

# Méthode région-réursive d'estimation de mouvement des séquences d'images bruitées

Elhassane IBN-ELHAJ<sup>1</sup>, Driss ABOUTAJDINE<sup>1</sup>, Stéphane PATEUX<sup>2</sup>, Luce MORIN<sup>2</sup>

<sup>1</sup>GSC-LEESA Département de Physique  
B.P. 1014 Faculté des Sciences de RABAT, MAROC

<sup>2</sup>IRISA  
Campus de Beaulieu, 35042 RENNES Cedex, France

Aboutaj@fsr.ac.ma , Stephane.Pateux@irisa.fr, Luce.Morin@irisa.fr,

**Résumé** – L'objectif de ce travail est d'estimer le mouvement apparent 2D dans le cas des séquences d'images bruitées. Nous proposons une technique utilisant conjointement les statistiques d'ordre supérieur et une segmentation basée régions avec découpage adaptatif. Les résultats de simulation, aussi bien sur des séquences à mouvement synthétique ou réel, révèlent sa consistance en terme d'analyse de mouvement de scènes bruitées.

**Abstract** – The objective of this work is to estimate the apparent 2D motion in the case of noisy images sequences. We propose a technique using jointly the higher order statistics and a region based segmentation with adaptive splitting. The simulation results, even for image sequences with synthetic or real motion, reveal its consistency in terms of motion analysis in noisy cases.

## 1. Introduction

Une grande attention a été consacrée à l'estimation du champ du mouvement 2D, ou du champ de vitesse entre des images consécutives vu son utilité dans de multiples applications impliquant à la fois les tâches d'analyse et de codage de séquences d'images [1]. La plupart de ces études ne tiennent pas compte de l'effet du bruit sur l'estimation du mouvement. Cependant, il existe diverses situations où le mouvement entre deux images doit être estimé en présence de bruit. Nous citons à titre d'exemple les images des caméras de surveillance et les images médicales. Le bruit de contamination peut être souvent décrit comme un processus Gaussien corrélé. Dans de telles circonstances, les techniques à base des Statistiques d'Ordre Supérieur (SOS) ou cumulants peuvent offrir des avantages, vu qu'ils sont insensibles à ce type de bruit [2,3]. Dans ce sens, nous avons développé une méthode région-réursive [4] qui permet une bonne analyse du mouvement comparée à une méthode similaire à base des statistiques de second ordre (SSO) [5]. Dans le but d'améliorer les performances de cette méthode et de pouvoir gérer aussi des régions non-homogènes au sens du mouvement, une phase de segmentation en quadtree est

intégrée dans l'algorithme. Des tests ont été faits sur des séquences d'images à bruit synthétique ou réel. Les résultats obtenus révèlent la capacité de la méthode à analyser le mouvement dans ce genre de situations.

## 2. Formulation du problème

La luminance de deux images consécutives d'une séquence bruitée peut être formulée, en tenant compte explicitement de l'effet du bruit, comme suit [2,3]:

$$f(\vec{p}, t) = I(\vec{p}, t) + n(\vec{p}, t)$$

$$f(\vec{p}, t + 1) = I(\vec{p} - d, t) + n(\vec{p}, t + 1)$$

Avec,  $I(\vec{p}, t)$  l'intensité lumineuse de l'image non bruitée au point  $p$  et à l'instant  $t$ ,  $n(\vec{p}, t)$  un bruit Gaussien corrélé de moyenne nulle et de variance inconnue,  $f(\vec{p}, t)$  l'intensité lumineuse de l'image bruitée au point  $p$  et à l'instant  $t$  et  $d$  le déplacement apparent. Cette formulation est basée sur l'invariance de la luminance, à savoir :

$$DFD_I(\bar{p}, t) = I(\bar{p}, t+1) - I(\bar{p} - d, t) = 0,$$

où DFD est la différence inter-image déplacée (*Displaced Frame Difference*). La solution classique pour obtenir le vecteur de déplacement consiste à minimiser la moyenne quadratique de la DFD. Cependant, en présence de bruit Gaussien corrélé cette solution peut conduire à des résultats erronés. Ceci peut être évité en utilisant des SOS. Des techniques à base des SOS visant à résoudre ce problème ont déjà vu le jour [2,3]. Toutefois, peu d'attention a été consacrée aux approches paramétriques qui peuvent conduire à des résultats plus précis. Dans cet article, nous proposons une méthode région-réursive. Celle-ci adopte un modèle unique pour représenter le mouvement de chaque région de l'image. L'algorithme consiste en une étape d'estimation et une autre de découpage en quadtree, qui sont réalisées de manière itérative jusqu'à la convergence.

### 3. Estimation

Cette phase est effectuée en utilisant un modèle à quatre paramètres pour représenter le mouvement de chaque région. Les quatre paramètres (Modèle Linéaire Simplifié (MLS)), décrits par le vecteur :

$$\Theta = (t_x, t_y, k, \theta)$$

représentent respectivement la translation, la divergence et la rotation. Le vecteur de déplacement est obtenu en optimisant le kurtosis de la DFD :

$$K [DFD_f(p, \Theta)] = \frac{1}{N} \sum_{p \in R} [DFD_f^4(p, \Theta)] - 3 \left[ \frac{1}{N} \sum_{p \in R} [DFD_f^2(p, \Theta)] \right]^2$$

notée,  $J_4(\Theta)$  où N le nombre de pixels de la région R et  $\mathcal{E}$  la matrice diagonale de gain 4x4. L'algorithme de base d'estimation du vecteur de déplacement d'une région est donné par l'équation suivante [4] :

$$\bar{\Theta}^{i+1} = \bar{\Theta}^i + \varepsilon \text{sign} \left( K [DFD_f(p, \Theta^i)] \right) \bar{G}^i$$

avec

$$\bar{G}^i = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial t_x} \hat{J}_4(\Theta) & \frac{\partial}{\partial t_y} \hat{J}_4(\Theta) \\ \frac{\partial}{\partial k} \hat{J}_4(\Theta) & \frac{\partial}{\partial \theta} \hat{J}_4(\Theta) \end{bmatrix}$$

## 4. Découpage

Cette phase est importante car elle permet de réduire l'erreur d'estimation. Il s'agit, pour chacune des régions de vérifier si la valeur d'un critère basé sur la valeur absolue de l'erreur (DFD) est inférieure à un seuil (noté SDFD). Si non, la région est divisée en sous-régions et la phase d'estimation est à nouveau enchaînée jusqu'à l'obtention d'une valeur satisfaisante.

## 5. Résultats et discussions

Pour mettre en évidence les principales caractéristiques de cette méthode, nous avons d'abord fait des tests comparatifs, avec une méthode similaire basée sur les SSO [5], sur une séquence à mouvement synthétique. Nous avons montré que notre méthode permet une meilleure qualité de reconstruction et d'interprétation de séquences d'images bruitées. En effet sur les images testées, notre méthode permet de retrouver les valeurs avec une grande précision sur les paramètres de mouvement pour un SNR (rapport signal sur bruit) allant jusqu'à 6 dB, alors que la méthode utilisant les SSO produit un biais sur les valeurs estimées pour des valeurs de SNR inférieurs à 18 dB [4]. Nous avons ensuite effectué des tests sur deux séquences à mouvement réel, compagne (Fig. 1) et port (Fig. 2) ayant, respectivement, un bruit synthétique et naturel. Le bruit synthétique est de type Gaussien corrélé dans l'espace et dans le temps, généré de la même façon que dans [1], avec un rapport signal sur bruit SNR=10 dB.



FIG.1 : image à l'instant t+1 de la séquence « compagne »



FIG.2 : image à l'instant t+1 de la séquence « port »

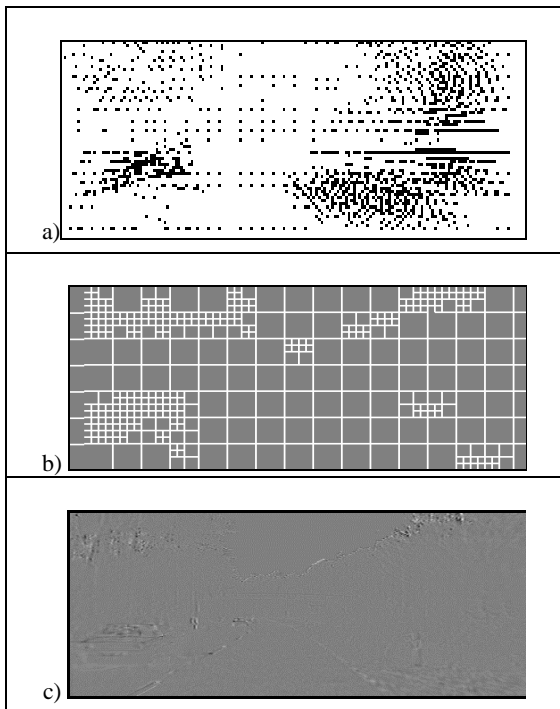


FIG. 3. Résultats sur l'image compagne par la méthode proposée a) champ de vitesses de mouvement, b) la segmentation en quadtree et c) image d'erreur (EQM = 6 ). Paramètres itération 10, SDFD = 30.

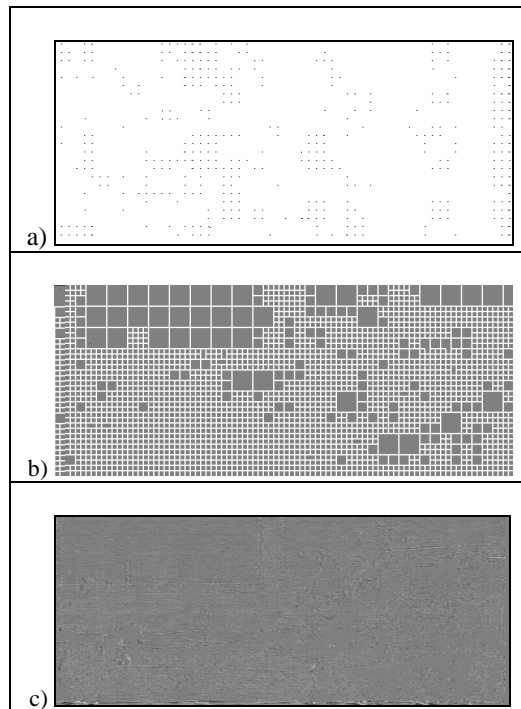


FIG. 5. Résultats sur l'image port par la méthode proposée a) champ de vitesses de mouvement, b) la segmentation en quadtree et c) image d'erreur (EQM = 10 ). Paramètres itération 10, SDFD = 30.

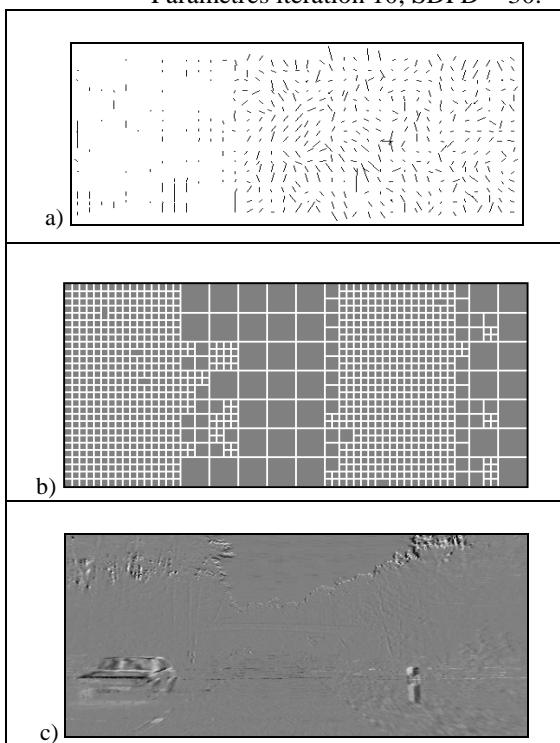


FIG. 4. Résultats sur l'image compagne par la méthode basée sur les SSO a) champ de vitesses de mouvement, b) la segmentation en quadtree et c) image d'erreur (EQM = 50 ). Paramètres itération 10, SDFD = 30.

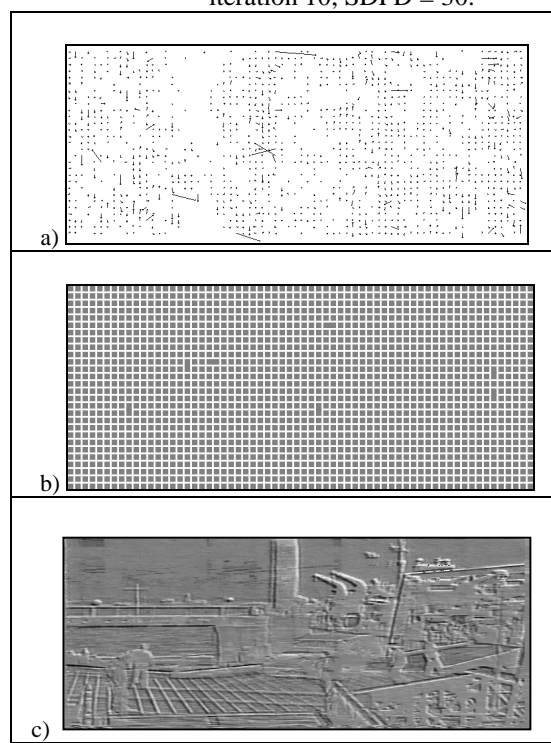


FIG. 6. Résultats sur l'image port par la méthode basée sur les SSO a) champ de vitesses de mouvement, b) la segmentation en quadtree et c) image d'erreur (EQM = 90 ). Paramètres, itération 10, SFDF = 30.

De la même façon que les premiers, ces tests ont donné de bons résultats en termes de champ de mouvement reconstruit et d'erreur de reconstruction résiduelle qui est remarquablement faible par rapport à celle obtenue avec les SSO. Les résultats comparatifs obtenus à partir des deux séquences (Fig. 1 et Fig. 2) sont représentés, respectivement, dans les Fig. 3,4 et 5, 6. Pour la première séquence, ayant un mouvement de caméra fort, la méthode proposée a bien estimé et compensé le champ de mouvement global divergeant de la caméra ( voir Fig.4). Tandis que, les résultats obtenus par la méthode à base des SSO ne restituent pas l'information correcte sur la nature de champ du mouvement présent dans la séquence ( voir Fig. 5); de même la méthode introduit une sur-segmentation de l'image. Ce qui met bien en évidence l'influence du bruit sur l'estimation.

Pour la seconde séquence à bruit réel, la méthode proposée reste efficace pour analyser cette scène ( voir Fig. 5 ) malgré la complexité du mouvement (mouvement de camera faible plus d'autres mouvement forts tels que ceux du port de débarquement et des personnes sur le port ainsi qu'une partie de l'eau), alors que l'autre méthode souffre de même problèmes que sur l'image précédente (voir Fig. 6) .

## 6. Conclusion

Nous avons développé une méthode basée sur les SOS qui permet une bonne analyse des séquences d'images bruitées par rapport à celles basées sur les SSO. Les résultats obtenus montrent que cette approche est capable d'estimer le

mouvement global dans l'image (ou dans une zone de l'image) sans que la présence du bruit additif, éventuellement significatif, ne vienne perturber cette estimation. Toutefois, il faut signaler que dans ce travail nous avons choisi un modèle fixe pour toutes les régions, ce qui n'est pas toujours le cas. Nous envisageons d'introduire une hiérarchie de modèles de mouvement afin d'adapter le modèle correspondant sur chacune des régions.

**Remerciements :** Ce travail a été effectué dans le cadre de l'AI 74/SI/97 et du projet Pars 036SPI du CNCPRST.

## Références

- [1] G. Tziritas and C. Labit. : 'Motion analysis for image sequence', in *Advances in Image Communication*, vol. 4. New York : Elsevier, 1994.
- [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] E. Sayrol, A. Gasul, and J. R. Fonollosa. : 'Motion estimation using Higher Order Statistiques', *IEEE Trans. , On image processing*, vol. 5, no.6. June 1996.
- [4] E. Ibn-elhaj & al. 'HOS-based method of globale motion estimation for noisy images sequences' *Soumis à IEE Electronics Letters*.
- [5] H. Nicolas, C. Labit. : 'Global motion identification for image analysis and coding', *Proc. ICASSP 91*, vol. 4, p 2825-2828, Toronto, CANADA.