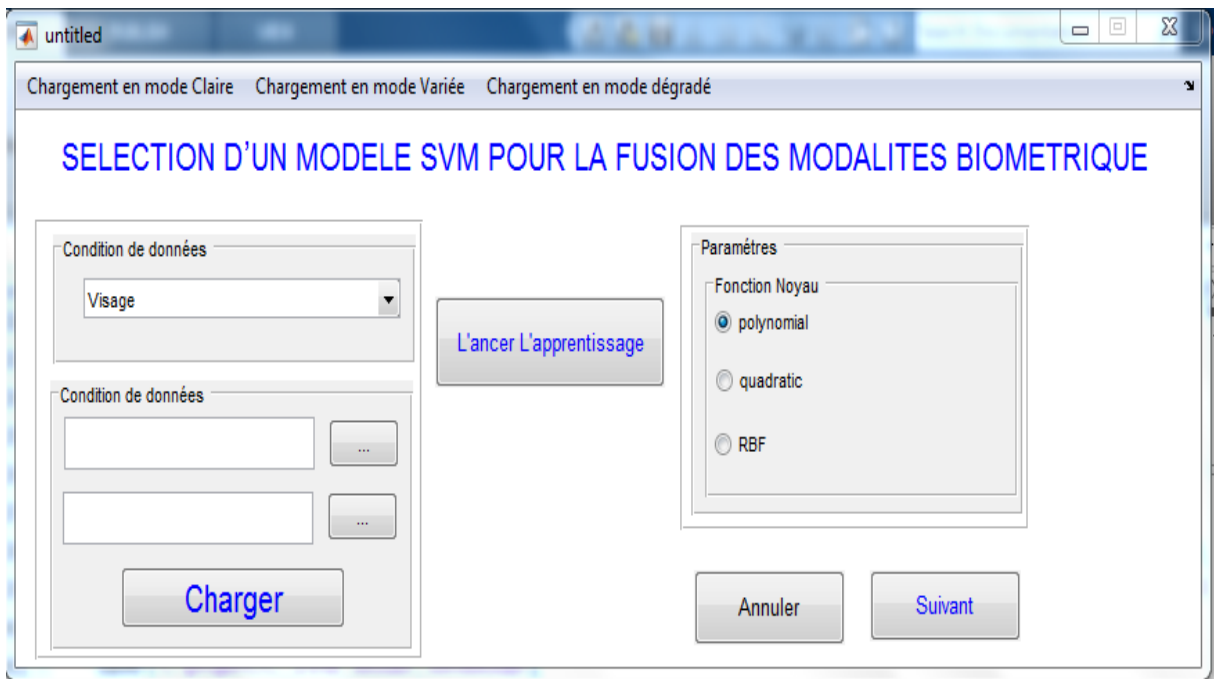


Figure IV.2: L'interface de Phase d'apprentissage

Pour réaliser l'apprentissage il faut faire la suite :

- 1- Charger les données (Visage, Voix).
- 2- choix des techniques de fusion (La fonction noyau SVM)
- 3- Lancer l'apprentissage.

IV.5.1.1 Choix de qualité de données :

Dans notre système utilisé les (**données propres**).

Les scores des deux modalités de visage et de voix ont été extraits à partir des Bases de données **XM2VTS** (images propres de visage) et **TIMIT** (discours propres voix) respectivement. Ces scores représentent un nombre total de **140** clients et **19460** (c.-à-d. $140 \times [140-1]$) d'imposteurs pour la phase d'apprentissage. Le nombre correspondant de clients et d'imposteurs utilisés dans la phase de test est **140** et **19460** respectivement.

IV.5.1.2 Choix de la méthode de normalisation :

Les scores d'apprentissage et de test doivent être représentés dans l'intervalle $[0, 1]$, pour ceci, nous appliquons la technique de la normalisation **Min-Max** sur les scores de départ des deux modalités.

IV.5.1.3 Choix de technique de fusion

Dans cette partie nous allons évaluer les performances des systèmes biométriques monomodaux (visage et empreinte digitale) et le système multimodal qui s'appuie sur la combinaison des scores de ces deux technologies biométriques.

On utilise la méthode de fusion SVM, alors on définit les paramètres nécessaires de cette méthode, tel que : la fonction noyau (linéaire, polynomial ou Gaussien RBF) pour trouver le meilleur hyperplan séparateur.

Le classificateur de SVM est formé à partir ces paramètres, et engendré un modèle SVM, qui est sauvegardé pour être employé dans la phase suivante (phase de test).

IV.5.2 Phase de test :

La figure suivante présente notre interface spécifique à la phase de test.

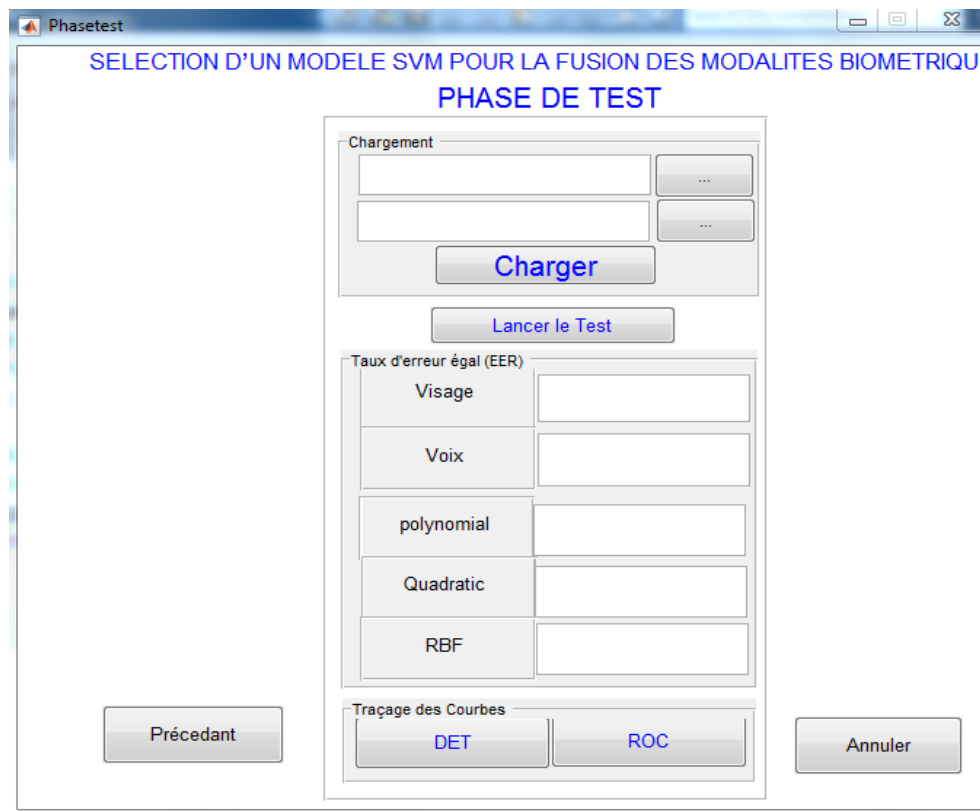


Figure IV.3: L'interface de test

Pour l'évaluation du système, le classificateur de SVM emploie le modèle de SVM obtenu dans la phase précédente pour classifier les scores normalisés de test des deux modalités biométrique. Les résultats obtenus en termes de courbes de DET et de ROC.

IV.6 Résultats et discussion

Dans cette section, on discute les résultats obtenus en utilisant des critères biométriques généralement utilisés d'une évaluation des performances, deux courbes sera visualisé DET et ROC.

Le **tableau IV.1** montre les taux d'erreur égaux (EERs) obtenus par SVM, en utilisant les deux différents scores biométriques (visage et voix), où cette technique de fusion a été utilisée différent fonction noyau (polynomial, quadratic, rbf) .

Système monomodal		Système multimodal (fusion des scores des modalités visage et Voix par la méthode SVM)		
		la fonction noyau		
Visage (XM2VTS)	Voix (TIMIT)	polynomial	Quadratic	RBF
EER =3.57 %	EER =2.55 %	EER =0.046 %	EER =0.036 %	EER =0.03 %

Tableau IV.1 : Les différents taux d'erreur égaux (EERs) pour la fusion de Fonction noyau SVM différent.

En comparant les résultats montrés dans le tableau ci-dessus, on peut remarquer que l'utilisation de la technique SVM pour la fusion des scores mène à une amélioration significative et diminuer considérablement l'erreur de vérification (EER).

On peut aussi constater que l'EER de fusion est mieux que ce obtenu par le meilleur système monomodal (¶visage avec EER égal à **3.57%** et Voix avec EER égal à **2.55%**). Cette amélioration d'EER est significative et lui souligne l'avantage des systèmes biométrique multimodaux. Ce qui prouve que, SVM est une technique efficace dans la convergence vers les meilleures décisions. Les meilleurs résultats sont ceux obtenus par la fonction Noyau RBF qui donne un taux d'erreurs égales EER = **0.003 %**.

Les taux EER des différentes fonction noyau SVM sont résumés dans courbes ROC et les courbes ROC de chaque système d'authentification sont illustrées sur la figure :

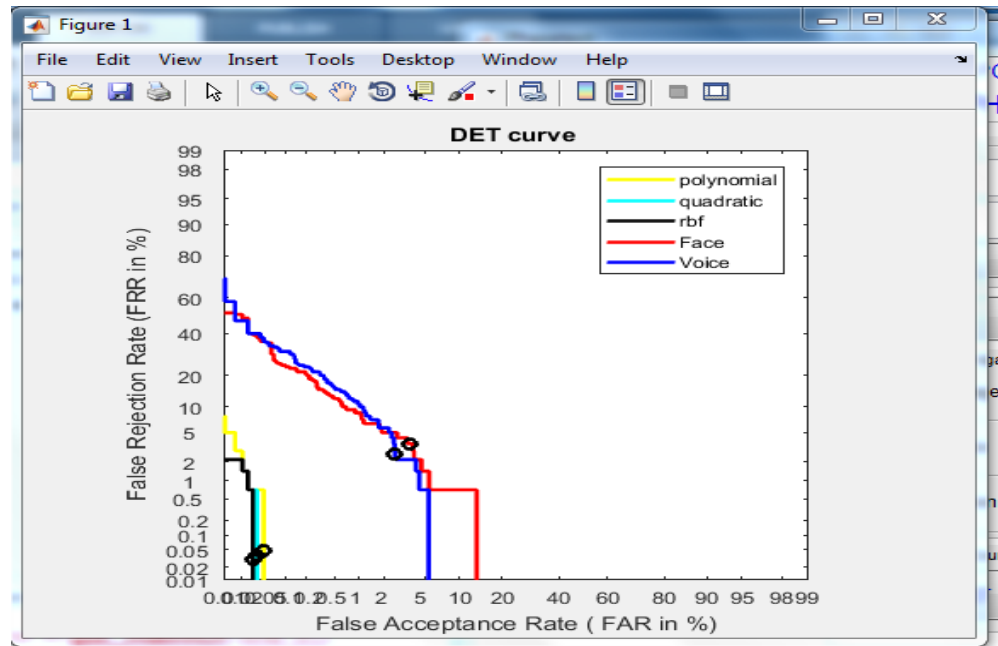


Figure IV.4:
Les courbes DET pour pour la meilleure combinaison «règle de fusion(Fonction noyau)»

Les différentes courbes nous donnent de bons résultats pour la représentation des moments pour le noyau Gaussien RBF 0.03%, qui donne aussi 0.036% pour la représentation par la fonction noyau Quadratic et 0.46 pour la fonction polynomiale.

Dans les courbes de DET présentées sur la Figure IV.4, on peut noter qu'afin d'avoir un taux d'erreur minimal, le but principal de la fusion biométrique est de faire pour apporter la courbe plus près du point d'origine correspond à (0, 0), par conséquent, plus la courbe est près de ce point, plus le système biométrique est fiable. Dans les courbes de ROC présentées sur la Figure IV.5, le point optimal est en haut à gauche de la courbe.

Selon ces courbes, il est clair que le système biométrique monomodal soit toujours moins performant que leur équivalent multimodal. On peut voir que la technique de fusion SVM donne une meilleure performance par rapport aux systèmes biométriques unimodaux.

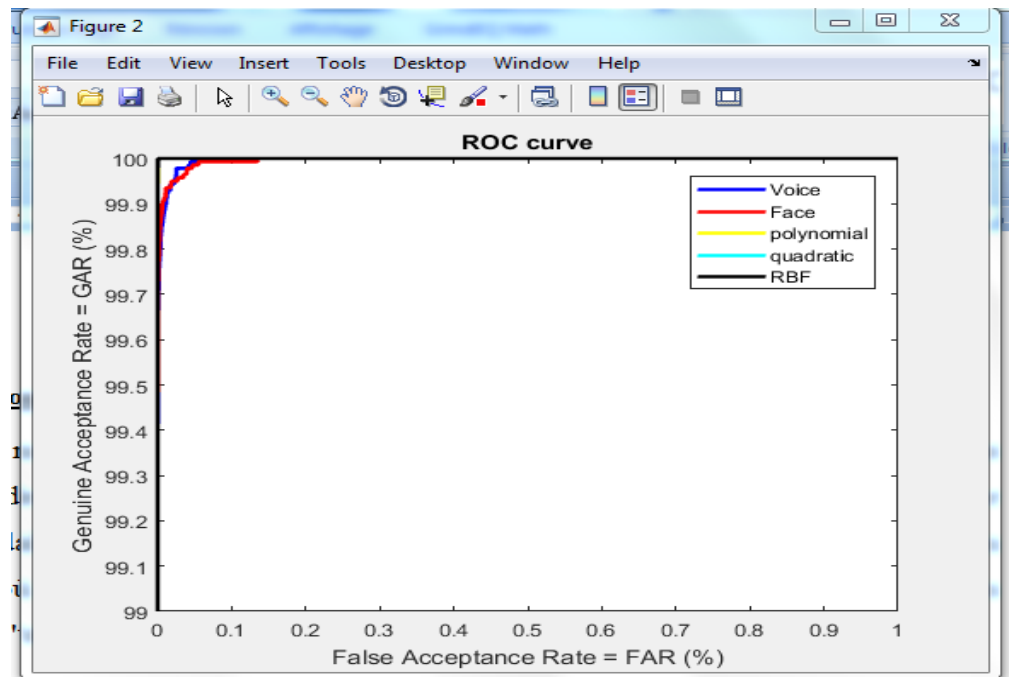


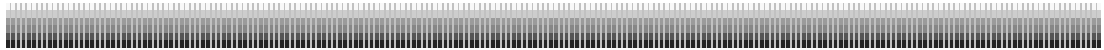
Figure IV. 5 : Courbes ROC pour la meilleure combinaison «règle de fusion(Fonction noyau)».

D'ailleurs, nous nous remarquons qu'après la soumission des scores au processus de règle fusion SVM (fonction noyau RBF), on obtient des améliorations considérables sur les performances du système biométrique multimodal (EER égal à **0.03 %**), et ceci peut être expliqué par l'efficacité du mécanisme de fonction noyau RBF, où il peut supprimer les scores des imposteurs de ceux des clients correspondant. Donc, l'utilisation RBF(SVM) sur la phase apprentissage est rentable.

IV.7 Conclusion

Les tests réalisés confirment non seulement l'importance de la fusion biométrique mais aussi la robustesse et l'efficacité du nouveau système résultant (système biométrique multimodal) où les systèmes unimodaux ont eu une chute de performances.

Conclusion générale



Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au problème de la fusion au niveau des scores dans un système qui combine deux modalités biométrique (visage et voix), en utilisant la méthode de classification SVM. Les scores correspondants aux deux modalités passent par une étape de normalisation pour qu'ils puissent être fusionnés.

Le but du SVM est donc de trouver un séparateur optimal qui minimise l'erreur de classification sur la base d'apprentissage, mais qui sera également performante en généralisation sur la base de test. L'idée directrice de notre étude est la fusion des scores des deux modalités en utilisant le classifieur de type SVM.

En effet, notre application est constituée de deux différentes phases :

- D'un côté, une phase d'apprentissage, qui nous permet de régler les différents paramètres spécifiques à l'apprentissage tel que les paramètres de la méthode SVM, la technique de normalisation (Min-Max, ...etc.).
- De l'autre côté, une phase de test, qui offre la possibilité de chargement des bases et d'évaluer et comparer notre système en terme d'EER, ainsi les courbes DET et ROC.

Pour cela, l'évaluation de notre système a été effectuée sur des bases de scores multimodales publiquement disponibles: XM2VTS, TIMIT.

Les résultats de ce travail montrent que la méthode de fusion utilisée (SVM), est une méthode robuste et efficace où le taux d'égalité résultant (ERR de fusion) est optimisé par rapport aux EER des autres modalités.

La contribution de notre travail réside dans la diminution d'EER de fusion en prenant compte les paramètres du modèle SVM, ce qui conduit à un système multimodal plus performant que les deux systèmes biométrique unimodaux.

Les Perspectives :

Ce que nous avons présenté dans ce mémoire débouche sur plusieurs perspectives :

1. Une extension de ce travail peut être réalisée en intégrant des systèmes d'acquisition des images et des voix, pour éviter que ces opérations d'identification et de vérification soient de simples simulations.
2. L'intégration de plusieurs modalités par exemple (visage, voix, iris ...) au lieu de deux modalités.
3. L'utilisation d'autres méthodes de fusion plus efficaces (tel que ACO, Simulated annealing, AIS, ANFIS, GMM, et GA) et faire des comparaisons entre les différents résultats.
4. Tester l'efficacité de ces techniques de fusion sur une base de données réelle.
5. Combiner la méthode SVM avec d'autre méthode d'IA (SVM-GA, SVM-PSOetc.)

Résumé

La biométrie est l'identification automatique de la personne basée sur ses caractéristiques physiologiques ou comportementales, Cependant, Un système biométrique unimodal souffre de certaines limitations. Pour remédier aux ces problèmes, des informations provenant de différentes sources biométriques sont combinés, et de tels systèmes sont appelés les systèmes biométrique multimodales. Dans ce mémoire, nous étudions la sélection d'un modèle **SVM** pour la fusion des modalités biométriques (voix et visage) au niveau des scores. La technique proposée est évaluée expérimentalement sur des scores publiquement disponibles (**XM2VTS**, **TIMIT**). L'évaluation du système est basée sur les taux d'erreurs de vérification (**EER**), obtenus à travers des différents tests effectués, ainsi que les deux courbes de performances **DET** et **ROC**. Les résultats obtenus révèlent que les modèles SVM obtenus améliorent considérablement les performances du système biométrique multimodales.

Mots-clés: Biométrie multimodale ; Le visage ; La voix ; les scores; apprentissage statistique ; SVM ; Min-Max ; évaluation des performances.

Bibliographie

- [1] N. Morizet, "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris", Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 2009.
- [2] D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, S. Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition", Springer, p. 340, 2005.
- [3] F. Perronnin, J.-L. Dugelay, "Introduction à la Biométrie - Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo", Revue Traitement du Signal, vol. 19, no. 4, 2002.
- [4] Anil K. Jain, P. Flynn, A. Ross, "Handbook of biometrics", Springer, 2007.
- [5] Peter Gregory and Michael A. Simon, "Biometrics For Dummies", Cisa, Cissp, 2008.
- [6] A. K. Jain, A. Ross, Introduction to Biometrics, in: handbook of biometrics, Springer, 2008.
- [7] Aloui K., Nait-ali A., Nacer S., "A novel approach based Brain Biometrics: some preliminary results for Individual identification", IEEE Workshop on Computational Intelligence in Biometrics and Identity Management, Paris, France, April 2011.
- [8] J. Ortega-Garcia, J. Fierrez, F. Alonso-Fernandez, et al, The Multi-Scenario Multi-Environment BioSecure Multimodal Database (BMDB), IEEE Transactions on Analysis, vol. 32, no. 6, pp. 1097-1111, June 2010.
- [9] A. Martin, G. Doddington, T. Kamm, M. Ordowski, and M. Przybocki, The DET curve in assessment of detection task performance. In the 5th European Conference on Speech Communication and Technology, 1997.
- [10] International Biometric Group, <http://www.biometricgroup.com>.
- [11] A. K. Jain and A. Ross, "Multibiometric systems", Communications of the ACM, special issue on multimodal interfaces, vol. 47, no. 1, p. 34-40, 2004.
- 96
- [12] Y. Chen, S. Dass, A. Jain, "Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance", Proceedings of Fifth International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA), p. 160-170, 2005.
- [13] J. Mahier, M. Pasquet, C. Rosenberger, F. Cuzzo, "Biometric authentication. Encyclopedia of Information Science and Technology", p. 346-354, 2008.
- [14] A. Ross and A. Jain, "Information fusion in biometrics", Pattern Recognition Letters, vol. 24, no. 13, p. 2115-2125, 2003.
- [15] A. Ross, K. Nandakumar, A. Jain, "Handbook of Multibiometrics". Springer-Verlag New York, Inc., 2006.
- [16] Mr HADJAR AHMED N. Morizet, "Identification des individus par la biométrie multimodale", UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE D'ORAN MOHAMED BOUDIAF, Année universitaire : 2014-2015.

- [17] Amine Nait-Ali, Régis Fournier., "Traitement du signal et de l'image pour la biométrie", L'OUASIR, 2012.
- [18] Melle Lorène ALLANO., "La Biométrie multimodale : stratégies de fusion de scores et mesures de dépendance", 2009.
- [19] Hafis Toufik, Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques : l'empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR – ANNABA, Année : 2016
- [20] Abdelatif GHACHOUA, Ibrahim KAHLAOUI 'Reconnaissance de personnes en utilisant L'empreintes Palmaires multispectral basés sur L'apprentissage approfondi , Année Universitaire: 2016/2017.
- [21] ZAIZ Faouzi, Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes, Université Mohamed Khider – BISKRA–, Année : 2010
- [22] P. Mahé : " Noyaux pour graphes et Support Vector Machines pour le criblage virtuel de molécules ".Rapport de stage, DEA MVA 2002/2003,Septembre 2003
- [23] Mohamadally Hasan,Fomani Boris : " SVM machine a vecteurs de support ou separateur a vaste marge ".BD Web, ISTY3,Versailles St Quentin, France, janvier 2006.
- [24] V.Vapnik, the nature of statistical learning theory.Springer Verlag, new York, 1995