

# Schéma multirésolution d'estimation d'un champ de disparités dense sous contrainte épipolaire pour les images bruitées

Mohammed RZIZA<sup>(1)</sup>, Driss ABOUTAJDINE<sup>(1)</sup>, Luce MORIN<sup>(2)</sup>, Ahmed TAMTAOUI<sup>(1,3)</sup>

<sup>(1)</sup>GSCM-LEESA, BP. 1014 Faculté des sciences de Rabat, Maroc

<sup>(2)</sup>IRISA/INRIA, Campus de Baulieu 35042 Rennes, France

<sup>(3)</sup>INPT, Av. Allal Al Fassi, Rabat Maroc

rziza@hotmail.com , aboutaj@fsr.ac.ma , Luce.Morin@irisa.fr , tamtaoui@inpt.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 une méthode de corrélation robuste et sur l'utilisation des Statistiques d'Ordre Supérieur (SOS). Nous avons effectué des expérimentations afin de comparer nos résultats à ceux obtenus par les méthodes qui existent dans la littérature. La carte de disparité dense obtenue par notre méthode proposée est fiable par rapport aux résultats obtenus par celle de corrélation classique. Nous obtenons également une carte de disparité reflétant des facettes planes 3D.

**Abstract** - This paper presents new algorithms of disparity map estimation. Originality of this method lies in the process of dense disparity map estimation using a robust Higher Order Statistics (HOS) based correlation method for matching noisy images. Different methods are compared and discussed. Experiments with noise real images have validated our method and have clearly shown the improvement over the existing ones. The dense disparity map obtained is reliable when compared to the similar Second-Order Statistics (SOS) based correlation methods.

## 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 [1,3]. 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 [2,4].

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.

La solution dans le cas non bruité, consiste à employer des critères à base de Statistiques du Second Ordre (SSO). En présence de bruit, cette solution peut conduire à des résultats erronés. Dans ce travail, 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 des bruits à fonction densité de probabilité symétrique, corrélés ou non, nous proposons d'utiliser une technique à base des cumulants d'ordre trois [9,8] et des cumulants d'ordre quatre [8,11](sous l'hypothèse de Gaussianité uniquement) dans un schéma multirésolution [12].

Dans [1,3,4,10], les auteurs ont utilisé des techniques de mise en correspondance pour apparier des images stéréoscopique sans prendre en considération l'effet de bruit de contamination. Ces méthodes restent biaisées en présence de bruit de type Gaussien. Pour résoudre ce problème, nous avons envisagé à utiliser des techniques, basées Statistique d'ordre Supérieurs, robuste vis à vis de bruit de contamination de type Gaussien.

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 notre méthode de corrélation basée Statistique d'Ordre Supérieur. 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 sont simples à implémenter et largement utilisées. Ces méthodes nous serviront de référence pour comparer et évaluer la qualité de nos résultats obtenus par rapport la méthode de corrélation basée Statistique d'Ordre Supérieur.

### 2.1. Description de la méthode de corrélation

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 nous expérimentations nous avons utilisé des images rectifiées, donc la zone de recherche est réduite à une droite épipolaire.

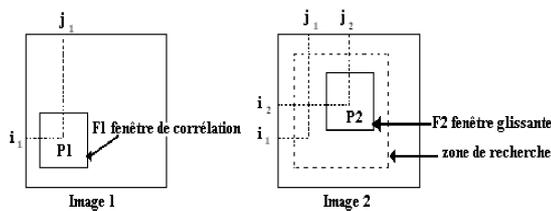


Figure 1. Recherche d'une correspondance par corrélation

### 2.2. Mesures de corrélation classique

Nous avons repris les mesures de corrélation des articles [5,6]. 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 :**

$$SDC(i_1, j_1; i_2, j_2) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m [I_1(i_1 + i, j_1 + j) - I_2(i_2 + i, j_2 + j)]^2 \quad (2.1)$$

Pour une fenêtre de corrélation de taille  $(2n+1) \times (2m+1)$ . Les hauteurs ont utilisé la notation vectorielle suivante :

$$SDC(F_1, F_2) = \|F_1 - F_2\|^2 \quad (2.2)$$

où  $F_k$  est le vecteur colonne de  $(2n+1) \times (2m+1)$  éléments obtenu par l'empilement des lignes composant la fenêtre de l'image  $k$ .

**. Somme des Différences au Carré Centrée**

$$SDCC(F_1, F_2) = \left\| (F_1 - \overline{F_1}) - (F_2 - \overline{F_2}) \right\|^2 \quad (2.3)$$

**.Somme des valeurs Absolues des Différences Centrées**

$$SADC(F_1, F_2) = \left| (F_1 - \overline{F_1}) - (F_2 - \overline{F_2}) \right| \quad (2.4)$$

**. Somme des Différences au Carré Normalisée Centrée**

$$SDCNC(F_1, F_2) = \frac{\left\| (F_1 - \overline{F_1}) - (F_2 - \overline{F_2}) \right\|^2}{\|F_1 - \overline{F_1}\| \cdot \|F_2 - \overline{F_2}\|} \quad (2.5)$$

**. Cross-Corrélation Normalisée Centrée**

$$CCNC(F_1, F_2) = \frac{(F_1 - \overline{F_1}) \cdot (F_2 - \overline{F_2})}{\|F_1 - \overline{F_1}\| \cdot \|F_2 - \overline{F_2}\|} \quad (2.6)$$

## 3. Mise en correspondance basée SOS

Dans cet article nous avons envisagé à utiliser des techniques, basées Statistique d'ordre Supérieurs, robuste vis à vis de bruit de contamination de type Gaussien. Dans ce paragraphe nous allons définir quelques propriétés importantes de SOS et les critères à minimiser en cas des images bruitées par un bruits de type Gaussien.

### 3.1. Formulation du problème

La luminance de l'image gauche et de l'image droite peut être formulée en tenant compte de l'effet de bruit, comme suit :

$$IB_g(X) = I_g(X) + N_g(X) \quad (3-1)$$

$$IB_d(X) = I_d(X) + N_d(X) = I_g(X-d(X)) + N_d(X) \quad (3-2)$$

Avec  $X=(x,y)$  donc  $X-d(X)=(x-dx(x,y), y-dy(x,y))$ , (si les images sont rectifiées:  $dy(x,y)=0$ ).

$IB_g$  et  $IB_d$  : l'image gauche et droite bruitée et  $I_g$  et  $I_d$  : l'image gauche et droite non bruitées.  $N_g$  et  $N_d$  le bruit Gaussien à moyennes nulles et de covariances inconnues.

En appliquant les deux propriétés des Cumulants [7,8] :

**1-** Les Cumulants sont **additifs**:

Donc la relation (2-1) et (2-2) deviennent :

$$CUM(IB_g(X)) = CUM(I_g(X)) + CUM(N_g(X)) \quad (3-3)$$

$$CUM(IB_d(X)) = CUM(I_d(X)) + CUM(N_d(X)) \quad (3-4)$$

$$= CUM(I_g(X-d(X))) + CUM(N_d(X))$$

cela signifie que si nous travaillons sur les images bruitées (partie gauche de l'équation 3-1) est théoriquement équivalent de travailler sur les images non bruitées (partie droite de l'équation 3-1).

**2-** Le Cumulant d'une processus Gaussien est **nul**:

Si le bruit est de type Gaussien alors:

$$CUM(N_g(X)) = 0 \quad \text{et} \quad CUM(N_d(X)) = 0 \quad (3-5)$$

Implique que l'équation (3-3) et (3-4) peuvent s'écrire comme suivant:

$$CUM (I_{B_g}(X)) = CUM (I_g(X)) \quad (3-6)$$

$$CUM (I_{B_d}(X)) = CUM (I_d(X)) = CUM (I_g(X-d(X))) \quad (3-7)$$

avec  $CUM(f(X))$ : est le Cumulant de processus  $f(X)$

Dans ces conditions et dans le but d'obtenir une bonne estimation de la carte de disparité, nous avons proposés dans [9,11] deux techniques de mise en correspondance basées sur la minimisation du critère suivant :

$$\hat{J}_{3ab\lambda}(d) = \sum_m \sum_n \left[ \hat{C}_{I_{B_g}I_{B_g}I_{B_g}}(m-d, n) - \hat{C}_{I_{B_g}I_{B_d}I_{B_g}}(m, n) \right] \quad (3-8)$$

l'auto-Cumulant d'ordre 3 est :

$$C_{I_{B_g}I_{B_g}I_{B_g}}(m, n) = E \left[ I_{B_g}(X) I_{B_g}(X+m) I_{B_g}(X+n) \right] \quad (3-9)$$

le Cross-Cumulant d'ordre 3

$$C_{I_{B_g}I_{B_d}I_{B_g}}(m, n) = E \left[ I_{B_g}(X) I_{B_d}(X+m) I_{B_g}(X+n) \right] \quad (3-10)$$

avec  $\hat{C}$  est l'estimateur de  $C$ .

Prenant un segment de taille  $N \times N$  d'une processus 2D  $I_{B_g}(X)$  et  $I_{B_d}(X)$ , les estimateurs de Cross-Cumulant d'ordre 3 et de l'auto Cumulant d'ordre 3 sont obtenues, respectivement, comme suivants [7,8]:

$$\hat{C}_{I_{B_g}I_{B_g}I_{B_g}}(m, n) = \frac{1}{N^2} \sum_{X=1}^N I_{B_g}(X) I_{B_g}(X+m) I_{B_g}(X+n) \quad (3-11)$$

$$\hat{C}_{I_{B_g}I_{B_d}I_{B_g}}(m, n) = \frac{1}{N^2} \sum_{X=1}^N I_{B_g}(X) I_{B_d}(X+m) I_{B_g}(X+n) \quad (3-12)$$

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

Nous avons montré que la mise en correspondance en utilisant les SOS donne des meilleurs résultats que les méthodes de corrélation classiques surtout dans le cas des images bruitées [7, 8, 9, 11].

$$\hat{C}_{I_{B_g}I_{B_g}I_{B_g}}(m, n) = \frac{1}{N^2} \sum_{X=1}^N I_{B_g}(X) I_{B_g}(X+m) I_{B_g}(X+n) \quad (3-13)$$

Dans cette article, nous avons comparé la méthode de corrélation basée SOS en minimisant un critère de cumulant d'ordre 3 et d'ordre 4 [7,8] avec la méthode de corrélation basée sur le critère SDC.

Motivé par le succès de techniques basées sur les cumulants d'ordre quatre pour l'estimation du retard des signaux 1D, un algorithme pel-recursif d'estimation du mouvement a été proposée dans [7,8]. Cette technique se base sur la minimisation d'un critère à base du cumulant d'ordre quatre suivant le Kurtosis de la DFD :

$$J_4 \left( \begin{matrix} \mathbf{r} \\ \hat{p}, \hat{d} \end{matrix} \right) = K_4 \left[ DFD \left( \begin{matrix} \mathbf{r} \\ \hat{p}, \hat{d} \end{matrix} \right) \right] \quad (3-14)$$

avec,  $K_4(w) = E(w^4) - 3[E(w^2)]^2$  le Kurtosis de  $w$ .

l'estimateur simple de  $J_4$  est donné par :

$$J_4(p, d^i) = \frac{1}{N} \sum_{p \in \Omega} [DFD(p, d^i)]^4 - 3 \left[ \frac{1}{N} \sum_{p \in \Omega} [DFD(p, d^i)]^2 \right]^2 \quad (3-15)$$

où  $\Omega$  est un ensemble constitué de  $N$  pixels situés au voisinage du pixel courant  $p$ .

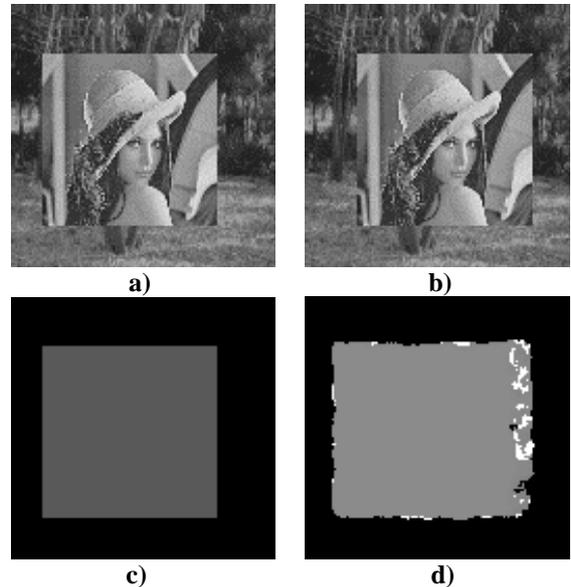
Pour plus des détails sur le critère de minimisation utilisé le lecteur intéressé peut consulter aussi [11].

### 3.2. Schéma Multirésolution

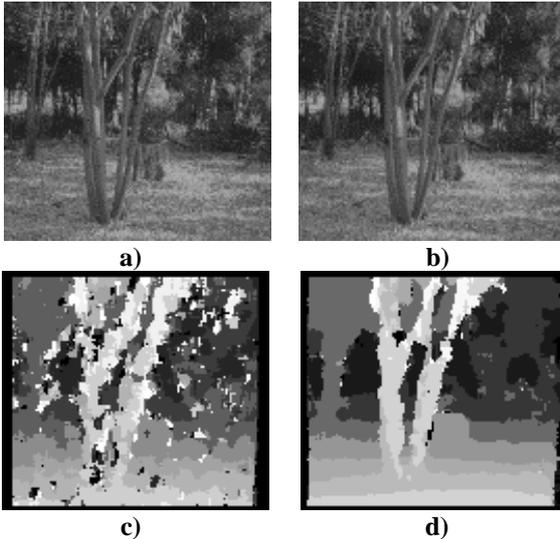
Les expérimentations montrent que les SOS donnent des résultats satisfaisants. Cependant les Cumulant demandent trop de données pour leur estimation, cela signifie un temps de calcul très grand. Pour résoudre ce problème nous avons utilisé un algorithme multirésolution rapide.

Le principe de cet algorithme consiste à travailler à plusieurs niveaux de résolution [12]. A chaque niveau, l'image traitée est une version filtrée (filtre passe-bas) et sous-échantillonnée de l'image du niveau suivant. Le niveau correspondant à l'image initiale est appelé le niveau de résolution le plus fin. L'intérêt de la multirésolution provient de la combinaison des résultats obtenus à différents niveaux. Typiquement, on commence à un niveau de résolution grossier. A chaque étape, on utilise les disparités estimées au niveau précédent (carte de disparité obtenue par la méthode de corrélation) comme base pour orienter l'estimation au niveau courant. Par exemple, si l'on prend l'image gauche comme référence, on pourra centrer la fenêtre de corrélation à l'image droite sur le pixel homologue estimé au niveau précédent par l'une des deux méthodes citées précédemment. Cela permet d'utiliser une grande fenêtre de corrélation au départ pour une estimation grossière des disparités puis des fenêtres de corrélation plus petites pour affiner l'estimation. Ainsi, la complexité des calculs est plus faible et les disparités que l'on peut estimer plus grandes [12]. Si le danger existe de propager une mauvaise estimation à toutes les résolutions suivantes, le gain en complexité est cependant appréciable.

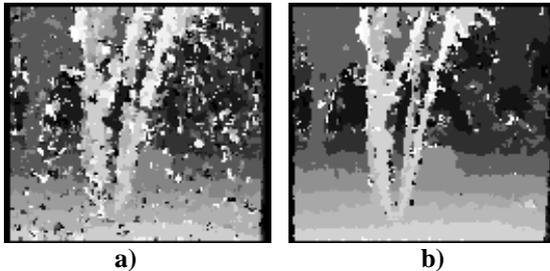
### 4. Résultats expérimentaux



**Figure 2.** a,b) Image "TR\_LE" gauche et droite non bruitées, c) carte de disparité de référence, d) carte de disparité calculée par la méthode de corrélation basée SOS.



**Figure 3.** a,b) Image "TREES" gauche et droite non bruitées, c) carte de disparité calculée par la méthode de corrélation basée SDC, d) carte de disparité calculée par la méthode de corrélation basée SOS



**Figure 4.** Carte de disparité calculée dans le cas des images "TREES" (bruitées par un bruit de 5 db) par : a) méthode de corrélation basée SDC, b) méthode de corrélation basée Cumulant d'ordre 4.

## 5. Discussion

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 et dans le cas où les images ne sont pas bruitées. Le bruit de contamination est pris de nature blanc Gaussien additif. La figure 2 montre la qualité de notre approche (méthode basée SOS). Nous avons appliqué cette méthode sur une image simple (figure 2a et 2b) dont la carte de disparité de référence est connue (figure 2c). La carte de disparité obtenue est meilleure comparée à la carte de disparité de référence (figure 2d). De même nous avons appliqué notre technique sur une image réelle complexe : "TREES" (figure 3a et 3b). Nous avons obtenu une meilleure carte de disparité (figure 3d) par la méthode de corrélation basée SOS. Nous avons appliqué notre méthode sur des images bruitées, La figures 4 montrent le pourcentage des points erronés pour les méthodes comparées, nous avons obtenu une meilleure carte de disparité par la méthode proposée (SOS) (figure 4b). 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 pour toutes les méthodes utilisées. Les résultats

montrés dans cet article sont obtenus par l'utilisation de la mesure de corrélation SDC.

## 6. Conclusion et Perspective

Dans cet article nous avons présenté une nouvelle méthode de corrélation multirésolution basée SOS. Cette technique a été comparée à des méthodes équivalentes dans la littérature. Nos expérimentations ont permis de vérifier que la technique proposée est moins sensible au bruit que les autres techniques en pourcentage de points erronés. Et 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. L'analyse de ces résultats fait apparaître que l'utilisation des SOS fournit un outil prometteur par la mise en correspondance de paires d'images bruitées.

## Remerciements

Ce travail a bénéficié du support du Projet PARS-CNR N° 036 et du projet TEMICS/IRISA de Rennes.

## Références

- [1] 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.
- [2] Y. Ohta and T. Kanade. Stereo by intra and inter-scanline search using dynamic programming. IEEE PAMI 7(2): 139-154, 1985.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] P. Aschwanen, W. Guggenbuhl. Experimental results from a comparative study on correlation-type registration algorithms. In Forstner and Ruwiedel, editors, Robust computer vision, pp. 268-282, Wichmann, 1992.
- [6] A. Crouzil, L. Massip-Pailhes, S. Castan. Mise en correspondance par corrélation de gradients. 10<sup>ème</sup> Congrès AFCET RFIA, Rennes, Vol. 2, 695-704, Janvier 1996.
- [7] 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.
- [8] J. M. Anderson and G. B. Giannakis, Image motion estimation algorithms using Cumulants, IEEE. Trans. On image Processing, vol. 4, no.3, March 1995.
- [9] 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.
- [10] J. Banks, M. Bennamoun, P. Corke, Fast and Robust stereo matching Algorithm for Mining automation, Digital Signal Processing 9, 137-148, 1999.
- [11] E. Ibn Elhaj, Méthodes robustes d'estimation du mouvement des séquences d'images bruitées: Application au codage, thèse soutenue le 30 Juin 2000 à Rabat, Maroc.
- [12] L. Oisel, L. Morin, C. Labit, Schéma multirésolution d'estimation d'un champ de disparité dense sous contrainte épipolaire, CORESA 97.