

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electronique
Option : Télécommunication

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes
En vue d'obtention de diplôme:**

Master

Thème :

***FUSION MULTIMODALE DU VISAGE 2D
ET 3D EXPRESSIONS***

Présentée par :

GAIDI Nawat

Proposée et Dirigée Par :

**Mme BENATIA BELAHCENE
Mébarka**

Promotion : Juin 2012

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electronique
Option : Télécommunication

**Mémoire de Fin d'Etudes
En vue d'optention de diplôme:**

Master

Thème :

**FUSION MULTIMODALE DU VISAGE 2D ET 3D
EXPRESSIONS**

Présentée par : GAIDI Nawat

Avis favorable du président du Jury

Nom et prénom

.....

.....

Signature

Cachet et signature



Résumé du mémoire de fin d'étude
En vue d'optention de diplôme:
Master
Option : Télécommunications

Thème :

**FUSION MULTIMODALE DU VISAGE 2D ET 3D
EXPRESSIONS**

Proposée par : Mme BELAHCENE Mébarka
Dirigée par : Mme BELAHCENE Mébarka

RESUME

L'objectif de ce travail est la mise en œuvre et l'implémentation d'algorithmes permettant de fusionner les scores obtenus de deux images de visage de modalités différentes : l'une 2D et l'autre 3D expressions. Les systèmes de reconnaissance de visages présentent des défaillances dans l'identification des visages en présence d'expressions. Nous contribuons par une approche basée sur la fusion des scores par combinaison. Celle-ci est utilisée en aval d'un filtrage de Gabor et une transformation discriminante EFM suivi de mesure de similarité. En fusionnant l'information 3D expression et l'information 2D. Nous sommes arrivés à un taux de reconnaissance **TR = 92.25%** valeur à prendre en compte surtout dans ce domaine qui est l'identification des personnes en présence d'expression et surtout sur une base de données la CASIA 3D où la ressemblance entre les personnes est très accentuée.

Mots clés : Filtre de Gabor, , PCA, EFM, Classification, Fusion.

Remerciements

*Je remercie tout d'abord « **ALLAH** » le tout puissant, de nous avoir donné le courage et la patience, et de nous guider dans le Droit chemin*

Si on tente de remercier notre encadreur Mme :

BELAHCENE BENATIA MEBARKA.

Quel sentiment nous faudra-t-il ?

Rien n'exprimera nos gratitudees pour vos conseils et votre aide merci infiniment.

Nous tenons à remercier également tous nos amis qui ont été toujours à nos côtés .

Nous voudrions transmettre aux membres du jury, nos sincères considérations.

*Je tiens aussi à décerner une « mention spéciale » à **ALISMAIL Mohamed Raouf** pour avoir si souvent été disponible pour moi et m'aidé. Sa contribution m'a été très bénéfique. Sa générosité et et gentillesse sont remarquables. Merci Raouf.*

Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail
À mes très chers parents, à qui je n'arriverai
jamais à exprimer ma gratitude, pour leur amour, leur
soutien tout au long de mes études.*

*A mes chers frères et sœurs
A toute ma famille.*

*A tous ceux qui me connaissent de près ou de loin
A tous les amis, les camarades, et mes chers profs*

*A ceux qui m'ont inspiré
Et m'inspirent.....
Et m'inspirerons toujours
A ceux qui m'ont donné tout envie à la vie.....*

Introduction général.....	1
Chapitre I	
I.1 Introduction.....	4
I.2 Reconnaissance de visages.....	4
I.3 Approches existantes de reconnaissance de visages.....	5
I.3.1 Approches existantes de reconnaissance de visages 2D.....	5
I.3.1.1 Les approches globales	5
I.3.1.2 Les approches locales	5
I.3.1.3 Les approches hybrides.....	6
I.4 Différentes étapes d'un processus de reconnaissance de visages.....	7
I.4.1 Le monde physique.....	8
I.4.2 Acquisition de l'image (codage).....	8
I.4.3 Prétraitements.....	8
I.4.4 Extraction des paramètres et Classification (analyse).....	8
I.4.5 L'apprentissage.....	9
I.5 Extraction des caractéristiques du visage.....	9
I.5.1 Techniques de reconnaissance de visages 3D expression.....	10
I.5.1.1 Expression faciale.....	11
I.5.1.2 Variations d'expressions faciales.....	11
I.5.1.3 Les étapes de La reconnaissance automatique d'expressions faciales.....	13
I.5.1.4 Les mesures anthropométriques.....	13
I.6 Approches 2D+3D expression.....	14
I.7 Conclusion.....	17
Chapitre II	
II.1 Définition de La biométrie multimodale	18
II.2 Etat de l'art sur la fusion.....	19

II.3 Tableau comparatif des différentes méthodes récentes de fusion.....	27
Chapitre III	
III.1 Introduction	28
III.2 Présentation du modèle étudié.....	28
III.2.1 Fonction et Filtre de Gabor.....	29
III.2.2 Méthodes de réduction d'espace.....	30
III.2.2.1 L'Analyse en Composantes Principales PCA (Eigen Faces).....	30
III.2.2.2 Modèle Discriminant Linéaire Amélioré de Fisher (EFM).....	32
III.2.3 Normalisation de scores.....	33
III.2.3.1 Normalisation par la méthode Min-Max.....	34
III.2.3.2 Normalisation par la méthode Z-Score	34
III.2.3.3 Normalisation par la médiane et l'écart absolu médian (MAD).....	34
III.2.3.4 Normalisation par une fonction Quadratique-Linéaire-Quadratique (QLQ).....	35
III.2.3.5 Normalisation par la méthode tangente hyperbolique "Tanh"	35
III.2.3.6 Normalisation par une fonction double sigmoïde.....	35
III.2.4 Méthodes de fusion.....	36
III.2.4.1 Les méthodes de fusion scores.....	36
III.2.5 Calcul La distance de Hausdorff	39
III.3 Conclusion.....	40
Chapitre IV	
IV.1 Introduction.....	41
IV.2 Base de données CASIA visage 3D	41
IV.3 Brèves descriptions de la base de données.....	41
IV.4 Architecture structurelle du système de la conception.....	44
IV.4.1 Acquisition d'image.....	44

IV.4.2 Prétraitement d'image	45
IV.4.2.1 Prétraitement des images des visages.....	45
i) La conversion de l'image (couleur → noir et blanc) et le découpage	45
IV.4.3 L'extraction des paramètres de visage.....	46
IV.4.5 Réduction d'espace	47
IV.4.5.1 L'analyse en composantes principales (PCA)	47
IV.4.5.2 Le modèle Discriminant Linéaire Amélioré de Fisher (EFM)	47
IV.4.6 Calcul des distances	47
IV.4.7 Fusion	47
IV.4.8 Classification.....	48
IV.4.9 Décision	49
IV.5 La phase Test.....	50
IV.6 Résultats et discussions.....	51
IV.6.1 Extraction des paramètres.....	52
IV.6.1.1 Extraction des paramètres des visages.....	52
IV.7 Conclusion.....	55
Conclusion générale	
Bibliographie	
Annexe	

Chapitre IV

Fig. IV. 1 : Scène Capture de base de données CASIA visage 3D.....42

Fig. IV. 2 : Variation d'éclairage de la base de données CASIA visage 3D.....42

Fig. IV. 3 : Variation d'expression de la base de données CASIA visage 3D.....43

Fig. IV. 4 : Variation de pose de la base de données CASIA visage 3D.....43

Fig. IV.5 : Schéma de principe du modèle de fusion des scores 2D et 3D expression.....44

Fig. IV. 6 : Exemple d'acquisition d'une image d'un visage.....44

Fig. IV.7 : Exemple de la conversion en niveau de gris et le découpage de l'image.....45

Fig. IV.8 : Démonstration d'un filtre de Gabor appliqué à une image.....46

Fig. IV. 9 : Taux d'égale erreur PCA=200.....53

Fig. IV.10 : Taux de réussite PCA=200.....53

Fig. IV.11 : Taux égale d'erreur (TEE) PCA=100.....54

Fig. IV.11 : Taux de réussite pour N_p PCA=100.....55

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1 : Résultats expérimentaux de quelques approches 2D connues.....7

Tableau I.2: Résultats expérimentaux de quelques approches 2D et 3D expressions.....17

Chapitre II

Tableau II.1 : Tableau de synthèse des résultats obtenus en fusion multimodale.....27

Chapitre IV

Tableau IV.1 : Taux d'erreurs de norme L1 PCA=200.....52

Tableau IV.2 : Taux d'erreurs de norme L1 PCA=100.....54

Tableau IV.3 : La comparaison entre PCA=200 et PCA=100 pour TR.....55

RESUME

L'objectif de ce travail est la mise en œuvre et l'implémentation d'algorithmes permettant de fusionner les scores obtenus de deux images de visage de modalités différentes : l'une 2D et l'autre 3D expressions. Les systèmes de reconnaissance de visages présentent des défaillances dans l'identification des visages en présence d'expressions. Nous contribuons par une approche basée sur la fusion des scores par combinaison. Celle-ci est utilisée en aval d'un filtrage de Gabor et une transformation discriminante EFM suivi de mesure de similarité. En fusionnant l'information 3D expression et l'information 2D. Nous sommes arrivés à un taux de reconnaissance $TR = 92.25\%$ valeur à prendre en compte surtout dans ce domaine qui est l'identification des personnes en présence d'expression et surtout sur une base de données la CASIA 3D où la ressemblance entre les personnes est très accentuée.

Mots clés : Filtre de Gabor, , PCA, EFM, Classification, Fusion.

SUMMARY

The objective of this work is the implementation and implementation of algorithms to merge the scores of two face images of different modalities: one 2D and one 3D expressions. The face recognition systems have shortcomings in identifying faces in the presence of expressions. We contribute by an approach based on the merger by combining scores. It is used downstream of a Gabor filtering and transformation followed by FSM discriminant similarity measure. By merging the 3D information expression and 2D information. We arrived at a recognition rate of 92.25% $TR =$ value to be taken into account especially in this area is the identification of persons in the presence of expression and especially on a database where the CASIA 3D similarity between individuals is very pronounced.

Keywords: Filter Gabor, PCA, EFM, Classification, Fusion.

Introduction générale

La vérification de l'identité est très importante dans la vie quotidienne. En fait, notre identité est vérifiée à l'entrée du lieu de travail, lors de notre connexion au réseau informatique, ainsi qu'à l'exécution des transactions bancaires, etc... Deux manières classiques sont utilisées pour la vérification de l'identité d'un individu. L'une basée sur une connaissance à priori de la personne, par exemple utilisation d'un mot de passe, l'autre repose sur la possession d'un objet, par exemple une pièce d'identité, une clé, un badge... Parfois, ces deux démarches peuvent être utilisées en complémentarité afin d'obtenir une sécurité accrue; c'est le cas d'une carte à puce avec un code confidentiel. Dans d'autres cas, les connaissances peuvent être oubliées par l'utilisateur ou bien retrouvées, via un quelconque moyen que ce soit, par une autre personne induisant ainsi des situations de pertes ou de vols.

Ainsi, la biométrie représente une alternative à ces faiblesses, et ce dans le but de la vérification de l'identité d'une personne. En effet, elle consiste en l'utilisation des caractéristiques physiques et morphologiques d'un individu : son visage, ses yeux, ses empreintes digitales ou encore certaines caractéristiques comportementales comme sa signature manuscrite, à titre d'exemple. La biométrie est ainsi reliée à la personne, très difficile à mimer, elle ne peut être ni perdue ni volée.

Cependant, les caractéristiques biométriques dépendent beaucoup de l'environnement de capture, de la situation émotionnelle de l'individu ou de son état général, ce qui gêne le bon fonctionnement du système de vérification biométrique. Ainsi, nous pouvons fiabiliser la performance du système biométrique en utilisant simultanément plusieurs modalités différentes. De plus, l'utilisation de plusieurs modalités permet d'établir un système plus souple aux situations rencontrées: par exemple, lorsqu'une modalité est défaillante, le système peut reposer sur d'autres modalités en accordant peu de confiance à la modalité défaillante.

L'avantage de ces caractéristiques biométriques réside dans son universalité, c'est-à-dire que toutes les personnes de la population à identifier doivent les posséder. Elle doit être à la fois facilement et quantitativement mesurable. Elle doit être unique, c'est-à-dire que deux personnes ne peuvent posséder exactement la même caractéristique. Elle doit être permanente, ce qui signifie qu'elle ne doit pas varier au cours du temps. Elle doit être performante, c'est-à-dire que l'identification doit être précise et rapide. Elle doit être bien acceptée par les utilisateurs du système. Enfin, elle doit présenter une impossibilité à faire des duplicata par un tiers.

Introduction générale

La reconnaissance faciale fait partie des techniques biométriques. La facilité et la précision avec lesquelles nous pouvons identifier des personnes, même dans des conditions défavorables, sont des capacités étonnantes du système visuel humain. Le but de la reconnaissance du visage est d'édifier des systèmes informatiques capables d'égaliser les êtres humains. La difficulté de la reconnaissance du visage par ordinateur varie énormément suivant les conditions d'acquisition.

Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière-plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra par rapport au sujet, sont des paramètres maîtrisables par le système. Dans un environnement non contrôlé, une série de prétraitements sont souvent indispensables avant d'effectuer la reconnaissance proprement dite. Il faut tout d'abord détecter la présence ou l'absence de visage dans l'image. Le visage doit ensuite être segmenté. Enfin, si nous travaillons sur un flux vidéo, le système doit suivre le visage d'une image à l'autre. Plusieurs méthodes ont été développées pour la reconnaissance des visages. Cependant, elles présentent un certain nombre de difficultés liées à l'orientation du visage, à la pose, à l'éclairage, à **l'expression faciale**, etc.

Dans cette étude nous préconisons d'implémenter une technique pour l'extraction de caractéristiques pour l'analyse biométrique 2D et ED expressions du visage. Pour cela nous adoptons deux méthodes PCA et EFM bien connue de la reconnaissance faciale bidimensionnelle (méthodes globales). Notre objectif est d'améliorer les performances du système de reconnaissance de visages. Pour cela nous tentons d'identifier les visages en présence d'expressions une tâche très difficile. Pour surmonter ces obstacles une solution la technique de fusion des scores des deux modalités visage neutre (2D) et visage avec expressions (3D expressions).

La présente étude s'articule essentiellement autour de quatre chapitres. Nous consacrons le premier chapitre à une étude généralisée de la biométrie. Celui-ci décrit en premier lieu certaines notions et définitions de reconnaissance de visages et ses diverses technologies. Ensuite, nous présentons le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi nous entamons l'analyse des différentes techniques développées au cours de ces dernières années dans le domaine de la détection de visage et de la reconnaissance 2D. Ensuite nous définissons la reconnaissance du visage 3D expressions.

Introduction générale

Dans le second chapitre, nous présentons un état de l'art des travaux récents sur les techniques de fusion multimodale.

Le troisième chapitre est dédié à notre conception sur l'approche utilisée dans le processus de fusion multimodale de visage 2D et 3D expressions qui est utilisée ensuite pour la reconnaissance. Dans un premier temps, nous étudions successivement, les objectifs de notre système tout en donnant une description détaillée sur le système et nous présenterons les différentes étapes pour atteindre l'objectif fixé dans le cadre de notre projet. Finalement, nous décrivons la manière d'évaluation de notre système.

Le quatrième chapitre est consacré à l'implémentation et les différentes étapes décrites dans le chapitre précédent sont implémentées, mises en œuvre et diverses expériences sont réalisées. Auparavant, nous présentons la base de données choisie CASIA 3D expression et pour terminer, nous discutons les résultats obtenus.

En conclusion générale, nous résumons notre étude et les contributions apportées. Elle met en horizon les perspectives à prendre en charge dans de futurs travaux.

I.1 Introduction

L'utilisation de techniques de reconnaissance faciale a connu un développement à grande échelle, avec l'utilisation efficace de nouvelles technologies, notamment l'ordinateur et sa capacité de traitement de l'image et de fouille de données (datamining), ce qui lui a donné de nouvelles applications.

Nous introduisons dans ce chapitre reconnaissance de visage 2D et 3D expressions. Nous donnerons le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les outils utilisés pour mesurer leurs performances. Nous insisterons surtout sur la place de la reconnaissance faciale parmi les autres techniques biométriques, car elle constitue l'objectif de ce projet. Enfin, nous exposerons la reconnaissance de visage 2D et 3D expressions.

I.2 Reconnaissance de visages

Les visages constituent une catégorie de stimulus unique par la richesse des informations qu'ils véhiculent. Ils sont à la fois les vecteurs visuels principaux de l'identité individuelle, et des vecteurs essentiels de communication (verbale et non verbale) d'intentions et d'émotions entre individus, via, en particulier, la direction du regard et les expressions faciales. Sur le plan perceptif, la reconnaissance des visages constitue une des capacités les plus étonnantes, et les plus performantes du système visuel humain. En effet, l'être humain est capable de discriminer et de reconnaître un très grand nombre de visages, alors même que les visages constituent une catégorie de stimulus homogènes, partageant un ensemble de traits similaires et une structure commune, et qu'ils peuvent subir d'importants changements avec l'âge par exemple, ou encore selon l'expression faciale. **[VIS 05]**

Le but de la reconnaissance des visages est de concevoir des systèmes informatiques capables de copier les prodigieuses facultés de reconnaissance du cerveau humain. Cependant, et malgré l'avancement de la recherche réalisé durant ces trois dernières décennies, la reconnaissance robuste de visages reste très difficile comme le montre la récente évaluation menée par le National Institut of Standards and Technology (NIST). **[GEO 04]**

I.3 Approches existantes de reconnaissance de visages

I.3.1 Approches existantes de reconnaissance de visages 2D

La reconnaissance automatique de visage humain basée sur le traitement des images 2D s'est bien développée dans ces dernières années, et plusieurs approches ont été proposées. Ces approches sont regroupées en trois catégories principales à savoir : [ZHI 06, VIS 05]

I.3.1.1 Les approches globales

Appelées approches pixels au sens où les caractéristiques sont directement extraites depuis la totalité des pixels de l'image du visage. Ces méthodes traitent le visage comme un tout.

Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe on trouve:

- L'Analyse en Composantes Principales (**PCA** ou **Eigen Faces**)
- Modèle surfacique du visage (**3D**)
- Machine à Vecteurs de Support (**SVM**)
- Mélange de gaussiennes (**GMM**)
- L'approche statistique et l'approche probabiliste
- L'Analyse Discriminante Linéaire (**LDA**)
- Les réseaux de neurones (**RNA**)

I.3.1.2 Les approches locales

Basées sur l'étude de caractéristiques extraites localement de différentes régions du visage (yeux, bouche, nez, etc.). On les appelle aussi les méthodes à traits, à caractéristiques locales ou géométriques.

1) Approches basées sur les **éléments caractéristiques visage** (Local Feature-Based Method)

- Approches géométriques
- Approches basées sur les graphes

2) Approches basées sur **les régions faciales**

I.3.1.3 Les approches hybrides

Cette catégorie utilise conjointement les deux catégories citées auparavant globale et locale. Les méthodes hybrides proches du fonctionnement du système visuel humain sont généralement très performantes et plus robustes à des changements d'apparence du visage dus par exemple à des variations dans l'expression faciale que les techniques globales. Néanmoins, elles sont plus coûteuses en temps de calcul, pour la phase d'apprentissage comme pour la classification : [VIS 05]

- Approches modulaires
- Analyse des caractéristiques locales

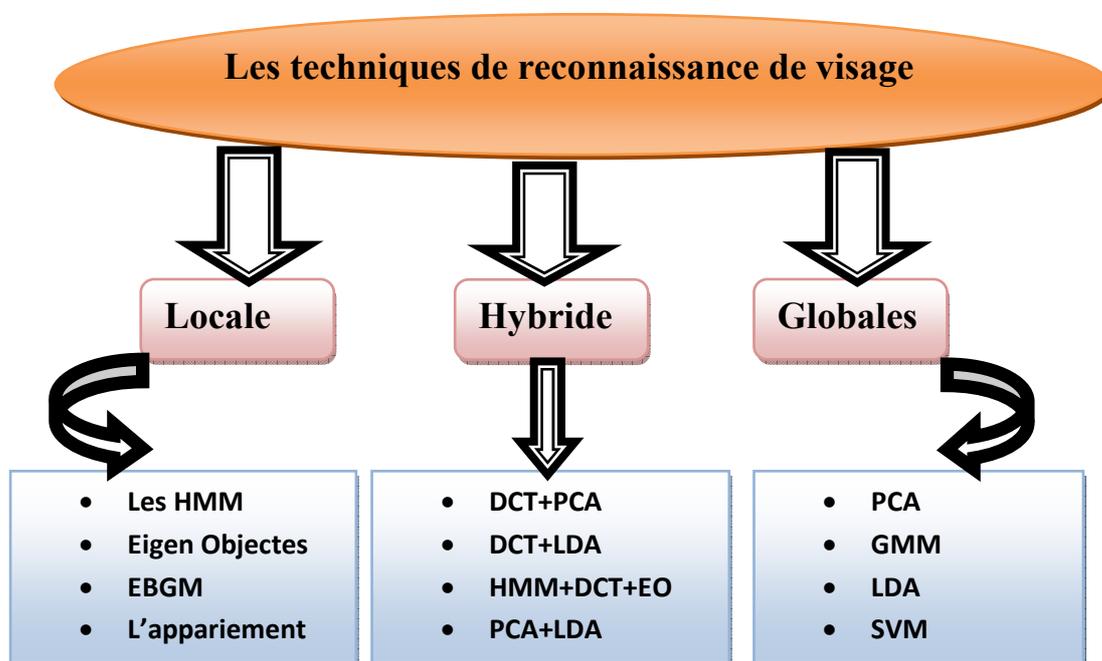


Fig. I. 1: Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale.

Méthode	base de données	Taux de reconnaissance (%)	Expression facial	illumination	Occlusion
PCA	AR-Faces	70	OUI	NON	NON
LDA	AR-Faces	88	OUI	NON	NON
FISHERFACS	Yale	99.6	OUI	OUI	NON
ICA	FERET	89	OUI	NON	NON
HMM	FERET	97	OUI	NON	NON
DLA	PropertyDB	90.3	OUI	OUI	NON
EGM	FERET PropertyDB	80	OUI	OUI	NON

Tableau I.1 : Résultats expérimentaux de quelques approches 2D connues.

I.4 Différentes étapes d'un processus de reconnaissance de visages

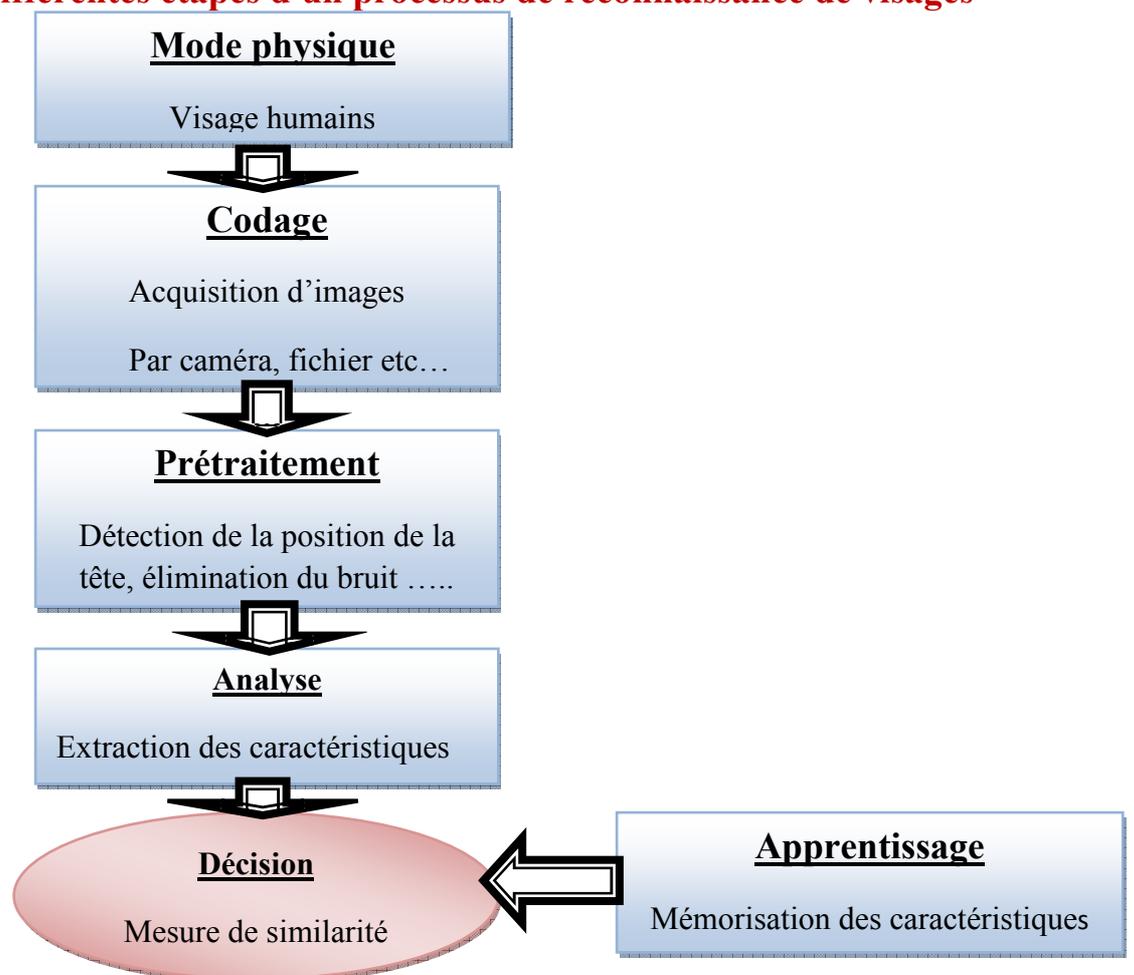


Fig. I. 2 : Schéma général d'un système de reconnaissance de visages.

Comme l'indique la figure ci-dessus, un système de reconnaissance du visage passe par plusieurs étapes qui sont:

I.4.1 Le monde physique

Il y'a trois paramètres à considérer: l'éclairage, la variation de posture, et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une différence entre deux images du même individu, dépassant celle séparant deux images de deux individus différents. [FED 07]

I.4.2 Acquisition de l'image (codage)

C'est l'opération qui permet d'extraire du monde réel une représentation bidimensionnelle pour des objets en 3D, cette opération peut être statique (Appareil Photo, Scanner etc...), à ce niveau nous aurons une image brute ou dynamique (Caméra, WebCam), dans ce cas, on aura une séquence vidéo.

I.4.3 Prétraitements

Le rôle de ce module est de préparer l'image visage pour l'étape d'extraction des paramètres par l'élimination du bruit causé soit par la lumière, l'arrière plan utilisé ou bien par la qualité des dispositifs optiques lors de l'acquisition de l'image. En plus de l'élimination du bruit de l'image, cette étape garde les informations essentielles contenue dans l'image [AYA 11] Le prétraitement peut concerner également la localisation de la tête dans l'image. [ELH 08]

I.4.4 Extraction des paramètres et Classification (analyse)

Dans cette étape, on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase de Décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes. Ces informations seront ensuite classées, en d'autres termes, affectés à la classe la plus proche, les individus ayant des similarités sont regroupés dans la même classe. Ces classes varient selon le type de décision.

I.4.5 L'apprentissage

L'apprentissage consiste à mémoriser les modèles calculés dans la phase analyse pour les individus connus. Un modèle est une représentation compacte des images qui permet de faciliter la phase de reconnaissance mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker en quelque sorte l'apprentissage est la mémoire du système. [ELH 08]

I.5 Extraction des caractéristiques du visage

L'extraction de caractéristiques faciales est une étape primordiale dans plusieurs applications telles que la reconnaissance de visages, et la reconnaissance d'expressions faciales. Dans le cadre de notre travail, nous faisons la fusion des caractéristiques 2D et 3D expression du visage. Donc, nous présentons l'importance des régions d'intérêt (Les yeux, le nez, la bouche, le contour du visage et les sourcils). Dans notre cas nous nous intéressons à une méthode globale basée sur le filtre de **Gabor** associé à la **PCA** et **EFM** pour extraire le maximum d'information sur ces régions d'intérêt.

Cette étape peut se faire manuellement ou automatiquement à partir des images de vue de face (fig. I. 3 (a)), ou de vue orientée (fig. I. 3 (b)).



Fig. I. 3: Exemples de localisation de caractéristiques faciales et de distances géométriques:
(a) vue de face et (b) vue de profil.

Deux types de caractéristiques faciales peuvent être extraits: caractéristiques géométriques et caractéristiques d'apparence [STA 04]. Les caractéristiques géométriques présentent les formes et les positions des différents éléments du visage (y compris les yeux, le nez, la bouche, etc.) Voir (fig. I. 4). Quant aux caractéristiques d'apparence (ou d'aspect), elles

présentent les changements d'apparences (texture de la peau) du visage tels que les rides et les sillons. Ces caractéristiques peuvent être extraites à partir du visage entier ou des régions spécifiques du visage.



(a)



(b)

Fig. I. 4 : Exemples d'extraction de contours à base de modèles:(**a**) deux paraboles, **(b)** à une courbe de Bézier pour le contour supérieur et une parabole pour le contour inférieur.

Dans tous les cas, un algorithme approprié d'extraction ou de localisation d'éléments faciaux basé sur l'information contenue dans les pixels (intensité, couleur, fréquence) [VIS 05] renvoie des points caractéristiques qui seront par la suite utilisés dans les différentes applications (reconnaissance de visages, détection et suivi des visages ou reconnaissance des expressions faciales). On peut distinguer trois types de méthodes d'extraction d'éléments faciaux : [ZHO 03]

- Méthodes génériques (Generic Method)
- Méthodes basées sur les modèles de caractéristiques (Feature Template-based Methods)
- Méthodes basées sur la similitude structurelle (Structural Matching)

1.5.1 Techniques de reconnaissance de visages 3D expression

L'analyse de visages par traitement d'images est encore aujourd'hui un sujet de recherche très actif puisqu'il concerne de nombreux domaines d'application tels que par exemple la sécurité (biométrie, surveillance), la robotique (interaction homme machine, affective computing), le handicap (communication par le visage), les jeux vidéo ou les télécommunications à très bas débits (clones synthétiques). Les recherches englobent la détection, le suivi, le codage, la reconnaissance et la synthèse de visages en tenant compte des variations possibles de leur apparence (pose tridimensionnelle, regard, lèvres, expressions,

âge, genre, mouvements faciaux et comportement facial, occultations, etc.). Parmi les méthodes proposées, nombreuses sont celles qui utilisent des modèles permettant une coopération entre l'analyse et la synthèse d'un visage. [FRA 04]

I.5.1.1 Expression faciale

Une expression faciale est une mimique faciale chargée de sens. Le sens peut être l'expression d'une émotion, un indice sémantique ou une intonation dans la Langue des Signes.

L'interprétation d'un ensemble de **mouvements musculaires** en expression est dépendante du contexte d'application. Dans le cas d'une application en interaction Homme-Machine où l'on désire connaître une indication sur l'état émotionnel d'un individu, on cherchera à classifier les mesures en termes d'émotions. Pour une application en Langue des Signes, les mesures seront combinées pour contraire un sens, qui ne reflète pas forcément l'état émotionnel de l'individu.

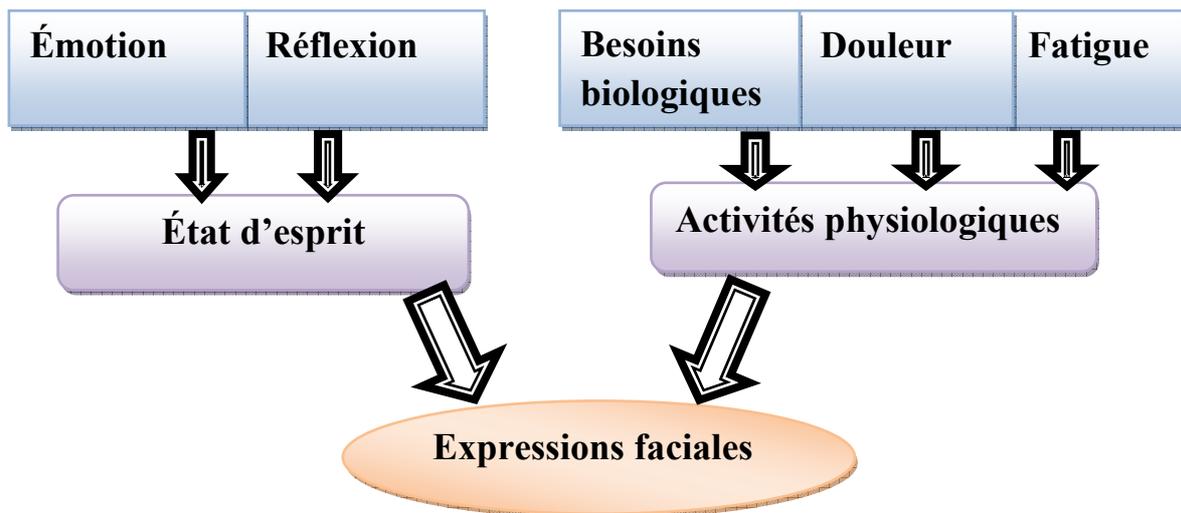


Fig. I.5 : Schéma définissant les expressions faciales.

I.5.1.2 Variations d'expressions faciales

Les visages sont des objets non rigides. L'expression faciale de l'émotion surtout combinée avec la parole peut produire des changements d'apparence importants des visages. Comme les expressions faciales affectent la forme géométrique et les positions des caractéristiques faciales, il semble logique que les techniques globales et hybrides soient plus robustes aux expressions faciales que les techniques géométriques.

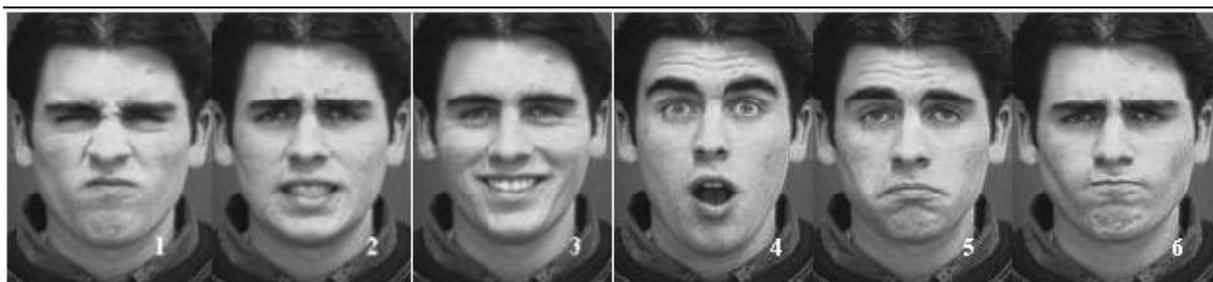


Fig. I. 6 : Exemples de variations d'expressions faciales.

Parmi les études réalisées sur l'impact des changements d'expressions faciales sur la reconnaissance, on trouve celle de Gross et al. [GEO 04] qui ont utilisé la base des expressions faciales de Kohn-Kanade [KAN 00] et ont démontré que généralement les algorithmes de reconnaissance sont relativement robustes aux changements d'expressions faciales à l'exception des cas extrêmes engendrant d'importantes **déformations de la bouche** (tel que le cri) et le rétrécissement ou la **fermeture complète des yeux**.

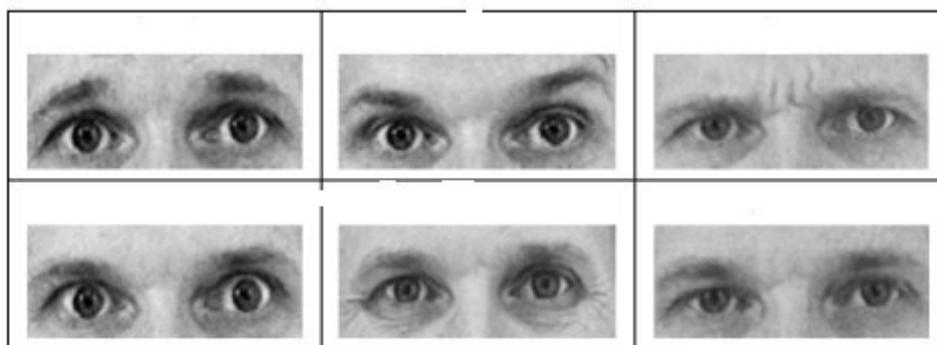


Fig. I. 7 : Exemples d'Action Unit du haut du visage (**déformation des yeux**)

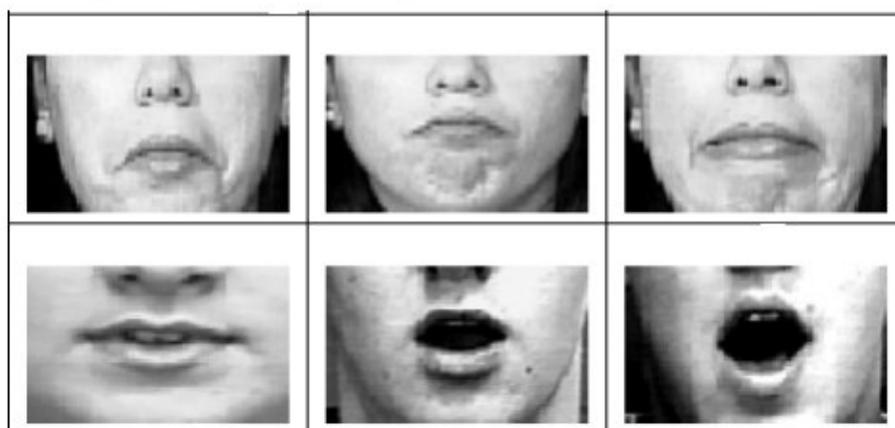


Fig. I. 8 : Exemples d'Action Unit du bas du visage (**déformations de la bouche**).

I.5.1.3 Les étapes de La reconnaissance automatique d'expressions faciales

En général, le système d'expression de reconnaissance faciale se compose de trois étapes: dans la première étape, il détecte une surface de la face intérieur de l'image donnée, appelée la face la détection, dans la deuxième étape, les positions des trois caractéristiques faciales (c.-à- deux yeux et la bouche) sera situé dans la face détectée pour normaliser la surface de la face; l'étape finale de classer une expression faciale du visage donnée en utilisant un classificateur. [DOO 04]

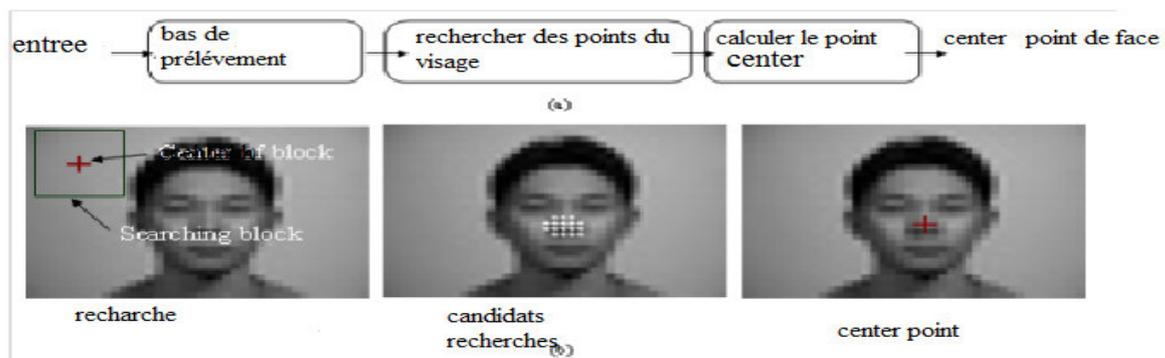
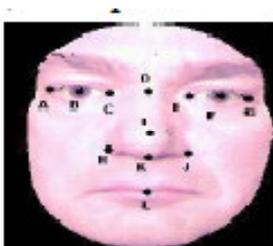


Fig. I. 9 : Illustration de trouver un visage dans une image.

I.5.1.4 Les mesures anthropométriques

Contrairement à certaines approches automatiques de reconnaissance faciale qui utilise la totalité du visage, la méthodologie anthropométrique préconise souvent l'extraction d'une signature à partir d'un certain nombre de points caractéristiques anthropométriques jugés les plus pertinents ; Ces points doivent être discriminants et stables.



A.C.E.G. : Quatre coins des yeux ; B.F. : Centres pupilles ;
 D. : Nasion, K : subnasal ;
 H.J. : Extrémités du Nez ; I. : Pointe du Nez ;
 L. : Centre de la bouche

Fig. I. 10 : Les points caractéristiques du Visage 2D avec d'expression.

Les experts des deux domaines arrivent souvent aux mêmes conclusions pertinentes; L'anthropologue explique de surcroît les conclusions. Mian et al. [MIA 06] montrent que la partie supérieure du visage est plus statique. Faltemier et al. [FAL 08, FAL 06] prouvent que la partie du visage qui entoure le nez est très stable. Arca et al. [ARC 07] utilisent des segments 2D du visage autour des yeux et du nez pour en extraire les profils 3D expressions. En se basant sur ses travaux, mais aussi sur le travail de Perrot [PER 97] sur les mesures anthropométriques du visage, nous avons sélectionné un ensemble de points caractéristiques illustrés par la figure 1.6. Cet ensemble est utilisé pour calculer une signature 3D expressions qui correspond à un vecteur de distances, d'indices et d'angles. Les distances générées représentent les distances entre tous les points 3D expressions caractéristiques du visage. Les angles calculés à partir de l'information 3D expressions du visage correspondent aux angles entre les points *A, D, G, I, L*. L'indice utilisé est l'indice nasal qui est le rapport entre la largeur horizontale du nez et sa hauteur verticale.

Avec $\text{dist}(H,J)$, $\text{dist}(D,K)$: distance euclidienne entre les points : H,J et D,K. Or les informations ainsi générées sont corrélés. Pour les décarreler et supprimer la redondance, nous utilisons la technique ACP. [WAE 09]

$$\text{Indice Nasal} = 100 \times (\text{dist}[H .J] / \text{dist}[D.K])$$

I.6 Approches 2D+3D expression

Il s'agit de techniques qui combinent des données 2D et 3D expression sur le visage pour améliorer les performances et la robustesse de la reconnaissance. Récemment, plusieurs approches basées sur ce principe ont été développées. Bronstein et al. [BRO 03] ont proposé une méthode qui considère le visage comme une surface isométrique. Ils se sont inspirés des travaux de Schwart et al. [KAN 00], les premiers à employer la graduation multidimensionnelle (MDS) pour projeter des surfaces corticales du cerveau sur un plan.

Zigelman et al. [ZRO 02] et Grossman et al. [GRO 02] ont appliqué ce principe aux problèmes de mapping de texture et de l'aplatissement «flattening» de cortex basé sur les voxels. Une généralisation de cette approche pour l'identification d'objet a été présentée dans les travaux d'Elad et de Kimmel [GRO 08]. Ils ont développé un algorithme efficace pour construire une signature pour les surfaces isométriques.

Cette méthode est désignée sous le nom des formes canoniques « bending-invariables ». Elle calcule des distances géodésiques entre les points prélevés sur la surface faciale. En plus de l'image 2D de texture, les auteurs ont utilisé une lumière structurée pour acquérir des images de profondeur (géométrie) des visages. L'image est convertie en une surface triangulée (maillage triangulaire) puis lissée en utilisant les splines. La taille de la surface est ensuite réduite approximativement à 2000-2500 sommets. Enfin, la forme canonique bendingin variable du visage est calculée puis alignée en utilisant la méthode décrite dans [BRO 03]

Les auteurs appliquent la technique eigenforms sur les vecteurs canoniques pour la reconnaissance de visage. Cette méthode a été testée sur une base de données contenant 220 images de 30 personnes (27 vraies personnes et 3 mannequins) ; un taux d'identification de 100 % est rapporté.

Chang et al. [GHA 03] ont mené une étude expérimentale poussée qui leur a permis de comparer et de combiner des données 2D et 3D expressions pour la reconnaissance faciale. Un total de 275 sujets a été sollicité pour l'acquisition des visages. Les sujets ont été scannés à l'aide d'un scanner laser "Minolta Vivid 900" qui permet d'obtenir des images d'intensité 2D et de profondeur 3D. Il est clair que durant le processus de décision, certaines métriques sont plus ou moins appropriées à une modalité donnée. Dans leur expérimentation, les auteurs ont utilisé la distance de Mahalanobis pour réaliser la mise en correspondance (matching).

La métrique utilisée pour la fusion de données combine les distances d'appariements trouvées séparément dans chaque espace. Il existe plusieurs méthodes pour combiner des métriques différentes afin d'obtenir la meilleure règle de décision, telle que la somme, la multiplication, le minimum, la moyenne, etc.

La décision multi-modale développée par les auteurs peut être résumée comme suit : dans un premier temps, les images d'entrée 2D (2D probe) et 3D sont appariées avec les images des galeries 2D et 3D respectivement. Ceci permet d'obtenir deux ensembles de N distances dans

deux espaces différents, l'espace facial 2D et l'espace facial 3D. N est la taille de la galerie d'images. Les distances 2D et 3D sont additionnées, et l'image qui donne la plus petite somme est sélectionnée.

Plusieurs tests ont été menés pour évaluer cette méthode. Une première expérimentation utilise des images anciennes des différents sujets. Une autre expérience emploie un ensemble plus grand constitué de 676 images de test prises lors de différentes sessions d'acquisition espacées dans le temps. Le taux d'identification obtenu pour les deux expériences est approximativement égal à : 99% pour l'approche multi-modale 3D + 2D, 94% pour l'approche 3D seule, et 89% pour l'approche 2D seule. Le résultat de l'approche multi-modale est obtenu en utilisant une somme pondérée des distances dans les espaces de visage 3D et 2D. Cette étude a démontré, grâce à l'utilisation de l'ACP sur les images 2D et 3D, que les données faciales 3D fournissent des performances biométriques bien meilleures que les données faciales 2D. Par ailleurs, les auteurs ont démontré aussi que la combinaison des données faciales 2D et 3D permet d'augmenter d'une manière significative les performances de la reconnaissance.

Dans [WAN 02] les auteurs ont développé une approche 2D+3D combinant deux méthodes de localisation. Une méthode qui utilise un filtre de Gabor [KAN 00] pour localiser les points d'intérêt 2D, et une deuxième méthode qui utilise l'algorithme pour extraire les points de signature 3D.



Fig. I. 11 : Choix de dix points : points 2D marqués par le "." et points 3D marqués par "x"
[WAN 02].

Les points 3D et les points de texture 2D ainsi obtenus sont projetés chacun dans leur propre sous-espace, en utilisant l'ACP, pour générer respectivement des vecteurs de forme et de texture. Ces vecteurs sont regroupés en un seul vecteur qui est normalisé afin de représenter l'image faciale. Le processus d'identification est basé sur une fonction de similitude utilisant la méthode SVM. Les expérimentations, faisant participer 50 personnes

ayant des expressions faciales différentes pour des points de vue différents, ont démontré l'efficacité de l'algorithme. Un taux reconnaissance de 90 % a été obtenu.

Méthode	Base de données	Taux de reconnaissance (%)	Expression facial	Illumination	pose	Occlusion
2D	PIE	95	OUI	OUI	OUI	NON
	FERET	95.9	OUI	OUI	OUI	NON
GMM (ICP)	3D_RMA	97.33	OUI	NON	OUI	NON
Set of points (ICP)	3D_RMA	96.66	OUI	NON	OUI	NON
PCA-based	YORK	<87.3	OUI	NON	OUI	NON
Multimodale	3000 images	91.67	OUI	OUI	OUI	NON

Tableau I.2: Résultats expérimentaux de quelques approches 2D et 3D expressions.

I.7 Conclusion

La reconnaissance de visage est une technologie biométrique qui est trop utilisée dans les applications de contrôle de frontière, dans la sécurité des établissements et des zones urbaines et dans l'identification des conducteurs. C'est une technique commune, populaire, simple et qui offre beaucoup d'avantages.

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales techniques de détection et de reconnaissance de visages 2D et 3D expressions. Nous constatons que, malgré les résultats non négligeables obtenus en ce sens ces derniers temps, les techniques de reconnaissance 2D de visages robustes aux différents facteurs de variabilité (éclairage, pose, occultation) sont loin d'être atteintes. Des améliorations peuvent être apportées en rajoutant des informations concernant les expressions.

II.1 Définition de La biométrie multimodale

La multi modalité est l'utilisation de plusieurs systèmes biométriques. La combinaison de plusieurs systèmes a pour objectif d'en diminuer les limitations. En effet, l'utilisation de plusieurs systèmes a pour but premier d'améliorer les performances de reconnaissance. En augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne, on souhaite augmenter le pouvoir de reconnaissance du système.

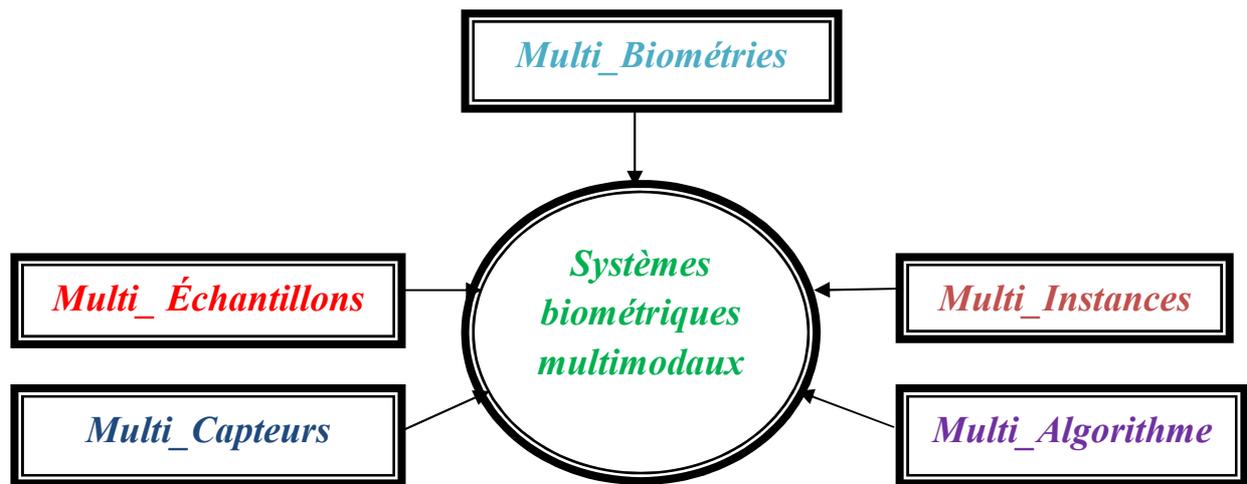


Fig. II. 1: Les différents systèmes multimodaux .

II.2 Etat de l'art sur la fusion

L'analyse en composantes principales (PCA) est l'une des méthodes les plus utilisées dans la reconnaissance de visages, elle a été proposée par **M. A. Turk et M. P. Pentland** [TUR 91]. Dans l'identification de visage basée sur la PCA, les images de visage 2D sont transformées en vecteurs colonnes 1D. Le calcul de la matrice de covariance à base de ces vecteurs est difficile à cause de la grande taille des vecteurs 1D et le nombre important d'échantillons d'apprentissage. En général, le calcul des vecteurs propres d'une grande matrice de covariance prend beaucoup de temps. L'analyse discriminante linéaire (LDA) est née des travaux de **Belhumeur et al. en 1997**. La LDA effectue une véritable séparation de classe et cela en minimisant les variations entre les images d'un même individu tout en maximisant les variations entre les images d'individus différents. Néanmoins, lorsque le nombre d'individus est inférieur à la résolution de l'image, il est difficile d'appliquer la LDA qui peut faire apparaître des matrices de dispersions singulières. Afin de contourner ce problème, certains algorithmes basés sur la LDA ont été proposés, le plus connu est la RLDA (Regularized LDA).

Roli en 2002 [MAR 02], ils ont remarqué que la LDA et la PCA ne sont pas corrélées car la LDA génère un espace propre significativement différent de la PCA. Les expériences effectuées dans [MAR 02] montrent que la fusion de la LDA et de la PCA ont donné de bons résultats.

Dans [CHE 05], il a été prouvé expérimentalement que la PCA et la LDA peuvent être appliquées sur un nombre réduits de coefficients DCT pour réaliser une meilleure reconnaissance avec un gain en temps de calcul et en espace mémoire. Afin d'améliorer le taux de reconnaissance de la PCA et LDA, leur fusion est proposée par **G. L. Marcialis et F.** La réduction de dimensionnalité employant la PCA ou la LDA nécessite un temps prohibitif lorsque la dimension et le nombre d'échantillons d'apprentissage sont importants. Pour cette raison, la réduction de la complexité informatique est fortement exigée. Pour cela, la transformée en cosinus discrète (DCT) a été utilisée dans l'identification de visages pour la réduction de dimension.

Benghera et al. en 2006 [BENG 06] a réalisé la fusion en score de la DCT-PCA et la DCT-RLDA pour la reconnaissance de visages. Les méthodes DCT-PCA et DCT-RLDA sont

utilisées au lieu de la PCA et la RLDA, respectivement, afin de réduire le temps d'exécution et d'avoir une meilleure performance. On proposait la fusion des scores de deux méthodes de reconnaissance de visage à savoir l'analyse en composantes principales (PCA) et l'analyse discriminante linéaire régularisée (R-LDA) et ce dans le domaine DCT. Des expériences ont été effectuées sur la base de données ORL indique que l'utilisation des techniques de normalisation tel que Min-Max et somme suivie d'une stratégie simple de fusion (somme simple, append, la somme pondérée) confirme les avantages de l'approche proposée en termes de taux d'identification et temps de traitement.

En 2005 **Naaman *et al* [NAA 05, KHA 07]** se sont intéressés à la **fusion d'informations pour l'indexation de photos**. Car si la date, les événements associés et le lieu sont des méta-données qui sont ou pourront être facilement associées à l'image, il n'en est pas de même pour l'identification de personnes. De plus, cette tâche est particulièrement difficile dans un contexte d'usage grand public où les personnes pouvant être prises en photo peuvent être nombreuses et la qualité de prise de vue est souvent loin d'être parfaite. Pour traiter ce problème, des outils de détection et de reconnaissance de visages ont été développés. Mais dans les conditions d'usages qui nous intéressent, l'indexation de photos personnelles pour le grand public, ceux-ci n'ont pas encore de performances suffisantes et produisent des résultats encore trop imprécis et incertains. Une autre manière d'identifier les personnes dans une image est d'exploiter d'éventuelles annotations textuelles ou vocales associées aux photos. Ces annotations sont souvent créées lors de l'envoi ou du partage des photos avec d'autres.

Pour gérer au mieux l'incertitude et l'imprécision de ces index à fusionner, la **théorie des fonctions de croyance (Shafer, 1976)** est utilisée. Cette théorie a été choisie pour ses méthodes adaptatives de fusion d'information et d'identification du conflit entre des sources de fiabilité variable. Elle constitue de plus un cadre suffisamment générique pour englober les autres théories des mesures de confiance de probabilités imprécises comme la théorie des possibilités. En plus, les mesures classiques de probabilités peuvent être vues comme des **fonctions de croyances** particulières (**Vannoorenberghe, 2003**) permettant ainsi d'établir un lien entre information statistique et incertitude. Ainsi le système FUSINDEX a apporté un gain important. Ce gain est essentiellement dû à la fusion des informations dont l'incertitude et l'imprécision ont été quantifiées par des fonctions de croyance. On envisage aussi d'appliquer la même méthode pour la reconnaissance de personnes dans des vidéos télévisées en utilisant d'autres moteurs adaptés à ce media comme par exemple un outil de reconnaissance du locuteur ou d'inscriptions textuelles dans une image.

Buysens en 2008 [BUY08] s'est intéressés à la fusion des modalités Visible et Infrarouge pour la reconnaissance faciale

De nombreuses approches ont été proposées dans la littérature pour la reconnaissance faciale [SI 00], elles peuvent principalement être classées en deux groupes :

- Les approches locales ;
- Les approches globales.

Le principal inconvénient des approches globales est leur sensibilité aux changements de luminosité pour le visible, et aux changements dans le temps de la distribution de chaleur pour l'infrarouge. En effet, lorsque la luminosité (ou la distribution thermique) d'un visage change, son apparence subit une transformation non-linéaire, et étant donné l'aspect linéaire des approches globales, la classification peut échouer. Des extensions de ces approches linéaires ont été proposées comme l'Analyse en Composantes Principales à Noyaux (Kernel-PCA), ou l'Analyse Discriminante Linéaire à Noyaux (Kernel-LDA) pour la reconnaissance faciale. L'inconvénient de ces extensions est qu'il n'y a pas d'invariance à certaines transformations à moins que celles-ci ne soient prises en compte lors de la création du noyau, et donc encore une fois manuellement. C'est également le défaut d'autres techniques d'apprentissage comme les Machines à Vecteurs de Support (SVM).

On présente une technique de reconnaissance de visages fonctionnant pour de faibles résolutions, basée sur un type particulier de Réseau de Neurones Convolutionnels. Celui-ci a été entraîné pour extraire des caractéristiques faciales d'images de visages et les projeter sur un espace de faible dimension à des fins de comparaison, et a été appliqué aux modalités visible et infrarouge. Étant donné que les phases d'apprentissage ont été réalisées séparément pour les deux modalités, les projections, et donc les nouveaux espaces ne sont pas corrélés.

Cependant, en normalisant les résultats de ces deux approches non linéaires, on peut les fusionner selon une mesure de pertinence calculée dynamiquement. Cette approche pour la fusion donne de bons résultats en terme de précision et de robustesse, notamment sur des individus nouveaux et inconnus (i.e. n'ayant pas été utilisés lors de l'apprentissage).

Les résultats obtenus pour la modalité infrarouge ne sont pas bons, on pense qu'ils sont dûs à la trop grande variation de la distribution de chaleur pour une même personne au cours du temps. Cependant, on présente une méthode pour fusionner les scores provenant du visible et de l'infrarouge, la fusion surclassant chacune des deux modalités prise seule. Des expériences pour corrélérer les projections des deux modalités pour étendre les possibilités de la reconnaissance sont menées (par exemple, enrôler les personnes avec la modalité infrarouge et reconnaître avec la modalité visible).

Wael Ben Soltane et al. en 2009 [WAE 09] ont réalisé une approche multimodale pour la reconnaissance du visage, inspirée d'une méthodologie anthropométrique.

L'approche présentée dans cet article s'inspire d'une méthodologie anthropométrique mise au point par Perrot et propose une technique bimodale de reconnaissance basée sur l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Les différents tests réalisés sur la base ont permis d'évaluer cette approche multimodale et hybride de reconnaissance de visage inspirée par une méthodologie anthropométrique. De telles approches sont utilisées principalement par les experts médico-légaux pour identifier l'auteur d'un délit parmi un ensemble de suspects. L'expert possède une vidéo enregistrée au moment du délit ainsi que des clichés des suspects. Une signature invariante à la pose et aux expressions faciales est calculée à partir des points caractéristiques anthropométriques et constitue un descripteur local. Il est combiné avec les informations de couleur et de profondeur qui constituent deux descripteurs globaux. Ces trois descripteurs sont séparément redimensionnés par l'Analyse en Composantes Principales (couleur, profondeur et mesures anthropométriques) pour fournir trois scores qui sont normalisés puis combinés selon une procédure de fusion optimisée pendant la phase d'apprentissage. Les résultats des expérimentations menées sur 116 individus issus de la base FRGCII.7 montrent que les mesures anthropométriques et les informations couleur et profondeur sont complémentaires ; le taux de reconnaissance atteint est de 96.12%.

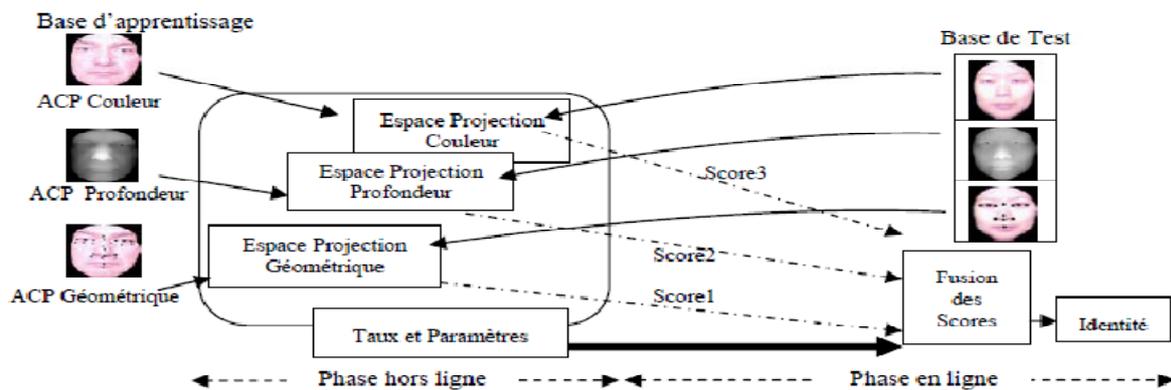


Fig. II. 2 : Vue d'ensemble de la méthode.

Ushmaev and I. Sinitsyn [USH 11] ont fait des recherches en 2011 sur l'étude empirique sur la performance (mesurée par ROC) et débit (tel que mesuré par le nombre de scores par seconde) de la biométrie multimodale. On utilise en cascade multi modale d'identification biométrique. Les expériences montrent que la fusion multimodale biométrique en cascade améliore à la fois et les performances de débit. Ils se sont basés sur les travaux de Nandakumar et al. qui utilisaient les mixtures gaussiennes et ceux de Novikov et Ushmaev par le procédé des moments. L'amélioration de la performance dans le mode identification est une tâche plus compliquée, et on manque de cadre théorique qui garantit des performances optimales. Néanmoins, il y'a de nombreux succès de la recherche sur le classificateur biométrique combinant plusieurs techniques [ROS 09]. Les déploiements de large échelle de systèmes d'identification multimodale interventionnelles ont montré que des données biométriques multiples aussi peuvent augmenter considérablement le débit tel que mesuré par nombre de scores biométriques par seconde.

Une recherche associant l'analyse tensorielle aux transformations par curvelets est menée actuellement en 2012 par [GUA 12]. Cette approche est appliquée à la fusion des deux modalités empreintes palmaires (palmprint) et visage (face).

Jenkins et al. [JEN 08] ont proposé une méthode qui a obtenu une précision de 100% dans la reconnaissance faciale automatique. Malheureusement, 20 échantillons de formation de chaque classe ont été utilisés dans leurs expériences. Toutefois, les petits échantillons biométriques reconnaissance entraîne une difficulté de recherche dans le monde réel des applications [CHA 03]. Une multimodale technique de fusion biométrique est une nouvelle solution pour répondre au problème des petits échantillons (échantillons biométriques de

petite taille). L'information supplémentaire entre biométries différentes pourrait améliorer la reconnaissance performante en utilisant de petits échantillons. (Il ya quatre niveaux de la fusion: au niveau des pixels, au niveau des caractéristiques (fonction niveau), au niveau de score et au niveau de décision [ZHA 11]). La plupart des recherches sur techniques de fusion multimodale biométrique est basée sur le niveau score et niveau de décision [YAO 07].

Hong et al. ont apportés des améliorations par l'intégration des empreintes des doigts et la face pour la reconnaissance biométrique, tandis que Jain et al. Mélange trois biométries: la géométrie du visage, empreintes digitales, et de la main. Par rapport à l'abondance des travaux de recherche liés à une fusion au niveau score, une fusion au niveau fonctionnalité est un problème relativement peu étudié en raison des difficultés dans la pratique.

Récemment, certains travaux ont été effectués à la fonction niveau. Il y'a deux approches de fusion au niveau de fonctionnalité. Dans la première, les caractéristiques ont été extraites, puis concaténation a eu lieu et, enfin, la réduction de la dimensionnalité était utilisée. Ross et al. ont discutés la fusion du visage et des main au niveau fonctionnalité. Les résultats préliminaires sont encourageants et aide à mettre en évidence les avantages et les inconvénients de la performance de la fusion au niveau des fonctionnalités. Zhang et al. ont proposés une géométrie en préservant les projections (GPP) au niveau du visage et de la fusion paume, mais, malheureusement, 4 échantillons de chaque catégorie ont été utilisés comme des échantillons de formation dans leurs expériences. Méthodes Ross et Zhang appartiennent à la première approche. Dans le second, les fonctionnalités étaient subdivisées, puis la réduction de la dimensionnalité a été faite, et finalement, la concaténation fonctionnalité a été réalisée. Zhou et al ont aussi présenté une nouvelle approche qui utilise et intègre des informations de la face latérale et de la démarche au niveau des fonctionnalités à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP) et de multiples discriminations l'analyse dominante (MDA). Les résultats expérimentaux démontre que les caractéristiques synthétiques codant à la fois le visage et les informations démarche est plus discriminante que la individuels caractéristiques biométriques et la fusion niveau de fonctionnalité est une stratégie a surperformé que la stratégie au niveau score. Yao et al. A ont présenté une stratégie de pondération pour la conduite de la fonction fusion de paume et visage en se basant sur les classiques 2D-Gabor transformation et de l'APC méthode. Méthodes Zhou et Yao appartiennent à la seconde approche.

Afin d'améliorer la précision de la reconnaissance du système biométrique une approche de reconnaissance biométrique multimodale basée sur le niveau de fusion fonctionnalité et tenseur courbe est proposé. L'approche tenseur courbe est une extension de la méthode d'analyse tensorielle sur la base de coefficients de l'espace curvelets. On utilise deux sortes de biométrie: reconnaissance d'empreinte palmaire et la reconnaissance du visage. Tous les éléments d'une image sont extraites en utilisant le courbe algorithmme de tenseur, puis les caractéristiques normalisées sont combinées au niveau de fusion fonctionnalité en utilisant des plusieurs stratégies de fusion. Le voisin le plus proche de k-(KNN) classificateur est utilisé pour déterminer le classement final biométrique. Les résultats expérimentaux démontre que l'approche proposée surpasse la solution monomodale et le projet de fusion presque gaussienne (NGF) stratégie a une meilleure performance que d'autres règles de fusion.

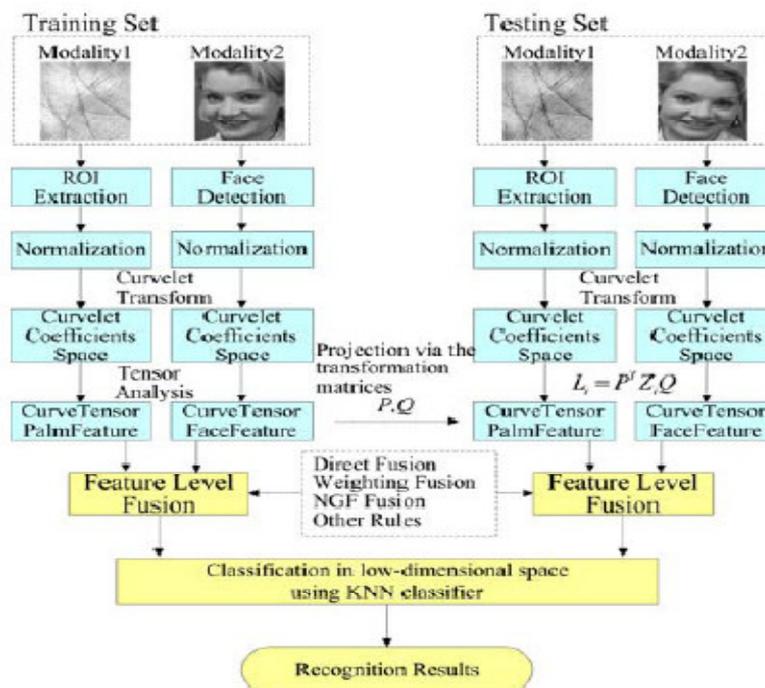


Fig. II. 3 : Schéma de la reconnaissance biométrique multimodal.

Les résultats expérimentaux sur PolyU, CMU-PIE et bases de données ORL démontrent l'efficacité et la robustesse de cette méthode. ...

M. BELAHCENE et A.OUAMANE en 2011 [OUA 11] ont fait l'étude de la fusion de modalités pour l'authentification en biométrie et l'ont appliqué à la base universelle multimodale XM2VTS (visage, voix). La mise en place de ce système biométrique multimodal est obtenu en fusionnant plusieurs systèmes de reconnaissance de visages. Dans ce travail, on a abordé plusieurs points importants concernant la biométrie multimodale. Tout d'abord, plusieurs méthodes sont étudiées et retenues pour sélectionner les meilleurs systèmes d'authentification de visages. Un système multi-algorithme par la fusion des quatre systèmes est donc retenu. Ensuite, les méthodes de fusion de score pour les deux approches combinaison et classification sont réalisés. Une étape de normalisation de scores avant la fusion est nécessaire, pour cela six méthodes de normalisation de scores ont été comparées, et deux approches de fusion de scores sont la combinaison et la classification sont étudiées. Enfin le meilleur système multi-algorithme est obtenu avec un **TEE=1.14±0.47%** et un **TR=98.36 ± 0.75%** avec la normalisation de scores par la fonction double sigmoïde pour l'intégrale floue de Sugeno.

Enfin les méthodes de fusion de scores sont comparées sur la base de données des visages XM2VTS et les scores de visages et voix de XM2VTS selon son protocole associé (protocole de Lausanne 1).

Les deux approches de fusion de scores des visages et des voix de la base de données XM2VTS, sont testées pour construire un système multi-biométries. Le meilleur résultat est obtenu avec un **TEE=0.001±0.01%** et un **TR=99.99±0.04%** pour l'intégrale floue de Sugeno.

II.3 Tableau comparatif des différentes méthodes récentes de fusion

Date	Auteur	Multimodalités	Niveau de fusion	Type de fusion	Méthodes de fusion	Base de données	Meilleurs résultats
2006	BENG 06	DCT-PCA ET DCT-RIDA	Score		Confidence Based Gating of Scores	ORL	
2007	KHA 07				Maximizing the Area under the ROC Curve	FUSIODEUX	TAUX=94%
2008	BUY 08	VISIBLE-INRAROUGE			Nouvelle méthode basé sur TFR et TFA	RN	
2009	WAE 09		Caractéristiques	Combinaison	SVM		96 ,12%
2011	DAV 11		Caractéristiques	Combinaison	Hybride par min ou max ou somme		
2011	USH 11	multi-biométries		Classification	WSDSF		
2012	GUA 12	multi-biométries Empreinte- Visage	Caractéristiques	Combinaison	SVM (noyau RBF)	ORL	
2011	Bel et Oua	multi-biométries	Score	Combinaison	Intégrales de floue de Sugeno Base de scores	Base de scores (visage,voix) XM2VTS	TEE=0.001% TR=99.99%
2012	Lobrano et al [16]	multi-biométries visage, voix	Score	Combinaison	Dynamic Linear Combination(DLC)	Base de scores XM2VTS	TEE=0.0045%

Tableau II.1 : Tableau de synthèse des résultats obtenus en fusion multimodale.

III.1 Introduction

La conception est un processus créatif qui consiste à dégager les différents composants et outils nécessaires du projet, pour bien spécifier la méthodologie du travail et éclaircir les étapes ultérieures du dernier développement.

Dans ce chapitre , nous allons présenter la conception du projet et définir ses objectifs (résultats attendus). Puis nous présentons l'étude globale en illustrant le schéma représentatif, suivi de l'étude détaillée avec quelques fonctionnalités.

III.2 Présentation du modèle étudié

Notre modèle conçu se présente sous forme des modules suivants :

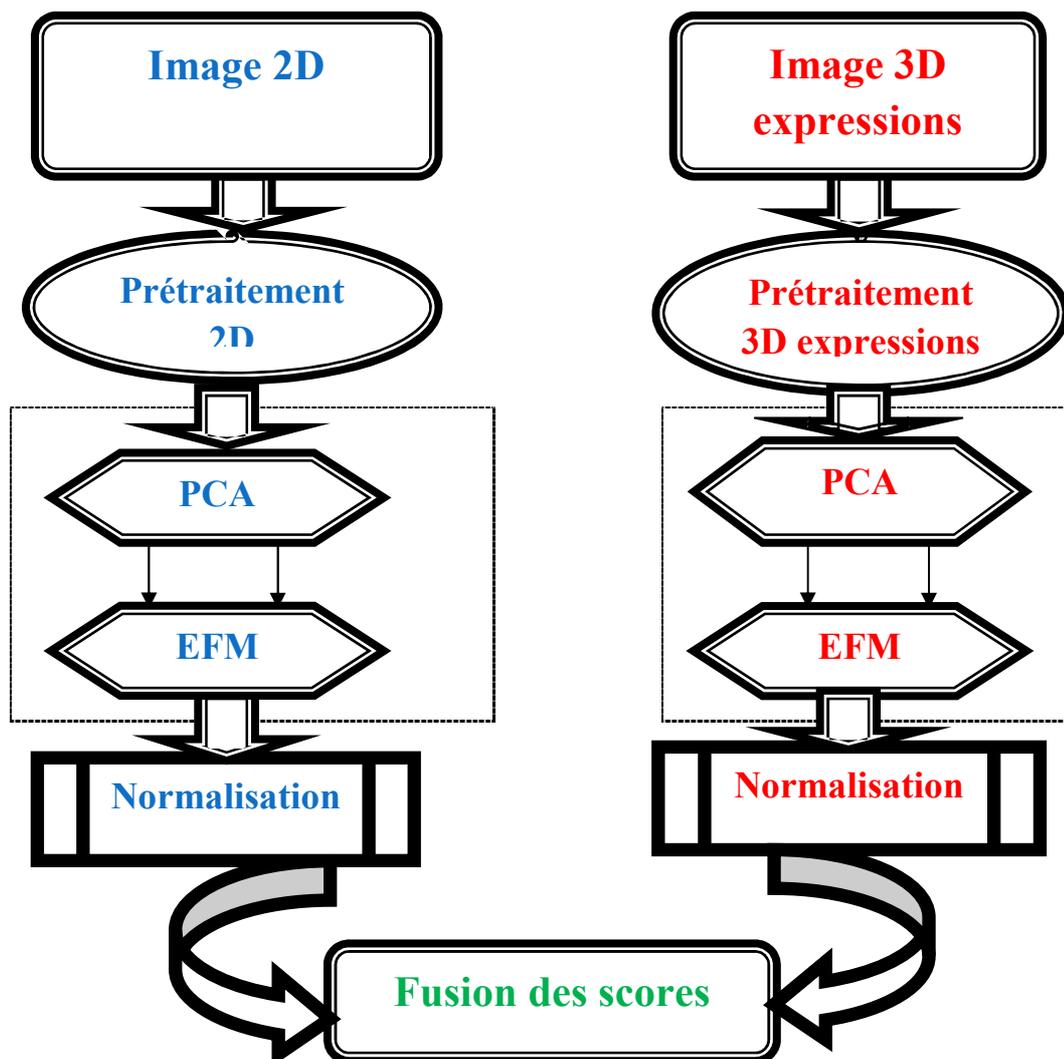


Fig. III.1 : Architecture structurelle du système de conception.

III.2.1 Fonction et Filtre de Gabor

Nous appelons **fonction de Gabor** l'association d'une courbe de Gauss et d'une sinusoïde orientée voir (Fig. III.2). En traitement d'images, nous travaillons dans le domaine spatial en dimension 2, ce qui nous permet d'écrire la fonction de Gabor de la manière suivante :

$$G(x, y, \theta, f) = e\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{\theta}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta}^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \cdot \cos(2\pi f x_{\theta}) \quad (\text{Equ. III. 1})$$

Avec $x_{\theta} = x \cos \theta + y \sin \theta$

Et $y_{\theta} = y \cos \theta - x \sin \theta$

où θ est l'orientation de la sinusoïde, f sa fréquence et σ_x (respectivement σ_y) l'écart type de la gaussienne selon l'axe des abscisses (resp. des ordonnées).

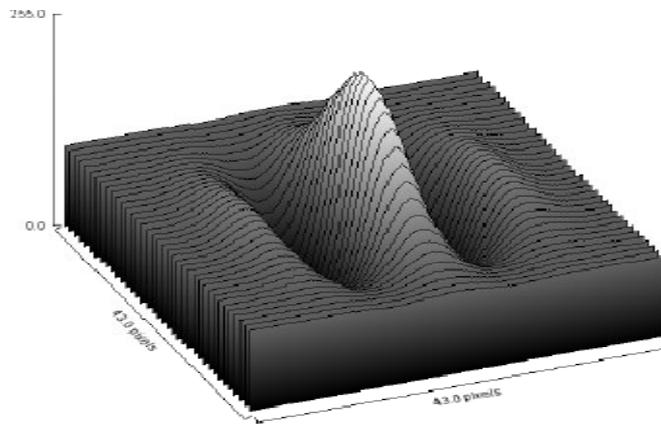


Fig. III.2 : de la Fonction de Gabor normalisée en 3D.

En appliquant cette fonction à un masque de convolution, on définit un filtre de convolution que nous appelons filtre de Gabor voir (Fig. III. 3).

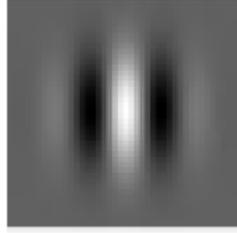


Fig. III. 3 : Masque du filtre de Gabor

Le masque de Gabor dans la figure III.3 présente de rayon 21 pixels pour

$$\theta = 0, f = \sqrt{\frac{2}{10}} \text{ Et } \sigma_x = \sigma_y = 7$$

L'application d'un filtre de Gabor g de masque M de rayon r à une image I de largeur m et de hauteur n , se résume donc à la formule suivante :

$$\mathbf{G}(\mathbf{I}) = \mathbf{J} = \mathbf{M} * \mathbf{I} \quad (\text{Equ. III. 2})$$

Où \mathbf{J} est une matrice de dimension m, n et pour $i, j \in \mathbb{N}, r \leq i < m - r$ et $r \leq j < n - r$:

$$\mathbf{J}_{i,j} = \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r \mathbf{M}_{k,l} \times \mathbf{I}_{(i-k),(j-l)} \quad (\text{Equ. III. 3})$$

$$= \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r \mathbf{G}_{(k,l,\theta,f)} \times \mathbf{I}_{(i-k),(j-l)} \quad (\text{Equ. III. 4})$$

Comme nous allons le voir, les filtres de Gabor permettent d'isoler les contours d'une image d'orientation perpendiculaire à θ et répondant à une certaine épaisseur, qui dépend de f . Ceci justifie le fait que pour détecter l'ensemble des contours d'une image, on lui applique généralement un ensemble de filtres de Gabor que nous appelons *banc*. [ARN]

III.2.2 Méthodes de réduction d'espace

III.2.2.1 L'Analyse en Composantes Principales PCA (Eigen Faces)

L'analyse en composante principale est une méthode d'analyse des données multi variées c.-à-d. Elle permet de décrire et d'explorer les relations qui existent entre plusieurs variables simultanément (à la différence des méthodes bi-variées qui étudient les relations supposées entre 2 variables), pour rapprocher au sein des "composantes" les variables les plus proches entre elles. [RAC 11]



Fig. III.4 : Exemple d'Eigen Faces.

Équation mathématique :

Nous supposons que nous avons un échantillon de données $D=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ Ou chaque x_i est un vecteur de dimension d formant ainsi une matrice x .

On a la matrice x :

$$x = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & \dots & x_{1d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & \dots & x_{nd} \end{pmatrix}$$

Notre but est d'avoir une matrice y qui est une représentation de la matrice x en projetant l'ensemble des x_i de dimension d par de nouvelles composantes y_i .

$$y = \begin{pmatrix} y_{11} & \dots & \dots & y_{1p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{n1} & \dots & \dots & y_{np} \end{pmatrix}$$

Pour effectuer une analyse en composantes principales nous devrions procéder comme suit :

- Calculer le vecteur moyen :

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (\text{Equ. III. 5})$$

- Soustraire aux données le vecteur moyen :

$$v_i = x_i - \mu \quad (\text{Equ. III. 6})$$

- Calculer la matrice variance covariance :

$$\text{cov} = \sum_{i=1}^n v_i v_i^T \quad (\text{Equ. III. 7})$$

III.2.2.2 Modèle Discriminant Linéaire Amélioré de Fisher (EFM)

Dans cette partie, nous faisons quelques modifications quant au Modèle Amélioré Discriminante de Fisher (**Enhanced Fisher linear discriminant Model : EFM**) [CHE 98]. La Mise à jour amélioré du modèle discriminant de Fisher améliore la capacité de généralisation de la **FLD** en décomposant le Procédure FLD dans une diagonalisation simultanée de l' deux à l'intérieur et des matrices de dispersion entre les classes. La diagonalisation simultanée est équivalente à deux opérations [CHE 02, FUK 91, ETE 96], et nous avons d'abord blanchi la intra-classe matrice de dispersion

$$\mathbf{S}_w \mathbf{V} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \quad \text{ET} \quad \mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I} \quad (\text{Equ. III.8})$$

$$\mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{V}^T \mathbf{S}_w \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}^{-1/2} = \mathbf{I} \quad (\text{Equ. III.9})$$

Où $\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_b$ sont le vecteur propre et la diagonale valeur propre de matrices \mathbf{S}_w et \mathbf{S}_b respectivement. La valeur propre spectre de la matrice de dispersion intra-classe dans l'espace réduit PCA peut être obtenue par (Equ. III. 8) Chenjun liu [CHE 02] a choisi un petit

ensemble de fonctionnalités dans l' espace intra-classe en fonction du spectre des valeurs propres de S_w .

Mais nous soutenons que l'espace de valeur propre petite peut-être contiennent des informations discrimination, alors voici nous utilisons tous les vecteurs propres de la matrice de diffusion au sein de la classe. Expériences montrent que cette méthode fonctionne.

Après la fonction vecteur Y (P) est dérivée, on diagonaliser l'au sein de la classe de dispersion matrice S_w à l'aide (Equ. III. 8) et (Equ. III. 9). Noter que maintenant $S_w^{-1}S_b$ sont les vecteurs propres et la valeur propre matrices correspondant à la fonction vecteur Y (P). Ensuite, le entre la classe matrice de dispersion peut être calculée comme suit : [BAO 04]

$$\Lambda^{-1/2}V^T S_b V \Lambda^{-1/2} = K_b \quad (\text{Equ. III. 10})$$

Diagonaliser maintenant la matrice de dispersion nouvelle entre-classe K_b :

$$K_b V_b = V_b \Lambda_b \quad \text{et} \quad V_b^t V_b = I \quad (\text{Equ. III. 11})$$

Où, $V, \Lambda \in \mathbf{R}^{m \times m}$ sont le vecteur propre et la diagonale des valeurs propres matrices de S_w . La matrice de transformation globale est finalement définie comme suit : [BAO 04]

$$U = V \Lambda^{-1/2} V_b \quad (\text{Equ. III. 12})$$

III.2.3 Normalisation de scores

Les méthodes de normalisation de scores ont pour objectif de transformer individuellement chacun des scores issus des systèmes pour les rendre **homogènes** avant de les combiner. En effet, les scores issus de chaque système peuvent être de nature différente. Certains systèmes produisent des scores de **similarité** (plus le score est grand, plus la référence ressemble au test, donc l'utilisateur est un Client), d'autres produisent des **distances** (plus la distance est faible, plus la référence et le test sont proches, plus l'utilisateur est un Client). De plus chaque système peut avoir des intervalles de variations des scores différents, par exemple pour un système les scores varient entre 0 et 1 et pour un autre les scores varient entre 0 et 1000.

On comprend bien la nécessité de normaliser les scores avant de les combiner. Les méthodes de normalisation présentées dans la suite, traitent des scores qui varient déjà tous dans le même sens (en général on considère tous les scores sous forme de similarité). Pour transformer des distances en similarité il existe deux solutions : l'inverse ou l'opposé. Dans toute la suite, nous considérerons que tous les scores à fusionner ont été transformés en scores de similarité (**scores Client > scores Imposteur**).

Les différentes techniques de normalisation de scores sont :

- Normalisation par la méthode Min-Max
- Normalisation par une fonction quadratique-linéaire-quadratique (QLQ)XS
- Normalisation par la méthode Z-Score
- Normalisation par la médiane et l'écart absolu médian (MAD)
- Normalisation par la méthode tangente hyperbolique "Tanh"
- Normalisation par une fonction double sigmoïde

III.2.3.1 Normalisation par la méthode Min-Max

$$S'_{ik} = \frac{S_{ik} - \min(\{S_i\})}{\max(\{S_i\}) - \min(\{S_i\})} \quad (\text{Equ. III. 13})$$

III.2.3.2 Normalisation par la méthode Z-Score

$$S'_{ik} = \frac{S_{ik} - \mu}{\sigma} \quad (\text{Equ. III. 14})$$

III.2.3.3 Normalisation par la médiane et l'écart absolu médian (MAD)

$$S'_{ik} = \frac{S_{ik} - \text{median}}{\text{MAD}} \quad (\text{Equ. III. 15})$$

On: $MAD = \text{median}(\{|s_i - \text{median}(\{s_i\})|\})$

III.2.3.4 Normalisation par une fonction Quadratique-Linéaire-Quadratique (QLQ)

$$s_{QLQ} = \begin{cases} \frac{1}{c - \frac{\omega}{2}} s_{MM}^2, & \text{si } s_{MM} \leq \left(c - \frac{\omega}{2}\right) \\ s_{MM}, & \text{si } \left(c - \frac{\omega}{2}\right) < s_{MM} \leq \left(c + \frac{\omega}{2}\right) \\ \left(c + \frac{\omega}{2}\right) + \sqrt{\left(1 - c - \frac{\omega}{2}\right) \left(s_{MM} - c - \frac{\omega}{2}\right)}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{Equ. III. 16})$$

III.2.3.5 Normalisation par la méthode tangente hyperbolique "Tanh"

Tanh - normalisation Tanh est basée sur tanh est imateur. Il mappe la première scores de Ok dans la gamme de [0, 1] que, le où r_{k1} , $\mu_{o_k^G}$ et $\sigma_{o_k^G}$ sont la moyenne et le niveau de la mise en correspondance réelle scores de caractéristique k, respectivement. [HAM 05]

$$n_{K_1} = 0.5 \left[\tanh \left\{ 0.01 \times \left(\frac{r_{K_1} - \mu_{o_k^G}}{\sigma_{o_k^G}} \right) \right\} + 1 \right] \quad (\text{Equ. III. 17})$$

III.2.3.6 Normalisation par une fonction double sigmoïde

Cappelli et al. [CAP 00] ont utilisé une **fonction double sigmoïde** pour la normalisation score dans un système biométrique multimodal qui combine différents systèmes d'empreinte digitale. Le score normalisé est donné par (Equ. III. 18) :

$$s'_{ik} = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp\left(-2\left(\frac{s_{ik} - t}{r_1}\right)\right)} \text{si } s_k < t, \\ \frac{1}{1 + \exp\left(-2\left(\frac{s_{ik} - t}{r_2}\right)\right)} \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{Equ. III. 18})$$

Où t est le point de fonctionnement de référence et r_1 et r_2 sont respectivement les bords gauche et droit, la (fig. III.3) montre un exemple d'une normalisation double sigmoïde, où les scores étant dans l'intervalle [0, 300] sont transformés dans l'intervalle [0, 1], avec $t = 200$, $r_1 = 20$ et $r_2 = 30$.

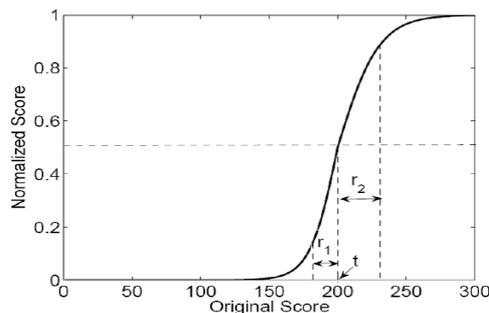


Fig. III. 5 : Normalisation double sigmoïde.

Ce schéma transforme les scores dans l'intervalle $[0,1]$. Mais il demande de paramétrer prudemment t , r_1 et r_2 afin d'obtenir une bonne efficacité. En général, t est choisi de façon à être une valeur appartenant à la région de recouvrement entre les distributions des scores client et imposteurs, et r_1 et r_2 sont fixés de telle sorte qu'ils correspondent respectivement aux extrémités de recouvrement entre les deux distributions vers la gauche et vers la droite de t (on peut également voir cela comme les valeurs correspondant respectivement au minimum des scores de similarité des clients et au maximum des scores de similarité des imposteurs). Ce schéma de normalisation fournit donc une transformation linéaire des scores dans la région de recouvrement, tandis que les scores à l'extérieur de cette région sont transformés de manière non linéaire. [OUA 11]

III.2.4 Méthodes de fusion

III.2.4.1 Les méthodes de fusion scores

Une autre question importante traitée dans ce travail est la **normalisation des scores** comme présentée par [RAC 06] qui est une phase nécessaire avant de faire la combinaison. Après avoir état d'art de fusion au chapitre 2, Nous allons maintenant nous intéresser aux méthodes de **fusion de scores**. Les méthodes de fusion de scores combinent les informations au niveau des scores issus des modules de comparaison comme indiqué sur la (fig. III .6). Un système de fusion est constitué de deux modules, un module de **fusion** et un module de **décision** voir (fig. III.6). Le problème devient donc un problème de classification à 2 classes (**OUI** ou **NON**, Client ou Imposteur) à partir d'un vecteur de nombre réels dont la dimension est égale au nombre de sous-systèmes du système **multi-algorithmes** .

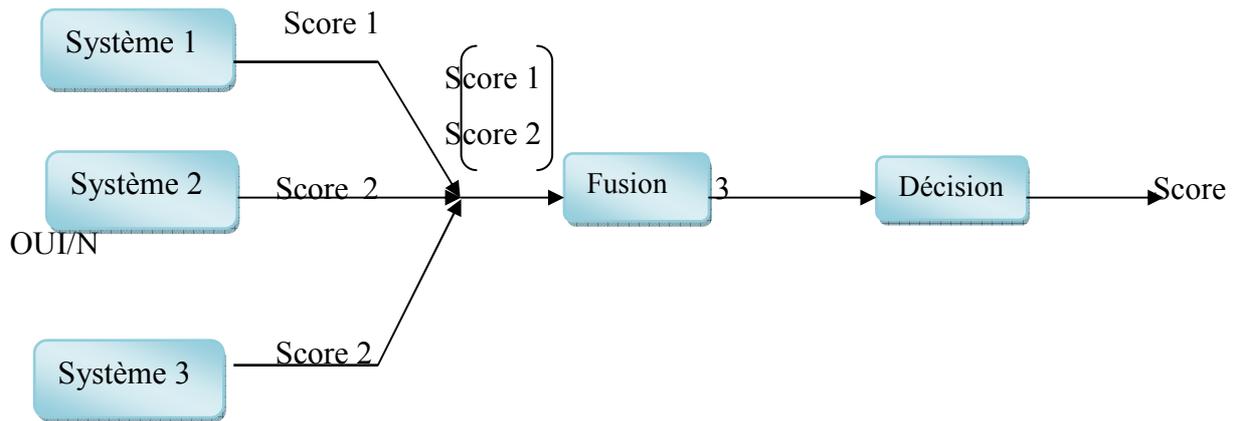


Fig. III. 6 : Schéma de la fusion de scores.

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents systèmes :

- i) La première approche est de traiter le sujet comme un problème de **combinaison**,
- ii) tandis que l'autre approche est de voir cela comme un problème de **classification**.

Dans **l'approche par 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 de scores provenant de différents systèmes soit cohérente, les scores doivent d'abord être transformés dans un domaine commun : on parle alors de *normalisation de score*. [BRU 95]

Dans **l'approche par classification**, un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant les scores donnés en sortie par les systèmes individuels ; ce vecteur est ensuite attribué à une des deux classes : Client ou Imposteur. En général, le classifieur utilisé pour cette opération est capable d'apprendre la frontière de décision sans tenir compte de la manière dont le vecteur de caractéristiques a été généré. Ainsi, les scores en sortie de différents systèmes peuvent être non-homogènes (mesure de distance ou de similarité, différents intervalles de valeurs prises, etc...) et aucun traitement n'est requis avant de les envoyer dans le classifieur. [OUA 11]. Nous nous limiterons dans le cadre de notre travail à la première approche pour sa simplicité et en se basant sur les résultats prometteurs obtenus dans les travaux de M.BELAHCENE et A.OUAMANE [OUA11]. Nous présentons dans ce qui suit les différents algorithmes de cette approche qui est la fusion par combinaison des scores.

Méthode de combinaisons simples

Kittler et al. [KIT 98] ont développé un cadre théorique pour la consolidation de la preuve obtenue à partir de plusieurs classificateurs en utilisant des mécanismes comme la règle de somme, le produit règle générale, max règle, règle min, une règle médiane et vote à la majorité. Afin d'utiliser ces systèmes, les scores correspondant sont convertis en probabilités a posteriori conforme à un véritable utilisateur et un imposteur.

En général, les différents traits biométriques d'un individu (par exemple, visage, empreintes digitales et de la main-géométrie) sont mutuellement indépendants. Cela nous permet de faire usage de la règle du produit dans un multimodal système biométrique basé sur l'hypothèse d'indépendance.

Additionner la règle: En dehors de l'hypothèse d'indépendance statistique des représentations multiples utilisés dans le produit règle générale, la règle de somme suppose également que les probabilités a posteriori calculé par les classificateurs individuels ne s'écartent pas beaucoup des probabilités a priori. Cette règle est applicable quand il ya un niveau élevé de bruit conduisant à ambiguïté dans le problème de classification. [ANI 03]

- Combiner les scores par la moyenne consiste à calculer s tel que

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (\text{Equ. III. 19})$$

- Combiner les scores par le produit consiste à calculer s tel que

$$S = \prod_{i=1}^N S_i \quad (\text{Equ. III. 20})$$

- Combiner les scores par le minimum consiste à calculer s tel que

$$s = \min (s_i) \quad (\text{Equ. III.21})$$

- Combiner les scores par le maximum consiste à calculer s tel que

$$s = \max (s_i) \quad (\text{Equ. III. 22})$$

- Combiner les scores par la médiane consiste à calculer s tel que

$$s = \text{med}(s_i) \quad (\text{Equ. III. 23})$$

- La somme pondérée c'est une méthode un peu plus évoluée qui nécessite une adaptation par le réglage de paramètres.

$$S = \sum_{i=1}^N w_i s_i \quad (\text{Equ. III. 24})$$

La somme pondérée permet de donner des poids différents w_i à chacun des systèmes en fonction de leur performance individuelle ou de leur intérêt dans le système multi-algorithmes. [OUA 11]

III.2.5 Calcul La distance de Hausdorff

La distance de Hausdorff est une mesure de distance entre deux polygones ou entre deux figures la distance de Hausdorff (D_h) est régulièrement utilisée en analyse d'image. d'après Rucklidge elle est considérée comme une mesure de similarité naturelle entre les formes

La distance de Hausdorff du polygone A au polygone B est définie comme

$$H(A,B) = \max\{\min\{d(a,b)\}\} \quad a \in A, b \in B \quad (\text{Equ. III. 25})$$

$D(a,b)$ étant la distance Euclidienne entre les deux points a et b

$H(a,b)$ est appelée la distance de Hausdorff relative (ou semi distance de Hausdorff)

On peut définir ainsi la distance de Hausdorff de A et B comme le plus grand des deux nombres $h(A,B)$ et $h(B,A)$:

$$D_h(A,B) = \max(h(A,B), h(B,A)) \quad (\text{Equ. III. 26})$$

L'algorithme de reconnaissance en utilisant la distance de Hausdorff :

On prend un ensemble de points entre cet ensemble et la totalité des ensembles déjà extraits lors de la phase d'apprentissage. on peut alors continuer à exécuter des transformations sur l'ensemble de points, comme la rotation et la translation. pour affiner les calculs. si la distance

de Hausdorff devient nulle alors les ensembles de points sont identiques .on alternativement si la distance de Hausdorff tombe au-dessous d'une certaine valeur seul on peut dire que les deux ensemble de points sont semblables[BENG 06]

Puisque la distance de Hausdorff est juste une mesure de distance. On peut imaginer que d'autre mesure de distance. Telles qu'Euclidienne ou Procruste pourrait être employé dans une manière semblable.

III.3 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de connaître l'aspect du modèle conçu pour la reconnaissance de visage 2D et 3D expression. Un certain nombre de méthodes est mis en revue notamment les méthodes de réduction d'espace, de normalisation et de fusion de scores. Nous avons présenté les deux approches essentielles de fusion des scores. La première approche qui est l'approche par combinaison est retenue pour sa simplicité et ses résultats prometteurs dans les travaux antérieurs. Cette dernière traite les scores séparément avant de les combiner et elle est basée sur les méthodes les plus utilisées telles que la moyenne, le produit, le minimum, le maximum ou la médiane.

Nous avons également montré qu'il y a différents niveaux de "complexité" pour les méthodes de combinaison. Dans le chapitre 4 qui représente le dernier chapitre de notre mémoire, nous tentons d'implémenter notre modèle étudié et l'appliquer à la base de données universelles CASIA 2D et CASIA 3D expressions.

IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons présenté l'étude et la conception du système. Nous consacrons ce chapitre à l'implémentation du modèle étudié, la mise en œuvre du système et les résultats obtenus ainsi que les outils utilisés, les algorithmes développés et l'approche réalisée sont mis en évidence.

A la fin du chapitre une discussion des résultats en fonction des différents paramètres est effectuée.

IV.2 Base de données CASIA visage 3D

De toutes les fonctionnalités biométriques, la reconnaissance du visage reste l'un des plus actifs sujets de recherche dans la reconnaissance des formes. Dans les dernières décennies, la plupart des travaux se concentre la source d'intensité 2D ou des images en couleur. Comme la précision de face 2D la reconnaissance est influencée par les variations de poses, expressions, des illuminations et subordonnés, il est encore difficile de développer une solide reconnaissance automatique face 2D système. Les données 3D du visage peuvent fournir une voie prometteuse pour comprendre la caractéristiques du visage humain dans le domaine 3D, et a la possibilité potentiel de améliorer la performance du système de reconnaissance. Et les chercheurs de plus en plus mettre l'accent sur la reconnaissance faciale en 3D dans les dernières années. Cependant, depuis que les caméras 3D ne sont pas aussi communes que les caméras 2D, il est coûteux à construire une base de données 3D visage public, qui apporte la difficulté de valider les méthodes proposées dans une plate-forme uniforme. Par conséquent, la base de données CASIA 3D qui englobe les images 3D profondeur et expressions est là entre autres pour remédier à ce manque. C'une base de données complète du visage en 3D, qui vise à être une plate-forme publique pour tester les algorithmes de reconnaissance faciale 3D ou autres.

IV.3 Brèves descriptions de la base de données

Entre **Août 2004** et **Septembre 2004**, on a recueilli une base de données de visages **3D** constituée de **4624 scans** de **123 personnes** qui utilisent le sans contact numériseur 3D, **Minolta Vivid 910**, comme indiqué dans **la Fig. IV.1**. Au cours de la construction de

la base de données, on considère non seulement les variations individuelles de poses, les expressions et les illuminations, mais aussi les variations combinées des expressions sous illumination et poses sous des expressions, comme montré sur la Fig. IV.2, Fig. IV.3 et Fig. IV.4. Pour les sujets avec des lunettes, on a recueilli un scan supplémentaire avec des lunettes. Ainsi, chaque personne dispose de 37 ou 38 balayages. Et à partir de chaque balayage, une image couleur 2D et une surface 3D du visage triangulaire sont également générés. On vise à construire une base de données complète du visage en 3D, qui est en outre amenés à être une plate-forme publique pour tester les algorithmes de reconnaissance faciale 3D ou autres [Che08].



Fig. IV. 1 : Scène Capture de base de données CASIA visage 3D.

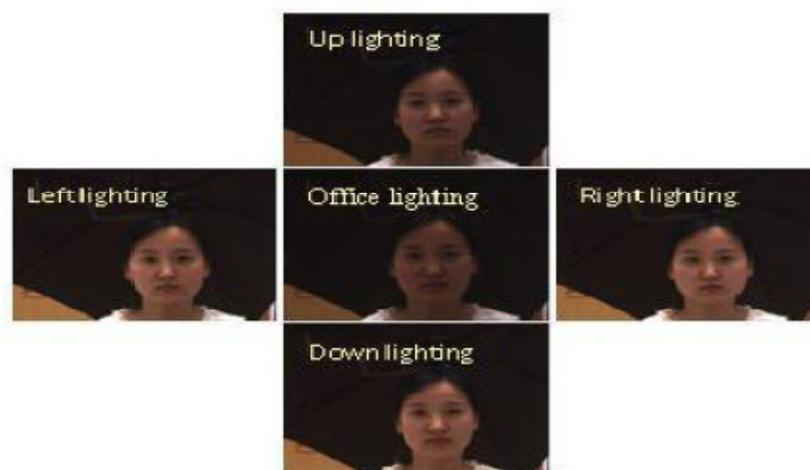


Fig. IV. 2 : Variation d'éclairage de la base de données CASIA visage 3D.



Fig. IV. 3 : Variation d'expression de la base de données CASIA visage 3D.

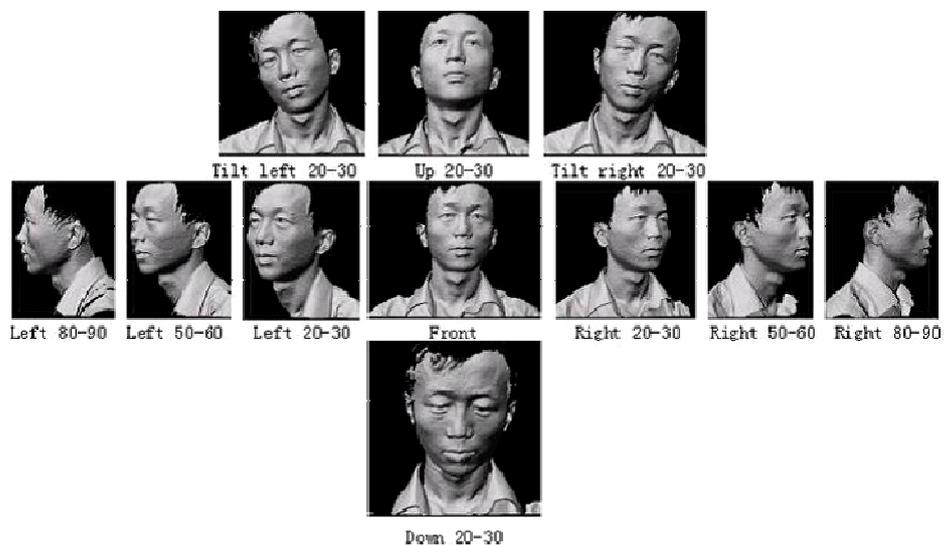


Fig. IV. 4 : Variation de pose de la base de données CASIA visage 3D.

- **Base d'apprentissage** : Elle contient l'information concernant les personnes connues par le système (seulement des clients). Pour cela on prend les M premières images de 1 jusqu'à M de chaque personne.
- **Base de test** : Elle permet de tester le système en lui présentant des images de personnes imposteurs et clients. Les N dernières images de x à y de chaque individu nous ont servies pour la réalisation des différents tests.
- **Stockage et nomenclature**

« xx-yy.wrl » pour toutes les images.

Où 'xx' représente le numéro de la personne (de «00 » à «123 » pour les deux sexes).

'yy' présente numéro de l'image de «01 » à «37»

IV.4 Architecture structurelle du système de la conception

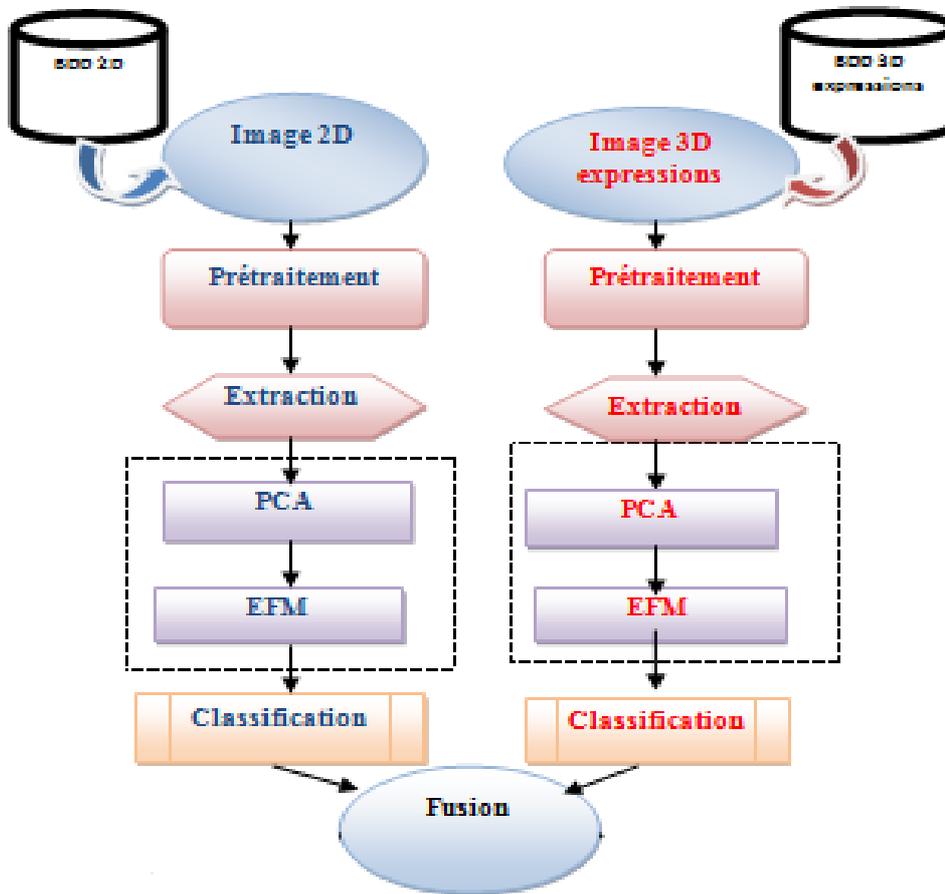


Fig. IV.5 : Schéma de principe du modèle de fusion des scores 2D et 3D expression.

IV.4.1 Acquisition d'image

Les images de visage sont acquises par un capteur (caméra).

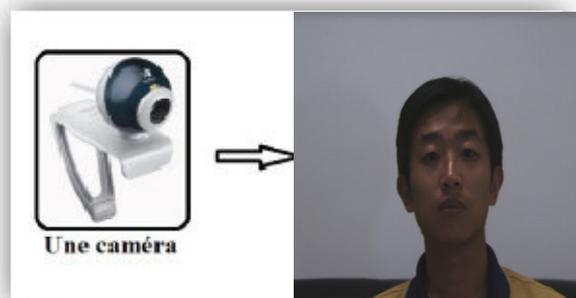


Fig. IV. 6 : Exemple d'acquisition d'une image d'un visage.

IV.4.2 Prétraitement d'image

Chaque image de visage doit subir un prétraitement juste avant la phase d'extraction des paramètres, et chaque prétraitement se fait par plusieurs méthodes, dans notre travail nous avons fait beaucoup d'essais de prétraitement et nous avons gardé les meilleurs résultats.

IV.4.2.1 Prétraitement des images des visages

i) La conversion de l'image (couleur → noir et blanc) et le découpage

Nous avons implémenté cette fonction dans le but de pouvoir travailler sur un ou plus grand nombre d'images. On peut également utiliser directement la fonction „`rgb2gray`“ disponible sur le logiciel **Matlab**.

Fonctionnel de prétraitement des images de visage

Prétraitement_V(Y)

1. *Conversion de Y de RGB en niveau de gris*
2. *Découpage de l'image*
3. *Normalisation pour supprimer toute illumination de l'image.*
4. *Transformation de la matrice image en vecteur image.*
5. *Enregistrement du vecteur*
6. *Enregistrement de A*

Les opérations de prétraitement sur les images des visages sont collectées dans une fonction nommée `pretraitement_V ()` ; l'algorithme de cette fonction est donné par : `pretraitement_V` : la fonction sur Matlab.

Y : image d'entrée (à traiter)

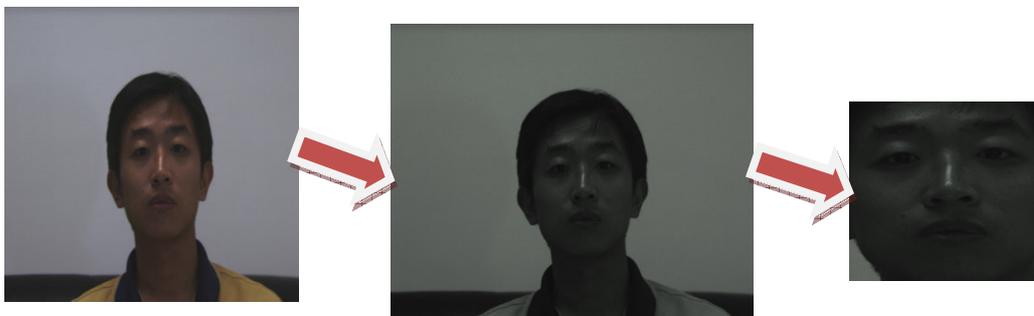


Fig. IV.7 : Exemple de la conversion en niveau de gris et le découpage de l'image.

IV.4.3 L'extraction des paramètres de visage

Dans cette étape nous avons utilisé un filtre pour extraire les paramètres à partir des images de visages.

En effet, il existe des différents filtres, on peut légitimement se poser la question : quel filtres choisir ?

Pour répondre à cette question nous nous sommes basés sur les résultats des travaux de A.OUAMANE& M.BELAHCENE[2011] et M.R.ALI SMAIL&N.H.OUARCHANI[2011] et nous avons utilisé le filtre de GABOR dans l'orientation et la fréquence qui ont donnés les résultats optimaux dans l'étude menée par A. OUAMANE au cours de son Magister[2011].

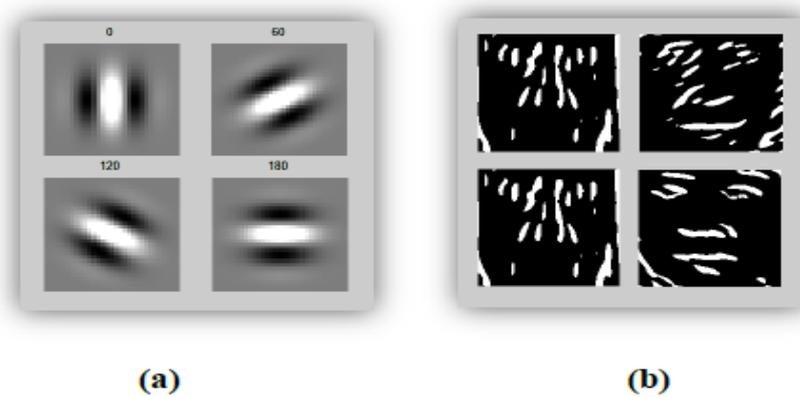


Fig. IV.8 : Démonstration d'un filtre de Gabor appliqué à une image.

(a) Filtre de **Gabor**. (b) Image transformée par le filtre de **Gabor**.

Une fonction en **Matlab** génère un filtre de **Gabor** avec la méthode d'échantillonnage en fréquence.

Algorithme fonctionnel de prétraitement pour le filtre de **Gabor** :

Prétraitement_v(y(i,j))

1. Lire y transférer y de RGB a niveau de gris ($Z(i,j)=rgb2gray(y(i,j))$)
2. Décimation : $D(i,j) = Z(i,j) \downarrow 2$
3. Filtrer D par le filtre de Gabor : $G(i,j) = H(i,j) * Im(i,j)$
4. Normaliser G (i,j)
5. Transformer la matrice G(j) en vecteur V(k)

IV.4.5 Réduction d'espace

IV.4.5.1 L'analyse en composantes principales (PCA)

1. Création de la matrice des données X (L'ordonnement de vectrices images des clients côte à côte).
2. Centrer la matrice des données \bar{X}
3. Calcul de la matrice de covariance des données $X X^T$.
4. Calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance.
5. Ordonner les vecteurs propres par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes.
6. La matrice de transformation de la PCA est les m premiers vecteurs propres (U_{PCA}).

IV.4.5.2 Le modèle Discriminant Linéaire Amélioré de Fisher (EFM)

1. Calcul la matrice de dispersion intra-classes S_W .
2. Calcul de la matrice de dispersion inter-classes S_B .
3. Calcul des valeurs (λ) et vecteurs (V) propres de la matrice S_W .
4. Calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classe $K_b = \lambda^{-1/2} V^T S_B V \lambda^{-1/2}$
5. Calcul des valeurs (λ_b) et vecteurs (V_b) propres de la matrice K_b .
6. Calcul de la matrice $U = V \lambda^{-1/2} V_b$.

La matrice de transformation de l'EFM est constituée par les m premiers vecteurs de U (U_{EFM}).

IV.4.6 Calcul des distances

Nous avons deux types de distance soit pour les visages 2D ou les visages 3D expressions :

- **La distance intra** ($distance_intra()$) : mesure la distance entre deux images de (visage 2D \ visages 3D expressions) de la même personne.
- **La distance extra** ($distance_extra()$) : mesure la distance entre deux images de (visage 2D \ visages 3D expressions) de deux individus différents

Les distances que nous avons utilisées dans notre expérience pour la mesure similarité sont la distance Euclidienne (**norme L1**), distance Euclidienne (**norme L2**), Covariance, et ceci en nous basant sur les travaux de BENTOUMI et BENBOUZID [2010]. Ces distances sont définies comme suit :

$$\mathbf{L1} = \sum_{i=1}^N |A_i - B_i|$$

$$\mathbf{L1} = \sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2$$

$$\mathbf{cov}(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|}$$

IV.4.7 Fusion

Dans cette étape nous réalisons la fusion des scores, ces derniers sont représentés par les distances calculées précédemment, la méthode de fusion que nous avons nous utilisons est la **fusion par combinaison des scores par des opérations très simples**. Nous utilisons les instructions simples de calcul de max, min et moyenne disponibles dans **Matlab**, cette instruction fusionne deux matrices ou deux vecteurs. Les algorithmes de ces opérations sont présentés comme suit :

- **'max'**: $D = \mathbf{abs}(A) \quad \mathbf{abs}(B); C = A(D) + B(\sim D)$
- **'min'**: $D = \mathbf{abs}(A)\mathbf{abs}(B); C = A(D) + B(\sim D)$
- **'mean'**: $C = (A + B) \setminus 2; D = \mathbf{ones}(\mathbf{size}(A))$

IV.4.8 Classification

Dans le problème de vérification d'identité, nous cherchons à définir, pour chaque personne, ou de manière globale un seuil. Ce seuil va déterminer le minimum de ressemblance entre deux images pour admettre qu'il s'agit de la même personne. Ce minimum de ressemblance va s'exprimer comme une distance maximale entre les caractéristiques des deux images.

Pour fixer ce seuil nous allons utiliser l'ensemble d'évaluation. Théoriquement max (distance intra) min (distance extra) dans cette condition, il est possible de déterminer un seuil **S** qui détermine une classification parfaite (sans erreurs **TEE=0**).

Il suffit de prendre :

$$S = \frac{\max(\text{distance intra}) + \min(\text{distance extra})}{2}$$

Malheureusement cette situation ne se rencontre que très rarement en pratique. Par conséquent, un compromis doit être fait dans le choix du seuil, et ce dernier est très dépendant de l'application: **FA** doit avoir une valeur très faible dans les applications bancaires afin de garantir plus de sécurité. Généralement, un système d'authentification opère entre les deux extrêmes pour la majorité des applications: on ajuste le seuil de décision pour atteindre une valeur désirée et prédéfinie de **FR** ou de **FA**. Donc nous devons choisir un critère à minimiser pour fixer le seuil de manière à atteindre le **TEE** (**TFA=TFR =TEE**, Taux d'erreur égale).

Dans notre expérience nous choisissons le seuil de manière à atteindre TEE tel que :

$$(\text{TFA}-\text{TFR}) < 10^{-2}$$

L'algorithme suivant permet de calculer : TEE et le seuil

DIS_cl : *intervalle des distances intra*

DIS_imp : *intervalle des distances extra*

TFA : *Taux de fausses acceptations.*

TFR : *Taux de faux rejets.*

Seuil : *Seuil pour avoir TFA=TFR.*

IV.4.9 Décision

Dans un processus d'authentification, la stratégie de décision nous permet de choisir entre les deux alternatives suivantes: l'identité de l'utilisateur correspond bien à l'identité de la personne proclamée (ou recherchée) ou elle ne correspond pas. En comparant le modèle de l'utilisateur à celui qui existe dans la base de données. Cette phase est basée sur **le seuil** prédéfini.

V2Dtest : *image de visage 2D test. (Image de l'utilisateur)*

V3Dtest : *image de visage 3D expressions test. (Image de l'utilisateur)*

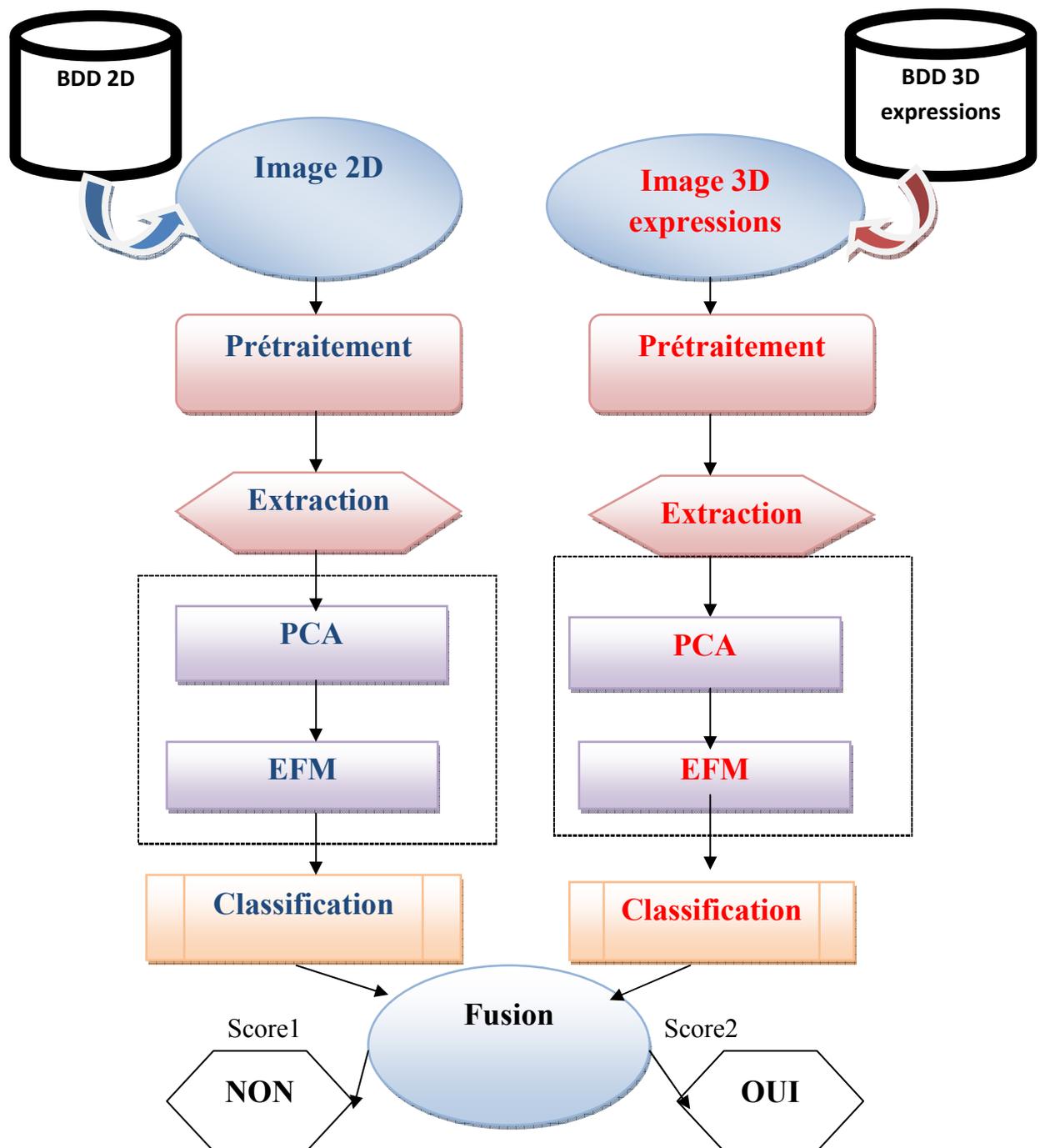
$XV2D \setminus XV3D$: modèle de la personne proclamée stocké dans la base des données

DIS_V : distance entre $XV2D$ et $V2D_{test}$. (Projetée dans le même sous espace)

DIS_V : distance entre $X3D$ et $V3D_{test}$. (Projetée dans le même sous espace)

DIS : la distance fusionnée de DIS_V2D et DIS_3D .

IV.5 La phase Test



Le programme se présente sous plusieurs fonctions, l'essentiel est présenté sous la forme suivante :

- **Lire()** pour lire l'ensemble des images d'apprentissage Visages 2D et 3D expressions , d'évaluation et de test.
- **Pretraitement()** pour préparer les images Visages 2D et 3D expressions , à la phase de traitement.
- **PCA() EFM()** cette fonctions renvoie une base dans laquelle on projette toutes les images Visages 2D et 3D expressions , d'apprentissage, d'évaluation et de test.
- **distance_intra()** renvoie les valeurs des distances entres les images des clients évaluation et les images d'apprentissage.
- **distance_extra()** renvoie les valeurs des distances entres les images des imposteurs évaluation et les images d'apprentissage.
- **Fusion_dis ()** fusionne les distance intra et extra des visages 2D avec les distances intra et extra visage 3D expressions
- **seuillage ()** cette fonction sert à estimer les valeurs de **TEE** et le seuil.

IV.6 Résultats et discussions

En effet, il existe différentes méthodes d'extraction de paramètres, et plusieurs types de fusion de scores. Nous effectuons nos expériences sur plusieurs types de fusion et nous gardons le type qui convient à notre étude.

Notre programme principal se présente comme suit :

1- Extraction des paramètres (Extraction des images de visages avec photo normalisation)

3- Projection des images sur l'espace **PCA** et **EFM** (visages).

4- Mesure des distances (visages 2D et 3D expressions): Euclidienne norme 1 (**L1**).

5- Fusion des scores (distances des visages 2D et 3D expressions).

6- Seuillage global.

IV.6.1 Extraction des paramètres

IV.6.1.1 Extraction des paramètres des visages et calculs des distances

Le filtre que nous avons utilisé est le filtre de base filtre de **Gabor** et la fusion des scores (mean, max, min).

- Nous étudions d'abord le cas où le nombre de paramètres de l'EFM est variable dans l'intervalle **10 à 200** et **PCA = 200**. Les résultats obtenus sont présentées sur le tableau suivant :

PCA 200	Mean			Min			Max		
	EFM	TFA%	TFR%	TR%	TFA%	TFR%	TR%	TFA%	TFR%
10	16.39	16.00	67.61	18.91	18.50	62.59	18.06	18.50	63.44
20	15.00	15.00	70	18.00	18.00	68	16.50	16.50	67
40	13.01	13.00	74	14.00	14.00	72	15.06	15.00	69.4
60	12.86	12.50	74.64	13.51	13.50	72.9	15.95	16.00	68.05
80	11.50	11.50	78	15.00	15.00	70	14.98	15.00	70.02
100	12	12	76	14.00	14.00	72	15.02	15.50	69.4
120	12.63	12.50	75.20	14.26	14.00	71.74	16.00	16.00	68.400
140	12.50	12.50	75	13.00	13.00	77	16.00	16.00	68
160	12.20	12.50	75.3	13.00	13.00	77	16.45	16.50	67.05
180	12.26	12.50	74.24	11.73	12.00	76.27	15.50	15.50	69.00
200	11.50	11.50	77	9.00	9.00	82	15.50	15.50	69.00

Tableau IV.1 : Taux d'erreurs de norme L1 PCA=200

Dans le **tableau IV.1** nous remarquons que la différence entre les erreurs pour chaque fusion n'est pas très grande. Ceci est une caractéristique très importante, car on peut dire que le système est stable.

Le taux de réussite $TR = (100 - (TFR + TFA))$.

- Taux de réussite $TR = (100 - (TFR + TFA))$
- Taux égale d'erreur $TEE = TFA + TFR / 2$

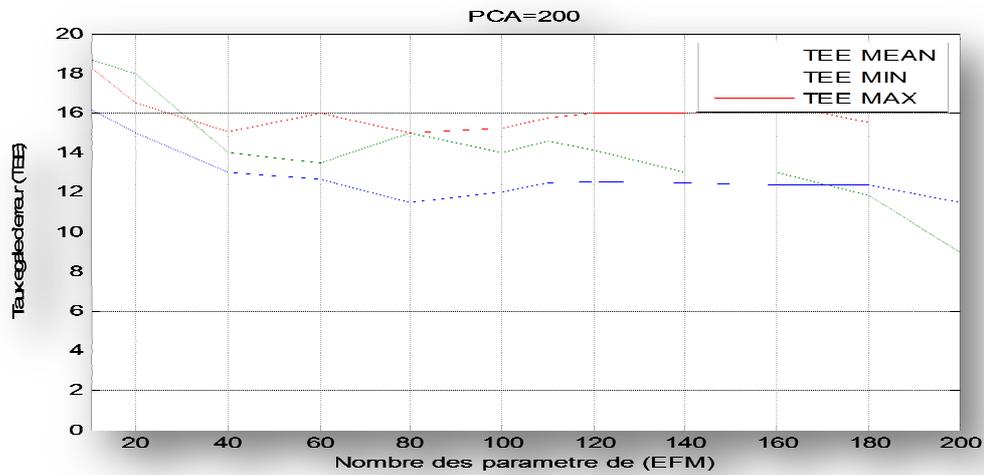


Fig. IV. 9 : Taux d'égale erreur PCA=200.

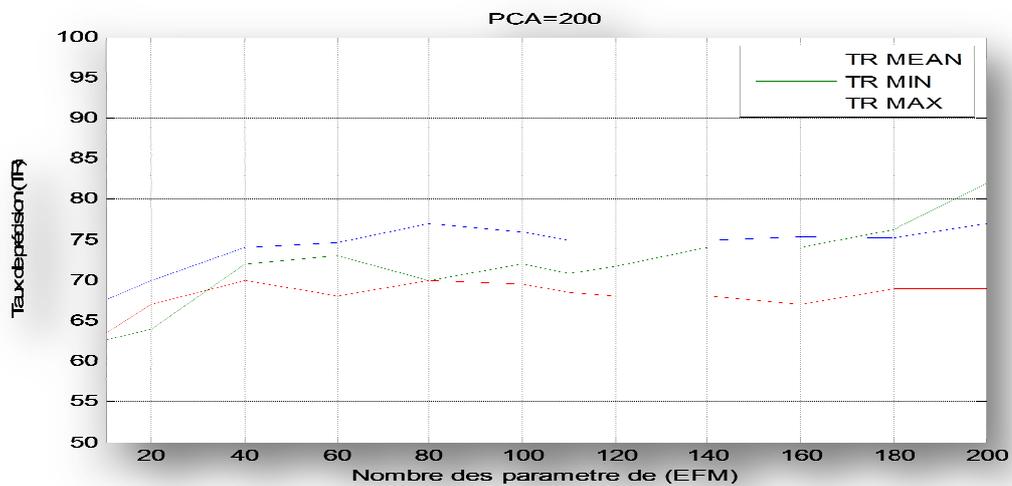


Fig. IV.10 : Taux de réussite PCA=200.

- Nous étudions maintenant le cas où le nombre de paramètres de l'EFM est variable de 10 à 100 et PCA =100. Les résultats obtenus sont présentées sur le tableau suivant :

PCA 100	Mean			Min			Max		
	EFM	TFA%	TFR%	TR%	TFA%	TFR%	TR%	TFA%	TFR%
10	12.63	12.50	75.20	14.26	14.00	71.74	16.00	16.00	68.400
20	12.50	12.50	75	13.00	13.00	77	16.00	16.00	68
30	12.20	12.50	75.3	13.00	13.00	77	16.45	16.50	67.05
50	12.26	12.50	74.24	11.73	12.00	76.27	15.50	15.50	69.00
60	11.50	11.50	77	9.00	9.00	82	15.50	15.50	69.00
70	7.96	7.50	84.54	6.50	6.50	87	14.00	14.00	72
80	6.51	6.50	86.99	6.50	6.50	87	14.00	14.00	72
90	5	5	90	4.97	5	90.03	12	12	76
100	4	4	92.00	3.75	4	92.25	10.68	10.50	78.92

Tableau IV.2 : Taux d'erreurs de norme L1 PCA=100 .

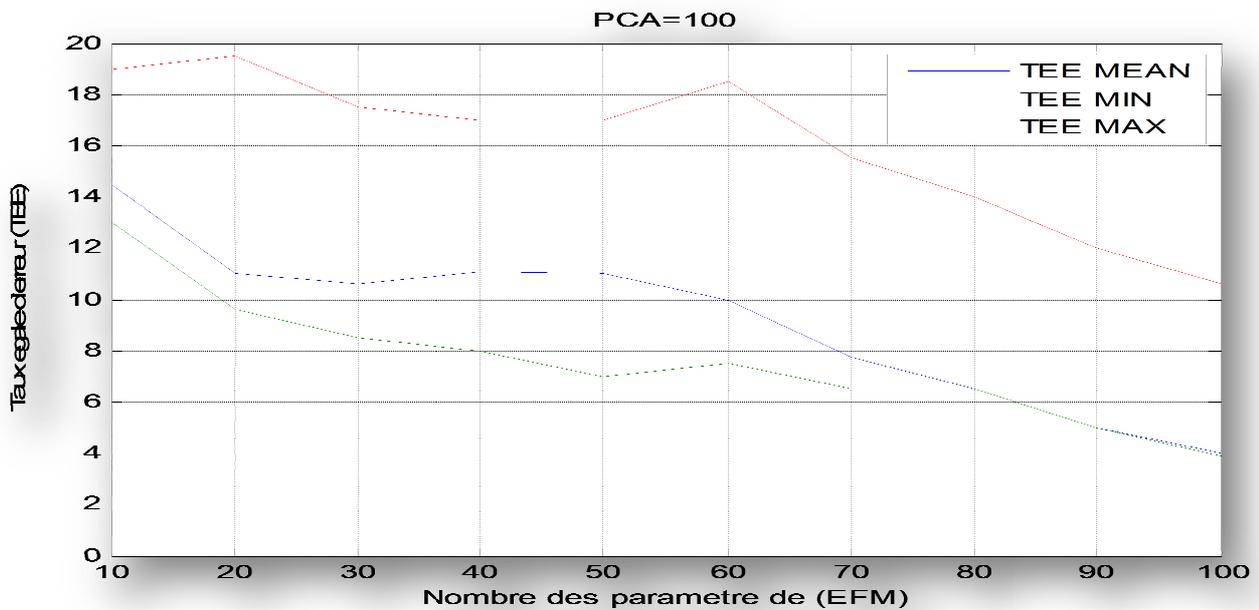


Fig. IV.11 : Taux égale d'erreur (TEE) PCA=100.

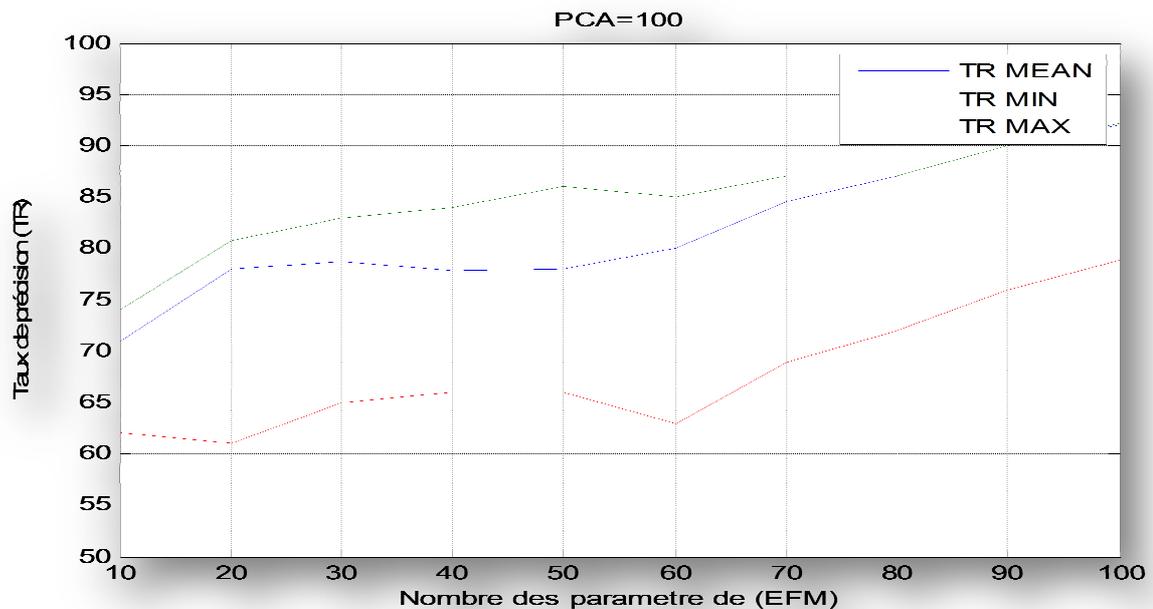


Fig. IV.12 : Taux de réussite pour Np PCA=100.

La comparaison entre PCA=200 et PCA=100 pour TR :

PCA- EFM	Mean	Min	Max
100	92	92.25	78.92
200	77	82	69

Tableau IV.3 : La comparaison entre PCA=200 et PCA=100 pour TR.

Le système a donné des résultats moyens pour un Np(PCA) =200 pour un Np(EFM)=200. Ces résultats ont été améliorés dans Np(PCA)=100 pour un Np(EFM)=100. Dans ce dernier cas nous avons obtenu des résultats meilleurs et un taux de reconnaissance plus élevé et très bon.

IV. 7 Conclusion

D'après l'étude faite et toutes les expériences réalisées nous pouvons dire que la **fusion des scores** reste une méthode très efficace. En fusionnant l'information 3D expression et l'information 2D. Nous sommes arrivés à un taux de reconnaissance **TR = 92.25%** valeur à prendre en compte surtout dans ce domaine qui est l'identification des personnes en présence d'expression et surtout sur une base de données la CASIA 3D. Cette dernière est formée de visages Asiatiques où la ressemblance entre les personnes est très accentuée à ça s'ajoute l'expression sur ces visages.

Conclusion générale

L'étude s'inscrit dans le domaine de la reconnaissance automatique de visages. Son but est destiné à la vérification de l'identité d'une personne à partir de son image 2D et 3D expressions. Employée essentiellement à des fins sécuritaires et/ou de confidentialité, les systèmes de reconnaissance automatique de visages sont souvent développés dans les applications de télésurveillance et aux d'accès aux endroits sécurisés.

Notre étude est basée sur un concept biométrique multimodal, la reconnaissance automatique d'identité. Notre approche s'est faite en utilisant L'Analyse en Composantes Principales et Le modèle discriminant linéaire amélioré de Fisher. L'implémentation de cette modalité et les résultats de la simulation obtenus sont en partie, pour ce qui concerne l'identification, satisfaisants mais pour la vérification le programme reste à développer. Les détails se trouvent dans le quatrième chapitre.

Dans ce mémoire nous étudions la mise en place et l'évaluation de systèmes biométriques multimodaux. Après une présentation générale du contexte de ce mémoire, la biométrie multimodale, ses caractéristiques, ses avantages et ses inconvénients, les détails de la reconnaissance des visages 2D et 3D expressions. Notre étude nous a permis de définir le contexte de notre travail, en limitant le champ d'action et nous a offert tous les outils pour la conception d'un modèle que nous jugeons simple et efficace. Ensuite, nous avons implémenté notre modèle et présenter les différentes étapes de la réalisation et les méthodes utilisées ainsi que les différentes techniques d'extraction des paramètres, les types de calculs de distances, puis les types de fusion des scores. Les résultats obtenus lors de notre expérience, commençant par les résultats de prétraitement des images de visages 2D et 3D expressions puis l'extraction des paramètres et les calculs des distances, puis la fusion des distances et les calculs des erreurs et des taux de précision.

Pour valider notre travail nous avons testé notre approche sur des images frontales de la base de données universelle **CASIA visage 3D** (la partie BDD expressions seulement est prise en compte).

Nous avons donc commencé par appliquer notre système de reconnaissance de visage sur l'image en RGB comme référence, puisqu'elle contient la totalité de l'information. En appliquant notre filtrage de Gabor dans le but de réduire le nombre de données dans l'image. Nous avons utilisé une norme Euclidéenne pour la mesure de similarité. Et pour la fusion l'algorithme de la combinaison par calcul moyenne est le meilleur candidat pour notre application.

Conclusion générale

D'après l'étude faite et toutes les expériences réalisées nous pouvons dire que la **fusion des scores** reste une méthode très efficace. En fusionnant l'information 3D expression et l'information 2D. Nous sommes arrivés à un taux de reconnaissance **TR = 92.25%** avec **PCA=EFM = 100** valeur à prendre en compte surtout dans ce domaine qui est l'identification des personnes en présence d'expression et surtout sur une base de données la CASIA 3D. Cette dernière est formée de visages Asiatiques où la ressemblance entre les personnes est très accentuée à ça s'ajoute l'expression sur ces visages.

Perspectives :

- l'amélioration de la détection du visage et des l'amélioration de la détection régions d'intérêts les plus sollicitées dans les expressions (la bouche et les yeux).
- 1Utilisation de méthodes de réduction d'espace non linéaires
- amélioration de la phase classification (RN SVM...)
- Fusion par classification est sollicitée
- Application du SRV 3D expressions sur d'autres bases
- Application à des BDD 4D
- Appliquer à des séquences vidéo

Bibliographie

- [VIS 05] M.Visani, Vers de nouvelles approches discriminantes pour la reconnaissance de visages, thèse de doctorat, France, Novembre 2005
- [GEO 04]MEG/EEG et reconnaissance des visages Nathalie George, CNRS UPR 640 LENA, Hôpital de la Salpêtrière, Paris.
- [GRO 03] P.J Phillips, P.Grother, R.J.Micheals, D.M. Black-Burn, E Tabassi et J.M. Bone. Face recognition vendor test 2002. Evaluation Report. Technical Report 6965, NIST, Mars 2003.
- [HAN 04] Handbook of face recognition / editors, Stan Z. Li & Anil K. Jain. Includes bibliographical references and index. TA 1650. H36. 2004.
- [ZHA 03] W.Zhao, R.Chellappa, A.Rosenfeld and PJ.Phillips. Face Recognition: A literature survey. ACM Computing Surveys, Vol.35, No.4, pp.399-458, December 2003.
- [BRO 03]M.A. Bronstein, M.M. Bronstein, R. Kimmel. Expression-Invariant 3D Face Recognition. Proc. Audio & Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA), Lecture Notes in Comp. Science 2688, Springer, pp. 62-69, 2003.
- [GRO 02]R. Grossman, N. Kiryati, R. Kimmel. Computational surface flattening: a voxel-based approach, IEEE Trans. PAMI, 24, pp. 433-441, 2002.
- [CHA 03]K. Chang, K. Bowyer, P. Flynn, Face Recognition using 2D and 3D facial data. In:Proc. ACM Workshop on Multimodal User Authentication December, pp. 25-32,2003.
- [WAN 02] Y. Wang, C. Chua, and Y. Ho. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images. Pattern Recognition Letters, 23:1191-1202, 2002.
- [KAN 00]T.Kanade, J.F Cohn et Y.L Tian. Comprehensive database for facial expression analysis. Proceeding of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR) pp. 46-53, 2000.
- [ELH 08] ELHADDAD Mohamed BENAMAR Mohamed Conception et réalisation d'une plateforme Biométrique multimodale basée sur la fusion en scores 2007/ 2008 Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-Smar, Alger 2008
- [AYA 11]AYACHE ABDELKADER GOUFFI OMAR Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en informatique Option : Systèmes Informatiques Identification et Vérification de visages 3D en biométrie UNIV BISKRA 2011
- [STA 04]Handbook of face recognition / editors, Stan Z. Li & Anil K. Jain. Includes bibliographical references and index. TA 1650. H36. 2004.

- [DOO 04]** Doo-Soo Lee, Yang-Bok Lee, Soo-Mi Choi 3-D Facial Expression Recognition-Synthesis on PDA Incorporating Emotional Timing 2004 School of Computer Engineering, Sejong University, Seoul, Korea 2004.
- [WAE 09]** Wael Ben Soltana, Mohsen Ardabilian, Liming Chen et Chokri Ben Amar ;Une approche multimodale pour la reconnaissance du visage, inspirée d'une méthodologie anthropométrique Ecole Centrale de Lyon, LIRIS, UMR5205, F-69134, France 2009
- [PER 97]**R. Perrot. Use of Anthropological Methods in the Identification of unknown Individuals : Human Remains and Armed Robbers. The Forensic Scientist OnLine Journal, Shunderson Communications Inc. pp 161-164, 1997.
- [ARC 07]** S. Arca, R. Lanzarotti, and G. Lipori, Face Recognition Based on 2D and 3D Features. Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, pp 455-462, 2007.
- [FAL 08]**T. C. Faltemier, K. W. Bowyer and P. J. Flynn. Using Multi-Instance Enrollment to Improve Performance 3D Face Recognition. Computer Vision and Image Understanding 112(2), pages 114-125, Nov. 2008.
- [FAL 06]**T. C. Faltemier, K. W. Bowyer and P. J. Flynn. 3D Face Recognition with Region Committee Voting. Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, pp 318-325, June 2006.
- [MIA 06]** A. Mian, M. Bennamoun, and R. Owens. 2D and 3D Multimodal Hybrid Face Recognition. Computer Vision – ECCV 2006. vol 3953, pp 344-355, July 26, 2006.
- [FRA 04]** Franck Davoine, Bouchra Abboud et Van Mô Dang Face and facial expression analysis based on an active appearance model HEUDIASYC, UMR 6599 CNRS, Université de Technologie de Compiègne, BP 20529, 60205 Compiègne cedex, France. 2004
- [BENG 06]** Messaoud Bengherabi¹, Lamia Mezai¹, Farid Harizi¹, Abderrazak Guessoum², Mohamed Cheriet ; Fusion de la DCT-PCA et la DCT-RLDA pour la Reconnaissance de Visages Université Saad Dahlab de Blida Laboratoire Traitement de signal et d'imagerie Route De Soumaa BP 270 BLIDA, Algérie2006
- [TUR 91]** M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1,1991, pp. 71-86.
- [CHE 05]** W. Chen, M. J. Er and S. Wu, "PCA and LDA in DCT domain", Pattern Recognition Letters, Volume 26, Issue 15, 2005, pp. 2474 – 2482.
- [MAR 02]** G.L. Marcialis and F. Roli, "Fusion of LDA and PCA for Face Recognition", Proceedings of the Workshop on Machine Vision and Perception, 8 th Workshop of the Italian Association for Artificial Intelligence (AIIA'02).

- [KHA 07] Saïd Kharbouche ; Michel Plu, Patrick Vannoorenberghe ; Fusion d'informations pour l'indexation de Photos ; Laboratoire de Télédétection à Haute Résolution, Université Toulouse III 118, route de Narbonne, 31062 Toulouse cedex 4 ; 2007
- [BUY 08] Pierre Buysens _ Marinette Revenu ; Fusion des modalités Visible et Infrarouge pour la Reconnaissance Faciale ENSICAEN, Université de Caen Basse Normandie 14000 Caen 2008
- [WIS 97] L.Wiskott et J. M. Fellous et N. Kruger et C. von der Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching. *PAMI*, 19(7) :775–779, July 1997.
- [PET 09] D. Petrovska-DelaCrétaz, G. Chollet, and B. Dorizzi, editors. *Biometric Reference Systems and Performance Evaluation*. Springer, 2009.
- [SOC 04] D.A. Socolinsky and A. Selinger. Thermal face recognition in an operational scenario. In *CVPR*, pages 1012–1019, 2004.
- [SHI 07] Shi-Qian Wu, Li-Zhen Wei, Zhi-Jun Fang, Run-Wu Li, and Xiao-Qin Ye. Infrared face recognition based on blood perfusion and sub-block dct in wavelet domain. In *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, 2007.
- [GOK 08] B. Gokberk, H. Dutagaci, A. Ulas, L. Akarun, B. Sankur, Representation Plurality and Fusion for 3-D Face Recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 38, pp 155-173, 2008.
- [SIN 98] P. Sinha. A symmetry perceiving adaptive neural network and facial image recognition. *Forensic science international*, pp 67-89, 1998.
- [SNE 05] R. Snelick and U. Uludag and A. Mink and M. Indovina and A. Jain. Large Scale Evaluation of Multimodal Biometric Authentication Using State-of-the-Art Systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.27, pp 450-455, 2005.
- [DAV 11] Davide Ariu¹ et Giorgio Giacinto¹ A Modular Architecture for the Analysis of HTTP Payloads Based on Multiple Classifiers_ Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Cagliari, Italy 2011
- [ARI 11] Ariu, D., Tronci, R., Giacinto HMMPayl, G.: HMMPayl: An intrusion detection system based on Hidden Markov Models. In: *Computers & Security* (in Press, 2011)
- [CRO 09] Corona, I., Ariu, D., Giacinto, G.: HMM-Web: A framework for the detection of attacks against web applications. In: *IEEE International Conference on Communications*, Dresden, Germany (2009)

- [KRU 05] Kruegel, C., Vigna, G., Robertson, W.: A multi-model approach to the detection of web-based attacks. *Computer Networks* 48(5), 717–738 (2005)
- [USH 11] O Ushmaev and I. Sinitsyn *Multimodal Biometrics: Empirical Study of Performance_Throughput Trade_off*. Institute of Informatics Problem, RAS, ul. Vavilova 44, kor. 2, Moscow, 119333 Russia 2011
- [ROS 09] A. Ross and N. Poh, “Multibiometric: Overview, Case Studies, and Open Issues,” in *Handbook of Remote Biometrics*, Ed. by M. Tistarelli, et al. (Springer, 2009), pp. 273–292,2009
- [GUA 12] X. XU, X. GUAN, D. ZHANG, X. ZHANG*, W. DENG, and Z. WANG Feature fusion of palmprint and face via tensor analysis and curvelet transform School of Electronics and Information Engineering, Xi’an Jiaotong University, 28 Xian’ning West Road, Xi’an 710049, People’ s Republic of China 2012
- [JAI 07] K. Jain, “Biometric recognition”, *Nature* **449**, 38–40 (2007).
- [JEN 08] R. Jenkins and A.M. Burton, “100% accuracy in automatic face recognition”, *Science* **319**, 435 (2008).
- [CHA 03] K. Chang, K. Bowyer, and V. Barnabas, “Comparison and combination of ear and face images in appearance–based biometrics”, *IEEE T. Pattern Anal.* **25**, 1160–1165 (2003).
- [ZHA 11] T.H. Zhang, X.L. Li, D.C. Tao, and J. Yang, “Multimodal biometrics using geometry preserving projections”, *Pattern Recogn.* **41**, 805–812 (2008).
- [YAO 07] Y.F. Yao, X.Y. Jing, and H.S. Wong, “Face and palmprint feature level fusion for single sample biometrics recognition”, *Neurocomputing* **70**, 1582–1588 (2007).
- [OUA 12] Etude de la fusion de modalités pour l’authentification en biométrie (visage, voix)
- [ALP 83] Alphonse Bertillon. *Ethnographie moderne : les races sauvages*. 1883.
- [ARN]Arnaud Calmettes, guillaume Cedille : vision par ordinateur – filtres de Gabor ‘cours’
- [BENG 06] Messaoud Bengherabi1, Lamia Mezai1, Farid Harizi1, Abderrazak Guessoum2,Fusion de la DCT-PCA et la DCT-RLDA pour la Reconnaissance de Visages Centre de Développement des Technologies Avancées Division Architecture des Systèmes et Multimédia Cité 20 Aout, BP 11, Baba Hassen, Alger ; 2006
- [RAC 11] Hachemi rached ; Chanafi fouad ;Application de Reconnaissance de visage et l’iris Multimodale par OEP ; Mémoire de Fin d'Etude En vue de Préparation de diplôme Master ; Département de Génie Electrique ;université BISKRA Juin ; 2011

- [BAO 04] Baochang Zhang, Wen Gao, Shiguang Shan , Yang Peng ; Discriminant Gabor faces and Support Vector Machines Classifier for Face Recognition Computer College, Harbin Institute of Technology, Harbin, China, 150001 2004.
- [CHE 02] Chengjun Liu and Harry Wechsler , "Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition" *IEEE Trans. Image Processing* vol.11 no.4 2002
- [FUK 91] K.Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition" *Academic Press, second edition, 1991*
- [ETE 96] K.Etemad and R.Chellappa. Discriminant analysis for recognition of human faces. In Proc.of Int'l conf. On Acoustic, speech and signal processing, pages2148-2151, 1996.
- [CHE 98] Chengjun Liu and Harry Wechsler, "Enhance Fisher Linear Discriminant Models for Face Recognition" In the Proc.International conference on pattern recognition, Queensland, Australia, August,1998
- [HAM 05] Hampel, F.R., Ronchetti, E.M., Rousseeuw, P.J., Stahel, W.A.: Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions. Wiley, New York (2005) Y.N. Singh and P. Gupta 2005.
- [ANI 03] Anil Jain, Karthik Nandakumara, Arun Ross, * Score normalization in multimodal biometric systems_ aDepartment of Computer Science and Engineering, Michigan State University, East Lansing, MI 48824, USA 2003
- [BRU 95] R. Brunelli and D. Falavigna. "Person identification using multiple cues". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, pp. 955–966, 1995
- [CAP 00] R. Cappelli, D. Maio, and D. Maltoni. "Combining Fingerprint Classifiers". In : *Proceedings of the First International Workshop on Multiple Classifier Systems*, pp. 351–361, Springer-Verlag, London, UK, 2000.
- [KIT 98] J. Kittler, M. Hatef, R.P. Duin, J.G. Matas, On combining classifiers, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 20 (3) (1998) 226–239.
- [RAC 06] Rachid Benmokhtar and Benoit Huet , "Classifier Fusion: Combination Methods For Semantic Indexing in Video Content", Springer-Verlag Berlin Heidelberg pp. 65–74, 2006.
- [CASIA] <http://www.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=7>

Liste des abréviations

PCA : L'Analyse en Composantes Principales (Eigen Faces)

EFM : Le modèle discriminant linéaire amélioré de Fisher (Enhanced Fisher linear discriminant Model)

SVM : Machine à Vecteurs de Support

GMM : Mélange de gaussiennes

LDA : L'Analyse Discriminante Linéaire

RNA : Les réseaux de neurones

DCT : Discret Cosine Transform

Min-Max : Normalisation par la méthode minimum et maximum

QLQ : Normalisation par une fonction quadratique-linéaire-quadratique

Z-Score : Normalisation par la méthode

MAD : Normalisation par la médiane et l'écart absolu médian

Tanh : Normalisation par la méthode tangente hyperbolique

Dh : Distance de Hausdorff

CASIA : Institute of Automation Chinese Academy of Sciences Iris Image Database

RGB : Red Green Blue

ROI : Region of Interest

SRV : Système de reconnaissance des visages

TEE : Taux d'égale Erreur

TR : Taux de précision