REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Génie électrique
Spécialité : Systèmes de télécommunication

Reconnaissance de visage 3D basée sur les tenseurs et les descripteurs locaux

---

Présenté par :

GACEM Aicha

GUERNINA Yasmine

Proposé et Dirigé par :

Dr. CHOUCHANE Ammar

Promotion 2019

Table de matière

Table de matière i
إهداء iii
Dédicaces iv
Remerciements v
الملخص vi
Résumé vi
Abstract vii
Liste des Figures viii
Liste des tableaux ix
Abréviations x
Notations mathématiques xii
Introduction Générale 1

Chapitre I Biométrie et la reconnaissance de visage

1.1 Introduction 3
1.2 Intelligence artificielle et reconnaissance des formes 3
1.3 Modalités du système biométrique 3
1.4 Types d'applications de la biométrie faciale 6
1.4.1 Reconnaissance 2D et 3D de visage 6
1.4.2 Estimation de l'âge 6
1.4.3 Détection d'usurpation (anti-spoofing) de visage 7
1.4.4 Vérification faciale de la parenté 7
1.4.5 Reconnaissance d'expressions faciale chez l'enfant 7
1.5 Système de la reconnaissance de visage 8
1.5.1 Difficultés de la biométrie faciale 8
1.5.2 Structure général d'un Système de reconnaissance de visages 10
1.5.3 Mesure de la performance d'un système biométrique 16
1.5.4 Mesure des performances pour le mode vérification 16
1.6 Conclusion 18

Chapitre II Extraction des caractéristiques

2.1 Introduction 19
2.2 Amélioration du SRV basées sur les histogrammes des descripteurs locaux 19
2.3 Différents types des descripteurs locaux 20
2.3.1 Local Phase Quantification 20
2.3.2 Local Binary Pattern 23
2.3.3 Binarized Statistical Image Features 24
2.4 Extraction des caractéristiques d'histogrammes 26

2.5 Conclusion 27

Chapitre III Réduction multidimensionnelle basée sur les tenseurs

3.1 Introduction 28
3.2 Contexte mathématique pour l'algèbre multilinéaire 28
3.2.1 Définition d'un tenseur 28
3.2.2 Déploiement des tenseurs 29
3.2.3 Opération mathématique 30
3.3 De la réduction de dimension linéaire vers la multilinéaire 31
3.3.1 Approches de la réduction et l'apprentissage de sous-espaces linéaire 32
3.3.2 Approches de la réduction et l'apprentissage de sous-espaces multilinéaire 36
3.4 La méthode hybride proposée MEFDA +EFM 40
3.5 Conclusion 41

Chapitre IV Application et mise en œuvre

4.1 Introduction 42
4.2 Aperçu de l'approche proposée 42
4.2.1 Caractéristiques locales basées sur la conception du tenseur 42
4.2.2 Réduction de la dimensionnalité et classification 44
4.2.3 Algorithme de la Réduction de dimension proposée MEFDA+EFM 46
4.3 Résultats expérimentaux et discussion 49
4.3.1 Base de données et protocole de vérification 49
4.3.2 Analyse et discussion des résultats 50
4.4 Conclusion 57

Conclusion Générale 58
Bibliographie 60

إهداء

الحمد لله الذي أنعم عليَ بهذا القدر من العلم

إلى حاملة قلبي الثاني التي أفنت عمرها لتراني أبلغ ما أنا عليه .....أمي الغالية ،

إلى إخوتي ، أخواتي ،عائلاتهم وأبنائهم

إلى جميع من يعرفني بكلمة ،ببسمة أو بفعل

إلى الغائبين قبل الحاضرين

إلى كل من علمني حرفا إنتفعت به

زميلتي ياسمين

زملائي في مشواري الدراسي خاصة تخصص أجهزة الإتصالات

إهداء خاص إلى

أبي الغالي

أخي يوسف، إبني أيوب

الأستاذ المشرف عمار شوشان

إلى كل من نسيتهم

عائشة

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

A mes très chers parents pour leur soutient et encouragement durant toutes mes années d'études et sans lesquels je n'aurais jamais réussi,

A toute ma famille, grande et petite sans exception,

A tous les enseignants et enseignantes durant mes années d'études avec lesquels j'ai beaucoup appris,

A ma binôme GACEM Aicha et toute sa famille,

A mes chères amies

A Amira, Imane, Asmaa, Khaoula, sara . . . et à toutes mes camarades de groupe SYSTEME DE TELECOMMUNICATIONS.

Ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai connues, qui m'ont aidées, soutenues et encouragées.

Yasmine

Remerciements

Je remercie en premier lieu mon grand DIEU de m'avoir aidé à défier tous les obstacles, afin de compléter cette mémoire. C'est avec un immense plaisir que j'exprime mes remerciements ; les plus chaleureux à mon encadreur Mr CHOUCHANE AMMAR, qui a toujours suivi ce travail avec intérêt et qui l'a témoigné par des encouragements de toutes sortes. Je remercie très vivement les membres du jury qui ont accepté de juger ce modeste travail. Enfin, pour tous ceux qui, de près ou de loin, ont rendu ce travail possible, je dis pour la nième fois merci.

الملخص

في هذه المذكرة، نقترح طريقة جديدة للتحقق من الوجوه ثلاثية الأبعاد استنادًا إلى نمذجة موتر البيانات. تحديات التعرف على الوجه ، مثل الاختلافات في الإضاءات وتعبيرات الوجه ، على غرار مشكلة الجبر متعدد الخطوط. يتم استخراج خصائص المدرج التكراري للواصف LPQ متعدد المقاييس المحلية واعتبارها علامة بيومترية لنظامنا ، ويتم تصميم هذه الخصائص التمييزية باعتبارها موترًا عالي المستوى. يتم تقليل البعد من هذا الموتر وفقا لطريقتنا المقترحة .MEFDA + EFM تعتمد هذه الطريقة المختلطة على مرحلتين رئيسيتين: الأولى هي إسقاط الأنواع الفرعية متعددة الخطوط (MEFDA) ، والمرحلة الثانية هي إسقاط الفضاء الفرعي الخطي .(EFM)تم تقييم الطريقة المقترحة في قاعدة بيانات .CASIA 3D توضح النتائج التجريبية أن الطريقة المقترحة تتفوق بشكل كبير على أحدث الأساليب.

الكلمات المفتاحية: التعرف على الوجوه ثلاثية الأبعاد، النمذجة متعددة الأبعاد، التحليل متعدد الأبعاد، MEFDA+EFM ، واصف محلي متعدد المقاييس.

Résumé

Dans notre mémoire, nous proposons une nouvelle approche pour la vérification de visage 3D basée sur la modélisation tensorielle des données. Les défis de la reconnaissance faciale, tels que les variations d'illuminations et des expressions faciales, sont modélisés comme un problème d'algèbre multilinéaire. Les caractéristiques de l'histogramme de descripteur local LPQ multi-échelle sont extraites et considérés comme une signature biométrique de notre système, ces caractéristiques discriminantes sont modélisées comme un tenseur d'ordre supérieur. La dimensionnalité du ce tenseur est réduit selon notre méthode proposée MEFDA+ EFM. Cette méthode hybride repose sur deux étapes principales : La première est la projection de sous-espaces multilinéaire (MEFDA), et la seconde étape est la projection de sous-espaces linéaire (EFM). La méthode proposée a été évalué dans la base de données CASIA 3D. Les résultats expérimentaux démontrent que la méthode proposée surpasse de manière significative les méthodes de l'état de l'art.

Mots-clés : Reconnaissance faciale 3D, Modélisation multidimensionnelles, Analyse Multidimensionnelle, MEFDA+EFM, Descripteur locale multi-échelle.

Abstract

In this work, we propose a new approach for 3D face verification based on tensor modeling of data. The challenges of facial recognition, such as variations in illuminations and facial expressions, are modeled as a problem of multilinear algebra. The characteristics of the local multi-scale LPQ descriptor histogram are extracted and considered as a biometric signature of our system, these discriminant characteristics are modeled as a higher order tensor. The dimensionality of this tensor is reduced according to our proposed method MEFDA + EFM. This hybrid method is based on two main stages: the first is the multilinear subspecies projection (MEFDA), and the second stage is the linear subspace projection (EFM). The proposed method has been evaluated in the CASIA 3D database. Experimental results demonstrate that the proposed method significantly outperforms state-of-the-art methods. **Keywords:** 3D Face Recognition, Multidimensional Modeling, Multidimensional Analysis, **MEFDA + EFM**, Multiscale Local Descriptor.

Liste des Figures

Chapitre I

Figure 1. 1 : Comparaison des différents caractéristiques biométriques 4
Figure 1. 2 : Quelques types des modalités biométrique 6
Figure 1. 3 : Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement de luminosité..... 8
Figure 1. 4 : Exemple de variation de poses 9
Figure 1. 5 : Exemple de variation des expressions faciales..... 10
Figure 1. 6 : Organigramme d'un système de reconnaissance de visage 11
Figure 1. 7 : Identification et Vérification biométrique [8] 11
Figure 1. 8 :Prétraitement et détection, (a) Image de profondeur, (b) image d'intensité 2D. 13

Chapitre II

Figure 2.1: Organigramme de la méthode du descripteur LPQ [36] 22
Figure 2.2: Image de profondeur codé par le descripteurs LPQ avec différents échelles [8] 22
Figure 2.3 : Principe de codage pour le descripteur LBP [39]..... 23
Figure 2.4 : LBP a différentes échelles 23
Figure 2.5 : LBP a différents échelles d'une image profondeur [8] 24
Figure 2.6 : La représentation BSIF d'une image de profondeur avec différentes tailles ($\boldsymbol{l}$) du filtre et différentes longueurs de la chaîne de bits n [8]. 26
Figure 2.7: Les descripteurs et l'extraction de caractéristiques d'histogramme 27

Chapitre III

Figure 3.1 : Le déploiement d'un tenseur d'ordre 3 dans les différents modes [53]. 30

Chapitre IV

Figure 4.1: Représentation du tenseur proposé d'ordre 3 43
Figure 4.2 : Système proposé pour la vérification 3D de visage 45
Figure 4 3 : La dispersion (intra /inter) avant et après l'EFM. 47
Figure 4.4 : Des images de visage dans la base CASIA 3D. 49
Figure 4.5: LPQ et LPQ+ His avec 4 rayons 53
Figure 4.6: graphe de comparaison du 5 méthodes. 55
Figure 4.7 : Comparaison par le courbe Rocs de toutes les méthodes 56

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau 1.1 : Les BDD 2D et 3D proéminentes et leurs caractéristique. 15
Tableau 1.2: Les critères de mesure de la performance utilisés pour le mode identification 16
Tableau 1.3 : Les critères de mesure pour le mode vérification 17

Chapitre III

Tableau 3.1: L'algorithme MPCA 37
Tableau 3.2: L'algorithme MEFDA..... 38
Tableau 3.3: L'algorithme MDA 39
Tableau 3.4: L'lgorithme TEDA..... 40

Chapitre VI

Tableau 4.1: Notation mathématique. 46
Tableau 4.2 : Algorithme proposé MEFDA+EFM 47
Tableau 4.3 : Protocole de la vérification dans la BDD CASIA 3D. 50
Tableau 4.4: Performances de la vérification Image 3D brute..... 51
Tableau 4.5: Performances de la vérification Input histogramme LPQ R=3..... 52
Tableau 4.6: Performances de la vérification avec code LPQ R=7 52
Tableau 4.7 : Performances de la vérification Multi-échelles (R=3, 5, 7 et 9)..... 53
Tableau 4.8 : Performances de la vérification de MEFDA +EFM basée LPQ multi échelles..... 54
Tableau 4.9 : Meilleurs résultat de toutes les méthodes 55
Tableau 4.10 : Comparaison avec les travaux récents 56

Abréviations

BSIF: Binarized Statistical Image Features.

BDD: Base De Données.

CLBP : completed LBP.

DFT: discret fourrier transformer.

EFM: Enhanced Fisher linear discriminant Model.

EDA: enhanced discriminant analysis.

FPLBP: Four-Patch Local Binary Patterns.

HOSVD: Higher Order Singular Value Decomposition.

ICA: Independent Component Analysis

LBP: Local Binary Patterns.

LDA: Linear Discriminant Analysis.

LDP: Local directional pattern.

LPQ: Local Phase Quantization.

LTrP: Local tetra pattern.

LVP: Local visual primitives.

MDA: multilinear discriminant analysis

MEFDA: multilinear enhanced fisher discriminant.

MLBP: multi block LBP.

MLGD: Multi-directional local gradient descriptor.

MPCA: Multilinear principal Component Analysis.

MSLPQ: multi scales LPQ.

OLPP: Orthogonal Locality Preserving Projection.

PIN: Personal Identification Number.

PCA: Principal Component Analysis.

ROSR: Rigid-area orthogonal spectral regression.

ROC: Receiver Operating Characteristic.

SIFT: Scale-Invariant Feature Transform.

SLBFLE: Simultaneous local binary feature learning and encoding.

STFT: Short term Fourier transform.

SVM: Support vector machines.

SRV: Face Recognition System.

TEE: Equal Error Rate.

TFA: False acceptance rate.

TFR: False Rejection Rate.

TPLBP: Three-Patch Local Binary Patterns

TV: verification rate.

Notations mathématiques

A : Matrice d'apprentissage.

$\boldsymbol{M}$: Le nombre des images d'apprentissage.

Tr**A :** la trace d'un tenseur

$\|A\|_F$: la norme fordienne

$\times_n$: multiplication de n-mode

B : La moyenne de toutes les images d'apprentissage.

C : La matrice de covariance.

F_{LPQ} : codage binaire LPQ

H(i) : histogramme

$\boldsymbol{S_w}$: Matrices de dispersion inter-classes.

$\boldsymbol{S_b}$: Matrices de dispersion inter-classes.

$W_{\boldsymbol{E}}$: La matrice de projection finale EFM.

W_{opt} : critère de Fisher

N: La nouvelle matrice de dispersion inter-classes.

$\boldsymbol{S}$ ($\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{B}$): La corrélation entre deux vecteurs A et B .

$\mathbf{A}_M$: Tenseur d'ordre M.

$[\mathbf{A}]_q$: Matrice de déploiement du tenseur $\boldsymbol{A}$ **.**

Y_k : la matrice de projection.

u : fréquence pour le descripteur LPQ.

Introduction Générale

Au cours de ces dernières décennies, la biométrie a fait l'objet d'une grande attention en raison du besoin sans cesse croissant d'authentification d'identité. La reconnaissance automatique des personnes en fonction de leurs images faciales numériques est considérée comme un sujet de recherche très important dans le domaine de la vision par ordinateur et la reconnaissance de forme. Les images faciales contiennent de nombreuses informations peut considérer comme une signature biométrique propre de la personne, notamment l'identité, le sexe, l'âge, et expression émotionnelle…etc.[1, 2]. Le domaine de l'identification biométrique est très complexe contrairement à son principe et à son idée, mais il existe des nombreuses tentatives et expériences pour surmonter la plupart des défis avec son longue histoire.

Dans ce travail, nous avons apporté un soin particulier aux processus de la reconnaissance faciale basé sur l'information de profondeur 3D, et nous avons essayé de laisser notre empreinte où nous avons basé sur des travaux récents. Notre principale contribution dans ce mémoire est le traitement des images de profondeur 3D dans les différents défis de l'environnement non contrôlés. Nous avons travaillé notamment avec les histogrammes de l'un des meilleurs descripteurs locaux, le LPQ, qui est insensible au flou [3]. Récemment et d'après la littérature [2, 4-6] ,le traitement des images sous forme matricielles et avec le grand nombre d'échantillons est un problème crée parce que le processus de la vectorisation ignore la structure sous-jacente des données en raison de la destruction de la structure naturelle et des corrélations internes existantes dans les données originales. Parmi les solutions récentes, est la modélisation multidimensionnelle des données faciales en se basent sur les tenseurs d'ordre supérieure. L'avantage majeur dans l'analyse multidimensionnelle de données est le fait que les données sont prises directement sous la forme de tenseurs d'ordre supérieure comme entrée. L'utilisation des techniques d'apprentissage de sous-espaces multilinéaires dans la reconnaissance de visage a suscité un vif intérêt par la communauté scientifique pour la réduction de la dimensionnalité et la classification des données multidimensionnelles. Notre mémoire porte principalement sur le développement, l'implémentation et l'évaluation d'un système automatique efficace et robuste de la reconnaissance de visage basé sur les techniques d'apprentissage de sous espaces multilinéaires et les caractéristiques locale des histogrammes de l'image faciale 3D sous des conditions de l'environnement non-contrôlés sont très différentes entre l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de test. Notre mémoire propose les contributions suivantes :

- ✓ Proposition d'une nouvelle méthode de projection hybride multilinéaire et linéaire, appelée **MEFDA+EFM**. Notre approche représente naturellement les objets multidimensionnels en tant que tenseurs d'ordre supérieur et mappe un tenseur de grande dimension à un espace de données de faible dimension en appliquant une réduction dans tous les modes du tenseur. Cet algorithme améliore considérablement la capacité de discrimination.
- ✓ Nous concevons une nouvelle approche de la vérification 3D automatique de visages en utilisant des **caractéristiques locales** qui combine différentes échelles de descripteur LPQ basées sur la modélisation par les tenseurs d'ordre supérieur.
- ✓ Evaluation de notre approche dans la base de données de visage **CASIA 3D**. Dans laquelle, la comparaison avec les méthodes de l'état de l'art démontre la grande efficacité de notre approche.

Le manuscrit de la mémoire s'articule autour de quatre chapitres :

Le premier chapitre contient une description générale des systèmes de la biométrie faciale et en particulier la biométrie faciale avec ces différentes applications. Nous avons présenté les différentes étapes d'un système de la reconnaissance de visage, les défis faces à ces systèmes, et les critères pour mesurer les performances de ces systèmes.

Le deuxième chapitre, touché l'étape de l'extraction des caractéristiques, où nous avons expliqué le processus de descripteur locale le plus performant et l'importance de l'amélioration d'extraction caractéristiques discriminantes basé sur les histogrammes des petites régions dans l'image faciale.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation des fondamentaux d'apprentissage de sous-espaces multilinéaires. Ce chapitre est traité l'étape de la projection de sous espaces et la réduction multidimensionnelle de donnés. Pour cela, nous avons détaillé les notions mathématiques de l'algèbre multilinéaire. Ensuite, nous discutons les méthodes de la réduction de données linéaire et leurs extensions multilinéaires. En ce termine le chapitre par une vue superficielle pour notre approche hybride proposée.

Le quatrième chapitre représente la mise en œuvre et l'implémentation de la méthode proposée. Nous présentons notre nouvelle méthode hybride (multilinéaire + linéaire) de la réduction de dimensionnalité nommé MEFDA+EFM pour la reconnaissance faciale 3D. Une étude approfondie visant à évaluer **MEFDA+EFM** par rapport à d'autres méthodes existantes à l'aide la base de données CASIA 3D.

CHAPITRE I

Biométrie et la reconnaissance de visage

1.1 Introduction

L'identification d'un individu d'après leurs caractéristiques exceptionnelles ou ce qui connait par 'la biométrie' a été utilisée depuis d'une dizaine d'années. C'est un domaine de recherche vaste basé sur des systèmes biométriques très sensibles où ils nécessitent de plus en plus la fiabilité, la fidélité et la robustesse contre les défis et les problèmes qui font brouiller à la performance de l'identification et de la décision de ces systèmes.

Dans ce premier chapitre nous définirons quelques modalités de la biométrie en globale et en particulier nous expliquons la biométrie faciale, quelques applications utilisées dans cette modalité biométrique ainsi que la structure générale d'un système de reconnaissance faciale et les difficultés qui les perturbent.

1.2 Intelligence artificielle et reconnaissance des formes

L'intelligence artificielle (IA), définie comme intelligence présentée par les machines. L'IA est l'ensemble des théories, méthodes et des techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence d'être humain. Il comprend des programmes qui incluent un comportement intelligent qui indique au périphérique ce qu'il doit faire, notamment les périphériques qui identifient les formes et distinguent les uns des autres [7].

Parmi les applications des systèmes de l'IA on trouve, reconnaissance des formes, vision artificielle, exploration de données, Industrie lourde, Hôpitaux et médecine, Police intelligente, Service client en ligne et par téléphone, Maintenance des télécommunications…etc. La vision artificielle, par exemple, permet à la machine de déterminer précisément le contenu d'une image pour ensuite la classer automatiquement selon l'objet notamment. Notre cotexte de travail dans ce mémoire est la biométrie faciale, qui est considérée comme l'une des techniques du domaine de la reconnaissance des formes.

1.3 Modalités du système biométrique

Un système biométrique est un système de mesure automatique qui consiste à identifier un individu à partir de ses caractéristiques biologiques, comportementales ou physiologiques

afin de faire l'authentification ou bien l'identification [8]. Dans ce qui suit, nous listons les différentes modalités biométriques utilisées pour identifier automatiquement les personnes.
La figure 1.1 et 1.2 montre quelque type de la biométrie.

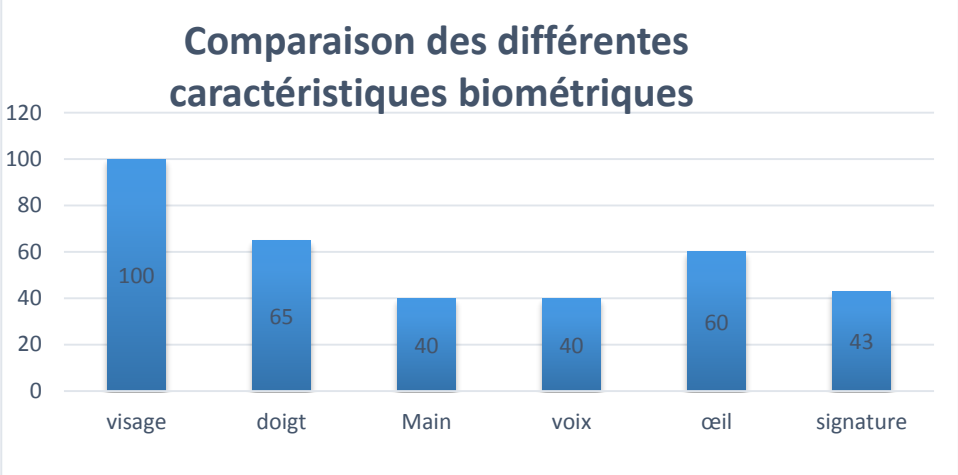


Figure 1. 1 : Comparaison des différents caractéristiques biométriques .

❖ Visage

Le visage est la première façade et l'échelle biométrique la plus complète qui contiennent un ensemble de mesures et d'autres qualités essentielles.et malgré toutes les complexités et tous les défis[9], les travaux de recherche visant à améliorer et du développer des systèmes de reconnaissance faciale plus robuste et précise sont encore continus.

Le système biométrique des visages est basé soit sur l'emplacement, la forme, les traits du visage, les sourcils, le nez, les lèvres, la ponctuation, et la relation spatiale entre eux, soit sur une analyse complète du visage [10]. Cependant, malgré toutes ces techniques et ces potentiels, il y a des problèmes qui sont reste comme des défis pour les chercheurs de ce domaine. Parmi ces défis on trouve l'éclairage, la variation de la pose, les obstacles devant le visage, les expressions faciales, ce que nous cherchons à résoudre dans notre travail.

❖ Iris

L'iris est une structure spéciale et un système de nidification unique à chaque individu, est un anneau situé entre la pupille et le blanc de l'œil. L'iris contient des multiples des caractéristiques comme sillons, cryptes, anneaux, crêtes, couronne, taches de rousseur et ligaments arqués,… etc. [10].

C'est pourquoi il a besoin d'une variété d'applications telles que les caméras standard pour la capture et calculer les distances afin d'assurer la précision des caractéristiques calculées. Elle est considérée comme l'une des méthodes fiables et précises en biométrie car elles permettent de distinguer les personnes de manière unique [9] même chez les jumeaux, et détecter les manipulations et changement utilisé avec de fausses lentilles de contact. Bien que ce domaine soit connu pour une variété de développement, ses systèmes sont devenus moins onéreux qu'au début, mais comme tout dispositif essentiel, le système de reconnaissance de l'iris se heurte à certains obstacles, tels que le problème de l'éclairage et les modifications mineures apportées au cours de la vie [11].

- La voix

Il est possible de reconnaître quelqu'un à partir de sa voix, ceci est fait par l'analyse du signal parole. La voix d'un individu est basée sur des caractéristiques physiques telles que les voies vocales, la bouche, les cavités nasales et les lèvres qui sont invariantes pour un individu. La voix ou le signal parole change beaucoup au cours d'une période de temps, alors il n'est pas utile dans la reconnaissance des personnes à grande échelle [8].

- L'empreinte digitale

Une empreinte digitale est un motif de crêtes et de sillons situés sur le bout de chaque doigt. Il a été utilisé pour l'identification des individus pendant de nombreuses années car sa précision était très élevée[10]. En outre, l 'empreinte digitale est resté à l'heure actuelle la méthode biométrique la plus utilisée car elle est constituée un motif unique, universel et permanent [9]

- Signature

Le système d'identification des propriétaires de la signature est un système biométrique comportemental. Il existe différents types, dont certains dépendent de la vitesse du stylo et d'autres de la vitesse et de la pression [10]. Certains systèmes analysent la signature sous formes géométriques simples et tirent parti des caractéristiques de la définition. Autres systèmes basés sur le chemin et la rapidité de la signature en plus des formulaires et de ce qu'on appelle dynamique [9] .Les systèmes de signatures sont relativement faibles en termes de crédibilité, malgré toutes leurs conclusions. On peut dire que la porte reste ouverte pour plus d'idées et de solutions pour l'amélioration de ces systèmes [11].

D'autre part, un énorme nombre des travaux de recherche ont été réalisés au cours des trois dernières décennies et le visage est la modalité biométriques la plus utilisé [12], (voir figure 1.1).

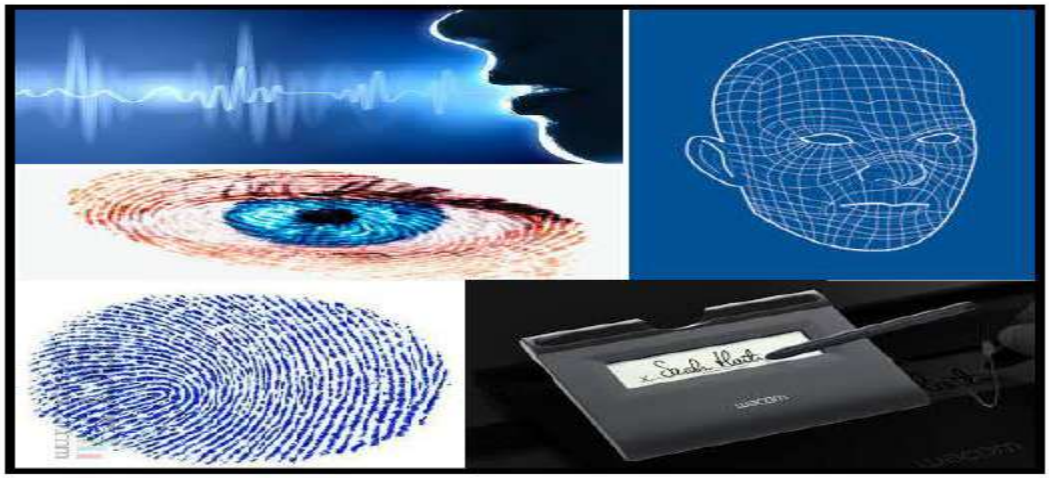


Figure 1. 2 : Quelques types des modalités biométrique

1.4 Types d'applications de la biométrie faciale

Il existe de nombreuses applications du système de mesure biométrique pour les visages en raison des domaines multiples et des utilisations différentes, parmi eux :

1.4.1 Reconnaissance 2D et 3D de visage

Un système de mesure biométrique est basé sur de nombreuses étapes qui cherchent toutes à prendre des caractéristiques correctes et fiables des individus. Au début, tous les systèmes biométriques du visage sont adoptées la représentation 2D pour les images des visages pris, mais étant donné les défis auxquels ces systèmes étaient confrontés, une représentation tridimensionnelle 3D était proposée, qu'elle est développée rapidement récemment et a permis une incarnation précise aux caractéristiques du visage par rapport à la représentation 2D, Cependant, il fait également face à des défis car la forme 3D traite le visage comme un objet solide [8].

1.4.2 Estimation de l'âge

Le visage produit une collection d'informations non verbales, telles que la race, le sexe et surtout l'âge, qui sont lues par des applications spéciales, largement utilisées dans le domaine de la sécurité de données. Elles permettent de retrouver des personnes disparues, de surveiller certains processus telle que le contrôle de l'utilisation de l'internet pour les petits enfants [13]. L'estimation de l'âge automatiquement par la machine est un sujet fertile pour la recherche et le développement mais le processus restera difficile en raison des circonstances affectant les caractéristiques du visage.

1.4.3 Détection d'usurpation (anti-spoofing) de visage

Les systèmes biométriques actuels font l'objet de nombreuses tentatives de piratage et de déception. Malheureusement, il a été démontré que les techniques conventionnelles de reconnaissance de visage en 2D sont vulnérables aux attaques par usurpation, où une personne tente de se faire passer pour une autre en falsifiant ses données biométriques et en y obtenant un avantage illégitime. Un échantillon biométrique (par exemple une image de visage) usurpé est présenté au système biométrique et tente d'être authentifié, ces systèmes peuvent être différencie entre une vraie personne et leur photo présentée par le fraudeur.

1.4.4 Vérification faciale de la parenté

L'individu peut distinguer la parenté à l'œil nu même si les visages ne lui étaient pas familiers auparavant, Sur la base de ce constat, de nombreuses applications ont été développées qui permettent de déterminer la parenté dans des proportions différentes. La parenté est une relation génétique entre deux membres de la famille, y compris parent-enfant, frère-sœur-frère et sœur, grand-père-petit-enfant. Certaines applications ont été traitées avec des techniques basées sur les caractéristiques telles que la couleur de la peau, des expressions dynamiques ou des caractéristiques saillantes qui sont généralement identiques en [14]. Ces dernières années, des méthodes modernes ont émergé telles que le choix, et la fusion des différentes modalités biométriques. La reconnaissance de la parenté se réfère à une tache pour reconnaître la relation de sang entre une paire de visages, parant ou non-parent basée sur des traits extraits d'images faciales, dans laquelle ces systèmes capables de déterminer le type exact ou le degré de cette relation. Par conséquent, dans la reconnaissance automatique de parenté à l'aide de techniques de vision par ordinateur, la machine est capable de distinguer les parents de personnes sur une inspection de leurs images [15].

1.4.5 Reconnaissance d’expressions faciale chez l’enfant

Les gens peuvent identifier avec précision et comprendre l'expression d'un visage en un seul coup d'œil. Cependant, chez les enfants il y a des problèmes de communication avec leurs parents, leurs enseignants et d’autres enfants. Grâce à les techniques de la biométrie faciales et l'intelligence artificielle, des systèmes modernes ont été développés pour identifier les expressions faciales chez les enfants. Ces systèmes permettent d’identifier et d’analyser les sentiments et les émotions des enfants, ce qui procure un excellent service aux parents et aux médecins spécialisés en pédiatrie pour faciliter la communication avec les petits enfants.

1.5 Système de la reconnaissance de visage

Nous avons mentionné que les systèmes de la reconnaissance de visages sont diversifiés et multipliés, Étant donné de différentes difficultés qui ont eu et l'amélioration continue qui a eu ce domaine, nous les expliquons dans la suit :

1.5.1 Difficultés de la biométrie faciale

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Cette reconnaissance et identification pour les êtres humains est difficile en présence des variations de l'environnement telles que les variations d'illuminations, variations des poses de la tête, des occultations…etc. La même chose pour la machine, ces défis de l'environnement d'acquisitions ou on peut dire les milieux non contrôler affect les performances des systèmes de reconnaissance de visage qui se dégradent remarquablement. Dans cette section, on décrit les principaux problèmes qui entravent l'analyse des visages et rendre le système de reconnaissance de visage faible.

- Changement d'illuminations

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue. Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée [16], deux types d'éclairage peuvent influencer celle-ci : l'illumination globale (ou ambiante) et l'illumination locale. Alors que l'illumination globale affecte tout le visage de manière uniforme (ou presque), l'illumination locale entraîne la création de zones d'ombre et de zones éclairé et ce de manière non linéaire [17] . La figure 2 présente un exemple du visage de la même personne avec des variations d'illuminations.



Figure 1. 3 : Exemple d'un visage d'une même personne subissant un changement de luminosité

❖ Variation de poses

Le changement de l'angle d'inclinaison de la tête engendre de nombreux changements d'apparence dans l'image collectée. Les rotations en profondeur engendrent deux types de difficultés [16]. Tout d'abord, elles amènent des différences de profondeur qui projetées sur le plan 2D de l'image, résultent en des déformations (étirement de certaines parties du visage et compactage d'autres régions). Secondement, elles peuvent à l'occultation de certaines parties du visage (par exemple, dans une vue de trois quarts, une partie du visage est cachée). La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation < 30°), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30°, la normalisation géométrique n'est plus possible [17]. La figure 3 présente un exemple du visage de la même personne avec des variations des poses de la tête.



Figure 1. 4 : Exemple de variation de poses

❖ La variation des expressions faciales

Les visages sont des objets non rigides. L'expression faciale de l'émotion, peut produire des changements d'apparence importants des visages. Le nombre de configurations possibles est incalculable [16]. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. 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. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu. L'information temporelle fournit une connaissance additionnelle significative qui peut être utilisée pour résoudre ce problème [17]. La figure 4 illustre des variations d'expressions faciales.



Figure 1. 5 : Exemple de variation des expressions faciales

- Autres difficultés

Il existe d'autres types de difficultés qui peuvent apparaître pour un système de reconnaissance de visage. Parmi ces problèmes, on trouve par exemple, les occlusions, la présence de maquillage, le vieillissement, les opérations chirurgicales sur la peau de visage et la présence ou l'absence des composantes structurelles (les moustaches, la barbe, les lunettes, le foulard), les images de visage à faible résolution ainsi que l'effet âge [18].

1.5.2 Structure général d'un Système de reconnaissance de visages

Système biométrique facial 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 en jeu une vérification sur une liste de surveillance, où un individu est comparé à une liste restreinte de suspects. Un système de reconnaissance de visage se décompose en de deux phases, la phase d'apprentissage (offline) et la phase de test (on-line).

La phase d'apprentissage sera réalisée une seule fois dans laquelle l'enrôlement des images faciales des différentes personnes est utilisé afin d'extraire la signature biométrique de chaque individu. Pendant la phase de test, les nouvelles données sont comparées avec les données d'entraînement qui sont apprises dans la phase d'apprentissage afin de prendre une décision d'accepter ou rejeter le candidat.

Le principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale peut être résumé en trois étapes principales, détection de visage et prétraitement, extraction des caractéristiques et enfin la comparaison (classification) et décision [16] .La figure (1.6)illustre les différentes étapes de notre système.

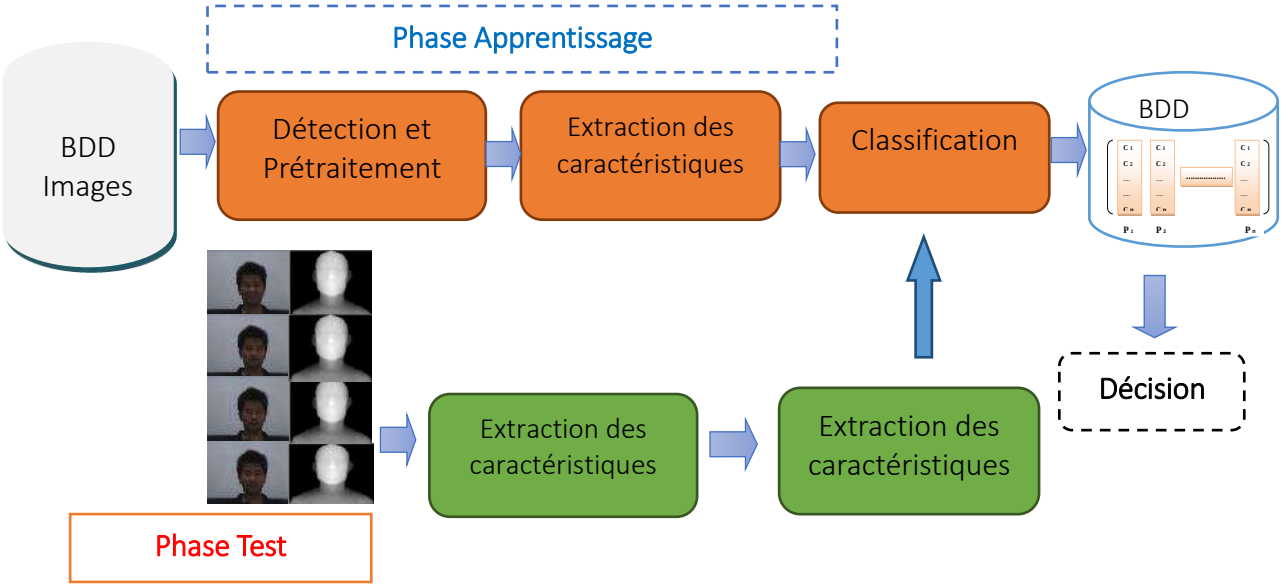


Figure 1. 6 : Organigramme d'un système de reconnaissance de visage

Il y'a deux scenarios de fonctionnement d'un système biométrique de reconnaissance de visage figure 1.7 :

❖ **Identification**

Comprend une seule étape ou l'utilisateur pose la question qui suis-je ? et selon le protocole de la base de données (1: N) ou (N: N) il peut déterminer l'identité d'un individu inconnu d'après la comparaison de son échantillon biométrique à tous les échantillons biométriques dans la base, s'il est correspondu à celui d'une personne de la BDD son numéro est renvoyé [8, 19] .

❖ **Vérification (Authentification)**

Consiste en une correspondance un à un (1:1) et répondre à la question suis-je ce que je prétends être ?, L'utilisateur fournit un identifiant au système puis un échantillon biométrique et comparé l'avec un autre échantillon correspondant. Le score correspondant de la comparaison est défini entre 0% et presque 100% [8, 19].

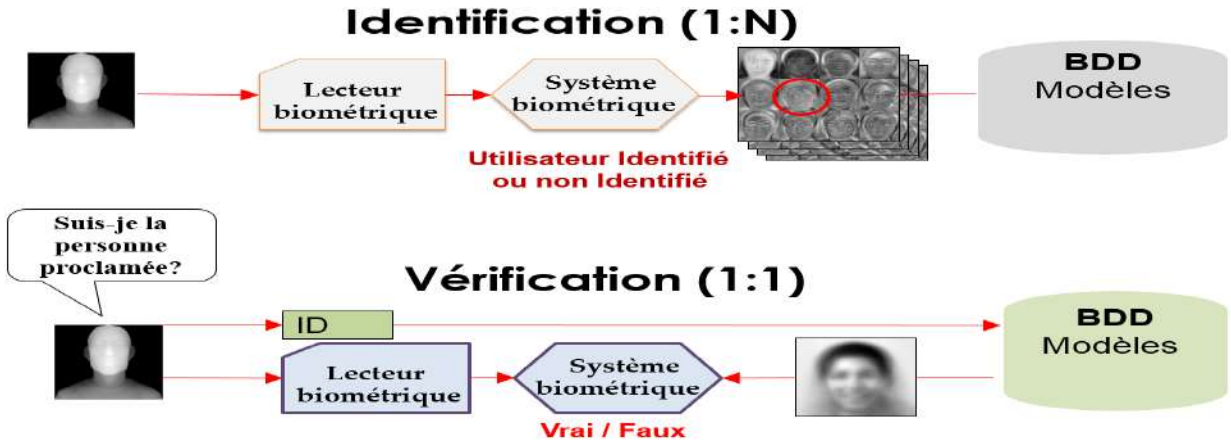


Figure 1. 7 : Identification et Vérification biométrique **[8]**

1.5.2.1 Détection de visage

La détection de visage est une étape très importante pour le SRV consistant à détecter et localiser avec précision le visage humain (ou plusieurs visages) dans une image 2D ou 3D. La figure 1.8 illustre un exemple de la détection de visage à partir d'une image couleur RGB et le résultat est une image niveau de gris détectée avec un masque elliptique. La détection de visages dans l'image est un traitement indispensable et crucial avant la phase de reconnaissance. Plusieurs approches sont proposées dans la littérature, Au milieu des années 90, la plupart des travaux sur la détection sont focalisés sur la segmentation d'un visage unique à partir d'un arrière-plan simple ou complexe. Parmi ces approches, nous trouvons des méthodes basées sur : la connaissance d'un modèle entier de visage, la mise en correspondance avec des modèles déformables, la couleur de la peau humaine et les réseaux de neurones[11]. Nous pouvons dire qu'une bonne détection et localisation de la zone faciale donne est considérée comme une étape nécessaire pour parvenir à un système connu sous le nom de haute précision. La méthode la plus utilisée dans la littérature pour la détection de visage en 2D est le détecteur Viola-Jones proposé en 2002 par P. Viola et M. Jones [20], ce papier est cité plus de 11750 fois selon Google Scholar.

D'autre part, la détection de visage a de très nombreuses applications directes en vidéo-surveillance, biométrie, robotique, commande d'interface homme-machine, photographie, indexation d'images et de vidéos, recherche d'images par le contenu, etc.

1.5.2.2 Prétraitement

Le prétraitement suit la phase de la détection. On l'appelle aussi la phase de normalisation puisqu'elle ramène à un format prédéfini à toutes les images extraites de l'image brute, cette étape consiste deux processus, une normalisation géométrique à cause de la variation de la taille du visage à l'intérieur de l'image acquise en fonction de la distance entre le module d'acquisition et la personne et une normalisation photométrique pour traiter l'illumination dans l'image [12]. La qualité des données biométriques acquises par le capteur biométrique est d'abord évaluée afin de déterminer sa pertinence pour un traitement ultérieur [11] et retirée les parties contenant des informations inutiles, les données acquises sont modifiées afin d'améliorer la qualité de la modalité [13] car il est important que toutes les images soient de taille identique, à la même échelle et au même format concernant les couleurs, puis un ensemble de caractéristiques saillantes et discriminatives sera extrait pour représenter / modéliser le trait biométrique [11]. Une illustration

de l'étape prétraitement et détection d'une image d'intensité 2D et une image profondeur 3D d'un remplissage des trous d'un visage dans la figure 1.8.

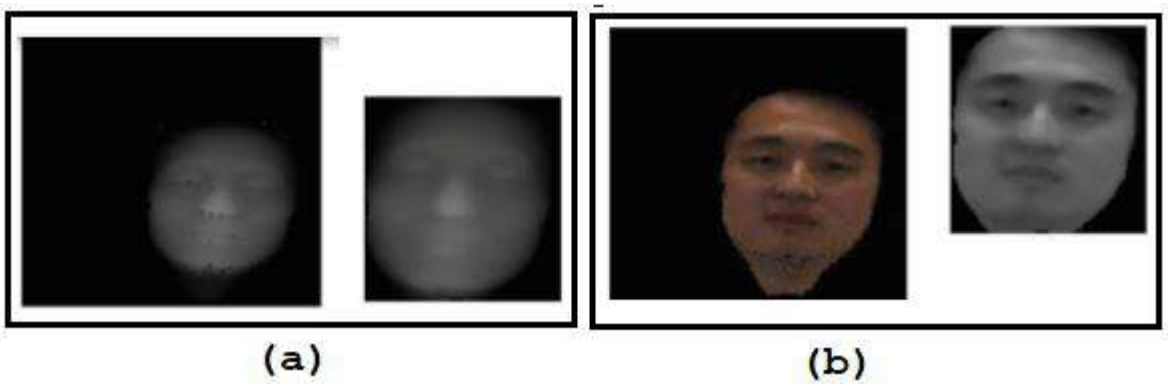


Figure 1. 8 : Prétraitement et détection, (a) Image de profondeur, (b) image d'intensité 2D.

1.5.2.3 Extraction des caractéristiques

Cette étape représente le cœur du système de reconnaissance, on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées pour être utilisées plus tard dans la phase de décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes. L'analyse est appelée indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques. L'efficacité de cette étape a une influence directe sur la performance du système de reconnaissance de visage [16] Récemment, l'extraction des caractéristiques discriminantes des images faciales basées sur les descripteurs locaux comme le SIFT, LBP, LPQ, BSIF et leurs variantes est la méthode la plus utilisée et la plus efficace pour les SRVs [16, 18, 21]. L'extraction des caractéristiques nous a donné des vecteurs caractéristiques de grande dimension, cela conduit à un problème de la redondance de l'information ainsi que le traitement donné de grande dimension. Afin de réduire la dimension de ces vecteurs,

l'extraction des caractéristiques est souvent suivi par un processus que l'on appelle l'apprentissage de sous espace ou la réduction de dimensionnalité qui 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 [22]. La réduction de la dimensionnalité joue un rôle très important non seulement pour les difficultés de traiter la haute dimension des caractéristiques faciales, mais aussi pour le problème de multi classes (personnes) [8].Pour la reconnaissance du visage, il peut y avoir plus de centaines de personnes dans la base de données, et chaque personne a des dizaines d'images, ce qui nous adonne un problème de

discrimination entre les classes. Parmi les avantages des méthodes de la réduction de la dimension est le renforcement du pouvoir de discrimination entre les classes de la base de données. Ceci est appelé le défi de la classification multi-classes. Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature, et deux algorithmes, PCA (Principal Composant Analysis) et LDA (Linear Discriminant Analysis) et leurs extensions sont des algorithmes de base pour la plupart des approches proposées [8, 23] ,il y a aussi d'autres méthodes telle que EFM [23], OLPP [8], PCA[24]. Notre contribution dans ce mémoire orbitant autour de cette étape, l'extraction des caractéristiques et la réduction de données. Cela ce que nous allons voir par détail dans notre dernier chapitre.

1.5.2.4 La comparaison (classification) et la décision

Cette étape Compare les caractéristiques biométriques d'une personne avec les autres caractéristiques mémorisées dans la base de données. Ce module fonctionne soit en mode vérification pour une identité proclamée ou bien en mode identification pour une identité recherchée, c'est l'étape qui fait la différence entre eux. Elle trouve le mieux modèle correspond parmi les modèles stockés dans la base de données [10] selon l'ensemble des informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérisent un ou plusieurs individus [7]et encapsule aussi un module de prise de décision, où les scores de correspondances sont utilisés soit pour valider une identité proclamée ou pour fournir un classement d'identité, inscrites dans la base de données, afin d'identifier cet individu [11].

1.5.2.5 Bases de données pour la reconnaissance de visage

Les bases de données contenant des informations permettant l'évaluation des systèmes de reconnaissance de visages, ces derniers sont multiples ,chacune est construite avec des conditions telles que changements de pose, d'expressions faciales ,d'illumination et le nombre de sessions pour chaque individu [18] ,le tableau (1.1) illustre quelques bases de données les plus populaires [8].

Tableau 1.1 : Les BDD 2D et 3D proéminentes et leur caractéristiques.

Base de Données	Type de Données		Nombres de Personnes	Nombre des images	Variations de visage		
	2D	3D			Illumination	Pose	Expression
ORL	*		40	400	Oui	Oui	Oui
AR	*		116	3000	Oui	Oui	Oui
Yale	*		15	165	Oui	Oui	Oui
Yale B	*		10	5760	Oui	Oui	Non
FERET	*		1119	10000	Oui	Oui	Oui
CMU PIE	*		68	41368	Oui	Oui	Oui
FRVT	*		30000	120000	Oui	Oui	Oui
LFW	*		5749	13233	Oui	Oui	Oui
MSU		*	90	533	Non	Non	Oui
Gavab DB		*	61	549	Non	Oui	Oui
Notre Dame		*	277	953	Oui	Oui	Oui
FRGC V1		*	275	943	Oui	Oui	Oui
FSU		*	50	300	Non	Non	Oui
MPI		*	200	/	Oui	Oui	Oui
FRGC V1		*	275	943	Oui	Oui	Oui
FRGC V2	*	*	466	4007	Non	Oui	Oui
XM2VTS	*	*	295	2360	Oui	Oui	Non
BU-3DFE	*	*	100	400	Non	Non	Oui
BU-4DFE	*	*	101	60600	Non	Oui	Oui
CASIA3D	*	*	123	4624	Oui	Oui	Oui
ZJU-3DFED	*	*	40	360	Non	Oui	Oui
Texas	*	*	118	1149	Non	Oui	/
3D_RMA	*	*	360	120	Non	Oui	Oui
IV^2 multimodal	*	*	365	2880	/	/	Oui

1.5.3 Mesure de la performance d'un système biométrique

Dans les systèmes basés sur les mots de passe, une correspondance parfaite est nécessaire entre les deux chaînes de caractères pour valider l'identité d'un individu. Par contre, les systèmes biométriques rencontrent rarement deux modèles biométriques d'un même utilisateur présentant exactement les mêmes vecteurs de caractéristiques. Il est donc rare d'avoir deux modèles biométriques exactement similaires provenant du même utilisateur. En effet, une correspondance parfaite entre deux vecteurs de caractéristiques peut indiquer la possibilité qu'il y ait une attaque lancée contre le système. La variabilité observée entre les vecteurs de caractéristiques provenant d'un même individu est appelée variation "**intra-classes**", et la variabilité observée entre les vecteurs de caractéristiques provenant de différents individus est appelée une variation "**interclasses**" [11]. Les systèmes biométriques doivent être évalués afin d'estimer les différents paramètres. La performance mesure l'efficacité et la fiabilité d'un système biométrique dans un contexte d'utilisation donné. Un ensemble des critères a été proposé dans la littérature pour mesurer les performances d'un système de reconnaissance de visage.

1.5.4 Mesure des performances pour le mode vérification

Couramment, les critères de mesure de la performance utilisés pour le mode vérification et le mode Identification (Reconnaissance) sont illustrés dans le tableau 1.2 et 1.3.

Tableau 1.2: Les critères de mesure de la performance utilisés pour le mode identification

Mode	Paramètre	Définition	Equation
Identification	**TI** (Taux d'Identification) ou **TR** (Taux de Reconnaissance)	Représente le pourcentage de toutes les entrées du système qui sont correctement identifiées.	**TR** = Nbr de test correctement identifiées / nombre total d'images) * 100
	La courbe **CMC** (Cumulative Match Characteristic).	CMC trace le pourcentage d'individus reconnus correctement en fonction du nombre de rangs qui est considéré comme une correspondance (match) correcte.	/

Tableau 1.3 : Les critères de mesure pour le mode vérification

Mode	Paramètre	Définition	Equation
Vérification	Taux de Faux Rejet (**TFR**)	Pourcentage d'individus qui ont été faussement rejetés par le système alors qu'ils sont des clients.	$TFR = (Nbre\ de\ faux\ rejet) / (Nbre\ de\ clients)$
	Taux de Fausse Acceptation (**TFA**)	Pourcentage d'individus qui ont été acceptés par le système alors qu'ils sont des imposteurs	$TFA = (Nbr\ de\ Fausse\ Acceptation) / (Nbr\ d'imposteurs)$
	Taux d'Égale Erreur (**TEE**)	Point de fonctionnement correspond à une valeur où TFR=TFA.	Déterminer graphiquement
	Le Taux de Vérification (**TV**)	Représente les individus qui sont correctement vérifiés par le système, soit les clients acceptés ou bien les imposteurs rejetés. Le TV permet d'examiner la dégrée de sensibilité du système de vérification.	$TV = (100 - (TFA + TFR))$

Remarques

- Dans le mode Vérification le TEE est un compromis entre le TFA et le TFR, c'est-à-dire, si un des deux taux est augmenté l'autre sera diminué automatiquement. En d'autres termes, plus l'EER est faible, plus le système est performant.
- Dans le mode Identification la courbe CMC donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang [25] . On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit la plus proche image comme résultat de la reconnaissance. On dit qu'un système reconnaît au rang 2, lorsqu'il choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit le concept du système biométrique, le principe de fonctionnement de base, les différentes modalités biométriques utilisées pour identifier automatiquement les individus. Nous avons présenté, les différentes difficultés de la biométrie faciale, telles que les variations d'illuminations, la variation de poses de la tête et la variation des expressions faciales. Ensuite, nous avons introduit les bases de données de visage 2D et 3D universel les plus populaires. Finalement, nous avons terminé le chapitre par une présentation des mesures de la performance d'un système biométrique pour les deux modes de reconnaissance de visage, vérification et identification. Dans le chapitre suivant, nous présentons l'extraction de caractéristiques à l'aide des descripteurs locaux.

CHAPITRE II

Extraction des caractéristiques

2.1 Introduction

Tous les travaux de recherche, les essais, et les techniques proposées autour des systèmes de la reconnaissance de visage ont versé dans le même creuset, c'est l'amélioration de ces systèmes. Dans le même but et en face de quelques défis, tel que la voluminosité des informations dans les bases de données, le flou, l'illumination et les expressions faciales, nous essayerons d'illustrer dans ce chapitre les deux étapes les plus sensibles : l'extraction des caractéristiques et la Réduction multidimensionnel, la première partie est basée sur des descripteurs locaux comme le LPQ, BSIF, et LBP ainsi que ses variantes. Un pas très important aussi pour la réduction des données c'est les caractéristiques des sous-blocs des images faciales basées sur l'histogramme, on la prend dans le dernier point de la première partie

Les systèmes de la reconnaissance de visage basé sur l'un ou plusieurs de ces descripteurs et chacun a une méthode particulière mais tous les descripteurs utilisent des mécanismes pour coder et organiser les valeurs des pixels, ensuite, les histogrammes des chaque sous blocs sont utilisés comme une signature biométrique d'un côté. Et d'autre coté les dimensions des données font un grand fardeau dans la base de données ce qui nécessite un autre traitement de la réduction et ça ce que nous les détaillerons dans la deuxième partie où nous mentionnons les différents types de la réduction soit les techniques linéaires ou les multi linéaires, ensuite nous approfondis sur les techniques multi linéaires qui ont basées sur les tenseurs et le fond mathématique de ces derniers puis la définition ,déploiement et l'algèbre d'un tenseur et en se termine par une description de la méthode hybride proposée (MEFDA+EFM).

2.2 Amélioration du SRV basées sur les histogrammes des descripteurs locaux

Dans le premier chapitre, nous avons cité quelque défi et problèmes qui perturbent les systèmes de la reconnaissance de visages. Dans le but de l'amélioration de ces systèmes et résoudre ses problèmes, un ensemble de techniques et des méthodes ont été proposés. Les histogrammes des descripteurs locaux, l'une des tentatives d'amélioration des systèmes SRV la plus performants. Comme un premier pas les descripteurs locaux rendre à l'aide de ses propres méthodes les systèmes SRV plus robustes et ont donné des bons résultats, où d'un descripteur a

d'autre nous obtenons des résultats de reconnaissance plus précis. L'utilisation d'histogramme, c'est un autre pas qui a été faire la différence entre les multi techniques dans ce domaine, où nous trouvons que toutes les nouvelles propositions des descripteurs locaux sont basées sur l'égalisation d'histogramme ,comme un exemple le LGHP[26] qui est proposé par Chakraborty et al ,ce dernier a donné une performance supérieure à celle des descripteurs comparés LDP[27], LVP [28], LTrP [29] et le MLBP [30]. Nous mentionnons aussi la proposition du SLBFLE[31] qui a été proposée comme une approche apprend la représentation des visages automatiquement à partir des pixels bruts, ce descripteur basé sur un mappage des fonctionnalités et un dictionnaire ce qui aide à l'apprentissage [30] d'un mappage discriminant. Récemment, un autre descripteur a été proposé qui exploite la similarité dans les petits blocs dans l'image du visage, ce nouveau la calculé les caractéristiques de dégradé pondérées et utilise la relation entre les pixels pour le calcul dans des différentes zones et directions. Les caractéristiques calculées sont appelées MLGD [32]et même les descripteurs de bases qui ont déjà utilisées tel que LPQ [3], LBP[33], ses variantes, et les méthodes hybrides entre eux ont récemment dépend aussi aux histogrammes comme l'expérience dans [34] qui a donné une méthode hybride efficace. Dans notre expérience on prend en compte ce point de fort de l'amélioration des systèmes SRV et on utilise des descripteurs locaux avec et sans égalisation d'histogramme et on va voir les résultats.

2.3 Différents types des descripteurs locaux

Il y a plusieurs descripteurs et des multi techniques pour une meilleure reconnaissance de visage et nous choisissons les plus utilisées et les plus performants et parmi eux on constate le BSIF[35], LPQ[3], et LBP[33] et leurs variantes. Nous allons faire une description générale de ses méthodes.

2.3.1 Local Phase Quantification

Le flou dans l'image est très difficile et introduit de nouveaux artéfacts, donc il est souhaitable d'analyser la texture de manière insensible au flou. Une nouvelle méthode de classification des textures insensibles au flou a été proposée, basée sur la phase quantifiée de la transformée de Fourier à court terme (STFT) calculée dans des fenêtres d'image locale. Cette méthode est appelée quantification de phase locale ou, Local Phase Quantification (LPQ). Le descripteur LPQ a été désigné pour la première fois par Ojansivu et Heikkilä [3] , il ne retient dans l'image que l'information locale invariante à un certain type de flou, Il est insensible au flou central

symétrique, tel que celui causé par le mouvement linéaire et hors du foyer du capteur [8]. Le descripteur LPQ représente le flou spatial par une convolution entre l'intensité de l'image et une fonction PSF (Point Spread Function). Dans le domaine fréquentiel, il en résulte une multiplication. L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de Fourier à fenêtre à deux dimensions (2DWFT) [36] comme il est illustré dans la figure 2.1 avec les différentes étapes du descripteur (LPQ).

L'opérateur LPQ est basé sur la transformation de Fourier de la phase d'où on utilise cette dernière pour l'extraction de l'information de la phase locale basée sur l'application de la transformée de Fourier à court terme (STFT) calculé sur une zone rectangulaire M_x de $N * N$ voisins à chaque position de pixel x de l'image f (x) définie par :

$$F(u,x) = \sum_{v \epsilon x} f(x-y) e^{-2j\pi u^T y} = w_u f_x \quad (2.1)$$

Le voisinage des pixels N est le rayon R de descripteur dans lequel R=3, 5, 7 et 9. Chaque valeur de R est une échelle et lorsqu'on utilise tous les valeurs pour représenter une image on l'appeler LPQ multi-échelles.

Où w_u correspondent aux vecteurs de base de la décomposition à la fréquence u, f_x contient toutes les valeurs de l'image appartenant au voisinage N_x. Dans LPQ seulement quatre coefficients complexes sont considérés $u_1 = [a, 0]^T$, $u_2 = [0, a]^T$, $u_3 = [a, a]^T$ et $u_4 = [a, -a]^T$, où a est un scalaire suffisamment faible pour satisfaire la condition $H(ui) > 0$. Pour chaque position de pixel cela se traduit par un vecteur $\mathbf{f}_X^c$:

$$\mathbf{f}_X^c = [F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)] \quad (2.2)$$

L'information de phase dans les coefficients de Fourier est enregistrée, en observant les signes des parties réelles et imaginaires de chaque composante en $F(x)$. Ceci est fait en utilisant une quantification scalaire simple.

$$q_i(x) = \begin{cases} 1, & si\ g_j(x) \geq 0 \\ 0, & sinon \end{cases} \quad (2.3)$$

Où g_j représente la $j^{ième}$ composante du vecteur $\mathbf{g}(x)$ =(Re $F(x)$, Im $F(x)$). Les huit coefficients binaires $q_i(x)$ résultants sont représentés par des valeurs entières entre 0 à 255 en utilisant un codage binaire simple pour obtenir les étiquettes de LPQ, F_{LPQ} qui est définie par :

$$F_{LPQ}(X) = \sum_{i=1}^{8} q_j(x)\, 2^{j-1} \quad (2.4)$$

On obtient un vecteur d'une suite des nombres binaires des 1 et des 0. En les codées en décimales, chaque valeur entre 0 et 255 représente la valeur du pixel. L'image résultante diffère selon le nombre des pixels voisinages choisis, la figure montre quelque échantillon.

La figure 2.2 présente l'organigramme de l'ensemble des étapes nécessaire à la construction du descripteur LPQ pour une image visage.

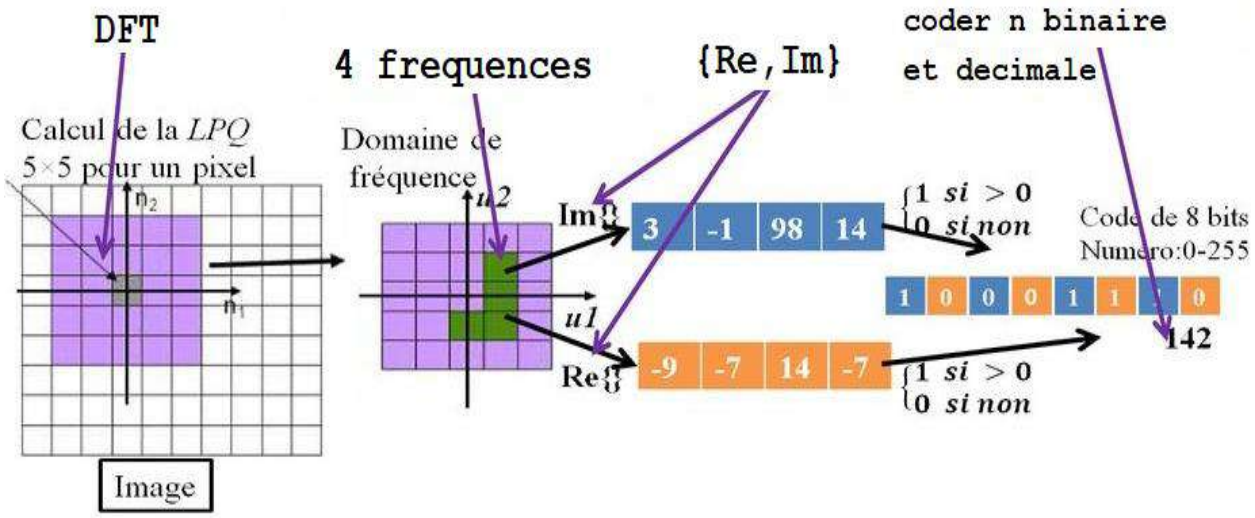


Figure 2.1: Organigramme de la méthode du descripteur LPQ [36]

La figure 2.2 illustre une image de profondeur codée par LPQ avec différentes échelles.

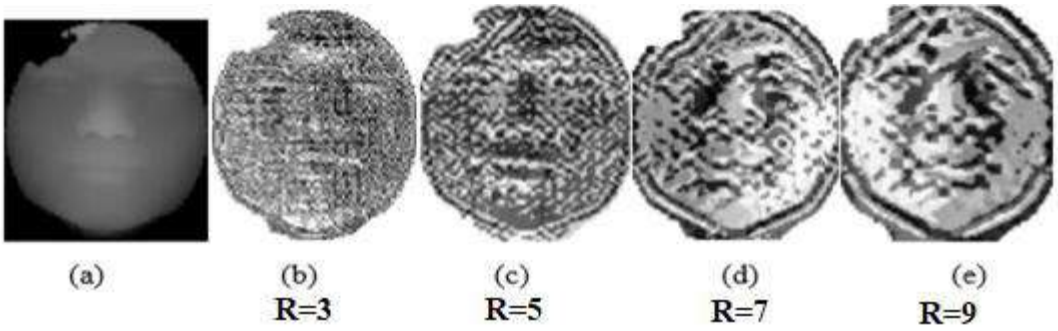


Figure 2.2: Image de profondeur codé par le descripteurs LPQ avec différents échelles [8]

2.3.2 Local Binary Pattern

Le descripteur LBP est un moyen puissant de description de la texture à cause de ses propriétés dans les applications du monde réel, son pouvoir discriminant, sa simplicité de calcul et sa tolérance aux changements [37], initialement il a été proposé par T. Ojala et al [33] en 2002 afin d'exprimer la texture des patchs de l'image [8]. Dans le LBP, chaque pixel central d'un voisinage de pixel 3 × 3 est comparé avec ses huit pixels voisins, les valeurs strictement négatives résultantes sont codées avec 0 et les autres avec un 1. Pour chaque pixel donné, un nombre binaire est obtenu en concaténant l'ensemble de ces valeurs binaires dans le sens horaire, ce qui commence à partir de l'une de ses voisines en haut à gauche. La valeur décimale correspondante du nombre binaire généré est ensuite utilisée pour marquer le pixel donné [38]. Autrefois, le descripteur LBP forme des étiquettes pour les pixels de l'image en souillant le voisinage (3 × 3) comme il est montré dans la figure (2.3) [37].

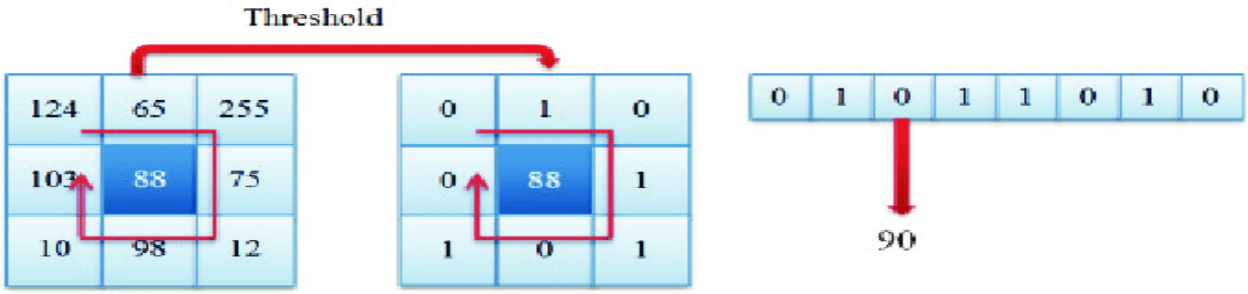


Figure 2.3 : Principe de codage pour le descripteur LBP [39]

Après cela, il a été utilisé des différents rayons de voisinages R des différents points d'échantillonnage P , ce qui permet d'extraire les caractéristiques dans différentes échelles ($LBP_{P,R}$) [8] figure 2.4 et 2.5.

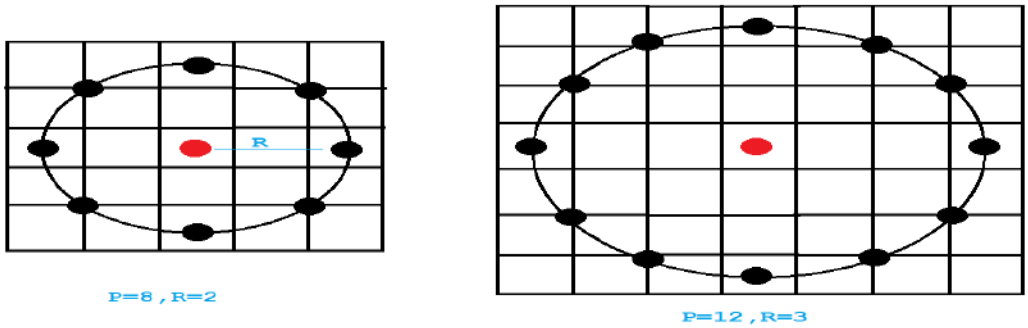


Figure 2.4 : LBP a différentes échelles

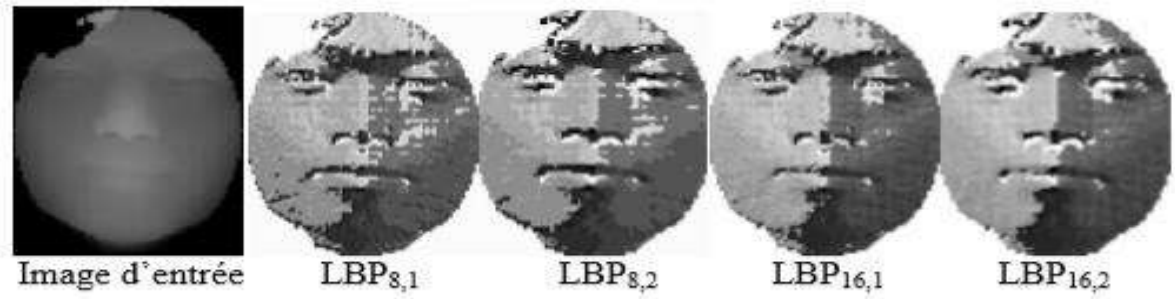


Figure 2.5 : LBP a différents échelles d'une image profondeur **[**8**]**

Soit gc le niveau de gris du pixel central, gp (p = 1...P) les niveaux de gris de ses voisins, l'indice LBP du pixel courant est calculé comme suit :

$$\mathrm{LBP}_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^{p} S(g_p + g_c) * 2^{p-1} \quad (2.5)$$

$$\text{Où : } S(x) = \begin{cases} 1 & si \quad x \geq 0 \\ 0 & ailleurs \end{cases} \quad (2.6)$$

Il y a d'autres opérateurs LBP qui sont proposés pour améliorer la capacité de discrimination du descripteur LBP originale. Comme le CLBP [40] ,Soft LBP [41] et une autre proposition pour coder les intensités des régions rectangulaires par le modèle binaire local sous le nom de multiples blocs de modèles binaires locaux abrégées en MB-LBP [38]. Parmi les nouvelles dérivées du descripteur LBP qui sont utilisés pour l'amélioration des SRVs on trouve : TPLBP[42], FPLBP[42], et les descripteurs Mean-LBP, λ-2RLBP, C2R-LB [43],on trouve aussi des variantes LBPH et LBPC avec des propositions hybrides dans [34].

2.3.3 Binarized Statistical Image Features

Le nouveau descripteur local BSIF a été récemment proposé par J. Kannala et E. Rahtu en 2012 [35]. Il a été utilisé pour la reconnaissance de visage et la classification de texture. Le principe de descripteur BSIF est de calculer un code binaire pour chaque pixel en utilisant un ensemble de filtres linéaires. En effet, inspirée du LBP et LPQ, l'idée principale de BSIF est d'apprendre automatiquement un ensemble fixe de filtres à partir d'un petit ensemble d'images naturelles en utilisant un schéma non supervisé basé sur l'algorithme ICA (Independent Component Analysis), au lieu d'utiliser des filtres fabriqués à la main comme dans LBP et LPQ [44]. Ces filtres appris peuvent être utilisés pour représenter chaque pixel de l'image donnée sous forme de chaîne de code binaire en calculant simplement sa réponse aux filtres appris avec un seuil de zéro. Le code binaire correspondant au pixel peut être considéré comme un descripteur local du motif d'intensité d'image

au voisinage du pixel [45]. L'ICA est utilisée pour l'apprentissage de l'ensemble des filtres linéaires en maximisant l'indépendance statistique des réponses (de filtres) [8].L'ensemble de filtres est appris à partir d'un ensemble d'apprentissage de 13 patchs images naturelles fournies par A. Kannala et al [35]. Il existe deux paramètres dans le descripteur BSIF: la taille du filtre l et la longueur n de la chaîne de bits. Les filtres W sont construits par l'utilisation de plusieurs choix différents de valeurs de paramètres [11]. Les détails de l'apprentissage des filtres linéaires, et ils sont brièvement décrits ci-dessous :

En supposant que : X est notre image d'entrée de taille $l * l$ et $W i$ le filtre linéaire de la même taille l . La réponse du filtre $S i$ est obtenue par :

$$S i = \sum_{u,v} W i\ (u, v)\ X\ (u, v) = w_i^T \text{ x} \qquad (2.7)$$

Où les vecteurs w et x contiennent les pixels de Wi et X.

La fonctionnalité binarisme *bi* est obtenue par :

$$= \begin{cases} 1 & \text{if } Si > 0 \\ 0 & \text{ailleur} \end{cases} \qquad (2.8)$$

Compte tenu de n filtres linéaires Wi, nous pouvons les empiler sur une matrice W de taille $n * l^2$ et calculer toutes les réponses à la fois, c'est-à-dire $S = W x$. On obtient la chaîne de bits b par la binarisation de chaque élément si de s comme ci-dessus. Ainsi, compte tenu des caractéristiques des détecteurs linéaires $W i$, le calcul de la chaîne de bits b est simple. En outre, il est clair que les chaînes de bits pour tous les blocs de l'image de taille $l * l$, entourant chaque pixel d'une image, peuvent être calculées facilement par n convolutions. Afin d'obtenir un ensemble utile de filtres Wi Kannala et Rahtu ont appliqué les concepts de et estimé les filtres en maximisant l'indépendance statistique des $S i$. Pour estimer les composantes indépendantes, il faut briser la matrice de filtre dans deux parties par : $S = W x = U V x = U z$.

Où $z = V x$ et U une matrice carrée ($n * n$) qui sera estimée via ICA (Independent Component Analysis), et la matrice V effectue le prétraitement canonique, c'est-à-dire la réduction de la dimension des échantillons d'apprentissage x [35]. La réduction des données basées sur la PCA est utilisée pour réduire la taille de x, ne gardant que les premières composantes principales qui sont divisées par leur écart-type pour obtenir les échantillons de données. Finalement, on obtient la matrice du filtre $W = U V$. Le vecteur de sortie est binarisé par le seuillage de chacun de ses éléments à zéro. Enfin, nous obtenons une chaîne binaire traitée comme un mot de code caractérisant le contenu de la zone de voisinage local sur un certain endroit dans l'image d'entrée. La figure 2.6 illustre la représentation BSIF d'une image de profondeur avec différentes tailles du filtre (l) et différentes longueurs de la chaîne de bits n [8].

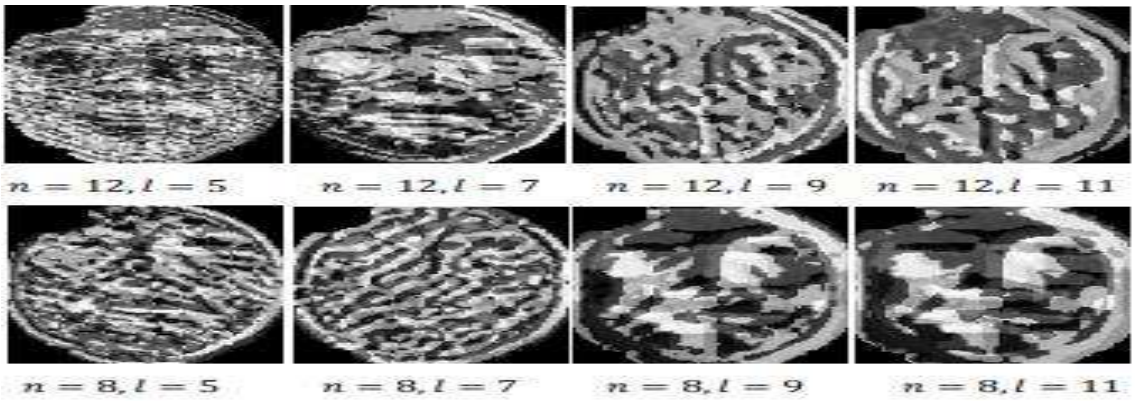


Figure 2.6 : La représentation BSIF d'une image de profondeur avec différentes tailles ($\boldsymbol{l}$) du filtre et différentes longueurs de la chaîne de bits n [8].

2.4 Extraction des caractéristiques d'histogrammes

Après le traitement des images avec l'un des descripteurs locaux nous obtenons une image dont les emplacements de pixels sont étiquetés avec le motif correspondant. Dans l'étape suivante, l'image est subdivisée en blocs de taille variable (ou le nombre des blocs est un paramètre variable) dans lesquels l'histogramme de chaque bloc est extrait. Ensuite, tous les histogrammes sont concaténés dans un seul vecteur de caractéristique qui représente la signature biométrique de l'image faciale [46]. Par conséquent, les histogrammes sont utilisés comme des caractéristiques discriminantes pour représenter l'information locale de l'image faciale. L'histogramme représente les informations sur les microstructures, telles que les bords, les taches et les zones plates, dans les régions locales [47]. La figure (2.7) illustre les étapes d'extraction de caractéristiques basées sur les histogrammes du descripteur local pour obtenir la signature biométrique d'une image faciale. L'histogramme (H) de l'image d'entrée (I) est calculé par :

$$H(i) = \sum x,y\ B\ (IP\ (x,y) = i\ avec : i \in [0,2p - 1]) \quad (2.9)$$

$$B(v) = \begin{cases} 1 & \text{lorsque v est vrai} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.10)$$

Où P est le nombre de bits. La taille du vecteur de caractéristiques de sortie est de 256 éléments multipliés par le nombre de blocs de chaque image et multipliés aussi par le nombre de bits de codage utilisé. Donc, une grande dimension d'information est produite pour la représentation de chaque image faciale dans la base de données. Une grande dimensionnalité des vecteurs caractéristiques conduit à une grande complexité de calcul ainsi que de la redondance d'information. C'est ce qui cause la faiblesse du processus de classification. Pour éviter ce problème, la réduction de la dimensionnalité est effectuée [8]. Pour cela la partie suivante du chapitre est consacrée pour les méthodes de la réduction de dimension pour les systèmes de reconnaissance de visage.

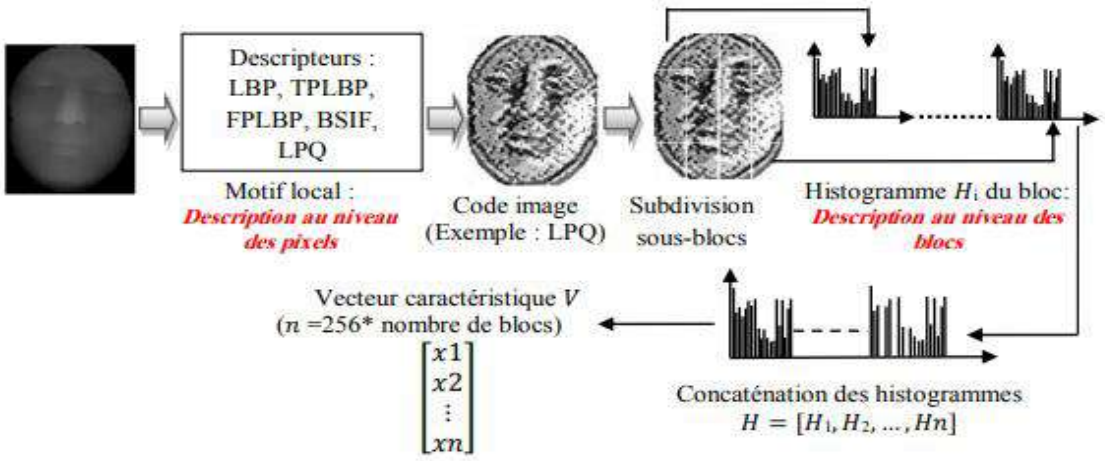


Figure 2.7: Les descripteurs et l'extraction de caractéristiques d'histogramme

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les trois descripteurs locaux LPQ, LBP, BSIF et les propriétés de chaque descripteur. Les histogrammes sont utilisés comme des caractéristiques discriminantes pour représenter l'information locale de l'image faciale. Après nous présentons les opérateurs de la réduction de dimension linéaire PCA, LDA, EFM, EDA et multilinéaire MPCA, MEDEA, MDA et MEDA. Ensuite, nous définissons les tenseurs, et leurs déploiements, et les différentes opérations mathématiques qui y sont associées (produit scalaire tensoriel, le produit extérieur et l'opérateur $\boldsymbol{n}$ -mode produit). Finalement, nous avons terminé le chapitre par une description de la méthode hybride proposée **MEFDA+EFM.**

CHAPITRE III

Réduction multidimensionnelle basée sur les tenseurs

3.1 Introduction

Ce chapitre donne un aperçu des techniques d'apprentissage de sous-espaces multilinéaire pour la reconnaissance faciale, permettant de réduire des données multidimensionnelles à partir de leurs représentations originales. Nous commençons ce chapitre par le fond mathématique de l'algèbre multilinéaire, par la suite nous clarifions la transition de la réduction de dimension du linéaire vers le multilinéaire et les différentes méthodes d'apprentissage de sous-espaces, on clôture ce chapitre par une description générale de notre méthode proposée de la réduction de dimension.

3.2 Contexte mathématique pour l'algèbre multilinéaire

L'algèbre multilinéaire est bâtie sur le concept de tenseur et développe la théorie des espaces tensoriels. La théorie se veut exhaustive et comprend l'étude d'un certain nombre d'espaces et l'exposé de leurs relations. Dans cette sous-section on présente les notions de base de d'utilisation des tenseurs.

3.2.1 Définition d'un tenseur

Un tenseur est une fonction qui a un ensemble de points et d'hyperplans, associe un réel, ceci de façon multilinéaire, c'est à dire de manière linéaire par rapport à chacun de ces points et hyperplan [48]. Nous définissons un tenseur d'ordre N comme un tableau multidimensionnel dont chaque élément est accessible via N indices (i1, . . ., iN). Ce tenseur est noté par : $A \in \mathbb{R}^{I1\times\cdots\times IN}$, et chacun de ses éléments est représenté par : $a_{i1\ \ldots\ iN}$, et $\mathbb{R}$ est l'ensemble des réels. Chaque dimension d'un tenseur est appelé « n-mode » en référence au $n^{\text{ième}}$ indice du tenseur. Définissons E (n) comme l'espace vectoriel de dimension I_n en mode n, associé au n-mode du tenseur A ou $1 \leq I_n \leq I_N$, $1 \leq I_N \leq N$. [49] [50]. Un tenseur est défini par son ordre et sa valence : L'ordre d'un tenseur correspond au nombre d'indices. La valence détermine le nombre d'indices contra variantes h et le nombre d'indices covariants k et se note (h, k). A noter que lors du changement de base, la valence donne le nombre de multiplications par la matrice de changement de base nécessaires k et le nombre par son inverse h. on prend des exemples de considération des tenseurs :

- Tenseurs d'ordre 0 : ce sont les scalaires. Nombres réels si l'espace vectoriel est réel, ou bien complexe, ou autres…, exemple : Longueur d'onde.
- Tenseurs d'ordre 1 : ce sont les vecteurs A^i ou les covecteur A_i, exemple: Coordonnées cartésiennes.
- Tenseurs d'ordre 2 : ce sont les matrices A_j^i , exemple : Image en niveau de gris ,ainsi que les tenseurs deux fois contra variantes T^{ij}, exemples : le tenseur électromagnétique, et les tenseurs deux fois covariants, exemples : la trace, le tenseur métrique .
- Tenseurs d'ordre 3 : ce sont les tenseurs à trois indices, notés A^{ijk}, A_{ijk} ,A_{jk}^i ,A_k^{ij} par exemple l'image RGB est un tenseur d'ordre 3 [51].

Plus généralement, on peut envisager des objets définis avec quatre, cinq, *n* indices A_{ijk} . . .). Un objet défini par indice et vérifiant les formules de changement de base est un tenseur d'ordre *n*. Sur un espace vectoriel de dimension finie *m*, chaque indice peut prendre les valeurs de 1 à *m*. Un tenseur d'ordre *m* sur cet espace a donc m^n coefficients selon une base donnée. Par exemple, si le tenseur d'ordre *n* représente une application multilinéaire de V×V×… ×V dans , alors :

$$A(\vec{a},\vec{b},\ldots..,\vec{l}) = \sum_{i,j,\ldots,u} a^i b^j \ \ldots\ l^u \ A(e_i e_j,\ldots,e_u) \tag{3.1}$$

On retrouve les coefficients du tenseur A en identifiant

$$A_{i,j\ \ldots u} = A(e_i e_j,\ldots,e_u) \tag{3.2}$$

Si le tenseur « relie » *n* espaces vectoriels de dimensions différentes $m_1, m_2, \ldots m_n$,alors le tenseur contient $\prod_{i=1}^{m} n_i$ coefficients.

3.2.2 Déploiement des tenseurs

Le déploiement matriciel (matriçage) d'un tenseur est une opération qui consiste à réindexer ses éléments afin de l'interpréter comme une matrice. Le q-ième déploiement de A, noté $[A]_q$ consiste à regrouper les indices de A en deux groupes (les q premiers indices et les d −q derniers indices) de telle sorte que ces nouveaux multi-indices numérotent respectivement les lignes et colonnes de la matrice $[A]_q$ [52]

$$[A]_q = \left[A\left((i_1,\ldots,i_q),(i_{q+1},\ldots,i_d)\right)\right] \in \mathbb{R}^{(n_1\ldots n_q)\times(n_{q+1}\ldots n_d)} \tag{3.3}$$

Une image peut être représentée par un tenseur d'ordre 3, $A \in \mathbb{R}^{I_1 \times \cdots \times I_N}$, où I_1 est le nombre de lignes, I_2 est le nombre de colonnes, and I_3 est le nombre de canaux. Dans le cas d'une image hyper spectrale, I_3 est égal au nombre de longueurs d'onde. La Figure (3.1) illustre les principes de déploiement du tenseur.

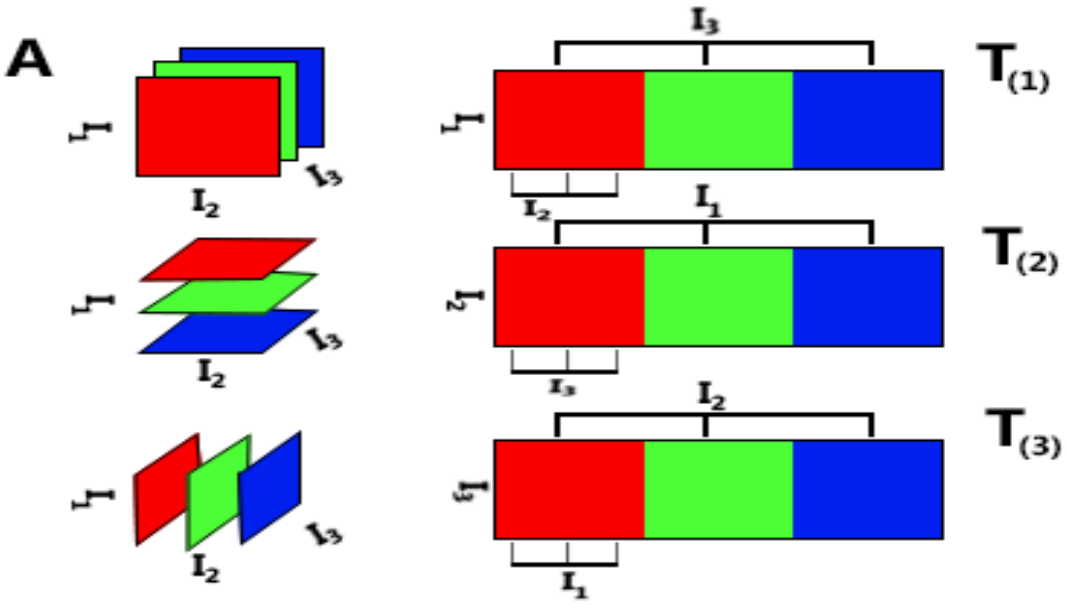


Figure 3.1 : Le déploiement d'un tenseur d'ordre 3 dans les différents modes [53].

Le tenseur **A** déployé le long du 1ier-mode donne la matrice **T** $_{(1)}$. Le tenseur A déployé le long du 2ième-mode donne la matrice T $_{(2)}$. Le tenseur A déployé le long du 3ième-mode donne la matrice T$_{(3)}$.En déployant une image le long du 3ième mode, nous obtenons une matrice 2D dont les colonnes sont les spectres, ou 'pixels spectraux' de cette image [53].

3.2.3 Opération mathématique

- Produit scalaire tensoriel : pour deux tenseurs A et B $\in \mathbb{R}\, I^{1\times\cdots\times IN}$, le produit scalaire est :

$$\langle \mathbf{A}, \mathbf{B} \rangle = \sum_{\mathbf{i_1}\ldots,\mathbf{i_N}} \mathbf{a}_{\mathbf{i_1}\ldots\mathbf{i_N}} . \mathbf{b}_{\mathbf{i_1}\ldots,\mathbf{i_N}} \qquad (3.4)$$

Propriété : On appelle (r, s) trace d'un tenseur A d'ordre p > 2, notée **tr**(r, s)A , le tenseur d'ordre p -2 dont les composantes sont la sommation sur les r^{é} et s^{e} indices (ils doivent être de variance différente) des composantes de A [54].

C'est donc la trace de la matrice est :

$$\langle A \,|B\, \rangle = \mathrm{tr}\,(\mathbf{A}_{n}\mathbf{B}_{n}^{T}) \tag{3.5}$$

Cas particulier : La trace d'un tenseur **A** d'ordre 2 est un tenseur d'ordre zéro :

La norme de Frobenius : La norme de Frobenius d'un tenseur A est noté par $\|A\|$ où :

$$\|\mathbf{A}\|_{\mathbf{F}}^{2} = \mathrm{tr}(\mathbf{A}_{\mathbf{n}}^{\mathbf{T}}\mathbf{A}_{\mathbf{n}}) = \sum_{i_1 \ldots, i_N} a_{i_1 \ldots i_N}\, 2 \tag{3.6}$$

- **Opérateur n -mode produit** [55] : La multiplication par rapport au mode-n d'un tenseur **A** $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{I_1 \times \cdots \times I_N}$ avec une matrice $B \in \mathbb{R}^{Jn \times In}$ donne un tenseur **X** notée :

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \times_{n} B \tag{3.7}$$

Ou chaque élément du tenseur est donné par :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A} \times_{n} B)_{i_1 i_{2..} i_{n-1} j_n j_{n+1..} i_N} = \sum_{i_n=1}^{I_n} a_{i_1 i_{2..} i_{n-1} j_n j_{n+1..} i_N} \cdot b_{j_n i_n} \tag{3.8}$$

On peut s'écrire X avec la forme matricielle en utilisant les matrices dépliantes :

$$X_n = B.\mathbf{A}_n \tag{3.9}$$

Où $\mathbf{X}_n$ et $\mathbf{A}_n$ représentent les matrices dépliantes des tenseurs A et B dans le n -mode. Ainsi le tenseur résultant des n -mode produits entre le tenseur $\boldsymbol{A} \in \mathbb{R}^{I1 \times \cdots \times IN}$ et les matrices $B^{(n)} \in \mathbb{R}^{Jn \times In}$ $n = 1, \ldots, N$ se définit par :

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \times B^{(1)} \ldots \times_{N} B^{(N)} \tag{3.10}$$

Les éléments indices du tenseur **X** sont donnés par :

$$x_{j_1 \ldots j_N} = \sum_{i_1=1}^{I_1} \ldots \sum_{I_N=1}^{I_N} a_{i} \ldots {}_{i_N} b^{(n)}{}_{j_1 i_1} \ldots b^{(N)}{}_{j_N i_N} \tag{3.11}$$

3.3 De la réduction de dimension linéaire vers la multilinéaire

La biométrie est devenue une technique prometteuse pour l'authentification des personnes. Il reconnaît les personnes en fonction de divers traits, tels que le visage. La plupart des systèmes biométriques utilisent les images de ces traits comme entrées [56]. Par exemple, les systèmes de reconnaissance de visage 2D capturent des images du visage de personnes puis les reconnaissent. Cependant, la mise en place d'un système de reconnaissance des visages dans le monde réel présente de nombreux défis [57] [58]. Un défi bien connu est "La grande dimension de la dimensionnalité des données", qui est aussi un problème général dans la reconnaissance de formes

[59]. Les techniques de réduction de dimensionnalité, y compris la sélection et l'extraction des caractéristiques, sont donc largement utilisées dans les systèmes de reconnaissance de visage pour résoudre ou atténuer ce problème. Les deux algorithmes couramment utilisés sont l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse discriminante linéaire (LDA). PCA et LDA sont des approches de sous-espaces linéaires basées sur la décomposition matricielle. Dans ces approches linéaires, l'image faciale, est une matrice de m sur n pixels, est considérée comme un vecteur de caractéristiques 1-D de taille m × n. Malheureusement, le processus de vectorisation de l'image implique la perte des informations de localisation des pixels. Plus récemment, beaucoup d'attention a été accordée à des approches de sous-espaces multilinéaires basées sur l'analyse tenseur de données dans des espaces de grandes dimensions. Ces approches permettent de préserver les informations essentielles sur la structure des faces. Les transformations multilinéaires ont tendance à analyser le multi-factor la structure des jeux d'images du visage à travers un nombre n d'index, qui définit l'ordre du tenseur. Les méthodes classiques de sous-espaces linéaires, telles que PCA et LDA, sont étendues à la PCA multilinéaire (MPCA) et à l'analyse discriminante multilinéaire (MDA) permettant la manipulation mathématique des tenseurs[60]. Le nombre des personnes dans la base de données et les multi images de chacun ont causé la dimensionnalité d'information ainsi que la redondance de l'information comme nous avons mentionné dans le premier chapitre. Dans le but de résoudre ce problème une série des techniques a été né et pas à pas ces derniers ont été amélioré aussi, où cela a conduit à l'apparition des méthodes de la réduction linéaire et non-linéaire. Les méthodes non-linéaires reposent sur l'algèbre multilinéaire ce qui est basé sur la représentation des données par les tenseurs d'ordre supérieur. Ainsi, depuis une quarantaine d'années, les décompositions tensorielles sont étudiées et plusieurs approches de la réduction de dimensionnalité ont été proposées. Parmi les méthodes de la réduction des dimensions linéaires les plus performantes dans les systèmes de la reconnaissance faciale nous allons mentionner le PCA [61], LDA[62] , EFM [63] et le EDA [64]. Ces méthodes sont récemment étendus à des méthodes multilinéaires telles que MPCA [65], MEFDA[6], MDA[66] et le MEDA [60] .

3.3.1 Approches de la réduction et l'apprentissage de sous-espaces linéaire

Les méthodes d'apprentissage de sous-espaces linéaires dans la reconnaissance du visage nécessitent de réorganiser les échantillons de données en longs vecteurs dans un espace de très grande dimension. Cela nécessite un grand nombre de paramètres à estimer, ainsi entraîne des coûts de calcul et des exigences de mémoire élevés. Au-delà des problèmes de mise en œuvre, la

réorganisation de l'échantillon de données casse la structure et la corrélation naturelles et supprime les redondances et les dépendances dans leurs formes tensorielles naturelles dans laquelle des représentations plus compactes peuvent être obtenues [67, 68]. Ceci a inspiré le développement récent d'algorithmes d'apprentissage de sous-espaces multilinéaires [65, 66]. Dans la suite, les approches les plus célèbres et les plus utilisées sont reprises.

3.3.1.1 Linear Discriminant Analysis (LDA)

LDA a été proposée par Belhumer et al en 1997 [62]. L'algorithme LDA permet d'effectuer une véritable séparation de classes (classe c'est à dire personne dans la BDD), selon un critère mathématique qui minimise les variations entre les images d'un même individu (variations intra-classes S_B) toute maximisant les variations entre les images d'individus différents (variations interclasses S_w) [24]. Avant le calcul des matrices inter et intra classes on calculant l'image moyenne (m) de la base d'apprentissage (M) et la moyenne (m_i) de chaque classe d'un personne c_i (avec ni échantillons dans une classe) ,la soustraction entre la moyenne de la matrice M et la moyenne de chaque classe nous donnera une nouvelle image ,d'après cette étape on peut calculer la matrice dispersion d'intra classes et la matrice dispersion d'inter classes [24, 69, 70]. Les étapes de l'algorithme LDA peuvent être résumées comme suit :

$$S_w = \frac{1}{n}\sum_i^c \sum_j^n (x_j - m_i)(x_j - m_i)^T \quad (3.12)$$

$$S_B = \frac{1}{n}\sum_i^c n_i(\bar{x}_i - m)(\bar{x}_i - m)^T \quad (3.13)$$

La critère d'optimisation de Fisher qu'est définie par l'équation (3.13) cherchant à maximiser la dispersion Sw et minimiser la dispersion S_b.

$$W_{opt} = \arg\max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_w W|} \quad (3.14)$$

Pour une meilleure capacité de généralisation dans la séparation discriminante des classes visées cette technique (LDA) a été améliorer par la diagonalisation des deux matrices de dispersion inter-classes et intra-classes [6] ce qui appelé le EFM [63].

PCA et LDA sont les deux algorithmes les plus importants et les plus largement utilisés dans un large éventail d'applications [2, 6]

3.3.1.2 Enhanced Fisher Model (EFM)

L'algorithme EFM [63] est une extension de l'algorithme LDA qui augmente la capacité de généralisation de LDA basée sur la diagonalisation simultanée des deux matrices de dispersion (les matrices intra-classes et inter-classes). Cette méthode préserve un équilibre approprié entre la sélection des valeurs propres, elle est résumée sur l'algorithme suivant :

Diagonalise en premier la matrice d'intra-classe S_w en fonction de matrices des vecteurs V_1 et des valeurs propres V_2 puis calculer et diagonaliser une nouvelle matrice inter-classe, après on trouve des valeurs W et des vecteurs U propres de cette matrice S_B, et calculer la matrice de transformation de EFM [1].

1-Calcule de la matrice de dispersion intra-classe Sw et inter-classe Sb :

$$S_w = \sum_{i=1}^{C} \frac{1}{c_i} \sum_{j=1}^{c_i} \left(a_j^i - d^i\right)\left(a_j^i - d^i\right)^T \quad \text{, où A= [a1, a2, aM]} \tag{3.15}$$

$$S_b = \sum_{j=1}^{c_i} \left(d^i - \bar{d}\right)\left(d^i - \bar{d}\right)^T \tag{3.16}$$

2-Calcule des valeurs propres V_2 et les vecteurs propres V_2 de la matrice intra-classe Sw.

3-Calcule de la nouvelle matrice inter-classe Nb

$$N_b = X^{-1/2} X^T S_b^k \, V \, X^{-1/2} \tag{3.17}$$

4-Calculez les valeurs propres W et les vecteurs propres U de la matrice de Nb.

5-Calculer la matrice de projection globale Tp

$$T_p = V_2 \, X^{-1/2} U \tag{3.18}$$

3.3.1.3 Exponentiel Discriminant Analysis (EDA)

L'analyse discriminante exponentielle [64] c'est une technique proposée dans le but de résoudre le problème de petite taille d'échantillon de la FDA [71] ou il utilise la forme exponentielle pour les matrices de covariance ces étapes peut être résumé dans l'algorithme suivant :

Algorithm :

Sortie : La matrice de données X = [a1, a2, ..., an] ∈ Rd × n, où a représenté la $j^{ème}$ image d'apprentissage

Entrée : la matrice de projection V.

1. Calculer les matrices S_B, S_W, exp (S_B) et exp (S_W);
2. calculer les Eigen vecteurs x_i et Eigen valeurs λ_i de $\exp(S_W)^{-1}\exp(S_B)$;
3. Trier les vecteurs propres V = x_i selon λ_i par ordre décroissant;
4. faire l'orthogonalité des colonnes de la matrice de projection V [72].

3.3.1.4 Principal Component Analysis (PCA)

La transformation de Karhunen-Loeve, Eigenvectors ou l'Analyse des composants principaux c'est une méthode de réduction linéaire proposé en 1991 par Turk et Pentland [61] présente une expiration des images de d´épart selon la base de vecteurs contenant des informations indépendantes d'une façon plus appropriée à la reconnaissance de visage [73]. Les images de visage d'un individu sont représentées par des vecteurs où ils construisent une matrice d'une grande dimensionnalité, l'idée de la PCA est de réduise la dimension de cette matrice à partir d'elle comme. Une matrice A consisté de M personnes chacun est représenté par un vecteur colonne x. B c'est le vecteur moyenne des vecteurs dans la matrice A. Ensuite, la soustraction entre le vecteur moyenne et chaque vecteur de la matrice A donné une matrice Q. cette opération ajuste les données dans la matrice A. Puis, la matrice de covariance C est définie par l'équation (3.22). D'après cette matrice en calcule des vecteurs propres e_i (visages propres) de Q associés aux valeurs propres λ_i (et les vecteurs propres Vi de la matrice L associés aux valeurs propres μ_i [69] . Les étapes de l'algorithme PCA peuvent être résumées comme suit :

$$A = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & \cdots & x_{n,M} \end{pmatrix} \qquad \text{Où : x= } (x_i, \ldots, x_n). \tag{3.19}$$

$$B = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} x_i \ . \tag{3.20}$$

$$Q_i = A_i - B \qquad \text{Où : i=1…M.} \tag{3.21}$$

$$C = \sum_i^M Q_i * Q_i^T \tag{3.22}$$

$$C * e_i = e_i * \lambda_i \tag{3.23}$$

$$L * V_i = \mu_i * V_i \tag{3.24}$$

D'après 3.5 et 3.7 nous obtenons :

$$Q^T * Q * V_i = \mu_i * V_i \tag{3.25}$$

Si en multipliant les deux coté par Q :

$$Q * Q^T * Q * V_i = Q * \mu_i * V_i \tag{3.26}$$

nous obtenons : $\begin{cases} e_i = Q * V_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases}$ (3.27)

3.3.2 Approches de la réduction et l'apprentissage de sous-espaces multilinéaire

Les images de visage se présentent naturellement sous la forme de tenseurs d'ordre 2 ou d'ordre supérieur N, dans les domaines les plus actifs de la recherche biométrique et en particulier dans la reconnaissance faciale, l'utilisation de tenseurs est devenue une direction de recherche très importante [74]. L'un des problèmes de l'analyse des données en reconnaissance de formes et en vision par ordinateur consiste à trouver un type de représentation de données approprié [75]. Les approches d'apprentissage de sous-espaces multilinéaire agissent directement sur les données tensorielles naturelles, ce qui résout le problème de la représentation tensoriel dans l'extraction de caractéristiques et la classification [66]. Les transformations multilinéaires sont des extensions des transformations linéaires traditionnelles en représentation de tenseurs d'ordre supérieur, offrent un moyen puissant et naturel de la représentation de l'ensemble des images de visage sans rompre la structure d'origine des données [76] où elles assurent une robuste analyse de l'ensemble d'images résultant de l'interaction de nombreux facteurs sous-jacents [77]. Comme nous avons mentionné précédemment, MPCA, MEFDA, MDA et le MEDA sont les algorithmes de base les plus performants pour l'utilisation dans le système de la reconnaissance de visage [6, 60, 76] .Dans cette section, nous allons résumer ces algorithmes.

3.3.2.1 Multilinear PCA (MPCA)

Plus récemment, Lu et [65] et al ont proposé la méthode MPCA (Multilinear principal Component Analysis) qui développé sur la base de l'algorithme PCA pour l'extraction et la classification des caractéristiques d'un objet tenseur. L'objectif de l'algorithme de MPCA transformations linéaires dans tous les modes de tenseurs de données où il assure une projection de ces derniers dans un sous-espace multilinéaire de dimension inférieur, et recherché de ces bases dans chaque mode permettant aux tenseurs projetés la plupart des variations présentes dans l'ensemble de données original [76, 78]. MPCA défini N matrices de projection $Y^{(n)} \in \mathbb{R}^{I_n \times P_n}, n = 1, \dots, N$ qui mappe l'espace tenseur d'origine $\mathbf{A}_M \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \dots \times I_N}$ dans un sous-espace tenseur réduit $\mathbf{V}_M \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \dots \times I_N}$ (avec $P_k < I_k$ pour $k = 1 \dots N$). D'après les travaux de Lu et [65] et [6, 60, 67] , MPCA d'obtenir une meilleure efficacité de calcul avec la supériorité par apport au sa version linéaire PCA. Le tableau suivant illustre les étapes de l'algorithme MPCA.

Tableau 3.1: L'algorithme MPCA

Algorithme : MPCA

Entrée : Un ensemble de tenseur $\{X_m \in \mathrm{R}^{\mathrm{I1}\times\mathrm{I2}\times\ldots\times\mathrm{IN}}, \mathrm{m} = 1,\ldots,\mathrm{M}\}$.
Sortie : représentations de dimension basse $\{Y_m \in \mathrm{R}^{\mathrm{P1}\times\mathrm{P2}\times\ldots\times\mathrm{PN}}, \mathrm{m} = 1,\ldots,\mathrm{M}\}$des échantillons de tenseur d'entrée avec la variation maximale capturée.

Étape 1 (prétraitement): centrez les échantillons d'entrée de la manière suivante $\tilde{X}_m = \mathrm{X}_m - \overline{\mathrm{X}}$ où $\overline{\mathrm{X}} = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M} X_m$ est la moyenne des échantillons
Etape 2 (initialisation): calculer la décomposition propre de $\Phi = \sum_{m=1}^{M} \tilde{X}_{m(n)} * \tilde{X}^T{}_{m(n)}$
et mettre $\tilde{\mathrm{U}}^n$ se compose a des vecteurs propres correspondant aux valeurs propres P_n les plus significatives, pour n =1,…,N
Étape 3 (optimisation locale):
-Calculer $\{\tilde{Y}_m = \tilde{\mathrm{X}}_m \times_1 \tilde{U}^{(1)^T} \times_2 \tilde{U}^{(2)^T} \times \ldots \times_N \tilde{U}^{(N)^T}, \mathrm{m} = 1,\ldots,\mathrm{M}\}$
-Calculer $\Psi_{y_0} = \sum_{m=1}^{M} \|\bar{Y}_m\|^2{}_F$ {la moyenne $\bar{\tilde{Y}}$ est tout zéros puisque $\tilde{X}_m$ est centré}
-Pour k = 1: K
-Pour n = 1: N
Définissez la matrice $\tilde{\mathrm{U}}^n$ composée des vecteurs propres P_n de la matrice $\Psi^{(n)}$,correspondant aux plus grandes valeurs propres P_n.
Calculer $\{\tilde{Y}_m, m = 1,\ldots,M\}$ et Ψ_{y_K}
Si $\Psi_{y_K} - \Psi_{y_{K-1}} < \eta$, pause et aller à l'étape4
Étape 4 (projection): le tenseur caractéristique après projection est obtenu sous la forme
$\{Y_m = \mathrm{X}_m \times_1 \tilde{U}^{(1)^T} \times_2 \tilde{U}^{(2)^T} \times \ldots \times_N \tilde{U}^{(N)^T}, \mathrm{m} = 1,\ldots,\mathrm{M}\}$

3.3.2.2 Multilinear Enhanced Fisher Discriminant Analysis (MEFDA)

MEFDA ou L'Analyse discriminante multilinéaire améliorée de Fisher proposée par Bessaoudi et al [6] en 2018. Cette méthode est résulté de la relation entre les différents autres techniques comme le EFM qui est amélioré le LDA d'après ses deux matrices de dispersion. Le MEFDA d'après l'expérimentation à un taux de test important ça ce qui nous nous attirons à l'utilisation de cette méthode dans notre travail.

De plus, MEFDA cherche à prendre en compte ces deux avantages, le bon pouvoir discriminant de EFM, ainsi que, le côté compétitif des données de représentation tensorielles, dans lesquelles la structure d'origine et la géométrie naturelle des données faciales sont respectées [6]. MEFDA est utilisé pour la première fois pour la reconnaissance multimodale 2D et 3D de visage, et d'après ces

auteurs MEFDA surpasse les autres méthodes (multilinéaires) de l'état de l'art dans les grandes bases de données de visage. La procédure complète de cet algorithme est fournie dans l'algorithme suivant. Plus de détails de MEFDA sont présentés dans le chapitre 4.

Tableau 3.2: L'algorithme MEFDA

Algorithm 1: MEFDA (Multilinear Enhanced Fisher Discriminant Analysis)

Entrées:

- Le tenseur $\tilde{\mathbf{Z}} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \cdots I_L}$ des M échantillons d'apprentissage comprend C classes et chaque classe $\mathbf{Z}_j$ comprend C_j échantillons.
- Le nombre maximal d'itérations: Iteration_{max}
- L'énergie (Energie_1, Energie_2, $\cdots$ Energie_L) utilisée pour choisir les dimensions inférieures finales: $I'_1 \times I'_2 \ldots I'_L$

Sorties : Les matrices de projections $Y_k = Y_k^t \in \mathbb{R}^{I_k \times I'_k},\ k = 1, \ldots, L$

Algorithme:

1. **Initialisation:** $Y_1^0 = I_{I_1}, Y_2^0 = I_{I_2}, \ldots, Y_L^0 = I_{I_L}$
2. **Pour** itr: 1 to Iteration_{max}
   a) **Pour** k=1 to L
      - $\mathbf{H}_i = \mathbf{Z}_i \times_1 Y_1^{itr-1} \cdots \times_{k-1} Y_{k-1}^{itr-1} \times_{k+1} Y_{k+1}^{itr-1} \cdots \times_L Y_L^{itr-1}$
      - $H_i^k{}_k \Leftarrow \mathbf{H}_i$
      - Calculer les matrices de dispersion inter-classes (S_b^k) et intra -classes (S_w^k)

$$S_b^k = \sum_{y=1}^{\prod_{i \neq K} I_i} S_b^y, S_b^y = \sum_{j=1}^{C} C_j \left(\bar{\mathbf{z}}_j^{k,y} - \bar{\mathbf{z}}^{k,y}\right)\left(\bar{\mathbf{z}}_j^{k,y} - \bar{\mathbf{z}}^{k,y}\right)^T$$

$$S_w^k = \sum_{y=1}^{\prod_{i \neq K} I_i} S_w^y, S_w^y = \sum_{i=1}^{M} \left(\boldsymbol{z}_i^{k,y} - \bar{\mathbf{z}}_c^{k,y}\right)\left(\boldsymbol{z}_i^{k,y} - \bar{\mathbf{z}}_c^{k,y}\right)^T$$

      - Calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classes (N_b^k)

$$S_w^k = (V_w^k)^T \Lambda_w^k V_w^k$$
$$N_b^k = (V_w^k)^{-1/2} (\Lambda_w^k)^T S_b^k \Lambda_w^k (V_w^k)^{-1/2}$$

      - Calculer la matrice de projection finale Y_k^{itr}

$$N_b^k = (E^k)^T O_b^k E^k$$
$$Y_k^{itr} = \Lambda_w^k V_w^k E^k, Y_k^{itr} \in \mathbb{R}^{I_k \times I_k}$$

   b) **Si** itr >2 et $\left\|Y_k^{itr} - Y_k^{itr-1}\right\| < I_k \times I_k \times \varepsilon, k = 1, \ldots, L$, pause ;
3. Calculer les dimensions inférieures finales I'_k par: $\text{Energie}_k = \frac{\sum_{i=1}^{I'_k} \lambda_i^k}{\sum_{i=1}^{I_k} \lambda_i^k} \times 100$
4. Trier I'_k vecteurs propres $Y_k^{itr} \in \mathbb{R}^{I_k \times I'_k}$ en fonction de λ_i^k par ordre décroissant, $K = 1, \cdots, L$

3.3.2.3 Multilinear Discriminant Analysis (MDA)

Analyse discriminante multilinéaire proposée par Yan et al [66] pour éviter la malédiction du dilemme de dimensionnalité et alléger le petit échantillon. MDA est connu comme l'extension multilinéaire de l'algorithme de base LDA. D'après les recherches, MDA a été amiliorer pour plus de fiabilité comme il est menstionné dans [79]. En général, MDA recherche une projection multilinéaire qui mappe les données d'entrée d'un espace à un autre espace de dimension inférieure et plus discriminant. Les étapes de MDA sont fournies dans l'algorithme suivant.

Tableau 3.3: L'algorithme MDA

Analyse discriminante multilinéaire

Étant donné les échantillons définis $\tilde{X} \in R^{m_1 \times m_2 \times \dots m_n \times N}$, leurs étiquettes de classe $c_i \in \{1,2,\dots,N_c\}$ et les dimensions inférieures de la finale $m'_1 \times m'_2 \times \dots \times m'_n$.

1.initialiser $U_1^0 = I_{m_1}, U_2^0 = I_{m_2}, \dots, U_n^0 = I_{m_n}$;

2. pour t= 1,2,…,T_{max} faire

a) pour k=1,2,…n faire

$Y_i = X_i \times_1 U_1^t \dots \times_{k-1} U_{k-1}^t \times_{k+1} U_{k+1}^t \dots \times_n U_n^t$

$Y_i^k \underset{k}{\Leftarrow} \boldsymbol{Y_i}$

$S_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}} = \sum_{\mathrm{j}=1}^{\prod_{o \neq k} m_0} S_{\mathrm{b}}^{\mathrm{j}}, S_{\mathrm{b}}^{\mathrm{j}} = \sum_{\mathrm{c}=1}^{\mathrm{N}_c} n_c \left(\bar{Y}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{k,j}} - \mathrm{Y}^{k,j}\right)\left(\bar{Y}_{\mathrm{c}}^{\mathrm{k,j}} - \mathrm{Y}^{k,j}\right)^{\mathrm{T}}$

$S_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}} = \sum_{\mathrm{j}=1}^{\prod_{o \neq k} m_0} S_{\mathrm{w}}^{\mathrm{j}}, S_{\mathrm{w}}^{\mathrm{j}} = \sum_{\mathrm{c}=1}^{N} \left(\mathrm{Y}^{k,j} - \bar{Y}_{\mathrm{c}_i}^{\mathrm{k,j}}\right)\left(\mathrm{Y}^{k,j} - \bar{Y}_{\mathrm{c}_i}^{\mathrm{k,j}}\right)^{\mathrm{T}}$

$S_B U_k^t = S_w U_k^t \Lambda_k$, $U_k^t \in R^{m_k \times m'_k}$

b) si $t > 2$ et $\|U_k^t - U_k^{t-1}\|^2 < m'_k m_k \varepsilon$,k=1,…,n, pause;

3.output la projection $U_k^t = U_k^{t-1} \in R^{m_k \times m'_k}, k = 1, \dots, n.$.

3.3.2.4 Tensor Exponential Discriminant Analysis (TEDA)

TEDA proposée par Ouamane et al [60] en 2016. TEDA ou MEDA (Multilinear Exponential Discriminant Analysis) est une extenstion de l'algorithme MDA dans lequelle TEDA peut également extraire les informations discriminantes comprises dans l'espace nul de la matrice de dispersion intra-classe grace à l'application de la fonction l'exponentiation à la MDA pour chaque k-mode du tenseur. De plus, avec l'avantage de la propriété de la diffusion de distance entre les classes, la marge entre les classes est encore élargie, ce qui permet d'améliorer le taux de vérification. TEDA est presenté par l'algorithmme suivant.

Tableau 3.4: L'lgorithme TEDA

Tensor Exponentiel Discriminant Analysis

Entrées :

-Le tenseur $\widetilde{\boldsymbol{A}} \in R^{I_1 \times I_2 \times \ldots \times I_m \times N}$ des N échantillons d'apprentissage appartenant aux L classes, chaque classe $\mathbf{A}_j$ contient n_j échantillons.

-itr_{max} est le nombre maximal d'itérations

- les dimensions inférieures finale sont :$I'_1 \times I'_2 \ldots I'_m$

Sorties : les projections $U_k = U_k^t \in R^{I_k \times I'_k}, k = 1, \ldots, m.$

1) **Initialisation :** $U_1^0 = I_{I_1}, U_2^0 = I_{I_2}, \ldots, U_m^0 = I_{I_m}$

2) pour t=1,…,m

a) pour k=1,…,m

$-\boldsymbol{B}_i = \boldsymbol{A}_i \times_1 U_1^{t-1} \ldots \times_{k-1} U_{k-1}^{t-1} \times_{k+1} U_{k+1}^{t-1}$

$-B_i^k \underset{k}{\Leftarrow} \boldsymbol{B_i}$

$$-S_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}} = \sum_{\mathrm{j}=1}^{\mathrm{L}} \left(\bar{B}_{\mathrm{j}}^{\mathrm{k}} - \bar{\mathrm{B}}^k\right)\left(\bar{B}_{\mathrm{j}}^{\mathrm{k}} - \bar{\mathrm{B}}^k\right)^{\mathrm{T}}$$

$$-S_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}} = \sum_{\mathrm{j}=1}^{\mathrm{L}} \sum_{i=1}^{n_j} \left(B_{\mathrm{j,i}}^{\mathrm{k}} - \bar{\mathrm{B}}_J^{\,k}\right)\left(B_{\mathrm{j,i}}^{\mathrm{k}} - \bar{\mathrm{B}}_J^{\,k}\right)^{\mathrm{T}}$$

-calculer les matrices: $\exp(S_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}})$ et $\exp(S_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}})$

-$\exp\left(S_{\mathrm{b}}^{\mathrm{k}}\right) U_k^t = \Lambda \exp(S_{\mathrm{w}}^{\mathrm{k}}) U_k^t$, obtenir $U_k^t \in R^{I_k \times I'_k}$

$$-\mathrm{W}_k = \sum_{\mathrm{j}=1}^{\mathrm{L}} \sum_{i=1}^{n_j} \left((U_k^t)^T B_{\mathrm{j,i}}^{\mathrm{k}} - (U_k^t)^T \bar{\mathrm{B}}_J^{\,k}\right)\left((U_k^t)^T B_{\mathrm{j,i}}^{\mathrm{k}} - (U_k^t)^T \bar{\mathrm{B}}_J^{\,k}\right)^{\mathrm{T}}$$

-calculer WCCN de la matrice de projection (C_k) : ${\mathrm{W}_k}^{-1} = C_k {C_k}^T$

-calculer la nouvelle U_k^t: $U_k^t = {C_k}^T U_k^t$

b) si $t > 2$ et $\|U_k^t - U_k^{t-1}\|^2 < I_k \times I'_k \varepsilon$,k=1,…,n, pause;pause

3) projection: le tenseur caractéristique après projection est obtenu par :

$\boldsymbol{B}_i = \boldsymbol{A}_i \times_1 U_1 \times_2 U_2 \ldots \times_m U_m, i = 1, \ldots, N$

3.4 La méthode hybride proposée MEFDA +EFM

L'apprentissage de sous-espace multilinéaire a attiré un grand intérêt pour le processus de la réduction de la dimensionnalité et la classification des données multidimensionnelles. Dans notre contribution - qui sera détaillée dans le prochain chapitre -, nous proposons une nouvelle approche pour la vérification de visage 3D basée sur la représentation tensorielle des données faciales. Les défis de la reconnaissance faciale, tels que les variations d'illuminations et des expressions faciales, sont modélisés comme un problème d'algèbre multilinéaire dans lequel les images faciales sont

représentées sous la forme d'un tenseur d'ordre supérieur. Dans lequel les caractéristiques de l'histogramme de descripteur local LPQ multi-échelle (MSLPQ) sont extraites et disposées comme un tenseur d'ordre supérieur. La dimensionnalité du ce tenseur est réduite selon notre méthode appelée MEFDA + EFM, cette méthode hybride repose sur deux étapes principales: a) La première étape est une nouvelle méthode de projection supervisée multilinéaire, appelée analyse discriminante améliorée multilinéaire de Fisher (MEFDA), qui améliore la capacité de généralisation en décomposant le processus d'analyse discriminante en une diagonalisation simultanée des matrices de dispersion extra-classe et intra-classe, résultant du déploiement de tenseur données. b) La seconde étape est une l'utilisation de l'algorithme linéaire Enhanced Fisher Model (EFM) pour profiter de l'avantage de la discrimination entre les classes de données. La méthode proposée a été évalué sur une base de données faciale 3D universelle nommée CASIA 3D sous les durs défis des expressions et des éclairages. Les résultats expérimentaux démontrent que la méthode proposée surpasse de manière significative les méthodes de l'état de l'art.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un contexte mathématique pour l'algèbre multilinéaire. Premièrement, nous définissons les tenseurs, le processus de déploiements et les différentes opérations mathématiques qui sont associées à la manipulation des tenseurs d'ordre supérieur. Puis, nous avons mis en évidence les deux types des approches de la réduction et l'apprentissage de sous-espaces, linéaires (PCA, LDA, EFM, EDA) et multilinéaires (MPCA, MEDEA, MDA et MEDA). Finalement, nous avons terminé le chapitre par une description générale de notre méthode hybride proposée MEFDA+EFM. Nous consacrons le chapitre suivant pour l'étude de ce modèle.

CHAPITRE IV

Application et mise en œuvre

4.1 Introduction

Ce chapitre contient le beurre du mémoire dans son ensemble et la partie la plus importante qui représente le développement, l'implémentation et l'évaluation de notre contribution, où nous proposons une nouvelle approche de la vérification des images profondeur 3D basée sur le descripteur multi échelles LPQ appelée **MEFDA +EFM**. Au début, nous passons en bref sur les travaux récents sur la reconnaissance de visage 3D ainsi qu'une aperçue de notre approche proposée qui détaille bien la conception du tenseur, la réduction de la dimensionnalité. Par la suite, nous démontrons l'algorithme de l'approche proposée avec une l'explication de leur concept. Ensuite, nous articulons la base de données utilisée et leur protocole de la vérification, puis nous analysons et comparons les résultats obtenus avec les méthodes similaires récents et nous montrons l'efficacité et la robustesse de l'approche proposée **MEFDA+ EFM**.

4.2 Aperçu de l'approche proposée

Dans cette section, nous expliquons les détails de notre approche pour la vérification de visage 3D basé sur la représentation par tenseur. Comme illustré dans la figure 4.2, le schéma fonctionnel du système proposé se compose de trois étages essentiels : Extraction des caractéristiques locales basées sur la conception du tenseur, la réduction de la dimensionnalité et la classification. Par la suite, nous donnons les étapes détaillées de notre méthode.

4.2.1 Caractéristiques locales basées sur la conception du tenseur

Les données faciales sont construites en utilisant des caractéristiques locales du visage. Pour extraire ces caractéristiques qui sont les plus discriminantes nous avons passé par, le prétraitement des images 3D, l'extraction des caractéristiques locale du descripteur LPQ et la représentation par tenseur d'ordre supérieur.

Premièrement, le prétraitement des visages comprend plusieurs étapes pour améliorer la qualité des données 3D. La région faciale est découpée à partir de l'image profondeur 3D. Cette importante zone est recadrée à l'aide d'un masque elliptique centré sur le bout du nez. La zone du visage est découpée à l'aide d'un masque elliptique centré sur le bout du nez. Les coordonnées des points de bout du nez sont localisées par la méthode de l'intensité maximale [80, 81]. Généralement, les

données obtenues à partir du processus de numérisation 3D sont bruyantes, contient également différents trous dans certaines parties. Pour cela, un filtre médian est appliqué afin de supprimer le bruit. Aussi, nous utilisons également une interpolation cubique des pixels voisins pour remplir les trous. **Deuxièmement**, pour l'extraction de caractéristiques, les images de profondeur dans la base de données sont décrites en utilisant le descripteur LPQ qui considéré comme le meilleur descripteur d'après la littérature [47, 82, 83] . Afin de conserver la structure spatiale des visages, les images de visage 3D sont subdivisées en P régions rectangulaires dans lesquels les histogrammes de ces blocs rectangulaires sont concaténés pour former un vecteur de caractéristiques **v** de taille n = P × 256. Pour améliorer encore la description des visages, nous utilisons la notion multi-échelle LPQ (MSLPQ). Notez que LPQ est en fait un cas particulier de MSLPQ avec une échelle. Chaque visage dans la base de données est représenté par des différentes échelles du LPQ à travers la variation la taille de la fenêtre M ou chaque valeur est considère comme un rayon R qui nous a donné une échelle. Les vecteurs caractéristiques de différentes échelles sont arrangés dans une matrice formant une représentation du tenseur du second ordre. **Finalement**, tous les candidats de visage sont arrangés pour créer le tenseur de visage de troisième ordre $\mathbf{Z} \in R^{i_1 \times i_2 \times i_3}$. Par conséquent, les trois modes du tenseur sont définis comme suit :

i_1: Les vecteurs caractéristiques à différentes échelles utilisées pour les images de visage 2D et 3D.

i_2: Les histogrammes concaténés.

i_3: Les différentes personnes de la base de données.

L'extraction des caractéristiques et la procédure de conception du tenseur sont illustrées dans la figure 4.

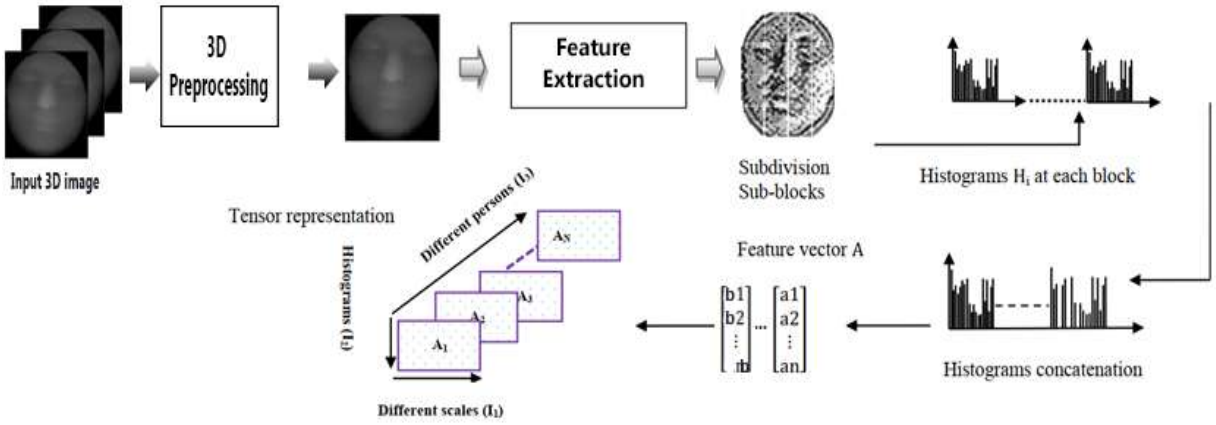


Figure 4.1: Représentation du tenseur proposé d'ordre 3

4.2.2 Réduction de la dimensionnalité et classification

Les données de tenseur d'apprentissage $\mathbf{Z} \in R^{i_1 \times i_2 \times i_3}$ sont projetées dans un sous-espace discriminant inférieur.

Dans la phase **d'apprentissage**, les matrices de projection multilinéaires optimales sont estimées et dans la phase de test, les nouveaux échantillons sont projetés à l'aide de ces matrices optimales et comparés (matching). Tout d'abord, MPCA est appliquée avant MEFDA afin d'éliminer le problème de petite taille d'échantillon (Small sample Size, SSS) dans différents modes tensoriels. Ce problème se produit lorsque le nombre de caractéristiques est supérieur au nombre d'échantillons (classe ou personne). Comme le troisième mode du tenseur i_3 représente les différentes personnes de la base de données, nous ne pouvons pas réduire notre tenseur selon ce mode pour respecter le protocole applicable de la base.

Ensuite, les données de tenseur d'apprentissage sont projetées dans un nouveau sous-espace basé sur MEFDA selon leurs deux modes i_1 échelles et i_2 caractéristiques. Par conséquent, un nouveau tenseur réduit et discriminant $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{j_1 \times j_2 \times i_3}$ est obtenu, où $j_1 \times j_2 << i_1 \times i_2$. Dans lequel Y_k sont les matrices de projections où $\boldsymbol{Y_k} = \boldsymbol{Y_k^t} \in \mathbb{R}^{I_k \times I'_k}$, $k = 1, \dots, L$. $\boldsymbol{Y_k}$ est la matrice dépliante du tenseur $\mathbf{H}$ est de taille $j_1 \times j_2 \times i_3$, les vecteurs colonnes de la matrice $\boldsymbol{Y_k}$ représentent les personnes et ses vecteurs lignes représentent les caractéristiques des personnes sous différentes variations d'illuminations, d'expressions et la combinaison entre les deux sous les différends échelles de LPQ, cet espace de caractéristiques est ensuite réduit par la matrice de projection EFM pour augmenter l'efficacité de la méthode grâce à l'aspect classe de EFM. Ensuite, une matrice d'apprentissage réduite $\boldsymbol{W_{EFM}}$ de taille $s \times i3$ ($s << i_1 \times i_2$) est obtenue où s est le nombre de caractéristiques finales utilisées pour la comparaison où cette matrice contient des vecteurs de caractéristiques significatives.

Pendant **la phase de test**, l'image du visage a été testée pour chaque candidat Z_i de taille $i_1 \times i_2$ est projeté dans le sous-espace MEFDA avec la même procédure utilisée dans la phase d'apprentissage et concaténée sous forme d'un vecteur de taille $j_1 \times j_2$. Ce vecteur, est ensuite projeté dans le sous-espace EFM, nous obtenons un vecteur de caractéristiques de taille réduite **s** pour le sujet (candidat). Ce dernier est comparé avec la matrice $\boldsymbol{W_{EFM}}$ afin d'arriver à une décision d'accepter ou rejeter le candidat. La figure (4.2) illustre bien ces étapes.

Alors, notre méthode **MEFDA+EFM** est une méthode hybride de la réduction de dimensionnalités, composé de deux étapes la première est une étape de projection multilinéaire et la deuxième est linéaire. Le détail de la méthode proposée est présenté dans la section suivante.

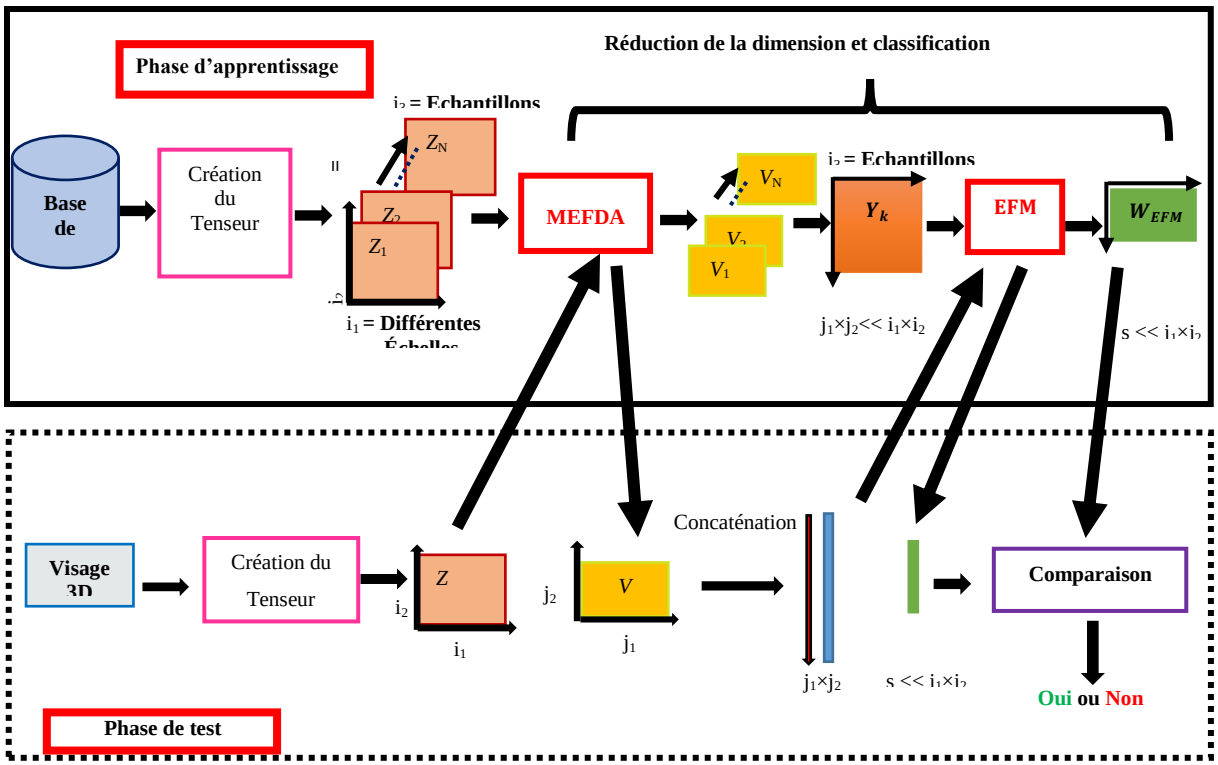


Figure 4.2 : Système proposé pour la vérification 3D de visage

Nous utilisant pour la **comparaison** une méthode simple et efficace. Comme la distance et la distance de Mahalanobis, la **corrélation normalisée**, ou appelée aussi la cosinus similarité est une mesure largement utilisée dans les systèmes de reconnaissance de formes [84, 85] pour décrire la similarité Sim entre deux vecteurs A et B. La distance de corrélation s'est avérée être la meilleure distance performante par rapport aux autres distances [1, 85] . Si on trouve une valeur élevée de corrélation ($0 \leq \text{Sim}(A, B) \leq 1$) c'est à dire on a une bonne similarité entre les deux vecteurs A et B et vice-versa, la corrélation Sim entre deux vecteurs, A et B est définie par :

$$Sim(A,B) = \frac{A^T B}{\|A\|.\|B\|} \qquad (4.1)$$

Où $\|A\|$, $\|B\|$ est la norme euclidienne.

4.2.3 Algorithme de la Réduction de dimension proposée MEFDA+EFM

Le MEFDA a étendu l'algorithme EFM pour manipuler les données de tenseur d'ordre supérieur (≥3), où les données d'apprentissage sont enregistrées dans un tenseur **Z**, où **Z** ∈ RI1 × I2 × ⋯ × IL qui contient différentes classes (personnes) C, et chacune Cj classe contient j échantillons. MEFDA est bien détaillé dans [6]. Pour la clarté des formulations mathématiques, on note que les notations suivantes des variables sont prises en compte dans tout le long de reste de ce chapitre : les lettres minuscules et majuscules représentent les scalaires (i, j, N, L), les lettres minuscules gras représente les vecteurs (**a, b, c**), les matrices par des lettres majuscules gras italique (*K,L,M*) et les tenseurs par des lettres majuscules gras (**X, Z, Y**) le tableau suivant (4.1) illustre les principale notations pour notre algorithme.

Remarque :

Les autres notations sont expliquées brièvement dans le chapitre 3 dans les deux algorithmes EFM et MEFDA.

Tableau 4.1: Notation mathématique.

Notation	Définition
A	Ensemble des échantillons d'apprentissage
C	Nombre de classes
c_i	Nombre d'échantillons de class Ci
$\mathbf{d^i}$	Moyenne de la classe Xi
$\bar{\mathbf{d}}$	Moyenne de tous les échantillons de données.
$\bar{\mathbf{Z}}_\mathbf{j}$	Tenseur moyen pour chaque classe Cj
$\bar{\mathbf{Z}}$	Tenseur moyen pour toutes les données d'apprentissage
$\mathbf{z_j^{k,y}}$	Vecteur de la yème colonne de la matrice dépliée $\boldsymbol{Z_j^k}$ en mode k du tenseur D'échantillon **Z**j
$\bar{\mathbf{z}}_\mathbf{j}^{\mathbf{k,y}}$	Vecteur de la yème colonne de la matrice moyenne $\bar{\mathbf{Z}}_\mathbf{j}^\mathbf{k}$ non pliée en k_mode du tenseur moyen $\bar{\boldsymbol{Z}}_{\boldsymbol{j}}$
$\bar{\boldsymbol{z}}^{\boldsymbol{k,y}}$	Vecteur de la yème colonne de la matrice dépliée $\boldsymbol{Z_j^k}$ en mode k du tenseur moyen $\bar{\boldsymbol{Z}}_{\boldsymbol{j}}$
$\bar{\mathbf{z}}_\mathbf{c}^{\mathbf{k,y}}$	Vecteur moyen de chaque classe

Notre proposition est une approche hybride entre deux algorithmes de réduction de dimensionnalités, composé de deux étapes la première est une étape de projection de sous-espace multilinéaire baser sur la notion du tenseur d'ordre supérieure est une étape de projection de sous-

espace linéaire basé sur le grand pouvoir de discrimination entre les classes en utilisant le modèle amélioré de Fisher.

Pour notre amélioration, on utilise le résultat du MEFDA (la matrice de projection) pour calculer un tenseur **H** plus réduit puis le déployer à une nouvelle matrice considérée comme une entrée au l'algorithme EFM, et par le refaire du même calcules sur cette matrice on obtient une autre nouvelle matrice N_b utilisée pour calculer la matrice de réduction finale W_{EFM} à l'aide des dimensions finales réduites par EFM. L'EFM présente une grande capacité de discrimination entre les classes, la figure 4.3 illustre comment FFM faire la discrimination selon les matrices Sw et Sb. Inspiré par cette aidée nous avons décidé de l'utilisation de cette algorithme après la projection multilinéaire assuré par MEFDA. Toutes les étapes de notre algorithme sont présentées dans le tableau suivant.

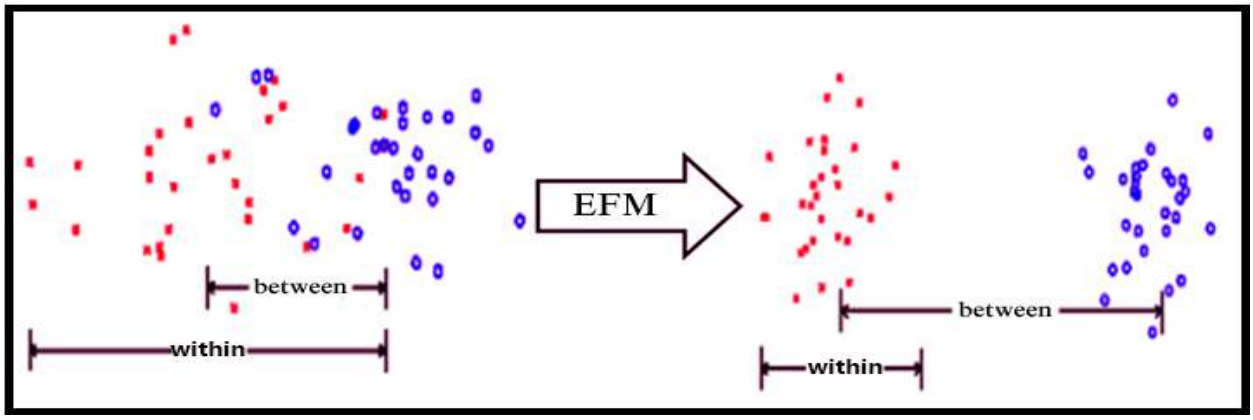


Figure 4 3 : La dispersion (intra /inter) avant et après l'EFM.

Tableau 4.2 : Algorithme proposé MEFDA+EFM

Algorithme : MEFDA + EFM

Entrées :

- Le tenseur $\widetilde{\boldsymbol{Z}} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \cdots I_L}$ des M échantillons d'apprentissage comprend C classes, chaque classe comprend C_j échantillons.
- Le nombre maximal d'itérations: Iteration_{max}
- L'énergie (Energie_1, Energie_2, $\cdots$ Energie_L) utilisée pour choisir les dimensions inférieures finales: $I_1' \times I_2' \ldots I_L'$
- Les dimensions inférieures finales : $I_1' \times I_2' \ldots I_L'$
- Les dimensions finales réduites par EFM (nombre des vecteurs propres choisi nefm).

Sorties :

- Les matrices de projections $Y_k = Y_k^t \in \mathbb{R}^{I_k \times I_k'},\ k = 1, \ldots, L.$
- La matrice de projection finale W_{EFM}.

Algorithme :

1.Initialisation : $Y_1^0 = I_{I_1}, Y_2^0 = I_{I_2}, \dots, Y_L^0 = I_{I_L}$

2. Pour itr: 1 to Iteration$_{max}$

a) Pour k=1 to L

- $\boldsymbol{H}_i = \boldsymbol{Z}_i \times_1 Y_1^{itr-1} \cdots \times_{k-1} Y_{k-1}^{itr-1} \times_{k+1} Y_{k+1}^{itr-1} \cdots \times_L Y_L^{itr-1}$
- $H_i^k \underset{k}{\Leftarrow} \boldsymbol{H_j}$
- Calculer les matrices de dispersion inter-classes (S_b^k) et intra -classes (S_w^k)

$$S_b^k = \sum_{y=1}^{\prod_{i\neq K} I_i} S_b^y \,, S_b^y = \sum_{j=1}^{C} C_j \left(\bar{\boldsymbol{z}}_j^{k,y} - \bar{\boldsymbol{z}}^{k,y}\right)\left(\bar{\boldsymbol{z}}_j^{k,y} - \bar{\boldsymbol{z}}^{k,y}\right)^T$$

$$S_w^k = \sum_{y=1}^{\prod_{i\neq K} I_i} S_w^y, S_w^y = \sum_{i=1}^{M} \left(\boldsymbol{z}_i^{k,y} - \bar{\boldsymbol{z}}_c^{k,y}\right)\left(\boldsymbol{z}_i^{k,y} - \bar{\boldsymbol{z}}_c^{k,y}\right)^T$$

- Calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classes (N_b^k)

$$S_w^k = (V_w^k)^{\mathrm{T}} \Lambda_w^k V_w^k$$

$$N_b^k = (V_w^k)^{-1/2} (\Lambda_w^k)^{\mathrm{T}} S_b^k \Lambda_w^k (V_w^k)^{-1/2}$$

- Calculer la matrice de projection finale Y_k^{itr}

$$N_b^k = (E^k)^T O_b^k E^k$$

$$Y_k^{itr} = \Lambda_w^k V_w^k E^k \,, Y_k^{itr} \in \mathbb{R}^{I_k \times I_k}$$

b) Si itr >2 et $\left\| Y_k^{itr} - Y_k^{itr-1} \right\| < I_k \times I_k' \times \varepsilon, k = 1, \dots, L,$ pause ;

3.Calculer les dimensions inférieures finales I_k' par: $Energie_k = \frac{\sum_{i=1}^{I_k'} \lambda_i^k}{\sum_{i=1}^{I_k} \lambda_i^k} \times 100$

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, $K = 1, \cdots, L.$

5.Calculer le tenseur noyau (réduit) $\boldsymbol{H}$ et projecteurs k-modaux Y_k

- $\boldsymbol{H} = \widetilde{\boldsymbol{Z}} \times_1 Y_1 \times_2 Y_2 \dots \dots \times_L Y_L$
- Déploiement du tenseur $\boldsymbol{H}$ dans k-mode et obtient la matrice Y_k

$$Y_k = Y_k^t \in \mathbb{R}^{I_k \times I_k'}, \; k = 1, \dots, L.$$

6.Calculer les matrices de dispersion intra-classe S_w et inter-classe S_b de Y_k

$$S_w = \sum_{i=1}^{C} \sum_{j=1}^{c_i} \left({Y_k}^{ij} - \overline{{Y_k}^J} \right) \left({Y_k}^{ij} - \overline{{Y_k}^J} \right)^T$$

$$S_b = \sum_{i=1}^{C} C_j \left(\overline{{Y_k}^J} - \overline{Y_k} \right) \left(\overline{{Y_k}^J} - \overline{Y_k} \right)^T$$

7.Calculer la nouvelle matrice inter-classe N_b

- Les valeurs propres X et les vecteurs propres V de S_w
- Calculer la nouvelle matrice inter-classe $N_b = X^{-1/2} X^T S_b V \, X^{-1/2}$

8.Calculer les valeurs propres (O) et les vecteurs propres (H) de la matrice N_b

9.Calculer la matrice de projection finale W_{EFM}.

4.3 Résultats expérimentaux et discussion

Cette section illustre toutes les étapes expérimentales, la base de données utilisée, les tableaux de meilleurs résultats pour les nos 5 méthodes d'évaluation, qui sont :

1. Application sur les images de profondeur 3D brute.
2. Utilisation du descripteur locale LPQ (LPQ code).
3. Utilisation les histogrammes du descripteur locale LPQ (hist LPQ).
4. Application du descripteur locale LPQ avec multi échelles.
5. Notre méthode MEFDA+EFM basée sur les histogrammes de descripteur LPQ multi échelles.

4.3.1 Base de données et protocole de vérification

Pour évaluer notre système nous avons utilisé la base de données de visage CASIA-3D. La base de données CASIA de visages 3D comprenant 4624 scans de 123 sujets utilisant le scanner 3D Minolta Vivide 910 sans contact fonctionnant en mode rapide. Chaque sujet a 37 ou 38 images avec des variations individuelles d'expressions, de poses, d'illuminations, changements combinés dans les expressions sous les poses et les illuminations.

Cette base de données a été développée par l'Académie Chinoise des Sciences Institute de l'automatisation CASIA. Cette base comprenant 4624 images de 123 personnes et dont chacune est représentée par un ensemble de 37 ou 38 images avec des variations individuelles d'expressions, de poses, illuminations, changements combinés dans les expressions sous les poses et illuminations. Des exemples d'images de visage de cette base de données sont présentés à la figure 4.4.

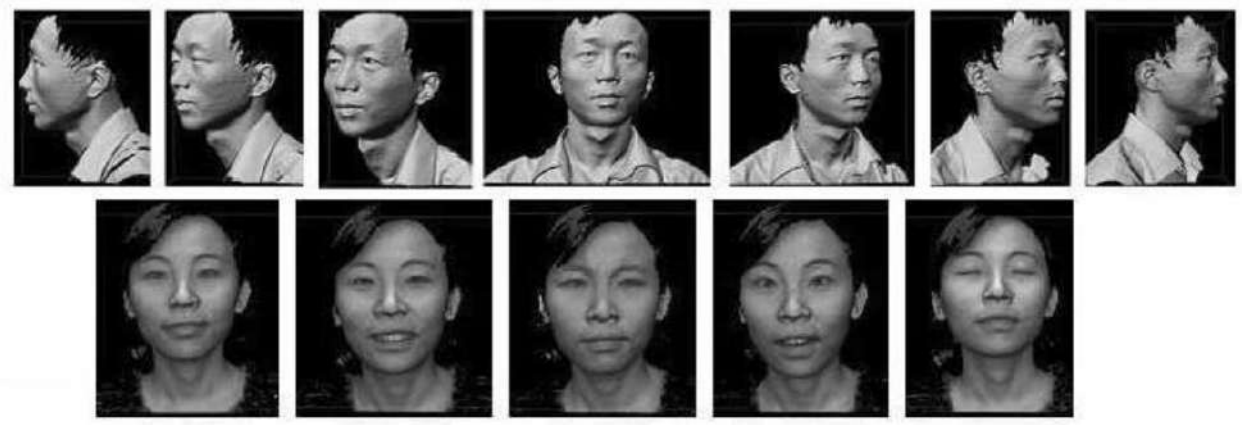


Figure 4.4 : Des images de visage dans la base CASIA 3D.

Dans ce travail, nous utilisons 1845 images où chaque personne est représentée par 15 modèles différents, nous avons divisé la base de données en trois ensembles : **apprentissage, évaluation** et **test**, nous évaluons l'approche proposée utilisant le même protocole de test que celui défini dans [4-6, 47], dans lesquels 15 modèles différents pour chaque sujet sont utilisés comme suit: variations d'illuminations, (balayages: 1 à 5), variations d'expression (balayages: 6 à 10) et variations d'expressions sous différentes illuminations (balayages: 11 à 15).

Le protocole sépare les personnes en deux classes, client et imposteur. Le groupe de clients comprend 100 personnes tandis que l'ensemble d'imposteurs est séparé en 13 individus pour évaluation et 10 personnes pour les tests. La base d'apprentissage contient l'information concernant

Tableau 4.3 : Protocole de la vérification dans la BDD CASIA 3D.

Ensemble	Clients	Imposteurs
Apprentissage	500 images (1, 4, 8, 9, 10)	0 images
Evaluation	500 images (2, 6, 7, 14, 15)	195 images (13*15)
Test	500 images (3, 5, 11, 12, 13)	150 images (10*15)

les personnes connues par le système (seulement des clients). La base de test permet de tester le système en lui présentant des images de personnes Imposteurs et Clients. Le tableau 4.3 représente le Protocole de vérification de visage dans CASIA 3D.

4.3.2 Analyse et discussion des résultats

Notre travail est évalué sur la base de données CASIA 3D, ou nous avons travaillé sur des images de profondeur 3D basées sur la représentation des données avec les tenseurs d'ordre supérieur et avec une construire avec les histogrammes de MSLPQ dans des sous blocks rectangulaire des images faciales.

Nous avons comparé des résultats de 4 méthodes avec le résultat de l'approche proposée suivants le protocole illustré dans le tableau 4.3. Notre évaluation est basée sur les taux, **TFA, TFR**, **TEE et TV**. Les quatre méthodes de projection de sous-espace sont utilisées avec la technique de la réduction de dimension linéaire EFM, car ils ces méthodes utilisent la modélisation matricielle. Par contre, notre méthode MEFDA+EFM est basée sur la représentation tensorielle multidimensionnelle comme entrée. Nous illustrons les différents résultats obtenus dans les tableaux 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 ,4.6 et les figure de 4.3, 4.4, 4.5.

Nous avons commencé par une expérience sur des images faciale 3D brute sans l'utilisation de descripteur locale, où nous avons varié les paramètres de l'EFM (c'est-à-dire Le nombre de caractéristiques Nc), jusqu'à l'obtention d'une valeur de taux de vérification satisfaisante. Cette méthode donne des résultats très faible avec **TV=89.01 %** avec un **TEE=7.45 %.** Le tableau 4.4 illustre les performances de la vérification en utilisant l'image de profondeur brute.

Tableau 4.4: Performances de la vérification pour l'mage 3D brute

Nc	Evaluation	Test		
	TEE(EER)	TFA	TFR	TV
10	**7.4590**	**4.5867**	**6.4000**	**89.0133**
20	9.0231	6.4533	6.6000	86.9467
30	9.3949	6.4133	6.8000	86.7867
40	10.5744	7.9400	7.8000	84.2600
50	10.4897	8.2467	8.0000	83.7533
60	11.1667	8.4933	8.2000	83.3067
70	11.8205	9.3267	8.4000	82.2733
80	11.9513	9.1600	9.0000	81.8400
90	12.1795	9.2000	9.0000	81.8000
100	13.0333	10.4067	9.0000	80.5933

Afin d'améliorer les performances de la vérification, nous avons appliqué le descripteur locale LPQ sur les images 3D.

Nous avons faire huit expériences, quatre en utilisant les codes images de descripteur LPQ et quatre en utilisant les histogrammes des petits blocks des codes image de descripteur LPQ. Dans chaque expérience nous avons varié le rayon du descripteur LPQ quatre fois (R=3, 5, 7, et 9) et pour chaque rayon nous avons cherché le nombre de caractéristique qui donne le meilleur résultat. Le tableau 4.5 représente les meilleures performances de la vérification du descripteur LPQ dans lequel le meilleur rayon est le R=7 avec TV= 94.00 % et un TEE = 4.16 %. Le tableau 4.6 représente les performances de la vérification avec les histogrammes de descripteur LPQ dans lequel le meilleur rayon est le R=3 qui présente un TV= 97.26 % et un TEE = 1.94 %.

Tableau 4.5: Performances de la vérification avec code LPQ R=7

Nc	Evaluation	Test		
	TEE	TFA	TFR	TV
10	6.1897	5.4800	4.8000	89.7200
20	5.0154	3.4467	4.0000	92.5533
30	4.5949	2.7733	3.4000	93.8267
40	4.1769	2.4800	3.6000	93.9200
50	**4.1692**	**2.3933**	**3.6000**	**94.0067**
60	4.4179	2.8667	3.6000	93.5333
70	4.5667	3.0867	4.0000	92.9133
80	4.5538	3.3067	4.0000	92.6933
90	4.7846	3.6400	4.2000	92.1600
100	4.8308	3.6467	4.0000	92.3533

Tableau 4.6: Performances de la vérification Input histogramme LPQ R=3

Nc	Evaluation	Test		
	TEE	TFA	TFR	TV
10	2.8718	2.6600	2.6000	94.7400
20	2.1590	1.0733	2.0000	96.9267
30	2.2051	1.2600	1.8000	96.9400
40	2.6513	2.1667	1.6000	96.2333
50	2.2000	1.5933	1.6000	96.8067
60	2.1590	1.3667	1.4000	97.2333
70	2.0308	1.1667	1.6000	97.2333
80	**1.9410**	**1.1400**	**1.6000**	**97.2600**
90	2.0231	1.3467	1.8000	96.8533
100	2.0974	1.4533	1.8000	96.7467

Pour bien illustré l'effet de prendre les histogrammes des descripteurs LPQ, notre système est évalué avec les quatre rayons des deux approches avec et sans histogrammes. La figure 4.5 qui illustre une comparaison (selon le taux de vérification) entre les deux approches, il est bien clair que la méthode avec histogrammes (LPQ hist) surpasse significativement la méthode sans histogrammes (LPQ code) avec les quatre rayons (3, 5, 7 et 9) du descripteur LPQ.

D'autre part, nous avons évalué notre système de vérification avec les quatre rayons (3, 5, 7, 9) qui sont concaténés dans un seul vecteur de caractéristique comme une expérience de descripteur LPQ multi échelles. Cette méthode donne une résultat plus satisfaisante (**TV=97.33%** et **TEE=1.46 %**) par rapport aux autre méthodes de la modélisation matricielle, mais elle a une contradiction avec le temps d'exécution à cause de la grande dimensionnalité des quatre rayons qui sont traités à la fois. Nous présentons le meilleur résultat de cette méthode dans le tableau 4.7.

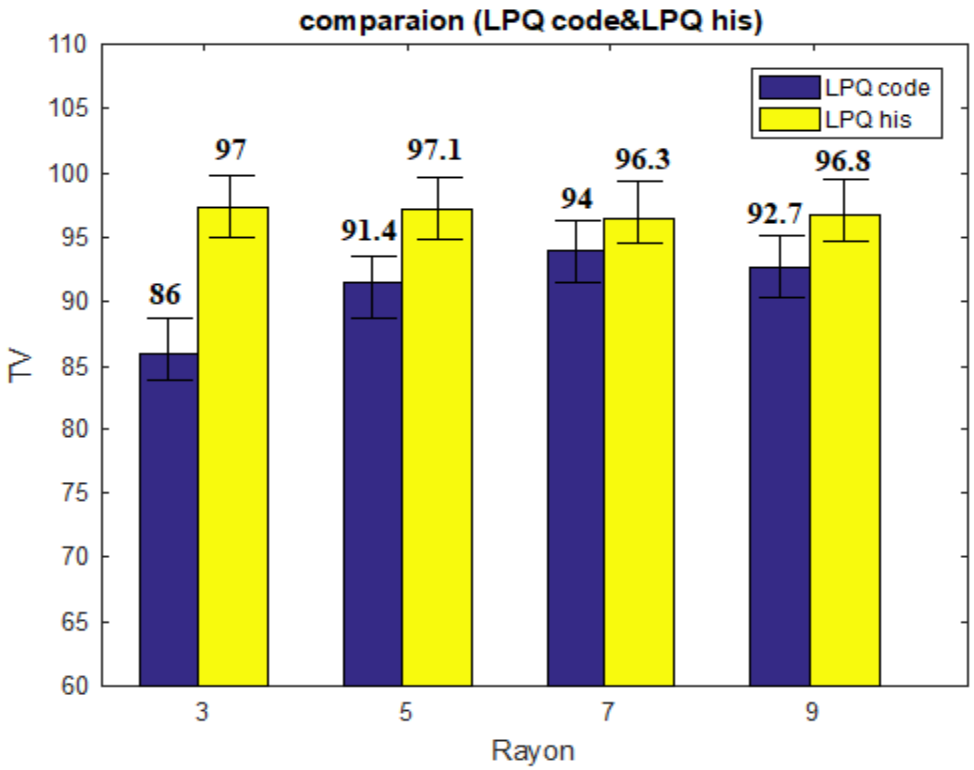


Figure 4.5: LPQ et LPQ+ His avec 4 rayons

Tableau 4.7 : Performances de la vérification Multi-échelles (R=3, 5, 7 et 9)

Nc	Evaluation	Test		
	TEE	TFA	TFR	TV
10	2.8128	2.6600	2.6000	94.7400
20	1.9564	1.7600	2.2000	96.0400
30	2.0333	1.7333	1.8000	96.4667
40	2.6667	3.0800	1.8000	95.1200
50	1.4872	0.6800	2.0000	97.3200
60	2.3923	2.5600	1.8000	95.6400
70	**1.4692**	**0.6667**	**2.0000**	**97.3333**
80	2.4231	2.5733	1.6000	95.8267
90	2.7308	3.2667	1.4000	95.3333
100	1.6872	0.8667	2.2000	96.9333

En basant sur le résultat de la méthode multi-échelle dans laquelle le TV= 97.33 % et le TEE=1.46 % et la valeur de la nouvelle méthode proposée par Bessaoudi et al [6] en 2019, nous proposons une méthode hybride qui combine MEFDA avec l'EFM où nous profitons de la modélisation multidimensionnelles à l'aide des tenseurs d'ordre trois, qui contient les différents échelles comme une informations sur le mode 1, les histogramme dans mode 2, et le mode 3 qui est réservé pour le nombre d'échantillons. Nous avons faire la réduction de la dimension sur les modes 1 et 2. Cette réduction s'effectuer sur deux étapes la première résultante de la matrice de projection MEFDA, puis nous utilisons cette matrice pour crée un autre tenseur plus réduit utilisée pour l'obtention de la deuxième matrice de projection pour les deux modes 1 et 2 de tenseur d'apprentissage. La matrice de déploiement de tenseur réduite est une entrée pour l'EFM qui nous a donné la matrice de projection finale W_{EFM}. Le tableau 4.8 représente les performances de la vérification de notre méthode **MEFDA+EFM** basée sur l'LPQ multi échelles.

En termes de comparaison, pour évaluer et confirmer l'efficacité de notre algorithme **MEFDA+EFM**, nous avons rassemblé les meilleurs résultats des cinq expériences dans le tableau 4.9. La méthode proposée atteint à très haute performances de vérification avec un **TV= 99.48%** et un **TEE= 0.3410 %**.

Tableau 4.8 : Performances de la vérification de MEFDA +EFM basée LPQ multi échelles

Nc	**Evaluation**	**Test**		
	TEE	**TFA**	**TFR**	**TV**
10	1.3923	2.4667	0.8000	96.7333
20	0.6282	1.2400	0.6000	98.1600
30	0.5256	0.7733	0.4000	98.8267
40	0.3923	0.5333	0.6000	98.8667
50	0.3821	0.5067	0.4000	99.0933
60	0.4179	0.5933	0.4000	99.0067
70	0.3769	0.4200	0.4000	99.1800
80	0.3564	0.3800	0.2000	99.4200
90	0.3513	0.3733	0.2000	99.4267
100	**0.3410**	**0.3200**	**0.2000**	**99.4800**

La figure 4.6 comprend les graphes du taux de vérification de tous les méthodes en fonction de nombre de caractéristique de L'EFM où elle illustre bien que l'approche MEFDA+EFM a un le meilleur taux de vérification dans tous expériences de ce travail.

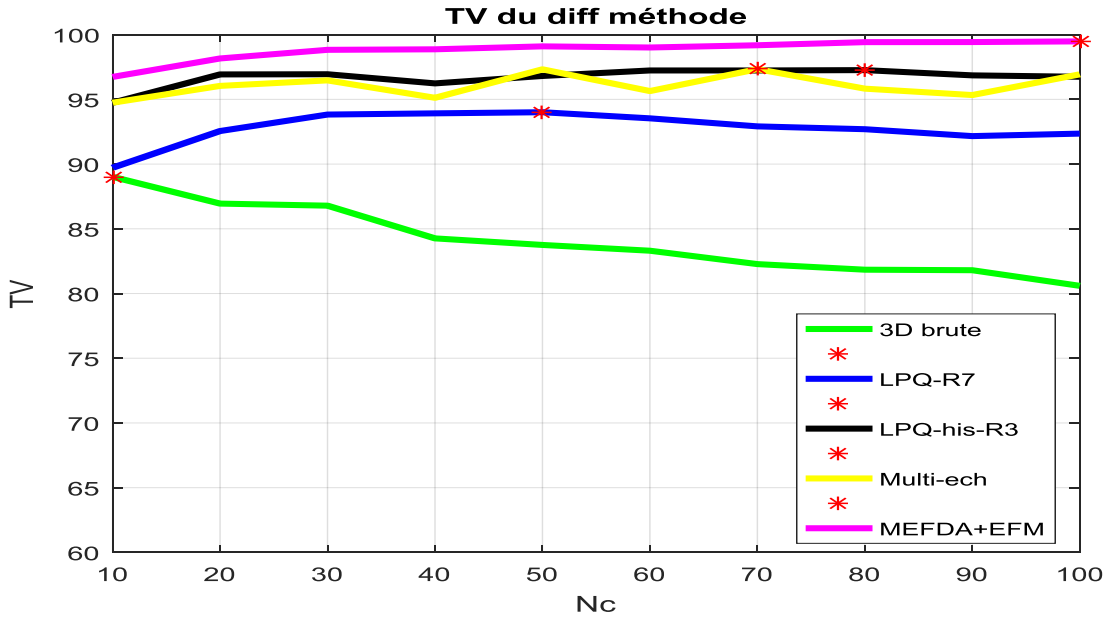


Figure 4.6: graphe de comparaison du 5 méthodes.

La figure 4.7 illustre la comparaison de nos expériences avec les courbes ROCS. Il est bien évidé que à chaque taux de fausse acceptation le taux de vérification de notre approche MEFDA+EFM est plus grand que des autres méthodes, ce qui confirmer la priorité de notre proposition et son efficacité en comparaison par autres méthodes.

Tableau 4.9 : Meilleurs résultats de toutes les méthodes.

Représentation des données	Type de données	méthode	Evaluation	Test		
			TEE	TFA	TFR	TV
Matrice	Image 3D brute	EFM	7.4590	4.5867	6.4000	89.0133
	LPQ code **R=7**	EFM	4.1692	2.3933	3.6000	94.0067
	Hist LPQ code **R =3**	EFM	1.9410	1.1400	1.6000	97.2600
	LPQ multi-échelles	EFM	0.6667	0.6667	2.0000	97.3333
Tenseur Multi- échelles	**LPQ multi-échelles**	**MEFDA+EFM**	**0.3410**	**0.3200**	**0.2000**	**99.4800**

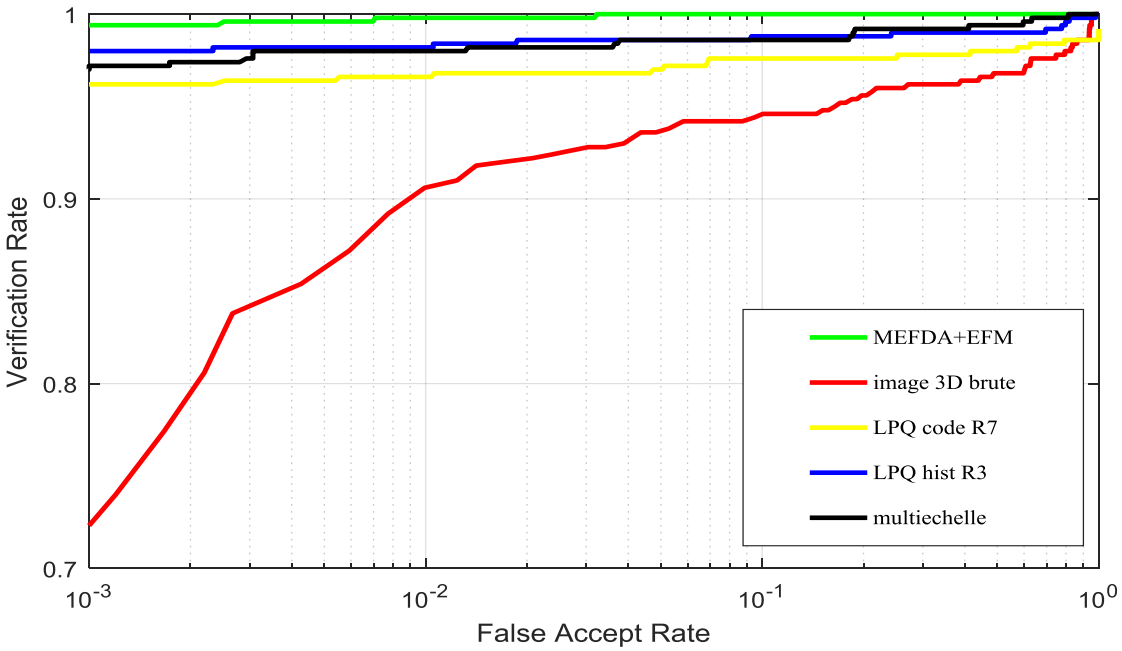


Figure 4.7 : Comparaison par les courbes Rocs de toutes les méthodes

Comparaison avec l'état de l'art

La comparaison de notre méthode **MEFDA + EFM** avec de nombreux algorithmes récents est illustrée dans les tableaux 6.10. Nous notons que notre taux de vérification de **99,48%** est le meilleur taux dans la littérature pour la BDD CASIA 3D. Les résultats de **MEFDA + EFM** sont plus compétitifs par rapport à l'état de l'art. En règle générale, la comparaison avec ces méthodes démontre l'efficacité de notre méthode.

Tableau 4.10 : Comparaison avec les travaux récents

Auteurs et année	**Méthode**	**TV(%)**
Ming [86] 2014	ROSR	96.25
Ouammane et al [5] 2017	EDA+WCCN	96.97
Ammar et al [2] 2017	HOSVD+EFM	98.60
Ouammane et al [4]2017	TEDA+WCCN	98.97
Bessaoudi et al [6] 2019	MEFDA	99.06
Notre méthode	**MEFDA+EFM**	**99.48**

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche de vérification du visage 3D basé sur le descripteur LPQ et la représentation du tenseur d'ordre élevé. Notre approche MEFDA+EFM surpasse les approches linéaires traditionnelles ainsi que les multilinéaires tel que MPCA et MDA. Nous avons obtenu un taux de vérification élevé égal à **99.48 %** dans la base de données CASIA3D. Les résultats obtenus sont démontré tout l'intérêt de cette approche pour résoudre le problème de vérification de visage 3D en présence des variations individuelles d'expressions, d'illuminations, changements combinés dans les expressions et illuminations.

Conclusion Générale

La biométrie est la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs. Les systèmes biométriques sont devenus des outils de plus en plus importants pour la sécurité de l'individu et de l'information, ils fournissent une vérification ou une identification automatique de l'identité basée sur une analyse biologique de l'individu. Les caractéristiques biométriques sont uniques à l'individu et il y a peu de possibilités que d'autres individus puissent remplacer ces caractéristiques, donc les technologies biométriques sont considérées les plus puissantes en termes de sécurité.

Dans cette mémoire, nous nous sommes intéressés à la reconnaissance de visage 3D basée sur les tenseurs et le descripteur local multi-échelles. Nous avons défini les modalités de la biométrie et en particulier nous expliquons la biométrie faciale et quelques applications utilisées dans cette modalité biométrique ainsi que la structure générale d'un système de la reconnaissance faciale et les difficultés qui perturbent la précision de système telles que le changement d'illuminations, la variation de poses et la variation des expressions faciales… etc. Ensuite, nous avons introduit les bases de données de visage universel les plus populaires. Nous avons présenté les mesures de la performance d'un système biométrique pour les deux modes de reconnaissance de visage, vérification et identification. Ensuite, Nous avons présenté en détail trois descripteurs locaux les plus utilisés dans la reconnaissance faciale, LPQ, LBP et BSIF. Après nous présentons les approches de la réduction de dimension linéaire PCA, LDA, EFM, EDA et les approches multilinéaire MPCA, MEFDA, MDA et TEDA.

Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté un nouvel algorithme de la réduction de la dimensionnalité, pour la reconnaissance faciale 3D dans les conditions non contrôlées appelé **MEFDA+EFM**. Notre algorithme hybride contient deux étape de la projection des sous espace multilinéaire (MEFDA) et linéaire (EFM). L'approche proposée **MEFDA+EFM** est basée sur la représentation du tenseur d'ordre supérieur dans lequel les histogrammes du descripteur local multi-échelle LPQ sont utilisés pour caractériser les images de visage 3D. Nous utilisons le descripteur LPQ dans notre travail, car ce descripteur est considéré comme le meilleure qui donne très hautes performances de vérification.

MEFDA cherche d'obtenir les matrices de projection optimales dans chaque mode de données tensorielles, et l'EFM effectue la réduction de la dimensionnalité dans un seul mode de

l'image. MEFDA respecte la structure d'origine et la géométrie naturelle des données de visage. Par conséquent, la corrélation naturelle des données de visage multidimensionnelles est bien exploitée. D'autre part, notre algorithme cherche à prendre en compte le bon pouvoir de la discrimination de l'EFM permet d'exploiter les relations cachées entre les vecteurs de lignes et de colonnes de l'image, ce qui améliore la séparation entre les classes de données. Avec notre méthode **MEFDA+EFM**, nous avons obtenu un taux de vérification très élevé égal à **99.48 %** avec un taux d'égale erreur de **0.34%** avec la prise en compte des variations d'illuminations, d'expressions et variations d'expressions sous différentes illuminations dans la base de données **CASIA-3D**. Il est bien prouvé que MEFDA+EFM surpasse la plupart des méthodes de la réduction de la dimensionnalité telle que PCA, LDA, EFM, MPCA et MDA.

Les perspectives qui représentent les futures pistes de notre travail sont :

- Nous suggérons l'utilisation de la technique de la réduction de dimensions **LDA en mode exponentiel** avec la modélisation tensorielle.
- L'application de notre méthode MEFDA+EFM dans les systèmes multimodale **2D+3D** et dans les autres bases de données universels comme le FRGC et Bosphorus.
- L'utilisation des autres approches d'extraction des caractéristiques comme le **Deep Learning** et le réseau de neurone convolutionnelle afin de l'amélioration de notre système.

Bibliographie

[1] M. Belahcen, "Authentification et Identification en Biométrie," Université Mohamed Khider Biskra, 2013.

[2] A. Chouchane, A. Ouamane, E. Boutellaa, M. Belahcene, and S. Bourennane, "3D face verification across pose based on euler rotation and tensors," *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1-18, 2017.

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

[4] A. Ouamane, A. Chouchane, E. Boutellaa, M. Belahcene, S. Bourennane, and A. Hadid, "Efficient tensor-based 2d+ 3d face verification," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 12, no. 11, pp. 2751-2762, 2017.

[5] A. Ouamane, E. Boutellaa, M. Bengherabi, A. Taleb-Ahmed, and A. Hadid, "A novel statistical and multiscale local binary feature for 2D and 3D face verification," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 62, pp. 68-80, 2017.

[6] M. Bessaoudi, M. Belahcene, A. Ouamane, A. Chouchane, and S. Bourennane, "Multilinear Enhanced Fisher Discriminant Analysis for robust multimodal 2D and 3D face verification," *Applied Intelligence*, vol. 49, no. 4, pp. 1339-1354, 2019.

[7] T. Hocine, "<Deep_earning_pour_Reconnaissance_du_Visage.pdf>," master these, Génie Electrique, Université Mohamed Khider Biskra 2017 / 2018

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

[9] S. Boudjellal, "Détection et identification de personne par méthode biométrique," Université Mouloud Mammeri, 2012.

[10] K. Delac and M. Grgic, "A survey of biometric recognition methods," in *Proceedings. Elmar-2004. 46th International Symposium on Electronics in Marine*, 2004: IEEE, pp. 184-193.

[11] B. Amir, "Identification Biométrique par Descripteurs de Texture Locaux: Application au Visage & Oreille," Doctorat 3ème Cycle, Electronique et Télécommunications, Université 08 Mai 1945 - Guelma 2014/ 2015

[12] R. Heitmeyer, "Biometric identification promises fast and secure processing of airline passengers," *ICAO journal*, vol. 55, no. 9, pp. 10-11, 2000.

[13] J. A. Ruiz Hernandez, "Facial Analysis with Gaussian Derivatives," Université Grenoble Alpes, 2011GRENM039, 2011.

[14] H. Yan, J. Lu, W. Deng, and X. Zhou, "Discriminative Multimetric Learning for Kinship Verification," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 9, no. 7, pp. 1169-1178, 2014.

[15] N. Ali and "Verification faciale de la parenté par un réseau de neurone à convolution " MASTER, Département de génie électrique, Mohamed Khider de Biskra 2017 - 2018

[16] M. BELAHCENE, "Doctorat en sciences en Automatique Authentification et Identification en Biométrie," Université de BATNA, 2013.

[17] O. M. Amine, "Nouveau descripteur Gabor locale binaire DGLB pour la vérification de visage 3D " master, Génie Electrique, Université Mohamed Khider-Biskra 2018.

[18] B. Khefif, "Mise au point d'une application de reconnaissance faciale," Université Abou Bakr Belkaid – Tlemcen, 2013.
[19] G. Ahmed, "Amélioration de la reconnaissance par le visage ", Faculté des Mathématiques et Informatique, Université Mohamed Boudiaf-Oran 2014/2015.
[20] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," *CVPR (1)*, vol. 1, pp. 511-518, 2001.
[21] W. Karam, C. Mokbel, H. Greige, B. Pesquet, and G. Chollet, *Un système de détection de visage et d'extraction de paramètres basé sur les SVM et des contraintes*. 2019.
[22] M. H. Law and A. K. Jain, "Incremental nonlinear dimensionality reduction by manifold learning," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 28, no. 3, pp. 377-391, 2006.
[23] A. Chouchane, M. Belahcene, and S. Bourennane, "3D and 2D face recognition using integral projection curves based depth and intensity images," *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, vol. 14, no. 1, pp. 50-69, 2015.
[24] N. Morizet, "Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris," Télécom ParisTech, 2009.
[25] R. Beveridge and M. Kirby, "Biometrics and Face Recognition," in *IS&T Colloquium*, 2005, p. 25.
[26] S. Chakraborty, S. K. Singh, and P. Chakraborty, "Local gradient hexa pattern: A descriptor for face recognition and retrieval," *ieee transactions on circuits and systems for video technology*, vol. 28, no. 1, pp. 171-180, 2016.
[27] T. Jabid, M. H. Kabir, and O. Chae, "Local Directional Pattern (LDP) for face recognition," in *2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, 2010, pp. 329-330.
[28] M. Xin, S. Shiguang, C. Xilin, and G. Wen, "Local Visual Primitives (LVP) for Face Modelling and Recognition," in *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, 2006, vol. 2, pp. 536-539.
[29] S. Murala, R. P. Maheshwari, and R. Balasubramanian, "Local Tetra Patterns: A New Feature Descriptor for Content-Based Image Retrieval," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, no. 5, pp. 2874-2886, 2012.
[30] L. Zhang, R. Chu, S. Xiang, S. Liao, and S. Z. Li, "Face Detection Based on Multi-Block LBP Representation," in *Advances in Biometrics*, Berlin, Heidelberg, 2007: Springer Berlin Heidelberg, pp. 11-18.
[31] J. Lu, V. E. Liong, and J. Zhou, "Simultaneous local binary feature learning and encoding for homogeneous and heterogeneous face recognition," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 40, no. 8, pp. 1979-1993, 2018.
[32] V. C. Kagawade and S. A. Angadi, "Multi-directional local gradient descriptor: A new feature descriptor for face recognition," *Image and Vision Computing*, 2019.
[33] 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.
[34] C. Singh, E. Walia, and K. P. Kaur, "Color texture description with novel local binary patterns for effective image retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 76, pp. 50-68, 2018/04/01/ 2018.
[35] J. Kannala and E. Rahtu, "BSIF: Binarized statistical image features," in *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, 2012, pp. 1363-1366.

[36] A. Ouamane, "Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D," Université Mohamed Khider-Biskra, 2015.
[37] A. Hadid, J. Ylioinas, and M. B. López, "Face and texture analysis using local descriptors: a comparative analysis," in *2014 4th International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2014: IEEE, pp. 1-4.
[38] N. Saad, "Reconnaissance tridimensionnelle de visage," université Mohamed Khider de Biskra, 2018.
[39] I.-A. Szoke, D. Lungeanu, and S. Holban, "Image Compression Techniques Using Local Binary Pattern," in *2015 IEEE 13th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI)*, 2015: IEEE, pp. 139-143.
[40] J. Kundargi and R. Karandikar, "Fingerprint liveness detection using wavelet-based completed LBP descriptor," in *Proceedings of 2nd International Conference on Computer Vision & Image Processing*, 2018: Springer, pp. 187-202.
[41] R. Li, X. Li, and T. Kurita, "Soft local binary patterns," in *2015 7th International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR)*, 2015, pp. 70-75.
[42] L. Wolf, T. Hassner, and Y. Taigman, "Descriptor based methods in the wild," in *Workshop on faces in'real-life'images: Detection, alignment, and recognition*, 2008.
[43] K. Hammoudi, M. Melkemi, F. Dornaika, T. D. A. Phan, and O. Taoufik, "Computing multi-purpose image-based descriptors for object detection: powerfulness of LBP and its variants," in *Third International Congress on Information and Communication Technology*, 2019: Springer, pp. 983-991.
[44] E. Boutellaa, A. Hadid, M. Bengherabi, and S. Ait-Aoudia, "On the use of Kinect depth data for identity, gender and ethnicity classification from facial images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 68, pp. 270-277, 2015/12/15/ 2015.
[45] R. Raghavendra and C. Busch, "Robust scheme for iris presentation attack detection using multiscale binarized statistical image features," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 10, no. 4, pp. 703-715, 2015.
[46] M. Roschani, "Evaluation of local descriptors on the labeled faces in the wild dataset," *Institute for Anthropomatics-German.*, 2009.
[47] C. Ammar, B. Mebarka, O. Abdelmalik, and B. Salah, "Evaluation of histograms local features and dimensionality reduction for 3D face verification," *Journal of information processing systems*, vol. 12, no. 3, pp. 468-488, 2016.
[48] P. Gros, "Introduction à l'algèbre tensorielle," INRIA, 2000.
[49] D. Muti, S. Bourennane, and J. Marot, "Lower-rank tensor approximation and multiway filtering," *SIAM journal on Matrix Analysis and Applications*, vol. 30, no. 3, pp. 1172-1204, 2008.
[50] D. Muti and S. Bourennane, "Traitement multidimensionnel du signal par décomposition tensorielle," 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.
[51] J. Colombano-Rut, "Qu'est-ce qu'un tenseur ?," p. 29, 2015.
[52] C. Olivier, D. Ryckelynck, J. Cortial, and C. Rey, "Méthode de décomposition tensorielle pour la calibration de lois de comportement en sciences des matériaux," in *13ème colloque national en calcul des structures*, 2017, p. 7 p.
[53] A. ZIDI, "Nouveaux Critères pour la Factorisation en Matrices Non-Négatives Application à l'Imagerie Hyperspectrale," sciences et techniques, Aix-Marseille, 2013/2013.
[54] J. Garrigues, "Algèbre et analyse tensorielles pour l'étude des milieux continus," 2016.
[55] A. Traoré, M. Berar, and A. Rakotomamonjy, "Décomposition en ligne de tenseurs," 2018.

[56] D. Zhang, X. Jing, and J. Yang, *Biometric image discrimination technologies*. IGI Global, 2006.
[57] P. J. Phillips *et al.*, "Overview of the face recognition grand challenge," in *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)*, 2005, vol. 1: IEEE, pp. 947-954.
[58] N. V. Chawla and K. W. Bowyer, "Actively exploring creation of face space (s) for improved face recognition," in *PROCEEDINGS OF THE NATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE*, 2007, vol. 22, no. 1: Menlo Park, CA; Cambridge, MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999, p. 809.
[59] K. Fukunaga, *Introduction to statistical pattern recognition*. Elsevier, 2013.
[60] A. Ouamane, A. Chouchane, E. Boutellaa, B. Mebarka, S. Bourennane, and A. Hadid, *Efficient Tensor-Based 2D+3D Face Verification*. 2017, p. 2751.
[61] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of cognitive neuroscience*, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
[62] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 7, pp. 711-720, 1997.
[63] C. Liu and H. Wechsler, "Robust coding schemes for indexing and retrieval from large face databases," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 9, no. 1, pp. 132-137, 2000.
[64] T. Zhang, B. Fang, Y. Y. Tang, Z. Shang, and B. Xu, "Generalized discriminant analysis: A matrix exponential approach," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 40, no. 1, pp. 186-197, 2010.
[65] H. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "MPCA: Multilinear Principal Component Analysis of Tensor Objects," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 19, no. 1, pp. 18-39, 2008.
[66] S. Yan, D. Xu, Q. Yang, L. Zhang, X. Tang, and H.-J. Zhang, "Multilinear discriminant analysis for face recognition," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 16, no. 1, pp. 212-220, 2006.
[67] J. Yang, D. D. Zhang, A. F. Frangi, and J.-y. Yang, "Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2004.
[68] J. Yang, D. Zhang, X. Yong, and J.-y. Yang, "Two-dimensional discriminant transform for face recognition," *Pattern recognition*, vol. 38, no. 7, pp. 1125-1129, 2005.
[69] G. BENCHERKI and B. MOUSTAFA, "Implémentation d'un système de reconnaissance de visages à base de PCA," 2018.
[70] M. Ayyad and C. Khalid, "New fusion of SVD and Relevance Weighted LDA for face recognition," *Procedia computer science*, vol. 148, pp. 380-388, 2019.
[71] M. Adil, M. Abid, A. Q. Khan, G. Mustafa, and N. Ahmed, "Exponential discriminant analysis for fault diagnosis," *Neurocomputing*, vol. 171, pp. 1344-1353, 2016.
[72] W. Yu and C. Zhao, "Sparse exponential discriminant analysis and its application to fault diagnosis," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 7, pp. 5931-5940, 2018.
[73] N. MORIZET, E. Thomas, F. ROSSANT, F. AMIEL, and A. AMARA, "Revue des algorithmes PCA LDA et EBGM utilises en reconnaissance 2D du visage pour la biometrie," *P1-11. Institut Supérieur d" Electronique de Paris (ISEP), département d" Electronique*, 2006.

[74] H. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "A survey of multilinear subspace learning for tensor data," *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 7, pp. 1540-1551, 2011.

[75] R. Chellappa, A. K. Roy-Chowdhury, and S. K. Zhou, "Recognition of humans and their activities using video," *Synthesis Lectures on Image, Video & Multimedia Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 1-173, 2005.

[76] M. Bessaoudi, M. Belahcene, A. Ouamane, A. Chouchane, and S. Bourennane, "A Novel Hybrid Approach for 3D Face Recognition Based on Higher Order Tensor," in *International Conference on Computer Science and its Applications*, 2018: Springer, pp. 215-224.

[77] M. A. O. Vasilescu and D. Terzopoulos, "Multilinear subspace analysis of image ensembles," in *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings.*, 2003, vol. 2: IEEE, pp. II-93.

[78] M. Pacella and B. M. Colosimo, "Multilinear principal component analysis for statistical modeling of cylindrical surfaces: a case study," *Quality Technology & Quantitative Management*, vol. 15, no. 4, pp. 507-525, 2018.

[79] S. W. Park and M. Savvides, "A multifactor extension of linear discriminant analysis for face recognition under varying pose and illumination," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, p. 6, 2010.

[80] C. Xu, S. Li, T. Tan, and L. Quan, "Automatic 3D face recognition from depth and intensity Gabor features," *Pattern recognition*, vol. 42, no. 9, pp. 1895-1905, 2009.

[81] A. Chouchane, M. Belahcène, A. Ouamane, and S. Bourennane, "Evaluation of histograms local features and dimensionality reduction for 3D face verification," *Journal of Information Processing Systems*, pp. 1-21, 2016.

[82] A. Ouamane, B. Messaoud, A. Guessoum, A. Hadid, and M. Cheriet, "Multi scale multi descriptor local binary features and exponential discriminant analysis for robust face authentication," in *2014 IEEE International conference on image processing (ICIP)*, 2014: IEEE, pp. 313-317.

[83] A. Ouamane, M. Bengherabi, A. Hadid, and M. Cheriet, "Side-information based exponential discriminant analysis for face verification in the wild," in *2015 11th IEEE international conference and workshops on automatic face and gesture recognition (FG)*, 2015, vol. 2: IEEE, pp. 1-6.

[84] Y. Ma, S. Lao, E. Takikawa, and M. Kawade, "Discriminant analysis in correlation similarity measure space," in *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*, 2007: ACM, pp. 577-584.

[85] M. Paci, L. Nanni, A. Lahti, K. Aalto-Setala, J. Hyttinen, and S. Severi, "Non-binary coding for texture descriptors in sub-cellular and stem cell image classification," *Current Bioinformatics*, vol. 8, no. 2, pp. 208-219, 2013.

[86] Y. Ming, "Rigid-area orthogonal spectral regression for efficient 3D face recognition," *Neurocomputing*, vol. 129, pp. 445-457, 2014/04/10/ 2014.