



Numéro d'ordre: 40810

UNIVERSITÉ LILLE 1 SCIENCES ET TECHNOLOGIES
LABORATOIRE D'INFORMATIQUE FONDAMENTALE DE LILLE
ECOLE DOCTORALE SCIENCES POUR L'INGÉNIEUR UNIVERSITÉ LILLE

CONVENTION DE CO-TUTELLE AVEC
UNIVERSITÉ MOHAMMED V-AGDAL RABAT

THÈSE

Présentée en vue d'obtenir le grade de Docteur,
spécialité Informatique

par

Lahoucine Ballihi

**Biométrie faciale 3D par apprentissage des
caractéristiques géométriques : Application à
la reconnaissance des visages et à la
classification du genre**

Thèse soutenue le 12 Mai 2012 devant le jury composé de :

M. AHMED TAMTAOUI	Professeur INPT, Rabat	(Président du jury)
M. CHRISTOPHE ROSENBERGER	Professeur ENSI Caen, France	(Rapporteur)
M. RACHID OULAD HAJ THAMI	Professeur ENSIAS, Rabat	(Rapporteur)
M. TAIRI HAMID	Professeur Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès	(Examinateur)
M. KHALID MINAOUI	Professeur assistant à la Faculté des Sciences-Rabat	(Examinateur)
M. MOHAMED DAOUDI	Professeur Telecom Lille 1/LIFL, France	(Directeur)
M. DRIS ABOUTAJDINE	Professeur Université Mohamed V, Rabat	(Co-directeur)
M. BOULBABA BEN AMOR	Maître de Conférences Telecom Lille 1/LIFL, France	(Encadrant)

REMERCIEMENTS

Cette thèse de doctorat intitulée « Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques : Application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre » a été conduite en cotutelle entre l'université de Lille 1 sciences et technologies et l'université Mohamed VAgdal de Rabat.

Les travaux présentés dans le mémoire ont été effectués au Laboratoire d'Informatique Fondamentales de Lille et au Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunications à la faculté des sciences de Rabat.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur Mohamed Daoudi, professeur à TELECOM Lille1/LIFL, pour son aide précieuse, les efforts qu'il a prodigués pour l'accomplissement de ce travail, ainsi que pour la qualité de l'encadrement qu'il m'a assuré et sa rigueur scientifique.

J'exprime ma profonde reconnaissance à Monsieur Driss Aboutajdine, professeur à la faculté des sciences de Rabat et responsable du LRIT, pour m'avoir encadré avec un intérêt constant et une grande compétence, pour sa disponibilité, son soutien, ses précieux conseils, et les encouragements qui m'ont permis de mener à bien ce travail.

Je remercie également Boulbaba Ben Amor qui m'a encadré durant ma thèse. C'est grâce à nos discussions qu'une grande partie de nos travaux a aboutie.

J'exprime ma gratitude envers Monsieur Anuj Srivastava, professeur du Département des statistiques de Florida State University pour sa collaboration à la réussite de cette thèse.

Que Monsieur Ahmed Tamtaoui, professeur à l'Institut National des Postes et Télécommunications Rabat, trouve ici l'expression de mes remerciements les plus sincères pour avoir accepté de présider cette thèse.

Je suis très honoré par la présence de Monsieur Christophe Rosenberger, professeur à École Nationale Supérieure d'Ingénieurs de Caen, France, et Monsieur Rachid Oulad Haj Thami, professeur à l'École Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes. Qu'ils trouvent ici

mes plus vifs remerciements pour avoir accepté de juger ce travail et d'en être les rapporteurs.

Mes sincères remerciements vont également à Monsieur Tairi Hamid, professeur à la faculté des sciences Dhar El Mahraz Fès, et Monsieur Khalid Minaoui, professeur assistant à la faculté des sciences de Rabat, pour leur participation au jury de cette thèse.

J'exprime également toute ma sympathie et ma gratitude à toute l'équipe MIIRE et à tous les doctorants de LRIT pour l'ambiance agréable qu'ils ont su créer.

Enfin, je voudrais remercier ma famille et en particulier ma mère et mon père qui m'a donné l'éducation sans laquelle je n'en serais pas là aujourd'hui.

PUBLICATIONS DE L'AUTEUR

PUBLICATIONS INTERNATIONALES

Journaux

- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava and Driss Aboutajdine, “*Geometric Feature Selection using Machine Learning for Efficient 3D Face Recognition and Gender Classification*”, first Decision from **IEEE Transactions on Information Forensics and Security** (*major ré-
vision*)
- B. Ben Amor, H. Drira, **L. Ballihi**, M. Daoudi, A. Srivastava, “*An experimental illustration of 3D facial shape analysis under facial expressions*”, **Annals of Telecommunications**, pp 369-379, Volume 64, Numbers 5-6 / juin 2009.

Conférences

PUBLICATIONS INTERNATIONALES

- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava, D. Aboutajdine, “*Geometric based 3D Facial Gender Classification*” accepted for publication in the 5th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (**ISCCSP 2012**), Rome, Italy, 2012.
- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava, D. Aboutajdine, “*Which 3D Geometric Facial Features Give Up Your Identity ?*”, accepted for publication in the 5th IAPR/IEEE International Conference on Biometrics (**ICB 2012**), New Delhi, 2012.
- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava, D. Aboutajdine, “*Selecting 3D Curves on the Nasal Surface using AdaBoost for Person Authentication*”, publication in the Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval 2011(**3DOR 2011**), Llandudno, UK, 101-104, April 10, 2011.
- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava, “*Multi patches 3D facial representation for person authentication using AdaBoost*”, publication in I/V Communications and Mobile Network (**ISVC 2010**), 2010

5th International Symposium on, Rabat, Morocco, 1 -4, September 30, October 1-2, 2010

- M. Daoudi and **L. Ballihi** and C. Samir and A. Srivastava, "*Three-Dimensional Face Recognition Using Elastic Deformations of Facial Surfaces*", publication in IEEE International Conference on Multimedia & Expo (**ICME 2008**), Hannover, Germany, 97-100, June 23-28, 2008.

PUBLICATIONS NATIONALES

- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava, D. Aboutajdine, "*Quelles caractéristiques géométriques faciales 3D donnent votre identité?*", publication dans le 18ème congrès francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (**RFIA**), pages = 720-727, Lyon, 24 au 27 janvier 2012.
- **L. Ballihi**, B. Ben Amor, M. Daoudi, A. Srivastava, D. Aboutajdine, "*Sélection de courbes de la surface nasale pour l'authentification en utilisant Adaboost*", publication dans le 17ème congrès francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (**RFIA**), Caen, 19 au 22 janvier 2010.

Titre Biométrie faciale 3D par apprentissage des caractéristiques géométriques : Application à la reconnaissance des visages et à la classification du genre

Résumé La biométrie du visage a suscité, ces derniers temps, l'intérêt grandissant de la communauté scientifique et des industriels de la biométrie vue son caractère naturel, sans contact et non-intrusif. Néanmoins, les performances des systèmes basés sur les images 2D sont affectées par différents types de variabilités comme la pose, les conditions d'éclairage, les occultations et les expressions faciales. Avec la disponibilité de caméras 3D capables d'acquérir la forme tridimensionnelle, moins sensibles aux changements d'illumination et de pose, plusieurs travaux de recherche se sont tournés vers l'étude de cette nouvelle modalité. En revanche, d'autres défis apparaissent comme les déformations de la forme faciales causées par les expressions et le temps de calcul que requièrent les approches développées. Cette thèse s'inscrit dans ce paradigme en proposant de coupler la géométrie Riemannienne avec les techniques d'apprentissage pour une biométrie faciale 3D efficace et robuste aux changements d'expressions. Après une étape de pré-traitement, nous proposons de représenter les surfaces faciales par des collections de courbes 3D qui captent localement leurs formes. Nous utilisons un cadre géométrique existant pour obtenir les déformations " optimales " entre les courbes ainsi que les distances les séparant sur une variété Riemannienne (espace des formes des courbes). Nous appliquons, par la suite, des techniques d'apprentissage afin de déterminer les courbes les plus pertinentes pour deux applications de la biométrie du visage : la reconnaissance d'identité et la classification du genre. Les résultats obtenus sur le benchmark de référence FRGC v2 et leurs comparaison avec les travaux de l'état de l'art confirment tout l'intérêt de coupler l'analyse locale de la forme par une approche géométrique (possibilité de calculer des moyennes, etc.) avec des techniques d'apprentissage (Basting, etc.) pour gagner en temps de calcul et en performances.

Mots-clés Biométrie, Visage 3D, Techniques d'apprentissage, Caractéristiques géométriques, Chemin géodésique, Courbes radiales et Boosting.

Title 3D facial Biometric Using Geometric Characteristics and Machine Learning : Application to face recognition and gender classification

Abstract Since facial biometric recognition is contactless, non-intrusive, and somehow natural (i.e more accepted by end-users), it emerges as one attractive way to achieve identity recognition. Unfortunately, 2D-based face technologies (still image or image sequence) still face difficult challenges such as pose variations, changes in lighting conditions, occlusions, and facial expressions. Over the last ten years, face recognition using the 3D shape of the face has become a major research area due to its robustness to lighting conditions and pose variations. Most of state-of-the-art works focused on the variability caused by facial deformations and proposed methods robust to such shape variations. Achieving good performances in automatic 3D face recognition and gender classification is an important issue when developing intelligent systems. In this thesis we propose a unified framework, which is fully automatic 3D face recognition and gender classification. We propose to represent a 3D facial surface by a set of radial curves and iso-level curves. The proposed framework combines machine learning techniques (Boosting, etc.) and Riemannian geometry-based shape analysis in order to select relevant facial curves extracted from 3D facial surfaces. The feature selection step improves the performances of both our identity recognition and gender classification approaches. Besides, the set of the obtained relevant curves provides a compact signature of 3D face, which significantly reduces the computational cost and the storage requirements for face recognition and gender classification.. The main contributions of this thesis include :

- A new geometric feature selection approach for efficient 3D face recognition, which operating the most relevant characteristics to resolve the challenge of facial expressions. In particular, we are interested in selecting facial curves that are most suitable for 3D face recognition by using machine learning techniques.
- A new gender classification approach using the 3D face shape represented by collections of curves. In particular, we are interested in finding the set of facial curves that are most suitable for gender discrimination.

Exhaustive experiments were conducted on the FRGCv2 database, the obtained results were compared with those of the state-of-the-art work, and the effectiveness of local geometric shape analysis of facial surfaces combined with machine learning techniques were outlined.

Keywords 3D face, Biometric, Geometrical characteristic, Geodesic path, Radial curves and Machine learning.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	v
Publications de l'auteur	vii
TABLE DES MATIÈRES	xii
LISTE DES FIGURES	xv
NOTATIONS	xxi
1 INTRODUCTION	1
2 ÉTAT DE L'ART DE LA RECONNAISSANCE FACIALE 3D ET CLASSIFICATION DU GENRE	7
2.1 INTRODUCTION AUX DIFFÉRENTES MODALITÉS BIOMÉTRIQUES .	9
2.1.1 Les systèmes biométriques	9
2.1.2 Evaluation des performances des systèmes biométriques .	10
2.1.3 Fiabilité des systèmes biométriques	12
2.1.4 La place de la reconnaissance biométrique faciale	12
2.1.5 Systèmes biométriques en utilisant les visages 2D	13
2.1.6 Principales limitations de la reconnaissance de visages 2D	14
2.2 INTRODUCTION À LA BIOMÉTRIE FACIALE 3D	17
2.2.1 Acquisition des visages 3D	17
2.2.2 Bases de données des visages 3D disponibles	19
2.3 REPRÉSENTATION MATHÉMATIQUE DES SURFACES FACIALES 3D	21
2.3.1 Modélisation des expressions faciales 3D	22
2.3.2 Nouveaux challenges de la reconnaissance faciale 3D . .	23
2.4 DIFFÉRENTES TECHNIQUES 3D EXISTANTES DE LA RECONNAISSANCE DE VISAGES	23
2.4.1 Approches basées sur le modèle	24
2.4.2 Approches basées la surface 3D	24
2.4.3 Approches holistiques 3D	26
2.4.4 Approche géométrique ou locale 3D	27

2.4.5	Approches basées segmentation du visage	29
2.4.6	Approches 3D+2D	30
2.4.7	Classification faciale du genre	31
2.5	NOTRE APPROCHE	33
	CONCLUSION	36
3	APPROCHE GÉOMÉTRIQUE POUR LA COMPARAISON DE SUR-	
	FACES FACIALES	39
3.1	INTRODUCTION ET APERÇU DE L'APPROCHE PROPOSÉE	41
3.2	PRÉ-TRAITEMENT DES SCANS 3D	41
3.3	EXTRACTION DES COURBES FACIALES	44
3.3.1	Extraction des courbes radiales	45
3.3.2	Extraction des courbes de niveaux	47
3.4	CADRES GÉOMÉTRIQUES PAR L'ANALYSE RIEMANNIENNE DE LA	
	FORME DES COURBES FACIALES	50
3.4.1	Représentation des courbes dans \mathbb{R}^3 : Fonction SRVF	51
3.4.2	Analyse Riemannienne des courbes ouvertes dans \mathbb{R}^3	51
3.4.3	Analyse Riemannienne des courbes fermées dans \mathbb{R}^3	55
3.4.4	Analyse Riemannienne des surfaces faciales	60
3.5	RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX ET DISCUSSION	63
3.5.1	Evaluation sur la base Florida State University (FSU)	63
3.5.2	Evaluation sur la base de données FRGC v2	67
	CONCLUSION	71
4	APPROCHE PAR APPRENTISSAGE POUR LA RECONNAISSANCE	
	FACIALE 3D	75
4.1	LES MÉTHODES DE LA BIOMÉTRIE FACIALE 3D	77
4.1.1	Aperçu de l'approche proposée	77
4.1.2	Formulation du problème	78
4.2	TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE POUR LA SÉLECTION DE CA-	
	RACTÉRISTIQUES GÉOMÉTRIQUES 3D	78
4.3	ANALYSE DES DÉFORMATIONS DES SURFACES NASALES 3D	
	POUR L'AUTHENTIFICATION DE PERSONNES	80
4.3.1	Résultats expérimentaux	82
4.4	ANALYSE DES DÉFORMATIONS DES SURFACES FACIALES 3D	
	POUR LA RECONNAISSANCE DE VISAGES 3D	86
4.4.1	Résultats expérimentaux	90
4.5	DISCUSSIONS	94
	CONCLUSION	95

5	APPROCHE STATISTIQUE POUR LA CLASSIFICATION FACIALE 3D DU GENRE	97
5.1	CLASSIFICATION DU GENRE BASÉE SUR LES VISAGES 3D	99
5.1.1	Aperçu de l'approche proposée	101
5.1.2	Formulation du problème	103
5.1.3	Etude statistique et calcul des visages moyens homme/femme	104
5.1.4	Classification du genre 3D en utilisant le visage de référence	107
5.1.5	Classification du genre 3D en utilisant le visage moyen .	108
	CONCLUSION	116
	CONCLUSION GÉNÉRALE	119
A	ANNEXES	125
A.1	AUTRES BASES DE DONNÉES DES SURFACE FACIALES 3D	127
A.2	LES ALGORITHMES POUR CALCULER LA DISTANCE GÉODÉSIQUE SUR LES SURFACES 3D	129
A.3	MACHINE À VECTEURS DE SUPPORT (SVM)	130
A.4	VALIDATION CROISÉE	131
A.5	RÉSEAUX DE NEURONES	131
	BIBLIOGRAPHIE	133

LISTE DES FIGURES

2.1	Quelques exemples de modalités biométriques.	10
2.2	Quelques images prises dans différentes conditions d'illuminations.	15
2.3	Quelques images 2D avec différentes expressions faciales.	16
2.4	Illustration des six différentes expressions faciales.	17
2.5	Un aperçu des différentes étapes de la procédure d'acquisition avec le scanner 3D laser. Les images de la deuxième ligne montrent le balayage du faisceau laser sur la surface faciale 3D.	18
2.6	Un aperçu des différentes étapes de la procédure d'acquisition avec le scanner 3D à lumière blanche. Les images de la deuxième ligne montrent la projection de la lumière blanche sur la surface faciale 3D.	19
2.7	Quelques imperfections générées par les zones sombres et l'auto-occultation du visage lors de l'acquisition 3D.	20
2.8	La sortie du scanner laser 3D : (a)- L'image de profondeur, (b)- L'image couleur, (c)- La forme 3D et (d)- La forme 3D texturée.	20
2.9	Exemple de visage 3D de la base FRGCv2. A gauche la donnée 3D et à droite le model 3D mappée avec la texture.	21
2.10	Illustration des six différentes expressions faciales de la même personne, première ligne : modèles 3D texturés, deuxième ligne : modèles de forme 3D correspondants.	22
2.11	Les données manquantes dues aux auto-occultation et à l'absorption du rayon laser par des zones sombres du visage.	23
2.12	Un aperçu des différentes étapes de notre approche biométrique de reconnaissance du visage 3D et du classification faciale 3D du genre.	35
3.1	Pré-traitement des images de visages 3D.	42

3.2	Quelques exemples pré-traités de sessions d'une même personne de la base FRGC v2.	43
3.3	Procédure de localisation du bout du nez.	43
3.4	Exemples de visages pour lesquels le pré-traitement est échoué.	45
3.5	Procédure d'extraction des courbes radiales.	46
3.6	Quelques illustrations des courbes radiales extraites à partir des visages de FRGCv2.	46
3.7	Procédure d'extraction des courbes de niveaux.	48
3.8	Quelques illustrations des courbes de niveaux extraites à partir des visages de FRGCv2.	49
3.9	Exemples de courbes de niveaux et radiales. -(a) Différentes sessions de la même personne -(b) Différentes sessions de différentes personnes.	49
3.10	Illustration de l'espace de formes et le chemin géodésique entre deux éléments de cet espace.	53
3.11	Exemples de chemin géodésiques entre courbes radiales.	53
3.12	Un exemple de correspondance des points des courbes radiales extraites de deux visages différents.	54
3.13	Exemples de chemins géodésiques entre courbes radiales. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.	55
3.14	Illustration de l'espace des pré-formes $\tilde{\mathcal{C}}$ et le chemin géodésique dans cet espace des pré-formes.	56
3.15	Un exemple de correspondance des points des courbes de niveaux extraites de deux visages différents.	57
3.16	Exemples de chemin géodésiques entre courbes fermées.	57
3.17	Illustration de la procédure du calcul du chemin géodésique entre les deux orbits $[q_1]$ et $[q_2]$	59
3.18	Exemples de chemins géodésiques entre courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.	59
3.19	La correspondance entre les courbes radiales et les courbes de niveaux de la surface faciale.	60

3.20	Exemples de chemins géodésiques entre deux surfaces faciales représentées par une collection de courbes radiales. La première ligne illustre le chemin géodésique entre les surfaces faciales de la même personne (intra-classe) sous différentes expressions faciales. Afin de montrer les régions des surfaces faciales qui ont subi des déformations, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.	62
3.21	Exemples de chemins géodésiques entre surfaces faciales représentées par une collection de courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.	62
3.22	Exemples de chemins géodésiques entre surfaces nasales représentées par une collection de courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.	63
3.23	La matrice de similarité pour l'expérimentation Galerie vs. Test de la base FSU	64
3.24	Exemples de visages de la base FSU non reconnus par notre approche. La première ligne donne vue de face des visages 3D et la deuxième donne vue de profil des visages correspondants.	65
3.25	Courbe ROC : Variation du taux de Faux vérification (VR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (FAR) lorsque le seuil de décision varie	65
3.26	Courbe ROC : Variation du taux de Faux Rejets (FRR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (FAR) lorsque le seuil de décision varie	66
3.27	Variation des taux de Faux Rejets (FRR) et taux de Fausses Acceptations (FAR) en fonction du seuil de décision	66
3.28	Exemple de distributions de scores Client et Imposteur pour lesquelles on va représenter les courbes de performances . .	67
3.29	Matrice de similarité Neutre vs. Expressions neutres (inter-sessions)	68
3.30	Matrice de similarité Neutre vs. Petites expressions (inter-sessions)	69
3.31	Matrice de similarité Neutre vs. Grandes expressions (inter-sessions).	69

3.32	La première ligne représente quelques exemples des visages de la galerie et la deuxième ligne représente ceux de la base test.	70
3.33	La courbe ROC logarithmique de notre algorithme et de ICP (baseline).	72
3.34	La courbe ROC de notre algorithme et de ICP (baseline). . .	72
3.35	Exemples de visages non reconnus par notre algorithme. . .	73
4.1	Un aperçu des différentes étapes de notre approche de reconnaissance du visage 3D.	78
4.2	Exemples de surfaces nasales extraites à partir de maillage triangulé avec les courbes de niveaux.	81
4.3	L'emplacement des courbes 8, 7 et 3 sélectionnées par AdaBoost	86
4.4	Différentes distributions d'accès clients et d'accès imposteurs pour différentes combinaisons de courbes : (a) courbes 3, 7 et 8 - (b) courbes 1,6 et 9 - (c) courbes 2, 4 et 5 - (d) 3, 4 et 10.	87
4.5	Extraction des deux bases disjointes, galerie et test, à partir de la grande matrice de similarité.	89
4.6	Courbes ROC logarithmique de la moyenne arithmétique pour différentes combinaisons des courbes. (a)- toutes les courbes de niveaux et radiales, (b)- courbes de niveaux et radiales sélectionnées, (c)- toutes les courbes radiales, (d)- les courbes de niveaux sélectionnées, (e)- les courbes radiales sélectionnées et (f)- toutes les courbes de niveaux.	90
4.7	L'emplacement des courbes de niveaux et radiales sélectionnées par AdaBoost sur la surface faciale.	93
4.8	La courbe Cumulative Match Characteristic pour le scénario d'identification.	94
5.1	Exemples des surfaces faciales des hommes sélectionnées de la base FRGC v2.	99
5.2	Exemples des surfaces faciales des femmes sélectionnées de la base FRGC v2.	100
5.3	Un aperçu des différentes étapes de notre approche de classification des genres du visage 3D.	102
5.4	Différentes surfaces faciales des différents hommes sélectionnés de la base FRGC v1 et leur moyenne de Karcher. . .	105

5.5	Différentes surfaces faciales des différentes femmes sélectionnées de la base FRGC v1 et leur moyenne de Karcher.	106
5.6	L'emplacement des différentes courbes de niveaux et radiales discriminantes, sélectionnées pour la classification du genre, sur les surfaces faciales des scans acquis pour des sujets masculins.	109
5.7	L'emplacement des différentes courbes de niveaux et radiales discriminantes, sélectionnées pour la classification du genre, sur les surfaces faciales des scans acquis pour des sujets féminins.	110
5.8	Les différents visages 3D des femmes mal classés par notre approche. La première ligne donne les données 3D, la seconde donne la texture correspondante aux données 3D.	112
5.9	Les différents visages 3D des hommes mal classés par notre approche. La première ligne donne les données 3D, la seconde donne la texture correspondante aux données 3D.	113
5.10	Quelques exemples des surfaces faciales avec les courbes de niveaux et radiales sélectionnées pour les deux applications. La première ligne donne des sessions différentes pour différentes personnes du sexe masculin, alors que la seconde ligne donne des sessions différentes pour différentes personnes du sexe féminin.	115
5.11	Illustration de quelques exemples des occultations partielles qui peuvent dégrader la qualité de la surface faciale 3D telles que, les lunettes, la main sur le visage etc.	121
A.1	Exemple de tous les scans 3D de la même personne de la base GAVAB.	127
A.2	Quelques visages de la base Bosphore et l'illustration des données manquantes (dû à la pose ou à l'occultation) ainsi les déformations de la surface faciale (causées par les expressions faciales).	128
A.3	Illustration des six différentes expressions faciales catégorisées dans la base BU-3DFE, première ligne : les modèles de la forme 3D, seconde ligne : modèles 3D texturés.	129
A.4	(a)- les échantillons de données représentés dans un plan sont linéairement séparable et séparés par une ligne droite, (b)- les échantillons de données représentés dans un plan sont non-linéairement séparables et séparés par une courbe.	130

A.5	(a)- les échantillons de données représentés dans un plan sont non-linéairement séparables et séparées par une courbe, (b)- plan de séparation après une transformation des mêmes échantillons de données dans l'espace 3D. . . .	131
A.6	Différentes couches des réseaux de neurones.	132

NOTATIONS

S	une surface faciale lisse après pré-traitement.
\mathcal{S}	l'espace des formes : $\mathcal{S} \doteq \mathcal{C} / (SO(3) \times \Gamma)$.
$\tilde{\mathcal{S}}$	l'espace des formes : $\tilde{\mathcal{S}} \doteq \tilde{\mathcal{C}} / (SO(3) \times \Gamma)$.
$d_{\mathcal{S}}$	la distance géodésique dans \mathcal{S} , $d_{\beta_\alpha}([q_1], [q_2])$.
$d_{\tilde{\mathcal{S}}}$	la distance géodésique dans $\tilde{\mathcal{S}}$, $d_{\beta_\lambda}([q_1], [q_2])$.
$dist$	la longueur du plus court chemin sur S entre deux points
λ	une variable pour une valeur de $dist$ à partir le bout du nez
β_λ	courbe de niveau de $dist$ sur S pour le niveau λ .
α	une variable pour une valeur de l'angle qui fait la courbe radiale.
β_α	courbe radiale d'index α .
$q(t)$	le vecteur vitesse mise à l'échelle, $q(t) = \frac{\dot{\beta}(t)}{\sqrt{\ \dot{\beta}(t)\ }}$.
$\langle a, b \rangle$	le produit scalaire dans \mathbb{R}^3
$SO(3)$	groupe des rotations dans \mathbb{R}^3 .
Γ	groupe des re-paramétrisations dans $[0, 1]$.
$[q]$	classe d'équivalence de toutes les rotations et re-paramétrisations.
\mathcal{C}	l'ensemble de toutes les courbes ouvertes dans \mathbb{R}^3 .
$\tilde{\mathcal{C}}$	l'ensemble de toutes les courbes fermées dans \mathbb{R}^3 .
d_{β_α}	distance on \mathcal{C} , $d_{\beta_\alpha}(q_1, q_2) = \cos^{-1}(\langle q_1, q_2 \rangle)$.
d_{β_λ}	distance on $\tilde{\mathcal{C}}$.
$T_v \mathcal{S}$	l'espace de toutes les tangentes \mathcal{S} à v
$\langle f_1, f_2 \rangle$	la métrique riemannienne sur \mathcal{C} , $\int_0^1 f_1(s) f_2(s) ds$
$\psi_t(v_1, v_2)$	un chemin géodésique dans \mathcal{C} , de v_1 to v_2 , paramétré par $t \in [0, 1]$
$\mathcal{S}^{[0, \alpha_0]}$	collection indexée des courbes radiales (surface faciale).
$\tilde{\mathcal{S}}^{[0, \lambda_0]}$	collection indexée des courbes fermées (surface faciale).
μ	forme du visage moyenne.
$T_\mu(\mathcal{S}^{[0, \alpha_0]})$	espace tangent à μ on $\mathcal{S}^{[0, \alpha_0]}$

INTRODUCTION

1

DE nos jours on parle de plus en plus de l'insécurité dans divers secteurs ainsi que des moyens informatiques à mettre en oeuvre 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.

Il existe traditionnellement deux manières d'identifier un individu. La première méthode est basée sur une connaissance à priori "**knowledge-based**" de la personne telle que, par exemple, la connaissance de son code PIN qui permet d'activer un téléphone portable. La seconde méthode est basée sur la possession d'un objet "**token-based**". Il peut s'agir d'une pièce d'identité, d'une clef, d'un badge, etc. Ces deux modes d'identification peuvent être utilisés de manière complémentaire afin d'obtenir une sécurité accrue comme dans le cas de la carte bleue. Cependant, elles ont chacune leurs faiblesses. Dans le premier cas, le mot de passe peut être oublié par son utilisateur ou bien deviné par une autre personne. De plus une personne sur quatre seulement fait l'effort d'appliquer les consignes

de sécurité avant de retirer de l'argent. Dans le second cas, le badge (ou la pièce d'identité ou la clef) peut être perdu ou volé. Les caractéristiques biométriques sont une solution alternative aux deux modes d'identification précédents. L'avantage de ces caractéristiques biométriques est d'être universelles, c'est-à-dire présentes chez toutes les personnes à identifier. D'autre part, elles sont mesurables et uniques : deux personnes ne peuvent posséder exactement la même caractéristique. Elles sont aussi permanentes ce qui signifie qu'elles ne varient pas ou peu au cours du temps. L'intérêt des applications utilisant la biométrie se résume en deux classes : faciliter le mode de vie, éviter la fraude.

La reconnaissance faciale, basée sur des images 2D ou 3D, fait partie des techniques biométriques. On remarque que dans la vie quotidienne chacun de nous identifie tout au long de la journée différents visages. Ainsi lorsque nous rencontrons une personne, notre cerveau va chercher dans notre mémoire et vérifier si cette personne est répertoriée ou non. C'est pour cette raison qu'on se pose encore la question suivante : Quelles sont les parties du visage indispensables que notre cerveau procède-t-il pour discriminer facilement l'identité de la personne ?

Plusieurs méthodes ont été développées pour la reconnaissance de visage 2D. Cependant, elles présentent un certain nombre de limitations liées à l'orientation du visage ou à la pose, à l'éclairage, à l'expression faciale, aux occultations, etc. Ces dernières années, on parle de plus en plus des techniques de reconnaissance de visage 3D comme une solution alternative pour résoudre les problèmes cités ci-dessus. En effet, la richesse de l'information fournie par les caméras 3D permet de reconstruire la forme tridimensionnelle du visage. Ce type de représentation du visage est robuste aux changements d'illumination et de pose.

Cette thèse s'inscrit dans ce cadre, et plus particulièrement, dans la reconnaissance tridimensionnelle de visages. Dans ce contexte, nous nous intéressons aux deux aspects complémentaires de la reconnaissance faciale 3D et la classification faciale 3D du genre. Alors que la reconnaissance vise l'identification d'un visage requête parmi des visages stockés dans une base de données ou bien la vérification de son identité, la classification du genre a pour objectif de distinguer les visages 3D en fonction de leurs genres. Nous avons développé une technique biométrique de reconnaissance faciale 3D et de classification du genre qui combine la forme géométrique 3D du visage représenté par une collection de courbes faciales 3D avec des techniques d'apprentissages. L'intérêt d'une telle approche est d'exploiter les avantages des deux techniques afin d'améliorer les perfor-

mances des deux applications. Toutefois, tout au long de cette thèse, nous proposons un algorithme de pré-traitement utilisé après l'acquisition des scans 3D qui permet de corriger les imperfections par l'élimination des pics, le bouchage des trous et la segmentation de la partie utile du visage. Nous utilisons aussi une analyse Riemannienne formelle de l'espace des surfaces faciales, en se basant sur la définition mathématique correspondante proposée dans [JKS07]. Cette analyse permet en particulier de définir le chemin géodésique entre deux surfaces faciales et par conséquent la distance entre elles. La distance entre deux surfaces faciales que nous proposons dans cette thèse est invariante aux rotations et aux translations rigides des surfaces faciales. Les courbes radiales et les courbes de niveaux sont des courbes ouvertes et fermées respectivement dans \mathbb{R}^3 .

La première contribution de cette thèse 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 3D a été proposée.

La seconde contribution de cette thèse 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 d'analyse géométrique de la forme des courbes faciales 3D [JKS07] a été utilisée afin de calculer la similarité entre les courbes et faire la reconnaissance d'individus. Les différents tests réalisés sur la base FRGC v2 ont permis de valider l'efficacité de cette approche. Enfin, nous proposons de fusionner cette approche avec une technique d'apprentissage pour sélectionner les caractéristiques faciales 3D pertinentes à la reconnaissance de visages 3D afin d'améliorer le taux de reconnaissance. Pour cela, nous avons exploré plusieurs approches de fusion. Le protocole expérimental standard de la base FRGC a été suivi pour tester cette méthode et analyser ses performances.

Dans la dernière partie de cette thèse nous intéressons à la classification faciale 3D du genre qui est l'une des tâches visuelles utilisées facilement par les humains pour aider à la reconnaissance de l'identité et facilite l'interaction entre les personnes. En effet, la reconnaissance du genre d'une personne est l'une des tâches que notre cerveau réussit le mieux. Il y parvient même lorsque aucun signe usuel de l'appartenance de genre tels la taille, l'habillement, le maquillage ou les cheveux n'est visible et sans faire appel au raisonnement conscient. C'est pour cette raison qu'on se pose encore la question suivante : A partir de quelles caractéristiques faciales (regions de visages) notre cerveau procède-t-il pour discriminer rapidement le genre quand peu d'information est disponible? Notre technique de classification faciale 3D du genre prend en entrée, non pas les images 3D entières du visage ni les images texturées, mais les courbes faciales 3D qui représentent les surfaces faciales, couvrant différentes régions caractéristiques du visage. Tout d'abord, nous proposons d'extraire ces caractéristiques faciales par rapport au bout du nez, à partir des images 3D du visage. En suite, l'approche Riemannienne [JKS07] pour analyser la forme des courbes faciales 3D a été utilisée afin de calculer la distance entre les courbes afin de classifier le sexe de chaque visage reçu comme requête. En fin, nous utilisons une technique d'apprentissage pour sélectionner les caractéristiques faciales 3D pertinentes à la reconnaissance de visages 3D afin d'améliorer le taux de reconnaissance. Les différents tests réalisés sur les sujets de la base FRGC v2 ont permis de valider l'efficacité de cette technique et ont démontré que cette méthode donne des taux de reconnaissance bien meilleurs que l'utilisation de toutes les caractéristiques 3D du visage. Cette fois un protocole expérimental a été mis en oeuvre pour tester cette méthode et analyser ses performances.

ORGANISATION DE LA THÈSE

Nous avons choisi d'articuler le contenu de cette thèse autour de quatre chapitres principaux. Le premier chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit tout d'abord le principe de fonctionnement des systèmes biométriques puis définit les outils utilisés pour évaluer leurs performances. Ensuite, nous examinons l'état de l'art des algorithmes de reconnaissance de visages 3D et la classification du genre. Enfin, nous mettons en lumière les difficultés rencontrées par les systèmes de reconnaissance de visage que nous proposons d'étudier dans le cadre de cette thèse. Dans le second chapitre nous détaillons le cadre mathématique pour analyser les déformations des surfaces faciales, une

extension de l'approche proposée dans [JKS]07] sur les surfaces faciales. L'objectif de ce chapitre est de décrire le cadre mathématique s'appuyant sur la géométrie Riemannienne pour comparer les surfaces faciales 3D modulo des transformations rigides et non-rigides. Dans le troisième chapitre nous proposons d'appliquer le cadre mathématique de l'analyse des déformations des surfaces faciales évoqué dans le chapitre précédent afin de faire la reconnaissance biométrique faciale 3D. Le quatrième chapitre est dédié à notre approche d'extraction de visage et de ses caractéristiques. Nous souhaitons appliquer le cadre mathématique de l'analyse des déformations des surfaces faciales pour examiner l'apport de la forme des surfaces faciales et répondre à la question suivante, quelles sont les caractéristiques faciales 3D pertinentes qui différencient les hommes et les femmes ? Enfin, la conclusion générale résumera nos contributions et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

ÉTAT DE L'ART DE LA RECONNAISSANCE FACIALE 3D ET CLASSIFICATION DU GENRE

SOMMAIRE

2.1	INTRODUCTION AUX DIFFÉRENTES MODALITÉS BIOMÉTRIQUES	9
2.1.1	Les systèmes biométriques	9
2.1.2	Evaluation des performances des systèmes biométriques	10
2.1.3	Fiabilité des systèmes biométriques	12
2.1.4	La place de la reconnaissance biométrique faciale	12
2.1.5	Systèmes biométriques en utilisant les visages 2D	13
2.1.6	Principales limitations de la reconnaissance de visages 2D	14
2.2	INTRODUCTION À LA BIOMÉTRIE FACIALE 3D	17
2.2.1	Acquisition des visages 3D	17
2.2.2	Bases de données des visages 3D disponibles	19
2.3	REPRÉSENTATION MATHÉMATIQUE DES SURFACES FACIALES 3D	21
2.3.1	Modélisation des expressions faciales 3D	22
2.3.2	Nouveaux challenges de la reconnaissance faciale 3D	23
2.4	DIFFÉRENTES TECHNIQUES 3D EXISTANTES DE LA RECONNAIS- SANCE DE VISAGES	23
2.4.1	Approches basées sur le modèle	24
2.4.2	Approches basées la surface 3D	24
2.4.3	Approches holistiques 3D	26
2.4.4	Approche géométrique ou locale 3D	27
2.4.5	Approches basées segmentation du visage	29
2.4.6	Approches 3D+2D	30
2.4.7	Classification faciale du genre	31

2.5 NOTRE APPROCHE	33
CONCLUSION	36

CE chapitre donne un aperçu de l'état de l'art des algorithmes de reconnaissance de visages 3D et de la classification faciale entre les sexes. La forme 3D d'un visage humain peut être représentée comme une surface non-rigide. L'avènement de capteurs optiques et scanners 3D permettant de faire une acquisition des données de la partie visible de la surface faciale.

Il est possible de générer la totalité des surfaces faciales 3D en combinant plusieurs images 2.5D. Dans la littérature de reconnaissance faciale 3D, le terme 3D est couramment utilisé pour désigner les données 2.5D. Dans les modalités de l'imagerie faciale 3D, un atout majeur de plus pour les scans 3D par rapport aux images couleurs 2D est que les changements d'illumination, la variation de la pose et la mise à l'échelle ont moins d'influence sur les scans 3D. En fait, les trois dimensions de la géométrie du visage représente la structure géométrique de la surface plutôt que son apparence influencée par les facteurs environnementaux. Par exemple, les données 3D sont insensibles à l'éclairage, on cite le cas de la position de la tête [BCFo6b], et en cosmétique aussi [MTP*01]. Par conséquent, l'acquisition du visage 3D nécessite un capteur plus sophistiqué que celui de 2D.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit. Premièrement, nous discuterons les techniques d'acquisition des visages 3D et les bases de données disponibles considérées comme des benchmarks d'évaluation. Puis, nous définirons la biométrie et en particulier la biométrie faciale 3D et ces différentes applications, nous proposerons aussi une taxonomie des différentes approches existantes de l'état de l'art. Nous discuterons brièvement les avantages et les inconvénients de chaque technique. Ensuite, nous présenterons les différents types de biométrie en listant pour chaque type quelques exemples d'applications. Enfin, nous soulignerons la nécessité d'utiliser des méthodes d'apprentissage pour la sélection automatique des caractéristiques faciales afin de gagner en temps du calcul et en performances.

2.1 INTRODUCTION AUX DIFFÉRENTES MODALITÉS BIOMÉTRIQUES

La biométrie consiste à identifier une personne à partir d'une ou plusieurs caractéristiques physiologiques (empreintes digitales, visage, iris, contour de la main, etc.), ou comportementales (signature, marche, etc.). Etymologiquement, la biométrie humaine est synonyme d'anthropologie physique [Oli65]. Une autre définition de la biométrie est donnée par Roethenbaugh [Roe98] : "La biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité". Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés depuis quelques années.

Il existe différents types de modalités biométriques qui peuvent être classées en deux grandes catégories : les biométries morphologiques et les biométries comportementales. Les biométries morphologiques sont les biométries utilisant une partie du corps humain tel que l'empreinte digitale ou l'iris. Les biométries comportementales sont celles utilisant un trait personnel du comportement, comme par exemple la signature ou la manière de marcher. Il existe également des biométries morpho-comportementales telles que la voix qui est à la fois liée à la morphologie des cordes vocales mais également au comportement par le fait que la voix peut facilement être modifiée par la personne en fonction de ses états émotionnels par exemple. La Figure 2.1 donne des exemples de différentes modalités biométriques.

2.1.1 Les systèmes biométriques

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 :

- (a) Le mode d'enrôlement est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs sessions d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse du système de reconnaissance aux variations temporelles des données. Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et

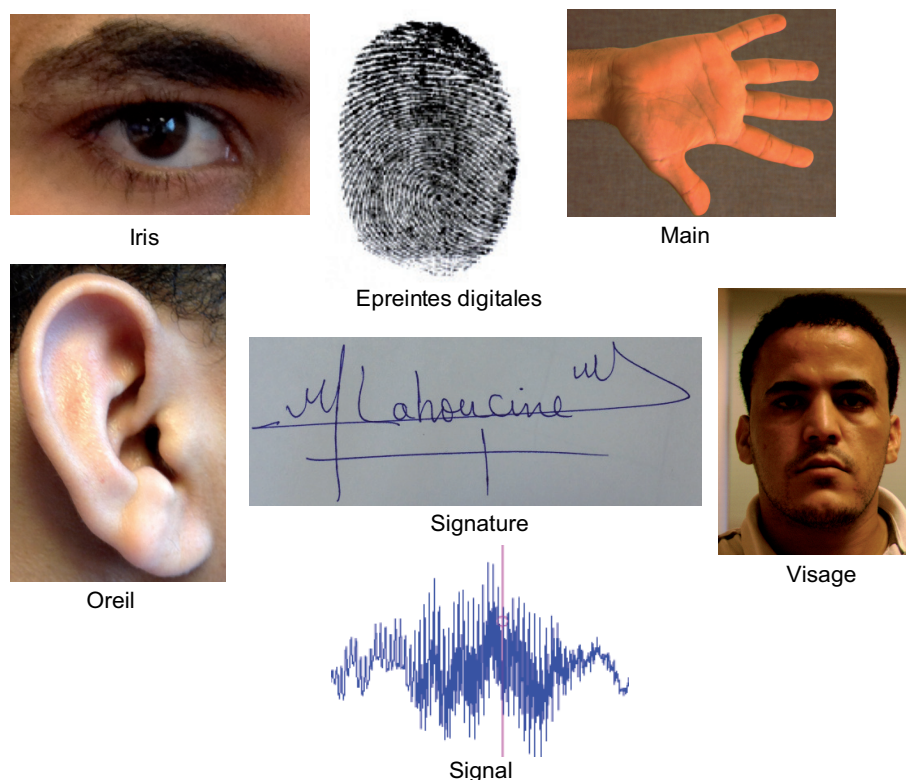


FIGURE 2.1 – Quelques exemples de modalités biométriques.

enfin stockées dans la base de données. Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue en *"hors-ligne"*.

- (b) Le mode de vérification ou authentification est une comparaison *"un à un"*, dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisies avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante : *"Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer ?"*.
- (c) Le mode d'identification est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions du type : "Qui suis-je ?".

2.1.2 Evaluation des performances des systèmes biométriques

Chaque caractéristique (ou modalité) biométrique a ses forces et ses faiblesses, et le choix dépend de l'application visée. On ne s'attend à ce qu'aucune modalité biométrique ne réponde efficacement aux exigences

de toutes les applications. En d'autres termes, aucun système biométrique n'est "optimal". Faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des caractéristiques biométriques choisies. Plusieurs études ont été menées afin d'évaluer les performances des systèmes biométriques [GEAR12, CLRE08]. La société américaine - l'International Biometric Group [IBG01] - a par exemple effectué une étude basée sur les quatre critères d'évaluation suivants :

- (I) **Intrusivité** : ce critère permet de classifier les systèmes biométriques en fonction de l'existence d'un contact direct entre le capteur utilisé et l'individu à reconnaître. La reconnaissance faciale est une technique "non intrusive", car il n'existe aucun contact entre le capteur (la caméra) et le sujet, elle est bien acceptée par les utilisateurs à l'inverse d'autres techniques "intrusives" comme l'empreinte digitale où un contact direct est nécessaire entre le capteur et le doigt.
- (II) **Fiabilité** : dépend de la qualité de l'environnement (éclairage par exemple) dans lequel l'utilisateur se trouve. Ce critère influe sur la reconnaissance de l'utilisateur par le système [GHR10]. Nous verrons ce point en détail dans la section suivante.
- (III) **Coût** : doit être modéré. À cet égard nous pouvons dire que la reconnaissance faciale ne nécessite pas une technologie coûteuse. En effet, la plupart des systèmes fonctionnent en utilisant un appareil à photo numérique de qualité standard.
- (IV) **Effort** : requis par l'utilisateur lors de la saisie de mesures biométriques, et qui doit être réduit le plus possible. La reconnaissance faciale est la technique biométrique la plus facile à utiliser car non contraignante.

Les résultats de cette étude peuvent être présentés comme suit :

- (I) les techniques les moins "intrusives" aux plus "intrusives" : la voix, la frappe sur le clavier, la signature, la main, le visage, l'empreinte digitale, l'iris et enfin la rétine.
- (II) les techniques les plus fiables aux moins fiables : l'iris, la rétine, l'empreinte digitale, le visage, la main, la voix, et enfin à un niveau équivalent, la frappe sur le clavier et la signature.
- (III) les techniques les moins coûteuses aux plus coûteuses : la frappe sur le clavier, la voix, la signature, l'empreinte digitale, le visage, la main, la rétine et enfin l'iris.

(IV) les techniques les plus faciles d'utilisation aux plus difficiles : le visage, la signature, l'iris, la frappe sur le clavier, la voix, l'empreinte digitale, la main et enfin la rétine.

2.1.3 Fiabilité des systèmes biométriques

Afin de mesurer la fiabilité d'un système biométrique en modes de vérification et/ou d'identification, deux principaux tests sont utilisés :

Test de vérification

Dans la tâche de vérification, un utilisateur final doit faire une demande d'authentification de son identité [HSR₁₀]. Par exemple : il proclame "je suis Mr Dupont", alors le système biométrique doit déterminer si l'identité proclamée par l'utilisateur est acceptée ou rejetée. Deux taux sont alors calculés :

- (I) Le Taux de Faux Rejets ou False-Rejection Rate (FRR), il exprime le pourcentage d'utilisateurs rejetés alors qu'ils devraient être acceptés par le système.
- (II) Le Taux de Fausses Acceptations ou False-Acceptance Rate (FAR), il exprime le pourcentage d'utilisateurs acceptés par le système alors qu'ils devraient être rejetés.

Test d'identification

Le test d'identification représente la mesure la plus couramment utilisée, mais il n'est pas toujours suffisant. En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve parmi les N premières réponses du système. On trace alors la courbe Cumulative Match Characteristics (CMC) qui représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers.

2.1.4 La place de la reconnaissance biométrique faciale

Les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques les plus communément utilisées pour la reconnaissance des criminels. Le premier système automatique d'authentification utilisant les empreintes digitales a été commercialisé au début des années soixante. D'autre part, plusieurs études ont démontré que l'iris est la caractéristique la plus fiable car la texture de l'iris reste stable au cours de la vie. Toutefois, ces méthodes

présentent l'inconvénient majeur d'être intrusives, ce qui limite énormément leurs domaines d'applications. À l'inverse, des systèmes d'identification basés sur l'analyse des images de visages ne présentent aucune contrainte pour les utilisateurs. La reconnaissance faciale est une modalité qui peut être implémentée de manière indépendante des autres modalités biométriques, elle est souvent utilisée dans des applications de vidéo-surveillance. La reconnaissance faciale offre plusieurs avantages : le système de capture (c.à.d les caméras ou capteurs laser) est facile à installer, il est accepté dans les lieux publics, quant à la reconnaissance faciale 3D utilise deux caméras, une dans la partie visible et une autre infrarouge pour la création d'un algorithme biométrique 3D. Avec ces technologies permettent d'avoir des bases de données de plus en plus grandes, comme la base FRGC v2, et ainsi d'améliorer les performances de la reconnaissance.

2.1.5 Systèmes biométriques en utilisant les visages 2D

La reconnaissance automatique de visage s'effectue en trois étapes principales : La première étape est la détection de visages, la deuxième est l'extraction et normalisation des caractéristiques du visage et la dernière est l'identification et/ou vérification. Certaines techniques de traitements d'images peuvent être communes à plusieurs étapes. Par exemple, l'extraction des caractéristiques faciales (yeux, nez, bouche, courbes faciales) est utilisée aussi bien pour la détection que pour l'identification de visages. Par ailleurs, les étapes de détection de visage et d'extraction de caractéristiques peuvent être exécutées simultanément. Cela dépend notamment de la nature de l'application, de la taille de la base d'apprentissage, et des conditions de prise de vue (bruit, occultation, etc.). Enfin, les techniques de traitement utilisées dans chaque étape sont très critiques pour les applications biométriques, et doivent, par conséquent, être optimisées pour améliorer les performances du système global.

Extraction de caractéristiques pertinentes du visage 2D

L'extraction des caractéristiques telles que les yeux, le nez, la bouche est une étape prétraitement nécessaire à la reconnaissance faciale 2D. On peut distinguer deux pratiques différentes : la première repose sur l'extraction de régions entières du visage, elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. La deuxième pratique extrait des points particuliers des différentes régions caractéristiques du visage, tels que les coins des yeux, de la bouche et du nez. Elle est utilisée

avec une méthode locale de reconnaissance et aussi pour l'estimation de la pose du visage.

Par ailleurs, plusieurs études ont été menées afin de déterminer les caractéristiques qui semblent pertinentes pour la perception, la mémorisation et la reconnaissance d'un visage humain. Dans [Bru98, JS81] par exemple, les caractéristiques pertinentes rapportées sont : les cheveux, le contour du visage, les yeux et la bouche. Cette étude a également démontré le rôle important que joue le nez dans la reconnaissance faciale à partir des images de profil. En effet, dans ce cas de figure, il est évident que la forme distinctive du nez est plus intéressante que les yeux ou la bouche [Bru88]. Dans [JS81], les auteurs ont particulièrement établi que la partie supérieure du visage est plus utile pour la reconnaissance faciale que la partie inférieure [JS81].

La reconnaissance faciale 2D

Le module de reconnaissance exploite les caractéristiques du visage ainsi extraites pour créer une signature numérique qu'il stocke dans une base de données. Ainsi, à chaque visage de la base est associée une signature unique qui caractérise la personne correspondante. La reconnaissance d'un visage requête est obtenue par l'extraction de la signature requête correspondante et sa mise en correspondance avec la signature la plus proche dans la base de données.

2.1.6 Principales limitations de la reconnaissance de visages 2D

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-après :

Influence des conditions d'éclairage

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 2.2). Les

variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage du 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 par Adini et al dans [AMU97] 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 [DBoo] ont révélé également que le problème de variation d'illumination constitue un défi majeur pour la reconnaissance faciale.

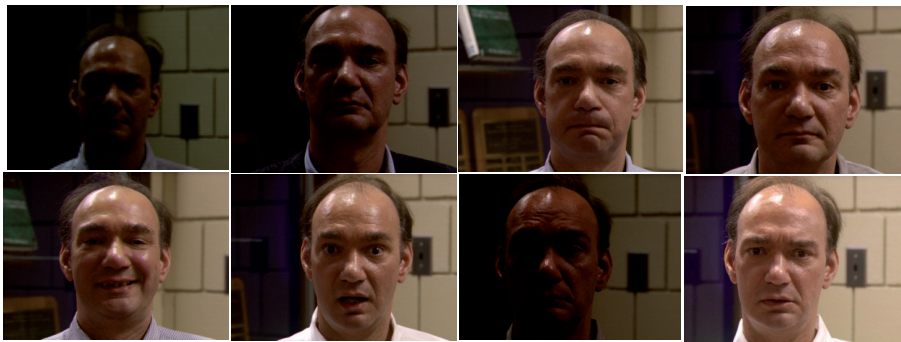


FIGURE 2.2 – Quelques images prises dans différentes conditions d'illuminations.

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 [DBoo, PGM*03]. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale 2D. 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.

Présence ou absence de nouveaux composants

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 faciale. Par exemple, des lunettes opaques ne permettent pas de bien acquérir la bonne forme

et aussi la couleur des yeux, et une moustache ou une barbe modifie la forme du visage.

Occultations partielles

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoires tels que lunettes, écharpe, cagoule ... 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 [RG01] 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 [MB98]. Leurs résultats expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles.

Expressions faciales

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale (voir 2.3). La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. En se basant sur les études en psychologie entreprises par Ekman [EF78], les expressions sont classées sous six catégories : la joie, la tristesse, la peur, le dégoût, la colère et la surprise.



FIGURE 2.3 – Quelques images 2D avec différentes expressions faciales.

La figure 2.4 illustre les six différentes expressions faciales de base. Il

Il existe différentes méthodes pour l'extraction de ces informations. Il y a les méthodes globales qui modélisent le visage dans son intégralité. D'autres méthodes reposant sur des traits locaux des régions faciales, qui sont susceptibles, plus que d'autres, de se déformer suite aux mouvements des muscles faciaux. 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.



FIGURE 2.4 – Illustration des six différentes expressions faciales.

2.2 INTRODUCTION À LA BIOMÉTRIE FACIALE 3D

De nombreuses techniques ont été proposées pour l'acquisition de la forme 3D des visages humaines. 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.

2.2.1 Acquisition des visages 3D

Il existe plusieurs familles de caméras 3D permettant la numérisation 3D. L'équipe MIIRE [MII12] dispose de deux grandes familles de scanners 3D :

- (a) Le scanner 3D laser est un appareil actif qui analyse les objets qui utilise la lumière laser pour sonder son environnement et pour recueillir des informations précises sur la forme et éventuellement sur l'apparence comme la couleur et la texture. Il pointe sur le sujet avec un



FIGURE 2.5 – Un aperçu des différentes étapes de la procédure d'acquisition avec le scanner 3D laser. Les images de la deuxième ligne montrent le balayage du faisceau laser sur la surface faciale 3D.

faisceau laser créant une courbe lumineuse sur l'objet et utilise un appareil photo ou une caméra pour situer la courbe. En fonction de la distance jusqu'à une surface, la courbe prend des formes différentes en raison du positionnement décalé du laser et de la caméra. Ainsi, le laser balaie l'objet pour accélérer le processus d'acquisition réalisé par la caméra. Ensuite un logiciel vient déduire la forme de l'objet en fonction de l'ensemble des courbes dont il dispose. La figure 2.5 montre le scanner 3D laser *VI-910* de *MINOLTA*.

- (b) Le scanner 3D à lumière structurée ou à frange est un scan actif qui utilise la lumière blanche (projecteur type rétro-projecteur) pour sonder son environnement. Il pointe sur le sujet un ou une série de motifs lumineux (traits, carrés, ronds,...) avec le projecteur créant des images déformées sur l'objet et utilise un appareil photo ou une caméra décalée pour situer les motifs. En fonction de la distance jusqu'à la surface, les motifs prennent des formes différentes (déformations) en raison du positionnement décalé du laser et de la caméra. Ensuite un logiciel vient en déduire la forme de l'objet en fonction de l'ensemble des sur-

faces déformées dont il dispose. La figure 2.6 montre le scanner 3D à lumière structurée *Artec MH-T* de *ARTEC*.



FIGURE 2.6 – Un aperçu des différentes étapes de la procédure d’acquisition avec le scanner 3D à lumière blanche. Les images de la deuxième ligne montrent la projection de la lumière blanche sur la surface faciale 3D.

Les sorties des scanners 3D sont des images de profondeur. Les images de profondeur sont des vues 2D du visage accompagnée de l’information de profondeur (la distance entre le visage et le capteur du scanner) de chaque pixel. Lors de l’acquisition, la personne ne devrait faire aucun mouvement. En revanche, on trouve parfois quelques imperfections, comme par exemple les données manquantes en raison de l’absorption du laser ou de la lumière dans des zones sombre ou aussi par l’auto-occlusion comme illustré dans la figure 2.7.

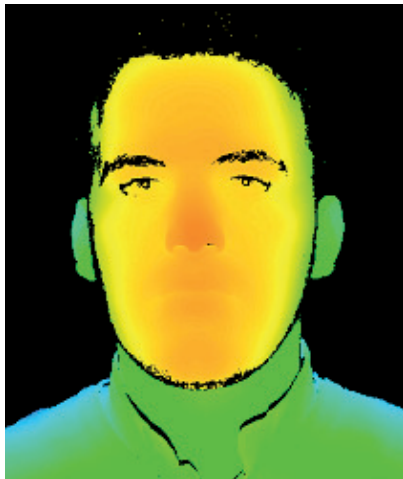
La figure 2.8 illustre la sortie du scanner 3D laser. L’image de profondeur et l’image couleur sont illustrées au rang supérieur, respectivement, par la figure 2.8.a et figure 2.8.b. Le maillage 3D est illustré par la figure 2.8.c, alors que la figure 2.8.d illustre le visage 3D texturé.

2.2.2 Bases de données des visages 3D disponibles

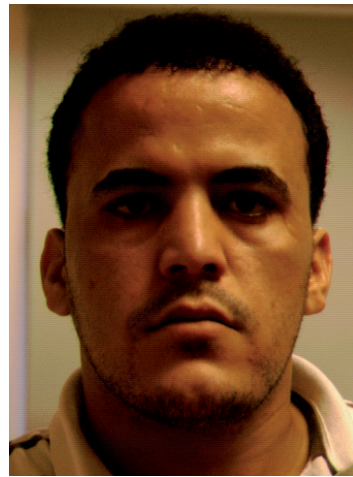
La plus part des bases de données des surfaces faciales 3D disponibles ont été collectées en utilisant des scanners 3D laser. Les deux versions de la base FRGC (Face Recognition Grand Challenge) FRGCv1 et FRGCv2 [PFS*05] ont été collectées par les chercheurs de l’Université de Notre-



FIGURE 2.7 – Quelques imperfections générées par les zones sombres et l'auto-occlusion du visage lors de l'acquisition 3D.



(a) Image de profondeur



(b) Image couleur



(c) Forme 3D



(d) Visage 3D texturé

FIGURE 2.8 – La sortie du scanner laser 3D : (a)- L'image de profondeur, (b)- L'image couleur, (c)- La forme 3D et (d)- La forme 3D texturée.

Dame. La base FRGCv1 contient 948 images 3D, ces images sont utilisées en général pour l'apprentissage, tandis que la base FRGCv2 contient 4007 images 3D qui sont entièrement utilisées pour le test. Toutes les images 3D sont pour 466 individus différents avec différents sexes, ils sont de différentes appartenances ethniques et avec différents âges [PFS*05]. Nous illustrons un exemple de visage 3D, appartenant à la base de données FRGCv2. Dans la figure 2.9, l'image de gauche illustre la donnée 3D et l'image de droite illustre le visage 3D mappée avec l'image couleur.

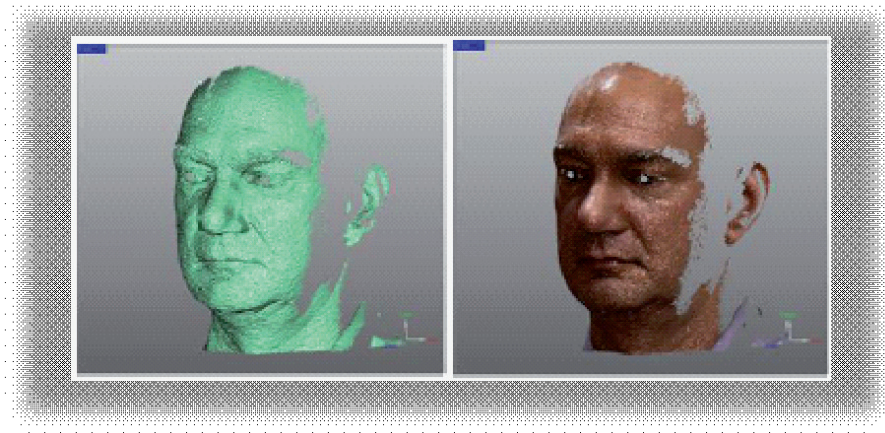


FIGURE 2.9 – Exemple de visage 3D de la base FRGCv2. A gauche la donnée 3D et à droite le model 3D mappée avec la texture.

D'autres bases de données des surface faciales 3D, [MS04], [SAD*08], [YWS*06], ont été collectés pour des objectifs scientifiques et rendus disponibles. Ces bases ont été utilisées pour évaluer les performances des systèmes biométriques, chacune de ces bases de données a des objectifs bien définis (voir Annexe A.1). Nous présentons dans le tableau 2.1 un résumé des bases de données des visages 3D principales et les plus connues et disponibles ainsi que leurs caractéristiques.

2.3 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 2.10 illustre quelques image 3D (S) et leurs modèles 3D texturés correspondantes de la même personne sous différentes expressions faciales.

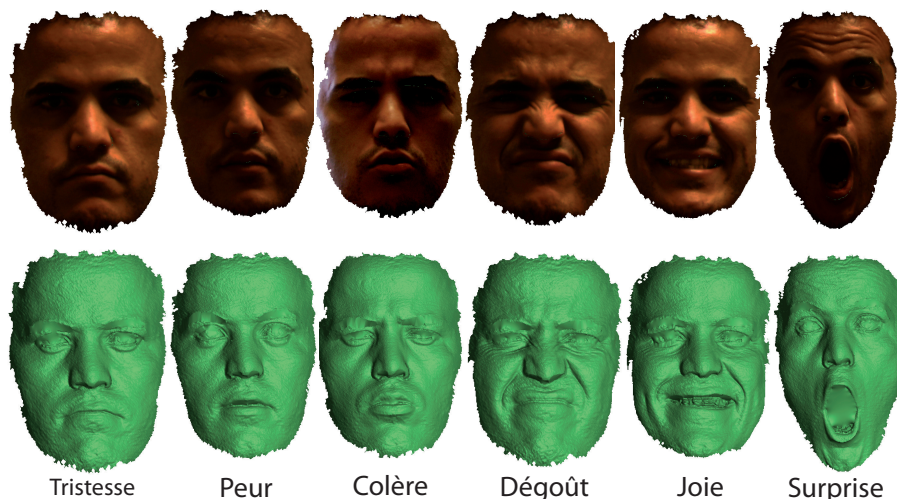


FIGURE 2.10 – Illustration des six différentes expressions faciales de la même personne, première ligne : modèles 3D texturés, deuxième ligne : modèles de forme 3D correspondants.

2.3.1 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 l'équation 2.1.

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

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

2.3.2 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-occultations ou à l'absorption du rayon laser par des zones sombres du visage. Comme illustré dans la figure 2.11. 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 [BCFo6a]. 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 2.11 – Les données manquantes dues aux auto-occultation et à l'absorption du rayon laser par des zones sombres du visage.

2.4 DIFFÉRENTES TECHNIQUES 3D EXISTANTES DE LA RECONNAISSANCE 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 sur-

monter 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. Désormais, 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 : (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*.

2.4.1 Approches basées sur le modèle

Ces approches construisent, à partir des points 3D, des modèles de visages qu'elles utilisent par la suite pour la reconnaissance. Blanz et al. [BV03] [BRV02] ont proposé une méthode basée sur un modèle 3D "<morphable"> du visage. L'ensemble des visages est représenté par un espace vectoriel [WFKM97]. La base de données contient 100 visages d'hommes et 100 visages de femmes acquis avec un scanner laser CyberwareTM 3030PS. Les points 3D des modèles de visages générés sont représentés par leurs coordonnées cylindriques définies par rapport à un axe vertical. Pour chaque visage de référence, les coordonnées et les valeurs de texture de tous les sommets ($n = 75972$) sont regroupées pour former deux vecteurs : un vecteur de forme et un vecteur de texture. Une fois le modèle générique créé, l'étape suivante consiste à l'ajuster sur l'image 2D à partir des paramètres de forme et de texture. La synthèse d'image permet de rendre les nouvelles positions projetées des sommets du modèle 3D, à l'aide l'illumination et la couleur extraites. Enfin, l'étape de reconnaissance est réalisée en mesurant la distance de Mahalanobis [RDS07] entre la forme et les paramètres de texture des modèles dans la galerie et le modèle d'ajustement.

2.4.2 Approches basées la surface 3D

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 appa-

rier. L'algorithme généralement utilisé est l'algorithme du plus proche voisin itéré, ou ICP (Iterative Closest Point), qui a été introduit par [BM92]. 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.

Une approche basée sur l'algorithme ICP est donnée par Cook et al [CCSF04]. Ils utilisent l'algorithme ICP pour établir la correspondance entre les surfaces 3D afin de compenser des erreurs dues à la nature non rigide des visages. En effet, les visages sont comparés en employant un modèle statistique, en l'occurrence un Mélange de Modèles Gaussiens (MMG). La distribution des erreurs est alors paramétrée. Les auteurs ont réalisé des expériences sur la base de données 3D RMA [BA00], une base créée au sein du Signal et Image Center du Royal Military Academy (Bruxelles - Belgique). Un dispositif de vision active (structured light-based) est utilisé pour l'acquisition. Cette base contient les images de 120 individus, capturées en deux sessions, sous formes de points 3D non maillés. Irfanoglu et al. [IGA04] proposent une autre approche qui utilise l'algorithme ICP pour mettre en correspondance les points caractéristiques de visages. Ils ont développé une méthode pour obtenir un appariement dense de points du maillage contenant les points présents sur tous les visages, de sorte que l'alignement de visage soit trivialement obtenu. Une fois que l'appariement dense est établi, la distance PSD "<Point Set Distance">, qui représente une approximation discrète du volume entre les surfaces faciales, est employée pour calculer la distance entre deux nuages différents de points.

Bien que ICP soit un outil puissant pour évaluer la similitude entre deux visages, les méthodes basées ICP ne sont pas capables de traiter le problème de changement d'expression, car elles considèrent le visage 3D comme un objet rigide, ce qui n'est pas le cas dans la réalité. Pour résoudre ce problème, plusieurs approches ont été développées. Moreno et al. [MnSVD03] proposent de segmenter le visage en plusieurs régions en

utilisant la courbure gaussienne. Ainsi, chaque modèle facial 3D est subdivisé en 86 régions différentes grâce à un algorithme de segmentation qui exploite les signes de la médiane et des courbures gaussiennes pour isoler les régions ayant des courbures significatives. Cet espace de caractéristiques est ensuite réduit pour augmenter l'efficacité de la méthode. Enfin, un vecteur de caractéristiques est créé pour chaque sujet. Les expérimentations ont été menées sur un ensemble de 420 modèles 3D de visages appartenant à 60 sujets, comprenant des images avec des variations de lumière, de rotation et d'expressions de visages.

2.4.3 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. [HSE03] ont appliqué l'ACP sur une base de données contenant 222 images de profondeur (37 personnes), avec six expressions faciales différentes. Heseltine et al. [HPA04b] [HPA04a] ont développé deux approches qui appliquent l'ACP sur des représentations tridimensionnelles du visage. La première méthode [HPA04b] 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). La deuxième approche est une extension de la méthode Fischerface 2D de Belhumeur [BHK97] 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. Dans [MBO07], les auteurs proposent une méthode multimodale (2D et 3D) qui effectue une correspondance hybride (basée sur les caractéristiques et holistique) pour être robuste aux expressions faciales. La pose du visage 3D et sa texture est automatiquement corrigée en utilisant une nouvelle approche basée sur un point de référence automatiquement détecté. Une nouvelle représentation sphérique du visage 3D (SFR) est utilisé en conjonction avec le descripteur SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) pour former un classifieur rejet. Cook et al. [CCF06] présentent une nouvelle méthode robuste aux expressions faciales basée sur les modèles Log-Gabor à partir des images de profondeur. En décomposant l'image en 147 observations, la dépendance de l'algorithme sur une partie du visage est détendue en permettant une grande précision, même en présence de occultations, par rapport aux distorsions et aux expressions faciales.

2.4.4 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.

Approches basées sur les courbes faciales 3D

Approches basées sur les courbes. 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. *Mpiparis 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 n'est plus valable. les auteurs proposent donc de déconnecter les lèvres sur toutes les surfaces faciales et changent cette paramétrisation en se basant sur trois points de références.

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. *Daniyal et al.* [DNC09] ont proposé un algorithme dans lequel le visage est représenté comme un vecteur de distance entre les points d'intérêts (landmarks) du visages. Ils ont sélectionné les points par brute-forcing des combinaisons possibles des points utilisés/non-utilisés 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 caracté-

ristique 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.* dans [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.

2.4.5 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 [YBo7, CBo7] ou le nez [CBFo6, DASDo9]. *Chua et al.* [CHHo0] ont remarqué que des régions du visage, comme le nez, l'orbite de l'oeil 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.* [FBFo8] proposent de recalibrer, en utilisant l'algorithme ICP, différentes parties du visage puis de les fusionner pour améliorer les performances biométriques.

[Beno6] propose d'introduire une nouvelle métrique orientée région dans l'algorithme de l'ICP. Il s'agit de segmenter un visage en plusieurs régions ayant des influences plus ou moins importantes sur la déformation de la forme 3D du visage. Le calcul de la distance (similarité) est pondéré en fonction de ces régions en donnant plus de poids aux régions statiques qu'aux régions mimiques du visage. Dans [CBFo6], un appariement de plusieurs régions du nez a été proposé. Les premiers résultats montrent une amélioration par rapport à une seule grande région frontale.

2.4.6 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. [BBKo3] ont proposé une méthode qui considère le visage comme une surface isométrique. Les premiers à employer la graduation multidimensionnelle (MDS) pour projeter des surfaces corticales du cerveau sur un plan. Zigelman et al. [GRNo2] et Grossman et al. [GKKo2] ont appliqué ce principe aux problèmes de mapping de texture et de l'aplatissement "<flatting"> 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 [EKo1]. Ils ont développé un algorithme efficace pour construire une signature pour les surfaces isométriques. Cette méthode est désignée sous le nom des formes canoniques "bending-invariables". Elle calcule des distances géodésiques entre les points prélevés sur la surface faciale. En plus de l'image 2D de texture, les auteurs ont utilisé une lumière structurée pour acquérir des images de profondeur (géométrie) des visages. L'image est convertie en une surface triangulée (maillage triangulaire) puis lissée en utilisant les splines. La taille de la surface est ensuite réduite approximativement à 2000 – 2500 sommets. Enfin, la forme canonique bending invariable du visage est calculée puis alignée en utilisant la méthode décrite dans [BBKo3]. Les auteurs appliquent la technique eigenforms sur les vecteurs canoniques pour la reconnaissance de visage. Chang et al. [KCo3] ont mené une étude expérimentale poussée qui leur a permis de comparer et de combiner des données 2D et 3D pour la reconnaissance faciale.

La métrique utilisée pour la fusion de données combine les distances d'appariements trouvées séparément dans chaque espace. Il existe plusieurs méthodes pour combiner des métriques différentes afin d'obtenir la

meilleure règle de décision, telle que la somme, la multiplication, le minimum, la moyenne, etc. La décision multi-modale développée par les auteurs peut être résumée comme suit : dans un premier temps, les images d'entrée 2D (2D probe) et 3D sont appariées avec les images des galeries 2D et 3D respectivement. Ceci permet d'obtenir deux ensembles de N distances dans deux espaces différents, l'espace facial 2D et l'espace facial 3D. N est la taille de la galerie d'images. Les distances 2D et 3D sont additionnées, et l'image qui donne la plus petite somme est sélectionnée. Dans [WCHo2] les auteurs ont développé une approche 2D+3D combinant deux méthodes de localisation. Une méthode qui utilise un filtre de Gabor [WFKvdM97] pour localiser les points d'intérêt 2D, et une deuxième méthode qui utilise l'algorithme de [CJ97b] pour extraire les points de signature 3D. Les points 3D et les points de texture 2D ainsi obtenus sont projetés chacun dans leur propre sous-espace, en utilisant l'ACP, pour générer respectivement des vecteurs de forme et de texture. Ces vecteurs sont regroupés en un seul vecteur qui est normalisé afin de représenter l'image faciale. Le processus d'identification est basé sur une fonction de similitude utilisant la méthode SVM.

2.4.7 Classification faciale du genre

Classification faciale du genre Le visage humain présente un dimorphisme sexuel évident qui rend la reconnaissance faciale du genre extrêmement efficace et un processus cognitif rapide [BBD93]. Plusieurs travaux ont été développés pour la détermination du genre ou du sexe humain à travers les images du visage, mais la plupart des travaux sont basés sur des images 2D, seules quelques études ont étudié la distinction entre les sexes en utilisant la forme 3D du visage. Différentes approches pour résoudre ce problème ont été proposées dans la littérature. Ces techniques incluent les techniques basées sur l'apparence telles que l'analyse en composantes principales et les ondelettes de Haar [VAEO97, LCJo6, XLS08], les méthodes basées sur les caractéristiques géométriques [BBD93, WSHo8b], les méthodes d'appariement de modèles [BP93], les méthodes d'appariement de graphes [WFKvdM95] et les méthodes basées sur les réseaux de neurones [HB96, MRo8].

Tous ces travaux rapportent des pourcentages de classification sur des bases d'images différentes ne dépassant pas les 100 images de personnes différentes. Des travaux qui utilisent les réseaux de neurones LVQ (Learning Vector Quantization) et les réseaux RBF (Radial Basis Function)

[Tolo1], les Séparateurs à Vastes Marges (SVM) [MYoo, CBAo4, BG05, LLo6, ZMH06] ainsi que d'autres algorithmes et stratégies de classification comme le dopage (boosting) adaptatif [Caso6, BR07] rapportent de meilleurs résultats. Des bases d'évaluation plus conséquentes de plusieurs centaines d'individus ont été utilisées pour tester ces systèmes avec notamment la base FERET [PWHR98].

Cependant, les taux d'erreurs induits par ces classifieurs sont trop élevés pour espérer une réduction efficace de la galerie et pour utiliser ce processus dans le cadre d'un système d'identification biométrique. En effet, les taux d'erreurs résultant de ces classifications sont équivalents au taux d'erreur de la recherche RER. L'effet de ce dernier taux d'erreur sur le rejet des identités recherchées et par conséquent sur la précision de l'identification. Le taux d'erreur de la recherche RER peut ainsi pénaliser davantage la précision du système si on procède à une réduction de la galerie sur la base de la partition élaborée. Ainsi, un grand challenge reste à relever quant à la classification des visages, en utilisant les images 2D, avec les différentes contraintes liées principalement aux conditions d'éclairages et aux expressions faciales.

L'introduction de la forme 3D du visage dans la détermination du sexe à l'aide des images 3D est considérée comme une voie très prometteuse pour remédier à tous les problèmes rencontrés par techniques basées sur les images 2D. *Bruce et al.* [BBH*93] ont effectué une expérience intéressante dans laquelle ils ont testé le système visuel humain qui est remarquablement précis pour distinguer entre les visages féminins et les visages masculins, même en présence des cheveux, la barbe, et le maquillage. Les auteurs ont obtenu que les individus étaient moins précis lorsqu'on leur a demandé de distinguer les sexes des visages représentés uniquement par l'information 3D obtenus par les scanners 3D laser. Les effets de la manipulation des formes du nez et du menton des visages collectés avec scanners 3D laser ont été évalués et les effets significatifs de ces manipulations sur l'apparence féminin ou masculin des visages ont été révélés. Afin d'étudier l'apport de l'information 3D en reconnaissance faciale 3D du genre, *O'Toole et al.*, dans [OVTB97], ont supposé que le sexe du visage est peut être représenté par les caractéristiques les plus saillants. Ils ont appliqué une analyse en composantes principales (PCA) séparément sur des données, représentées par la forme tridimensionnelle et par l'image au niveau de gris, numérisées par les scanners 3D lasers. Les résultats ont indiqué que les visages représentés par la forme 3D donnent un taux de classification sexuels plus précis que celui des données représentés par

les images au niveau de gris, à travers une gamme de PCA-compressé (dimension réduite) des représentations des visages.

Jing et al. [WSHo8a] ont étudié la classification entre les sexes en se basant sur les normales des surfaces faciales 2.5D (facial normal-maps) qui peuvent être récupérés à partir des images 2D en utilisant la méthode non-Lambertian Shape-from-shading (SFS). Les auteurs ont décrit la méthode de l'analyse principale géodésique pondérée (WPGA) pour extraire les caractéristiques à partir des normales de la surface du visage afin d'augmenter le taux de distinction entre les sexes à l'aide des principaux vecteurs propres. Ils ont adopté une méthode de classification du genre basant sur la probabilité a posteriori. *Xiaoguang et al.* [LCJo6] ont exploité l'information de profondeur des visages humains pour une identification faciale ethnique et du genre efficace en utilisant SVM (Support Vector Machine). Un schéma d'intégration est également proposé pour l'identification ethnique et du sexe en combinant les images de profondeurs et les images couleurs. 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. Dans [LS09] *Yuan et al.* 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.

2.5 NOTRE APPROCHE

Comme tout autre sujet de reconnaissance de formes, les problèmes liés à la reconnaissance de visages 3D peuvent être caractérisés par les deux difficultés suivantes : (a) la variabilité intra-classes et (b) la similarité inter-classes. La première difficulté est d'abord liée aux variations intrinsèques du visage produites par exemple par les changements d'expressions faciales. Cette variabilité englobe également des variations environnementales provoquées par exemple par les changements de conditions d'éclairage ou l'orientation du visage de la personne. La seconde difficulté caractérise la similarité entre des classes d'individus différents. Ici, les apparences faciales de deux personnes différentes peuvent être similaires par exemple en raison des liens familiaux (père/fils, mère/fille, etc.) ou plus généralement de l'appartenance à une même race. Actuellement ils existent de nombreuses méthodes qui permettent de reconnaître l'identité et le genre d'une personne en utilisant sa surface faciale 3D. Deux grandes

familles des méthodes, de reconnaissance des visages et de la classification du genre, connaissent un immense succès et sont suffisamment robustes aux expressions faciales. Il s'agit de méthodes géométrique qui analysent la forme du visage 3D et de méthodes basées sur des techniques d'apprentissages afin de sélectionner les caractéristiques locales des régions faciales, qui sont discriminatives à la reconnaissance des visages et à la classification du genre.

C'est pour cette raison nous souhaitons combiner ces différentes méthodes afin d'améliorer les performances de notre approche. Nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes de modélisation locale, pour analyser la forme des visages 3D. Nous considérons que les courbes sont des caractéristiques qui permettent de décrire localement la forme du visage. En effet, nous choisissons les courbes radiales et les courbes de niveaux. En fait, les courbes radiales reflètent verticalement la forme du visage alors que les courbes de niveaux reflètent la forme du visage en largeur. Le choix des deux types de courbes est un avantage majeur de notre approche, il permet d'utiliser avec succès la même approche pour traiter à la fois la reconnaissance des visages et la classification du genre. En revanche, est-ce que pour une telle application biométrique l'utilisation de toutes les courbes est nécessaire pour obtenir de meilleures performances de classification ?, une autre question qui s'avère particulièrement importante, parmi ces courbes faciales y a-t-il des courbes faciales 3D plus pertinentes que d'autres ? Pour aborder ces problèmes nous proposons d'introduire les techniques d'apprentissages qui ont pour objectif de sélectionner les courbes les plus pertinentes selon l'application choisie.

La figure 2.12 illustre les différentes étapes de notre approche biométrique. Après l'acquisition des visages 3D nous nous effectuerons quelques 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 3.2 du chapitre 3. Dans la section 3.3 du chapitre 3 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 cadres géométriques, pour analyser la forme des courbes faciales, décrits respectivement dans les sections 3.4.2 et 3.4.3 du chapitre 3. Enfin, nous décrirons dans le chapitre 4 notre approche de reconnaissance des visages 3D et dans le chapitre 5 notre approche de classification faciale 3D du genre.

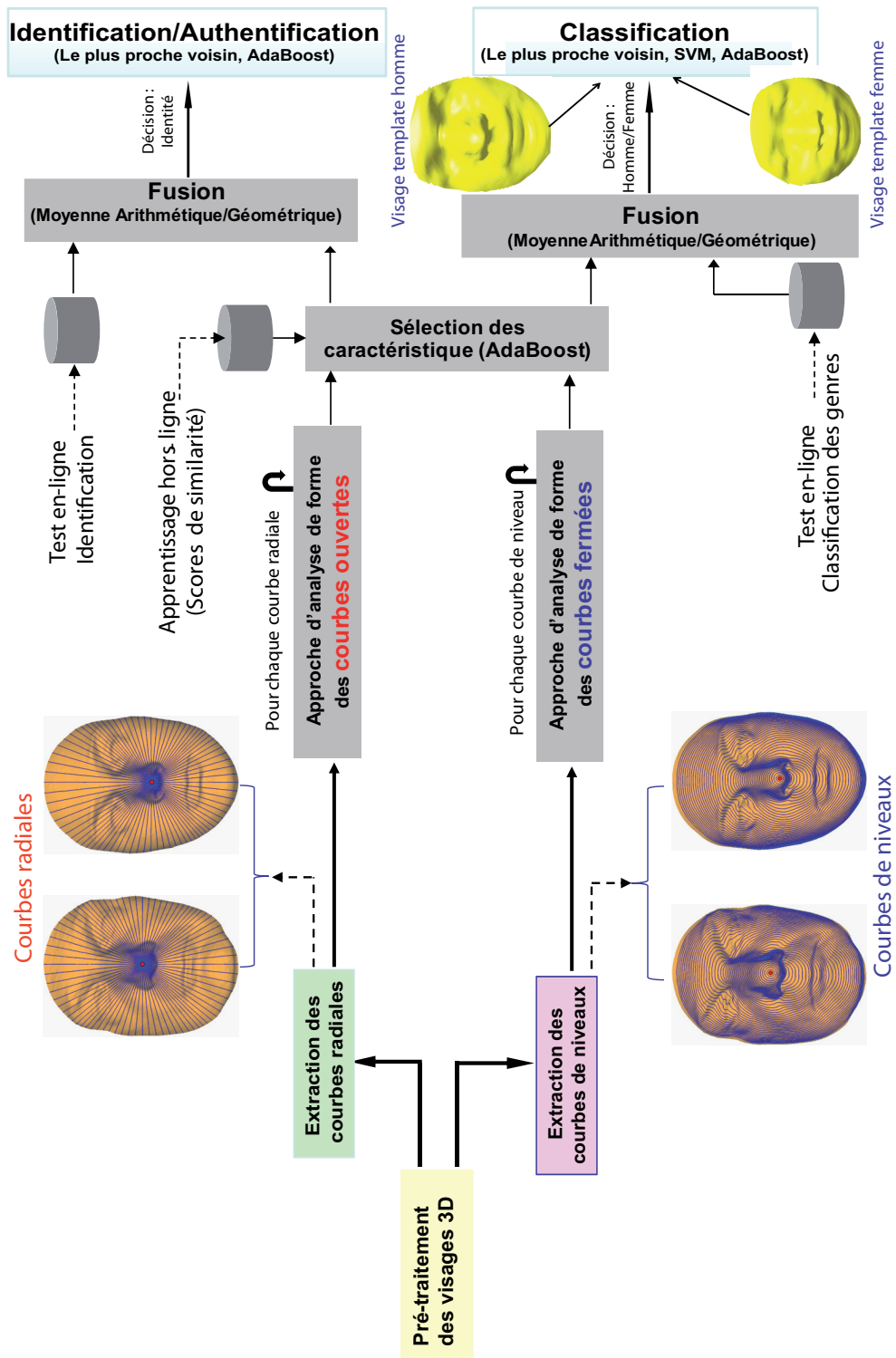


FIGURE 2.12 – Un aperçu des différentes étapes de notre approche biométrique de reconnaissance du visage 3D et du classification faciale 3D du genre.

CONCLUSION DU CHAPITRE

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 de l'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* ; (5) *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.

La classification faciale 3D entre les sexes constitue une alternative prometteuse pour résoudre les problèmes de robustesse que connaît la classification 2D. Cependant, elle n'a pas encore atteint une certaine maturité, à cause notamment de la non-disponibilité de grandes bases de données de visages 3D dédiées à ce type de problématique et de protocoles standards, afin de tester et d'évaluer les techniques élaborées. Les approches de classification faciale 3D du genre développées jusqu'à présents sont soit des extensions d'approches 2D, comme l'ACP qui en outre donne des résultats plus précis en 2D qu'en 3D [OVTB97], soit des adaptations d'approches 2D, comme le cas de [WSHo8a].

Dans le cadre de cette thèse, nous proposons une approche unifiée de reconnaissance de visages 3D et de classification faciale 3D basées sur les caractéristiques géométriques faciales 3D pertinentes à ces deux applications. Dans la suite de ce travail nous allons présenter les études que nous avons faites dans le cadre de la reconnaissance du visages 3D et de la classification faciale entre les sexes. Dans ce contexte suite aux travaux que nous avons présentés dans ce chapitre, nous avons décidé d'utiliser une

stratégie basée sur la combinaison des courbes faciales et les techniques d'apprentissages afin de sélectionner les caractéristiques géométriques faciales 3D les plus discriminantes.

TABLE 2.1 – Les bases de données des visages 3D les plus connues et leurs principales caractéristiques.

	Capteur utilisé	Nombre de sujets	Nombre d'hommes	Nombre de femmes	Total des scans	Expressions faciales	Données manquantes	Occultation
FRGCv1 [PFS* 05]	Capteur laser	275	–	–	948	Non	Non	Non
FRGCv2 [PFS* 05]	Capteur laser	466	264	202	4007	Oui	Non	Non
GavabDB [MS04]	Capteur laser	61	45	16	549	Oui	Oui	Non
BosphorusDB [SAD* 08]	Lumière structurée	105	60	45	4652	Oui	Oui	Oui
BU-3DFE [YWS* 06]	Capteur laser	100	44	56	2500	Oui	Non	Non

APPROCHE GÉOMÉTRIQUE POUR LA COMPARAISON DE SURFACES FACIALES

SOMMAIRE

3.1	INTRODUCTION ET APERÇU DE L'APPROCHE PROPOSÉE	41
3.2	PRÉ-TRAITEMENT DES SCANS 3D	41
3.3	EXTRACTION DES COURBES FACIALES	44
3.3.1	Extraction des courbes radiales	45
3.3.2	Extraction des courbes de niveaux	47
3.4	CADRES GÉOMÉTRIQUES PAR L'ANALYSE RIEMANNIENNE DE LA FORME DES COURBES FACIALES	50
3.4.1	Représentation des courbes dans \mathbb{R}^3 : Fonction SRVF . . .	51
3.4.2	Analyse Riemannienne des courbes ouvertes dans \mathbb{R}^3 . . .	51
3.4.3	Analyse Riemannienne des courbes fermées dans \mathbb{R}^3 . . .	55
3.4.4	Analyse Riemannienne des surfaces faciales	60
3.5	RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX ET DISCUSSION	63
3.5.1	Evaluation sur la base Florida State University (FSU) . . .	63
3.5.2	Evaluation sur la base de données FRGC v2	67
	CONCLUSION	71

L'ANALYSE des déformations de la forme des surfaces a un intérêt de plus en plus croissant et trouve ses applications dans différents domaines tels que la chirurgie faciale, la biométrie, les communications vidéos et l'animation 3D. Les avancées technologiques dans le domaine de l'acquisition 3D et des cartes graphiques permettent d'avoir des surfaces d'une bonne qualité et une analyse de ces surfaces en temps réel. Il devient

donc nécessaire de développer des outils mathématiques pour analyser les variations des formes faciales. L'objectif de ce chapitre est de décrire le cadre mathématique s'appuyant sur la géométrie Riemannienne pour analyser les déformations des surfaces faciales.

L'organisation de ce chapitre est organisé comme suit. Tout d'abord, dans la section 3.2 nous présenterons l'algorithme du pré-traitement utilisé après l'acquisition des scans 3D et dans la section 3.3 nous décrirons la procédure d'extraction des courbes de niveaux et radiales. Puis, les sections 3.4.2 et 3.4.3 nous présenterons l'approche Riemannienne pour l'analyse des courbes radiales et les courbes de niveaux respectivement. Enfin, nous donnerons quelques résultats expérimentaux sur deux bases de données des visages 3D telles que FSU et FRGCv2 et nous essayerons de donner quelques interprétations de ces résultats tout en ouvrant quelques perspectives.

3.1 INTRODUCTION ET APERÇU DE L'APPROCHE PROPOSÉE

Le problème fondamental que nous rencontrons quand nous analysons les surfaces faciales est l'absence de paramétrisation naturelle comme dans le cas des courbes. En effet, il existe une paramétrisation abscisse curviligne dite "naturelle" dans le cas des courbes en 2D ou 3D, elle permet en particulier d'établir un ordre des points dans une courbe. Cependant, il n'existe pas un ordre au niveau des points d'une surface, ce qui rend le problème de la comparaison des surfaces faciales difficile. La mise au point d'une méthode d'analyse et de comparaison nécessite une modélisation mathématique rigoureuse des surfaces faciales, en premier lieu celle des déformations dues aux expressions faciales. Les seules transformations rigides ou affines sont insuffisantes pour traduire la complexité des déformations observées en pratique. *Bronstein et al.* [BBK05b] ont montré que la distance géodésique est bien robuste aux déformations dues aux expressions faciales que la distance euclidienne.

Notre approche consiste à représenter les surfaces faciales comme une collection des courbes fermées et ouvertes sur des visages, appelées courbes faciales, et d'appliquer des outils à partir de l'analyse de forme des courbes. Nous proposons une analyse Riemannienne de l'espace des surfaces faciales, avec la définition mathématique correspondante. Cette analyse permet en particulier de définir le chemin géodésique entre deux surfaces faciales et par conséquent la distance entre elles.

3.2 PRÉ-TRAITEMENT DES SCANS 3D

Afin d'évaluer les performances de reconnaissance du cadre proposé, nous utilisons des modèles 3D de la base de données FRGCv2 (Face Recognition Grand Challenge) [PFS*05]. Cette base de données est une référence pour évaluer les algorithmes/systèmes de reconnaissance tridimensionnelle de visages. Elle contient plusieurs sessions avec différentes expressions à la fois neutre et non-neutres. En revanche, le scanner laser 3D utilisé dans le processus d'acquisition introduit du bruit dans les données. En fait, certains scans 3D souffrent de manques de données dues aux auto-occultations (trous), de la présence de points aberrants dans le nuage de points 3D (des pics), des artefacts spécialement dans la région des dents et les occultations causées par les cheveux, etc.

Par conséquent, la sortie des scanners 3D (basés sur un balayage de laser ou sur la projection d'une lumière structurée) nécessite une étape

de pré-traitement. En effet, après l'acquisition des données, les images de profondeur contiennent en général plusieurs imperfections tels que des pics, des trous ou encore la présence de parties indésirables comme les cheveux ou les habits.

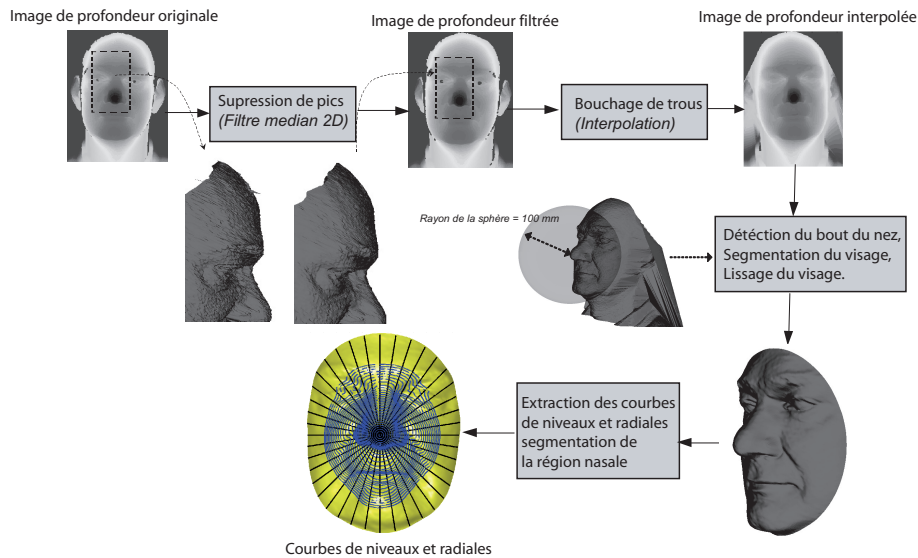


FIGURE 3.1 – Pré-traitement des images de visages 3D.

La figure 3.1 illustre notre pipeline de filtres afin de corriger ces imperfections par l'élimination des pics, le bouchage des trous et la segmentation de la partie utile du visage. D'abord, un filtre médian 2D [HLEMARR99], [YOB02], 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 leurs voisinages. Ensuite, nous appliquons une interpolation bi-dimensionnelle pour boucher les trous [WYWS06] dues à l'absorption du laser ou de la lumière structurée par des régions sombres 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 100mm . Le pré-traitement est suivie d'une étape d'extraction de courbes 3D de niveaux et radiales que nous appelons des courbes faciales. Dans la suite nous détaillerons l'étape de localisation du bout du nez puis l'étape d'extraction de ces courbes, les courbes de niveaux et radiales. Quelques sessions pré-traitées de la base FRGC v2 sont illustrées par la figure 3.2.

- **Détection du bout du nez** : Cette étape est l'un des principaux enjeux de notre procédure de prétraitement, nous avons combiné les



FIGURE 3.2 – Quelques exemples pré-traités de sessions d’une même personne de la base FRGC v2.

étapes de prétraitement décrites ci-dessus pour développer un algorithme automatique de détection du bout du nez. Cet algorithme a traité avec succès 3971 visages dans FRGCv2, comme décrit dans le tableau 3.1. En comparant manuellement les surfaces faciales 3D de la base FRGC v2 cette procédure permet de détecter correctement à hauteur de 99,1% le bout du nez sur l’ensemble des images de la base FRGC v2 (4007 images 3D).

Comme l’illustre la figure 3.3, 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.

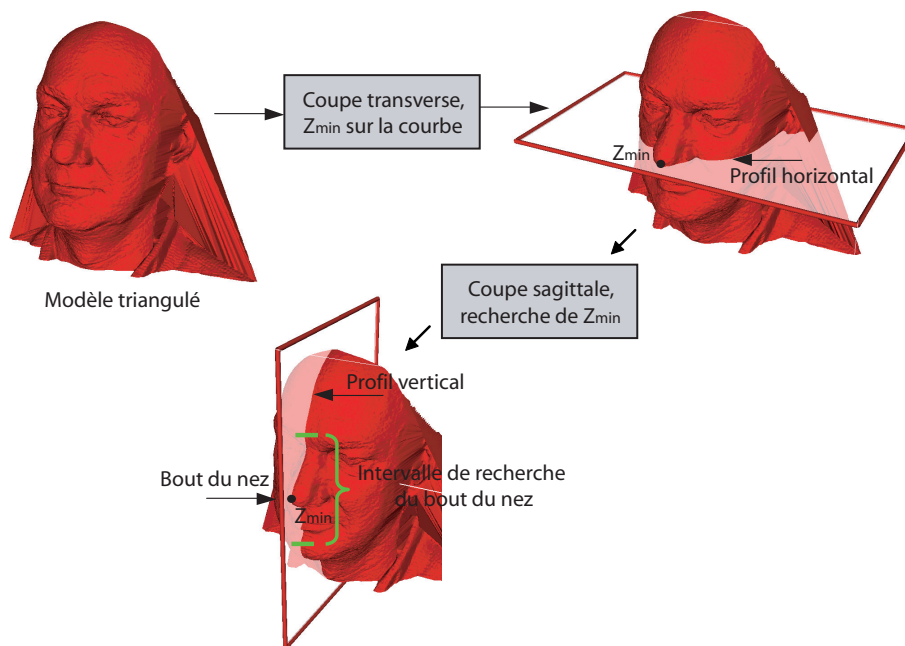


FIGURE 3.3 – Procédure de localisation du bout du nez.

Cette procédure de prétraitement automatique a échoué pour 16 visages prises dans "Fall 2003" et 20 visages prises dans "Spring 2004". La figure 3.4 présente quelques exemples de ces visages. La cause principale est l'information additif qui déplace le centre de masse loin du visage. Par conséquent les profils extraits ne correspondent pas aux profils du visage, pour ces visages, nous avons fixé manuellement le bout du nez. Nous avons donc nettoyé automatiquement 99.1% des visages de la base FRGC v2 [PFS*05] et 0.9% des visages manuellement.

TABLE 3.1 – Résultats de la procédure de pré-traitement sur la base de données FRGCv2

	Fichiers Originals	Pré- traitement avec succès	Pré- traitement échoué	Taux de Succès (%)
Fall 2003	1893	1877	16	99.15
Spring 2004	2114	1994	20	98.99
FRGC v2	4007	3971	36	99.1

Dans la perspective de l'analyse de forme, l'étape de pré-traitement est effectuée en hors-ligne et le temps de calcul de chaque étape de pré-traitement est donné dans le tableau 3.2.

TABLE 3.2 – Le temps de calcul de chaque étape de pré-traitement

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

3.3 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. Soit r un point de référence sur S facilement détectable. dans notre cas r est le bout du nez. Nous extrayons les courbes radiales et les courbes de niveaux par rapport au point de référence r .

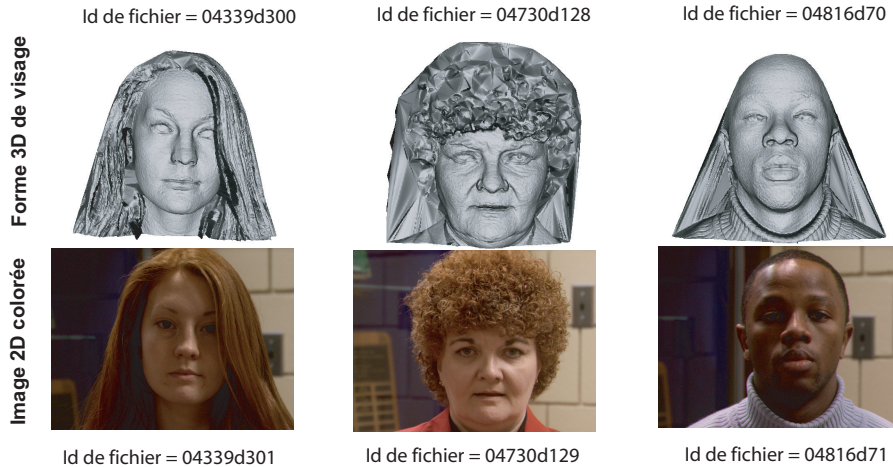


FIGURE 3.4 – Exemples de visages pour lesquels le pré-traitement est échoué.

Les détails de ces procédures sont donnés dans les sections 3.3.1 et 3.3.2, respectivement.

3.3.1 Extraction des courbes radiales

Pour représenter la surface faciale par les courbes radiales nous avons défini une fonction *plan* qui extrait la **courbe radiale** de r à n'importe quel point sur les extrémités de la surface faciale. On définit le plan $plan(r, \alpha)$ comme un plan dont le centre est r et dont on a provoqué une déviation angulaire α par rapport au plan vertical. En utilisant cette fonction, on peut définir les courbes faciales ouvertes.

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 3.5. L'intersection de P_α avec S donne β_α . Nous répétons cette étape pour extraire toutes les courbes radiales de la surface faciale à égale séparation angulaire. Afin d'éviter les variations de la pose frontale, tous les visages tests sont alignés à un visage de la galerie avant l'extraction des courbes radiales.

Si nécessaire, nous pouvons reconstruire approximativement S à partir de ces courbes radiales, $S \approx \cup_\alpha \beta_\alpha = \cup_\alpha \{S \cap P_\alpha\}$ comme illustré dans la figure 3.5. Cette collection indexée de courbes radiales capture la forme de la surface du visage. La figure 3.6 montre quelques illustrations des courbes radiales extraites sur des visages de la base FRGCv2.

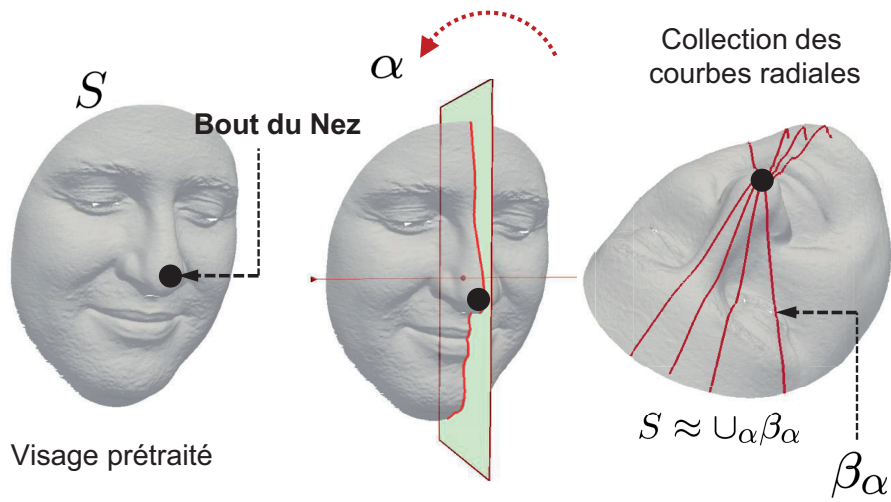


FIGURE 3.5 – Procédure d'extraction des courbes radiales.

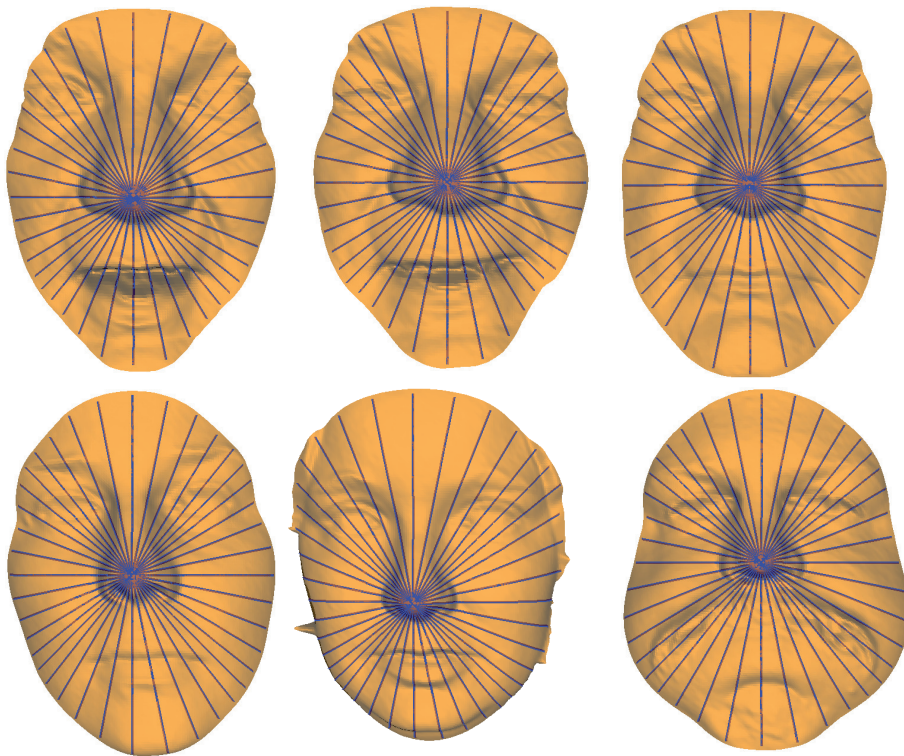


FIGURE 3.6 – Quelques illustrations des courbes radiales extraites à partir des visages de FRGCv2.

3.3.2 Extraction des courbes de niveaux

Pour représenter la surface faciale par les courbes fermées nous avons défini une fonction *dist* qui calcule la fonction de distance de r à n'importe quel point sur la surface faciale. Dans cette thèse, nous utilisons deux fonctions $dist(r, p)$, la première est donnée la longueur géodésique du plus court chemin entre les points r et p tout en restant sur S , pour calculer cette distance nous utilisons l'algorithme *Dijkstra* [Dij59] (voir Annexe A.2). La deuxième fonction est d'utiliser tout simplement la distance euclidienne, en pratique on extrait l'intersection entre une sphère, dont le centre est le point r et du rayon R , et la surface faciale 3D qui a comme bout de nez r . En utilisant l'une des ces fonctions, on peut définir les courbes faciales comme les lignes de niveau de cette fonction *dist* donnée par 3.1.

$$\beta_\lambda = \{p \in S \mid dist(r, p) = \lambda\} \subset S, \lambda \in [0, \infty). \quad (3.1)$$

Pour les valeurs λ très larges, l'ensemble β_λ pourrait être vide. En revanche, pour $\lambda = 0$, l'ensemble β_λ contient le singleton $\{r\}$. Pour les valeurs de λ entre ces deux extrémités, les contours β_λ capturent la forme de la géométrie locale de la surface S . La courbe β_λ est une collection de points qui peut être ordonnée facilement, et nous considérons $\beta_\lambda(s)$ comme une courbe fermée paramétrisée telle que la vitesse est constante dans l'intervalle $[0, 1]$ c'est à dire $\frac{d\beta_\lambda(s)}{ds} = \text{constant}$. Ces ensembles vont nous permettre de représenter une courbe par :

- La position initiale : le point de départ de cette courbe sera notée $p_\lambda \in \mathbb{R}^3$, i.e. $\beta_\lambda(0) = p_\lambda$.
- La longueur : soit l_λ la longueur de la courbe β_λ .
- La fonction direction : le vecteur de vitesse unitaire $v_\lambda(s) \equiv \frac{1}{\| \frac{d\beta_\lambda(s)}{ds} \|} \frac{d\beta_\lambda(s)}{ds}$. Nous pouvons noter que $v_\lambda(s) \in \mathbb{S}^2$.

Nous pouvons donc représenter la courbe $\beta_\lambda(s)$ par le triplet $(p_\lambda, v_\lambda, l_\lambda)$. Pour $\lambda = 0$, β_λ converge vers le point r et nous utiliserons la notation $\beta_0(s) = (r, v_0(s), 0)$ où $v_0(s) = [-\sin(s) \cos(s) 0]'$ est la fonction vitesse du cercle unitaire dans le plan $X - Y$. Nous définissons l'espace de toutes ces courbes fermées par :

$$\tilde{\mathcal{C}} = \{v : [0, 1] \mapsto \mathbb{S}^2 \mid \int_0^1 v(s) ds = 0, (v(s), v(s)) = 1, \forall s \in [0, 1]\}.$$

$\tilde{\mathcal{C}}$ est l'ensemble des fonctions de direction qui correspond à la vitesse constante des courbes fermées dans \mathbb{R}^3 . Pour un triplet donné (p, v, l) , il est facile de reconstruire la courbe par $c(\tau) = p + l \int_0^\tau v(s) ds$.

Pour extraire les courbes de niveaux en utilisant la fonction *dist* nous utilisons les deux principaux algorithmes de la littérature qui peuvent être appliqués sur le maillage des surfaces faciales 3D pour calculer les courbes géodésiques par rapport à n'importe quel point de la surface S : L'algorithme Dijkstra et l'algorithme de Fast Marching (voir Annexe A.2). En revanche pour la deuxième fonction nous procédons comme suit :

Soit β_λ 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_λ qui a le point de référence comme centre et un rayon variable λ . L'intersection de la sphère et la surface du visage donne des points équidistants du point de référence. La figure 3.7 illustre les résultats de la procédure d'extraction des courbes de niveaux. La figure 3.8 montre quelques illustrations des courbes de niveaux extraites à partir des visages de la base FRGCv2.

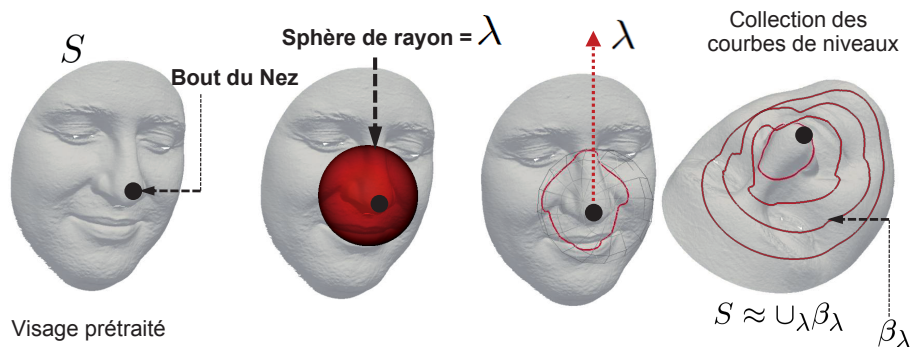


FIGURE 3.7 – Procédure d'extraction des courbes de niveaux.

Si nécessaire, nous pouvons reconstruire approximativement S à partir de ces courbes de niveaux, $S \approx \cup_\lambda \beta_\lambda = \cup_\lambda \{S \cap M_\lambda\}$ comme illustré dans la figure 3.7. Nous notons que dans la présente étude, 26 courbes de niveaux sont utilisées.

Nous représentons chaque surface faciale par une collection indexée de courbes de niveaux et radiales qui représentent la forme de la surface. Tout d'abord, nous nous intéressons dans un premier temps à l'analyse de la forme des courbes faciales. Ensuite nous étendrons cette approche pour pouvoir calculer la similarité entre les surfaces faciales 3D.

La figure 3.9 illustre des exemples des courbes de niveaux et radiales extraites de quelques visages 3D de la base FRGCv2.

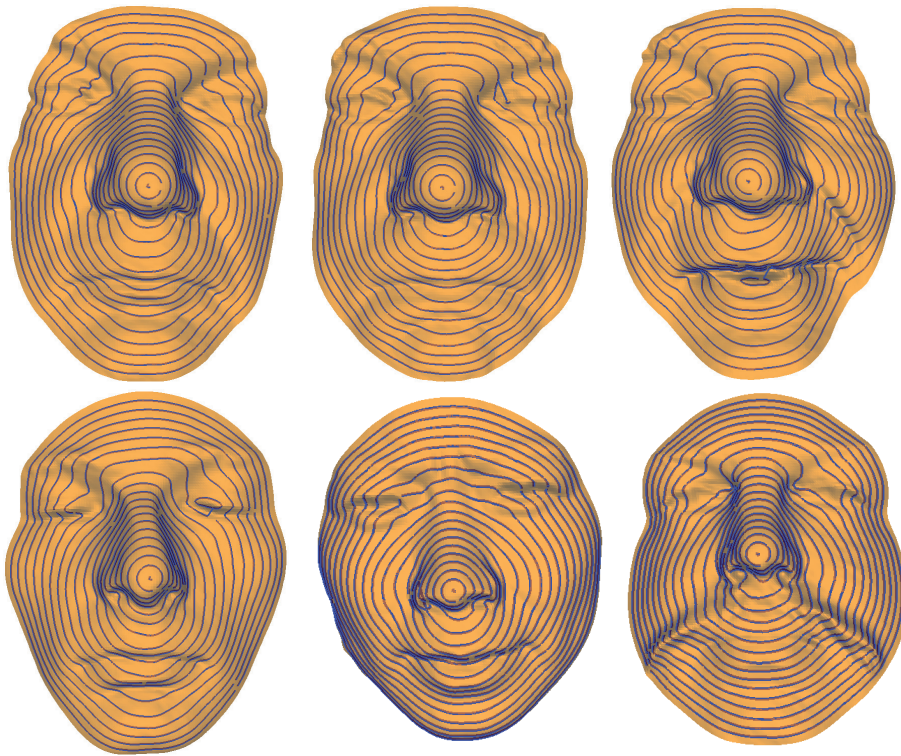


FIGURE 3.8 – Quelques illustrations des courbes de niveaux extraites à partir des visages de FRGCv2.

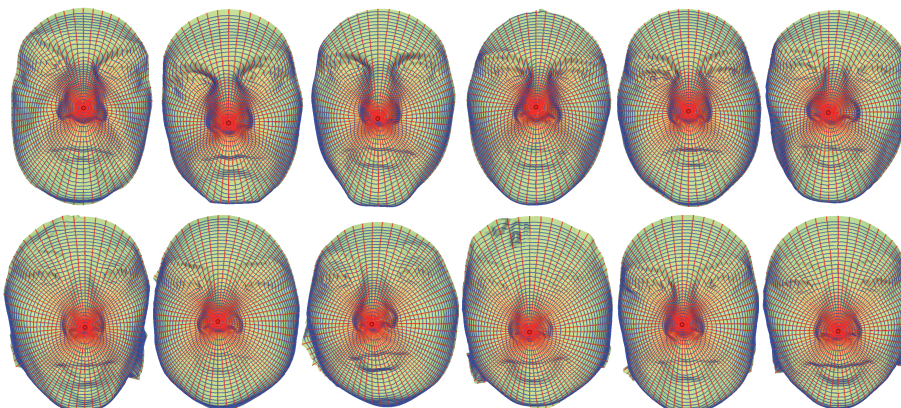


FIGURE 3.9 – Exemples de courbes de niveaux et radiales. -(a) Différentes sessions de la même personne -(b) Différentes sessions de différentes personnes.

3.4 CADRES GÉOMÉTRIQUES PAR L'ANALYSE RIEMANNIENNE DE LA FORME DES COURBES FACIALES

L'analyse de forme devrait idéalement être invariante au choix des paramétrisations, c'est-à-dire, on devrait obtenir la même comparaison indépendamment de la paramétrisation des deux surfaces. Pour éclairer ce problème, considérons le problème de l'analyse des formes des courbes dans \mathbb{R}^3 . Dans ce cas, il y a un ordre régulier des points le long des courbes qui nous aide à les paramétriser, bien que la paramétrisation ne soit pas unique. Par conséquent, on agit directement sur les courbes paramétrisées et on développe la métrique qui est invariante aux re-paramétrisations. Ainsi, on cherche une méthode pour comparer les formes de deux courbes quelconques qui est invariante à la re-paramétrisation. Retournons au problème de la comparaison des surfaces faciales, ce problème est difficile par le fait qu'il n'y a aucun ordre normal des points sur une surface. Par conséquent, l'espace de toutes les re-paramétrisations possible d'une surface est un plus grand ensemble. Comme sera expliqué plus tard, notre solution est d'imposer un ordre des points d'une surface, en utilisant l'idée des courbes faciales. Cette structure additionnelle de diviser les re-paramétrisations en deux ensembles plus petits, dont chacun est relativement plus facile à résoudre en utilisant la programmation dynamique.

Ces dernières années ont vu le développement de plusieurs approches pour décrire les formes des courbes 2D à savoir : [MM06, KSMJ04] et des courbes 3D [SSD06]. Nous pouvons citer, les approches basées sur les descripteurs de Fourier [SKBG95], celles basées sur les moments [TIC98] ou celles basées sur les axes médians. Cependant, il semble qu'aucune de ces méthodes ne s'est imposée ni du point de vue conceptuel ni de point de vue calculatoire, pour décrire la forme des courbes. Une approche très récente et prometteuse, consiste à considérer l'espace des formes à comparer comme un objet géométrique à part entière qui s'apparente à une variété Riemannienne sur lequel nous pourrions avoir recours aux outils "classiques" de la géométrie Riemannienne. Les résultats récents de Michor et Mumford [MM06] et Klassen et al. [KSMJ04] dans le cas des courbes planes montrent toute la puissance de cette approche. Joshi et al. [JKSJ07] ont proposé plus récemment une généralisation de ces travaux pour les courbes définies dans \mathbb{R}^n . Nous allons adopter ces derniers résultats [JKSJ07] à notre problème.

3.4.1 Représentation des courbes dans \mathbb{R}^3 : Fonction SRVF

Plusieurs recherches s'intéressent à l'analyse des courbes ouvertes et fermées, particulièrement dans un plan [SKK03]. Le thème commun est de représenter des courbes dans une dimension infinie, avec des courbes représentées dans une ou plusieurs manières possibles, et étudier la géométrie différentielle de l'espace modulo des reparamétrisations. Dans le cas des courbes fermées, on emploie une contrainte additionnelle pour assurer la fermeture, ceci a comme conséquence l'ensemble des courbes fermées est une variété non-linéaire à l'intérieur d'un plus grand espace de Hilbert. Pour comparer deux courbes quelconques, on impose une structure Riemannienne à l'espace quotient, et on calcule les chemins géodésiques sous la métrique choisie.

Nous commençons par considérer que les courbes faciales (niveaux et radiales) β sont des courbes dans \mathbb{R}^3 . Elles sont paramétrées par $\beta : S^1 \rightarrow \mathbb{R}^3$, en supposant que la courbe est non singulière, en d'autres termes $\|\dot{\beta}(t)\| \neq 0$ pour tout t , la norme utilisée ici est la norme euclidienne de \mathbb{R}^3 notée par $\|\cdot\|$. Il est à noter que les courbes ne sont pas paramétrisées 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 :

$$q(t) \doteq \frac{\dot{\beta}(t)}{\sqrt{\|\dot{\beta}(t)\|}}. \quad (3.2)$$

$q(t)$ est alors une fonction spéciale qui capture la forme de β et elle est particulièrement pratique pour l'analyse de forme, comme nous le décrivons prochainement. Le carré \mathbb{L}^2 -norme de q , est donné par :

$$\|q\|^2 = \int_{S^1} \langle q(t), q(t) \rangle dt = \int_{S^1} \|\dot{\beta}(t)\| dt \quad (3.3)$$

Qui est la longueur de β .

La métrique élastique pour comparer la forme des courbes devient une métrique dans \mathbb{L}^2 en vertu de cette représentation [JKS07]. Suivant la nature des courbes ouvertes ou fermées, nous détaillerons ci-après les fondations mathématiques de l'analyse des formes des courbes faciales.

3.4.2 Analyse Riemannienne des courbes ouvertes dans \mathbb{R}^3

Soit S une surface faciale obtenue après l'étape de pré-traitement cité précédemment. Bien que S soit un maillage triangulaire, nous commençons la discussion en supposant que c'est une surface continue. Soit

$\beta_\alpha : I = [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^3$, représente une courbe radiale du visage. Nous définissons l'ensemble des courbes ouvertes $\{\beta_\alpha\}$ dans \mathbb{R}^3 par :

$$\mathcal{C} = \{q : I = [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^3 \mid \|q\| = 1\} \subset \mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3) \quad (3.4)$$

\mathcal{C} devient une variété Riemannienne. En particulier, les éléments de \mathcal{C} disposent d'une norme unique \mathbb{L}^2 , \mathcal{C} est une hypersphère dans l'espace de Hilbert $\mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3)$. Afin de comparer les formes des deux courbes radiales, nous pouvons calculer la distance entre elles dans \mathcal{C} avec la métrique choisie. Cette distance est définie comme la longueur de la géodésique reliant les deux points q_1, q_2 dans \mathcal{C} . \mathcal{C} est une sphère, le chemin géodésique ainsi que sa longueur peuvent être calculés analytiquement. La distance géodésique entre deux points quelconques $q_1, q_2 \in \mathcal{C}$ est donnée par :

$$d_c(q_1, q_2) = \cos^{-1}(\langle q_1, q_2 \rangle) \quad (3.5)$$

Le chemin géodésique $\alpha : [0, 1] \rightarrow \mathcal{C}$, est donné par :

$$\alpha(\tau) = \frac{1}{\sin(\theta)} (\sin((1 - \tau)\theta)q_1 + \sin(\tau\theta)q_2) , \quad (3.6)$$

Où $\theta = d_c(q_1, q_2)$. La Figure 3.10 illustre l'espace \mathcal{C} et le chemin géodésique entre deux éléments de cet espace. Comme illustré dans la figure 3.10, l'espace de toutes les courbes est une sphère dans l'espace de Hilbert. Par conséquent, le chemin géodésique dans l'espace des courbes est un arc du grand cercle reliant les deux courbes considérées comme des éléments de cette sphère.

Il est facile de voir que plusieurs éléments de \mathcal{C} peuvent représenter des courbes avec la même forme. Par exemple, si nous subissons une rotation à une courbe dans \mathbb{R}^3 , nous obtenons les différentes fonctions *SRVF* (*Square Root Velocity Function*), en revanche sa forme reste inchangée. Une autre situation similaire se pose quand une courbe est re-paramétrée, une re-paramétrisation de la courbe change sa fonction SRVF mais pas sa forme.

Pour faire face à cette variabilité, nous définissons les orbites du groupe des rotations $SO(3)$ et le groupe des re-paramétrisations Γ comme classes d'équivalences de \mathcal{C} . Ici, Γ est l'ensemble des orientations qui préservent les endomorphismes du S et les éléments de Γ sont considérés comme des fonctions de reparamétrisations. Soit $[q]$ la classe d'équivalence de q donnée par 3.7.

Par exemple, pour une courbe $\beta_\alpha : I \rightarrow \mathbb{R}^3$ et une fonction $\gamma \in \Gamma$, la courbe $\beta_\alpha \circ \gamma$ est une re-paramétrisation de β_α . La SRVF correspondante change en fonction de $q(t) \mapsto \sqrt{\dot{\gamma}(t)}q(\gamma(t))$. L'ensemble de ces classes

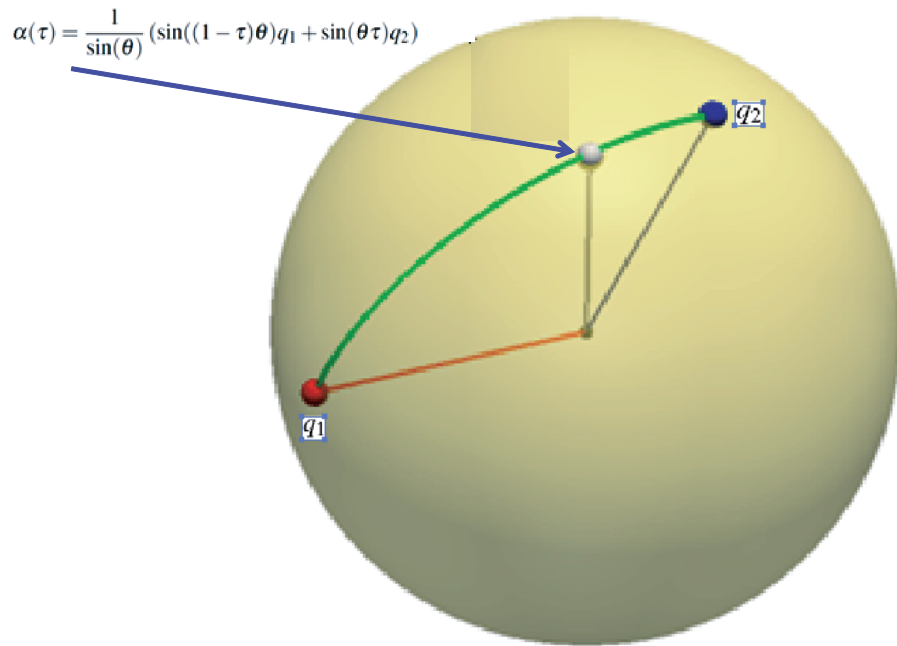


FIGURE 3.10 – Illustration de l'espace de formes et le chemin géodésique entre deux éléments de cet espace.

d'équivalence, notée $\mathcal{S} \doteq \mathcal{C}/(SO(3) \times \Gamma)$ est appelé l'espace forme des courbes ouvertes dans \mathbb{R}^3 . Cet ensemble est donné par l'équation 3.7.

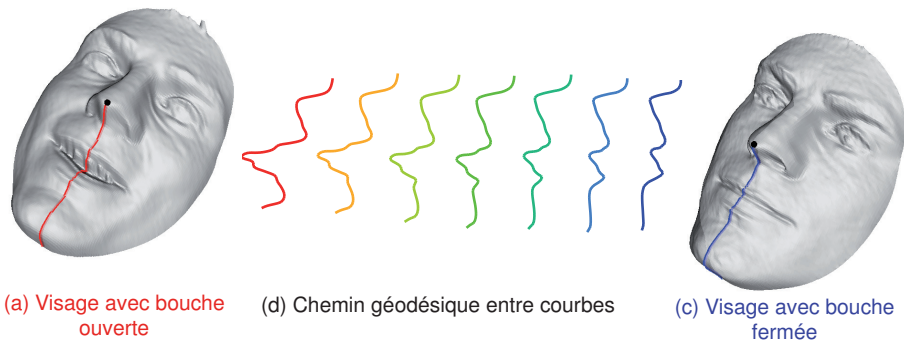


FIGURE 3.11 – Exemples de chemin géodésiques entre courbes radiales.

$$[q] = \{ \sqrt{\dot{\gamma}(t)} Oq(\gamma(t)) \mid O \in SO(3), \gamma \in \Gamma \}, \quad (3.7)$$

\mathcal{S} hérite une métrique Riemannienne de l'espace pré-forme \mathcal{C} à cause de la structure quotient [SKJ11]. Grâce à la fonction *SRVF* (*Square Root Velocity Function*), les groupes $\Gamma \times SO(3)$ agissent par isométries. Pour obtenir les chemins géodésiques et les distances géodésiques entre les éléments de \mathcal{S} , nous avons besoin de résoudre le problème d'optimisation donné par 3.8.

$$(O^*, \gamma^*) = \arg \min_{(O, \gamma) \in SO(3) \times \Gamma} d_c(q_1, \sqrt{\gamma} O(q_2 \circ \gamma)) . \quad (3.8)$$

La figure 3.11 montre un chemin géodésique entre les courbes radiales. La correspondance optimale des points 3D des courbes extraites de deux surfaces faciales différentes en utilisant la programmation dynamique est illustrée dans la figure 3.12.

Pour une reparamétrisation O fixée dans $SO(3)$, l'optimisation sur Γ se fait en utilisant la programmation dynamique. De même, pour $\gamma \in \Gamma$ fixée, l'optimisation sur $SO(3)$ est réalisée en utilisant la méthode de décomposition des valeurs singulières. En itérant entre ces deux, nous pouvons parvenir à une solution pour le problème d'optimisation.

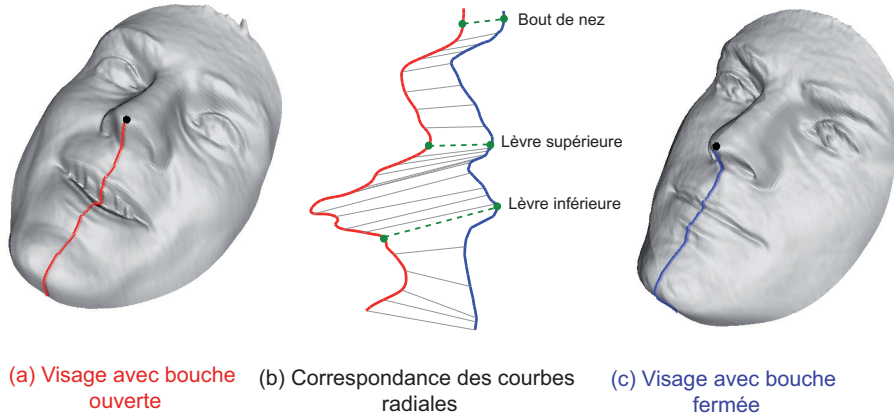


FIGURE 3.12 – Un exemple de correspondance des points des courbes radiales extraites de deux visages différents.

Soit $q_2^*(t) = \sqrt{\gamma^*(t)} O^* q_2(\gamma^*(t))$ un élément optimal de $[q_2]$, associée à la rotation optimale O^* et à la reparamétrisation γ^* de la deuxième courbe, donc

$$d_s([q_1], [q_2]) \doteq d_c(q_1, q_2^*) , \quad (3.9)$$

et la géodésique entre $[q_1]$ et $[q_2]$ dans \mathcal{S} est donnée par 3.10.

$$\psi(\tau) = \frac{1}{\sin(\theta)} (\sin((1 - \tau)\theta) q_1 + \sin(\theta\tau) q_2^*) \quad (3.10)$$

où θ est maintenant $d_s([q_1], [q_2])$.

La figure 3.13 illustre deux exemples de chemins géodésiques entre les courbes radiales. La première ligne illustre le chemin entre deux ensembles de courbes de deux sessions différentes d'une même personne

(chemin intra-classe), alors que la deuxième ligne présente le chemin géodésique entre des courbes de deux personnes différentes (chemin inter-classe).

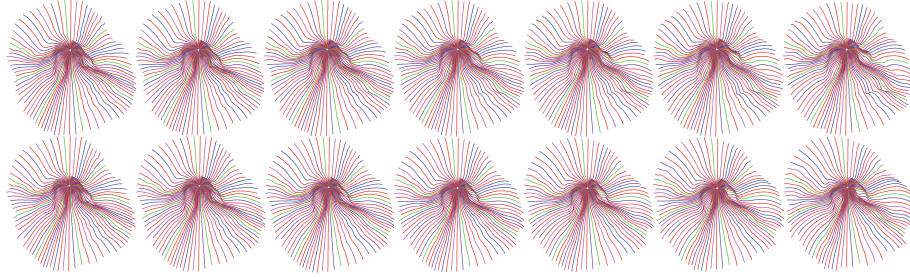


FIGURE 3.13 – Exemples de chemins géodésiques entre courbes radiales. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.

3.4.3 Analyse Riemannienne des courbes fermées dans \mathbb{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 $\beta_\lambda : I = [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^3$, représente une courbe du niveau λ du visage. Afin de limiter notre analyse de la forme aux courbes fermées, nous définissons l'ensemble des courbes fermées $\{\beta_\lambda\}$ dans \mathbb{R}^3 par :

$$\tilde{\mathcal{C}} = \{q : \mathbb{S}^1 \rightarrow \mathbb{R}^3 \mid \int_{\mathbb{S}^1} q(t) \|q(t)\| dt = 0\} \subset \mathbb{L}^2(\mathbb{S}^1, \mathbb{R}^3). \quad (3.11)$$

Où $\mathbb{L}^2(\mathbb{S}^1, \mathbb{R}^3)$ désigne l'ensemble de toutes les fonctions intégrables de \mathbb{S}^1 à \mathbb{R}^3 . La quantité $\int_{\mathbb{S}^1} q(t) \|q(t)\| dt$ désigne le déplacement total dans \mathbb{R}^3 tout en se déplaçant depuis l'origine de la courbe jusqu'à la fin. Lorsqu'elle est nulle, la courbe est fermée. Ainsi, $\tilde{\mathcal{C}}$ représente l'ensemble de toutes les courbes fermées de \mathbb{R}^3 , chaque courbe est représentée par sa fonction SRVF. Notez que les éléments de $\tilde{\mathcal{C}}$ ont la même longueur (égale à 1).

Comme illustré par la figure 3.14, l'ensemble de ces représentations est un sous-ensemble d'une sphère unité de l'espace de Hilbert. Par conséquent, le plus court chemin entre les éléments dans cet sous-espace doit être projeté dans l'espace $\tilde{\mathcal{C}}$. Ce n'est pas forcément donné par le plus grand arc reliant les deux points sur la sphère.

Cet ensemble est une variété non linéaire vue la propriété de non linéarité de la fermeture. Elle sera munie alors d'une structure Riemannienne en utilisant le produit scalaire suivant : pour deux vecteurs tangents $u, v \in T_q(\tilde{\mathcal{C}})$, nous définissons :

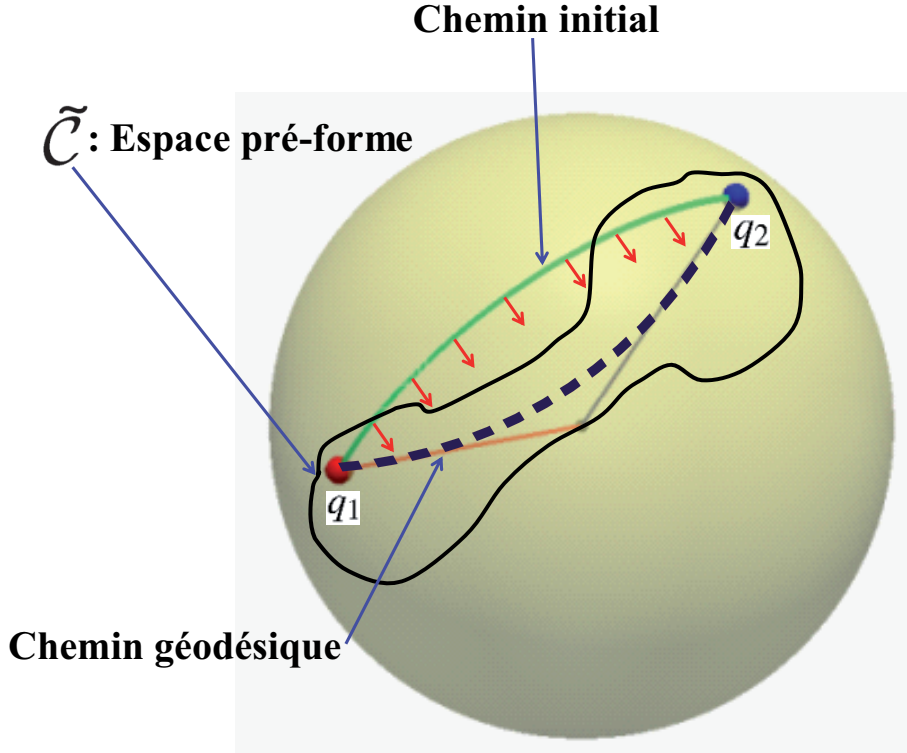


FIGURE 3.14 – Illustration de l'espace des pré-formes $\tilde{\mathcal{C}}$ et le chemin géodésique dans cet espace des pré-formes.

$$\langle u, v \rangle = \int_{S^1} \langle u(t), v(t) \rangle dt . \quad (3.12)$$

Pour tout $q \in \tilde{\mathcal{C}}$, l'espace tangent est défini par :

$$T_q(\tilde{\mathcal{C}}) = \{v : S^1 \rightarrow \mathbb{R}^3 \mid \langle v, w \rangle = 0, w \in N_q(\tilde{\mathcal{C}})\} \quad (3.13)$$

Où $N_q(\tilde{\mathcal{C}})$ désigne l'espace des vecteurs normaux à q donné par :

$$N_q(\tilde{\mathcal{C}}) = \text{span} \left\{ \frac{q^1(t)}{\|q(t)\|} q(t) + \|q(t)\| \mathbf{e}^1, \frac{q^2(t)}{\|q(t)\|} q(t) + \|q(t)\| \mathbf{e}^2, \frac{q^3(t)}{\|q(t)\|} q(t) + \|q(t)\| \mathbf{e}^3 \right\} \quad (3.14)$$

Où $\{\mathbf{e}^1, \mathbf{e}^2, \mathbf{e}^3\}$ forme une base orthonormée de \mathbb{R}^3 . Jusqu'ici nous avons décrit un ensemble de courbes fermées et on les a dotées d'une structure Riemannienne. Ensuite, nous considérons le problème de représenter les formes de ces courbes. Il est facile de voir que plusieurs éléments de $\tilde{\mathcal{C}}$ peuvent représenter des courbes avec la même forme. Par exemple, si nous subissons une rotation à une courbe dans \mathbb{R}^3 , nous obtenons une différentes SRVF, mais sa forme reste inchangée. Une autre situation similaire se pose quand une courbe est re-paramétrée, une re-paramétrisation de la courbe change sa fonction SRVF mais pas sa forme.

Pour faire face à cette variabilité, nous définissons les orbites du groupe des rotations $SO(3)$ et le groupe des re-paramétrisations Γ comme classes d'équivalences de $\tilde{\mathcal{C}}$. Ici, Γ est l'ensemble des orientations qui préservent les endomorphismes du S^1 et les éléments de Γ sont considérés comme des fonctions de reparamétrisations. La correspondance optimale des points 3D des courbes extraites de deux surfaces faciales différentes en utilisant la programmation dynamique est illustrée dans la figure 3.15.

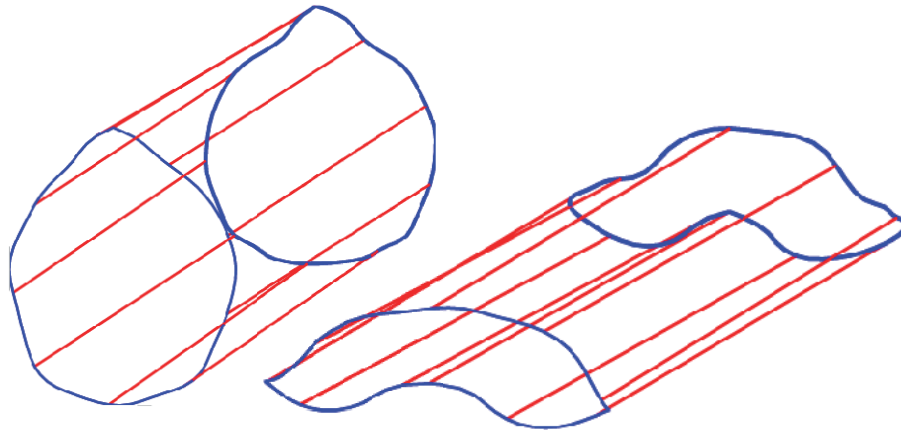


FIGURE 3.15 – Un exemple de correspondance des points des courbes de niveaux extraites de deux visages différents.

La figure 3.16 montre quelques chemins géodésiques entre les courbes fermées. Nous définissons alors les orbites du groupe de rotation $SO(3)$ et le groupe de re-paramétrisation Γ comme classes d'équivalence dans $\tilde{\mathcal{C}}$. Les éléments de l'ensemble est donnés dans 3.7.

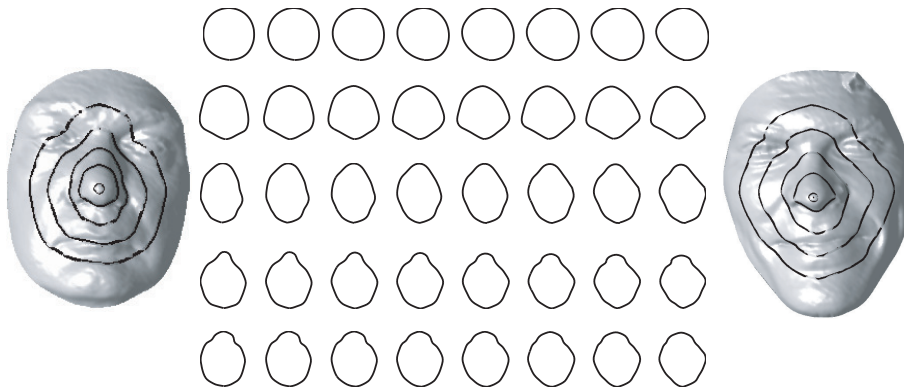


FIGURE 3.16 – Exemples de chemin géodésiques entre courbes fermées.

Ces éléments sont alors équivalents à la même forme de q , et l'ensemble de ces classes d'équivalence hérite la structure Riemannienne de l'espace pré-forme $\tilde{\mathcal{C}}$ et représente alors notre espace d'étude, la classe d'équivalence est défini par :

$$\tilde{\mathcal{S}} \doteq \tilde{\mathcal{C}} / (SO(3) \times \Gamma) \quad (3.15)$$

Cet ensemble est appelé l'espace de formes des courbes fermées dans \mathbb{R}^3 . $\tilde{\mathcal{S}}$ hérite une métrique Riemannienne de le grand espace $\tilde{\mathcal{C}}$ et il est donc une variété Riemannienne. Les courbes sont ainsi représentées dans l'espace de Hilbert ce qui permet de profiter des propriétés de cet espace, voir [JKS]07]. En outre, pour définir une forme, la représentation doit être indépendante des différentes rotations et reparamétrisations. Ce qui se traduit mathématiquement par l'espace quotient du groupe des rotations $SO(3)$ et le groupe des reparamétrisations Γ .

L'objectif de notre approche est la construction d'un chemin géodésique entre deux éléments de $\tilde{\mathcal{S}}$, sous la métrique Riemannienne donnée par l'équation 3.12. Étant données deux courbes β_{λ_1} et β_{λ_2} représentées par leurs SRVF respectives q_1 et q_2 , nous cherchons à trouver un chemin géodésique entre les orbites $[q_1]$ et $[q_2]$ dans l'espace des formes $\tilde{\mathcal{S}}$. En utilisant une méthode numérique, appelée méthode de *dressage* [KSo6a, JSK]07] qui consiste à relier les deux points $[q_1]$ et $[q_2]$ par un chemin arbitraire α puis mettre à jour ce chemin itérativement dans le sens négatif du gradient de son énergie donnée par :

$$E[\alpha] = \frac{1}{2} \int_s \langle \dot{\alpha}(s), \dot{\alpha}(s) \rangle ds \quad (3.16)$$

Il a été démontré dans [KSo6b] que les points critiques de E sont des chemins géodésiques dans $\tilde{\mathcal{S}}$. Ainsi, cette mise à jour basée sur le gradient conduit à un point critique de E qui, à son tour, est un chemin géodésique entre les points donnés. Cette idée est illustrée par la figure 3.17 qui montre que la plus courte distance entre les deux orbites $[q_1]$ et $[q_2]$, est donnée par q_1 et q_2^* .

Nous noterons $d_{\mathcal{S}}([q_1], [q_2])$ la distance géodésique ou la longueur de la géodésique dans $\tilde{\mathcal{S}}$, entre deux représentations β_{λ_1} et β_{λ_2} .

La figure 3.18 illustre deux exemples de chemins géodésiques entre les courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin entre deux ensembles de courbes de deux sessions différentes d'une même personne (chemin intra-classe), alors que la deuxième ligne présente le chemin géodésique entre des courbes de deux personnes différentes (chemin inter-classe).

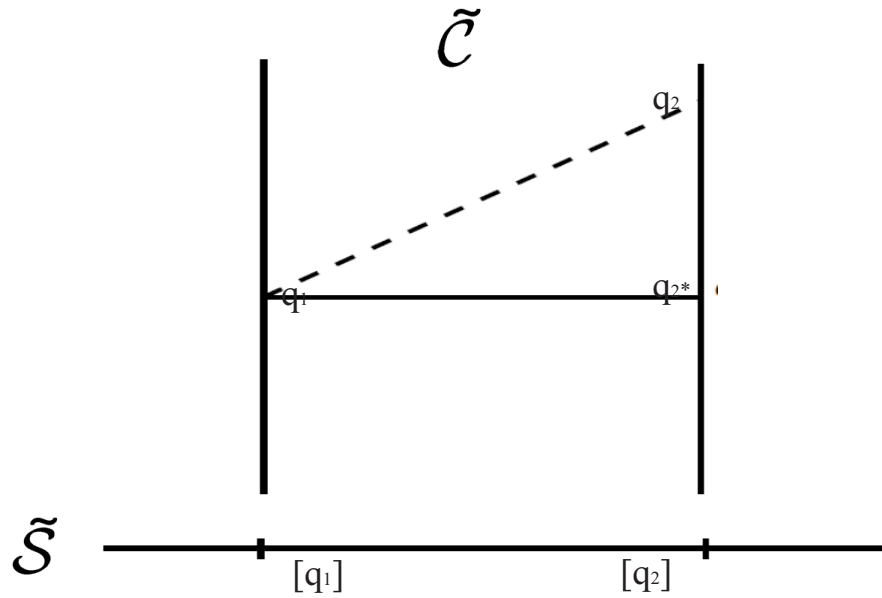


FIGURE 3.17 – Illustration de la procédure du calcul du chemin géodésique entre les deux orbits $[q_1]$ et $[q_2]$.

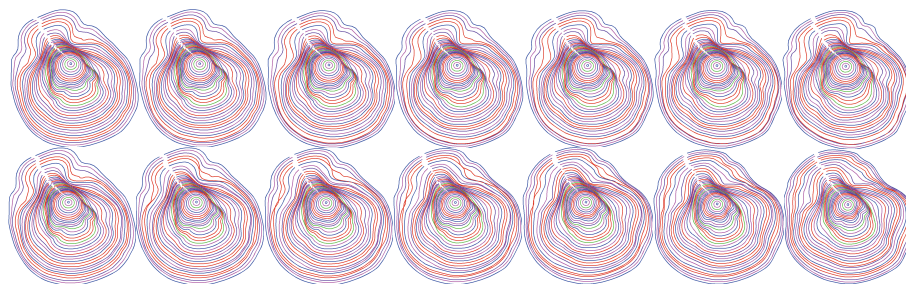


FIGURE 3.18 – Exemples de chemins géodésiques entre courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.

3.4.4 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 :

$$S \approx \left\{ \bigcup_{\lambda=1}^{N_\lambda} \beta_\lambda \right\} \cup \left\{ \bigcup_{\alpha=1}^{N_\alpha} \beta_\alpha \right\}. \quad (3.17)$$

Où β_λ représente la courbe de niveau associée au niveau λ , N_λ l'ensemble des courbes de niveaux, β_α représente la courbe radiale associée à l'angle α et N_α l'ensemble des courbes radiales. La figure 3.19 illustre un exemple de cette correspondance. Avec cette correspondance, nous pouvons calculer les chemins géodésiques et les distances géodésiques entre les courbes correspondant à travers le visage. Ce calcul a plusieurs propriétés intéressantes. Tout d'abord, il fournit une métrique Riemannienne entre les surfaces faciales en combinant les distances entre les courbes correspondantes.

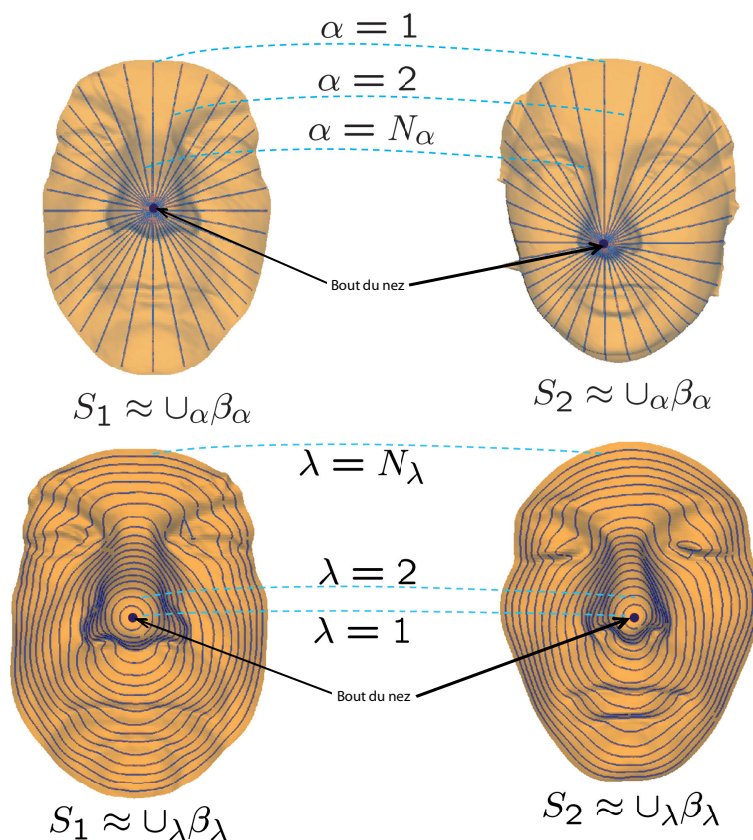


FIGURE 3.19 – La correspondance entre les courbes radiales et les courbes de niveaux de la surface faciale.

Dans notre approche, les formes de deux surfaces faciales sont compa-

rées par leurs courbes faciales correspondantes. Pour deux surface faciales S^1 et S^2 , et leurs courbes radiales $\{\beta_\alpha^1, \alpha \in [0, N_\alpha]\}$, $\{\beta_\alpha^2, \alpha \in [0, N_\alpha]\}$ et de niveaux $\{\beta_\lambda^1, \lambda \in [0, N_\lambda]\}$, $\{\beta_\lambda^2, \lambda \in [0, N_\lambda]\}$ respectivement. La distance entre deux surfaces faciales s^1 et s^2 est définie par :

$$d(S^1, S^2) = \frac{1}{N_\lambda} \int_\lambda d_s(\beta_\lambda^1, \beta_\lambda^2) d\lambda + \frac{1}{N_\alpha} \int_\alpha d_s(\beta_\alpha^1, \beta_\alpha^2) d\alpha. \quad (3.18)$$

Les différentes étapes pour comparer deux surfaces faciales sont détaillées par l'algorithme 1. Ensuite, comme nous avons les chemins géodésiques montrant les déformations optimales entre les courbes faciales correspondantes, nous pouvons combiner ces déformations pour obtenir les déformations complètes entre les surfaces faciales. En fait, ces déformations sont tout simplement les chemins géodésiques entre les surfaces faciales qui sont représentées comme des éléments des espaces des formes de courbes ouvertes et fermées.

Algorithme 1: Algorithme du calcul de distance géodésique entre les courbes faciales

Input : Deux courbes β^1 et β^2

Output : $d(\beta^1, \beta^2) = d_s([q^1], [q^2])$

1. Pour chaque $i = 1, 2$ calculer SRVF (Square Root velocity

Function) $q^i(t) \doteq \frac{\dot{\beta}^i(t)}{\sqrt{\|\dot{\beta}^i(t)\|}}$

2. Calculer la rotation optimale et la reparamétrisation O^* et γ^* :

$$(O^*, \gamma^*) = \arg \cdot \min_{(O, \gamma) \in SO(3) \times \Gamma} d_c(q^1, \sqrt{\gamma} O (q^2 \circ \gamma)) .$$

3. $q_2^*(t) = \sqrt{\gamma^*(t)} O^* q^2(\gamma^*(t))$

4. Calculer la distance géodésique entre q^1 et q_2^* .

– Si la courbe est ouverte : $d_S(q^1, q_2^*) = \cos^{-1}(\langle q^1, q_2^* \rangle)$.

– Si la courbe est fermée : $d_S(q^1, q_2^*)$.

5. Calculer la distance géodésique dans l'espace quotient.

– Si la courbe est ouverte : $d_S([q^1], [q^2]) = d_S(q^1, q_2^*)$

– Si la courbe est fermée : $d_S([q^1], [q^2]) = d_{\mathcal{S}}(q^1, q_2^*)$.

Après avoir analysé les déformations des surfaces faciales, nous allons maintenant montrer les éléments du chemin géodésique entre deux surfaces faciales représentées par différents types des courbes cités dans les sections précédentes (Courbes radiales et de niveaux). Les surfaces faciales correspondants aux éléments situées à égal pas sur le chemin géodésique

sont représentées entre ces deux surfaces. Ces chemins dénotent les déformations "optimales" entre deux surfaces faciales et les longueurs de chemin mesurent la quantité de déformations. La figure 3.20 illustre deux



FIGURE 3.20 – Exemples de chemins géodésiques entre deux surfaces faciales représentées par une collection de courbes radiales. La première ligne illustre le chemin géodésique entre les surfaces faciales de la même personne (intra-classe) sous différentes expressions faciales. Afin de montrer les régions des surfaces faciales qui ont subi des déformations, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.

exemples de chemins géodésiques entre deux surfaces faciales représentées par une collection de courbes radiales. La première ligne illustre un chemin géodésique entre des surfaces faciales de deux sessions différentes d'une même personne, alors que la seconde ligne représente le chemin géodésique entre des surfaces faciales de deux personnes différentes.



FIGURE 3.21 – Exemples de chemins géodésiques entre surfaces faciales représentées par une collection de courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.

La figure 3.21 illustre deux exemples de chemins géodésiques entre deux surfaces faciales représentées par une collection de courbes de niveaux. La première ligne illustre un chemin géodésique entre des surfaces faciales de deux sessions différentes d'une même personne, alors que la seconde ligne représente le chemin géodésique entre des surfaces faciales de deux personnes différentes. Un deuxième exemple de chemins géodésique est illustré dans la figure 3.22 celui-ci montre deux exemples de chemins géodésiques entre deux surfaces nasales. La première ligne illustre un chemin géodésique entre des surfaces nasales de deux personnes diffé-

rentes, alors que la seconde ligne représente un chemin géodésique entre des surfaces nasales de deux sessions différentes d'une même personne.

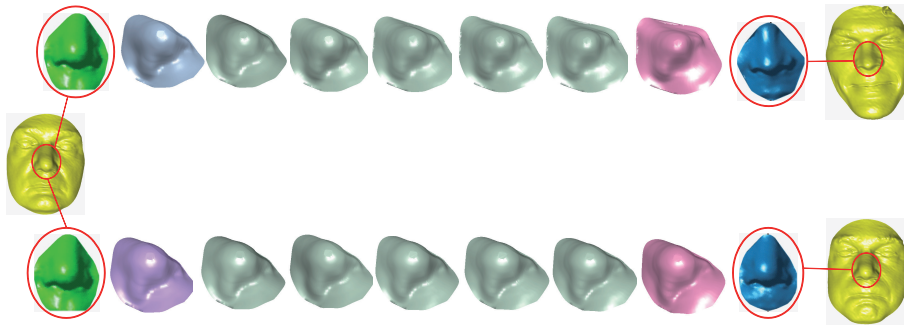


FIGURE 3.22 – Exemples de chemins géodésiques entre surfaces nasales représentées par une collection de courbes de niveaux. La première ligne illustre le chemin intra-classe, la deuxième ligne présente le chemin inter-classe.

3.5 RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX ET DISCUSSION

Dans cette section, nous présentons quelques résultats expérimentaux de notre approche effectué sur la base FSU et la base FRGC v2. Notre cadre géométrique est conçu pour le calcul du chemin géodésique entre les formes des surfaces faciale tout en se basant sur la forme sur leurs courbes faciales et la distance géodésique entre des surfaces faciales représentées par des courbes fermées d_S est utilisé comme score de similarité. Notre configuration des expérimentations de reconnaissance dans lesquelles nous utilisons des sessions de visages comme la base galerie et le reste en tant que base de test, nous calculons la matrice de distances géodésiques pour "**Galerie vs. Test**", nous considérons le plus proche voisin comme classificateur pour classer les visages de la base probe.

3.5.1 Evaluation sur la base Florida State University (FSU)

La base FSU : Nous avons effectué une série d'expériences utilisant la base de données FSU pour évaluer la performance de notre algorithme, et d'évaluer sa robustesse aux expressions faciales. Nous avons utilisé un total de 192 visages. Les données ont été acquises en utilisant un scanner laser **Minolta 700** qui produit des visages 3D. Chaque personne a six scans 3D pour différentes expressions faciales telles que (neutre, sourire, froncer les sourcils, colère, inquiets, peur). Nous divisons cet ensemble en deux bases, la galerie qui se compose d'un total de 96 visages neutres et la

base de test qui contient un total de 96 visages avec des expressions non-neutres. Les visages ont été disposés dans le même ordre afin que les scores entre les même personnes résident tout au long de la diagonale ce qui correspond aux accès client et les accès imposteur les scores en dehors de la diagonale.

Les résultats sont résumés en utilisant de la Matrice de similarité, la courbe DET qui présente la variation du taux de Faux Rejets (FRR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (FAR), la courbe ROC et la distribution des scores.

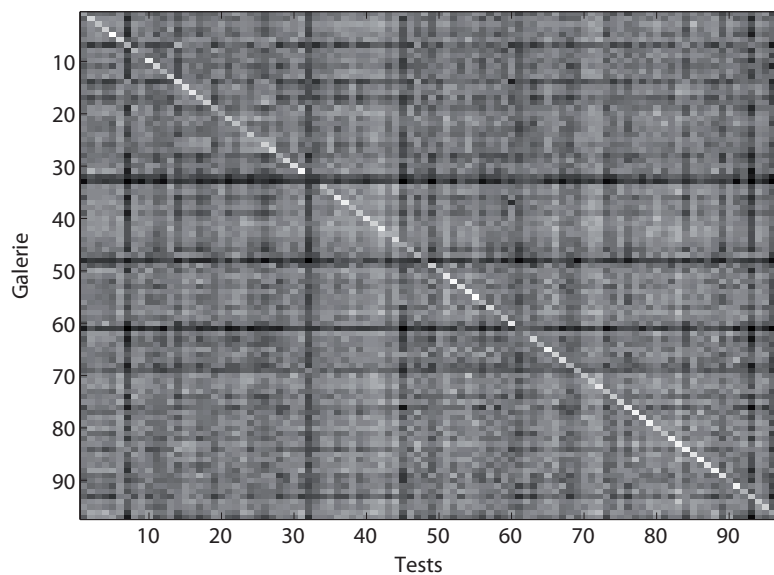


FIGURE 3.23 – La matrice de similarité pour l'expérimentation Galerie vs. Test de la base FSU

La matrice de similarité est présentée dans la figure 3.23. Les expériences montrent que la distance géodésique proposée est robuste par rapport aux déformations de visages causées par les expressions faciales. Autrement dit, les déformations causées par les changements dus aux expressions faciales, ces déformations n'ont pas montré d'effets significatifs sur la distance géodésique entre différentes sessions de la même personne, contrairement à la distance entre les visages des personnes différentes, mais néanmoins il y a quelques visages où l'intra-variabilité est plus significative que l'inter-variabilité. La matrice montre qu'il y a quelques visages qui n'ont pas été reconnus correctement par notre approche.

La figure 3.24 montre quelques visages non reconnus par notre approche, les images des vues frontales des visages montrent que tous les visages non reconnus ont une partie manquante de la région nasale, ceci

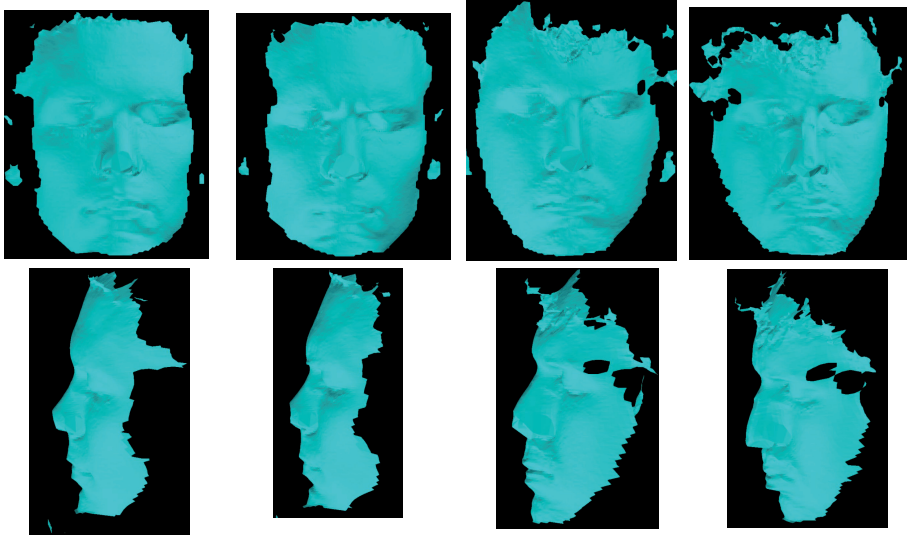


FIGURE 3.24 – Exemples de visages de la base FSU non reconnus par notre approche. La première ligne donne vue de face des visages 3D et la deuxième donne vue de profil des visages correspondants.

veut dire que la région nasale est apparemment pertinente pour la reconnaissance de visage. Dans la suite nous allons essayer d'étudier l'apport de la région nasale en reconnaissance de visage.

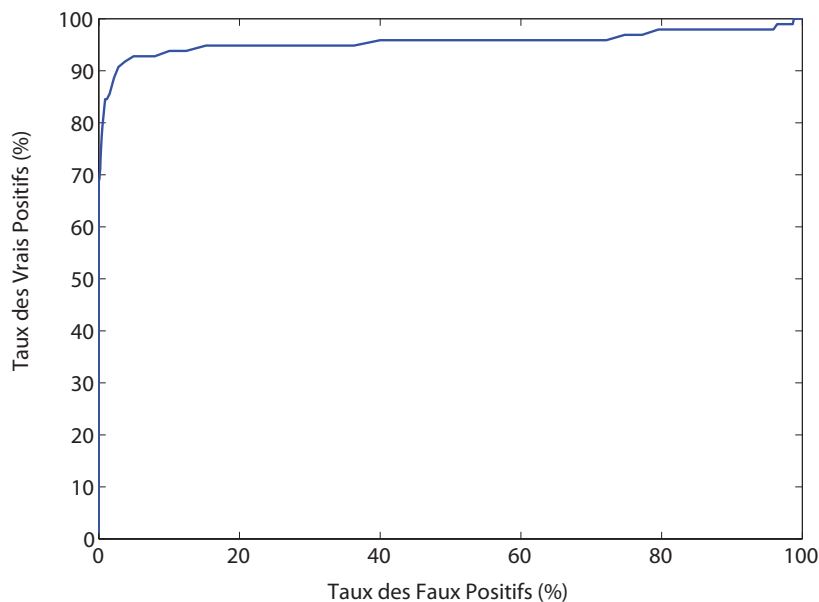


FIGURE 3.25 – Courbe ROC : Variation du taux de Faux vérification (VR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (EAR) lorsque le seuil de décision varie

La courbe ROC est une méthode de représentation graphique des performances d'un classifieur à deux classes, la figure 3.25 donne la courbe ROC de l'expérimentation effectuée, c'est la variation du taux de Faux véri-

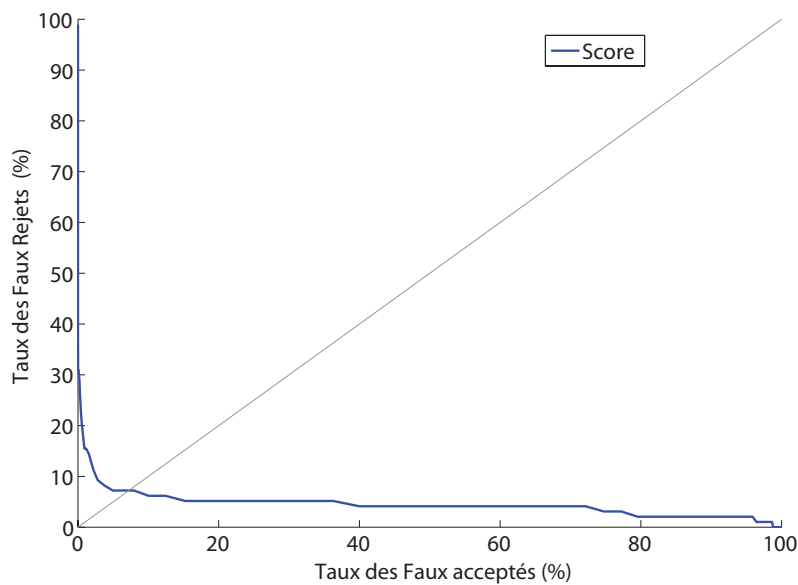


FIGURE 3.26 – Courbe ROC : Variation du taux de Faux Rejets (FRR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (FAR) lorsque le seuil de décision varie

fication (VR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (FAR) lorsque le seuil de décision varie. Il s'agit là de rapports qui ne dépendent donc pas de la distribution des classes. La figure 3.26 donne la courbe DET qu'est la variation du taux de Faux Rejets (FRR) en fonction du taux de Fausses Acceptations (FAR) lorsque le seuil de décision varie.

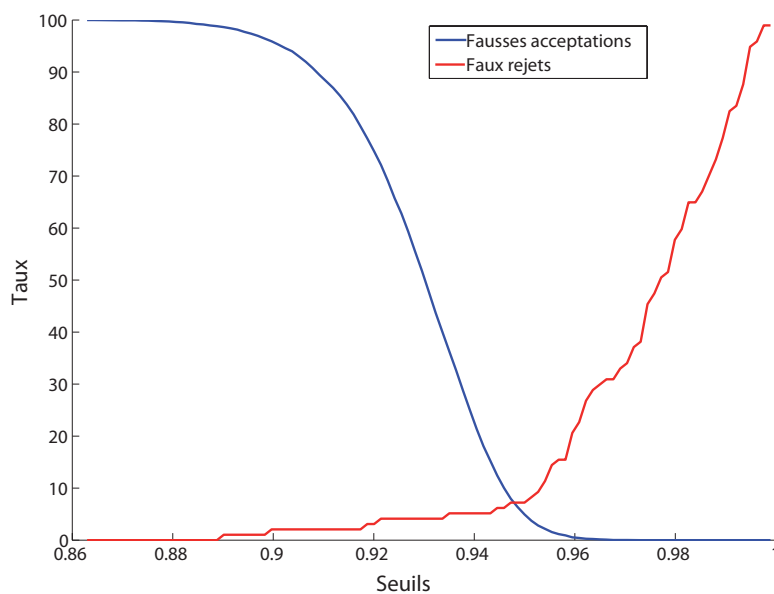


FIGURE 3.27 – Variation des taux de Faux Rejets (FRR) et taux de Fausses Acceptations (FAR) en fonction du seuil de décision

La figure 3.27 donne la variation des taux de Faux Rejets (FRR) et taux

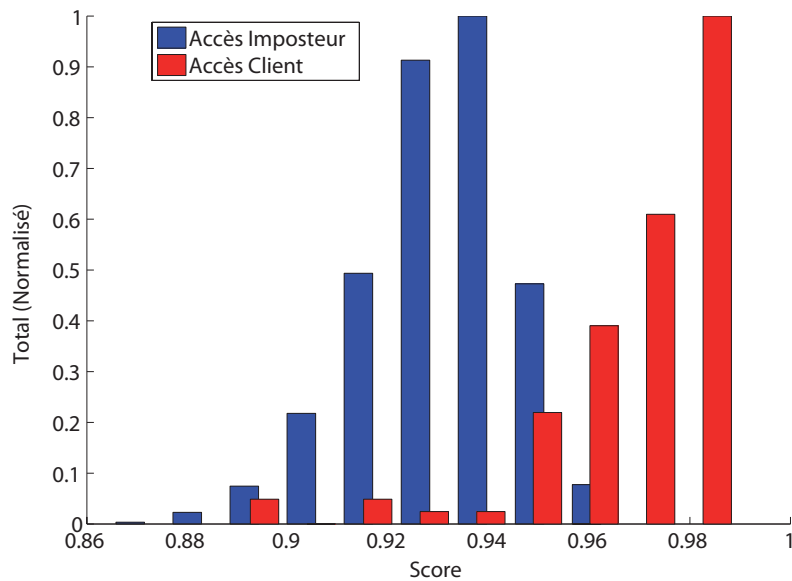


FIGURE 3.28 – Exemple de distributions de scores Client et Imposteur pour lesquelles on va représenter les courbes de performances

de Fausses Acceptations (FAR) en fonction du seuil de décision. La figure 3.28 illustre les distributions de scores client et imposteur pour lesquelles on va représenter les courbes de performances.

3.5.2 Evaluation sur la base de données FRGC v2

Comme le montre les figures 3.29, 3.30 et 3.31 nous trouvons trois exemples de scores de similarité entre les visages dans différentes situations. Chacune de ces trois matrices de ces figures montre les scores de similarité entre 15×15 visages. La figure 3.29 concerne la matrice de similarité dont les expressions neutres sont sur les lignes (base galerie) et aussi des expressions neutres des autres sessions sur les colonnes (base de test), tout en conservant es mêmes personnes des 15 visages de test. Les visages ont été disposés dans le même ordre afin que les scores entre les mêmes personnes réside tout au long de la diagonale (accès client) et les accès imposteurs en dehors de la diagonale. Comme prévu, les valeurs qui se trouvent dans la diagonale sont en général plus petit (plus sombre dans l'image) que les valeurs en dehors de la diagonale (plus clair dans l'image).

Les deux autres figures sont semblables, sauf que les visages tests ont désormais de petites expressions faciales pour la figure 3.30 et de grande expressions faciales pour la troisième et dernière figure 3.31. Noter bien que parmi les expressions faciales que nous avons sélectionnées on trouve

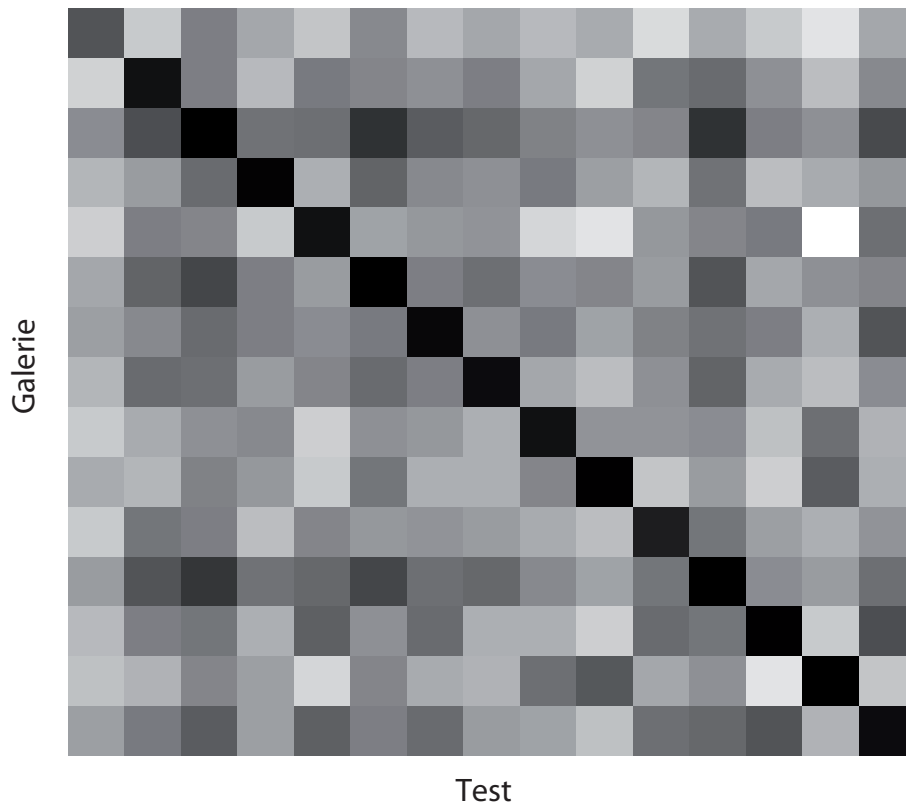
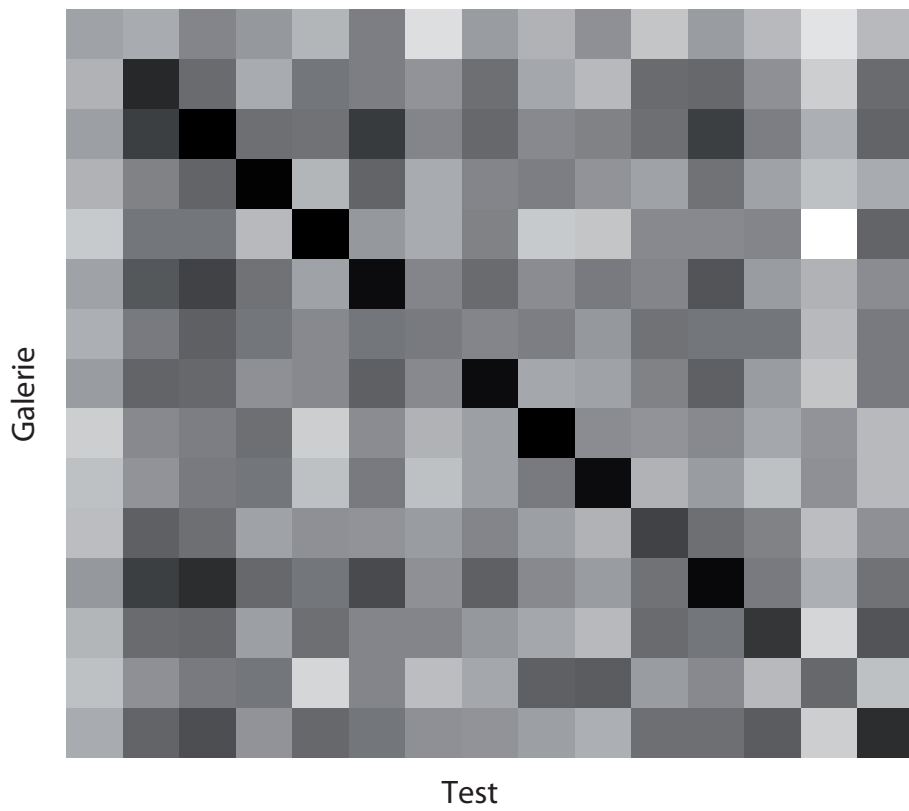
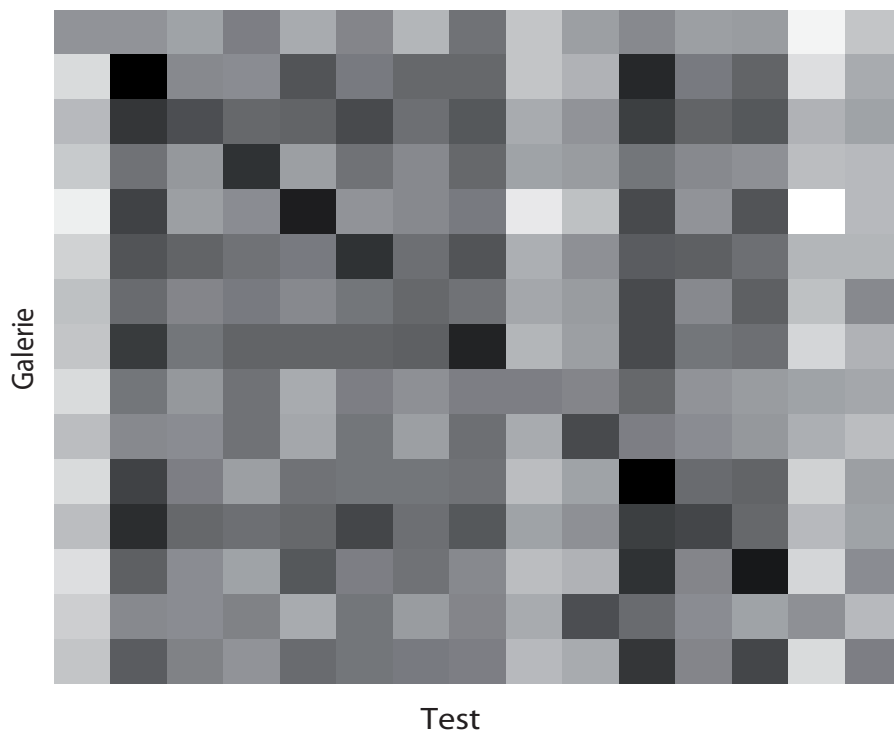


FIGURE 3.29 – Matrice de similarité Neutre vs. Expressions neutres (inter-sessions)

pas des expressions faciales avec bouche ouverte. En fait jusqu'à ici notre approche a des difficultés avec les courbes qui traversent la région de la bouche ouverte, nous allons essayer d'apporter une solution dans les chapitres qui suivent.

Deux applications intéressantes de notre approche seront étudiées l'authentification et la reconnaissance de visages 3D. Dans cette section, nous présentons quelques évaluations expérimentales produites sur un sous-ensemble de la base de données FRGCv2. Nous notons que le principal défi dans la reconnaissance faciale 3D est de gérer les déformations des visages causées par les expressions faciales.

- **Protocole d'évaluation** : nous nous concentrons dans nos expériences sur différents scénarios biométriques qui sont l'authentification (ou vérification) et l'identification (ou reconnaissance). L'authentification consiste à vérifier que l'utilisateur correspond bien à l'identité qui cherche à se connecter. Le plus simple ici consiste à vérifier son identité présentée comme un mot de passe, une carte à puces ou comme dans notre cas son visage 3D. Une application de vérification est le contrôle d'accès, cette phase consiste à vérifier que l'utilisateur maintenant authentifié dispose des privilèges

FIGURE 3.30 – *Matrice de similarité Neutre vs. Petites expressions (inter-sessions)*FIGURE 3.31 – *Matrice de similarité Neutre vs. Grandes expressions (inter-sessions).*

nécessaires pour accéder au système haute sécurité. Ici, une correspondance de un à un est réalisée : l'image 3D pour cet individu est acquise, pré-traitée et enfin par rapport à une acquisition d'inscription déjà incorporée dans la base de données du système. Si la similarité est supérieure à un seuil défini l'accès est accordé à l'individu, sinon l'accès est refusé. Le scénario d'identification consiste à déterminer l'identité d'un utilisateur autorisé dans une base de plusieurs individus.

En ce qui concerne le scénario de vérification, il est important d'examiner la probabilité d'une vérification correcte en fonction du taux de fausse acceptation (ou de l'accès imposteur). Cela est souvent représenté avec la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic), la courbe qui illustre la probabilité d'une vérification correcte par rapport au taux de fausses acceptations. Dans le scénario de l'identification, toutefois, les résultats pour l'identification du visage sont souvent affichés en utilisant la courbe CMC (Cumulative Match Characteristic). Cette courbe affiche le taux d'identification cumulé en fonction de rang de la distribution. Ceci fournit une indication du degré de proximité pour obtenir la correspondance correcte si la correspondance au rang-1 est incorrect.

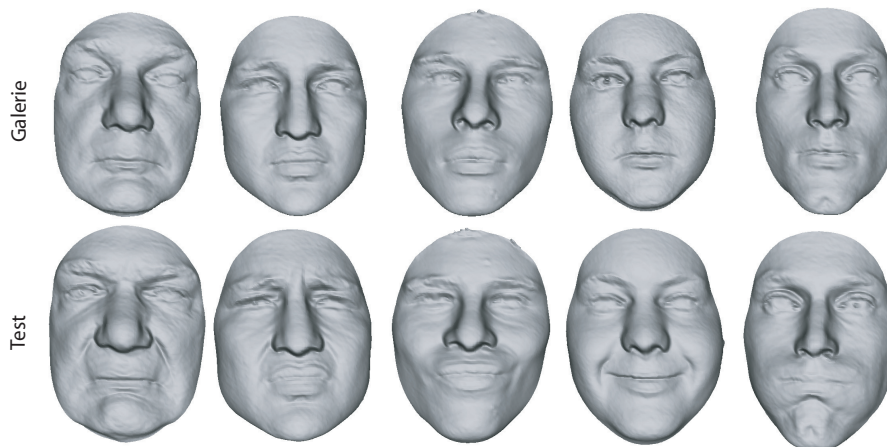


FIGURE 3.32 – La première ligne représente quelques exemples des visages de la galerie et la deuxième ligne représente ceux de la base test.

Afin de produire des résultats pour les deux scénarios et d'explorer l'effet de la présence des expressions faciales sur la performance de notre système, une matrice de similarité entre la base galerie et la base test est calculée. L'ensemble des données de la galerie contient 125 sessions pour les 125 différents sujets acquis avec des expressions neutres sélectionnés parmi les données de la base FRGCv2.

En revanche, l'ensemble des données de la base test contient des sessions complètement différentes de ces sujets avec des expressions faciales non-neutres, comme le montre la figure 3.32. En raison de la sensibilité de notre algorithme à la bouche ouverte, les expressions dans la base test ne comprennent que des scans avec des bouches fermées.

Dans cette matrice, les scores qui se trouvent à la diagonale représentent les accès clients (ou véritable accès) contrairement aux scores en dehors de la diagonale qui représentent les accès imposteurs. Ces scores permettent de produire la courbe ROC et la courbe CMC pour différents scénarios.

- **Les résultats préliminaires :** Nous comparons les résultats de notre algorithme avec une implémentation standard ICP (baseline) qui est considéré comme une référence dans la reconnaissance faciale 3D. Le même protocole a été suivie pour calculer les matrices de similarité pour les deux algorithmes sur les mêmes données pré-traitées de la même façon.

Comme le montre la figure 3.33 la courbe ROC de notre approche est toujours au dessus de celle de ICP ce qui signifie que le taux de vérification de notre algorithme est à chaque taux de fausses acceptations est plus grand que le taux de vérification de l'algorithme ICP. En outre, le EER (Equal Error Rate) qui est le taux d'erreur quand le taux de fausses acceptations égal au taux de faux rejets, est plus faible pour notre algorithme (8%) par rapport à l'algorithme ICP (15%). Ces résultats sont confirmés avec les courbes CMC pour les deux algorithmes (Figure 3.34). En fait, le taux de reconnaissance au rang-1 fournit par notre algorithme est d'environ 88.8% et de 78.5% par l'algorithme ICP (baseline). En outre, au quatrième rang, notre algorithme est déjà capable de reconnaître 97.8% des sujets, contrairement à l'algorithme ICP dont le taux de reconnaissance à ce rang est toujours en dessous de 89%.

CONCLUSION DU CHAPITRE

Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouveau cadre mathématique pour analyser les déformations des surfaces faciales. Nous avons défini l'espace des courbes ouvertes comme une variété Riemannienne de dimension infinie. Chaque courbe fermée devient un point de cette variété.

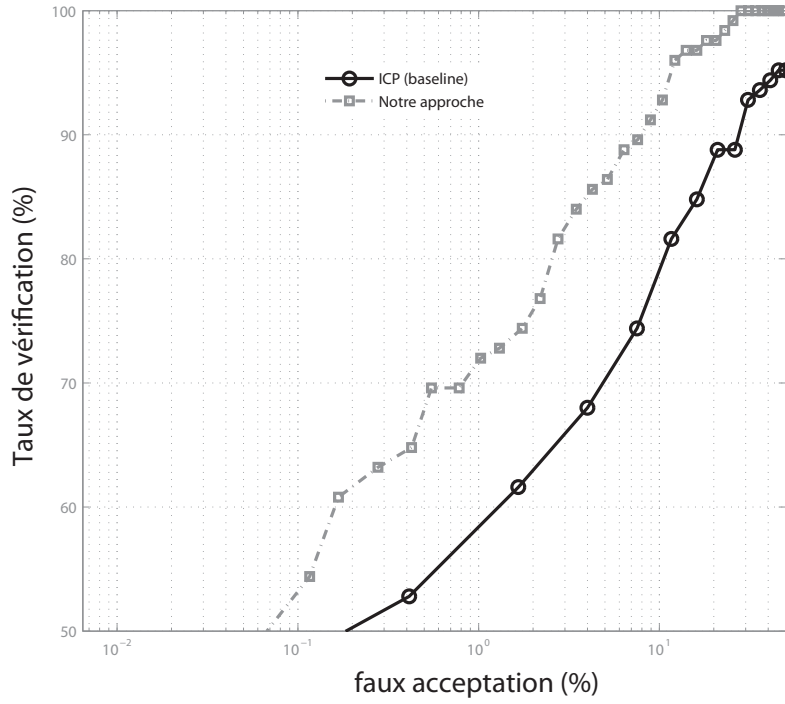


FIGURE 3.33 – La courbe ROC logarithmique de notre algorithme et de ICP (baseline).

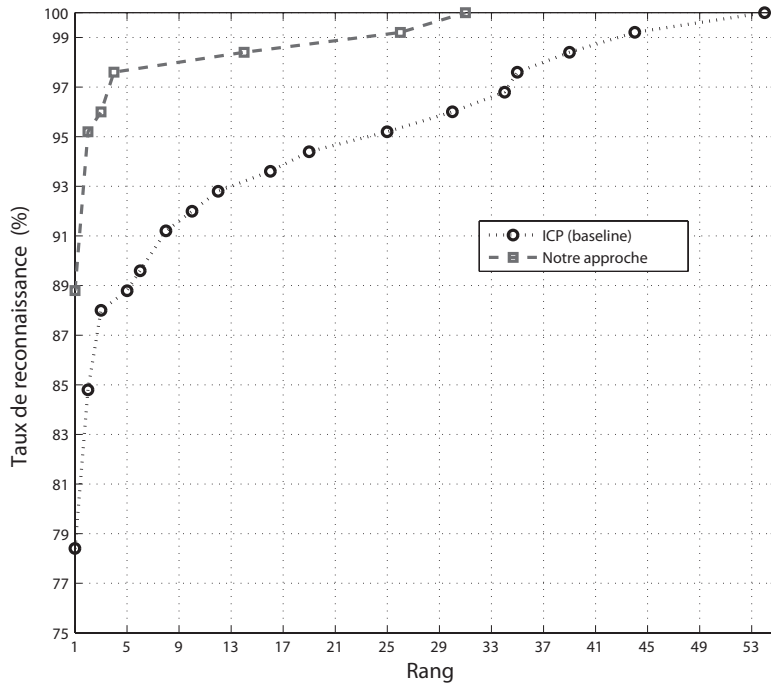


FIGURE 3.34 – La courbe ROC de notre algorithme et de ICP (baseline).

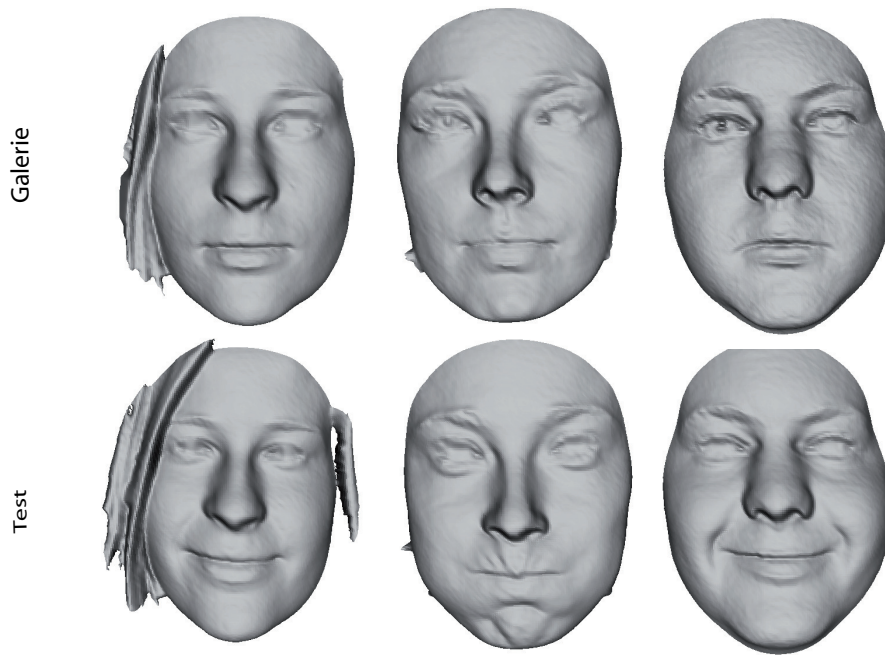


FIGURE 3.35 – Exemples de visages non reconnus par notre algorithme.

Nous avons aussi défini l'espace des courbes fermées comme une variété Riemannienne de dimension infinie. La combinaison de ces courbes nous a permis de définir l'espace des surfaces faciales. Chaque surface faciale représentée par ces courbes devient un point de cette variété. L'analyse riemannienne de cette variété nous a permis de calculer le chemin le plus court entre deux surfaces faciales, représentées par une collection (discrète ou continue) de courbes faciales, en comparant les courbes faciales qui appartiennent au même niveau, appelé chemin géodésique. Ce chemin permet de modéliser les variations des surfaces faciales dues aux expressions faciales.

Nous avons appliqué cet algorithme dans le cadre des applications de l'authentification et de reconnaissance de visages 3D sur de grandes bases de visages 3D. Les premiers résultats expérimentaux obtenus sur les deux bases de données **FSU** et **FRGCv2** sont très encourageants.

L'analyse des résultats de ce chapitre montre qu'il y a des régions de visage pertinentes pour la reconnaissance que d'autres, cela veut dire que la forme des courbes faciales qui représentent ces régions est plus robuste aux expressions faciales que celle des autres régions. Une des régions qui semble être indispensable à la reconnaissance faciale 3D est la région nasale. Pour étudier l'apport cette région, nous allons réaliser quelques expérimentations sur la base **FRGCv2**. Nous allons aussi proposer une approche qui combine la géométrie du visage 3D et des techniques d'ap-

prentissages, afin de sélectionner les courbes faciales les plus pertinentes pour la reconnaissance des visages et pour la classification du genre.

APPROCHE PAR APPRENTISSAGE POUR LA RECONNAISSANCE FACIALE 3D

SOMMAIRE

4.1	LES MÉTHODES DE LA BIOMÉTRIE FACIALE 3D	77
4.1.1	Aperçu de l'approche proposée	77
4.1.2	Formulation du problème	78
4.2	TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE POUR LA SÉLECTION DE CARAC- TÉRISTIQUES GÉOMÉTRIQUES 3D	78
4.3	ANALYSE DES DÉFORMATIONS DES SURFACES NASALES 3D POUR L'AUTHENTIFICATION DE PERSONNES	80
4.3.1	Résultats expérimentaux	82
4.4	ANALYSE DES DÉFORMATIONS DES SURFACES FACIALES 3D POUR LA RECONNAISSANCE DE VISAGES 3D	86
4.4.1	Résultats expérimentaux	90
4.5	DISCUSSIONS	94
	CONCLUSION	95

DANS ce chapitre nous proposons d'appliquer le cadre mathématique de l'analyse des déformations des surfaces faciales évoqués dans le chapitre précédent dans les différentes applications de la biométrie faciale 3D. Les approches, de reconnaissance des visages 3D, qui représentent les surfaces faciales comme des collections de courbes 3D de différents types (courbes de niveaux, courbes iso-géodésiques, courbes radiales, profils, polarisation géodésique, etc). Dans cette catégorie, l'analyse de la forme

du visage, revient à l'analyse de la forme des courbes faciales. Cependant, est-ce que l'utilisation de toutes les courbes du visage donnent les meilleures performances ? Est ce qu'il existe des courbes faciales plus pertinentes que d'autres ?

Ce chapitre est divisé en deux parties : dans la première partie, nous analyserons la forme de la région nasale et nous décrirons en détail notre technique d'authentification 3D en utilisant les courbes de niveaux des surfaces nasales. Nous donnerons aussi les résultats d'évaluations obtenus sur un sous-ensemble de la base de données FRGC v2, après le pré-traitement des visages et extraction des caractéristiques par la méthode décrite dans le chapitre précédent. Dans la deuxième partie nous analyserons la forme de la surface faciale et nous décrirons en détail notre technique de reconnaissance faciale 3D en utilisant les courbes faciales, courbes de niveaux et courbes radiales. Nous donnerons aussi les résultats d'évaluations obtenus sur la base de données FRGC v2.

4.1 LES MÉTHODES DE LA BIOMÉTRIE FACIALE 3D

Depuis l'émergence de la sécurité (protection civile, lutte contre les fraudes, les crimes et le terrorisme), la reconnaissance faciale constitue, en biométrie, une préoccupation internationale et un des domaines de recherche privilégiés. Les empreintes digitales et l'iris ont montré de bonnes performances. Cependant, ils exigent une coopération des utilisateurs qui les trouvent intrusifs. Par conséquent, la tendance actuelle se dirige vers les biométries qu'on peut collecter à distance, comme le visage. Bien que les approches 2D aient donné de bonnes performances, elles restent très sensibles aux problèmes de changements de conditions d'éclairage, de pose et d'expressions faciales. 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, l'un des défis ouverts est celui de la robustesse de ces approches 3D aux expressions faciales.

4.1.1 Aperçu de l'approche proposée

Nous proposons un nouvel algorithme de reconnaissance du visage 3D qui combine la représentation des visages 3D par une collection de courbes et les techniques de sélection des caractéristiques. La figure 4.1 illustre les différentes étapes de notre approche. Après l'acquisition des visages 3D nous avons effectué quelques 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. On extrait les courbes faciales (radiales et de niveaux). Puis, selon la nature des courbes (fermées ou ouvertes), nous utiliserons l'un des cadres géométriques pour analyser les formes des courbes faciales.

Dans l'étape d'apprentissage (*hors-ligne*), de sélection des caractéristiques géométriques, nous avons utilisé l'algorithme AdaBoost [FS95] sur un ensemble de scores de similarités, calculés par rapport aux courbes, pour trouver les courbes faciales 3D les plus discriminantes. Dans l'étape de reconnaissance (*en-ligne*), les scores de similarité des courbes sélectionnées sont cumulés pour produire un score final. Ces scores seront utilisés pour donner le taux de reconnaissance de notre système.

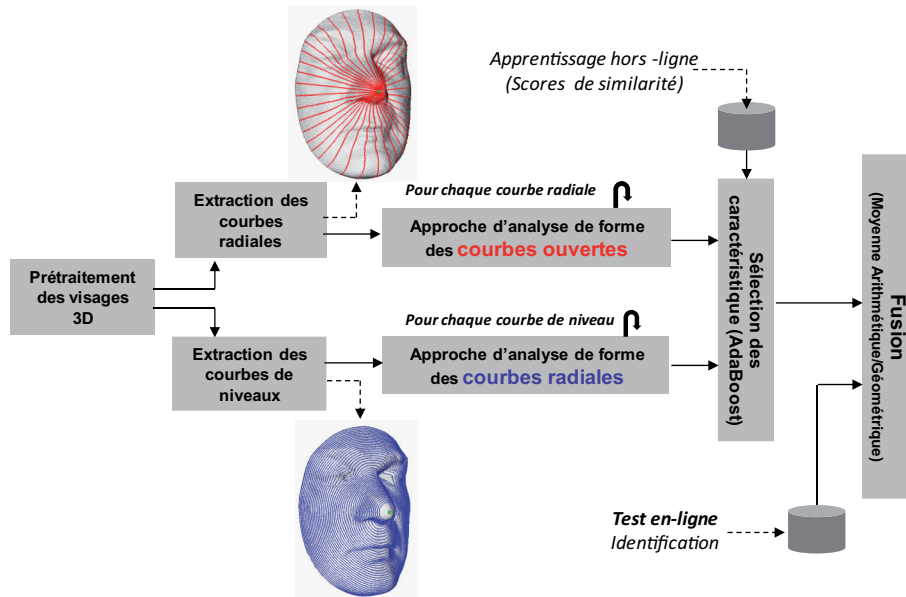


FIGURE 4.1 – Un aperçu des différentes étapes de notre approche de reconnaissance du visage 3D.

4.1.2 Formulation du problème

Nous pouvons à ce stade combiner les résultats issus de toutes les courbes de niveau en les considérant comme des classifieurs séparés. Nous proposons d'utiliser l'algorithme AdaBoost, introduit par Freund et Schapire dans [FS95], pour apprendre un **classifieur final** (*strong classifier*) basé sur une sélection pondérée de **classifieurs faibles** (*weak classifier*) qui sont les courbes de niveau. Le boosting permet alors d'optimiser leurs performances. AdaBoost repose sur la sélection itérative de classifieurs faibles en fonction d'une distribution des exemples d'apprentissage. A chaque itération, le classifieur fourni est pondéré par la qualité de sa classification : plus il classe bien, plus il sera important. AdaBoost a été utilisé avec succès sur des applications aussi diverses que la détection de visages [VJ04] où il fournit un classifieur final binaire (par exemple visage/non-visage). Pour cela, nous commençons d'abord par formuler le problème d'authentification de personnes comme un problème de classification binaire.

4.2 TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE POUR LA SÉLECTION DE CARACTÉRISTIQUES GÉOMÉTRIQUES 3D

Dans le problème de la classification binaire, on peut disposer d'un certain nombre d'experts spécialisés dans des tâches élémentaires consistant à prendre une décision sur deux classes. On peut imaginer de construire

un classificateur très performant pour distinguer les accès clients et les accès imposteurs. De plus, techniquement parlant, il existe des méthodes d'apprentissage qui traitent des problèmes à deux classes : c'est le cas de AdaBoost.

L'algorithme AdaBoost nécessite deux phases : la phase d'apprentissage et la phase de test. La phase d'apprentissage requiert un ensemble d'exemples d'apprentissage contenant des observations x_n appartenant à un ensemble χ avec $\chi = \{x_n\}$, de type "Accès imposteur" et "Accès client". Bien sûr, les observations utilisées pour ces deux phases sont complètement disjointes.

Tout d'abord, nous utilisons pour l'apprentissage et pour le test un sous-ensemble de la base FRGC v2 [PFS*05]. Chaque personne est présente avec plusieurs sessions avec des expressions différentes. Nous calculons ensuite la matrice de similarité pour cet sous-ensemble pour chaque courbe de niveau. Une matrice de similarité est constituée de scores de similarité entre deux sessions d'une même personne (accès client) et de scores entre deux sessions de personnes différentes (accès imposteur). Afin de pouvoir comparer les différents classifieurs nous avons utilisé une validation croisée 10-fold (cross validation).

Nous disposons ainsi d'un ensemble de couples $(x_n^k, y_n)_{1 \leq n \leq N}$ où $(x_n^k)_{1 \leq k \leq \lambda}$ est un score de similarité entre deux courbes de même niveau k et y_n peut prendre deux valeurs 0 s'il s'agit d'un accès imposteur et 1 dans le cas d'un accès client. Pour chaque caractéristique (courbe c_j), le classifieur faible permet de déterminer le seuil optimal pour la classification, de sorte que le nombre d'exemples mal classés soit minimisé. Ce classifieur désigné par $h_j(x)$ est associé à la courbe c_j avec un seuil θ .

$$h_j(x_n^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_n^k > \theta \text{ (Client)} \\ 0 & \text{sinon. (Imposteur)} \end{cases} \quad (4.1)$$

On note $W_t = \{w_{t,n}\}_{1 \leq n \leq N}$ l'ensemble des poids à l'itération t et h_t désigne les hypothèses faibles, donné par :

$$h_t : \chi \rightarrow \{0, 1\} \quad (4.2)$$

Le pseudo-code de l'algorithme AdaBoost est donnée dans l'algorithme 2. La sortie de l'algorithme Adaboost est un classifieur H qui est une somme pondérée des classifieurs faibles h_t sélectionnés à l'itération t .

Algorithme 2: L'algorithme AdaBoost

- Entrées : L'ensemble des exemples $(x_1^k, y_1), \dots, (x_N^k, y_N)$ avec x_i^k est le score de similarité selon la courbe de niveau k ($1 \leq k \leq \lambda$) et $y_n = \{0, 1\}$.
- Soit m le nombre d'accès imposteurs et l le nombre d'accès clients. L'initialisation des poids $w_{1,n} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ dépend de la valeur de y_n avec $n \in 1..N$.
- Pour $t = 1, \dots, T$:

1- Normaliser les poids $w_{t,n}$ sachant que $\sum_{n=1}^N w_{t,n} = 1$.

2- Pour toute courbe c_j (feature), apprendre le classifieur h_j qui utilise une seule courbe. L'erreur ϵ_j de classifieur h_j est déterminée avec le poids correspondant $w_{t,1}, \dots, w_{t,N}$:

$$\epsilon_j = \sum_{n=1}^N w_{t,n} |h_j(x_n^j) - y_n|$$

3- Choisir le classifieur h_t avec l'erreur la plus faible.

4- Mis à jour des poids $w_{t+1,n} = w_{t,n} \beta_t^{1-e_n}$, avec $\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t}$ et $e_n = 0$, si l'exemple x_n est correctement classifié par h_t et 1 sinon.

- Le classifieur final est donné par :

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{t=1}^T \log \frac{1}{\beta_t} h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \log \left(\frac{1}{\beta_t} \right); \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

4.3 ANALYSE DES DÉFORMATIONS DES SURFACES NASALES 3D POUR L'AUTHENTIFICATION DE PERSONNES

Pour faire face à la variabilité de forme due aux expressions faciales et la présence des trous dans la bouche, nous préconisons l'utilisation de la région nasale pour une biométrie nasale 3D. Pour un observateur humain distinguer entre les personnes en utilisant uniquement la forme de la région nasale semble être un mauvais choix pour la biométrie. En revanche, nous allons appuyer sur ce choix à l'aide des données réelles et aussi sur notre framework pour analyser la forme de cette région qui paraît bien plus stable que d'autres régions du visage. Nous n'assurons pas que ce cadre sera suffisant pour identifier des sujets humains à travers une vaste population, mais nous plaçons pour son rôle dans des systèmes biométriques multi-modale.

La stabilité de la région nasale, l'efficacité de l'analyse de la forme de la surface nasale, et l'invariance de la forme du nez à l'évolution des expressions faciales en font une région importante et stable du visage. Pour résumer, la région nasale présente les avantages suivants :

1. La robustesse aux expressions faciales. En effet, sa forme subit moins de déformations par rapport à d'autres régions comme la bouche, les yeux, etc.

2. La région nasale est à l'abri de données manquantes (trous) dus à la bouche ouverte, dans le cas de la pose frontale.
3. La vitesse de pré-traitement pour extraire les caractéristiques et la région informative
4. L'efficacité de l'analyse de la forme de la surface nasale.

La figure 4.2 illustre quelques exemples de surfaces nasales extraites à partir de maillage triangulé avec les courbes de niveaux.

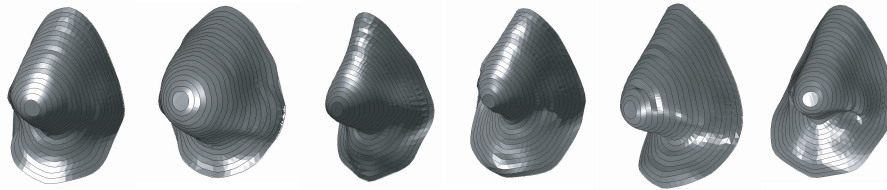


FIGURE 4.2 – Exemples de surfaces nasales extraites à partir de maillage triangulé avec les courbes de niveaux.

A ce stade nous représentons donc une surface nasale quelconque par une collection indexée de courbes de niveau qui capturent localement la forme de la surface. L'union de ces courbes forme la surface. Nous allons donc nous intéresser, dans un premier temps, à l'analyse de la forme de ces courbes puis présenter une extension pour les surfaces nasales.

L'authentification ou la vérification de personnes permet de confirmer une identité proclamée ou de l'infirmer. Un *imposteur* est une personne qui se fait passer pour une autre personne en présentant son identité. En revanche, un *client* est une personne qui présente sa vraie identité. Un algorithme d'authentification fiable doit être capable de détecter les imposteurs et de laisser passer les clients. Nous proposons de formuler le problème d'authentification comme un problème de classification binaire. Nous considérons les deux classes : Accès imposteur et Accès client.

- **Accès imposteur** : il s'agit de comparer des biométries appartenant à la même classe de personne.
- **Accès client** : il s'agit de comparer des biométries de deux personnes différentes.

Disposant des scores de similarités entre les courbes de même niveau, notre objectif est de construire un classifieur final qui minimise le taux de fausses acceptations (*False Accept Rate (FAR)*) c'est-à-dire le taux d'imposteurs et minimise le taux de faux rejets (*False Reject Rate (FRR)*), c'est-à-dire le taux de clients rejetés. L'algorithme AdaBoost nécessite deux phases : la phase d'apprentissage et la phase de test. La phase d'apprentissage

requiert un ensemble des exemples d'apprentissage contenant des observations x_n appartenant à un ensemble χ avec $\chi = \{x_n\}$, de type "Accès imposteur" et "Accès client". Bien sûr, les observations utilisées pour ces deux phases sont complètement disjointes.

Nous utilisons pour l'apprentissage et pour le test un sous-ensemble de la base FRGC v2 [PFS*05] constitué de 2000 scans de 209 personnes différentes. Chaque personne est présente avec plusieurs sessions avec des expressions différentes. Nous décomposons cet ensemble en deux sous-ensembles dont un pour la phase d'apprentissage (1052 sessions) et le second pour la phase de test (948 sessions). Nous calculons ensuite les matrices de similarité pour ces deux ensembles pour chaque courbe de niveau. Une matrice de similarité est constituée de scores de similarité entre deux sessions d'une même personne (accès client) et de scores entre deux sessions de personnes différentes (accès imposteur). Nous disposons ainsi d'un ensemble de couples $(x_n^k, y_n)_{1 \leq n \leq N}$ où $(x_n^k)_{1 \leq k \leq \lambda}$ est un score de similarité entre deux courbes de même niveau k et y_n peut prendre deux valeurs 0 s'il s'agit d'un accès imposteur et 1 dans le cas d'un accès client. Pour chaque caractéristique (courbe c_j), le classifieur faible permet de déterminer le seuil optimal pour la classification, de sorte que le nombre d'exemples mal classés soit minimisé. Ce classifieur désigné par $h_j(x)$ est associé à la courbe c_j avec un seuil θ .

$$h_j(x_n^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_n^k > \theta \text{ (Client)} \\ 0 & \text{sinon. (Imposteur)} \end{cases}$$

4.3.1 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer les performances de cette approche en authentification des personnes en utilisant uniquement la surface nasale 3D. Nous avons calculé les matrices de similarité pour toutes les courbes de niveaux d'un sous ensemble de la base FRGCv2. Nous étudions l'apport de la sélection des courbes les plus pertinentes en utilisant l'algorithme AdaBoost, nous fournissons également une comparaison avec la moyenne arithmétique d_{MA} de toutes les courbes de niveaux. Nous nous intéressons dans cette section à l'analyse géométrique de la forme de la région nasale. Elle consiste à comparer deux surfaces nasales à travers les formes des courbes nasales. L'idée de base est d'approximer grossièrement la surface nasale par un ensemble fini de courbes de niveaux, appelées courbes nasales. Des résultats expérimentaux sur la base FRGC v.2 [DASD09] ont démon-

tré tout l'intérêt de cette approche pour analyser la forme de la région nasale. Néanmoins, nous avons pu constater que toutes les courbes de la région nasale n'ont pas le même pouvoir discriminant. En effet, l'analyse du taux de reconnaissance des courbes nasales prises individuellement montre clairement que certaines courbes ont un très bon taux de reconnaissance.

Comme décrit dans la section 4.3, nous utilisons deux sous-ensembles de la base FRGC v2 dont un ensemble pour apprendre l'algorithme AdaBoost et un second pour évaluer les résultats de classification. Nous nous servons des taux d'évaluation classiques utilisés en biométrie et particulièrement dans le scénario d'authentification à savoir le *VR* (*Verification Rate*) ou le taux de vrais positifs - le *FAR* (*False Accept Rate*) ou le taux de faux positifs - *FRR* (*False Reject Rate*) ou le taux de faux négatifs - *TRR* (*True Reject Rate*) ou le taux de vrais négatifs. Les scores de similarités utilisés sont extraits aléatoirement de la matrice d'apprentissage (ou de test) pour la phase d'apprentissage (ou pour la phase de test).

Une comparaison des résultats avec la classification donnée par la moyenne arithmétique d_{MA} , c'est-à-dire le cumul des distances entre les courbes de même niveau divisé par le nombre de courbes utilisées. d_{MA} est définie par :

$$d_{MA} : \mathcal{C}^{[0,\lambda_0]} \times \mathcal{C}^{[0,\lambda_0]} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}, d_{MA}(N^1, N^2) = \frac{1}{\lambda_0} \sum_{\lambda=1}^{\lambda_0} d(c_{\lambda}^1, c_{\lambda}^2).$$

Cette comparaison nous permet de quantifier l'amélioration des performances par l'utilisation de l'algorithme AdaBoost. Dans son critère de classification final, AdaBoost fournit des pondérations des classifieurs associés aux courbes en fonction de leurs qualités de classification. A la différence du critère de la fonction d_{MA} où la même pondération est donnée à chacune des courbes de niveau. Autrement dit, la classification fournie par la fonction d_{MA} servira comme une approche de base ou de référence (*Baseline*).

Résultats sur la base d'apprentissage

Le tableau 4.1 présente quelques résultats obtenus sur l'ensemble d'apprentissage. Les valeurs m et l représentent le nombre d'observations en accès client et en accès imposteurs respectivement. Chaque ligne du tableau présente les résultats sous forme de taux (*VR*, *FAR*, *FRR* et *TRR*) pour une expérimentation donnée. Nous avons effectué différentes expériences, en tirant d'une manière aléatoire un échantillon d'accès clients

et d'accès imposteurs. Pour chaque expérience on calcule les valeurs VR , FRR , FAR et TRR ainsi que leurs moyennes. Nous pouvons clairement constater l'amélioration des taux VR et TRR pour les différentes expérimentations en comparaison avec les résultats donnés sur les mêmes échantillons produits par la moyenne arithmétique. Par exemple, AdaBoost (Ad) donne un taux de vérification moyen de 97.4% devant 68.06% donné par la moyenne arithmétique (d_{MA}) pour une valeur de $m = l = 5000$ d'observations.

Afin d'accélérer la phase d'apprentissage nous avons pris des échantillons aléatoirement choisis, de la base d'apprentissage, de tailles variant de $m = l = 2000$ à $m = l = 5000$ scores pour les accès client et les accès imposteur. Comme le montre le tableau 4.1, les performances du classifieur sur ces échantillons ne changent quasiment pas (VR au tour de 97%). Cela veut dire qu'un échantillon de taille 2000 accès client et 2000 accès imposteurs suffirait pour achever la phase d'apprentissage et produire le classifieur final.

Bien que ces résultats ne soient pas significatifs, puisqu'on travaille sur la base d'apprentissage, ils montrent que le classifieur, basé sur AdaBoost, améliore significativement les performances par rapport à la moyenne arithmétique. Une analyse plus fine de ce classifieur, montre que les classifieurs faibles h_t associés aux courbes 8, 3 et 7 présentent les poids les plus forts dans le classifieur final. Ce qui montre que ces courbes sont les plus pertinentes sur le visage pour faire de l'authentification. La figure 4.3 montre la localisation de ces courbes sur le visage. Celles-ci ne passent pas par les narines et donc leurs formes ne sont affectées par les cavités présentes souvent sur les narines. Ces cavités engendrent un changement des formes des courbes passant par celles-ci ce qui affecte le calcul des distances. En particulier, les distances intra-classes où on compare deux surfaces nasales appartenant à la même personne.

Nous avons calculé les distances entre toutes les courbes deux-à-deux, pour différentes configurations de courbes calculés pour 2000 accès clients et 2000 accès imposteurs. La figure 4.4 montre quatre combinaisons : (a) courbes 3, 7 et 8, (b) courbes 1,6 et 9 - (c) courbes 2, 4 et 5 - (d) 3, 4 et 10. Dans cette figure, un point représente le triplet $(d(c_3, c_3), d(c_7, c_7), d(c_8, c_8))$. On peut observer que les ensembles d'accès imposteurs et d'accès clients sont plus séparés dans le cas de mesures de similarités données par les courbes 8, 3 et 7 par rapport à d'autres combinaisons de courbes. On peut dire donc que l'algorithme AdaBoost a bien

AdaBoost (Ad) et Moyenne arithmétique (d_{MA})								
m, l	VR (%)		FAR (%)		FRR (%)		TRR (%)	
	Ad	d_{MA}	Ad	d_{MA}	Ad	d_{MA}	Ad	d_{MA}
2000	98.65	66.85	4.45	1.35	33.15	95.55		
2000	98.45	67.55	6.75	1.55	32.45	93.25		
2000	95.15	59.05	0.40	4.85	40.95	99.60		
2000	96.35	61.05	1.70	3.65	38.95	98.30		
2000	97.35	62.30	2.25	2.65	37.70	97.75		
<i>Moy</i>	97.19	63.36	3.11	2.81	36.64	96.89		
3000	96.57	65.67	2.37	3.43	34.33	97.63		
3000	96.67	65.97	2.53	3.33	34.03	97.47		
3000	98.60	72.67	6.53	1.40	27.33	93.47		
3000	98.70	71.23	5.87	1.30	28.77	94.13		
3000	98.10	69.73	4.10	1.90	30.27	95.90		
<i>Moy</i>	97.73	69.05	4.28	2.27	30.95	95.72		
4000	97.20	69.50	3.58	2.80	30.50	96.43		
4000	97.65	68.53	3.93	2.35	31.48	96.08		
4000	95.53	66.50	2.83	4.48	33.50	97.18		
4000	98.38	72.00	4.83	1.63	28.00	95.18		
4000	97.83	67.28	3.20	2.18	32.73	96.80		
<i>Moy</i>	97.32	68.76	3.67	2.69	31.24	96.33		
5000	98.30	68.92	4.06	1.70	31.08	95.94		
5000	97.58	69.44	3.58	2.42	30.56	96.42		
5000	97.72	68.70	2.84	2.28	31.30	97.16		
5000	97.58	67.64	2.38	2.42	32.36	97.62		
5000	95.82	65.60	1.94	4.18	34.40	98.06		
<i>Moy</i>	97.40	68.06	2.96	2.60	31.94	97.04		

TABLE 4.1 – Résultats de la vérification sur l'ensemble d'apprentissage Ad : résultats donnés en utilisant AdaBoost, d_{MA} : résultats donnés par la moyenne arithmétique

réussi à sélectionner les meilleures courbes en attribuant aux classifieurs associés à ces courbes les poids les plus forts dans le classifieur final.

Résultats sur la base test

Nous avons présenté au classifieur final fourni par AdaBoost des exemples de test. Pour chaque exemple le classifieur produit une déci-

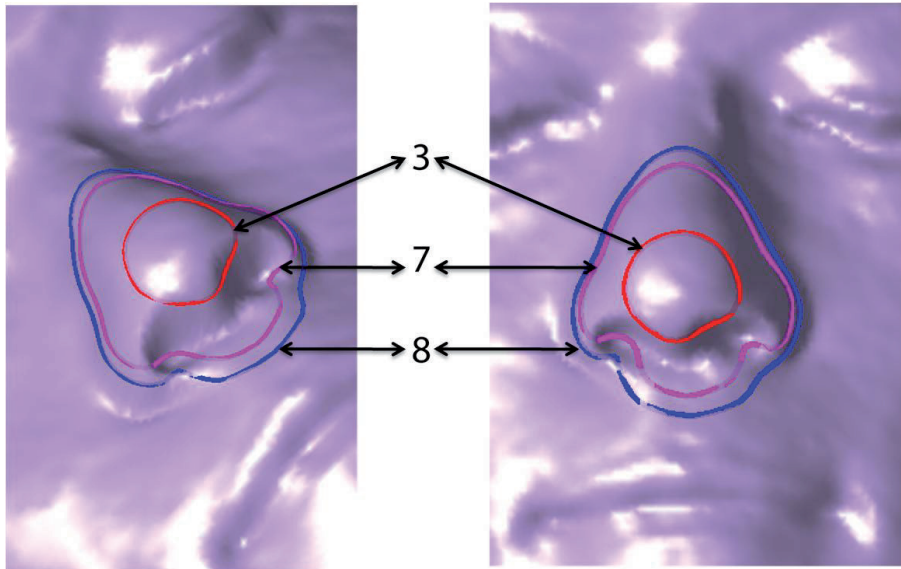


FIGURE 4.3 – L'emplacement des courbes 8, 7 et 3 sélectionnées par AdaBoost

sion binaire (accès imposteur/accès client). Les résultats du tableau 4.2 montrent les performances de l'algorithme proposé et montrent clairement l'amélioration des résultats par rapport à la moyenne arithmétique d_{MA} . Par exemple, pour des échantillons de taille $m = l = 5000$ clients et imposteurs, la moyenne arithmétique donne un VR moyen de 68.18% alors que AdaBoost donne un VR de 81.5%.

4.4 ANALYSE DES DÉFORMATIONS DES SURFACES FACIALES 3D POUR LA RECONNAISSANCE DE VISAGES 3D

Les courbes de niveaux et radiales capturent localement la forme du visage. En fait, leurs formes sont affectées par les changements dus aux expressions faciales. Pour cette raison, nous introduisons une étape de sélection pour localiser les courbes les plus stables et les plus discriminantes. Nous proposons d'utiliser la technique d'apprentissage AdaBoost introduit par *Freund et Schapire* dans [FS95]. Ce dernier, est basé sur la sélection itérative des classifieurs faibles en utilisant un ensemble d'échantillons. A chaque itération, le meilleur (pertinent) classifieur faible est fourni et pondérées par la qualité de sa classification. En pratique, les courbes de niveaux et radiales sont utilisées comme des classifieurs faibles. Après M itérations, les courbes faciales les plus pertinentes T ($T < M$) sont retournées par l'algorithme.

Pour apprendre et tester l'algorithme AdaBoost, nous utilisons la base FRGCv2 qui contient plus de 4000 scans 3D de 466 sujets. Pour chaque

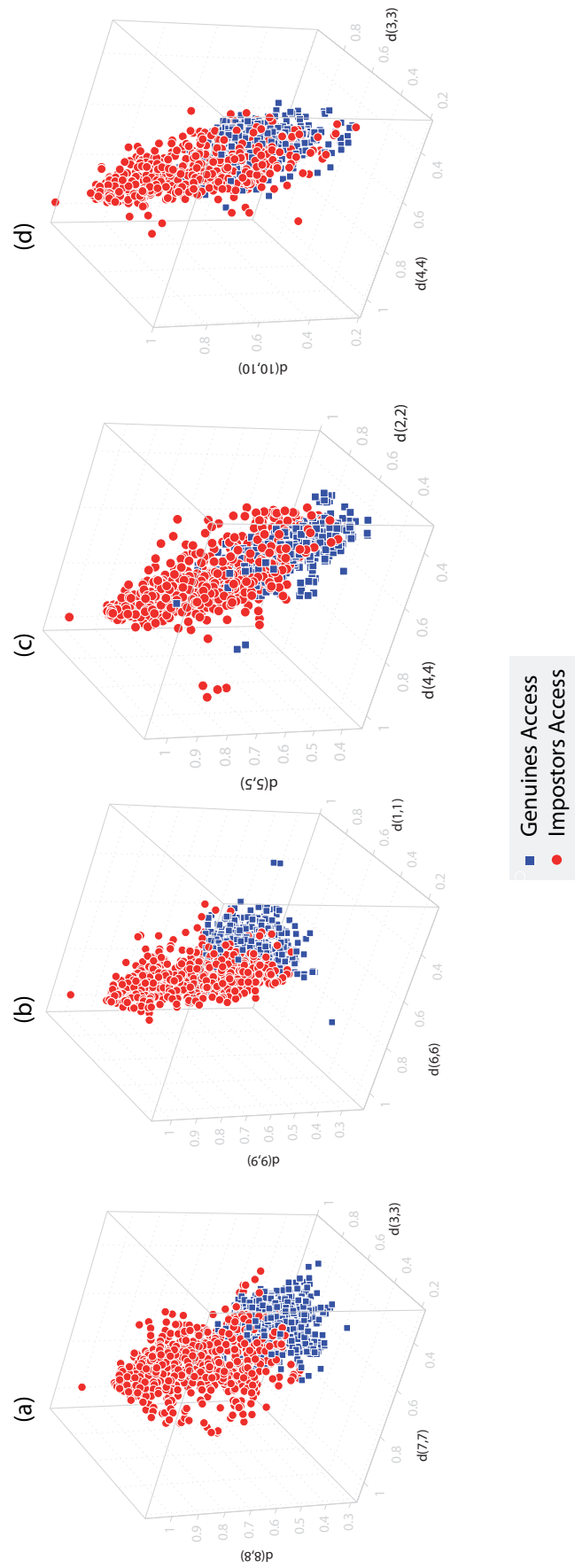


FIGURE 4.4 – Différentes distributions d'accès clients et d'accès imposteurs pour différentes combinaisons de courbes : (a) courbes 3, 7 et 8 - (b) courbes 1,6 et 9 - (c) courbes 2, 4 et 5 - (d) 3, 4 et 10.

AdaBoost (Ad) et Moyenne arithmétique (d_{MA})								
m, l	VR (%)		FAR (%)		FRR (%)		TRR (%)	
	Ad	d_{MA}	Ad	d_{MA}	Ad	d_{MA}	Ad	d_{MA}
2000	81.80	67.35	4.50		18.20	32.65	95.50	
2000	80.15	67.50	6.55		19.85	32.50	93.45	
2000	73.60	61.10	1.00		26.40	38.90	99.00	
2000	79.80	61.40	1.90		20.20	38.60	98.10	
2000	81.70	64.50	3.35		18.30	35.50	96.65	
<i>Moy</i>	79.41	64.37	3.46		20.59	35.63	96.54	
3000	77.50	67.03	3.07		22.50	32.97	96.93	
3000	74.83	68.07	3.13		25.17	31.93	96.87	
3000	83.43	72.20	6.03		16.57	27.80	93.97	
3000	80.80	71.33	6.13		19.20	28.67	93.87	
3000	82.77	70.33	4.70		17.23	29.67	95.30	
<i>Moy</i>	79.87	69.79	4.61		20.13	30.21	95.39	
4000	81.90	69.68	3.75		18.10	30.33	96.25	
4000	80.15	67.75	3.68		19.85	32.25	96.33	
4000	79.73	66.80	3.08		20.28	33.20	96.93	
4000	85.78	72.88	5.43		14.23	27.13	94.58	
4000	76.68	67.35	3.45		23.33	32.65	96.55	
<i>Moy</i>	80.85	68.89	3.88		19.16	31.11	96.13	
5000	83.90	69.76	4.48		16.10	30.24	95.52	
5000	81.94	69.32	3.46		18.06	30.68	96.54	
5000	81.18	69.34	3.06		18.82	30.66	96.94	
5000	81.22	66.86	2.28		18.78	33.14	97.72	
5000	79.24	65.60	1.90		20.76	34.40	98.10	
<i>Moy</i>	81.50	68.18	3.04		18.50	31.82	96.96	

TABLE 4.2 – Résultats de la vérification sur l'ensemble de test Ad : résultats donnés en utilisant AdaBoost, MA : résultats donnés par la moyenne arithmétique

courbe (radiale ou de niveau), nous avons calculé les matrices de similarité pour chaque courbe de tous les visages de la base FRGC (4007vs4007). Nous avons alors partagé les matrices en deux sous ensembles disjoints une pour l'étape d'apprentissage (Hors-ligne) et l'autre pour le test (En-ligne) comme illustré dans la figure 4.5. Dans la partie apprentissage, nous avons extrait deux types de partitions (i) les *match scores* (com-

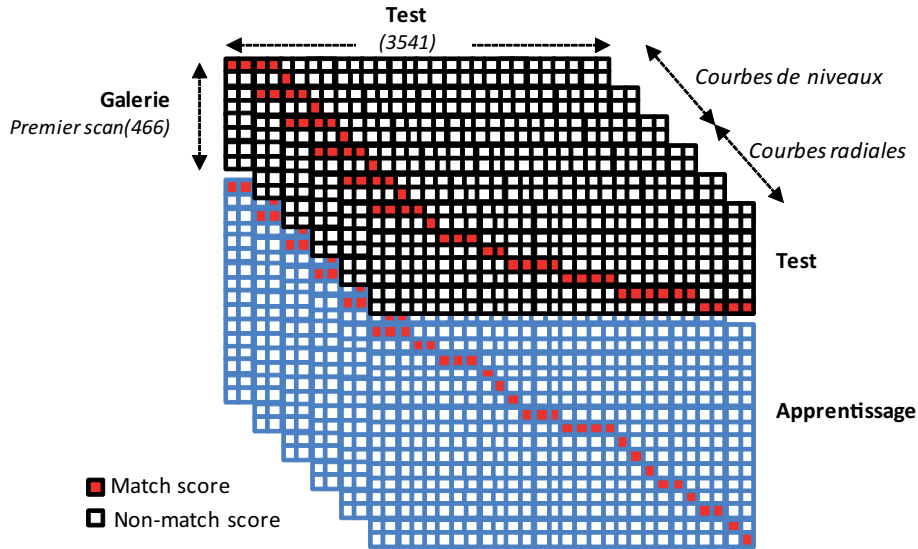


FIGURE 4.5 – Extraction des deux bases disjointes, galerie et test, à partir de la grande matrice de similarité.

paraisons intra-personne) et (ii) les *non-match scores* (comparaison inter-personne). Les deux listes de scores représentent l'entrée de l'algorithme AdaBoost. Plus formellement, nous considérons un ensemble de paires $(x_n^{\alpha,\lambda}, y_n)_{1 \leq n \leq N}$ où $x_n^{\alpha,\lambda}$ est un score de similitude entre les deux courbes de même niveau α, λ et y_n peut prendre deux valeurs : 0 dans le cas de *non-match score* et 1 dans le cas de *match score*. Pour chaque courbe β_j , on associe un classifieur faible permettant de déterminer le poids optimal pour la classification à une itération donnée, le nombre minimal d'échantillons mal classés. Un classifieur faible $h_j(x_n^k)$ est une caractéristique géométrique β_j et un seuil θ , tels que :

$$h_j(x_n^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_n^k < \theta \text{ (intra-personne)} \\ 0 & \text{sinon. (inter-personne)} \end{cases} \quad (4.3)$$

h_t représente l'hypothèse faible donnée par $h_t : \mathcal{X} \rightarrow \{0, 1\}$. La sortie de *AdaBoost* est un ensemble de T classifieurs faibles sélectionnés basés sur les courbes de niveaux ou radiales.

Pour montrer l'amélioration des performances de l'étape de sélection de courbes, différentes courbes dans la figure 4.6 montrent le taux des faux rejets en fonction du taux des fausses acceptations (courbes ROC/DET) pour différentes configurations. L'erreur minimale est donnée par la fusion des scores des courbes de niveaux et radiales sélectionnées (courbe noire sur la figure 4.6).

A la fin de l'étape d'apprentissage les courbes les plus stables et discriminantes sont sélectionnées, nous pouvons passer à l'étape de test (en-

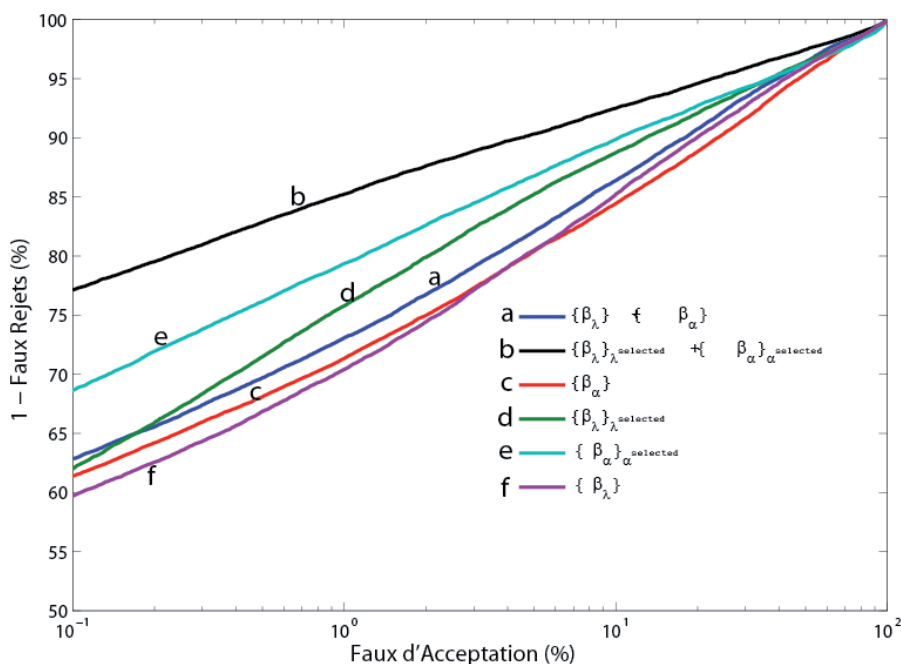


FIGURE 4.6 – Courbes ROC logarithmique de la moyenne arithmétique pour différentes combinaisons des courbes. (a)- toutes les courbes de niveaux et radiales, (b)- courbes de niveaux et radiales sélectionnées, (c)- toutes les courbes radiales, (d)- les courbes de niveaux sélectionnées, (e)- les courbes radiales sélectionnées et (f)- toutes les courbes de niveaux.

ligne). Elle consiste à comparer les visages S^1 et S^2 par la fusion des scores liés aux courbes sélectionnées comme suit :

$$d(s^1, s^2) = \frac{1}{(N_{\lambda_{selected}} + N_{\alpha_{selected}})} \left(\int_{\lambda_{selected}} d_s(\beta_{\lambda}^1, \beta_{\lambda}^2) d\lambda + \int_{\alpha_{selected}} d_s(\beta_{\alpha}^1, \beta_{\alpha}^2) d\alpha \right). \quad (4.4)$$

4.4.1 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer la performance de notre approche pour la reconnaissance des visages 3D, nous avons calculé les matrices de similarité pour toutes les courbes de niveaux et radiales de la base FRGCv2. Nous étudions l'apport de la sélection des courbes les plus pertinentes en utilisant l'algorithme AdaBoost, nous fournissons également une comparaison avec la moyenne arithmétique d_{MA} de toutes les courbes(niveaux/radiales). Les résultats expérimentaux de la section 4.3.1 ont démontré tout l'intérêt de cette technique et nous ont encouragé à faire une étude global sur la surface faciale en entier. Dans cette section, nous nous intéressons à l'analyse géométrique de la forme de la surface faciale. Elle consiste à comparer deux surfaces faciles à travers les formes des courbes faciales. L'idée de

base est d'approximer grossièrement la surface faciale par un ensemble fini de courbes de niveaux et radiales, appelées courbes faciales.

Nous avons mené des expériences d'identification suivant le protocole FRGCv2 qui consiste à garder dans la galerie les premiers scans (466) et le reste dans la base de test, comme décrit dans la section 4.4. Nous avons obtenu 98,02% de taux de reconnaissance au rang-1 qui est compétitif vis-à-vis à l'état de l'art. Le tableau 4.3 donne les résultats de reconnaissance des approches précédentes, les approches basées sur les courbes, les approches basées sur la sélection des caractéristiques et autres. En utilisant une combinaison des courbes (niveaux et radiales) sélectionnées en utilisant les techniques d'apprentissages sur la base d'apprentissage, l'algorithme proposé donne de meilleures performances par rapport à la plupart des travaux de l'état de l'art. Wang et al. [WLT10] ont obtenu le meilleur résultat 98.3 %, cela signifie que leur approche a reconnu une dizaine de visages de plus que notre approche. Nous rappelons que leur méthode utilise les techniques d'apprentissage automatique (machine learning) pour sélectionner les meilleurs descripteurs (Haar-like, Gabor, and Local Binary Pattern (LBP)) calculé sur la *Shape Difference Map* entre les visages.

Le tableau 4.4 présente les performances et le temps de calcul (en secondes) pour différentes configurations (toutes les courbes, les courbes sélectionnées, ...). La meilleure performance est affichée par la fusion des courbes sélectionnées, en terme de stockage (26 courbes au lieu de 70) et le temps de calcul (0,68 (secondes) au lieu de 1,6 (secondes)). Cela a un impact direct sur l'efficacité de notre algorithme de reconnaissance faciale 3D. L'analyse de ce résultat montre que les courbes sélectionnées sont les courbes associées aux régions les plus stables du visage. Nous constatons aussi que les courbes radiales donnent de meilleures performances par rapport aux courbes de niveaux. Le nombre de courbes radiales, qui passent à travers la bouche ouverte (la région qui change sérieusement la forme des courbes), est plus petit que le nombre total des courbes. En revanche, la plupart des courbes de niveaux passe par cette région (bouche ouverte). Par conséquent toutes les courbes de niveaux sélectionnés sont de la région nasale, ce qui confirme la robustesse de cette région aux expressions faciales. L'ensemble des courbes sélectionnées est donné dans la figure 4.7. La première ligne de cette figure montre l'emplacement des courbes sélectionnées sur les différentes sessions de la même personne dont certaines avec des expressions différentes alors que, la seconde ligne donne l'emplacement des courbes sur différents sujets. Nous notons que l'algorithme AdaBoost sélectionne les courbes de niveaux de la région na-

TABLE 4.3 – Comparaison avec les approches de l'état de l'art sur FRGCv2 (taux de reconnaissance au rang-1).

Méthodes	A. Basée sur les courbes			B. Basée sur la sélection des caractéristiques					Autres	
	[tHV09]	[BBP10]	[MMS07a]	[FBF08]	[KPT*07]	[WLT10]	[HAWC11]	[MBO07]	[CCF06]	
Rang-1	97%	94.1%	-	97.2%	97%	98.3%	97.2%	91.9%	92.9%	
Notre méthode	98.02%									

(*) "E-N-S" signifie le premier scan neutre de chaque personne dans la galerie et le reste dans le test.

sale, région robuste aux expressions faciales, et les courbes radiales des régions les plus stables.

La figure 4.8 montre les résultats de l'identification avec la courbe CMC(Cumulative Match Characteristic) des courbes de niveaux et radiales sélectionnées. En effet, en observant l'évolution des taux de reconnais-

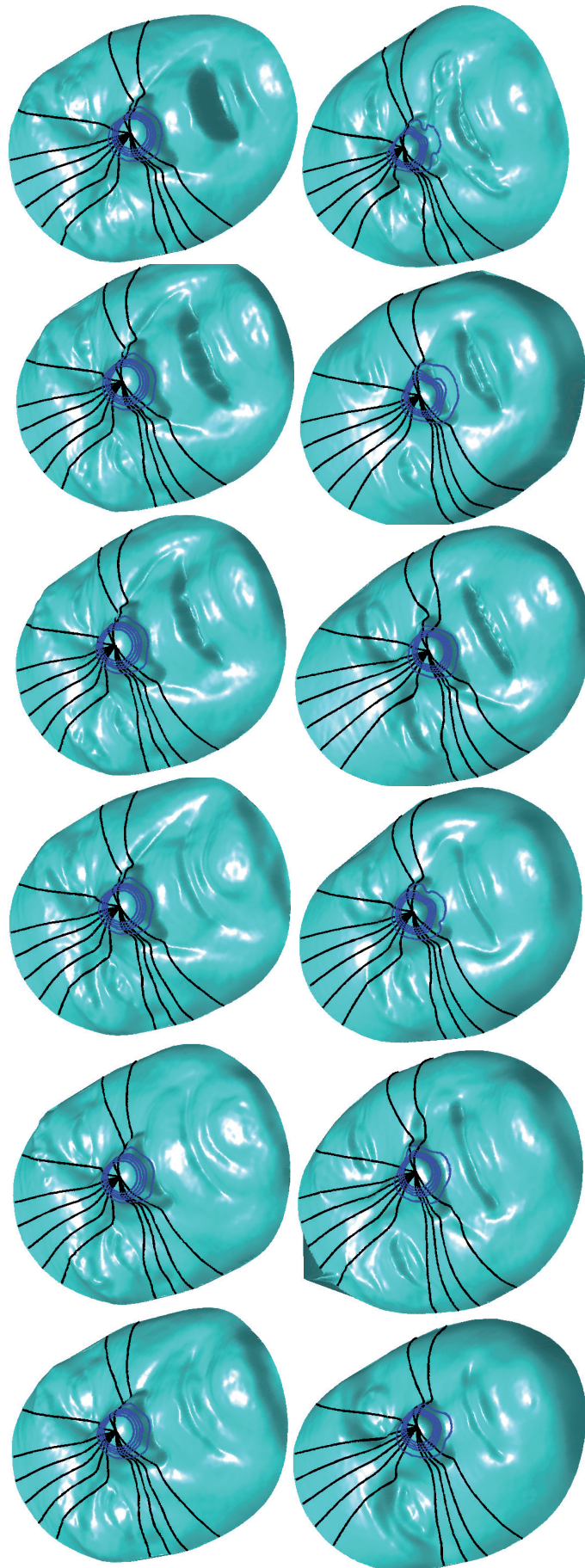


FIGURE 4.7 – L'emplacement des courbes de niveaux et radiales sélectionnées par Ada-Boost sur la surface faciale.

TABLE 4.4 – Rang-1/Temps de calcul (en secondes) pour différentes configurations.

Performances	Toutes		Sélectionnées	
	Rang-1	Temps(s)	Rang-1	Temps(s)
Radiales	88.65%	1.6	89.04%	0.48
Niveaux	66.51%	1.04	85.65%	0.20
Fusion	91.81%	2.64	98.02%	0.68

sance individuels selon les rang, nous pouvons remarquer que l'apport des courbes sélectionnées dans le scénario de reconnaissance est important.

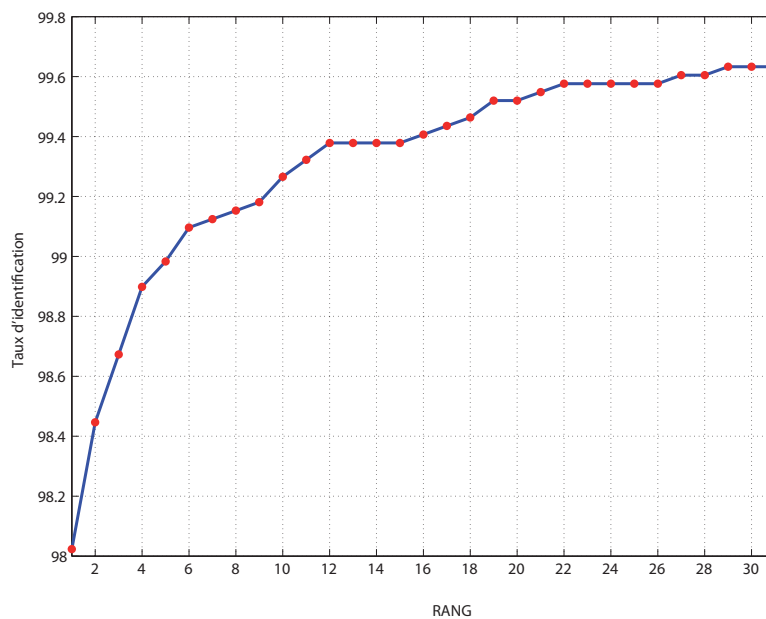


FIGURE 4.8 – La courbe Cumulative Match Characteristic pour le scénario d'identification.

4.5 DISCUSSIONS

Les critères de performances que nous avons présenté dans ce chapitre, taux d'identification, courbes ROC et la courbe CMC, nous mènent aux conclusions suivante :

- (a) L'efficacité de la géométrie Riemannienne pour analyser les déformations des surfaces faciales, notre approche est quasi-invariant aux variations dues aux changements d'illumination et de pose. Ceci confirme nos hypothèses de départ pour l'utilisation de cette nouvelle modalité. Mais néanmoins, cette approche est sensible aux changements d'expressions faciales.

(b) Nous avons déduit, également, que les performances décroît en fonction du degré des déformations subies par les expressions faciales présentées comme des requêtes au système d'identification et de reconnaissance.

En effet, des petites variations 3D sur quelques régions de la surface faciale ont des effets non négligeables sur la mise en correspondance des courbes de celles-ci par rapport à celles d'une surface dans un état neutre. Les expressions faciales présentent alors, d'après ces expérimentations, le vrai challenge de cette nouvelle modalité biométrique. Ces expérimentations nous ont conduit à concevoir une nouvelle approche basée sur des techniques d'apprentissages dont le but est de sélectionner les caractéristiques pertinentes pour les deux applications biométriques, cela veut dire, les caractéristiques faciales 3D les moins sensibles aux expressions faciales.

Nous avons présenté une étude comparative concernant les deux algorithmes développés durant cette thèse. Les deux algorithmes sont quasi-invariants aux problèmes de changements de pose ou d'éclairage. Cependant, ils présentent des résultats différents autour du problème de changement d'expressions faciales. En effet, l'hypothèse de départ sur laquelle est fondée cette approche n'est pas vérifiée du moins par rapport à nos données 3D de traitement. Deux métriques de similarité ont été testées, la première considère toutes les courbes faciales 3D, radiales et de niveaux, comme une entité homogène alors que la deuxième le dissocie les courbes en deux catégories une discriminante pour l'application et l'autre non-discriminante. Cette segmentation du visage 3D en régions est la source des améliorations par rapport au premier algorithme. Les évaluations de cette nouvelle approche montrent des gains de performances et de précision par rapport à la technique basée sur toutes les courbes faciales. Elles montrent aussi des gains en temps de calculs considéré comme l'un des principaux inconvénients de cette modalité.

CONCLUSION DU CHAPITRE

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 montrent l'efficacité de cette modalité pour distinguer entre les individus malgré les variations intervenues sur les images de 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 d'étudier cette région importante des surfaces faciales. Enfin, nous avons étendu notre approche sur les surfaces faciales entières.

Dans la première partie de ce chapitre nous avons présenté un nouveau classifieur basé sur les courbes nasales pour l'authentification des visages. D'abord, nous avons formulé le problème d'authentification comme un problème de classification binaire : accès imposteur/accès client. Ensuite, nous avons proposé d'utiliser l'algorithme Adaboost pour optimiser les performances du classifieur. En se basant sur un ensemble d'apprentissage, Adaboost choisit les courbes nasales les plus pertinentes en attribuant les poids les plus importants aux classifieurs faibles associés. Enfin, nous avons présenté des expérimentations sur des ensembles d'échantillons de tailles variables. Ces expérimentations montrent l'intérêt d'introduire le boosting pour améliorer les résultats d'authentification par rapport à la moyenne arithmétique de toutes les courbes.

Dans la seconde partie, nous avons présenté un nouveau classifieur basé sur les courbes faciales 3D pour la reconnaissance des visages 3D. Les expérimentations, réalisées sur la base FRGCv2, démontrent l'efficacité de l'approche proposée. AdaBoost sélectionne les courbes passant par les régions faciales les plus stables aux expressions faciales. Avec seulement **17** courbes dont **12** radiales et **5** de niveaux, le taux de reconnaissance au rang-1 est de **98,02%**, le temps d'exécution de l'algorithme est de l'ordre de **0.68** secondes pour comparer deux visages avec les courbes sélectionnées au lieu de **2,64** secondes avec toutes les courbes. Nous allons poursuivre notre approche, en l'appliquant pour d'autres applications comme les courbes pertinentes pour la classification du genre.

APPROCHE STATISTIQUE POUR LA CLASSIFICATION FACIALE 3D DU GENRE

SOMMAIRE

5.1	CLASSIFICATION DU GENRE BASÉE SUR LES VISAGES 3D	99
5.1.1	Aperçu de l'approche proposée	101
5.1.2	Formulation du problème	103
5.1.3	Etude statistique et calcul des visages moyens homme/femme	104
5.1.4	Classification du genre 3D en utilisant le visage de référence	107
5.1.5	Classification du genre 3D en utilisant le visage moyen . .	108
	CONCLUSION	116

CE chapitre examine la classification du genre en utilisant les surfaces faciales 3D, qui est l'une des tâches visuelles utilisées facilement par les humains pour aider à la reconnaissance de l'identité et facilite l'interaction entre les personnes. La plupart des travaux existants utilisent des images 2D pour extraire des caractéristiques faciales distinctives comme la densité des cheveux et la morphologie interne de visage. Alors que l'intérêt académique et industriel de la classification du genre a augmenté ces dernières années en raison de sa robustesse théorique aux conditions d'éclairages et aussi à aux variations de la pose, quelques approches essaient d'utiliser des images 3D, complémentaires à ceux en 2D, pour faire la distinction entre les sexes. De nombreuses techniques ont été proposées pour résoudre le problème de classification du genre, la plupart d'entre eux sont basés sur des images faciales 2D. En revanche, peu de travaux

existent dans le domaine de la classification du genre en utilisant uniquement l'information 3D du visage.

Dans ce chapitre nous souhaitons appliquer le cadre mathématique de l'analyse des déformations des surfaces faciales évoqué dans le chapitre précédent pour examiner l'apport de l'information 3D en classification du genre. Nous allons essayer de répondre à la question suivante, quelles sont les caractéristiques faciales 3D pertinentes qui différencient les hommes des femmes ?

Ce chapitre est divisé en deux parties : dans la première partie, nous étudierons la contribution de l'information tridimensionnelle des surfaces faciales pour une classification efficace du genre. Tout d'abord nous décrirons en détail notre technique de classification du genre en utilisant les courbes faciales (courbes de niveaux et radiales). Ensuite, nous sélectionnerons deux visages de la base FRGC v1 comme visages de références, un pour les hommes et l'autre pour les femmes. Enfin, nous donnerons les résultats expérimentaux obtenus sur la base FRGCv2. Dans la deuxième partie nous exposerons une approche de reconnaissance du genre basée sur la moyenne de Karcher. Ensuite nous calculerons deux visages moyens, un pour un ensemble de visages hommes sélectionné de la base FRGC v1 et l'autre pour un ensemble de visages femmes aussi sélectionné de la base FRGC v1. Enfin, Nous donnerons les résultats expérimentaux obtenus sur la base de données FRGC v2.

5.1 CLASSIFICATION DU GENRE BASÉE SUR LES VISAGES 3D

Les êtres humains peuvent facilement déterminer le sexe de la plupart des visages sans faire beaucoup d'efforts. Cela a suscité un grand intérêt pour étudier quels sont les indices sous-jacents qui différencient les hommes des femmes.



FIGURE 5.1 – Exemples des surfaces faciales des hommes sélectionnées de la base FRGC v2.

Ce chapitre présente une étude sur la classification entre les sexes en utilisant le visage représenté par une collection de courbes faciales 3D. Les courbes faciales est l'une des caractéristiques qui décrit l'orientation locale des surfaces faciales. Elles révèlent d'une part localement l'information de la forme du visage, d'autre part elles peuvent être extraites facilement à l'aide d'une étape de pré-traitement. Dans ce chapitre nous démontrons la faisabilité de la classification entre les sexes à l'aide du visage 3D. Plus important encore, dans ce chapitre nous proposerons une approche statistique pour trouver les caractéristiques faciales 3D discriminantes pour distinguer entre les sexes, les résultats trouvés montrent que l'utilisation de ces fonctionnalités améliore les performances de classification du genre.

La figure 5.1 illustre quelques exemples des surfaces faciales des hommes sélectionnées de la base FRGC v2. Tandis que, la figure 5.1 illustre quelques exemples des surfaces faciales des femmes sélectionnées de la base FRGC v2.

La première partie de ce chapitre présente notre première tentative pour effectuer la classification entre les sexes à l'aide des courbes faciales extraites à partir des visages 3D. Ensuite, Nous décrivons les principaux outils statistiques, à savoir la formulation de problème de la classification du genre comme classification binaire, les visages références, et l'analyse géométrique des caractéristiques faciales 3D pour une classification du genre efficace. Enfin, nous examinons les résultats de la classification obtenus en utilisant toutes les courbes faciales. Les résultats démontrent la faisabilité des courbes faciales 3D pour distinguer entre les sexes. En revanche, nous constatons que le pouvoir de discrimination entre les sexes n'est pas uniforme pour chaque courbe dans l'espace des caractéristiques faciales 3D.



FIGURE 5.2 – Exemples des surfaces faciales des femmes sélectionnées de la base FRGC v2.

Pour sélectionner les caractéristiques géométriques faciales 3D discriminantes pour la classification faciale du genre, nous explorons deux stratégies. La première stratégie est basée sur l'utilisation de deux visages de références pour classer la population en deux sous-ensemble hommes et femmes, en utilisant des fonctions critères et des algorithmes d'apprentissages. La seconde est basée sur une étude statistique des humains, cette étude est divisée en deux étapes, la première étape est pour l'apprentissage dont le but est de construire deux visages moyens, un visage qui

représente tous les visages de la population des femmes, cela veut dire la forme moyenne de différentes formes des visages femmes avec différentes origines ainsi leurs différentes apparences ethniques, l'autre visage représente la population des hommes. L'algorithme de plus proche voisin est utilisé comme classifieur, que nous allons décrire avec plus de détails par la suite dans ce chapitre. Les résultats démontrent l'efficacité de ces stratégies pour la bonne séparabilité entre les sexes.

Ensuite, nous prenons en compte la distribution de l'information entre les sexes suivant différentes régions du visage, comme décrit précédemment, l'objectif fondamental de ce chapitre est d'extraire les caractéristiques géométriques faciales 3D discriminantes pour la classification du genre, autrement dit, les courbes faciales 3D incorporant les poids sensibles à la classification du genre 3D. Comme pour la reconnaissance du visage nous proposons deux variantes des courbes faciales 3D, les courbes de niveaux et les courbes radiales. En analysant les résultats trouvés sur la base d'apprentissage nous montrons comment les poids de classification des courbes ont été construits, et comment elles sont incorporées dans la construction du modèle finale de la classification du genre 3D. Enfin, nous évaluons notre méthode sur des données réelles du benchmark international FRGC v2. Les résultats démontrent l'efficacité de la sélection des caractéristiques géométriques 3D, la sélection a permis d'améliorer la performance de la classification entre les sexes. Nous interprétons aussi pourquoi un sous-ensemble de courbes faciales 3D permet d'améliorer la performance de notre système de classification entre les sexes.

5.1.1 Aperçu de l'approche proposée

Nous proposons un nouvel algorithme de classification faciale 3D du genre qui combine la représentation des visages 3D par une collection de courbes et des techniques de sélection des caractéristiques. La figure 5.3 illustre les différentes étapes de notre approche. Après l'acquisition des visages 3D nous avons effectué quelques 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. On extrait les courbes faciales (radiales et de niveaux). Puis, selon la nature des courbes (fermées ou ouvertes), nous utilisons l'un des cadres géométriques pour analyser les formes des courbes faciales.

Dans l'étape d'apprentissage (*hors-ligne*), de sélection des caractéristiques

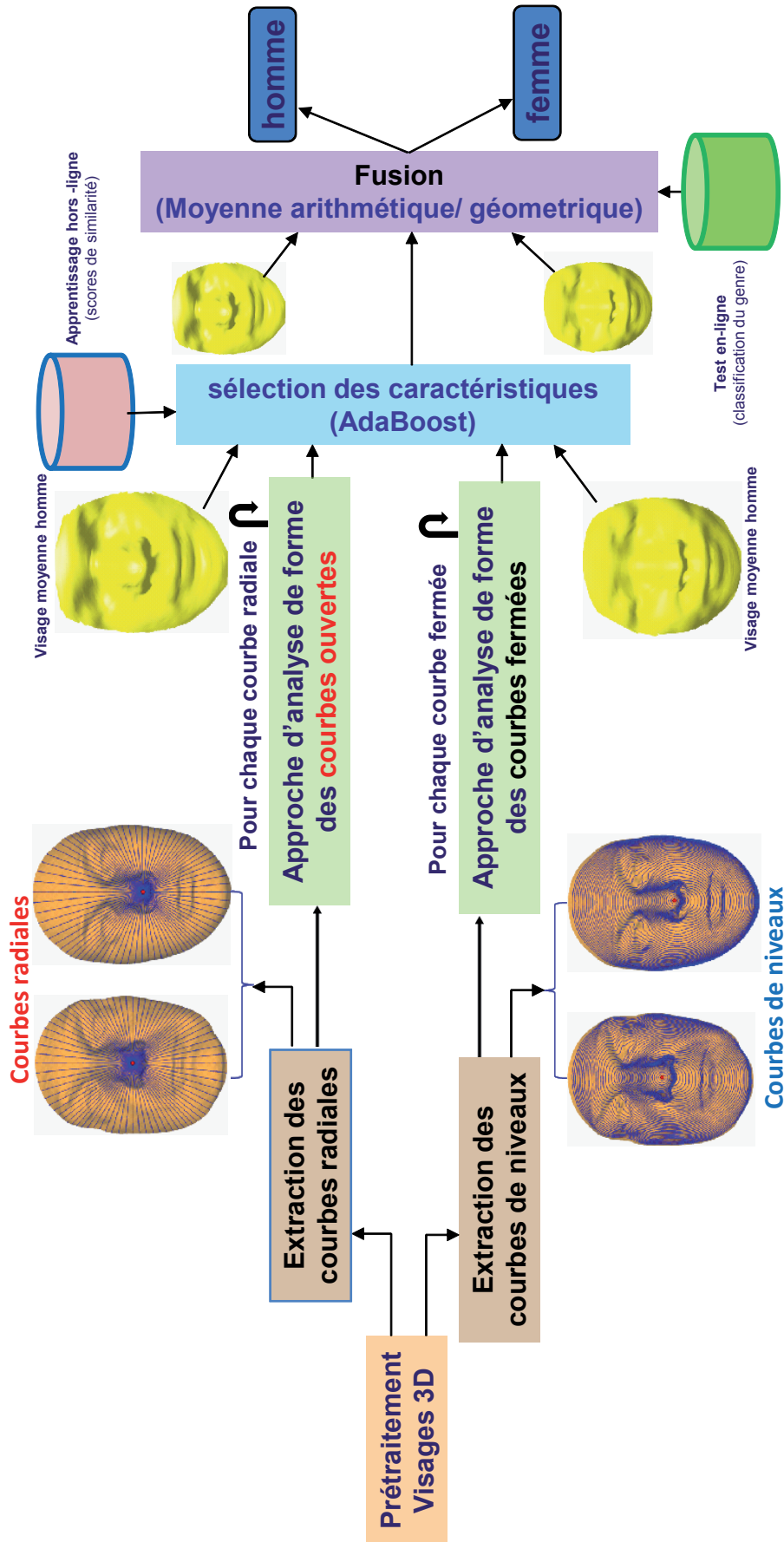


FIGURE 5.3 – Un aperçu des différentes étapes de notre approche de classification des genres du visage 3D.

géométriques, nous avons utilisé l'algorithme AdaBoost [FS95] sur un ensemble de scores de similarités, calculés par rapport aux courbes entre les visages de la base FRGC v2 et les deux visages moyens dont nous disposons, pour trouver les caractéristiques faciales 3D les plus discriminantes pour distinguer entre les deux sexes homme/femme. Dans l'étape de classification finale (en-ligne), les scores de similarité des courbes pertinentes sont cumulés pour produire un score final. Le plus proche voisin des deux visages de références homme/femme sera la décision finale pour dire s'il s'agit d'un homme ou d'une femme.

5.1.2 Formulation du problème

Comme nous l'avons déjà évoqué, les courbes de niveaux et radiales capturent localement la forme des différentes régions du visage. Toutefois, afin de reconnaître le sexe des surfaces faciales 3D, on ne s'intéresse qu'aux formes de certaines régions du visage. La classification entre les sexes, à l'aide des visages 3D, est une application biométrique, la comparaison des formes des courbes faciales, est en difficulté, selon le degré des changements de la forme des régions du visage (masculin/féminin). C'est effectivement pour ces raisons, nous introduisons une étape de sélection de caractéristiques pour identifier (ou localiser) les courbes les plus discriminantes. Nous proposons d'utiliser un algorithme bien connue, des techniques d'apprentissages, AdaBoost. Nous le rappelons que cet algorithme est introduit par *Freund and Schapire* dans [FS95]. Le **Boosting** est basé sur la sélection itérative des classifieurs faibles en utilisant une distribution d'échantillons pendant l'étape d'apprentissage. À chaque itération, le meilleur (pertinent) classifieur faible est fourni et pondéré par la qualité de sa classification. Dans la pratique, les différentes courbes 3D radiales et de niveaux sont utilisées comme des classifieurs faibles. Après M itérations, les courbes les plus pertinentes T ($T < M$) du visage sont retournées par l'algorithme.

Pour apprendre et tester l'algorithme AdaBoost pour l'application classification des sexes, nous utilisons un sous-ensemble de données de la base FRGCv1 dans l'étape d'apprentissage de l'algorithme et tous les sujets de la base FRGC v2 466 dans l'étape du test. Tout d'abord, nous avons sélectionné un sous-ensemble de visages d'hommes et de femmes (dix de chaque classe) à partir de la base FRGCv1, pour calculer les visages moyens des deux classes, hommes et femmes désignés respectivement T^h et T^f . Ensuite, nous calculons les distances entre les courbes faciales

deux à deux entre les deux tempales Homme/Femme et différents visages de la base test. Ainsi, on obtient plusieurs matrices contenant des vecteurs de caractéristiques, les distances sont basées sur différents types de courbes, qui seront utilisées pour apprendre l'algorithme AdaBoost, comme illustré dans la table 5.1. De ces matrices de distances, nous extrayons deux types de scores (i) les *match scores* (comparaisons intra-genre) et (ii) les *non-match scores* (comparaisons inter-genre).

TABLE 5.1 – Les entrées de l'algorithme AdaBoost : Les vecteurs caractéristiques pour la classification entre les sexes.

Pour chaque courbe	Visage homme1	Visage femme1	...
T^h	$\{x_n^{\alpha,\lambda}, 1\}$	$\{x_n^{\alpha,\lambda}, 0\}$...
T^f	$\{x_n^{\alpha,\lambda}, 0\}$	$\{x_n^{\alpha,\lambda}, 1\}$...

5.1.3 Etude statistique et calcul des visages moyens homme/femme

Afin d'améliorer la performance de notre approche de la classification faciale des sexes en utilisant les visages de références. Tout d'abord nous calculons les visages moyens des deux classes homme/femme, pour calculer ces visages moyens nous utilisons les approches géométriques pour analyser la forme des courbes faciales ouvertes et fermées. En fait, ces approches nous permettent de calculer la moyenne intrinsèque (la moyenne de Karcher) aux courbes faciales que nous étendons aux surfaces faciales 3D. Puis, dans l'étape d'apprentissage, nous calculons les paires distances intra-classe (entre le même sexe) et inter-classes (entre sexes différents), ceci est fait pour chaque indice de la courbe (radiales et niveaux), entre les visages échantillons et les deux visages de références homme/femme. Enfin, les caractéristiques géométriques les plus discriminantes sont sélectionnées de manière optimale par le *boosting* comme on le fait pour l'application de reconnaissance faciale 3D. Pendant l'étape de test, nous utilisons uniquement les caractéristiques sélectionnées durant l'étapes d'apprentissage pour calculer les distances géodésiques entre les visages de références homme/femme et les visages de la base du test. L'algorithme du plus proche voisin désigne la classe (masculine/féminine) à laquelle la requête test appartient. Dans ce qui suit nous allons détailler les différentes étapes.

Un avantage de notre cadre géométrique pour l'analyse de la forme des courbes est d'avoir la possibilité de faire quelques statistiques en particulier, pouvoir calculer "*la moyenne*" des courbes du visage 3D, quelles que soient leurs types, on l'appelle appelées *la moyenne de Karcher* [SSDK09].

La moyenne de Karcher utilise la géométrie intrinsèque à la variété des courbes faciales pour définir et calculer la moyenne sur cette variété. Elle est définie comme suit :

Soit $d_{\mathcal{C},\tilde{\mathcal{C}}}(\beta_i^{\alpha,\lambda}, \beta_j^{\alpha,\lambda})$ désigner la distance géodésique entre les courbes faciales dans \mathcal{C} (ou dans $\tilde{\mathcal{C}}$). Pour calculer la moyenne de Karcher des courbes faciales $\{\beta_1^{\alpha,\lambda}, \dots, \beta_n^{\alpha,\lambda}\}$ in \mathcal{C} (ou dans $\tilde{\mathcal{C}}$), nous définissons la fonction de variance :

$$\mathcal{V} : \mathcal{C}, \tilde{\mathcal{C}} \rightarrow \mathbb{R}, \mathcal{V}(\beta) = \sum_{i=1}^n d_{\mathcal{C},\tilde{\mathcal{C}}}(\beta_i^{\alpha,\lambda}, \beta)^2 \quad (5.1)$$

La moyenne de Karcher est alors définie par :

$$\overline{\beta^{\alpha,\lambda}} = \arg \min_{\mu \in \mathcal{C}, \tilde{\mathcal{C}}} \mathcal{V}(\mu) \quad (5.2)$$

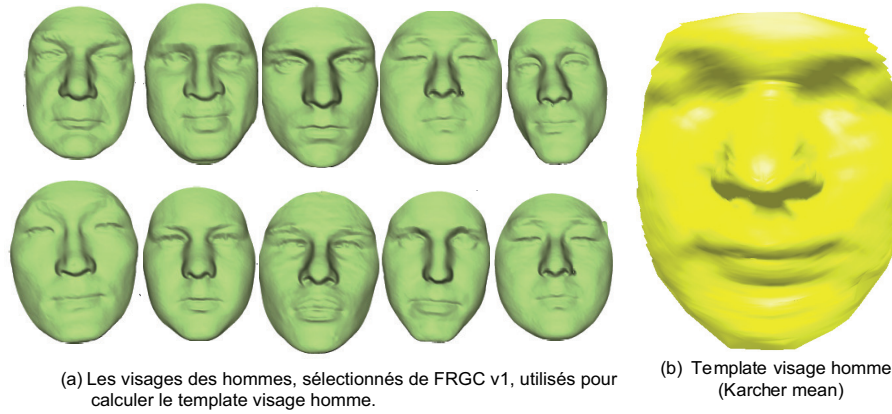


FIGURE 5.4 – Différentes surfaces faciales des différents hommes sélectionnés de la base FRGC v1 et leur moyenne de Karcher.

La moyenne intrinsèque peut ne pas être unique, c'est-à-dire qu'elle peut être un ensemble de points dans \mathcal{C} (ou dans $\tilde{\mathcal{C}}$) pour lesquels la valeur minimale de \mathcal{V} est obtenue. Pour interpréter géométriquement, $\overline{\beta^{\alpha,\lambda}}$ est un élément de \mathcal{C} (ou de $\tilde{\mathcal{C}}$), qui a la plus faible déformation de toutes les courbes qui forment les surfaces faciales 3D. Nous présentons un algorithme couramment utilisé pour calculer la moyenne de Karcher pour un ensemble donné des surfaces faciales, bien évidemment en utilisant leurs courbes faciales (radiales et de niveaux). Cette approche, présentée dans l'algorithme 3 utilise le gradient de \mathcal{V} , dans l'espace $T_\mu(\mathcal{C})$, pour faire la mis-à-jour de manière itérative de la moyenne courante μ . Le même pseudo-algorithme est appliqué dans l'espace des courbes fermées $T_\mu(\tilde{\mathcal{C}})$.

Comme il s'agit d'une approche gradient, il assure seulement et localement la valeur minimale de la variance \mathcal{V} . Nous utilisons cet algorithme du calcul de la moyenne de Karcher pour construire les visages moyens des

Algorithme 3: L'algorithme de la moyenne de Karcher

Pour $k = 0$. Choisissez une augmentation du temps $\epsilon \leq \frac{1}{n}$. Choisissez le point $\mu_0 \in \mathcal{C}$ comme une estimation initiale de la moyenne. (Par exemple, on pourrait se contenter de prendre $\mu_0 = S^1$.)

- 1- Pour chaque $i = 1, \dots, n$ choisissez le vecteur tangente $f_i \in T_{\mu_k}(\mathcal{C})$ qui est tangent à la géodésique depuis μ_k vers S^i . Le vecteur $g = \sum_{i=1}^n f_i$ est proportionnelle à la gradient en μ_k de la fonction \mathcal{V} .
- 2- Flux du temps ϵ tout au long de la géodésique qui commence de μ_k et son vecteur vitesse g . Appel le point où vous finissez μ_{k+1} .
- 3- Mets $k = k + 1$ et aller vers l'étape 1.

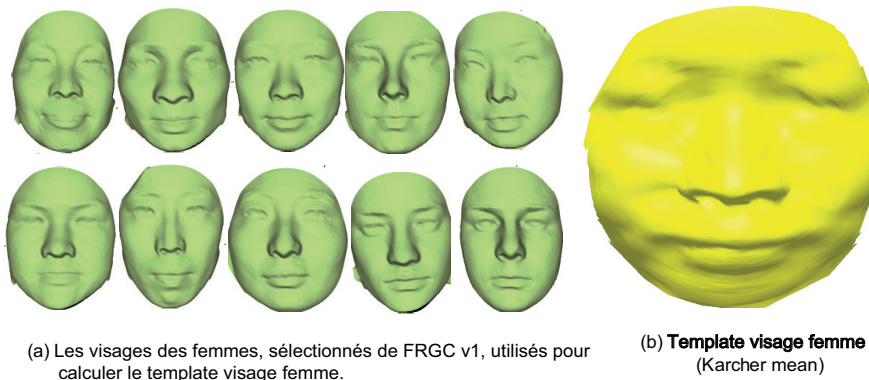


FIGURE 5.5 – Différentes surfaces faciales des différentes femmes sélectionnées de la base FRGC v1 et leur moyenne de Karcher.

deux classes masculine et féminine. Pour cela, nous calculons la moyenne de la forme des visages 3D de dix hommes de différentes apparences ethniques, c'est-à-dire les différentes formes géométriques des surfaces faciales. Ensuite, nous calculons la moyenne de la forme des visages 3D de dix femmes de différentes apparences ethniques aussi, nous notons que les différents scans 3D sont tirés de la base FRGC v1. Les visages moyens et les visages échantillons utilisés pour le calcul de ces visages moyens sont donnés dans les figures 5.4 et 5.5, la figure 5.4 illustre différentes surfaces faciales des hommes sélectionnées de FRGC v1 et leurs moyenne de Karcher comme visage de référence, et la figure 5.5 qui illustre les différentes surfaces faciales des femmes sélectionnées de FRGC v1 et leurs moyenne de Karcher comme visage de référence.

Algorithme de plus proche voisin pour la classification du genre 3D

L'algorithme de plus proche voisin est un des algorithmes de classification les plus simples. Le seul outil dont on a besoin est une distance entre les éléments que l'on veut classifier, dans notre cas ce sont les distances entre les visages tests et les visages de références homme/femme.

Si on représente ces éléments par des vecteurs de coordonnées, il y a en général plusieurs choix possibles pour ces distances, partant de la simple distances usuelles (euclidienne et géodésiques). On dispose de deux visages moyens dont on connaît la classe homme ou femme. ici on parle de la base galerie, bien que cela soit de l'apprentissage. Dès que l'on reçoit un nouveau visage 3D que l'on souhaite classifier, on calcule sa distance par rapport aux deux visages de références homme/femme qu'on a calculé à partir de la base galerie. Ensuite, on cherche la plus petite valeur parmi ces deux valeurs. Cette valeur correspond donc à l'élément de la base qui est le plus proche de l'élément que l'on souhaite classer. On décide d'attribuer à l'élément à classifier le sexe de celui qui est plus proche de lui. Le pseudo-code de notre algorithme de classification entre les sexes est donné dans l'algorithme 4.

Algorithme 4: L'algorithme de classification entre les sexes

- Entrée : Un ensemble de courbes c_i où c_i est soit les courbes de niveaux ou des courbes radiales. N^s est le nombre total des courbes sélectionnées radiales et de niveaux.
- Pour chaque requête F_k $k = 1, \dots, 466$:

1- Calculer les distances géodésiques : Pour chaque courbe c_i $i = 1, \dots, N^s$:

$$\sum_{i=0}^{N^s} d_k(T^h, F_k) \text{ et } \sum_{i=0}^{N^s} d_k(T^f, F_k)$$

- La décision finale de la classification est donnée par :

$$D(F_k) = \begin{cases} 1 & \text{Si le plus proche visage a le même sexe.} \\ 0 & \text{Sinon.} \end{cases}$$

5.1.4 Classification du genre 3D en utilisant le visage de référence

Contrairement à la reconnaissance des visages et à la reconnaissance des expressions faciales, dont de nombreuses méthodes ont été évaluées sur des benchmarks internationaux, il n'existe pas de protocole standard pour la classification du genre. Les méthodes proposées [LS09],[WSHo8a] utilisent des bases de données propres à elles et non publiques pour réaliser des expérimentations et générer des résultats de classification du genre. Dans nos travaux nous avons opté pour l'utilisation de la base de données publique qui est la base FRGC v2 pour évaluer notre approche et donner des résultats sur cette base qui seront à notre connaissance les premiers résultat de classification du genre sur cette base.

Lors de nos expérimentations nous avons considéré un sous-ensemble de la base FRGC qui compte un nombre total de 466 sujets. Les scans

3D des sujet choisis correspondent à des sessions d'acquisition relatives aux états neutre et non-neutre. On a aussi opté pour l'utilisation de l'algorithme d'apprentissage AdaBoost en vue de la classification du genre. Pour se faire nous avons réparti nos données en données d'apprentissage et en données de test. Et pour une meilleur généralisation de notre modèle statistique nous appliquons la technique de validation croisée d'ordre 10 A.4. Suivant cette technique l'apprentissage de l'algorithme est lancé de manière répétitive 10 fois. A chaque itération 9/10 des données est pris pour l'apprentissage et le 1/10 pour le test. De cette manière toutes les données seront utilisées au moins une fois pour l'apprentissage ainsi que pour le test. On aboutit à la fin de cette manipulation a un résultat de reconnaissance moyenné sur le nombre d'itérations lancées. Le résultat de la table 5.4 renseigne sur les résultats de classification donnés par trois classifieurs Adaboost, Réseaux de neurones A.5 et SVM A.3.

TABLE 5.2 – Résultats de la classification entre les sexes en utilisant différentes techniques d'apprentissages : AdaBoost, Réseaux de neurones(NN) A.5 et SVM A.3.

	<i>Les techniques d'apprentissages</i>		
	AdaBoost ^(*)	SVM ^(*) A.3	NN ^(*) A.5
Taux de classification du genre	84.98%	83.69%	84.33%

(*) Résultats avec 10-fold validation croisée A.4.

On peut noter, en se basant sur les résultats présentés dans la table 5.4, que l'algorithme de classification AdaBoost donne le taux de classification qui dépasse celui du réseau de neurones A.5 et du SVM A.3. En utilisant AdaBoost on atteint un taux de 85% de classification du genre. Dans un cadre d'analyse approfondie des résultats fournis par cette méthode de classification, nous avons examiné les premières itérations du déroulement de cet algorithme, qui sont généralement indicateurs des poids les plus forts associés aux courbes en question.

5.1.5 Classification du genre 3D en utilisant le visage moyen

Techniques d'apprentissages pour la classification du genre 3D

D'une manière plus formelle, on considère un ensemble de paires $(x_n^{\alpha,\lambda}, y_n)_{1 \leq n \leq N}$ où $x_n^{\alpha,\lambda}$ est un score de similarité entre deux courbes de même niveau α, λ et y_n , et qui peut prendre deux valeurs possibles ; 1 dans le cas où il y a correspondance de score et 0 dans le cas contraire. Pour chaque courbe β_j (classifieur faible) on obtient un seuil optimal pour

la fonction de classification, pour identifier les observations qui ont été correctement classifiées et celles qui ne l'ont pas été.

$$h_j(x_n^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_n^k < \theta \text{ (intra-genre)} \\ 0 & \text{sinon (inter-genre)} \end{cases} \quad (5.3)$$

La figure 5.6 illustre l'emplacement des différentes courbes de niveaux et radiales discriminantes, sélectionnées pour la classification du genre, sur les surfaces faciales des scans acquis pour des sujets masculins qui permettent d'obtenir de meilleure classification entre les sexes alors que la figure 5.7 illustre celles pour des sujets féminins.

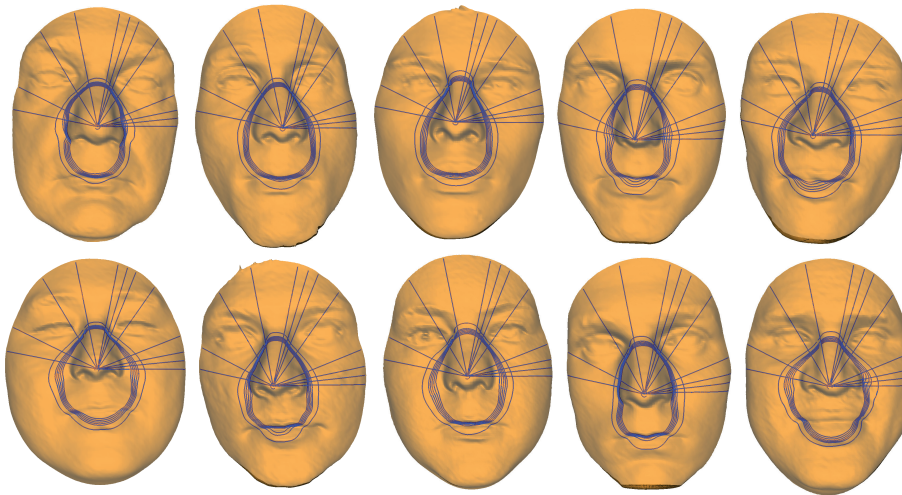


FIGURE 5.6 – L'emplacement des différentes courbes de niveaux et radiales discriminantes, sélectionnées pour la classification du genre, sur les surfaces faciales des scans acquis pour des sujets masculins.

On peut noter que la méthode AdaBoost a permis de sélectionner les courbes de niveaux autour des joues cela veut dire que ces régions sont pertinentes à la classification du genre. Tandis que, pour les courbes radiales, l'algorithme a sélectionné les meilleurs courbes tout en évitant deux régions mimiques du visage qui déforment sérieusement la forme de ces courbes. La première est la partie inférieure du visage, cela veut dire que la forme des courbes radiales de cette région est affectée par les expressions faciales, en particulier lorsque la bouche est ouverte. La deuxième correspond aux régions des yeux et les sourcils. En revanche, les courbes radiales les plus stables pour distinguer entre les sexes sont celles des joues et celles de la région sillon du visage.

Comme illustré dans le tableau 5.1, cette fois-ci, nous avons calculé les matrices de distances de toutes les courbes sélectionnées (niveaux et

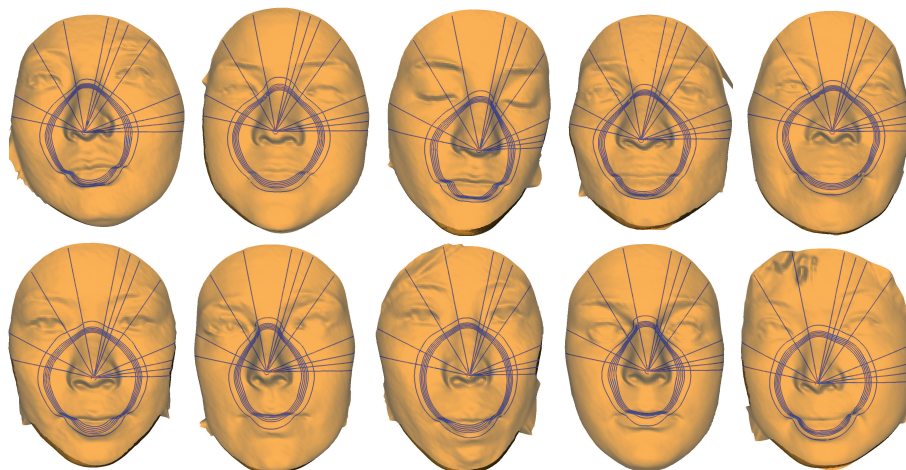


FIGURE 5.7 – L'emplacement des différentes courbes de niveaux et radiales discriminantes, sélectionnées pour la classification du genre, sur les surfaces faciales des scans acquis pour des sujets féminins.

radiales) des visages moyens et pour les 466 visages de la base FRGC v2 comme des visages tests.

Résultats expérimentaux

La difficulté rencontrée pour comparer notre approche avec celles publiées dans l'état de l'art, malheureusement, jusqu'à présent, il n'existe pas de protocole standard pour comparer les résultats de classification entre les sexes, contrairement à la reconnaissance du visage 3D. Les travaux antérieurs [LS09],[WSH08a],[HYS10] donnent des résultats de classification sur des sous-ensemble sélectionnés de la base de données FRGC v1. Nous avons commencé par construire le visage moyen homme $\{T^h\}$ et le visage moyen femme $\{T^f\}$ en utilisant des sujets sélectionnés manuellement de la base FRGC v1. Ensuite, les comparaisons entre les visages de références $\{T^h, T^f\}$ et les 466 visages tests en fonction de leurs courbes faciales. Les distances géodésiques sont calculées pour former les vecteurs caractéristiques. Enfin, les étapes d'apprentissage et de test sont appliquées en utilisant 10-fold de validation croisée A.4.

Dans cette étude, les 466 sujets sont divisés en deux sous-ensembles disjoints. Parmi ces sous-ensembles, un sous-ensemble est retenu pour tester le modèle, et les sous-ensembles restants sont utilisés comme données d'apprentissages, en utilisant la technique 10-fold de validation croisée. Enfin, les résultats des dix étapes sont moyennés afin de produire une estimation unique de la performance donnée par le classifieur de l'expé-

rience. Notre approche donne 86,05% comme taux de classification du genre.

Le tableau 5.3 montre une comparaison des résultats de classification du genre pour différentes approches de l'état de l'art testées sur différentes bases de données. Dans [WSH07] les auteurs ont utilisés un sous-ensemble de la base FRGCv1 et seulement pour six sujets de sexe féminin et quatre sujets de sexe masculin. Dans [LCJ06] un sous ensemble de FRGCv1 est utilisé aussi, les auteurs n'ont utilisé que 139 sujets de sexe féminin et 237 sujets de sexe masculin. Dans [HYS10] un sous ensemble de FRGCv1 est utilisé, les auteurs n'ont sélectionné que 28 sujets de sexe féminin et 80 sujets de sexe masculin, en revanche ils ont utilisé plusieurs sessions pour chaque sujet. Notez que cette division ad-hoc ne garantit pas que tous les sujets auront une expression neutre, certains sujets ont été scannés lors d'une expression arbitraire.

TABLE 5.3 – Résultats de la classification des genres et la comparaison avec les résultats de l'état de l'art.

Approche	Base de données	Number of Subjects			Taux de classification
		Tous les sujets	Sujets féminins	Sujets masculins	
[WSH07]	FRGCv1	10	6	4	69.7%
[LCJ06]	FRGCv1	376	139	237	85.4%
[HYS10]	FRGCv1	108	28	80	94.3%
Notre Approche	FRGCv2	466	202	264	86.05%

Dans le but d'évaluer la robustesse de notre approche nous avons mené des expérimentations en utilisant toutes les courbes radiales et de niveaux simultanément. Les deux types de représentation sont complémentaires et permettent de construire des descripteurs qui sont par la suite transformés en vecteurs caractéristiques à l'entrée de différentes techniques de classification, Adaboost, Réseaux de neurones A.5 et SVM A.3 en utilisant la même configuration (10-fold de validation croisée). Le meilleur résultat de classification est donné par l'algorithme d'Adaboost. La table 5.4 résume l'ensemble des résultats de classification relativement à chaque classifieur choisis. Ces expériences ont démontré l'intérêt de l'analyse de la forme géométrique des deux types des courbes du visage ainsi l'intérêt des techniques d'apprentissage pour atteindre les meilleures performances de classification. Nous avons aussi prouvé que l'idée de combiner les courbes radiales sélectionnées et les courbes de niveaux sélectionnées donne de meilleures performances par rapport à toutes les autres combinaisons des courbes.



FIGURE 5.8 – Les différents visages 3D des femmes mal classés par notre approche. La première ligne donne les données 3D, la seconde donne la texture correspondante aux données 3D.

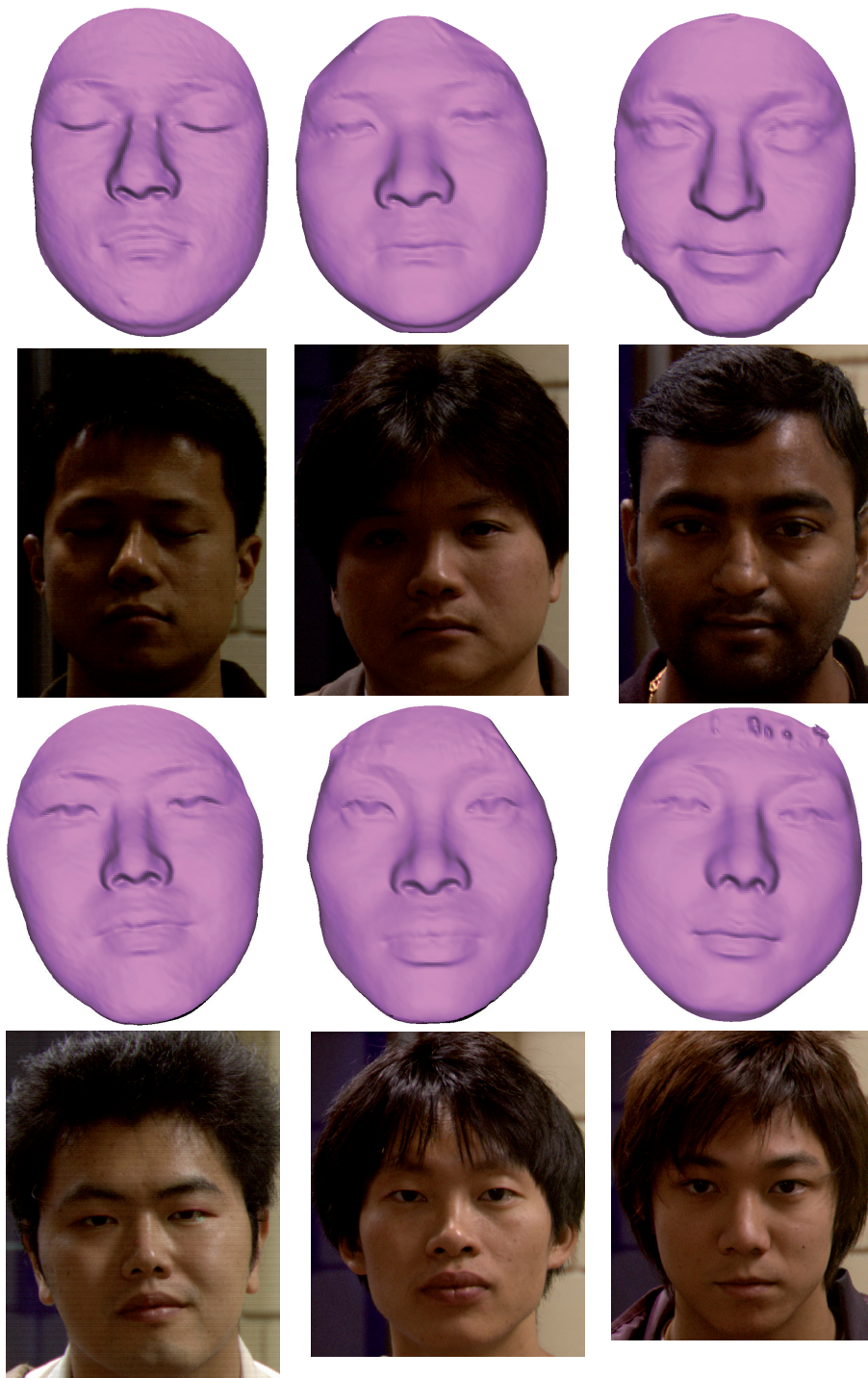


FIGURE 5.9 – Les différents visages 3D des hommes mal classés par notre approche. La première ligne donne les données 3D, la seconde donne la texture correspondante aux données 3D.

TABLE 5.4 – Comparaison des taux de différentes approches de la classification faciale 3D du genre.

Methods	A. Basés sur les courbes sélectionnées (Algorithme 4)		B. Basés sur les techniques d'apprentissages			
	Courbes de niveaux A.5	Courbes Radiales	Courbes de niveaux et Radiales	AdaBoost ^(*) 10-fold	SVM ^(*) A.3	Réseaux ^(*) de neurones
Taux de classification du genre	79.40%	80.69%	84.12%	86.05%	83.91%	83.05%

(*) Résultats pour 10-fold de validation croisée A.4.

L'analyse de quelques exemples mal classés illustrés dans les figures 5.8 et 5.9 montre qu'il y a deux principales causes de cette mauvaise classification. La première cause est surtout la mauvaise qualité des données lors de l'acquisition 3D, par exemple la présence de certaines occultations dans les régions concernées, citons en particulier la présence des cheveux dans la région Sellion/front, ce qui change la forme naturelle et réelle des courbes qui traversent ces régions. La deuxième raison réside dans le fait que l'information portée par la forme du visage n'est pas suffisante pour reconnaître le genre de la personne concernée, c'est-à-dire elle n'est pas représentative, en général on trouve une certaine confusion (même pour les personnes réelles), pour reconnaître correctement le sexe de la personne. Une solution pour résoudre ce types de problèmes est le fait d'introduire l'information texture, qui contient des informations complémentaires (comme la densité des cheveux, etc) afin de consolider la décision du classifieur, par conséquent améliorer les performances de l'approche proposée.

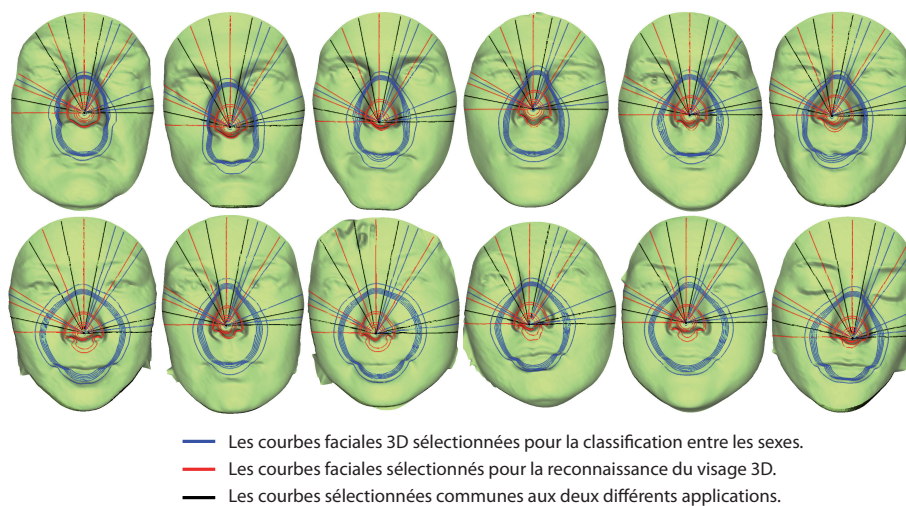


FIGURE 5.10 – Quelques exemples des surfaces faciales avec les courbes de niveaux et radiales sélectionnées pour les deux applications. La première ligne donne des sessions différentes pour différentes personnes du sexe masculin, alors que la seconde ligne donne des sessions différentes pour différentes personnes du sexe féminin.

Le tableau 5.5 présente le temps de calcul (en secondes) pour différentes configurations (toutes les courbes, les courbes sélectionnées, ...). le temps de calcul (0,76 (secondes) au lieu de 2.64 (secondes). Cela a un impact direct sur l'efficacité de notre algorithme de classification faciale 3D.

La figure 5.10 illustre quelques exemples des courbes radiales et de niveaux qui sont considérées comme des courbes pertinentes pour les ap-

TABLE 5.5 – La comparaison de temps de calcul (en secondes) pour différentes configurations.

<i>Temps du calcul</i>	<i>Toutes</i>	<i>Sélectionnées</i>
<i>Radiales</i>	1.6	0.48
<i>Niveaux</i>	1.04	0.28
<i>Fusion</i>	2.64	0.76

plications de reconnaissance des visages 3D et la classification faciale 3D du genre. Les courbes en bleu désignent les courbes sélectionnées pour notre méthode de classification du genre, celles en rouge correspondent aux courbes choisis pour la reconnaissance des visages, et celles en noire correspondent aux courbes sélectionnées simultanément pour les deux applications.

CONCLUSION DU CHAPITRE

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche de classification du genre via une nouvelle modalité biométrique, c'est la forme 3D du visage. Les résultats obtenus sur des données réelles montre l'efficacité de cette modalité pour distinguer entre les sexes des individus malgré les variations inter-classe et intra-classe intervenu sur les images de test. Nous avons utilisé le cadre géométrique pour analyser les déformations des surfaces faciales présenté dans le deuxième chapitre. Nous avons démontré l'efficacité de la sélection des courbes faciales 3D pour distinguer les sexes. Le principal ingrédient est l'utilisation des techniques d'apprentissages, en particulier l'algorithme AdaBoost, qui permet de sélectionner les caractéristiques géométriques faciales 3D pertinentes à la classification du genre.

Dans un premier temps, comme dans le cas de la reconnaissance nous avons considéré deux types de courbes, de niveaux et radiales, comme une approximation de la surface faciale. Puis, les courbes les plus discriminantes (caractéristiques) sont alors choisies de manière optimale, par AdaBoost, et forment le classifieur final. Les évaluations effectuées tout au long de ce chapitre ont démontré l'efficacité de notre approche basée sur la représentation des visages 3D par des collections de courbes paramétrisées et la sélection de celles qui sont pertinentes et qui donnent les meilleurs performances de classification du genre.

La méthode de sélection de ces courbes discriminantes est basée sur la technique de classification AdaBoost qui permet, après une série d'ap-

prentissage et de test sur les données, d'affecter des poids aux classifieurs faibles qui sont les courbes, selon les poids les plus forts on détermine ces courbes en question. AdaBoost sélectionne les courbes passant par les régions les plus pertinentes pour distinguer entre les genres. Avec 19 courbes dont 12 radiales et 7 de niveaux, le taux de classification est d'ordre 86.05%, le temps d'exécution de l'algorithme est de l'ordre de **0.76** secondes pour comparer deux visages avec les courbes sélectionnées au lieu de **2,64** secondes avec toutes les courbes.

L'approche que nous avons proposée dans ces travaux pourrait être étendue en vue d'améliorer et de renforcer sa robustesse et d'obtenir ainsi de meilleurs taux de reconnaissance du genre. On pourrait éventuellement combiner de l'information texture et de l'information 3D pour améliorer les performances de classification entre les sexes.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les travaux présentés dans cette thèse traitent les problèmes de reconnaissance faciale et de classification du genre (homme/femme) à partir d'imagerie 3D. Alors que le premier problème est largement étudié dans la littérature et a été accompagné de bases de développement/test et de protocoles standards d'évaluation (FRGC), le second problème a été étudié récemment. Nous proposons dans cette thèse un cadre unifié pour étudier ces deux problèmes. Son ingrédient principal est la combinaison des approches géométriques de l'analyse de formes 3D et les techniques d'apprentissage.

Une approche globale basée sur une représentation (paramétrisation) des surfaces faciales par des courbes de niveaux et radiales a été proposée, dans un premier temps. En effet, un visage 3D une fois pré-traité, est d'abord approximé par une collection indexée de courbes de niveaux et courbes radiales. Ensuite, un cadre géométrique d'analyse de formes des courbes a été utilisé pour quantifier les similarités entre les courbes et par conséquent entre les surfaces. En effet, nous avons présenté un cadre mathématique pour analyser les déformations des surfaces faciales. Nous avons défini l'espace des courbes comme une variété Riemannienne de dimension infinie. Chaque courbe devient un point de cette variété. La représentation des surfaces faciales par des collections indexées de courbes nous permet d'analyser leurs formes 3D et d'en déduire des métriques de comparaison. En outre les mesures de dissimilarités entre les surfaces, des chemins géodésiques peuvent être générés entre ces surfaces. Ces chemins permettent de modéliser les variations des surfaces faciales dues aux expressions faciales. Dans cet objectif, un algorithme de pré-traitement efficace est appliqué sur les scans bruts issues des caméras 3D afin d'obtenir des masques faciaux restreints à la partie informative du visage. Ensuite, une étape d'extraction des courbes de niveaux et courbes radiales est appliquée sur la surface résultante. Enfin, la comparaison des surfaces est effectuée par le biais du cadre géométrique d'analyse de la forme des courbes. Les analyses des résultats expérimentaux obtenus par cette première approche montrent l'intérêt de l'approche proposée et nous ont

conduit à poser les questions suivantes : Est-ce que les courbes ont le même pouvoir discriminant ? Et existe-il des courbes plus pertinentes que d'autres ?

Pour répondre à ces questions, une approche cette fois locale a été développée. Elle consiste à considérer les courbes de niveaux et radiales comme des caractéristiques géométriques. Une fois les calculs de similarités individuelles entre les courbes de deux visages effectués, nous avons appliqué des techniques d'apprentissage (Boosting, etc.) afin d'en déduire les caractéristiques géométriques les plus pertinentes (discriminatoire et stables) du visage pour la reconnaissance des individus. Les expérimentations effectuées suivant le protocole standard FRGC, montre tout l'intérêt de notre démarche. Il en résulte un taux de reconnaissance qui dépasse 98%, résultat très compétitif par rapport à l'état-de-l'art. En outre, l'approche proposée permet un gain important. En effet, le temps de calcul nécessaire pour comparer deux visages 3D représentés par des 17 courbes de niveaux et radiales est de l'ordre de 0.68s au lieu de 2.64s en utilisant toutes les courbes. Cette démarche constitue une des contributions majeure de la thèse. Afin d'effectuer cette étape d'apprentissage, nous avons posé le problème de vérification de visages comme un problème de classification binaire et nous avons considéré les similarités individuelles des courbes comme des sorties de classificateurs faibles. L'algorithme AdaBoost permet de construire un classifieur final à partir des classificateurs des courbes prises individuellement à chaque itération.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons également pu proposer une approche de classification du genre (homme/femme) à partir de scans 3D du visage. En formulant le problème comme un problème de classification binaire et en considérant les mêmes caractéristiques géométriques, les courbes, notre approche arrive à distinguer les hommes des femmes à hauteur de 86% sur l'ensemble des sujets de la base FRGC (466 sujets). Une étape intermédiaire de calcul de modèles moyens d'hommes et de femmes à partir d'un ensemble d'apprentissage est intégrée à notre approche. En effet, une fois ces modèles moyens calculés par le biais du cadre Riemannien d'analyse de formes des courbes, un visage test est comparé à ces deux moyennes (centres de classes) puis classé selon sa distance par rapport aux centres des classes. Là encore une fois, le calcul des distances entre le visage de test et les centres des classes s'effectue en se basant sur un ensemble de courbes pertinentes appris à l'algorithme Adaboost sur un ensemble d'apprentissage.

Notre approche représente les surfaces faciales par des courbes, de ni-

veaux et radiales, extraites par rapport au bout du nez considéré comme point de référence. Le bout du nez est l'une des limites de notre approche surtout quand la région nasale est dégradée. En validant notre approche sur un corpus de données de grande taille et assez varié, les évaluations montrent des gains de performances et de précision par rapport aux techniques basées sur les surfaces faciales entières. Elles montrent aussi des gains en temps de calculs considéré comme l'un des principaux inconvénients de l'utilisation de l'information 3D en biométrie faciale 3D. En revanche, la présence des occultations dans ces régions considérées comme pertinentes est la principale limite de notre approche. La figure 5.11 montre quelques exemples des occultations partielles qui peuvent dégrader la qualité de la surface faciale 3D telles que, les lunettes, présence de main sur le visage, les cheveux etc.



FIGURE 5.11 – Illustration de quelques exemples des occultations partielles qui peuvent dégrader la qualité de la surface faciale 3D telles que, les lunettes, la main sur le visage etc.

En conclusion, nous avons montré tout au long de cette thèse l'intérêt de coupler les techniques d'apprentissage avec la géométrie pour l'analyse et la reconnaissance de visages à partir de données 3D. Nous avons ainsi mis en place un cadre unifié qui peut être appliqué à plusieurs problématiques. Dans nos travaux actuels, nous avons ciblé deux applications dont

une très peu abordée dans la littérature, la classification du genre à partir de scans 3D. En outre l'approche de reconnaissance de visages à partir de données tridimensionnelle proposée affiche des résultats très compétitifs comparés à ceux de l'état de l'art.

Bien que nous nous soyons limités, dans cette thèse, au développement des deux applications ci-dessus, notre approche reste ouverte à toute technique de représentation et méthode de classification faciale différentes. Les perspectives de ce travail sont nombreuses. Par exemple, nous souhaitons utiliser d'autres caractéristiques qui peuvent enrichir la description des visages. Dans un premier temps, nous souhaitons développer d'autres méthodes de description des images faciales 3D plus rapides. Dans ce travail, nous avons mis en oeuvre deux types de courbes à savoir les courbes de niveaux et les courbes radiales. Nous pensons choisir des méthodes alternatives qui exploitent des informations 3D différentes de différentes régions du visage pour augmenter l'indépendance des classifieurs avec la classification finale. L'indépendance totale des caractéristiques et des signatures utilisées pour chaque individu peut améliorer considérablement le taux de reconnaissance final.

Afin de gagner en temps et en efficacité, nous souhaitons aussi coupler les deux applications, reconnaissance faciale et classification du genre. En effet, la réduction de la moitié de l'espace de recherche peut diminuer le taux d'erreur de l'identification à sa moitié dans ces conditions. C'est dans cette perspective que la modalité biométrique basée sur le visage 3D peut être utilisée en temps réel et aussi pour améliorer très certainement la précision de l'identification. Ensuite, nous souhaitons, en se basant sur le même cadre unifié, aborder d'autres applications comme la reconnaissance d'ethnie ou encore l'estimation de l'âge à partir de données 3D. En effet, la reconnaissance de ces attributs faciaux en se basant sur la 3D est un sujet émergent dans la communauté scientifique. En, profitant des avancées réalisées dans cette thèse concernant la proposition d'un cadre unifié couplant la géométrie et l'apprentissage. Nous envisageons aussi, en se basant sur le même cadre unifié, aborder d'autres applications comme la reconnaissance d'expressions faciales, Finalement, nous souhaitons explorer de nouvelles pistes applicatives, ainsi la mise en oeuvre de nos approches d'identification et de classification du genre en monde ouvert est nécessaire pour la plupart des applications biométriques.

Par ailleurs, nous souhaitons traiter d'autres perspectives d'ordre fondamentales tels que la présence d'occultation en phase de reconnaissance d'identité ou de classification du genre. En effet, les occultations génèrent

des données indésirables mais facilement identifiable, en 3D. Une fois, ces objets (mains, lunettes, cheveux, etc.) supprimés, cela génère un manque de données au niveau des scans 3D. Ainsi, reconnaître des visages à partir de données partielles constitue en lui même un prochain défi à relever. Le problème de détection automatique du bout du nez, qui constitue un point central dans les approches que nous proposons, en présence d'occlusion et sur des scans non-frontaux est un second défi auquel nous nous intéresserons. Le troisième point que nous aimerions aborder est d'appliquer nos algorithmes sur des données de qualité inférieure que celles produites par des scanners 3D. En effet, le développement de caméras 3D légères et à faible coûts (comme la MS Kinect) ne cesse d'augmenter surtout en analyse de gestes des humain. Ainsi, nous n'avons aucun doute quant à l'arrivée de l'analyse, reconnaissance de visages à partir de ces équipements.

ANNEXES



SOMMAIRE

A.1 AUTRES BASES DE DONNÉES DES SURFACE FACIALES 3D	127
A.2 LES ALGORITHMES POUR CALCULER LA DISTANCE GÉODÉSIQUE SUR LES SURFACES 3D	129
A.3 MACHINE À VECTEURS DE SUPPORT (SVM)	130
A.4 VALIDATION CROISÉE	131
A.5 RÉSEAUX DE NEURONES	131

A.1 AUTRES BASES DE DONNÉES DES SURFACE FACIALES 3D

La base GavabDB est collectée en utilisant le scanner laser *VI-700* de *Minolta* et contient 61 personnes différentes. Les individus, dont 45 sont des hommes et 16 femmes, sont tous de race blanche. Chaque sujet a été scanné 9 fois avec des poses et expressions différentes, à savoir six scans 3D avec expression neutre et trois scans 3D avec une expression non-neutre. Les visages neutres contiennent deux différents scans frontaux, un scan tout en regardant vers le haut (35 degrés), et l'autre tout en regardant vers le bas (-35 degrés) un scan du côté droit (+90 degrés), et l'autre du côté gauche (-90 degrés). Les visages avec des expressions non-neutres contiennent un avec un sourire, un avec un rire prononcée, et une expression arbitraire librement choisi par l'individu [MS04]. La figure A.1 montre quelques exemples de visages 3D cette base.

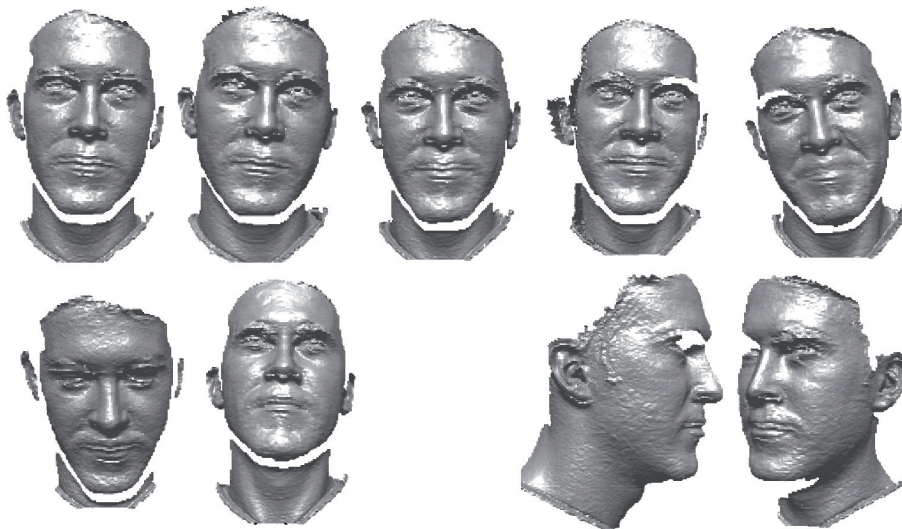


FIGURE A.1 – Exemple de tous les scans 3D de la même personne de la base GAVAB.

La base *BOSPHORUS* [SAD*08] est la base de données des visages 3D appropriée à la classification des expressions faciales. En fait, il contient des modèles du visage de 60 hommes et 45 femmes, 105 sujets au total, avec différentes poses et expressions faciales, et en présence d'occultations (lunettes, main, cheveux). La majorité des sujets sont âgés entre 25 et 35.

Au totale le nombre de scans 3D est 4652, où, tous individus ont 54 scans 3D sauf 34 d'entre eux ont seulement 31 scans 3D. Pour chaque sujet, quatre scans avec occultation ont été générés. Ces occultations sont i) occultation de la bouche par la main, ii) les lunettes, iii) l'occultation du visage avec les cheveux, et iv) l'occultation de l'oeil gauche et la région du front par les mains. La figure A.2 montre quelques images 3D, de la

base de données *Bosphorus* [SAD*08], les images illustrent les différentes expressions faciales et les occultations typiques générées par les individus lors de l'acquisition 3D.



FIGURE A.2 – Quelques visages de la base Bosphore et l'illustration des données manquantes (dû à la pose ou à l'occultation) ainsi les déformations de la surface faciale (causées par les expressions faciales).

Les modèles 3D du visage ont été largement utilisés pour la reconnaissance faciale 3D et l'animation des visages 3D, l'utilité de ces données pour la reconnaissance des expressions faciales 3D est inconnue. Afin de favoriser la recherche dans ce domaine, les équipes de l'université Binghamton ont créé une base de données d'expression faciale 3D, appelée BU-3DFE [YWS*06], qui contient 100 sujets avec 2500 scans 3D. La base de données BU-3DFE est disponible pour la communauté de recherche. Elle contient actuellement 100 sujets (56% de femmes, hommes 44%), allant de l'âge de 18 ans à 70 ans, avec une variété ethnique(raciale), y compris les ascendances Blanc, Noir, Asie de l'Est, Moyen-Orient asiatique, indienne, et hispanique latino-américaine. Les participants à des scans du visage incluent des étudiants de premier cycle, diplômés et professeurs des départements de leur institut de psychologie, les arts, et de l'ingénierie. La figure A.3 illustre des exemples de scans de visage 3D de la même per-

sonne de la base *BU-3DFE* [YWS*06] affichant les expressions de base. Chaque sujet a pratiqué sept expressions devant le scanner 3D du visage. À l'exception de l'expression neutre, chacune des six expressions prototypiques (le bonheur, le dégoût, la peur, la colère, la surprise et la tristesse) contient quatre niveaux d'intensité. Par conséquent, il y a 25 visages 3D expressifs instantanés pour chaque sujet, au total il ya dans la base 2500 modèles 3D expressifs.



FIGURE A.3 – Illustration des six différentes expressions faciales catégorisées dans la base *BU-3DFE*, première ligne : les modèles de la forme 3D, seconde ligne : modèles 3D texturés.

A.2 LES ALGORITHMES POUR CALCULER LA DISTANCE GÉODÉSIQUE SUR LES SURFACES 3D

- Algorithme Dijkstra : Nous considérons le maillage de la surface comme un graphe, puis nous allons l'étendre à un maillage triangulaire. Pour un sommet source donné (noeud) du graphe, l'algorithme Dijkstra [Dij59] trouve le chemin avec le coût le plus faible (c'est-à-dire chemin le plus court) entre ce sommet et tous les autres sommets. L'algorithme Dijkstra peut également être utilisé pour trouver le plus court chemin entre deux sommets donnés de la surface S . Dans notre cas, les coûts des chemins sont représentés par la distance entre le point de référence r et tous les autres points.
- Algorithme Fast marching : Cet algorithme [Set96] est caractérisée par la propagation des flammes. L'algorithme de Fast Marching a la capacité de trouver des voies de passage entre les arrêtes de graphes, en générale il est utile dans le cas des maillages avec une mauvaise résolution. Dans notre cas la surface faciale est acquise avec des cap-

teurs laser haute résolution, l'algorithme Dijkstra peut être considéré comme l'un des meilleurs choix pour calculer les courbes de géodésiques.

A.3 MACHINE À VECTEURS DE SUPPORT (SVM)

La technique SVM est basée sur l'utilisation de fonction dites noyau (kernel) qui permettent une séparation optimale des données. Pour deux classes d'exemples donnés, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan.

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe «au milieu» des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le «plus sûr». En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simple de SVM car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables (voir la figure A.4).

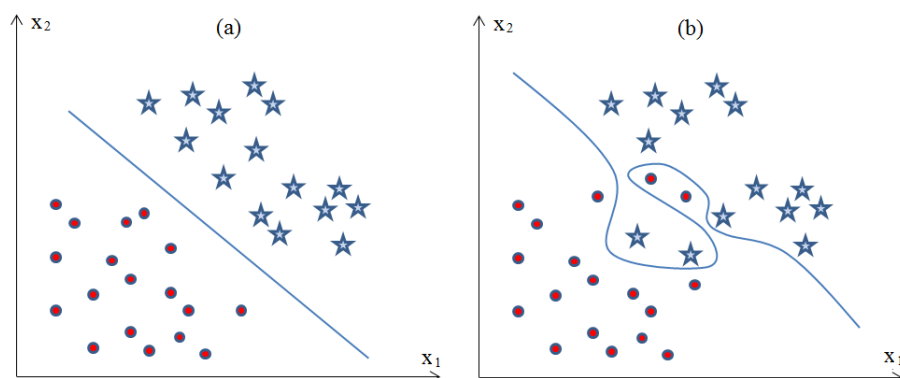


FIGURE A.4 – (a)- les échantillons de données représentés dans un plan sont linéairement séparables et séparés par une ligne droite, (b)- les échantillons de données représentés dans un plan sont non-linéairement séparables et séparés par une courbe.

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparables, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelé «espace de re-description». En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de re-description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par la figure A.5.

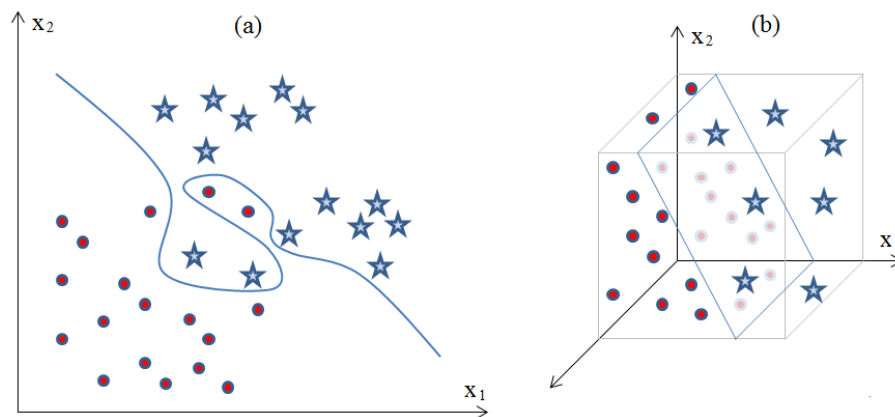


FIGURE A.5 – (a)- les échantillons de données représentés dans un plan sont non-linéairement séparables et séparés par une courbe, (b)- plan de séparation après une transformation des mêmes échantillons de données dans l'espace 3D.

A.4 VALIDATION CROISÉE

La validation croisée [Mit97] ou la k-fold cross validation est une méthode d'évaluation qui consiste à diviser la collection de test en k sous ensembles de tailles égales (approximativement), d'utiliser $k-1$ sous ensembles pour l'apprentissage des centres d'intérêt dans notre cas, et le k ème sous ensemble pour le test. On réitère ensuite le processus k fois pour chacun des centres d'intérêt évalué. Dans nos études, nous avons appliqué la procédure K-validation croisée (avec $k = 10$). Suivant cette procédure, nous mesurons la précision de la classification du classificateur considéré.

A.5 RÉSEAUX DE NEURONES

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés

par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau (de neurone) est fortement influencé par la connections des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique (reconnaissance de caractères par exemple) en ajustant les valeurs des connections (ou poids) entre les éléments (neurone) (voir la figure A.6). En général, l'apprentissage des réseaux de neurones est effectué de sorte que pour une entrée particulière présentée au réseau corresponde une cible spécifique. L'ajustement des poids se fait par comparaison entre la réponse du réseau (ou sortie) et la cible, jusqu'à ce que la sortie corresponde (au mieux ?) à la cible. On utilise pour ce type d'apprentissage dit supervisé un nombre conséquent de pair entrée/sortie.

L'apprentissage permet aux réseaux de neurones de réaliser des taches complexes dans différents types d'application (classification, identification, reconnaissance de caractères, de la voix, vision, système de contrôle ...). Ces réseaux de neurones peuvent souvent apporter une solution simple à des problèmes encore trop complexes ne pouvant être résolus rapidement par les ordinateurs actuels (puissance de calcul insuffisante) ou par notre manque de connaissances.

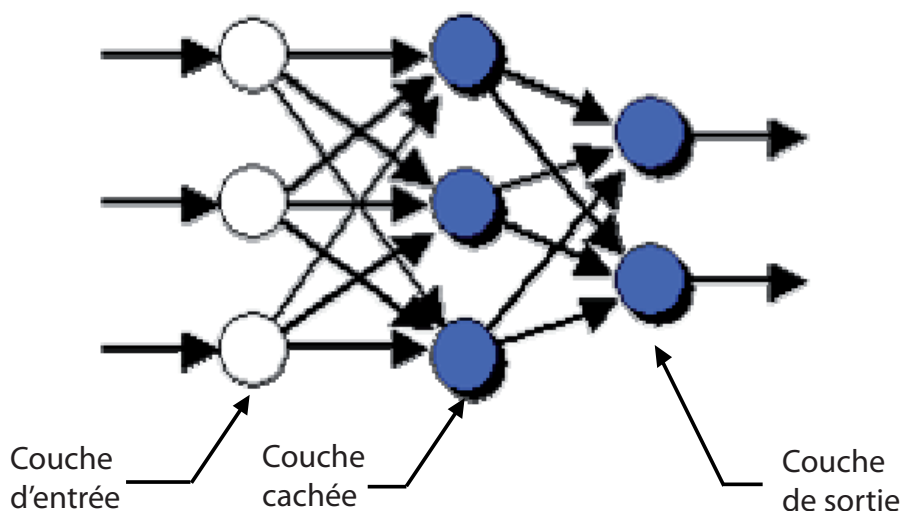


FIGURE A.6 – Différentes couches des réseaux de neurones.

BIBLIOGRAPHIE

- [AGAo8] 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.)
- [AMU97] ADINI Y., MOSES Y., ULLMAN S. : Face recognition : The problem of compensating for changes in illumination direction. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19, 7 (1997), 721–732. (Cité page 15.)
- [BA00] BEUMIER C., ACHEROY M. : Automatic 3d face authentication. *IMAGE AND VISION COMPUTING* 18 (2000), 315–321. (Cité page 25.)
- [BBD93] BURTON A. M., BRUCE V., DENCH N. : What’s the difference between men and women? evidence from facial measurement. *Perception(London. Print)* 22, 2 (1993), 153–176. (Cité page 31.)
- [BBH*93] BRUCE V., BURTON A. M., HANNA E., HEALEY P., MASON O., COOMBES A., FRIGHT R., LINNEY A. : Sex discrimination : how do we tell the difference between male and female faces? *Perception* 22, 2 (1993), 131–52. (Cité page 32.)
- [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. : Three-dimensional face recognition. *International Journal of Computer Vision* 64, 1 (2005), 5–30. (Cité page 22.)

- [BBK05b] BRONSTEIN A. M., BRONSTEIN M. M., KIMMEL R. : Three-dimensional face recognition. *International Journal of Computer Vision* 64, 1 (2005), 5–30. (Cité pages 27 et 41.)
- [BBK07] BRONSTEIN A. M., BRONSTEIN M. M., KIMMEL R. : Expression-invariant representations of faces. *IEEE Transactions on Image Processing* 16 (2007), 188–197. (Cité page 27.)
- [BBP10] BERRETTI S., BIMBO A. D., PALA P. : 3d face recognition using isogeodesic stripes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 32, 12 (2010), 2162–2177. (Cité pages 28 et 92.)
- [BCFo6a] 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.)
- [BCFo6b] BOWYER K. W., CHANG K. I., FLYNN P. J. : A survey of approaches and challenges in 3d and multi-modal 3d + 2d face recognition. *Computer Vision and Image Understanding* 101, 1 (2006), 1–15. (Cité page 8.)
- [Beno6] BENAMOR B. : *Thèse Contributions à la modélisation et à la reconnaissance faciales 3D.* PhD thesis, Ecole Centrale de Lyon, 2006. (Cité page 30.)
- [BG05] BENABDELKADER C., GRIFFIN P. : A local region-based approach to gender classification from face images. In *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Workshops - Volume 03* (Washington, DC, USA, 2005), CVPR '05, IEEE Computer Society, pp. 52–. (Cité page 32.)
- [BHK97] BELHUMEUR P. N., HESPANHA J. P., KRIEGMAN D. J. : Eigenfaces vs. fisherfaces : Recognition using class specific linear projection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19, 7 (1997), 711–720. (Cité page 26.)
- [BM92] BESL P., MCKAY N. : A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (1992), 239–256. (Cité page 25.)

- [BP93] BRUNELLI R., POGGIO T. : Face recognition : Features versus templates. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 15, 10 (1993), 1042–1052. (Cité page 31.)
- [BR07] BALUJA S., ROWLEY H. A. : Boosting sex identification performance. *International Journal of Computer Vision (IJCV)* 71, 1 (Jan. 2007), 111–119. (Cité page 32.)
- [Bru88] BRUCE V. : Recognizing faces. In *Lawrence Erlbaum Associates* (London, U.K, 1988). (Cité page 14.)
- [Bru98] BRUCE V. : Recognizing faces. In *Lawrence Erlbaum Associates* (London, UK, 1998). (Cité page 14.)
- [BRV02] BLANZ V., ROMDHANI S., VETTER T. : Face identification across different poses and illuminations with a 3d morphable model. In *FGR* (2002), pp. 202–207. (Cité page 24.)
- [BV03] BLANZ V., VETTER T. : Face recognition based on fitting a 3d morphable model. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 25, 9 (2003), 1063–1074. (Cité page 24.)
- [Cas06] :. *Gender and Identity Classification for a Naive and Evolving System* (2006). (Cité page 32.)
- [CB07] CHEN H., BHANU B. : Human ear recognition in 3D. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 29, 4 (2007), 718–737. (Cité page 29.)
- [CBA04] COSTEN N. P., BROWN M., AKAMATSU S. : Sparse models for gender classification. In *Proceedings of the Sixth IEEE international conference on Automatic face and gesture recognition* (Washington, DC, USA, 2004), *FGR' 04*, IEEE Computer Society, pp. 201–206. (Cité page 32.)
- [CBF06] CHANG K. I., BOWYER K. W., FLYNN P. J. : Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 28, 10 (2006), 1695–1700. (Cité pages 29 et 30.)
- [CCF06] COOK J. A., CHANDRAN V., FOOKES C. B. : 3d face recognition using log-gabor templates. In *British Machine Vision Conference* (Edinburgh, Scotland, 2006). (Cité pages 26 et 92.)

- [CCS09] COLOMBO A., CUSANO C., SCETTINI R. : Gappy pca classification for occlusion tolerant 3d face detection. *J. Math. Imaging Vis.* 35, 3 (2009), 193–207. (Cité page 23.)
- [CCSF04] COOK J., CHANDRAN V., SRIDHARAN S., FOOKES C. : Face recognition from 3d data using iterative closest point algorithm and gaussian mixture models. In *PROC. SECOND INT'L SYMP. 3D DATA PROCESSING, VISUALIZATION, AND TRANSMISSION* (2004), pp. 502–509. (Cité page 25.)
- [CHH00] CHUA C.-S., HAN F., HO Y.-K. : 3d human face recognition using point signature. In *Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition 2000* (Washington, DC, USA, 2000), FG '00, IEEE Computer Society, pp. 233–. (Cité page 29.)
- [CJ97a] CHUA C. S., JARVIS R. : Point signatures : A new representation for 3d object recognition. *Int. J. Comput. Vision* 25, 1 (Oct. 1997), 63–85. (Cité page 29.)
- [CJ97b] CHUA C. S., JARVIS R. : Point signatures : A new representation for 3d object recognition. *Int. J. Comput. Vision* 25, 1 (1997), 63–85. (Cité page 31.)
- [CLRE08] CHABRIER S., LAURENT H., ROSENBERGER C., EMILE B. : Comparative study of contour detection evaluation criteria based on dissimilarity measures. *EURASIP J. Image and Video Processing 2008* (2008). (Cité page 11.)
- [DADS10] DRIRA H., AMOR B. B., DAOUDI M., SRIVASTAVA A. : Pose and expression-invariant 3d face recognition using elastic radial curves. In *BMVC* (2010), pp. 1–11. (Cité page 28.)
- [DASD09] DRIRA H., AMOR B. B., SRIVASTAVA A., DAOUDI M. : A riemannian analysis of 3D nose shapes for partial human biometrics. In *IEEE International Conference on Computer Vision* (2009), pp. 2050–2057. (Cité pages 27, 29 et 82.)
- [DB00] D. BLACKBURN M. BONE P. J. P. : *Face recognition vendor test*. Tech. rep., Technical report, 2000. (Cité page 15.)
- [Dij59] DIJKSTRA E. W. : A note on two problems in connection with graphs. *Numerische Math.* 1 (1959), 269–271. (Cité pages 47 et 129.)

- [DNC09] DANIYAL F., NAIR P., CAVALLARO A. : Compact signatures for 3d face recognition under varying expressions. In *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2009. AVSS '09. Sixth IEEE International Conference on* (sept. 2009), pp. 302–307. (Cité page 28.)
- [EF78] EKMAN P., FRIESEN W. : *Facial Action Coding System : A Technique for the Measurement of Facial Movement*, 1978. Consulting Psychologists Press. (Cité page 16.)
- [EK01] (ELBAZ) A. E., KIMMEL R. : Bending invariant representations for surfaces. In *CVPR (1)* (2001), pp. 168–174. (Cité page 30.)
- [FBF08] FALTEMIER T. C., BOWYER K. W., FLYNN P. J. : A region ensemble for 3-d face recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 3, 1 (2008), 62–73. (Cité pages 29 et 92.)
- [FS95] FREUND Y., SCHAPIRE R. E. : 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* (London, UK, 1995), Springer-Verlag, pp. 23–37. (Cité pages 77, 78, 86 et 103.)
- [GEAR12] GIOT R., EL-ABED M., ROSENBERGER C. : Fast computation of the performance evaluation of biometric systems : application to multibiometric. *CoRR abs/1202.5985* (2012). (Cité page 11.)
- [GHR10] GIOT R., HEMERY B., ROSENBERGER C. : Low cost and usable multimodal biometric system based on keystroke dynamics and 2d face recognition. In *ICPR* (2010), pp. 1128–1131. (Cité page 11.)
- [GKK02] GROSSMANN R., KIRYATI N., KIMMEL R. : Computational surface flattening : A voxel-based approach. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24, 4 (2002), 433–441. (Cité page 30.)
- [GRN02] G. Z., R. K., N. K. : Texture mapping using surface flattening via multidimensional scaling. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 8, 2 (2002), 198–207. (Cité page 30.)

- [HAWC11] HUANG D., ARDABILIAN M., WANG Y., CHEN L. : A novel geometric facial representation based on multi-scale extended local binary patterns. In *Automatic Face Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011 IEEE International Conference on* (march 2011), pp. 1 -7. (Cité pages 29 et 92.)
- [HB96] HOWELL A. J., BUXTON H. : Face recognition using radial basis function neural networks. In *Proceedings of British Machine Vision Conference* (1996), BMVA Press, pp. 455-464. (Cité page 31.)
- [HLEMARR99] HAMZA A. B., LUQUE-ESCAMILLA P. L., MARTÍNEZ-AROZA J., ROMÁN-ROLDÁN R. : Removing noise and preserving details with relaxed median filters. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 11, 2 (1999), 161-177. (Cité page 42.)
- [HPA04a] HESELTINE T., PEARS N., AUSTIN J. : Three-dimensional face recognition : A fishersurface approach. In *ICIAR* (2) (2004), pp. 684-691. (Cité page 26.)
- [HPA04b] HESELTINE T., PEARS N., AUSTIN J. : Three-dimensional face recognition : an eigensurface approach. In *ICIP* (2004), pp. 1421-1424. (Cité page 26.)
- [HSE03] HESHER C., SRIVASTAVA A., ERLEBACHER G. : A novel technique for face recognition using range imaging. In *Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings. Seventh International Symposium on* (july 2003), vol. 2, pp. 201 - 204 vol.2. (Cité page 26.)
- [HSR10] HEMERY B., SCHWARTZMANN J.-J., ROSENBERGER C. : Study on color spaces for single image enrolment face authentication. In *ICPR* (2010), pp. 1249-1252. (Cité page 12.)
- [HYS10] HU Y., YAN J., SHI P. : A fusion-based method for 3d facial gender classification. In *Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010 The 2nd International Conference on* (feb. 2010), vol. 5, pp. 369 -372. (Cité pages 110 et 111.)
- [IBGo1] International biometric group. In <http://www.ibgweb.com/> (2001). (Cité page 11.)
- [IGA04] IRFANOGLU M. O., GOKBERK B., AKARUN L. : 3d shape-based face recognition using automatically registered facial surfaces. In *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th*

- International Conference on (ICPR'04) Volume 4 - Volume 04* (Washington, DC, USA, 2004), ICPR '04, IEEE Computer Society, pp. 183–186. (Cité page 25.)
- [JKSj07] JOSHI S. H., KLASSEN E., SRIVASTAVA A., JERMYN I. : A novel representation for riemannian analysis of elastic curves in \mathbb{R}^n . In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR* (2007). (Cité pages 3, 4, 5, 50, 51 et 58.)
- [JS81] J.W. SHEPHERD G.M. DAVIDIES H. E. : Studies of cue saliency. In *G.M. Davies, H.D. Ellis, J.W. Shepherd (Eds.)* (London, UK, 1981), *Perceiving and Remembering aces*, Academic Press, pp. 0–6. (Cité page 14.)
- [JSKj07] JOSHI S. H., SRIVASTAVA A., KLASSEN E., JERMYN I. : An efficient representation for computing geodesics between n-dimensional elastic shapes. In *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2007). (Cité page 58.)
- [KC03] K. CHANG K. BOWYER P. F. : Face recognition using 2d and 3d facial data. In *Proc. ACM Workshop on Multimodal User Authentication* (2003), pp. 25–32. (Cité page 30.)
- [KPT*07] KAKADIARIS I. A., PASSALIS G., TODERICI G., MURTUZA M. N., LU Y., KARAMPATZIAKIS N., THEOHARIS T. : Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions : An annotated deformable model approach. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 29, 4 (avril 2007), 640–649. (Cité pages 28 et 92.)
- [KSo6a] KLASSEN E., SRIVASTAVA A. : Geodesics between 3d closed curves using path-straightening. In *ECCV (1)* (2006), pp. 95–106. (Cité page 58.)
- [KSo6b] KLASSEN E., SRIVASTAVA A. : Geodesics between 3D closed curves using path-straightening. In *Proceedings of ECCV, Lecture Notes in Computer Science* (2006), pp. I : 95–106. (Cité page 58.)
- [KSMJ04] KLASSEN E., SRIVASTAVA A., MIO W., JOSHI S. : Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces. *IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26, 3 (2004), 372–383. (Cité page 50.)

- [LCJ06] LU X., CHEN H., JAIN A. K. : Multimodal facial gender and ethnicity identification. In *ICB* (2006), pp. 554–561. (Cité pages 31, 33 et 111.)
- [LJ09] LI X., JIA T., 0002 H. Z. : Expression-insensitive 3d face recognition using sparse representation. In *CVPR* (2009), pp. 2575–2582. (Cité page 29.)
- [LL06] LIAN H.-C., LU B.-L. : Multi-view gender classification using local binary patterns and support vector machines. In *ISNN* (2) (2006), pp. 202–209. (Cité page 32.)
- [LS09] LU L., SHI P. : A novel fusion-based method for expression-invariant gender classification. In *ICASSP* (2009), pp. 1065–1068. (Cité pages 33, 107 et 110.)
- [LSY*05] LEE Y., SONG H., YANG U., SHIN H., SOHN K. : Local feature based 3d face recognition. In *Proceedings of the 5th international conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication* (Berlin, Heidelberg, 2005), AVBPA'05, Springer-Verlag, pp. 909–918. (Cité page 28.)
- [MB98] MARTINEZ A., BANAVENTE R. : *The AR face database*. Tech. rep., Technical Report 24 CVC Barcelone, Espagne, 1998. (Cité page 16.)
- [MBO07] MIAN A. S., BENNAMOUN M., OWENS R. A. : An efficient multimodal 2d-3d hybrid approach to automatic face recognition. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 29, 11 (nov. 2007), 1927–1943. (Cité pages 26 et 92.)
- [MII12] Miire - multimedia, image, indexing and recognition. In <http://www-rech.enic.fr/miire/> (2012). (Cité page 17.)
- [Mit97] MITCHELL T. M. : *Machine Learning*, 1 ed. McGraw-Hill, Inc., New York, NY, USA, 1997. (Cité page 131.)
- [MM06] MICHOR P. W., MUMFORD D. : Riemannian geometries on spaces of plane curves. *Journal of the European Mathematical Society* 8 (2006), 1–48. (Cité page 50.)
- [MMS07a] MPIPERIS I., MALASSIOTIS S., STRINTZIS M. G. : 3-d face recognition with the geodesic polar representation. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2, 3-2 (2007), 537–547. (Cité page 92.)

- [MMS07b] MPIPERIS I., MALASSIOTIS S., STRINTZIS M. G. : 3d face recognition with the geodesic polar representation. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 2, 3-2 (2007), 537–547. (Cité page 28.)
- [MnSVD03] MORENO A. B., ÁNGEL SÁNCHEZ, VÉLEZ J. F., DÍAZ F. J. : Face recognition using 3d surface-extracted descriptors. In *In Irish Machine Vision and Image Processing Conference (IMVIP 2003), September* (2003). (Cité page 25.)
- [MR08] MAKINEN E., RAISAMO R. : Evaluation of gender classification methods with automatically detected and aligned faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 30 (2008), 541–547. (Cité page 31.)
- [MS04] MORENO A. B., SANCHEZ A. : Gavabdb : A 3d face database. In *Workshop on Biometrics on the Internet* (2004), pp. 77–85. (Cité pages 21, 38 et 127.)
- [MTP*01] MAVRIDIS N., TSALAKANIDOU F., PANTAZIS D., MALASSIOTIS S., STRINTZIS M. G. : The hiscore face recognition application : Affordable desktop face recognition based on a novel 3d camera. In *International Conference Augmented Virtual Environments and 3D Imaging* (2001), pp. 157–160. (Cité page 8.)
- [MY00] MOGHADDAM B., YANG M.-H. : Gender classification with support vector machines. In *Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition 2000* (Washington, DC, USA, 2000), FG '00, IEEE Computer Society, pp. 306–. (Cité page 32.)
- [Oli65] OLIVIER G. : *Morphologie et types humains : par le Dr Georges Olivier, ... 2e édition...* Vigot frères (Lyon, impr. Bosc frères), 1965. (Cité page 9.)
- [OVTB97] O'TOOLE A. J., VETTER T., TROJE N. F., BÜLTHOFF H. H. : Sex classification is better with three-dimensional head structure than with image intensity information. *Perception* 26, 1 (1997), 75–84. (Cité pages 32 et 36.)
- [PFS*05] PHILLIPS P. J., FLYNN P. J., SCRUGGS W. T., BOWYER K. W., CHANG J., HOFFMAN K. J., MARQUES J., MIN J., WOREK W. J. : Overview of the face recognition grand challenge. In *CVPR (1)* (2005), pp. 947–954. (Cité pages 19, 21, 38, 41, 44, 79 et 82.)

- [PGM*03] PHILLIPS P., GROTH P., MICHEALS R., BLACKBURN D., TABASSI E., BONE J. : *FRVT 2002 : Evaluation Report*. Tech. rep., NIST, March 2003. (Cité page 15.)
- [PWHR98] PHILLIPS P. J., WECHSLER H., HUANG J., RAUSS P. J. : The feret database and evaluation procedure for face-recognition algorithms. *Image Vision Comput.* 16, 5 (1998), 295–306. (Cité page 32.)
- [RDS07] R.O. DUDA P. H., STORK D. : *Pattern Classification*, vol. 24. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, Sept. 2007. (Cité page 24.)
- [RGo1] R. GROSS J. SHI J. C. : Quo vadis face recognition? In *Third Workshop on Empirical Evaluation Methods in Computer Vision* (2001). (Cité page 16.)
- [Roe98] ROETHENBAUGH G. : *An Introduction to Biometrics and General History*. Biometrics Explained, Section 1, 1998. (Cité page 9.)
- [SAD*08] SAVRAN A., ALYÜZ N., DIBEKLIOGLU H., ÇELIKTUTAN O., GÖKBERK B., SANKUR B., AKARUN L. : Bosphorus database for 3d face analysis. In *BIOID* (2008), pp. 47–56. (Cité pages 21, 38, 127 et 128.)
- [Set96] SETHIAN J. : A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. In *The National Academy of Sciences of States of America, PNAS* (1996), vol. 93, pp. p1591–1595. (Cité page 129.)
- [SKBG95] SZÉKELY G., KELEMEN A., BRECHBÜHLER C., GERIG G. : Segmentation of 3d objects from mri volume data using constrained elastic deformations of flexible fourier surface models. In *CVRMed* (1995), pp. 495–505. (Cité page 50.)
- [SKJJ11] SRIVASTAVA A., KLASSEN E., JOSHI S. H., JERMYN I. H. : Shape analysis of elastic curves in euclidean spaces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 33, 7 (2011), 1415–1428. (Cité page 53.)
- [SKK03] SEBASTIAN T. B., KLEIN P. N., KIMIA B. B. : On aligning curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 25, 1 (2003), 116–125. (Cité page 51.)
- [SSDo6] SAMIR C., SRIVASTAVA A., DAOUDI M. : Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves. *IEEE Tran-*

- sactions on *Pattern Analysis and Machine Intelligence* 28, 11 (2006), 1847–1857. (Cité pages 27 et 50.)
- [SSDK09] SAMIR C., SRIVASTAVA A., DAOUDI M., KLASSEN E. : An intrinsic framework for analysis of facial surfaces. *International Journal of Computer Vision* 82, 1 (2009), 80–95. (Cité pages 27 et 104.)
- [tHV09] TER HAAR F. B., VELTKAMP R. C. : A 3d face matching framework for facial curves. *Graph. Models* 71, 2 (2009), 77–91. (Cité pages 27 et 92.)
- [TIC98] TANAKA H. T., IKEDA M., CHIAKI H. : Curvature-based face surface recognition using spherical correlation - principal directions for curved object recognition. In *International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* (1998), pp. 372–377. (Cité page 50.)
- [Tol01] TOLBA A. S. : Invariant gender identification. *Digital Signal Processing* 11, 3 (2001), 222–240. (Cité page 32.)
- [VAEO97] VALENTIN D., ABDI H., EDELMAN B., O'TOOLE A. J. : Principal component and neural network analyses of face images : what can be generalized in gender classification? *J. Math. Psychol.* 41, 4 (Dec. 1997), 398–413. (Cité page 31.)
- [VJ04] VIOLA P., JONES M. J. : Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision* 57, 2 (2004), 137–154. (Cité page 78.)
- [WCH02] WANG Y., CHUA C.-S., HO Y.-K. : Facial feature detection and face recognition from 2d and 3d images. *Pattern Recognition Letters* 23, 10 (2002), 1191–1202. (Cité page 31.)
- [WFKM97] WISKOTT L., FELLOUS J.-M., KRÜGER N., MALSBERG C. V. D. : Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE* 19 (1997), 775–779. (Cité page 24.)
- [WFKvdM95] WISKOTT L., FELLOUS J.-M., KRÜGER N., VON DER MALSBERG C. : Face recognition and gender determination. In *Proc. Intl. Workshop on Automatic Face- and Gesture-Recognition, IWAfGR'95, Zurich* (1995), Bichsel M., (Ed.), pp. 92–97. (Cité page 31.)

- [WFKvdM97] WISKOTT L., FELLOUS J.-M., KRÜGER N., VON DER MALS-
BURG C. : Face recognition by elastic bunch graph mat-
ching. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19, 7 (July
1997), 775–779. (Cité page 31.)
- [WLT10] WANG Y., LIU J., TANG X. : Robust 3d face recognition
by local shape difference boosting. *IEEE Transactions on
Pattern Analysis and Machine Intelligence* 32 (October 2010),
1858–1870. (Cité pages 29, 91 et 92.)
- [WSHo7] WU J., SMITH W. A. P., HANCOCK E. R. : Gender classifi-
cation using shape from shading. In *BMVC* (2007). (Cité
page 111.)
- [WSHo8a] WU J., SMITH W. A. P., HANCOCK E. R. : Facial gender clas-
sification using shape from shading and weighted princi-
pal geodesic analysis. In *ICIAR* (2008), pp. 925–934. (Cité
pages 33, 36, 107 et 110.)
- [WSHo8b] WU J., SMITH W. A. P., HANCOCK E. R. : Gender classi-
fication based on facial surface normals. In *ICPR* (2008),
pp. 1–4. (Cité page 31.)
- [WYWS06] WANG J., YIN L., WEI X., SUN Y. : 3d facial expression re-
cognition based on primitive surface feature distribution.
In *CVPR* (2006), pp. 1399–1406. (Cité page 42.)
- [XLS08] XU Z., LU L., SHI P. : A hybrid approach to gender classi-
fication from face images. In *ICPR* (2008), pp. 1–4. (Cité
page 31.)
- [YBo7] YAN P., BOWYER K. W. : Biometric recognition using 3D ear
shape. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine
Intelligence* 29, 8 (2007), 1297–1308. (Cité page 29.)
- [YOB02] YAGOU H., OHTAKE Y., BELYAEV A. : Mesh smoothing
via mean and median filtering applied to face normals.
In *Proceedings of the Geometric Modeling and Processing
— Theory and Applications (GMP'02)* (Washington,
DC, USA, 2002), GMP 02, IEEE Computer Society, pp. 1–
24. (Cité page 42.)
- [YWS*06] YIN L., WEI X., SUN Y., WANG J., ROSATO M. : A 3d facial
expression database for facial behavior research. In *Auto-
matic Face and Gesture Recognition, 2006. FGR 2006. 7th*

International Conference on (april 2006), pp. 211 –216. (Cité pages 21, 38, 128 et 129.)

- [ZMH06] ZHIGUANG Y., MING L., HAIZHOU A. : An experimental study on automatic face gender classification. In *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition - Volume 03* (Washington, DC, USA, 2006), ICPR '06, IEEE Computer Society, pp. 1099–1102. (Cité page 32.)

