HAL
open science

Suivi de Surfaces par Déformations Itératives

Cédric Cagniart, Edmond Boyer, Slobodan Ilic

To cite this version:

Cédric Cagniart, Edmond Boyer, Slobodan Ilic. Suivi de Surfaces par Déformations Itératives. AFIG 2009 - 22es journées de l'Association Française d'Informatique Graphique, Nov 2009, Arles, France. inria-00440425

HAL Id: inria-00440425

https://inria.hal.science/inria-00440425

Submitted on 23 Feb 2010

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.

Suivi de Surface par Déformations Itératives

Cedric Cagniart[1]
cagniart@in.tum.de

Edmond Boyer[2]
Edmond.Boyer@inrialpes.fr

Slobodan Ilic[1]
Slobodan.Ilic@in.tum.de

[1] CAMP TU Munich
[2] Universités de Grenoble - INRIA Rhône-Alpes

Résumé

Dans cet article, nous nous intéressons au suivi dans le temps d'une surface observée par plusieurs caméras. Nous proposons une nouvelle méthode qui ne repose sur aucune hypothèse a priori quant à la nature de la surface ou de ces déformations. La méthode considère des données purement géométriques : les positions et les orientations sur la surface, et ne nécessite donc pas d'informations photométriques qui s'avèrent parfois ambiguës. Elle s'inspire de l'algorithme ICP qu'elle adapte au cas des déformations non rigides. Le principe est de déformer la surface de manière itérative, d'un instant au suivant, tout en préservant la rigidité locale. Dans cet objectif, la surface est divisée en régions dont l'agencement sur la surface est contraint par la pose à l'instant précédent ainsi que par une pose de référence. Les résultats expérimentaux sur plusieurs séquences réelles standard du domaine démontrent l'efficacité de cette approche à suivre des surfaces complexes.

Mots Clef

Surface, Maillage, Suivi, Géométrie, Image

Abstract

In this paper we present a new method to capture the temporal evolution of a surface from multiple videos. By contrast to most current methods, our algorithm does not use any prior information on the nature of the tracked surface. In addition, it does not require sparse features to constrain the deformation but only relies on purely geometric information : a target set of 3D points and normals. Our approach is inspired by the Iterative Closest Point algorithm but handles large deformations of non-rigid surfaces. To this aim, a mesh is iteratively deformed while enforcing local rigidity with respect to a reference model. This rigidity is preserved by diffusing it on local patches randomly seeded on the surface. The iterative nature of the algorithm combined with the softly enforced local rigidity allows to progressively evolve the mesh to fit the target data. The proposed method is validated and evaluated on several standard and challenging surface data sets acquired using real videos.

Keywords

Surface, Mesh, Tracking, Geometry, Image

FIG. 1 – Le suivi du danseur dans la séquence *Kickup* [18]. La figure de gauche montre le maillage de référence, les suivantes montrent des déformations de ce maillage au cours de la séquence. Les motifs et les couleurs ajoutés sur le maillage illustrent le suivi localement.

1 Introduction

La capacité de percevoir les formes et leurs mouvements est fondamentale quand il s'agit d'analyser des scènes dynamiques. Lorsque plusieurs caméras observent une scène, il est possible d'obtenir une description précise des formes à l'aide de méthodes de modélisation en vision par ordinateur [15]. En revanche, ces méthodes produisent des descriptions statiques et ne donnent pas d'information sur le mouvement des formes. Cette information de mouvement s'avère pourtant nécessaire à de nombreuses applications dont, par exemple, les applications de la capture du mouvement humain. Dans cet article, nous proposons une solution pour suivre, à l'aide de plusieurs caméras, une surface qui évolue dans le temps afin d'en déterminer le mouvement (voir la figure 1).

Deux stratégies principales se distinguent pour déterminer l'évolution temporelle d'une surface. Une première stratégie consiste à établir des correspondances entre les surfaces indépendamment reconstruites à des instants successifs. Pour cela on peut, par exemple, utiliser un appariement de points d'intérêt épars sur la surface entre deux instants, appariement qui est ensuite diffusé sur l'ensemble de la surface [17, 1, 19]. L'avantage de cette stratégie est de ne pas nécessiter d'information *a priori* sur la forme observée. En contrepartie, les erreurs dans les correspondances se propagent et s'accumulent dans le temps, ce qui nuit à la fiabilité du suivi après plusieurs itérations.

Une deuxième stratégie consiste à déformer une surface de référence pour la faire correspondre aux données observées aux différents instants. Cette stratégie fournit par construc-

tion une représentation de la surface temporellement cohérente. Bien que l'usage d'une surface de référence limite l'étendue des déformations possibles, plusieurs travaux récents [7, 20] ont montré l'efficacité de cette approche pour modéliser de manière robuste des évolutions complexes de surface.

Dans cet article, nous adoptons cette deuxième stratégie et déformons une surface de référence pour l'ajuster à une séquence temporelle de modèles 3D indépendamment reconstruits par un système multi-caméras. La surface de référence est elle même un des modèles reconstruits à un instant donné, choisi de manière arbitraire ou non. À la différence des travaux précédemment cités, notre méthode n'utilise pas de données photométriques ni de modèles paramétriques, ceux-ci n'étant pas toujours disponibles ou utilisables en pratique. Nous estimons directement les mouvements et les déformations à partir des informations géométriques fournies par le système d'acquisition : les positions de points sur la surface et les normales à la surface en ces points. Notre approche s'inspire de l'algorithme ICP [6, 3] et ré-estime de façon itérative les associations entre le modèle et les observations, le modèle étant ensuite déformé selon ces associations.

La préservation de la rigidité locale est assurée par deux mécanismes qui opèrent à des niveaux de détails différents. Au niveau des sommets du modèle, un algorithme d'interpolation utilise la méthode proposée dans [16] pour propager et lisser les déformations sur le maillage. À un niveau plus large, les déplacements sont considérés par régions sur la surface du modèle et sont diffusés entre régions voisines. Cette approche de diffusion limite l'influence des données bruitées et permet de traiter efficacement de nombreuses séquences obtenues par des techniques de reconstruction n'utilisant que les silhouettes ainsi que par les méthodes plus sophistiquées de *stéréo multi-vues*.

2 Travaux existants

Notre méthode s'inspire de l'algorithme Iterative Closest Point[6, 3] pour l'association itérative entre les points du modèle à déformer et les observations. Initialement proposé pour l'alignement d'objets rigides, ICP possède des extensions pour les déformations non rigides, par exemple [9, 2]. Néanmoins, aucune extension de notre connaissance ne permet de gérer de larges déformations comme celles rencontrées avec des mouvements humains par exemple. Les approches qui répondent à ce problème peuvent être classées selon leur utilisation ou non d'un modèle de surface pour guider les déformations.

Suivi par appariement Dans cette catégorie, aucun modèle n'est considéré et le problème du suivi devient celui de la mise en correspondance des surfaces reconstruites entre deux instants successifs. De nombreuses méthodes s'appuient pour cela sur des associations éparses de descripteurs de points d'intérêt tels que SIFT [13]. Malheureusement ces points d'intérêt sont, en général, distribués de manière non uniforme sur la surface, rendant le passage de l'association éparse de points d'intérêt à l'appariement dense des deux surfaces difficile voir impossible. Différentes solutions ont été proposées pour obtenir une information spatialement plus homogène. Par exemple Naveed[1] propage cette information éparse sur le reste du maillage en utilisant les isocontours de fonctions harmoniques.

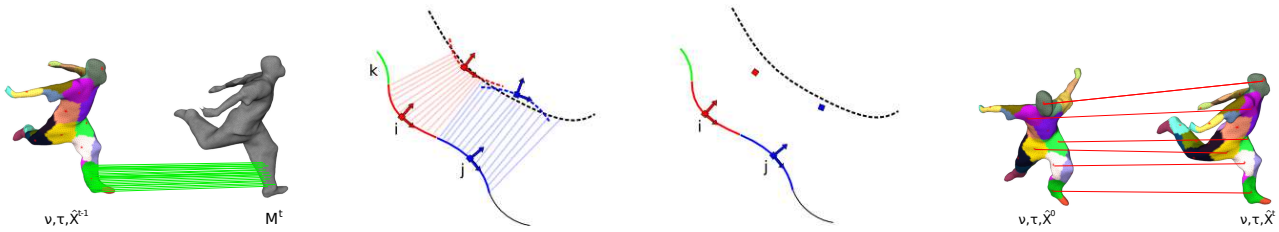
D'autres informations visuelles, comme les contours, sont utilisées par Starck and Hilton[17]. Dans [5], les mouvements d'un tissu sont capturés en utilisant ses bordures pour guider l'établissement d'une bijection entre deux surfaces indépendamment reconstruites.

Les caractéristiques géométriques peuvent aussi être exploitées. Varanasi *et al.* [19] associent les extrémités des maillages en identifiant les extrema de l'intégrale géodésique. Starck and Hilton [17] sèment uniformément des points géodésiquement caractéristiques en utilisant l'histogramme d'intensité géodésique, puis régularisent leurs déplacements en utilisant un champ de Markov sur le maillage. Ces caractéristiques géodésiques requièrent une attention particulière quand des changements de topologie apparaissent, puisqu'elles fournissent alors une information erronée.

Les méthodes d'appariement permettent de traiter des déplacements importants [17] ainsi que des changements de topologie [19] entre deux instants. Néanmoins l'usage de l'appariement en cascade sur des séquences temporelles résulte en une accumulation de l'erreur qui en limite fortement l'intérêt dans le cadre du suivi.

Suivi par déformation Dans cette catégorie, le suivi est effectué en déformant un modèle de référence suivant des observations ; le modèle permettant de limiter les déformations à une classe particulière. Ce modèle peut être localement rigide, par exemple [10, 12], ou plus largement déformable comme par exemple [8, 14] dans le cas du suivi de visages. Dans le cas de déformations plus importantes, comme avec les mouvement humains, plusieurs travaux récents, par exemple [4, 7, 20], proposent de déformer un maillage de référence de grande résolution obtenu par un scan laser. Pour contraindre les déformations et préserver une rigidité locale du modèle, [7, 20] impose la conservation des coordonnées différentielles sur le maillage. Dans [7], un maillage tétraédrique grossier est d'abord déformé pour capturer l'orientation approximative de la surface, puis les détails sont récupérés localement à l'aide d'informations photométriques. Dans [20], un squelette est tout d'abord ajusté à l'enveloppe visuelle puis la surface correspondante est ensuite déformée de manière à respecter les contraintes de silhouette.

Notre approche s'inscrit dans cette catégorie et permet un suivi dans le temps sans accumulation d'erreurs, cela au travers des contraintes de rigidité associées à un modèle. À la différence des approches mentionnées, nous ne supposons pas de modèle *a priori*, un squelette ou un maillage de haute densité, qui n'est pas toujours disponible mais



(a) Appariements entre le modèle à $t-1$ et les points à t.

(b) Isométries moyennes par région.

(c) Nouvelles positions pour les centres des régions

(d) Déformation du maillage de référence par interpolation des positions des centres.

FIG. 2 – Les principales étapes de la méthode entre $t-1$ et t. Ces étapes sont itérées jusqu'à convergence.

nous utilisons un des modèles reconstruits de la séquence traitée comme référence. Par ailleurs, nous ne considérons pas l'information photométrique dont l'intérêt en dehors des zones fortement texturées reste limité. La contribution principale de notre approche réside dans les contraintes de rigidité qui sont imposées. Ces contraintes sont matérialisées sous la forme d'un graphe de régions arbitrairement disposées sur la surface. La conservation de ce graphe permet de contraindre les déformations, par rapport aux modèle de référence et dans le temps, sans avoir recours pour cela à un modèle articulé explicite. Ce schéma s'avère simple et efficace en pratique comme le démontrent les résultats sur des séquences variées.

3 Méthode

Notre approche traite une séquence temporelle multi-vues d'un objet en mouvement. Elle considère comme données d'entrées les informations géométriques : des points 3D sur la surface et les normales en ces points, issues des reconstructions multi-vues et obtenues indépendamment à chaque instant de la séquence. À cela s'ajoute un maillage surfacique de référence, une reconstruction à un instant donné de la séquence par exemple.

L'approche détermine ensuite l'évolution temporelle de la surface de l'objet observé sous la forme de déformations successives du maillage de référence (voir la figure 1). Ces déformations n'altèrent pas la connectivité (ν, τ) du maillage, où ν désigne l'ensemble des sommets et τ l'ensemble des triangles. Seules les positions $\hat{X} : \nu \mapsto \mathbb{R}^3$ des sommets sont ré-évaluées.

De façon similaire à dans ICP, les appariement entre les points de l'estimation courante de la pose à l'instant $t-1$ et les sommets à t sont re-estimés itérativement. Cette procédure est détaillée dans 3.1. Il est à noter que des données bruitées, ou de mauvaises associations, peuvent avoir un impact important sur la qualité du suivi. Dans l'algorithme ICP original, l'information apportée par les appariements entre les points est naturellement pondérée dans la détermination par les moindres carrés de la transformation rigide qui approxime le mieux le déplacement. Cette régularisation est nécessaire mais plus complexe à mettre en œuvre dans le cas de surfaces déformables. Nous détaillons dans 3.2 une méthode de régularisation basée sur une division arbitraire de la surface en régions dans lesquelles des isométries directes sont moyennées. Enfin dans 3.3 nous présentons deux mécanismes préservant la rigidité locale des déformations calculées. Le premier est une simple force élastique entre régions voisines qui intervient à un bas niveau de résolution. Le second est une technique d'interpolation qui garantit la préservation des détails de la surface, en particulier des normales. La figure 2 illustre les grandes lignes de la méthode.

3.1 Calcul des associations

Au même titre que l'algorithme ICP, la première étape de notre méthode consiste à déterminer les associations entre les sommets du maillage de référence et les points mesurés sur la surface à un instant donné. Contrairement à l'algorithme ICP traditionnel dans lequel les points du modèle cherchent le point le plus proche dans les données cibles, notre méthode consiste à chercher pour chaque point du nuage cible le point le plus proche dans le maillage déformé. L'intérêt est que plusieurs points du nuage cible peuvent être associés à un sommet du maillage de référence, ce qui autorise des densités plus faibles du maillage de référence. Les nouvelles positions du maillage de référence sont alors obtenues en effectuant, pour chaque sommet du maillage, une moyenne pondérée des positions des points cibles qui l'ont choisi comme plus proche voisin. Les poids de ces contributions est simplement le produit scalaire des normales aux deux sommets associés.

3.2 Régularisation : division en régions

Distribution des régions Les régions sont distribuées aléatoirement sur la surface à chaque instant de la séquence. Sans aucune information *a priori* sur la surface observée, il est difficile de privilégier une sub-division de la surface par rapport à une autre. C'est pourquoi le processus est répété indépendamment à chaque instant. Le modèle de rigidité correspondant est ainsi non seulement localisé spatialement par les régions mais aussi temporellement, contribuant ainsi à la robustesse de l'approche. En pratique dans nos expériences, les premières régions sont distribuées aux les extrémités géodésiques du maillage [11].

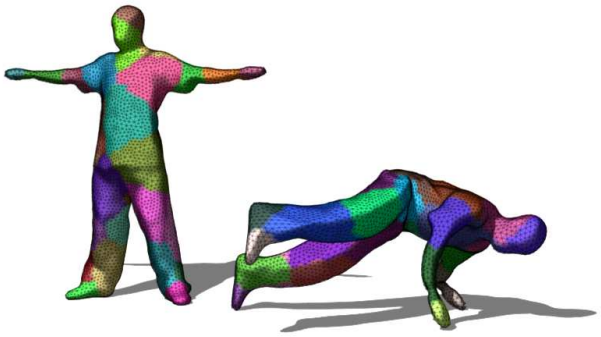


FIG. 3 – Les régions sont distribués de manière aléatoire sur la surface. Ce processus est répété à chaque instant de la séquence. A gauche le maillage et les régions associées dans la pose initiale. A droite le maillage et les régions associées à un instant ultérieur de la séquence.

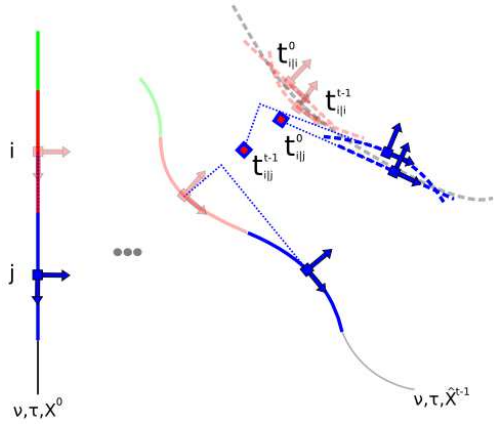


FIG. 4 – L'isométrie de la région j fournit une prédiction du mouvement du centre de la région voisine i. La pose de référence à $t = 0$ et la pose précédente à $t-1$ sont utilisées pour cette prédiction.

Le reste de la surface est ensuite couvert aléatoirement jusqu'à ce que tous les points du maillage soient associés à une région.

Estimation des transformations rigides Les isométries directes entre les points d'une région et les positions calculées en 3.1 sont obtenues par décomposition polaire des matrices de covariances des positions. En appliquant cette isométrie au centre de la région on obtient une position cible pour celui ci que l'on note $c_{i|i}$. L'erreur résiduelle de la transformation rigide sur l'ensemble des points de la région est une première estimation de la qualité du futur alignement et définit un poids w_i.

3.3 Préservation de la rigidité locale

Rigidité entre régions L'estimation des isométries directes indépendamment pour chaque région produit rapidement des configurations dégénérées. Il est donc nécessaire de définir un modèle de rigidité qui diffuse les déformations entre régions voisines. Le principe est de considérer qu'une région i aura tendance à se déformer rigidement avec ses voisins $j \in N(i)$. On peut alors prédire pour les centres des régions voisines des positions $c_{i|j}$ obtenues en leur appliquant l'isométrie calculée pour la région i. La moyenne pondérée t_i de ces positions prédites peut être utilisée comme point de contrôle par la méthode d'interpolation.

La figure 4 illustre un point clef de la méthode. Les isométries et les prédictions des positions des centres associées ne sont pas seulement calculées par rapport à la pose de référence X^0 mais aussi par rapport à l'estimation pour l'image précédente X^{t-1}. Les estimations des erreurs résiduelles pondèrent ces contributions.

$$t_i = \frac{1}{w_i + r\sum w_j}[\alpha(w_i.t^0_{i|i} + r\sum_{Pj\in Ni} w_j.t^0_{i|j}) + (1-\alpha)(w_i.t^{t-1}_{i|i} + r\sum_{Pj\in Ni} w_j.t^{t-1}_{i|j})]$$

Le coefficient r dans l'expression ci-dessus contrôle la rigidité en pondérant l'importance des prédictions par les voisins. Le coefficient α équilibre les influences respectives de la pose précédente et de la pose de référence. En pratique $\alpha = 0.4$ a été utilisé pour tous les résultats présentés dans cet article.

Interpolation de maillages Les déplacements précédemment estimés des centres des régions fournissent des premières mesures de la déformation du maillage. Les déplacements des autres sommets du maillage sont ensuite déterminés par un processus d'interpolation. Pour faire en sorte de préserver les détails fin de la pose initiale, et en particulier assurer la continuité des normales, nous utilisons l'approche présentée dans [16] et utilisée dans des contextes similaires au notre [7, 19, 20]. Le principe est de trouver les vecteurs de déplacements de l'ensemble des sommets maillage qui satisfont les contraintes de déplacement aux centres des régions tout en préservant au maximum les coordonnées *différentielles* de chaque sommet par rapport à ces voisins, c'est à dire la rigidité locale du maillage. La solution à ce problème est obtenue de manière itérative par résolution d'un système d'équations linéaires (voir [16] pour plus de détails).

4 Résultats

Dans les paragraphes qui suivent nous présentons nos résultats sur six séquences dans lesquelles de larges déformations de surfaces interviennent. Quatre d'entre elles fournissent des maillages photo-cohérents en données d'entrée

de notre approche. Les deux autres fournissent les enveloppes visuelles calculées depuis les silhouettes.

4.1 À partir de maillages photo-cohérents

Les séquences du projet Surfcap[1] contiennent des reconstructions lisses obtenues au moyen d'une méthode photométrique utilisant les graph-cuts[18]. Comme ces maillages sont de très haute résolution et contiennent plus de 100k sommets par modèle, nous les avons tout d'abord sous-échantillonné pour en obtenir de nouveaux contenant environ 10k points. Le maillage de référence a quant à lui été réduit à 5k points. En moyenne il y avait entre 23 et 28 régions sur le maillage et par conséquent le même nombre de points de contrôle pour guider la déformation. La séquence Kickflip illustrée dans la figure 5(a) présente un danseur effectuant un mouvement rapide impliquant de larges déformations : un saut périlleux arrière. Des 250 images que la séquence initiale contenait, nous avons du ignorer les 50 premières dans lesquelles les mains du danseur étaient attachées à sa jambe. Les autres séquences intitulées Head, Pop et Lock ont pu être traitées en utilisant la première reconstruction comme maillage de référence. Les figures 5(b), 5(c) et 8 montrent que notre approche a correctement capturé une grande variété de déformations. Dans chaque figure, la ligne du dessus montre les modèles cibles temporellement incohérents (les données) et la ligne du dessous montre les versions colorées correspondantes du maillage de référence déformé.

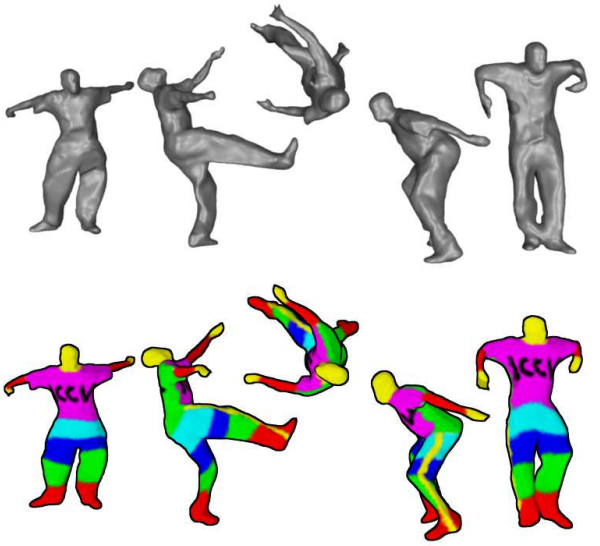
4.2 À partir des enveloppes visuelles

Nous avons évalué notre approche sur deux des séquences du MIT [20]. Chacune des séquences est constituée de 174 images. Nous avons généré à partir des silhouette des modèles voxéliques de 10k-15k points.

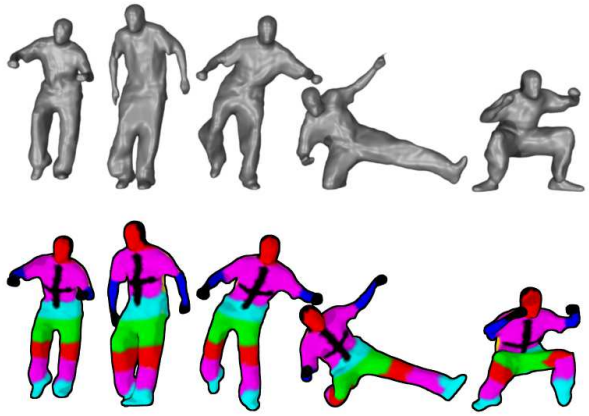
Les modèles de référence fournis avec les séquences sont extrêmement détaillés mais comptent trop de points et de détails de haute fréquences. Nous avons lissé et sous-échantillonné ces modèles pour obtenir des maillages de référence d'environ 3.5k points. Nous montrons dans la figure 6 les résultats sur les séquences Handstand et Crane. Sur la ligne du dessus sont représentées les enveloppes visuelles indépendemment reconstruites (les données) et sur la ligne du dessous apparaît le maillage de référence déformé au cours de la séquence.

Bien que la segmentation 2D des silhouettes soit de grande qualité, les modèles obtenus en creusant une grille volumétrique étaient bruités. Ce bruit n'est pas simplement fait de petites variations autour de la surface mais aussi de volumes fantômes voir même de trous. Ceci influe de manière significative sur la qualité des normales du nuage de points et entraîne de très nombreux mauvais appariements. Notre algorithme a tout de même traité les séquences, démontrant ainsi sa robustesse, mais la qualité des déformations obtenues reste limitée en raison des données d'entrée.

[1] http ://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/



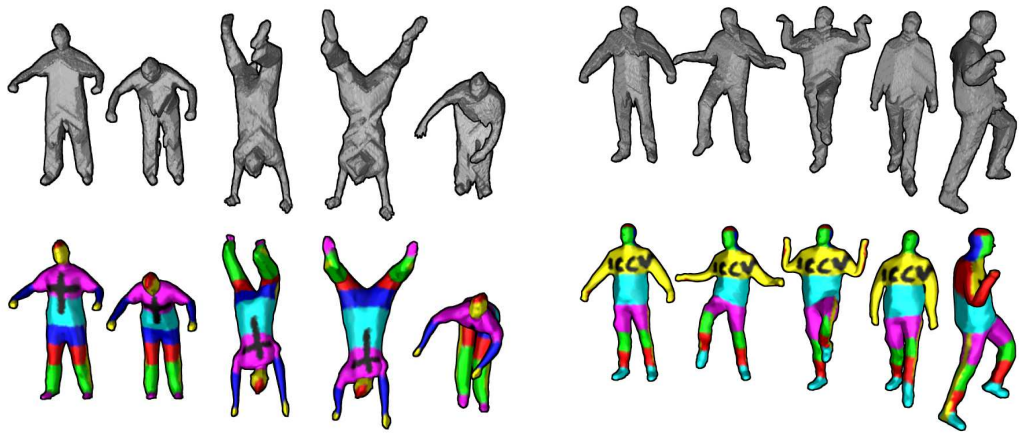
(a) Kickflip



(b) Lock

(c) Head

FIG. 5 – Résultats sur les séquences Surfcap [18]. Les modèles en gris sont les reconstructions indépendantes. Les lignes inférieures montrent les versions colorées des maillages déformés obtenus par notre algorithme. Le suivi est illustré par la cohérence des couleurs.



(a) Handstand results (b) Crane results

FIG. 6 – Résultats sur les séquences du MIT [20]. Les lignes supérieures montrent les enveloppes visuelles, les lignes inférieures le maillage de référence déformé par notre algorithme.

4.3 Évaluation quantitative

Pour évaluer quantitativement notre approche, nous avons utilisé l'erreur de reprojection des modèles obtenus. Cette erreur est la proportion de pixels obtenus en dehors de la silhouette originale quand ils devraient être en dedans, ou dans la silhouette originale quand ils devraient être au dehors. La figure 7(a) montre l'évolution de cette erreur au cours du traitement de la séquence Pop. Il est à noter que ces résultats ont été obtenus sans ajustement explicite des maillages aux silhouettes.

Il est possible d'ajouter un traitement ultérieur aux maillages pour forcer ceux-ci a respecter les silhouettes originales. Avec la même méthode d'interpolation, on peut contraindre le maillage à s'ajuster aux silhouettes. C'est une procédure très locale qui ne fonctionne que lorsque le maillage déformé est déjà très proche de la solution. Les résultats numériques présentés dans la figure 7(b) sont à comparer à ceux présentés de la figure 7(a).

4.4 Discussion

Il n'est pas surprenant de constater que notre approche trouve ses limites lorsque elle est confrontée à des situations ambiguës telles que les changements de topologie. Le suivi peut alors échouer localement pendant quelques instants mais les contraintes de rigidité par rapport au modèle de référence lui permettent de se rétablir une fois l'ambiguïté disparue. La figure 8 montre un exemple d'une telle situation. Notre algorithme échoue peu après l'image 120. Ceci correspond à une sous-séquence durant laquelle le danseur croise les bras. Les reconstructions indépendantes créent alors des volumes fantômes entre les bras et le corps. Néanmoins, le suivi reprend normalement quelques instants plus tard. La principale raison à cela est que l'algorithme pondère les contraintes d'interpolation avec les erreurs résiduelles des isométries. Lorsque ces dernières sont trop importantes, le maillage revient localement à sa configuration de référence depuis laquelle il a de meilleurs chances de trouver des appariements corrects avec le nuage de points cible.

5 Conclusion

Nous avons présenté une méthode de suivi dense de surface qui déforme itérativement un maillage de référence au cours du temps. Cette méthode utilise pour cela uniquement un ensemble de points et de normales obtenu par des techniques de reconstruction 3D statiques. La surface est déformée itérativement pour progressivement être ajustée au nuage de points cible. Les détails de la surface sont conservés par une technique d'interpolation qui préserve la rigidité locale du maillage. Nous avons proposé une approche originale pour assurer la rigidité de l'ensemble de la forme en divisant arbitrairement la surface en régions et en diffusant les estimations de transformations rigides entre régions voisines. Les expérimentations sur de nombreuses séquences démontrent la robustesse de l'approche et sa capacité à s'adapter à des contextes variés.

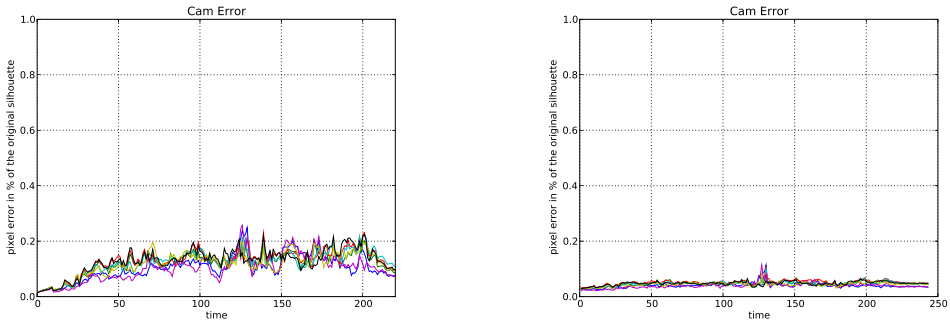
Références

[1] Naveed Ahmed, Christian Theobalt, Christian Rössl, Sebastian Thrun, and Hans-Peter Seidel. Dense correspondence finding for parametrization-free animation reconstruction from video. In *CVPR*, 2008.

[2] B. Amberg, S. Romdhani, and T. Vetter. Optimal step nonrigid icp algorithms for surface registration. In *CVPR*, 2007.

[3] Paul J. Besl and Neil D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *PAMI*, 14(2), 1992.

[4] Bernd Bickel, Mario Botsch, Roland Angst, Wojciech Matusik, Miguel Otaduy, Hanspeter Pfister, and Markus Gross. Multi-scale capture of facial geometry and motion. *ACM Trans. Graph.*, 26(3), 2007.



(a) Erreurs de reprojection sans ajustement du maillages aux silhouettes originales

(b) Erreurs de reprojection avec ajustement du maillage aux silhouettes originales.

FIG. 7 – Erreur de re-projection dans les 7 points de vue de la séquence pop

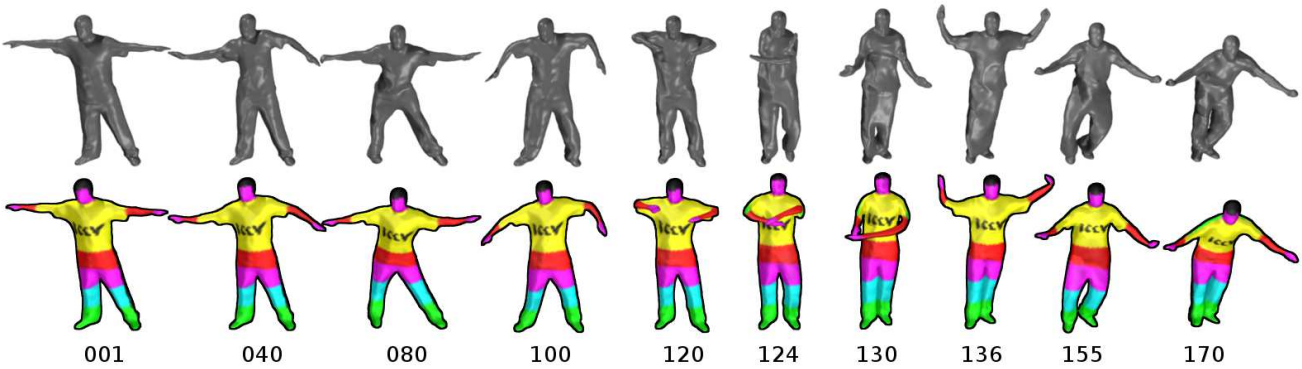


FIG. 8 – Des changements de topologie importants interviennent à l'image 130 et créent des ambiguïtés qui gênent le suivi. Celui-ci reprend toutefois correctement a l'image 136.

[5] Derek Bradley, Tiberiu Popa, Alla Sheffer, Wolfgang Heidrich, and Tamy Boubekeur. Markerless garment capture. In *ACM SIGGRAPH*, New York, NY, USA, 2008. ACM.

[6] Y. Chen and G. Medioni. Object modeling by registration of multiple range images. In *ICRA*, 1991.

[7] Edilson de Aguiar, Carsten Stoll, Christian Theobalt, Naveed Ahmed, Hans P. Seidel, and Sebastian Thrun. Performance capture from sparse multi-view video. *ACM Trans. Graph.*, 27(3), 2008.

[8] D. DeCarlo and D. Metaxas. Optical flow constraints on deformable models with applications to face tracking. *IJCV*, 38(2), 2000.

[9] Jacques Feldmar and Nicholas Ayache. Rigid, affine and locally affine registration of free-form surfaces. *IJCV*, 18(18), 1996.

[10] D. Gavrila and L. Davis. 3-D model-based tracking of humans in action : a multi-view approach . In *CVPR*, 1996.

[11] Masaki Hilaga, Yoshihisa Shinagawa, Taku Kohmura, and Tosiyasu L. Kunii. Topology matching for fully automatic similarity estimation of 3d shapes. In *ACM SIGGRAPH*, New York, NY, USA, 2001.

[12] I. Kakadiaris and D. Metaxas. Model-based estimation of 3d human motion. *PAMI*, 22(12), december 2000.

[13] David G. Low. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *IJCV*, 60(2), 2004.

[14] M. Salzmann, J.Pilet, S.Ilic, and P.Fua. Surface deformation models for non-rigid 3–d shape recovery. *PAMI*, 29, 2007.

[15] S. M. Seitz, B. Curless, J. Diebel, D. Scharstein, and R. Szeliski. A comparison and evaluation of multi-view stereo reconstruction algorithms. In *CVPR*, 2006.

[16] Olga Sorkine and Marc Alexa. As-rigid-as-possible surface modeling. In *Proceedings of Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing*, 2007.

[17] J. Starck and A. Hilton. Correspondence labelling for wide-timeframe free-form surface matching. In *ICCV*, 2007.

[18] J. Starck and A. Hilton. Surface capture for performance based animation. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 27(3), 2007.

[19] Kiran Varanasi, Andrei Zaharescu, Edmond Boyer, and Radu P. Horaud. Temporal surface tracking using mesh evolution. In *ECCV*, 2008.

[20] Daniel Vlasic, Ilya Baran, Wojciech Matusik, and Jovan Popović. Articulated mesh animation from multi-view silhouettes. In *ACM SIGGRAPH*, 2008.