



HAL
open science

Une nouvelle approche de reconnaissance de visages 3D partiellement occultés

Hassen Drira, Rim Slama, Boulbaba Ben Amor, Mohamed Daoudi, Anuj
Srivastava

► **To cite this version:**

Hassen Drira, Rim Slama, Boulbaba Ben Amor, Mohamed Daoudi, Anuj Srivastava. Une nouvelle approche de reconnaissance de visages 3D partiellement occultés. RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), Jan 2012, Lyon, France. pp.978-2-9539515-2-3. hal-00656521

HAL Id: hal-00656521

<https://hal.science/hal-00656521>

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.

Une nouvelle approche de reconnaissance de visages 3D partiellement occultés

H. Drira¹ R. Slama^{1,3} B. Ben Amor^{1,3} M. Daoudi^{1,3} A. Srivastava²

¹ LIFL (UMR Lille1/CNRS 8022), Université de Lille1, France.

² Departement of Statistics, Florida State University, Tallahassee, FL 32306, USA.

³ Institut TELECOM ; TELECOM Lille 1, Villeneuve d'Ascq Cedex France.

Résumé

Nous proposons un nouveau cadre géométrique pour la restauration de données manquantes dans les visages 3D, afin de comparer les visages 3D en présence de données manquantes due à l'occultation. Dans ce cadre, nous représentons les surfaces faciales par des courbes radiales émanant des bouts du nez et développons un module de qualité pour détecter les courbes incomplètes qui seront restaurées avant la comparaison. Ce cadre nous permet d'utiliser des inférences statistiques telles que l'estimation des parties manquantes du visage à l'aide de ACP sur les espaces tangents de la variété de forme. En suivant le protocole standard, nous obtenons un taux de reconnaissance de 87.6% pour des visages de la base BOSPHORUS avec des occultations, ce qui représente un résultat compétitif vis à vis de l'état de l'art.

Mots Clef

Reconnaissance de visage 3D, occultations, restauration de données 3D, biométrie.

Abstract

We propose a novel geometric framework for restoring missing data in 3D faces, for the purposes of comparing 3D faces in presence of missing data due to occlusion. That is, facial surfaces are represented by collections of radial curves emanating from the nose tip. This local representation allows for partial restoration by developing a quality module to detect incomplete curves that will be restored before the comparison. The restoration is based on building basis of eigenvectors (eigen-curves) to project incomplete curves in. As the curves space is a non linear manifold, building basis of eigenvectors is done in tangent space of the manifold. We report 87.6% rank-one recognition rate on BOSPHORUS database, posing the occlusion challenge which represents a competitive result comparing to the state of the art.

Keywords

3D face recognition, occlusion, missing data restoration, biometric.

1 Introduction

Les systèmes de reconnaissance basés sur les biométries s'avèrent potentiellement performants afin de répondre aux besoins de la sécurité, devenus une préoccupation internationale. Le visage représente un candidat assez intéressant pour son acquisition sans contact et de nature non intrusive pour les humains. Bien que les approches 2D aient donné de bonnes performances, elles restent très sensibles aux problèmes de changements de conditions d'éclairage, de pose, d'expressions faciales et d'occultations. L'introduction de la forme 3D du visage dans la reconnaissance de personnes est considérée comme une voie très prometteuse pour remédier à ces problèmes. Cependant, il y a jusqu'à présent des problèmes qui ne sont pas encore très bien résolus spécialement lorsque le sujet est non coopératif lors de la phase d'acquisition ce qui peut provoquer une variation dans la pose, l'expression faciale et engendre des occultations par des corps étrangers à la surface faciale.

Le problème d'expression faciale a été traité par la plupart des travaux de l'état de l'art de reconnaissance de visage 3D [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8]. Toutefois, l'occultation n'a pas été largement abordée par la communauté de reconnaissance visage 3D. En effet, deux équipes seulement ont traité ce problème assez difficile et présenté des résultats sur la base de données dédiée à ce défi. Aluz et al. [9] proposent de partitionner le visage manuellement. L'algorithme ICP est à la suite utilisé pour comparer les régions correspondantes. Les scores provenant des régions de l'occultation sont détectés et évités. Par ailleurs, Colombe et al. [10] proposent de détecter et restaurer l'occultation sur les images de profondeur. Ils utilisent une variante de ACP (Gappy PCA) pour reconstruire totalement les visages partiellement occultés. Nous proposons dans cet article de restaurer localement les données manquantes d'un visages 3D. Le visage étant représenté par des courbes radiales émanant du bout du nez [11], nous proposons de restaurer les courbes qui passent par des données incomplètes. L'idée est d'apprendre la forme des courbes dans chaque indice de la collection de courbes représentant le visage. Ensuite, une base orthogonale est construite à l'aide de ACP permettant de prédire la partie manquante d'une courbe. Le calcul de ACP se fait sur l'espace tangent de l'espace des formes. En effet, cet

espace est une variété Riemannienne et approximé localement à son espace tangent pour définir la métrique. Le papier est organisé de la façon suivante. Nous donnons une vue d'ensemble de l'approche dans la section 2. La section 3 détaille la procédure de suppression de l'occultation. Ensuite, la section 4 présente l'étape de l'apprentissage, la construction de la base de projection. L'algorithme de restauration et reconnaissance et les résultats expérimentaux sont exposés respectivement dans les sections 5 et 6. La section 7 présente une étude expérimentale comparative avec l'état de l'art. La section 8 présente les conclusions et les perspectives de ce travail.

2 Vue d'ensemble de l'approche proposée

Dans un contexte de reconnaissance, il s'agit de comparer un scan 3D de test (dit probe) à un ou plusieurs scans de la base de données (dit galerie) et fournir une distance qui servira pour la décision. Comme illustré dans la figure 1, notre approche est basée sur la représentation des modèles de visages 3D par les courbes radiales [11] émanant du bout du nez. La détection du bout du nez en présence d'occultation est faite manuellement pour le moment. Le modèle 3D du visage est premièrement prétraité, ensuite un module de détection et de suppression d'occultation est appliqué. Les courbes radiales sont ensuite extraites tout en inspectant leur qualité d'une façon similaire à [11]. Une courbe de bonne qualité est une courbe de longueur suffisante et ayant une seule composante. La contribution de notre approche consiste à restaurer les courbes détectées par le module de qualité comme étant courbes manquantes. Enfin, les courbes restaurées et les courbes intactes (décidées complètes par le module de qualité) constituent ensemble une approximation du visage 3D et représentent l'entrée du module de comparaison des visages à travers la comparaison des courbes du même indice.

3 Détection et suppression d'occultation

Le premier problème que nous rencontrons dans les visages occultés est la détection des parties d'objets externes. Nous accomplissons cela en alignant le scan donné avec le scan de la galerie. La procédure de mise en correspondance entre le modèle de galerie et le scan probe est effectuée en utilisant l'algorithme ICP récursif, implémenté comme suit. A chaque itération, les différents points du scan sont mis en correspondance avec le scan modèle, ensuite les points jugés assez éloignés de leurs correspondants sont éliminés. La décision se fait en fixant un seuil de distance entre les points correspondants. Ce seuil a été déterminé empiriquement et fixé pour tous les visages de test. La suppression des points additionnels considérés comme extérieurs à la surface faciale permet d'améliorer l'alignement entre les deux surfaces faciales en appliquant ICP dans l'itération suivante. L'algorithme s'arrête lorsque au-

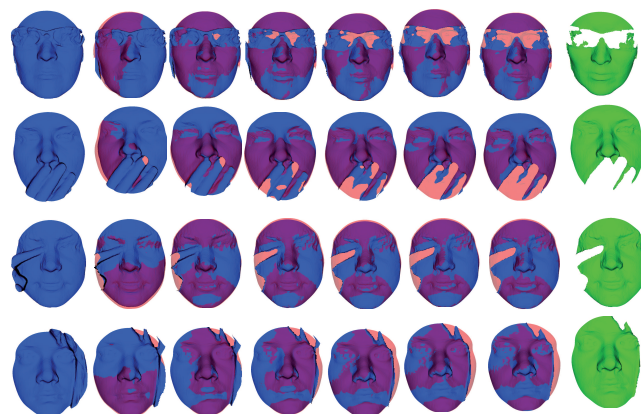


FIGURE 2 – Suppression graduelle des parties occultant le scan facial 3D.

cun point n'est jugé extérieur à la surface faciale. Nous présentons dans la figure 2 quelques exemples de cette implémentation sur des visages 3D représentant différents types d'occultation, lunette, cheveux, main sur l'oeil, main sur la bouche.

De gauche à droite, chaque visage 3D illustre le modèle 3D aligné avec le modèle de galerie à différentes itérations de l'algorithme. Nous remarquons que l'alignement s'améliore au fur et à mesure que l'on supprime des points extérieurs à la surface faciale. Ces points, labélisés comme extérieurs et colorés en rose augmentent tout au long de l'algorithme. Lorsque l'algorithme s'arrête, les points supprimés tout au long des itérations de l'algorithme représentent l'objet extérieur au visage causant l'occultation. Le résultat final, le scan original moins les parties extérieurs, est illustré en vert à droite.

La surface faciale sera ensuite représentée par les courbes radiales émanant du bout du nez. Le problème de la restauration se ramènera alors à considérer une courbe faciale partielle et prédire sa complétion. Nous présentons tout d'abord l'extraction des courbes radiales et l'étude de l'espace approprié à ces courbes.

4 Analyse Riemannienne des courbes radiales

Soit S une surface faciale issue de l'étape de suppression d'occultation. Soit β_α la courbe radiale sur S faisant un angle α avec une courbe radiale de référence. La courbe de référence est choisie comme étant la courbe verticale une fois le visage est aligné avec la galerie. En pratique, chaque courbe est le résultat de la coupe de la surface faciale S avec le plan P_α passant par le bout du nez et faisant l'angle α avec le pan vertical. Cette opération est répétée en faisant tourner le plan P_α à vitesse angulaire constante. La surface faciale peut être reconstruite à partir des courbes β_α . Cette collection de courbes radiales capture la forme de la surface faciale S . Nous optons pour cette représentation locale de la surface faciale afin de pouvoir faire une

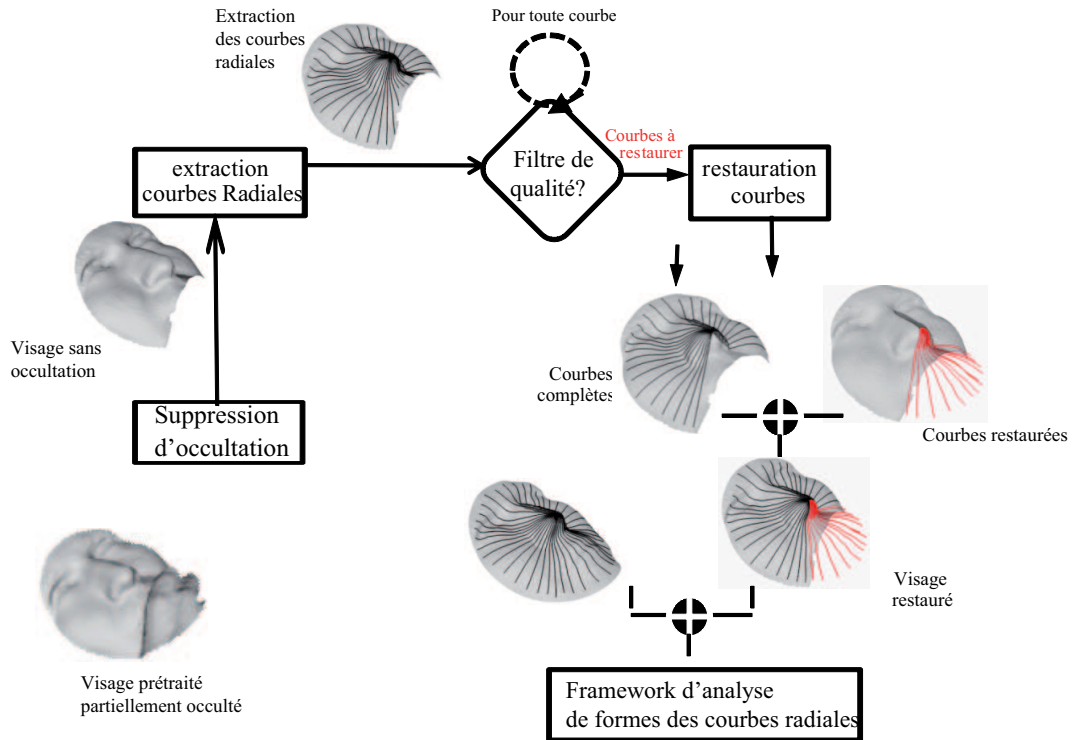


FIGURE 1 – Différents étapes de l’approche : de la suppression d’occlusion à la reconnaissance, passant par la restauration.

restauration locale du visage. Soit $\beta : I \rightarrow \mathbb{R}^3$, pour $I = [0, 1]$ une courbe radiale de la surface faciale. Afin d’étudier la forme de β , nous représentons la courbe par la *Square Root Velocity Function* (SRVF), notée $q(t)$ selon :

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

$q(t)$ est une fonction assez particulière introduite par Joshi et al. [12] qui capture la forme de la courbe β tout en offrant des facilités de calcul. En effet, dans l’espace de forme, noté \mathcal{C} , la norme \mathbb{L}^2 représente la métrique élastique de comparaison de courbes [12].

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

Avec la norme \mathbb{L}^2 sur son espace tangent, cette variété \mathcal{C} , devient alors une variété Riemannienne et la distance entre deux éléments q_1 et q_2 de cette variété est donnée par : $d_{\mathcal{C}}(q_1, q_2) = \cos^{-1}(\langle q_1, q_2 \rangle)$. Cette distance mesure la longueur de la géodésique entre ces deux courbes dans la variété \mathcal{C} .

Cette variété représente aussi l’avantage du calcul de moyenne intrinsèque des courbes avec l’algorithme *karcher mean*. En effet, la moyenne de Karcher des courbes faciales est l’élément de la variété des formes ayant la déformation minimale par rapport à toutes les autres courbes [13]. Soient $\{q^1, \dots, q^N\}$ la collection des courbes d’indice i des N surfaces faciales. La fonction coût associée est

$\mathcal{V} : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}, \mathcal{V}(q) = \sum_{i=1}^k d_{\mathcal{C}}(q^i, q)^2$. La moyenne de Karcher est définie par : $\bar{q} = \arg \min_{q \in \mathcal{C}} \mathcal{V}(q)$.

Par interpolation sur toutes les courbes, ce *framework* permet de calculer des chemins géodésiques entre les surfaces faciales, des visages moyens et définir une métrique entre deux surface faciales comme la moyenne des distance entre les courbes faisant le même angle sur les deux visages. Le problème de restauration de surface faciale 3D, quand à lui, se ramène alors à compléter les courbes manquantes. Les sources de prédiction sont : (1) la courbe partielle observée et (2) des courbes du même indice extraites sur des visages complets. Les courbes du même indice forment une base d’apprentissage de la forme de la courbe manquante. L’idée consiste à former une base de courbes propres avec ACP. L’algorithme ACP sera appliqué dans l’espace tangent de la variété des courbes vue qu’eele est non-linéaire. Enfin, la base propre servira à reconstruire la partie manquante de la courbe en question.

5 T-ACP : ACP sur l’espace tangent de la variété

Soit K le nombre de courbes dans chaque visages et N visages dans la base qui sert à construire la base de projection. Les Figures 3.a, 3.b et 3.c illustrent l’extraction de trois collections différentes i, j et k . La collection \mathcal{C}_i comporte les N courbes d’indice i des N visages.

Le raisonnement pour un seul indice sera effectué pour tous les autres indices. Soient q_1, \dots, q_N N courbes radiales

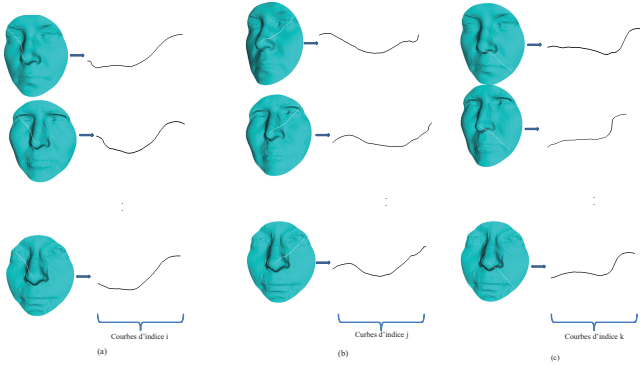


FIGURE 3 – Collection des courbes radiales pour l'apprentissage.

appartenant aux N surfaces faciales neutres et complètes. L'espace des formes \mathcal{C} associé à ces courbes est une variété Riemannienne non linéaire. Le calcul linéaire se fait sur l'espace tangent. Nous proposons alors de projeter les courbes d'une même collection sur l'espace tangent $T_\mu(\mathcal{C})$, où μ est la moyenne des courbes.

Cette projection se fait via l'application logarithmique. L'application logarithmique ou encore l'inverse de l'application exponentielle projette une courbe q_i de la variété dans l'espace tangent $T_\mu(\mathcal{C})$. Un vecteur v est dit l'inverse de application exponentielle d'un point $q_i \in \mathcal{C}$, au point $\mu \in \mathcal{C}$, si $exp_\mu(v) = q_i$. Il est noté : $v = exp_\mu^{-1}(q_i)$. Pour chaque point $q_i \in \mathcal{C}$, tel que ($q_i \neq \mu$), l'inverse de l'application exponentielle $v = exp_\mu^{-1}(q_i)$ projette q_i sur l'espace tangent \mathcal{C} en μ , selon : $v = \frac{\theta}{\sin(\theta)}(q_i - \cos(\theta)\mu)$, où $\theta = \cos^{-1}(\langle \mu, q_i \rangle)$, nous rappelons que \langle, \rangle désigne le produit scalaire de l'espace de Hilbert $\mathbb{L}^2(I, \mathbb{R}^3)$. La Figure 4 illustre la projection de certains éléments de la variété sur l'espace tangent en μ . L'application exponentielle, $exp : T_\mu(\mathcal{C}) \rightarrow \mathcal{C}$, est calculée comme suit : Soit v un vecteur de l'espace tangent, $v \in T_\mu(\mathcal{C})$, l'application exponentielle projette v en un élément de la variété \mathcal{C} selon :

$$exp_\mu(v) = \cos(\|v\|)\mu + \sin(\|v\|)\frac{v}{\|v\|},$$

Le résultat de la projection des éléments q_1, q_2, \dots, q_N de la collection est un ensemble de vecteurs de l'espace tangent $\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$. Il devient alors possible d'effectuer des opérations traditionnelles de l'espace euclidien sur les éléments projetés. L'Analyse en Composante Principale ACP est ensuite appliquée sur les éléments projetés afin de construire une base propre orthogonale des courbes. La matrice de covariance $Cov \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est tout d'abord calculée. Les vecteurs propres résultants forment une base dans l'espace tangent en μ à la variété. Cette base retient 90% de l'information initiale, elle représente un nouvel espace des courbes de dimension plus petite. Autrement dit, une courbe peut être projetée dans cette base, notée $B = \{w_i^1, w_i^2, \dots, w_i^m\}$ ($m \leq N$ and $m \leq n$), et avoir de

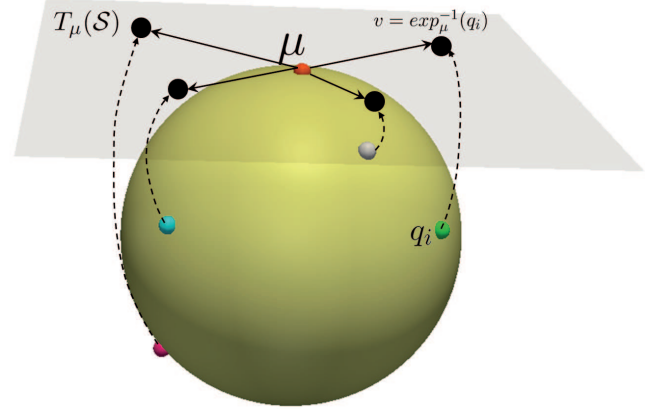


FIGURE 4 – Illustration de la projection des formes sur l'espace tangent en $\mu, T_\mu(\mathcal{C})$. Les arcs en interrompus illustrent la projection de ces éléments de la variété à l'espace tangent.

nouvelles coordonnées tout en conservant 90% de la forme de la courbe. Nous résumons toute l'étape d'apprentissage faite en *off-line* dans l'algorithme 1.

Input : Visages d'apprentissage $G = \{y_i\}_{1 \leq i \leq N_G}$

Output : $B = \{v_{k_j}\}$: Vecteurs propres (courbes propres)

K : nombre de courbes dans chaque visage ;

for $k \leftarrow 1$ **to** K **do**

μ_k = moyenne intrinsèque de $SRVF(y_{k_i})$ (Karcher mean).

for $i \leftarrow 1$ **to** N_G **do**

$\beta_{k_i} = exp_{\mu_k}^{-1}(SRVF(y_{k_i}))$

end

$Cov_k = \sum_{i=1}^{N_G} \beta_i \beta_i^T$

$\{v_{k_j}\}$ = vecteurs propres de Cov_k

end

Algorithme 1: Calcul des vecteurs propres.

L'étape suivante consiste alors à projeter les courbes avec des données manquantes sur cette base afin de les compléter.

6 Restauration de données incomplètes et reconnaissance

La restauration de visage 3D avec des données manquantes est le but de cette section. Nous avons présenté dans la section précédente une étape d'apprentissage, où nous construisons une base de projection. Etant donné une courbe partiellement occultée (avec des données manquantes), il s'agit maintenant de prédire les données manquantes de la courbe, sachant la base de projection appropriée. Supposons que la courbe soit observée pour les valeurs du paramètre t dans $[0, \tau] \subset [0, 1]$. Autrement dit, la SRVF de cette courbe $q(t)$ est connue pour $t \in [0, \tau]$ et

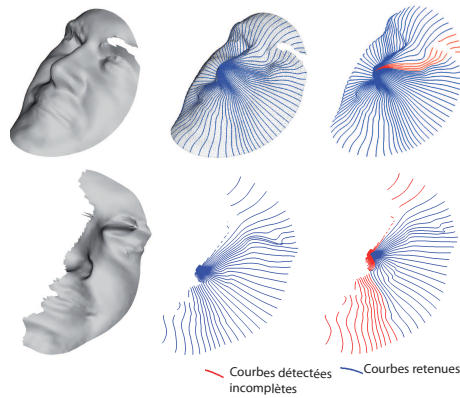


FIGURE 5 – Module de qualité : exemples de détection des courbes incomplètes (en rouge) et les courbes complètes (en bleu).

inconnue pour $t > \tau$. Les coefficients de q dans la base appropriée sont alors estimés selon : $c_{j,\alpha} = \langle q, u_{j,\alpha} \rangle \approx \int_0^\tau \langle q(t), u_{j,\alpha}(t) \rangle dt$, et la SRVF de la courbe complète est estimée selon :

$$\hat{q}_\alpha(t) = \sum_{j=1}^J c_{j,\alpha} u_{j,\alpha}(t), \quad t \in [0, 1].$$

6.1 Détection des courbes incomplètes : Module de qualité

À la suite de la suppression des parties extérieures occultant le visage, la surface faciale représente des données manquantes. Certaines courbes radiales sont affectées et nécessitent la restauration. Toutefois, les courbes complètes sont conservées afin d'être aussi fidèle que possible au visage original. Afin de distinguer ces courbes, nous proposons un module de qualité qui inspecte la qualité des courbes détecte les courbes incomplètes. Ce module est basé sur deux critères. Une longueur minimale de la courbe est nécessaire pour la considérer comme courbe complète (soit 70mm en pratique). Une courbe avec plus d'une composante n'est pas une courbe complète. Nous illustrons deux exemples de cette idée dans la Figure 5. Les scans originaux, les courbes extraites et le résultat du module de qualité sont illustrés dans cette figure.

6.2 Restauration des visages 3D

Après avoir identifié et restauré les courbes incomplètes, elles constituent avec les courbes complètes intactes la surface faciale restaurée. Nous présentons trois exemples de la procédure complète dans la Figure 6, trois visages avec des occultations externes sont illustrés par (a). Le résultat de la détection et la suppression des parties occultantes est illustré dans (b). Finalement, le résultat de la restauration des visages est illustré dans (c).

Afin de valider qualitativement la procédure de restauration, nous appliquons la restauration à l'exemple illustré en haut de la Figure 6. Les résultats sont donnés par la Fi-

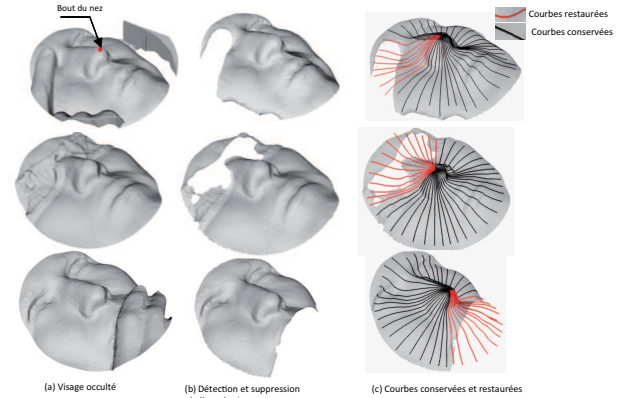


FIGURE 6 – (a) Visages avec occultations externes, (b) visages après détection et suppression des parties occultantes et (c) estimation des parties occultées en utilisant le modèle statistique sur l'espace de forme des courbes.

gure 7. Une déviation absolue et une autre signée entre le visage restauré et le visage neutre correspondant de la galerie montrent le succès de la procédure. En effet, l'erreur mesurée par la déviation spatiale entre le visage restauré et le visage correspondant dans la galerie ne dépasse pas 3 mm. La validation quantitative est effectuée en évaluant dans le cadre de la reconnaissance de visage 3D. Les résultats seront reportés plus loin.

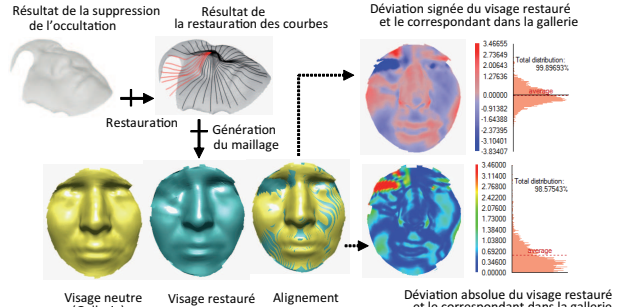


FIGURE 7 – Déviation spatiale (absolue et signée) entre un visage restauré et le visage correspondant dans la galerie.

6.3 Algorithme de comparaison de surfaces faciales

Nous comparons deux surfaces faciales à travers la comparaison de leurs courbes radiales correspondantes. Nous soulignons que l'alignement des deux scans est nécessaire afin d'avoir une correspondance correcte des courbes. La comparaison se fait dans un premier temps pour les courbes complètes. Pour les autres courbes, le module de restauration est effectué en amont de la comparaison. La détection des courbes incomplètes se fait à l'aide du module de qualité. L'algorithme 2 résume les étapes de comparaison de deux surfaces faciales.

Input : les deux surfaces à comparer S_1 and S_2

Output : la distance d_C

```

for  $\alpha \leftarrow \alpha_0$  to  $2 * P_i$  do
  for  $i \leftarrow 1$  to  $2$  do
    Extraire les courbes  $\beta_\alpha^1$  et  $\beta_\alpha^2$ .
    if  $Qualité(\beta_\alpha^1) = 0$  then
      Restaurer  $\beta_\alpha^1$ .
      Calculer SRVF correspondante
       $q_\alpha^1(t) \doteq \frac{\beta_\alpha^1(t)}{\sqrt{\|\beta_\alpha^1(t)\|}} \in \mathcal{C}$ .
    end
    if  $Qualité(\beta_\alpha^2) = 0$  then
      Restaurer  $\beta_\alpha^2$ .
      Calculer SRVF correspondante
       $q_\alpha^2(t) \doteq \frac{\beta_\alpha^2(t)}{\sqrt{\|\beta_\alpha^2(t)\|}} \in \mathcal{C}$ .
    end
  end
  Calculer la distance  $d_C^\alpha(q_\alpha^1, q_\alpha^2) = \cos^{-1}(\langle q_\alpha^1, q_\alpha^2 \rangle)$ .
end

```

end

Calculer $d_C = \sum d_C^\alpha$

Algorithme 2: Calcul de distance entre deux surfaces faciales.



FIGURE 8 – Exemples de visages occultés de la base Bosphorus.

7 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer les performances de notre approche, nous testons l'algorithme décrit dans la section précédente sur la base BOSPHORUS. La base BOSPHORUS [14] est adaptée à cette évaluation. En effet, elle contient des scans 3D de 60 hommes et 45 femmes, 105 sujets au total avec différentes expressions, poses, et en présence d'occultations externes (lunettes, main, cheveux). La majorité des sujets sont âgés entre 25 et 35 ans. Le nombre de scans total est de 4652 dont 54 scan par personne sont disponibles pour la majorité et 34 personnes possèdent 31 scans uniquement. Néanmoins, chaque sujet possède au moins 3 scans avec des occultations externes (occultation de la bouche avec la main, occultation des yeux avec les lunettes, occultations d'un oeil avec la main). Certains sujets possèdent en plus des occultations avec les cheveux, ce qui donne en tout 381 sessions avec occultations.

Des exemples de scans de la base BOSPHORUS sont illustrés dans la Figure 8. Afin de collecter les données d'apprentissage, les 105 visages neutres et sans occultation de chaque sujet présent dans la base BOSPHORUS sont

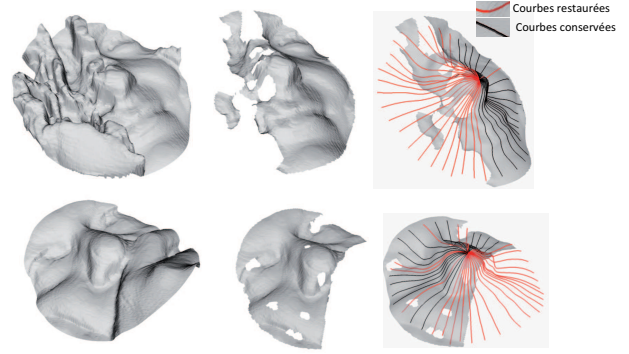


FIGURE 10 – Exemples de visages non reconnus. Chaque ligne illustre, de gauche à droite, le visage occulté, le résultat de la suppression d'occultation et le résultat de restauration.

considérés. De façon commune avec les approches de l'état de l'art, nous suivons le protocole suivant : le scan 3D d'un visage neutre de chaque personne présente dans la base est considéré pour construire la galerie de taille 105. La probe contient les 381 scans représentant des occultations. Notons que chaque sujet possède deux scans neutres, dont l'un est considéré pour l'apprentissage et l'autre pour la galerie.

Les résultats de reconnaissance sont reportés par le *rank-one Recognition Rate* (rank-1 RR) qui désigne le taux de personnes bien identifiées au premier rang. Ces résultats sont illustrés par le schéma de la Figure 9 à côté des taux de reconnaissance des approches de l'état de l'art pour chaque type d'occultation. Comme l'indique le schéma, la procédure de restauration des données manquantes améliore les performances de la reconnaissance. En effet, si on applique seulement la procédure de suppression d'occultation ensuite l'algorithme de reconnaissance sur les courbes complètes seulement, le rank-1 RR est de 78.63%. Toutefois, si l'on applique en plus la procédure de restauration, on atteint un taux de reconnaissance (rank-1 RR) de 87.06%. En effet, les courbes passant par des parties manquantes peuvent présenter une information intéressante, toutefois elles ne seront pas considérées dans la reconnaissance si on prend en compte seulement les courbes complètes. En revanche, la restauration d'une courbe manquante essaie de la compléter à partir de la base de l'apprentissage sans déformer la partie présente de la courbe. Ainsi, la quantité d'information est plus importante dans le cas de la restauration ce qui explique l'amélioration de la reconnaissance dans ce cas. La Figure 6 illustre des exemples de visages reconnus par notre approche, avec les différentes étapes intermédiaires.

Comparant avec les approches de l'état de l'art, Aluz et al. [9] atteignent un taux de reconnaissance de 93.69% comme taux global d'occultations. Cependant, l'approche proposée n'est pas automatique. En effet, les auteurs partitionnent le visage manuellement en différentes régions, en-

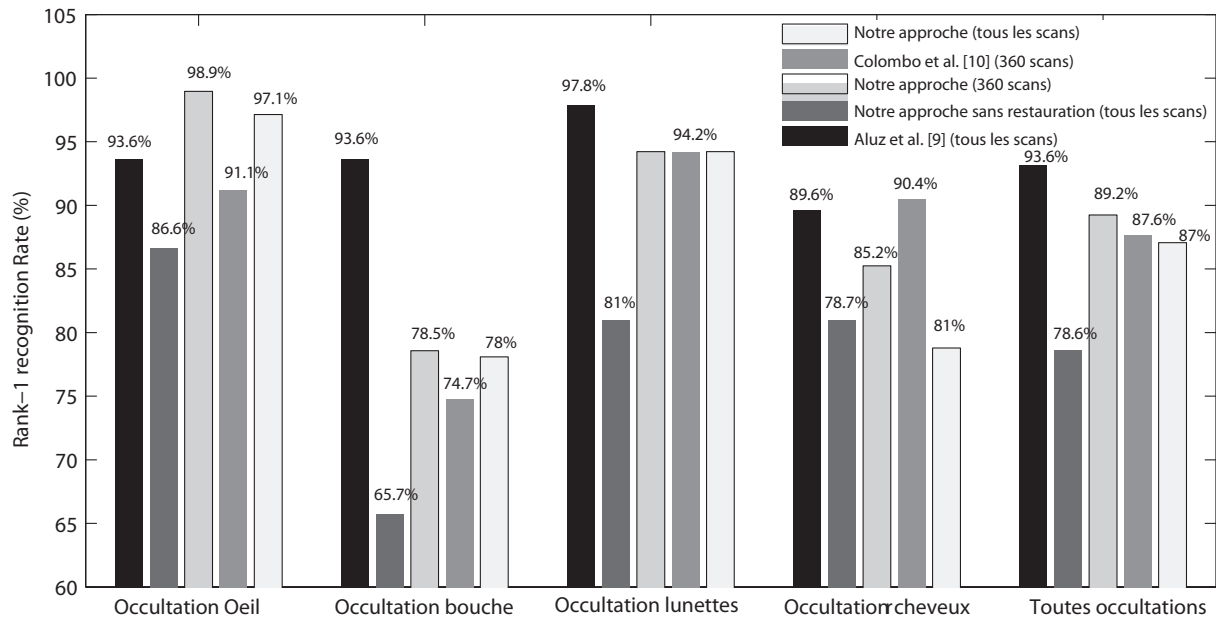


FIGURE 9 – Résultats de reconnaissance (Rank-1 recognition rate) sur la base BOSPHORUS et leur comparaison avec les approches de l'état de l'art.

suite ils fusionnent les scores issus du *matching* de chaque région. Afin de pouvoir comparer avec les résultats obtenus par Colombo et al. [10], nous réduisons la taille de la probe à 360 en éliminant les scans qu'ils ont évité. Notre algorithme atteint une meilleure performance globale de 89.25%. Afin d'analyser plus finement le comportement de l'approche proposée, nous comparons les performances atteintes par type d'occultation. On constate que l'occultation avec les cheveux induit une dégradation de la performance de notre algorithme. En effet, pour ce type d'occultation, la partie occultante n'est guère complètement écartée. Par conséquent, pendant l'étape de restauration, notre algorithme essaie de garder les parties non supprimées. Cela conduit à la déformation de la forme des courbes et affecte donc la performance. Nous présentons quelques exemples de visages non reconnus en cas d'occultation de cheveux dans la Figure 10. Pour ces exemples, la détection d'occultation échoue. Dans ce cas, utiliser seulement les courbes complètes s'avère mieux que restaurer les courbes incomplètes comme l'illustre la Figure 9.

8 Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans cet article une nouvelle approche pour restituer les données manquantes d'un visage 3D afin de pouvoir effectuer la reconnaissance en présence d'occultations qui engendrent les données manquantes. Etant représenté par les courbes radiales émanant du bout du nez, le visage occulté est restauré localement. L'approche de restauration est basée sur un modèle statistique d'apprentissage dans des variétés non-linéaires où chaque élément de cette variété est une courbe ouverte. Une base

de courbes propres est construite dans l'espace tangent. Afin de valider quantitativement l'approche proposée, nous avons appliqué notre algorithme sur la base BOSPHORUS et comparé les résultats de reconnaissance avec l'état de l'art. On constate que notre approche atteint un taux de reconnaissance de 87.6% sur une base de visage localement occultés, notre résultat est compétitif avec ceux de l'état de l'art.

L'approche proposée présente une extension de [11] qui représente une robustesse aux expressions faciales et aux changements de la pose. Ainsi, nous présentons une solution aux différents défis de la reconnaissance de visages 3D (expressions faciales, pose, occultation). Nos travaux futurs porteront sur la reconnaissance d'autres attributs de la surface faciale comme le genre, l'âge et l'expression.

9 Remerciement

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] F. ter Haar and R. C. Velkamp. Expression modeling for expression-invariant face recognition. *Computers and Graphics*, 34(3):231–241, 2010.
- [2] Xiaoguang Lu and A.K. Jain. Deformation modeling for robust 3d face matching. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 30(8):1346–1357, aug. 2008.
- [3] Ioannis A. Kakadiaris, Georgios Passalis, George Toderici, Mohammed N. Murtuza, Yunliang Lu, Ni-

kolaos Karampatziakis, and Theoharis 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.

- [4] Xiaoxing Li, Tao Jia, and Hao Zhang. Expression-insensitive 3d face recognition using sparse representation. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, 0 :2575–2582, 2009.
- [5] Stefano Berretti, Alberto Del Bimbo, and Pietro Pala. 3d face recognition using isogeodesic stripes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 32(12) :2162–2177, 2010.
- [6] Iordanis Mpipieris, Sotiris Malassiotis, and Michael G. Strintzis. 3-d face recognition with the geodesic polar representation. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2(3-2) :537–547, 2007.
- [7] Alexander M. Bronstein, Michael M. Bronstein, and Ron Kimmel. Expression-invariant representations of faces. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(1) :188–197, 2007.
- [8] Timothy C. Faltemier, Kevin W. Bowyer, and Patrick J. Flynn. A region ensemble for 3-d face recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 3(1) :62–73, 2008.
- [9] N. Alyuz, B. Gokberk, and L. Akarun. A 3d face recognition system for expression and occlusion invariance. In *Biometrics : Theory, Applications and Systems, 2008. BTAS 2008. 2nd IEEE International Conference on*, 29 2008.
- [10] Alessandro Colombo, Claudio Cusano, and Raimondo Schettini. Gappy pca classification for occlusion tolerant 3d face detection. *J. Math. Imaging Vis.*, 35(3) :193–207, 2009.
- [11] Hassen Drira, Boulbaba Benamor, Mohamed Daoudi, and Anuj Srivastava. Pose and expression-invariant 3d face recognition using elastic radial curves. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, pages 90.1–90.11. BMVA Press, 2010. doi :10.5244/C.24.90.
- [12] Shantanu H. Joshi, Eric Klassen, Anuj Srivastava, and Ian Jermyn. A novel representation for riemannian analysis of elastic curves in \mathbb{R}^n . In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, 2007.
- [13] Hassen Drira, Boulbaba Ben Amor, Anuj Srivastava, and Mohamed Daoudi. A riemannian analysis of 3d nose shapes for partial human biometrics. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 2050–2057, 2009.
- [14] Arman Savran, Neşe Alyüz, Hamdi Dibeklioglu, Oya Çeliktutan, Berk Gökberk, Bülent Sankur, and Lale

Akarun. Biometrics and identity management. chapter Bosphorus Database for 3D Face Analysis, pages 47–56. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2008.