

Reconstruction 3D de visages dans un système de stéréovision basée sur les propriétés du visage

A. AISSAOUI

R.AUGUSTE

J. MARTINET

C. DJERABA

Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille

UMR Lille1/CNRS 8022

{amel.aissaoui, remi.auguste, jean.martinet, chabane.djeraba}@lifl.fr

Résumé

Dans cet article, nous introduisons une nouvelle approche pour la reconstruction 3D de visage dans un système de stéréovision passive. L'approche vise une génération de la carte de disparité du visage qui ne nécessite pas l'utilisation d'équipements onéreux ni de modèles génériques pour le visage. L'algorithme proposé consiste à effectuer un appariement épars en se basant sur les propriétés du visage. La carte de disparité dense est ensuite calculée en utilisant un algorithme de corrélation tout en respectant le modèle épars calculé. Enfin, nous utilisons les données de calibration et les cartes de disparité pour établir une modélisation 3D du visage. Des résultats expérimentaux sont présentés pour démontrer la précision et l'intérêt de l'approche proposée.

Mots clefs

Reconstruction 3D du visage, stéréovision, corrélation.

1 Introduction

L'estimation de la profondeur d'un visage est un problème important qui a été conjointement étudié avec les problèmes d'animation du visage, de l'analyse du visage et de la reconnaissance [1].

Au cours des dernières décennies, plusieurs approches ont été proposées, comme par exemple les méthodes 3D basées sur l'appariement stéréoscopique [2], les méthodes basées sur les modèles 3D morphables [3], les méthodes basées sur le mouvement (Structure From Motion) [4] et les méthodes basées sur l'ombrage (Shape From Shading) [5]. Cependant, la manière d'obtenir une information précise de la profondeur du visage à partir d'images stéréoscopiques reste toujours un défi, spécialement dans les systèmes binoculaires passifs, où seule une paire d'images est utilisée, sans aucune lumière structurée.

Dans le domaine de reconstruction 3D par la stéréovision, beaucoup de travaux ont été proposés [6]. Le problème majeur de ces approches réside dans la définition d'un schéma d'appariement stéréoscopique pour une paire d'images donnée. En effet, ce problème est plus compliqué dans le cas du visage, où la plupart de ses régions sont ho-

mogènes. Cela conduit à des ambiguïtés et des complexités supplémentaires pour les algorithmes d'appariement. Par conséquent, peu d'approches pour la reconstruction 3D dense du visage dans un système stéréoscopique binoculaire passif ont été proposées, en comparaison à ceux de la vision stéréoscopique active et multi-vues. La plupart des méthodes proposées sont basées sur une étape d'ajustement de la profondeur estimée à un modèle 3D générique [7, 8, 9, 10]. Le et al. [7] construisent une estimation éparsée de la forme du visage basée sur des points clés 3D, et ensuite utilisent un modèle linéaire morphable pour obtenir la forme et la texture dense. Les auteurs dans [8] utilisent des images stéréoscopiques parallèles et un ensemble de correspondances entre des points d'intérêts sélectionnés manuellement pour calculer une matrice de translation et de rotation. Ces matrices sont utilisées pour ajuster le modèle 3D au nuage épars des points sélectionnés. De la même manière, Parc et Jain [9] ont utilisé une reconstruction éparsée d'un ensemble de points sélectionnés manuellement à un modèle générique en utilisant la méthode Splines plaque-mince (Thin-Plate Spline). Dans [10], les auteurs ont utilisé un visage 3D de référence comme intermédiaire pour l'estimation de la correspondance. Les images des visages virtuels avec leurs correspondances connues a priori sont d'abord synthétisées à partir du visage de référence. Ces correspondances sont ensuite étendues aux images stéréoscopiques entrantes en utilisant l'alignement et la déformation du visage. Le modèle 3D du visage peut donc être reconstitué à partir d'images stéréoscopiques de manière fiable. Les problèmes majeurs de ses méthodes sont le coût élevé du temps de traitement pour à l'étape d'ajustement, ainsi que le besoin d'une initialisation manuelle dans certains cas [10]. Un autre inconvénient de ces méthodes est le fait que les visages qui en résultent sont plus semblables au modèle générique qu'à leurs propres modèles. Dans [11], les auteurs ont proposé une approche interactive pour déformer un modèle de maillage 3D dynamique à partir de deux images stéréoscopiques. Ils ont incorporé dans leur processus des contraintes géométriques liées aux propriétés différentielles de la surface afin d'améliorer la correspondance dans les zones de la surface du visage qui posent problème. Cette méthode ajoute un coût de calcul addition-

nel dû à l'étape de déformation itérative et au calcul des courbes principales pour chaque point du visage. Aussi, cette méthode est très sensible au bruit, du fait qu'elle utilise la dérivée seconde pour le calcul de ces courbes. d'autres tentatives qui utilisent la méthode de Shape From Shading (SFS) ont été proposées pour améliorer le processus d'appariement stéréoscopique. Cyyer et al. [12] ont proposé de fusionner la carte de profondeur estimée en utilisant l'appariement stéréoscopique avec celle obtenue par la technique SFS. Le processus de fusion est basé sur l'hypothèse que SFS fonctionne bien sur les zones de basses fréquences, ce qui est considéré complémentaire à l'appariement stéréoscopique qui ne donne de bons résultats que dans les zones de hautes fréquences. Récemment, plusieurs méthodes qui ont été proposées utilisent des versions améliorées des techniques de SFS pour compenser les résultats de l'appariement stéréoscopique [5]. Cependant, dans ces méthodes, chacun des processus est sensible aux conditions d'éclairage. Aussi, dans les algorithmes de SFS, il est considéré que la matrice de réflectance de la surface en question est donnée, où sa forme est connue.

Ainsi, nous constatons que la plupart des approches existantes se basent sur un modèle générique ou la fusion d'autres estimations qui nécessitent souvent un processus itératif qui nécessite un temps de calcul additionnel. Dans cet article, nous proposons une approche améliorée pour l'estimation de la profondeur du visage à partir de l'appariement stéréoscopique dans un système de vision binoculaire qui ne nécessite ni des modèles morphables, ni un processus itératif. Notre approche consiste à incorporer la caractéristique lisse du visage, la symétrie et ses propriétés topologiques dans le processus de l'estimation afin d'améliorer le résultat de l'appariement stéréoscopique.

Nous décrivons dans la Section 2 le principe de l'estimation de la profondeur. Ensuite, nous présentons dans la Section 3 notre approche. Enfin, les expérimentations et les résultats obtenus par notre méthode sont présentés et discutés dans la Section 4. La Section 5 fournit une conclusion à ce travail.

2 Estimation de la profondeur

Dans un système binoculaire, l'estimation de la profondeur consiste en la reconstruction de l'information 3D d'une scène capturée à partir de deux points de vue différents. Cette estimation est basée sur la configuration du système stéréoscopique et une valeur dite de *disparité*. Le modèle géométrique est illustré dans la Figure 1.

C_l (resp. C_r) : est la caméra gauche (resp. droite),

f : la focale de la caméra,

b : la baseline de la caméra,

p : un point de l'objet dans la scène,

p_l (resp. p_r) : est la projection du point p dans l'image gauche (resp. droite).

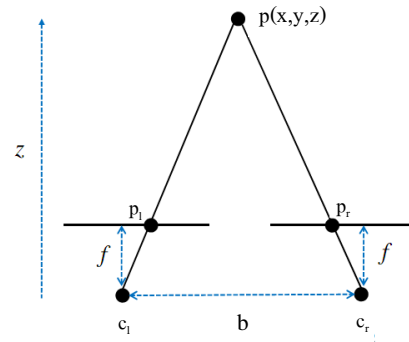


Figure 1 – Modèle géométrique du système de stéréovision.

Comme indiqué dans la Figure 1, et selon le principe de la triangulation, la disparité peut être formulée comme suit :

$$\frac{z}{f} = \frac{x}{x_l} = \frac{(x-b)}{x_r} = \frac{y}{y_l} = \frac{y}{y_r}. \quad (1)$$

De l'Equation 1 nous déduisons :

$$d = (x-b) = \frac{fb}{z}. \quad (2)$$

où d est la disparité. Sa valeur augmente lorsque la distance entre l'objet et la caméra stéréoscopique diminue. Cette disparité est la mesure utilisée pour calculer l'information de profondeur. Afin d'estimer cette disparité, il est nécessaire de trouver des pixels dans les deux images qui correspondent à la projection d'un même point du monde réel. Ce processus est appelé *appariement* ou *mise en correspondance* des points.

2.1 Appariement stéréoscopique

Pour effectuer cet appariement, beaucoup de techniques ont été proposées [6]. Elles peuvent être classées en deux catégories principales : *globales* et *locales*. Les méthodes globales résolvent un problème d'optimisation sur la carte de disparité. Elles donnent des résultats précis, mais le temps de traitement requis est très élevé, parce qu'elles utilisent, généralement, des méthodes complexes de minimisation d'énergie, comme la programmation dynamique [13] et la théorie des graphes [14], qui nécessitent un temps de calcul très important. Les méthodes locales sont basées sur la corrélation de l'intensité [15], et elles peuvent être utilisées dans des applications temps réel en raison de leurs faibles coûts algorithmiques et de la simplicité des algorithmes utilisés. Cependant, ces méthodes sont susceptibles de donner de faux appariements pour les surfaces homogènes de l'objet.

Bien que plusieurs algorithmes d'appariement ont été proposés au cours de ces dernières années, ceux basés sur la corrélation sont toujours très utilisés en raison de leur grand avantage du faible coût en mémoire et en temps de calcul [16]. Pour la même raison, nous avons utilisé une méthode basée sur la corrélation pour effectuer le processus d'appariement.

2.2 Méthodes basées sur corrélation

Les méthodes basées sur la corrélation génèrent typiquement une carte de disparité dense en calculant la disparité de chaque pixel en utilisant son voisinage. Premièrement, quelques filtres de pré-traitement sont appliqués sur les images. Ensuite, les coûts d'appariement de chaque pixel avec chaque niveau de disparité dans un intervalle donné (intervalle de disparité) sont calculés. Ce coût d'appariement détermine la probabilité d'un bon appariement, ces deux grandeurs étaient inversement proportionnelles l'une par rapport à l'autre. Les coûts calculés pour tous les niveaux de disparité peuvent être ensuite agrégés dans une fenêtre de voisinage d'une taille donnée. Enfin, l'algorithme recherche la meilleure correspondance pour chaque pixel en sélectionnant l'appariement de coût minimal, indépendamment des autres pixels.

Afin de mesurer les coûts d'appariement, différentes mesures sont utilisées. Les plus connues sont : la somme des différences absolues (Sum of Absolute Differences, SAD) [17], la somme des différences carrées (Sum of Squared Differences, SSD) [18], la corrélation croisée normalisée (Normalized Cross Correlation, NCC) [19] et la somme des distances de Hamming (Sum of Hamming Distances, SHD) [20].

Les méthodes basées sur la corrélation souffrent de trois problèmes essentiels :

1. Hypothèse implicite : tous les points de la fenêtre de corrélation se déplacent avec le même mouvement, en raison du fait qu'ils appartiennent au même plan fronto-parallèle.
2. Problème d'ouverture : manque d'information, en raison du contexte trop petit de la fenêtre dans certaines régions (les régions homogènes).
3. Problème d'adhérence : la discontinuité d'intensité influence fortement la disparité estimée et si elle correspond à une discontinuité de profondeur, l'algorithme aura une tendance à se dilater l'objet qui est en avant.

En considérant la rigidité du visage et son aspect lisse, le premier et le troisième problème n'influence pas notre résultat d'estimation. Cependant, le problème d'ouverture est un problème majeur pour l'estimation de la disparité d'un visage qui contient plusieurs zones homogènes, qui peuvent se traduire par des trous, des pics et de nombreuses disparités incertaines.

Dans notre travail, nous choisissons d'utiliser une méthode basée sur la corrélation, et nous proposons de résoudre le problème d'ouverture en intégrant la caractéristique lisse du visage, sa symétrie et ses propriétés topologiques.

3 Estimation de la disparité : la méthode proposée

Afin d'estimer la carte de disparité, nous adoptons les méthodes locales basées sur la corrélation en raison de leur faible complexité algorithmique. Cependant, la mesure d'intensité utilisée par ces méthodes n'est pas toujours

suffisante pour recouvrir la géométrie précise, en particulier pour les zones homogènes ou peu texturées (problème d'ouverture). Pour cela, nous proposons d'incorporer des connaissances préalables sur le visage pour orienter le processus de reconstruction vers les résultats désirés.

Le processus d'estimation de la carte de disparité est constitué de deux étapes : d'abord, nous calculons une carte de disparité éparse pour des points du visage avec une haute confiance. Ensuite, en utilisant cette représentation éparse, la carte dense est calculée par la méthode de corrélation, tout en considérant les informations topologiques, l'aspect lisse et la symétrie du visage.

3.1 Estimation de la disparité éparse

L'objectif de cette étape est de reconstruire une représentation éparse de la disparité du visage basée sur des points caractéristiques de haute confiance. Afin de calculer cette disparité éparse, nous appliquons un algorithme d'ajustement d'un Modèle Actif de Forme (ASM) [21] sur la paire d'images (Figure 2 (a)). Nous utilisons l'ajustement de l'ASM car il donne, en plus de l'information de l'intensité utilisée dans les méthodes de corrélation, l'information de la forme géométrique obtenue par un processus d'apprentissage hors-ligne sur une base de données de visages. Cela garantit une bonne localisation des points caractéristiques du visage dans la paire stéréoscopique, et par conséquent un calcul fiable des disparités pour ces points. Cet ajustement nous garantit aussi la reconstruction du modèle de disparité spécifique du visage étudié.

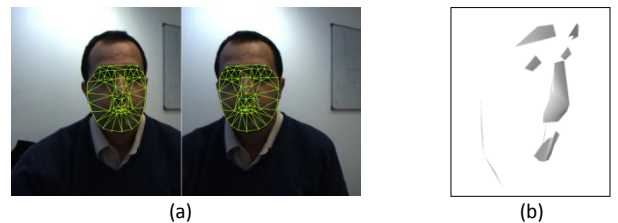


Figure 2 – (a) Ajustement de l'ASM sur la paire stéréoscopique (b) Modèle épars de la disparité.

Après l'étape d'ajustement de l'ASM, nous obtenons les coordonnées 2D des n points caractéristiques dans les images droite ($R = (x_i, y_i), i \in [1, n]$) et gauche ($L = (x'_i, y'_i), i \in [1, n]$), qui vont être utilisées pour obtenir l'ensemble final de coordonnées 3D : $P = \{p_i(x, y, d), i \in [1, n]\}$ qui dénote la représentation éparse de la disparité du visage. Notons que nous ne prenons en considération que les coordonnées x (abscisses) des points car nous utilisons des images rectifiées. La coordonnée y de chaque point de R et L est normalisée à la moyenne. La disparité d d'un point p_i est ensuite obtenue en calculant la distance euclidienne entre ses coordonnées dans les images droite et gauche comme suit :

$$d = \sqrt{(x_i - x'_i)^2 - (y_i - y'_i)^2}. \quad (3)$$

3.2 Estimation de la disparité dense

Après l'ajustement de l'ASM et le calcul des disparités éparées, nous avons maintenant un ensemble de points représentant la disparité éparée du visage. Dans cette étape, nous calculons la disparité des points non-caractéristiques du visage en un processus de deux étapes.

Décomposition du modèle de la disparité. La première étape consiste à projeter les points caractéristiques de l'ensemble P dans l'espace 3D $(o, \vec{x}, \vec{y}, \vec{d})$ pour obtenir le modèle de la disparité du visage (Figure 2 (b)). Ce modèle va nous servir à calculer la carte de disparité dense. Un processus de décomposition qui consiste à décomposer le modèle de la disparité du visage en plusieurs niveaux est appliqué. En considérant l'hypothèse de la symétrie de la profondeur du visage et la caractéristique de lissage, nous décomposons le modèle de disparité reconstruit, selon un ensemble de plans de niveaux, auxquels nous associons des disparités clés comme il est montré dans la figure 3. La disparité clé de chaque plans est la disparité minimale des points caractéristiques qui en appartient.

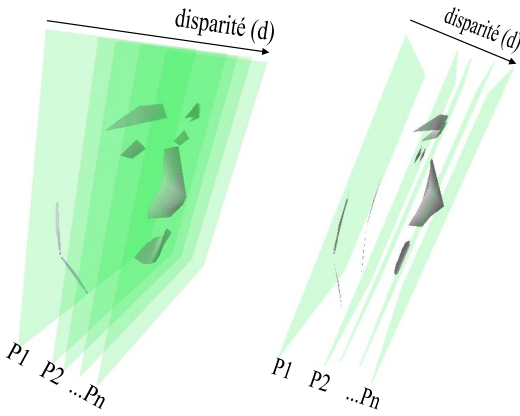


Figure 3 – Décomposition du modèle de la disparité.

L'étape de décomposition garantit le lissage de la carte de disparité estimée et limite également la zone de recherche de la ligne épipolaire entière à seulement un petit segment déterminé par deux plans de niveaux voisins, cela réduit le nombre de pics et de trous dans la disparité estimée, survenant des appariement incertains, mais aussi le temps de calcul nécessaire pour la recherche de la disparité optimale. Afin d'obtenir la disparité d'un point p situé entre deux plans P_n et P_{n+1} , nous définissons son intervalle de disparité comme étant $[DispMin_p, DispMax_p]$ où $DispMin_p$ est la disparité clé associée au plan P_n et $DispMax_p$ est celle associée au plan P_{n+1} .

Estimation finale de la carte de disparité. Dans la deuxième étape du processus, nous calculons la disparité des points non-caractéristiques, en utilisant leur intervalles de disparité pour initialiser l'algorithme de corrélation. Étant donné un point p de l'image, une fenêtre de corrélation w et un intervalle de disparité $[DispMin_p, DispMax_p]$, nous cherchons à obtenir la

disparité $d \in [DispMin_p, DispMax_p]$, qui maximise l'équation de corrélation $E(d)$:

$$E(d) = Sim(I_l(x, y), I_r(x + d, y)) \quad (4)$$

où I_l (resp. I_r) est l'image gauche (droite). Pour la fonction Sim , nous avons choisi la mesure de similarité SAD. C'est une des mesures de similarité les plus simples : elle est calculée par soustraction des valeurs de niveau de gris du pixel référence et des pixels de son voisinage entre l'image de référence et l'image cible, suivie d'une agrégation des différences absolues dans la fenêtre rectangulaire.

$$SAD_{I_l(x,y), I_r(x',y')} = \sum_{u=0}^m \sum_{v=0}^n |I_l(x+u, y+v) - I_r(x'+u+d, y'+v)| \quad (5)$$

où $I_l(x, y)$ (resp. $I_r(x', y')$) est la valeur d'intensité d'un pixel de l'image gauche (resp. droite), et $M \times N$ est la taille de la fenêtre de corrélation w . Notons que si les images gauche et droite correspondent exactement, le résultat de calcul est nul.

4 Expérimentations, résultats et discussion

Dans cette section, nous décrivons l'implémentation de notre méthode, les expérimentations effectuées et nous évaluons nos résultats quantitativement et qualitativement. Dans un premier temps, nous avons testé notre méthode sur une paire d'images stéréoscopiques capturées à l'aide d'une camera stéréoscopique Bumblebee pré-calibrée. La Figure 4, donne une comparaison de la carte de disparité estimée en utilisant la méthode de corrélation avec un voisinage de taille (11×11) basée sur la mesure SAD, à celle générée par notre méthode.

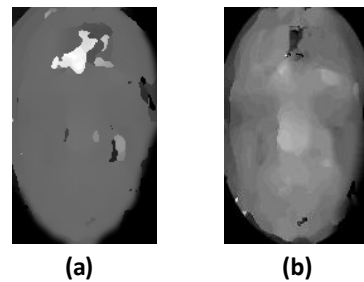


Figure 4 – Carte de disparité : (a) méthode classique de corrélation (b) méthode proposée.

Dans la Figure 4, nous remarquons que le résultat de la méthode de corrélation est bruité, l'information de la profondeur est presque inexistante, et l'intervalle de disparité estimé est très réduit et ne recouvre pas la profondeur réelle du visage. Cependant, le résultat de notre méthode montre que l'intégration des informations préalables sur le visage peut améliorer la carte de disparité en termes de lissage, de recouvrement d'un grand intervalle de disparité, mais aussi

en termes de réduction des données manquantes (trous) ou erronées (pics) survenant des appariements incertains.

Pour mieux évaluer notre méthode, nous avons créé une base de données stéréoscopique de 110 visages à partir de la base de visage 3D Texas [22], constituée de visages 3D codés en images de profondeur de taille 325×488 pixels, avec une résolution de $0.32mm$ sur les trois dimensions x , y et z . Cette base nous permet de comparer nos résultats d'estimation aux modèles 3D réels.

En utilisant l'Equation 2, nous calculons les cartes de profondeur à partir des cartes de disparité estimées par notre méthode et par la méthode classique de corrélation. Une étape de pré-traitement, qui consiste à appliquer un filtre médian, est effectuée afin de remplir les trous et de supprimer les pics dans les cartes de profondeur. La Figure 5 montre les cartes estimées et réelles d'un échantillon de visages.

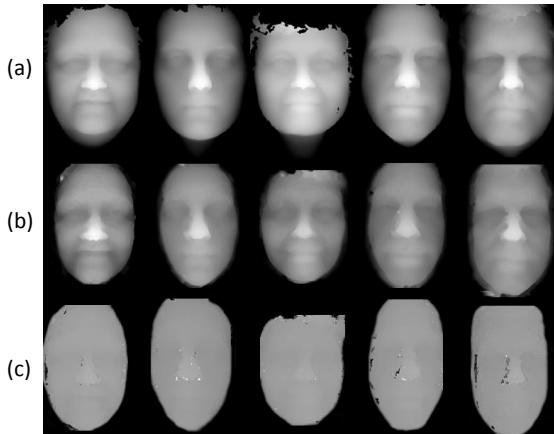


Figure 5 – Cartes de profondeur : (a) réelles, (b) méthode proposée, (c) méthode de corrélation classique.

On peut voir que les résultats de la méthode classique de corrélation sont peu précis, l'information de profondeur n'est pas totalement recouverte, et l'intervalle de disparité du visage est très petit comparé à nos résultats, qui sont très similaires aux cartes de profondeur réelles. Le bruit étant très réduit dans nos résultats, par conséquent, il est complètement supprimé après l'étape de pré-traitement. Cependant, les résultats de la méthode classique de corrélation restent toujours bruités.

Afin d'évaluer nos résultats quantitativement, nous avons construit une matrice de similarité entre les modèles estimés et les modèles réels (Fig. 6). Dans un premier temps, nous avons généré les modèles 3D à partir des cartes de profondeur. Ensuite, nous avons appliqué l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) [23] pour aligner les modèles estimés avec les modèles réels. Cet algorithme est une procédure itérative minimisant l'erreur quadratique moyenne entre deux modèles. Enfin, la dissimilarité entre un modèle estimé et un modèle réel est donnée en calculant la moyenne des distances point à point.

On peut voir dans la Figure 6 que, d'une part, la diagonale de la matrice des modèles estimés par notre méthode est

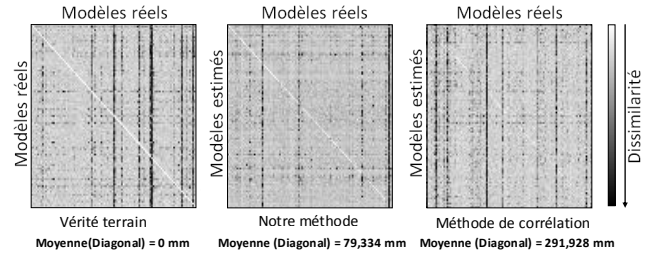


Figure 6 – Matrice de similarité des modèles 3D estimés et réels.

plus clair que celle des modèles générés par la méthode de corrélation. La moyenne de la diagonale de la matrice de notre méthode est $79,334mm$ comparé à une moyenne de $291,928mm$ pour la méthode de corrélation, ce qui montre la précision de nos résultats et leur ressemblance aux modèles réels. D'une autre part, la diagonale dans nos résultats est significativement différente au reste de la matrice, ce qui est moins clair dans le résultat de la méthode de corrélation. Cette différence montre la spécificité des modèles reconstruits par notre méthode, ce qui est garanti par l'utilisation de l'ASM de chaque visage lors du calcul de sa carte de disparité.

Les résultats obtenus dans ces expérimentations montrent la robustesse et la précision de notre approche.

5 Conclusion et perspectives

Cet article présente une approche originale et prometteuse pour l'estimation de la profondeur du visage et pour le calcul de la disparité dans un système de stéréovision passive. En se distinguant des méthodes générales de calcul de la disparité pour les objets, nous avons introduit une méthode qui exploite les caractéristiques de forme du visage humain, obtenues en ajustant les paramètres d'un ASM, pour améliorer le résultat des méthodes de corrélation et reconstruire un modèle précis et spécifique au visage. Notre méthode améliore l'estimation de la disparité par rapport aux méthodes de corrélation classiques basées sur le critère d'intensité, en termes de précision, mais aussi en termes de la spécificité du modèle estimé au visage étudié. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme proposé nous permet de reconstruire un modèle 3D dense et lisse du visage, ce qui est une étape primordiale dans de nombreuses applications 3D.

Notre approche ouvre par ailleurs de nombreuses perspectives d'amélioration et d'extension. L'estimation de la disparité éparsée peut être améliorée en utilisant le Modèle Actif d'Apparence (AAM) [24] qui devrait donner de meilleurs résultats d'ajustement, car il utilise l'information de texture. Les modèles d'apparence 3D [25] attirent dernièrement beaucoup d'attention en raison de leur robustesse aux différentes poses du visage et peuvent également améliorer les résultats de notre méthode.

Références

- [1] Luuk Spreeuwers. Fast and accurate 3d face recognition. *International Journal of Computer Vision*, 93 :389–414, 2011.
- [2] Y. Furukawa et J. Ponce. Accurate, Dense, and Robust Multiview Stereopsis. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 32(8) :1362–1376, Août 2010.
- [3] Jongmoo Choi, G. Medioni, Yuping Lin, L. Silva, O. Regina, M. Pamplona, et T.C. Faltemier. 3d face reconstruction using a single or multiple views. Dans *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*, pages 3959–3962, aug. 2010.
- [4] Amit K. Roy Chowdhury et Rama Chellappa. Face reconstruction from monocular video using uncertainty analysis and a generic model. *Computer Vision and Image Understanding*, 91 :188–213, 2003.
- [5] C.K. Chow et S.Y. Yuen. Recovering shape by shading and stereo under lambertian shading model. *International journal of computer vision*, 85(1) :58–100, 2009.
- [6] Daniel Scharstein et Richard Szeliski. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *Int. J. Comput. Vision*, 47 :7–42, April 2002.
- [7] Vuong Le, Hao Tang, Liangliang Cao, et T.S. Huang. Accurate and efficient reconstruction of 3d faces from stereo images. Dans *17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 4265 – 4268, 2010.
- [8] S. P. Mallick et M. Trivedi. Parametric face modeling and affect synthesis. Dans *Proceedings of the 2003 International Conference on Multimedia and Expo - Volume 2, ICME '03*, pages 225–228, Washington, DC, USA, 2003. IEEE Computer Society.
- [9] Unsang Park et Anil K. Jain. 3d face reconstruction from stereo video. Dans *The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, page 41, 2006.
- [10] Ying Zheng, Jianglong Chang, Zhigang Zheng, et Zengfu Wang. 3d face reconstruction from stereo : A model based approach. Dans *IEEE International Conference on Image Processing ICIP*, volume 3, pages III –65 –III –68, 2007.
- [11] R. Lengagne, P. Fua, et O. Monga. 3d stereo reconstruction of human faces driven by differential constraints. *Image and Vision Computing*, 18(4) :337–343, 2000.
- [12] J.E. Cryer, P.S. Tsai, et M. Shah. Integration of shape from shading and stereo. *Pattern recognition*, 28(7) :1033–1043, 1995.
- [13] Sven Forstmann, Yutaka Kanou, Jun Ohya, Sven Thuering, et Alfred Schmitt. Real-time stereo by using dynamic programming. *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 3 :29, 2004.
- [14] A. Zureiki, M. Devy, et R. Chatila. Stereo matching using reduced-graph cuts. Dans *IEEE International Conference on Image Processing ICIP*, volume 1, pages I –237 –I –240, 2007.
- [15] Guo-Qing Wei, W. Brauer, et G. Hirzinger. Intensity- and gradient-based stereo matching using hierarchical gaussian basis functions. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 20(11) :1143 –1160, nov 1998.
- [16] Yong Seok Heo, Kyoung Mu Lee, et Sang Uk Lee. Robust stereo matching using adaptive normalized cross-correlation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33 :807–822, 2011.
- [17] H. Hirschmuller. Improvements in real-time correlation-based stereo vision. Dans *Stereo and Multi-Baseline Vision (SMBV). Proceedings. IEEE Workshop on*, pages 141–148. IEEE, 2001.
- [18] M. Okutomi, Y. Katayama, et S. Oka. A simple stereo algorithm to recover precise object boundaries and smooth surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 47(1) :261–273, 2002.
- [19] Q. Chen et G. Medioni. A volumetric stereo matching method : Application to image-based modeling. Dans *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, volume 1. IEEE, 1999.
- [20] O. Pele et M. Werman. Robust real-time pattern matching using bayesian sequential hypothesis testing. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 30(8) :1427 –1443, aug. 2008.
- [21] S. Milborrow et F. Nicolls. Locating facial features with an extended active shape model. *Computer Vision–ECCV 2008*, pages 504–513, 2008.
- [22] S. Gupta, K.R. Castleman, M.K. Markey, et A.C. Bovik. Texas 3d face recognition database. Dans *Image Analysis & Interpretation (SSIAI), 2010 IEEE Southwest Symposium on*, pages 97–100. IEEE, 2010.
- [23] P.J. Besl et H.D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *PAMI, IEEE Transactions on*, 14(2) :239 –256, feb 1992.
- [24] T.F. Cootes, G.J. Edwards, et C.J. Taylor. Active appearance models. *PAMI, IEEE Transactions on*, 23(6) :681–685, 2001.
- [25] Jing Xiao, Simon Baker, Iain Matthews, et Takeo Kanade. Real-time combined 2d+3d active appearance models. Dans *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 535 – 542, June 2004.