



HAL
open science

Utilisation de l'ACP pour la reconnaissance des gestes 3D de la main

Ouissem Ben-Hania, Saïda Bouakaz

► **To cite this version:**

Ouissem Ben-Hania, Saïda Bouakaz. Utilisation de l'ACP pour la reconnaissance des gestes 3D de la main. ORASIS - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, INRIA Grenoble Rhône-Alpes, Jun 2011, Praz-sur-Arly, France. inria-00595488

HAL Id: inria-00595488

<https://inria.hal.science/inria-00595488>

Submitted on 24 May 2011

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.

Utilisation de l'ACP pour la reconnaissance des gestes 3D de la main.

Ouissem Ben-Henia

Saida Bouakaz

LIRIS CNRS UMR 5205

Université Claude Bernard Lyon 1, 43 Boulevard du 11 novembre 1918
69622 Villeurbanne, France

ouissem.ben-henia@lirs.cnrs.fr ; saida.bouakaz@liris.cnrs.fr

Résumé

Les méthodes s'appuyant sur une base de données pour suivre un grand nombre de postures de la main nécessitent une base importante de gestes. Cet article présente une nouvelle méthode de suivi utilisant une base de données construite à partir d'un nombre réduit de gestes de la main pour suivre et reproduire les mouvements de la main. La base de données est construite à partir de nuages de points 3D représentant les gestes de la main. Une analyse en composante principale (ACP) est appliquée à chaque nuage de points permettant de produire une nouvelle représentation indépendante de la position et de l'orientation 3D de chaque nuage de points. Ceci permet d'obtenir une classification des gestes où chaque élément de la base représente une classe de gestes 3D de la main. Une fois la base construite, le suivi des mouvements de la main consiste alors à apparier chaque image en entrée avec un geste de la base de données. Pour cela, la méthode proposée explore la base de gestes en comparant chaque nuage de points en entrée avec ceux de la base de données. Afin de réduire le coût de l'exploration, nous définissons une fonction de comparaison se basant sur les transformées de distance 3D. Des résultats expérimentaux utilisant des données réelles obtenus par une caméra 3D (Swissranger400) montrent le potentiel de notre méthode.

Mots Clef

Suivi de mouvements, ACP, Modèle 3D

Abstract

Data-driven methods for hand tracking require a big database to track a large number of hand gestures. In this paper, we propose a new data-driven method for hand tracking which uses a database built from a small number of hand gestures in order to animate 3D hand models. The database is built from 3D point clouds representing the hand gestures. In order to classify the hand gesture, a principal component analysis (PCA) is applied to each cloud of points to produce a new presentation independent of the spatial position and orientation of each 3D point cloud. The obtained

representations are used to build our database. To explore fast and efficiently the database, we define a comparison function based on 3D distance transform. Experimental results based on real data obtained by the use of a time of flight video camera (Swissranger4000), demonstrate the efficiency of the method.

Keywords

Hand tracking, PCA, 3D model

1 Introduction

Les gestes de la main sont un moyen naturel de communication entre personnes dans la vie quotidienne. Leur utilisation est devenue une partie importante de l'interaction homme-machine et nécessite un système de suivi de la main. Parmi les systèmes les plus populaires on peut citer les gants sensitifs qui sont largement utilisés comme dispositif d'entrée pour mesurer les angles d'articulations des doigts et la position spatiale de la main grâce à des capteurs. Malheureusement, ces systèmes de suivi sont fragiles, coûteux et peuvent être encombrants à cause des fils de connexions.

Le suivi à partir de caméras représente une alternative prometteuse pour l'acquisition et le suivi des mouvements de la main. En effet, la démocratisation des caméras a permis l'émergence de différentes approches et méthodes pour le suivi 3D des gestes de la main. Sur le plan technique, ces méthodes peuvent être divisées principalement en deux catégories : Les méthodes fondées sur un modèle 3D et celles qui utilisent une base de gestes.

Dans la première catégorie, un modèle 3D paramétrique est utilisé [1] [2] [3] [4]. Ce dernier permet de générer des images de synthèse qui sont comparées avec les images fournies par la caméra. Une fonction d'erreur est alors définie pour estimer la ressemblance entre les images réelles et les images de synthèse. La minimisation de cette erreur permet de retrouver les paramètres du modèle 3D qui seront associés à l'image de la main. La littérature propose différentes fonctions d'erreur appelées aussi fonctions de coût comme la distance aux contours [2] [3], le recouvre-

ment de silhouette [4] le flux optique [5] la distance de profondeur[6] la fonction de texture [1].

Les méthodes à base de modèles sont bien adaptées pour un suivi continu fluide dans des images consécutives quand le changement d'une image à une autre n'est pas très important. Dans la plus part des cas le processus de suivi est itératif et pose souvent le problème de l'initialisation en début de la séquence vidéo. Cette initialisation est souvent faite de manière manuelle [1] [4] [6] ce qui peut être considéré comme une contrainte.

Les méthodes utilisant une base de données forment habituellement le problème du suivi de la main comme un problème de classification. Une base est constituée de gestes considérés comme gestes clés. Les éléments de la base de gestes peuvent être représentés sous différentes formes comme des images, des contours ou des silhouettes. Le suivi de mouvements consiste alors à appairer un geste de la base de données avec chaque image fournie par la caméra[7] [8]. Ces méthodes ont été d'abord utilisées pour le suivi d'un petit nombre de gestes en temps réel pour l'interaction homme-machine (IHM) [9] [8]. Dans les dernières années, des méthodes ont été proposées pour suivre un grand nombre de gestes de la main en utilisant une grande base de données contenant des milliers de gestes [10] [11]. L'objectif est alors d'explorer rapidement et efficacement cette base de données pour trouver une correspondance à une image d'entrée. Dans ce but Okada et Stenger [11] représentent les éléments de la base de gestes sous forme d'arbre permettant un parcours arborescent. Wan et Popovic [10] représentent les éléments de leur base de gestes sous forme très réduite contenant des vecteurs binaires permettant des comparaisons rapides entre un élément de la base et celui en entrée ce qui permet une exploration plus rapide de la base de données.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode pour le suivi des mouvements la main où une base de gestes contenant un nombre réduit d'éléments est construite pour suivre un grand nombre de gestes de la main. Pour suivre les mouvements de la main, nous introduisons l'utilisation de la Swissranger4000 qui appartient à une nouvelle génération de caméra active connue sous le nom de caméra 3D ou à temps de vol. Cette caméra fournit des nuages de points 3D représentant la scène observée. Le nuage de points 3D est d'abord segmenté pour extraire la zone correspondant à la main. Une analyse en composante principale (PCA) est ensuite appliquée sur le nuage de points pour produire une nouvelle représentation indépendante de la position et l'orientation dans l'espace 3D. Chaque nouvelle représentation correspond à une classe de geste et sont stockées dans la base de données comme expliqué dans la section suivante. Dans la section 3, nous présentons une fonction de comparaison fondée sur les transformées de distance en 3D. Cette fonction permet des comparaisons plus rapides entre les nuages de points et ainsi réduit le coût d'exploration de la base de données pour trouver la correspondance entre le geste en entrée et le geste de la base. Avant

de conclure, des résultats expérimentaux issues de données réelles montrent le potentiel de notre méthode.

2 Base de gestes pour le suivi 3D

2.1 Acquisition de données 3D

Les travaux présentés dans ce papier s'appuient sur l'utilisation de la Swissranger4000 pour le suivi 3D de la main. Cette caméra appartient à une nouvelle génération de caméras actives appelées caméras 3D ou encore caméras à temps de vol (TOF). Les principaux avantages par rapport aux autres techniques classiques de mesure 3D sont la possibilité d'acquérir des données en temps réel et à partir d'un seul point de vue. La figure 1(b) montre un nuage de points 3D fourni par la Swissranger4000. Cet appareil offre également une image d'amplitude avec des intensités infra-rouge. La figure 1(a) montre une image d'intensité normalisée.

Notre base de données contient des postures de main représentées par des nuages de points 3D. Pour chaque geste nous associons des paramètres d'un modèle 3D de la main. En effet, nous utilisons un modèle 3D paramétrique de la main qui est conforme à la norme H-Anim¹ dans le but de générer une animation 3D reproduisant les mouvements de la main observés dans une séquence vidéo.

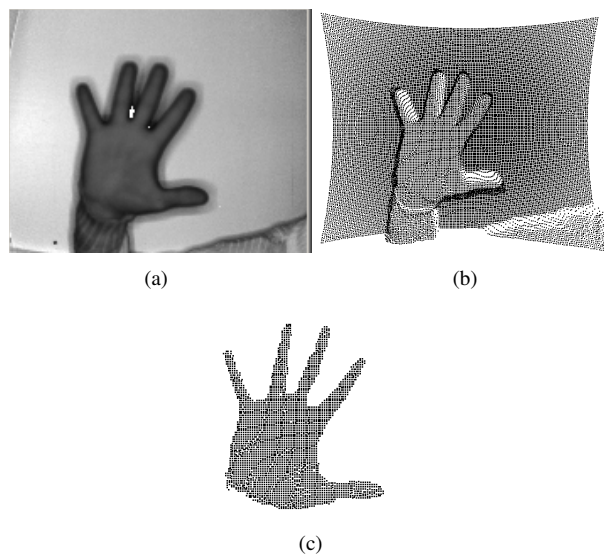


FIGURE 1 – (a) Image d'intensité (b) Nuage de points 3D (c) Nuage de points segmenté

Le nuage de points 3D fourni par la Swissranger4000 est segmenté pour extraire la zone correspondant à la main. À cette fin, nous avons d'abord éliminé les points 3D correspondants au fond de la scène observée en éliminant les points 3D ayant une profondeur supérieure à 2m. Nous uti-

1. Humanoid-Animation (H-Anim) est un standard approuvé par l'ISO pour la modélisation et l'animation d'humanoïde. site internet : www.h-anim.org

lisons ensuite l'image d'amplitude pour retenir la partie du nuage de points qui correspond à la main.

Ces nuages de points sont représentés dans le repère caméra. Nous exprimons ces nuages de points dans un nouveau repère mieux adapté comme expliqué dans la partie suivante.

2.2 Changement de repère en utilisant une ACP

L'Analyse en composantes principales (ACP) est un des piliers de l'analyse de données [12]. L'ACP est une technique statistique utile qui a trouvé application dans plusieurs domaines comme la reconnaissance faciale et la compression d'images. Cette méthode d'analyse a également été utilisée pour réduire la dimensionnalité élevée des paramètres d'un modèle 3D pour simplifier le suivi des mouvements de la main [13] [14]. Dans cet article, nous proposons d'appliquer l'ACP pour classifier les gestes de la main afin de produire une petite base de données permettant de suivre un grand nombre de gestes. Notre base de données contient des nuages de points 3D acquis par la Swissranger4000.

Pour expliquer l'intérêt d'utiliser l'ACP nous soulignons les deux observations suivantes :

- Les coordonnées 3D des nuages de points dans le repère caméra changent en appliquant une rotation et/ou une translation.
- Les coordonnées 3D des nuages de points restent inchangées dans le repère ACP quelque soit la position et l'orientation du nuage de points dans l'espace 3D.

Ainsi, le principal intérêt de l'ACP est de trouver une description particulière et propre au nuage de points et indépendante de sa position ou de son orientation dans l'espace 3D. L'utilisation de l'ACP est une partie importante de la méthode présentée, c'est pourquoi nous proposons de décrire les différentes étapes pour obtenir le nuage de points qui sera stocké dans la base de données.

Soit $N = \{P_1, \dots, P_n\}$ un ensemble de points 3D obtenue par la caméra 3D et représentant la main observée dans l'espace 3D où $P_i = (x_i, y_i, z_i)_{i=1..n}$. Les points P_i sont exprimés dans la repère caméra.

Soit $B = (x, y, z)$ le barycentre du nuage de point N . Tout d'abord, nous commençons par centrer le nuage de points N grace à la formule suivante :

$$\bar{N} = \{\bar{P}_i\}_{i=1..n} \text{ où } \bar{P}_i = (x_i - x, y_i - y, z_i - z).$$

Nous calculons ensuite la matrice de covariance C définie comme suit

$$C = \bar{P}\bar{P}^t \text{ où } \bar{P} \text{ est une matrice définie par :}$$

$$\bar{P} = \begin{pmatrix} \bar{x}_1 & \bar{y}_1 & \bar{z}_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{x}_n & \bar{y}_n & \bar{z}_n \end{pmatrix}$$

Les vecteurs propres normalisés V_1 , V_2 et V_3 de la matrice C représentent les vecteurs de la base ACP dans laquelle chaque point \bar{P}_i de \bar{N} sera exprimé. Nous obtenons alors de nouvelles coordonnées ou encore un nouvel ensemble de points $N_c = \{\bar{P}_i\}_{i=1..n}$. Ce nouvel ensemble de points

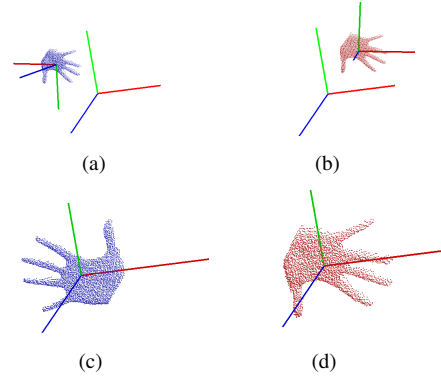


FIGURE 2 – Problème lié au sens des axes de l'ACP

est utilisé pour définir une classe de gestes de la main. Malheureusement l'ACP ne donne pas l'orientation des axes ce qui est très problématique dans notre cas.

En effet, si nous appliquons l'ACP sur deux nuages de points où la seule différence entre eux est une rotation et/ou une translation nous pouvons obtenir les mêmes directions des axes ACP mais pas nécessairement les mêmes orientations.

La figure 3 présente un exemple qui explique ce problème. Nous pouvons voir deux nuages de points A et B où B est obtenu par translation du nuage A. Les axes ACP obtenus pour A et B ont la même direction mais pas la même orientation. La comparaison des deux nuages de points exprimés dans leurs bases ACP (Figure2(c) et Figure2(d)) donne deux nuages de points différents. Si les axes ACP avaient les mêmes orientations nous aurions deux nuages identiques.

Pour surmonter ce problème, nous proposons de considérer les différentes orientations des axes ACP. Si nous considérons toutes les possibilités d'orientations des 3 axes, nous obtenons 8 possibilités (2 pour chaque axe). Nous pouvons réduire ce nombre à 4 en changeant seulement l'orientation des axes X et Y. Le troisième axe Z est obtenu en calculant le produit vectoriel entre les vecteurs x et y qui sont les deux premiers vecteurs de la base ACP.

Compte tenu de ces quatre possibilités, nous avons quatre bases ACP orthogonales. Ainsi chaque geste de la main dans la base de données sera représenté par quatre nuages de points comme le montre la figure3.

Une fois notre base de données construite, nous explorons cette base en comparant un nuage de point en entrée avec ceux de la base de données. Le nuage de point en entrée est bien sûr exprimé dans sa base ACP. Pour le geste en entrée, un seul nuage de point 3D suffit à le représenter. Il n'est pas nécessaire de considérer les différentes orientations des axes ACP car cela a déjà été fait sur les gestes de la base de données.

Pour réduire le coût nécessaire pour explorer cette base nous définissons une fonction de comparaison qui se base sur les transformées de distance 3D comme expliqué dans

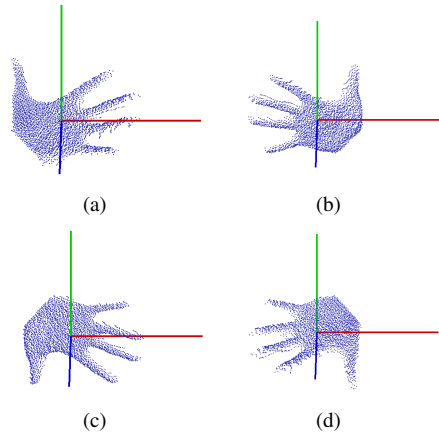


FIGURE 3 – Nuages de points représentant un geste de la main

la section suivante.

3 Composition et exploration de la base de gestes

3.1 Composition de la base de geste

Les gestes de la main contenus dans notre base de données sont représentés par des nuages de points 3D obtenus par la Swisstranger4000. Chaque nuage de points stocké dans la base de gestes est exprimé dans sa base ACP. A cause du problème ACP présenté dans la section précédente, chaque geste de la main est représenté par quatre nuages de points 3D. Pour chaque geste de la main nous associons des paramètres d'un modèle 3D. En effet, nous avons un modèle 3D paramétrique² qui est conforme à la norme H-Anim³. Dans notre cas, nous restreignons l'animation du modèle à l'animation des doigts. Les paramètres permettant l'animation des doigts du modèle sont au nombre de 20 correspondants aux 20 degrés de liberté (DOF) des doigts (figure 4) de la main. Le modèle 3D peut être animé en modifiant les valeurs de ses paramètres qui correspondent aux angles d'articulations des doigts (figure 5).

Une fois notre base de données construite, le suivi des mouvements de la main revient alors à explorer la base de gestes pour chaque image de la séquence vidéo en la comparant avec les gestes de la base de données. La comparaison se fait entre des nuages de points contenant plus de 3000 points. Pour réduire le coût de l'exploration, nous proposons une fonction de comparaison adaptée.

3.2 Fonction de comparaison

Nous proposons d'évaluer la distance entre les nuages de points en entrée avec ceux contenus dans la base de gestes.

2. Le modèle 3D est obtenue à partir du site : <http://www.turbosquid.com>

3. Humanoid-Animation (H-ANIM) est un standard respectant la norme l'ISO pour la modélisation et l'animation d'humanoïde. site internet : www.h-anim.org

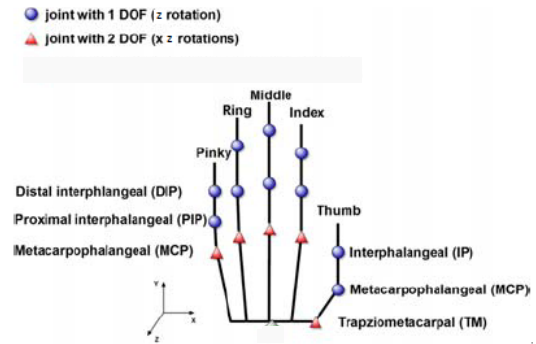


FIGURE 4 – Représentation squelettique du modèle 3D de la main

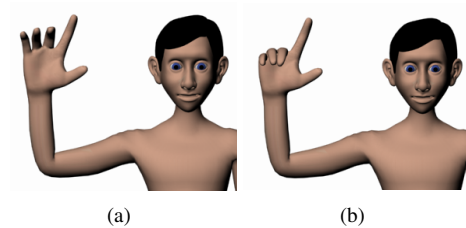


FIGURE 5 – 3D hand model

Deux fonctions très connues sont souvent utilisées pour calculer la distance entre deux ensembles de points A et B. La première est donnée par la formule suivante :

$$d_1(A, B) = \frac{1}{|A|} \sum_{a_i \in A} \min_{b_j \in B} d(a_i, b_j) \quad (1)$$

où $|A|$ est le cardinal de l'ensemble de points A et $d(a_i, b_j)$ la distance Euclidienne entre les deux points a_i et b_j . La seconde fonction très connue est la transformée de distance de Hausdorff que l'on note d_2 et qu'on présente au moyen de l'équation suivante :

$$d_2(A, B) = \max_{a_i \in A} \{ \min_{b_j \in B} d(a_i, b_j) \} \quad (2)$$

où la distance Euclidienne $d(a_i, b_j)$ est identique à celle décrite ci-dessus dans l'équation 1.

Le calcul de distances par le biais de cette classe de fonctions est effectué d'une manière non-linéaire. En effet, le nuage de points B est balayé autant de fois que de points dans A. Dans notre cas d'étude, ces fonctions sont coûteuses en temps calcul due au fait que pour chaque image, plusieurs distances doivent être calculées. Ces distances sont calculées à partir du même nuage de points(en entrée) vers plusieurs nuages de points contenus dans la base de données.

Dans cet article nous proposons une fonction bien adaptée à notre cas d'étude. Cette fonction est réalisée en deux étapes. La première calcule un volume de voxels à partir

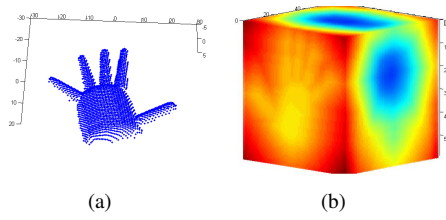


FIGURE 6 – (a) Nuage de point A (b) Nuage voxelique obtenu à partir du nuage de point A

du nuage de points A, où chaque voxel contient sa distance à l'ensemble A. Le volume de voxel est utilisé dans la deuxième étape pour évaluer la distance entre le nuage de points A et un autre nuage B.

L'algorithme développé pour calculer le volume de voxels est celui proposé par Meijster et al dans [15], où il a été appliqué pour calculer des cartes de distances 2D à partir d'images 2D. Cet algorithme peut être étendu à un espace nD (n dimensions). Nous utilisons cet algorithme dans le cas 3D pour calculer un volume cubique CV (Figure 6(b)) du nuage de points A (Figure 6(a)). Dans la figure 6(b) la couleur correspond à une valeur de distance. Plus de détails peuvent être trouvés dans [15].

Une fois le volume 3-D obtenu, on peut calculer la distance d'un nuage de points B à un nuage A à l'aide de la formule suivante :

$$F(A, B) = \frac{1}{|B|} \sum_{b_i \in B} CV[b_{i_x}][b_{i_y}][b_{i_z}] \quad (3)$$

où b_{i_x} b_{i_y} b_{i_z} sont les coordonnées du point b_i .

4 Résultats expérimentaux

La performance de notre méthode de reconnaissance et de reproduction des mouvements de la main est pourvue grâce à plusieurs tests sur des données réelles. Dans le premier test, nous construisons une base de données de 50 gestes représentant différentes postures de la main comme la main ouverte, la main fermée ainsi que des postures intermédiaires. Une fois la base de données construite, nous appliquons notre méthode de suivi des mouvements de la main dans des séquences vidéo différentes. Chaque séquence vidéo contient 100 images (Tableau 1) où seule la position et l'orientation de la main sont modifiées alors que les doigts sont fixes. Le but de cet essai est de prouver que tous les gestes observés dans chaque séquence peuvent être identifiés par un seul geste. Dans le tableau 1, chaque colonne contient des images de la séquence vidéo et on peut voir à la dernière ligne le geste de la base de données identifiant tous les gestes apparaissant dans la même séquence vidéo. Dans le second test, nous générons une base de données contenant uniquement quinze gestes représentant une main ouverte, une main fermée et des postures intermédiaires. Ensuite, nous appliquons notre méthode de suivi apparaissant dans une séquence vidéo de 100 images où

	Sequence1	Sequence2	Sequence3
Input Images			
Database gestures			

TABLE 1 – Résultats du premier test.

seuls les doigts sont articulés. Dans cette vidéo (Figure 7) nous suivons une ouverture / fermeture de la main. La première rangée de la figure 7 représente les images de la main de la séquence vidéo et la deuxième montre des gestes de la base identifiant les images d'entrée de la séquence vidéo. En effet, pour chaque geste de la main nous avons associé des paramètres 3D du modèle de la main. En trouvant la bonne correspondance entre l'image d'entrée de la séquence vidéo et celle contenue dans la base de données, nous obtenons les paramètres 3D et ainsi l'animation souhaitée.

Pour ces tests, le traitement est effectué en utilisant un PC Intel Centrino avec 2.2GHz-duo-core. Le taux moyen de traitement est d'environ 3 images par seconde lorsque nous utilisons la fonction de comparaison proposée alors que l'utilisation de fonctions classiques, comme la fonction de Hausdorff, offre un temps de calcul supérieure à une minute par seconde. Les nuages de points utilisés dans notre cas, contiennent entre 3000 et 4000 points 3D et on peut voir que la fonction de comparaison proposée est mieux adaptée pour faire face aux temps de calcul.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle méthode pour suivre un grand nombre de gestes avec une petite base de données où chaque élément de la base représente une classe de gestes. Une caméra à temps de vol(3D) est utilisée pour acquérir des nuages de points 3D correspon-

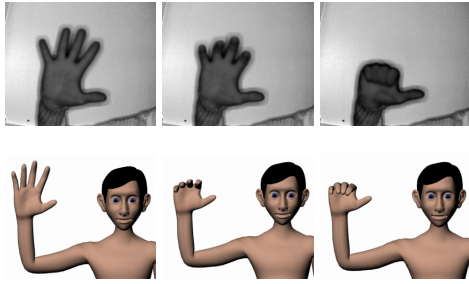


FIGURE 7 – Tracking results of the second test

dants aux gestes de la main. Une analyse en composantes principales (ACP) est ensuite effectuée pour produire une nouvelle représentation de chaque nuage de points indépendante de sa position et de son orientation dans l'espace 3D. La base de données est construite à partir de ces nouvelles représentations obtenues. Des paramètres de modèle 3D sont associés à chaque élément de la base. Nous définissons une fonction de comparaison utilisant la transformée de distance 3D afin de comparer les données d'entrée avec celles contenues dans la base de données. La fonction proposée est bien adaptée à l'exploration rapide de la base de données et permet de trouver le geste correspondant à celui observé dans l'image d'entrée.

La méthode proposée est appliquée sur des données réelles et montre son potentiel. Nous envisageons d'améliorer le temps de calcul de notre méthode, en implémentant nos fonctions sur carte graphique (GPU). Cette amélioration pourrait permettre de tendre vers le temps réel et permettre la création de nouvelles interfaces homme-machine (IHM). Nous visons également à appliquer notre méthode au suivi des mouvements du corps humain.

Références

- [1] Martin de La Gorce, Nikos Paragios, and David J. Fleet. Model-based hand tracking with texture, shading and self-occlusions. In *CVPR*, 2008.
- [2] Björn Stenger, Arasanathan Thayananthan, Philip H. S. Torr, and Roberto Cipolla. Model-based hand tracking using a hierarchical bayesian filter. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 28(9) :1372–1384, 2006.
- [3] Chutisant Kerdvibulvech and Hideo Saito. Model-based hand tracking by chamfer distance and adaptive color learning using particle filter. *J. Image Video Process.*, 2009 :2–2, 2009.
- [4] Ouissem Ben Henia, Mohamed Hariti, and Saida Bouakaz. A two-step minimization algorithm for model-based hand tracking. In *WSCG*, 2010.
- [5] Shan Lu, Dimitris Metaxas, and Dimitris Samaras. Using multiple cues for hand tracking and model refinement. In *CVPR*, pages 443–450, 2003.
- [6] M. Bray, E. Koller-Meier, N. N. Schraudolph, and L. Van Gool. Fast stochastic optimization for articulated structure tracking. *Image Vision Comput.*, 25(3) :352–364, 2007.
- [7] Vassilis Athitsos. Estimating 3d hand pose from a cluttered image. In *CVPR*, pages 432–439, 2003.
- [8] Nobutaka Shimada, Kousuke Kimura, and Yoshiaki Shirai. Real-time 3-d hand posture estimation based on 2-d appearance retrieval using monocular camera. In *RATFG-RTS '01 : Proceedings of the IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems (RATFG-RTS'01)*, page 23, Washington, DC, USA, 2001. IEEE Computer Society.
- [9] Elena Sánchez-Nielsen, Luis Antón-Canalís, and Mario Hernández-Tejera. Hand gesture recognition for human-machine interaction. In *WSCG*, pages 395–402, 2004.
- [10] Robert Y. Wang and Jovan Popović. Real-time hand-tracking with a color glove. In *SIGGRAPH '09 : ACM SIGGRAPH 2009 papers*, pages 1–8, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [11] Ryuzo Okada and Björn Stenger. A single camera motion capture system for human-computer interaction. *IEICE - Trans. Inf. Syst.*, E91-D(7) :1855–1862, 2008.
- [12] I. T. Jolliffe. *Principal Component Analysis*. Springer, New York, NY, USA, 2002.
- [13] Makoto Kato, Yen-Wei Chen, and Gang Xu. Articulated hand tracking by pca-ica approach. In *FG*, pages 329–334, 2006.
- [14] Makoto Kato, Yen-Wei Chen, and Gang Xu. Articulated hand motion tracking using ica-based motion analysis and particle filtering. *Journal of Multimedia*, 1(3) :52–60, 2006.
- [15] A. Meijster, J.B.T.M. Roerdink, and W. H. Hesselink. A general algorithm for computing distance transforms in linear time. In *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*, pages 331–340. Kluwer, 2000.