REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITEYAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie Electrique.
Spécialité : System de télécommunication

Vérification faciale de la parenté basée sur la modélisation multidimensionnelle de données

---

Présenté par :

AISSANI Hassen.

ALI KHOUDJA Mountasser.

Proposé et Dirigé par :

Dr. CHOUCHANE Ammar.

Promotion 2019

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études, A mes chères soeurs, pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral, A mes chers frères, pour leur appui et leur encouragement, A toute ma famille, et mes amis, Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, Je vous dis merci.

Hassen.

Je dédie ce modeste travail à :

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études, A ma chère sœur, pour leur encouragement permanent, et leur soutien moral, A mon cher frère, pour leur appui et leur encouragement, A toute ma famille, et mes amis, et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, Je vous dis merci.

Mountasser.

Remerciement

Nous tenons tout d'abord à remercier **DIEU** tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail. En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur **Mr. CHOUCHOUNE Ammar**pour ses précieux conseils et son aide durant toute la période dutravail.Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail, et de l'enrichir par leurs propositions. Nous souhaitant adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire. A nos familles et nos amis qui par leurs prières et leurs encouragements, on a pu surmonter tous les obstacles. Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

الملخص

في هذه المذكرة ، نقترح تقييم مساحات الألوان لصورة الوجه ثنائية الأبعاد لتحديد مكون اللون الأكثر تمييزًا للتحقق من صحة القرابة في البيئات غير المنضبطة ، باستخدام نمذجة بيانات متعددة الأبعاد. الوجه بناء على الموترات ذات الدرجة العالية. يتم توفير الإسقاط تحت الفضاءئي متعدد الخطوط من خلال طريقة جديدة تسمى تحليل التمييز القائم على المعلومات الجانبية المتعددة الخطوط .(MSIDA) يتم الحصول على عدة مسافات فرعية متصلة في أوضاع الموترات المختلفة ، بحيث يتم تعلم المساحات الفرعية بشكل متكرر من خلال كشف الموتر في أوضاع مختلفة. باستخدام معلومات العلامة الضعيفة فقط ، تقوم MSIDA بتوجيه موتر الوجه إلى مساحة فرعية جديدة يتم فيها تحسين التمييز. يعد مدخل نظامنا أحد مساحات الألوان RGB و YcbCr و HSV ، حيث يتم تقييم كل مكون على حدة. يظهر التقييم التجريبي في قاعدة بيانات Cornell KinFaceأن النهج المقترح يتفوق بشكل كبير على معظم الأساليب الحديثة.

الكلمات المفتاحية :فراغ اللون، التحقق من قرابة الوجه، MSIDA، التعلم متعدد الخطوط، رسم بياني للخصائص المحلية.

Résumé

Dans ce mémoire de thèse, nous proposons l'évaluation des espaces couleurs de l'image faciale 2D afin de déterminer la composante couleur la plus discriminante pour la vérification faciale de la parenté dans les environnements non-contrôlés, en utilisant la modélisation multidimensionnelle des données faciale basée sur les tenseurs d'ordre supérieur. La projection des sous espace multilinéaire est assurée par une nouvelle méthode appelée MSIDA (Multilinear Side-Information based Discriminant Analysis). Plusieurs sous-espaces inter-reliés sont obtenus sur différentes modes de tenseurs, de sorte que les sous-espaces sont appris de manière itérative en dépliant le tenseur dans les différentes modes. En utilisant uniquement les informations d'étiquette faibles, MSIDA projette le tenseur de visages dans un nouvel sous-espace dans lequel la discrimination est améliorée. L'entrée de notre système est l'une des espaces couleur RGB, YcbCr et HSV, dans lequel chaque composante est évaluée séparément. L'évaluation expérimentale dans la base de données Cornell KinFace montre que l'approche proposée surpasse de manière significative la plupart des approches de l'état de l'art.

Mots clé : Espace couleurs, vérification faciale de la parenté, MSIDA, Apprentissage multilinéaire, histogrammes des caractéristiques locales.

Abstract

In this work, we propose the evaluation of color spaces of 2D facial images in order to determine the most discriminating color component for kinship facial verification in uncontrolled environments, using multidimensional Facial data modeling based on higher order tensors. Multilinear sub-space projection is provided by a new method called Multilinear Side-Information Based Discriminant Analysis (MSIDA). Several inter-connected subspaces are obtained on different tensor modes, so that the subspaces are learned iteratively by unfolding the tensor in the different modes. By using only weak information, MSIDA projects the face tensor into a new subspace in which the discrimination is improved. The input of our system is one of the color spaces RGB, YcbCr and HSV, in which each component is evaluated separately. The experimental evaluation in the Cornell KinFace database shows that the proposed approach outperforms significantly the most state-of-the-art approaches..

Key words:

Color space, facial verification of kinship, MSIDA, multilinear learning, histograms of local characteristics

Liste des Figures

Chapitre I Biométrie et la vérification de la parenté

Figure I. 1 Différentes modalités biométriques. 4
Figure I. 2 Un exemple de pair d'image utilisée pour la vérification de la parente..... 6
Figure I. 3 Système de vérification faciale. 6
Figure I. 4 Exemple d'image faciale avec des variations d'expressions faciales 8
Figure I. 5 Exemple d'image faciale avec des variations de la pose. 9
Figure I. 6 Exemple de la Variation d'illuminations. 9
Figure I. 7 Exemples d'images de la bas Cornell KinFace. Gauche : paires positives et droite : paires négatives. 13

Chapitre II Extraction des caractéristiques et réductions des données

Figure II. 1 L'opérateur LBP de base. 17
Figure II. 2 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires du descripteur LPQ. 18
Figure II. 3 Représentation d'une image de profondeur avec le descripteur différents. 18
Figure II. 4 Filtres tirés de taille l=7 et nombre de bits n=8. 20
Figure II. 5 filtrage d'un opérateur BSIF..... 20
Figure II. 6 Le descripteur BSIF (Binarized Statistical Image). 20
Figure II. 7 Dépoilement du tenseur ordre 3..... 24

Chapitre III Application et mise en ouvre

Figure III. 1 Schéma fonctionnel du système de matching des paires de visage proposé. 30
Figure III. 2 L'espace RGB..... 32
Figure III. 3 Exemples de l'image RGB et ces composante, A) L'image RGB, B) La composante G, C) la composante R, D) la composante B. 32
Figure III. 4 L'espace couleur YCbCr. 33
Figure III. 5 Exemples de l'image YCbCr et ces composante, A) L'image HSV, B) La composante Y, C) la composante Cb, D) la composante Cr..... 34
Figure III. 6 L'espace HSV..... 34
Figure III. 7 Exemples de l'image HSV et ces composante, A) la composante l'image HSV, B) la composante S, C) la composante S, D) la composante V. 35
Figure III. 8 Dépoilement du tenseur ordre 3..... 36
Figure III. 9 Exemples des images de la base de données Cornel Kinship (l'ensemble de données des parents sur la gauche et .l'ensemble de données des enfants à droite). 37

Figure III. 10 Comparaison des meilleurs résultats obtenus avec l'espace RGB. 38
Figure III. 11 Comparaison des meilleurs résultats obtenus avec l'espace RGB. 39
Figure III. 12 Comparaison des meilleurs résultats obtenus avec l'espace YCbCr. 40

Liste de tableaux

Chapitre I Biométrie et la vérification de la parenté

Tableau I. 1 Bases de données les plus connus et utilisés avec leurs caractéristiques [47]..... 14

Chapitre III Application et mise en ouvre

Tableau III.1 Algorithme MSIDA 29
Tableau III. 2 Performances avec l'espace RVB. 38
Tableau III. 3 Performances avec l'espace HSV. 39
Tableau III. 4 résultat de image YCbCr. 40
Tableau III. 5 Les meilleur précisons moyennes obtenus. 41
Tableau III. 6 Comparaison la précision de vérification de MSIDA avec l base de données Cornell KinFace. 41

Liste d'abréviations

BSIF: Binarized Statistical Image Features.

BDD: Base De Données.

DPI: Point Par Inc.

EFM: Enhanced Fisher linear discriminant Model.

FRR: False rate Releases.

F-S : Frère-Sœur.

HSV: teinte valeur saturation.

KINFACEW-II: Kin Face in the Wild-II.

LBP: Local Binary Patterns.

LDA: Linear Discriminant Analysis.

LPP: Localité de Projections Préservé.

LPQ : Local Phase Quantization.

MPEG : Moving Picture Express Group

M-F: Mere-Fils.

MDA: Multilineare Discriminant Analysis.

MEDA: Multilineare Enhanced Discriminant Analysis.

MEFDA: Multilineare Enhanced Fisher Discriminant Analysis.

MPCA: Multilineare Principal Component Analysis.

MSIDA: Multilineare Sid-Information Base Discriminant Analysis.

PCA: Principal Component Analysis.

PPP: Point Par Pouce.

RVB : Rouge Vert Bleu.

SRV: Système de Reconnaissance de Visage.

YC_bCr:(Luminance, Chroma rouge, Chrouma bleu).

Table de métiers

Contenu

Dédicaces i
Remerciement iii
الملخص iv
Résumé iv
Abstract v
Liste des Figures vi
Liste de tableaux viii
Liste d'abréviations ix
Table de métiers x
Notations mathématiques xii
Introduction Générale 1
Chapitre 1 : Biométrie et la vérification de la parenté 3
1.1. Introduction 3
1.2. Modalités du système biométrique 3
1.3. Applications de la biométrie faciale 4
1.4. Terminologie de la vérification de la parenté (KinshipVerification) 5
1.5. Système de la vérification faciale de la parenté 6
1.5.1. Définition d'un système de la biométrie faciale 6
1.5.2. Défis de la biométrie faciale 7
1.5.2.1. Défis majeurs dans la vérification de la parenté 7
1.5.2.2. Les expressions facials 8
1.5.2.3. Variations de poses 8
1.5.2.4. Variation d'illuminations 9
1.5.2.5. Les obstacles 9
1.5.2.6. La resolution d'image 9
1.5.2.7. Présence ou absence des composants structurels 10
1.5.3. Les modes de la parenté 10
1.5.4. Structure générale d'un système de la vérification faciale de la parenté 11
1.5.4.1 Détection et prétraitement 11
1.5.4.2 Extraction de caractéristiques 12
1.5.4.3 Classification et comparaison 12

1.5.5 Les bases de données pour la vérification faciale de la parenté 12
1.6. Conclusion 14
Chapitre 2 : Extraction de caractéristique et réduction multilinéaire de données 15
2.1 Introduction 15
2.2 Extraction des caractéristiques d'apparence locale 15
2.2.1 Les descripteurs locaux 15
2.2.1.1 Local Binary Pattern (LBP) 16
2.2.1.2 Locale Phase Quantification (LPQ) 17
2.2.1.3 Binarized Statistical Image Features (BSIF) 18
2.2.2 Mécanisme d'extraction des caractéristiques histogrammes 21
2.3 La réduction de données multilinéaire 21
2.3.1 Algèbre multilinéaire pour les tenseurs 22
2.3.1.1 Définition d'un tenseur 23
2.1.1.2 Déploiement des tenseurs 23
2.1.1.3 Operations mathématique 24
2. 4 Description de la méthode proposée 25
2.5 Conclusion 27
Chapitre 3 Application et mise en ouvre 28
3.1 Introduction 28
3.2 Travaux intérieur 28
3.3 Aperçu de l'approche proposée 29
3.3.1 Algorithme MSIDA 29
3.3.2 Vérification faciale de la parenté basée sur MSIDA 30
3.3.3 Le Matching (Comparaison) 31
3.4 Les type d'images HSV, RGB, YCBCR 31
3.4.1 L'espace RGB 31
3.4.2 L'espace YCbCr (luminance, chrominance bleue, chrominance rouge) 32
3.4.3 L'espace HSV 34
3.5 Création des tenseurs et extraction de caractéristiques 35
3.6 Résultats expérimentaux et discussion 36
3.6.1 Base de données et protocole de vérification de la base Cornell 36
3.6.2 Analyse de résultats et discussion 37

3.7 Conclusion..... 42
Conclusion générale 43
Références 45

Notations mathématiques

θ= Orientation.

λ= Fréquence.

Φ= Phases de la sinusoïde.

γ= L'enveloppe de la gaussienne.

N= Résolution de l'image.

m= La moyenne de toutes les images d'apprentissage.

Sw = La matrice de dispersion intra-classes.

mi= La moyenne de la classe i.

ni= Le nombre d'échantillons de la classe i.

Sb = La matrice de dispersion inter classes.

$ULDA$= La matrice de transformation LDA.

V= La matrice des vecteurs propres.

Λ= La matrice diagonale des valeurs propres.

Kb = La nouvelle matrice de dispersion inter classe.

$UEFM$= La matrice de transformation globale de l'EFM.

$UDLDA$= La matrice de transformation globale de DLDA.

I = Image.

Th = Seuil.

μ= Moyenne arithmétique.

$h(x)$ = fonction d'étalement de point.

l= Taille du filtre BISIF.

n= Longueur du filtre.

M =Taille du filtre.

Wi = filtres du BSIF.

St=Matrice de dispersion totale.

Introduction Générale

La vérification faciale de la parenté est un défi intrinsèque et pour cette raison, un sujet très intéressant à étudier. Lors de l'analyse des images faciales de deux individus, l'ordinateur doit indiquer si ces sujets sont liés ou non. En outre, différents degrés de parenté pourraient être détectés, en tant que grands parents-enfant, mère-frères et sœurs, etc. Dans ce cas, plusieurs complications apparaissent en raison de variations de genre, d'âge et de plus petite similitude entre parents éloignés. La reconnaissance de la parenté a un impact significatif sur les applications réelles et de nombreux domaines. Nous récapitulons les domaines possibles d'application tell que, rechercher des parents dans des bases de données publiques, renforcement des capacités de vérification automatique des visages, construire un arbre de relations dynamiques à partir d'une organisation de photos et d'albums familiaux. Cependant, la recherche sur ce sujet reste complexe et difficile. Pour atteindre l'objectif de la vérification de la parenté, 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. L'espace colorimétrique est un modèle mathématique permettant de représenter les informations de couleur sous forme de trois ou quatre composantes de couleur différentes. Différents espaces colorimétriques (modèles) sont utilisés pour différentes applications telles que l'infographie, le traitement d'images, la télédiffusion et la vision par ordinateur. Les modèles de l'espace couleurs des images 2D telle que YCbCr, HSV ou RGB représentent des caractéristiques différentes de l'image faciale, parmi les problématiques de notre thèse est quelle est l'espace couleur qui donne une information plus discriminante pour un system de la vérification faciale de la parenté.

Récemment, les descripteurs locaux sont utilisés comme des méthodes très efficaces pour la représentation des images, ils sont proposés à l'origine pour la classification des textures. Ensuite, ils ont été utilisés pour l'analyse des images faciales. Dans ce mémoire, nous étudions et évaluons deux parmi les meilleurs descripteurs utilisés dernièrement dans la littérature. Dans lequel, une stratégie efficace de représentation des caractéristiques locales basée sur les histogrammes des descripteurs locaux multi-échelles comme un tenseur d'ordre supérieurs. La réduction de dimensionnalité c'est une clé pour améliorer l'efficacité des classificateurs dans un système de la vérification ou l'identification biométrique. Nous avons

introduit une méthode de réduction de la dimensionnalité basée sur des outils d'algèbre multilinéaire. Cette représentation implique l'utilisation d'outils d'algèbre multilinéaire.

Les méthodes développées sont dites multidimensionnelles basées sur la décomposition tensorielle bien que les méthodes de réduction de la dimensionnalité utilisent l'algèbre linéaire, nous utilisons les notions d'algèbre multilinéaire pour la réduction de donnes dimensionnalité. Nous pouvons résumer notre contribution

- L'évaluation des différentes espaces couleur pour nouvelle méthode multilinéaire pour la vérification faciale et la parenté appelée MSIDA (Multi-Linear Side-Information based Discriminant Analysis). Cet algorithme adresse la projection et la classification des sous-espaces multilinéaires faiblement supervisées. En utilisant uniquement les informations d'étiquette faibles, MSIDA projette le tenseur de visages dans un nouvel sous-espace dans lequel la discrimination est améliorée et la dimension de chaque mode du tenseur est réduite simultanément. Aussi bien que, MSIDA représente naturellement les objets multidimensionnels.
- Etude et conception d'un système robuste de vérification de la parenté basée sur l'extraction de caractéristiques multi-échelles basé sur deux descripteurs locaux qui sont projetée dans le sous-espace MSIDA.

Pour bien présenter notre modeste travail on le divise en trois chapitres principaux :

Chapitre 1 : Le premier chapitre contient une généralité sur la biométrie et la définition de la reconnaissance faciale et la vérification faciale de la parenté en général. Notamment ces défis et ces applications. Chapitre 2 : le deuxième chapitre contient l'extraction des caractéristiques locales, la réduction multilinéaire de données et les descripteurs locaux utilisés (LPQ et BSIF), la définition du tenseur et son dépoilement et la description de la méthode proposées MSIDA. Chapitre 3 : (Mise en œuvre et Résultats) va détailler le système de la parenté avec la méthode proposé MSIDA au niveau des types d'image d'une base des données, CornellKinship ainsi l'évaluation et l'analyse des résultats obtenus.

Chapitre 1 : Biométrie et la vérification de la parenté

1.1. Introduction

Au cours des dernières années, la reconnaissance automatique du visage dans des environnements contrôlés a atteint des performances satisfaisantes même dans les systèmes biométriques à grande échelle. Cependant, les performances de ces systèmes restent faibles dans des environnements difficiles et non contraintes, caractérisé par qualité faible de l'image, image floue, fortes illuminations de l'environnement et changement d'orientation de la tête, occlusions partielles, etc. Dans ce chapitre, nous donné un aperçu sur les techniques et la contribution d'un system de vérification de la parente

1.2. Modalités du système biométrique

Parmi toutes les modalités biométriques utilisés pour la reconnaissance des personnes, l'analyse du visage a récemment fait l'objet de beaucoup d'attention en raison des énormes développements dans le domaine du traitement d'images et de l'apprentissage automatique. 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. Au-delà de son intérêt scientifique, comparé à d'autres éléments biométriques tels que les empreintes digitales et l'iris, le visage offre de nombreux avantages incomparables pour une grande variété d'applications potentielles dans le commerce et l'application de la loi. Par la suite, une description générale des différentes modalités biométrique connues est présentée. Les différentes modalités biométriques sont :

- **Empreintes digitales :** Une empreinte digitale est le dessin formé par les lignes de la peau des doigts, des mains, des orteils ou des pieds. Il existe deux types d'empreintes l'empreinte directe (empreinte visible) et l'empreinte latente (sueur, saleté) L'empreinte digitale est unique et ne peut pas être modifiée sauf par des brûlures. [1-3]
- **La géométrie de la main :** La mesure de la main est en fait constituée de plusieurs mesures telles que les dimensions des doigts, les caractéristiques des articulations, la paume et la forme de la main. Un tel système d'identification étudie en moyenne 90 traits de la main pour reconnaître un individu x[4].
- **L'iris** : L'iris est une partie du globe oculaire elle est reconnaissable par sa forme circulaire. C'est lui qui détermine la couleur des yeux. Elles se contractent afin de s'adapter aux différentes luminosités, naturelles ou artificielles, l'iris sont uniques à chaque individu.

- **La rétine** : La rétine situe au fond du globe oculaire et est principalement constituée de cellules photo-réceptrices, l'information visuelle est transmise au cerveau par le nerf optique [1-3].
- **La voix** : La reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit [1-3].
- **Le visage :** La reconnaissance faciale est une méthode d'identification biométrique d'un individu qui consiste les données d'une image numérique ou capturée en direct.
- **La marche :** Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher, en analysant des séquences d'images. La démarche serait en effet étroitement associée à la forme musculaire naturelle et donc très personnelle. Mais les vêtements amples peuvent compromettre d'une bonne identification [5].
- **La signature :** On capteur prend en compte l'inclinaison du stylo, la pression, la vitesse d'écriture, les points et les intervalles [6].

  La figure I.1 illustre les différentes modalités biométriques.



Figure I. 1 Différentes modalités biométriques.

1.3. Applications de la biométrie faciale

Les principaux objectifs de la biométrie sont d'accroître la sécurité et réduire l'obligation de garder les clés, de se souvenir des mots de passe. Le système biométrique peut être fonctionné en deux modes :

- **Identification :** consiste à déterminer l'identité d'une personne. Il s'agit de saisir une donnée biométrique de cette personne, par exemple on peut prendre une photo de son visage, on peut enregistrer sa voix, ou on peut capter l'image de son empreinte digitale. Apres ces étapes on peut faire une comparaison entre ces données et les données biométriques de plusieurs autres personnes qui figurent dans une base [6].

- **Vérification :** est un outil puissant et très fiable pour vérifier l'identité d'une personne et son authenticité pour des actions ultérieures, que ce soit l'accès à un compte bancaire ou un vote aux élections nationales. Les gouvernements et les banques puissent fournir à leurs citoyens et leurs clients un moyen fiable se connecter à leurs institutions, comptes et profiles, réduisant les possibilités de fraude ou d'usurpation d'identité.

Généralement, il existe de nombreuses applications du système biométrique basé sur l'image de visages, parmi eux, la reconnaissance 2D et 3D de visage, estimation de l'âge, détection d'usurpation (anti-spoofing) de visage, vérification faciale de la parenté (notre application dans ce mémoire), reconnaissance d'expressions faciale chez l'enfant.

1.4. Terminologie de la vérification de la parenté (KinshipVerification)

Avant d'aborder la nature des problèmes et des solutions pour la vérification de la parenté ou bien en anglais '' Kinshipverification'', nous devons être conscients avec les différents termes de kinship, cela déterminera bien sûr la portée de notre étude [7]. En général, la parenté peut indiquer une similarité, une familiarité ou une convergence entre des entités. Kinship est un terme large avec une différence signification des modèles en fonction du contexte. Kinship fait référence au réseau de relations du sang entre les personnes dans une société. Kinship peut fonctionner dans l'une ou l'autre ou les deux situations, à savoir,

La vérification de la parenté (ou la validation): La vérification de parenté joue un rôle dans de nombreuses applications. Outre la vérification des relations biologiques, l'estimation de la parenté est un élément important de l'analyse automatique de l'énorme quantité de photographies partagées quotidiennement sur les réseaux sociaux. La vérification de la parenté devrait porter sur de plus grandes variations intra-classe et interclasse ce statut est vérifié par une relation de parenté entre une paire d'images [7-9].

L'identification de la parenté (définition): Ceci détermine le degré de relation de parenté.

De nombreuses études précédentes avaient pour l'objectif de développer une approche automatique de kinship basée sur kinship génétique, telle que parent-enfant, qui représente quatre types de relations (père-fils, père-fille, mère-fils et mère-fille). Couples de frères et sœurs, qui représentent autre types de relations (frère-sœur, frère-frère et sœur-sœur) [7-10]. La figure I.2 illustre un exemple de pair d'image utilisant pour la vérification de la parenté.



Figure I. 2 Un exemple de pair d'image utilisées pour la vérification de la parent**é**.

1.5. Système de la vérification faciale de la parenté

1.5.1. Définition d'un système de la biométrie faciale

Un système de reconnaissance faciale doit pouvoir identifier des visages présents dans une image ou une vidéo de manière automatique. Le système peut opérer dans les deux modes suivants : authentification ou identification. On peut également noter qu'il existe un autre type de scénario de reconnaissance faciale mettant jeu une vérification sur une liste de surveillance, où un individu est comparé à une liste restreinte de suspects. Un système de vérification 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 [11].Le processus de la reconnaissance faciale est capable d'identifier ou de vérifier de manière unique une personne en comparant et en analysant image de visage de la personne[12-14]. Les valeurs mesurées par rapport à la variable associée aux points du visage d'une personne aident à identifier ou à vérifier de manière unique la personne [15].La Figure I.1 illustre le système de vérification faciale de la parente. Les systèmes de reconnaissance faciale fonctionnent différemment, mais leurs principes sont presque les mêmes. Il y généralement quatre principales étapes principales:

- Prétraitements ;
- Extraction des caractéristiques ;
- Comparaison et appariement avec la base de données ;
- Décision.

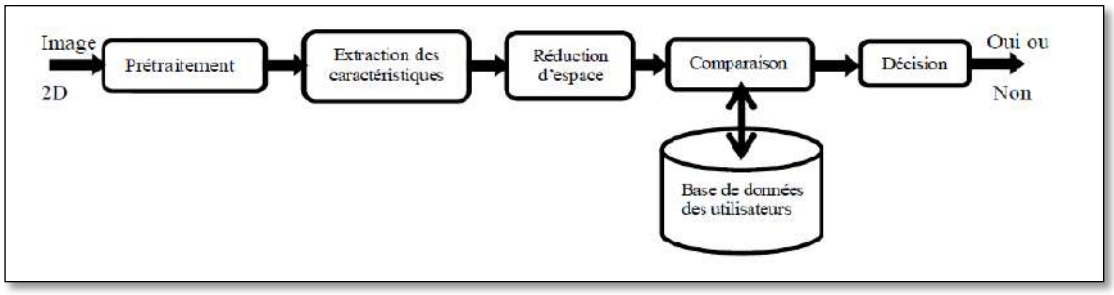


Figure I. 3 Système de vérification faciale.

1.5.2. Défis de la biométrie faciale

La vérification de parenté est différente de la reconnaissance faciale ou de la vérification. En reconnaissance de visage, le problème est de reconnaître le même individu en faisant correspondre l'image du visage de la sonde avec les images de la galerie. Dans la vérification de parenté, nous traitons avec différents individus, c'est-à-dire pour extraire des caractéristiques similaires, mais à partir de personnes différentes qui partagent des traits communs. Dans la réalité, le visage humain est un sujet à une grande variété de changements intrinsèques et extrinsèques, les systèmes d'analyse de visage sont formés à un nombre limité d'échantillons de visage généralement capturés dans des conditions contrôlées. Cette sous-section passe en revue les défis majeurs dans la vérification de la parenté ainsi que les principaux problèmes de l'environnement non contrôlé.

1.5.2.1. Défis majeurs dans la vérification de la parenté

Nous identifions trois défis majeurs dans la vérification de la parenté. Cela aidera à comprendre le problème en profondeur et fournira un guide général pour développer un système informatique. Nous soutenons que la vérification de parenté a sa spécialité et ne devrait pas être simplement traitée comme un problème de reconnaissance de visage standard.

- **Les similitudes entre les caractères sont mesurées selon l'âge et le sexe**

Les caractéristiques familiales sont mesurées chez des personnes d'âges différents (par exemple, père – fils), de sexe différent (par exemple, frère – sœur) ou qui sont différentes dans les deux cas (par exemple, père – fille).

- **Les traits familiaux sont « spéciaux » pour chaque couple**

Les traits familiaux ont des propriétés « spéciales » pour chaque couple spécifique de membres de la famille. Dans une famille, des fils ou des filles (de même sexe) peuvent hériter des traits de leurs parents différemment. Par exemple, une fille a un nez similaire à celui de son père, tandis qu'une autre fille a un nez similaire à celui de sa mère.

- **La parenté a une combinaison stochastique de traits**

Comme indiqué ci-dessus, les traits familiaux sont « spéciaux » pour chaque paire de visages. Les traits communs entre pères et filles (ou d'autres relations) peuvent être stochastiques. En conséquence, la parenté doit être mesurée par une combinaison « stochastique » (plutôt que fixe) de traits familiaux.

En résumé, la vérification de la parenté pose ses propres problèmes. Les traits familiaux sont les éléments constitutifs de la mesure de parenté. Certaines approches récentes ont traité la parenté comme un problème de vérification du visage[16].

1.5.2.2. Les expressions facials

Les expressions faciales n'ont pas une grande influence sur les algorithmes de reconnaissance, pour autant qu'elles restent raisonnables. Alors que les cas extrêmes qui engendrent d'importantes déformations de la bouche (tel que le cri) et le rétrécissement ou la fermeture complète des yeux dégradent considérablement les performances de la reconnaissance automatique[15]. Il peut être utile de repérer en amont de la reconnaissance ces expressions problématiques. Si l'on est capable de catégoriser l'expression faciale du visage-requête, deux approches sont possibles. Soit plusieurs modèles de visages ont été appris, un par catégorie d'expression faciale [17-20]. L'expression faciale de l'émotion, combinée avec la parole, peut produire des changements d'apparence importants des visages. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance des expressions faciales. La figure I.4 représente unexemple d'image faciale avec des variations d'expressions faciales.



Figure I. 4 Exemple d'image faciale avec des variations d'expressions faciales.

1.5.2.3. Variations de poses

La phase préliminaire de normalisation du visage présentée en section permet de corriger d'éventuelles rotations dans le plan de l'image. La Reconnaissance de Visage varier aussi les distances entre les caractéristiques faciales. Si la pose du visage-requête diffère significativement de celle des visages enregistrés, les performances des systèmes de reconnaissance baissent sensiblement, la rotation d'inclinaison du visage engendre, pour une position fixe du capteur, de nombreux changements d'apparence dans l'image collectée. La figure 1.5 illustre un exemple d'image faciale avec des variations de la pose.



Figure I. 5 Exemple d'image faciale avec des variations de la pose.

1.5.2.4. Variation d'illuminations

Dans un système de reconnaissance faciale, la variation de l'éclairage est considérée comme l'un des plus grands défis. Cela réduit les performances du système. L'éclairage variable est l'un des problèmes les plus importants en reconnaissance de visage. La raison principale est le fait que l'éclairage, avec la variation de la pose, est le facteur le plus important qui modifie la perception (l'apparence) des visages [21]. Les conditions d'éclairage varient considérablement entre les environnements intérieur et extérieur, mais également dans les environnements intérieurs. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert le problème de variation d'illumination constitue un défi majeur pour la reconnaissance faciale. La figure I.6 représente la variation d'illumination.



Figure I. 6 Exemple de la Variation d'illuminations.

1.5.2.5. Les obstacles

Le principal problème dans la détections d'un objet est relatif aux différentes représentations possibles la reconnaissance dépendant du plusieurs facteurs (éclairage, position, expression du visage, vrais jumeaux, barbe, moustache, lunettes, piercing, chirurgie…) [13].

1.5.2.6. La resolution d'image

La taille d'une image ou d'un écran exprimée en pixel. La résolution est le nombre de pixel par unité de longueur ou, autrement dit, la densité de points par unité de longueur exprimée en dpi(dot per inch) ou ppp (point par pouce).Par conséquent, la définition en px est la taille

d'une image sur un écran, un site web et la résolution en dpi (combinée à la définition) caractérise la taille d'une image lors d'une impression [22].

1.5.2.7. Présence ou absence des composants structurels

Dans le system de vérification facial la présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance. Par exemple, des lunettes opaques ne permettent pas de bien distinguer la forme et la couleur des yeux, et une moustache ou une barbe modifie la forme du visage [21, 23-26].

1.5.3. Les modes de la parenté

En général, la parenté peut indiquer une similitude, une familiarité ou une proximité entre des entités sur la base de certains traits ou de toutes les caractéristiques de base. La parenté peut être formulée ou étiquetée comme une relation. Dans le contexte anthropologique, la parenté renvoie aux réseaux sociaux des relations entre les personnes qui forment une partie importante de la vie des humains dans la plupart des sociétés. 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 coefficient de relation entre membres individuels de la même espèce[27, 28] . Certains types de parenté sont énumérés ci-dessous:

- **Parenté consanguin** : Basé sur les relations de sang. Ce type de relation existe entre les parents et leurs enfants et les enfants des mêmes parents. Il fait référence au fils, fille, sœur, oncle, père ou autre, peut-être réel ou présumé. L'enfant adopté est traité comme s'il s'agissait d'un enfant produit biologiquement. Ainsi, une relation de sang peut naître non seulement sur une base biologique, mais également sur la base de la reconnaissance sociale.
- **Parenté affinale** : Le terme «affinité» signifie relation par mariage. Ainsi, la parenté affinale se réfère au lien établi seulement après le mariage. Ainsi, le mariage crée une foule de relations qui s'appellent la parenté Affinale. La relation entre mari et femme, beau-père, belle-mère, beau-fils, belle-fille, etc. est de nature affinale [7-10].

D'autre part, sur la base de la proximité et de la relation lointaine, les parents peuvent être divisés en trois types :

- **Parent principal** :Les personnes qui sont directement et physiquement proches les unes des autres sont appelées parents principaux.

- **Parent secondaire** : Les parents secondaires sont les personnes qui sont apparentées par le biais de la parenté primaire. Par exemple, le mari de la sœur fait partie des parents secondaires.
- **Parent tertiaire** : Les parents tertiaires sont les personnes qui sont le parent principal du parent secondaire. Les parents de ce genre incluent par exemple la femme du frère du mari

1.5.4. Structure générale d'un système de la vérification faciale de la parenté

La reconnaissance automatique faciale de la parenté est un défi intrinsèque et pour cette raison, un sujet très intéressant à étudier. Lors de l'analyse des images faciales de deux individus, l'ordinateur doit indiquer si ces sujets sont liés ou non. En outre, différents degrés de la parenté pourraient être détectés, en tant que : grands parents-enfant, parents-enfant, mère-frères et sœurs, etc. Dans ce cas, plusieurs complications apparaissent en raison de variations de genre, d'âge et de plus petite similitude entre parents éloignés. Cela caractérise le domaine de la reconnaissance automatique de la parenté comme un problème beaucoup plus large et difficile que l'identification et la vérification de visage traditionnelle. 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. 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 parenté (**vérification**) à partir de traits extraits d'images faciales et de déterminer le type ou le degré exact de cette relation (**reconnaissance ou identification**). Cependant, la recherche sur ce sujet reste complexe et difficile. Pour atteindre l'objectif de la vérification de la parenté, 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.

1.5.4.1 Détection et prétraitement

La **détection** de visage est un processus très important. Les performances globales de tout système automatique de reconnaissance dépendent amplement des performances de la détection de visages. Se faire de la couleur de la peau, la forme de la tête ou par des méthodes détectant les différentes. Dans l'étape de détection, on identifie et on localise le visage dans l'image acquise au départ, indépendamment de la position, de l'échelle, de l'orientation et de l'éclairage. C'est un problème de classification où on assigne l'image à la classe visage ou à la classe non visage. On peut diviser les approches de détection en quatre catégories : les méthodes basées sur la connaissance où on code la connaissance humaine du visage, les méthodes de correspondance de masques, Plusieurs travaux de recherches ont été effectués

dans ce domaine [18, 19, 29, 30]. Ils ont donné lieu au développement d'une multitude de techniques allant de la simple détection du visage, à la localisation précise des régions caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, les narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles [1-3, 5-15, 17-21, 23-26, 29-46].

Pour le **prétraitement,** l'objectif de cette étape d'améliorer la qualité de l'image[21, 24, 25]. Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape de traitement. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que, le filtrage, déboîtage, élimination des points aberrants, la localisation des point d'intérêts etc.)[6, 7, 9, 20, 26, 30, 43].

1.5.4.2 Extraction de caractéristiques

Cette étape représente le cœur du système de la reconnaissance ou la vérification de visage d'une façon générale, on extrait de l'image l'information pour être utilisées comme une signature biométrique de chaque personne dans la base de données. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes. L'analyse est appelée indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques. L'efficacité de cette étape a une influence directe sur les performances des systèmes [21, 24-26, 46].

1.5.4.3 Classification et comparaison

Elle consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités, ces derniers seront regroupés dans la même classe, et ces classes varient selon le type de décision. Selon les caractéristiques extraites précédemment, les algorithmes de comparaison diffèrent[18, 26].

1.5.5 Les bases de données pour la vérification faciale de la parenté

La création d'une base de données destinée aux systèmes de reconnaissance faciale est une tâche complexe. Le grand nombre de facteurs qui permettent l'acquisition de données, exige l'application stricte d'un protocole afin que les images d'individus obtenues puissent être comparables entre elles. Il existait jusqu'à présent très peu de bases de données tridimensionnelles. Le but étant de créer des bases de données avec un grand nombre de personnes, le nombre d'images par individu restait relativement faible. Il est possible d'obtenir deux types de données faciales : les images d'intensité, afin d'obtenir la texture du visage, et les données tridimensionnelles qui redessinent la structure géométrique du

visage[43]. Dans les bases de données associe pour la vérification faciale de la parenté, les images sont des images d'intensité 2D contient des différents facteurs et challenges, ces images sont représentés avec deux types de couples :

- Paires positives : Deux personnes ayant une relation familiale (match)
- Paires négatives : Paires négatives n'ayant pas une relation familiale (non-match)

Des exemples d'images de visage de notre base de données Cornel KinFace (utilisée pour l'évaluation de la méthode proposée) sont illustrés à la figure I.7.



Figure I. 7 Exemples d'images de la base de données Cornell KinFace. Gauche : paires positives et droite : paires négatives.

Le tableau I.1 représente un résumé concernant les bases de données les plus connues et les plus utilisés avec ces caractéristiques.

Tableau I. 1 Bases de données les plus connus et utilisés avec ces caractéristiques [47]

Databases	#data	#kinpairs	#relationships	In the wild	Same photo	Year	modality
KFW	836	418	4	Yes	N/A	2017	Videos
WVU Kinship DB	904	113	7	Yes	N/A	2017	Images
Families in the wild	11,193	418,060	11	Yes	Partially	2016	Images
TSKinface	787	1,015× 2	4	Yes	Yes	2015	Images
Sibling-Face	N/A	720	3	Yes	No	2014	Images
Group-Face	106	395	7	Yes	Yes	2014	Images
HQfaces	184	92	3	No	No	2014	Images
LQfaces	196	98	3	Yes	No	2014	Images
KinFace W-I	1,066	533	4	Yes	Partially	2014	Images
KinFace W-II	2,000	1,000	4	Yes	Yes	2014	Images
Family 101	14,816	206	4	Yes	No	2013	Images
IIITD-Kinship	544	272	7	Yes	N/A	2012	Images
VADANA	2,298	69	7	Yes	Yes	2012	Images
UvA-Nemo	515	95	7	No	No	2012	Videos
UBKinface	600	400	4	Yes	No	2011	Images
CornellKin	300	150	4	Yes	Partially	2010	Images

1.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Cette étude nous a permis de constater que la vérification de la parente suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la vérification faciale de la parente, notamment l'invariance à l'illumination, pose et expressions faciales.

Chapitre 2 : Extraction de caractéristique et réduction multilinéaire de données

2.1 Introduction

Il existe plusieurs méthodes pour l'extraction des caractéristiques trouvées dans la littérature, le développement d'un système de recherche d'images par contenu visuel qui doit être efficace pour les grandes collections d'images requiert une expertise à la fois en analyse d'images et en gestion de base de données. Un système consiste à caractériser les images par des descripteurs locaux et effectuer des recherches par similarité à partir de ces descripteurs. Un sous-espace multilinéaire est défini par une projection multilinéaire qui mappe les données d'entrée d'un espace à un autre espace de dimension inférieure. Par conséquent, la projection multilinéaire est un concept important à saisir avant de passer à l'apprentissage multilinéaire de sous-espace. Ce chapitre met en évidence en représentation d'image faciale basée sur les descripteurs locaux, ainsi que les méthodes populaires la projection des sous-espaces multilinéaires et de la réduction de dimension et leurs utilisations dans les systèmes de reconnaissance faciale.

2.2 Extraction des caractéristiques d'apparence locale

La transformation des données d'entrée dans l'ensemble de caractéristiques est appelé extraction de caractéristiques. Ce processus est une forme spéciale de la réduction de dimensions, lorsque les données d'entrée d'un algorithme sont trop volumineuses pour être traitées. La tâche des méthodes d'extraction de caractéristiques et de sélection et d'obtenir les informations les plus pertinentes à partir des données originales et représentent ces informations dans un espace de dimension inférieur.

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques, dans le modèle d'apparence, la texture du visage [48]. Grace ces caractéristique locales l'information faciale est devenue invariantes à la rotation, l'échelle, l'expression et l'éclairage [49]. Ensuite, nous allons décrire les descripteurs locaux les plus connu et les plus utilisés dans la littérature.

2.2.1 Les descripteurs locaux

Plusieurs méthodes d'extraction de descripteurs visuelles ont été proposées pour la reconnaissance faciale. On distingue les descripteurs qui reflètent l'apparence visuelle globale d'une image, comme l'histogramme de couleur, les moments de couleurs. La représentation de l'image faciale est un processus important pour l'efficacité du système de vérification. Dans

lequel, l'information appropriée est obtenue pour être invariante et discriminante. Les descripteurs locaux ont été considérés comme l'une des méthodes les plus efficaces adoptées à cet effet. Les descripteurs locaux peuvent être utilisés dans la reconnaissance faciale, l'analyse de texture, la reconnaissance d'objets et la détection des régions d'intérêt [50]. Récemment, ces méthodes ont été largement utilisées pour les systèmes de reconnaissance de visage [51][52]. L'idée principale des descripteurs locaux est de représenter les images faciales de manière discriminative avec leurs micros caractéristiques d'apparence locale.

2.2.1.1 Local Binary Pattern (LBP)

L'opérateur LBP est l'un des descripteurs texturés les plus performants et il a été largement utilisé dans diverses applications. Il s'est avéré hautement discriminant et ses principaux avantages, à savoir son invariance vis-à-vis des changements monotones de niveaux de gris et son efficacité informatique, le rendent parfaitement adapté aux tâches d'analyse d'imagerie exigeantes. Pour une bibliographie de la recherche sur les LBP [53]. L'idée d'utiliser LBP pour la description des visages est motivée par le fait que les visages peuvent être vus comme une composition de micro-motifs qui sont bien décrits par cet opérateur. L'opérateur LBP a été conçu à l'origine pour la description de la texture. L'opérateur attribue une étiquette à chaque pixel d'une image en limitant le voisinage de chaque pixel à la valeur du pixel central et en considérant le résultat comme un nombre binaire. Ensuite, l'histogramme des étiquettes peut être utilisé comme descripteur de texture pour une illustration de l'opérateur de base LBP [53].Pour pouvoir traiter des textures à différentes échelles, le LBP opérateur a ensuite été étendu à des quartiers de tailles différentes[53]. Définir le voisinage local comme un ensemble de points d'échantillonnage espacés de manière régulière sur un cercle centré sur le pixel à étiqueter permet de définir le rayon et le nombre de points d'échantillonnage. L'interpolation bilinéaire est utilisée lorsqu'un point d'échantillonnage ne tombe pas au centre d'un pixel. Dans ce qui suit, elle sera utilisée pour les voisins de pixel, ce qui signifie que les points d'échantillonnage sont situés sur un cercle de rayon de R. Voir pour un exemple de voisinage circulaire cella est représenté dans la figure II.1 une autre extension à l'opérateur d'origine est la définition des motifs dits uniformes [54].

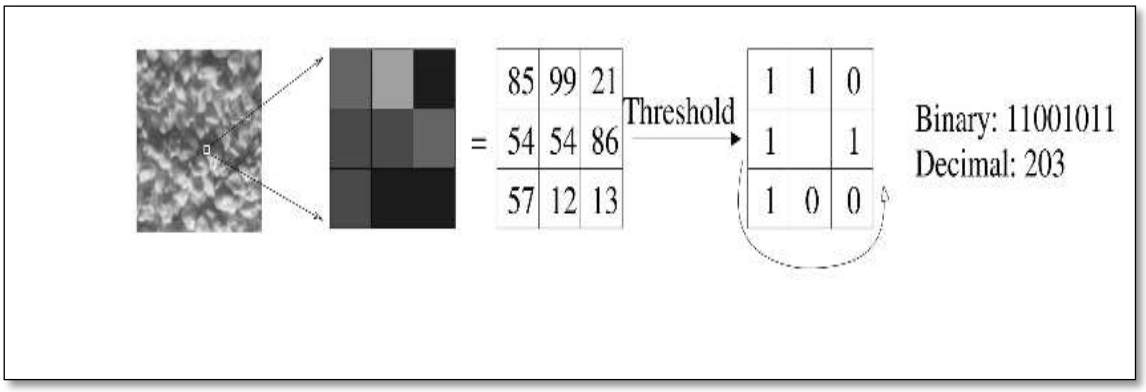


Figure II. 1 L'opérateur LBP de base.

2.2.1.2 Locale Phase Quantification (LPQ)

Les codes produits par l'opérateur LPQ sont insensibles au flou à symétrie centrale, ce qui inclut le flou de mouvement, de flou et de turbulence atmosphérique. L'opérateur LPQ est appliqué à l'identification de texture en le calculant localement en fonction de l'emplacement des pixels et en présentant les codes résultants sous forme d'histogramme. L'analyse des fréquences locales, souvent appelée méthodes de traitement du signal, a également été utilisée auparavant pour l'analyse de la texture.

Decorrélation et quantification

Avant la quantification, les coefficients sont décorrélés, car il est possible de montrer que les informations sont préservées au maximum dans la quantification scalaire si les échantillons à quantifier sont statistiquement indépendants. En supposant une distribution gaussienne, l'indépendance peut être obtenue à l'aide d'une transformation de blanchiment.

$$\mathbf{G_x = V^T F_x} \qquad (\mathbf{2.1})$$

Où V est une matrice ortho normale dérivée de la décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice D qui est :

$$\mathbf{D=U\sum V^T} \qquad \mathbf{(2.2)}$$

On note que vous pouvez résoudre à l'avance une valeur fixe de ρ. Suivant, G_x est calculé pour toutes les positions de l'image, c'est-à-dire X ∈[55, 56], et les vecteurs résultants sont quantifiés à l'aide d'un scalaire simple quantificateur.

$$q_j = \begin{cases} \mathbf{1, SIGj \geq 0} \\ \mathbf{0, SINON} \end{cases} \qquad \mathbf{(2.3)}$$

Les coefficients quantifiés sont représentés sous forme de valeurs entières comprises entre 0 et 255 à l'aide d'un codage binaire.

$$\mathbf{B=\sum_{j=1}^{8} q_j 2^{j-1}} \qquad \mathbf{(2.4)}$$

La corrélation et la quantification n'ont aucun effet sur le flou. Propriété d'invariance. Dans la transformation de blanchiment, les vecteurs de coefficients sont soumis à une rotation

de huit dimensions qui ne provoque qu'un déphasage uniforme de tous les vecteurs. Lors de la quantification, l'espace à huit dimensions est divisé en 256 hyper cubes et l'affectation d'un vecteur à l'un de ces hyper cubes dépend uniquement des informations de phase [56]. La figure II.2 illustre l'organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires du descripteur LPQ et la figure II.3 représente la représentation d'une image de profondeur avec le descripteur LPQ sous différents rayon.

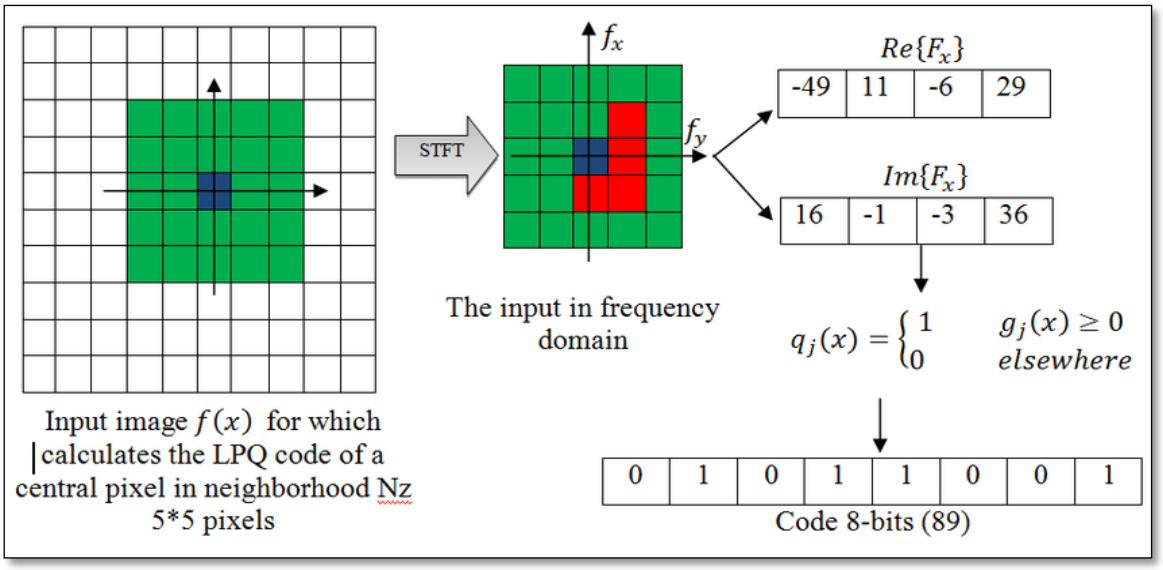


Figure II. 2 Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires du descripteur LPQ.

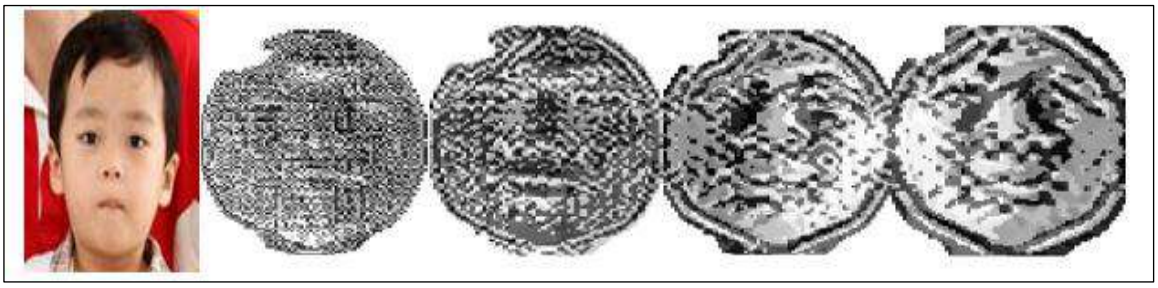


Figure II. 3 Représentation d'une image de profondeur avec le descripteur LPQ sous différents.

2.2.1.3 Binarized Statistical Image Features (BSIF)

Cette méthode calcule une chaîne de code binaire pour les pixels d'une image donnée. La valeur de code d'un pixel est considérée comme un descripteur local du motif d'intensité d'image dans l'environnement du pixel. En outre, les histogrammes des valeurs de code des pixels permettent de caractériser les propriétés de la texture dans les sous-régions d'image. Ainsi, notre descripteur peut être utilisé dans des tâches de reconnaissance de texture de la même manière que des motifs binaires locaux ou des valeurs de phase localisées quantifiées. L'ensemble de filtres est appris à partir d'un ensemble d'apprentissage de correctifs d'images

naturelles en maximisant l'indépendance statistique des réponses du filtre. Par conséquent, les propriétés statistiques des patchs d'images naturelles déterminent les descripteurs et nous les appelons donc caractéristiques d'image statistique binarismes (BSIF). Étant donné un bloc d'image X de taille l × l pixels et un filtre linéaire Wi de même taille, les réponses du filtre obtenues par :

$$\mathbf{S_i} = \sum_{\mathbf{u,v}} \mathbf{W_i(u,v)X(u,v)} = \mathbf{w_i^T x} \qquad (\mathbf{2.5})$$

Où la notation vectorielle est introduite dans la dernière étape, c'est-à-dire, les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X. La caractéristique binarisée est obtenue en définissant bi = 1 si S_i> 0 et b_i = 0 sinon. Avec n filtres linéairesW_i, nous pouvons les empiler en une matrice W de taille n × l^2 et calculer toutes les réponses en même temps, c'est-à-dire que s = $W_x$et nous obtenons la chaîne de bits b en binarisant chaque élément de s comme ci-dessus. Ainsi, étant donné les détecteurs de caractéristiques linéaires Wi, le calcul de la chaîne de bits b est simple. De plus, il est clair que les chaînes de bits de tous les pavés d'image de taille l × l, entourant chaque pixel d'une image, peuvent être calculées de manière pratique par n convolutions, cependant pour utiliser des algorithmes standard d'analyse indépendante des composants (ICA) pour estimer les composants indépendants, il faut décomposer la matrice de filtrage W en deux parties :

$$\mathbf{s}=\boldsymbol{W_X}=\mathbf{U}\boldsymbol{V_X}=\boldsymbol{U_Z} \qquad \mathbf{(2.6)}$$

Où z =V_X, et U est une matrice carrée × n qui sera estimée via ICA, et la matrice V effectuant le prétraitement canonique, c'est-à-dire le blanchiment et la réduction simultanés des échantillons d'apprentissage x.

En résumé, le prétraitement canonique utilise l'analyse en composantes principales suit. Etant donné un ensemble d'entraînement de patchs échantillonnés de manière aléatoire à partir d'images naturelles, les patchs sont d'abord convertis en moyenne nulle (c'est-à-dire que l'intensité moyenne de chaque patch est soustraite), puis leur dimension est réduite en ne conservant que les premiers composants principaux divisés ensuite par leur écart type pour obtenir des échantillons de données z blanchis. En détail, étant donné la composition C = EDE^Tde la matrice de covariance C des échantillons x, la matrice V est définie par [56]

$$\mathbf{V}= (\boldsymbol{D^{-1/2}E^T})_{\mathbf{1:}\boldsymbol{n}} \qquad \mathbf{(2.7)}$$

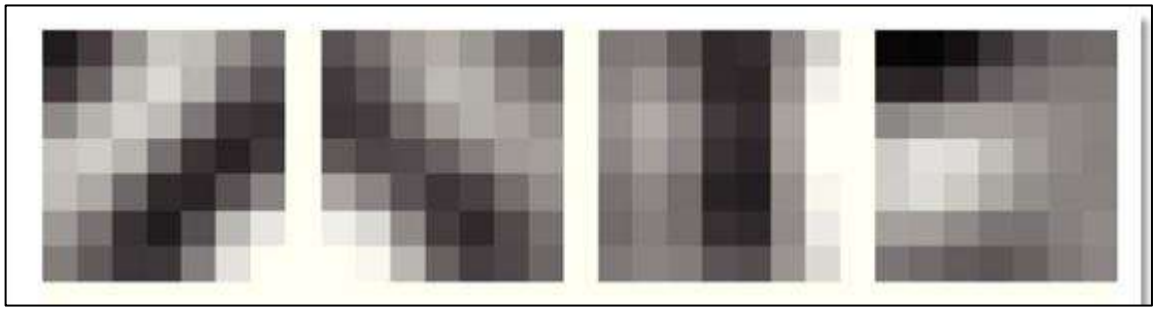


Figure II. 4 Filtres tirés de taille l=7 et nombre de bits n=8.

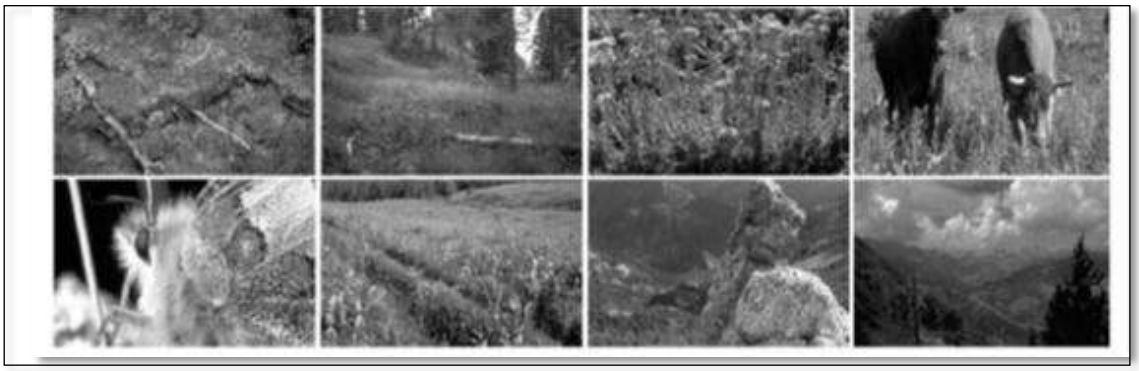


Figure II. 5 filtrage d'un opérateur BSIF [49].

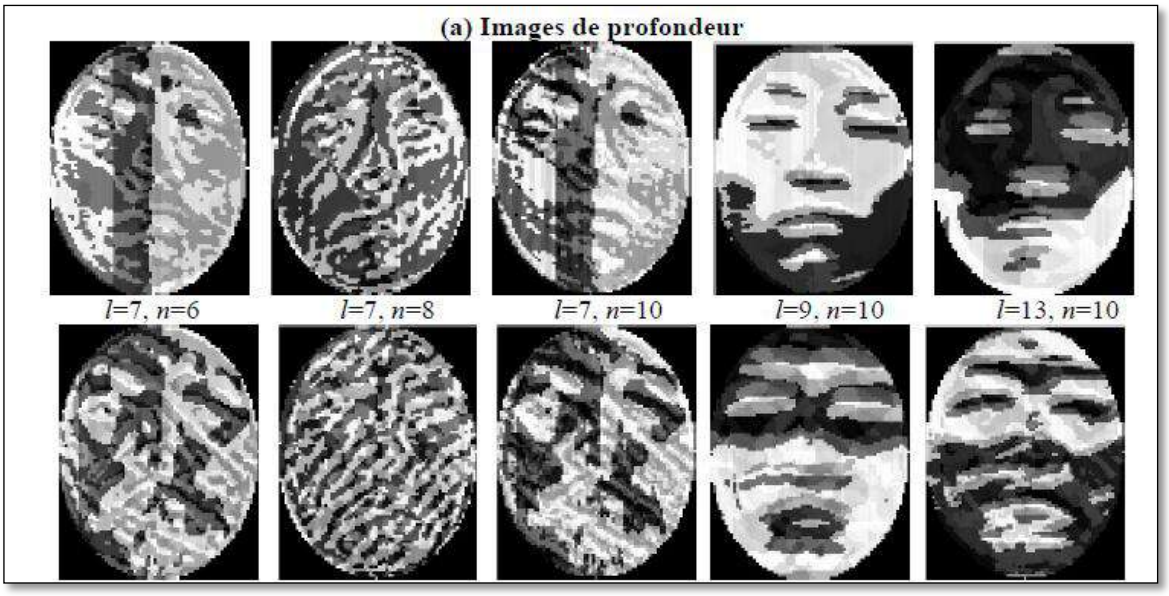


Figure II. 6 Le descripteur BSIF (Binarized Statistical Image).

2.2.2 Mécanisme d'extraction des caractéristiques histogrammes

Un histogramme des motifs est extrait pour chaque région. Un histogramme contient des informations sur les microstructures telles que les arêtes, les points et les zones plates dans la région particulière. L'ensemble de tous les histogrammes extraits dans une image est concaténé à un seul vecteur créant une description globale de l'image. Les histogrammes sont utilisés comme des caractéristiques discriminantes pour représenter l'information locale de l'image faciale. L'histogramme (H) de l'image d'entrée (I) est calculé par :

$$\mathbf{H\ (i)} = \sum_{x,y} \mathbf{B}(\mathbf{I_p}(\mathbf{x},\mathbf{y}) = \mathbf{i}), \mathbf{i} \in [\mathbf{0}, \mathbf{2^p - 1}], \mathbf{B}(\mathbf{v}) \begin{cases} \mathbf{1} & \textbf{lorsque v est vrai} \\ \mathbf{0} & \textbf{autrement} \end{cases} \quad \textbf{(2.8)}$$

Où P est le nombre de bits. La taille du vecteur de caractéristiques de sortie est de 256 éléments multiplié par le nombre de blocs de chaque image et multiplié aussi par le nombre de bits de codage utilisé.

2.3 La réduction de données multilinéaire

L'apprentissage de sous espace ou la réduction de dimensionnalité vise à mapper l'ensemble de données de grande dimension vers un ensemble de dimension inférieure tout en conservant les informations les plus distinctives et en préservant les propriétés particulières telles que les informations géométriques de voisinage globales et locales [57]. La réduction de dimensionnalité est une tentative de transformer une base de données de grande dimension en une représentation de faible dimension tout en conservant la plupart des informations relatives à la structure sous-jacente. L'analyse en composantes principales (PCA) est la méthode de base de l'analyse des données qui consiste à transformer des variables corrélées en nouvelles variables décarrelées les unes des autres. Ces nouvelles variables sont nommées composantes principales, ou axes principaux. Elle permet de réduire l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre initial de variables.

L'analyse discriminante linéaire (Linear Discriminant Analysais (LDA)) est une approche de base pour les méthodes de l'analyse discriminantes 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. LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. 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.

Récemment il y a plusieurs extensions multilinéaires des approches linaire telle que MPCA, MEFDA, MDA, MEDA.

MPCA définit une transformation multilinéaire qui mappe l'espace tenseur d'origine dans un sous-espace tenseur. En d'autres termes, l'objectif de la MPCA est la détermination des matrices de projection qui maximisent la dispersion totale du tenseur **[60].**MDA est un cadre général de réduction de dimensionnalité supervisée. Elle peut éviter l'infirmière de dimensionnalité dilemmaby en utilisant des tenseurs d'ordre supérieur et une approche d'optimisation en mode, car cette dernière est réalisée dans un espace de fonctions beaucoup plus réduit que les méthodes classiques basées sur des vecteurs, telles que LDA. La MDA aide également à résoudre ce petit problème de taille d'échantillon. dans l'optimisation en mode, la taille de l'échantillon est effectivement multipliée par une grande échelle [60]. De nombreuses autres dimensions sont disponibles dans la MDA par rapport à la LDA, car la dimension caractéristique de la LDA est théoriquement limitée par le nombre de classes dans les données, alors que la MDA n'est pas. Le coût de calcul peut être réduit dans une large mesure car l'optimisation du mode dans chaque étape est effectuée sur un espace de taille réduite.

Le modèle discriminant de l'algorithme de probabilité MEDA peut être développé à l'aide de la méthode similaire à l'algorithme MEDA. Il convient de noter que les directions discriminantes et les informations d'étiquette correspondantes de chaque échantillon doivent être considérées comme le résultat de l'algorithme de probabilité MEDA. Pour être spécifique, les informations d'étiquette de la classe i peuvent être écrites sous la forme d'une matrice, où in et ik sont les nombres d'échantillons et de sous-classes de la classe Ci, respectivement. MEFDA est proposé par M. Bessaoudi et al[61]. MEFDA est extension de EFM qui développé à partir du discriminant linéaire traditionnel analyse (LDA) avec une meilleure capacité de généralisation dans séparation discriminante des classes visées, par la diagonalisation des deux diffusions interclasses et intra-classes matrices.

2.3.1 Algèbre multilinéaire pour les tenseurs

En mathématiques, une algèbre tensorielle est une algèbre sur un corps dont les éléments (appelés tenseurs) sont représentés par des combinaisons linéaires de « mots » formés avec des vecteurs d'un espace vectoriel donné. Les seules relations de dépendance linéaire entre ces mots sont induites par les combinaisons linéaires entre les vecteurs. Si l'espace vectoriel sous-jacent est muni d'une base, son algèbre tensorielle s'identifie avec l'algèbre associative unitaire libre engendrée par cette base. Si cette base est finie, les tenseurs s'identifient avec des tableaux de coordonnées.

L'algèbre tensorielle permet d'étendre en morphismes d'algèbres toutes les applications linéaires d'un espace vectoriel vers les algèbres associatives unitaires. À ce titre, la construction de l'algèbre tensorielle sur un espace vectoriel est adjointe à gauche à l'oubli de la structure multiplicative. Divers quotients de l'algèbre tensorielle constituent l'algèbre symétrique, l'algèbre extérieure et l'algèbre linéaire est la branche des mathématiques qui s'intéresse aux espaces vectoriels et aux transformations linéaires, formalisation générale des théories des systèmes d'équations linéaires [58].

2.3.1.1 Définition d'un tenseur

La définition d'un tenseur est explicitée en détails par DE SILVA et LIM [59] qui rappelle que ce dernier ne doit pas être confondu avec le tenseur utilise en physique et en ingénierie (tel que le tenseur des contraintes1 (1. *stress tensor*)) qui sont souvent désignes par le tenseur champ2 (2. *Field tensor)* en mathématique. Ce tenseur est note par :

$$\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{\mathbf{i_1} \times \ldots \times \mathbf{i_N}} \tag{2.9}$$

Et chacun de ses éléments est note$a_{i_1 \ldots i_N}$. Chaque dimension du tenseur est appelée (n-mode) en référence au n^{ieme} indice du tenseur. Un tenseur d'ordre zéro est un scalaire, un tenseur d'ordre un est un vecteur et un tenseur d'ordre deux est une matrice.

2.1.1.2 Déploiement des tenseurs

La procédure pour former les matrices *n*-modes à partir d'un tenseur d'ordre > 2 est appelée le déploiement du tenseur. Un tenseur réel $\mathbf{A} \in \mathrm{R}^{\mathrm{I}_1 \times \ldots \times \mathrm{I}_N}$est la représentation sous la forme d'un tableau multidimensionnelle valeurs, d'une forme multilinéaire construite sur N espaces vectoriels$\mathrm{E}^{(1)}, \ldots, \mathrm{E}^{(N)}$de dimension respective$\mathrm{I}_1, \ldots, \mathrm{I}_N$[62].

$$\boldsymbol{\varphi}: \mathbf{E}^{(1)} \times \ldots \times \mathbf{E}^{(N)} \rightarrow \mathbf{R} \tag{2.10}$$

$$(\mathbf{e}_{\mathbf{i_1}}^{(1)}, \ldots, \mathbf{e}_{\mathbf{i_2}}^{(2)}) \rightarrow \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{e}_{\mathbf{i_1}}^{(1)}, \ldots, \mathbf{e}_{\mathbf{i_2}}^{(N)}) = \mathbf{a}_{\mathbf{i_1 \ldots i_N}} \tag{2.11}$$

Dans lequel $\mathbf{a}_{\mathbf{i_1 \ldots i_N}}$est l'élément du tenseur ***A*** situé aux indices *n*-modaux ($\mathrm{I}_1, \ldots, \mathrm{I}_N$). Il est donc possible d'associer a un tenseur d'ordre *N*, *N* espaces vectoriels $\mathbf{E}^{(1)}, \ldots, \mathbf{E}^{(N)}$ **.**Dans la suite, quel que soit *n A* 1, . . . ,*N*, l'espace *E*(*n*) est dénommé (espace vectoriel *n*-modal). Dans le cas d'un tenseur réel $\mathbf{A} \in \mathrm{R}^{\mathrm{I}_1 \times \ldots \times \mathrm{I}_N}$, $\mathbf{E}^{(N)} = \mathrm{R}^{\mathrm{i}_N}, \forall n$ 1, . . ., N. La figure II.8 représente les descripteurs et l'extraction de caractéristiques d'histogramme.

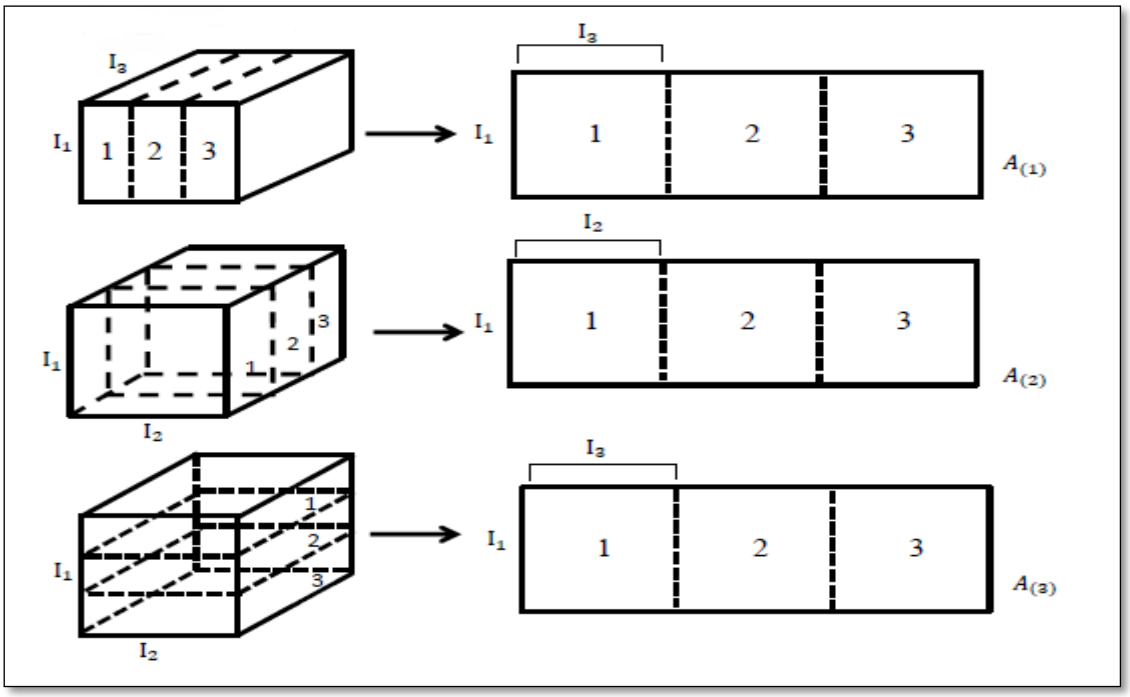


Figure II. 7 Dépoilement du tenseur ordre 3[18].

2.1.1.3 Operations mathématique

Produit scalaire tensoriel

On considère deux tenseurs A et $B \in \mathrm{R}^{I_1 \times \ldots \times I_N}$. Le produit scalaire entre ces deux tenseurs est :

$$\langle A|B\rangle = \sum_{i1,\ldots,iN} \mathbf{a}_{i1\ldots iN}.\mathbf{b}_{i1\ldots iN} \qquad (2.12)$$

$$\langle A|B\rangle = \mathbf{tr}\,(\mathbf{A_n B_n^T}) \qquad (2.13)$$

Où tr(.) est l'opération trace d'une matrice.

Cas particulier :

La norme de Frobenius : $\|A\|$ est la norme de Frobenius d'un tenseur A, où :

$$\|\mathbf{A}\|^2 = \sum_{i1,\ldots,iN} \mathbf{a}_{i1\ldots iN}{}^2 = \mathbf{tr}\,(\mathbf{A_n A_n^T}) \qquad (2.14)$$

De cette relation, on peut définir la différence quadratique entre deux tenseurs A et B $\in \mathrm{R}^{I_1 \times \ldots \times I_N}$ par $\|\mathrm{A} - \mathrm{B}\|^2$.

Opérateur n-mode produit

L'opérateur n-mode produit ($\times_n$) d'un tenseur $A \in \mathrm{R}^{I_1 \times \ldots \times I_N}$ par une matrice $\mathbf{H} \in \mathrm{R}^{I_1 \times \ldots \times I_N}$ est noté $A \times_n \mathbf{H}$ et donne un tenseur B tel que :

$$B = A \times_n \mathbf{H} \in \mathbf{R}^{I_1 \times \ldots \times I_{N-1} \times J_n \times J_{N+1} \times \ldots \times J_N} \qquad (2.15)$$

Où chaque élément du tenseur est donné par :

$$B = (\mathbf{A} \times_n \mathbf{H})_{i_1 i_2 \ldots i_{n-1} j_n j_{n+1} \ldots I_N} = \sum_{i_n=1}^{I_n} \mathbf{a}_{i_1 i_2 \ldots i_{n-1} j_n j_{n+1} \ldots I_N}.\boldsymbol{h}_{j_n i_n} \qquad (2.16)$$

Ce résultat, peut s'écrire avec la forme matricielle en utilisant les matrices dépliantes :

$$\boldsymbol{B_n}=\mathbf{H}.\boldsymbol{A_n} \quad \textbf{(2.17)}$$

Où $A_n$et $B_n$représentent les matrices dépliantes des tenseurs Aet Bdans le n-mode. Ainsi le tenseur résultant des n-mode produits entre le tenseur $A\in \mathrm{R}^{\mathrm{I}_1\times\ldots\times\mathrm{I}_\mathrm{N}}$ et les matrices $H_{(n)}\in\mathrm{R}^{\mathrm{J}_\mathrm{n}\times\ldots\times\mathrm{I}_\mathrm{N}}$, n=1,…, Nse définit par :

$$\boldsymbol{B=A\times_1 H^{(1)} \ldots \times_N H^{(N)}\in \mathbf{R}^{\mathrm{J}_1\times\ldots\times\mathrm{J}_\mathrm{N}}} \quad \textbf{(2.18)}$$

Les éléments indicent () du tenseur Bsont donnés par :

$$\boldsymbol{b_{j_1\ldots j_N}}=\sum_{\mathbf{i_1=1}}^{\mathbf{I_1}}\ldots\sum_{\mathbf{i_N=1}}^{\mathbf{I_N}}\mathbf{a}_{i_1\ldots I_N}\,\boldsymbol{h^{(1)}}_{\mathrm{j_1}i_1}\ldots\boldsymbol{h^{(N)}}_{\mathrm{j_N}i_N} \quad (\mathbf{2.19})$$

Où $\boldsymbol{i_k}\in\{\mathbf{1},\ldots,\boldsymbol{j_k}\}\mathbf{et}\boldsymbol{J_k}\in\boldsymbol{N^*},\mathbf{k}=\mathbf{1},\ldots,\mathbf{N}$[18].

2. 4 Description de la méthode proposée

Cette partie détaille l'algorithme MSIDA pour fonctionner sur des données multilinéaires. Soit $\mathbf{X}\in\mathbb{R}^{\mathrm{I}_1\times\mathrm{I}_2\times\cdots\mathrm{I}_\mathrm{N}}$ une représentation tensorielle d'échantillons d'apprentissage. L'ensemble d'échantillons d'apprentissage est organisé en paires de tenseurs match $\mathrm{S_p}=\{(\mathbf{X_o},\mathbf{X_p}):\mathrm{l}(\mathbf{X_o})=\mathrm{l}(\mathbf{X_p})\}$ et l'ensemble des paires de tenseurs non match$\mathrm{D_p}=\{(\mathbf{X_r},\mathbf{X_s}):\mathrm{l}(\mathbf{X_r})\neq\mathrm{l}(\mathbf{X_s})\}$, où l désigne ici l'information faible. Afin d'améliorer la discrimination entre les tenseurs de différentes classes, un critère du tenseur discriminant (DTC) est imposé. Dans[60]le DTC garantit que la dispersion des échantillons intra-classe est minimisée et que la dispersion des échantillons inter-classe est maximisée. Différemment, dans notre cas, puisque nous n'avons pas les étiquettes de classes, nous minimisons la dispersion des paires similaires et maximisons la dispersion des paires dissimilaires, comme dans SILD. Le DTC est obtenu par multiples projections interdépendantes du tenseur à travers ses différents modes. Ainsi, le DTC dans notre cas est donné par :

$$\boldsymbol{U_\mathbf{k}^*|_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{N}}}=\mathbf{arg\,max}_{\boldsymbol{U_\mathbf{k}}|_{\mathbf{k=1}}^{\mathbf{N}}}\frac{\sum_{\mathbf{D_p=1}}^{\mathbf{n_{D_p}}}\|\boldsymbol{X_\mathrm{r}}\times_1\boldsymbol{U_1}\cdots\times_\mathrm{N}\boldsymbol{U_\mathrm{N}}-\boldsymbol{X_\mathrm{s}}\times_1\boldsymbol{U_1}\cdots\times_\mathrm{N}\boldsymbol{U_\mathrm{N}}\|^2}{\sum_{\mathbf{S_p=1}}^{\mathbf{n_{S_p}}}\|\mathbf{X_o}\times_1\mathbf{U_1}\cdots\times_\mathrm{N}\mathbf{U_N}-\mathbf{X_p}\times_1\mathbf{U_1}\cdots\times_\mathrm{N}\mathbf{U_N}\|^2} \quad \textbf{(2.20)}$$

$\mathrm{n_{S_p}}$ et $\mathrm{n_{D_p}}$ sont le nombre de paires positives et de paires négatives, respectivement.

L'équation est un problème d'optimisation avec une contrainte non linéaire d'ordre élevé. Par conséquent, trouver sa solution fermée est une tâche difficile. Une solution alternative consiste à utiliser l'approche d'optimisation itérative comme dans [60]pour estimer les matrices de projection interdépendantes.

Tout d'abord, nous considérons un mode du tenseur, l'optimisation est formulée comme suit:

$$\boldsymbol{U_\mathbf{k}^*}=\mathbf{arg\,max}_{\boldsymbol{U_\mathbf{k}}}\frac{\sum_{\mathbf{D_p=1}}^{\mathbf{n_{D_p}}}\mathbf{C_j}\|\boldsymbol{X_\mathrm{r}}\times_\mathbf{k}\boldsymbol{U_\mathbf{k}}-\boldsymbol{X_\mathrm{s}}\times_\mathbf{k}\boldsymbol{U_\mathbf{k}}\|^2}{\sum_{\mathbf{S_p=1}}^{\mathbf{n_{S_p}}}\|\mathbf{X_o}\times_\mathbf{k}\boldsymbol{U_\mathbf{k}}-\mathbf{X_p}\times_\mathbf{k}\boldsymbol{U_\mathbf{k}}\|^2} \quad \textbf{(2.21)}$$

Le problème d'optimisation de l'équation (2.29) est un cas particulier d'analyse discriminante. Pour résoudre ce problème, les tenseurs sont dépliés en matrices dans le mode k. Ensuite, les vecteurs correspondants de la matrice dépliante sont attribués la même étiquette que le tenseur d'origine et les paires de vecteurs positifs sont utilisés pour calculer la matrice de dispersion intra-classes et les paires de vecteurs négatives sont utilisées pour calculer la matrice de dispersioninter-classes. Ainsi, le problème d'optimisation dans l'équation (2.30) pourrait être récrit comme suit :

$$\boldsymbol{U}_{\mathbf{k}}^{*} = \mathbf{arg\,max}_{U_{\mathbf{k}}} \frac{\mathbf{Tr}\left(\boldsymbol{U}_{\mathbf{k}}^{\mathbf{T}}(\boldsymbol{S}^{\mathbf{msida}})_{\mathbf{b}}^{\mathbf{k}}\boldsymbol{U}_{\mathbf{k}}\right)}{\mathbf{Tr}\left(\boldsymbol{U}_{\mathbf{k}}^{\mathbf{T}}(\boldsymbol{S}^{\mathbf{msida}})_{\mathbf{w}}^{\mathbf{k}}\boldsymbol{U}_{\mathbf{k}}\right)} \quad \textbf{(2.22)}$$

où $(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}}$ est la matrice de dispersion inter-classes pour le mode k calculée à l'aide des vecteurs des paires négatives par :

$$(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}} = \sum_{j=1}^{\prod_{\mathrm{i}\neq\mathrm{k}}\mathrm{I_i}} (S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k,j}}, (S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k,j}} = \sum_{(X_r, X_s)\in \mathrm{D_p}} (\mathbf{x}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_{\mathrm{s}}^{\mathrm{k,j}})\,(\mathbf{x}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_{\mathrm{s}}^{\mathrm{k,j}})^{\mathrm{T}} \quad \textbf{(2.23)}$$

de même, $(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}}$ est la matrice de dispersion intra-classe pour le k-mode calculée à l'aide des vecteurs correspondants de la matrice dépliante des paires d'échantillons positifs :

$$(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}} = \sum_{j=1}^{\prod_{\mathrm{i}\neq\mathrm{k}}\mathrm{I_i}} (S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k,j}}, (S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k,j}} = \sum_{(X_o, X_p)\in \mathrm{S_p}} (\mathbf{x}_{\mathrm{o}}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_{\mathrm{p}}^{\mathrm{k,j}})\,(\mathbf{x}_{\mathrm{r}}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_{\mathrm{s}}^{\mathrm{k,j}})^{\mathrm{T}} \textbf{(2.24)}$$

$\mathbf{x}^{\mathrm{k,j}}$désigne le j$^{\text{ième}}$ vecteur de la matrice $\mathbf{X}^{\mathrm{k,j}}$ dépliée en mode k d'échantillons de tenseurs $\mathbf{X}$.

Maintenant, la solution est pour un mode est connue, l'optimisation du tenseur entier peut être résolu de manière itérative. Les matrices de projection $U_1, U_2, \ldots, U_{\mathrm{N}}$ sont d'abord initialisées à l'identité.À chaque itération $U_1, \ldots, U_{\mathrm{k}-1}, U_{\mathrm{k}+1}, \ldots, U_{\mathrm{N}}$ sont supposés connus et U_{k} est estimé. $\mathbf{Y}_{*} = \mathbf{X}_{*} \times_1 U_1 \ldots \times_{\mathrm{k}-1} U_{\mathrm{k}-1} \times_{\mathrm{k}+1} U_{\mathrm{k}+1} \times_{\mathrm{N}} U_{\mathrm{N}}$, L'équation (5.7) devient :

$$U_{\mathrm{k}}^{*} = \arg\max_{U_{\mathrm{k}}} \frac{\sum_{\mathrm{D_p}=1}^{\mathrm{n_{D_p}}} \mathrm{C_j} \|\boldsymbol{Y}_{\mathrm{r}} \times_{\mathrm{k}} U_{\mathrm{k}} - \boldsymbol{Y}_{\mathrm{s}} \times_{\mathrm{k}} U_{\mathrm{k}}\|^2}{\sum_{\mathrm{S_p}=1}^{\mathrm{n_{S_p}}} \|\mathbf{Y}_{\mathrm{o}} \times_{\mathrm{k}} U_{\mathrm{k}} - \mathbf{Y}_{\mathrm{p}} \times_{\mathrm{k}} U_{\mathrm{k}}\|^2} \quad \textbf{(2.25)}$$

L'équation (2.34) est similaire à 2.32), qui peuvent être résolu par décomposition en valeurs propres.

Le processus itératif de MSIDA s'interrompt lors de la réalisation de l'une des conditions suivantes: soit i) le nombre d'itérations atteint un maximum prédéfini; ou ii) la norme de différence de la projection estimée entre deux itérations successives est inférieure à un seuil, $\left\|U_{\mathrm{k}}^{\mathrm{itr}} - U_{\mathrm{k}}^{\mathrm{itr}-1}\right\| < \mathrm{I_k I_k}\varepsilon$, où $\mathrm{I_k}$est la dimension du mode k et $U_{\mathrm{k}}^{\mathrm{itr}}$ est la matrice de vecteurs propres en mode k calculée par:

$$(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}} U_{\mathrm{k}}^{\mathrm{itr}} = \Lambda_{\mathrm{k}}\,(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}} U_{\mathrm{k}}^{\mathrm{itr}} \quad \textbf{(2.26)}$$

où Λ_{k} est une matrice diagonale dont les éléments diagonaux sont les valeurs propres$\lambda_{\mathrm{i}}^{\mathrm{k}}$.

Les dernières dimensions inférieures$\acute{\mathrm{I}}_1 \times \acute{\mathrm{I}}_2 \ldots \times \acute{\mathrm{I}}_{\mathrm{N}}$sont définies en fonction du pourcentage d'énergie ($\mathrm{Energy_k}$) des valeurs propres à conserver pour chaque mode k :

$$\text{Energy}_k = \frac{\sum_{i=1}^{\acute{I}_k} \lambda_i^k}{\sum_{i=1}^{\acute{I}_k} \lambda_i^k} \times 100 \quad \textbf{(2.27)}$$

avec $\lambda_i^k > \lambda_2^k ... > \lambda_{I_k}^k$[63].

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, un aperçu des techniques et des méthodes de l'extraction de caractéristiques basées sur les histogrammes des descripteurs locaux. Dans laquelle, les détails mathématiques des descripteurs locaux les plus connu comme LBP, LPQ et BSIF sont présentés. Notre l'approche basée sur MSIDA est bien expliquée à la fin du chapitre, nous avons mis en évidence les définitions de base liées à la méthode MSIDA. Dans le chapitre suivant, l'implémentation et l'analyse des résultats obtenus par notre méthode sont bien détaillés.

Chapitre 3 Application et mise en ouvre

3.1 Introduction

Les chercheurs utilisent ces caractéristiques faciales pour effectuer la vérification de la parenté et valider leurs résultats. La plupart des méthodes existantes basent sur un apprentissage métrique qui vise à améliorer le taux de la précision. Pour effectuer la vérification de parenté nous utilisons une nouvelle méthode de projection des sous espace multilinéaire appelée MSIDA. Cette méthode est basée sur la modélisation multidimensionnel des données faciale avec les tenseurs d'ordre supérieur. En effet, nous avons examiné et étudié les espaces couleur RGB, YCbCr et HSV des images d'intensité 2D afin de déterminer la composante couleur la plus discriminantes pour un système de vérification de la parenté. L'évaluation expérimentale la base de données de visages Cornell KinFace montre que l'approche proposée surpasse de manière significative la plupart des approches de l'état de l'art. Ce chapitre est consacré à l'implémentation, l'évaluation et l'analyse des résultats de notre approche.

3.2 Travaux intérieur

Les chercheurs se situant dans le courant actuel de réduction et l'analyse, ils cherchent à des méthodes pour manipuler les tenseurs. Ils été étendues aux algorithmes multilinéaires de sous-espace qui agissent directement sur la représentation multidimensionnelle au lieu de leurs formes vectorisées. Ces approches définissent une transformation multilinéaire qui mappe le tenseur d'origine en un tenseur de dimension inférieure tout en augmentant simultanément la disparité entre les échantillons et en conservant leurs informations structurelles intrinsèques. Par exemple, l'analyse multilinéaire en composantes principales (MPCA) [64] est une extension multilinéaire de la PCA. Dans l'analyse discriminante multilinéaire (MDA), plusieurs sous-espaces inter reliés collaborent pour établir une distinction entre différentes classes, différents algorithmes ont été proposés dans la littérature pour réduire la dimensionnalité des données tensorielles. Généralement, décomposition du tenseur dans lequel l'algorithme de réduction de la dimensionnalité en préservant les caractéristiques importantes. Un graphique marginal voisin est défini pour décrire les limites interclasses par paires, et la fonction objective formée différentielle est adoptée pour assurer la convergence, ils cherchent a des tenseurs de premier rang, l'algorithme améliore les marges entre les classes par paires tout en préservant la structure de la variété locale intra-classe. La méthode extrait les caractéristiques discriminantes non corrélées directement à partir de données tensorielles en résolvant une projection tenseur à vecteur. La solution consiste en séquentiel processus itératifs en alternant les projections.Dans ce travail nous utilisons l'algori thme MSIDA pour résoudre le problème de la discrimination paire appariée d'images de

visage, caractérisées par des données faiblement étiquetées. Dans notre cadre, l'ensemble des images faciales est représenté par un tenseur du 3 ème ordre construit, en utilisant deux descripteurs locaux, la quantification locale de phase multi échelle (LPQ) et les fonctions d'image statistique binarisée multi échelle(BSIF).

3.3 Aperçu de l'approche proposée

3.3.1 Algorithme MSIDA

Nous utilisons, l'analyse discriminante basée sur les informations latérales multilinéaires (MSIDA), pour la réduction de la dimensionnalité des données tensorielles, lorsque l'étiquette de classe de données complète est manquante [63]. MSIDA projette le tenseur des faces d'entrée dans un nouveau sous-espace multilinéaire dans lequel la marge entre échantillons appartenant à différentes classes est élargie tandis que la marge dans les échantillons appartenant aux mêmes classes est réduite de plus, MSIDA réduit la dimension de chaque mode tenseur. MSIDA est bien détaillée dans le chapitre 2 et procédure complète sous forme d'algorithme est fournie dans tableau III.1.

Tableau III.1 : Algorithme MSIDA

Algorithme: Multilinear Side-Information based Discriminant Analysis (MSIDA)

Entrées:

- Tenseur$\widetilde{\mathbf{X}} \in \mathbb{R}^{\mathrm{I}_1 \times \mathrm{I}_2 \times \cdots \mathrm{N} \times \mathrm{M}}$de M échantillons d'apprentissage.
- Les étiquettes faibles pour extraire les paires de tenseur match $\mathrm{S_p} = \{(\mathbf{X_o}, \mathbf{X_p}) : \mathrm{I}(\mathbf{X_o}) = \mathrm{I}(\mathbf{X_p})\}$ et les paires de tenseur non match $\mathrm{D_p} = \{(\mathbf{X_r}, \mathbf{X_s}) : \mathrm{l}(\mathbf{X_r}) \neq \mathrm{l}(\mathbf{X_s})\}$ de $\widetilde{\mathbf{X}}$.
- Le nombre maximal d'itérations: $\mathrm{Itr_{max}}$.
- L'énergie ($\mathrm{Energie_1}$, $\mathrm{Energie_2}$, $\cdots$ $\mathrm{Energie_N}$) utilisée pour choisir les dimensions inférieures finales: $\mathrm{I}'_1 \times \mathrm{I}'_2 \ldots \mathrm{I}'_\mathrm{N}$.

Sorties:

Les matrices de projection des différents modes$U_\mathrm{k} = U_\mathrm{k}^\mathrm{t} \in \mathbb{R}^{\mathrm{I_k} \times \mathrm{I}'_\mathrm{k}}, \mathrm{k} = 1, \ldots, \mathrm{N}$

Algorithme:

1. **Initialisation:** $U_1^0 = I_{\mathrm{I}_1}, U_2^0 = I_{\mathrm{I}_2}, \ldots, U_\mathrm{N}^0 = I_{\mathrm{I_N}}$
2. **Pour** itr : 1 à $\mathrm{Itr_{max}}$

(a) Pour k=1 to N

- $\boldsymbol{Y}_\mathrm{i} = \boldsymbol{X}_\mathrm{i} \times_1 U_1^{\mathrm{itr}-1} \cdots \times_{\mathrm{k}-1} U_{\mathrm{k}-1}^{\mathrm{itr}-1} \times_{\mathrm{k}+1} U_{\mathrm{k}+1}^{\mathrm{itr}-1} \cdots \times_\mathrm{N} U_\mathrm{N}^{\mathrm{itr}-1}$
- $Y_\mathrm{i}^\mathrm{k}{}_\mathrm{k} \Leftarrow \boldsymbol{Y}_\mathrm{i}$
- $(S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{b}^\mathrm{k} = \sum_{\mathrm{j}=1}^{\prod_{\mathrm{i}\neq\mathrm{k}}\mathrm{I_i}} (S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{b}^{\mathrm{k,j}}, (S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{b}^{\mathrm{k,j}} = \sum_{(\mathbf{X_r},\mathbf{X_s})\in \mathrm{D_p}} (\mathbf{x}_\mathrm{r}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_\mathrm{s}^{\mathrm{k,j}})\,(\mathbf{x}_\mathrm{r}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_\mathrm{s}^{\mathrm{k,j}})^\mathrm{T}$
- $(S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{w}^\mathrm{k} = \sum_{j=1}^{\prod_{\mathrm{i}\neq\mathrm{k}}\mathrm{I_i}} (S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{w}^{\mathrm{k,j}}, (S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{w}^{\mathrm{k,j}} = \sum_{(\mathbf{X_o},\mathbf{X_p})\in \mathrm{S_p}} (\mathbf{x}_\mathrm{o}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_\mathrm{p}^{\mathrm{k,j}})\,(\mathbf{x}_\mathrm{r}^{\mathrm{k,j}} - \mathbf{x}_\mathrm{s}^{\mathrm{k,j}})^\mathrm{T}$
- Calculer $(S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{b}^\mathrm{k} U_\mathrm{k}^{\mathrm{itr}} = \Lambda_\mathrm{k}\,(S^{\mathrm{msida}})_\mathrm{w}^\mathrm{k} U_\mathrm{k}^{\mathrm{itr}}$

(b) Si itr >2 et $\left\| U_\mathrm{k}^{\mathrm{itr}} - U_\mathrm{k}^{\mathrm{itr}-1} \right\| < \mathrm{I_k} \times \mathrm{I}'_\mathrm{k}\varepsilon, \mathrm{k} = 1, \ldots, \mathrm{M}$, pause ;

3. Calculer les dimensions inférieures finales I'_k par: $\mathrm{Energie_k} = \frac{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{I}'_\mathrm{k}} \lambda_\mathrm{i}^\mathrm{k}}{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{I_k}} \lambda_\mathrm{i}^\mathrm{k}} \times 100$, où $(\lambda_1^\mathrm{k} > \lambda_2^\mathrm{k} \ldots > \lambda_{\mathrm{I_k}}^\mathrm{k})$.

4. Trier I'_k vecteurs propre $Y_k^{itr} \in \mathbb{R}^{I_k \times I'_k}$ en fonction de λ_i^k par ordre décroissant, $K = 1, \cdots, N$

3.3.2 Vérification faciale de la parenté basée sur MSIDA

Dans cette section, nous expliquons les détails de l'utilisation du MSIDA pour la vérification de la parenté. Comme le montre la figure III.1, le schéma fonctionnel de l'approche proposée comprend trois composants essentiels : l'extraction de caractéristiques, la transformation du sous-espace et la comparaison.

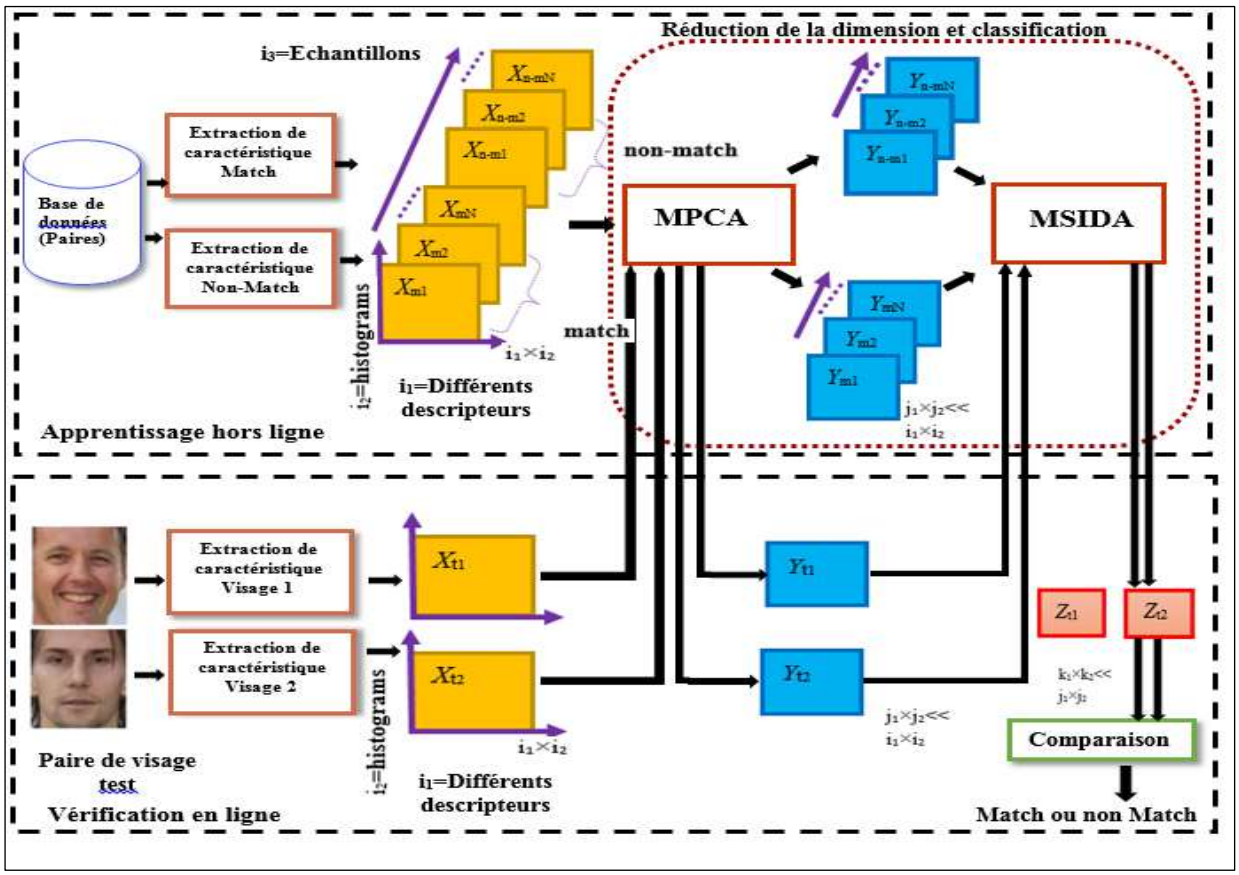


Figure III. 1 Schéma fonctionnel du système de matching des paires de visage proposé.

Chaque image de visage est représentée en utilisent deux descripteurs locaux, MSLPQ et MSBSIF, extraits à différentes échelles, donnant plusieurs vecteurs de caractéristiques par visage. Les vecteurs caractéristiques de tous les visages d'apprentissage sont disposés formant un tenseur de troisième ordre (i_1, i_2, i_3), où i_1 correspond à un seul vecteur de caractéristiques, i_2 correspond aux différents descripteurs locaux extraits à différentes échelles, et $i_3$correspond aux échantillons de visage de la base de données. Ce tenseur est d'abord projeté avec MPCA dans un sous-espace inférieur $j_1 \times j_2 \times i_3$, où $j_1 \times j_2 \ll i_1 \times i_2$. La raison d'appliquer MPCA avant MSIDA est d'éviter le problème de la petite taille de l'échantillon dans différents modes tensoriels. Ce problème se produit lorsque la dimension des caractéristiques est supérieure au nombre d'échantillons, ce qui conduit à la singularité des

matrices de dispersion MSIDA. La réduction de la dimension de chaque mode du tenseur est d'abord effectuée. Après l'application de MPCA, le tenseur de données d'apprentissage est divisé en deux sous-tenseurs correspondant aux paires matches et aux paires non match, respectivement. La division est effectuée selon le troisième mode i_3.Le premier tenseur est utilisé pour calculer la matrice de dispersion intra-classe $(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{w}}$et le deuxième tenseur est utilisé pour calculer la matrice de dispersion inter-classes $(S^{\mathrm{msida}})_{\mathrm{b}}$du MSIDA. Le tenseur de données est projeté avec MSIDA vers un nouveau sous-espace inférieur et discriminant ou $\mathrm{k}_1 \times \mathrm{k}_2, \mathrm{k}_1 \times \mathrm{k}_2 \ll \mathrm{j}_1 \times \mathrm{j}_2$.

Durant la phase de test, chacune des images de visage de la paire est représentée par un tenseur de second ordre formé en empilant les descripteurs locaux de l'image. Par la suite, les deux tenseurs sont projetés par MPCA puis MSIDA. Enfin, la similarité de cosinus entre la paire est calculée et utilisée pour vérifier si la paire est match (appartenant à la même famille) ou non.

3.3.3 Le Matching (Comparaison)

Pour calculer la similarité entre une paire de faces, nous utilisons la similarité cosinus, l'utilisation de la mesure de similarité cosinus est motivée par son lien avec la règle de décision de Bayes elle assurant l'erreur de classification minimale ou$(0 < \mathbf{cos}(\boldsymbol{z_{t1}}, \boldsymbol{z_{t2}})\ 1)$. La similarité en cosinus entre deux vecteurs z_{t1} et z_{t2}est définie comme suit :

$$\mathbf{cos}(\boldsymbol{z_{t1}}, \boldsymbol{z_{t2}}) = \frac{\boldsymbol{z_{t1}^T . z_{t2}}}{\|\boldsymbol{z_{t1}}\| . \|\boldsymbol{z_{t2}}\|} \qquad \textbf{(3. 1)}$$

Où $\|.\|$est la norme euclidienne. Une valeur élevée du score produit signifie une forte probabilité que la paire de faces appartienne à la même personne / famille.

3.4 Les type d'images HSV, RGB, YCBCR

Dans cette section nous soulignons les différents espaces de couleurs de l'image d'intensité qui sont utilisés dans notre système de la vérification de la parenté.

3.4.1 L'espace RGB

L'espace colorimétrique RGB est généralement utilisé et constitue l'espace colorimétrique par défaut pour le stockage et la représentation d'images numériques. Nous pouvons obtenir n'importe quel autre espace colorimétrique d'une transformation RGB linéaire ou non linéaire. Il se compose de trois composants, rouge, vert et bleu, les couleurs primaires. Toutes les couleurs peuvent être obtenues en mélangeant les trois couleurs de base. Selon la quantité prise dans chaque couleur de base, n'importe quelle couleur peut être créée. En inversant cette technique, une couleur spécifique peut être décomposée en ses composants rouge, bleu et vert,

comme indiqué dans les équations (3.1), (3.3). Ces valeurs peuvent être utilisées pour trouver des pixels de couleur similaire à partir de l'image. La figure III.2 représente l'espace RGB.

$$\mathbf{r} = \frac{R}{R+G+B} \quad \textbf{(3.2)}$$

$$\mathbf{g} = \frac{G}{R+G+B} \quad \textbf{(3.3)}$$

$$\mathbf{b} = \frac{B}{R+G+B} \quad \textbf{(3.4)}$$

$$\mathbf{r + g + b = 1} \quad \textbf{(3.5)}$$

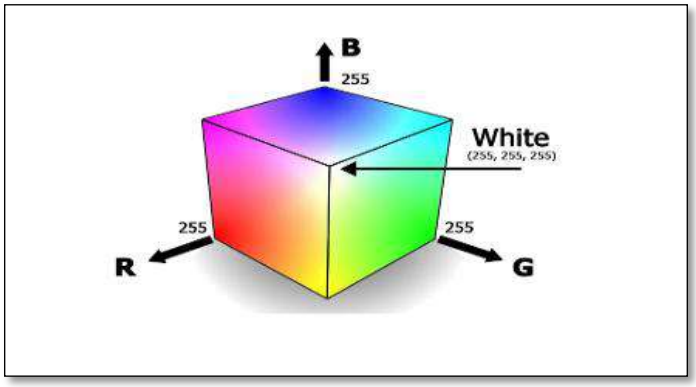


Figure III. 2 L'espace RGB.

La figure III.3 illustre un exemple des composantes couleurs RGB pour une image dans la base données Cornell face.

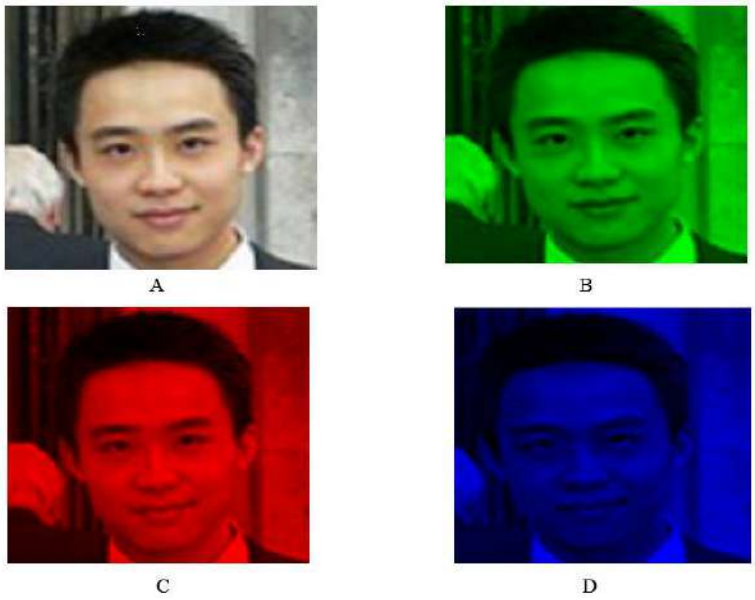


Figure III. 3 Exemples de l'image RGB et ces composantes, A) L'image RGB, B) La composante G, C) la composante R, D) la composante B.

3.4.2 L'espace YCbCr (luminance, chrominance bleue, chrominance rouge)

YCbCr est un signal RGB non linéaire codé. YCbCr est un espace colorimétrique couramment utilisé dans le domaine de la vidéo numérique. Comme la représentation facilite l'élimination de certaines informations de couleur redondantes, elle est utilisée dans les normes de compression d'images et de vidéos telles que JPEG, MPEG1, MPEG2 et MPEG4.

La simplicité de la transformation et la séparation explicite des composants de luminance et de chrominance créent l'espace colorimétrique YCbCr.

Dans ce format, les informations de luminance sont stockées en tant que composant unique (Y) et les informations de chrominance sont stockées sous forme de deux composants de différence de couleur (Cb et Cr) [65].Cb représente la différence entre la composante bleue et la valeur de référence. Cr représente la différence entre la composante rouge et une valeur de référence. Les valeurs YCbCr peuvent être obtenues à partir de l'espace colorimétrique RGB comme suite :

$$Y=0.299\,R+0.287G+0.11B \quad \textbf{(3.6)}$$

$$Cr=R-Y \quad \textbf{(3.7)}$$

$$Cb=B-Y \quad \textbf{(3.8)}$$

La figure III.4 est une représentation de l'espace couleur YCbCr.

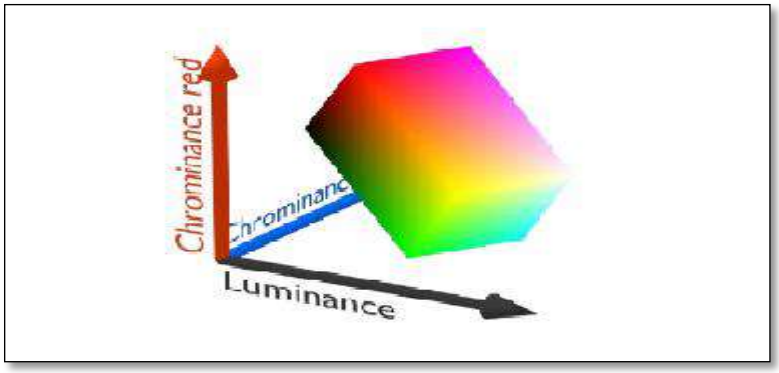


Figure III. 4 L'espace couleur YCbCr.

La figure III.5 illustre un exemple des composantes couleurs YCbCr pour une image dans la base données Cornell face.

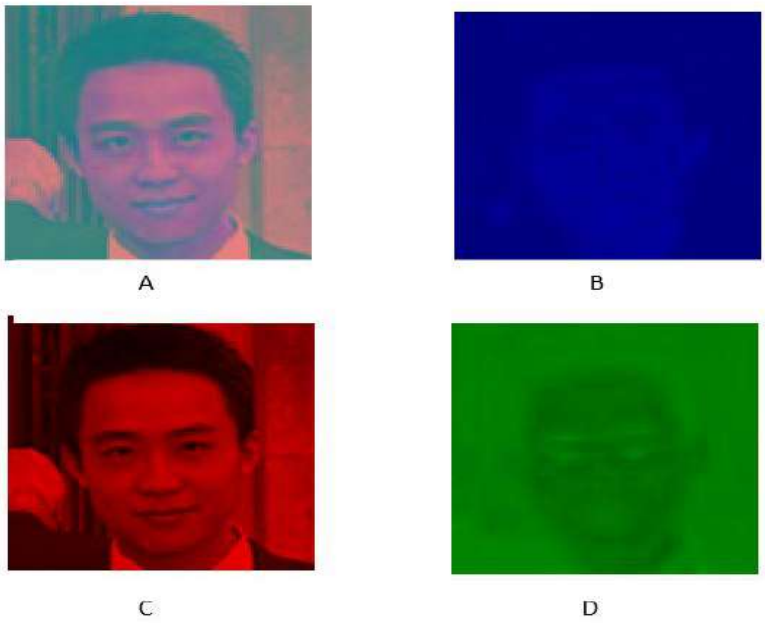


Figure III. 5 Exemples de l'image YCbCr et ces composantes, A) L'image HSV, B) La composante Y, C) la composante Cb, D) la composante Cr

3.4.3 L'espace HSV

L'espace colorimétrique HSV est plus intuitif que l'espace colorimétrique RGB en ce qui a trait à la façon dont les gens expérimentent la couleur. Comme la teinte (H) varie de 0 à 1.0, les couleurs correspondantes varient du rouge au jaune en passant par le vert, le cyan, le bleu et le magenta. Comme la saturation (S) varie de 0 à 1.0, les couleurs correspondantes (teintes) varient de non saturé (nuances de gris) à totalement saturé (pas de composant blanc). Lorsque la valeur (V) ou la luminosité varie de 0 à 1.0, les couleurs correspondantes deviennent de plus en plus lumineuses. La composante de teinte dans le HSV se situe dans la plage de 0 ° à 360 °,avec RGB, la couleur aura des valeurs telles que (0.5, 0.5, 0.25), alors que pour HSV, elle sera (30 °, √3 / 4, 0.5) [65].. La figure III.6 représente l'espace HSV couleur.

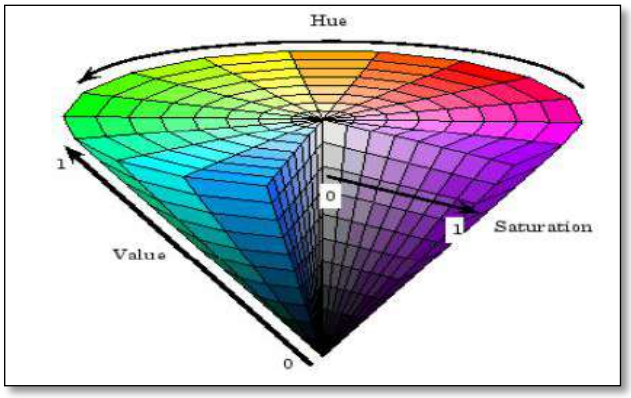


Figure III. 6 L'espace HSV.

Les équations de calcule composantes H, S, V en fonction des composantes RGB

$$H = \arccos \frac{\frac{1}{2}(2R-G-B)}{\sqrt{(R-G)^2-(R-B)-(G-B)}} \quad (3.9)$$

$$S=\frac{\max(R,G,B)-\min(R,G,B)}{\max(R,G,B)} \quad (3.10)$$

$$V=\max(R, G, B) \quad (3.11)$$

La figure III.7 illustre un exemple des composantes couleurs HSV pour une image dans la base données Cornell face.

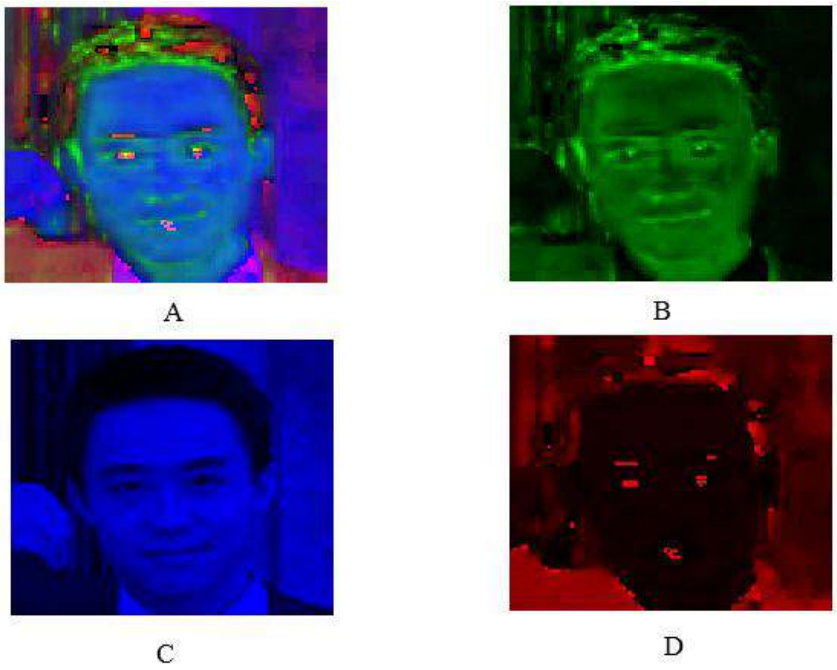


Figure III. 7 Exemples de l'image HSV et ces composante, A) la composante l'image HSV, B) la composante S, C) la composante S, D) la composante V.

3.5 Création des tenseurs et extraction de caractéristiques

Pour l'extraction de caractéristiques, nous utilisons les histogrammes de deux descripteurs locaux : LPQ (Local Phase Quantization) et BSIF (Binarized Statistical Image Feature). Notre méthode d'obtention de vecteur caractéristiques qui considéré comme une signature biométrique de chaque personne dans la base de données. Pour améliorer le pouvoir discriminant de ces vecteurs, la modélisation tensorielle multidimensionnelle est utilisée a fin de traité et analysé différente échelle des descripteurs LPQ (3, 5, 7) et BSIF (13, 15 17). Ces différents échelles sont considérés comme les meilleurs qui donne des haute performance d'après [66]. Notre tenseur d'apprentissage est créé selon les étapes illustré dans la figure III.8.

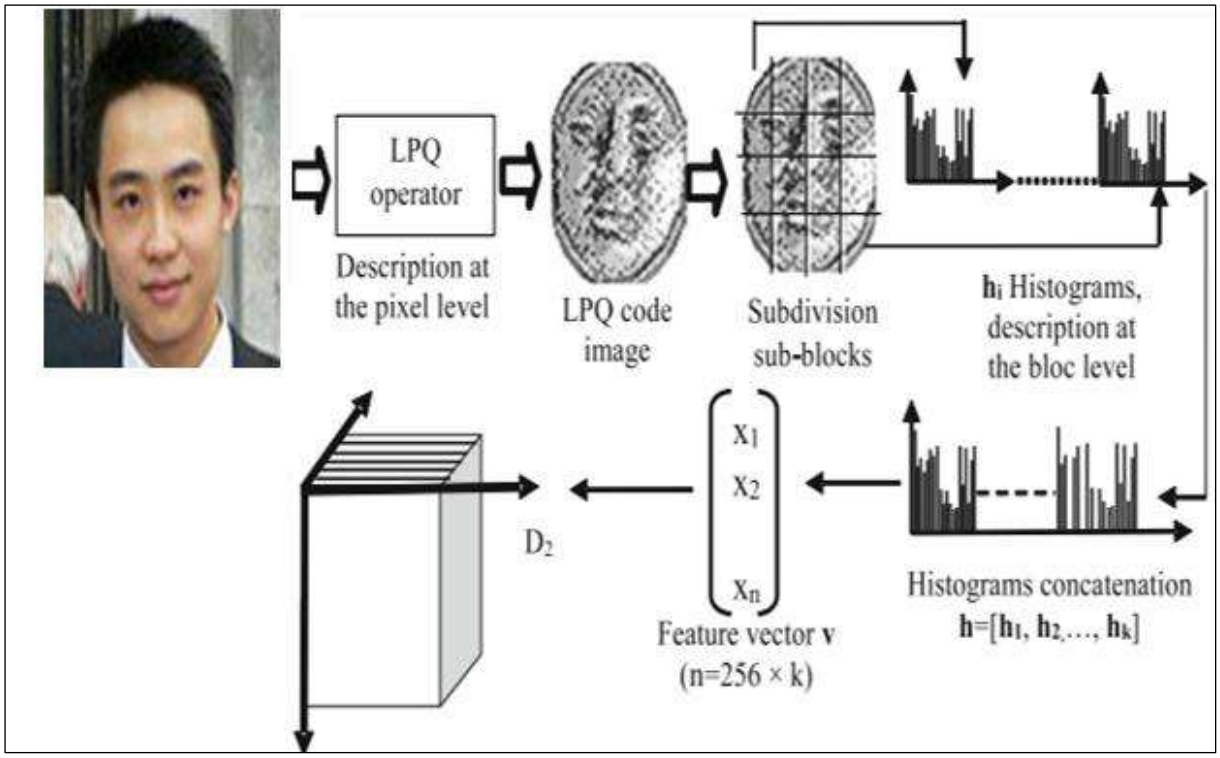


Figure III. 8 Création des tenseurs et extraction de caractéristiques.

Après le traitement des images faciales avec l'un des descripteurs locaux (BSIF et LPQ avec les différentes échelles), nous obtenons des images étiquetées (le code image) avec le modèle correspondant. Ensuite, l'image de visage est subdivisée en différents blocs rectangulaires. L'histogramme de chaque bloc est calculé. Ensuite, tous les histogrammes sont concaténés dans un vecteur caractéristique unique. Ensuite, ces vecteurs sont enregistrés comme un tenseur d'ordre 3 selon le protocole de la base de données utilisé.

3.6 Résultats expérimentaux et discussion

Nous avons validé notre approche sur trois types d'images individuellement RGB, HSV et YCbCr ou chaque composantes de ces image est évaluée comme une entrée pour notre système. A la fin de ce chapitre on trouve la meilleur composante couleur pour notre système de la vérification faciale de la parenté.

3.6.1 Base de données et protocole de vérification de la base Cornell

Cornell KinFace [67] comprend 150 paires d'images de visages de personnes ayant une relation de parenté. La base de données a été collectée à partir d'Internet en considérant quatre relations familiales. La distribution des relations familiales dans l'ensemble de données est de 40% père fils (P-F),22% père-fille (P-F),13%, mère-fils (M-F) et 25% mère-fille (M-F).Chaque paire est composée d'une image de visage parent et d'une image de visage enfant.

Dans nos expériences, nous évaluons l'approche proposée sur le même protocole que celui défini par Yan et al [68] ,où seulement 143 paires sont utilisées et la classification est réalisée avec 5 validations croisées pour la vérification de la parenté. Les paires négatives sont générées aléatoirement en associant chaque image parent à une image d'un autre enfant. Des exemples d'images de visage de cette base de données sont illustrés à la figure III.9.

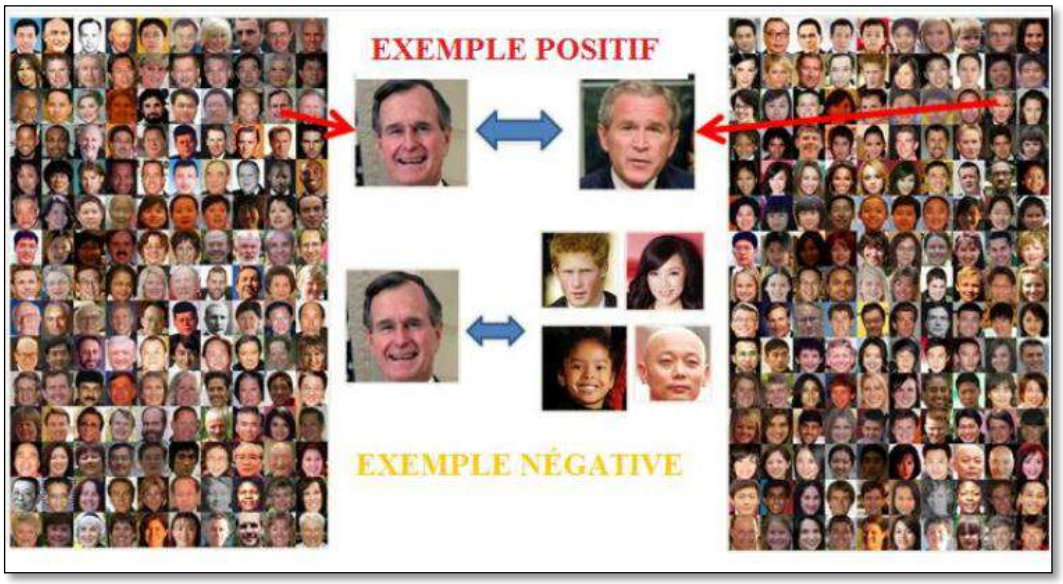


Figure III. 9 Exemples des images de la base de données Cornel Kinship (l'ensemble de données des parents sur la gauche et .l'ensemble de données des enfants à droite).

3.6.2 Analyse de résultats et discussion

Les expériences ont été réalisées à l'aide de logiciel MATLAB sur un PC avec un processeur Intel (R) core™ i5 à 2,6 GHz et 4 Go de RAM. Cette sous-section présente les résultats de l'évaluation et la discussion des expériences réalisés. L'évaluation se fait par le paramètre taux de précision pour les 5 dossiers (fild1……..fold5) ainsi que la moyenne de ces taux (mean (%)). Dans les tableaux, Nc est le nombre de caractéristiques après en projection et la réduction grâce à notre méthode MSIDA. Nc est un paramètre variable entre 50, 100 et 150. Le tableau III.2 présente les performances avec l'image RGB et les composantes R, G et B. La figure III.10 mise en évidence une comparaison entre les meilleurs résultats obtenus avec cette image.

Tableau III. 2 Performances avec l'espace RGB.

Espace couleur	Nc	Taux de Précision						
		Fold1	Fold2	Fold3	Fold4	Fold5	Mean	Mean %
R	50	0.7593	0.6786	0.7679	0.6500	0.6833	0.7078	70.78
	100	0.6852	0.6607	0.8036	0.7000	0.6833	0.7066	70.66
	150	0.7407	0.6786	0.8036	0.7000	0.7167	0.7279	72.79
G	50	0.7407	0.6786	0.8214	0. 6333	0.7167	0.7181	71.81
	100	0.7593	0.6786	0.8393	0.6500	0.7500	0.7354	73.54
	150	0.7593	0.6786	0.8214	0.6500	0.7333	0.7285	72.85
B	50	0.7407	0.6964	0.8036	0.6333	0.7000	0.7148	71.48
	100	0.7407	0.7143	0.7857	0.6667	0.7543	0.7209	72.09
	150	0.7407	0.7143	0.8036	0.6500	0.7432	0.7234	72.34
RVB	50	0.7407	0.6786	0.7857	0.6333	0.7500	0.7177	71.77
	100	**0.7593**	**0.7143**	**0.8393**	**0.6667**	**0.7333**	**0.74266**	**74.26**
	150	0.7593	0.6786	0.8214	0.6667	0.7500	0.7352	73.52

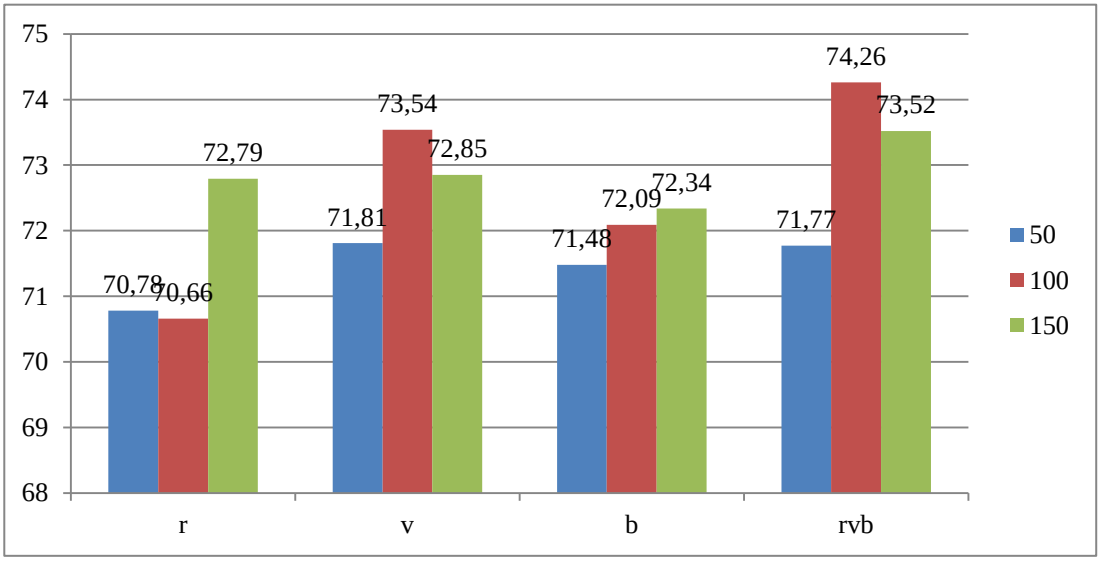


Figure III. 10 Comparaison des meilleurs résultats obtenus avec l'espace RGB.

Le milleure taux pour l'image RVB est 74.26 % dans l'image complète RGB.

Le tableau III.3 présente les performances avec l'image HSV et les composantes H, S et V. Et la figure III.11 illustre une comparaison entre les meilleurs résultats obtenus.

Tableau III. 3 Performances avec l'espace HSV.

Espace couleurs	Nc	Taux de Précision						
		Fold1	fOld2	Fold3	Fold4	Fold5	Mean	Mean %
H	50	0.7593	0,6964	0.7321	0.7667	0.7500	0.7409	74.09
	100	0.7778	0.7321	0.7679	0.7667	0.7500	0.7589	75.89
	150	0.7963	0.7321	0.7857	0.7667	07500	0.7662	76.62
S	50	0.7407	0.7143	0.8036	0.6500	0.7333	0.7284	72.84
	100	0.7037	0.6964	0.8393	0.6667	0.7500	0.7312	73.12
	150	0.7222	0.6964	0.8571	0.6833	0.7500	0.7418	74.18
V	50	0.7593	0.7143	0.8036	0.6833	0.7167	0.7354	73.54
	1OO	0.7593	0.6786	0.8214	0.6667	0.7167	0.7285	72.85
	150	0.7407	0.6964	0.8036	0.6667	0,7333	0.7281	72.81
HSV	50	0.7593	0.6964	0.8214	0.6333	0.7000	0.7221	72.21
	100	0.7407	0.6786	0.8036	0.6833	0.7333	0.7279	72.79
	150	0.7407	0.6964	0.8214	0.7000	0.7500	0.7417	74.17

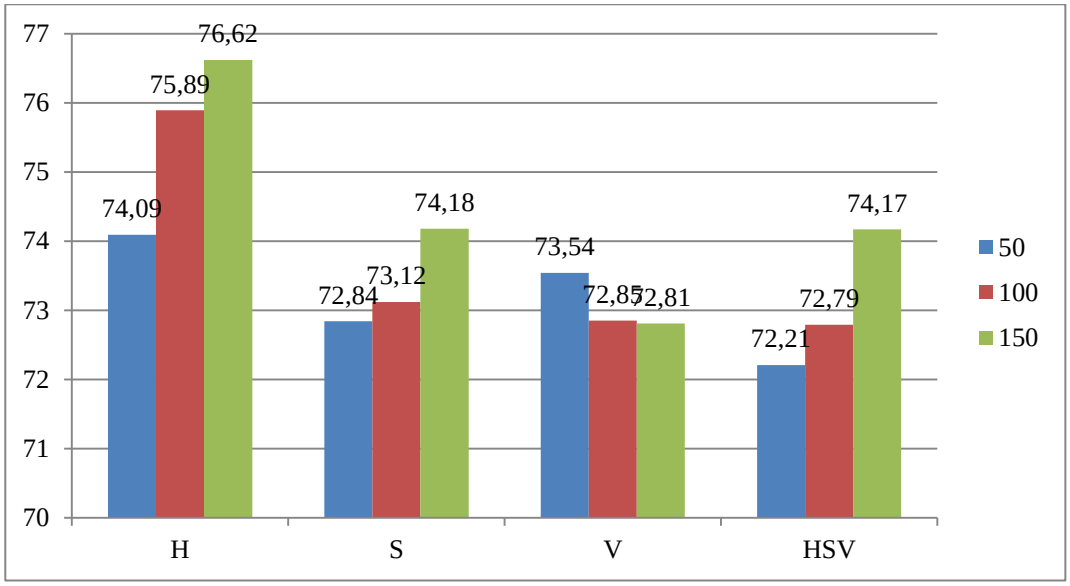


Figure III. 11 Comparaison des meilleurs résultats obtenus avec l'espace RGB.

La milleure moyenne de taux obtenu pour l'image HSV est**76.62 %**qui est obtenu avec la composante **H**.

Le tableau III.4 présente les performances avec l'image YCbCr et les composantes Y, Cb et Cr. Et la figure III.12 illustre une comparaison entre les meilleurs résultats obtenus.

Tableau III. 4 Résultat avec l' image YCbCr.

Espace couleurs	Nc	Taux de Précision						
		fold1	fold2	fold3	fold4	fold5	Mean	Mean %
luminance	50	0.7778	0.7143	0.7500	0.7500	0.6833	0.7351	73.51
	100	0.7593	0.7321	0.7679	0.7667	0.7167	0.7485	74.85
	150	0.7593	0.7321	0.7679	0.7833	0.7167	0.7519	**75.19**
Chroma bleu	50	0.7407	0.6064	0.8036	0.6500	0.6667	0.7115	71.15
	100	0.7593	0.6964	0.8214	0.6667	0.6833	0.7254	72,54
	150	0.7593	0.7143	0.8393	0.6667	0.7167	0.7392	73.92
rouge Chrouma	50	0.7593	0.6964	0.7500	0.7167	0.6500	0.7145	71.45
	100	0.7593	0.6964	0.7500	0.7333	0.6833	0.7245	72.45
	150	0.7593	0.7321	0.7679	0.7500	0.6833	0.7385	73.85
YCbCr	50	0.7407	0.6786	0.8036	0.6667	0.7000	0.7179	71.79
	100	0.7407	0.6964	0.8036	0.6667	0.7167	0.7248	72.48
	150	0.7407	0.7143	0.8214	0.6667	0.7333	0.7353	73.53

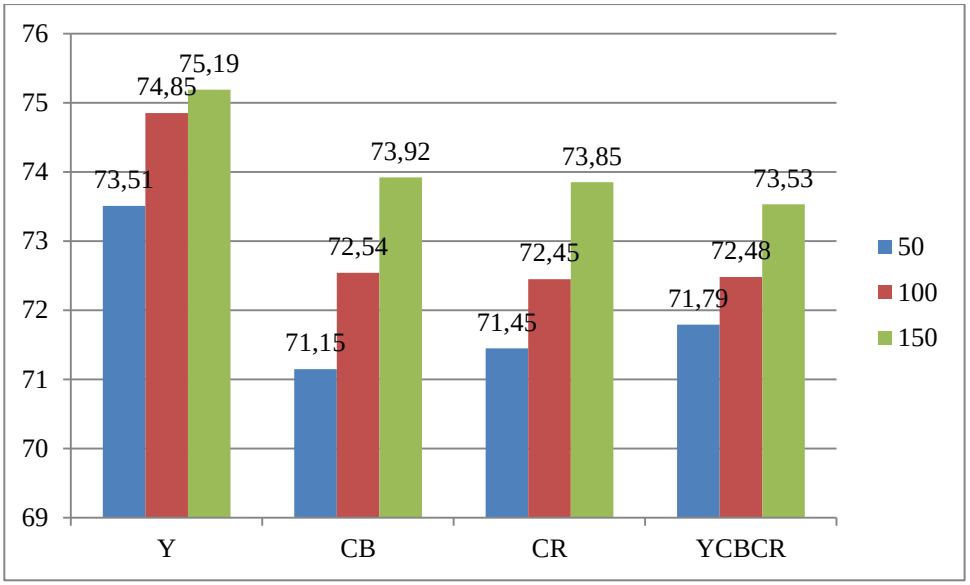


Figure III. 12 Comparaison des meilleurs résultats obtenus avec l'espace YCbCr.

La milleure moyenne de taux obtenu pour l'image YCbCr de **75.19 %** qui est obtenu avec la composante **Y**.

D'après nos résultats, le tableau 3.5 donne une comparaison des meilleures précisions moyennes pour chaque espace de couleurs utilisé dans laquelle la meilleure performance est obtenue avec la composante H de l'espace HSV avec un taux moyenne de 76.19**%.**

Tableau III. 5 Les meilleur précisons moyennes obtenus.

Méthodes	Meilleur percions moyen%
L'image RGB	74.26
La composante H d'espace HSV	**76.62**
L'image YCbCr	75.19

Les tableaux III.6, compare l'approche proposée avec l'état de l'art dans la bases de données Cornell. Nous notons que les meilleures précisions de vérification sont obtenues par notre approche avec précision moyenne de**76.62%.** Notre approche surpasse les autres méthodes de l'état de l'art. De plus, nous pouvons clairement voir que MSIDA basée sur la composante H de l'espace HSV améliore les performances du système de vérification de la parenté avec une marge significative (4.62 %). Puisque notre approche est similaire à plusieurs approches, la puissance de notre approche est obtenue grâce à la stratégie multilinéaire basée sur la modélisation multidimensionnelle avec les tenseurs d'ordre supérieure. Cette représentation de donnée faciales et avec la projection grâce des sous-espaces basée sur l'algorithme MSIDA qui exploite des informations plus discriminantes.

Notre approche est dépassée par la méthode de Zhao et al [69] en 2018 qui sont utilisés le Deep Learning avec le descripteur LPQ dans l'étape d'extraction des caractéristiques. Les auteurs de cet article ne respectent pas le protocole universel de la base de données Cornell KinFace., ils ont modifié l'ensemble d'apprentissage et injecter plus d'images à partir des bases de données externes.

Tableau III.5 : Comparaison la précision de vérification de MSIDA avec l'état de l'art sur base de données Cornell KinFace.

Méthode	Précision moyenne (%)
Pictorial structure model-HOG [67]	70.67
Discriminative multimetric learning-fusion (LBP, SIFT, SPLE) [68]	73.50
Multiview Neighborhood Repulsed Metric Learning-fusion (LBP, SIFT, TPLBP and LE) [8]	71.60
Prototype discriminative feature learning-fusion (LBP, SIFT) [70]	71.90
Multiple Kernel Similarity Metric-LPQ [69]	81.70
Notre approache : MSIDA-(MLPQ+MBSIF) basée sur la composante H d'espace HSV	**76.62**

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche efficace pour la vérification faciale de la parenté dans les environnements non contrôlés. L'approche proposée MSIDA est basée sur la représentation au tenseur d'ordre élevé des images de visage. Le tenseur du visage est construit à l'aide d'histogrammes de deux descripteurs locaux, MBSIF et MLPQ. Nous avons évalué les différents espaces couleurs des images faciales telles que RGB, YCbCr et HSV. L'évaluation expérimentale démontre l'efficacité de notre approche, dans lequel nous avons démontré que la composante H de l'espace couleur HSV donne la meilleur résultat (Taux de pression de 76.12%) et fournir une bonne discrimination. De plus, notre approche surpasse l'état de l'art sur la BDD Cornell KinFace.

Conclusion générale

Les systèmes biométriques sont devenus des pistes plus en plus importants pour la sécurité de l'individu et de l'information.

La recherche d'un système de vérification faciale de la parenté robuste et efficace est un problème difficile en raison de différentes variations des visages humains, du nombre insuffisant d'échantillons de données et conditions non-contrôlés. Les algorithmes traditionnels linéaire d'apprentissage de sous-espaces sont limités à résoudre certaines problèmes et défis. Ils doivent transformer le visage en des vecteurs de haute dimension alors elle casse la structure naturelle et les corrélations dans les données faciales originales. En effet, l'apprentissage de sous-espace multilinéaire basé sur les tenseurs d'ordre supérieur traite les objets tensoriels multidimensionnels dans leur forme originale et permet de faire l'apprentissage et la réduction de données sur des représentations plus utiles et compactes pour une meilleure vérification ou reconnaissance. Par conséquent, notre mémoire a été consacrée au problème de la vérification faciale de la parenté par l'analyse multidimensionnelle.

Elle a contribué au développement d'algorithmes d'apprentissage sous-espaces multilinéaires en utilisant des deux descripteurs locaux LPQ et BSIF. En effet, nous avons étudié et évalué les différents espaces couleur RGB, HSV et YCbCr afin de prouver quelle est la composante couleur la plus discriminante pour notre système. Nous avons validé notre approche sur trois types d'images individuellement RGB, HSV et YCbCr ou chaque composante de ces images est évaluée come une entrée pour notre système. La composante H du système HSV a donné la meilleure performance avec un taux de précision de **76.62%.** Alors, cette composante fournie les caractéristiques les plus discriminante pour l'image faciale. Avec la comparaison de ces résultats avec les méthodes de l'état de de l'art dans les bases de données Cornell, notre approche MSIDA-(MLPQ+MBSIF) basée sur la composante H d'espace HSV est parmi les deux meilleurs méthodes.

D'après les résultats livrés par notre proposition, il y a beaucoup de questions sans réponses. La vérification faciale de la parenté avec ces différentes étapes est un domaine très fertile pour les chercheurs, en particulier dans des conditions non contrôlées. À notre modeste avis, l'extension possible de notre travail s'articule autour de deux axes :

- L'utilisation de la combinaison entre les réseaux de neurones de convolution '' Deep Learning'' et les descripteurs locaux afin d'améliorer l'extraction des caractéristiques.

- Amélioration de l’étape de classification en utilisant les techniques d'apprentissage statistiques telle que le Machines à vecteurs de support ou SVM (Support Vector machine).

Références

[1] P. Gosselin, P. Roberge, and M.-F. Lavallée, "Le développement de la reconnaissance des expressions faciales émotionnelles du répertoire humain," *Enfance,* vol. 48, no. 4, pp. 379-396, 1995.

[2] F. Moussi, "Fusion de l'Iris et du Visage 3D," Université Mohamed Khider-Biskra, 2016.

[3] F. Perronnin and J.-L. Dugelay, "Introduction à la biométrie-Authentification des individus par traitement audio-vidéo," *Traitement du signal,* vol. 19, no. 4, 2002.

[4] N. Morizet, "Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris," Télécom ParisTech, 2009.

[5] C. Paradeise, "Acteurs et institutions. La dynamique des marchés du travail," *Sociologie du travail,* pp. 79-105, 1988.

[6] B. Poreau, "Une nouvelle application de la biométrique de similarité: les masques anthropomorphes," *Cahiers Lyonnais d'AnthropoBiométrique,* vol. 1, 2012.

[7] G. Malcuit and A. Pomerleau, *Terminologie en conditionnement et apprentissage*. Longueuil, Quebec: Institut Nazareth et Louis-Braille, 197, 1977.

[8] J. Lu, X. Zhou, Y.-P. Tan, Y. Shang, and J. Zhou, "Neighborhood repulsed metric learning for kinship verification," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,* vol. 36, no. 2, pp. 331-345, 2013.

[9] A. Morgenstern and C. Parisse, "Codage et interprétation du langage spontané d'enfants de 1 à 3 ans," *Corpus,* no. 6, pp. 55-78, 2007.

[10] J. Labbé, "COMMENT IDENTIFIER L'ENFANT VICTIME D'ABUS SEXUEL?," ed: Laval, Département de pédiatrie, Université de Laval, 2014.

[11] M. Kuperstein and J. A. Kottas, "System, method and application for the recognition, verification and similarity ranking of facial or other object patterns," ed: Google Patents, 2000.

[12] L. Berthe, "Parenté, pouvoir et mode de production," *Échanges et communications. Mélanges offerts à Claude Lévi-Strauss à l'occasion de son 60e anniversaire, II. Paris, Mouton,* pp. 707-738, 1970.

[13] J. F. Bortolussi, F. J. Cusack Jr, D. C. Ehn, T. M. Kuzeja, and M. S. Saulnier, "Real-time facial recognition and verification system," ed: Google Patents, 2004.

[14] D. Boucher, L. De Grandpré, and S. Gauthier, "Développement d un outil de classification de la structure des peuplements et comparaison de deux territoires de la pessière à mousses du Québec," *The Forestry Chronicle,* vol. 79, no. 2, pp. 318-328, 2003.

[15] P. Ekman, "Facial expression and emotion," *American psychologist,* vol. 48, no. 4, p. 384, 1993.

[16] G. Guo, X. J. I. T. o. I. Wang, and Measurement, "Kinship measurement on salient facial features," vol. 61, no. 8, pp. 2322-2325, 2012.

[17] L. Ballihi, "Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques: application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre," Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I, 2012.

[18] A. CHOUCHANE, "Analyse d'images d'expressions faciales et orientation de la tête basée sur la profondeur," Université Mohamed Khider-Biskra, 2016.

[19] T. Delpeuch, "L'analyse des transferts internationaux de politiques publiques: un état de l'art," *Questions de recherche,* vol. 27, pp. 1-69, 2008.

[20] B. DORIZZI, J. LEROUX LES JARDINS, P. LAMADELAINE, and C. GUERRIER, "La biométrie: Techniques et usages," *Techniques de l'ingénieur. Sécurité des systèmes d'information,* no. H5530, pp. H5530. 1-H5530. 26, 2004.

[21] J. Ruiz-del-Solar and J. Quinteros, "Illumination compensation and normalization in eigenspace-based face recognition: A comparative study of different pre-processing approaches," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 14, pp. 1966-1979, 2008.

[22] J. Ruiz-del-Solar and J. J. P. R. L. Quinteros, "Illumination compensation and normalization in eigenspace-based face recognition: A comparative study of different pre-processing approaches," vol. 29, no. 14, pp. 1966-1979, 2008.

[23] M. Rifqi, "Mesures de comparaison, typicalité et classification d'objets flous: théorie et pratique," Paris 6, 1996.

[24] D. Robichaux, "Le mode de perpétuation des groupes de parenté: la résidence et l'héritage à Tlaxcala (Mexique), suivis d'un modèle pour la Méso-Amérique," Paris 10, 1996.

[25] T. Sim, S. Baker, and M. Bsat, "The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database," in *Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition*, 2002, pp. 53-58: IEEE.

[26] C.-K. Tran, C.-D. Tseng, C.-S. Shieh, and T.-F. Lee, "Face recognition under varying illumination conditions: improving the recognition accuracy for local ternary patterns based on illumination normalization methods and singular value decomposition," *J. Inf. Hiding Multimedia Signal Process*, vol. 8, pp. 957-966, 2017.

[27] D. Xu *et al.*, "Reconstruction and recognition of tensor-based objects with concurrent subspaces analysis," vol. 18, no. 1, pp. 36-47, 2008.

[28] R. Aliradi, A. Belkhir, A. Ouamane, A. S. J. M. T. Elmaghraby, and Applications, "DIEDA: discriminative information based on exponential discriminant analysis combined with local features representation for face and kinship verification," pp. 1-18, 2018.

[29] M. Chavent, F. De Carvalho, Y. Lechevallier, and R. Verde, "Trois nouvelles méthodes de classification automatique de données symboliques de type intervalle," *Revue de statistique appliquée*, vol. 51, no. 4, pp. 5-29, 2003.

[30] T. Kanade, J. F. Cohn, and Y. Tian, "Comprehensive database for facial expression analysis," in *Proceedings Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (Cat. No. PR00580)*, 2000, pp. 46-53: IEEE.

[31] L. Acharya and T. Kasprzycki, *La biométrie et son usage par l'État*. Bibliothèque du Parlement, 2010.

[32] Y. Adini, Y. Moses, and S. Ullman, "Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 7, pp. 721-732, 1997.

[33] J. Allouche and B. Amann, "L'entreprise familiale: un état de l'art," *Finance Contrôle Stratégie*, vol. 3, no. 1, pp. 33-79, 2000.

[34] M. Almuashi, S. Z. M. Hashim, D. Mohamad, M. H. Alkawaz, and A. Ali, "Automated kinship verification and identification through human facial images: a survey," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 76, no. 1, pp. 265-307, 2017.

[35] A. Benso and P. Prinetto, *Fault injection techniques and tools for embedded systems reliability evaluation*. Springer Science & Business Media, 2003.

[36] P. Brun, "Psychopathologie de l'émotion chez l'enfant: L'importance des données développementales typiques," *Enfance*, vol. 53, no. 3, pp. 281-291, 2001.

[37] R. Castel, "La dynamique des processus de marginalisation: de la vulnérabilité à la désaffiliation," *Cahiers de recherche sociologique*, no. 22, pp. 11-27, 1994.

[38] A. Fuchs, "Les structures de parenté; traitement mathématique," *Revue européenne des sciences sociales*, vol. 19, no. 54/55, pp. 161-182, 1981.

[39] R. Gross and V. Brajovic, "An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition," in *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, 2003, pp. 10-18: Springer.

[40] J. Hajer and H. Kamel, "Caractérisation de la rétine en vue de l'élaboration d'une méthode biométrique d'identification de personnes," in *3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecomunications (SETIT), Tunisia*, 2005.

[41] A. R. Hochschild, "Travail émotionnel, règles de sentiments et structure sociale," *Travailler*, no. 1, pp. 19-49, 2003.

[42] E. Murphy-Chutorian and M. M. Trivedi, "Head pose estimation in computer vision: A survey," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 31, no. 4, pp. 607-626, 2008.

[43] G. Otman, "Les bases de connaissances terminologiques: les banques de terminologie de seconde génération," *Meta: Journal des traducteurs/Meta: Translators' Journal*, vol. 42, no. 2, pp. 244-256, 1997.

[44] G. Passalis, P. Perakis, T. Theoharis, and I. A. Kakadiaris, "Using facial symmetry to handle pose variations in real-world 3D face recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, no. 10, pp. 1938-1951, 2011.

[45] R. Perrot, "L'identification faciale du vivant," *Cahiers Lyonnais d'AnthropoBiométrique*, vol. 1, pp. 7-9, 2012.

[46] T. F. Vieira, A. Bottino, and I. U. Islam, "Automatic verification of parent-child pairs from face images," in *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*, 2013, pp. 326-333: Springer.

[47] M. Georgopoulos, Y. Panagakis, and M. Pantic, *Modelling of Facial Aging and Kinship: A Survey*. 2018.

[48] F. Davoine and V. M. DANG, "Un modèle actif d'apparence hiérarchique pour la détection des traits de visages," in *19° Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 2003*, 2003: GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images.

[49] A. Ouamane, "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D," Université Mohamed Khider-Biskra, 2015.

[50] A. Aissaoui, J. Martinet, and C. Djeraba, "DLBP: A novel descriptor for depth image based face recognition," in *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2014, pp. 298-302: IEEE.

[51] M. Bereta, W. Pedrycz, M. J. J. o. v. c. Reformat, and i. representation, "Local descriptors and similarity measures for frontal face recognition: A comparative analysis," vol. 24, no. 8, pp. 1213-1231, 2013.

[52] T. Ahonen, M. Pietikainen, and A. Hadid, "Face recognition with local binary pattern, ECCV," ed: Springer, 2004.

[53] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face description with local binary patterns: Application to face recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 12, pp. 2037-2041, 2006.

[54] T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 7, pp. 971-987, 2002.

[55] !!! INVALID CITATION !!! {}.

[56] V. Ojansivu and J. Heikkilä, "Blur insensitive texture classification using local phase quantization," in *International conference on image and signal processing*, 2008, pp. 236-243: Springer.

[57] M. H. Law, A. K. J. I. t. o. p. a. Jain, and m. intelligence, "Incremental nonlinear dimensionality reduction by manifold learning," vol. 28, no. 3, pp. 377-391, 2006.

[58] R. Deheuvels, *Tenseurs et spineurs*. Presses universitaires de France, 1993.

[59] V. De Silva and L.-H. Lim, "Tensor rank and the ill-posedness of the best low-rank approximation problem," *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, vol. 30, no. 3, pp. 1084-1127, 2008.

[60] S. Yan, D. Xu, Q. Yang, L. Zhang, X. Tang, and H.-J. J. I. T. o. i. p. Zhang, "Multilinear discriminant analysis for face recognition," vol. 16, no. 1, pp. 212-220, 2006.

[61] M. Bessaoudi, M. Belahcene, A. Ouamane, A. Chouchane, and S. J. A. I. Bourennane, "Multilinear Enhanced Fisher Discriminant Analysis for robust multimodal 2D and 3D face verification," pp. 1-16, 2018.

[62] P. Leroux, *Algebre linéaire, une approche matricielle*. Modulo, 1991.

[63] M. Bessaoudi, A. Ouamane, M. Belahcene, A. Chouchane, E. Boutellaa, and S. Bourennane, "Multilinear Side-Information based Discriminant Analysis for face and kinship verification in the wild," *Neurocomputing*, vol. 329, pp. 267-278, 2019.

[64] H. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. J. I. t. o. N. N. Venetsanopoulos, "MPCA: Multilinear principal component analysis of tensor objects," vol. 19, no. 1, pp. 18-39, 2008.

[65] S. Kolkur, D. Kalbande, P. Shimpi, C. Bapat, and J. Jatakia, "Human skin detection using RGB, HSV and YCbCr color models," *arXiv preprint arXiv:1708.02694*, 2017.

[66] M. Bessaoudi, A. Ouamane, M. Belahcene, A. Chouchane, E. Boutellaa, and S. J. N. Bourennane, "Multilinear Side-Information based Discriminant Analysis for face and kinship verification in the wild," vol. 329, pp. 267-278, 2019.

[67] R. Fang, K. D. Tang, N. Snavely, and T. Chen, "Towards computational models of kinship verification," in *2010 IEEE International conference on image processing*, 2010, pp. 1577-1580: IEEE.

[68] H. Yan, J. Lu, W. Deng, X. J. I. T. o. I. f. Zhou, and security, "Discriminative multimetric learning for kinship verification," vol. 9, no. 7, pp. 1169-1178, 2014.

[69] Y.-G. Zhao, Z. Song, F. Zheng, and L. J. I. S. Shao, "Learning a multiple kernel similarity metric for kinship verification," vol. 430, pp. 247-260, 2018.

[70] H. Yan, J. Lu, and X. Zhou, "Prototype-based discriminative feature learning for kinship verification," IEEE transactions on cybernetics, vol. 45, pp. 2535-2545, 2015.