HAL open science

Modèles progressifs de forme

Antoine Letouzey, Edmond Boyer

▶ **To cite this version:**

Antoine Letouzey, Edmond Boyer. Modèles progressifs de forme. CORESA - COmpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels - 2012, Mohamed Daoudi, May 2012, Lille, France. hal-00683549

HAL Id: hal-00683549

https://inria.hal.science/hal-00683549v1

Submitted on 25 May 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.

Modèles progressifs de forme

A. Letouzey[1] E. Boyer[1]

[1] INRIA Grenoble Rhône-Alpes

Laboratoire Jean Kuntzmann

{antoine.letouzey, edmond.boyer}@inria.fr

Résumé

Dans cet article nous abordons un problème récurrent des systèmes d'acquisition 4D : l'apprentissage de la topologie d'une scène déformable à partir d'une séquence temporelle de maillages. Il s'agit d'une étape fondamentale dans le traitement de scènes naturelles et dynamiques. Tandis que de nombreux travaux ont été menés pour la reconstruction de scènes statiques, assez peu considèrent le cas de scènes dynamiques dont la topologie évolue. Dans cette situation, l'observation à un seul instant de temps n'est souvent pas suffisante pour inférer l'information complète de topologie de la scène observée. Les indices sur la forme doivent être accumulés sur une séquence temporelle afin d'acquérir une information aussi complète que possible sur la topologie de la scène. Cela permet l'apprentissage d'un modèle cohérent spatialement et temporellement. À notre connaissance il s'agit d'un problème nouveau pour lequel aucune solution formelle n'a été proposée. Nous formulons une approche basée sur l'hypothèse que les objets composant la scène observée possèdent une topologie fixe. En se basant sur cette hypothèse nous pouvons progressivement apprendre la topologie d'une scène dynamique à partir d'observations temporelles.

Mots clés

Maillage, Topologie, Forme, Données 4D.

1 Contexte et motivations

À moins de disposer *a priori* d'informations fiables et complètes sur la forme de la scène, par exemple un modèle obtenu avec un scanner laser [1, 2], un système d'acquisition 4D produit une séquence temporelle de modèles 3D sous la forme de maillages dont la connectivité, et potentiellement la topologie, diffèrent. Un problème clé dans le processus d'acquisition est d'obtenir un modèle qui soit cohérent avec toutes les observations, permettant ainsi le suivi d'objets ou des applications basées sur les mouvements.

Dans le cas général, il est souvent impossible de supposer qu'un tel modèle existe pour des scènes dynamiques dans la mesure où elles peuvent être composées de divers objets distincts qui interragissent. De plus, même un unique objet peut être difficile à modéliser *a priori* à l'aide d'un système d'acquisition statique. Par ailleurs, considérer une des trames de la séquence sélectionnée à la main comme modèle de référence, comme par exemple [3], ne résout pas le problème. En effet, il est assez rare qu'une trame seule contienne la totalité de l'information topologique d'une scène ou même d'un objet (voir figure 1). Dans cet article nous considérons tous ces points et proposons une méthode à la fois simple et efficace qui permet d'accumuler l'information de topologie contenue dans une séquence de maillages 3D et qui apprend progressivement un modèle de la scène observée.

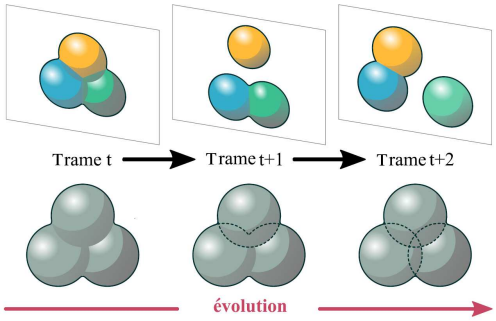


Figure 1 – *Séquence temporelle d'observations de trois objets distincts et l'évolution associée du modèle. Aucune des trames en entrée ne dévoile la vraie topologie.*

Récemment, de nombreux efforts se sont portés sur le problème de la modélisation précise de la géométrie d'un modèle à partir d'un ensemble statique d'images [4] ou sur le suivi d'objets à partir de plusieurs flux vidéos et d'un modèle de référence fourni, [5, 2, 3], ou encore la mise en correspondance de formes, [6], avec ou sans changements de topologie, [7]. Des travaux plus récents permettent d'améliorer des modèles de formes en utilisant des séquences d'observations temporelles, par exemple [8]. Néanmoins le problème de la construction d'un modèle de forme cohérent pour des observations temporelles où des changements de topologie interviennent est toujours ouvert.

Dans le but d'aprendre et suivre un modèle de référence à partir d'une séquence temporelle de maillages 3D, nous introduisons les *modèles progressifs de forme*. Basés sur une stratégie d'apprentissage, ces modèles évoluent à la fois en terme de topologie mais aussi de géométrie tout au long de la séquence. Dans cet article, la topologie fait référence aux propriétés telles que le nombre d'objets et les trous présents dans ces objets ; la géométrie, quant-à elle, fait réfé-

rence à la position dans l'espace des points qui composent ces objets. La méthode d'estimation proposée alterne entre l'évolution du modèle de référence pour la topologie et le suivi de forme pour la géométrie. Nous faisons l'hypothèse que la quantité d'information topologique contenue dans le modèle progressif de forme ne peut qu'augmenter au fil de son apparition dans les observations successives de la séquence. Cette hypothèse est basée sur le fait que dans un contexte réél, la plupart des objets ont une topologie fixe qui est préservée lors des déformations. Ainsi notre modèle d'évolution ne permet pas la fusion de deux objets distincts, cela reviendrait à diminuer la quantité d'information. Cette augmentation constante est modérée par un facteur de résistance au bruit qui empêche d'inclure dans le modèle des informations certes nouvelles, mais erronnées.
Cet article se présente comme suit : pour commencer, nous faisons un état de l'art dans la partie 2, puis notre approche est détaillée dans la partie 3. Nous présentons les résultats obtenus lors de nos expérimentations dans la partie 4 avant de conclure dans la partie 5.

2 État de l'art

Dans le passé, plusieurs travaux ont considéré l'estimation des évolutions de formes d'objets à travers l'étude de séquences temporelles de données telles que des images couleur et des cartes de profondeur. Ces approches peuvent être classées par rapport à la quantité d'informations préalables dont elles ont besoin. Premièrement, plusieurs méthodes supposent un modèle déjà connu de la scène, sous la forme d'une surface ou d'un volume tel que dans [2, 9, 10]. D'autres remplacent ce modèle de forme par un modèle de structure tel qu'un squelette articulé [5]. Bien que ces approches peuvent se contenter d'observations partielles, une telle connaissance *a priori* du modèle est souvent une contrainte impossible à satisfaire. Une autre méthode est de considérer une des trames de la séquence séléctionnée par l'utilisateur comme le modèle. C'est le cas dans [3]. Bien que cette hypothèse puisse apporter une solution convenable, au prix d'un effort suplémentaire de l'utilisateur, il n'existe aucune garantie quant à la cohérence spatiale et temporelle du modèle choisi. De plus, il est fort probable qu'aucune trame en particulier ne contiennent toute l'information de forme et de topologie de la scène considérée. Dans cet article, nous proposons une méthode qui répond à toutes ces limitations.
D'autres méthodes ont été proposées qui nécessitent moins de connaissance *a priori* sur la scène. Par exemple [11] met en correspondances de manière globale une séquence de nuages de points en faisant l'hypothèse de champs de déplacements lisses et d'un échantillonnage temporel et spatial dense. [12] met aussi en correspondance une séquence de nuages de points représentant des objets déformables en faisant l'hypothèse que ces derniers présentent des structures de squelettes qui sont cohérentes dans le temps et qui peuvent ainsi être alignées. Ces deux approches répondent au problème de la mise en correspondance temporelle, mais elles font l'hypothèse implicite que la topologie des observations est constante. Dans [13] et [14], les informations sont accumulées dans une fenêtre temporelle dans le but d'améliorer la reconstruction statique de chaque trame. Bien que ces approches améliorent la reconstruction individuelle de chaque trame, elles ne permettent pas d'apprendre un modèle global de la scène.
Plus proche des travaux présentés dans cet article, il existe quelques approches qui proposent d'apprendre un modèle de forme en se basant sur des évolutions temporelles. Par exemple, [15] introduit l'estimation jointe des déformations et de la forme d'une scène. [8] propose une stratégie hiérarchique intéressante qui améliore progressivement un modèle de forme en accumulant des informations géométriques basées sur des différences trame-à-trame. Bien qu'elles autorisent des changements de topologie du modèle, ces deux approches sont principalement adaptées pour combler des trous dans le modèle issu des données incomplètes. À l'inverse nous considérons en entrée, des données de formes complètes.
La contribution de la méthode présentée ici, par rapport aux approches citées, est double. Premièrement, nous introduisons la notion de modèle progressif de forme qui construit de manière incrémentale un modèle d'une scène dynamique. La seconde contribution est une méthode d'amélioration de modèle basée sur une formulation théorique cohérente du traitement des changements de topologie observés dans les données.

3 Apprentissage d'un modèle

3.1 Principes généraux et hypothèse

L'objectif est d'estimer à la fois la géométrie et la topologie des objets qui composent une scène dynamique. Notre approche considère comme données d'entrée une séquence temporelle de n maillages triangulaires incohérents et estime un modèle de la scène cohérent, spatialement et temporellement. Ce modèle final est lui aussi sous la forme d'un maillage triangulaire. Le modèle progressif de forme est initialisé à l'aide de la première observation disponible, il est ensuite déformé et augmenté séquentiellement au fil des observations. À chaque nouvelle trame, la méthode que nous proposons fait évoluer le modèle pour qu'il s'aligne spatialement aux observations courantes tout en y incluant d'éventuelles informations topologiques nouvelles. Il est intéressant de remarquer que la topologie finale de notre modèle progressif est la meilleure possible mais pas forcément la *vraie* ; à moins que toute l'information ne soit contenue dans les observations traitées.

En utilisant une formulation ensembliste, le problème s'exprime comme suit. Soit $M_t = \{e_j\}$ l'ensemble des éléments distincts observables à l'instant t (voir figure 2). Les données en entrée ne sont pas toujours parfaites. Pour cette raison nous mettons en place un filtrage qui consiste à ne prendre en compte les nouvelles informations que si elles sont visibles sur k (paramètre modifiable) trames suc-

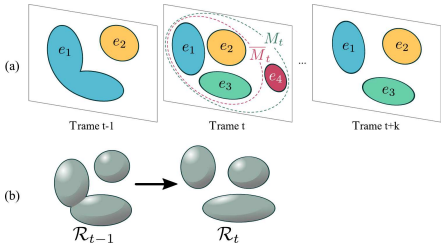


Figure 2 – *Evolution séquentielle du modèle progressif. (a) Objets distincts observés sur plusieures trames, qui présentent une donnée erronée à l'instant t. (b) Évolution correspondante du modèle $\mathcal{R}$.*

cessives. Ainsi,

$$\overline{M}_t = \{e_j \mid e_j \in \bigcap_{i=0}^{k} M_{t+i}\}, \tag{1}$$

est l'ensemble des éléments géométriques distincts à l'instant t. Soit $\mathcal{R}_n$ l'ensemble des éléments géométriques dans le modèle de référence à l'instant n. En suivant notre hypothèse que les objets de la scène observée ont une topologie fixe, nous déduisons que le modèle progressif de la scène doit inclure tous les éléments valides qui apparaissent dans les observations successives. Ainsi nous pouvons écrire :

$$R_n = \bigcup_{i=1}^{n} \overline{M}_i = R_{n-1} \bigcup \overline{M}_n \,. \tag{2}$$

La figure 2 montre l'identification de deux nouveaux éléments e_3 et e_4. Le premier vient améliorer le modèle et le second est associé à du bruit.
La modélisation progressive d'un modèle se fait en quatre étapes qui sont répétées à chaque nouvelle trame. Chacune de ces étapes sera ensuite détaillée dans une section spécifique. La figure 3 montre l'enchainement de ces étapes.

1. Les différents composants du maillage observé dans la nouvelle trame sont mis en correspondance avec le modèle progressif courant (3.2).
2. Les nouvelles informations topologiques sont détectées comme des faces internes du maillage précédement déformé (3.3).
3. Le maillage de la trame courante déformé et sans face interne est aligné avec précision sur le modèle courant (3.4).
4. Les nouvelles informations topologiques, c'est-à-dire les faces internes, sont ajoutées au modèle courant qui est ainsi mis à jour (3.5).

Dans la suite, nous déroulons la méthode sur une unique itération et nommons le maillage observé à l'observation courante et le modèle progressif courant respectivement $\mathcal{M}$ et $\mathcal{R}$.

3.2 Mise en correspondance

La première étape de notre méthode consiste à mettre en correspondance les nouvelles observations $\mathcal{M}$ avec la version courante du modèle progressif $\mathcal{R}$. Cette étape permet d'identifier les différences de topologie entre le modèle et les observations. La difficulté principale vient du fait que les deux maillages présentent des différences de connectivités et peut-être des nombres de composantes connexes différents. Nous formulons la mise en correspondance comme un problème d'optimisation où la distance entre la déformation de $\mathcal{M}$ et le modèle courant est minimisée tout en forçant la fonction de déformation de la surface à être localement lisse.

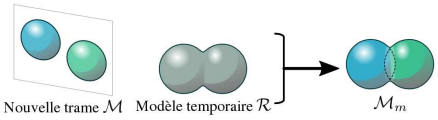


Figure 4 – *Mise en correspondance : la nouvelle observation $\mathcal{M}$ est mise en correspondance avec le modèle progressif courant $\mathcal{R}$. Le résultat est une version déformée $\mathcal{M}_m$ de $\mathcal{M}$ qui est alignée sur $\mathcal{R}$.*

En appelant Θ les paramètres de la déformation, c'est-à-dire les déplacements de chaque sommet du maillage, l'optimisation consiste à maximiser la log-vraissemblance de la distribution de la probabilité jointe des observations $\mathcal{M}$, du modèle $\mathcal{R}$ et des paramètres de déformation Θ :

$$\arg\max_{\Theta} \quad \ln P(\mathcal{M}, \mathcal{R} \mid \Theta) P(\Theta) \,. \tag{3}$$

Plusieurs approches peuvent être considérées pour cette étape. Par exemple, Popa *et al.* [8] utilisent une méthode basée sur le flot optique. Néanmoins, le flot optique est mal adapté aux grandes déformations. Nous nous sommes donc orientés vers une approche purement géométrique proposée par Cagniart *et al.* [3]. Par la mise en oeuvre d'un cadre probabiliste, cette méthode peut gérer efficacement plusieurs objets et leurs déformations ainsi que les données manquantes. Nous en utilisons une version simplifiée dans notre approche qui permet de mettre en correspondance les nouvelles observations $\mathcal{M}$ avec la version courante du modèle progressif $\mathcal{R}$, comme explicité dans la figure 4. Nous obtenons ainsi $\mathcal{M}_m$, une version déformée de $\mathcal{M}$.

3.3 Détection des changements de topologie

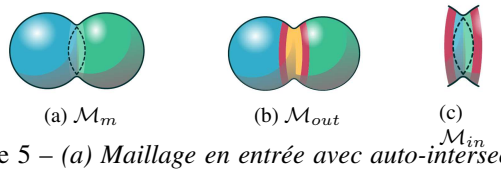


Figure 5 – *(a) Maillage en entrée avec auto-intersections dûes à une évolution de topologie. (b) Suppression des auto-intersections - en rouge : sommets où les coupures ont lieu, en orange : nouvelle géométrie ajoutée à $\mathcal{M}_m$. (c) La partie* intérieure *$\mathcal{M}_{in}$. Les sommets en rouges de (b) et (c) sont communs à $\mathcal{M}_{out}$ et $\mathcal{M}_{in}$.*

Une fois la nouvelle observation mise en correspondance avec le modèle courant, l'étape suivante consiste à detecter les changements de topologie contenus dans $\mathcal{M}_m$ qui permettront d'améliorer $\mathcal{R}$. Dans le cas de formes compactes, ces changements topologiques peuvent être de

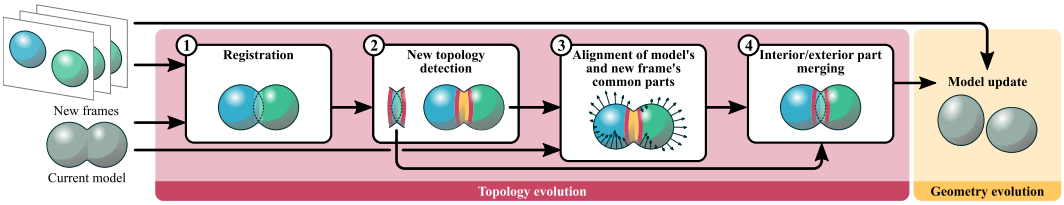


Figure 3 – *Vue globale du déroulement de la méthode.*

quatre types : *séparation*, *fusion*, *création* et *disparition d'un trou*. Comme mentioné précédemment, nous faisons l'hypothèse que les différents objets de la scène ont une topologie fixe. Ceci implique que nous pouvons observer une création de trou ou une séparation dans le modèle progressif. Les autres cas ne peuvent pas avoir lieu puisqu'ils impliquent un changement dans la topologie des objets de la scène. Le cas de nouveaux objets entrant dans la scène est trivialement géré par la détection des composantes connexes des maillages venant des observations.
Les autres changements de topologie sont détectés lorsque des auto-intersections sont présentes dans le maillage mis en correspondance $\mathcal{M}_m$. Les facettes marquées comme appartenant à l'intérieur de $\mathcal{M}_m$ sont considérées comme des parties manquantes du modèle progressif $\mathcal{R}$. Nous nous basons sur le travail de Zaharescu *et al.* [16]. Cette approche identifie la partie *extérieure* d'un maillage contenant des auto-intersections et produit une surface qui représente cette partie du maillage d'entrée (voir figure 5b). La principale caractéristique de cette méthode est qu'elle préserve la géométrie du maillage et n'en modifie que sa connectivité. En appliquant cette méthode sur $\mathcal{M}_m$, nous obtenons $\mathcal{M}_{out}$: un maillage fermé ayant la même géométrie que le modèle $\mathcal{R}$. Nous calculons aussi la partie intérieure $\mathcal{M}_{in}$ telle que $\mathcal{M}_m \setminus \mathcal{M}_{out}$. Durant ce processus, nous procédons aussi au marquage des sommets du maillage où les coupures ont lieu (voir figure 5). Si aucune auto-intersection n'est apparue dans $\mathcal{M}_m$, le modèle progressif $\mathcal{R}$ reste inchangé et le processus s'arrête ici.
En sortie de cette étape, nous disposons donc de deux maillages. $\mathcal{M}_{out}$ une version re-maillée de l'extérieur de $\mathcal{M}_m$ et $\mathcal{M}_{in}$, l'ensemble des facettes internes ou partiellement internes de $\mathcal{M}_m$.

3.4 Alignement précis

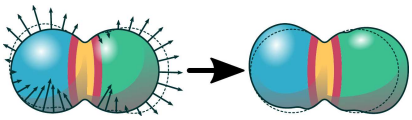


Figure 6 – *Alignement précis de $\mathcal{M}_{out}$ sur la forme courante du modèle progressif.*

La troisième étape de la méthode proposée consiste à aligner précisement $\mathcal{M}_{out}$ sur le modèle courant $\mathcal{R}$. Ceci dans le but d'incorporer $\mathcal{M}_{in}$ à $\mathcal{R}$ lors de l'étape suivante. À la suite des opérations précédentes, $\mathcal{M}_{out}$ est équivalent topologiquement à $\mathcal{R}$. Ainsi nous appliquons une méthode de déformation où chacun des sommets de $\mathcal{M}_{out}$ est déplacé vers la surface $\mathcal{R}$. Plus précisément, à chaque itération, les sommets sont déplacés le long de leur normale en utilisant le vecteur de déplacement $\mathbf{d}$ suivant, calculé en chaque sommet p de $\mathcal{M}_{out}$:

$$\mathbf{d}_p = \gamma^{\mathcal{R}}(p)\, N(p)\,, \tag{4}$$

où $N(p)$ est la normale à $\mathcal{M}_{out}$ au sommet p et $\gamma^{\mathcal{R}}()$ une fonction de distance signée vers $\mathcal{R}$. Lors de ce processus de déformation, les sommets marqués lors de l'étape précédente comme formant les frontières entre intérieur et extérieur (en rouge et orange sur la figure 6) ne sont pas déplacés pour deux raisons. La première est que, par nature, ces points n'appartiennent pas au modèle progressif $\mathcal{R}$ et en tant que tel ne doivent pas participer au processus de déformation. La seconde est qu'ils correspondent à une partie des observations qui ne doit pas être modifiée puisqu'elle est commune à $\mathcal{M}_{in}$ et $\mathcal{M}_{out}$ et qui sera utilisée dans l'étape suivante pour fusionner les parties internes et externes du maillage.

3.5 Mise à jour du modèle progressif

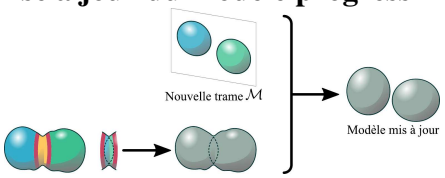


Figure 7 – *Mise à jour du modèle : fusion de la version déformée de $\mathcal{M}_{out}$ et de $\mathcal{M}_{in}$ suivie d'une mise en correspondance avec les dernières observations.*

À ce stade, nous disposons de deux maillages. $\mathcal{M}_{in}$ et $\mathcal{M}_{out}$. Ce dernier est géométriquement équivalent à $\mathcal{R}$ mais il contient en plus une information de localité concernant les endroits où les coupures ont eu lieu lors de l'étape présentée dans la section 3.3. L'étape finale de la méthode fusionne ces deux maillages. Ce processus est facilité par la correspondance bijective entre les sommets jonctions entre $\mathcal{M}_{in}$ et $\mathcal{M}_{out}$. Lors de cette étape, les facettes créées sur $\mathcal{M}_{out}$ (en orange sur la figure 7) sont supprimées et les sommets communs à $\mathcal{M}_{in}$ et $\mathcal{M}_{out}$ (en rouge sur la figure 7) sont fusionnés.
Le maillage ainsi obtenu contient à la fois les informations accumulées sur toutes les trames précédentes par le modèle progressif $\mathcal{R}$ et les nouvelles informations apportées par la dernière observation $\mathcal{M}$. Le modèle $\mathcal{R}$ est donc remplacé par ce nouveau maillage. Avant de traiter la trame suivante de la séquence, le nouveau modèle progressif est déformé pour être mis en correspondance avec les observations de la trame traitée. Pour cela nous faisons usage de la même méthode de mise en correspondance que celle présentée dans

la section 3.2.
En suivant ces étapes, à la fin du déroulement de notre méthode, nous sommes en disposition d'un modèle dont la topologie est cohérente avec toutes les observations précédentes et dont la géométrie est alignée sur la dernière trame traitée.

3.6 Notes d'implémentation

Durant l'étape d'alignement précis entre $\mathcal{M}_{out}$ et $\mathcal{R}$ (voir section 3.4), une partie du maillage $\mathcal{M}_{out}$ est préservée des déformations (les parties en rouge et jaune sur la figure 6). Afin d'éviter les transitions abruptes entre les zones qui sont sujettes aux déformations et celles qui ne le sont pas, nous étendons la contrainte de non-déformation en définissant une zone de transition graduelle. Pour cela, le N-voisinage des sommets contraints est marqué comme appartenant à la zone de transition. Le déplacement final des sommets de cette zones est pondéré par leur éloignement à la jointure.

4 Évaluations

4.1 Données de synthèse : sphères

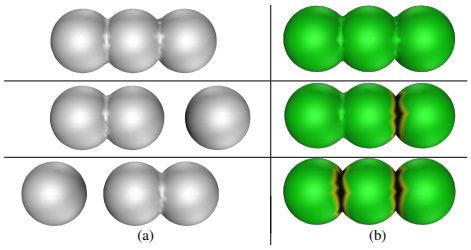


Figure 8 – *(a) Maillages en entrée de notre méthode. (b) Évolution associée du modèle progressif.*

Dans le but de démontrer la capacité de notre méthode à produire un modèle de scène qui est de meilleure qualité que chacune des trames prise individuellement, nous avons généré une simple séquence de trois trames où trois sphères s'intersectent les unes avec les autres. La figure 8a montre les trois maillages générés dans le cadre de cette séquence. Aucune des données en entrée ne contient l'ensemble de l'information topologique de la scène. Cette dernière est dispersée dans la séquence. La figure 8b montre l'évolution du modèle progressif au fur et à mesure que les trames sont traitées. La méthode proposée fait converger graduellement le modèle progressif vers la vraie forme de la scène et l'information de topologie est correctement accumulée à chaque nouvelle trame traitée. Le dernier modèle produit contient bien trois sphères complètes et indépendantes. Les parties vertes de la surface du modèle représentent les zones communes à deux versions successives du modèle. Les zones noires correspondent à la géométrie ajoutée au modèle précédent, c'est-à-dire les frontières physiques entre les objets détéctées lors du traitement de la trame courante. Les anneaux jaunes entourant les zones noires correspondent aux N-voisinages des zones de coupure où les sommets sont protégés lors de l'étape d'alignement précis, comme spécifié dans la partie 3.6. Ce code couleur sera le

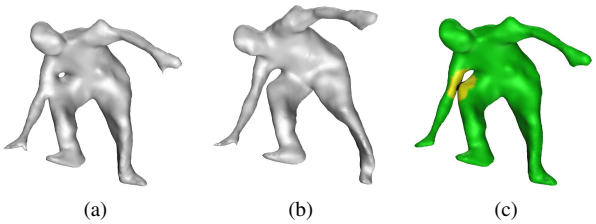


Figure 9 – Flashkick *(a) Première trame et forme initiale du modèle progressif. (b) Une trame suivante présentant un changement de topologie. (c) Évolution associée du modèle, aligné sur la première trame.*

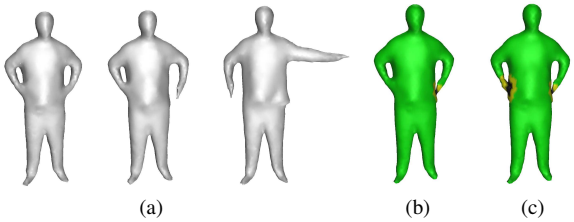


Figure 10 – *INRIA-homme (a)-1 Premier maillage et initialisation du modèle. (a)-2 et (a)-3 les maillages présentant des changements de topologie. (b) et (c) les évolutions respectives du modèle alignées sur la première trame.*

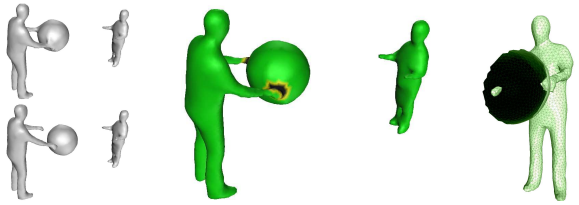
même pour tous les résultats présentés dans cette partie. Pour ce jeu de données, nous avons utilisé un N-voisinage de taille 1.

4.2 Données réelles

Séquence Flashkick. La première séquence de données réelles traitée est la séquence *Flashkick* de l'université de Surey [17]. Les maillages disponibles sont le résultat d'une reconstruction basée sur les enveloppes visuelles. Ils présentent un grand nombre d'artefacts topologiques caractéristiques de ces approches. Les figures 9a et 9b montrent deux trames successives issues de cette séquence. Le modèle a été initialisé avec la trame (a). La figure 9c montre l'évolution du modèle progressif associée au traitement de la trame (b), alignée sur la première trame. Nous pouvons remarquer que le coude et le genou sont correctement disjoints. La taille de la zone de transition de déformation (en jaune) a été fixée à 4 (4-voisinage) pour cette séquence.

Séquence INRIA-Homme. La seconde séquence de données réelles présentée ici montre un homme debout déplaçant ses mains de ses hanches à sa tête. Cette séquence de maillages a été reconstruite à partir d'un système multi-caméra de 32 capteurs, conduisant à des maillages plus précis que ceux de la séquence précédente. Néanmoins la topologie de ces données d'entrée n'est toujours pas convaincante lorsque des contacts ont lieu. La figure 10a présente la première trame de la séquence, aussi utilisée comme initialisation du modèle progressif, côte-à-côte avec deux trames de la suite de la séquence, respectivement les trames numéro 37 et 69. Ces deux dernières sont mises en avant car elles présentent des changements de topologie. Comme illustré dans les figures 10b et 10c, notre méthode parvient à faire évoluer séquentiellement le modèle progressif pour

construire un maillage qui soit cohérent à la fois spatialement et temporellement. Dans le cas de cette séquence, la taille de la zone de transition des déformations autour des coupures a été fixée à 2.



(a) (b) (c)

Figure 11 – *INRIA-ballon (a) Deux trames successives issues de la séquence, la première servant d'initialisation. (b) Évolution du modèle. (c) Vue interne du ballon, cette vue montre clairement que les deux mains ont étés correctement détachées de la balle.*

Séquence INRIA-ballon. La dernière séquence de test présentée montre un homme et un enfant jouant avec une balle. Les maillages de cette séquence sont des enveloppes visuelles issues d'un système disposant de 16 caméras. Il s'agit d'une scène assez complexe contenant 3 objets déformables distincts qui interagissent. La figure 11a montre deux trames successives de la séquence, la première étant utilisée pour initialiser le modèle progressif. Les figures 11b et 11c montrent que les deux mains de l'homme ont correctement été détachées de la balle dans la nouvelle version du modèle progressif. Cet exemple démontre la capacité de notre approche à gérer plusieurs changements de topologie en une seule passe. Pour cette séquence, la taille de la zone de transition des déformations a été fixée à 1.

4.3 Evaluation quantitative

Nous avons pratiqué une évaluation quantitative de nos résultats en utilisant la distance de Hausdorff. Nous avons calculé la distance entre la forme finale du modèle progressif et les données en entrée et à la vérité terrain quand cela est possible. Pour le cas des données de synthèse, ces distances sont de 0,00341 et 0,00319 respectivement. Pour les trois séquences réelles, les distances aux observations sont 0,00068 pour *Flashkick*, 0,00055 pour INRIA-homme et 0,00053 pour INRIA-ballon. Les nombres donnés sont normalisés par la diagonale de la boîte englobante des maillages. Les résultats obtenus sont très satisfaisants car proches de zéro. Il est aussi important de noter que dans le cas des données de synthèse, le modèle obtenu est plus proche de la vérité que des observations. Ceci démontre l'efficacité de notre méthode et sa capacité à accumuler de l'information sur des données incomplètes pour se rapprocher au plus près de la vraie forme de la scène.

5 Conclusion et discussion

Cet article introduit la notion de modèle progressif de forme. Basée sur l'hypothèse que les différents objets d'une scène ont une topologie fixe, notre méthode permet d'apprendre à la fois la forme en mouvement et la topologie des objets à partir d'une séquence temporelle d'observations. Notre méthode ne repose que sur des informations géométriques. Pourtant la plupart des séquences obtenues à l'aide d'un système multi-caméra donnent accès à une information photométrique. Nous pensons que notre approche pourrait bénéficier de l'utilisation de cette source d'information, soit lors de l'étape de mise en correspondance 3.2, soit pendant la phase d'alignement précis 3.4. Il doit être possible de combiner l'information géométrique et photométrique pour accumuler de l'information à haut niveau sur la topologie mais aussi à plus bas niveau sur les détails de la surface.

Références

[1] D. Anguelov, P. Srinivasan, D. Koller, S. Thrun, J. Rodgers, et J. Davis. Scape : Shape completion and animation of people. *ACM Trans. Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, 2005.

[2] E. de Aguiar, C. Stoll, C. Theobalt, N. Ahmed, H.-P. Seidel, et S. Thrun. Performance Capture from Sparse Multi-view Video. *ACM Trans. Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, 2008.

[3] C. Cagniart, E. Boyer, et S. Ilic. Probabilistic Deformable Surface Tracking From Multiple Videos. *IEE ECCV*, 2010.

[4] S. Seitz, B. Curless, J. Diebel, D. Scharstein, et R. Szeliski. A Comparison and Evaluation of Multi-View Stereo Reconstruction Algorithms. Dans *IEEE CVPR*, 2006.

[5] D. Vlasic, I. Baran, W. Matusik, et J. Popović. Articulated Mesh Animation from Multi-view Silhouettes. *ACM Trans. Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, 2008.

[6] M. M. Bronstein, A. M.and Bronstein et R. Kimmel. Calculus of non-Rigid Surfaces for Geometry and Texture Manipulation. *IEEE TVCG*, 2007.

[7] A. Sharma, R. Horaud, J. Cech, et E. Boyer. Topologically-Robust 3D Shape Matching Based on Diffusion Geometry and Seed Growing. Dans *IEEE CVPR*, 2011.

[8] T. Popa, I. South-Dickinson, D. Bradley, A. Sheffer, et W. Heidrich. Globally Consistent Space-Time Reconstruction. *Computer Graphics Forum*, 2010.

[9] Y. Furukawa et J. Ponce. Dense 3D Motion Capture for Human Faces. *IEEE CVPR*, 2009.

[10] H. Li, B. Adams, L. J. Guibas, et M. Pauly. Robust Single-view Geometry and Motion Reconstruction. *ACM Trans. Graphics (Proc. SIGGRAPH Asia)*, 2009.

[11] N. J. Mitra, S. Flöry, M. Ovsjanikov, N. Gelfand, L. Guibas, et H. Pottmann. Dynamic geometry registration. SGP'07, 2007.

[12] Q. Zheng, A. Sharf, A. Tagliasacchi, B. Chen, H. Zhang, A. Sheffer, et D. Cohen-Or. Consensus Skeleton for Non-rigid Space-time Registration. *Computer Graphics Forum*, 2010.

[13] A. Sharf, D. A. Alcantara, T. Lewiner, C. Greif, A. Sheffer, N. Amenta, et D. Cohen-Or. Space-Time Surface Reconstruction using Incompressible Flow. *ACM Trans. Graphics (Proc. SIGGRAPH Asia)*, 2008.

[14] H. Li, L. Luo, D. Vlasic, P. Peers, J. Popoviĉ, M. Pauly, et S. Rusinkiewcz. Temporally Coherent Completion of Dynamic Shapes. *ACM Trans. Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, 2011.

[15] M. Wand, P. Jenke, Q. Huang, M. Bokeloh, L. Guibas, et A. Schilling. Reconstruction of deforming geometry from time-varying point clouds. SGP'07, 2007.

[16] A. Zaharescu, E. Boyer, et R. Horaud. Topology-Adaptive Mesh Deformation for Surface Evolution, Morphing, and Multi-View Reconstruction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011.

[17] J. Starck et A. Hilton. Surface Capture for Performance-Based Animation. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2007.