

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Électronique

Option : Électronique Télécommunication

Réf:.....

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème

**RECONNAISSANCE DE VISAGE 3D BASÉE
SUR LA LOCALISATION DU NEZ**

Présenté par :
HEDOUCHE Mourad
Soutenu le : juin 2013

Devant le jury composé de :

Mr F.DHIABI

MAB

Président

Mme M.BELAHCENE

MCB

Encadreur

Mlle M.FEDIAS

MCB

Examineur

Année universitaire : 2012 / 2013

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



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

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème

**RECONNAISSANCE DE VISAGE 3D BASÉE
SUR LA LOCALISATION DU NEZ**

Présenté par :

HEDOUCHE Mourad

Avis favorable de l'encadreur :

M.BELAHCENE

signature

Avis favorable du Président du Jury

Signature

Cachet et signature

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



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

Thème :

RECONNAISSANCE DE VISAGE 3D BASÉE SUR LA LOCALISATION DU NEZ

Proposé par : HEDOUCHE Mourad
Dirigée par : M.BELAHCENE

RESUMES (Français et Arabe)

Notre travail a consisté a concevoir un modèle mathématique de reconnaissance d'identité faciale. Pour ce faire, nous avons utilisé les résultats effectués à ce jour qui donnent une approche très efficace quant à une biométrie faciale .Cette approche est basée sur la localisation du nez.

L'objectif est de simplifier l'identification biométrique qui consiste à la recherche de l'identité requête parmi l'ensemble des individus de la base de données (galerie). Ainsi, notre but est la réalisation d'un système biométrique de reconnaissance 3D de visages, basé sur la génération de l'image **2.5D** (profondeur) et l'image **2D** couleur '**RGB**' (projection de l'image 3D couleur). Puis une réduction de ces dernières par modèle discriminant linéaire de Fisher **EFM & ACP**.

La classification est assurée par **SVM** (Support Vector Machine) et le calcule des distance et **TR**. Finalement une décision est prise.Les résultats des expériences sur la base de données **CASIA 3D**. Ces résultats sont satisfaisants.

Mots clés: Reconnaissance de visages 3D, 2.5D, EFM, SVM, ACP, CASIA 3D

ملخص

كان لدينا مهمة لتطوير نموذج رياضي للاعتراف بالهوية الوجه. للقيام بذلك، استخدمنا النتائج حتى الآن أن إعطاء نهج فعالة جدا البيومترية الوجه. ويستند هذا النهج على موقع الأنف. والهدف هو تبسيط التعرف على بيانات الهوية هو البحث عن هوية طلب من جميع الأفراد من قاعدة البيانات (معرض). وهكذا وهدفنا هو تحقيق نظام التحقق من الهوية للتعرف على الوجوه 3 D على أساس صورة جيل 2.5 D عمق) وصورة ملونة 2 D (الإسقاط من صورة 3 D RGB اللون). ثم خفضت هذا الأخير من قبل خطي التمايز نموذج فيشر وهذه الآلية **EFM &**

ACP

ويتحقق تصنيف من قبل) **SVM** آلة المتجهات الاعتمادية) ويحسب المسافة. ثم يتم توفير خصائص الانصهار بواسطة الموجات المرتبطة عدة طرق الجمع. وأخيرا يتم اتخاذ قرار. أظهرت لنا نتائج التجارب استنادا إلى بيانات 3 D كاسيا، وكيفية تحسين أداء عملية الدمج وكيفية اختيار الإعدادات للحصول على أفضل النتائج. هذه النتائج مرضية وواعدة.

كلمات البحث: الاعتراف 3D، 2D، 2.5D، هذه الآلية، PCA، SVM، وجوه كاسيا 3D.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

À mes chers parents qui m'ont
toujours soutenu et encouragé,

À mes sœurs ,mon frère Mohcen,
Amar, Imad ,Raouf mes amis de
classe Soufiane, Mohcen, Manou ,
Jamel , mehdi , etc.....

À tous mes amis.

Remerciements

Mes remerciements vont en premier lieu

À mon encadreur: Mme BELAHCENE Mébarka pour son merveilleux soutien et ses précieux conseils.

À mes éducateurs qui ont ménagé tous

leurs efforts pour me soutenir et m'encourager.

Aux membres du jury, pour leur compréhension.

Liste des figures

Chapitre : 1

Figure. 1.1. Processus de reconnaissance du visage 2D.....	5
Figure. I.2. Processus de reconnaissance faciale 3D.....	6
Figure. I.3. Illustration du FRR et du FAR.....	9
Figure. I.4. Courbe ROC.....	10
Figure. I.5. Courbes CMC du CSU System 5.0.....	10
Figure. I.6. Système simplifié de reconnaissance de visages.....	12
Figure. I.7. Exemple de variation d'éclairage.....	16
Figure. I.8. Exemples de variation de poses.....	17
Figure. 1.9. Exemples de variation d'expressions.....	18
Figure .2.1 – Illustration des six différentes expressions faciales de la même personne.....	22

Chapitre : 2

Figure. 2.2. Les données manquantes dues aux auto-occultation et à l'absorption du rayon laser par des zones sombres du visage.....	24
Figure. 2.4. Taxonomie des technique optiques d'acquisition de formes 3D.....	27
Figure. 2.5. Pipline de reconstruction 3D de visage.....	29
Figure. 2.6. Interpolation et maillage des points 3D.....	30
Figure. 2.7 Etape de registration et de fusion des modèles partiels (cartes de déviation entre modèles).....	32
Figure. 2.8. Mappage de texture sur la forme 3D du visage.....	33
Figure. 2.9 Vue d'ensemble de l'approche de reconnaissance/authentification proposée.....	33
Figure. 2.10. Recalage et calcul de similarité entre un modèle 3D et un modèle requête de la même personne avec des variations d'expressions faciales.....	36
Figure. 2.11. Choix de dix points : points 2D marqués par le " et points 3D marqués par "×".....	41

Chapitre : 3

Figure.3.1	Forme d'orientation de la pointe du nez.....	43
Figure.3. 2.	Cadre de la détection proposée de la région de pointe de nez.....	44
Figure.3.3.	Candidats de pointe de nez avant et après seuillage de moyenne et de variance.....	45
Figure.3.4.	Les yeux et les zones de la bouche détectés pour la tête des poses différentes.....	46
Figure.3.5.	Procédé de détection de pointe de nez.....	47
Figure.3.6.	signatures point des différentes parties d'un visage après normalisation.....	48
Figure.3.7.	bout du nez obtenu en utilisant la détection de la pointe du nez.....	49
Figure.3.8.	bout du nez obtenu en utilisant le plus dense montant.....	49
Figure.3.9.	nez tip résultats de détection.....	51
Figure.3.10.	Exemples de pointe du nez détectée.....	52
Figure.3.11.	Un aperçu des différentes étapes de notre approche biométrique.....	53
Figure.3.12.	Vue d'ensemble de la méthode proposée (détection du nez).....	54
Figure.3.13.	Les étapes nécessaires pour le pré-traitement des visages 3D.....	55
Figure.3.14.	Quelques exemples de visages 3D pré-traité issus des sessions de la même.....	55
Figure.3.15.	Procédure de localisation du bout du nez.....	56
Figure.3.16.	Exemples de visages pour lesquels le pré-traitement est échoué.....	57
Figure.3.17.	Procédure d'extraction des courbes radiales.....	58
Figure.3.18.	Quelques illustrations des courbes radiales extraites à partir des visages.....	59
Figure.3.19.	Procédure d'extraction des courbes de niveaux.....	60
Figure.3.20.	Quelques illustrations des courbes de niveaux extraites à partir des visages.....	60
Figure.3.21.	Illustration de la métrique élastique.....	61
Figure.3.22.	Illustration de l'espace de formes et le chemin géodésique entre deux.....	62
Figure.3.23.	Illustration de l'espace des pré-formes C et le chemin géodésique dans cet.....	64
Figure.3.24.	changements dans les distances euclidiennes à la fois de surface et sous différentes expressions faciales.....	64
Figure.3.25.	La correspondance entre les courbes radiales et les courbes de niveaux de la surface faciale.....	65
Figure.3.26.	Un organigramme de l'approche proposée.....	66

Chapitre : 4

Figure.4.1 Scènes de la capture.....	70
Figure.4.2 Différentes captures de la base de données CASIA 3D.....	70
Figure.4.4 Variations d'expression de la base de données CASIA 3D.....	71
Figure.4.5 Variations des poses de la base de données CASIA 3D.....	71
Figure.4.6. Prétraitement de visage de base de donné CASIA.....	73
Figure.4.7. : La phase de prétraitement de l'image 3D image 3D, (B) image RGB, (C) image de profondeur.....	74
Figure.4.8 .Amélioré d'image par filtre de médiane.....	75
Figure.4.9 visage humain représenté par .nuage de point.....	75
Figure.4.10 .image 2.5 D profondeur découpé +masque elliptique.....	76
Figure.4.11. l'histogramme de l'image 2D.....	76
Figure.4.12. Image du nez localisé.....	77
Figure.4.13. Architecture structurelle du système de conception.....	77
Figure.4.15. Schéma fonctionnel du système de reconnaissance de visages 3D.....	78
Figure.4.19.L'interface du système d'apprentissage.....	84
Figure.4.20. L'interface de prétraitement d'image 2.5D.....	85
Figure.4.21. L'interface de l'histogramme d'image 2.....	85

Liste des tableaux

Tableau. I.1 -Table de comparaison.....	7
Tableau.3.1 Taux de réussite pour la détection de zone du nez.....	51
Tableau .3.2 Taux de détection de pointe du nez pour faces frontales.....	51
Tableau.3.3 Taux de détection de pointe du nez pour les visages non frontaux.....	51
Tableau .3.4. Résultats de la procédure de pré-traitement sur la base de données FRGCv2.....	57
Tableau.3.5. Le temps de calcul de chaque étape de pré-traitement.....	57
Tableau 4.2 Répartition les photos pour visage casia 3D.....	74
Tableau 4.2 Resultat de TR de visage fusionnée.....	82
Tableau 4.3 Taux d'erreurs et de reconnaissances obtenues.....	86

Sommaire

Introduction générale

Chapitre I : RECONNAISSANCE DE VISAGE 3D

I.1. Introduction :	5
I.1.1.Reconnaissance 2D –PCA.....	6
I.1.2.Reconnaissance 3D.....	7
I.1.3.Reconnaissance facial 2D vs 3D	8
I.2. Mesure de la performance d'un système biométrique	10
I.3. La reconnaissance de visage	12
I.4. Processus de reconnaissance des visages:.....	15
I.4.1. Images Fixes:	15
I.4.2. Images 3D:	15
I.4.3. Mode de reconnaissance.....	16
I.5. Principales difficultés de la reconnaissance de visage.....	17
I.5.1. Changement d'illumination.....	17
I.5.2. Variation de pose.....	18
I.5.3. Expressions faciales	19
I.5.4. Présence ou absence des composants structurels	19
I.5.5. Occultations partielles	20
I.6. Conclusion	21

Chapitre II: ETAT DE L'ART DE SRV 3D

II.1.Introduction à la biométrie faciale 3D	23
II.1.1.Représentation mathématique des surfaces faciales 3D	23
II.1.2.Modélisation des expressions faciales 3D	24
II.1.3.Nouveaux challenges de la reconnaissance faciale 3D	24
II.1.4.Défis de la reconnaissance faciale 3D.....	25
II.2. Techniques 3D de reconnaissance de visages :	27
II.2.1.Systèmes d'acquisition 3D.....	27
II.2.1.1Introduction	27
II.2.1.2. La naissance de visages	28
II.2.1.3.vue d'ensemble.....	29
II.2.1.4.Modélisation 3D	30
II.2.2.Approches modèle.....	34
II.2.2.1.Approches 3D.....	34
II.2.2.2.Approches surface	34
II.2.2.2.1.Appariement de surfaces 3D via ICP	35
II.2.2.2.2.Présentation de l'algorithme ICP	36
II.2.3.Approche géométrique ou locale 3D :	37
II.2.3.1.Approches basées sur les courbes faciales 3D	38
II.2.3.2.Approches basées sur les caractéristiques faciales.....	39
II.2.4.Approches basées segmentation du visage :	40
II.2.5.Approches holistiques 3D	40
II.2.6.Approches 3D+2D	41
II.2.7.Classification faciale du genre	42
II.3.Conclusion	43

Chapitre III: DETECTION DU NEZ POUR SRV3D

III.1 Introduction	45
III.2 Généralité sur la détection du nez	45
III.3 Approches basées sur la sélection de caractéristiques.....	46
III.3.1 Classification convexe du point.....	46
III.3.2 Rechercher des régions candidates	46
III.3.2.1 Détection de nez des candidates.....	47
III.3.2.2. Détection la zone du nez	48
III.3.2.3. Détection l'astuce du nez	49
III.3.3 Signature Point	49
III.2.4 Appariement de signature	50
III.4 Approches basées sur les courbes	54
III. 4.1. Pré-traitement des scans 3D et détection du bout du nez	55
III.4.1.1. Prétraitement des scans 3D	56
III.4.1.2. Détection du bout du nez	57
III.4.2. Extraction des courbes faciales.....	58
III. 4.3. Extraction des courbes radiales	59
III.4.4. Extraction des courbes de niveaux	61
III.4.5. Analyse Riemannienne des surfaces faciales	62
III.4.5.1. Représentation des courbes dans R3	62
III.4.5.2. Analyse Riemannienne des courbes ouvertes dans R3	63
III.4.5.3. Analyse Riemannienne des courbes fermées dans R3	64
III.4.5.4. Analyse Riemannienne des surfaces faciales.....	66
III.5.Patch géodésique	67
III.6.Conclusion	69

Chapitre IV :conception & resultat

IV.1 Introduction.....	71
IV.2 Base de visages utilisée.....	71
IV.3. Système de reconnaissance de visages 3D.....	74
IV.4. environnement de programmation	75
IV.4.1.outils pour le développement de notre algorithme.....	75
IV.4.2. Implémentation de l'approche SRV3D.....	75
IV.5.Architecture structurelle du système de la conception	76
IV.5.1. Prétraitement de visage	77
<input type="checkbox"/> Lire les deux vertex.....	78
<input type="checkbox"/> Lissage.....	78
<input type="checkbox"/> Définition du filtre médian	79
<input type="checkbox"/> Nuage de point	80
<input type="checkbox"/> Découpage +elliptique.....	80
<input type="checkbox"/> L'histogramme	81
<input type="checkbox"/> La localisation du nez.....	81
IV.5.2.Fusion images (2.5Det 2D)après la localisation	82
IV.5.3.Le modèle discriminant linéaire amélioré de fisher (EFM)	83
IV.5.4. Classification par Mesure de Similarité	83
IV.5.4.1. calcul des distances	83
IV.5.5. Décision.....	84
IV.6. Résultats	86
IV.7. Présentation de l'interface du système.....	88
IV.8. Conclusion	90

Conclusion générale

Bibliographie

Annexe

Introduction générale

De nos jours on parle de plus en plus de l'insécurité dans divers secteurs ainsi que des moyens informatiques à mettre en œuvre pour contrer cette tendance : le contrôle d'accès aux ordinateurs, l'e-commerce, les opérations bancaires basées sur l'identification du demandeur, protection civile, les crimes, le terrorisme, et tout récemment la lutte contre les fraudes sociales, etc. Afin de renforcer la sécurité dans ces divers domaines, devenue aujourd'hui une préoccupation internationale sous l'effet de la crise économique, la biométrie se présente comme une technologie potentiellement puissante. En effet, les différents moyens biométriques visent à utiliser des caractéristiques comportementales et/ou physiologiques spécifiques à chaque personne. Ces caractéristiques présentent l'avantage d'être universelles, uniques, permanentes et qu'elles ne peuvent être falsifiées à la différence des moyens classiques tels que les mots de passe ou les badges. Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification.

Notre travail propose de développer une technique de reconnaissance 3D de visages qui combine des mesures anthropologiques 3D du visage et l'apport couleur (lié à la texture de l'image) avec une technique basée sur le modèle discriminant linéaire de Fisher **EFM** qui améliore la capacité de généralisation. Reconnue pour sa puissance de discrimination avec la technique **ACP** (Analyse en Composantes Principales) technique optimale au sens réduction d'espace avec conservation d'information. L'intérêt d'une telle approche est d'exploiter les avantages des deux techniques (**3D**) afin d'améliorer le taux de reconnaissance.

La classification dans notre cas est réalisée par les machines à vecteurs supports (**SVM**) un outil performant et efficace qui fait ses preuves dans ce domaine. Les résultats des expériences sur deux bases de données, vont nous montrer le degré d'amélioration de la **ACP** dans cette fusion et comment choisir les paramètres pour avoir les meilleures performances. Donc, en plus de voir ce que la fusion apportera à la performance, on comparera les résultats obtenus avant et après la fusion.

Notre étude se présente sous forme de **quatre parties** essentielles :

Dans le **premier chapitre** : La première contribution de cette mémoire porte sur la reconnaissance faciale 3D. Son objectif est de surmonter les faiblesses des systèmes de reconnaissance 2D (utilisant des images de texture) sensibles aux changements d'éclairages, d'orientation, d'expressions faciales, etc. Cette première approche, appelée globale, basée sur le recalage global des modèles a été proposée.

Dans le **deuxième chapitre** : La seconde contribution de cette mémoire consiste à développer une technique de reconnaissance des surfaces faciales 3D qui prend en entrée, non pas les images 3D entières du visage, mais les courbes faciales 3D considérées comme des caractéristiques géométriques faciales 3D, couvrant différentes régions caractéristiques du visage (le nez, les yeux, les joues et la bouche

Nous proposons d'extraire ces caractéristiques faciales 3D par rapport au bout du nez, considéré comme point de référence, à partir des images 3D du visage. Différents types de courbes caractérisant les différentes régions du visage ont été extraites avec différentes méthodes d'extraction que nous allons exposer brièvement dans ce qui suit. L'approche

Le **troisième chapitre** contient l'étude théorique de notre conception sur la détection du nez pour **SRV 3D** (Système de Reconnaissance d'image 3D) non pas les images 3D entières du visage, mais les courbes faciales 3D considérées comme des caractéristiques géométriques faciales 3D, couvrant différentes régions caractéristiques du visage (le nez, les yeux, les joues et la bouche). Ces techniques sont décrites en détail, et nous présentons quelques approches utilisés dans le système de reconnaissance faciale **3D**.

. Dans un premier temps, nous étudions successivement, les objectifs de notre système tout en donnant une description détaillée sur le système et nous présenterons les différentes étapes pour atteindre l'objectif fixé dans le cadre de notre projet. Finalement, nous décrivons la manière d'évaluation de notre système.

Le **quatrième chapitre** est consacré à l'implémentation des différentes étapes décrites dans les précédents chapitres. Dans un premier temps, nous étudions successivement, les objectifs de notre système tout en donnant une description détaillée sur le système et nous présenterons les différentes étapes pour atteindre l'objectif fixé dans le cadre de notre projet. Finalement, nous décrivons la manière d'évaluation de notre système. Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale et des perspectives.

I.1. Introduction

Si pour un être humain, reconnaître un visage (identifier un individu) relève d'une action réflexe, aussi instantanée que "naturelle", il en va tout autrement pour un système automatique. Pour une machine, une telle opération suppose au contraire, une chaîne de traitements complexes reposant sur des principes mathématiques avancés.

Les premiers travaux concernant la reconnaissance de visages remontent au début des années 1970. Les techniques introduites à l'époque utilisaient pour la plupart des mesures estimées autour des éléments faciaux des visages [Ble.66] [M.D.KELLY]. Mais ce n'est qu'au début des années 1990 que le volume de recherche concernant la reconnaissance de visages a réellement commencé à croître. Par la suite, l'engouement pour cette problématique n'a fait qu'augmenter, si bien qu'aujourd'hui la reconnaissance de visages constitue l'une des applications les plus explorées de la reconnaissance de formes et de l'analyse d'images. Cet intérêt croissant s'est soldé par l'apparition de conférences internationales sur le sujet, telles que l'International Conference on **Automatic Face and Gesture Recognition** (AFGR) en 1995 et l'International Conference on **Audio and Video Based Authentication** (AVBPA) en 1997 [M.Vis05].

Ainsi, et vu les enjeux croissants notamment dans les domaines d'indexation et de la sécurité, la technique de la reconnaissance de visages continue à attirer de nombreux chercheurs issus de différentes disciplines telles que la neurophysiologie, la neuropsychologie, le traitement d'images, la reconnaissance de formes et la vision par ordinateur [R.Gross01].

Deux raisons principales expliquent une grande attention sur la technologie de reconnaissance de visage sont les suivants:

- 1) pertinence dans diverses applications, y compris la teneur en système de traitement vidéo à base, le système d'application de la loi et dans les systèmes de sécurité.

Une forte nécessité d'un système automatique robuste est évidente en raison de l'utilisation répandue de photo-identification pour l'identification et la sécurité personnelle

2) bien sont des méthodes fiables de la biométrie identification existé, comme des analyses d'empreintes digitales et de l'iris.

Reconnaissance faciale se révèle efficace pour son utilisation convivialité. Le système ne demande pas à ses utilisateurs de faire quoi que ce soit, c'est sans contact. Sur le dessus, comme l'un des composants de base, la maturité de la technologie de l'appareil photo numérique avec le prix concurrentiel est également un facteur contribuant à la forte émergence de la technologie de reconnaissance faciale.

1.1.1.Reconnaissance 2D –PCA

L'analyse en composantes principales (ACP) est une de l'algorithme de reconnaissance de visage 2D utilisé. elle se fonde sur les concepts de la théorie de l'information, cherche un modèle informatique qui décrit le mieux un visage en extrayant les informations les plus pertinentes contenues dans ce visage. L'approche des visages propres est une des méthodes PCA, dans laquelle un petit nombre d'images caractéristiques sont utilisés pour décrire la variation entre les images de visage. le but est de trouver les vecteurs propres (eigenfaces) de la covariance matrice de répartition, engendré par la formation d'un ensemble d'images de visage. plus tard, chaque image de visage est représenté par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres. Reconnaissance est effectuée par projection d'une nouvelle image sur le sous-espace engendré par les visages propres, puis classer le visage en comparant sa position dans l'espace de visage avec les positions des individus connus.

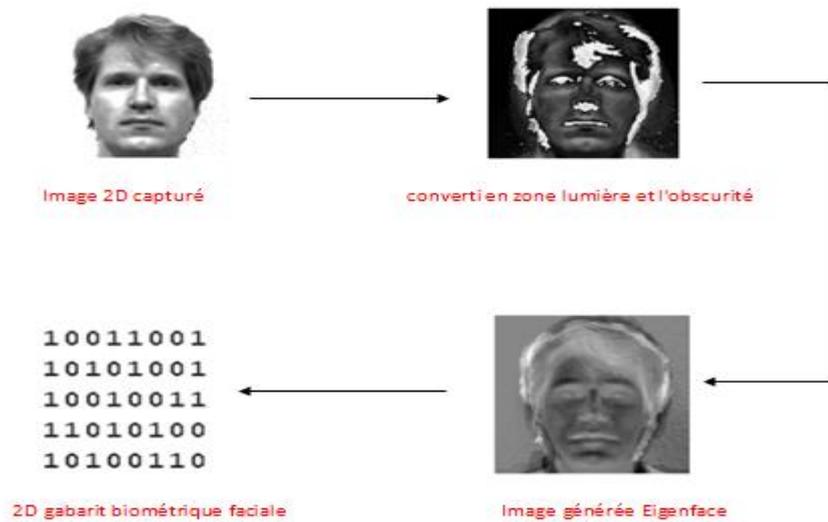


Figure. 1.1. Processus de reconnaissance du visage 2D.

I.1.2.Reconnaissance 3D

Reconnaissance faciale trois dimensions (3D reconnaissance faciale) est une modalité des méthodes de reconnaissance de visage dans lequel les trois-dimensionnels géométries dans le visage humain est utilisé. Reconnaissance faciale 3D a le Potentiel d'obtenir une meilleure précision que son homologue 2D en mesurant la géométrie des éléments rigides sur le face. cette évite ces écueils des algorithmes de reconnaissance faciale 2D que le changement dans l'éclairage, les différentes expressions du visage, le maquillage et l'orientation de la tête. Une autre approche consiste à utiliser le modèle 3D pour améliorer la précision de la reconnaissance traditionnelle à base d'image par transformation la tête dans le but de savoir. En outre, la plupart des scanners gamme d'acquérir à la fois un maillage 3D et le texture. Ce correspondant permet de combiner la sortie de comparateurs 3D pures avec les algorithmes de reconnaissance faciale 2D plus traditionnels, donnant ainsi une meilleure performance (comme indiqué dans FRVT 2006). La principale limitation technologique des méthodes de reconnaissance faciale 3D est l'acquisition d'images en 3D, ce qui nécessite généralement une

Caméra de gamme. C'est aussi une raison pour laquelle les méthodes de reconnaissance faciale 3D ont émergé significativement plus tard (à la fin des années 1980) que les méthodes 2D. Récemment solutions commerciales ont émergé perception de la profondeur en projetant une

grille sur le visage et capture vidéo intégrée de celui-ci dans un modèle 3D de haute résolution. Cela permet une bonne précision de la reconnaissance à faible coût off-the-shelf compents.

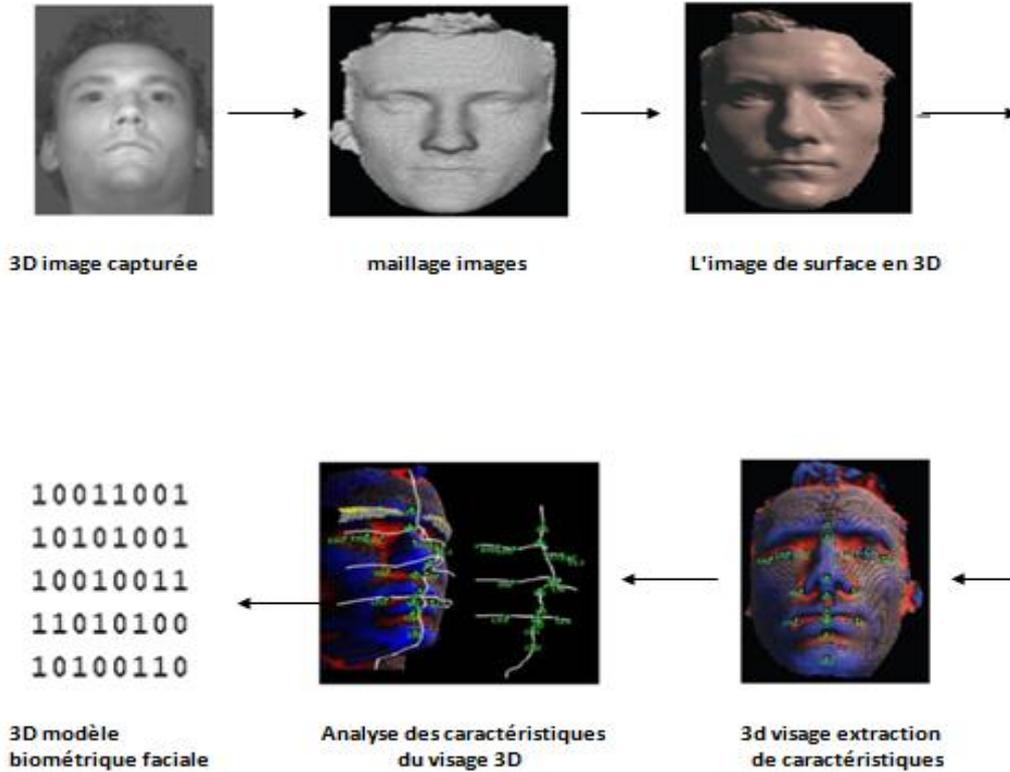


Figure. I.2. Processus de reconnaissance faciale 3D.

I.1.3.Reconnaissance facial 2D vs 3D

	Reconnaissance facial 2D	Reconnaissance facial 3D
Définition	les vecteurs propres de l'espace vectoriel à deux dimensions de faces possibles de l'être humain.	une classe de méthodes qui fonctionnent sur un ensemble de données 3D, représentant à la fois le visage et la forme de la tête comme des données de distance ou des maillages polygonaux.
Comment cela	Une première série d'images de visage 2D ont été acquises les visages propres ont été calculées à partir de La	Le module concevoir exige initiales données 3D du visage et le transfère au processeur. Le module de

fonctionne	formation définir. seulement M eigenfaces correspondant à la M plus grandes valeurs propres ont été retenus. Ces eigenfaces couvraient l'espace de visage qui constitué de l'ensemble de la formation. Les M Eigenface-poids ont été calculés pour chaque image de la formation en projetant l'image IHE sur l'espace de visage balayé par l'image du visage chaque eigenfaces. puis sera représentée par M poids-une représentation extrêmement compacte.	traitement de données reconstruit la surface en 3D pour une nouvelle reconnaissance. Le module d'extraction de caractéristiques construit le vecteur de caractéristique (modèle biométrique), sur la base de la surface en 3D reconstruite pour une utilisation ultérieure dans le processus de correspondance. Le module de moteur correspondant présente une comparaison des acquis et déjà inscrits biométrique basé sur un modèle.
Taille de modèle	petite taille du modèle (800bytes à 2 kilo-octets).	modèle biométrique compact extrait (2-4 kilo-octets).
Description du modèle	visage dispose d'emplacements, la texture ou la combinaison. pas une vraie mesure.	Description de la forme du visage en 3D la géométrie du visage, la description complète des fonctionnalités. mesure basée au sol (inférieure au millimètre).
Essais de vivacité	peut-être usurpée par photo ou vidéo.	de ne pas être usurpée par vidéo ou photo.
FAR	0.001 (FRVT résultat 2006)	0.001 (FRVT résultat 2006)
FRR	0.001-0.017 (FRVT résultat 2006)	0.005-0.015 (FRVT résultat 2006)
Précision	support entièrement en fonction de la résolution d'image.	élevé, pas tellement en fonction de la résolution d'image.
Sensibilité	sensible à l'éclairage, pose, maquillage, ou des expressions	insensible à l'éclairage, maquillage et pose jusqu'à 45 sensible aux expressions
Norme	ANSI INCITS 385-2004 ISO 19794-5 FDIS	ANSI INCITS 385-2004 ISO/IECJTC SC37WG3

Tableau. I.1 -Table de comparaison.

I.2. Mesure de la performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement **trois critères principaux** :

1. Le premier critère s'appelle le **taux de faux rejet** ("False Reject Rate" ou **FRR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$\mathbf{FRR} = \frac{\mathbf{Nombre\ de\ faux\ rejets}}{\mathbf{Nombre\ total\ d'accès\ client}} \quad \mathbf{(Equ.I.1)}$$

2. Le deuxième critère est le **taux de fausse acceptation** ("False Accept Rate" ou **FAR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$\mathbf{FAR} = \frac{\mathbf{Nombre\ de\ fausses\ Acceptations}}{\mathbf{Nombre\ total\ d'accès\ imposteur}} \quad \mathbf{(Equ.I.2)}$$

3. Le troisième critère est connu sous le nom de **taux d'égale erreur** ("Equal Error Rate" ou **EER**). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR=FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

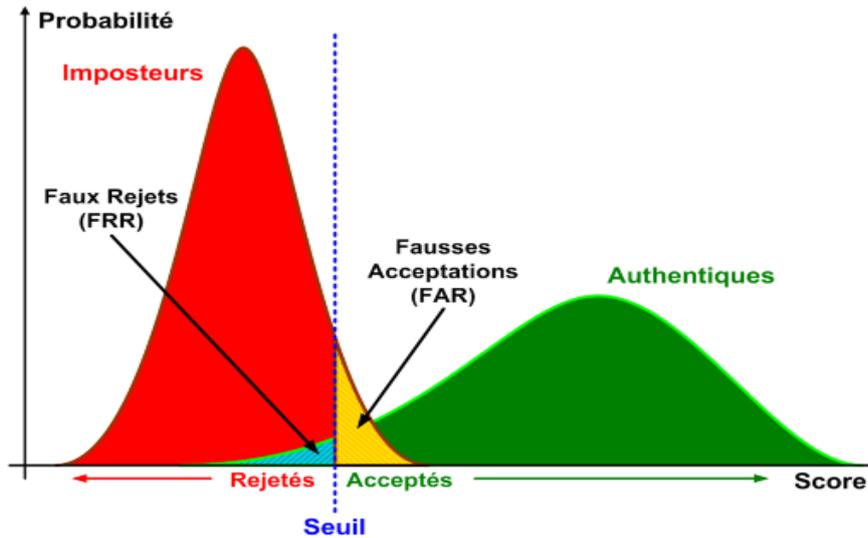


Figure. I.3. Illustration du FRR et du FAR.

Selon la nature (*authentification* ou *identification*) du système biométrique, il existe deux façons d'en mesurer la performance :

– Lorsque le système opère en *mode authentification*, on utilise ce que l'on appelle une **courbe ROC** (pour "Receiver Operating Characteristic" en anglais). La courbe ROC (**Figure. I.4**) trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé.

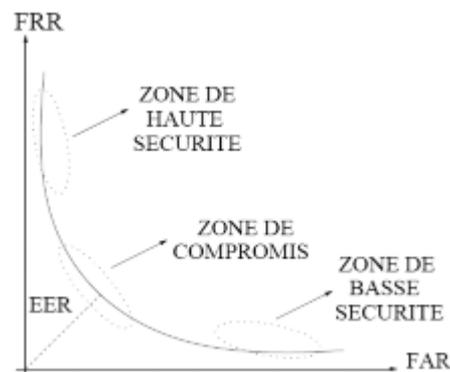


Figure. I.4. Courbe ROC.

– En revanche, dans le cas d’un système utilisé en *mode identification*, on utilise ce que l’on appelle une **courbe CMC** (pour “Cumulative Match Characteristic” en anglais). La courbe CMC (**Figure.I.5**) donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d’une variable que l’on appelle le rang [Beve 05]. 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**.

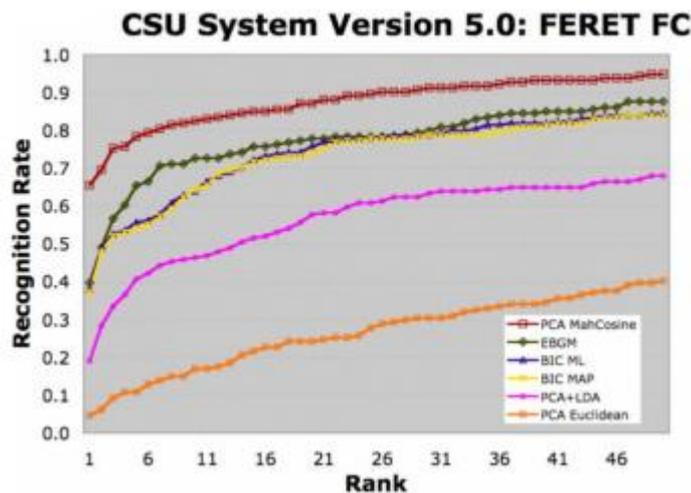


Figure. I.5. Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le “FERET Probe Set FC” et pour différents algorithmes de reconnaissance faciale.

I.3. La reconnaissance de visage

Les visages constituent une catégorie de stimulus unique par la richesse des informations qu’ils véhiculent. Ils sont à la fois les vecteurs visuels principaux de l’identité individuelle, et des vecteurs essentiels de communication (verbale et non verbale) d’intentions et d’émotions entre individus, via, en particulier, la direction du regard et les expressions faciales. Sur le plan perceptif, la reconnaissance des visages constitue une des capacités les plus étonnantes, et les

plus performantes du système visuel humain. En effet, l'être humain est capable de discriminer et de reconnaître un très grand nombre de visages, alors même que les visages constituent une catégorie de stimulus homogènes, partageant un ensemble de traits similaires et une structure commune, et qu'ils peuvent subir d'importants changements avec l'âge par exemple, ou encore selon l'expression faciale **[H.S.Paris]**.

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

Les difficultés proviennent essentiellement de la forte variabilité des données à classer (dues à des changements dans les expressions faciales, dans la pose de la tête, dans les conditions d'illumination et à des occultations partielles), et dans le fait que les images de visages constituent des données de très grandes dimensions. Néanmoins, et malgré toutes ces difficultés, le domaine de la reconnaissance faciale demeure important pour de nombreux chercheurs vu la multitude des champs d'applications. Cette variabilité des applications a donné lieu à la disponibilité de plusieurs produits commerciaux permettant:

- L'identification, par comparaison d'un visage à ceux mémorisés dans une base de données.
- La vérification, par comparaison des identités déclarées avec les identités associées aux visages mémorisés.
- La supervision, qui permet de suivre l'image d'une personne dans une séquence vidéo **[M.Marz01]**.
- La surveillance qui permet de retrouver, en temps réel, une personne dans une séquence vidéo à partir d'une liste de visages.

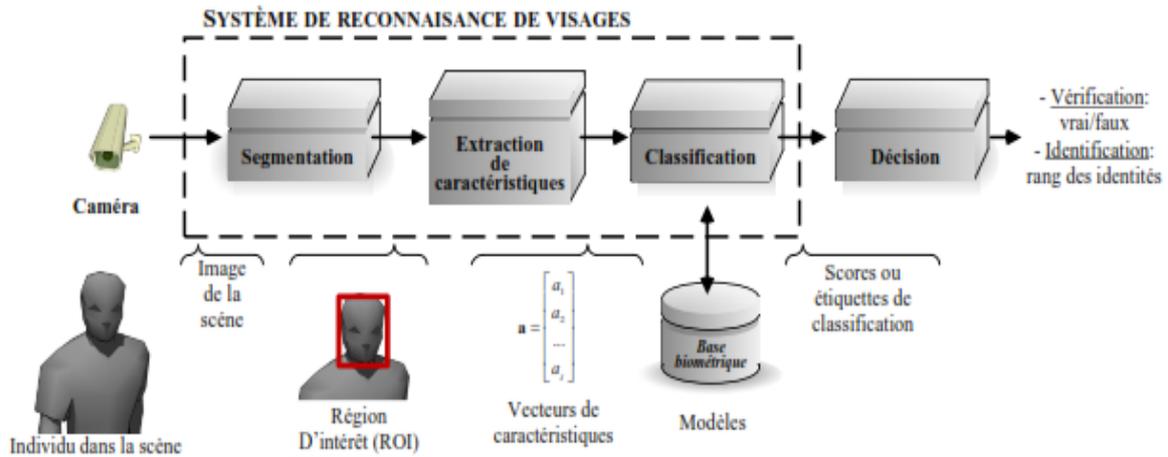


Figure. I.6. Système simplifié de reconnaissance de visages.

La **Figure. I.6.** présente les éléments de base d'un système simplifié de reconnaissance de visages qui seront explorés durant les laboratoires du cours de systèmes biométriques. Ces systèmes capturent des images 2D d'une scène 3D à l'aide d'une caméra. Le module de segmentation s'occupe alors de détecter et d'isoler les régions d'intérêt (i.e. les visages) de la scène observée. Ce module effectue généralement un prétraitement (recadrage et ajustement des couleurs) afin de normaliser les visages et de réduire la variabilité due aux conditions d'acquisition (pose, illumination, expression, etc). Le module d'extraction de caractéristiques définit un vecteur de caractéristiques invariant et discriminant (a) à partir des régions d'intérêts. Bien que cette étape soit essentiellement une projection dans un espace des caractéristiques R^I , elle est toutefois critique pour la reconnaissance. Le module de classification détermine ensuite le degré d'appartenance (i.e. probabilité a posteriori) des régions d'intérêt aux différents modèles d'individu contenus dans la base biométrique. Pour des applications de vérification, le module de décision accepte ou rejette l'authenticité, alors que pour les applications d'identification et de surveillance, ce module fournit une liste des identités les plus probables de la personne observée.

I.4. Processus de reconnaissance des visages

I.4.1. Images Fixes

La plus part des algorithmes de reconnaissance automatique de visages portent sur la classification d'images fixes 2D notamment en niveau de gris. Les algorithmes prenant en compte la couleur ne sont, pour la plus part, que des généralisations à trois canaux des techniques utilisées en niveaux de gris .

On dispose d'une base de connaissance contenant un ensemble d'images de visages de personnes connues, c'est-à-dire les personnes que le système est censé reconnaître. Cette base de connaissance peut contenir plusieurs images d'une même personne sous des conditions de prises de vue différentes. Chaque image est étiquetée par son identité associée. Lorsqu'un visage requête (image d'un visage à reconnaître) est présenté au système, celui-ci va chercher à lui assigner une identité parmi celles contenues dans la base de connaissance. Le système de reconnaissance est basé sur un modèle généralement construit à partir d'une base d'apprentissage contenant un ensemble d'images de visages par le biais d'un algorithme d'apprentissage.

Dans certains cas, la base d'apprentissage et la base de connaissance sont confondues. Le modèle est alors spécifiquement conçu pour les visages qu'il vise à reconnaître. Dans d'autres cas, au contraire, les deux bases sont distinctes soit à cause de l'application à réaliser soit à cause des spécificités de la technique utilisée [K.I.Chang].

I.4.2. Images 3D

Très récemment, les avancées dans le domaine de l'acquisition de données tridimensionnelles (acquisition par scanners laser) ont permis l'émergence de technologies de reconnaissance 3D. Deux grandes familles de méthodes sont apparues ces dernières années :

1. Celles basées sur la correspondance d'objets 3D directement (on dispose d'images 3D aussi bien dans la base d'apprentissage que pour les visages requêtes) [V.Blanz].

2. Celles se ramenant pour la classification à un problème de reconnaissance 2D (seules les vues 3D de la base d'apprentissage sont requises) [C.Garc].

L'inconvénient de ces deux méthodes c'est qu'elles sont intrusives en utilisant un capteur 3D.

I.4.3. Mode de reconnaissance

Suivant l'application traitée, un système biométrique peut fonctionner suivant un mode de reconnaissance positif ou négatif:

- Dans une **reconnaissance positive**, le système permet de déterminer si la personne est celle qu'elle prétend être, de manière implicite ou explicite. Le but d'une reconnaissance positive est d'empêcher plusieurs personnes d'utiliser la même identité. Par exemple, si une personne unique est autorisée à entrer dans une certaine zone sécurisée, le système lui donnera exclusivement l'accès. Si le système arrive à faire correspondre la signature enregistrée de cette personne à la signature extraite de la biométrie acquise, cela correspond à une acceptation, et sinon à un rejet;
- Pour une demande de **reconnaissance négative**, le système permet de déterminer si la personne correspond à ce qu'elle nie être de manière explicite ou implicite. L'objet de la reconnaissance est négatif pour empêcher une seule personne d'utiliser de multiples identités. Par exemple, pour une application de prestations sociales, le système enregistre dans sa base de données les personnes qui ont déjà bénéficié de prestations. Si une personne malhonnête souhaite recevoir les prestations une deuxième fois en se proclamant comme étant une tierce personne, le système doit vérifier si celle-ci correspond à un des bénéficiaires enregistrés dans la base de données. Si le système arrive à faire correspondre la signature extraite de la biométrie acquise de cette personne avec une des signatures de la base de données, cela correspond à un rejet, et sinon à une acceptation.

I.5. Principales difficultés de la reconnaissance de visage

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous

I.5.1. Changement d'illumination

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue (voir **Figure. I.7**). 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. Ceci a été expérimentalement observé dans Adini et al [Adi97] où les auteurs ont utilisé une base de données de 25 individus. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert. Les évaluations FRVT [Bla01] ont révélé que le problème de variation d'illumination constitue un défi majeur pour la reconnaissance faciale.



Figure. I.7. Exemple de variation d'éclairage.

I.5.2. Variation de pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. Cette difficulté a été démontrée par des tests d'évaluation élaborés sur les bases FERET et FRVT [Bla01; Phi03]. 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 $< 30^\circ$), 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 (voir **Figure. I.8**).

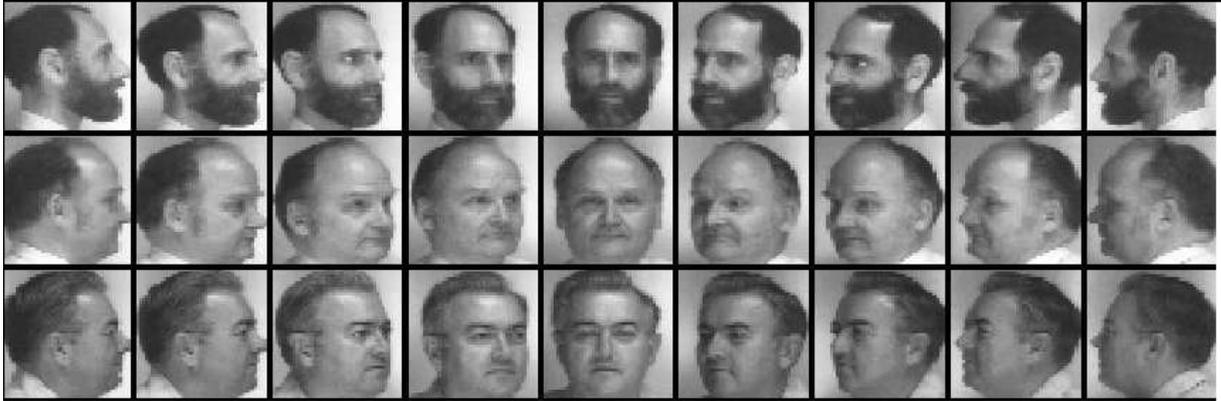


Figure. I.8. Exemples de variation de poses.

I.5.3. Expressions faciales

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale (**Figure. I.9**). La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. 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 [Gro01].

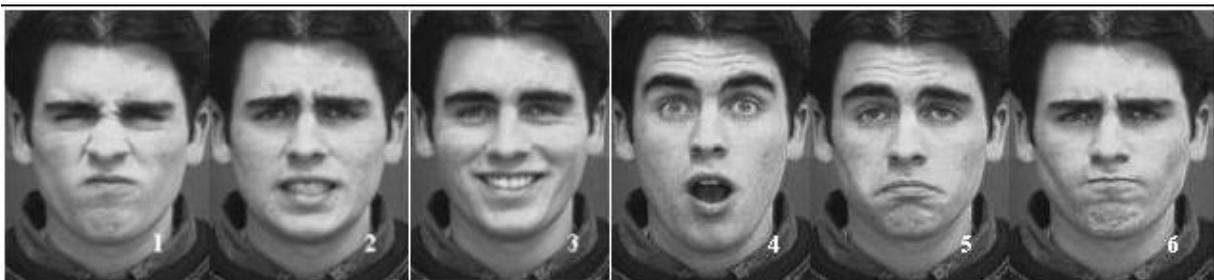


Figure. 1.9. Exemples de variation d'expressions.

I.5.4. Présence ou absence des composants structurels

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

I.5.5. Occultations partielles

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tels que lunettes, écharpe... Dans le contexte de la biométrie, les systèmes proposés doivent être non intrusifs c'est-à-dire qu'on ne doit pas compter sur une coopération active du sujet. Par conséquent, il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés. Gross et al [Gro01] ont étudié l'impact du port de lunettes de soleil, et du cache-nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Ils ont utilisé la base de données AR [Mar98]. Leurs résultats expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles.

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de leurs performances. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Enfin, nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans cette thèse, Notamment l'invariance à l'illumination. Les techniques utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance de visage sont détaillées dans le chapitre suivant.

II.1.Introduction à la biométrie faciale 3D

De nombreuses techniques ont été proposées pour l'acquisition de la forme 3D des visages humains. En pratique des efforts significatifs ont été faits, au sein de la communauté de vision par ordinateur, pour développer des techniques alternatives moins coûteuses à base de capteurs passifs. La plupart des bases de données des visages 3D sont acquises au moyen des capteurs actifs. La vision active consiste à combiner un capteur photographique avec une source lumineuse, afin de mesurer les coordonnées tridimensionnelles des points sur la surface d'un objet.

II.1.1.Représentation mathématique des surfaces faciales 3D

Une surface faciale S est une variété de dimension deux, de genre zéro. Nous supposons que les trous de la surface S associés aux yeux, nez, et à la bouche sont remplis. En pratique S est un maillage triangulaire avec une collection d'arrêtes et de sommets reliés, mais nous commençons par supposer que c'est une surface lisse et continue. La **Figure.2.1** illustre quelques images 3D (S) et leurs modèles 3D texturés correspondantes de la même personne sous différentes expressions faciales.

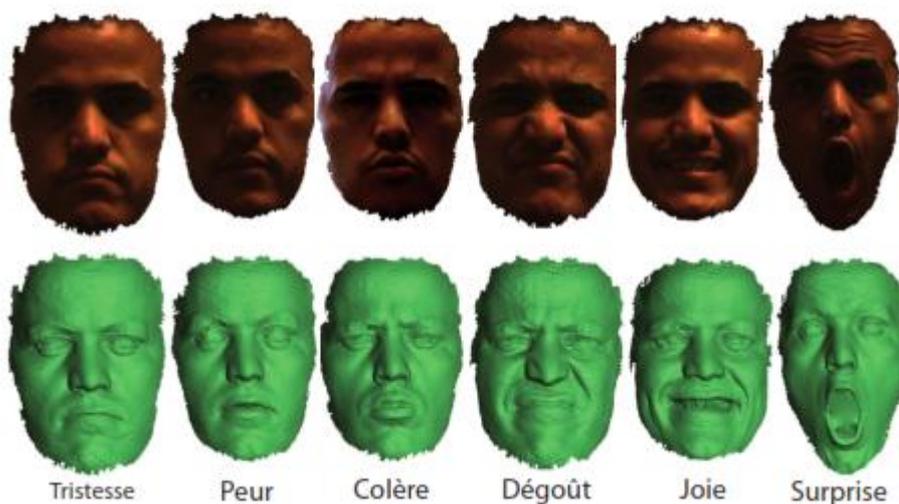


Figure .2.1 – Illustration des six différentes expressions faciales de la même personne, première ligne : modèles 3D texturés, deuxième ligne : modèles de forme 3D correspondants.

II.1.2. Modélisation des expressions faciales 3D

En vue d'entreprendre une analyse d'expressions faciales dans une image 3D, il convient d'en extraire des informations potentiellement pertinentes [BBK03]. Soit (S^1, g) et (S^2, h) deux surfaces faciales modélisées comme deux variétés Riemanniennes, g et h deux métriques pour calculer la distance géodésiques sur les deux surfaces faciales S^1 et S^2 respectivement. Les deux surfaces représentent la même personne, mais S^1 est un visage neutre alors que S^2 est avec une expression non neutre. Soit $f : S^1 \rightarrow S^2$

un difféomorphisme qui modélise cette expression. Un difféomorphisme entre deux espaces topologiques est une bijection continue, et l'application inverse est continue. En grosso-modo, un espace topologique est un objet géométrique, et le difféomorphisme est un processus continu d'étirement et de pliage de l'objet en une nouvelle forme. Ainsi, la surface neutre et expressive sont difféomorphes entre elles. Notez que les trous, comme la bouche ouverte, doivent être bouchés, sinon cette hypothèse n'est plus valable. Dans [BBK05a] sur l'hypothèse de la préservation des longueurs les auteurs considère un difféomorphisme comme une isométrie. En d'autres termes, ils supposent que f préserve la distance géodésique entre chaque paire de points, comme décrit (Equ. 2.1) :

$$d_{S^1}(x, y) = d_{S^2}(f(x), f(y)) \quad \forall x, y \in S^1 \quad (\text{Equ.2.1})$$

Plusieurs approches adoptent cette hypothèse et utilisent la distance géodésique pour être plus robuste aux expressions faciales 3D.

II.1.3. Nouveaux challenges de la reconnaissance faciale 3D

L'introduction de la forme 3D du visage dans la reconnaissance de personnes est considérée comme une voie très prometteuse pour remédier à ces problèmes. Cependant,

il y a jusqu'à présent des problèmes qui ne sont pas encore très bien résolus spécialement lorsque le sujet est non coopératif lors de la phase d'acquisition ce qui peut engendrer des occultations sur la surface faciale. Dans des conditions non contrôlées, les scans 3D ont souvent des données manquantes à cause de l'auto-occultation ou à l'absorption du rayon laser par des zones sombres du visage. Comme illustré dans la **Figure. 2.2**. Les premières images de la figure montrent des auto-occultations tandis que les deux dernières montrent des occultations suite à la main et au lunettes portées par l'individu lors du balayage. Dans la littérature cette question fondamentale a été abordée dans [BCF06a]. En effet, trois équipes seulement ont traité ce problème assez difficile et présenté des résultats sur la base de données dédiée à ce défi. **Aluz et al.** [AGA08, CCS09]. Nous soulignons que, généralement, les scans 3D du visage sont collectées dans des conditions contrôlées et ils présentent une bonne qualité des données. Le corpus **FRGC v2** contient des données non occultées, par conséquent, la performance de notre approche ne sera pas atteinte par ce nouveau challenge.



Figure. 2.2. Les données manquantes dues aux auto-occultation et à l'absorption du rayon laser par des zones sombres du visage.

II.1.4. Défis de la reconnaissance faciale 3D

Lorsque acquis dans des conditions non contrôlées, les données numérisées souffrent souvent du problème de pièces manquantes dues à l'auto-occultations ou laser d'absorption par

les zones sombres. En fait, le visage 3D a besoin de plus d'un balayage d'être pleinement acquise. Surtout quand la pose n'est pas frontale, comme illustré dans la **Figure. 2.3.b**. l'analyse qui en résulte est dit 3D et 2.5D pas plein. Cependant, cette analyse est à peu près 2.5D approchée par balayage 3D par des chercheurs de visages 3D communautaires de reconnaissance. En outre, rangée du bas de la **Figure. 2.3.b** montre que la zone sombre (cheveux ou les sourcils) absorbent le laser et générer des données manquantes dans le maillage 3D, comme illustré sur la ligne supérieure de la même figure.

En outre, les variations dans les données des visages aux expressions faciales dues provoquer des déformations du maillage 3D. **Figure.2.3.a** illustre visages expressifs de la rangée du bas (comme la maille 3D texturé). La rangée du haut montre le maillage résultant 3D avec des déformations. Toute approche 3D du visage de reconnaissance doit correspondre avec succès scans visage en présence d'une expression à base de déformations et / ou des données manquantes (comme illustré dans la **Figure. 2.3.a** respectivement et **Figure. 2.3.b** à la bonne qualité, neutre, modèle frontal 3D. Nous notons que, généralement, les scans du visage inscrits sont recueillis dans des conditions contrôlées et présentent une bonne qualité des données. La littérature antérieure a abordé cette question fondamentale avec un degré variable de succès en tant que décrit dans le document d'enquête [BCF06a].



Figure. 2.3. Déformations sous les expressions du visage (a). Les données manquantes dues à l'occlusion d'auto (b).

Nous commençons par modéliser la géométrie des visages humains, puis nous présenterons les plus récents et élaborés des approches pour cette tâche.

II.2. Techniques 3D de reconnaissance de visages

Nous avons passé en revue les méthodes de reconnaissance 2D de visages. Malgré les avancées réalisées ces dernières années, les techniques de reconnaissance 2D de visages robustes aux différents facteurs de variabilité (éclairage, pose, occultation) sont loin d'être développées. La reconnaissance 3D de visages constitue une alternative prometteuse pour surmonter ces problèmes, surtout depuis l'apparition de dispositifs d'acquisition 3D performant. L'avantage principal des approches basées modèle 3D réside dans le fait que le modèle 3D conserve toutes les informations sur la géométrie de visage, ce qui permet d'avoir une représentation réelle de ce dernier. Dans cette section, après avoir rapidement évoqué les systèmes d'acquisition 3D, nous présenterons les travaux récents sur la reconnaissance 3D de visages.

II.2.1. Systèmes d'acquisition 3D

II.2.1.1 Introduction

Depuis quelques années, la biométrie et en particulier la vérification et la reconnaissance de visages a connu un gain d'intérêt dans les domaines de la vidéo surveillance, des systèmes de contrôle d'accès, de la production de documents biométrique (CIN, passeport, permis de conduite, etc.) et de l'indexation automatique de documents audio-visuels. Néanmoins, les approches proposées pour ces systèmes souffrent de sérieuses limitations qui sont dues à l'utilisation d'un modèle 2D (image 2D du visage), très sensible à la pose et à l'illumination ; sans oublier, les variations intrinsèques du visage comme les expressions faciales et le phénomène de vieillissement. Pour s'affranchir d'une partie de ces limitations, nous proposons d'exploiter une numérisation 3D de visage.

L'innovation d'une telle approche réside alors dans l'utilisation des indices 3D, associées aux informations de textures et de silhouettes données par le modèle 2D. La première partie de notre travail consiste à l'élaboration d'une approche de reconstruction faciale dédiée à la reconnaissance. Nous prenons en compte, la précision de mesure, la résolution et le coût du capteur utilisé pour être intégré dans une application biométrique. Dans cet article, nous traitons donc la reconstruction 3D de visages, présentée de la manière suivante : Dans la section 2, nous faisons un tour d'horizon des techniques d'acquisition de formes 3D. La section 3 décrit brièvement l'ensemble des étapes de notre approche. Dans les sections 4, 5 et 6, une description détaillée de ce pipeline de reconstruction 3D est présentée. On finira par une comparaison, en termes de précision, de notre approche de reconstruction par rapport à un scanner laser.

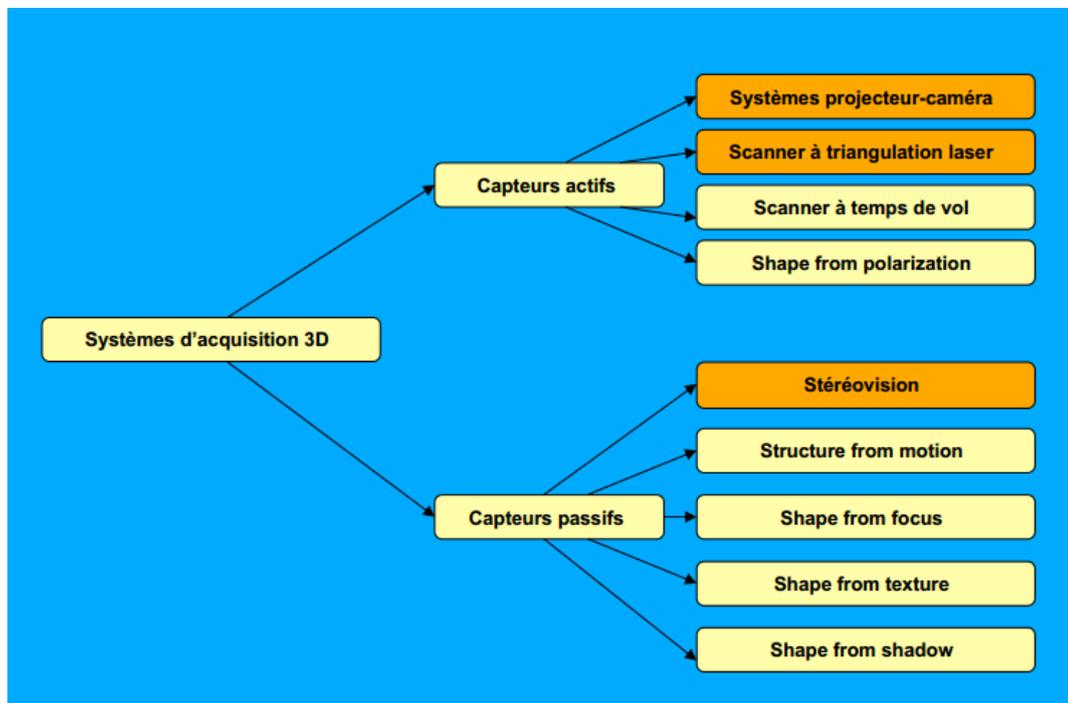


Figure. 2.4. Taxonomie des techniques optiques d'acquisition de formes 3D

II.2.1.2. La naissance de visages

Avec l'avènement de la 3D et le développement de caméras 3D, on dispose de données plus complètes et invariantes par rapport à la pose et à l'illumination. Actuellement les travaux de recherche se penchent sur l'analyse des images 3D de visages afin de proposer des approches de reconnaissance faciale 3D plus performantes et invariantes aux variations dues à la pose et à l'illumination. Les approches existantes qui s'adressent au problème de la reconnaissance du visage 3D peuvent être classées selon cinq catégories d'approches :

- **Approches basées sur le modèle**
- **Approches holistiques**
- **Approches géométriques ou locales 3D**
- **Approches basées segmentation du visage**
- **Approches 3D+2D.**

II.2.1.3.vue d'ensemble

Notre plateforme d'acquisition est composée de deux cameras montées en réseau avec un ordinateur [11]. Ce système permet l'acquisition stéréo et temps réel de prises de vues de visages. L'ensemble est associé à un vidéo projecteur qui émet sur le visage des franges de lumière noires et blanches. Cette technique permet une meilleure discrimination ainsi qu'une précision sous-pixélique de primitives, sur les frontières des franges.

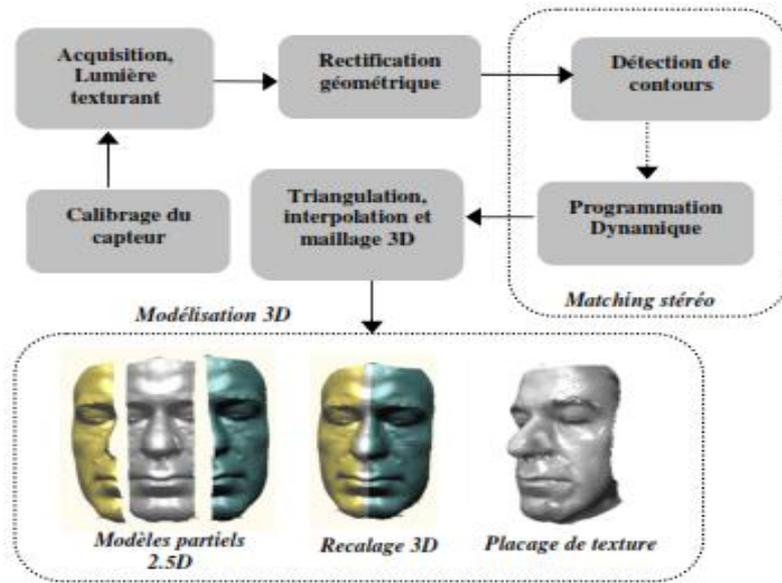


Figure. 2.5. Pipline de reconstruction 3D de visage

II.2.1.4. Modélisation 3D

II.2.1.4.1. Triangulation optique

Après la rectification, nous disposant d'une configuration stéréo standard et de paires de points appariés, la profondeur Z est obtenue en fonction de trois paramètres qui sont : la disparité $d=u-v$ (le déplacement entre la primitive gauche et droite appariées), la focale f et la ligne de base B (distance entre les centres de projections des caméras). L'expression de Z est donnée par :

$$\frac{b+d(u,r)}{z-f} = \frac{b}{z} \tag{Equ.2.2}$$

On en déduit de l'expression (7), les coordonnées du point 3D $P(X,Y,Z)$, correspondant au paire de points $IG(u,r)$ et $ID(v,r)$, respectivement dans les images gauche et droite :

$$x = \frac{b.u}{d(u,r)} , y = \frac{b.r}{d(u,r)} , z = \frac{b.f}{d(u,r)} \tag{Equ.2.3}$$

II.2.1.4.2. Interpolation et maillage 3D

A ce stade de traitement, un nuage de points est obtenu par recherche d'intersections de rayons optiques. Pour aboutir à une surface représentative du visage, nous faisons appel à des techniques de maillage 3D et en particulier la dualité : diagramme de Voronoï / triangulation de Delaunay.

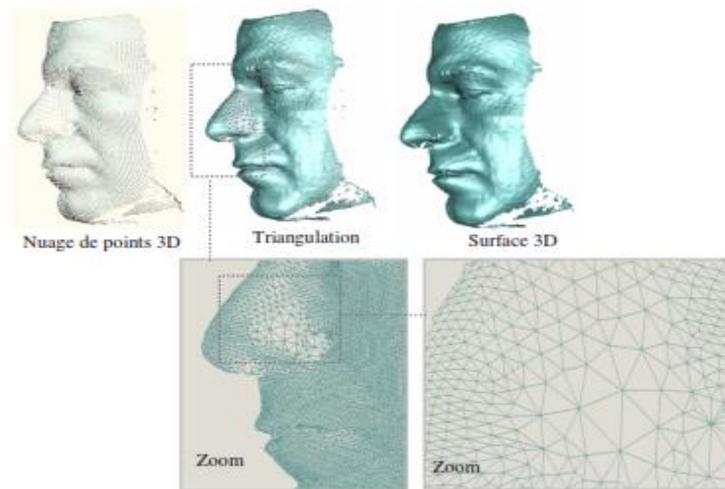


Figure. 2.6. Interpolation et maillage des points 3D

Mais avant cette étape de maillage, nous appliquons une interpolation basée sur les splines cubiques qui permet d'enrichir la résolution des points obtenus par triangulation optique. L'avantage de cette méthode d'interpolation est d'appliquer un polynôme d'interpolation par morceau et de dérivée quatrième nulle. La courbe d'interpolation est par conséquent lisse, tout en gardant les détails donnés par les points d'origine [12]. La figure 4 illustre les résultats d'interpolation et de maillage.

II.2.1.4.3. Du 2,5 D au 3D

Le but de l'approche présentée ici est d'aboutir à un modèle 3D complet de visage. Ainsi, l'application des étapes décrites dans les sections précédentes, sur un ensemble de photos prises dans différentes orientations, produit des modèles partiels qu'on appelle aussi des clichés 2.5D. Il s'agit à cette étape de fusionner ces clichés dans le but de construire un modèle 3D complet. Pour se faire, l'algorithme très connu du point le plus proche itéré ICP (*Iterative Closest Point*)

introduit par Besel en 1992 dans [13] est employé. ICP permet à partir des deux ensembles de points $P = \{p_i\}$ et $X = \{y_i\}$, retrouver la transformation rigide (R, t) qui minimise la distance entre eux. Le principe consiste à déterminer pour chaque point p_i de l'ensemble P , le point le plus proche dans le second ensemble X , au sens d'une distance euclidienne. A partir de ces appariements, une transformation rigide minimisant un critère des moindres carrée (9) est calculée et appliquée à l'ensemble P :

$$e(R, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|(Rp_i + t) - y_i\|^2 \quad (\text{Equ. 2.4})$$

Ce processus est alterné et itéré jusqu'à convergence (stabilité de l'erreur minimale). Par ailleurs, La transformation globale (R, t) est mise à jour de façon incrémentale comme suit : pour chaque itération k de l'algorithme, $R = R_k R$ et $t = t + t_k$. Le critère à minimiser à l'itération k devient alors :

$$e(R_k, t_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|(R_k(Rp_i + t) + t_k - y_i)\|^2 \quad (\text{Equ. 2.5})$$

Si la convergence vers un minimum local est prouvée [13] quelque soit l'initialisation, une convergence vers un minimum global peut être espérée, si l'initialisation est assez bonne. Pour cela, l'application de l'ICP est précédée par une registration moins fine, par sélection manuelle d'au moins trois points sur chacune des paires de modèles partiels à recalibrer. Un pipeline de ces étapes, effectué sur trois modèles partiels est illustré par la figure 5. La registration est faite deux à deux, en passant par le modèle de face comme référence. Des cartes d'erreurs sont également présentées. Pour les modèles profile gauche/face, l'erreur moyenne est de 0.49 mm et l'écart type de 0.31 mm, alors que le recalibrage des modèles face/profile droite, présente une erreur moyenne de 0.43 mm et un écart type de 0.28 mm. Finalement, une couture des différents maillages des modèles partiels est faite pour la fusion et l'obtention d'un modèle complet de visage.

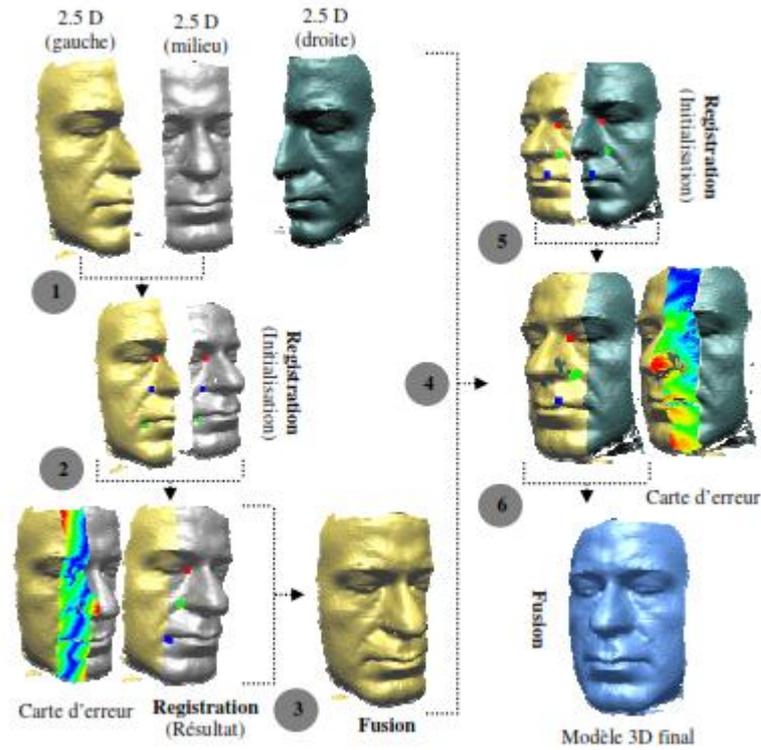


Figure. 2.7 Etape de registration et de fusion des modèles partiels (cartes de déviation entre modèles)

II.2.1.4.4.Placage de texture

La dernière étape de notre procédé de reconstruction 3D de visages, consiste à placer la texture prise au moment de l'acquisition 3D, sur la surface tridimensionnelle obtenue. Pour cela, on fixe d'une part des points caractéristiques sur la texture 2D, et d'autre part, les points correspondants sur la surface du visage, comme illustrée par la **Figure.2.8**.

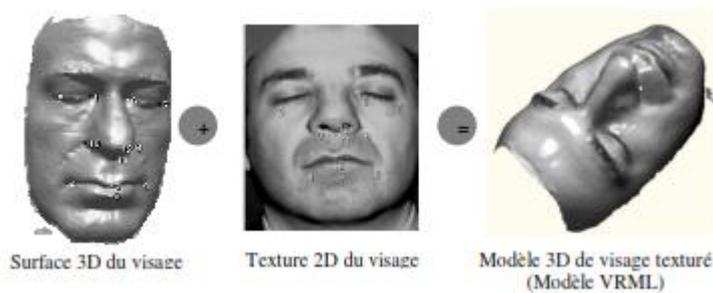


Figure. 2.8. Mappage de texture sur la forme 3D du visage

II.2.2.Approches modèle

II.2.2.1.Approches 3D

Elles sont subdivisées en deux catégories : les approches basées surface qui utilisent la géométrie de la surface du visage et les approches holistiques 3D.

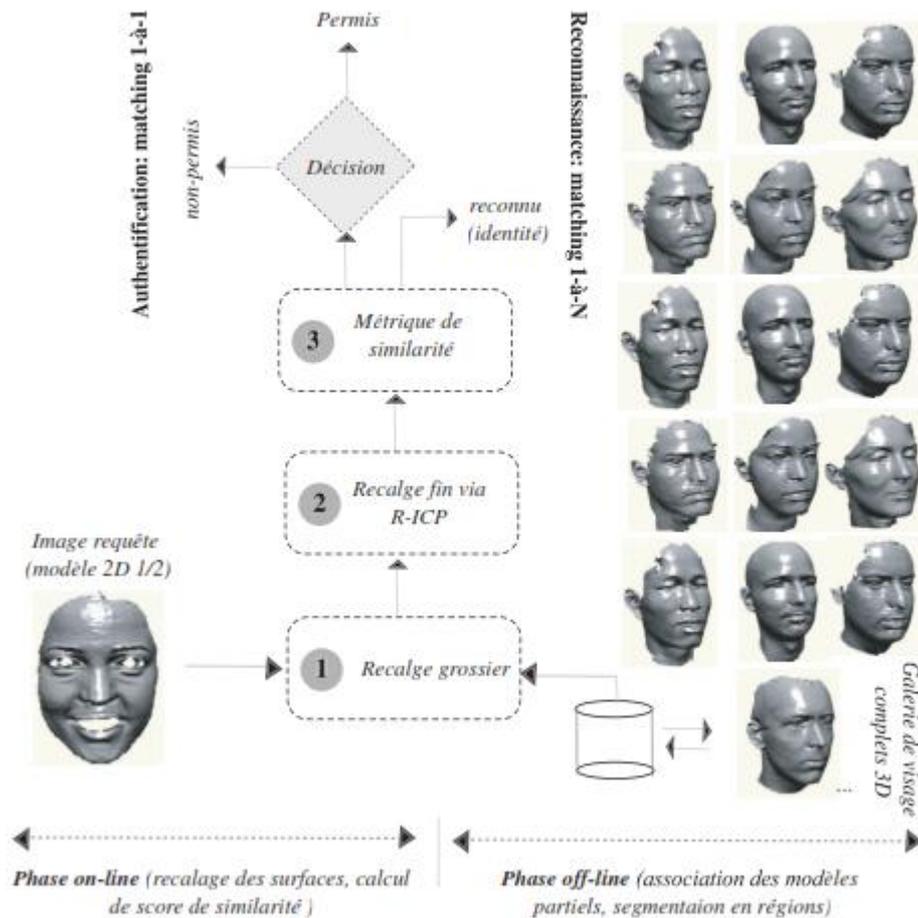


Figure. 2.9 Vue d'ensemble de l'approche de reconnaissance/authentification proposée.

II.2.2.2.Approches surface

Dans ce cas, le problème de la reconnaissance 3D de visages est celui de l'alignement de deux surfaces 3D qui modélisent les deux visages à apparier. L'algorithme généralement utilisé

est l'algorithme du plus proche voisin itéré, ou ICP (Iterative Closest Point), qui a été introduit par [Bes92]. Il consiste en une optimisation alternée d'appariements et de transformations. Ainsi, à partir d'une transformation initiale, les deux étapes suivantes sont réitérées :

(a) **mise en correspondance (plus proche voisin)** : on apparie chaque primitive du modèle transformé avec la primitive la plus proche dans la scène.

(b) **recalage** : la transformation (translation + rotation) est généralement calculée aux sens des moindres carrés, surtout si l'on travaille avec des points. Si l'on possède une information d'incertitude, on peut l'utiliser dans les étapes terminales pour affiner la solution.

II.2.2.2.1. Appariement de surfaces 3D via ICP

Nous souhaitons, dans cette phase, recalibrer de manière rigide deux nuages de points correspondants, respectivement, à un modèle requête et un modèle de la galerie de visages 3D. Le recalage consiste à trouver la transformation rigide, entre les deux nuages de point, en vue de garantir un bon matching 2D vs. 3D. Plusieurs travaux de recherche se sont intéressés à ce sujet pour son application dans, essentiellement, deux domaines clés : l'association de modèles partiels d'un même objet en vue d'obtenir un modèle numérique complet et la reconnaissance de formes 3D (répondre à une requête, naviguer dans une base structurée, etc.). À l'issue de cet intérêt, plusieurs algorithmes ont été proposés pour résoudre ce problème de recalage d'entités tridimensionnelles (nuages de points, surfaces triangulées, surfaces implicites, surfaces paramétriques) depuis le milieu des années 80 [AF86]. Néanmoins, l'immense progrès a eu lieu au début des années 90 avec les publications [BM92] et [CM92], qui décrivent deux techniques itératives et très similaires. En particulier l'algorithme du plus proche voisin ICP (Iterative Closest Point) [BM92] qui a connu depuis un succès considérable dans ce domaine, où il est utilisé dans la plupart des travaux. Il a surtout connu un grand nombre de variantes. Nous n'en présentons ici que les principes généraux de cet algorithme qui seront utiles pour comprendre la suite de cette thèse.

Le lecteur pourra se reporter à [RL01] pour un état de l'art plus complet, et double d'une bonne comparaison expérimentale.

II.2.2.2. Présentation de l'algorithme ICP

Soit deux ensembles de données \mathbf{P} et \mathbf{X} les deux nuages de points à recaler. Prenons par exemple le premier ensemble (\mathbf{P}) présentant le modèle de la galerie alors que le deuxième ensemble (\mathbf{X}) présente un modèle requête. Deux sous-ensembles de ces entités sont mis en correspondances respectivement \mathbf{P}_i et \mathbf{Y}_i via un critère de similarité que nous définirons plus tard. Il s'agit donc de trouver la transformation rigide, notée (\mathbf{R}, \mathbf{t}) , qui minimise le critère au sens des moindres carrés suivant (1) :

$$e(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \|(R p_i + \mathbf{t}) - y_i\|^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \|(R p_i + \mathbf{t}) - \Psi(p_i)\|^2 \quad (\text{Equ. I I.6})$$

Où la fonction Ψ associe chaque point p_i , à un point de l'ensemble \mathbf{X} et N correspond au nombre des paires de points. A une itération k de la procédure itérative de calcul de la transformation globale est mise à jour d'une façon incrémentale comme suit $\mathbf{R} = \mathbf{R}_k \mathbf{R}$ et $\mathbf{t} = \mathbf{t}_k + \mathbf{t}_k$

Finalement, le critère à minimiser devient (2) :

$$e(\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \|(R_k(R p_i + \mathbf{t}) + \mathbf{t}_k - \Psi(p_i))\|^2 \quad (\text{Equ. II.7})$$

Le fonction de correspondance Ψ est définie, alors, par (3) :

$$\Psi(p_i) = x \mid \min_{x \in \mathbf{X}} d((R p_i + \mathbf{t}), x) \quad (\text{Equ. II.8})$$

L'algorithme ICP, dans la peau de ses variantes, est composée principalement de deux étapes. Une première étape de mise en correspondance ou d'appariement qui consiste à associer pour tout point de la première entité géométrique le point de la deuxième entité qui lui est le plus proche.

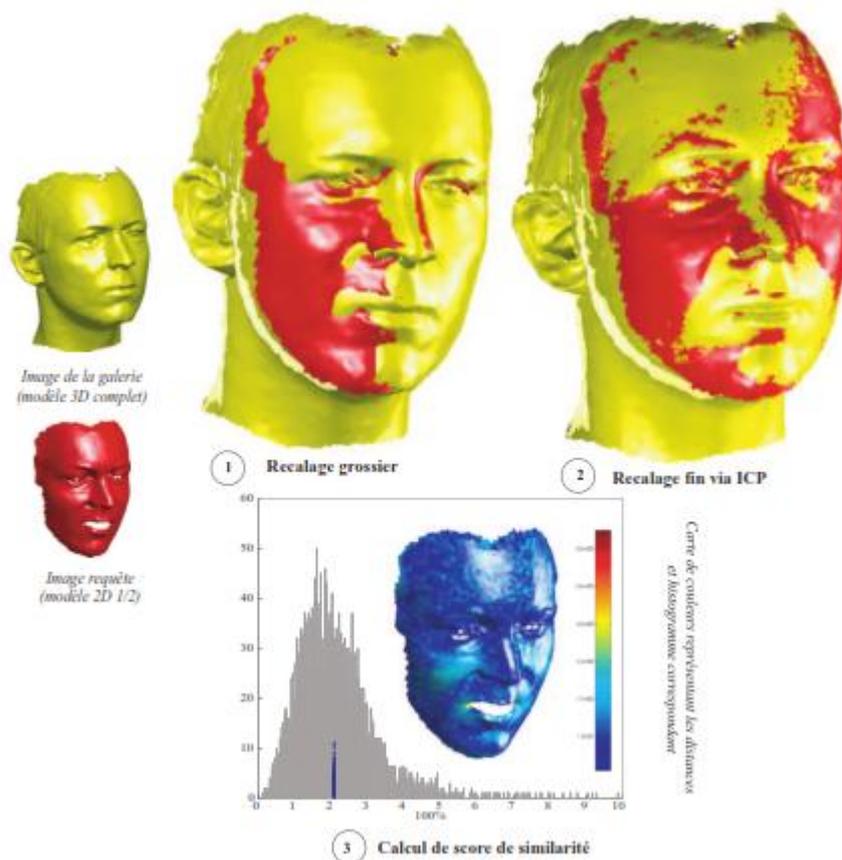


Figure. 2.10. Recalage et calcul de similarité entre un modèle 3D et un modèle requête de la même personne avec des variations d'expressions faciales.

II.2.3.Approche géométrique ou locale 3D :

L'introduction de la géométrie 3D du visage dans la reconnaissance de personnes est considérée comme une voie très prometteuse pour améliorer sa performance. Cependant, l'un des défis ouverts est celui de la robustesse de ces approches 3D aux expressions faciales. Un exemple de ces approches est présentée par Bronstein et al. [BBK05b] qui proposent une nouvelle représentation basée sur la nature isométrique de la surface faciale. Sous cette hypothèse, les auteurs construisent une représentation invariante à l'expression appelé formes canonique et

utiliser la distance géodésique comme métrique des surfaces faciales pour les comparer. Pour conserver la consistance des géodésiques en cas de bouche ouverte, les mêmes auteurs ont amélioré la solution dans [BBK07], en détectant et en supprimant les lèvres, à la fois pour

l'expression neutre et non-neutres. Les approches géométriques ou locales 3D sont subdivisées en deux catégories principales: les approches basées courbes faciales 3D qui utilisent la géométrie des courbes du visage et les approches basées sur les caractéristiques faciales.

II.2.3.1.Approches basées sur les courbes faciales 3D

Dans cette catégorie, nous nous sommes intéressés aux méthodes d'extraction des courbes faciales 3D. Ces courbes peuvent être explicitement analysées et comparées. Plusieurs représentations de courbes ont été utilisées dans la littérature. Samir et al. [SSD06] ont utilisé les courbes planes de niveaux. Les auteurs ont utilisé l'analyse de forme des courbes planes afin d'analyser les déformations du visage. En revanche, aucune étude n'a été faite pour la sélection des courbes pertinentes. Dans [SSDK09] les mêmes auteurs ont utilisé la distance géodésique pour extraire les courbes de niveaux 3D. Selon l'étude de Bronstein et al. [BBK03], les changements de la distance géodésique dus aux expressions faciales est négligeable comparée aux changements de la distance euclidienne. Dans [tHV09], les auteurs ont utilisé des points échantillons prélevés de l'intersection entre les courbes de niveaux et les profils radiaux, qui ont comme origine le bout du nez, ensuite ils ont calculé les distances euclidiennes entre les points correspondants des différents visages. Cette approche, permet de sélectionner des sous-ensembles de courbes faciales pour une mise en correspondance efficace du visage. Drira et al. [DASD09] ont exploré l'utilisation de la forme de différents types de nez. Les auteurs extraient les courbes iso-géodésiques, ensuite, ils ont construit les différents chemins géodésiques dans une variété Riemannienne de courbes fermées. La même approche permet de faire des calculs statistiques (moyennes) pour une recherche efficace dans des bases de visages 3D. Dans [DADS10], les mêmes auteurs ont proposé une approche similaire afin d'analyser la forme des courbes radiales 3D. Dans [BBP10], Berretti et al. segmentent la surface faciale en bandes géodésiques (en se basant sur une distance intrinsèque) et utilisent une approche d'appariement de graphes pour comparer les visages. Mpiperis et al. [MMS07b] proposent une paramétrisation polaire, au sein de cette nouvelle paramétrisation intrinsèque, les attributs du visage sont invariants aux déformations isométriques. Quand la bouche est ouverte, cette paramétrisation

II.2.3.2.Approches basées sur les caractéristiques faciales

Approches basées sur la sélection des caractéristiques. Plusieurs méthodes ont été proposées pour analyser le pouvoir discriminant des différentes parties du visage. Ont proposé un algorithme dans lequel le visage est représenté comme un vecteur de distance entre les points d'intérêts (landmarks) du visage. Ils ont sélectionné les points par brute-forcing des combinaisons possibles des points utilisés/nonutilisés et ils ont comparé les taux de reconnaissance. Ils ont conclu que la meilleure sélection correspond aux points situés autour des yeux et du nez. Kakadiaris et al. [KPT_07] utilisent un modèle de visage annoté qui est déformé élastiquement pour s'adapter à chaque visage, ainsi lui permettre automatiquement l'annotation de ses différentes zones comme le nez, yeux, bouche, etc. Pour résoudre le problème des expressions faciales, les auteurs classent les visage en utilisant les coefficients d'ondelettes qui représentent les zones non affectées par les expressions, telles que les yeux et le nez. Cependant, le meilleur taux de reconnaissance est atteint pour le visage entier, ce qui implique que le rejet de certaines zones, affectées par les déformations du visage, conduit à la perte de l'information discriminante. Dans [LSY_05] les auteurs proposent un système de reconnaissance de visage 3D utilisant deux dispositifs différents d'acquisition de données 3D : un scanner laser 3D et une lumière structurée. A partir des mesures 3D, huit points caractéristiques du visage (géométriquement invariables) sont extraits puis utilisés pour calculer un vecteur caractéristique comprenant les distances et les angles entre ces points. Pour la phase de reconnaissance, les auteurs ont implémenté deux algorithmes différents : le premier basé profondeur (depth-based DP) et le second utilise les SVM (feature-based SVM). Huang et al. dand [HAWC11] présentent une nouvelle représentation géométrique des visages 3D afin d'améliorer la spécificité des images de profondeur. Cette représentation du visage est basé sur le multi-échelle des ELBP (Extended Local Binary Patterns) et permet une description précise et rapide de la variation de la forme locale du visage. Récemment, Wang et al. [WLT10] calculent la carte de différence de forme signée (SSDM), calculée entre deux visages alignés, comme une représentation intermédiaire pour la comparaison de formes. Basé sur le SSDMs, trois types d'opérateurs ont été utilisés pour coder à la fois la similarité locale et le changement des caractéristiques de différentes formes du visage.

Les caractéristiques locales les plus discriminantes ont été sélectionnées, par **AdaBoost**, en les utilisant comme des classifieurs faibles. Les caractéristiques individuelles sont du type : Haar-like, Gabor et local binary pattern (**LBP**). En utilisant les caractéristiques similaires, Li et al. dans [LJ09] proposent de concevoir un dispositif commun et un système de classement afin de collecter différentes caractéristiques géométriques de bas-niveau, telles que la courbure, et les classer selon leurs sensibilités aux expressions faciales.

II.2.4.Approches basées segmentation du visage

Le processus de segmentation peut aussi être utilisé pour traiter la reconnaissance de visage comme un problème de reconnaissance d'objets non rigides, et ainsi améliorer la robustesse de la reconnaissance face aux variations d'expressions. Dans cette catégorie différentes approches proposent de restreindre l'étude à une partie du visage qui reste stable lors des expressions faciales, comme l'oreille [YB07, CB07] ou le nez [CBF06, DASD09]. Chua et al. [CHH00] ont remarqué que des régions du visage, comme le nez, l'orbite de l'œil et le front subissent beaucoup moins les déformations en cas de changements d'expressions. Ils identifient les régions faciales "rigides" en utilisant une comparaison "deux par deux" entre les signatures de points [CJ97a] pour différentes expressions de visage de la même personne. Ainsi, seulement les parties rigides sont stockées dans une base de données indexée. Faltemier et al. [FBF08] proposent de recalibrer, en utilisant l'algorithme ICP, différentes parties du visage puis de les fusionner pour améliorer les performances biométriques.

II.2.5.Approches holistiques 3D

Les techniques holistiques comme l'ACP ont été largement utilisées dans la reconnaissance faciale 2D. Plus récemment, ces techniques ont été aussi étendues aux données 3D de visage. Ainsi, Heshner et al. [Hes03] ont appliqué l'ACP sur une base de données contenant 222 images de profondeur (37 personnes), avec six expressions faciales différentes. Ils ont obtenu un taux de reconnaissance de 83%. Heseltine et al. [Hes04a] [Hes04b] ont développé deux approches qui appliquent l'ACP sur des représentations tridimensionnelles du visage.

La première méthode [Hes04a] utilise l'approche basée ACP « eigensurface » sur des modèles 3D maillés de visage de la base de données de l'Université de York (The 3D Face Database, 2003). Elle arrive à un taux de reconnaissance de 87%. La deuxième approche est une extension de la méthode Ficherface 2D de Belhumeur [Bel97] aux données surfaciques de visage 3D. Les tests ont été effectués sur une base de données contenant 1770 modèles 3D maillés de 280 sujets ayant différentes poses et expressions faciales. Le taux de reconnaissance obtenu est de 88%.

Les techniques basées ACP ont également été combinées avec d'autres méthodes de classification, comme le modèle caché de Markov (EHMM) puis appliquées à la reconnaissance 3D de visages [Tsa04]. Enfin, d'autres approches basées sur l'Analyse Discriminante Linéaire [Gok05] ou l'Analyse des Composantes Indépendantes [Kim03] ont aussi été développées pour l'analyse des données 3D de visages.

II.2.6.Approches 3D+2D

Il s'agit de techniques qui combinent des données 2D et 3D sur le visage pour améliorer les performances et la robustesse de la reconnaissance. Récemment, plusieurs approches basées sur ce principe ont été développées. Bronstein et al. [Bro03] ont proposé une méthode qui considère le visage comme une surface isométrique. Ils se sont inspirés des travaux de les premiers à employer la graduation multidimensionnelle (MDS) pour projeter des surfaces corticales du cerveau sur un plan. Zigelman et al. [Zig02] et Grossman et al. [Gro02] ont appliqué ce principe aux problèmes de mapping de texture et de l'aplatissement «flattening» de cortex basé sur les voxels. Une généralisation de cette approche pour l'identification d'objet a été présentée dans les travaux d'Elad et de Kimmel [Ela01].

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

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

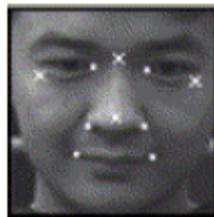


Figure. 2.11. Choix de dix points : points 2D marqués par le " " et points 3D marqués par "x"

II.2.7. Classification faciale du genre

Ils ont adopté une méthode de classification du genre basant sur la probabilité. Ont exploité l'information de profondeur des visages humains pour une identification faciale ethnique et du genre efficace en utilisant **SVM** (Support Vector Machine). La modalité basée sur l'image de profondeur offre un pouvoir de discrimination entre les sexes et aussi entre les appartenances ethnique par rapport à la modalité basée sur l'image couleur. Ils ont proposé une méthode de fusion de classification faciale du genre qui prend en compte les expressions faciales.

Ils ont effectué une étude expérimentale pour évaluer l'importance des différentes régions du visage pour une classification efficace entre les sexes.

II.3.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales techniques de reconnaissance de visages 3D et de classification faciale 3D du genre. Dans le cadre de ce travail nous nous situons dans la catégorie des approches géométriques et locales 3D et nous intéressons à l'exploitation d'information 3D du visage. Parmi les différentes caractéristiques invariantes du visage 3D utilisées pour la reconnaissance, les courbes faciales 3D pertinentes paraissent parmi les plus prometteuses. En effet, les méthodes basées sur les caractéristiques faciales en particulier les courbes faciales sont robustes aux variations de la pose, ainsi qu'à l'échelle, changement d'éclairage, et les expressions faciales.

Nous avons classé les techniques de reconnaissance 3D de visages en cinq grandes catégories : (1) **Approches basées sur le modèle** ; (2) **Approches holistiques** ; (3) **Approches géométriques ou locales 3D**; (4) **Approches basées segmentation du visage** ; (4) **Approches 3D+2D**. Nous avons soulevé la difficulté des approches holistiques et les approches basées sur le modèle, et de ses différentes extensions, à gérer les occultations et les variations de poses, et d'expressions. Les approches locales ont prouvé leur efficacité dans le cas de la présence des expressions faciales, mais elles souffrent d'un manque de robustesse aux occultations. Enfin, les approches hybrides semblent intéressantes pour résoudre ce problème.

III.1 Introduction

La reconnaissance du visage de l'homme a reçu une large attention pour ces dernières années. Le développement récent de la technologie dans l'acquisition de données a permis un visage 3D à être capturé et analyser. Des études approfondies ont montré que les données de visage 3D offrent de meilleures performances de reconnaissance faciale dans des conditions défavorables, comme la rotation de la tête, l'éclairage et l'expression du visage.

III.2 Généralité sur la détection du nez

Les méthodes associées avec la reconnaissance faciale 3D tels que l'enregistrement de visage, la modélisation du visage et extraction de caractéristiques qui ont été proposées sont en grande partie basée sur la forme géométrique d'un visage qui repose en grande partie sur des descripteurs de surface 3D appropriées et les lieux emblématiques du visage [14].

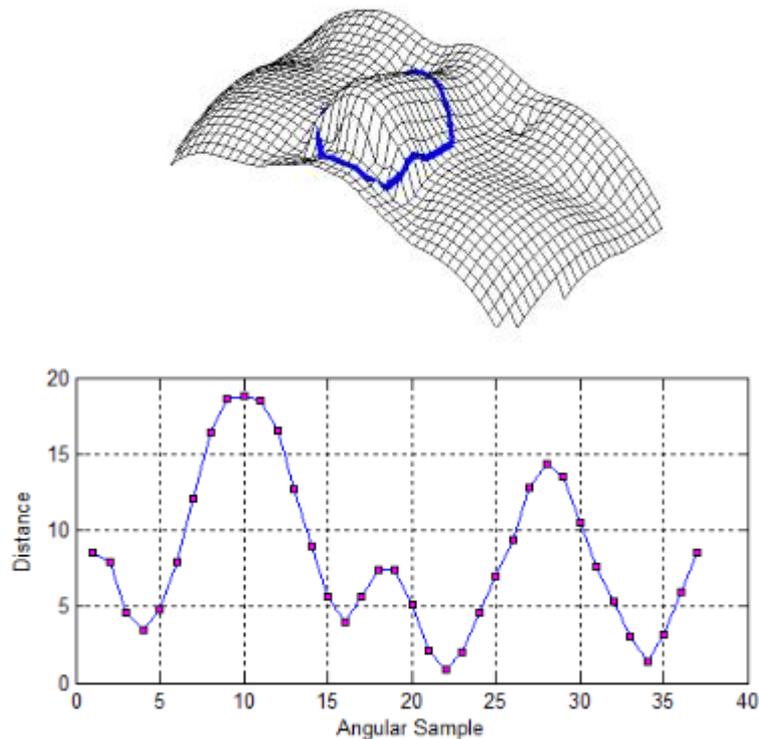


Figure.3.1 Forme d'orientation de la pointe du nez.

III.3 Approches basées sur la sélection de caractéristiques

III.3.1 Classification convexe du point

Pour chaque point P_0 , il peut être identifié en tant que point de convexes ou autres en faisant usage d'un produit connu sous le nom de point de vecteurs unitaires voisins P_i , et sa surface normale N_p :

$$\cos \theta_i = \frac{\vec{P_i, P_0} \cdot \vec{N_p, P_0}}{|\vec{P_i, P_0}| |\vec{N_p, P_0}|} \quad (\text{Equ III. 1})$$

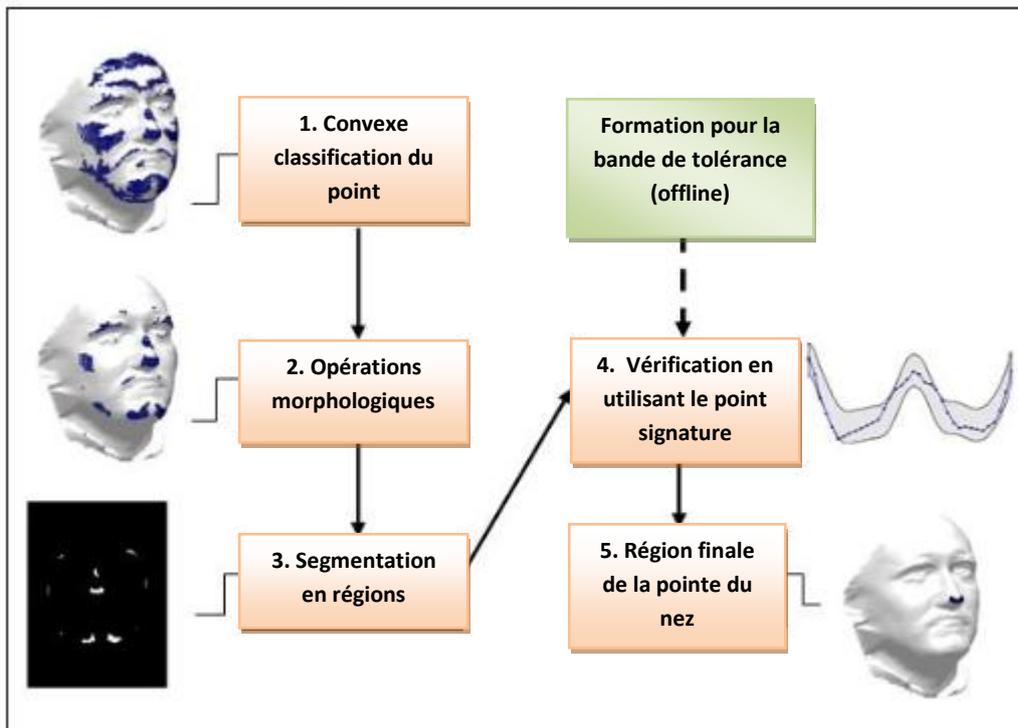


Figure.3. 2. Cadre de la détection proposée de la région de pointe de nez.

III.3.2 Rechercher des régions candidates

Certaines personnes ont une pointe de nez large ou nez bulbeux, produisant surface plane sur le milieu de la pointe du nez. Ainsi, cette zone ne sera pas ramassée lors de la classification convexe, provoquant un trou au milieu de la région de la pointe du nez. Comme la solution à ce problème, nous proposons d'utiliser une approche de la morphologie mathématique connue sous le nom de fermeture.

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (\text{Equ. III.2})$$

III.3.2.1 Détection de nez des candidats

Les candidats potentiels de pointe de nez sont détectés sur la base de la position de leurs pixels voisins. le bout du nez est une zone en saillie, ce qui signifie que tous ses voisins doivent être à une hauteur plus faible dans la direction saillante. Utilisation (1) de Xu et al. [6], l'énergie effective de chacun des pixels voisins de chaque pixel est calculée.

$$\text{Energie Efficace} = \|P_i - P\| \cos \theta \quad (\text{Equ. III.3})$$

Où P est le pixel objet de l'enquête et P_i est le pixel voisin. A partir de (1), $\|P_i - P\|$ est la distance entre le pixel et sa voisine tandis que θ sera l'angle entre le vecteur normal du pixel examiné et le $(P_i - P)$ vecteur. Dans cette méthode proposée, les pixels voisins sont des pixels qui entourent le pixel en cours d'évaluation dans le maillage.

Le vecteur normal de chaque pixel est calculé en utilisant l'analyse en composantes principales (ACP) [7] Procédé. Ce faisant, la normale de chaque point peut être estimée, donc permettant la direction du nez en saillie se trouve à la tête de différentes poses.

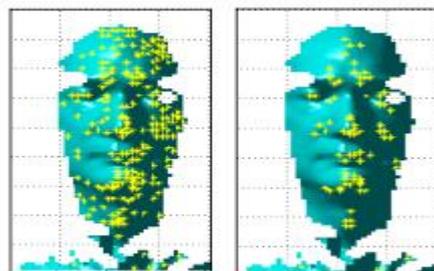


Figure.3.3.Candidats de pointe de nez avant et après seuillage de moyenne et de variance.

Dans **Figure.3.3**, on peut observer que, après seuillage, il existe une concentration de candidats de pointe de nez, le menton, les lèvres et les joues. C'est parce que ces zones sont également comme le nez en saillie. Par conséquent, en choisissant le point avec le montant le plus dense des voisins nez candidats de pointe pourrait ne pas produire le bout du nez correct. En conséquence, il est proposé l'étape suivante consiste à déterminer la zone du nez.

III.3.2.2. Détection la zone du nez

La zone du nez est toujours entre les yeux et la bouche. Par conséquent, la prochaine étape de cette méthode proposée consiste à localiser les yeux et la bouche. Cela se fait en calculant l'œil et carte de la bouche en utilisant la méthode proposée par Hsu [15]. Les yeux et les bouche à la carte et de la bouche carte des yeux respectivement sont plus brillantes des régions par rapport aux autres parties du visage. Après seuillage, les yeux et la bouche sont trouvés.

Habituellement, il est prévu que deux gouttes oculaires sont trouvées en utilisant la méthode Hsu [15]. Une amélioration que nous vous présentons est que notre méthode proposée permet de détecter une ou deux gouttes oculaires. C'est parce qu'à certaines poses tête, un œil sera partiellement ou entièrement bloqué. Par conséquent, si deux gouttes oculaires sont toujours prévu, puis un certain nombre de visages qui sont confrontés à un angle aura l'erreur dans la détection des yeux. Fig. La **Figure.3.4**. Montre les yeux et la bouche pour détecter les visages sous des angles différents.



Figure.3.4. Les yeux et les zones de la bouche détectés pour la tête des poses différentes.

III.3.2.3. Détection l'astuce du nez

Enfin, l'extrémité de nez est détectée par le choix des trois pixels qui ont le montant le plus dense du candidat de la pointe du nez voisins et se trouve dans la zone du nez. La **Fig.III.5.** montre l'étape Résultats de l'étape de détection du bout du nez.

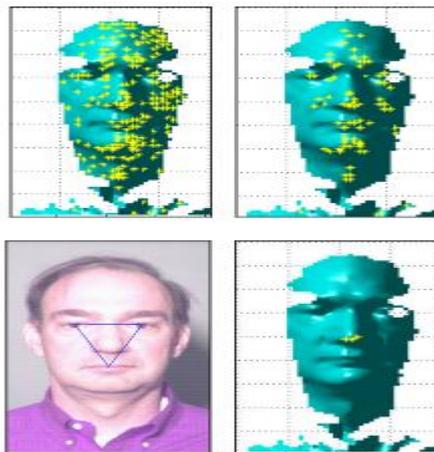


Figure.3.5. Procédé de détection de pointe de nez.

III.3.3 Signature Point

Signature de point, a d'abord été introduit en tant que nouvelle présentation de forme libre reconnaissance d'objet 3D [17], décrit la structure voisinage d'un point sur une surface représentée par des ensembles de profils de distance. Il est par la suite utilisé dans [18-19] pour la reconnaissance faciale. Être invariant à la rotation et la traduction, l'enregistrement peut être accompli en faisant correspondre les signatures de points de surface détectés aux signatures de points de données représentant la surface de référence de données. Bien signature de point généralement connu comme algorithme de reconnaissance de visage, nous l'utilisons spécifiquement pour reconnaître un bout du nez. Cela est dû à sa capacité à décrire efficacement et représenter la forme unique d'un bout du nez.

III.3.2.4 Appariement de signature

Le but principal de mise en correspondance de signature est à vérifier la région de pointe de nez en trouvant le point qui a la plus semblable la signature à une signature de la pointe du nez. Pour cette raison, nous nous concentrons plus sur la forme de la signature plutôt que l'erreur de distance telle que celle utilisée pour la reconnaissance. La correspondance est établie en décalant la signature basée sur l'échantillon angulaire positif le plus élevé, n_2 . Nous employons une adaptation simple de la signature en comparant les signatures directement à la bande de tolérance de la pointe du nez formé où le score total d'échantillons angulaires qui tombe dans la bande de tolérance est compté.

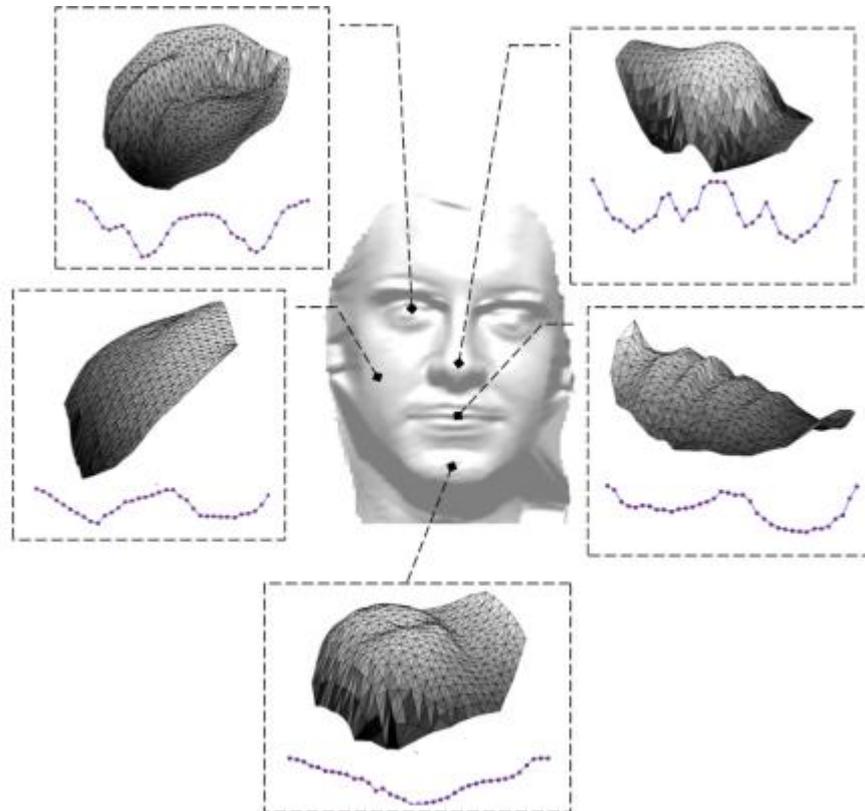


Figure.3.6. signatures point des différentes parties d'un visage après normalisation.

Pour tester notre méthode proposée, **100** images aléatoires de la UND base de données [16] - [18] ont été utilisées. Cette base de données fournit des informations de profondeur,

ainsi que d'une image 2D correspondant, qui est approprié pour nos tests. **Figure.3.7.** et **Figure.3.8.** montre des exemples de détection de pointe du nez pour la tête des poses différentes sur quatre sujets différents . **Figure.3.7.** utilise la méthode de détection de la pointe du nez proposée. **Figure.3.8.** utilise un procédé qui permet de localiser la pointe du nez, en choisissant la candidat qui a le montant le plus dense du candidat de la pointe du nez voisins sans utiliser la zone du nez. Cette méthode consiste à prendre chaque tranche horizontale de la face et d'un cercle centré sur chaque point dans la tranche est tiré. Dans chaque cercle, un triangle est attiré entre le point central et les deux intersections entre la tranche et le cercle. Le point le plus haut triangle hauteur dans chaque tranche est noté. Après le traitement de toutes les tranches, les points avec plus de hauteur triangle feront l'arête du nez. A partir de ces groupes de points, l'une avec le plus haut est prise dans le bout du nez.

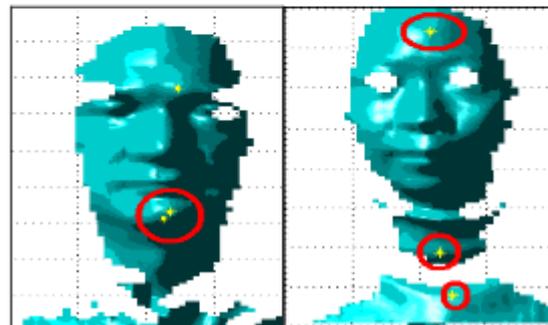
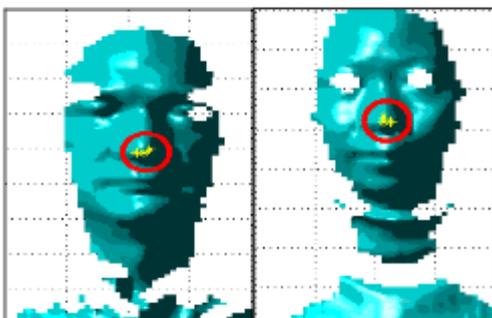
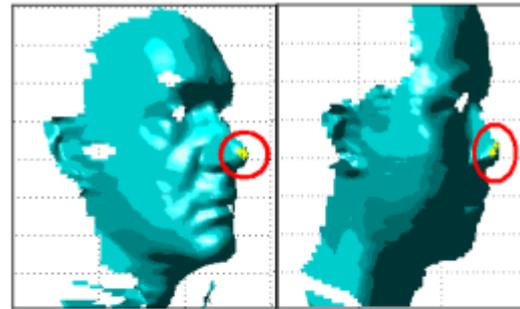
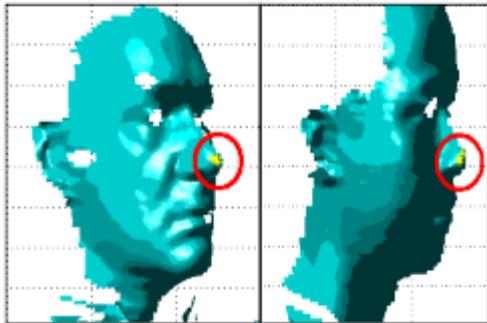


Figure.3.7. bout du nez
obtenu en utilisant la détection
de la pointe du nez proposée
Procédé

Figure.3.8. bout du nez obtenu en
utilisant le plus dense montant de
la pointe du nez candidat méthode
voisins.

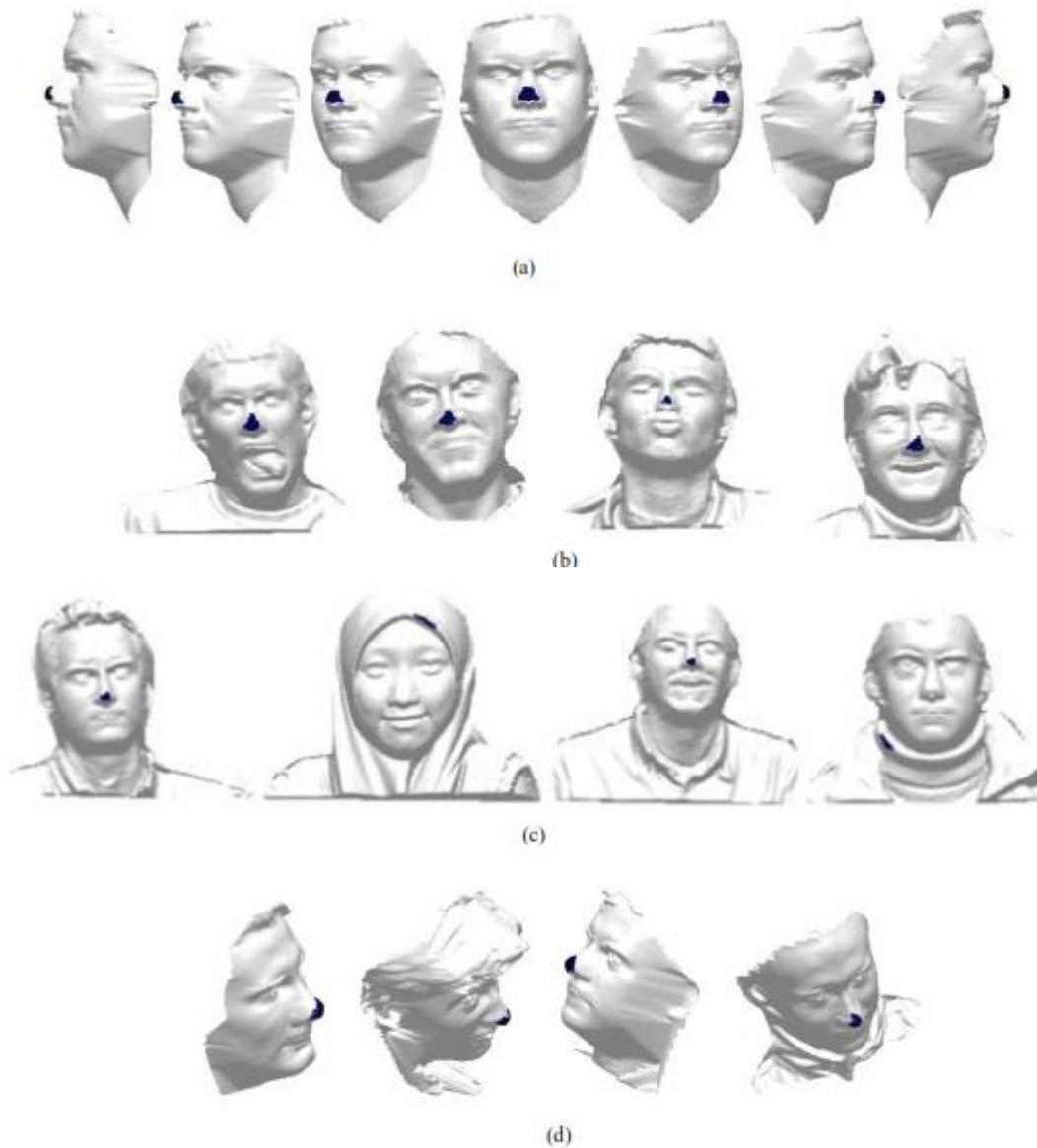


Figure.3.9. Nose tip résultats de détection: **(a)** les résultats de l'angle de rotation de lacet pour -90° , -60° , -30° , frontal, 30° , 60° et 90° en conséquence. **(b)** Résultats pour visages représentant l'expression du visage. **(c)** Résultats pour les visages avec de grandes valeurs aberrantes non-faciales. Notez que le deuxième et dernier visage est détecté incorrectement en raison de valeurs aberrantes protubérants. **(d)** les résultats de combinaison de rotations. **(e)** Résultats pour les visages avec des occlusions; main partielle et des cheveux

Tableau.3.1 Taux de réussite pour la détection de zone du nez

	Visage frontale	Visage non frontale
Taux de réussite	90%	83%

Tableau .3.2 Taux de détection de pointe du nez pour faces frontales

	Méthode proposée	Méthode candidat Astuce Nez Dense	Méthode Proposée dans [5]
Taux de réussite	93%	35%	90%

Tableau.3.3 Taux de détection de pointe du nez pour les visages non frontaux

	Méthode proposée	Méthode candidat Astuce Nez Dense	Méthode proposée dans [5]
Taux de réussite	68%	15%	5%

Le **Tableau .3.2** montre que le taux de détection de la zone du nez, qui est entre les yeux et la bouche, c'est mieux pour faces frontales par rapport aux visages non frontaux. Les visages avec détection de zone de nez succès sont ensuite utilisés pour effectuer la détection de pointe du nez. Dès le taux de détection de pointe du nez obtenu dans le **Tableau .3.2** et **Tableau .3.3** on constate que le taux de détection de visage frontal est également plus élevé que face non-frontale. C'est parce que les visages non frontaux presque en face de 90° sur le côté, il ya la perte de données à partir du modèle obtenu parce que le bout du nez est à la pointe. Parfois, l'information à partir du bord est déformée et le nez ne peut pas apparaître correctement.

La **Figure.3.10** montre des exemples de conseils de nez situés succès dans une image de visage.



Fig.3.10. Exemples de pointe du nez détectée.

III.4 Approches basées sur les courbes

Nous proposons un nouvel algorithme de reconnaissance des visages 3D qui combine la représentation des visages par une collection de courbes et les techniques de sélection des caractéristiques. La **Figure.3.11.** illustre les différentes étapes de notre approche. Après l'acquisition des visages 3D nous effectuerons des pré-traitements afin d'extraire la partie informative du visage et corriger certaines imperfections telles que les points aberrants, les trous ou encore la présence de parties indésirables, comme les cheveux et les habits ce que nous traiterons dans la section 3. Dans la section 4 nous décrirons la procédure d'extraction des courbes radiales et les courbes de niveaux. Ensuite, selon la nature des courbes ouvertes ou fermées, nous utiliserons les deux distances géodésiques des espaces des courbes ouvertes et fermées, pour analyser la forme des courbes faciales.

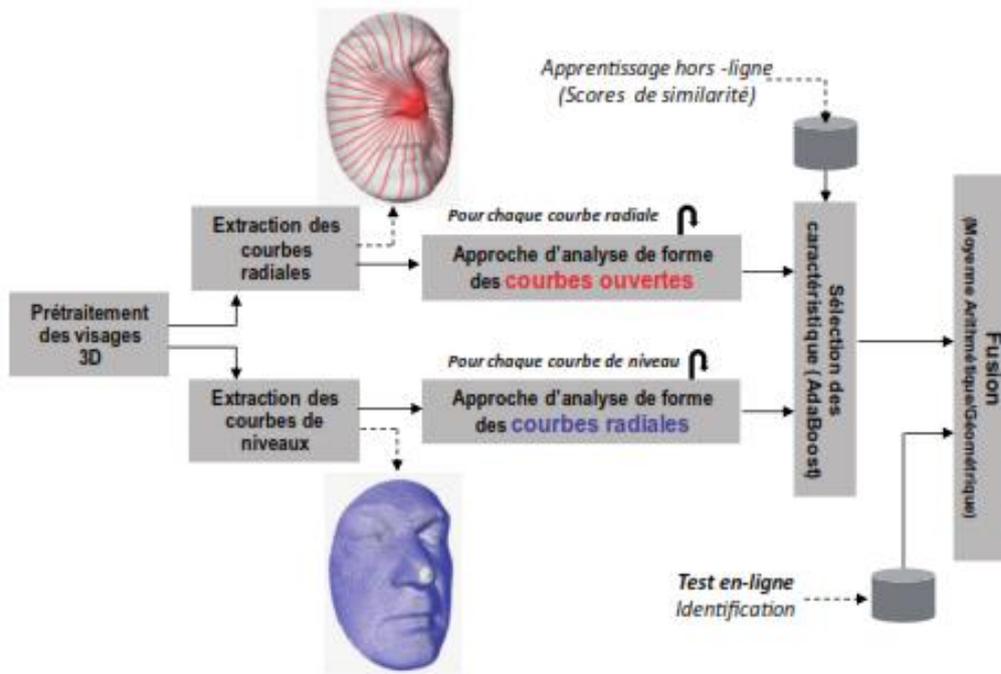


Figure.3.11. Un aperçu des différentes étapes de notre approche biométrique de reconnaissance du visage 3D et du classification faciale 3D du genre.

Lors de l'étape d'apprentissage (*hors-ligne*), nous avons utilisé l'algorithme Ada-Boost [20] sur un ensemble de scores de similarités, calculés en se basant sur les courbes considérées individuellement, afin de trouver les courbes du visage les plus discriminantes. Lors de l'étape de reconnaissance (*en-ligne*), les scores de similarité des courbes sélectionnées sont cumulés pour produire un score final. Les évaluations expérimentales et l'étude comparative avec les approches de l'état de l'art sont présentées dans la section 4. La dernière section présente des conclusions et ouvre quelques perspectives.

III. 4.1. Pré-traitement des scans 3D et détection du bout du nez

Comme le montre la **Figure.3.12.** nous commençons par prétraitement des images brutes d'entrée pour extraire les géométries pertinentes et d'améliorer la qualité des données. En effet, ces images contiennent un certain nombre d'imperfections comme des trous, des pointes, et comprennent certaines parties indésirables tels que les vêtements, le cou, les oreilles et les cheveux.

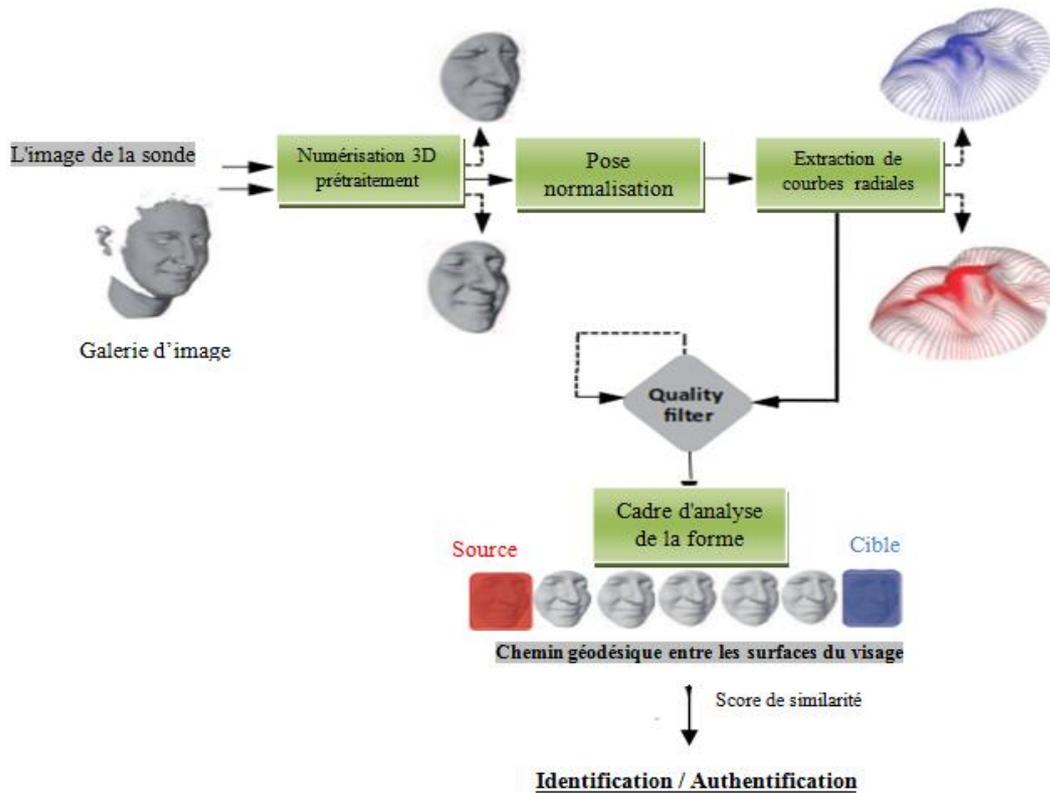


Figure.3.12. Vue d'ensemble de la méthode proposée (détection du nez).

III.4.1.1. Prétraitement des scans 3D

La **Figure.3.13.** illustre notre pipeline de filtres afin de corriger ces imperfections par la suppression de points aberrants, le bouchage des trous et la segmentation de la partie utile du visage. D'abord, un filtre médian 2D [21], [22] sur une fenêtre de taille 3×3 , est appliqué sur l'image de profondeur en entrée afin d'éliminer le bruit. Ce dernier se présente sous forme de pixels incohérents avec leur voisinage. Ensuite, nous appliquons une interpolation bidimensionnelle pour boucher les trous [23] dus au manque ou absence de la réflexion du laser ou lumière structurée par certaines régions du visage comme l'iris, les sourcils ou tout simplement quand la bouche est ouverte. A partir de l'image obtenue, nous générons le maillage 3D sur lequel nous détectons le bout du nez. Enfin, nous segmentons la partie utile du visage en récupérant la partie à l'intérieur de la sphère ayant comme centre le bout du nez et comme rayon 100 mm.

Le pré-traitement est suivi d'une étape d'extraction de courbes 3D de niveaux et radiales que nous appelons des courbes faciales.

Quelques sessions pré-traitées de la base **FRGC v2** sont illustrées par la figure 4 :

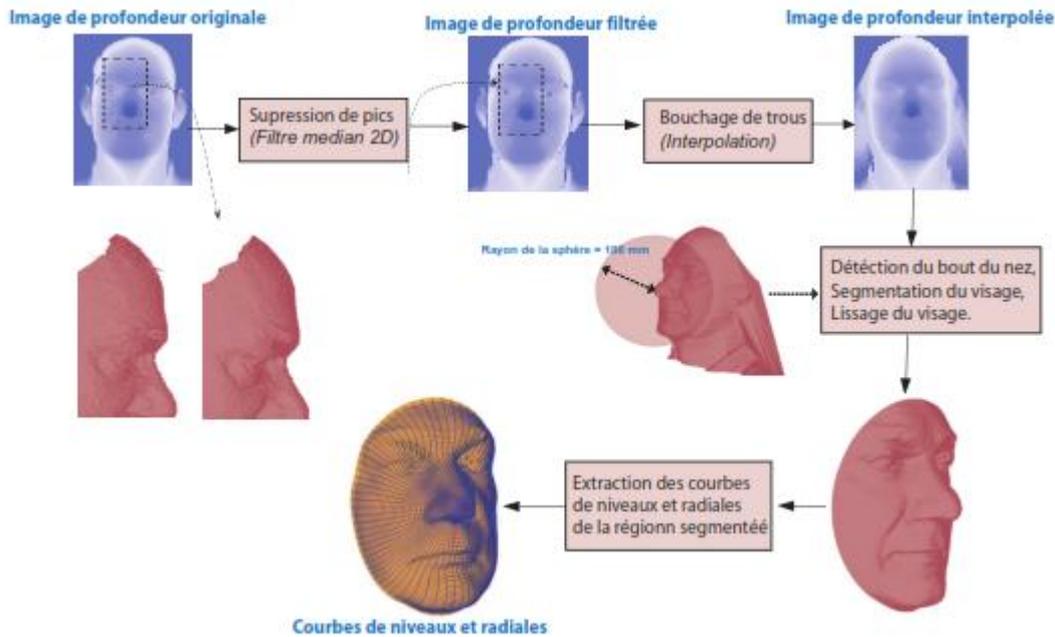


Figure.3.13. Les étapes nécessaires pour le pré-traitement des visages 3D.



Figure.3.14. Quelques exemples de visages 3D pré-traité issus des sessions de la même personne de la base FRGC v2.

III.4.1.2. Détection du bout du nez

Cette étape est primordiale pour assurer le bon déroulement de l'étape de prétraitement et extraction de courbes. Comme l'illustre la **Figure.3.13.** la détection du bout du nez nécessite une première coupe transverse de la surface faciale au niveau de son centre de masse.

La sortie de cette coupe est une courbe (ou profil) horizontale, nous localisons le point de cette courbe pour lequel la profondeur Z est minimale. Nous utilisons ce point pour effectuer une seconde coupe sur la surface faciale, cette fois sagittale, qui donnera naissance à une courbe verticale. Le minimum de profondeur sur un intervalle de cette courbe est interprété comme le bout du nez.

III.4.2. Extraction des courbes faciales

Soit S une surface faciale obtenue après l'étape de pré-traitement. S est un maillage triangulaire, nous commençons par considérer les surfaces faciales comme des surfaces continues, bien qu'elles soient en réalité formées de données discrètes. Nous extrayons les courbes radiales qui ont comme point de référence le bout du nez et les courbes de niveaux ayant le même point comme point de référence. Les détails de ces procédures sont donnés dans les paragraphes suivants.

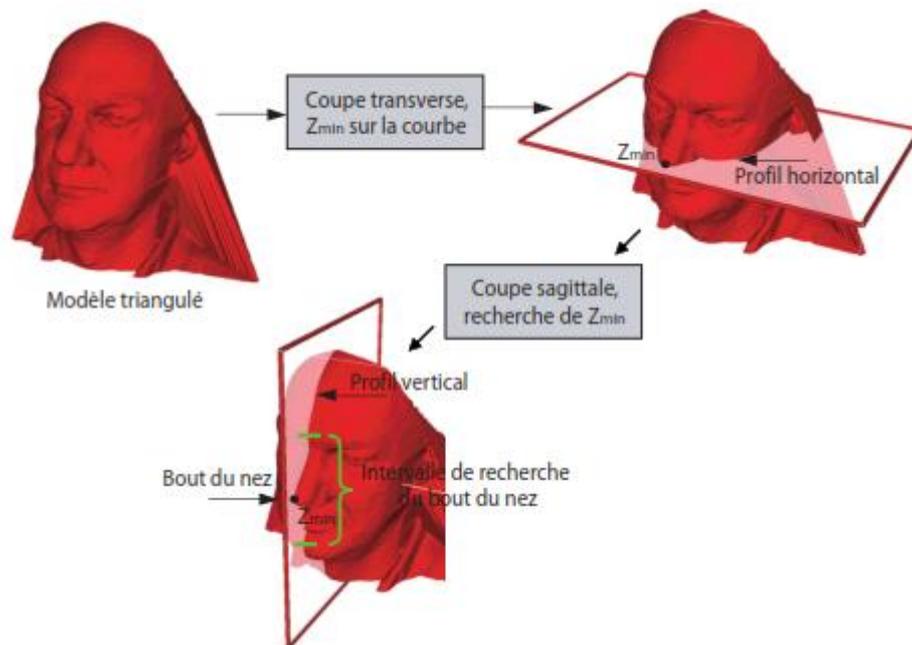


Figure.3.15. Procédure de localisation du bout du nez.

	Fichier Original	Prétraitement Avec succès	Pré-traitement échoué	Taux de Succès (%)
Fall 2003	<i>1893</i>	<i>1877</i>	<i>16</i>	<i>99.15</i>
Spring 2004	<i>2114</i>	<i>1994</i>	<i>20</i>	<i>98.99</i>
FRGC v2	<i>4007</i>	<i>3971</i>	<i>36</i>	<i>99.1</i>

Tableau .3.4. Résultats de la procédure de pré-traitement sur la base de données **FRGCv2**



Figure.3.16. Exemples de visages pour lesquels le pré-traitement est échoué.

Etape de pré-traitement	Temps de calcul en (s)
Filtre médian	0.091333
Bouchage des trous	3.091428
Triangulation de Delaunay triangulation	2.578
Détection du bout de Nez	0.093
Lissage du visage	1.235

Tableau.3.5. Le temps de calcul de chaque étape de pré-traitement

III. 4.3. Extraction des courbes radiales

Soit β_α la courbe radiale sur S qui fait un angle α avec un plan de référence. En pratique, chaque courbe radiale β_α est obtenue par une coupe de la surface du visage par un plan P_α qui a le bout du nez comme origine et fait l'angle α avec le plan de référence, comme illustré par la figure 6. L'intersection de P_α avec S donne β_α . Nous répétons cette étape pour extraire toutes les courbes radiales de la surface faciale avec un échantillonnage régulier. Afin d'éviter les variations de la pose frontale, tous les visages tests sont alignés, en utilisant l'algorithme ICP [70] à un visage de la galerie avant l'extraction des courbes radiales.

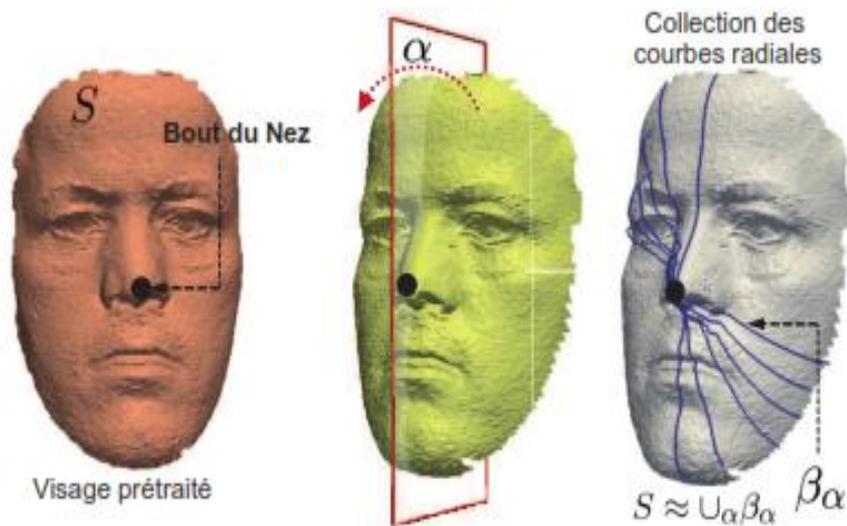


Figure.3.17. Procédure d'extraction des courbes radiales.

Si nécessaire, nous pouvons reconstruire approximativement S à partir de ces courbes radiales, $S \approx U_\alpha \cdot B_\alpha = U_\alpha \{S \cap P_\alpha\}$ comme illustré dans la **Figure.3.17**. Cette collection indexée de courbes radiales capture la forme de la surface du visage.

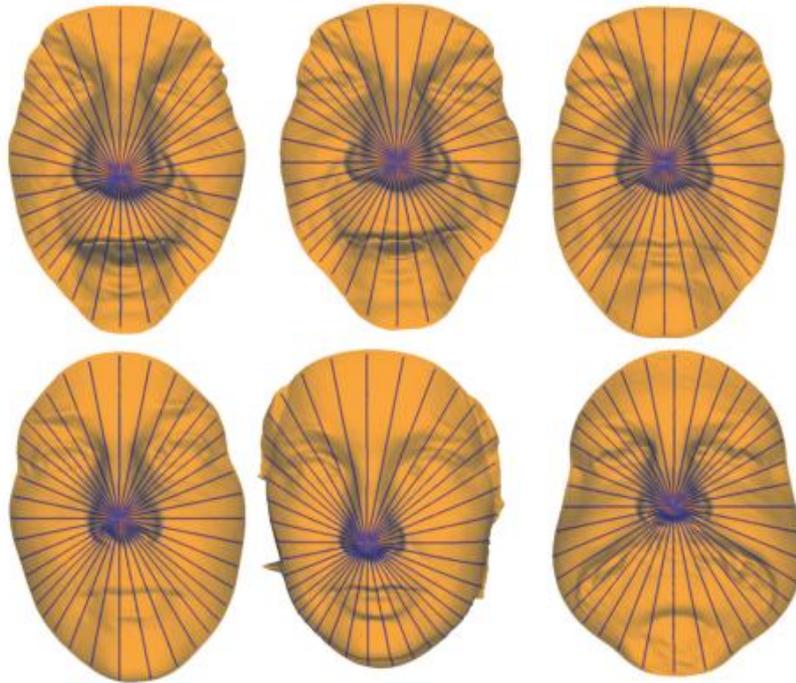


Figure.3.18. Quelques illustrations des courbes radiales extraites à partir des visages de FRGCv2.

III.4.4. Extraction des courbes de niveaux

Soit $\beta \lambda$ la courbe de niveau sur S qui fait une distance λ du point de référence (**bout du nez**). Une procédure similaire a été utilisée pour extraire ces courbes. La seule différence est la fonction de coupe qui est maintenant une sphère $M \lambda$ qui a le point de référence comme centre et un rayon variable λ . L'intersection de la sphère et de la surface du visage donne des points équidistants du point de référence, qui forment en général une unique courbe fermée (on fait cette hypothèse par la suite, or l'intersection d'une sphère et d'une surface n'est pas forcément une unique courbe). La **Figure.3.19.** illustre les résultats de la procédure d'extraction des courbes de niveaux.

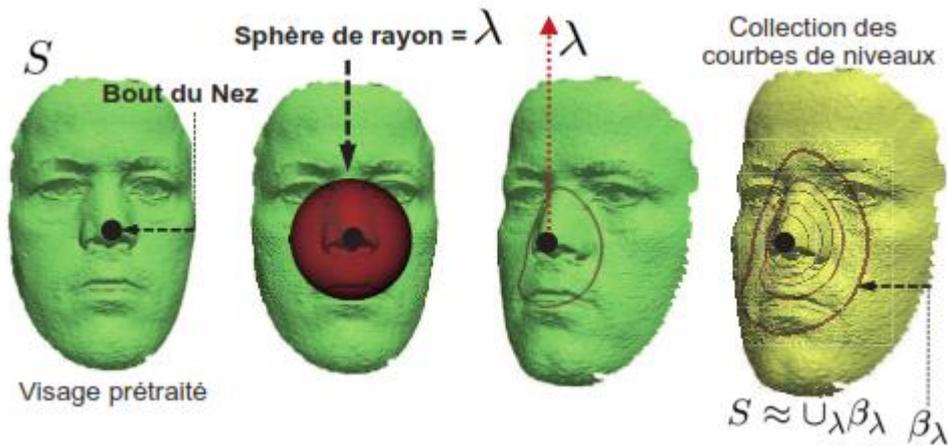


Figure.3.19. Procédure d'extraction des courbes de niveaux.

Si nécessaire, nous pouvons reconstruire approximativement S à partir de ces courbes de niveaux, $S \approx \cup_{\lambda} \beta_{\lambda} = \cup_{\lambda} \{S_{\lambda} \cap M_{\lambda}\}$ comme illustré dans la **Figure.3.19.** . Nous notons que dans la présente étude, **40** courbes radiales et **26** courbes de niveaux sont utilisées. Selon la nature des courbes (ouvertes/fermées), nous décrivons les approches géométriques qui permettent d'analyser et de comparer leurs formes.

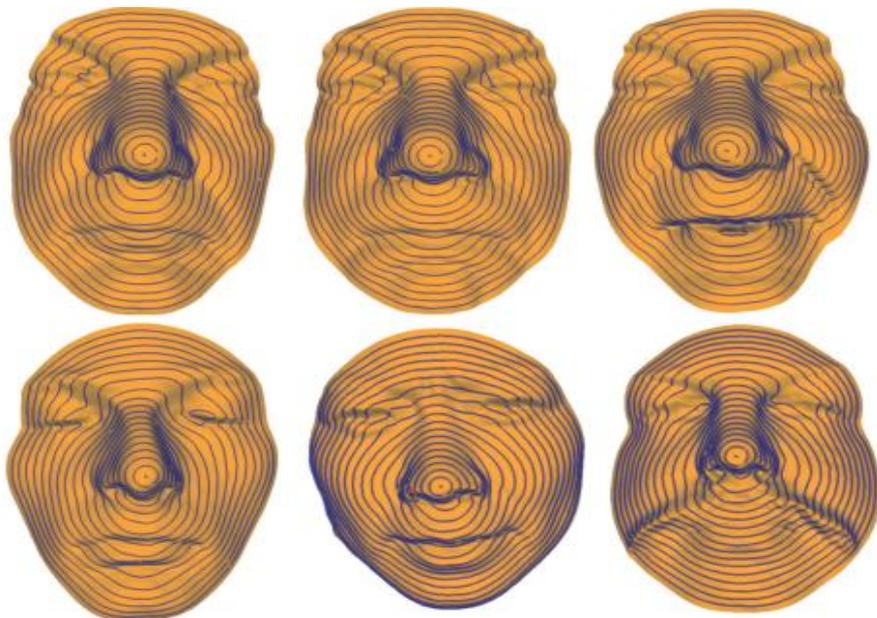


Figure.3.20. Quelques illustrations des courbes de niveaux extraites à partir des visages de FRGCv2.

III.4.5. Analyse Riemannienne des surfaces faciales

L'analyse de la forme des surfaces faciales devrait être idéalement invariante au choix des paramétrisations, c'est-à-dire qu'on devrait obtenir la même comparaison indépendamment de la paramétrisation des deux surfaces. Pour éclairer ce problème, nous considérons le problème de l'analyse des formes des courbes dans \mathbf{R}^3 . Dans ce cas, il existe une paramétrisation naturelle dite paramétrisation par l'abscisse curviligne qui permet de créer un ordre des points sur la courbe et faciliter ainsi leurs comparaisons.

III.4.5.1. Représentation des courbes dans \mathbf{R}^3

Nous commençons par considérer que les courbes faciales (courbes de niveaux et radiales) β sont des courbes dans \mathbf{R}^3 . Elles sont paramétrées par $\beta : \mathbf{S}^1 \rightarrow \mathbf{R}^3$, en supposant que la courbe est non singulière, en d'autres termes $\|\beta(t)\| \neq 0$ pour tout t . La norme utilisée est la norme euclidienne de \mathbf{R}^3 notée $\|\cdot\|$. Il est à noter que les courbes ne sont pas paramétrées par l'abscisse curviligne. Pour analyser la forme de la courbe β , nous utilisons la paramétrisation par la fonction **SRVF** (Square Root Velocity Function) suivante :

$$q(t) = \frac{\beta(t)}{\sqrt{\|\beta(t)\|}} \quad (\text{Equ III. 4})$$

$q(t)$ est alors une fonction spéciale qui capture la forme de β et elle est particulièrement pratique pour l'analyse de la forme des courbes. La longueur de la courbe β est représentée par la norme L^2 de q au carré, est donnée par:

$$\|q(t)\|^2 = \int_{S^1} (q(t), q(t)) \cdot dt = \int_{S^1} \|\beta(t)\| \cdot dt \quad (\text{Equ III. 5})$$

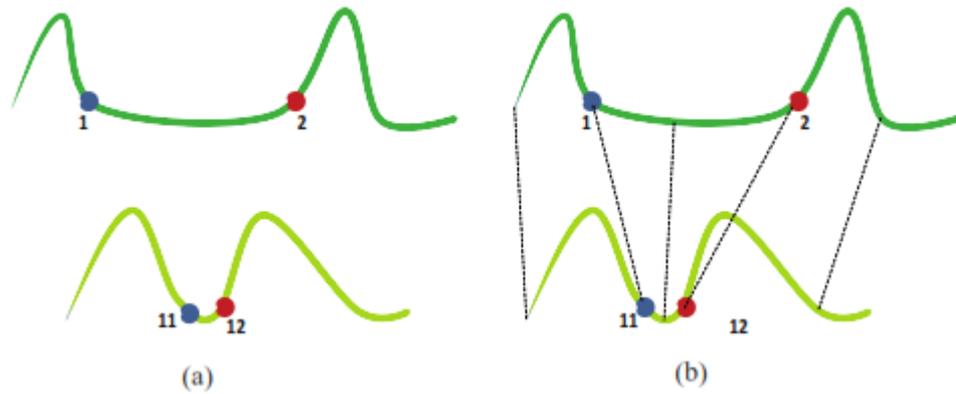


Figure.3.21. Illustration de la métrique élastique. Afin de comparer les deux courbes. En (a) une combinaison d'étirement et de pliage sont nécessaires. La métrique élastique mesure le degré de ces déformations. L'appariement optimal entre les deux courbes est illustrée en (b).

III.4.5.2. Analyse Riemannienne des courbes ouvertes dans \mathbb{R}^3

La Figure 9 illustre l'espace \mathcal{C} ainsi que le chemin géodésique α entre deux éléments q_1 et q_2 de cet espace. Ce chemin géodésique α dans \mathcal{C} est le plus petit arc reliant les deux éléments q_1 et q_2 .

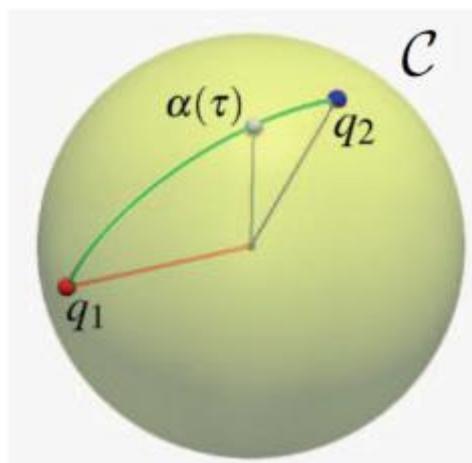


Figure.3.22. Illustration de l'espace de formes et le chemin géodésique entre deux éléments de cet espace.

On définit ainsi la distance entre q_1 et q_2 par la longueur de ce chemin géodésique dans C . C étant hyper sphère de l'espace de **Hilbert**. Le chemin géodésique ainsi que sa longueur peuvent être calculés analytiquement. La distance géodésique entre deux points quelconques $q_1, q_2 \in C$ est donnée par :

$$d_c(q_1, q_2) = \cos^{-1}[(q_1), (q_2)] \quad (\text{Equ III. 5})$$

et le chemin géodésique $\alpha: [0, 1] \rightarrow C$, est donné par :

$$\alpha(t) = \frac{1}{\sin(\theta)} (\sin((1-t)\theta)q_1 + \sin(\theta t)q_2) \quad (\text{Equ III. 6})$$

Où $\theta = d_c(q_1, q_2)$

III.4.5.3. Analyse Riemannienne des courbes fermées dans R^3

Soit S une surface faciale obtenue après l'étape de pré-traitement cité précédemment. Bien que S est un maillage triangulaire, nous commençons la discussion en supposant que c'est une surface continue. Soit β_λ représente un courbe niveau λ du visage. Afin de limiter notre analyse de la forme aux courbes fermées. Nous définissons l'ensemble des courbes fermées dans R^3 par :

$$\check{C} = \{q : S^1 \rightarrow R^3 \mid \int_{S^1} q(t) \|q(t)\| dt = 0 \} \subset L^2(S^1, R^3) \quad (\text{Equ III. 7})$$

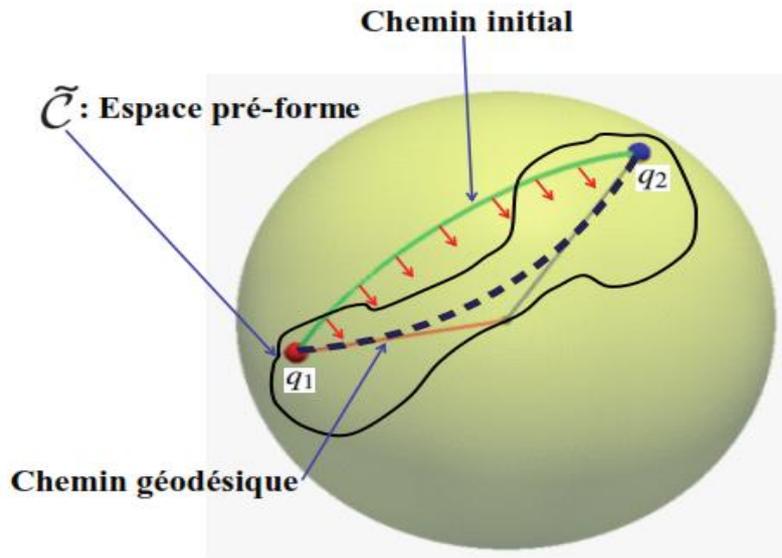


Figure.3.23. Illustration de l'espace des pré-formes \tilde{C} et le chemin géodésique dans cet espace des pré-formes.

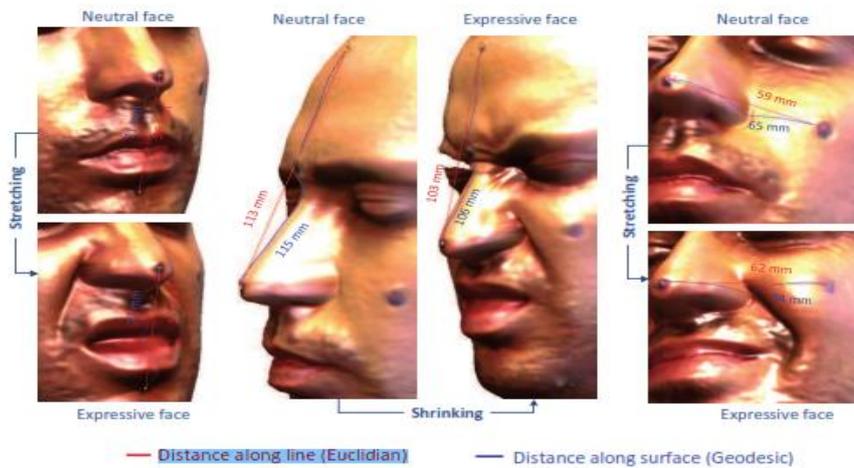


Figure.3.24. changements dans les distances euclidiennes à la fois de surface et sous différentes expressions faciales.

III.4.5.4. Analyse Riemannienne des surfaces faciales

Dans cette section, nous étendons notre étude des formes des courbes faciales aux formes des surfaces faciales. Nous représentons la surface faciale S par une collection de courbes radiales et de niveaux

$$S \approx \{ \cup_{\lambda=1}^{N\lambda} \beta \lambda \} \cup \{ \cup_{\alpha=1}^{N\alpha} \beta \alpha \} \quad (\text{Equ III. 8})$$

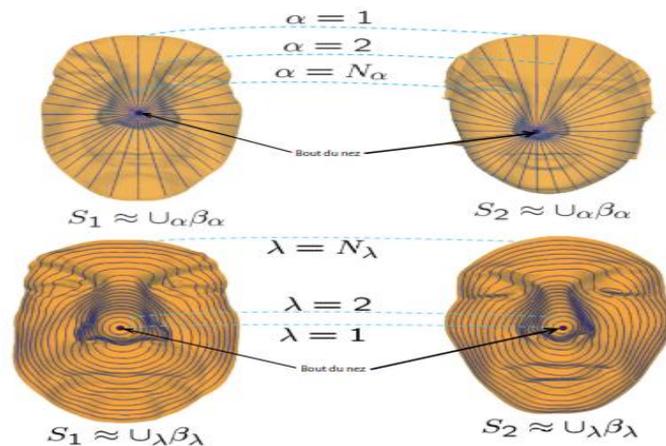


Figure.3.25. La correspondance entre les courbes radiales et les courbes de niveaux de la surface faciale.

III.5.Patch géodésique

Dans cet article, nous proposons une nouvelle approche pour la reconnaissance faciale **2.5D**. Il se répartit sur le plan **X-Y** (l'axe **z** donne des informations de profondeur de l'objet) d'une image **2.5D** (qui se compose d'une carte de gamme et une carte de texture) en carré de taille égale les correctifs de manière non-chevauchement à la fois sur la texture et la gamme cartes (voir **Figure.3.26**) Un nouveau patch géodésique Distance (**DPI**) est proposé pour calculer la forme de la **ROM** Objectif de la carte de répartition, qui peut traiter le problème des données manquantes ardue dans le calcul de la distance géodésique classique

La carte de texture partitionnée est transformée par l'intermédiaire de la **PGD** dans une carte de texture transformée. Cela permet l'invariance de la texture de direction de visée par alignement de la texture cartes des deux images **2.5D** seront comparés. Ensuite, la transformation patches de texture sont codées et enchaînés dans un descripteur de patch pour la mesure de la similitude des visages **2.5D**. Et pour cela [24] :

- **2.1. Distance géodésique**
- **2.2. Patch géodésique Distance**
- **2.3. Texture géodésique transformé :**
- **2.4. Description de Patch**

Un organigramme illustrant l'approche proposée est donnée dans la **(Fig.III.26)**

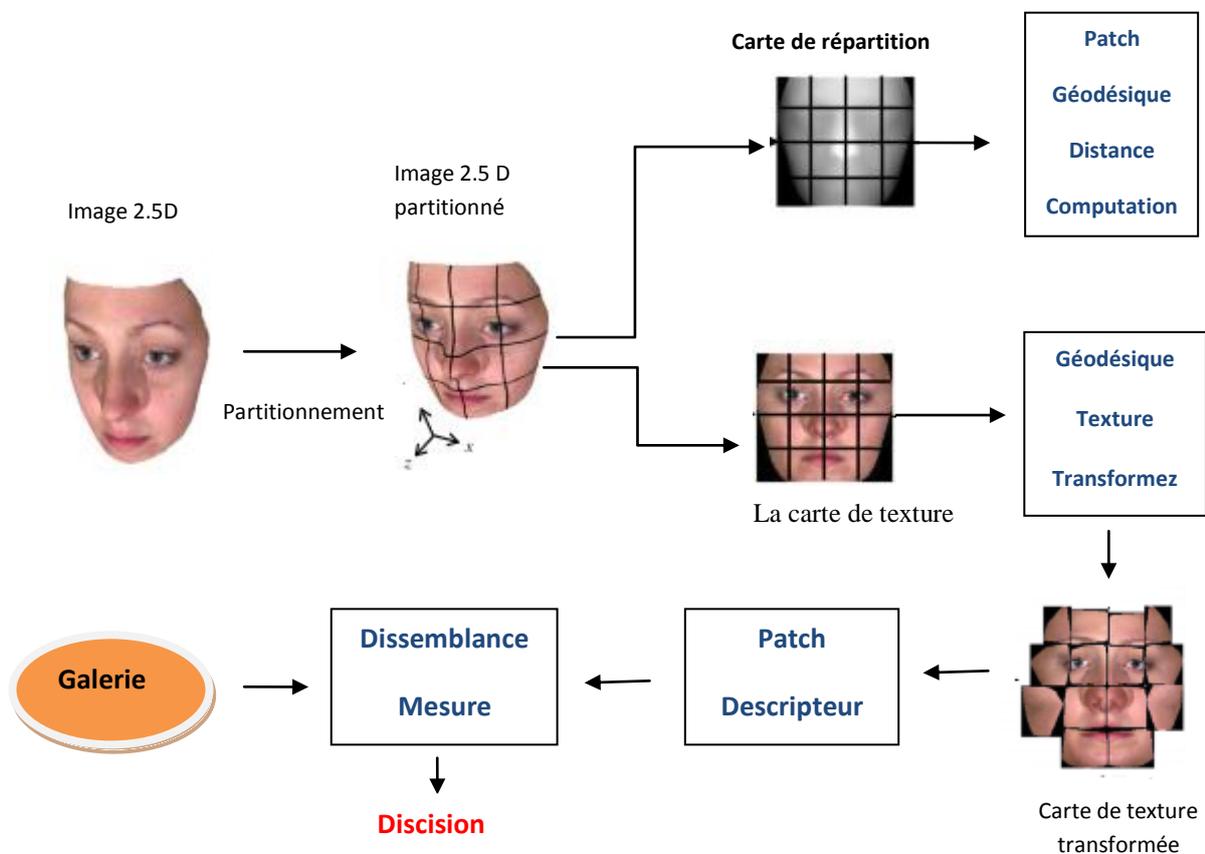


Figure.3.26. Un organigramme de l'approche proposée.

III.6.Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une approche de reconnaissance/authentification de personnes via une nouvelle modalité biométrique. Les résultats obtenus sur un corpus de test assez significatif montre l'efficacité de cette modalité pour distinguer entre les individus malgré les variations intervenues sur les images du test tout en respectant le caractère peu intrusif de l'acquisition. Tout d'abord, nous avons utilisé le cadre géométrique pour analyser les déformations des surfaces faciales présenté dans le chapitre précédent. Ensuite, nous avons démontré l'efficacité de la sélection des courbes faciales 3D dans la reconnaissance de visages et aussi dans le cas de l'authentification de visages 3D. Le principal ingrédient est l'utilisation des techniques d'apprentissage, en particulier l'algorithme AdaBoost, pour sélectionner les caractéristiques géométriques 3D pertinentes du visage. Dans un premier temps, nous avons considéré deux types de courbes (**courbes de niveaux et radiales**) comme une approximation de la surface faciale. Les courbes les plus discriminantes (caractéristiques) sont alors choisies de manière optimale, par **AdaBoost**, et forment le classifieur final. Ensuite, nous avons appliqué cette technique sur les surfaces nasales dont le but est étudier cette région importante des surfaces faciales. Enfin, nous avons étendu notre approche sur les surfaces faciales entières.

IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons présenté comment on détecte et localise le nez a base de la reconnaissance 3D de visages. Nous consacrons ce chapitre à l'implémentation du modèle étudié, la mise en œuvre du système et les résultats obtenus. Les outils utilisés, les algorithmes développés et l'approche réalisée sont mis en évidence.

Pour valider notre travail nous avons testé notre approche sur des images frontales de notre base de données **CASIA-3D FaceV1**.

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes étapes de la conception de notre base de données **CASIA-3D FaceV1** selon le protocole présenté dans ce chapitre. Nous commençons par la conversion de données 3D en 2D couleur et en 2.5D.

- Conversion des images 3D couleur en **2.5D** ou cartes de profondeur.
- Conversion des images 3D couleur en **2D** couleur (RGB).

Partie **2.5D** : on utilise un filtre médiane pour remplir les trous ensuite découpé

Partie **2D** : on utilise un filtre médiane ensuite découpé et applique la fonction d'histogramme

Puis nous fusionnons les données des deux images, en transformer l'image fusionnée à un vecteur (matrice devient vecteur) .Ensuite nous développons la partie d'extraction de paramètres par la phase de réduction d'espace par EFM & ACP .Finalement, nous présentons la classification par **SVM**.

A la fin du chapitre une discussion de résultats en fonction des différents paramètres caractéristiques de l'EFM est faite.

IV.2 Base de visages utilisée

Pour évaluer notre système nous avons utilisé la base de données **CASIA-3D FaceV1**.

Elle a été développée par l'Académie Chinoise des Sciences Institute de l'automatisation (Chinese Academy of Sciences' Institute of Automation (**CASIA**)) et les données qu'elle regroupe ont été acquises avec un scanner **Minolta Vivid 910**, qui fournit

non seulement des informations de **texture** (image 2D), mais aussi des fichiers VRML correspondant à un **maillage triangulaire** d'environ **1000000** points (image 3D), c'est ainsi une base multimodale. Cette base contient 123 personnes et dont chacune est représentée par un ensemble de 37 ou 38 captures avec différentes poses sous différentes conditions d'éclairage et d'expression faciales, et ce dans le but de couvrir toutes les variantes possibles. Dans tous les cas, un seul paramètre a été modifié entre deux captures. C'est l'un des principaux avantages de cette base de données. Nous avons divisé la base de données en deux ensembles : **apprentissage** et **test**.



Figure.4.1 Scènes de la capture

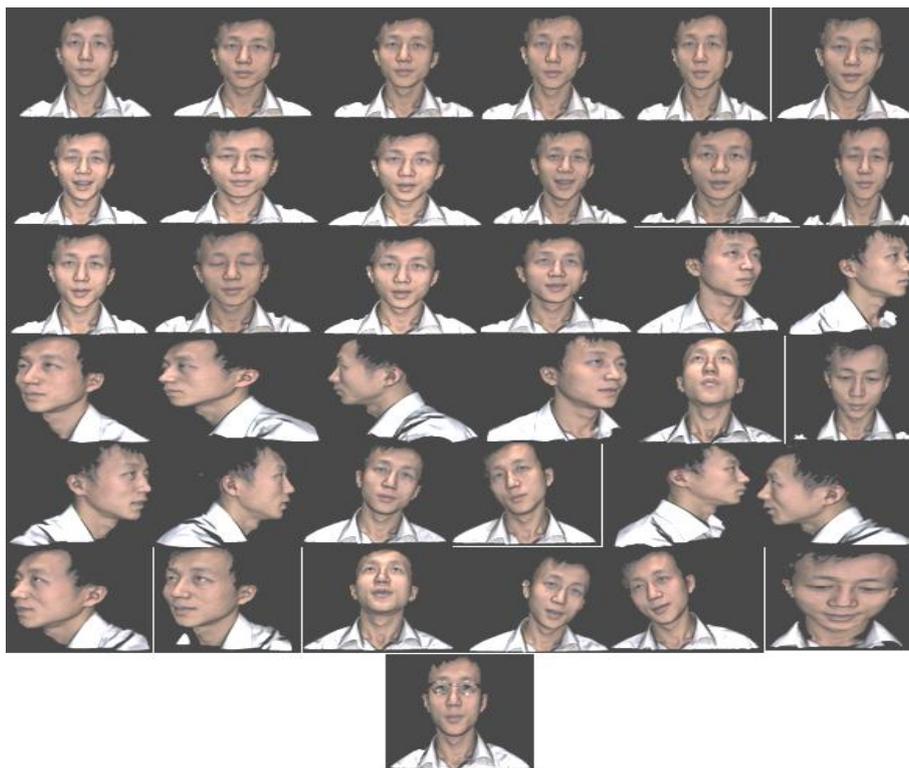


Figure.4.2 Différentes captures de la base de données CASIA 3D

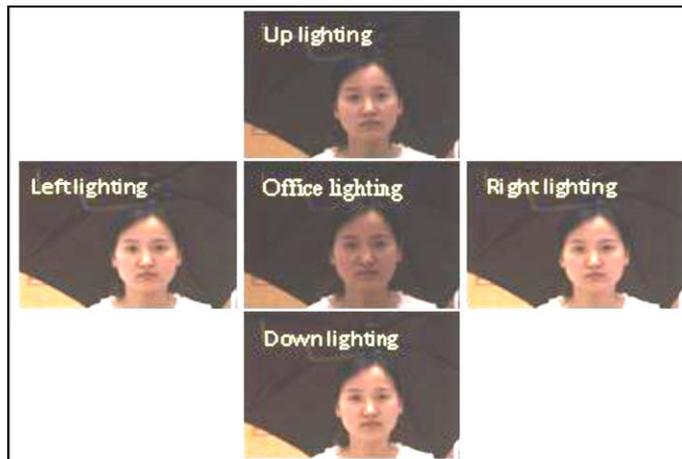


Figure.4.3 Variations d'illumination de la base de données CASIA 3D.



Figure.4.4 Variations d'expression de la base de données CASIA 3D.

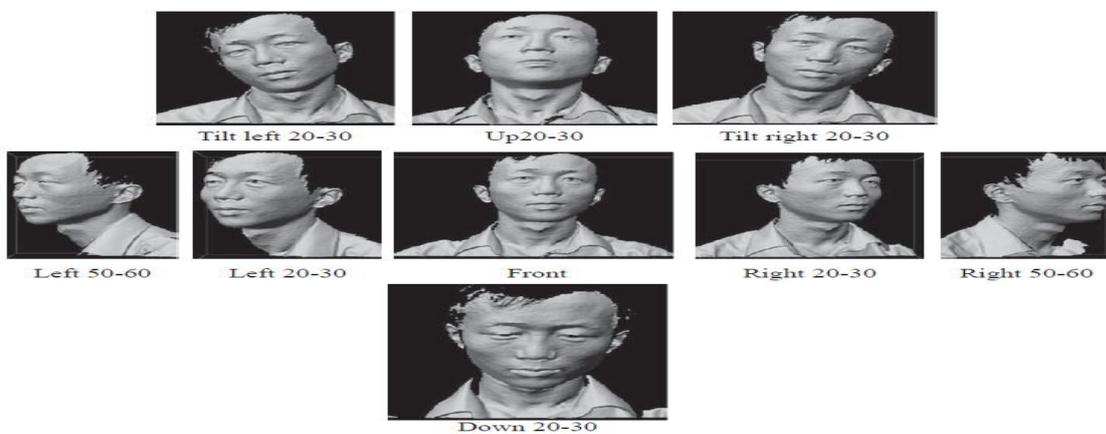


Figure.4.5 Variations des poses de la base de données CASIA 3D.

Ensemble	Clients	Imposteurs
Apprentissage	500 images (1, 4, 8, 9, 10)	0 images
Test	500 images (2, 6, 7, 14, 15)	230 images (1, 2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 14, 15)

Tableau .4.1. Répartition des photos pour les images de CASIA 3D (protocole)

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

« 'xxx-yy.wrl' » pour toutes les images. Où ;

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

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

IV.3. Système de reconnaissance de visages 3D

Notre travail consiste à faire une optimisation du système SRV 3D déjà conçu par Lahoucine Ballihi en 2012 [ballihi] sur le SRV 3D à base de cartes de profondeur. L'apport de la couleur à l'image est très bénéfique et contribue à améliorer les performances du SRV 3D ce qui est l'objectif de tous les travaux sur l'identification de personnes en biométrie. Dans le cadre de notre approche nous réalisons la fusion des données issues de deux images :

- ✚ La première nous renseigne sur l'information couleur (**RGB**)
- ✚ Et la deuxième est basée sur la profondeur de l'image 3D. C'est une image en Niveaux de Gris appelée dans la littérature **2.5D** ou aussi images de fantômes.

IV.4 Environnement de programmation

IV.4.1 Outils pour le développement de notre algorithme

Nous avons implémenté le système de vérification de visage dans l'environnement de programmation **MatLab (7.9.0.529 (R2009b))** qui offre une grande simplicité de manipulation des images. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tel que:

- La portabilité de logiciel (simplifie le processus de programmation sous Windows).
- L'utilisation des bases de données.
- Facilité de manipulation des matrices ce qui est fort important dans le cas de notre application.
- Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques
- Utile au traitement et à l'analyse des images.

IV.4.2 Implémentation de l'Approche SRV 3D

Pour augmenter la lisibilité de notre programme et faciliter les différents tests nécessaires, nous avons essayé de le partitionner en un ensemble de modules.

Ce programme se présente sous 3 modules principaux :

- **Module 1 : Détection et prétraitement** : C'est une phase fondamentale d'un système de reconnaissance de visage. Elle est composée de deux blocs essentiels :
 - La détection que nous avons réalisé par l'opération de découpage
 - Le prétraitement basé sur la projection de l'image 3D dans l'espace des couleurs d'une part 2D couleur, et la génération des cartes de profondeur 2.5D d'autre part.
- **Module 2 : Extraction de paramètres** : qui effectue l'extraction des paramètres caractéristiques obtenus en calculant l'ACP de la matrice de covariance de l'image. On calcule ainsi un vecteur transformé par l'ACP composant le vecteur de caractéristiques faciales de chaque image de visage.
Après la réduction par l'ACP ,on utilise le EFM (Fisher améliore) .

- **Module 3 : Classification**

Après une phase d'apprentissage, ce réseau fournit la réponse de la vérification des images de visage 3D. Cette classification reste efficace mais complexe.

Les vecteurs projetés dans chacune des espaces séparément sont comparés aux vecteurs de la base d'apprentissage indexée et un calcul de distances intra et extra est effectué. Ce calcul est réalisé par des normes Euclidiennes.

IV.5 Architecture structurelle du système de la conception

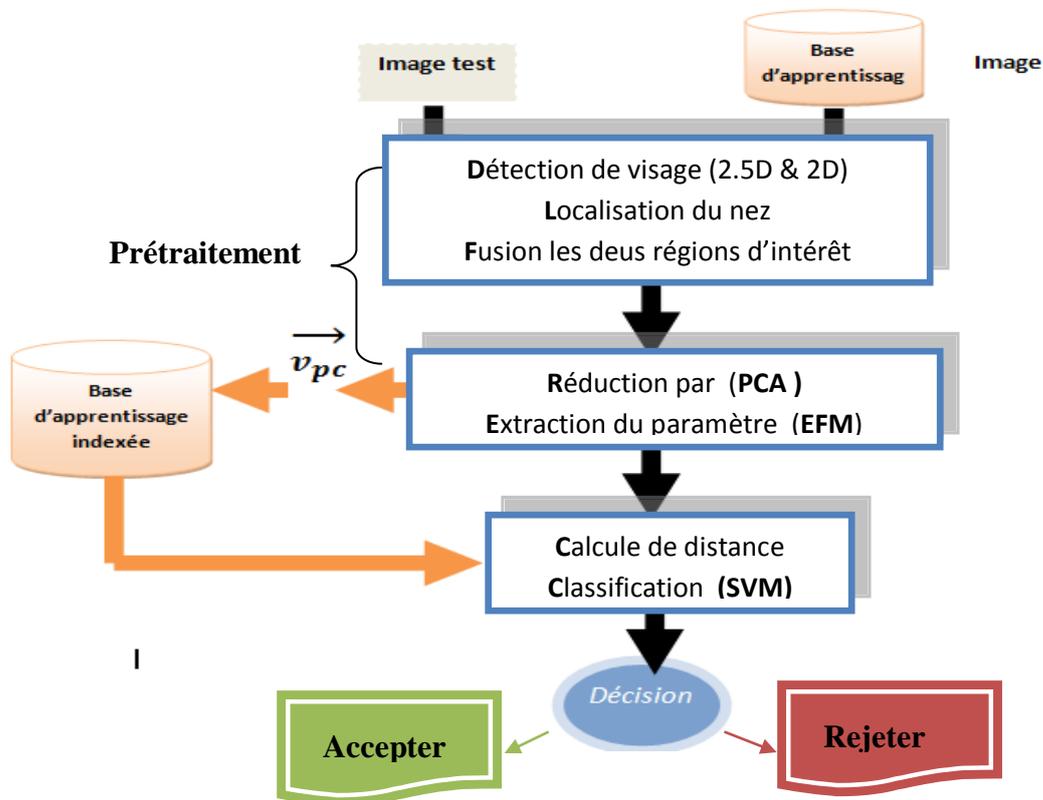


Figure.4.6. Architecture du système SRV 3D.

IV.5.1 Prétraitement de visage

Nous essayons par notre modeste contribution d'améliorer les performances du **SRV 3D** en ajoutant la couleur par fusion des données. Et ceci dans le but d'optimiser le **SRV 3D**.

Notre système de reconnaissance de visages 3D se présente comme suit :

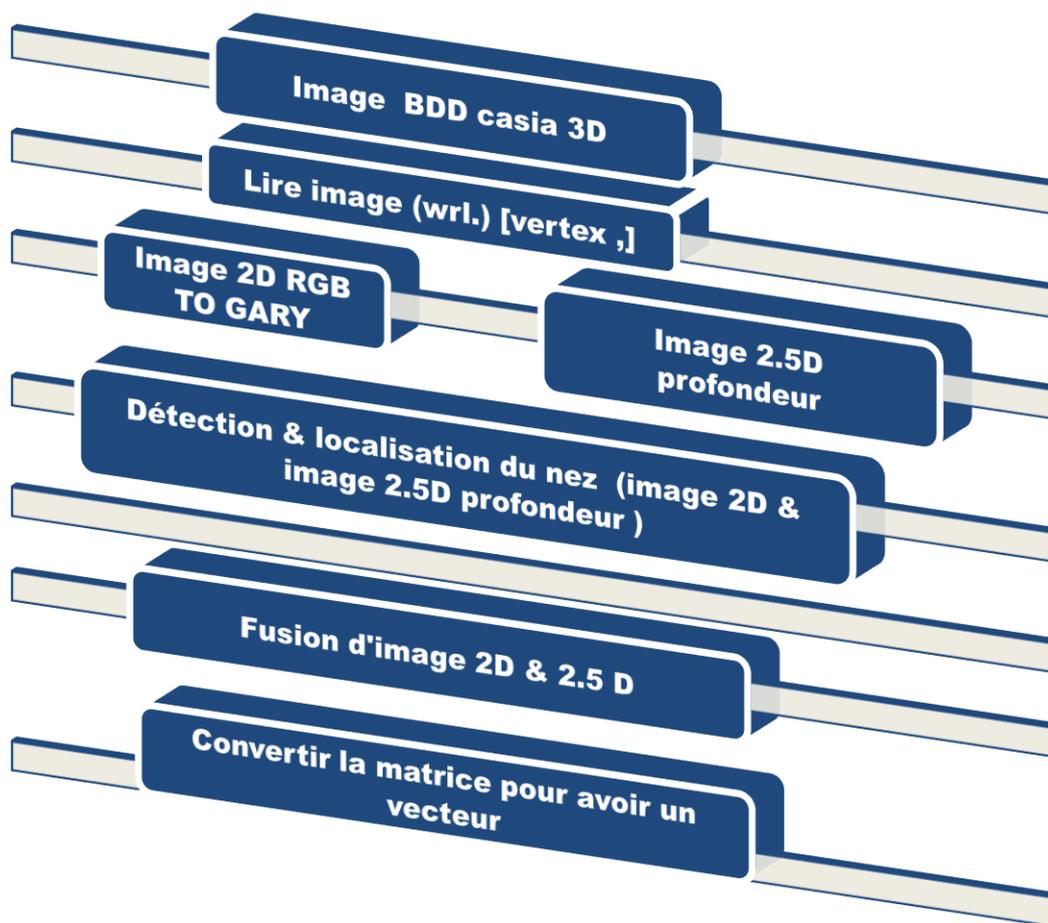


Figure.4.7. Schéma fonctionnel de Prétraitement du visage 3D.

✚ Lire les deux images de vertex :

Lire le fichier 'xxx-yy.wrl' et décomposer :

- Image 2D
- Image 2.5D profondeur

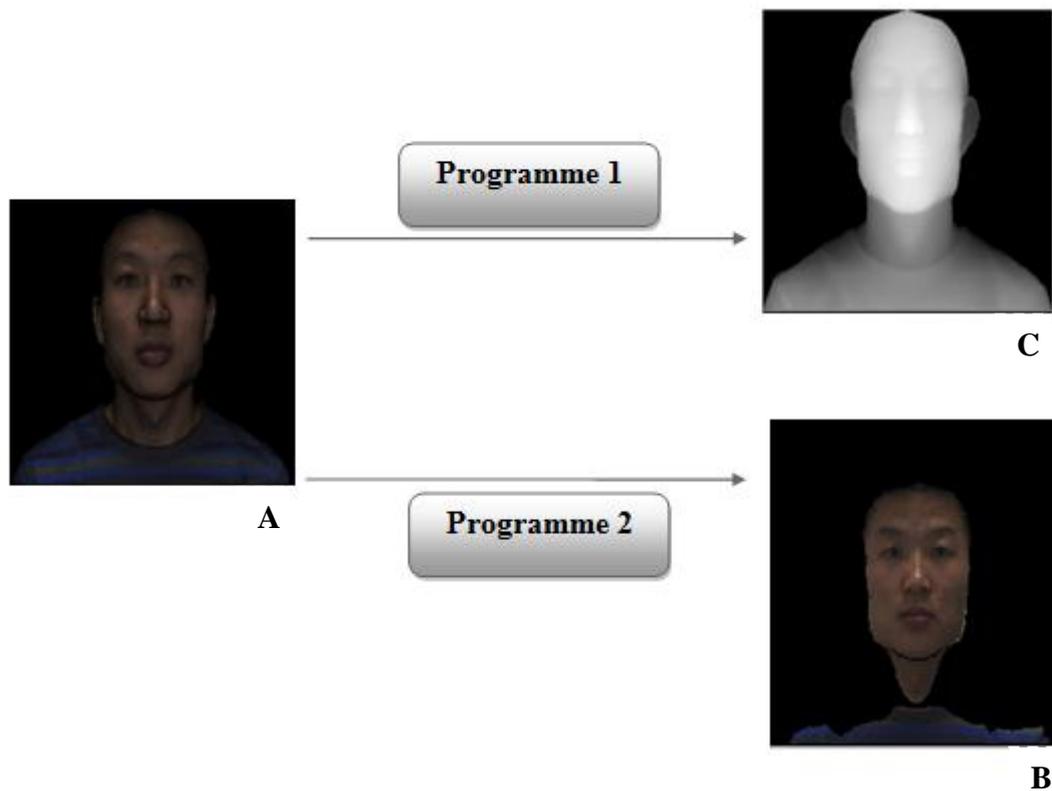


Figure.4.8. : La phase de prétraitement de l'image 3D

(A) image 3D, (B) image RGB, (C) image de profondeur

✚ Lissage

Pour améliorer l'image, on utilise un filtre médian pour remplir les trous voir la (Figure. 4.8)

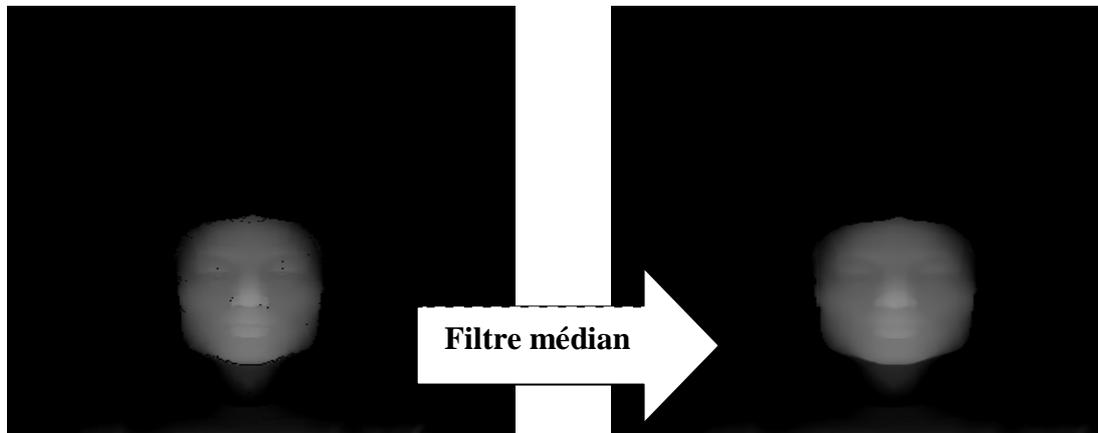
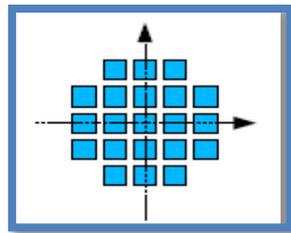


Figure.4.9. Amélioré d'image par filtre de médiane

✚ Définition du filtre médian

Le filtre **médian** c'est filtre d'ordre, il procède en remplaçant les valeurs de chaque pixel par la valeur qui occupe *un certain rang* lorsqu'on tri les valeurs observées dans *un certain voisinage* du pixel



Voisinage : élément structurant

Les valeur dans voisinage de $(x,y) : V(x,y) = \{ a_1, a_2, \dots, a_n \}$

Soit $\{ b_1, b_2, \dots, b_n \}$ permutation de $\{ a_1, a_2, \dots, a_n \}$ telle que $b_1 \leq b_2 \leq \dots \leq b_n$

alors le filtre d'ordre de rang k est défini par:

$\rho_k[x,y] = b_k$ Pour $k=N/2$, on parle de filtre médian, pour $k=1$, d'érosion morphologique, pour $k=N$, de dilatation morphologique.

Implantations du médian :

- Calcul d'histogrammes locaux
- Tri des valeurs dans le voisinage (Quick Sort)
- Tri incrémental

✚ Nuage de point

En cherche le point maximum dans la partie de nuage de point et la localiser

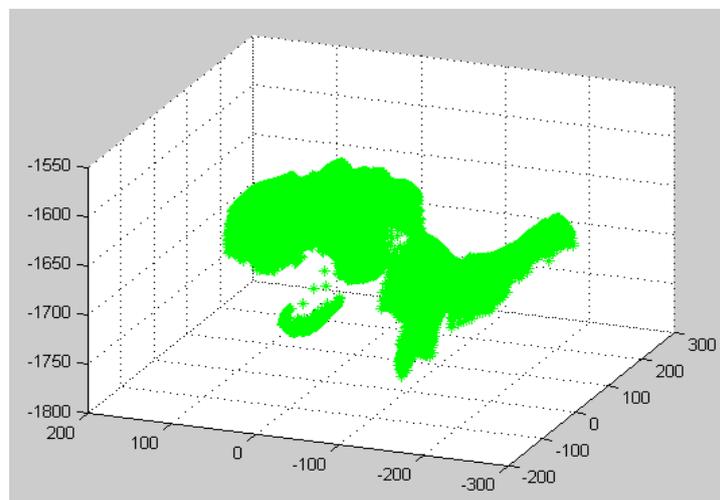


Figure.4.10. visage humain représenté par .nuage de point

✚ Découpage +elliptique

Le maximum de ce profil sert comme point de référence d'une seconde coupe verticale qui donne naissance à un profil horizontal. Le maximum de ce profil est interprété comme le bout du nez. Donc à produire des maques elliptiques faciales près à utiliser pour la reconnaissance voir (**Figure.4.11**)

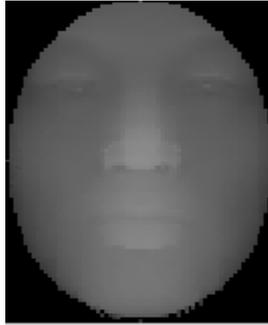


Figure.4.11 .image 2.5 D profondeur découpé +masque elliptique

✚ L'histogramme

On appliquant les mêmes fonctions pour une image 2D ensuite on ajoutant un histogramme pour améliorer l'image 2D voir (**Figure.4.12**).



Figure.4.12. l'histogramme de l'image 2D

✚ La localisation du nez

L'objectif c'est détecter le nez pour découper et diminuer l'information (cheveux, corps,...etc). Ensuite on localise le nez dans une matrice et la transforme en vecteur caractéristique



Figure.4.13. Image du nez localisé (2.5D profondeur et 2D gray)

IV.5.2 Fusion images (2.5D et 2D) après la localisation

Par l'algorithme suivant nous présentons une méthode de fusion de données qui est réalisée sur les images profondeur et couleur transformées par ondelettes. Cette dernière transformation nous permet de réduire les données considérables à traiter en tenant compte des détails contenus dans l'image.



Figure.4.14. illustration de la fusion de deux images

Fusion Np(EFM)	Mean	Min	Max
/	TR %	TR %	TR %
10	71.53	72.28	74.65
20	73.25	74.00	74.80
40	73.49	74.75	74.65
60	73.50	75.00	74.55
80	73.75	75.25	74.70
100	73.66	74.75	74.70

Tableau.4.2. résultat de TR de visage fusionnée (mean,min,max)

IV.5.3. Le modèle discriminant Linéaire amélioré de Fisher (EFM)

1. Calcul la matrice de dispersion intra-classes S_W .
2. Calcul de la matrice de dispersion inter-classes S_B .
3. Calcul des valeurs (Λ) et vecteurs (V) propres de la matrice S_W .
4. Calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classe $K_b = \Lambda^{-1/2} V^T S_b V \Lambda^{-1/2}$
5. Calcul des valeurs (Λ_b) et vecteurs (V_b) propres de la matrice K_b .
6. Calcul de la matrice $U = V \Lambda^{-1/2} V_b$.
7. La matrice de transformation de l'EFM est les m premiers vecteurs de U (U_{EFM}).

IV.5.4. Classification par Mesure de Similarité

Après avoir choisi le filtre optimal ainsi que et mesure de distance, nous calculons les taux d'erreur et les taux de précision dans le cas où nous faisons une projection sur l'espace **EFM** du vecteur caractéristique.

IV.5.4.1. Calcul des distances

Nous avons deux types de distance soit pour les visages :

- **La distance intra** (distance_intra ()) : mesure la distance entre deux images de (visage) de la même personne.
- **La distance extra** (ditance_extra ()) : mesure la distance entre deux images de (visage) de deux individus différents.

Les distances que nous avons utilisées dans notre expérience pour la mesure de similarité sont de la distance Euclidienne (**norme L1**), distance Euclidienne (**norme L2**), Covariance, elles sont définies comme suit :

1) Distances Euclidiennes

$$L1 = \sum_{i=1}^N |A_i - B_i| \quad \text{(Equ.4.1.)}$$

$$L2 = \sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2 \quad \text{(Equ.4.2.)}$$

2) Covariance

$$\text{Cov}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{\mathbf{A}}{\|\mathbf{A}\|} \cdot \frac{\mathbf{B}}{\|\mathbf{B}\|} \quad (\text{Equ.4.3.})$$

3) Distances dans l'Espace de Mahalanobis

Soit \mathbf{u} et \mathbf{v} deux vecteurs propres de \mathbf{J}_m , issus de l'algorithme PCA, et \mathbf{m} et \mathbf{n} deux vecteurs de E_{Mah} . Soit λ_i les valeurs propres associées aux vecteurs \mathbf{u} et \mathbf{v} , et σ_i l'écart type, alors on définit $\lambda_i = \sigma_i^2$. Les vecteurs \mathbf{u} et \mathbf{v} sont reliés aux vecteurs \mathbf{m} et \mathbf{n} à partir des relations suivantes :

$$m_i = \frac{u_i}{\sigma_i} = \frac{u_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad \text{et} \quad n_i = \frac{v_i}{\sigma_i} = \frac{v_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad (\text{Equ.4.4.})$$

- Mahalanobis L_1 (Mah L_1)

L_1 est définie par :

$$Mah_{L_1}(u, v) = \sum_{i=1}^N |m_i - n_i| \quad (\text{Equ.4.5})$$

- Mahalanobis L_2 (Mah L_2)

L_2 est définie par :

$$Mah_{L_2}(u, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |m_i - n_i|^2} \quad (\text{Equ.4.6})$$

IV.5.5. Décision

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

Pour fixer ce seuil nous allons utiliser l'ensemble d'évaluation.

Théoriquement $\max(\text{distance intra}) < \min(\text{distance extra})$ dans cette condition, il est possible de déterminer un seuil **S** qui détermine une classification parfaite (sans erreurs **TEE=0**).

Il suffit de prendre :

$$S = \frac{\max(\text{distance intra}) + \min(\text{distance extra})}{2} \quad (\text{Equ.4.7})$$

Malheureusement cette situation ne se rencontre que très rarement en pratique.

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

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

$$(TFA - TFR) < 10^{-3} \quad (\text{Equ.IV.8})$$

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

DIS_cl : intervalle des distances intra

DIS_imp : intervalle des distances extra

TFA : Taux de fausses acceptations.

TFR : Taux de faux rejets.

Seuil : le seuil pour avoir **TFA=TFR**.

IV.6. Résultats

L2 EFM	ACP=100			
	TFA %	TFR %	TEE %	TR %
/				
10	21.087	21.176	21.131	78.868
20	19.360	19.411	19.386	80.613
30	18.977	18.823	18.9	81.099
40	20.511	20.588	20.549	79.450
50	19.36	19.411	19.386	80.614
60	18.913	18.823	18.868	81.131
70	16.419	16.47	16.445	83.555
80	17.698	17.647	17.672	82.327
90	14.884	15.294	15.089	84.910
100	15.844	15.882	15.863	84.136

Tableau . 4.3. Taux d'erreurs et de reconnaissances obtenues.

Le taux de réussite $TR = (100 - \frac{TFR + TFA}{2})$

2

L_2 : Mesure des distances

Na: le nombre des paramètres de ACP

Dans ce tableau nous remarquons que la différence entre les erreurs de mesure des distances est grande.

Nous constatons que le résultat obtenu dans ce cas n'est pas satisfaisant.

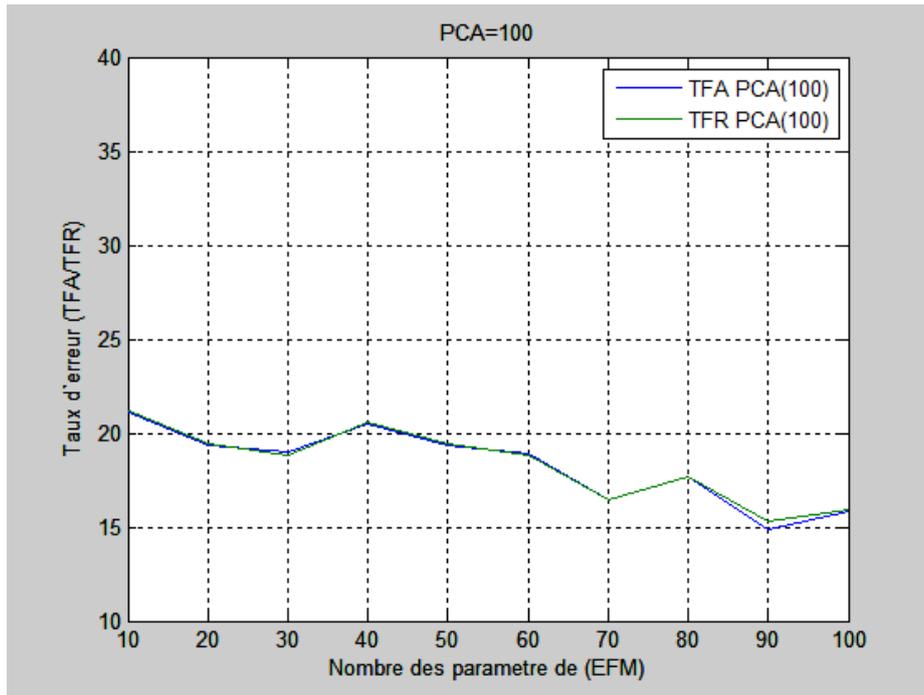


Figure.4.15. Taux d'égale erreur, taux de réussite dans le cas de ACP=100.

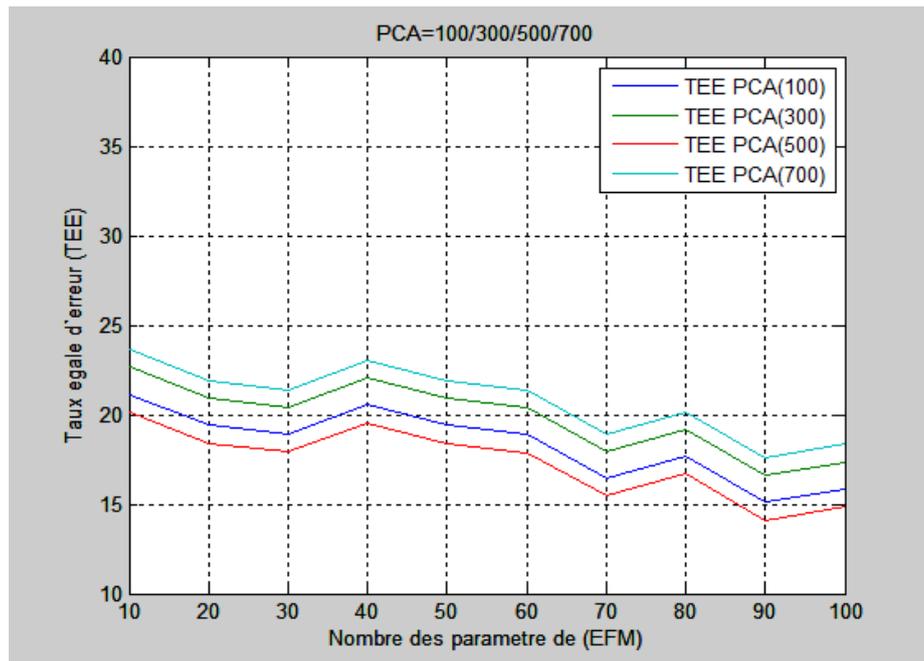


Figure.4.16. Taux d'égale erreur dans le cas de EFM

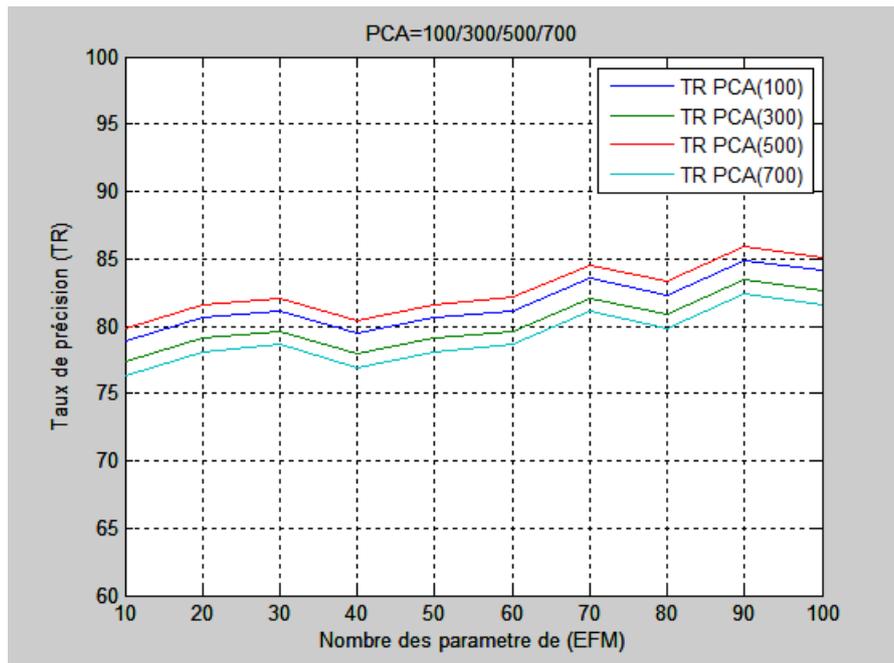


Figure. 4.17. taux de réussite dans le cas de l'EFM.

IV.7. Présentation de l'interface du système

Tous les programmes et les fonctions utilisées sont rassemblés dans une interface qui représente le fonctionnement de notre système. Cette interface a été construite avec le **Guide** du **Matlab** et s'exécute aussi sous **Matlab**. Le fonctionnement de cette interface est représenté comme suit :

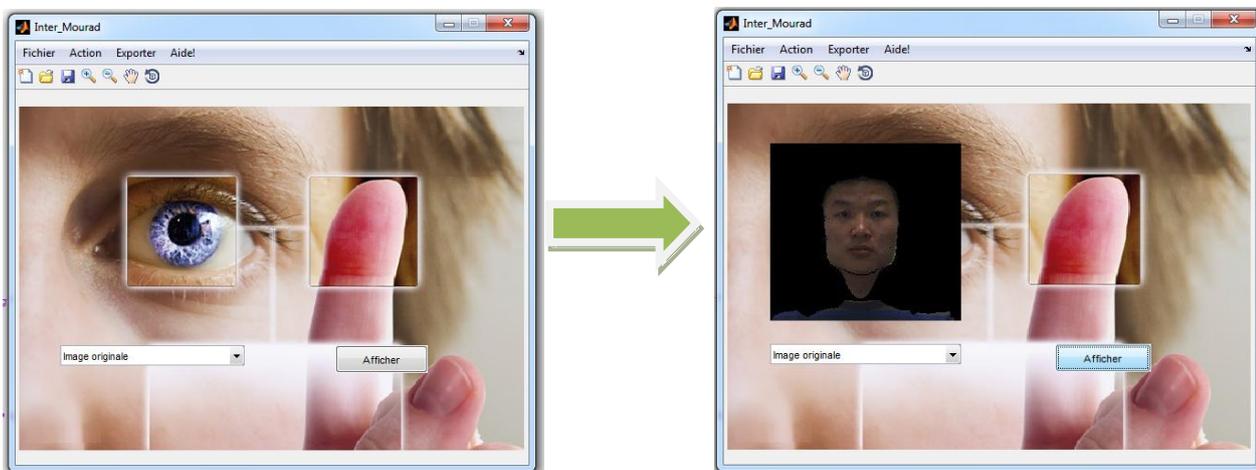


Figure.4.18.L'interface du système d'apprentissage

Pour commencer l'affichage, il faut rapporter (charger) les bases de données des visages de casia 3D en appuyant sur le bouton **IMPORTER** (Figure 4.30). Après on choisissant l'image qu'on veut l'afficher par le bouton "afficher"

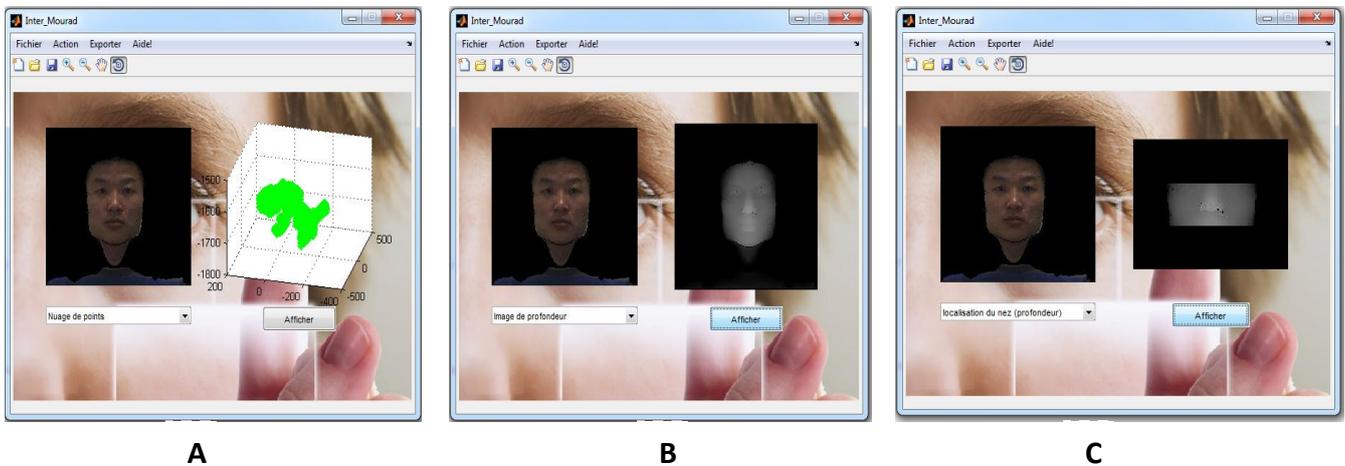


Figure.4.19. L'interface de prétraitement d'image 2.5D

L'interface A : il contient d'une image 3D et nuage de point

L'interface B : il contient d'une image 3D et une image de profondeur 2.5 D

L'interface C : il contient d'une image 3D et une image de profondeur 2.5D traité (découpage +masque elliptique +la localisation du nez)



Figure.4.20. L'interface de l'histogramme d'image 2 D

L'interface représente l'histogramme d'une image 2D après le traitement

IV.8. Conclusion

D'après cette étude faite et toutes les expériences réalisées nous pouvons dire que la méthode de la localisation du nez est efficace pour le système SRV 3D. Après les calculs des EFM-ACP et taux on trouve : **nbv(ACP) = 100** ; un **TR = 84.910%** et un **TEE = 15.089%**.

Des améliorations restent à réaliser surtout au niveau de la phase prétraitement et aussi et surtout la phase de classification. Car notre utilisation de la mesure métrique reste un choix guidé par sa simplicité. Ceci dit d'autres normes comme Manhattan ou reste envisageable toujours dans l'objectif de rehausser ces paramètres de performances du système biométriques.

Les résultats sont dans l'ensemble satisfaisants, mais le taux de faux rejet reste moyen. Ceci est sûrement dû à l'étape de prétraitement qui est à améliorer ainsi que le choix d'un meilleur classifieur.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette mémoire traitent les problèmes de reconnaissance faciale du genre (homme/femme) à partir d'imagerie **3D**. Nous proposons dans cette mémoire un cadre unifié pour étudier la détection du visage (nez) basé sur **SRV3D**. Son ingrédient principal est les techniques de reconnaissance **3D** et la combinaison des approches **3D**

Notre étude se présente sous forme de quatre parties successives et essentielles : la phase de prétraitement où nous réalisons l'extraction de la mesure profondeur de l'image **3D** en générant ce que l'on appelle les cartes de profondeur appelées dans la littérature les visages fantômes ou en **2.5D** définies en **NG** et aussi l'extraction de la couleur en **3D**. La fusion de données entre ces deux images obtenues est réalisée par la transformation en ondelettes associée aux combinaisons classiques min, max et moyenne. Nous utilisons ensuite le filtre de **GABOR** utilisé dans les meilleures orientations et résolutions au sens de performance du système de reconnaissance de visages. Toutes ces données sont réduites et préparés à la classification par l'**EFM** (l'**EFM** regroupe les images de la même classe d'une même personne et sépare les autres). La classification par **SVM** est réalisée sur les vecteurs descriptifs finalement obtenus.

Ainsi pour augmenter les performances du système de reconnaissance de visages, nous utilisons le modèle de l'**EFM**. Nous projetons les visages représentés par les vecteurs propres de l'**ACP** dans un espace de Fisher amélioré puis un apprentissage de notre **SVM** est assurée puis on le fait soumettre au test qui nous permet d'obtenir une classification intéressante. Pour la tâche de reconnaissance de visages, une étape de mesure de similarité est nécessaire. La fonction de mesure de similarité utilisée est la corrélation normalisée qui n'a pas donné de bons résultats. Cependant, en mode d'identification elle nous a permis d'obtenir des taux de réussite **TR** très intéressants. Un meilleur taux de réussite a été obtenu lorsque nous utilisons les différents visages par un nombre de paramètres caractéristiques de 60 dans l'**EFM** avec un taux de réussite est égal à **TR= 84.910 %**.

Jusqu'à maintenant il n'existe pas de système de reconnaissance de visages performant à 100%, par la multitude de contraintes à qui l'image du visage est confrontée, ce qui altère l'information donnée aux techniques de reconnaissances et donc non stabilité des performances.

Pour améliorer de plus les performances du système d'authentification nous proposons plusieurs types d'amélioration :

- Améliorer le prétraitement des images d'identification et d'authentification,
- Appliquer notre approche à d'autres bases de données,
- Améliorer la détection car dans notre cas nous faisons juste un découpage des images.
- Penser à faire la détection des régions d'intérêts,
- Penser à des méthodes d'analyse non linéaires,
- Appliquer les méthodes connexes et non linéaires de fusion,
- Chercher d'autres mesures pour la similarité,
- Utiliser d'autres techniques de classification.
- Appliquer plusieurs modèles de fusion sur des différents niveaux pour chaque système biométrique.

Bibliographie

- [Ble.66] W.W. Bledsoe. The model method in facial recognition. Technical Report PRI: 15 Panoramic Researches. Inc, Palo Alto, CA, 1966.
- [M.D.Kelly] M.D.Kelly. Visual identification of people by computer. Technical Report AI-130, Stanford AI Project, Stanford CA, 1970.
- [M.Vis05] M.Visani, Vers de nouvelles approches discriminantes pour la reconnaissance de visages, thèse de doctorat, France, Novembre 2005
- [R.Gross01] R.Gross, J.Shi, et J.F Cohn. Quo vadis face recognition? The current State of the Art in Face Recognition. Technical Report CMU-RI-TR-01-17, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, 2001.
- [H.S.Paris] MEG/EEG et reconnaissance des visages Nathalie George, CNRS UPR 640 LENA, Hôpital de la Salpêtrière, Paris.
- [P.J.Phil] P.J Phillips, P.Grother, R.J.Micheals, D.M. Black-Burn, E Tabassi et J.M. Bone. Face recognition vendor test 2002. Evaluation Report. Technical Report 6965, NIST, Mars 2003.
- [M.MARZ01] M. Marzouki, Enjeux des techniques de biométrie. Troisième conférence internationale des commissaires à la protection des données, vie privée, droits de l'homme, septembre 2001. Paris, France.
- [K.I.Chang] K.I.Chang, K.W Bowyer et P.J. Flynn " An Evaluation of Multi-Modal 2D+3D Face Biometrics", IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence, 27 (4): 619-624, Avril 2005.
- [V.Blanz] S. ROMDHANI, V. BLANZ, C. BASSO et T. VETTER " Morphable Models of Faces" Dans S.Z. LI et A.K. JAIN, éditeurs, Handbook of Face recognition, Chapitre 10, Springer - Verlag Reidel, Dordrecht, 2004. 33 pages.
- [C.Garc] M.Visani, C.Garcia, J-M.Jolion. Une nouvelle méthode de représentation des visages pour leur reconnaissance: l'analyse discriminante bilinéaire.
- [B.Amor] B. Ben Amor, M. Ardabilian, L. Chen, "3D Face Modeling Based on Structured-Light Assisted Stereo Sensor". Proceeding of ICIAP 2005, Cagliari, Italia, 2005.
- [Boor] de Boor, C., A Practical Guide to Splines, SpringerVerlag, 1978.
- [P.Besel] P. Besel and N. Mckay: "A method for registration of 3D-shapes". IEEE trans. Pattern analysis and Machine intelligence, 14(2):239-256, 1992.

- [B.Gok] Berk Gökberk, M. Okan Irfanoglu, and Lale Akarun, "3D Shape-based Face Representation and Feature Extraction for Face Recognition", *Image Vision Computing*, Volume 24, No. 8, 2006, pp. 857-869.
- [R.L.Hsu] R.L.Hsu, "Face Detection and Modeling for Recognition," Ph.D dissertation, Michigan State University, East Lansing, MI, United States of America, 2002.
- [Yang] Yang Jun, Liao Zhi-Wu, Li Xiao-Ning, Wu Zhen-Dong, A Method for Robust Nose Tip Location across Pose Variety in 3D Face Data, *International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (CAR 09)*, pp. 114117, 2009
- [Chua97] Chua, C.S., and Jarvis, R. "Point Signatures: A New Representation for 3D Object Recognition", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 25, No. 1, 1997, pp. 6385.
- [Chua] Chua, C.S., Han, F., Ho, and Y.K., "3D Human Face Recognition using Point Signature", *Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'00)*, 2000, pp. 233–238.
- [I.Mpi] I.Mpiperis, S.Malasiotis, and M.G.Strintzis, "3D Face Recognition by Point Signatures and Iso-contours", *Proceedings of the Fourth conference on IASTED International Conference:Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications*, 2007, pp. 328-332.
- [Y.Freund] Freund Y., Schapire R. E. (1995). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. In *Eurocolt '95: Proceedings of the second european conference on computational learning theory*, p. 23–37. London, UK, Springer-Verlag.
- [B.Ham] Ben Hamza A., Luque-Escamilla P. L., Martínez-Aroza J., Román-Roldán R. (1999). Removing noise and preserving details with relaxed median filters. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 11, n 2, p. 161-177.
- [H.Agou] agou H., Ohtake Y., Belyaev A. G. (2002). Mesh smoothing via mean and median filtering applied to face normals. In *Proceedings of the geometric modeling and processing*, p. 1-24. Washington, DC, USA, IEEE Computer Society.
- [S.Wang] Wang S., Wang Y., Jin M., Gu X., Samaras D. (2006). 3D surface matching and recognition using conformal geometry. In *Computer vision and pattern recognition (cvpr)*, p. 24532460.
- [P.J.Besl] Besl P. J., McKay N. D. (1992). A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n 2, p. 239-256.

- [BEL 13] BELAHCEN Mébarka “ Authentification et Identification en biométrie “, thèse de doctorat science_janvier 2013.université Mohamed Khaider Biskra
- [Beve 05] R. Beveridge and M. Kirby. “Biometrics and Face Recognition”. *IS&T Colloquium*, p. 25, 2005.
- [Adi97] Y. Adini, Y. Moses, S. Ullman, Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* 19, 721–732, 1997.
- [Bla01] D. Blackburn, M. Bone, P. J Phillips. “Face recognition vendor test 2000”. Tech. rep. <http://www.frvt.org>, 2001.
- [Gro01] R. Gross, J. Shi, J. Cohn. Quo Vadis Face Recognition?. Third Workshop on Empirical Evaluation Methods in Computer Vision, December, 2001.
- [Mar98] A.M Martínez, R. Banavente. The AR face database. Tech. Report 24 CVCBarcelone, Espagne, June 1998.
- [Phi03] P. J. Phillips, P. J.Grother, R. J.Micheals, D. M. Blackbrun, E. Tabassi, and J. M. Bone. Face recognition vendor test 2002: Evaluation report. NISTIR 6965. Available online at <http://www.frvt.org>, 2003.
- [BBK03] Bronstein A. M., Bronstein M. M., Kimmel R. :Expression-invariant 3d face recognition. In Proc. Audio and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA) (2003), Kittler J., Nixon M. S., (Eds.), no. 2688 in Lecture Notes in Comp. Science, Springer Verlag, pp. 62–69. (Cité pages 22, 27 et 30.)
- [BBK05a] Bronstein A. M., Bronstein M., Kimmel R. : Threedimensional face recognition. *International Journal of Computer Vision* 64, 1 (2005), 5–30. (Cité page 22.)
- [BCF06a] Bowyer K. W., Chang K., Flynn P. : A survey of approaches and challenges in 3d and multi-modal 3d + 2d face recognition. *Comput. Vis. Image Underst.* 101, 1 (2006), 1–15. (Cité page 23.)
- [AGA08] Alyuz N., Gokberk B., Akarun L. : A 3d face recognition system for expression and occlusion invariance. In *Biometrics : Theory, Applications and Systems, 2008. BTAS 2008. 2nd IEEE International Conference on (292008-oct.1 2008)*, pp. 1 –7. (Cité page 23.)

- [CCS09] Colombo A., Cusano C., Schettini R. : Gappy pca classification for occlusion tolerant 3d face detection. *J. Math. Imaging Vis.* 35, 3 (2009), 193–207. (Cité page 23.)
- [BM92] Besl P.J., McKay N.D., « A Method for Registration of 3-D Shapes », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14(2) :239–256, ISSN 0162-8828. 1992.
- [CM92] Chen Y., Medioni G., « Object modelling by registration of multiple range images », *Image Vision Comput.*, 10(3) :145–155, ISSN 0262-8856. 1992.
- [AF86] Ayache N., Faugeras O., « HYPER : a new approach for the recognition and positioning of 2D objects », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*
- [RL01] Rusinkiewicz S., Levoy M., « Efficient variants of the ICP algorithm », in *3DIM01* , pp. 145–152. 2001.
- [Bel97] P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19 (7) 711–720, 1997.
- [Hes04a] T. Heseltine, N. Pears, J. Austin. Three-dimensional face recognition: An eigensurface approach. In: *Proc. Internat. Conf. on Image Processing (ICIP 2004)*, October, Singapore, 2004a.
- [Hes04b] T. Heseltine, N. Pears, J. Austin. Three-dimensional face recognition: A fishersurface approach. In: *Proc. Image Analysis and Recognition: Internat. Conf. (ICIAR 2004)*, Porto, Portugal (September–October) 2004b.
- [Kim03] T.K. Kim, H. Kim, W. Hwang, S.C. Kee, J. Kittler. Independent component analysis in a facial local residue space. In: *Proc. IEEE Computer Society*
- [Gok05] B. Gokberk, A.A. Salah, L. Akarun, Rank-based decision fusion for 3D shape-based face recognition, in: *International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA 2005)*, LNCS, vol. 3546, pp. 1019–1028, 2005.
- [Tsa04] F. Tsalakanidou, S. Malassiotis, M. Strintzis, Integration of 2D and 3D images for enhanced face authentication, in: *Sixth International Conference on Automated Face and Gesture Recognition*, pp. 266–271, 2004.
- [Bro03] M.A. Bronstein, M.M. Bronstein, R. Kimmel. Expression-Invariant 3D Face Recognition. *Proc. Audio & Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, *Lecture Notes in Comp. Science* 2688, Springer, pp. 62-69, 2003.

- [Gro02] R. Grossman, N. Kiryati, R. Kimmel. Computational surface flattening: a voxel-based approach, *IEEE Trans. PAMI*, 24, pp. 433-441, 2002.
- [Ela01] A. Elad, R. Kimmel. "Bending Invariant Representations for Surfaces," *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2001
- [Zig02] G. Zigelman, R. Kimmel, N. Kiryati. Texture mapping using surface flattening via multi-dimensional scaling, *IEEE Trans. Visualization and Comp. Graphics*, 8, pp. 198-207, 2002.
- [Wan02] Y. Wang, C. Chua, and Y. Ho. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images. *Pattern Recognition Letters*, 23:1191–1202, 2002.

A.1 Qu'est-ce qu'une image

On peut trouver de nombreuses définitions du mot « image ».

En consultant par exemple le petit Robert une des définitions données, considère l'image comme : « la reproduction exacte ou la représentation analogique d'une être, ou d'une chose ».

On peut donc appeler image tout ce qui a une représentation d'une chose (autre qu'elle-même).

Si on nomme objet tout ce qui a une existence ou immatérielle, on définit alors :

A.1.1. Les images physiques visibles

Qui sont parfaitement matérielle et de nature volatile où permanente.

* les images volatiles : sont soit les images optiques (image données par les instruments d'optique, hologrammes,...), soit des images électro-optiques (écran du tube cathodique,...).

* les images permanentes : sont les reproductions de toute sortes (clichés Photographiques, dessins, peintures, documents imprimés, etc....)

A.1.2. Les images physiques non visibles

Ce sont des images de nature « immatérielle », Tel que : les cartes de population, ou de températures .en général ce sont les représentations de tous les paramètres physiques non directement visible.

A.2. Le modèle discriminant linéaire amélioré de Fisher (Enhanced Fisher linear discriminant Model (EFM))

Ce modèle discriminant linéaire de **Fisher** améliore la capacité de généralisation de la **FLD** en décomposant la procédure **FLD** en diagonalisation simultanée des deux matrices de dispersion intra-classe et inter-classe. La diagonalisation simultanée est une étape sagement équivalente à deux opérations comme l'a souligné **Fukunaga**. Blanchiment de la matrice de dispersion intra-classe et l'application de la ACP sur la matrice de dispersion intr-classe en utilisant les données transformées. Durant l'opération du blanchiment de la matrice de dispersion intra-classe apparaisse dans le dénominateur de la séparabilité des petites valeurs propres qui tendent à capturer du bruit. Pour atteindre des performances améliorées l'EFM préserve un équilibre approprié entre la sélection des valeurs propres (correspondant à la

composante principale de l'espace de l'image originale) qui tiennent compte de la plupart de l'énergie spectrale des données brutes, c.-à-d., représentation adéquate et l'exigence que les valeurs propres de la matrice de dispersion intra-classe (de l'espace ACP réduit) ne sont pas trop petites, c.-à-d., meilleure généralisation.

Le choix de rang des composantes principales (m) pour la réduction de la dimension, prend en compte de l'ordre de grandeur de l'énergie spectrale. Les valeurs propres de la matrice de covariance fournissent un bon indicateur pour répondre au critère de l'énergie. Il faut ensuite calculer les valeurs propres de la matrice de dispersion intra-classe dans l'espace ACP réduit pour faciliter le choix du rang des composantes principales de sorte que l'exigence de grandeur est respectée. A cette fin, on effectue la **FLD** par des étapes comme décrit ci-dessous. En particulier, ces étapes FLD permettent de trouver les valeurs propres et les vecteurs propres de $S_w^{-1}S_b$ comme résultat de la diagonalisation simultanée de S_w et S_b .

Alors les étapes de l'**EFM** sont présentées comme suit :

- Blanchissons d'abord la matrice de dispersion intra-classe :

$$S_w V = V \Lambda \text{ et } V^T V = I \quad (\text{Equ.A.1})$$

$$\Lambda^{-1/2} V^T S_w V \Lambda^{-1/2} = I \quad (\text{Equ.A.2})$$

Où V , $\Lambda \in \mathbf{R}^{m \times m}$ sont la matrice des vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres de S_w respectivement.

Donc, **EFM** diagonalise en premier lieu la matrice de dispersion intra-classe S_w (**Equ.A.1**) et (**3.2**). Notez que V et Λ sont les matrices des vecteurs propres et des valeurs propres correspondants aux vecteurs caractéristiques.

- En second lieu **EFM** procède à calculer la nouvelle matrice de dispersion inter-classe comme suit:

$$\Lambda^{-1/2} V^T S_b V \Lambda^{-1/2} = K_b \quad (\text{Equ.A.3})$$

- Diagonalisons maintenant la nouvelle matrice de dispersion inter-classe K_b :

$$K_b V_b = V_b \Lambda_b \text{ et } V_b^t V_b = I \quad (\text{Equ.A.3})$$

Où $V_b, \Lambda_b \in \mathbf{R}^{m \times m}$ sont la matrice des vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres de K_b respectivement.

- La matrice de transformation globale de l'EFM est définie comme suit :

$$U = V\Lambda^{-1/2} \quad (\text{Equ. A. 5})$$

A.3. Principe de la technique SVM

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière. L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode.

Le but des fonctions noyau est de transformer l'espace initial (des scores à N dimensions) en un espace de dimension **plus grande** dans lequel les données pourraient être linéairement séparables. La séparatrice est donc toujours linéaire dans l'espace transformé par la fonction noyau, mais ne l'est plus dans l'espace des scores.

Le but du **SVM** est donc de trouver une séparatrice qui minimise l'erreur de classification sur l'ensemble d'apprentissage mais qui sera également performante en généralisation sur des données non utilisées en apprentissage. Pour cela le concept utilisé est celui de marge (d'où le nom de séparateurs à vaste marge). La marge est la distance quadratique moyenne entre la séparatrice et les éléments d'apprentissage les plus proches de celle-ci appelés vecteurs de support (**Fig. A**). Ces éléments sont appelés vecteurs de support car c'est uniquement sur ces éléments de l'ensemble d'apprentissage qu'est optimisée la séparatrice.

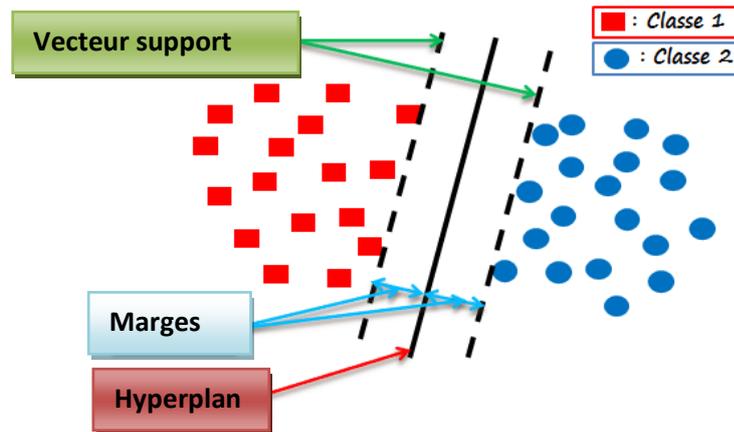


Fig. A : Séparation linéaire dans un espace à deux dimensions.

Hyperplan optimal : est un Hyperplan qui classe correctement les données (lorsque c'est possible) et qui se trouve le plus loin possible de tous les exemples, on peut dire aussi que cet hyperplan maximise la marge.

Vecteurs de support : ce sont les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan.

La marge : est la distance entre l'hyperplan et les exemples. La marge est calculée à partir du produit scalaire entre les vecteurs situés la frontière de chaque classe et le vecteur unitaire normal de l'hyperplan séparateur.

Tout classifieur a pour but de classifier un élément x , ici $x = (s_1, \dots, s_N)$ est un vecteur de scores de dimension N , dans l'une des classes possibles. Dans notre problème il y a deux classes, Client ou Imposteur, dont l'étiquette sera noté y avec $y = -1$ et 1 , -1 correspondant à la classe des Imposteurs et 1 à la classe des Clients. Le classifieur a donc pour but de déterminer

f telle que :
$$y = f(x) \quad \text{(Equ.A.6)}$$

Le SVM a pour but de trouver la meilleure séparatrice linéaire (en terme de marge maximale, c'est à dire la meilleure généralisation) dans l'espace transformé par la fonction de noyau K , c'est à dire de déterminer le vecteur w et la constante b tels que la séparatrice ait pour équation:

$$w \cdot k(x) + b = 0 \quad \text{(Equ.A.7)}$$

La distance entre un point de l'espace x_i et l'hyperplan d'équation $w \cdot K(x) + b = 0$ est égale à :

$$h(x_i) = \frac{w \cdot k(x_i) + b}{\|w\|} \quad \text{(Equ.A.8)}$$

Pour maximiser la marge, il faut donc minimiser tout en maximisant $w \cdot K(x_i) + b$ pour les x_i définis comme vecteurs de support. Ces vecteurs de supports sont les x_i pour $i = 1 : m$ de la base d'apprentissage tels que $w \cdot K(x_i) + b = \pm 1$.

La résolution de ce problème d'optimisation est faite par l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange où le Lagrangien est donné par :

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^m \mathbf{a}_i (\mathbf{y}_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{k}(x_i) + \mathbf{b}) - 1) \quad (\text{Equ.A.9})$$

Avec les coefficients \mathbf{a}_i appelés multiplicateurs de Lagrange. Pour résoudre ce problème d'optimisation, il faut minimiser le Lagrangien par rapport à \mathbf{w} et \mathbf{b} et le maximiser par rapport à \mathbf{a} .

Dans la pratique, il est souvent impossible de trouver une séparatrice linéaire (même dans l'espace transformé par la fonction noyau) car il y a toujours des erreurs de classification. Il a donc été introduit par **Vapnik** la technique de marge souple. Ce principe de marge souple tolère les mauvais classements par l'introduction de variables ressorts ξ_i qui permettent de relâcher les contraintes sur les éléments d'apprentissage qui ne doivent plus être à une distance supérieure ou égale à 1 de la marge (l'égalité correspondant aux vecteurs de support), mais à une distance supérieure ou égale à $1 - \xi_i$, c'est à dire :

$$\mathbf{y}_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{k}(x_i) + \mathbf{b}) \geq 1 - \xi_i \quad (\text{Equ.A.10})$$

Avec $\xi_i \geq 0$ pour $i = 1 : M$, M étant le nombre d'éléments de la base d'apprentissage.

Le problème d'optimisation est donc modifié et le Lagrangien devient :

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i - \sum_{i=1}^M \mathbf{a}_i (\mathbf{y}_i (\mathbf{w} \cdot \mathbf{k}(x_i) + \mathbf{b}) - 1) \quad (\text{Equ.A.11})$$

Où C est une constante strictement positive qui permet de régler le compromis entre le nombre d'erreurs de classification et la largeur de la marge.