HAL
open science

Sélection de caractéristiques géométriques pour la reconnaissance faciale 3D

Lahoucine Ballihi, Boulbaba Ben Amor, Mohamed Daoudi, Anuj Srivastava, Driss Aboutajdine

To cite this version:

Lahoucine Ballihi, Boulbaba Ben Amor, Mohamed Daoudi, Anuj Srivastava, Driss Aboutajdine. Sélection de caractéristiques géométriques pour la reconnaissance faciale 3D. Traitement du Signal, 2013, 29 (3-4-5), pp.383-407. 10.3166/TS.29.383-40 . hal-00771494

HAL Id: hal-00771494

https://hal.science/hal-00771494v1

Submitted on 8 Jan 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Sélection de caractéristiques géométriques faciales 3D par boosting pour la reconnaissance des visages

Lahoucine Ballihi [1,2], **Boulbaba Ben Amor** [1,3], **Mohamed Daoudi** [1,3], **Anuj Srivastava** [4], **Driss Aboutajdine** [2]

1. *LIFL (UMR USTL/CNRS 8022) Université Lille 1*
   59650 Villeneuve d'Ascq, France.
   lahoucine.ballihi@telecom-lille1.eu
2. *LRIT, Unité Associée au CNRST (URAC 29)*
   Université Mohammed V - Agdal Rabat, Maroc.
   aboutaj@fsr.ac.ma
3. *Institut Mines-Télécom, Télécom Lille 1*
   Villeneuve d'Ascq, France.
   boulbaba.benamor-mohamed.daoudi@telecom-lille1.eu
4. *Departement of Statistics, Florida State University*
   Tallahassee, FL 32306, USA.
   anuj@stat.fsu.edu

RÉSUMÉ. *Dans ce travail nous proposons de coupler la géométrie Riemannienne avec les techniques d'apprentissage pour une biométrie faciale 3D efficace et robuste aux changements d'expressions. Nous représentons localement la forme des surfaces faciales par des collections de courbes 3D. Nous appliquons des techniques d'apprentissage afin de déterminer les courbes les plus pertinentes à la reconnaissance d'identité. Les résultats obtenus sur FRGC v2 confirment l'efficacité de la sélection des caractéristiques. Le taux de reconnaissance atteint est* ***98.02%****.*

ABSTRACT. *The proposed framework combines machine learning techniques and Riemannian geometry-based shape analysis. We represent facial surfaces by collections of radial curves and iso-level curves, the shapes of corresponding curves are compared using a Riemmannian framework. We select the most discriminative curves using the well known AdaBoost algorithm. The experiment involving FRGC v2 dataset demonstrates the effectiveness of this feature selection by achieving* ***98.02%*** *as rank-1 recognition rate.*

MOTS-CLÉS : *géométrie Riemannienne, chemin géodésique, courbes faciales, AdaBoost.*

KEYWORDS: *geometric features, Riemannian geometry, geodesic path, facial curves, boosting*

DOI:10.3166/TS.1.1-25 © 2012 Lavoisier

Extended abstract

Biometric recognition aims to use behavioral and/or physiological characteristics of people to recognize them or to verify their identities. While some biometric modalities, such as fingerprints and iris, have already reached very high level of accuracy, they have a limited use in non-cooperative scenarios. On the other hand, the less-intrusive modalities like the face and gait have not reached the desired levels of accuracy. Since face recognition is contact-less and less intrusive, it has emerged as a more attractive and natural biometric for security applications. Unfortunately, the 2D-based face recognition technologies still face difficult challenges such as changes in illumination conditions, pose variations, occlusions, and facial expressions. In the last few years, face recognition using the shape of face surface has become a major area of research due to its theoretical robustness to challenges such as illumination and pose. Several approaches have been proposed and applied to deal with deformations caused by changes in facial expressions. In this paper, we focus on approaches that either use curve-based representations for faces or use a feature-selection technique to optimize recognition rates: (a) Curve-based approaches and (b) Feature selection-based approaches.

The state-of-the-art techniques seek to analyze variability caused by facial deformations and propose methods that are robust to such shape variations. Achieving good performances in automatic 3D face recognition is an important issue when developing intelligent systems. In this paper we propose a fully automatic and unified framework for face recognition by representing a 3D facial surface by a collection of two types of curves: radial curves and iso-level curves. Furthermore, to improve performance of our identity recognition approach, we propose a geometric feature-selection approach that selects the most relevant curves by using the well-known Adaboost algorithm.

The proposed framework combines machine learning techniques (Boosting) and Riemannian geometry-based shape analysis to select relevant facial curves extracted from 3D facial surfaces. The resulting set of curves provides a compact signature of 3D face, which significantly reduces the computational cost and the storage requirements for face recognition. After a 3D scan acquisition and preprocessing procedure (see Section 3) in order to extract the face area and correct some imperfections such as hole filling and spikes removing, we extract both radial and iso-level facial curves from the 3D surface. Then, according to the nature of the curves (closed or open), we employ a geometric shape analysis framework (Srivastava *et al.*, 2011) to match and compare shapes of corresponding curves. In the off-line training step of geometric feature selection, we apply the AdaBoost algorithm (Freund, Schapire, 1995) on sets of individual match and non-match scores of curves to find the most discriminative facial curves. Consequently, in the on-line recognition step, individual scores of selected geometric features (curves) are accumulated to produce a final score.

While radial and iso-level curves capture local shapes of facial regions, their shapes varie significantly under different expressions. To tackle that issue, we introduce a feature selection step to identify (or localize) the most stable and most discriminative

curves. We use the well-known machine learning algorithm, AdaBoost, introduced by Freund and Schapire in (Freund, Schapire, 1995) for feature selection. Boosting is based on iterative selection of weak classifiers by using a distribution of training samples. The best (relevant) weak classifier is provided and weighted by the quality of its classification, at each iteration. In practice, the individual iso-level curves and radial curves are used as the weak classifiers. The most relevant T ($T \leq M$) facial curves are identified by the algorithm after M iterations. To show the performance improvements of the curve selection step, different graphs in Figure 15 plot the rate of False Acceptance versus the rate of False Rejection (ROC/DET curves) for different configurations. Minimum errors are given by fusing scores of selected radial and iso-level curves (curve ***b*** in Figure 15). We note also that the selection performed using only the radial curves or only the iso-level curves minimizes the errors compared to the use of all curves. Once, the training step has ended and the most stable and discriminative curves have been selected, we can move to the on-line testing step. It consists of comparing faces S^1 and S^2 by the fusion of scores related to selected curves.

We have conducted identification experiments under the FRGC v2 *(Face Recognition Grand Challenge)* (Phillips *et al.*, 2005) protocol where one keeps the first 466 scans in the gallery and considers the remaining scans as test images (probe). Our approach has achieved 98.02% as rank-1 recognition rate which is similar to the performances of some state-of-the-art techniques. Tables 1 and 2 provide identifications results of previous approaches. Using a combination of iso-curves and radial curves, selected using Machine Learning technique on training dataset, the proposed algorithm outperforms most related work. Table 3 shows computation time of the proposed approach under different configurations. The proposed approach achieved the best performance using a compact signature which has a direct impact on the computational efficiency of the face recognition system in term of storage requirement and computational time ($0.68s$ instead of $1.6s$). The performance results of radial curves are better than those reported by iso-level curves. We note that all selected radial curves are from the upper face region. However, all selected iso-level curves are from the nasal region, this confirms the robustness of nasal region to facial expressions (Ballihi *et al.*, 2011).

This paper is structured as follows. In Section 1 we describe the larger research context of this paper and then briefly discuss the past research. Section 2 presents an overview of the proposed approach. Facial curves extraction procedures are explained in Section 4. We state the mathematical problem, highlighting its main characteristics, and demonstrate the usefulness of the geometric shape analysis and comparison for both open and closed curves in Sections 5.2 and 5.3 respectively. In Section 6, we detail our Boosting experiments to select the most discriminative facial curves for recognition and we discuss the specific techniques we use for feature selection. Experimental evaluations and comparative study to previous approaches are given in Section 7. The last section provides some concluding remarks and opens some future directions.

1. Introduction

La biométrie est un domaine de recherche très actif, en vision par ordinateur, qui trouve ses applications dans plusieurs secteurs comme la protection civile, le contrôle d'accès, la lutte contre les crimes, etc. Empreintes digitales, scan de l'iris, géométrie de la main ou analyse comportementale, plusieurs de ces biométries ont été techniquement prouvées et commercialisées. Cependant, elles exigent, généralement, la coopération des utilisateurs qui les trouvent intrusives. En effet, elles présentent ce caractère contraignant en obligeant les personnes à se plier aux exigences techniques du procédé. A la différence des mesures biométriques précédentes, la reconnaissance faciale ne nécessite pas théoriquement la coopération des participants. Elle apparaît donc comme une alternative très intéressante, à condition cependant qu'un taux de reconnaissance suffisant soit garanti.

Cependant, malgré les avancées théoriques et technologiques réalisées depuis les années 70, les techniques 2D basées sur l'analyse d'images fixes ou de vidéos souffrent encore de plusieurs problèmes posés par les changements d'apparence d'individus. De tels changements sont dus à l'éclairage, à la posture, aux expressions faciales, à l'âge, à la coiffure, au maquillage, aux accessoires portés, etc. Ces difficultés ont suscité le développement d'autres formes d'acquisition d'images faciales, parmi lesquelles figurent les cartes de profondeur que l'on appelle aujourd'hui *images faciales 3D*. Ces acquisitions présentent l'avantage d'être robustes aux changements d'éclairage et permettent de faire face aux variations de la pose. Un développement important d'algorithmes d'analyse et reconnaissance faciale 3D a donc vu le jour. Ce développement est d'autant plus significatif avec la mise en place d'une base d'évaluation accompagnée d'un protocole standard, *FRGC (Face Recognition Grand Challenge)* (Phillips *et al.*, 2005). Plusieurs approches ont été mises au point et testées, parmi elles émergent les approches basées sur les courbes faciales de différentes natures (courbes de niveaux, courbes radiales, des profils, courbes géodésiques, etc.). Néanmoins, la majorité de ces approches considèrent de telles représentations comme *globales*. Dans cet article, nous considérons d'abord les courbes faciales comme des caractéristiques qui capturent *localement* les formes sur le visage. Puis, nous nous procédons à la sélection de courbes pertinentes, par l'utilisation des techniques d'apprentissages automatiques, dans l'application de reconnaissance faciale. Avant d'aborder l'approche proposée, nous présenterons l'état de l'art concernant les courbes faciales et la sélection de caractéristiques faciales, deux aspects qui seront abordés dans ce papier.

A. 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.* (Daniyal *et al.*, 2009) ont proposé un algorithme dans lequel le visage est représenté comme un vecteur de distance entre les points d'intérêts du visage. 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.* (Kakadiaris *et al.*, 2007) utilisent un modèle de visage annoté qui est

déformé élastiquement pour s'adapter à chaque visage, permettant l'annotation automatique de ses différentes zones comme le nez, yeux, bouche, etc. Pour résoudre le problème des expressions faciales, les auteurs classent les visages 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 (Chang *et al.*, 2006), un appariement de plusieurs régions du nez a été proposé. Les premiers résultats montrent une amélioration par rapport à une seule grande région frontale. *Faltmier et al.* (Faltemier *et al.*, 2008) proposent de recaler, en utilisant l'algorithme ICP (Iterative Closest Point), différentes parties du visage puis de les fusionner pour améliorer les performances biométriques. Récemment, *Wang et al.* (Y. Wang *et al.*, 2010) calculent la carte de différence de formes signée (SSDM), calculée entre deux visages alignés, comme une représentation intermédiaire pour la comparaison de formes. Trois types d'opérateurs Basés sur les SSDMs 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 des caractéristiques similaires, *Li et al.* dans (Li *et al.*, 2009) proposent de concevoir un dispositif commun et un système de classement afin de collecter différentes caractéristiques géométriques bas-niveau, telles que la courbure, et les classer selon leurs sensibilités aux expressions faciales.

B. Approches basées sur les courbes. Ici, nous nous intéressons 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.*, 2006) propose d'analyser de la forme des courbes planes, qui approximent les images de profondeur du visage, afin de reconnaître l'identité d'un visage. En revanche, aucune étude n'a été faite pour la sélection des courbes pertinentes. Dans (Samir *et al.*, 2009) les mêmes auteurs ont utilisé la distance géodésique pour extraire les courbes de niveaux 3D. Dans (Haar, Veltkamp, 2009), 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.* (Drira *et al.*, 2009) proposent l'utilisation des courbes fermées iso-géodésiques pour l'analyse des surfaces nasales. Les auteurs constatent que toutes les courbes ne contribuent toutes de la même façon aux performances des algorithmes de reconnaissance. Néanmoins, la méthode proposée pour choisir les courbes les plus pertinentes n'est pas automatique. Pour les approches basées sur les courbes, l'analyse de la forme du visage devient l'analyse des courbes faciales 3D. Cependant, est-ce-que l'utilisation de toutes les courbes du vi-

sage donnent les meilleures performances? Y a-t-il des courbes faciales plus efficaces que d'autres? Dans ce travail nous allons apporter des réponses à ces questions.

2. Aperçu de l'approche proposée

Nous proposons un nouvel algorithme de reconnaissance des visages 3D qui combine la représentation des visages par une collection de courbes et les techniques de sélection des caractéristiques. La figure 1 illustre les différentes étapes de notre approche. Après l'acquisition des visages 3D nous effectuerons des pré-traitements afin d'extraire la partie informative du visage et corriger certaines imperfections telles que les points aberrants, les trous ou encore la présence de parties indésirables, comme les cheveux et les habits ce que nous traiterons dans la section 3. Dans la section 4 nous décrirons la procédure d'extraction des courbes radiales et les courbes de niveaux. Ensuite, selon la nature des courbes ouvertes ou fermées, nous utiliserons les deux distances géodésiques des espaces des courbes ouvertes et fermées, pour analyser la forme des courbes faciales, que nous décrirons respectivement dans les sections 5.2 et 5.3. Enfin, nous décrirons dans la section 6 notre approche de reconnaissance des visages 3D.

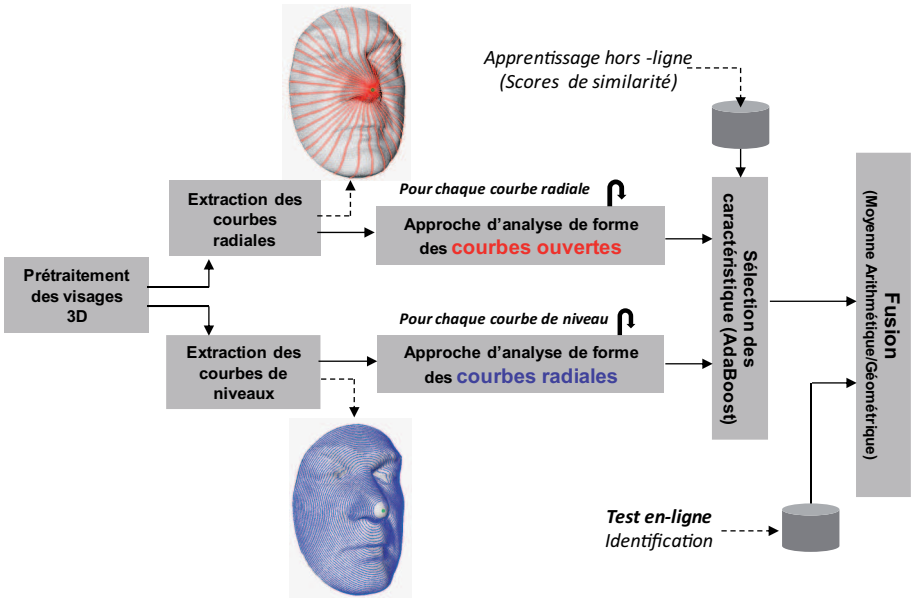


Figure 1. Un aperçu des différentes étapes de notre approche biométrique de reconnaissance du visage 3D et du classification faciale 3D du genre.

Lors de *l'étape d'apprentissage (hors-ligne)*, nous avons utilisé l'algorithme AdaBoost (Freund, Schapire, 1995) sur un ensemble de scores de similarités, calculés en se basant sur les courbes considérées individuellement, afin de trouver les courbes du visage les plus discriminantes. Lors de *l'étape de reconnaissance (en-ligne)*, les scores

de similarité des courbes sélectionnées sont cumulés pour produire un score final. Les évaluations expérimentales et l'étude comparative avec les approches de l'état de l'art sont présentées dans la section 7. La dernière section présente des conclusions et ouvre quelques perspectives.

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

Un scan 3D est la sortie du scanner 3D, il présente des imperfections causées par les zones sombres et l'auto-occultation du visage lors de l'acquisition 3D (voir la figure 2). L'image de profondeur et l'image couleur sont illustrées, respectivement, par la figure 2.a et figure 2.b. Le maillage 3D est illustré par la figure 2.c, alors que la figure 2.d illustre le visage 3D texturé.

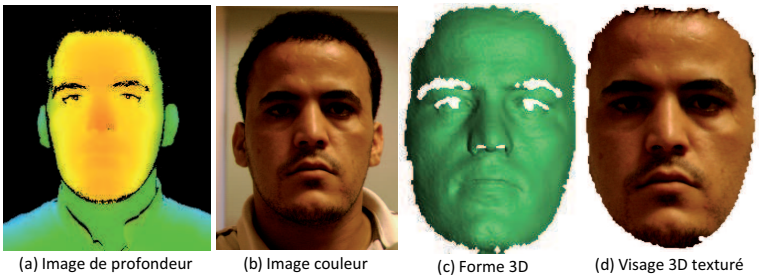


Figure 2. La sortie du scanner laser 3D avec les imperfections causées par les zones sombres et l'auto-occultation du visage lors de l'acquisition 3D : (a)- L'image de profondeur, (b)- L'image couleur, (c)- La forme 3D et (d)- La forme 3D texturée.

3.1. Pré-traitement des scans 3D

La figure 3 illustre notre pipeline de filtres afin de corriger ces imperfections par la suppression de points aberrants, le bouchage des trous et la segmentation de la partie utile du visage. D'abord, un filtre médian 2D (Ben Hamza *et al.*, 1999), (Yagou *et al.*, 2002), sur une fenêtre de taille 3×3, est appliqué sur l'image de profondeur en entrée afin d'éliminer le bruit. Ce dernier se présente sous forme de pixels incohérents avec leur voisinage. Ensuite, nous appliquons une interpolation bi-dimensionnelle pour boucher les trous (S. Wang *et al.*, 2006) dus au manque ou absence de la réflexion du laser ou lumière structurée par certaines régions du visage comme l'iris, les sourcils ou tout simplement quand la bouche est ouverte. A partir de l'image obtenue, nous générons le maillage 3D sur lequel nous détectons le bout du nez. Enfin, nous segmentons la partie utile du visage en récupérant la partie à l'intérieur de la sphère ayant comme centre le bout du nez et comme rayon $100mm$. Le pré-traitement est suivi d'une étape d'extraction de courbes 3D de niveaux et radiales que nous appelons des courbes faciales.

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

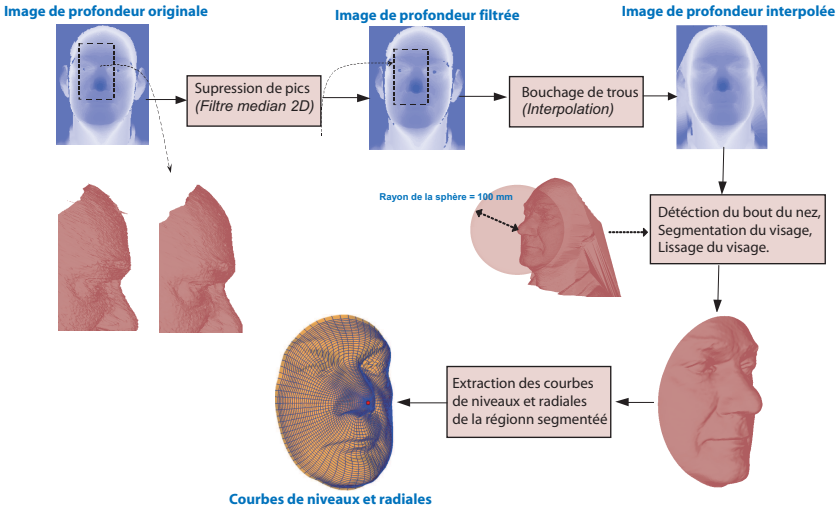


Figure 3. Les étapes nécessaires pour le pré-traitement des visages 3D.

Figure 4. Quelques exemples de visages 3D pré-traités issus des sessions de la même personne de la base FRGC v2.

3.2. Détection du bout du nez

Cette étape est primordiale pour assurer le bon déroulement de l'étape de prétraitement et extraction de courbes. Comme l'illustre la figure 5, 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.

4. Extraction des courbes faciales

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

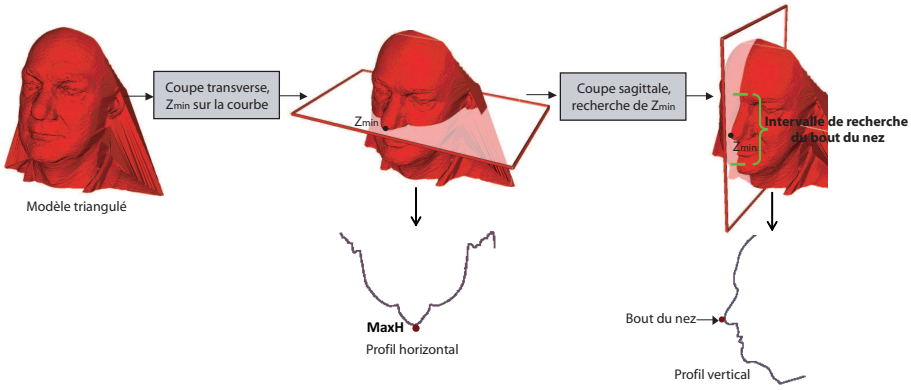


Figure 5. Procédure de localisation du bout du nez.

courbes de niveaux ayant le même point comme point de référence. Les détails de ces procédures sont donnés dans les paragraphes suivants.

4.1. Extraction des courbes radiales

Soit β_α la courbe radiale sur S qui fait un angle α avec un plan de référence. En pratique, chaque courbe radiale β_α est obtenue par une coupe de la surface du visage par un plan P_α qui a le bout du nez comme origine et fait l'angle α avec le plan de référence, comme illustré par la figure 6. L'intersection de P_α avec S donne β_α. Nous répétons cette étape pour extraire toutes les courbes radiales de la surface faciale avec un échantillonnage régulier. Afin d'éviter les variations de la pose frontale, tous les visages tests sont alignés, en utilisant l'algorithme ICP (Besl, McKay, 1992), à un visage de la galerie avant l'extraction des courbes radiales.

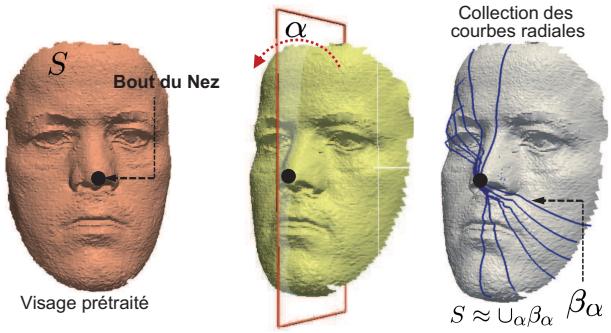


Figure 6. Procédure d'extraction des courbes radiales.

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 6. Cette collection indexée de courbes radiales capture la forme de la surface du visage.

4.2. Extraction des courbes de niveaux

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 de la surface du visage donne des points équidistants du point de référence, qui forment en général une unique courbe fermée (on fait cette hypothèse par la suite, or l'intersection d'une sphère et d'une surface n'est pas forcément une unique courbe). La figure 7 illustre les résultats de la procédure d'extraction des courbes de niveaux.

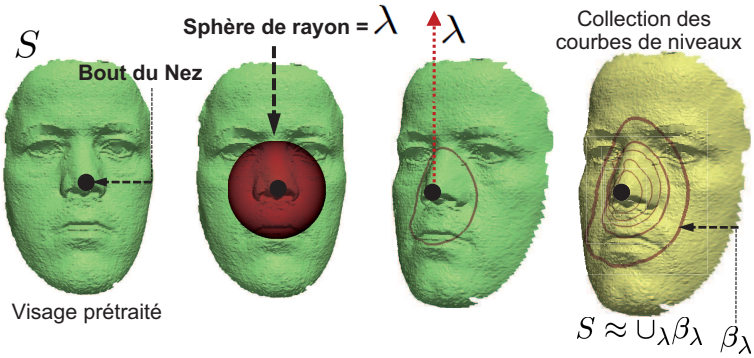


Figure 7. Procédure d'extraction des courbes de niveaux.

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 7. Nous notons que dans la présente étude, 40 courbes radiales et 26 courbes de niveaux sont utilisées. Selon la nature des courbes (ouvertes/fermées), nous décrivons les approches géométriques qui permettent d'analyser et de comparer leurs formes.

5. Analyse Riemannienne des surfaces faciales

L'analyse de la forme des surfaces faciales devrait être idéalement invariante au choix des paramétrisations, c'est-à-dire qu'on devrait obtenir la même comparaison indépendamment de la paramétrisation des deux surfaces. Pour éclairer ce problème, nous considérons le problème de l'analyse des formes des courbes dans $\mathbb{R}^3$. Dans ce cas, il existe une paramétrisation naturelle dite paramétrisation par l'abscisse curviligne qui permet de créer un ordre des poins sur la courbe et faciliter ainsi leurs comparaisons. Dans cet article nous intéressons à la comparaison des surfaces faciales qui est un problème difficile car il n'y a aucun ordre naturel des points sur une surface. Par conséquent, l'espace de toutes les reparamétrisations possible d'une surface est plus grand. Comme ce sera expliqué plus tard, la solution que nous proposons consiste à imposer un ordre des points d'une surface, en approximant la surface faciale par une collection de courbe indexées. Cette structure additionnelle permet de diviser les repa-

ramétrisations en deux ensembles plus petits, dont chacun est relativement plus facile à résoudre en utilisant la programmation dynamique.

La comparaison des courbes est un sujet très actif qui trouve ses applications dans de nombreux domaines en vison par ordinateur et en imagerie médicale. Ces dernières années ont vu le développement de plusieurs approches pour décrire les formes des courbes 2D (Michor, Mumford, 2006 ; Klassen *et al.*, 2004) et des courbes 3D (Samir *et al.*, 2006). Nous pouvons citer les approches basées sur les descripteurs de Fourier (Székely *et al.*, 1995 ; El Oirrak *et al.*, 2002), celles basées sur les moments (Tanaka *et al.*, 1998) ou celles basées sur les courbures multi-échelles (Mahmoudi, Daoudi, 2007). Cependant, il semble qu'aucune de ces méthodes ne s'est imposée ni du point de vue conceptuel ni du 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 laquelle nous pourrons avoir recours aux outils "classiques" de la géométrie Riemannienne. Les résultats récents de Michor et Mumford (Michor, Mumford, 2006) et Klassen et al. (Klassen *et al.*, 2004) dans le cas des courbes planes montrent toute la puissance de cette approche. Joshi et al. (Joshi *et al.*, 2007) ont proposé plus récemment une généralisation de ces travaux pour les courbes définies dans $\mathbb{R}^n$. Nous allons adopter ces derniers résultats (Joshi *et al.*, 2007) à notre problème.

5.1. Représentation des courbes dans $\mathbb{R}^3$

Plusieurs recherches s'intéressent à l'analyse des courbes ouvertes et fermées, en particulier dans un plan (Sebastian *et al.*, 2003). Le thème commun est de représenter des courbes dans un espace de dimension infinie, avec des courbes représentées dans une ou plusieurs manières possibles. L'objectif est d'étudier la géométrie différentielle de l'espace des formes modulo des reparamétrisations. Dans le cas des courbes fermées, on utilise une contrainte additionnelle pour assurer la fermeture, ceci a comme conséquence que l'ensemble des courbes fermées est une variété non-linéaire à l'intérieur de l'espace de Hilbert. Pour comparer deux courbes quelconques, on impose une structure Riemannienne à l'espace quotient, et on calcule les chemins géodésiques avec la métrique choisie.

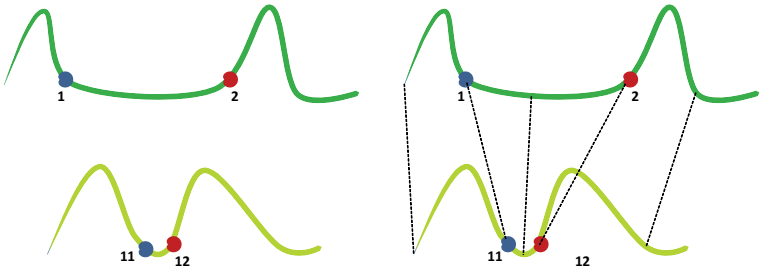
Nous commençons par considérer que les courbes faciales (courbes de niveaux et radiales) β sont des courbes dans $\mathbb{R}^3$. Elles sont paramétrées par $\beta : S^1 \to \mathbb{R}^3$, en supposant que la courbe est non singulière, en d'autres termes $\|\dot{\beta}(t)\| \neq 0$ pour tout t. La norme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

$$q(t) \doteq \frac{\dot{\beta}(t)}{\sqrt{\|\dot{\beta}(t)\|}} \tag{1}$$

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

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

Afin de donner une interprétation à cette représentation des courbes faciales. La *métrique élastique* classique pour comparer les formes des courbes devient une métrique dans l'espace $\mathbb{L}^2$ sous la représentation SRVF (Joshi *et al.*, 2007). Selon la nature des courbes (ouvertes ou fermées), nous détaillerons ci-après les approches mathématiques de l'analyse de leurs formes. Considérons les deux courbes de la figure 8.a. Choisissons la paramétrisation de la courbe du haut comme étant l'abscisse curviligne. La figure 8.b illustre la mise en correspondance, où le point 1 sur la courbe du haut correspond au point 11 sur la courbe de bas. La partie comprise entre le point 1 et 2 de la courbe du haut se rétrécit sur la courbe 2. Par conséquent, le point 2 correspond au point 22 sur la seconde courbe. Une métrique élastique permet de mesurer ce rétrécissement.



(a) (b)

Figure 8. Illustration de la métrique élastique. Afin de comparer les deux courbes, en (a) une combinaison d'étirement et de pliage sont nécessaires. La métrique élastique mesure le degré de ces déformations. L'appariement optimal entre les deux courbes est illustrée en (b).

5.2. Analyse Riemannienne des courbes ouvertes dans $\mathbb{R}^3$

Nous définissons l'ensemble des courbes ouvertes dans $\mathbb{R}^3$ par $\mathcal{C} = \{q : I \to \mathbb{R}^3 | \|q\| = 1\} \subset \mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3)$ avec $I = [0, 1]$. $\mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3)$ est la métrique sur son espace tangent, $\mathcal{C}$ devient une variété Riemannienne. En particulier, les éléments de $\mathcal{C}$ disposent d'une unique norme $\mathbb{L}^2$, $\mathcal{C}$ étant 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.

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

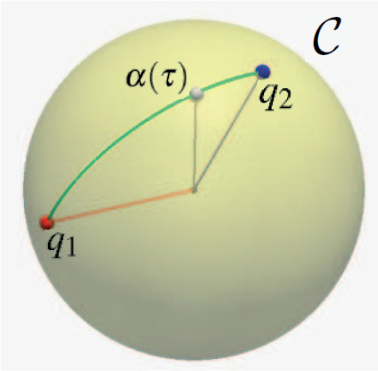


Figure 9. Illustration de l'espace de formes et le chemin géodésique entre deux éléments de cet espace.

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

$$d_c(q_1, q_2) = cos^{-1}(\langle q_1, q_2 \rangle) \ , \tag{3}$$

et le chemin géodésique $\alpha : [0, 1] \to \mathcal{C}$, est donné par:

$$\alpha(\tau) = \frac{1}{\sin(\theta)} \left(\sin((1-\tau)\theta)q_1 + \sin(\theta\tau)q_2\right) \ , \tag{4}$$

où $\theta = d_c(q_1, q_2)$.

Il est facile de voir que plusieurs éléments de $\mathcal{C}$ peuvent représenter différentes courbes de la même forme. En effet, bien que la forme d'un visage 3D ne change pas suite à une rotation dans $\mathbb{R}^3$, les fonctions SRVFs changent. Une autre situation similaire se pose quand une courbe est reparamétrée, la reparamétrisation change la SRVF de la courbe, mais pas sa forme. Afin de gérer cette variabilité, nous définissons les orbites du groupe des rotations $SO(3)$ et la reparamétrisation du groupe Γ comme des classes d'équivalence dans $\mathcal{C}$. Ici, $SO(3)$ est l'ensemble des orientations qui préservent les difféomorphismes de I et les éléments de Γ sont considérés comme les fonctions de reparamétrisation.
Par exemple, pour une courbe $\beta_\alpha : I \to \mathbb{R}^3$ et une fonction $\gamma \in \Gamma$, la courbe $\beta_\alpha \circ \gamma$ est une reparamétrisation de β_α. La SRVF correspondante change en fonction de $q(t) \mapsto \sqrt{\dot{\gamma}(t)}q(\gamma(t))$. Nous définissons la classe d'équivalence de q par:

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

L'ensemble des classes d'équivalence est appelé l'espace forme des courbes noté $\mathcal{S}$ (Joshi *et al.*, 2007).

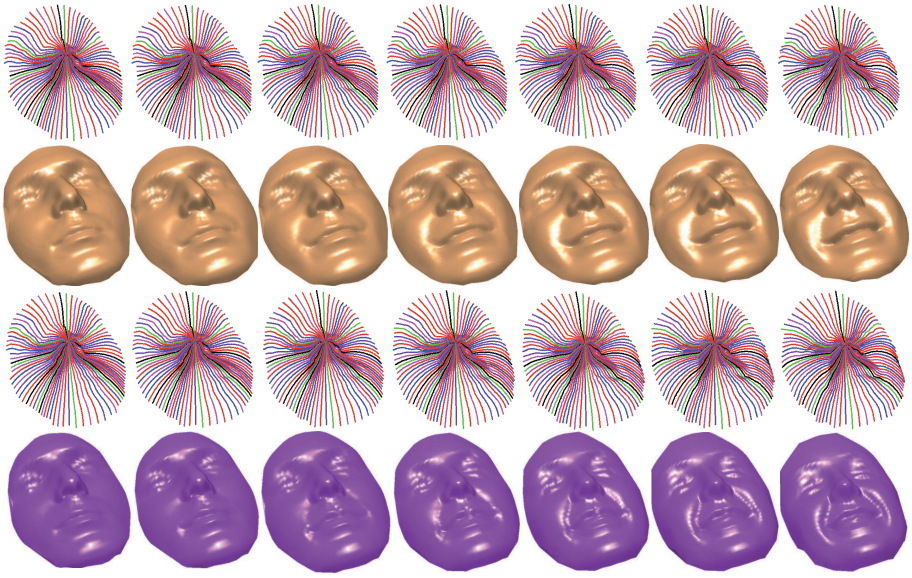


Figure 10. Exemples de chemins géodésiques intra et inter-classes entre les surfaces faciales ainsi que leurs collections de courbes radiales.

La figure 10 illustre quelques exemples de chemins géodésiques entre les surfaces faciales et leurs collections de courbes radiales. Les deux premières lignes donnent un chemin géodésique intra-classe (même personne, des expressions différentes), alors que les deux autres lignes montrent un chemin géodésique inter-classe (différentes personnes).

5.3. Analyse Riemannienne des courbes fermées dans $\mathbb{R}^3$

Nous définissons l'ensemble des courbes fermées dans $\mathbb{R}^3$ par:

$$\tilde{\mathcal{C}} = \{q : \mathbb{S}^1 \to \mathbb{R}^3 | \int_{\mathbb{S}^1} q(t)\|q(t)\|dt = 0\} \subset \mathbb{L}^2(\mathbb{S}^1, \mathbb{R}^3) \,. \tag{5}$$

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 $\mathbb{R}^3$. Comme illustré par la figure 11, l'ensemble de ces représentations est un sous-espace d'une hypersphère unité de l'espace de Hilbert. Par conséquent, le plus court chemin entre les éléments dans ce sous-espace doit appartenir à $\tilde{\mathcal{C}}$, ainsi, il n'est pas forcément donné par le plus petit arc reliant les deux points sur $\mathcal{C}$.

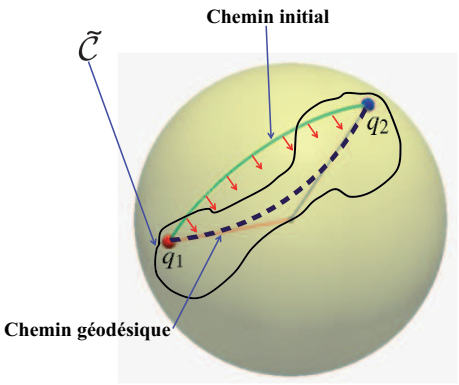


Figure 11. Illustration de l'espace des pré-formes $\tilde{\mathcal{C}}$ et le chemin géodésique dans cet espace des pré-formes.

Cet ensemble est une variété non-linéaire vue la propriété de non linéarité de fermeture. Nous allons la munir d'une structure Riemannienne en utilisant le produit scalaire qui sera définie de la façon suivante. Pour deux vecteurs tangents $u, v \in T_q(\tilde{\mathcal{C}})$, nous définissons le produit scalaire entre ces deux vecteurs par:

$$\langle u, v \rangle = \int_{\mathbb{S}^1} \langle u(t), v(t) \rangle \, dt \; . \tag{6}$$

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

$$T_q(\tilde{\mathcal{C}}) = \{ v : \mathbb{S}^1 \to \mathbb{R}^3 | \, \langle v, w \rangle = 0, \; w \in N_q(\tilde{\mathcal{C}}) \} \; ,$$

Où $N_q(\tilde{\mathcal{C}})$ désigne l'espace des vecteurs normaux à q. Les courbes sont ainsi représentées dans l'espace de Hilbert ce qui nous permet de profiter des propriétés géométriques et différentielles de cet espace (Joshi *et al.*, 2007). En outre, pour définir une forme, la représentation doit être indépendante aux différentes rotations et reparamétrisations. Ce qui se traduit mathématiquement par l'espace quotient du groupe des rotations $SO(3)$ et du groupe des reparamétrisations Γ.

Nous définissons alors les orbites du groupe de rotation $SO(3)$ et du groupe de reparamétrisation Γ comme classes d'équivalence dans $\tilde{\mathcal{C}}$. Les éléments de l'ensemble quotient:

$$[q] = \{ \sqrt{\dot{\gamma}(t)} O q(\gamma(t)) | O \in SO(3), \;\; \gamma \in \Gamma \} \; ,$$

sont alors équivalents à la même forme q, et l'ensemble de ces classes d'équivalence hérite la structure Riemannienne de $\tilde{\mathcal{C}}$ et représente alors notre espace d'étude, l'espace des formes est défini par: $\tilde{\mathcal{S}} \doteq \tilde{\mathcal{C}} / (SO(3) \times \Gamma)$.

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 la définition 6. 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 $\tilde{\mathcal{S}}$. Nous utilisons, à ce propos, une méthode numérique, appelée méthode de *dressage* 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 : $E[\alpha] = \frac{1}{2}\int_s \langle \dot{\alpha}(s), \dot{\alpha}(s)\rangle \, ds$. Il a été démontré dans (Klassen, Srivastava, 2006) que les points critiques de E sont des chemins géodésiques dans $\tilde{\mathcal{S}}$. Nous noterons $d_{\tilde{S}}([q_1],[q_2])$ la distance géodésique ou la longueur de la géodésique dans $\tilde{\mathcal{S}}$, entre les deux représentations $[q_1]$ et $[q_2]$.

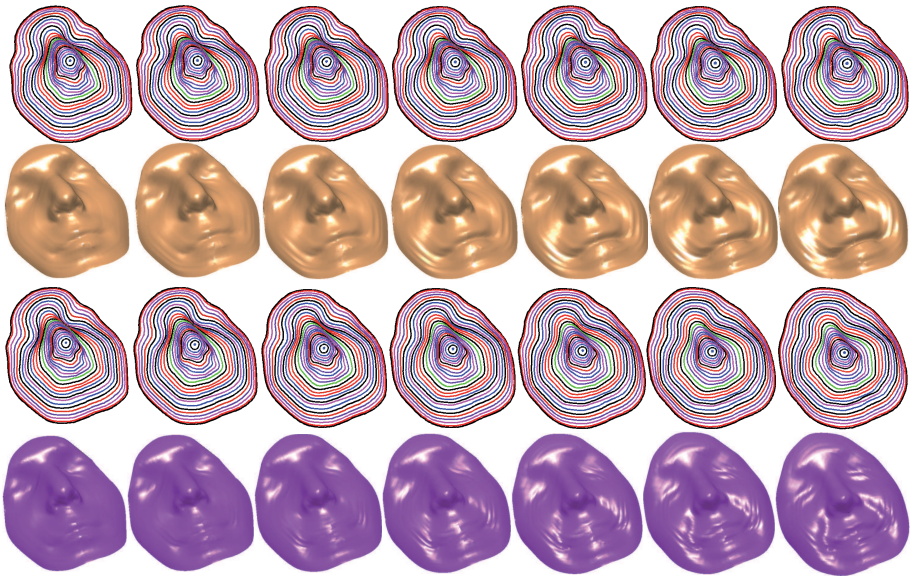


Figure 12. Exemples de chemins géodésiques intra et inter-classes entre les surfaces faciales ainsi que leurs collections de courbes de niveaux.

La figure 12 illustre quelques exemples de chemins géodésiques entre les surfaces faciales et leurs collections de courbes de niveaux. Les deux premières lignes donnent un chemin géodésique intra-classe (même personne, des expressions différentes), alors que les deux autres lignes montrent un chemin géodésique inter-classe (différentes personnes).

6. Sélection des caractéristiques géométriques faciales 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. Dans le cas du problème de la classification binaire, on peut disposer d'un certain nombre d'experts spécialisés dans des tâches élémentaires consistant à prendre une décision pour deux classes. On peut construire

un classifieur très performant pour distinguer entre les accès intra-personnels (accès clients) et les accès inter-personnels (les accès imposteurs). Il existe des méthodes d'apprentissage qui traitent ces types de problèmes à deux classes : c'est le cas de l'algorithme AdaBoost.

6.1. Sélection des caractéristiques géométriques faciales 3D par boosting

Nous pouvons à ce stade combiner les résultats issus de toutes les courbes radiales et de niveau en les considérant comme des classifieurs séparés. Nous proposons d'utiliser l'algorithme AdaBoost, introduit par Freund et Schapire dans (Freund, Schapire, 1995), pour apprendre un **classifieur final** *(strong classifier)* basé sur une sélection pondérée de **classifieurs faibles** *(weak classifier)* qui sont les courbes radiales et 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 sa classification est bonne, plus la pondération est importante. AdaBoost a été utilisé avec succès dans des applications aussi diverses comme la détection de visages (Viola, Jones, 2004) 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.

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 (Phillips *et al.*, 2005). Chaque personne est présente avec plusieurs sessions avec des expressions différentes. Nous calculons ensuite la matrice de similarité pour ce 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).

Pour entraîner et tester l'algorithme AdaBoost, nous utilisons la base FRGCv2 qui contient plus de 4000 scans 3D de 466 sujets. Pour chaque courbe (radiale ou de niveau), nous avons calculé les matrices de similarité (Tout vs. Tout) pour chaque courbe. Nous avons alors partagé les matrices en deux sous matrices disjointes : une pour l'étape d'apprentissage (Hors-ligne) et l'autre pour le test (En-ligne) comme illustré dans la figure 13. Lors de la phase d'apprentissage, nous avons extrait deux types de partitions *(i)* les *match scores* (comparaisons 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 similarité 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 determiner 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 :

$$h_j(x_n^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_n^k > \theta \text{ (Client)} \\ 0 & \text{sinon. (Imposteur)} \end{cases} \tag{7}$$

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:

$$h_t : \chi \rightarrow \{0, 1\} \tag{8}$$

Avec une erreur minimale ϵ_t sur W_t :

$$\epsilon_t = Pr_{W_t}[h_t(x_n) \neq y_n]$$

Algorithm 1 L'algorithm AdaBoost

– Entrées: L'ensemble des exemples $(x_1^k, y_1), .., (x_N^k, y_N)$ avec x_i^k est le score de similarité selon la courbe de niveau k ($1 \leq k \leq N_\lambda$) ou la courbe radiale k ($1 \leq k \leq N_\alpha$) et $y_n = \{0, 1\}$.

Avec N_λ est l'ensemble de toutes les courbes de niveaux et N_α est l'ensemble de toutes les courbes radiales.

– 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 $t = 1, ..., T$:

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 determinée avec le poids correspondant $w_{t,1}, ..., w_{t,N}$:

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

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:

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

Le pseudo-code de l'algorithme AdaBoost est donné par l'algorithme 1.

La sortie de *AdaBoost* est un ensemble de T classifieurs faibles sélectionnés basés sur les courbes de niveaux ou radiales. L'ensemble des courbes sélectionnées est donné par la figure 14. 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

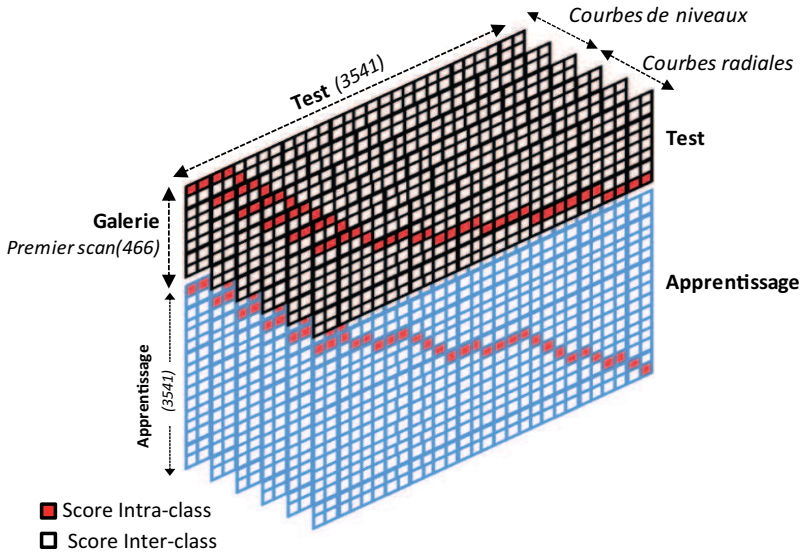


Figure 13. Extraction des deux bases disjointes, galerie et test, à partir de la grande matrice de similarité.

sur différents sujets. Nous notons que l'algorithme AdaBoost sélectionne les courbes de niveaux de la région nasale, région robuste aux expressions faciales, et les courbes radiales des régions les plus stables.

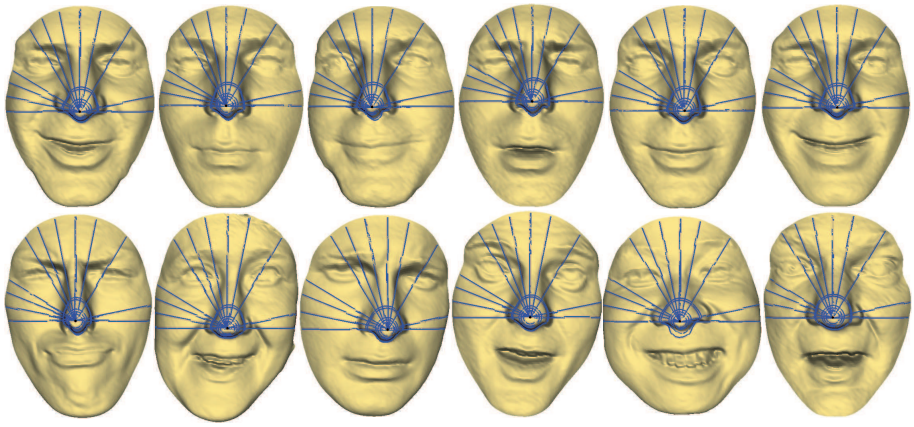


Figure 14. L'emplacement des courbes sélectionnées par AdaBoost sur la surface faciale.

Pour montrer l'amélioration des performances de l'étape de sélection de courbes, les différentes courbes de la figure 15 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 (la courbe **b** de la figure 15).

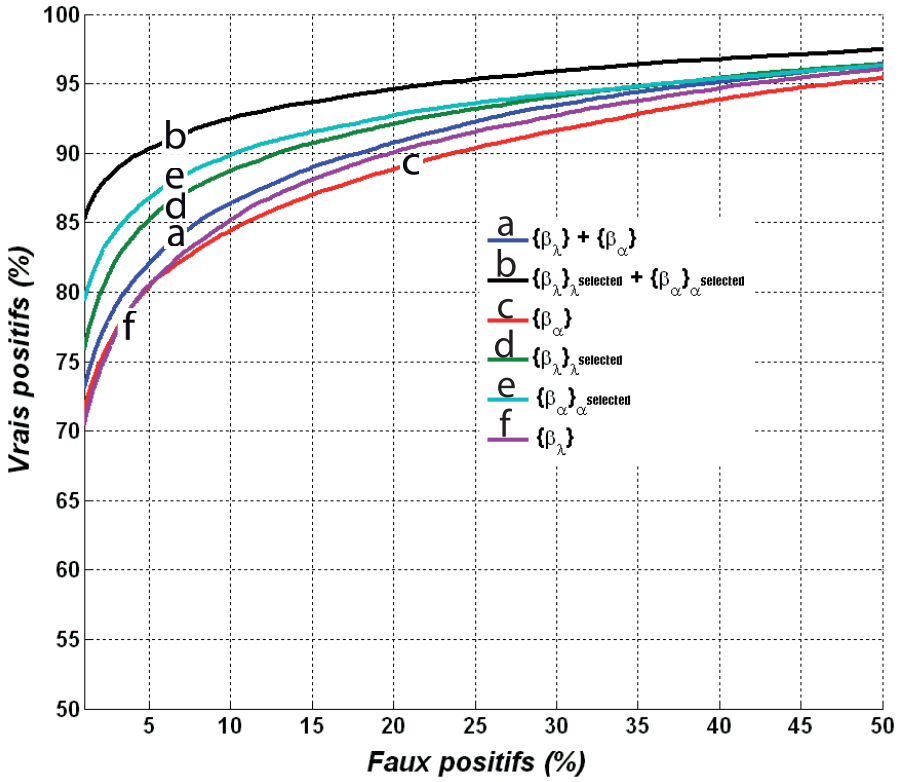


Figure 15. Courbes ROC de la moyenne arithmétique pour différentes combinaisons des courbes. (a)- toutes les courbes de niveaux et radiales, (b)- courbes de niveaux et radiales sélectionnées, (c)- toutes les courbes radiales, (d)- les courbes de niveaux sélectionnées, (e)- les courbes radiales sélectionnées et (f)- toutes les courbes de niveaux.

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

$$d(S^1, S^2) = \frac{1}{N_{\alpha_s} + N_{\lambda_s}} \left(\sum_{\alpha=1}^{N_{\alpha_s}} d_s(\beta_\alpha^1, \beta_\alpha^2) + \sum_{\lambda=1}^{N_{\lambda_s}} d_{\tilde{s}}(\beta_\lambda^1, \beta_\lambda^2) \right) \tag{9}$$

Avec N_{λ_s} est l'ensemble des courbes de niveaux sélectionnées et N_{α_s} est l'ensemble des courbes radiales sélectionnées.

7. Résultats expérimentaux

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. Nous avons obtenu $8,02\%$ de taux de reconnaissance au rang-1, ce qui est compétitif vis-à-vis à l'état de l'art. Les tableaux 1 et 2 donnent les résultats de reconnaissance des approches précédentes (basées sur les courbes et celles basées sur la sélection des caractéristiques et autres). En utilisant une combinaison des courbes (niveaux et radiales) sélectionnées et en utilisant la technique d'apprentissage AdaBoost 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. (Y. Wang *et al.*, 2010) ont obtenu le meilleur résultat 98.3%, cela signifie que cette approche a reconnu une dizaine de visages de plus que notre approche. Nous rappelons que cette méthode utilise les techniques d'apprentissage automatique pour sélectionner les meilleurs descripteurs (Haar-like, Gabor, and Local Binary Pattern (LBP)) calculé sur la *Shape Difference Map* entre les visages.

Tableau 1. Comparaison avec les approches, basées sur la sélection des caractéristiques, de l'état de l'art sur FRGCv2 (taux de reconnaissance au rang-1).

Méthodes	***A. Basée sur la sélection des caractéristiques***			
	(Faltemier *et al.*, 2008)	(Kakadiaris *et al.*, 2007)	(Y. Wang *et al.*, 2010)	(Huang *et al.*, 2011)
Rang-1	97.2%	97%	**98.3%**	97.2%
Notre méthode	**98.02%**			

Tableau 2. Comparaison avec les approches, basées sur sur les courbes, de l'état de l'art sur FRGCv2 (taux de reconnaissance au rang-1).

Méthodes	***B. Basée sur les courbes***		***Autres***	
	(Haar, Veltkamp, 2009)	(Berretti *et al.*, 2010)	(Mian *et al.*, 2007)	(Cook *et al.*, 2006)
Rang-1	97%	94.1%	91.9%	92.9%
Notre méthode	**98.02%**			

Le tableau 3 présente les performances et le temps de calcul (en secondes) pour différentes configurations (toutes les courbes, les courbes sélectionnées, etc) sur une machine avec un processeur Core 2 Duo $2.39Ghz$ et $3Go$ de RAM. 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 ($0,68secondes$ au lieu de $1,6secondes$). 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 moins important. En revanche, la plupart des courbes de niveaux passe par cette région (bouche ouverte). Par conséquent, toutes les courbes de niveaux sélectionnées sont de la région nasale, ce qui confirme la robustesse de cette région aux expressions faciales.

Tableau 3. Taux de reconnaissance au Rang-1 et temps de calcul (en secondes) pour les différentes configurations de notre approche.

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

8. Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons démontré l'efficacité de la sélection des courbes faciales 3D pour la reconnaissance de visages. Dans ce travail, nous avons proposé un cadre unifié pour étudier ce problème. Son ingrédient principal est la combinaison des approches géométriques de l'analyse de formes 3D et les techniques d'apprentissage.

Dans un premier temps, nous avons proposé une approche globale basée sur une représentation (paramétrisation) des surfaces faciales par des courbes radiales et de niveau. En effet, un visage 3D une fois pré-traité, est approximé par une collection indexée de courbes de niveau et radiales. Ensuite, nous avons utilisé un cadre géométrique d'analyse de formes des courbes pour quantifier les similarités entre les courbes. Finalement, nous avons utilisé l'algorithme AdaBoost pour sélectionner les courbes les plus pertinentes à la reconnaissance de visages 3D.

Les expérimentations effectuées en suivant le protocole standard FRGC v2, ont montré tout l'intérêt de notre démarche. Nous avons obtenu un taux de reconnaissance qui dépasse 98%, qui est très compétitif comparé aux taux rapportés dans l'état-de-l'art. Nous avons également gagné significativement en temps de calcul. En effet, le temps de cacul nécessaire pour comparer deux visages 3D représentés par 17 courbes de niveaux et radiales est de l'ordre de $0.68s$ au lieu de $2.64s$ en utilisant toutes les courbes.

Les perspectives de ce travail sont nombreuses. Dans un premier temps, nous souhaitons, en se basant sur le même cadre unifié, aborder d'autres applications comme la classification du genre, les premiers résultats obtenus (Ballihi *et al.*, 2012) montrent l'intérêt de cette approche, l'estimation de l'âge à partir de données 3D. Nous proposerons d'utiliser d'autres caractéristiques du visage ainsi que d'autres techniques d'apprentissage pour aborder ces problèmes.

Remerciements

Ce travail a reçu le support financier des projets ANR FAR 3D ANR-07-SESU-004 et 3D Face Analyzer ANR 2010 INTB 0301 02.

Bibliographie

Ballihi L., Ben Amor B., Daoudi M., Srivastava A., Aboutajdine D. (2011). Selecting 3D curves on the nasal surface using adaboost for person authentication. In *Proceedings of the 4th eurographics conference on 3D object retrieval*, p. 101-104. Llandudno, UK.

Ballihi L., Ben Amor B., Daoudi M., Srivastava A., Aboutajdine D. (2012, dec.). Boosting 3-D-geometric features for efficient face recognition and gender classification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 7, n° 6, p. 1766-1779.

Ben Hamza A., Luque-Escamilla P. L., Martínez-Aroza J., Román-Roldán R. (1999). Removing noise and preserving details with relaxed median filters. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 11, n° 2, p. 161-177.

Berretti S., Del Bimbo A., Pala P. (2010). 3D face recognition using isogeodesic stripes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, n° 12, p. 2162-2177.

Besl P. J., McKay N. D. (1992). A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 2, p. 239-256.

Chang K. I., Bowyer K. W., Flynn P. J. (2006). Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, n° 10, p. 1695–1700.

Cook J. A., Chandran V., Fookes C. B. (2006). 3D face recognition using log-gabor templates. In *Bmvc*, p. 769-778. Edinborugh, Scotland.

Daniyal F., Nair P., Cavallaro A. (2009, sept.). Compact signatures for 3D face recognition under varying expressions. In *Advanced video and signal based surveillance. avss '09*, p. 302-307.

Drira H., Ben Amor B., Srivastava A., Daoudi M. (2009). A riemannian analysis of 3D nose shapes for partial human biometrics. In *International conference on computer vision (iccv)*, p. 2050-2057.

El Oirrak A., Daoudi M., Aboutajdine D. (2002). Affine invariant descriptors using fourier series. *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, n° 10, p. 1109-1118.

Faltemier T. C., Bowyer K. W., Flynn P. J. (2008). A region ensemble for 3-d face recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 3, n° 1, p. 62-73.

Freund Y., Schapire R. E. (1995). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. In *Eurocolt '95: Proceedings of the second european conference on computational learning theory*, p. 23–37. London, UK, Springer-Verlag.

Haar F. B. ter, Veltkamp R. C. (2009). A 3D face matching framework for facial curves. *Graph. Models*, vol. 71, n° 2, p. 77–91.

Huang D., Ardabilian M., Wang Y., Chen L. (2011, march). A novel geometric facial representation based on multi-scale extended local binary patterns. In *Automatic face gesture recognition and workshops (fg 2011)*, p. 1-7.

Joshi S. H., Klassen E., Srivastava A., Jermyn I. (2007, June). A novel representation for riemannian analysis of elastic curves in R^n. In *Computer vision and pattern recognition (cvpr)*, p. 1–7.

Kakadiaris I. A., Passalis G., Toderici G., Murtuza M. N., Lu Y., Karampatziakis N. *et al. (2007, april). Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions: An annotated deformable model approach.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, *vol. 29, n° 4, p. 640-649.*

Klassen E., Srivastava A. (2006). Geodesics between 3D closed curves using path-straightening. In European conference on computer vision (eccv), *p. 95-106.*

Klassen E., Srivastava A., Mio W., Joshi S. (2004). Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, *vol. 26, n° 3, p. 372-383.*

Li X., Jia T., 0002 H. Z. (2009). Expression-insensitive 3D face recognition using sparse representation. In Computer vision and pattern recognition (cvpr), *p. 2575-2582.*

Mahmoudi S., Daoudi M. (2007). A probabilistic approach for 3d shape retrieval by characteristic views. Pattern Recognition Letters, *vol. 28, n° 13, p. 1705-1718.*

Mian A. S., Bennamoun M., Owens R. A. (2007, nov.). An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, *vol. 29, n° 11, p. 1927-1943.*

Michor P. W., Mumford D. (2006). Riemannian geometries on spaces of plane curves. Journal of the European Mathematical Society, *vol. 8, p. 1-48.*

Phillips P. J., Flynn P. J., Scruggs W. T., Bowyer K. W., Chang J., K.Hoffman et al. (2005). Overview of the face recognition grand challenge. In *Computer vision and pattern recognition (cvpr)*, p. 947-954.

Samir C., Srivastava A., Daoudi M. (2006). Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, n° 11, p. 1847-1857.

Samir C., Srivastava A., Daoudi M., Klassen E. (2009). An intrinsic framework for analysis of facial surfaces. *International Journal of Computer Vision*, vol. 82, n° 1, p. 80-95.

Sebastian T. B., Klein P. N., Kimia B. B. (2003). On aligning curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, n° 1, p. 116-125.

Srivastava A., Klassen E., Joshi S. H., Jermyn I. H. (2011). Shape analysis of elastic curves in euclidean spaces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, n° 7, p. 1415-1428.

Székely G., Kelemen A., Brechbühler C., Gerig G. (1995). Segmentation of 3D objects from mri volume data using constrained elastic deformations of flexible fourier surface models. In *Cvrmed*, p. 495-505.

Tanaka H. T., Ikeda M., Chiaki H. (1998). Curvature-based face surface recognition using spherical correlation - principal directions for curved object recognition. In *International conference on automatic face and gesture recognition*, p. 372-377.

Viola P., Jones M. J. (2004). Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, n° 2, p. 137–154.

Wang S., Wang Y., Jin M., Gu X., Samaras D. (2006). 3D surface matching and recognition using conformal geometry. In *Computer vision and pattern recognition (cvpr)*, p. 2453-2460.

Wang Y., Liu J., Tang X. (2010, October). Robust 3D face recognition by local shape difference boosting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, p. 1858–1870.

Yagou H., Ohtake Y., Belyaev A. G. (2002). Mesh smoothing via mean and median filtering applied to face normals. In *Proceedings of the geometric modeling and processing*, p. 1-24. Washington, DC, USA, IEEE Computer Society.

Lahoucine Ballihi. *A reçu un doctorat de l'Université Lille 1 en cotutelle avec l'Université Mohammed V-Agdal en 2012 et son diplôme des études approfondies (DEA) de l'Université Mohammed V-Agdal en 2007. Il est actuellement chercheur post-doctoral au Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille (LIFL UMR 8022). Ses travaux de recherche portent sur l'analyse, l'apprentissage et la reconnaissance des formes 3D et en particulier le visage avec des applications à la biométrie faciale, à la classification du genre et à la reconnaissance des expressions.*

Boulbaba Ben Amor. *A eu son doctorat et son diplôme des études approfondies (DEA) de l'École Centrale de Lyon, en 2006 et en 2003 respectivement . Il est actuellement maître de conférence à l'Institut Mines-Télécom/Télécom Lille1 et membre du Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille (LIFL UMR 8022). Ses travaux de recherche portent sur l'analyse et la reconnaissance des formes 3D et en particulier le visage avec des applications à la biométrie faciale et à la reconnaissance des expressions.*

Mohamed Daoudi. *A reçu un doctorat de l'Université Lille 1 en 1993 et une Habilitation à Diriger des Recherches de l'Université du Littoral en 2000. Il est Professeur à l'Institut Mines-Télécom/Télécom Lille 1 où il est responsable du départment Informatique et réseaux, et chercheur au Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille (LIFL UMR 8022) où il est responsable de l'équipe MIIRE. Ses recherches portent sur la reconnaissance des formes 3D et ses applications à l'indexation 3D, la biométrie faciale, la reconnaissance des expressions faciales, la reconnaissance des actions humaines.*

Anuj Srivastava. *Received the MS and PhD degrees in electrical engineering from Washington University, St. Louis, Missouri in 1993 and 1996, respectively. After spending the year 1996-1997 at Brown University as a visiting researcher, he joined FSU as an assistant professor in 1997. He is currently a professor in Department of Statistics at Florida State University (FSU), Tallahassee. His research is focused on pattern theoretic approaches to problems in image analysis, computer vision, and signal processing. In particular, he has developed tools for statistical analysis on certain nonlinear manifolds, including shape manifolds of curves and surfaces.*

Driss Aboutajdine. *A obtenu la thèse de 3ème cycle et la thèse d'état de l'Université Mohammed V-Agdal respectivement en 1980 et 1985. Il est Professeur de l'Enseignement Supérieur depuis février 1990 et dirige le laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunications de puis 1993. Pr ABOUTAJDINE a publié plusieurs dizaines de papiers dans le domaine du traitement du signal et de l'image. Il est membre résident de l'Académie Hassan II des sciences et techniques.*