

# Un schéma de filtrage basé bloc pour la compression d'images stéréoscopiques bruitées

Mohammed El Hassouni<sup>1</sup>

Hocine Chérifi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> LIRSA, Faculté des sciences Mirande

Université de Bourgogne

9, Avenue Alain Savary, 21000 Dijon cedex - France

{Mohamed.Elhassouni,Hocine.Cherifi}@u-bourgogne.fr

## Résumé

*Dans cet article, nous présentons un schéma de filtrage basé bloc pour la compression d'images stéréoscopiques bruitées. Ce schéma élimine les effets de bruit dans les paires d'images stéréo en appliquant un filtre transversal bidimensionnel. Ce filtre utilise l'image gauche comme entrée de référence et l'image droite comme sortie désirée. Les coefficients du filtre sont estimés par minimisation des cumulants d'ordre supérieur de l'erreur de l'estimation. L'utilisation des statistiques d'ordre supérieur est appropriée dans la présence de bruit additif à distribution symétrique à moyenne nulle. Les coefficients du filtre et le vecteur de disparité sont utilisés avec l'image gauche pour reconstruire l'image droite au niveau du récepteur. Nous avons testé cette méthode sur plusieurs paires d'images et nous l'avons comparé avec les méthodes quadratiques et le bloc-matching.*

## Mots clefs

Filtrage 2-D, compression des images stereo, statistiques d'ordre supérieur.

## 1 Introduction

Une grande attention a été consacrée à l'estimation du champ de déplacement, ou du champ de disparité entre des images stéréo vu son utilité dans les multiples applications impliquant à la fois les tâches d'analyse et de codage des images stéréoscopiques [11].

Les schémas de compression des images stéréoscopiques utilisent généralement la forte corrélation qui existe entre l'image gauche et l'image droite. Cette corrélation est généralement exploitée pour reconstruire l'une des deux images en utilisant la carte disparité. Les méthodes utilisées pour l'estimation du mouvement telles que le bloc-matching et le flot optique ont été proposées pour estimer le champ de disparité pour les images stéréo. Malheureusement, les performances de ces techniques se dégradent en présence de bruit, de régions texturées ou d'occlusions. Pour pallier à ces problèmes, de nombreuses méthodes basées bloc ont été proposées pour fournir une meilleure

compensation et une estimation de disparité plus précise. Un schéma de filtrage par bloc basé sur la méthode des moindres carrés a été proposé afin d'éliminer les effets du bruit, de déformation ou d'occlusion dans des images stéréoscopiques [8]. L'efficacité de cette méthode a été prouvée en comparant avec la méthode du bloc-matching standard [9]. Dans le cas où la disparité doit être estimée en présence de bruit additif, la plupart des méthodes existantes supposent que le bruit est blanc gaussien [3, 4]. Dans les faits de nombreux travaux ont montré que la distribution du bruit n'est pas gaussienne. Dans ce cas, les statistiques d'ordre supérieur peuvent offrir des avantages [6, 10]. Ces derniers ont été introduits pour estimer le mouvement dans des séquences d'images bruitées [1, 7].

Nous présentons dans cet article une méthode robuste de filtrage par bloc pour la compression des images stéréoscopiques perturbées additivement par un bruit gaussien corrélé. Elle utilise un filtre 2-D transversal avant l'estimation de la disparité. Les coefficients de chaque bloc sont calculés en minimisant les moments d'ordre supérieurs. Une version du filtre de taille réduite est proposée afin de diminuer le nombre de coefficients à coder pour améliorer le taux de compression.

Cet article est organisé comme suit : la deuxième section est consacrée à la formulation du problème. Ensuite la méthode de filtrage basé bloc est décrite dans la section 3. Dans la section 4, nous présentons quelques résultats expérimentaux. Enfin, nous proposons quelques conclusions et remarques dans la section 5.

## 2 Formulation du problème

La luminance d'une paire d'images stéréoscopiques bruitées peut être formulée en tenant compte explicitement de l'effet du bruit, comme suit :

$$L(k, l) = I^l(k, l) + \eta^l(k, l) \quad (1)$$

$$R(k, l) = I^r(k, l) + \eta^r(k, l) = I^l(k, l + d(k, l)) + \eta^r(k, l) \quad (2)$$

où  $(k, l)$  représente la position spatiale du pixel de l'image ;  $L(k, l)$  et  $R(k, l)$  sont respectivement les intensités de

l'image gauche et l'image droite de la paire stéréoscopique observée au pixel  $(k, l)$ ;  $I^l(k, l)$  et  $I^r(k, l)$  sont les images originelles de la paire stéréo;  $\eta^l(k, l)$  et  $\eta^r(k, l)$  sont supposés être des bruits symétriques moyenne nulle;  $d(k, l)$  est le déplacement apparent.

### 3 Le filtrage 2-D basé sur les moments d'ordre supérieur

Nous présentons dans la figure. 1 le schéma du filtrage bi-dimensionnel par bloc utilisé. Considérons  $W_{i,j;p,q}$  les co-

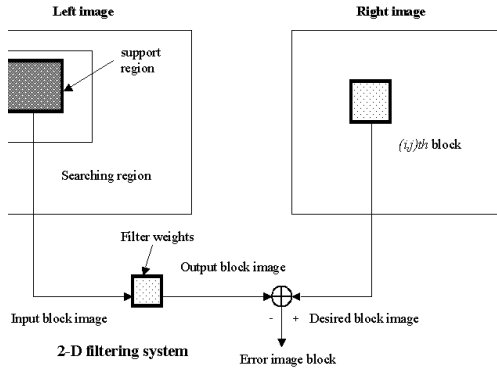


Figure 1 – Schéma de filtrage basé bloc pour la compression des images stéréoscopiques

efficients du filtre transversal de taille  $M \times N$ . La sortie du filtre est représentée par :

$$\hat{R}_{i,j;p,q}(k, l) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} W_{i,j;p,q}(m, n) L_{i,j;p,q}(k-m, l-n) \quad (3)$$

ou  $L_{i,j;p,q}$  est utilisé comme le bloc d'entrée, le vecteur de disparité est donné par :

$$\hat{d}_{i,j} = \arg \min F \left( R_{i,j}(k, l) - \hat{R}_{i,j;p,q}(k, l) \right) \quad (4)$$

ou  $R_{i,j}$  est le bloc désiré. De nombreuses formes de cette fonction ont été proposées [3]. Cependant, en présence du bruit non-gaussien cette solution peut conduire à des résultats erronés. Dans ce papier, nous proposons d'utiliser le coefficient d'asymétrie et le Kurtosis de la différence comme fonctions objective. Le Kurtosis est défini :

$$F = E \left\{ e_{i,j;p,q}^4(k, l) \right\} - 3E \left\{ e_{i,j;p,q}^2(k, l) \right\}^2 \quad (5)$$

et le coefficient d'asymétrie est défini par :

$$F = E \left\{ e_{i,j;p,q}^3(k, l) \right\} \quad (6)$$

ou

$$e_{i,j;p,q}(k, l) = R_{i,j}(k, l) - \hat{R}_{i,j;p,q}(k, l) \quad (7)$$

représente l'erreur d'estimation.

Les coefficients du filtre sont obtenus par la méthode du

gradient descendant [2]. L'équation de mise à jour est exprimée par :

$$W_{i+1,j+1} = W_{i,j} - \mu \Delta_{i,j} F \quad (8)$$

ou  $W_{i+1,j+1}$  est le vecteur de coefficients du bloc  $(i+1, j+1)$ ,  $\mu$  est le pas de convergence, et  $\Delta_{i,j}$  est le gradient du bloc  $(i, j)$ .

### 4 Stratégie de compression

Dans cette section, nous définissons la stratégie qui pourrait être intégrée au niveau de du codeur. Pour cela, un schéma de codage basé sur les vecteur de disparité pourrait être utilisé. Dans la figure 2 nous présentons un schéma d'un codeur typique basé sur la disparité. La plu-

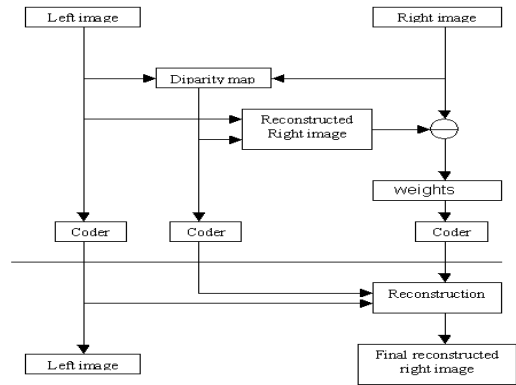


Figure 2 – Le principe du codage d'images stéréo en utilisant la disparité.

part des méthodes existantes utilisaient le codage basé DCT pour les deux images gauche et droite. Récemment, les méthodes basées sur les ondelettes ont remplacé les méthodes basées sur la DCT.

Le taux total de compression est la somme des taux de compression de l'image gauche, du vecteur de disparité et des coefficients du filtre,

$$R_T = R_{left} + R_{disp} + R_{weights} \quad (9)$$

La performance du taux de distortion globale dépend de l'attribution du taux alloué  $R_{left}$ ,  $R_{disp}$  et  $R_{weights}$ .

La qualité du schéma du codage dépend de la stratégie d'allocation de bits entre ces différentes composantes. Quelque soit le codeur utilisé la stratégie classiquement adoptée pour une reconstruction d'une qualité satisfaisante consiste à affecter en priorité un certain budget de bit au codage de la disparité et à distribue le reste entre l'image gauche et le codage des coefficients du filtre. Le schéma de filtrage décrit ci-dessus utilise la même taille du filtre pour chaque bloc. Évidemment, le codage de plusieurs coefficients du filtre pour chaque bloc n'est pas efficace dans la pratique. Pour réduire au minimum le nombre de coefficients de filtre pour reconstruire les blocs, on propose également d'utiliser un schéma de filtrage d'ordre réduit.

Il est intéressant de noter qu'un grand nombre de blocs dans l'image droite peuvent être reconstruits par le vecteur représentatif de disparité en employant l'image gauche codée de référence sans nécessité d'employer les coefficients du filtre, du tout. Ceci est dû au fait que ces blocs sont reliés par une simple translation. Cependant, pour enlever les effets de non-adaptation quelques coefficients du filtre devrait également être employé pour la reconstruction de certains blocs. Pour déterminer ces coefficients attribués à chaque bloc et réduire le nombre de coefficients du filtre nécessaires pour la reconstruction, un schéma de filtrage d'ordre réduit est présentée.

La valeur du seuil représentant la qualité des blocs reconstruits d'image est choisie pour être le PSNR du bloc ( $PSNR_{block}$ ), i.e.,

$$PSNR_{block} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{e_{i,j}^{p,qT} e_{i,j}^{p,q} / KL} \quad (10)$$

Le vecteur de disparité et les poids du filtre sont d'abord estimés en utilisant le schéma de filtrage de taille maximale. On propose donc de ne pas transmettre que les coefficients du filtre pour lesquels le PSNR du bloc considéré est supérieur à un seuil préalablement fixé. Autrement, on fait varier la taille du filtre jusqu'à ce qu'on ne puisse pas dépasser le seuil ou la taille maximale du filtre est atteinte.

## 5 Résultats expérimentaux

Dans nos simulations nous avons utilisé la paire d'image stéréo "Room". Cette paire d'images est synthétique ; elle est représentée par des applications telles que les jeux vidéo ou la réalité virtuelle. L'image gauche et l'image droite diffèrent principalement dans le côté gauche de l'image gauche où un morceau de mur ne peut pas être trouvé dans l'image droite. La performance du schéma proposé a été comparée à celle du bloc matching, et la méthode de filtrage basée sur les moindres carrés. Pour simplifier la comparaison de la qualité des images reconstruites, l'image gauche originale est employée ici au lieu de l'image codée. Pour estimer la qualité de l'image reconstruite, le Peak Signal to noise ratio (PSNR) est employé, c.-à-d.,

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\sigma_{(R-\hat{R})}^2} \quad (11)$$

où  $\sigma_{(R-\hat{R})}^2$  est la variance de l'image différence entre l'image originale et l'image reconstruite.

Dans cette section, nous comparons ces méthodes en présence de bruit gaussien, uniforme et laplacien à moyenne nulle et un écart type variant de 5 à 20. Les notations adoptés dans les figures et les tableaux sont définies par :

- **B-M** représente le bloc-matching
- **LS** représente le filtre basé sur les moindres carrés
- **LSK** représente le filtre basé sur la minimisation du skewness

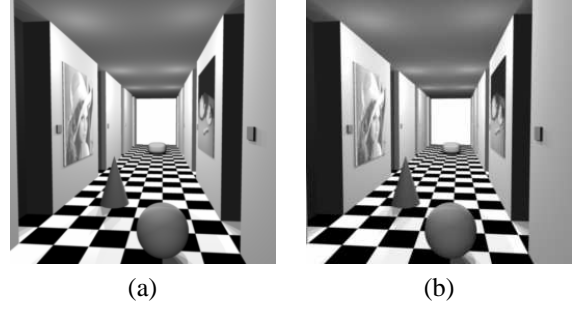


Figure 3 – La paire d'images originale "room" (a) l'image gauche (b) l'image droite

- **LK** représente le filtre basé sur la minimisation du kurtosis

Le schéma proposé a été mis en application sur la paire d'images stéréo montrée dans la Figure 3(a) et 3(b). Cette paire d'images est très bonne pour examiner le LK et le LSK, puisqu'elle implique différents problèmes de mismatching tels que les occlusions, les différences de réflectivité, et la déformation des objets. L'image droite est utilisée comme image désirée et image gauche comme image d'entrée de référence du filtre. La taille du bloc a été fixée à  $8 \times 8$ . Le schéma du bloc-matching standard a été examiné d'abord. Le tableau 1 illustre les résultats obtenus en utilisant les trois modèles de bruit avec différentes variances. Le gain en PSNR dépend de la distribution du bruit. Pour la distribution uniforme, il est de l'ordre de 4 dB. Pour la distribution laplacienne, il est de l'ordre de 3 dB. Les résultats obtenus pour la distribution gaussienne sont comparables. Le PSNR de l'image reconstruite montrée dans la Figure. 3(c) a été mesuré 30,57 dB. Le schéma du filtrage 2-D basé d'ordre  $2 \times 2$  a été alors appliqué à cette paire d'image. Comme montre la Figure. 3(d), le PSNR pour ce cas s'est avéré vers 31,43 dB. Le PSNR aussi bien que l'évaluation visuelle de l'image reconstruite dans Figure 3(d) indique clairement les capacités de compensation de la méthode de filtrage pour les secteurs mal adaptés. La figure

## 6 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté un nouveau schéma de filtrage 2-D basé sur les statistiques d'ordre supérieur pour la compression d'images stéréo en présence de bruit. La méthode a été inspirée du schéma du filtrage 2-D basé bloc utilisant les moindres carrés [8]. Des fonctions coût de l'erreur basées sur des statistiques d'ordre trois et d'ordre quatre ont été examinées et comparées à la méthode basée sur les statistiques du second ordre.

La capacité de compensation dans ce schéma est fournie en utilisant un filtre transversal qui modélise les effets de mismatching. Les résultats de cet article montrent que les fonctions de coût basées sur des statistiques d'ordre supérieur peuvent surpasser les statistiques du second ordre en terme

d'insensibilité aux effets de bruit. Les études ont été focalisées au bruit additif gaussien, uniforme et laplacien à moyenne nulle.

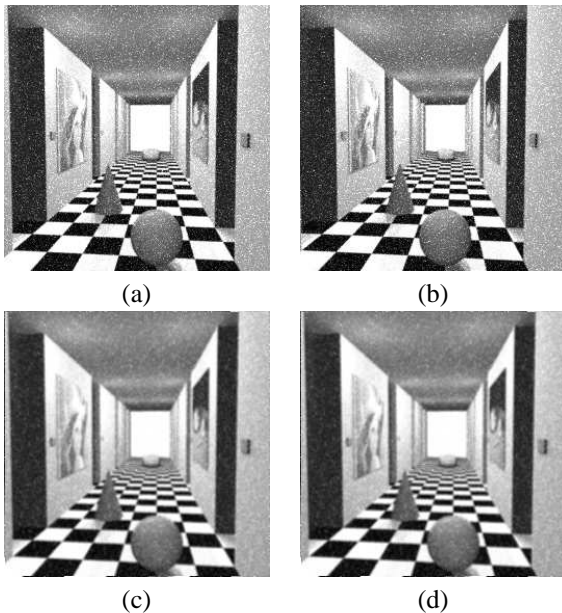


Figure 4 – La pair d'images contaminées un bruit laplacien additif  $\sigma = 20$ . (a) l'image gauche (b) l'image droite (c) l'image reconstruite en utilisant le filtrage par les moindres carrés (d) l'image reconstruite avec le filtrage par la minimisation du kurtosis.

## Références

- [1] J. M. Anderson and G. B. Giannakis. Image motion estimation algorithms using cumulants. *IEEE transactions on image processing*, vol. 4, pp.346-357, n. 3, March. 1995.
- [2] M.R. Azimi-Sadjadi, and H. Pan. Two dimensionnal block diagonal LMS adaptive filtering. *IEEE transactions on signal processing*, vol. 42, n. 11, pp. 2420-2429, sept. 1999.
- [3] J. Banks, M. Bennamoun, and P. Corke. Fast and robust stereo matching algorithms for mining automation. *Digital Signal Processing* 9, 137-148 (1999).
- [4] D. N. Bhat, S. K. Nayar. Ordinal measures for image correspondence. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 20(4), pp. 415-423, 1998.
- [5] C. L. Nikias and A. P. Petropulu. Higher-order spectra analysis, A Nonlinear signal processing framework. *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey* (1993).
- [6] M. Rziza, D. Aboutajdine. New stereo vision matching algorithm based on constrained dynamic programming and higher order statistics criteria. *Machine Graphics and Vision*, vol. 10, no. 3, 2001, pp. 317-331.

Noise	$\sigma$	B-M	LS	LSK	LK
Uniform	5	19,22	21,36	23,72	23,11
	10	22,16	23,72	25,81	25,32
	15	20,61	22,36	24,42	23,96
	20	20,76	22,58	24,16	23,86
Gaussian	5	27,31	28,26	28,44	28,62
	10	29,16	30,26	30,12	30,54
	15	30,11	31,66	31,47	31,83
	20	33,76	34,37	34,56	34,68
Laplacian	5	23,51	25,61	27,12	26,87
	10	25,16	27,69	29,23	28,92
	15	26,77	28,08	29,92	29,36
	20	29,12	30,57	31,82	31,43

Tableau 1 – PSNR (dB) les valeurs du PSNR de l'image reconstruite en présence de trois modèles de bruit et différentes variances

- [7] E. Sayrol, A. Gasull and J. R. Fonollosa. Motion estimation using higher order statistics. *IEEE transactions on image processing*, vol. 5, pp.1077-1084, n. 6, June. 1996.
- [8] S-H. Seo, M.R. Azimi-Sadjadi, and B. Tian. A Least-Squares-based 2-D filtering scheme for stereo image compression. *IEEE transactions on image processing*, vol. 9, pp.1967-1972, n. 11, Nov. 2000.
- [9] S-H. Seo, M.R. Azimi-Sadjadi. A 2-D filtering scheme for stereo image compression using sequential orthogonal subspace updating. *IEEE transactions on CVST*, vol. 11, pp. 52-66, n. 1, Jan. 2001.
- [10] O. Tanrikulu and A. G. Constantinides. Least-mean kurtosis : A novel higher-order statistics based adaptive filtering algorithm. *Electronics Letters*, vol. 30, pp. 189-190, n. 3, February 1994.
- [11] M. Z. Brown, D. Burschka and G. D. Hager. Advances in computational stereo. *IEEE transactions on PAMI*, vol. 25, pp. 993-1009, no. 8, 2003.