

Appariement dense robuste à l'aide de contraintes géométriques locales et globales

Robust Dense Matching using Local and Global Geometric Constraints

Maxime Lhuillier

Long Quan

CNRS-GRAVIR-INRIA

ZIRST-655 avenue de l'Europe, 38330 Montbonnot Saint-Martin, France.

Maxime.Lhuillier@inrialpes.fr

Résumé

Ce papier propose un nouvel algorithme d'appariement dense. Des points remarquables sont d'abord appariés puis servent de germes pour des croissances de régions qui tendent à densifier les correspondances entre pixels selon une stratégie meilleur d'abord. Enfin la carte des déplacements obtenue est régularisée d'abord à l'aide de contraintes géométriques locales (application affines) puis à l'aide de contraintes globales (matrice fondamentale).

L'originalité de l'approche réside dans la stratégie de croissance de région, de régularisation à l'aide de contraintes locales et globales. De plus, la méthode proposée effectue l'étape d'appariement dense avant l'estimation de la matrice fondamentale contrairement aux autres méthodes. L'algorithme est efficace, robuste et peut traiter les grandes disparités. Il est appliqué à l'interpolation d'images et à la reconstruction de surfaces.

Mots Clés

Appariement dense, croissance de régions, matrice fondamentale, synthèse d'images.

Abstract

A new robust dense matching algorithm is introduced in this paper. The algorithm starts from matching the most textured points, then a match propagation algorithm is developed with the best first strategy to densify the matches. Next, the matching map is regularised by using the local geometric constraints encoded by planar affine application and by using the global geometric constraint encoded by the fundamental matrix.

Two most distinctive features are a match propagation strategy developed by analogy to region growing and a successive regularisation by local and global geometric constraints. The algorithm is efficient, robust and can cope with wide disparity range. Applications on image interpolation and surface reconstruction are also presented.

Keywords

Dense Matching, Region Growing, Fundamental matrix, Image Synthesis.

1 Introduction

L'appariement de primitives entre plusieurs vues est un problème difficile et toujours d'actualité en vision par ordinateur. Calculer un appariement dense consiste à définir un maximum de correspondances pixel à pixel entre deux images. Beaucoup de méthodes ont été proposées (par exemple [3, 8, 2, 1, 13, 5, 14, 12, 7, 17]). L'approche la plus classique consiste à appliquer une mesure de corrélation au voisinage de chaque couple de pixel à appairier vérifiant la contrainte épipolaire. L'espace de recherche pour chaque pixel d'une vue est alors réduit à un segment dans l'autre vue. Cette méthode est coûteuse en temps de calcul, n'est applicable qu'à de faibles déplacements et dépend de la qualité de la géométrie épipolaire donnée souvent par une calibration hors-ligne. Plus récemment, des travaux en vision non calibrée ont montré que l'estimation de la géométrie épipolaire pouvait être estimée à l'aide de méthodes robustes vis à vis des faux appariements. Cependant, cette approche moderne échoue encore pour des paires d'images différant d'un mouvement impor-

tant puisque les appariements initiaux peuvent alors ne pas être suffisamment nombreux et bien repartis, et que la matrice fondamentale tend souvent à valider des appariements dans une portion seulement des images.

Dans ce papier, une nouvelle approche pour un appariement dense robuste est introduite. On commence par construire un appariement dense à l'aide d'une stratégie de croissance/propagation à partir d'un ensemble éparé d'appariements germes, ce dernier pouvant contenir de faux appariements. L'appariement dense obtenu est ensuite régularisé à l'aide de contraintes géométriques locales en utilisant des applications affines du plan. Ces étapes ont été décrites dans des papiers précédents [9, 10]. Après la régularisation locale, la contrainte géométrique globale représentée par la matrice fondamentale est estimée et est alors utilisée pour valider les appariements résultats.

Cette nouvelle approche a des avantages considérables sur les précédentes. Elle peut traiter des disparités d'images importantes (par exemple un quart d'image). La méthode est plus robuste vis à vis des erreurs de correspondances dans l'ensemble des germes car on ne les utilise pas directement pour calculer la matrice fondamentale, mais seulement pour l'étape de croissance de région. Dans les cas extrêmes, un seul appariement de pixel correct suffit à déclencher une avalanche de bons appariements dans les zones suffisamment texturées tout en limitant les croissances provenant de faux appariements. L'algorithme a aussi une bonne complexité. L'estimation de la matrice fondamentale est aussi fiable car l'ensemble des appariements ayant servi à la calculer sont régulièrement répartis dans l'espace image. Finalement, l'algorithme peut encore s'appliquer dans le cas de scènes non rigides en éliminant l'étape finale de validation globale.

Le papier est organisé de la manière suivante. Dans la seconde partie, les étapes de sélection des germes et de croissance de régions appariées sont décrites. La régularisation locale de l'appariement dense obtenue à l'aide d'applications affines est présentée dans la troisième partie. Ensuite, la quatrième décrit la validation des appariements par estimation de la contrainte géométrique globale. Enfin, des expérimentations et applications sont proposées en cinquième partie et la conclusion en sixième partie.

2 Appariement initial et propagation

Le principe consiste d'abord à appairer des points d'intérêts dans les lieux des images les plus texturés comme germes pour initialiser un algorithme du type croissance de régions, qui propage l'appariement des lieux

les plus texturés aux lieux ayant moins d'information. L'algorithme a par conséquent deux étapes : sélections des germes et propagation.

2.1 Sélection des germes

Les points d'intérêts [6, 16, 15] sont naturellement de bons candidats puisqu'ils sont détectés comme les points réalisant les maxima locaux de textures (ou plus précisément les maxima locaux de la fonction d'autocorrélation). Une variante des points de Harris est utilisée ici [15]. D'autre part, on utilise la mesure de corrélation ZNCC (corrélation croisée à moyenne nulle et normalisée) pour appairer les germes puisqu'elle est invariante aux changements linéaires locaux de luminosité. Le score $ZNCC_{\mathbf{x}}(\Delta)$ au point $\mathbf{x} = (x, y)^T$ avec le décalage $\Delta = (\Delta_x, \Delta_y)^T$ est défini par

$$\frac{\sum_{\mathbf{i}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i}) - \bar{I}(\mathbf{x})) (I'(\mathbf{x} + \Delta + \mathbf{i}) - \bar{I}'(\mathbf{x} + \Delta))}{(\sum_{\mathbf{i}} (I(\mathbf{x} + \mathbf{i}) - \bar{I}(\mathbf{x}))^2 \sum_{\mathbf{i}} (I'(\mathbf{x} + \Delta + \mathbf{i}) - \bar{I}'(\mathbf{x} + \Delta))^2)^{1/2}}$$

avec $\bar{I}(\mathbf{x})$ et $\bar{I}'(\mathbf{x})$ les moyennes des luminances de pixels pour la fenêtre 11×11 donnée centrée en $\mathbf{x}$.

2.2 Propagation

L'idée centrale consiste à propager l'appariement à partir des appariements germes obtenus précédemment, et s'inspire d'une méthode de segmentation d'image par croissance de régions [11]. Comme il s'agit ici de construire des appariements, la croissance de régions est guidée non pas par un critère d'homogénéité mais par un score de corrélation. Cette stratégie de croissance/propagation se justifie par le fait que les appariements germes sont les maxima locaux du degré de texture, et que la zone appariée s'étend dans un voisinage qui a encore de fortes textures mais qui ne sont pas des maxima locaux.

Tous les appariements germes sont points de départ de propagations concurrentes. A chaque instant, l'appariement (a, A) réalisant le meilleur score ZNCC est retiré de l'ensemble des appariements germes courant. On cherche alors de nouveaux appariements dans son voisinage (la figure 1 donne la définition du voisinage d'un appariement). Ces nouveaux appariements sont ajoutés simultanément à l'ensemble des appariements germes courant et à l'ensemble des appariements finalement acceptés (le résultat de la propagation). Les voisins des pixels a et A sont pris parmi tous les pixels des voisinages 5×5 centrés en a et A pour forcer la contrainte de continuité du résultat. Pour chaque pixel candidat de la première image, l'ensemble des pixels appariés possibles est dans le voisinage 3×3 de la position correspondante dans la seconde image. On incite ainsi le gradient de la carte des déplacements à ne pas dépasser 1 pixel.

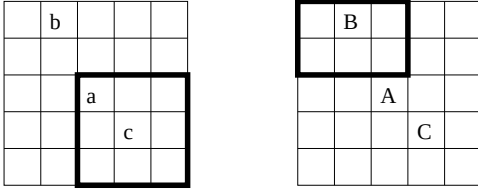


FIG. 1 – Définition du voisinage d'un appariement. Le voisinage $\mathcal{N}(a, A)$ d'un appariement (a, A) est un ensemble d'appariement de pixels inclus dans les deux voisinage 5×5 notés $\mathcal{N}_5(a)$ et $\mathcal{N}_5(A)$ des pixels a et A . Les correspondants possibles pour b (resp. C) sont dans le carré 3×3 centré en B (resp. c). La définition complète de $\mathcal{N}(a, A)$ est $\{(b, B), b \in \mathcal{N}_5(a), B \in \mathcal{N}_5(A), (B - A) - (b - a) \in \{-1, 0, 1\}^2\}$.

La contrainte d'unicité de l'appariement et l'arrêt de l'algorithme sont garantis puisque l'on choisit les nouveaux appariements parmi ceux qui n'ont pas de pixels figurant dans des appariements déjà acceptés. Comme l'espace de recherche est très réduit pour chaque pixel, il suffit de calculer le score de corrélation dans de petites fenêtres 5×5 . Cette petite taille permet d'apparier des zones se déformant (faiblement) entre les deux vues et de limiter les artefacts sur les contours d'occultations.

Le risque de fausse propagation est grandement réduit par la stratégie meilleur d'abord sur l'ensemble de tous les appariements germes. L'étape de sélection des germes semble très similaire à celle de nombreuses méthodes existantes [20, 18] pour l'appariement de points d'intérêts à l'aide de corrélation, mais la différence cruciale est que la propagation a seulement besoin des plus fiables plutôt que de prendre un maximum d'entre eux. Cela rend l'algorithme moins vulnérable à la présence de mauvais appariements dans l'ensemble des germes. Dans les cas extrêmes, un seul bon germe suffit à provoquer une avalanche de bon appariements dans les parties texturées des images.

On décrit maintenant l'algorithme de propagation. La donnée de l'algorithme est l'ensemble *Germes* des appariements germes et est implémenté à l'aide d'un tas afin de sélectionner rapidement le meilleur appariement. Le résultat est une carte des déplacements maintenue injective.

Notons $s(\mathbf{x}) = \max\{|I(\mathbf{x} + \Delta) - I(\mathbf{x})|, \Delta \in \{(1, 0), (-1, 0), (0, 1), (0, -1)\}\}$ une mesure de confiance au pixel $\mathbf{x}$. Elle est utilisée pour stopper la propagation dans les zones insuffisamment texturées a telles que $s(a) < t$ avec $t = 0.01$ et $0 \leq I(a) \leq 1$.

Donnée: *Germes*

Résultat: *Carte*

```

Carte  $\leftarrow \emptyset$ 
tant que Germes  $\neq \emptyset$  faire
    retirer la meilleure paire  $(a, b)$  de Germes
    Local  $\leftarrow \emptyset$ 
    (Stocker dans Local les paires candidates)
    pour chaque  $(c, d)$  dans  $\mathcal{N}(a, b)$  faire
        si  $(c, *)$  et  $(*, d)$  ne sont pas dans Carte et
             $s(c) > t$ ,  $s(d) > t$  et  $\text{ZNCC}(c, d) > 0.5$ 
            alors Local  $\leftarrow \text{Local} \cup \{(c, d)\}$ 
        fin si
    fin pour
    (et garder les bonnes dans Germes et Carte)
    tant que Local  $\neq \emptyset$ 
        retirer la meilleure paire  $(c, d)$  de Local
        si  $(c, *)$  et  $(*, d)$  ne sont pas dans Carte
            alors ajouter  $(c, d)$  dans Carte et Germes
        fin si
    fin tant que
fin tant que
    
```

La complexité de l'algorithme est $O(n \log(n))$, avec n le nombre final de pixels appariés (auquel il faudrait ajouter le nombre de germes initial, mais celui-ci est négligeable en pratique). Notons qu'elle dépend seulement du nombre d'appariements résultant et qu'elle n'est pas liée à une quelconque borne sur le déplacement entre les vues.

3 Régularisation de la carte des déplacements à l'aide de contraintes géométriques locales

La carte des déplacements obtenue précédemment peut être corrompue et irrégulière. On suppose alors que la surface de la scène observée est suffisamment lisse pour pouvoir être approchée par des morceaux de surface plans. Cela se traduit directement dans l'espace image par la régularisation locale de la carte de déplacement à l'aide d'homographies du plan. On décrit maintenant cette étape de régularisation.

La première image est subdivisée à l'aide d'une grille régulière en petites portions carrées. Pour chaque portion, on considère tous les pixels appariés dans le carré provenant de l'appariement dense. Il faudrait alors tenter d'estimer une homographie à partir des appariements du carré afin d'obtenir une portion de surface potentielle. On utilise une méthode robuste (par exemple RANSAC [4]) afin d'obtenir une estimation fiable de l'homographie en présence d'appariements abérants ou de points situés en dehors du plan ras-

semblant la majorité.

En pratique, il s'agit de trouver un compromis entre la résolution de l'approximation par des carrés et la stabilité des estimations: plus la taille des carrés est petites, plus l'estimation est instable. On a fixé la longueur des carrés à 8 pixels. Pour cette taille, une application affine du plan suffit à modéliser la distorsion perspective entre deux vues appariées et son estimation est plus stable que celle d'une homographie du plan (8 degrés de libertés contre 6 pour l'application affine).

4 Valider les bon appariements à l'aide d'une contrainte géométrique globale

Jusque là, seules des contraintes locales ont été utilisées (continuité et borne pour le gradient du déplacement, application affine). Il s'agit d'utiliser au mieux la contrainte globale donnée par la matrice fondamentale. L'approche la plus populaire consiste à l'estimer au tout début lors de l'étape d'appariement épars [18, 20] par un schéma de tirage aléatoire. Il y a deux façons de procéder dans le cas présent. La première consiste à ne faire croître la zone appariée que si les appariements ajoutés vérifient la contrainte épipolaire, tandis que la seconde est la propagation non contrainte. L'avantage de la propagation contrainte est que des mauvaises propagations sont stoppées plus tôt, mais il est possible que le domaine de propagation soit fortement réduit; en effet la matrice fondamentale estimée dès le départ a tendance à s'estimer à partir de points regroupés dans une sous partie des images notamment lorsque le mouvement de caméra devient important. C'est pourquoi nous adoptons la propagation non contrainte, et la contrainte globale est seulement imposée après la régularisation locale qui fournit un ensemble de correspondances de points bien repartis dans l'espace image. De plus, rien n'empêche de faire une deuxième propagation, celle-ci contrainte par la géométrie épipolaire que l'on a estimé à partir de la première.

L'approche la plus directe pour estimer la matrice fondamentale est d'utiliser les correspondances de points définies à partir des applications affines de l'étape de régularisation: pour chaque application affine A , on choisit un point x dans le carré correspondant (par exemple le milieu) et on définit l'appariement (x, y) avec $y = Ax$. On obtient ainsi un ensemble d'appariements régulièrement répartis dans l'espace image (contrairement aux points d'intérêts) que l'on utilise pour estimer la matrice fondamentale F de manière robuste. Une première valeur de F et un premier consen-

sus avec les données (x, y) sont fournis par RANSAC [4]. On améliore ce consensus à l'aide d'un moindre carré itératif pondéré: à chaque itération

- on retient l'ensemble des (x, y) qui vérifient la contrainte épipolaire $y^\perp Fx = 0$ à une erreur donnée
- on re-estime F à partir des appariements précédemment retenus

et on arrête le procédé jusqu'à ce que l'ensemble des appariements retenus ne s'accroisse plus. Comme le remarque [21], il est possible d'implémenter un M-Estimateur à l'aide d'un moindre carré itératif pondéré et celui-ci implémente le M-Estimateur vérifiant

$$\rho(x) = \begin{cases} x^2, x^2 < c \\ d, c < x^2 \end{cases} \text{ (avec } c \text{ et } d \text{ deux constantes),}$$

identique à celui utilisé par [19].

5 Expérimentations

L'algorithme d'appariement proposé est maintenant testé sur plusieurs paires d'images.

5.1 Stabilité de l'appariement par croissance de région

On compare d'abord l'appariement dense obtenu à partir de différentes sélections de germes pour la paire d'images composée de la première et la vingtième image de la séquence mpeg "flower garden" (figure 2). Cette paire d'image est difficile à appairer par des techniques de corrélation classiques ou de programmation dynamique puisque le déplacement de la caméra est trop grand et la contrainte d'ordre le long de lignes épipolaires n'est pas vérifiée.

La première ligne de la figure 2 montre les appariements germes obtenus par corrélation de la luminance (fenêtre 11×11 , $ZNCC > 0.8$) sur des points de Harris améliorés [15] appariés selon la méthode de validation croisée [5]. Naturellement, il existe quelques faux appariements. Ils sont marqués d'un carré, les autres d'une croix. Notons aussi qu'ils ont tendance à se raréfier vers le bas de l'image, là où la distorsion perspective est la plus forte entre les deux vues. La deuxième ligne montre la carte des déplacements après l'étape de croissance de région. La croissance s'effectue en 2.5 secondes sur un UltraSparc à 333 Mhz et des images de taille 360×240 .

La figure 3 montre le résultat que l'on obtient à partir de seulement 4 germes parmi les précédents. Chaque germe suffit à déclencher une avalanche de bons appariements dans chacune des 4 composantes texturées. La zone appariée recouvre approximativement la même surface qu'avec celle obtenue à partir des germes

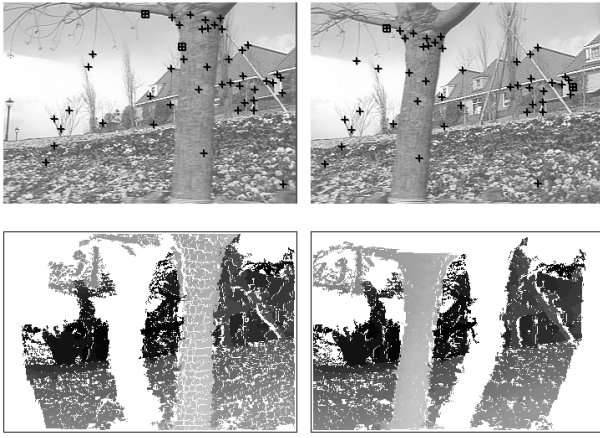


FIG. 2 – *Haut*: les appariements germes sont marqués sur les deux images à appairer, d'une croix s'ils sont bons, d'un carré s'ils sont mauvais. *Bas*: la carte des déplacements obtenue par propagation non contrainte.

calculés automatiquement en figure 2 et 86% des appariements de pixels sont les mêmes pour les deux tests.



FIG. 3 – *Haut*: quatre appariements germes de la figure 2. *Bas*: la carte des déplacements obtenue par propagation non contrainte.

A ces 4 germes, on ajoute 162 faux germes réalisant un bon score de corrélation 11×11 (supérieur à 0.9). Encore 70% des appariements sont communs avec ceux représentés en figure 2.

Les tests qui précèdent illustrent la robustesse vis à vis de l'étape de sélection des germes.

La figure 5 montre les appariements restants après la régularisation locale appliquée à la carte des déplacements obtenus en figure 2.

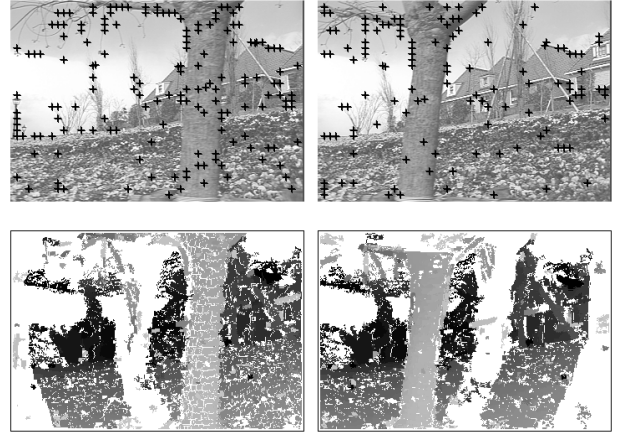


FIG. 4 – *Haut*: Les 4 appariements germes de la figure 3 et 162 faux germes avec un bon score ZNCC. *Bas*: la carte des déplacements obtenue par propagation non contrainte.

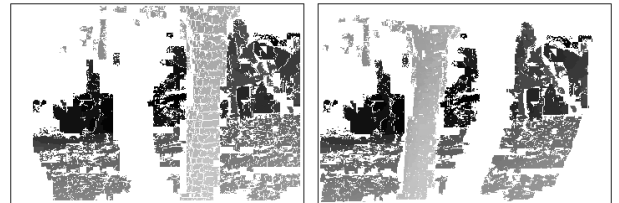


FIG. 5 – Les appariements de la figure 2 validés par une régularisation locale.

5.2 Comparaison avec image-matching

On montre ici sur l'exemple précédent l'intérêt d'une propagation non contrainte pour calculer la matrice fondamentale lors d'un déplacement important. On utilise les germes fournis par image-matching (corrélation+relaxation) (figure 6.a) puis on note F_i la matrice fondamentale obtenue par moindres carrés médians. Image-matching est plus exigeant que nous lors de l'étape de corrélation car des fenêtres 15×15 sont utilisées (pour un même seuil minimum ZNCC égal à 0.8). Du coup, il n'y a plus aucun germes dans les fleurs car la distorsion y est trop importante entre les deux vues. La conséquence est que la contrainte F_i n'est pas assez précise au bas à droite des images pour apparier (figure 6.b). Par contre, une propagation non contrainte permet de le faire à partir des mêmes germes (figure 6.c). On en déduit une matrice fondamentale F_p selon la méthode proposée dans ce papier qui peut alors servir à faire une seconde propagation (figure 6.d), cette fois-ci contrainte, afin d'améliorer la qualité de l'appariement dense.

5.3 Interpolation et reconstruction de surface

On a appliqué cette méthode d'appariement à l'interpolation d'images [10] et à la reconstruction de surface. Une triangulation traitant le cas des zones partiellement occultées des deux vues est utilisée dans tous les cas. Ses sommets appariés sont ceux que l'on obtient en régularisant par des estimations d'applications affines. De plus, les arêtes de gradient de luminance sont détectées et forcées dans la triangulation afin d'améliorer la qualité visuelle, notamment aux contours d'occultations. La figure 7 montre l'image obtenue par interpolation à partir de la propagation de la figure 2. L'interpolation ne fait intervenir aucune information 3D, si ce n'est l'hypothèse que ce qui se déplace vite dans l'image est plus proche de l'observateur.

Pour la reconstruction de surfaces, l'algorithme complet est appliqué: on calcule des germes, une propagation non contrainte et on en déduit une matrice fondamentale. On s'en sert pour une seconde propagation cette fois-ci contrainte puis la triangulation est construite. Enfin des paramètres intrinsèque approximatifs sont entrés à la main et on reconstruit en passant par la matrice essentielle. La figure 8 montre la reconstruction obtenue à partir des deux images "flower garden". On note que la précision de la reconstruction décroît avec la distance à l'observateur. Contrairement à l'interpolation qui est automatique, un paramètre doit être réglé manuellement afin d'ignorer dans le modèle VRML les triangles à cheval sur la discontinuités de profondeur entre le tronc et le fond.

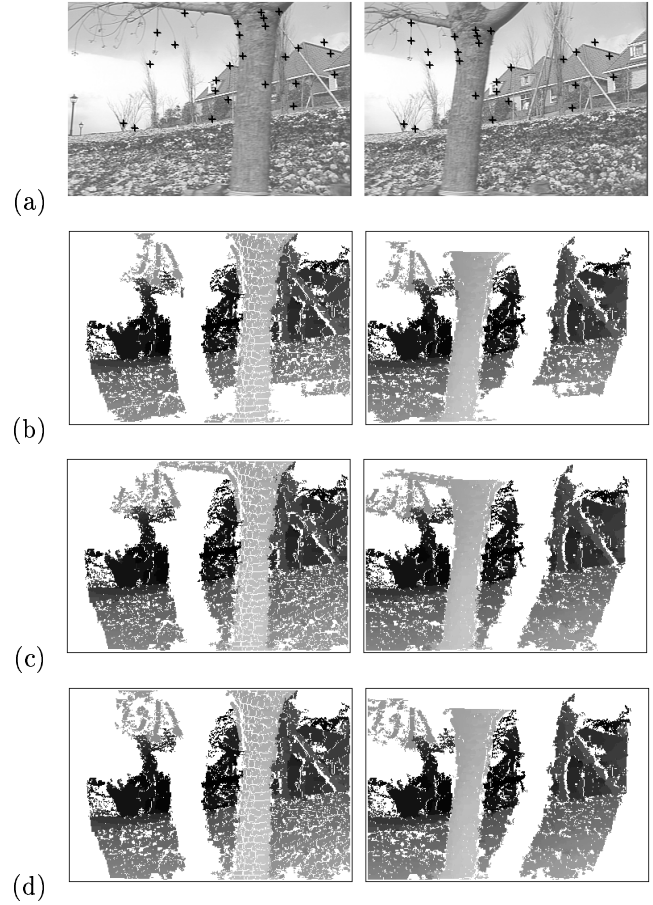


FIG. 6 – (a) germes calculés par corrélation et relaxation (image-matching). (b) propagation sous la contrainte F_i . (c) propagation non contrainte. (d) propagation sous la contrainte F_p .



FIG. 7 – Image intermédiaire obtenue par interpolation à partir de la propagation en Figure 2.

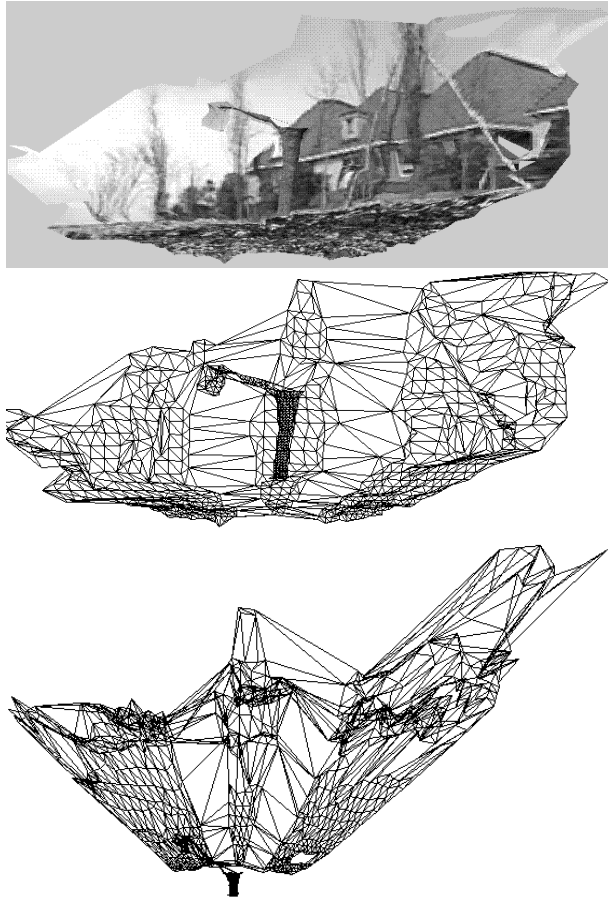


FIG. 8 – *Reconstruction de surface obtenue à partir des deux images "flower garden".*

Un second exemple de reconstruction est proposé pour la tête à Hervé à la figure 9. La propagation contrainte (resp. non contrainte) se calcule en 7.5s (resp 10.s) sur un UltraSparc à 333Mhz et des images de taille 512×512 et la régularisation en 7.5s. Cette fois-ci on garde tous les triangles, mais dans une des images seulement. Le profil a l'air correct, mais on peut constater que la précision des appariements des cheveux est mauvaise. Ce genre de texture fine semble poser des problèmes pour tout les algorithmes d'appariement automatiques.

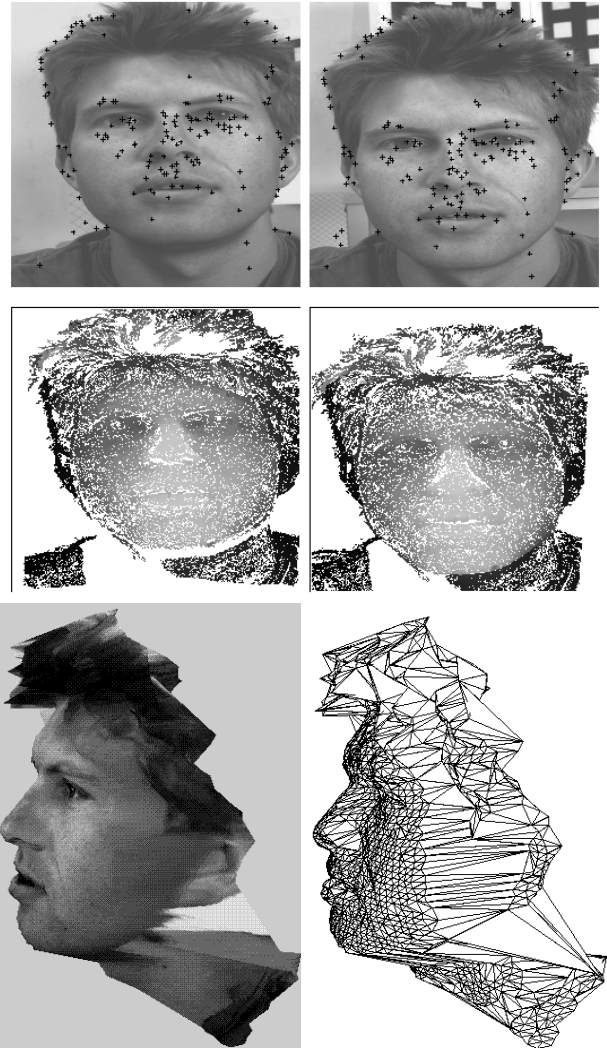


FIG. 9 – *En haut: les germes, au milieu: la propagation contrainte et en bas: le modèle VRML obtenu.*

6 Conclusion

Une nouvelle méthode d'appariement dense a été proposée. La contribution est double. Une technique de croissance de région appariée inspirée de la croissance

de région pour la segmentation d'image a été introduite. Des contraintes à la fois locales et globales ont été intégrées. Contrairement aux autres méthodes, la contrainte globale est intégrée après la régularisation locale. La méthode a été expérimentée sur de nombreuses paires d'images réelles avec des déplacements importants dont celles présentées ici, et la création de nouvelles vues est convainquante.

Références

- [1] P. Anandan. A Computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion. *International Journal of Computer Vision*, 2:283–310, 1989.
- [2] J. Barron, D. Fleet et S. Beauchemin. Performance of optical flow techniques. *International Journal of Computer Vision*, 12(1):43–77, 1994.
- [3] U.R. Dhond et J.K. Aggarwal. Structure from stereo—a review. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 19(6):1489–1510, novembre 1989.
- [4] M.A. Fischler et R.C. Bolles. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Graphics and Image Processing*, 24(6):381–395, juin 1981.
- [5] P. Fua. Combining stereo and monocular information to compute dense depth maps that preserve discontinuities. *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Sydney, Australia*, août 1991.
- [6] C. Harris et M. Stephens. A combined corner and edge detector. *Alvey Vision Conference*, pages 147–151, 1988.
- [7] S.S. Intille et A.F. Bobick. Disparity-space images and large occlusion stereo. *Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Vision, Stockholm, Sweden*, pages 179–186. Springer-Verlag, 1994.
- [8] A. Koschan. What is new in computational stereo since 1989: A survey on stereo papers. Technical report 93-22, Department of Computer Science, University of Berlin, August 1993.
- [9] M. Lhuillier. Efficient Dense Matching for Textured Scenes Using Region Growing. *Proceedings of the ninth British Machine Vision Conference, Southampton, England*, volume 2, pages 760–769, septembre 1998.
- [10] M. Lhuillier et L. Quan. Image Interpolation by Joint View Triangulation. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 139–145, 1999 (demos et papiers: www.inrialpes.fr/movi/people/Lhuillie/demo.html).
- [11] O. Monga. An optimal region growing algorithm for image segmentation. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1(3):351–375, 1987.
- [12] M. Okutomi et T. Kanade. A multiple-baseline stereo. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(4):353–363, avril 1993.
- [13] G.P. Otto et T.K. Chau. A region-growing algorithm for matching of terrain images. *Image and Vision Computing*, 7(2):83–94, 1989.
- [14] G.M. Quénot. The orthogonal algorithm for optical flow detection using dynamic programming. *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1992 (demos et papiers: <http://www.limsi.fr/Individu/quenot>).
- [15] C. Schmid, R. Mohr et C. Bauckhage. Comparing and Evaluating Interest Points. *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, Bombay, India*, pages 230–235 1998.
- [16] J. Shi et C. Tomasi. Good features to track. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, Washington, USA*, pages 593–600, 1994.
- [17] R. Szeliski et H.Y. Shum. Motion estimation with quadtree splines. *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, Cambridge, Massachusetts, USA*, pages 757–763, IEEE Computer Society Press, juin 1995.
- [18] P.H.S Torr et A. Zisserman. Robust parameterization and computation of the trifocal tensor. In R.B. Fisher and E. Trucco, editors, *Proceedings of the seventh British Machine Vision Conference, Edinburgh, Scotland*, volume 2, pages 655–664. British Machine Vision Association, septembre 1996.
- [19] P.H.S Torr et A. Zisserman. Concerning Bayesian Motion Segmentation, Model Averaging, Matching and the Trifocal Tensor. *Proceedings of the 5rd European Conference on Computer Vision*, 1998.
- [20] Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras et Q.T. Luong. A robust technique for matching two uncalibrated

images through the recovery of the unknown epipolar geometry. *Artificial Intelligence*, 78(1-2):87–119, octobre 1995 (et rapport de recherche INRIA 2273, mai 1994).

- [21] Z. Zhang. Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting. Rapport de recherche INRIA 2676, octobre 1995.