HAL
open science

Quelles caractéristiques géométriques faciales 3D donnent votre identité ?

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. Quelles caractéristiques géométriques faciales 3D donnent votre identité ?. RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), Jan 2012, Lyon, France. pp.978-2-9539515-2-3. hal-00656509

HAL Id: hal-00656509

https://hal.science/hal-00656509v1

Submitted on 17 Jan 2012

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.

Quelles caractéristiques géométriques faciales 3D donnent votre identité ?

L. Ballihi[1,2] B. Ben Amor[1,3] M. Daoudi[1,3] A. Srivastava[4] D. Aboutajdine[2]

[1] LIFL (UMR USTL/CNRS 8022), Université de Lille 1, 59650 Villeneuve d'Ascq France.
[2] LRIT, Unité Associée au CNRST (URAC 29), Université Mohammed V - Agdal, Rabat, Maroc.
[3] Institut TELECOM ; TELECOM Lille 1, 59650 Villeneuve d'Ascq France.
[4] Departement of Statistics, Florida State University, Tallahassee, FL 32306, USA.

lahoucine.ballihi@lifl.fr

Résumé

La reconnaissance de visages 3D basée sur les courbes faciales 3D de différentes natures (courbes de niveaux, courbes iso-géodésiques, courbes radiales, profils, polarisation géodésique, etc), est une problématique de reconnaissance des formes largement abordée dans la littérature. Cette représentation par des courbes permet notamment d'analyser localement la forme de la surface faciale contrairement aux approches basées sur les surfaces entières. Elle a l'avantage de faire face aux variations de la pose (le visage test peut correspondre seulement à une partie du visage enrôlé) ou dans le cas des données manquantes (visage altéré par les occultations). Deux questions qui n'ont pas été abordés dans la littérature sont : Est ce que l'utilisation de toutes les courbes du visage aboutissent aux meilleures performances ? Y a-t-il des courbes faciales plus pertinentes que d'autres ? Nous essayons de répondre à ces questions dans cet article. Premièrement, nous représentons les surfaces faciales comme des collections de courbes de niveaux et radiales. Ensuite, en utilisant la géométrie Riemannienne nous analysons leurs formes. Enfin nous utilisons l'algorithme AdaBoost pour sélectionner les courbes (caractéristiques géométriques) les plus discriminantes. Les expérimentations, réalisées sur la base ***FRGCv2*** *avec le protocole standard, donne un taux de reconnaissance de* ***98.02%*** *qui est un résultat compétitif vis-à-vis de l'état de l'art.*

Mots Clef

Géométrie Riemannienne, Chemin géodésique, Courbes faciales, AdaBoost.

Abstract

The 3D face recognition literature has many papers that represent facial shapes as collections of curves of different kinds (level-curves, iso-level curves, radial curves, profiles, geodesic polarization, iso-depth lines, iso-stripes, etc.). In contrast with the holistic approaches, the approaches that match faces based on whole surfaces, the curve-based parametrization allows local analysis of facial shapes. This, in turn, facilitates handling of pose variations (probe image may correspond to a part of the face) or missing data (probe image is altered by occlusions). An important question is : Does the use of full set of curves leads to better performances ? Among all facial curves, are there ones that are more relevant than others for the recognition task ? We explicitly address these questions in this paper. We represent facial surfaces by collections of radial curves and iso-level curves, such that shapes of corresponding curves are compared using a Riemmannian framework, select the most discriminative curves (geometric features) using boosting. The experiment involving FRGCv2 dataset demonstrates the effectiveness of this feature selection by achieving ***98.02%*** *as rank-1 recognition rate. This selection also results in a more compact signature which significantly reduces the computational cost and the storage requirements for the face recognition system.*

Keywords

Riemannian geometry, Geodesic path, Facial curves, Boosting.

1 Introduction

Afin de répondre aux besoins croissants de reconnaissance des individus, 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. Les empreintes digitales et l'iris ont montré de bonnes performances. Cependant, ces modalités exigent une coopération des utilisateurs qui les trouvent intrusives. Par conséquent, la tendance actuelle se dirige vers les biométries qu'on peut collecter à la volée, 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.

Dans ce travail, nous nous concentrons plus particulièrement sur les approches basées sur les courbes faciales et aux approches qui utilisent les techniques de sélection des caractéristiques, pour optimiser les performances de reconnaissance :

A. Approches basées sur les courbes. Ici, 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.* [1] 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 [2] les mêmes auteurs ont utilisé la distance géodésique pour extraire les courbes de niveaux 3D. Selon l'étude de *Bronstein et al.* [3], les changements de la *distance géodésique* dus aux expressions faciales est négligeable comparée aux changements de la *distance euclidienne*. Dans [4], 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.* [5] ont exploré l'utilisation de la forme de différents types de nez. Les auteurs extraient les courbes iso-géodésique, 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 [6], les mêmes auteurs ont proposé une approche similaire afin d'analyser la forme des courbes radiales 3D. *Mpiperis et al.* [7] proposent une paramétrisation polaire, au sein de cette nouvelle paramétrisation intrinsèque, les attributs du visages 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.

B. 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.* [8] 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.* [9] 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 [10], 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.* [11] proposent de recaler, en utilisant l'algorithme ICP, différentes parties du visage puis de les fusionner pour améliorer les performances biométriques. Récemment, *Wang et al.* [12] 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 [13] 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.

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 visage donnent de meilleures performances ? Y a-t-il des courbes faciales plus pertinentes que d'autres ? Dans cet article nous allons donc essayer d'apporter quelques réponses à ces questions.

2 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 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 utilisons l'un des cadres géométriques pour analyser les formes des courbes faciales [14].

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

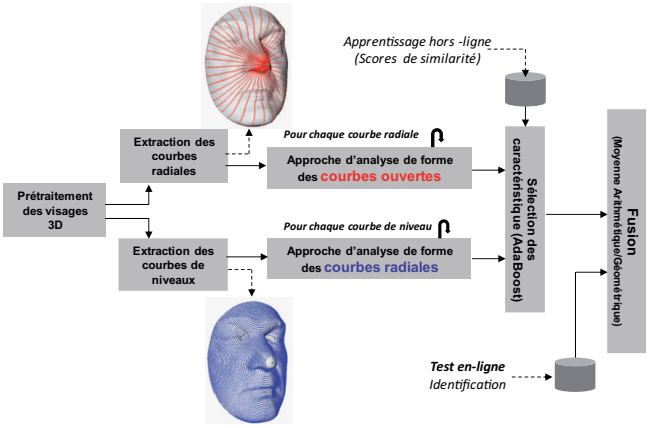

FIGURE 1 – Aperçu de notre approche de reconnaissance du visage 3D.

caractéristiques géométriques, nous avons utilisé l'algorithme AdaBoost [15] sur un ensemble de scores de similarités, calculés par rapport aux courbes, pour trouver les courbes du visage les plus discriminantes. Dans *l'étape de reconnaissance (en-ligne)*, les scores de similarité des courbes sélectionnées sont cumulés pour produire un score final. Dans ce qui suit, la procédure d'extraction des courbes est expliquée dans la section 3. La section 4 détaille l'approche géométrique pour comparer et analyser la forme des courbes faciales (ouvertes et fermées). Dans la section 5, nous détaillons notre approche basée sur l'algorithme AdaBoost pour sélectionner les courbes les plus pertinentes pour la reconnaissance du visage. Les évaluations expérimentales et l'étude comparative avec les approches de l'état de l'art sont présentés dans la section 6. La dernière section présente la conclusion et ouvre quelques perspectives.

3 Extraction des courbes faciales

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

3.1 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 2. 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.

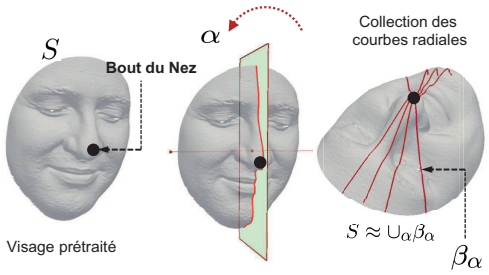

FIGURE 2 – Extraction des courbes radiales.

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

3.2 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 la surface du visage donne des points équidistants du point de référence. La figure 3 illustre les résultats de la procédure d'extraction des courbes de niveaux.

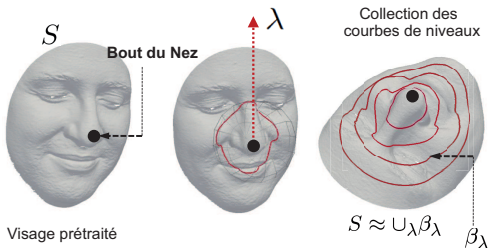

FIGURE 3 – Extraction des courbes de niveaux.

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

4 Analyse Riemannienne des surfaces faciales

Ces dernières années ont vu le développement de plusieurs approches pour décrire les formes des courbes 2D. Nous

pouvons citer, les approches basées sur les descripteurs de Fourier, celles basées sur les moments 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 pourrons avoir recours aux outils "classiques" de la géométrie Riemannienne. Les résultats récents de Michor et Mumford [16] et Klassen et al. [17] dans le cas des courbes planes montrent toute la puissance de cette approche. Joshi et al. [18] ont proposé récemment une généralisation de ces travaux pour les courbes définies dans $\mathbb{R}^n$. Nous allons adopter ces derniers résultats [18] à notre problème.

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

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

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

$q(t)$ est alors une fonction spéciale qui capture la forme de β. La métrique classique élastique pour comparer la forme des courbes devient une métrique dans L_2 en vertu de cette représentation [18]. Suivant la topologie des courbes (ouverte ou fermée), nous détaillerons ci-après les fondations de l'analyse des formes des courbes faciales.

4.2 Analyse des courbes radiales dans $\mathbb{R}^3$

Nous définissons l'ensemble des courbes ouvertes $\{\beta_\alpha\}$ dans $\mathbb{R}^3$ par $\mathcal{C} = \{q : I \to \mathbb{R}^3 | \|q\| = 1\} \subset \mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3)$ Avec

$$\mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3)$$

la métrique sur son espace tangent, $\mathcal{C}$ devient une variété Riemannienne. En particulier, les éléments de $\mathcal{C}$ disposent d'une unique norme $\mathbb{L}^2$, $\mathcal{C}$ 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 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 :

$$d_c(q_1, q_2) = cos^{-1}(\langle q_1, q_2 \rangle) \ , \tag{2}$$

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

$$\alpha(\tau) = \frac{1}{\sin(\theta)} \left(\sin((1-\tau)\theta)q_1 + \sin(\theta\tau)q_2\right) \ , \tag{3}$$

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 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, Γ est l'ensemble des orientations qui préservent les difféomorphismes I et les éléments de Γ sont considérés comme la reparamétrisation des fonctions.

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 re-paramétrisation 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 $\mathcal{S}$ des courbes élastiques [18].

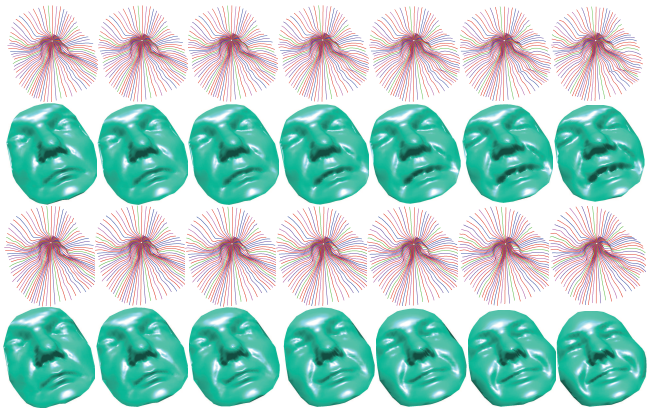

FIGURE 4 – Exemples de chemins géodésiques intra-et inter-classes entre les surfaces faciales ainsi leurs collections de courbes radiales.

La figure 4 illustre quelques exemples de chemins géodésiques entre les surfaces faciales et leurs collections de courbes radiales. Les deux premières lignes donnent le chemin géodésique intra-classe (même personne, des expressions différentes), alors que les deux autres lignes montrent le chemin géodésique inter-classe (différentes personnes).

4.3 Analyse des courbes fermées dans $\mathbb{R}^3$

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

$$\tilde{\mathcal{C}} = \{q : \mathbb{S}^1 \to \mathbb{R}^3 | \int_{\mathbb{S}^1} q(t)\|q(t)\|dt = 0\} \subset \mathbb{L}^2(\mathbb{S}^1, \mathbb{R}^3) . \tag{4}$$

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 $\mathbb{R}^3$. Cet ensemble est une variété non linéaire vue la propriété non linéaire de 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 :

$$\langle u, v \rangle = \int_{\mathbb{S}^1} \langle u(t), v(t) \rangle \, dt . \tag{5}$$

Pour tout $q \in \tilde{\mathcal{C}}$, l'espace tangent 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 permet de profiter des propriétés de cet espace, voir [18]. 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.
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 :

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

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, la classe d'équivalence 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 l'équation 5. 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 [19] 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 deux représentations β_{λ_1} et β_{λ_2}.

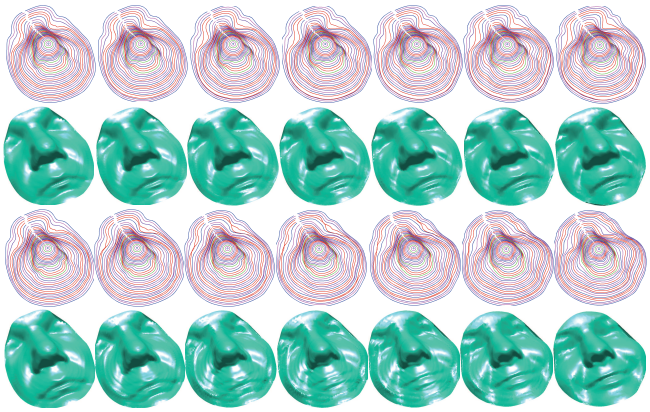

FIGURE 5 – Exemples de chemins géodésiques intra-et inter-classes entre les surfaces faciales ainsi leurs collections de courbes de niveaux.

La figure 5 illustre quelques exemples de chemins géodésiques entre les surfaces faciales et leurs collections de courbes de niveaux. Les deux premières lignes donnent le chemin géodésique intra-classe (même personne, des expressions différentes), alors que les deux autres lignes montrent le chemin géodésique inter-classe (différentes personnes).

5 Sélection des caractéristiques géométriques

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 [15]. 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 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 ensembles disjoints une pour l'étape d'apprentissage (Hors-ligne) et l'autre pour le test (En-ligne) comme illustré dans la figure 6. Dans la partie 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 Ada-

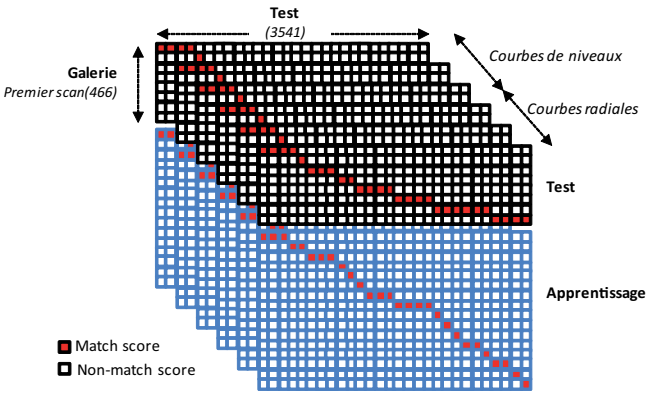

FIGURE 6 – Extraction des deux bases disjointes, galerie et test, à partir de la grande matrice de similarité

Boost. 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 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 :

$$h_j(x_n^k) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_n^k < \theta \text{ (intra-personne)} \\ 0 & \text{sinon. (inter-personne)} \end{cases} \quad (6)$$

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. L'ensemble des courbes sélectionnées est donné dans la figure 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 nasale, région robuste aux expressions faciales, et les courbes radiales des régions les plus stables.

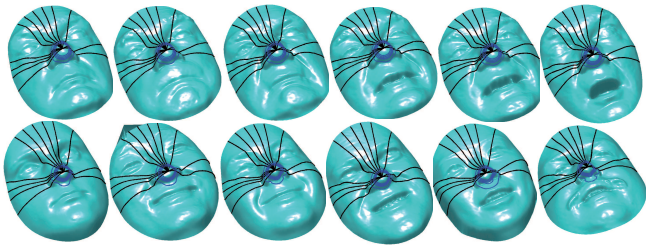

FIGURE 7 – L'emplacement des courbes sélectionnées par AdaBoost sur la surface faciale.

Pour montrer l'amélioration des performances de l'étape de sélection de courbes, différentes courbes dans la figure 8 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 8).
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 :

$$d(s^1, s^2) = \int_{\lambda_{selected}} d_s(\beta_\alpha^1, \beta_\alpha^2) d\lambda + \int_{\alpha_{selected}} d_{\tilde{s}}(\beta_\lambda^1, \beta_\lambda^2) d\alpha. \quad (7)$$

6 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 98,02% de taux de reconnaissance au rang-1 qui est compétitif vis-à-vis à l'état de l'art. Le tableau 1 donne les résultats de reconnaissance des approches précédentes (basée sur les courbes, basée 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 meilleurs performance par rapport à la plupart des travaux de l'état de l'art. Wang et al. [12] 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 2 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

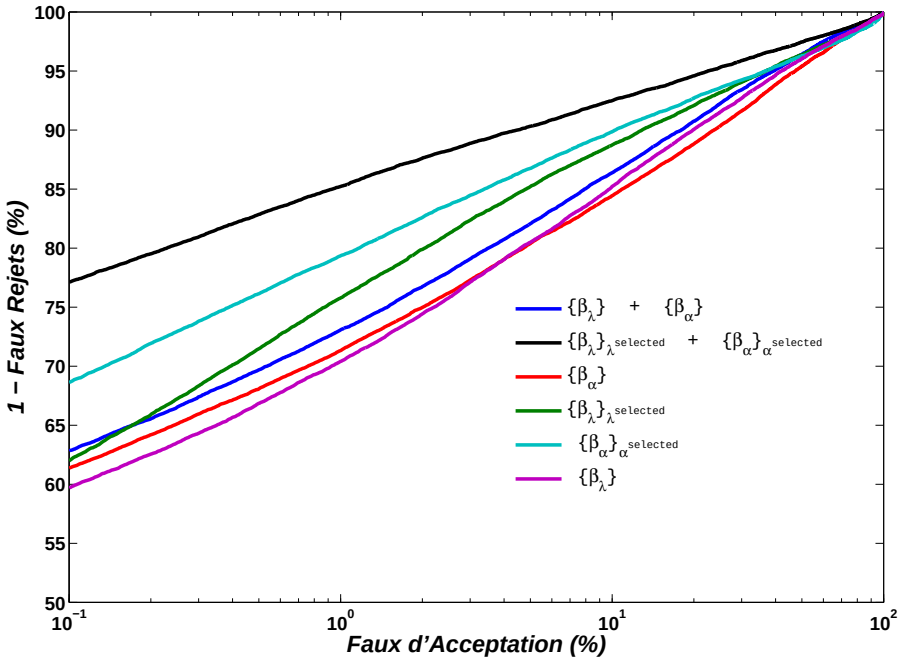

FIGURE 8 – Courbes ROC logarithmique de la moyenne arithmétique des courbes de niveaux et radiales sélectionnées et celle de toutes les courbes de niveaux et radiales.

TABLE 1 – 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*	
	ter Haar [4]	Berretti(*) [20]	Mpiperis [21]	Faltemier [11]	Kakadiaris [22]	**Wang** [12]	Hang [23]	Mian(*) [24]	Cook [25]
Rank-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.

la robustesse de cette région aux expressions faciales.

TABLE 2 – 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
Nivaux	66.51%	1.04	85.65%	0.20
Fusion	91.81%	2.64	**98.02%**	**0.68**

7 Conclusion et perspectives

Dans ce papier, nous avons démontré l'efficacité de la sélection des courbes faciales 3D dans la reconnaissance de visages. Le principal ingrédient est l'utilisation des techniques d'apprentissage (AdaBoost) pour sélectionner les caractéristiques géométriques 3D pertinentes du visage. Premièrement, nous avons considé deux types de courbes (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 expérimentations, réalisées sur la base FRGCv2, démontre l'efficacité de l'approche proposée. AdaBoost sélectionne les courbes passant par les régions les plus stables du visage. Avec 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 caractéristiques du visages telles que les courbes pertinentes pour la classification du genre.

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.

Références

[1] C. Samir, A. Srivastava, and M. Daoudi. Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 28(11) :1847–1857, 2006.

[2] C. Samir, A. Srivastava, M. Daoudi, and E. Klassen. An intrinsic framework for analysis of facial surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 82(1) :80–95, 2009.

[3] A. M. Bronstein, M. M. Bronstein, and R. Kimmel. Expression-invariant representations of faces. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(1) :188–197, 2007.

[4] F. B. ter Haar and R. C. Veltkamp. A 3d face matching framework for facial curves. *Graph. Models*, 71(2) :77–91, 2009.

[5] H. Drira, B. Ben Amor, A. Srivastava, and M. Daoudi. A riemannian analysis of 3D nose shapes for partial human biometrics. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 2050–2057, 2009.

[6] H. Drira, B. Ben Amor, M. Daoudi, and A. Srivastava. Pose and expression-invariant 3d face recognition using elastic radial curves. In *BMVC*, pages 1–11, 2010.

[7] I. Mpiperis, S. Malassiotis, and M. G. Strintzis. 3-D face recognition with the geodesic polar representation. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2(3) :537 – 547, 2007.

[8] F. Daniyal, P. Nair, and A. Cavallaro. Compact signatures for 3d face recognition under varying expressions. In *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2009. AVSS '09. Sixth IEEE International Conference on*, pages 302 –307, sept. 2009.

[9] I.A. Kakadiaris, G. Passalis, G. Toderici, M.N. Murtuza, Yunliang Lu, N. Karampatziakis, and T. Theoharis. Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions : An annotated deformable model approach. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 29(4) :640 –649, april 2007.

[10] K. I. Chang, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn. Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 28(10) :1695–1700, 2006.

[11] T.C. Faltemier, K.W. Bowyer, and P.J. Flynn. A region ensemble for 3-d face recognition. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 3(1) :62–73, 2008.

[12] Y. Wang, J. Liu, and X. Tang. Robust 3d face recognition by local shape difference boosting. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 32 :1858–1870, October 2010.

[13] X. Li, T. Jia, and H. Zhang 0002. Expression-insensitive 3d face recognition using sparse representation. In *CVPR*, pages 2575–2582, 2009.

[14] A. Srivastava, E. Klassen, S. H. Joshi, and I. H. Jermyn. Shape analysis of elastic curves in euclidean spaces. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 33(7) :1415–1428, 2011.

[15] Y. Freund and R. E. Schapire. 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*, pages 23–37, London, UK, 1995. Springer-Verlag.

[16] P. W. Michor and D. Mumford. Riemannian geometries on spaces of plane curves. *Journal of the European Mathematical Society*, 8 :1–48, 2006.

[17] E. Klassen, A. Srivastava, W. Mio, and S. Joshi. Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 26(3) :372–383, 2004.

[18] S. H. Joshi, E. Klassen, A. Srivastava, and I. H. Jermyn. A novel representation for efficient computation of geodesics between n-dimensional curves. In *IEEE CVPR*, pages 1–7, 2007.

[19] E. Klassen and A. Srivastava. Geodesics between 3D closed curves using path-straightening. In *Proceedings of ECCV, Lecture Notes in Computer Science*, pages 95–106, 2006.

[20] S. Berretti, A. Del Bimbo, and P. Pala. 3d face recognition using isogeodesic stripes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 32(12) :2162–2177, 2010.

[21] I. Mpiperis, S. Malassiotis, and M. G. Strintzis. 3-d face recognition with the geodesic polar representation. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2(3-2) :537–547, 2007.

[22] I. A. Kakadiaris, G. Passalis, G. Toderici, M. N. Murtuza, Y. Lu, N. Karampatziakis, and T. Theoharis. Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions : An annotated deformable model approach. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 29(4) :640–649, 2007.

[23] D. Huang, M. Ardabilian, Y. Wang, and L. Chen. 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*, pages 1 –7, march 2011.

[24] A.S. Mian, M. Bennamoun, and R. Owens. An efficient multimodal 2d-3d hybrid approach to automatic face recognition. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 29(11) :1927 –1943, nov. 2007.

[25] J. A. Cook, V. Chandran, and C. B. Fookes. 3d face recognition using log-gabor templates. In *British Machine Vision Conference*, Edinborugh, Scotland, 2006.