

Gestion des auto-occultations pour l'augmentation d'une surface déformable

V. Gay-Bellile^{1,2}

A. Bartoli¹

P. Sayd²

¹ LASMEA, UMR 6602 CNRS/UBP, Clermont-Ferrand

² LCEI, CEA LIST, Saclay

Vincent.Gay-Bellile@univ-bpclermont.fr

Résumé

L'augmentation d'images contenant une surface déformable est un problème étudié depuis peu. La surface est habituellement supposée ne pas s'auto-occulter. En effet, l'estimation d'une fonction de déformation en présence d'auto-occultations s'avère complexe.

Cette article propose un algorithme d'alignement d'images avec une stratégie pour traiter les auto-occultations. L'idée principale est de forcer la fonction de déformation à se compresser dans les régions auto-occultées. Ces dernières sont détectées grâce à cette propriété de compression.

Les résultats expérimentaux effectués sur des séquences difficiles montrent que notre approche aligne précisément des images contenant une surface auto-occultée, tout en détectant les régions auto-occultées.

Mots clefs

Auto-occultation, alignement direct, réalité augmentée.

1 Introduction

L'alignement d'images d'une surface déformable est un domaine de recherche important pour de nombreuses applications, notamment en réalité augmentée. C'est un problème difficile car l'apparence de la surface dans l'image varie sous l'effet de plusieurs phénomènes tels que le déplacement de la caméra, les déformations de la surface, les changements d'illumination, les occultations externes et les auto-occultations. Cette article traite plus particulièrement du problème des auto-occultations. Ces dernières apparaissent lorsque la surface est pliée de telle manière qu'une partie en occulte une autre. Ce problème est naturellement modélisé en 3D. Cependant, l'estimation de la surface 3D, de ses déformations ainsi que du déplacement de la caméra à partir d'une vidéo prise par une seule caméra est intrinsèquement mal posée. Il est possible d'utiliser de l'information a priori pour rendre le problème moins ambigu [2]. Il est néanmoins courant d'éviter l'emploi d'un modèle 3D : un modèle de déformation 2D est alors utilisé [1, 3, 6]. Les travaux précédents sur l'alignement d'images utilisant des modèles 2D traitent les auto-occultations et les occultations externes par des méthodes robustes, par exemple la règle

X84. Elles permettent de limiter l'influence des données erronées lors de l'estimation de la fonction de déformation. Cette approche s'applique bien aux occultations externes mais n'est pas adaptée dans le cas des auto-occultations, comme le montre la figure 1. Elles doivent être traitées de manière spécifique.

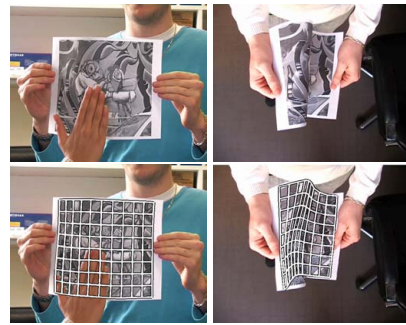


Figure 1 – **Échec des méthodes classiques sur les auto-occultations extrêmes.** Exemple d'alignement par une méthode classique rejetant les données erronées. (voir section 4 pour plus de détails). A gauche : alignement correct en présence d'une occultation externe. A droite : échec de l'alignement en présence d'une auto-occultation.

L'approche proposée consiste à détecter les auto-occultations en se basant sur le comportement de la fonction de déformation, cette dernière étant contrainte, via une pénalité, à se compresser dans ces régions. Les résultats expérimentaux montrent que l'approche proposée est bien mieux adaptée aux auto-occultations que les méthodes classiques. En effet, elle permet un alignement précis des régions visibles, indispensable notamment pour pouvoir ré-estimer correctement la fonction de déformation lorsque l'auto-occultation se défait. Les régions non visibles sont quant à elles transférées sur la frontière d'auto-occultation. En résumé, la contribution de cet article est une approche spécifique de gestion des auto-occultations ayant pour application l'augmentation de vidéos contenant une surface déformable pouvant s'auto-occulter.

Plan. Les travaux antérieurs sont passés en revue en section 2. Le cadre de détection des auto-occultations est étudié en section 3. En section 4, l’algorithme permettant d’aligner des images contenant une surface déformable auto-occultée est décrit. Les résultats expérimentaux sont présentés en section 5. Pour finir, nous donnons nos conclusions et nous discutons des travaux futurs en section 6.

Notation. Les images cibles sont notées $\mathcal{I}_i$ avec $i = 1, \dots, n$. L’image de référence, par exemple une région d’intérêt sur la première image de la vidéo ne présentant pas d’occultation, est notée $\mathcal{I}_0$. La fonction de déformation $\mathcal{W}$, dépend d’un vecteur de paramètres $\mathbf{u}_i$ associé à l’image $\mathcal{I}_i$ et met en correspondance les points $\mathbf{q}$ de l’image de référence avec ceux des images cibles $\mathbf{q}_i$ tel que $\mathbf{q}_i = \mathcal{W}(\mathbf{q}; \mathbf{u}_i)$. Les indices i seront enlevés dans une grande partie de l’article pour des raisons de clarté. On note $\mathcal{R}$ l’ensemble des pixels d’intérêt. Nous définissons respectivement $\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})$, $\mathbf{E}_l(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})$ et $\mathbf{E}_r(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})$, la dérivée centrée, à gauche et à droite de la fonction de déformation le long de la direction $\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1$, par exemple $\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u}) = \frac{\mathcal{W}(\mathbf{q}+\epsilon\mathbf{d}; \mathbf{u}) - \mathcal{W}(\mathbf{q}-\epsilon\mathbf{d}; \mathbf{u})}{2\epsilon}$ ($\mathbb{S}^1$ est le cercle de rayon unité). Enfin les composantes en x et en y d’un vecteur $\mathbf{v}$ de dimension 2 sont notées $\mathbf{v}^T = (v^x, v^y)$.

2 Travaux antérieurs

L’alignement d’images d’une surface déformable est un domaine de recherche ayant reçu une attention grandissante au cours des dix dernières années. Cependant, les problèmes liés aux auto-occultations ne sont pas explicitement abordés, notamment lorsque un modèle de déformation 2D est utilisé.

Pilet *et al.* [8] proposent un algorithme de détection de surface déformable. Cette approche, basée sur des points d’intérêt, permet d’augmenter des images d’une surface déformable en temps réel. La robustesse de cette méthode aux auto-occultations n’est pas clairement décrite dans l’article, les résultats expérimentaux ne montrant que des exemples légèrement auto-occultés. Une approche basée uniquement sur des primitives ne semble pas être adaptée au problème des auto-occultations extrêmes comme celles présentées sur la figure 5. En effet le nombre de primitives serait probablement insuffisant, notamment aux voisinages de la frontière d’auto-occultation, pour définir correctement la fonction de déformation.

La plupart des méthodes d’alignement directes, comme par exemple [1, 6], ne prennent pas en compte les auto-occultations. Les travaux explorant ce problème utilisent des motifs spécifiques. Lin *et al.* [7] proposent un algorithme extrêmement robuste pour suivre des textures à forme régulière (NRT). Une carte de visibilité est construite en se basant sur les propriétés de ces textures. Cette approche ne peut pas être étendue au cas de textures arbitraires.

Dans [9], une méthode permettant d’augmenter des images d’une surface déformable est proposée. Elle est basée sur des informations de texture et d’ombrage, et donne des

résultats très réalistes. Une texture spécifique est cependant nécessaire pour obtenir un alignement précis en présence de légères auto-occultations.

Lorsqu’un modèle 3D est utilisé, la technique du z-buffer permet de prédire la frontière d’auto-occultation. Ilic *et al.* [5] propose une représentation implicite des surfaces 3D permettant de détecter de manière robuste et précise les frontières d’auto-occultation comme solution d’une équation différentielle ordinaire. Ceci permet d’utiliser les frontières d’occultation pour reconstruire une surface 3D à partir d’une seule image. Cette méthode est bien adaptée lorsque la frontière d’auto-occultation est bien définie dans les images, c’est-à-dire lorsque cette dernière apparaît dans un coin, ce qui n’est pas toujours le cas, comme le montre la figure 5. En résumé, le problème des auto-occultations pour l’alignement 2D d’image contenant une surface déformable reste un problème difficile pour lequel il n’existe pas de solution faisant l’unanimité.

3 Fonction de déformation basée image et auto-occultations

Cette section aborde le problème de la modélisation des auto-occultations.

3.1 Présentation générale

L’approche proposée s’appuie sur trois composantes principales. Tout d’abord, la fonction de déformation est contrainte à ne pas se replier sur elle-même mais plutôt à se compresser dans les régions auto-occultées. Ensuite, en se basant sur cette propriété, le comportement de la fonction de déformation est utilisé pour détecter les pixels auto-occultés. Au final, ces pixels ne sont pas pris en compte dans la fonction de coût afin d’améliorer l’estimation de la fonction de déformation. Cette approche contraste avec les méthodes classiques qui utilisent les données images, par exemple l’intensité lumineuse, afin de rejeter les régions auto-occultées. En d’autres termes, la fonction de déformation est contrainte à être bijective dans les parties visibles et injective dans les régions auto-occultées. Nous décrivons ci-dessous comment contraindre la fonction de déformation à ne pas se replier sur elle-même mais plutôt à se compresser. L’approche proposée pour détecter les auto-occultations conduit à une carte d’auto-occultation. Pour chaque pixel $\mathbf{q}$ de l’image de référence $\mathcal{I}_0$, un label $\mathcal{H}(\mathbf{q}; \mathbf{u})$ est associé : $\mathcal{H}(\mathbf{q}; \mathbf{u}) = 0$ si le pixel $\mathbf{q}$ est occulté par la surface, et $\mathcal{H}(\mathbf{q}; \mathbf{u}) = 1$ sinon.

3.2 Compression de la déformation

Une fonction de déformation régularisée aura plutôt tendance à se replier sur elle-même lorsque l’auto-occultation est extrême. La contrainte de compression de la fonction de déformation est imposée en pénalisant les boucles et les repliements de cette dernière. Ces configurations font que la fonction de déformation n’est plus injective dans les régions auto-occultées comme le montre la figure 3. Elles sont caractérisées par une variation du signe de la dérivée

de la fonction de déformation le long d'une certaine direction. Notons que des fonctions de déformation bijectives dites difféomorphes sont proposées dans [3]. Ce type de fonctions de déformation n'est pas adapté ici puisque la fonction de déformation doit être à la fois bijective dans les parties visibles et injective dans les régions auto-occultées. Notre pénalité est construite à partir de la fonction $\gamma(r)$:

$$\gamma(r) = \begin{cases} 0 & \text{si } r \geq 0 \\ r^2 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Elle est appliquée au produit élément par élément entre la dérivée directionnelle à gauche et à droite de la fonction de déformation évaluée aux points $\mathbf{q}$, et intégrée sur les directions $\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1$.

Ceci permet de pénaliser les points pour lesquels les dérivées à droite et à gauche sont de signe opposé et impose la compression de la fonction de déformation le long des régions auto-occultées. Cette pénalité, appelée "contrainte de compression" (cc), est donnée par :

$$\mathcal{E}_{cc}(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \int_{\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1} \sum_{c \in \{x,y\}} \gamma(\mathbf{E}_l^c(\mathbf{d}, \mathbf{q}, \mathbf{u}) \mathbf{E}_r^c(\mathbf{d}, \mathbf{q}, \mathbf{u})) d\mathbf{d}. \quad (1)$$

En pratique, l'intégrale est discrétisée sur un ensemble $\mathcal{F}$ de 8 directions.

3.3 Détecter les auto-occultations.

Une conséquence liée à la contrainte de compression de la fonction de déformation est qu'il existe, pour chaque point $\mathbf{q}$ auto-occulté, une direction $\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1$ pour laquelle la dérivée partielle de la fonction de déformation s'annule. La carte d'auto-occultation $\mathcal{H}(\mathbf{q}; \mathbf{u})$ peut donc être définie par :

$$\mathcal{H}(\mathbf{q}; \mathbf{u}) = \begin{cases} 0 & \exists \mathbf{d} \in \mathbb{S}^1 \mid \|\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})\|^2 < r \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2)$$

Si $\|\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})\|^2 = 0$ alors les points $\mathcal{W}(\mathbf{q} + \epsilon \mathbf{d}; \mathbf{u})$ et $\mathcal{W}(\mathbf{q} - \epsilon \mathbf{d}; \mathbf{u})$ sont identiques. On fixe la valeur de r légèrement supérieure à 0 (par exemple 0,1) afin de tolérer du bruit sur la fonction de déformation.

En pratique, on remplace la recherche sur $\mathbf{d}$ par le calcul suivant :

$$\sigma_0 = \min_{\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1} \|\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})\|^2.$$

La valeur σ_0 est la valeur minimale du module du gradient de la fonction de déformation $\mathcal{W}$ en $\mathbf{q}$.

Le pixel $\mathbf{q}$ est déclaré comme étant auto-occulté par comparaison de σ_0 avec le seuil r . Soit $\mathcal{J}$ la Jacobienne de $\mathcal{W}$ évaluée en $(\mathbf{q}; \mathbf{u})$, i.e. $\mathcal{J} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \mathcal{W}_x}{\partial x} & \frac{\partial \mathcal{W}_x}{\partial y} \\ \frac{\partial \mathcal{W}_y}{\partial x} & \frac{\partial \mathcal{W}_y}{\partial y} \end{pmatrix}$. On a $\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u}) = \mathcal{J} \mathbf{d}$, et par conséquent :

$$\sigma_0 = \min_{\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1} \|\mathbf{E}_c(\mathbf{d}; \mathbf{q}; \mathbf{u})\|^2 = \min_{\mathbf{d} \in \mathbb{S}^1} \mathbf{d}^T \mathcal{J}^T \mathcal{J} \mathbf{d}.$$

Une décomposition spectrale de la matrice symétrique $\mathcal{O} = \mathcal{J}^T \mathcal{J}$ donne :

$$\sigma_0 = \frac{1}{2} \left(\mathcal{O}_{1,1} + \mathcal{O}_{2,2} - \sqrt{(\mathcal{O}_{1,1} - \mathcal{O}_{2,2})^2 + 4\mathcal{O}_{1,2}^2} \right).$$

4 Alignement en présence d'auto-occultations

4.1 La fonction de déformation

Une grille régulière, représentée sur la figure 2, est définie sur l'image de référence, la fonction de déformation utilisée est définie par : $\mathcal{W}(\mathbf{q}; \mathbf{u}) = \sum_{i=1}^4 \mathcal{B}_i(\mathbf{q})(\mathbf{s}_i + \mathbf{u}_i)$, où les $\mathbf{s}_i$ sont les quatre coins de la maille d'appartenance de $\mathbf{q}$ et $\mathbf{u}_i$ leurs déplacements respectifs. Les coefficients $\mathcal{B}_i$ représentent l'interpolation entre les sommets $\mathbf{s}_i$. Une interpolation bilinéaire est choisie dans la suite de l'article. D'autres types d'interpolation peuvent être utilisés par exemple les B-splines. Cette fonction de déformation peut être vue comme un hybride entre les approches de type flow optique [4] et les fonctions à base radiales paramétrées par leurs points de contrôle, où l'interpolation est faite à l'aide de fonctions noyaux (Gaussien, plaque mince, etc.). Le vecteur de paramètres $\mathbf{u}$ concatène l'ensemble des champs de déplacement : $\mathbf{u}^T = (\mathbf{x}^T, \mathbf{y}^T)$.

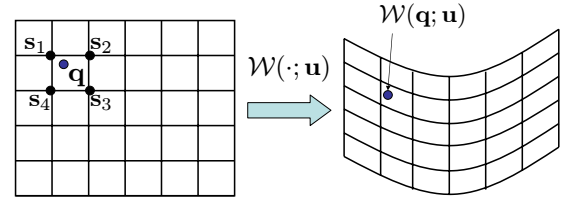


Figure 2 – La fonction de déformation utilisée. Le déplacement d'un pixel quelconque $\mathbf{q}$ est obtenue par interpolation des déplacements des quatre coins de la maille d'appartenance de $\mathbf{q}$.

4.2 Fonction de coût et optimisation

L'alignement d'une séquence d'images consiste à résoudre une suite d'optimisations non linéaires, chacune d'elle estimant $\mathbf{u}_{i+1}$ en utilisant l'alignement sur l'image précédente $\mathbf{u}_i$ comme condition initiale. L'alignement est dit direct si une différence d'intensité lumineuse est minimisée. La fonction de coût $\mathcal{E}_{\text{data}}$ utilisée est la plupart du temps la norme 2 de la différence d'intensité $\mathcal{D}$ entre l'image de référence et l'image courante alignée sur cette dernière, c'est-à-dire $\mathcal{D}(\mathbf{q}) = \mathcal{I}_0(\mathbf{q}) - \mathcal{I}(\mathcal{W}(\mathbf{q}; \mathbf{u}))$:

$$\mathcal{E}_{\text{data}}(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \mathcal{D}^2(\mathbf{q}).$$

D'autres choix sont également possibles, par exemple l'information mutuelle. Une contrainte de régularité est habituellement rajoutée lorsqu'une fonction de déformation 2D est utilisée :

$$\mathcal{E}(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \mathcal{D}^2(\mathbf{q}) + \lambda_{\text{reg}} \mathcal{E}_{\text{reg}}(\mathbf{u}). \quad (3)$$

Cette contrainte peut-être présente de manière implicite pour des fonctions de déformation paramétriques, telles

que les plaques minces. Le terme de régularité utilisé est l'énergie de courbure. Ce dernier est bien adapté dans le cas de surfaces :

$$\mathcal{E}_{\text{reg}}(\mathbf{u}) = \int_{\mathcal{R}} \int_{\mathcal{R}} \left(\frac{\partial \mathcal{U}}{\partial^2 x} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial \mathcal{U}}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial \mathcal{U}}{\partial^2 y} \right)^2 dx dy,$$

où $\mathcal{U}$ est le champ de déplacement organisé sur une grille : $\mathbf{u} = \text{vect}(\mathcal{U})$. D'autres choix sont possibles, voir par exemple [4].

Le traitement des occultations se fait généralement en robustifiant le terme de données :

$$\mathcal{E}_r(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \rho(\mathcal{D}^2(\mathbf{q})) + \lambda_{\text{reg}} \mathcal{E}_{\text{reg}}(\mathbf{u}). \quad (4)$$

Les résultats présentés sur la figure 1 sont obtenus en minimisant l'équation ci-dessus avec l'algorithme Gauss-Newton. La fonction de Huber est choisie comme estimateur robuste. Ce type d'approche n'est clairement pas adaptée au cas des auto-occultations.

Notre approche consiste plutôt à pondérer chaque terme par la carte d'auto-occultation $\mathcal{H}$ décrite en section 3. L'estimation simultanée de la carte d'auto-occultation et du champ de déplacement est sujet à de nombreux minimums locaux, un schéma d'optimisation en deux étapes est plutôt utilisé. Le vecteur de paramètres $\mathbf{u}$ est mis à jour en fixant la carte d'auto-occultation à l'estimation précédente. Cette dernière est ensuite mise à jour en utilisant l'équation (2). La fonction de coût associée est donnée par :

$$\mathcal{E}_s(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \mathcal{H}(\mathbf{q}; \tilde{\mathbf{u}}) \mathcal{D}^2(\mathbf{q}) + \lambda_{\text{reg}} \mathcal{E}_{\text{reg}}(\mathbf{u}), \quad (5)$$

où $\tilde{\mathbf{u}}$ représente l'estimation précédente du vecteur de paramètres.

Finalement, la pénalité de compression est rajoutée à la fonction de coût afin que la détection des pixels auto-occultés soit valide en cas d'auto-occultation extrême. La fonction de coût globale à minimiser devient :

$$\mathcal{E}(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \mathcal{H}(\mathbf{q}; \tilde{\mathbf{u}}) \mathcal{D}^2(\mathbf{q}) + \lambda_{\text{reg}} \mathcal{E}_{\text{reg}}(\mathbf{u}) + \lambda_{\text{cc}} \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{d} \in \mathcal{F}} \sum_{c \in \{x, y\}} \gamma(\mathbf{E}_l^c(\mathbf{d}, \mathbf{q}, \mathbf{u}) \mathbf{E}_r^c(\mathbf{d}, \mathbf{q}, \mathbf{u})). \quad (6)$$

Cette dernière est minimisée en utilisant l'algorithme Gauss-Newton. Les équations normales sont résolues par des méthodes prenant en compte la nature extrêmement éparsée des matrices mises en jeu. Une approche hiérarchique est de plus nécessaire pour récupérer la déformation lorsque l'auto-occultation se défait.

5 Résultats expérimentaux

Nous avons testé notre approche sur plusieurs vidéos avec différents types de surfaces (tapis, papier). Une pyramide à deux niveaux est suffisante pour estimer la fonction de déformation lorsque l'auto-occultation se défait, l'ajout de

niveaux supplémentaires n'améliore pas significativement l'alignement. L'algorithme d'alignement proposé nécessite quelques secondes de traitement par image avec un code Matlab non optimisé.

La contrainte de compression. En l'absence de cette contrainte, des configurations telles que les repliements de la fonction de déformation sur elle-même apparaissent de manière naturelle comme le montre la figure 3. La carte d'auto-occultation est alors mal estimée, perturbant l'alignement.

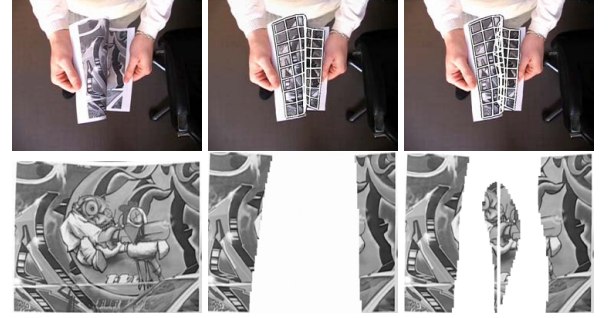


Figure 3 – Exemple d'alignement d'images avec ou sans la contrainte de compression. Les régions détectées comme auto-occultées sont visibles en blanc. A gauche : l'image d'entrée $\mathcal{I}_i$ et celle de référence $\mathcal{I}_0$. Au milieu : Résultats de l'alignement et détection des zones occultées avec la contrainte de compression. A droite : Résultats de l'alignement et détection des zones occultées sans la contrainte de compression.

La séquence du tissu. Cette séquence composée de 144 images présente une auto-occultation importante. L'alignement des parties visibles est très précis, la fonction de déformation se compressant bien dans les régions auto-occultées. Le rendu de l'augmentation sur cette séquence est très réaliste comme le montre la figure 4. En effet, une partie de la tête du logo Mickey ainsi que l'une de ses jambes disparaissent pendant l'auto-occultation et réapparaissent de manière très naturelle lorsque celle-ci se défait.

La séquence du papier. Cette séquence composée de 217 images présente une auto-occultation extrême. La majorité de la surface n'est pas visible sur un grand nombre d'images. L'alignement obtenu avec l'approche proposée est néanmoins très précis. Quelques tremblements peuvent apparaître lorsque l'auto-occultation couvre une majorité de la surface, l'attache aux données étant alors très faible. Un filtre médian est appliqué a posteriori sur les trajectoires des points, filtrant ainsi les hautes fréquences sans dégrader la précision de l'alignement. Le rendu de l'augmentation sur cette séquence, présenté figure 5, est très satisfaisant. La totalité de la tête, une partie du corps ainsi que certaines pattes du logo Bouriquet disparaissent et réapparaissent avec la surface. De légères imprécisions peuvent cependant

exister le long de la frontière d'auto-occultation lorsque cette dernière devient prépondérante.

6 Conclusions et travaux futurs

Cette article propose une approche originale au problème des auto-occultations en alignement d'images. L'idée principale consiste à contraindre la fonction de déformation à transférer les régions non visibles sur la frontière d'auto-occultation en forçant cette dernière à se compresser. Les régions auto-occultées sont simultanément détectées par une méthode basée sur la connaissance du comportement de la fonction de déformation dans ces régions. Les résultats expérimentaux montrent qu'il en résulte un alignement précis d'images d'une surface déformable pouvant s'auto-occulter, permettant l'augmentation de ces dernières. Les futurs travaux s'attacheront à améliorer encore la précision en présence d'auto-occultations extrêmes.

Références

- [1] A. Bartoli and A. Zisserman. Direct estimation of non-rigid registrations. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2004.
- [2] C. Bregler, A. Hertzmann, and H. Biermann. Recovering non-rigid 3D shape from image streams. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000.
- [3] T. F. Cootes, S. Marsland, C. J. Twining, K. Smith, and C. J. Taylor. Groupwise diffeomorphic non-rigid registration for automatic model building. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2004.
- [4] T. Corpetti. *Analyse d'écoulements fluides à partir de séquences d'images*. Hermes-Lavoisier edition, collection "Traitement du Signal et de l'Image", June 2004.
- [5] S. Illic, M. Salzmann, and P. Fua. Implicit meshes for effective silhouette handling. *International Journal of Computer Vision*, 72(2) :159–178, 2007.
- [6] J. Lim and M.-H. Yang. A direct method for non-rigid motion with thin-plate spline. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005.
- [7] W. C. Lin and Y. Liu. Tracking dynamic near-regular textures under occlusions and rapid movements. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2006.
- [8] J. Pilet, V. Lepetit, and P. Fua. Fast non-rigid surface detection, registration and realistic augmentation. *International Journal of Computer Vision*, January 2007.
- [9] R. White and D. Forsyth. Retexturing single views using texture and shading. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2006.



Figure 4 – Exemple d'augmentation sur la séquence du tissu. A gauche : les images cibles $\mathcal{I}_i$. A droite : augmentation de la surface avec un logo Mickey.

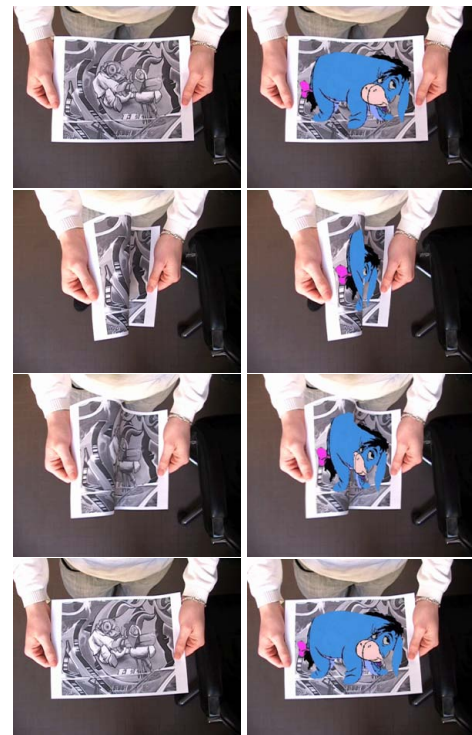


Figure 5 – Exemple d'augmentation sur la séquence du papier. A gauche : les images cibles $\mathcal{I}_i$. A droite : augmentation de la surface avec un logo Bouriquet.