

Nouvelle Technique d'Estimation de Disparité Non Paramétrique Basée Cumulants

Mohammed Rziza et Driss Aboutajdine (Senior Member, IEEE)

GSCM-LEESA, BP. 1014 Faculté des sciences de Rabat, Maroc

rziza@hotmail.com , aboutaj@fsr.ac.ma

Résumé - Cet article présente des algorithmes d'estimation de disparité. L'originalité de la méthode repose sur le procédé d'estimation d'une carte de disparité dense en utilisant des techniques non paramétriques robustes et l'utilisation des Statistiques d'Ordre Supérieur (SOS). Deux méthodes sont discutées et comparées surtout en présence de bruit. Pour valider nos algorithmes, nous avons effectué une série des expérimentations sur des images réelles et des images de synthèses. La carte de disparité dense obtenue par notre méthode proposée est fiable par rapport aux résultats obtenus par la méthode de corrélation basée Statistique de Seconde Ordre(SSO).

Mots clés - stéréovision, rectification, mise en correspondance, corrélation, techniques non paramétriques, Statistique d'Ordre Supérieurs (ou Cumulants).

1 Introduction

La mise en correspondance est une des phases les plus importantes de la vision par ordinateur. Elle revient à trouver dans plusieurs images les primitives homologues, c'est à dire qui correspondent à la même entité physique réelle.

Dans le domaine de l'analyse multi-images on distingue principalement la stéréovision et l'analyse du mouvement. Dans le premier cas, le déplacement d'une entité d'une image à l'autre est provoqué par le changement de point de vue et on parlera d'appariement stéréoscopique. Dans le second cas, c'est un mouvement relatif entre des objets de la scène observée et le capteur qui est à l'origine du déplacement ; On parlera alors d'appariement temporel.

Deux grandes classes de méthodes existent. La première consiste à extraire des images gauche et droite des primitives pertinentes (segment, point d'intérêt, région ...) et tenter de les apparier [8,9,10].

L'inconvénient de ces méthodes est que la reconstruction 3D risque d'être partielle.

Dans la deuxième classe, les techniques utilisées tentent de mettre en correspondance tous les pixels des images. Autrement dit, le problème est de trouver des appariements pixel à pixel le plus dense possible [6,3,9].

Cette dernière catégorie de méthodes semble la plus adoptée par les chercheurs du fait qu'elle permet d'obtenir un appariement dense alors que la première permet de ne mettre en relation qu'un nombre restreint d'entités dans les images.

Dans cet article nous nous intéressons aux approches denses dont les techniques de corrélation restent parmi les méthodes les plus utilisées. Et nous allons proposer une autre version de la méthode de mise en correspondance par corrélation (dite techniques non paramétriques) rapide et robuste. L'utilisation des critères basés SOS ou Cumulant permettent une meilleure estimation de la carte de disparité surtout en présence de bruit de type Gaussien [1,2,7].

Après avoir brièvement rappeler dans le paragraphe 2 la technique de base d'appariement par corrélation et les principales mesures de corrélations classiques utilisées. Dans le paragraphe 3 nous décrivons les différentes méthodes comparées et notre méthode proposée. En fin, les paragraphes 4 et 5 seront consacrés à des expérimentations et aux discussions des résultats trouvés.

2 Méthode de mise en correspondance par corrélation

Les méthodes de mise en correspondance par corrélation sont simples à implémenter et largement utilisées. Ces méthodes nous serviront de référence pour comparer et évaluer la qualité de nos résultats obtenus par la technique non paramétrique proposée.

2.1 Description de la méthode

De manière générale, la technique de recherche d'une correspondance par corrélation se déroule de la

manière suivante (figure 1). Si l'on cherche le correspondant d'un point p_1 de l'image 1, on définit tout d'abord une zone de recherche dans l'image 2. On utilise alors une fenêtre fixe de corrélation F_1 dans l'image 1 centrée sur le point p_1 , ainsi qu'une fenêtre glissante F_2 dans l'image 2 qui va parcourir la zone de recherche. Pour chaque position de F_2 un score de corrélation est calculé entre F_1 et F_2 . L'ensemble des scores calculés sur la zone de recherche définit la surface des scores de corrélation associée au point p_1 . Le point choisit sera alors celui pour lequel le score sera le plus grand si la mesure de corrélation correspond à une mesure de similarité ou le plus petit s'il s'agit d'une mesure de dissemblance.

Si l'on souhaite obtenir un appariement dense, ce processus sera appliqué à tous les points de l'image 1. Ce sera le cas lorsque l'on voudra obtenir en stéréovision une carte dense des profondeurs ou pour calculer les champs des déplacements en analyse du mouvement. Dans nos expérimentations nous avons utilisé des images rectifiées, donc la zone de recherche est réduite à une droite épipolaire.

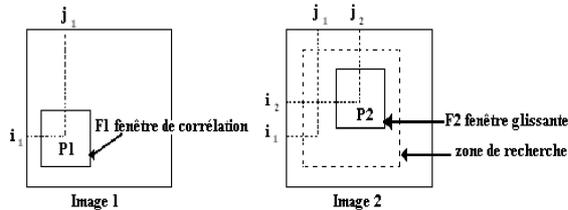


Figure 1. Recherche d'une correspondance par corrélation

2.2 Mesures de corrélation classique

Nous avons repris les mesures de corrélation des articles [5]. Pour raison de simplicité nous avons utilisé les mêmes notations utilisées dans [5]. Une mesure simple de corrélation basée sur la distance euclidienne est la:

.Somme des Différences au Carré :

$$SDC(i_1, j_1; i_2, j_2) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m [I_1(i_1 + i, j_1 + j) - I_2(i_2 + i, j_2 + j)]^2 \quad (1)$$

3 Techniques non paramétriques

Les techniques non paramétriques sont basées sur l'ordre relatif des intensités de pixels dans une fenêtre par rapport l'intensité du pixel central (voir figure 2). Ces techniques sont robustes aux distorsions radiométriques. Dans ce paragraphe nous proposons de tester deux techniques de mise en correspondance pour trouver la méthode la plus adaptée aux images utilisées. Nous cherchons l'algorithme le plus fiable, robuste et rapide surtout en présence de bruit de type Gaussien.

3.1 Technique basée SOS

Dans [4] les auteurs ont montré que les techniques paramétriques donnent des bonnes cartes de disparités par rapport aux méthodes de corrélation classiques. Dans ce paragraphe, nous avons repris le même principe de leur méthode pour la comparer avec les résultats obtenus par notre méthode proposée.

Dans cette méthode l'image est transformée à un tableau de valeurs inférieures à $N-1$, avec N est la taille de fenêtre choisie. Dans la figure 2, la valeur 4 présente le nombre de pixels de valeur strictement inférieure au pixel du centre de fenêtre choisie (fenêtre de taille 3×3).

Après la transformation de l'image gauche et de l'image droite nous appliquons la méthode de corrélation, sur les images transformées, pour calculer la carte de disparité (en utilisant le critère décrit dans le paragraphe 2.2).

110	85	25	
111	37	32	→ 4
19	11	66	

Figure 2. Transformation de l'image d'intensité (fenêtre de taille 3×3)

3.2 Technique basée SOS

La solution classique, dans le cas non bruité, consiste à employer des mesures de corrélation à base des Statistiques du Second Ordre (SSO). En présence du bruit, la méthode citée avant peut conduire à des résultats erronés. Dans ce paragraphe, nous nous préoccupons plus particulièrement de l'estimation de la carte de disparité dans le cas des couples d'images bruitées. Motivés par l'insensibilité des Statistiques d'Ordre Supérieur (SOS) (ou Cumulants) aux effets du bruit Gaussien [1,2], nous proposons de tester un autre algorithme en utilisant un critère basé Cumulants au lieu d'utiliser la mesure de SDC (comme dans la méthode décrite précédemment).

Dans [7] nous avons développé un algorithme de mise en correspondance par corrélation basée Statistique d'ordre Supérieur (SOS), les résultats obtenus montrent bien la robustesse des SOS vis à vis de bruits.

L'image gauche et l'image droite peuvent modéliser par les équations suivantes:

$$IB_g(X) = I_g(X) + N_g(X) \quad (2)$$

$$IB_d(X) = I_d(X) + N_d(X) = I_g(X-d(X)) + N_d(X) \quad (3)$$

Avec IB_g et IB_d : image gauche et image droite bruité.

I_g et I_d : image gauche et image droite non bruitées.

N_g et N_d : bruit Gaussien à moyen nul et de covariance inconnu.

Le Cumulant est défini comme suit:

$$C_{IB_g IB_g}(m, n) = E[IB_g(X)IB_g(X+m)IB_g(X+n)] \quad (4)$$

Pour estimer les Cumulants nous avons utilisé l'équation suivante:

$$\hat{C}_{IB_g IB_g}(m, n) = \frac{1}{N^2} \sum_{X=1}^N IB_g(X)IB_g(X+m)IB_g(X+n) \quad (5)$$

avec $\sum_{X=1}^N = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N$

Nous avons repris le même principe de la méthode 1 sur les images transformée mais dans la méthode de mise en correspondance par corrélation nous avons utilisé un critère basé SOS au lieu d'un critère basé SSO.

Le principe de la méthode est le suivant :

- Transformation de l'image gauche et droite en image des intensité (voir méthode précédente). Autrement dit, Transformation de l'image gauche et droite en image de valeurs inférieures à la taille de fenêtre de transformation.
- Mise en correspondance de l'image gauche transformée et de l'image droite transformée par la méthode de corrélation, décrite dans le paragraphe 2, en utilisant le critère basé SOS (équation 5).

4 Résultats expérimentaux

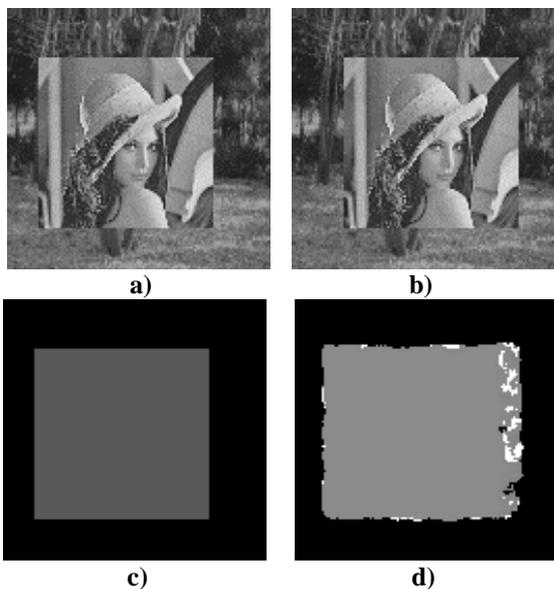


Figure 3. a,b) Image "TR_LE" gauche et droite non bruitées, c) carte de disparité de référence, d) carte de disparité calculée par notre méthode proposée.

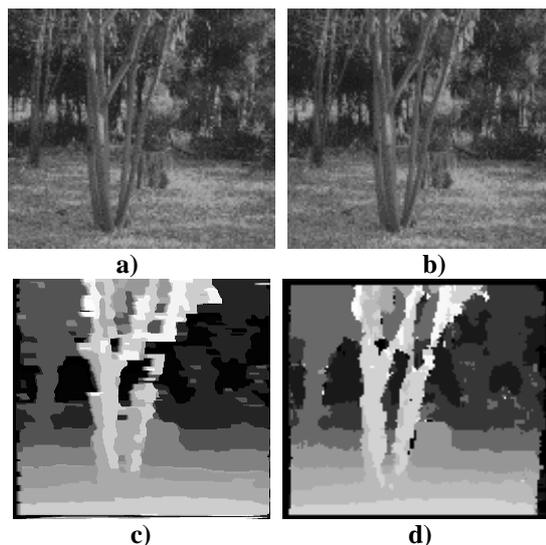


Figure 4. a,b) Image "TREES" gauche et droite non bruitées, c) carte de disparité calculée par la méthode basée SSO, d) carte de disparité calculée par la méthode basée SOS

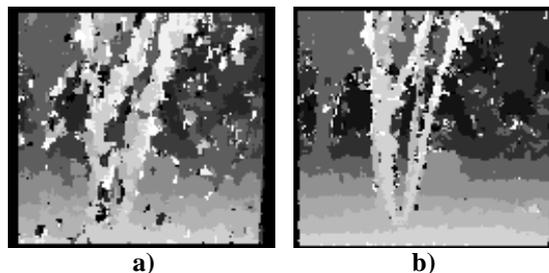


Figure 5. Carte de disparité calculée dans le cas des images "TREES" (bruitées par un bruit de 5 dB) par : a) méthode basée SSO, b) méthode basée SOS

5 Discussions

Dans nos expérimentations nous avons travaillé sur des images rectifiées "TREES" et "TR_LE". Nous avons effectué une série d'expériences afin de valider la robustesse de notre approche vis à vis de l'effet du bruit. Le bruit de contamination est pris de nature blanc Gaussien. La figure 3 montre la qualité de notre approche (méthode basée SOS). Nous avons appliqué cette méthode sur une image simple (figure 3a et 3b) dont la carte de disparité de référence est connue (figure 3c). La carte de disparité obtenue est meilleure comparée à la carte de disparité référence (figure 3d). De même nous avons appliqué notre technique proposée sur une image réelle un peu compliquée "TREES" (figure 4a et 4b), nous avons obtenu une meilleure carte de disparité par la méthode basée SOS (figure 4d). Nous avons appliqué aussi les deux méthodes décrites dans le paragraphe 3 sur des images bruitées, La figure 5b montre bien la robustesse de notre méthode en présence de bruit, nous avons obtenu une meilleure carte de disparité par notre méthode

proposée (figure 5b). Il apparaît clairement que la technique utilisant le critère basé SSO est moins robuste (voir figure 4c et 5a) que notre approche basée sur les SOS (voir figure 4d et 5b). De plus, on remarque que l'utilisation des blocs de corrélations de tailles importantes contribue à la suppression du bruit et permet de donner de meilleurs résultats dans le cas de toutes les méthodes.

6 Conclusion et Perspective

Dans cet article nous avons présenté une nouvelle technique de mise en correspondance basée sur la méthode de corrélation entre les transformations de l'image gauche et droite. Pour calculer la carte de disparité entre les images transformées gauche et droite, nous avons utilisé la méthode de corrélation basée sur la mesure de corrélation SDC et sur une mesure basée SOS .

Nos expérimentations ont permis de vérifier que :

- La technique proposée (méthode basée SOS) est moins sensible au bruit que la technique basée SSO en pourcentage de points erronés.
- Les cartes denses de disparités obtenues par notre approche à partir de couples d'images bruitées font apparaître moins de faux appariement que les autres mesures (SSO).

L'analyse de ces résultats fait apparaître que l'utilisation des SOS fournit un outil prometteur de la mise en correspondance dans le cas des paires d'images bruitées.

D'autres travaux sont en cours à fin d'améliorer les performances de cette approche en introduisant un schéma multirésolution pour mieux gérer les discontinuités de la carte de disparité, et pour réduire le temps de calcul de notre algorithme.

7 Remerciements

Ce travail a bénéficié du support de Projet PARS-CNR No 036.

Références

- [1] J. M. Anderson and G. B. Giannakis, Noise insensitive image motion estimation algorithms using cumulants, Proc. ICASSP 91, vol. 4, Toronto, CANADA, p 2721- 2724, May 1991.
- [2] J. M. Anderson and G. B. Giannakis, Image motion estimation algorithms using Cumulants, IEEE. Trans. On image Processing, vol. 4, no.3, March 1995.
- [3] N. Ayache, B. Faverjon. Efficient registration of stereo images by matching graph descriptions of edge segments. International Journal of Computer Vision, 1(2): 17-32, 1989.
- [4] J. Banks, M. Bennamoun, P. Corke, Fast and Robust stereo matching Algorithm for Mining

automation, Digital Signal Processing 9, 137-148, 1999.

- [5] A. Crouzil, L. Massip-Pailhes, S. Castan. Mise en correspondance par corrélation de gradients. 10^{ème} Congrès AFCET RFIA, Rennes, Vol. 2, 695-704, Janvier 1996.
- [6] Y. Ohta and T. Kanade. Stereo by intra and inter-scanline search using dynamic programming. IEEE PAMI 7(2): 139-154, 1985.
- [7] M. Rziza, E. Ibn Elhaj, N. Belabzioui, D. Aboutajdine, Estimation de la carte de disparité pour les images bruitées. Proc. CORESA, Poitiers, France, 19,20 Octobre 2000.
- [8] N. Yokoya. Surface reconstruction directly from binocular stereo images by multiscale-multistage regularization. In Proc. International Conference on Pattern Recognition, vol. 1, pp. 642-646, The Hague, The Netherlands, 1992.
- [9] R. Zabih, J. Woodfill, Non parametric local transforms for computing visual correspondence. In 3rd European Conference on Computer Vision, Stockholm, 1994.
- [10] Q. Zheng, R. Chellappa. Automatic feature point extraction and tracking in image sequences for arbitrary camera motion. International Journal of Computer Vision, 15(1/2): 31-76,1995.