

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelles Technologies des Informations et de Communication
Département d'électronique et de communication



Mémoire
MASTER ACADEMIQUE
Domaine : Sciences et technologies
Filière : Génie électrique
Spécialité : Signal et Communication
Présenté par :
Bediaf Fatima Cherfi Nadjat

Thème:

La vérification automatique de parenté basée sur le vissage

Soutenu publiquement

Le : 25/05/2017

Devant le jury :

M ^r ELLAGOUN Hocine	MC (B)	Président	UKM Ouargla
M ^r SAMAI Djamel	MA (A)	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M ^s AOURAR Salima	MA (B)	Examinatrice	UKM Ouargla
M ^s TIDJANI Amina	Doctorante	Co Encadreur	UKM Ouargla

Année universitaire 2016/2017

Remerciements

En tout premier lieu, nous remercions du plus profond de nos coeurs ALLAH de nous avoir éclairés vers le bon chemin. Je tiens à remercier ma famille pour leur apport affectif et leurs sacrifices. Nous ne saurons suffisamment remercier la personne qui m'a aidé à réaliser ce travail dans les meilleures conditions mon encadreur monsieur Samai Djamel. Sa disponibilité, sa patience tout au long de ce travail nous a été bénéfique. Nous tenons à remercier Ms tidjani pour leur aide. Nous remercions également le Président et les membres du Jury qui nous font l'honneur d'accepter de juger notre travail. Sans oublier bien entendu tous les enseignants qui ont contribué par leur savoir et leurs encouragements le long de nos parcours.



Dédicaces

*Nous dédions ce travail à la fin de l'étude
Pour le succès et m'a appris la patience, mon cher père maman*

et papa « ZOHRA et KADDOUR »

*Ceux qui les ont condamnés beaucoup d'amour et de soutien constant
pendant toute la durée de mes études.*

*Ce travail témoigne de l'amour honnête et profond de la reconnaissance que
nous avons tout fait pour moi.*

Et à mes frères « ABDELBASSET, MOHAMMAD et ABDELHAK »

et sœurs « MARIAM, IMAN et ABIR »

Et toute ma famille.

Ici vous pouvez trouver pour exprimer mon amour pour toi.

À tous mes collègues.

*Vous trouverez ici la puissance des moments difficiles parfois agréable et
parfois vécu nous tous de merveilleux souvenirs.*

*Et puis à chacun des personnages deviennent m'a appris les lumières ne
brillent la route devant moi de près ou de loin.*

Fatima



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

*A mon père: **Bachir** avec toute ma reconnaissance,*

*A ma mère: **Nacira** avec toute mon affection,*

*A mes sœurs: **Ibtissem** et **Aïcha**,*

*A mes frères: **A.nour** et **M.faiz**,*

*A mon fiancé: **Taki eddine** et sa famille **Salhi**,*

*Et mes oncles, tantes et toute ma famille **Cherfi** et **Hadji**,*

*A tous les professeurs et enseignants qui m'ont permis
de réussir dans mes études.*

A mes amies pour leurs soutiens et leurs encouragements.

Nadjat

Liste des tableaux

Tableau. I.1: Avantages et inconvénients de la reconnaissance de visage	04
Tableau. IV.1 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant les caractéristiques basées sur l'apparence	39
Tableau. IV.2 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant BSIF « ICAtexureFilters_3x3_8bit »	40
Tableau. IV.3 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant LBP « Mapping_8 »	40
Tableau. VI.4 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant LPQ	41

Liste des figures

Fig I.1 : Principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale	04
Fig I.2 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique	07
Fig I.3 : Authentification d'un individu dans un système biométrique	07
Fig I.4 : Identification d'un individu dans un système biométrique	08
Fig I.5 : La distribution du taux de vraisemblances	10
Fig I.6 : La courbe ROC	10
Fig I.7 : graphe démonstratif EER représente la marge d'erreur autorisée par un système	10
Fig. II.1 : Schéma de comprendre la différence entre la vérification et l'identification de la parenté	15
Fig II.2 : Modes face et parenté. Une RV (vérification de visage A (1) et identification de face A (2)), Et B parenté (vérification de parenté B (1) et identification de parenté B (2))	17
Fig. III.1 : Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale	23
Fig. III.2 : Exemple de traitement de l'opérateur LBP	28
Fig. III.3 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la génération du vecteur des caractéristiques par la méthode LBP	29
Fig. III.4 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la génération du vecteur des caractéristiques par la méthode LPQ	30
Fig. III.5 : La répartition des points détectés et les mesures choisis dans trois approches géométriques	32
Fig.IV.1 : Les images de KinFaceW-II	36
Fig.IV.2 : Quatre types de relations: père-fils, père-fille, mère-fille et mère-fils, à partir de la base de données utilisée	37
Fig. IV.3 : Schéma de blocs du système de vérification de la parenté à l'aide des images du visage.	37
Fig. IV.4 : Les Résultats de détection de repères automatique.	42
Fig.VI.5 : Comparaison des relations pour la vérification de la parenté utilisant BSIF	44

Liste des abréviations

AAM : Active Apparence Model

KINFACEW-II : Kin Face in the Wild-II

ACP : Analyse en Composantes Principales

KIN: Kinship

ADN : Acide Désoxyribonucléique

LBP : Local Binary Patterns

ASM : Active Shape Model

LDA : Linear Discriminant Analysis

BSIF : Binarized Statistcal Image Features

LPP : Localité de Projections Préservé

EER : Equal Error Rate

LPQ : Local Phase Quantization

FA : Fausse Acceptation

M-D : Mother-Daughter

FAR : False Acceptance Rate

M-S : Mother-Son

F-D : Father-Daughter

PAC : Principal Component Analysis

Fig : figure

PDM : Point Distribution Model

FR : Faux Rejets

ROC : Receiver Operating Characteristic

FRR : False rate Releases

RV: Reconnaissance de Vissage

F-S : Father-Son

TER : Total Error Rate

HTER : Half Total Error Rate

TIC: Taux d'Identification Correcte

Liste de notation

Notation en méthode ACP	
ψ	la moyenne de la distribution
N	le nombre d'échantillons
X_i	la moyenne
X^T	l'ensemble de données
C	la matrice de covariance
i	Des classes varient [1 N]
V_i	les vecteurs propres
λ_i	Les valeurs propres correspondantes
Notation en méthode LDA	
μ_i	la moyenne de chaque ensemble de données
N_i	la moyenne de chaque ensemble de données
i	Des classes varient [1 C]
N	est le nombre total d'échantillons
S_w	la matrice de dispersion dans la classe
w	la projection
W_{opt}	la projection optimale
$J(w)$	est une mesure de la différence entre les moyens
Notation en méthode LPP	
N	Les échantillons
W	la matrice de transformation
S	la matrice de similarité
D	<i>Matrice diagonale</i>
Notation en méthode LBP	
x_c et y_c	Les coordonnées du pixel (point)
$s(x)$	est la fonction de Heaviside
n	Les points du voisinage
i_c	Le niveau de gris du pixel central
i_n	Le niveau de gris du pixel de voisins de central
Notation en méthode LPQ	
E_U	est un vecteur de base de 2DWFT
f_x	st un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x
$h(x)$	est une fonction rectangulaire.
Notation en méthode BSIF	
W_i	filtre linéaire
s_i	la réponse du filtre
b	fonction binarisée
b_i	est l'élément $i^{ème}$ de b
Notation de Z Score	
\bar{E}	La moyenne
std	Standard deviation
les Programmes	
C++	Langage de programmation

Table des matières

Introduction Générale	01
-----------------------	----

Chapitre I : Reconnaissance de Visages

I.1 Introduction	03
I.2 La reconnaissance de visage	03
I.2.1 Pourquoi choisir le visage	04
I.2.2 Les Avantages et les Inconvénients de La reconnaissance de visage	04
I.3 Système de reconnaissance de visages	04
I.3.1 Le prétraitement	05
I.3.2 Extraction de caractéristiques	05
I.3.3 Classification (Comparaison)	05
I.3.4 Décision	06
I.4 Modes de fonctionnement.	06
I.4.1 Le mode d'enrôlement (l'apprentissage)	06
I.4.2 Le mode de Vérification	07
I.4.3 Le mode d'Identification	07
I.5 Performances d'un système de reconnaissances de visage	08
I.5.1 Performance d'un système d'identification	08
I.5.2 Performance d'un système de vérification	08
I.6 Les applications de la reconnaissance de visage	11
I.7 Conclusion	12

Chapitre II : Parenté

II.1 Introduction	13
II.2 Termes de parenté	13
II. 2. 1 Parenté en théorie	13
II. 2. 2 Parenté dans la vision par ordinateur	14
II.3 Objectifs de la parenté	14
II.4 Les modes de la parenté	15
II.5 La Reconnaissance faciale et la reconnaissance de parenté	16

II.6 Classes de la parenté (degré)	18
II.7 Presseuse du système de la parenté	18
II.8 Motivations et applications de la parenté	18
II.9 Problèmes de parenté et défis	20
II.10 Conclusion	21

Chapitre III : Outils et techniques

III.1 Introduction	22
III.2 Extraction de caractéristiques	22
III.2.1 Basé sur l'apparence	23
III.2.1.1 Analyse en Composantes Principales (ACP)	24
III.2.1.2 Analyse Discriminante Linéaire(LDA)	25
III.2.1.3Localité de Projections Préservé(LPP)	26
III.2.2 Basé sur texture	27
III.2.2.1 Motifs binaires locaux (LBP)	28
III.2.2.2 Quantification de la phase locale (LPQ)	29
III.2.2.3 Fonctionnalités d'image statistique binaire (BSIF)	30
III.2.3 Basé sur la méthode géométrie	31
III.2.3.1 Modélisation de visage	32
III.2.3.1.1 Méthode par le modèle d'apparence (AAM)	32
III.2.3.1.2 Méthode par le modèle forme active (ASM)	32
III.2.3.2 Mesures de Distance	33
III.2.3.2.1 Distances Euclidiennes	33
III.3 Normalisation des Caractéristiques	33
III.3.1 Normalisation avec Z score	33
III.3.2 Réduction de dimensions	34
III.3.2.1 Définition	34
III.3.3.2 Avantages de la réduction de la dimension	34
III.3.4 La validation croisée	34
III.4 Conclusion	35

Chapitre IV: Expérimentation, résultats et discussion

IV.1 Introduction	36
IV.2 Base de données de visage	36
IV.3 Résultats et discussions	37
IV.3.1 Etape d'initialisation	38
IV.3.2 Résultats de classification	38
IV.3.3 Discussion générale	43
IV.4 Conclusion	44
Conclusion générale	45
Les références	46
Résumé	

Introduction générale

Introduction Générale

Le progrès technologique, notamment dans les nouvelles techniques de traitement de l'information et de la révolution imminente des systèmes à microprocesseur ont permis de développer des solutions artificielles pour la résolution et la démystification d'un grand nombre de problèmes causés par l'insécurité et les accès non autorisés dans divers secteurs : détournement de fond, faux et usage de faux, altération ou perte d'informations confidentielles, délits informatiques, ... etc. L'authentification et l'identification sont des solutions auxquelles on fait recours pour diminuer (voire annuler) les risques de telles situations délictueuses. En effet, l'authentification est la procédure qui a pour but de vérifier et de valider l'authenticité d'une personne ou d'une machine afin que celle-ci puisse accéder à des endroits contrôlés ou à un système d'information. Tandis que l'identification consiste à déterminer de manière à la fois efficace et exacte l'identité d'un individu. Actuellement, l'authentification des individus est largement généralisée dans tous les domaines nécessitant un accès contrôlé ou sécurisé tels que les applications bancaires, l'accès à des endroits hautement sécurisés comme les sièges de gouvernement, connexion à un ordinateur ou à un réseau informatique, commerce électronique... etc. En revanche, l'identification est souvent utilisée par la police scientifique pour connaître un criminel potentiel et les services d'immigration dans les aéroports... etc. [40]

Et parmi toutes les technologies biométriques qui existent, la reconnaissance des visages est l'une des technologies les plus utilisées et les plus adaptées. Dans ce mémoire, nous allons mettre en relief quelques notions de base liées à la reconnaissance de visages. Nous donnerons le principe de fonctionnement des systèmes de reconnaissance faciale, les diverses technologies et les outils utilisés pour mesurer leurs performances ainsi que les domaines d'applications. Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées durant ces trente dernières années, suivant deux grands axes : la reconnaissance à partir d'images fixes et la reconnaissance à partir de séquence d'images (vidéo).

La reconnaissance de visages basée sur la vidéo est préférable à celle basée sur des images fixes, puisque l'utilisation simultanée des informations temporelles et spatiales aide dans la reconnaissance. Dans notre étude nous nous intéressons à la reconnaissance basée sur les images fixes, puisqu'elle représente la base de tous les travaux.

L'analyse des images faciales est l'un des principaux thèmes de recherche dans le traitement d'images, la vision par ordinateur et l'analyse de modèles. Au cours des dernières décennies, la vérification du visage et les problèmes de reconnaissance des personnes ont fait l'objet d'une attention considérable. Le boom des données de grande envergure ces dernières années témoigne de la photo numérique étant partagée à travers de nombreuses plates-formes médiatiques. Les relations potentielles dans les photos incluent celles des parents, des collègues et des amis. La vérification et la reconnaissance de la parenté sont de nouveaux domaines de recherche en vision par ordinateur qui ont fait l'objet d'une attention croissante ces dernières années.

Motivés par les résultats psychologiques, plusieurs scientifiques ont étudié la capacité des évaluateurs humains ou la perception de reconnaître la parenté à partir d'images faciales humaines. En outre, les relations biologiques et les similitudes entre les traits trouvés dans la même famille nous incitent à exploiter ce fait pour développer un système informatique qui sera capable de reconnaître la parenté et de l'appliquer dans une variété d'applications. Simplement, les systèmes de parenté établissent des relations entre individus et groupes sur le modèle des relations biologiques entre parents et enfants, entre frères et sœurs et entre partenaires maritaux. Une fois de plus, en raison des progrès de la psychologie, du développement biologique unique et d'autres facteurs, l'attention des chercheurs s'est déplacée pour proposer un algorithme qui détermine si une paire d'images faciales appartenant à une classe est kin ou non kin. L'analyse de la parenté par l'image du visage humain est une tâche difficile et basée sur la littérature, peu de tentatives ont été faites pour le faire.

Pour cette raison dans ce mémoire, que nous avons mis en évidence la vérification de parenté automatiquement, nous l'avons expliqué précédemment, Certains des concepts et principes de base dans le système de parenté et autres des méthodes que nous avons étudiées et appliquées afin de donner les meilleurs résultats dans les relations entre les deux images différentes.

Dans le dernier, nous avons fait une comparaison analytique entre les différentes méthodes utilisées dans cette étude sur n'importe lequel d'entre eux qui ont donné les meilleurs résultats pour déterminer la relation entre les parents et les enfants par deux images.

Ainsi notre manuscrit est organisé autour de quatre chapitres, de la manière suivante :

- Le premier chapitre expose la reconnaissance de visage. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages.
- Nous développons dans le deuxième chapitre nous avons discuté des problèmes et des questions qui affectent l'efficacité de la performance de la reconnaissance du modèle de parenté.
- Le troisième chapitre nous présentons méthodes qui seront appliquées à l'étude de la parenté.
- Dans le quatrième chapitre nous détaillons les résultats et comparer.

Nous terminerons enfin par une conclusion générale dans laquelle nous résumerons le travail réalisé en faisant état de l'analyse globale des résultats.

Chapitre I

Reconnaissance de Visages

I.1 Introduction

De nos jours, ils existent des ordinateurs capables d'effectuer des tâches, qui faites par l'homme, demandent de l'intelligence. Malgré tout ce progrès, la machine est toujours située à des années lumières du cerveau humain si comparaison a lieu entre les deux, ceci est dû principalement à la complexité des tâches que nous cherchons à automatiser et à notre méconnaissance de cet organe mystérieux qui est le cerveau et des mécanismes qui régissent son activité (l'activité cérébrale).

Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées ces dernières années, suivant deux grands axes: la reconnaissance à partir d'images fixes et la reconnaissance à partir de séquence d'images (vidéo).

S'investir dans le domaine de la reconnaissance de visages est sans doute motivé par la multiplicité et la variété des champs d'application (haute sécurité, télésurveillance et contrôle d'accès...). Les travaux portant sur ce domaine, sous différentes conditions d'éclairage, d'expressions faciales et d'orientations, peuvent être répertoriés en deux catégories distinctes suivant qu'elles se rapportent à une approche géométrique ou une approche globale.

I.2 La reconnaissance de visage

Vu la demande grandissante pour la surveillance et le contrôle d'accès des lieux publics tels que les aéroports, banques et administrations, la reconnaissance du visage a connu un grand intérêt parmi la communauté scientifique, La reconnaissance faciale est une tâche que les humains effectuent naturellement et sans effort dans leurs vies quotidiennes. La grande disponibilité d'ordinateurs puissants et peu onéreux ainsi que des systèmes informatiques embarqués ont suscité un énorme intérêt dans le traitement automatique des images et des vidéos numériques au sein de nombreuses applications, incluant l'identification biométrique, la surveillance, l'interaction homme-machine et la gestion de données multimédia [1].

La reconnaissance des visages par ordinateur nécessite également une base de données qui est habituellement construite en utilisant des images du visage ou parfois des images différentes d'une même personne pour tenir compte des variations dans les traits du visage [3].

I.2.1 Pourquoi choisir le visage

La reconnaissance de visages est la technique la plus commune et populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle, et par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux [2].

I.2.2 Les Avantages et les Inconvénients de La reconnaissance de visage

Les Avantages	Les Inconvénients
-Bien acceptée par le public. -Aucune action de l'utilisateur (peu intrusive). -Pas de contact physique. -Technique peu coûteuse.	- Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage...) - Difficultés de différencier de vrais jumeaux. -Sensible aux changements. (barbe, moustache, lunettes, piercing, chirurgie...).

Tab. I.1 Avantages et inconvénients de la reconnaissance de visage

I.3 Système de reconnaissance de visages

Un système de reconnaissance faciale est une application informatique pour identifier ou vérifier automatiquement une personne à partir d'une image numérique ou un frame à partir d'une source vidéo. Une des façons de le faire est en comparant les traits du visage sélectionnés de l'image et une base de données du visage. (Fig I.1)

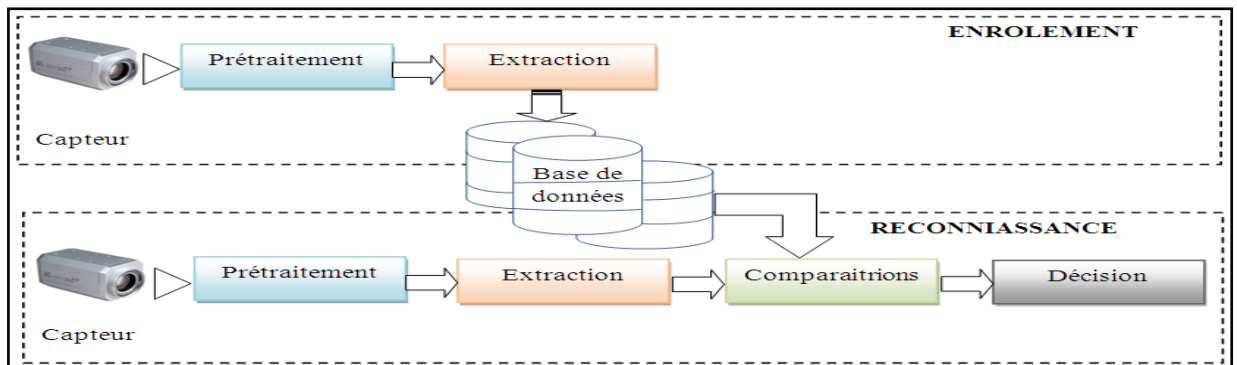


Fig I.1 : Principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale.

Le premier module permet de détecter de visage dans l'image brute captée par le système d'acquisition, il fournit ainsi au second module une image contenant seulement le visage. À partir de celle-ci, le second module extrait la signature discriminante. Elle sera soit stockée soit utilisée pour la classification. En mode hors-ligne (enrôlement), elle sera étiquetée et stockée dans une base de données dédiée. En mode on-line (identification), Elle servira comme entrée à un troisième module qui s'occupe de la classification de cette signature et de fournir de décision finale : personne inconnue ou personne connue et qui.

Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification.

I.3.1 Le prétraitement

Où les données biométriques sont traitées pour enlever le bruit lié à l'environnement ou au dispositif de capture [4]. Il faut éliminer le bruit par des techniques de traitement et de restauration d'images et procéder à une détection de visages, cette opération est très complexe, surtout dans le cas où l'image contient plusieurs visages ou dans le cas où l'arrière plan n'est pas neutre [5].

Les performances globales de tout système automatique de reconnaissance dépendent amplement des performances de la détection de visages [6].

I.3.2 Extraction de caractéristiques

Appelée aussi indexation, représentation, modélisation. Ayant une image ou une voix en entrée, une étape de segmentation permet d'extraire la caractéristique dont le processus d'authentification a besoin pour extraire l'information utile contenue dans le signal capturé [7], [8], [9].

Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes [5].

I.3.3 Classification (Comparaison)

En examinant les modèles stockés dans la base de données, le système collecte un certain nombre de modèles qui ressemblent le plus à celui de la personne à identifier, et

constitue une liste limitée de candidats. Cette classification intervient uniquement dans le cas d'identification car l'authentification ne retient qu'un seul modèle (celui de la personne proclamée) [10].

I.3.4 Décision

Dans le cas de l'identification, il s'agit d'examiner les modèles retenus par un agent humain et donc décider. En ce qui concerne l'authentification, la stratégie de décision nous permet de choisir entre les deux alternatives suivantes: l'identité de l'utilisateur correspond à l'identité proclamée ou recherchée ou elle ne correspond pas [11].

C'est dans ce module que le système donne sa réponse soit dans une identification par la personne de la base la plus proche, soit par une vérification (oui ou non) [9].

Pour estimer la différence entre deux images, il faut introduire une mesure de similarité.

Il est important de noter que le système de vérification automatique de visage se base en sa totalité sur la méthode de localisation [12].

I.4 Modes de fonctionnement

Tout système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification [1] :

I.4.1 Le mode d'enrôlement (l'apprentissage)

Est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Pendant l'enrôlement, les caractéristiques biométriques sont mesurées en utilisant un capteur biométrique, ses caractéristiques qui vont être traitées sont ensuite insérées dans une base de données biométriques permettant de relier un vecteur de caractéristiques à une identité [1], [3]. (Fig I.2)

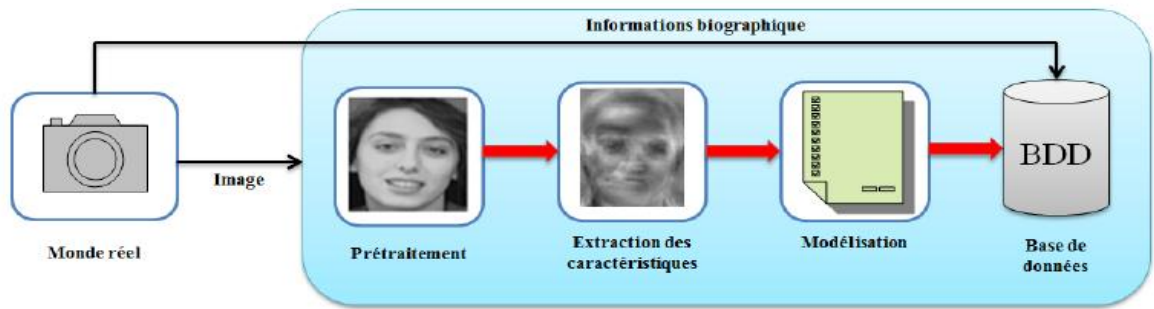


Fig I.2 : Enrôlement d’une personne dans un système biométrique.

I.4.2 Le mode de Vérification

Le mode de *vérification ou authentification* est une comparaison "1 à 1", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante: «Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer?». Actuellement la vérification est réalisée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur, ou bien une carte à puce [13]. (Fig.I.3)

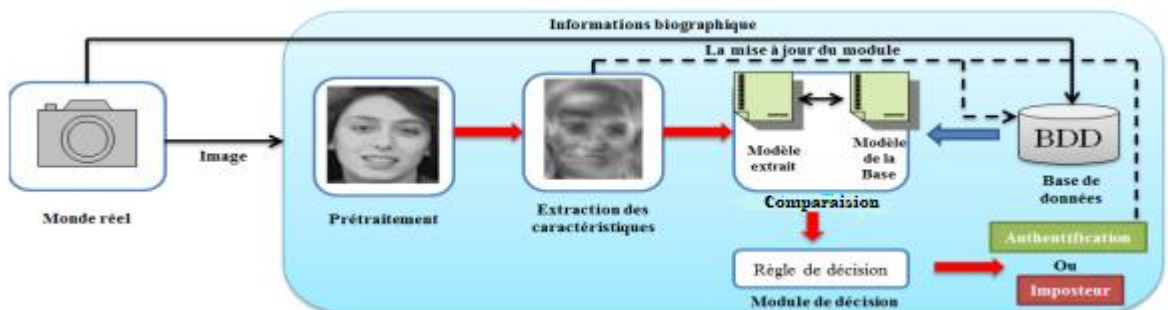


Fig I.3 : Authentification d’un individu dans un système biométrique.

I.4.3 Le mode d’Identification

Le mode d'*identification* est une comparaison "1 à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions du type: « Qui suis-je ? » [13]. (Fig.I.4)

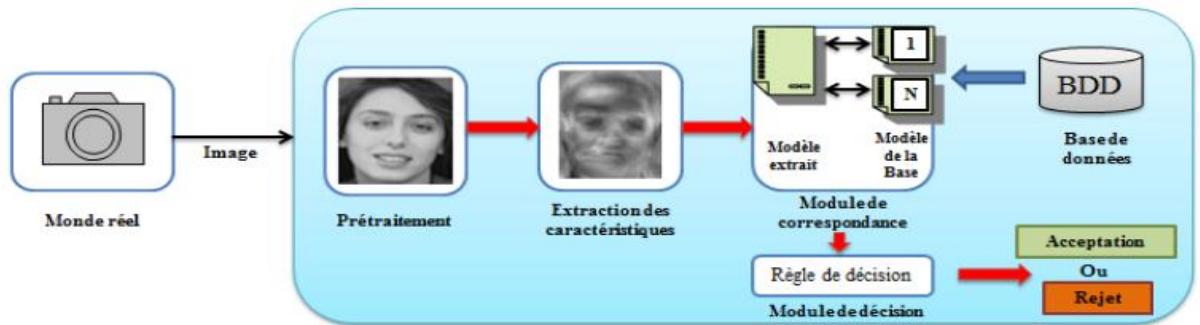


Fig I.4 : Identification d'un individu dans un système biométrique.

I.5 Performances d'un système de reconnaissances de visage

Les performances d'un système de reconnaissance dépendent de plusieurs facteurs qui interviennent à plusieurs niveaux et qui peuvent limiter le degré de précision. Cependant, il serait judicieux de s'intéresser à ces facteurs avant de mesurer la performance d'un système de reconnaissance. Nous citons ici les principaux facteurs [14]:

- L'environnement au moment de l'acquisition.
- Les différentes positions des capteurs.
- La qualité des capteurs.
- La mauvaise interaction entre l'utilisateur et les capteurs.

I.5.1 Performance d'un système d'identification

Pour évaluer les performances d'un système d'identification, on calcule le taux de reconnaissance du système. L'erreur commise par ce type de système est d'attribuer à l'individu présenté une identité autre que la sienne. Les performances de ces systèmes sont mesurées à l'aide du taux d'identification correcte [14]:

$$\text{TIC} = \frac{\text{nombre de tests correspondant à une identification correcte}}{\text{le nombre total de tests}} \quad (\text{I.1})$$

I.5.2 Performance d'un système de vérification

Un système de vérification ne peut donner, lors d'une comparaison entre deux échantillons qu'un résultat sous forme de probabilité de coïncidence ou score (S), ce score est comparé à un seuil de décision (T) que l'on détermine grâce à de nombreux tests; Si S est

supérieur à T le sujet en question est accepté et dans le cas contraire le sujet est considéré comme imposteur. Dans ce cas, deux types d'erreurs peuvent être commis [14]:

- **Faux Rejets FR (False-Rejection):** correspond au cas où le système rejette un client légitime.
- **Fausse Acceptation FA (False-Acceptance):** correspond au cas où le système accepte un imposteur.

La fiabilité d'un système de reconnaissance biométrique est caractérisée par deux valeurs statistiques:

- **Le Taux de Faux Rejets (FRR):** il exprime le pourcentage d'utilisateurs légitimes rejetés.

$$\text{FRR} = \frac{\text{nombre de FR}}{\text{le nombre de clients}} \quad (\text{I.2})$$

- **Le Taux de Fausse Acceptations (FAR):** il exprime le pourcentage d'imposteurs acceptés.

$$\text{FAR} = \frac{\text{nombre de FA}}{\text{le nombre d'imposteurs}} \quad (\text{I.3})$$

Comme la **Fig I.5** illustre, on a toujours une zone de recouvrement. On aimerait évidemment avoir les deux distributions parfaitement disjointes, ce qui permettrait idéalement de séparer les clients des imposteurs, mais ce n'est jamais le cas dans la réalité [13].

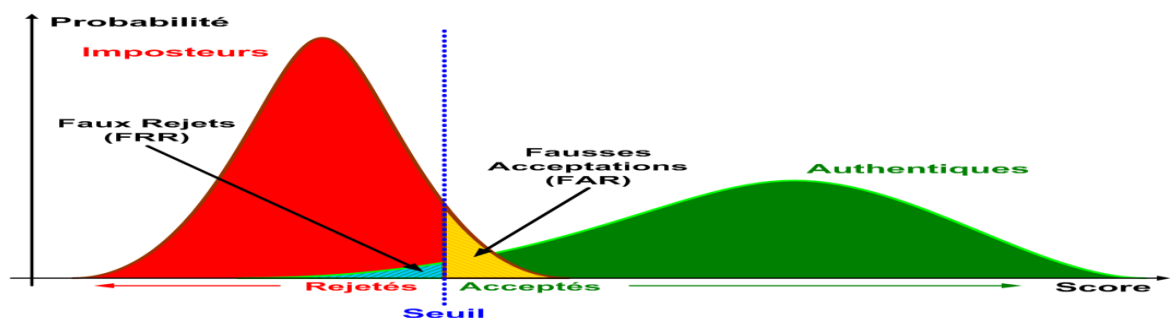


Fig I.5 : La distribution du taux de vraisemblances.

On peut représenter graphiquement les performances d'un système de reconnaissance de visage à l'aide de la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic). Les FRR sont donnés en fonction des FAR pour les différentes valeurs du seuil T. (Fig I.6)



Fig I.6 : La courbe ROC.

Il existe d'autres critères statistiques pour mesurer les performances d'un système biométrique :

- **L'EER (Equal Error Rate ou EER):** Il correspond à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice : FAR = FRR. (Fig I.7)

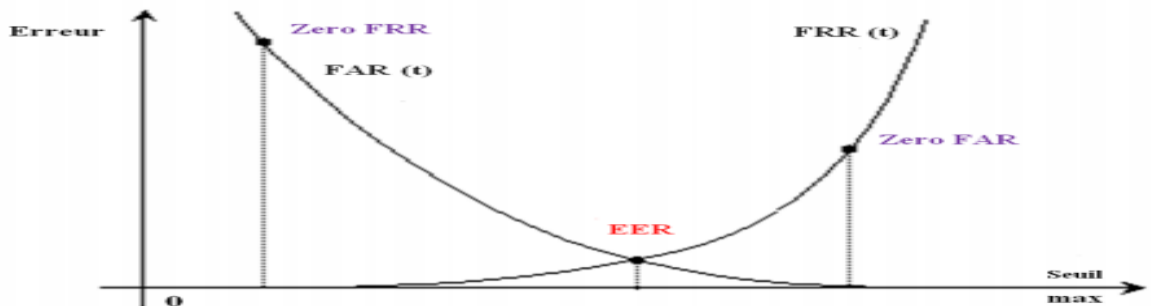


Fig I.7 : graphe démonstratif EER représente la marge d'erreur autorisée par un système.

- **Le HTER (Half Total Error Rate):** Il représente la moyenne de FAR et FRR donc :

$$HTER = \frac{FAR + FRR}{2} \tag{I.4}$$

- **Le TER (Total Error Rate):** représente le taux d'erreur total.

$$TER = \frac{\text{nombre de clients rejetés} + \text{nombre d'imposteurs acceptés}}{\text{nombre total d'accès}} \quad (I.5)$$

I.6 Les applications de la reconnaissance de visage

La reconnaissance de visages est un axe de recherche ouvert attirant des chercheurs relevant de disciplines différentes : la psychologie, le traitement d'image, l'intelligence artificielle, la robotique, la vision par ordinateur, l'infographie et les réseaux informatiques ... etc. Cette diversité dans les disciplines de recherche a fait éclore un grand nombre d'algorithmes de reconnaissance de visages. Et grâce à ces derniers et à la révolution imminente des systèmes à microprocesseur, l'industrie a mis au point de nombreux produits commerciaux destinés aux domaines suivants:

- **La sécurité:** apporter un niveau de sécurité supérieur en utilisant le mode d'identification dans les lieux qui nécessitent un contrôle d'accès physique (bâtiments sécurisés, aéroports, ports maritimes, points de contrôle des frontières, etc.) et dans les systèmes d'information qui demandent un contrôle d'accès logique (ordinateurs, réseaux informatiques, bases de données sensibles, e-commerce, guichets automatiques, téléphones mobiles, etc....).
- **La surveillance:** la recherche dans des endroits publics des criminels, des terroristes connus, des délinquants toxicomanes, des enfants disparus, des immigrants pour que les autorités puissent les notifier là où elles les retrouvent.
- **La vérification de l'identité:** telle que la carte d'identité nationale, le permis de conduite, la sécurité sociale, le passeport, etc.
- **La vérification de la parenté:** l'objectif est la détermination de la relation entre deux images (entre les enfants et les parents). Il existe de nombreuses applications potentielles pour la vérification de parenté telles que l'organisation d'album de famille, Recherche des enfants disparus, des médias sociaux,
- A part ces applications qui utilisent le visage pour l'identification ou la vérification d'identité, il y a d'autres alternatives de cette modalité, telles que : l'indexation de la vidéo par visage, le filtrage des sites Web par critère de visage, la reconstruction du visage témoin, les applications *Facial Network* qui permettent d'assembler tous les profils d'une personne sur les réseaux sociaux disponibles sur internet, etc.
- Systèmes de reconnaissance du visage sont utilisés pour ouvrir le logiciel sur des appareils mobiles.

- Cette technologie peut servir comme une mesure de sûreté à l'ATM. Au lieu d'utiliser une carte bancaire.
- Nouvelle Zélande et le Service des douanes australien a une frontière automatisée système appelée SmartGate qui utilise la reconnaissance faciale de traitement. Le système compare le visage de l'individu avec l'image contenue dans la puce du passeport électronique, ce qui prouve que son passeport est le propriétaire légitime.
- Au Super Bowl XXXV en janvier 2001, police de Tampa Bay, Floride Visage utilisé un logiciel de reconnaissance faciale pour rechercher les criminels et les terroristes potentiels présents à l'événement.
- À l'élection présidentielle de 2000, le gouvernement mexicain a employé logiciel de reconnaissance faciale pour empêcher les fraudes électorales. Certains individus avaient enregistré de vote sous plusieurs noms différents, essayez de placer les votes multiples. En comparant les photos du nouveau visage de ceux déjà dans la base de données d'électeurs, les autorités ont pu réduire les enregistrements en double. Des techniques similaires sont utilisées aux Etats-Unis pour empêcher les gens de se procurer des fausses cartes d'identité et permis de conduire, etc.

I.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en relief quelques définitions de base liées à la reconnaissance de visages, les différents modes et modules du système de reconnaissance faciale et aussi nous avons donné un aperçu sur son principe de fonctionnement de base et leur performance, ainsi que nous avons mis en évidence des domaines d'applications. Dans le chapitre suivant nous détaillons les différentes techniques utilisées dans ce domaine.

Chapitre II

Parenté

II.1 Introduction

En dépit des mesures biologiques modernes disponibles, la plupart d'entre eux ne sont pas viables à grande échelle. Les tests ADN, par exemple, est largement utilisé dans la détermination de la paternité et de la scène du crime des enquêtes, mais le processus fastidieux prend des jours pour obtenir des résultats et des coûts élevés. L'utilisation de la vision par ordinateur peut ajouter une autre dimension à la recherche de parenté familiale façon rapide et économique des techniques.

Les humains peuvent rapidement et facilement s'identifier par leurs visages. Cette compétence est bien démontrée dans la reconnaissance des personnes dans les images. Cette compétence est également très robuste contre les changements importants dans les caractéristiques du visage, l'angle de vision, l'état d'éclairage, ou pose. Malgré les occlusions, les changements dans l'expression du visage et la coiffure, ou les effets du vieillissement, cette compétence permet aux humains d'identifier rapidement les gens.

II.2 Termes de parenté

Avant de se lancer dans la nature du problème et des solutions, il faut se familiariser avec différents termes de parenté.

II. 2. 1 Parenté en théorie

En *GENERAL*, la parenté peut indiquer la similarité, la familiarité ou la proximité entre les entités sur la base de certains ou de tous les traits ou caractéristiques de base. La parenté est un terme large qui a différents moules de sens basé sur le cadre ou le contexte dans lequel il opère.

La parenté peut être formulée comme relation de parenté. Dans le contexte *ANTHROPOLOGIQUE*, la parenté se réfère au réseau de relations sociales entre les personnes qui constituent une partie importante de la vie de la plupart des humains dans la plupart des sociétés [25].

Néanmoins, dans d'autres contextes, la parenté peut avoir des significations différentes. En *BIOLOGIE*, la parenté se réfère généralement au degré de parenté génétique ou de coefficient de rapport entre les membres individuels de la même espèce [26]-[28]. De plus,

différentes sociétés classent les relations de parenté différemment et utilisent donc différents systèmes de terminologie de parenté [27].

II. 2. 2 Parenté dans la vision par ordinateur

La parenté est une relation génétique entre deux membres de la famille, y compris parent-enfant, frère-sœur-frère et sœur, grand-père-petit-enfant, c'est l'application de la parenté dans la vision par ordinateur jusqu'à présent. Par conséquent, dans la reconnaissance automatique de parenté à l'aide de techniques de vision par ordinateur, la machine est capable de distinguer les parents de personnes non apparentées et de déterminer le degré de parenté basée sur une inspection de leurs images [29]. En d'autres termes, il s'agit de former une machine à reconnaître la relation de sang entre une paire de visages de parenté et de non-parent (vérification) à partir de traits extraits d'images faciales et de déterminer le type ou le degré exact de cette relation (reconnaissance).

II.3 Objectifs de la parenté

La vérification automatique de parenté vise à reconnaître le degré de parenté de deux individus à partir de leurs images faciales et il a des applications possibles dans la récupération d'image et l'annotation, la médecine légale et les études historiques. Il s'agit d'un problème récent et difficile qui doit faire face à différents degrés de parenté et de variations d'âge et de genre.

Notre travail explore l'identification par ordinateur des paires parent-enfant en utilisant une combinaison de (1) caractéristiques de natures différentes, basées sur des données géométriques et texturales, (2) sélection de fonctionnalités et (3) classificateurs à la fine pointe de la technologie. Les expériences montrent que l'approche proposée constitue une solution précieuse au problème de la vérification de la parenté, comme le suggère sa comparaison avec différentes méthodes sur les mêmes données et les mêmes protocoles expérimentaux. Nous montrons en outre les bonnes capacités de généralisation de notre méthode dans plusieurs expériences de base de données croisées [39].

II.4 Les modes de la parenté

La parenté peut fonctionner dans l'un ou l'autre ou dans les deux modes, à savoir :

- 1- La vérification de parenté (ou authentification):** ce mode vérifie l'existence de parenté entre une paire d'images.

2- La reconnaissance de la parenté (identification): ce mode identifie le degré de parenté.

Jusqu'à présent, de nombreux chercheurs se sont concentrés et développés plusieurs méthodes pour déterminer la meilleure solution pour vérifier la relation de parenté entre individus à partir d'images du visage humain [30]-[32]. En revanche, seuls quelques chercheurs sont intéressés à étudier et à déterminer la relation de parenté exacte [33].

En discernant la relation entre la vérification et l'identification en parenté, nous supposons les situations suivantes : « Si nous utilisons une photo qui contient un groupe de personnes (ou un individu) **comme une galerie** et nous utilisons une autre photo **comme une requête** », puis, à ce point, trois cas sont générés (voir fig. II.1), comme suit :

- ✚ Existe-t-il une ressemblance entre la photo de requête et le (s) membre (s) situé (s) sur la photo? (*vérification*).
- ✚ Si oui, y a-t-il une relation entre la photo de requête et le (s) membre (s) situé (s) sur la photo? (*vérification*).

Dans l'affirmative, préciser le type de relation (*reconnaissance / identification*).

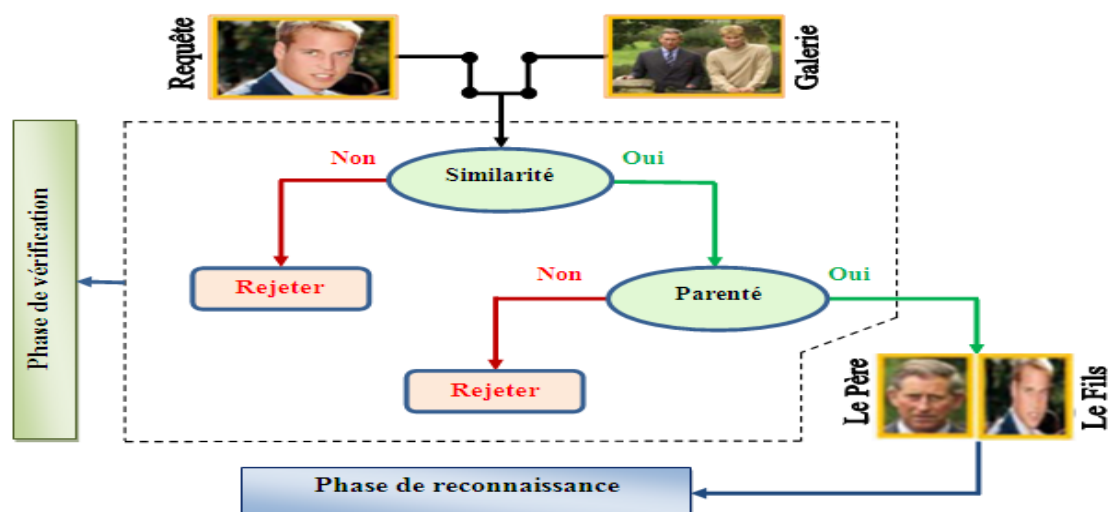


Fig. II.1 : Schéma de comprendre la différence entre la vérification et l'identification de la parenté.

En fait, la vérification et la reconnaissance de la parenté soulève un certain nombre de Requête dans le domaine de la vision par ordinateur. Les tentatives pour répondre à ces questions peuvent aider à résoudre le problème de parenté. Le problème de la parenté n'est pas isolé des autres études, telles que l'estimation de l'âge, l'identification du sexe, l'identification

ethnique, les jumeaux identiques, et d'autres pour générer des solutions à certains des problèmes rencontrés.

II.5 La Reconnaissance faciale et la reconnaissance de parenté

- ✚ À première vue, le processus de vérification et de reconnaissance du visage peut sembler similaire à celui de la vérification et de la reconnaissance de la parenté. En fait, la vérification et la reconnaissance faciale et la vérification et la reconnaissance de la parenté sont deux choses différentes. Nous pouvons dire que la vérification et la reconnaissance de la parenté est le niveau le plus élevé de vérification et de reconnaissance des visages. Dans le même temps, nous ne pouvons pas ignorer l'existence de facteurs communs entre eux par exemple les techniques utilisées.
- ✚ En revanche, la pierre angulaire et la variation substantielle entre les deux systèmes reposent sur les cibles où la reconnaissance de visages est destinée à «**la même personne**» tandis que dans la parenté «**différentes personnes** et réseau de relations» sont appliquées.
- ✚ Il peut fonctionner dans différents environnements et conditions. Le facteur commun entre la reconnaissance faciale et la parenté est que la structure de base et le catalyseur pour les deux systèmes est la caractéristique de la face.
- ✚ Les deux systèmes englobant le mode de vérification et d'identification, avec un écart dans le style de mise en œuvre. Fig. II.2 montre les modes d'identité (face) et de parenté.
 - Face vérification: Est-ce la même personne? (1: 1).
 - Identification du visage: Qui est cette personne? (1: N).
 - Vérification de la parenté: vérifie l'existence d'une relation de parenté entre une paire d'images ou plus (1: N).
 - Identification de parenté: identifie le degré de parenté (1: N).

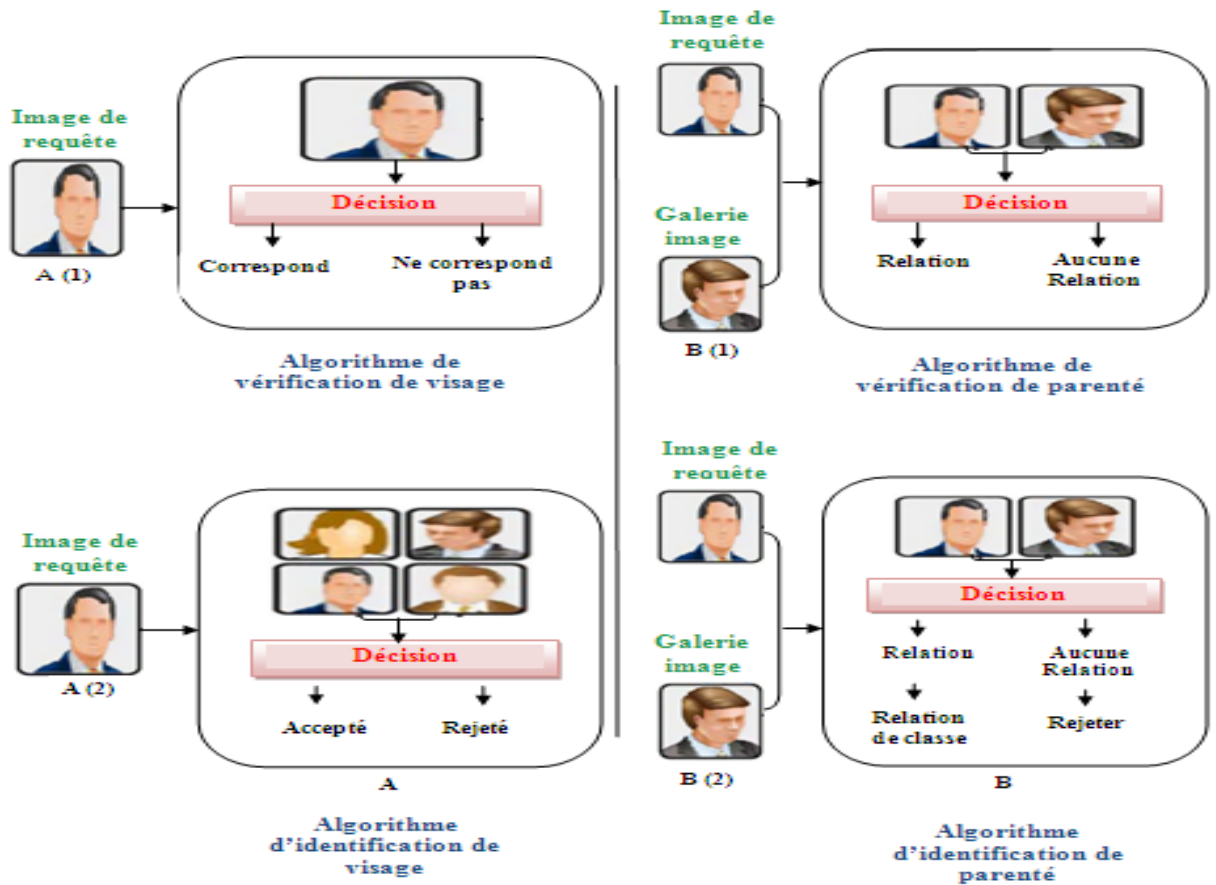


Fig II.2 : Modes face et parenté. Une RV (vérification de visage A (1) et identification de face A (2)), Et B parenté (vérification de parenté B (1) et identification de parenté B (2)).

- ✚ En parenté, on observe l'existence d'un lien entre le mode de vérification et le mode d'identification, ce qui signifie que le système ne peut pas procéder à la détermination du degré de parenté sans avoir à vérifier l'existence de la parenté. Cela nous amène à déclarer que le mode d'identification adopte sur la vérification. En revanche, les modes d'identification ou de reconnaissance faciale, de vérification et d'identification ne sont pas corrélés pratiquement. En d'autres termes, le mode de vérification ne dépend pas ou ne prend pas sur l'identification et vice versa.
- ✚ En fait, nous pouvons dire que les défis aussi sont des choses partagées par la reconnaissance d'identité et la parenté. Ces systèmes peuvent être affectés par des ensembles d'influences telles que l'illumination, l'absence.
- ✚ La présence d'éléments structuraux, les occlusions, les émotions, l'expression faciale, le maquillage, la chirurgie esthétique, le vieillissement, les rotations, les variations de pose, le bruit, l'échelle, l'encombrement et la résolution, les jumeaux et ainsi de suite. Ce sont les défis les plus importants et les plus communs dans ces deux domaines. Ici, nous

notons que les défis de la parenté exponentiellement par rapport à l'identité comme prescrit dans ce document.

- ✚ Nous pouvons soutenir que la performance de la machine dans la reconnaissance faciale est maintenant très grossière Aussi précis que l'humain, qui peut atteindre une correspondance avec 97,25% [34]. Bien que la précision de performance actuelle de la reconnaissance de parenté soit de 82,50% [35]; Cette précision n'est pas satisfaisante jusqu'ici ouvrira un nouveau domaine de recherche.

II.6 Classes de la parenté (degré)

Toute relation entre deux individus est basée sur le degré. Le degré de toute relation dépend de la façon dont les individus sont liés les uns aux autres. La parenté a fondamentalement quatre classes, à savoir mère-fils, père-fils, mère-fille et père-fille.

II.7 Presseuse du système de la parenté

Il est l'identité du processus de parenté par l'étude des caractéristiques importantes et dominantes trouvées dans les traits du visage et de les comparer avec celles provenant d'autres visages, Il y a convergence presque claire des étapes successives afin d'atteindre l'objectif de cibles différentes. En outre, la vérification et de définir des mesures pour les systèmes presque aussi des opérations.

Le système fondamental des étapes de parenté peut passer à travers: (1) l'acquisition d'images, ainsi que (2) prétraitement et la détection de visage, et (3) pour extraire des caractéristiques inspirantes du visage, suivi par (4) une comparaison entre la cible et le reste des images dans l'image de base de données en préparation de la note, et a conclu avec (5) à la suite de la comparaison montrent que sera soit: Parenté: kin ou non-kin.

1_ une fois mis dans la vérification de contexte, détermine le degré de parenté.

2_ ou le rejet (non-parent) lorsque le contexte dans la détermination Situation.

II.8 Motivations et applications de la parenté

La reconnaissance faciale est devenue plus significative, active et s'est largement adressée dans des situations actuelles du monde réel. Avec les avancées technologiques, comme des appareils photos numériques de haute qualité, des dispositifs mobiles et Internet, les images numériques deviennent un nouveau marqueur d'identité d'une personne. Ainsi,

l'étude de parenté par des visages est devenue un sujet intéressant avec la grande importance scientifique. L'aspect le plus intéressant lié aux gens s'est concentré les photos sont la relation des gens dans les photos. L'identification des gens et leur relation d'images a des valeurs significatives sociales et d'affaires. De plus, les critères, l'approche et l'algorithme adopté dans des études d'identification de parenté diffèrent d'une application à un autre. Donc, choisir une application qui existe dans le monde réel, comme la famille.

La relation et similitudes biologiques entre les qualités trouvées dans la même famille nous incite à exploiter ce fait pour développer un système informatique qui sera en mesure de reconnaître la parenté et appliquer dans une variété d'applications [30], [38]. Dans d'autres régions du sujet, et d'autres projets potentiels sont des informations / récupération et l'analyse des médias sociaux, qui dépendent des résultats et des résultats par rapport à des solutions au problème de la parenté image. Et ces projets visant à développer des méthodes qui permettent d'éliminer les défis qui découlent de la parenté.

Dans le domaine des produits de consommation, la plupart des caméras numériques sont actuellement en mesure de se concentrer et capturer les visages humains à un point de focalisation de lentille de caméra ; à l'avenir, une caméra qui peut se concentrer sur les visages familles plutôt que les autres visages en arrière-plan sur les photos de groupe peuvent être mis au point. En outre, logiciel d'albumine et robots sociaux peuvent être en mesure de distinguer les membres de la famille déjà des imposteurs [36]. Cependant, parenté, reconnaissance devient plus difficile quand nous avons pour objectif de reconnaître une personne quand son échantillon de visage a été capturé il y a longtemps ou aucun échantillon n'est disponible [36].

En raison des motifs précités et l'essor du multimédia, vérification de parenté a un impact significatif sur les applications réelles et de nombreux domaines. Nous récapitulons les domaines possibles d'application comme suit :

- Recherche historique et généalogique.
- Sciences judiciaires.
- Trouver des membres de la famille disparus.
- Trafic / contrebande d'enfants.
- Analyse des médias sociaux.
- Gestion et étiquetage / annotation automatique des bases de données d'images.

- Identifier les parents d'une collection de photos et d'une recherche d'images.
- Construire un arbre de relations dynamiques à partir d'une organisation de photos et d'albums familiaux.

Enfin et revenons à l'endroit où nous avons commencé, l'étude de la relation de parenté est un sujet d'un grand intérêt scientifique. Plusieurs applications dans ce domaine, telles que l'analyse des médias sociaux ou la recherche de membres de la famille disparus, peuvent être améliorées avec les développements importants dans les techniques de vision par ordinateur.

Cependant, la recherche sur ce sujet reste complexe et difficile. Pour atteindre l'objectif de la vérification de la parenté et de la reconnaissance, l'analyse de la parenté à travers les visages humains doit être menée de façon exhaustive. Les motivations et les applications susmentionnées attirent un nombre important de chercheurs pour présenter leurs contributions dans ce domaine. Évidemment, la recherche dans ce domaine est toujours active.

II.9 Problèmes de parenté et défis

En fait, pour trouver une solution efficace au problème de la parenté, il faut d'abord déterminer les problèmes et les défis qui entravent l'atteinte de l'objectif ultime, ce qui nous aidera à comprendre les problèmes et à fournir un guide pour développer un système d'identification de parenté Automatiquement. Les complications émergent en raison des variations de l'âge, du sexe, de l'illumination, de la pose ou de la similitude minimale entre les parents éloignés. Ces complications caractérisent le champ de la reconnaissance automatique de la parenté comme un problème plus vaste et plus difficile que la vérification et l'identification traditionnelles des visages.

Fondamentalement, les problèmes sont divisés en deux catégories suivantes : (1) *directement difficile (liée à la parenté elle-même)* et (2) *indirectement stimulant (liés à l'environnement de la base de données)*. En ce qui concerne les problèmes directement difficiles, plusieurs études antérieures ont identifié quatre questions de fond, à savoir [30][31][37][38], (i) vérification ressemblance de fonctionnalité entre kin, (ii) vérifier l'existence de liens de parenté, (iii) identifier le type exact de lien de parenté et (iv) les variations dans l'âge et le sexe.

II.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni une discussion approfondie des concepts importants nécessaires à la compréhension de la reconnaissance de la parenté à travers des images faciales fixes. Nous avons discuté des problèmes et des questions qui affectent l'efficacité de la performance de la reconnaissance du modèle de parenté. Nous avons également souligné les traits distinctifs qui sont généralement utilisés pour servir de points de repère pour mesurer l'efficacité du contrôle de parenté et de déterminer ce qui pourrait être une augmentation ou réduire les problèmes et les défis. Dans le chapitre suivant nous allons représenter quelques méthodes qui seront appliquées à l'étude de la parenté.

Chapitre III

Outils et techniques

III.1 Introduction

L'extraction de caractéristiques discriminantes est une étape fondamentale du processus de reconnaissance de visage. Les caractéristiques sont obtenues par une quantification de l'image et permettent de représenter l'image par un nombre minimal des paramètres. Il existe plusieurs méthodes pour l'extraction des caractéristiques trouvées dans la littérature.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'extraction automatique de traits permanents du visage basé sur l'apparence, la texture et la géométrie.

III.2 Extraction de caractéristiques

Dans le traitement d'images et la reconnaissance de motifs, l'extraction de caractéristiques est une forme spéciale de réduction de la dimension. Lorsque les données d'entrée d'un algorithme sont trop volumineuses pour être traitées et il est soupçonné d'être notoirement redondant. Les données d'entrée sont transformées en un ensemble de caractéristiques de représentation réduite. Transformer les données d'entrée dans l'ensemble de caractéristiques est appelé extraction de caractéristiques. Si les caractéristiques extraites sont soigneusement choisies, il est prévu que l'ensemble des caractéristiques extraira les informations pertinentes à partir des données d'entrée afin d'effectuer la tâche désirée à l'aide de cette représentation réduite au lieu de l'entrée en taille réelle. La tâche des méthodes d'extraction de caractéristiques et de sélection est d'obtenir les informations les plus pertinentes à partir des données originales et représenter ces informations dans un espace inférieur dimensionnalité.

Plusieurs algorithmes d'extraction de caractéristiques qui ont été adoptés dans ce travail sont analysés en bref. La **Fig. III.1** représente certaines des principaux algorithmes de classification utilisés dans la reconnaissance faciale.

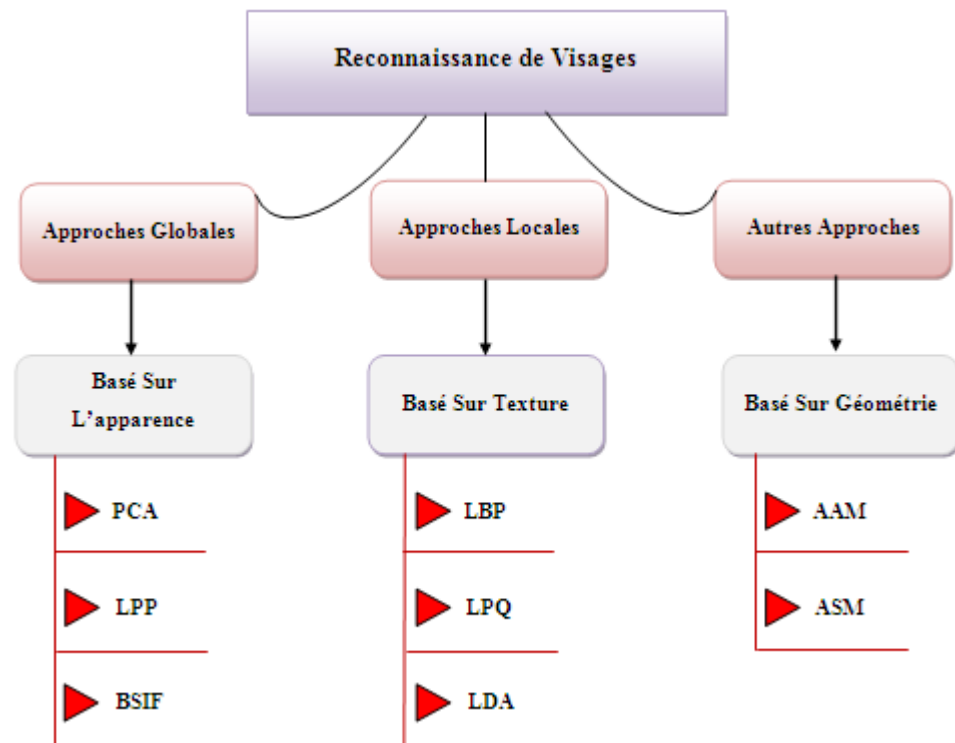


Fig. III.1 : Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale

III.2.1 Basé sur l'apparence

L'apparence globale du visage (globale Appearance), l'ensemble de ces méthodes ont en commun une première étape qui consiste dans le découpage de l'image de visage en régions (patches). Ces dernières peuvent avoir une forme rectangulaire, elliptique, etc. mais ce qui est le plus largement utilisé est le découpage rectangulaire. Les fenêtres peuvent être superposées ou non et la taille de la région a une influence directe sur le nombre de caractéristiques et la robustesse de la méthode. Une fois que les régions locales ont été définies, l'étape clé de ces approches est abordée, c'est l'extraction des caractéristiques. Dans cette étape critique, il faut choisir la meilleure manière de représenter les informations de chaque région en introduisant un descripteur. Les vecteurs obtenus pour chaque région sont ensuite concaténés pour obtenir le vecteur caractéristique final [15].

Dans cette section, trois algorithmes basés sur l'apparence populaire, à savoir l'analyse de composantes principales (ACP), l'analyse linéaire discriminante (LDA) et les projections de préservation de la localité (LPP) ont été expliqués.

III.2.1.1 Analyse en Composantes Principales (ACP)

Une Analyse en Composantes Principales (ACP) permet de définir, à partir d'un jeu de données d'apprentissage, un sous espace permettant de simultanément conserver l'information discriminante et supprimer les informations secondaires (non informatives).

Cette méthode consiste à trouver une nouvelle base de l'espace des données dont tous les vecteurs sont orthogonaux entre eux. Le premier de ces vecteurs correspond à la direction de variance maximale des données d'apprentissage. Les autres composantes sont déterminées par la contrainte d'orthogonalité entre les vecteurs tout en respectant une direction de variance maximum. Ainsi au lieu de stocker une vectrice image de taille Résolution \mathbf{N} , on stocke un vecteur de taille $\mathbf{R} \leq \mathbf{M}$ nombre d'image d'apprentissage. Dans l'approche **PCA** la normalisation d'éclairage est toujours indispensable.

La **PCA** est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de la **PCA** sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite [14].

Méthode :

1. Sélectionnez Data Matrix, X^T moyenne nulle.
2. Calculer la moyenne.

$$\psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (\text{III.1})$$

3. Soustraire la moyenne de la distribution à partir de l'ensemble de données.

$$X_i = X^T - \psi \quad (\text{III.2})$$

4. Calculer la matrice de covariance XX^T .

$$C = \sum_{i=1}^N X_i X_i^T \quad (\text{III.3})$$

5. Calculer les valeurs propres et les vecteurs propres V de la matrice de covariance.

Où $i = 1 \dots N$

6. Commander les vecteurs propres $V_i (i = 1 \dots N)$ par leurs valeurs propres correspondantes λ_i , par ordre décroissant.

7. Ne conservez que les vecteurs propres avec les valeurs propres les plus importantes (les composants principaux), $k(k \ll N)X^k = V^k \cdot X$
8. Résoudre pour PCA.

$$\lambda V_{X^T} = C_x V_{X^T} \quad (\text{III.4})$$

ACP est la plus simple de la véritable analyse multi variée à base de vecteurs propres. Souvent, son fonctionnement peut être considéré comme révélant la structure interne des données de manière à mieux expliquer la variance dans les données.

III.2.1.2 Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

L'analyse discriminante linéaire (Linear Discriminant Analysis- LDA) est utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux les classes d'objet ou d'événement. Les combinaisons résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire, ou généralement dans la réduction de caractéristiques [14].

La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. L'axe principal de la LDA est l'axe de projection qui maximise la séparation entre les deux classes. Il est clair que cette projection est optimale pour la séparation des deux classes par rapport à la projection sur l'axe principal calculé par l'ACP.

Méthode :

1. Soit des classes C qui doivent être classées dans l'espace original.
2. Calculez la moyenne de chaque ensemble de données et la moyenne de l'ensemble des données.

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum C \quad (\text{III.5})$$

3. Soit N_i le nombre d'échantillons en classe i , $i = 1, 2, 3 \dots C$
4. N est le nombre total d'échantillons.

$$N = \sum_{i=0}^C N_i \quad (\text{III.6})$$

5. Calculer la matrice de dispersion dans la classe.

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{N_i} (x_i - \mu_i)(x_i - \mu_i)^T \quad (\text{III.7})$$

6. La dispersion des classes est la covariance attendue de chacune des classes.

$$S_w = \sum_{i=1}^c (x_i - \mu_i)(x_i - \mu_i)^T \quad (\text{III.8})$$

Où est
$$\mu = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \mu_i \quad (\text{III.9})$$

7. Par conséquent, $J(w)$ est une mesure de la différence entre les moyens de classe (encodés dans la matrice de dispersion entre classes) normalisés par une mesure de la matrice de dispersion de classe interne.

$$J(w) = \frac{|w^T S_B w|}{|w^T S_W w|} \quad (\text{III.10})$$

8. Résolution de problème Les valeurs propres généralisées.

$$\lambda W = S_w^{-1} S_B W \quad (\text{III.11})$$

9. Calculez la projection optimale W_{opt} dont les colonnes sont des vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres qui sont toutes linéairement indépendantes et sont invariantes sous la transformation.

$$W_{opt} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} \left(\frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \right) \quad (\text{III.12})$$

III.2.1.3 Localité de Projections préservé (LPP)

LPP construit un graphique incorporant des informations de voisinage de l'ensemble de données. En utilisant la notion de Laplace du graphe, la matrice de transformation qui la carte des points de données vers un sous-espace a été construite. Cette transformation linéaire optimale préserve l'information locale du quartier. La carte de représentation générée par l'algorithme pourrait être considérée comme une approximation discrète linéaire à une carte continue qui résulte naturellement de la géométrie du collecteur. Les cartes sont conçues pour minimiser un critère objectif différent du linéaire classique technique

Méthode :

1- Compte tenu d'un ensemble de données de N échantillons = $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ où $x_i \in \mathbb{R}^D$.

- 2- Trouvez la matrice de transformation W de la taille $D \times d$.
- 3- Carte $y_i = WT x_i$ où $y_i \in \mathbb{R}^d$.
- 4- Construire le graphique d'adjacence soit par :
 - ϵ - Quartier.
 - K- Voisins les plus proches.
 - Trouver la matrice de similarité S (en utilisant le noyau de chaleur).

$$S_{ij} = \begin{cases} \frac{\exp\|x_i - x_j\|^2}{t} & i, j \text{ connecté} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.13})$$

- 5- Calculer un problème de valeurs propres généralisées

$$XLX^T.W = \lambda XDX^T.W \quad (\text{III.14})$$

Où :

$$D \rightarrow \text{Matrice diagonale } D_{ij} = \sum_j S_{ij} \text{ et } L = D - S \quad (\text{III.15})$$

III.2.2 Basé sur texture

En général, le mot texture se réfère aux caractéristiques de la surface et à l'apparence d'un objet donné par la taille, la forme, la densité, l'agencement, la proportion de ses éléments élémentaires. Une texture est généralement décrite comme lisse ou rugueuse, douce ou dure, etc.

Les textures peuvent être divisées en deux catégories, à savoir les textures tactiles et visuelles. Les textures tactiles se réfèrent à la sensation immédiate tangible d'une surface. Les textures visuelles se réfèrent à l'impression visuelle que les textures produisent à l'observateur humain, qui est liées aux variations spatiales locales des stimuli simples comme la couleur, l'orientation et l'intensité dans une image.

Bien que la texture soit un domaine de recherche important dans la vision par ordinateur, il n'y a pas de définition précise de la notion de texture. La raison principale est que les textures naturelles affichent souvent des propriétés différentes mais contradictoires, telles que la régularité par rapport au caractère aléatoire, l'uniformité par rapport à la distorsion, qui ne peuvent être décrites de manière uniforme.

Dans cette section, trois algorithmes basés sur la texture populaire, à savoir Motifs binaires locaux (LBP), Quantification de la phase locale (LPQ), Fonctionnalités d'image statistique binaires (BSIF).

III.2.2.1 Motifs binaires locaux (LBP)

Le motif binaire local (Local Binary Patterns - LBP) a été proposé à la fin des années 90 par Ojala et al [17]. L'idée de cet opérateur de texture est de donner à chaque pixel un code dépendant des niveaux de gris de son voisinage. Le niveau de gris du pixel central (i_c) est comparé à ceux de ses voisins (i_n) suivant la formule suivante :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^p s(i_n - i_c) 2^n \quad (\text{III.16})$$

$$s(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases} \quad (\text{III.17})$$

Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. La **Fig. III.2** donne un exemple de traitement de l'opérateur LBP. On obtient donc, comme pour une image en niveaux de gris, une matrice des valeurs LBP contenant des valeurs d'intensité comprises entre 0 et 255.

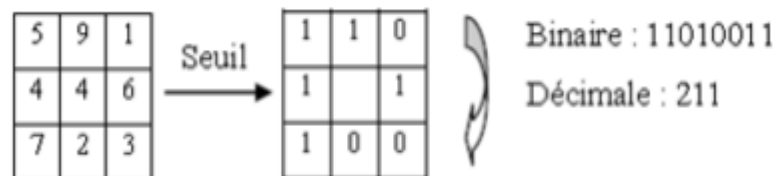


Fig. III.2 : Exemple de traitement de l'opérateur LBP

Afin de représenter les caractéristiques de l'empreinte par la méthode LBP et dans un premier temps on considère un voisinage carré, la valeur de niveau de gris du pixel central sert de seuil aux 8 pixels voisins. Après balayage des tous les pixels de l'image, un histogramme de l'image produite est calculé, cet histogramme représente le vecteur des caractéristiques de l'image. Il est à noter, qu'il existe plusieurs variantes de cette méthode. La méthode utilisée dans notre travail est la variante de base (le cas le plus simple) **Fig. III.3**.

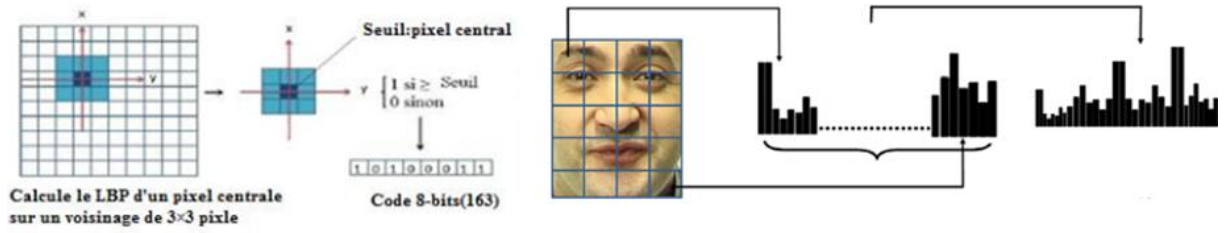


Fig. III.3 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la génération du vecteur des caractéristiques par la méthode LBP.

III.2.2.2 Quantification de la phase locale (LPQ)

La quantification de la phase locale (Local Phase Quantization- LPQ) a été introduite pour la première fois par Ojansivu et al [18]. LPQ extrait l'information par l'utilisation de la transformée en Fourier discrète de chaque pixel x , illustré dans l'équation.

$$F_u(X) = \sum_{m \in N_x} h(m - x) f(m) e^{-2j\pi u^T m} = E_u^T f_x \tag{III.18}$$

Où, E_u de taille $= 1 \times M^2$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x , taille $= M^2 \times N$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire.

La méthode LPQ peut être résumée en quatre étapes distinctes. Dans un premier temps, l'opérateur (LPQ) est appliqué sur l'image d'entrée pour obtenir l'image labélisée. Ensuite, l'image obtenue est divisée en petites régions. Pour chacune d'entre elles, un histogramme des étiquettes est construit afin d'obtenir des vecteurs des caractéristiques. La représentation globale (vecteur des caractéristiques global qui représente l'image entière) est obtenue par combinaison de tous les vecteurs. La partie (c) de la Fig. III.4 résume l'ensemble des étapes nécessaires à la génération de ce vecteur.

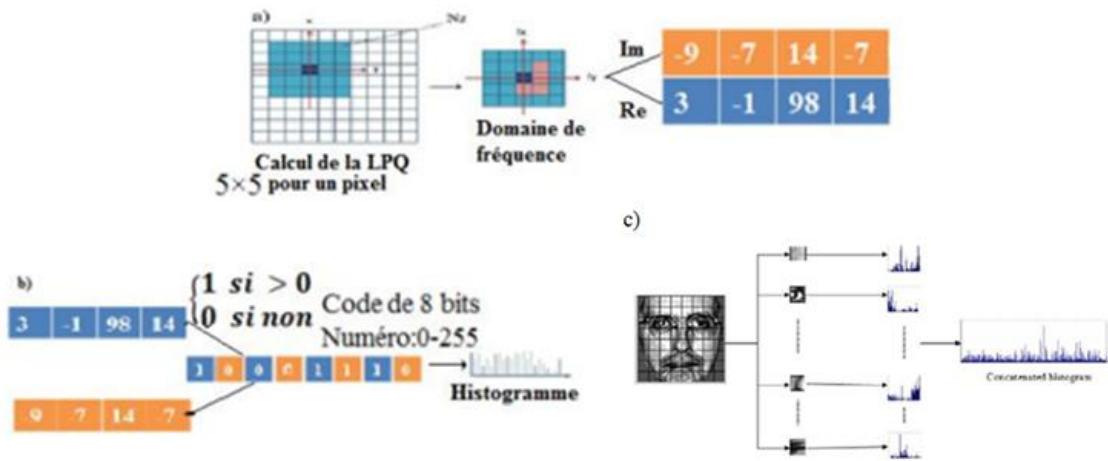


Fig. III.4 : Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires à la génération du vecteur des caractéristiques par la méthode LPQ.

III.2.2.3 Fonctionnalités d'image statistique binaires (BSIF)

Contrairement à la LBP et la LPQ qui peuvent être utilisées pour calculer les statistiques d'étiquettes dans les voisinages des pixels locaux, le descripteur local appelé BSIF (Binarized Statistical Image Features), qui a été récemment proposé par *Kannlaand Rahtu*, utilise un ensemble prédéfini manuellement des filtres linéaires et binarisation des réponses du filtre [18].

Compte tenu d'une image patch X de taille $l \times l$ pixels et un filtre linéaire W_i de la même taille, la réponse du filtre s_i est obtenue par:

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u, v)X(u, v) = w_i^T x \tag{III.19}$$

Compte tenu de n filtres linéaires W_i , nous pouvons les empiler sur une matrice W et calculer toutes les réponses à la fois, c'est-à-dires $= Wx$.

Où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X . La fonction binarisée b_i est obtenue par:

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \tag{III.20}$$

Où b_i est l'élément $i^{\text{ème}}$ de b . De cette manière, on peut calculer un code binaire de n bits série b pour chaque pixel et par la suite la région de l'image peut être représentée par des histogrammes de code binaire du pixel.

III.2.3 Basé sur la méthode géométrie

Les premières méthodes proposées pour la reconnaissance de visages par ordinateur appartiennent à cette catégorie [20] [21]. Elles s'appuient toutes sur l'extraction des mesures géométriques prises sur les points d'intérêts détectés. Parmi les mesures importantes, on trouve notamment : les positions et les largeurs de la bouche, des yeux, du nez et des sourcils, ainsi, les distances ou les angles entre ces points. Les mesures extraites sont ensuite rassemblées dans un vecteur (vecteur caractéristique) pour les utiliser dans la phase de classification.

Dans la littérature, il existe plusieurs techniques géométriques qui se distinguent entre elles par le nombre et les positions des points détectés et la nature des mesures prises sur ces points. Les figures III.5 (a à c) illustrent des exemples de la répartition des points détectés et les mesures choisies dans les approches géométriques [22] [23] [24].

Les comparaisons menées sur les mêmes données en opposant les méthodes géométriques à d'autres méthodes ont montré clairement leurs limitations et faiblesses. En effet, la performance de ce type de méthodes dépend de la phase de détection et d'extraction des points caractéristiques du visage. Or, cette tâche est difficile et dans certains cas, elle est impossible, en particulier dans les cas où des occultations ou des variations (pose, expression) de visages sont présentes. Face à ce problème majeur, les recherches sont orientées vers le développement des algorithmes de détection des points caractéristiques robustes et précis.

Malheureusement, bien que les performances de ces algorithmes de détection soient largement démontrées, les méthodes de reconnaissance de visages basées uniquement sur les caractéristiques géométriques restent insuffisamment fiables ou robustes. Cela est dû à la nature des informations extraites (les mesures géométriques) qui sont insuffisantes pour discriminer les visages entre eux parce qu'on trouve des distances qui sont constantes entre des différentes personnes, tandis que d'autres informations utiles telles que les valeurs des niveaux de gris autour des points caractéristiques sont complètement écartées. Pour résoudre ce problème, les méthodes basées sur les graphes ont vu le jour.

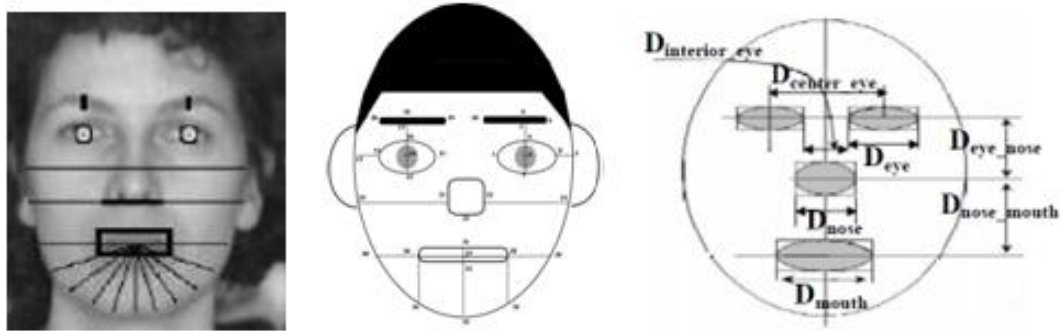


Fig. III.5 : La répartition des points détectés et les mesures choisies dans trois approches géométriques.

III.2.3.1 Modélisation de visage

III.2.3.1.1 Méthode par le modèle d'apparence (AAM)

Franck et al [16] ont travaillé sur reconnaissance et synthèse d'expressions faciales par modèle d'apparence. Et dans ce travail nous traitons une application nouvelle des modèles actifs d'apparence pour l'analyse et la synthèse de visages expressifs, ainsi que pour la reconnaissance d'expressions faciales. Ils considèrent les six expressions universelles que sont les expressions de joie, colère, peur, dégoût, tristesse et surprise. Après une description de ce type de modèle (calculé à l'aide de trois ACP ou d'une seule), nous proposons une méthode originale d'analyse et de synthèse permettant, à partir d'une seule photo, d'annuler l'expression d'un visage quelconque, puis de synthétiser une expression faciale artificielle sur ce même visage. Ils proposent pour cela deux approches permettant la modélisation des expressions faciales. Enfin, l'intérêt du modèle actif d'apparence pour la reconnaissance automatique d'expressions faciales est montré.

III.2.3.1.2 Méthode par le modèle forme active (ASM)

Modèle de forme active (ASM) est une des méthodes basées sur des modèles, ce qui rend l'utilisation d'un modèle préalable de ce qui est attendu dans l'image, et tentent généralement de trouver la meilleure position de correspondance entre le modèle et les données dans une nouvelle image. On peut mesurer si la cible est réellement présentée après avoir fait correspondre le modèle. Dans une application de reconnaissance de visage, nous

recueillons des images d'entraînement, représentent toutes les formes avec un ensemble de repères, pour former un modèle de distribution de points (PDM) respectivement.

Modèle de forme active (ASM) est l'invariant d'informations géométriques à une classe particulière de transformations (traduction + rotation + mise à l'échelle).

III.2.3.2 Mesures de Distance

Lorsqu'on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques issus du module d'extraction de caractéristiques d'un système biométrique, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence).

III.2.3.2.1 Distances Euclidiennes

On peut imaginer les variables indépendantes (dans une équation de régression) comme définissant un espace multidimensionnel dans lequel chaque observation peut être tracée. La distance Euclidienne est une distance géométrique dans cet espace multidimensionnel [13]. Il est calculé comme :

$$Distance(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \quad (III.21)$$

III.3 Normalisation des Caractéristiques

III.3.1 Normalisation avec Z score

Supposons qu'il y ait cinq lignes avec les ID A, B, C, D et E, chaque ligne contenant n variables différentes (colonnes). Nous utilisons l'enregistrement E à titre d'exemple dans les calculs ci-dessous. Les lignes restantes sont normalisées de la même manière.

La valeur normalisée de e_i pour la ligne E dans la $i^{\text{ème}}$ colonne est calculée comme suit:

$$Normalisé(e_i) = \frac{e_i - \bar{E}}{std(E)} \quad (III.22)$$

$$\text{Où} \quad std = \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (e_i - \bar{E})^2} \quad (III.23)$$

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (\text{III.24})$$

III.3.2 Réduction de dimensions

III.3.2.1 Définition

Pour les ensembles de données de grande dimension, la réduction de la dimension est généralement effectuée avant d'appliquer un algorithme de classification afin d'éviter les effets du fléau de la dimension.

L'extraction des fonctionnalités et la réduction des dimensions peuvent être combinées en une étape en utilisant les techniques d'analyse de composant principal (ACP), analyse linéaire (ADL) comme étape de prétraitement suivie d'un rassemblement sur des vecteurs de fonctionnalité dans un espace à dimension réduite. Dans l'apprentissage par machine, ce processus s'appelle également l'intégration à faible dimension.

III.3.3.2 Avantages de la réduction de la dimension

1. Cela réduit le temps et l'espace de stockage requis.
2. L'élimination des multi-colinéarités améliore les performances du modèle d'apprentissage de la machine.
3. Il devient plus facile de visualiser les données lorsqu'elles sont réduites à des dimensions très faibles.

III.3.4 La validation croisée

(« cross-validation ») est une méthode d'estimation de fiabilité d'un modèle fondé sur une technique d'échantillonnage. En fait, il y a au moins trois techniques de validation croisée : « testset validation » ou « holdoutmethod », « k-fold cross-validation » et « leave-one-out cross-validation » (LOOCV).

- La première méthode est très simple, il suffit de diviser l'échantillon de taille n en deux sous échantillons, le premier d'apprentissage (communément supérieur à 60 % de l'échantillon) et le second de test. Le modèle est bâti sur l'échantillon d'apprentissage et validé sur l'échantillon de test. L'erreur est estimée en calculant un test, une mesure ou un

score de performance du modèle sur l'échantillon de test, par exemple l'erreur quadratique moyenne.

- Dans la seconde, on divise l'échantillon original en k échantillons, puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de validation et les $(k-1)$ autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. On calcule comme dans la première méthode le score de performance. Puis on répète l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les $(k-1)$ échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour la validation du modèle. L'opération se répète ainsi k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de validation. La moyenne des k erreurs quadratiques moyennes est enfin calculée pour estimer l'erreur de prédiction.
- La troisième méthode est un cas particulier de la deuxième méthode où $k=n$, c'est-à-dire que l'on apprend sur $(n-1)$ observations puis on valide le modèle sur la n ème observation et l'on répète cette opération n fois.

III.4 Conclusion

Nous avons décrit, dans ce chapitre, les différentes approches et outils pour l'extraction des caractéristiques.

On a vu que l'approche basée sur l'apparence permet une étude des modèles appris à partir d'un ensemble d'essai, tandis que l'approche basée sur la texture permet l'étude des relations entre pixels. A la fin, les méthodes géométriques permettent de localisation des régions caractéristiques faciales.

On peut dire alors que chacun des approches présentées permet de caractériser un aspect particulier d'une image. Il est, donc, courant que l'on procède à une sélection des approches pour déterminer les plus appropriés pour une application donnée.

Chapitre IV

Expérimentation, résultats et discussion

IV.1 Introduction

Nous allons présenter dans ce chapitre, les résultats obtenus par les tests qu'on a effectués. Premièrement nous allons commencer par l'extraction des caractéristiques basées sur l'apparence, la texture et la géométrie, afin de les comparer. Nous avons adopté pour une validation sur la base de données « KIN FACE II ».

Notre système consiste à vérifier automatiquement si deux personnes proviennent de la même famille ou no.

IV.2 La base de données de visage

Pour évaluer le système proposé, nous utilisons Kin Face in the Wild (KinFaceW-II) comprend 2000 faciales images qui ils ont collectés depuis l'internet. Par conséquent, les images du visage sont capturées dans des environnements incontrôlés sans contraintes termes de pose, éclairage, arrière-plan, expression, âge, origine, lunettes, barbe ethnique et occlusion partielle.

Les images de KinFaceW-II sont recadrées et alignées. De sorte que les régions non-faciales telles que le fond et les cheveux ont été enlevés et seule la région du visage a été utilisée pour la vérification de la parenté. Si ces images en couleur, nous les avons converties en images en niveaux de gris. Pour chaque image recadrée, l'égalisation des histogrammes a été appliquée pour atténuer le problème d'illumination.

Pour l'ensemble de données KinFaceW-II, chaque relation (Père-fis, père-fille, mère-fis, mère-fille) contient 250 paires d'images.



Fig. IV.1 : Les images de KinFaceW-II.

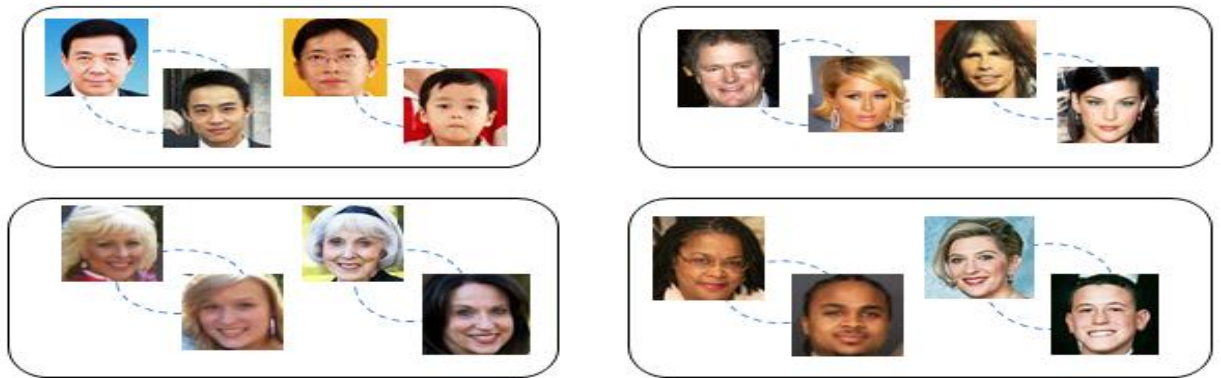


Fig. IV.2 : Quatre types de relations: père-fils, père-fille, mère-fille et mère-fils, à partir de la base de données utilisée

IV.3 Résultats et discussions

La tâche de la vérification de la parenté à partir des photos est considérée en tant que problème de classe binaire. Il nécessite habituellement une paire d'images de visage comme entrée et fournit les relations comme sortie. La figure IV.3 représente le schéma de base pour la vérification automatique de la parenté.

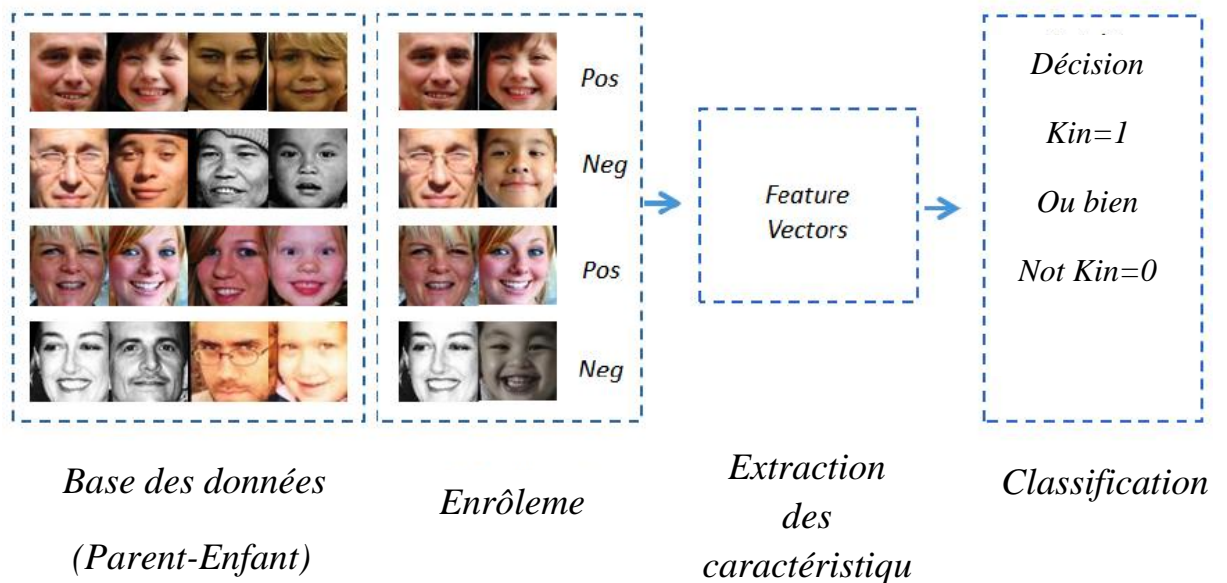


Fig. IV.3 : Schéma de blocs du système de vérification de la parenté à l'aide des images du visage.

Le système de reconnaissance de la parenté peut être divisé en trois étapes suivantes: enrôlement, Extraction des caractéristiques et étape classification.

- **Enrôlement** : Nous associons des images à des exemples positifs et négatifs. Les échantillons positifs sont les vraies paires parents-enfants alors que les enfants sont négatifs avec des parents choisis au hasard et qui ne sont pas leurs vrais parents. Typiquement, il existe quatre types de relations, à savoir, fils-père, fils-mère, père-fille et fille-mère.
- **Extraction des caractéristiques** : pour chaque image du visage, nous extrayons la caractéristique du visage, qui concatène et stocke dans un vecteur caractéristique.
- **Classification** : Ce module compare les images parent-enfant afin de déterminer si deux personnes proviennent de la même famille ou non.

IV.3.1 Etape d'initialisation

Pour classer les paires parent-enfant en vraies ou fausses catégories, nous avons utilisé des images de dimension (64x64). Nous créons d'abord des positifs et négatifs exemples. Les exemples positifs sont les vraies paires de parents et d'enfants et les exemples négatifs sont chaque parent avec un enfant choisi au hasard parmi les images qui n'est pas son vrai enfant.

Nous appliquons l'analyse des composantes principales (PCA) pour la réduction de la dimensionnalité pour les méthodes basées sur la texture. Pour chacun des quatre sous-ensembles de parenté (c'est-à-dire F-D, F-S, M-D et M-S), nous recommandons la technique de normalisation des fonctionnalités pour améliorer le taux de reconnaissance. Nous effectuons 5 « cross validation ». Nous calculons la distance entre les vecteurs (parents-enfants), y compris cosine similarité. Finalement, on a calculé le taux de classification (ROC).

La programmation est faite en utilisant le Matlab et C++.

IV.3.2 Résultats de classification

Les résultats pour les différentes caractéristiques utilisées sont rapportés dans les tableaux suivants.

➤ **Caractéristiques basé sur l'apparence**

Objectif de cette approche est de trouver une représentation appropriée de l'image entière (tous les pixels sont considérés) et de capturer à la fois la texture du visage et les informations géométriques.

La performance du système basé sur l'apparence est indiquée dans le tableau suivant :

Tableau. IV.1 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant les caractéristiques basé sur l'apparence.

Méthodes	F_D	F_S	M_D	M_S	Moyennes
PCA	69.0	73.4	72.0	70.0	71.0
LDA	74.6	76.0	75.0	71.4	75.0
LPP	61.2	67.6	61.4	61.4	63.0

• Discussion

- La précision moyenne des caractéristiques globales basées sur l'apparence est entre 63-75%.
- LDA atteindre la meilleure précision égale à 75.0 % tandis que les plus faibles est LPP.
- LDA qui permet de caractériser ou séparer en deux class, c'est la plus capable de vérifier la relation de parenté.

➤ Caractéristiques basé sur la texture

Les caractéristiques locales base sur la texture fournissent des informations discriminatives sur les petits détails d'apparence dans l'image. Ils sont robuste aux changements tels que l'illumination, l'identité, la position du visage, l'expression, l'âge et l'occlusion.

Les trois caractéristiques (LBP, LPQ et BSIF) sont extraites à plusieurs échelles (blocs), en faisant varier leurs paramètres.

L'idée de multi-blocs consiste à créer plusieurs descriptions locales du visage et à les concaténer dans une description globale.

Les tableaux IV.2, IV.3 et IV.4 montrent respectivement les changements dans les différents blocs de LBP, LPQ et BSIF. Nous changeons les blocs jusqu'à ce que les résultats commencent à tomber.

Par conséquent, chaque image de visage est divisée en 6* 6 blocs et la taille de chaque bloc est de 16 *16 et appliqué LBP et LPQ pour chaque bloc. Pour les descripteurs BSIF,

chaque image de visage est divisée en 4×4 blocs et les tailles de filtre ont été sélectionnées = 3×3 (8 bits).

La performance du système base sur la texture est indiquée dans les tableaux suivant :

Tableau. IV.2 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant BSIF« ICAtextureFilters_3x3_8bit ».

Nombre de block	F_D	F_S	M_D	M_S	Moyennes
1	74.60	79.00	75.80	75.40	76.20
2	75.00	81.00	74.00	75.60	76.40
3	76.60	81.60	75.40	73.80	76.85
4	77.00	82.20	74.60	75.80	77.85
5	76.00	81.80	75.40	76.60	77.45

Tableau. IV.3 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant LBP « Mapping_8 ».

Nombre de block	F_D	F_S	M_S	M_D	Moyennes
1	73.0	74.8	74.2	71.4	73.4
2	75.6	79.0	74.2	73.6	76.0
3	75.8	80.2	75.0	73.4	76.1
4	75.4	81.4	74.0	74.2	76.3
5	74.6	79.8	71.2	76.0	75.4
6	76.0	79.0	73.2	75.0	76.0
7	74.6	78.8	73.2	74.4	75.3

Tableau. VI.4 : Précision (en%) de la vérification de parenté utilisant LPQ.

Nombre de block	F_D	F_S	M_D	M_S	Moyennes
1	73.2	76.6	73.8	73.4	74.3
2	72.0	78.0	74.8	74.2	74.7
3	73.4	80.4	73.4	72.2	74.8
4	74.0	81.2	74.0	73.2	75.0
5	71.2	81.0	74.0	72.2	74.6

- **Discussion**

- La précision moyenne des caractéristiques locales basées sur la texture est entre 76-78%.
- La meilleure précision égale à 78.0% avec BSIF de 4 blocs.
- La précision obtenue par les blocs LBP 6 blocs peut produire une meilleure performance égale à 76.0% et le descripteur LPQ avec 6 blocs donne la meilleure précision égale à 75.0%.
- Les caractéristiques locales sont appropriées pour mesurer la similarité entre les images.

- **Caractéristiques basé sur la géométrie**

Ont décrit un système de reconnaissance faciale qui extrait automatiquement des caractéristiques géométriques du visage. Les points sont calculés à l'aide d'ASM.

Le système peut être divisé en deux étapes : modélisation de visage et Distances faciales.

- **Modélisation de visage** : Elles sont basées sur l'extraction de la position relative des éléments qui constituent le visage (tel que le nez, la bouche et les yeux).

Dans notre travail, nous avons utilisé ASM « Active Shape Model » pour détecter 68 faciaux repères de chaque image. Les résultats de détection sont présentés dans la figure **VI.4**.

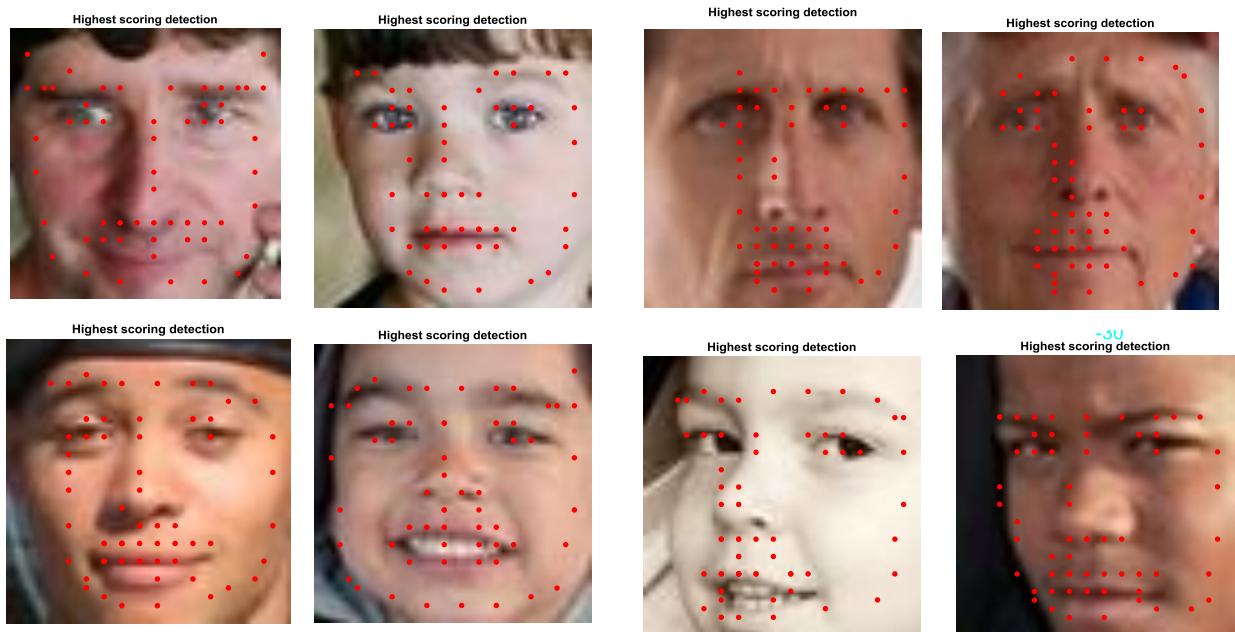


Fig. IV.4 : Les Résultats de détection de repères automatique.

En observant les résultats de détection, on remarque que : la détection automatique n'est pas acceptée comme une détection correcte à 100%. En utilisant la détection manuelle, nous détectons les corrects points.

En utilisant des repères détectés automatiquement et en utilisant les repères détectés manuellement, nous sélectionnons différentes positions. Afin de comparer les mêmes éléments sur toutes les faces utilisant distance Euclidienne.

- **Distances faciales:** nous utilisons la distance euclidienne entre les parties faciales normalisées par la longueur et la largeur du visage.

La distance mesurée se situe entre:

- | | |
|----------------------------|----------------------|
| 1. Œil gauche - œil droit. | 5. Œil gauche - nez. |
| 2. Œil droit – bouche. | 6. Nez - bouche. |
| 3. œil gauche – bouche. | 7. Hauteur du nez. |
| 4. Œil droit – nez. | 8. Largeur du nez. |

- **Discussion**
 - Nous avons testé cette méthode avec 500 personnes. La précision moyenne est de 65.0 %.
 - Les caractéristiques géométriques sont généralement difficiles à extraire, surtout dans des cas complexes : illumination variable, occultations, etc.
 - Les caractéristiques géométriques seules ne suffisent pas pour représenter un visage, tandis que d'autres informations utiles comme les niveaux de gris.

IV.3.3 Discussion générale

En observant les résultats, on remarque :

- La précision moyenne de la performance sur la tâche de vérification de la parenté est entre 63 – 78%.
 - Les caractéristiques basées sur la texture atteignent une précision supérieure aux caractéristiques basées sur l'apparence et la géométrie.
 - La raison en est que cette méthode fournit des informations discriminatives sur les petits détails d'apparence dans l'image. Ils sont robustes aux changements tels que l'illumination, l'identité, la position du visage, l'expression, l'âge et l'occlusion.
 - Dans l'une des quatre classes, la relation père-fils, atteint la meilleure précision égale à 82,2% avec BSIF.
 - La résolution et la qualité de l'image sont les facteurs les plus importants qui affectent les caractéristiques extraites et donc la précision des résultats. Un problème connexe est la précision de l'identification du repère facial, une étape préliminaire nécessaire pour plusieurs méthodes basées sur les descripteurs. Cela pourrait être un problème lorsque des bases de données avec des conditions d'imagerie homogènes doivent être analysées.
- **Comparaison des relations:** Les courbes de ROC pour les relations séparées sont représentées à la figure IV.4.

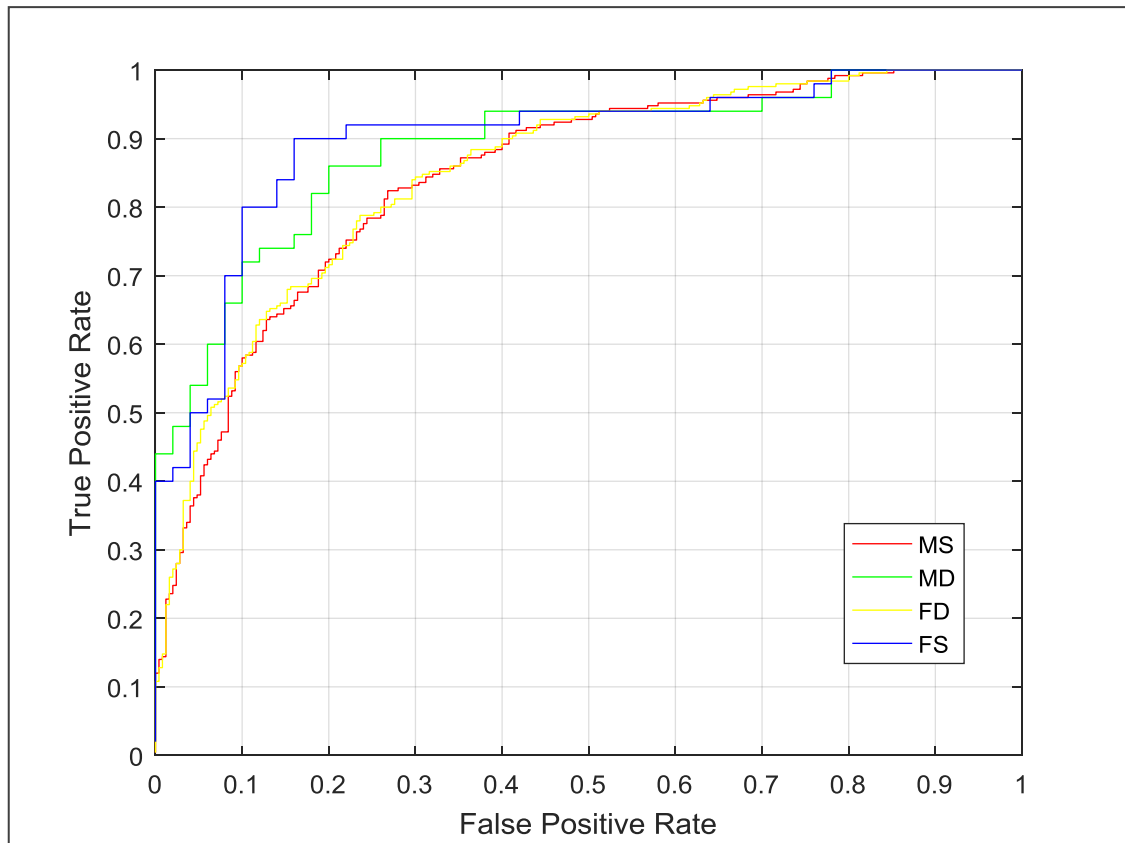


Fig.VI.5 : Comparaison des relations pour la vérification de la parenté utilisant BSIF.

- La meilleure précision de vérification est obtenue pour M-D et F-S tandis que les plus faibles sont F-D et M- S. Ces résultats sont peut-être dus au sexe différent des paires. On peut conclure que la vérification de la relation de parenté est plus facile entre les personnes du même genre.

IV.4 Conclusion

Nous avons étudié, dans ce chapitre, les méthodes de vérification de parenté en utilisant les différentes caractéristiques, les caractéristiques basées sur l'apparence, les caractéristiques basées sur la texture et les caractéristiques basées sur la géométrie. Dans le cadre de la classification, on a travaillé avec la méthode de cousine similarité qui nous a donné des bons résultats.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'objectif du travail exposé dans ce mémoire, a été à vérifier automatiquement si deux personnes proviennent de la même famille ou non. Plusieurs approches d'analyse sont proposées dans la littérature.

Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à la vérification automatique de parenté. Nous nous sommes focalisés sur l'approche globale, locale et géométrie.

La première approche basée sur l'apparence permet de trouver une représentation de l'ensemble de l'image. Tandis que l'approche basée sur la texture permet d'extraire des attributs à partir des pixels. La troisième approche basée sur les méthodes géométriques permet la localisation des régions caractéristiques faciales.

Ces méthodes ont été validées sur la base des données Kin Face in the Wild-II (KinFaceW-II), et ont été implémentées sous Matlab.

Le choix de ces attributs, pour caractériser un pair des images pour déterminer la relation parentale, est un problème critique nécessitant une expérience accrue dans le domaine du traitement d'images.

L'algorithme de similarité cosinus est utilisé pour la classification. Nous avons utilisé différents attributs, tout en évaluant le système. Les résultats obtenus montrent que le choix des attributs joue un rôle important dans cette analyse.

Comme perspectives, nous recommandons l'utilisation d'un vecteur d'attributs (3 relations ou plus), ainsi que, l'utilisation d'autres attributs comme Deep Learning.

Références bibliographiques

Les références

- [1]: A.Bettahar et F.Saber, « Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage », Mémoire de Fin d'Etudes, Université Kasdi Merbah Ouargla, le 15 / 06 / 2014
- [2]: Z.STAN, K.JAIN ANIL « handbook of face recognition » springer, 2005
- [3] : S.Boudjellal, « Détection et identification de personne par méthode biométrique », Mémoire de Fin d'Etudes ,Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou (UMMTO).
- [4]: M.Benatia et M.Khene; «Reconnaissance de visage en biométrie», Mémoire de Fin d'Etudes; Université Mohamed Khider BISKRA, 2010.
- [5]: A.Ouamane et A.Mehdaoui, «identification et authentification des visages en biométrie», Mémoire de Fin d'Etudes, en vue de la préparation du diplôme: INGÉNIEUR, Département de Génie Electrique, Université Mohamed Keider Biskra, 2009.
- [6]: D.Olivier, «Extraction hiérarchique de caractéristiques pour l'apprentissage à partir de données complexes en haute dimension», Examen Pré-doctoral, 2008.
- [7]: «Xièmes rencontres de la Société francophone de classification», Bordeaux, France, 2004.
- [8]: M.Fedias, «L'apport de la couleur à la vérification d'identité à l'aide d'images de visage», Mémoire de Fin d'Etudes, Université Mohamed Kheider de Biskra, 2007.
- [9]: M.Adjout et A.Benaissa, «Fusion de la DCT-PCA et la DCT-LDA appliquée à la reconnaissance de visages», Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-smar Alger, 2007.
- [10]: M.Belahcene , A.Oumane, M.Boumehrez et A.Benakcha, «Authentification de visages par les transformations de Hough et Gabor associées à EFM et SVM pour la classification», Intelligence artificielle, Université MUNDIAPOLIS Casablanca, 2011.
- [11]: MR.Alismail et N.Ouarchani, «Fuion multimodale des scores pour la reconnaissance des personnes», Mémoire de Fin d'Etudes, en vue de la préparation du diplôme: MASTER, Département de Génie Electrique, Université Mohamed Khider Biskra, 2011.

- [12]: BADRA Salim et N.Mansoura, « Identification et authentification du visage en biométrie », Mémoire de Fin d'Etudes, Université Mohamed Khider BISKRA, 2008.
- [13]: B.Moulay Oussama et ARBAOUI MOHAMED IBRAHIM, «Authentification des personnes par les articulations des doigts », Mémoire de Fin d'Etudes, Université Kasdi Merbah Ouargla, Année Universitaire « 2014 /2015 »
- [14]: H.Ouamane et M.Benatia « Identification de reconnaissance faciale avec des expressions » , Mémoire de Fin d'Etudes ,Université Mohamed Khider Biskra , le 07 Juin 2012
- [15]: A.Hajraoui, «Contribution à la reconnaissance de visages humains», Mémoire de Fin d'Etudes, Université sultan Moulay Slimane, le 21 novembre 2015
- [16]: F.Davoine Franck, ABBOUD Bouchra et Van Môm Dang-Analyse de visages et d'expressions faciales par modèle actif d'apparence, Mémoire de Fin d'Etudes, Université de Technologie de Compiègne, France 9 février 2004.
- [17]: T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans. PAMI*,24(7) :971_987, 2002.
- [18]: V. Ojansivu and J. Heikkila. Blur insensitive texture classification using local phase quantization. *International Conference on Image and Signal Processing (ICISP08)*, pp. 236 243, 2008.
- [19]: J. Kannala and E. Rahtu. *BSIF: Binarized Statistical Image Features*. 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp.1363-1366, 2012.
- [20]: W. W. Bledsoe. The model method in facial recognition. Panoramic Research Inc., Tech. Rep. PRI15, Palo Alto, CA, 1964.
- [21]: T. Kenade. *Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces*. PhD thesis, Kyoto University, November 1973.

- [22]: R. Brunelli et T. Poggio. Face recognition through geometrical features. Proceedings of Second European Conference on Computer Vision (ECCV'92), pages: 792-800. Santa Margherita Ligure, Italy, 19–22 Mai, 1992.
- [23]: J. Cox, J. Ghosn et P. N. Yianilos. Feature-Based Face Recognition Using Mixture Distance. Dans Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '96), pages: 209 – 216. San Francisco, CA, USA, 18-20 Juin 1996.
- [24]: Y. Ben jema et S.Khanfir. Automatic local Gabor features extraction for face recognition. International Journal of Computer Science and Information Security, Vol. 3, No. 1, 2009.
- [25]: International Encyclopedia of the Social Sciences (2008) Kinship.
- [26]: AR.Blaustein, RK.O'Hara (1981) Genetic control for sibling recognition? Nature 290(5803):246–248
- [27]: International Encyclopedia of the Social Sciences (1968) Kinship.
- [28]: D.Lieberman, J.Tooby, L.Cosmides (2007) The architecture of human kin detection. Nature 445(7129):727–731
- [29]: TF.Vieira (2013) Identifying kinship cues from facial images.
- [30]: R.Fang, KD.Tang, N.Snavely, T.Chen (2010) Towards computational models of kinship verification. In: 2010 17th IEEE international conference on image processing (ICIP). IEEE, pp 1577–1580
- [31]: J.Lu, X. Zhou, YP.Tan, Y.Shang, J.Zhou (2014) Neighborhood repulsed metric learning for kinship verification. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 36(2):331
- [32]: Xia S, Shao M, Yun F (2011) Kinship verification through transfer learning. In: IJCAI Proceedings international joint conference on artificial intelligence, vol 22, p 2539
- [33]: Guo Y, Dibeklioglu H, van der Maaten L (2014) Graph-based kinship recognition. In: 22nd international conference on pattern recognition (ICPR 2014)

- [34]: Taigman Y, Yang M, Ranzato M, Wolf L (2014) Deepface: closing the gap to human-level performance in face verification. In: 2014 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). IEEE, pp 1701–1708
- [35]: Xia S, Shao M, Yun F (2012) Toward kinship verification using visual attributes. In: 2012 21st international conference on pattern recognition (ICPR). IEEE, pp 549–552
- [36]: Ghahramani M, Yau W-Y, Teoh EK (2014) Family verification based on similarity of individual family members facial segments. *Mach Vis Appl* 25(4):919–930
- [37]: Shao M, Xia S, Yun F (2011) Genealogical face recognition based on ub kinface database. In: 2011 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition workshops (CVPRW). IEEE, pp 60–65
- [38]: Xia S, Shao M, Luo J, Fu Y (2012) Understanding kin relationships in a photo. *IEEE Trans Multimedia* 14(4):1046–1056
- [39]: Ihtesham Ul Islam, February (2015), Doctoral School, Department of Control and Computer Engineering – XXVII cycle, Feature Fusion for Pattern Recogn
- [40]: A.Hajraoui « Contribution à la reconnaissance de visages humains », Thèse de grade de Docteur, Spécialité Informatique, Université Sultan Moulay Slimane. Béni-Mellal, le 21 Novembre 2015

الملخص

بسبب عوامل التأثير التي لا مفر منها مثل تشكل, التعبير, والإضاءة والشيخوخة على الوجوه, والتحقق من الهوية من خلال الوجوه لا تزال مشكلة لم تحل. يثير البحث في القياسات الحيوية مشكلة صعبة - هل من الممكن تحديد القرابة ألياً فقط بناء على صور الوجه؟ ويستند نهجنا على المعالجة التي تضمن التحضير لتقديم صورة للتحليل. ويستند هذا الأخير على خطوة من استخراج المعلومات في المناطق المهمة من وجه من كل من الآباء والأبناء التي يتم بعد ذلك مقارنة بعضها البعض بين الأب وابنه. بين الاب وابنته. بين الام وابنها او بين الام وابنتها وهذا بتطبيق خوارزميات مختلفة من حيث النوع (الملمس, المظهر, والهندسة) كما تختلف من حيث المبدأ على قاعدة البيانات KinFaceW-II التي تحتوي على 1000 زوج من صور الآباء والأبناء في الأخير حاولنا بالتسلسل المنطقي المقارنه بين هذه المنهجيات أي منها يمكن أن تقدم أدق النتائج فيما يخص فرضيتنا فتوصلنا إلى أن الخوارزمية BSIF قد أعطت أفضل نسبة تقدر ب 77.85% وهذه النتيجة مشجعة وواعدة على حسب ما توصلت اليه الدراسات الحديثة في هذا الصدد.

كلمات البحث: التعرف على الوجوه, القرابة, التحقق, المظهر, الملمس, تحليل المكونات الأساسية, النموذج الثنائي المحلي, ملامح الصورة إحصائية الثنائية.

Résumé

En raison des facteurs d'influence inévitables tels que la pose, l'imbrication, l'éclairage et le vieillissement sur les visages, le contrôle d'identité à travers les visages reste problème non résolu. La recherche de biométrie pose un problème difficile-est-il possible de déterminer automatiquement l'affinité uniquement en fonction des images faciales? Notre approche est basée sur le traitement qui assure la préparation de la présentation d'une image de l'analyse. Ce dernier est basé sur une étape d'extraction de l'information dans les domaines importants du visage des parents et des enfants qui sont ensuite comparés entre eux entre père et son fils, Entre père et sa fille, Entre une mère et son fils ou entre une mère et sa fille cela s'applique différents algorithmes en termes de type de texture, l'apparence, la géométrie (diffère également en principe sur la base de données Kinfacew-II qui contient 1000 paires de photos de parents et d'enfants.) en fin de compte, nous avons essayé de façon logique de comparer ces méthodologies l'un d'eux peut fournir les résultats les plus précis pour notre hypothèse, nous avons donc constaté que l'algorithme BSIF elle a donné la meilleure estimation de 77,85%. ce résultat est encourageant et prometteur, comme l'ont conclu des études récentes à cet égard.

Mots-clés: Reconnaissance de visages, parenté, vérification, texture, l'apparence, ACP, LBP, BSIF.

Abstract

Because of the inevitable influence factors such as the pose, the nesting, the lighting and the aging on the faces, the identity check through the faces remains unresolved problem. The search for biometric poses a difficult problem-is it possible to automatically determine the affinity only based on facial images? Our approach is based on the treatment that ensures preparation for the presentation of a picture of the analysis. The latter is based on a step of extracting information in the important areas of the face of both parents and children that are then compared to each other between August and his son. Between August and his daughter. Between a mother and her son or between a mother and her daughter this applies different algorithms in terms of type) texture, appearance, geometry (also differs in principle on the Kinfacew-ii database that contains 1000 pairs of pictures of parents and children. In the end we tried in a logical way to compare these methodologies any of them can provide the most accurate results for our hypothesis so we found that the bsif algorithm she's given the best estimate of 77.85%. This result is encouraging and promising, as recent studies have found in this regard.

Keywords: *Face Recognition, kinship, verification, texture, appearance, PCA, LBP, BSIF.*