

Débruitage vidéo par statistiques d'ordre supérieur

M. ElHassouni^{1,2}

H. Chérifi²

D. Aboutajdine¹

¹ GSCM, Université Mohammed V -Agdal-
BP 1014, Rabat, Maroc
aboutaj@fsr.ac.ma

² LIRSIA, Université de Bourgogne
BP 47870, 21078 Dijon Cedex, France
cherifi@crid.u-bourgogne.fr

Résumé

Nous présentons dans cet article¹ une méthode robuste de débruitage vidéo en présence de perturbations de type bruit non gaussien. Pour traiter le problème nous utilisons une approche de filtrage compensée en mouvement basée sur les statistiques d'ordre supérieur (SOS). La compensation du mouvement est assurée par un estimateur robuste. Ensuite, nous appliquons un filtre spatio-temporel sur les images reconstruites. Les résultats expérimentaux démontrent l'efficacité de l'approche proposée.

Mots Clef

estimation du mouvement, filtre spatio-temporel, SOS.

1 Introduction

L'analyse de séquences d'images est un axe de la vision par ordinateur qui a attiré l'intérêt de plusieurs chercheurs durant ces dernières années. Cependant, lors de l'acquisition, la transmission et le stockage, ces images sont souvent altérées par différents types de bruit. Pour éliminer ce bruit il faut disposer d'un algorithme d'estimation de mouvement robuste ainsi que d'une technique adéquate de filtrage spatio-temporel [4, 11].

Une phase initiale d'estimation du mouvement permet la compensation du mouvement apparent dans la séquence. Pour cela nous proposons d'utiliser une méthode récursive d'estimation du mouvement global basée sur les statistiques d'ordre supérieur (SOS). Cette technique se base sur un modèle de mouvement affine simplifié. Cet algorithme a été testé sur des séquences réelles. Les résultats expérimentaux ont mis en évidence sa supériorité en terme de robustesse aux

degradations par rapport aux techniques basées sur les statistiques du second ordre (SSO) dans des situations de bruit gaussien corrélé et de bruit mixte (gaussien + impulsionnel).

Dans un second temps, une famille de filtres spatio-temporels est appliquée à la séquence d'images compensées. L'approche spatio-temporelle présente l'avantage d'être moins sensible aux non-stationnarités suivant les deux directions. Ces techniques de filtrage utilisées ne sont pas désirées seulement pour améliorer la qualité visuelle, mais pour faciliter l'exécution des tâches ultérieures telles que le codage, l'analyse ou l'interprétation.

Plusieurs filtres ont été proposés dans la littérature. On peut citer le filtre de Wiener [5, 9] qui présente des caractéristiques d'optimalité dans le cas de perturbations gaussiennes. Les filtres adaptatifs à moyennes pondérées (AWA, Adaptive Weighted Average) [6] ont été utilisés pour des séquences d'images contaminées par un bruit blanc gaussien additif. Dans le cas du bruit impulsionnel plusieurs filtres non linéaires ont été proposés tels que le médian spatio-temporel et plus particulièrement le médian "multilevel" et le "multistage" [4].

Dans nos travaux précédents, nous avons présenté une extension spatio-temporelle de la famille des filtres d'ordre statistique (LMS L -filter) présentés dans [1]. Une étude comparative de différentes techniques de filtrage adaptatif pour le débruitage des séquences d'images a permis de mettre en évidence les performances de la solution proposée en terme de réduction de bruit gaussien et impulsionnel et de préservation des contours et de la texture. Cette solution se base sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Dans cet article, nous proposons un filtre de la même classe que l'estimateur du mouvement basé sur le critère de minimisation du Kurtosis au lieu de l'erreur quadratique moyenne. Cette approche permet de prendre en

¹Ce travail a été réalisé par le soutien du comité inter-universitaire franco-marocain AI 166/SI/98 et le PARS-CNR
36

compte le caractère non-gaussianité des perturbations tant dans la phase d'estimation du mouvement, que dans la phase du filtrage. Ce filtre adaptatif doit permettre de prendre en compte les régions mal compensées et n'appartenant pas au mouvement dominant dans l'image.

Cet article est organisé comme suit : la deuxième section est consacrée à décrire l'algorithme d'estimation du mouvement utilisé. Ensuite, la méthode du filtrage spatio-temporel basée sur les SOS est décrite dans la section 3. Dans la section 4, nous présentons quelques résultats expérimentaux y compris des évaluations qualitatives et quantitatives. Enfin, nous proposons quelques conclusions et remarques dans la section 5.

2 Technique d'estimation du mouvement utilisée

Dans cet étape nous utilisons une méthode recursive basée sur les statistiques d'ordre supérieur pour l'estimation du mouvement apparent dans l'image [2]. Cette méthode considère une modélisation simplifiée du mouvement.

2.1 Le modèle du mouvement

Afin de décrire le mouvement dans chaque région, nous utilisons le modèle du mouvement linéaire simplifié décrit par $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^T$ où θ_1 et θ_2 sont respectivement les translations suivant les axes i et j , θ_3 est le facteur de divergence, θ_4 est l'angle de rotation. Le vecteur de déplacement $d(i, j) = (di, dj)^T$ d'un objet est défini par :

$$\begin{cases} di = \theta_1 + \theta_3(i - i_g) - \theta_4(j - j_g) \\ dj = \theta_2 + \theta_3(j - j_g) + \theta_4(i - i_g) \end{cases} \quad (1)$$

(i_g, j_g) sont les coordonnées du centre de la région.

2.2 Estimation

Etant donnée une séquence d'images g_1, \dots, g_N , avec $g_n = \{g_n(s)\}_{s \in S}$, où $s = (i, j)^T$ représente la position du pixel et N le nombre d'images dans la séquence. On définit la $DFD(s)$ (Displaced Frame Difference) par :

$$DFD(s) = g_{n+1}(s + d(s)) - g_n(s) \quad (2)$$

La méthode recursive classique pour calculer le vecteur du mouvement entre deux images utilise la minimisation de l'erreur quadratique moyenne de la $DFD(s)$. Malheureusement, dans la présence d'un bruit non gaussien, cette solution ne peut pas mener à des résultats satisfaisants. Cela peut être évité en calculant le vecteur de déplacement en minimisant le Kurtosis de $DFD(s)$:

$$J_4(s) = E\{DFD^4(s)\} - 3E\{DFD^2(s)\}^2 \quad (3)$$

Le problème d'optimisation peut s'exprimer de la manière suivante :

$$\hat{\Theta} = \underset{\Theta}{\operatorname{argmin}} [J_4(DFD(s))] \quad (4)$$

ce critère est utilisé pour estimer le mouvement local en présence du bruit.

L'équation de la mise à jour du vecteur du mouvement est donnée par :

$$\hat{\Theta}(s+1) = \hat{\Theta}(s) - \epsilon \operatorname{sign}(J_4(s)) \frac{\partial J_4(s)}{\partial \Theta} \quad (5)$$

La minimisation du Kurtosis est obtenue en utilisant l'algorithme du gradient descendant. Nous utilisons une extension de la méthode développée par Anderson-Giannakis basée sur les cumulants [8]. Ces auteurs considèrent une partition fixe de l'image en blocs alors que nous utilisons une décomposition en quadtree. Ceci permet une segmentation basique des objets en mouvement et une réduction de complexité de l'algorithme.

3 Filtrage spatio-temporel

Une séquence d'images bruitées est modélisée par :

$$g_n(i, j) = f_n(i, j) + \eta_n(i, j) \quad (6)$$

Avec $g_n(i, j)$ est l'intensité du pixel dans la position (i, j) de la $n^{\text{ème}}$ image de la séquence, $f_n(i, j)$ est l'intensité du pixel dans la position (i, j) de la $n^{\text{ème}}$ image de la séquence originale et $\eta_n(i, j)$ est un bruit additif. L'intensité estimée dans la position (i, j) dans la $n^{\text{ème}}$ image est calculée en utilisant un cube de taille $(2p+1) \times (2q+1) \times (2l+1)$ et donnée par :

$$\hat{f}_n(i, j) = \sum_{(p,q,l) \in S} \hat{a}(p, q, l) g_{n-l}^r(i-p, j-q) \quad (7)$$

avec S est le support du filtre, $g_n^r(i, j)$ est le vecteur d'observations ordonnées et \hat{a} est le vecteur des coefficients du filtre qui minimisent le Kurtosis de la différence entre l'image estimée et l'image originale :

$$J(s) = E\{e^4(s)\} - 3E\{e^2(s)\}^2 \quad (8)$$

qu'on peut l'exprimer par une notation simple :

$$\hat{a} = \underset{a}{\operatorname{argmin}} [J(e(s))] \quad (9)$$

En tenant compte de la contrainte d'énergie :

$$\sum \hat{a}(s) = 1 \quad (10)$$

$e(s)$ est l'erreur de prédiction sur le pixel s est :

$$e(s) = \hat{f}(s) - f(s) \quad (11)$$

L'équation de la mise à jour des coefficients du filtre de du $s^{\text{ème}}$ pixel traité de la $n^{\text{ème}}$ image de la séquence

$$\hat{a}(s+1) = \hat{a}(s) + \mu \frac{\partial J(s)}{\partial a} \quad (12)$$

la dérivée de $J(s)$ est exprimée par :

$$\frac{\partial J(s)}{\partial a} = E\{4e^3(s)\frac{\partial e(s)}{\partial a}\} - 6E\{e^2(s)\}E\{2e(s)\frac{\partial e(s)}{\partial a}\} \quad (13)$$

L'équation (12) devient :

$$\hat{a}(s+1) = \hat{a}(s) + \mu [e^3(s) - 3E\{e^2(s)\}e(s)] \frac{\partial e(s)}{\partial a} \quad (14)$$

avec

$$\frac{\partial e(s)}{\partial a} = \frac{\partial \hat{f}(s)}{\partial a} = g_n^r(s) \quad (15)$$

nous obtenons

$$\hat{a}(s+1) = \hat{a}(s) + \mu e^3(s)g_n^r(s) \quad (16)$$

Le pas d'adaptation μ peut être fixé a priori pour toute l'image. Il est préférable d'utiliser un pas adaptatif qui dépend du contenu local de l'image. En pratique le pas d'adaptation adaptatif μ est le produit de μ_0 par un terme de normalisation $\|g_n^r(s)\|^2$. Alors le pas d'adaptation est exprimé par :

$$\mu = \frac{\mu_0}{\|g_n^r(s)\|^2} \quad (17)$$

l'équation de la mise à jour des paramètres devient :

$$\hat{a}(s+1) = \hat{a}(s) + \frac{\mu_0}{\|g_n^r(s)\|^2} e^3(s)g_n^r(s) \quad (18)$$

4 Résultats expérimentaux

Nous avons appliqué la méthode d'estimation du mouvement suivie de la méthode du filtrage spatio-temporel proposée sur plusieurs séquences d'images réelles. Nous présentons dans cet article quelques résultats appliqués sur quelques images de la séquence **Trevor White**², Cette séquence contient des images à niveau de gris de taille 256×256 . Cette séquence est classiquement utilisée pour analyser des mouvements peu complexes. Elle présente l'avantage de contenir des zones texturées ce qui permet d'évaluer les performances du filtrage.

Dans la figure 1, nous montrons les images résultantes du filtrage spatio-temporel basé sur les statistiques d'ordre supérieurs. La figure 1(a) décrit la 3ème image de la séquence originale. Fig 1(b) présente l'image compensée en mouvement. L'image filtrée en utilisant les SSO avec un pas adaptatif est représentée dans la figure 1 (c). Les figures 1 (d) et (e) montrent respectivement les résultats du filtrage en utilisant les SSO avec pas fixe et adaptatif. L'évaluation visuelle montre la supériorité des méthodes basée sur SOS tant en terme d'une bonne estimation du mouvement qu'en terme du filtrage spatiotemporel, tout en préservant les détails de l'image.

²ftp://ftp.ipl.rpi.edu/pub/image/sequence

Nous avons mené une comparaison avec les méthodes du filtrage basées sur les statistiques du second ordre au niveau de la suppression du bruit mixte. La qualité des images filtrées est mesurée par le **Signal-to-Noise Ratio improvement** :

$$SNRi = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i,j} (y(i,j) - f(i,j))^2}{\sum_{i,j} (\hat{f}(i,j) - f(i,j))^2} \quad (\text{in dB}) \quad (19)$$

Le tableau 1 résume les rapports signal à bruit obtenus pour le filtrage de quelques images de la séquence et utilisant les SOS. Ces méthodes se comparent favorablement par rapport au filtre d'ordre statistiques LMS et un exemple de filtre médian (Tab. 2) au niveau de la suppression du bruit mixte.

| Method | 3th frame | 4th frame | 5th frame |
|----------------------------------|-----------|-----------|-----------|
| médian | -8,619 | -8,578 | -8,082 |
| filtre SOS avec pas fixe | -8,687 | -8,788 | -8,492 |
| filtre SOS avec pas adaptatif | -9,625 | -9,495 | -9,974 |

TAB. 1 – Les mesures de SNRi (in dB) pour certains filtres basés sur SSO appliqués sur quelques images de la séquence de Trevor White contaminés par un bruit mixte de pourcentage (5%) and d'écart type ($\sigma = 20$)

| Method | 3th frame | 4th frame | 5th frame |
|----------------------------------|-----------|-----------|-----------|
| médian | -5,92 | -5,36 | -5,78 |
| filtre SSO avec pas fixe | -6,87 | -6,66 | -6,61 |
| filtre SSO avec pas adaptatif | -7,61 | -7,34 | -7,24 |

TAB. 2 – Les mesures de SNRi (in dB) pour certains filtres basés sur SOS appliqués sur quelques images de la séquence de Trevor White contaminés par un bruit mixte de pourcentage (5%) and d'écart type ($\sigma = 20$)

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté un filtre spatio-temporel basé sur les SOS pour la suppression du bruit mixte dans les séquences vidéo. Le filtre utilisé se compare favorablement en terme de qualité visuelle et du $SNRi$ par rapport aux techniques de filtrage adaptatif basé sur les SOS.

Références

- [1] C. Kotropoulos, I. Pitas, " Adaptive LMS L -Filters for Noise Suppression in Images" , *IEEE Trans.*

On Image Processing, vol. 5, no.12, pp. 1596-1609, December 1996.

- [2] E. Ibn-elhaj, D.Aboutajdine, S. Pateux and L. Morin "HOS-based method of global motion estimation for noisy image sequences" , *IEE Electronics Letters*, vol. 35, no.16, pp. 1320-1322, August 1999.
- [3] M. ElHassouni, H. Cherifi and D.Aboutajdine "An efficient spatiotemporal filter for noise reduction in video sequences" , *Proc. of Int. Symposium on Video Processing and Multimedia Communications VIPromCom 2001*. 13-15 June 2001, Zadar, Croatia
- [4] J.C. Brailean, R.P. Kleihost, S.N. Efstratiadis and A.K. Katsaggelos, "Noise reduction filters for dynamic image sequences : A review" , *Proc. IEEE* , vol. 83, no.9, pp. 1236-1251, September 1995.
- [5] K.J. Boo and N.K. Bose, " A motion-compensated spatio-temporal filter for image sequences with signal dependent noise", *IEEE Trans. Cir, and Syst. for Vid. Tech.*, vol. 8, no.3, pp. 287-298, June. 1998.
- [6] M.K. Ozkan, M.I. Sezan, and A.M. Tekalp, " Adaptive motion-compensated filtering of noisy image sequences" , *IEEE Trans. Cir, and Syst. for Vid. Tech.*, vol. 3, no.4, pp. 277-288, August. 1993.
- [7] R.P. kleirhost, R.L. Lagendijk and J. Biemond, "Noise reduction of severely corrupted image sequences" , in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech, Signal Process.*, vol. 5, pp. 293-296, Minneapolis, MN, April. 1993.
- [8] J.M. Anderson and G.B. Giannakis, "Image motion estimation algorithms using cumulants" , *IEEE Trans on Image Processing* vol. 4, no.3, pp. 346-357, March, 1995.
- [9] F. Dekeyser, P. Pérez, P. Bouthemy. Spatio-temporal Wiener Filtering of images sequences using a parametric motion model. *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, ICIP2000, Van-Couver, Canada, september 2000.
- [10] S. Haykin, " Adaptive filter theory" , 3rd ed., NJ : Prentice Hall, 1996.
- [11] S.A.C. Kokaram. Motion Picture Restoration : Digital Algorithms for Artefacts Supression in degraded Motion Picture Film and Video. Springer Verlag, ISBN 3-540- 76040- 7, 1998.

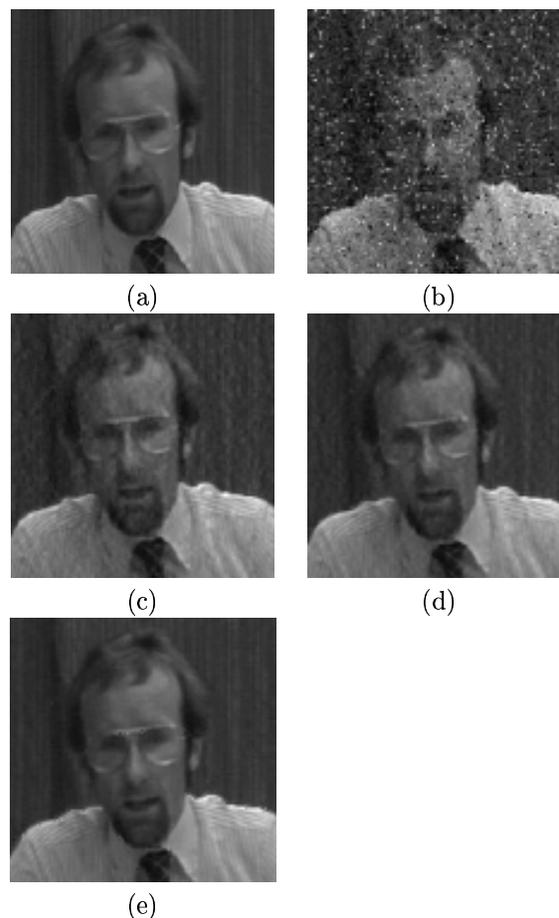


FIG. 1 – (a) La 3ème image de la séquence Trevor 256×256 , (b) l'image compensé en mouvement et avec un bruit mixte de pourcentage ($p = 5\%$) et un écart type ($\sigma = 20$), (c) la sortie du filtre quadratique (LMS L -filter) normalisé avec une fenêtre de taille 3×3 et un pas de convergence adaptatif ($\mu_0 = 0.8$), (d) la sortie du filtre basé sur Kurtosis avec une fenêtre de taille 3×3 et un pas de convergence fixe ($\mu = 3.10^{-10}$), (e) la sortie du filtre basé sur Kurtosis avec une fenêtre de taille 3×3 et un pas de convergence adaptatif ($\mu_0 = 2.10^{-04}$) .