

Caractérisation du mouvement déformable dans une séquence d'images par la localisation de points singuliers

M. Maurizot, P. Bouthemy, B. Delyon,
A. Iouditski, J.M. Odobez

IRISA/INRIA, Campus universitaire de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex

RÉSUMÉ

L'analyse d'image numérique est une voie d'investigation de plus en plus pertinente pour l'étude de phénomènes physiques et de leurs évolutions au cours du temps. Dans ce cadre, l'analyse du mouvement déformable 2D est l'un des problèmes importants à étudier. L'interprétation d'un tel champ de vecteurs 2D peut généralement se formuler par la caractérisation d'un modèle linéaire sur un voisinage approprié de points dits singuliers. Cet article décrit une méthode performante, basée sur une approche statistique, qui répertorie explicitement ces problèmes, et nous permet de localiser, caractériser et suivre ces points singuliers dans une séquence d'images. Cette méthode ne nécessite pas le calcul préalable du champ des vitesses. Elle a été validée par des expériences réalisées à l'aide d'exemples synthétiques et réels correspondant à des séquences d'images météorologiques.

ABSTRACT

Digital image analysis appears to be more and more relevant to the study of physical phenomena and of their evolution over time. In that context, 2D deformable motion analysis is one of the important issues to be investigated. The interpretation of such deformable 2D flow fields can generally be stated as the characterization of linear models in an appropriate neighborhood of so-called singular points. This paper describes an efficient method, based on a statistical approach, which explicitly addresses these problems, and allows us to locate, characterize and track such singular points in an image sequence. It does not require the prior computation of the velocity field. The method has been validated by experiments carried out with synthetic and real examples corresponding to a meteorological image sequence.

1. INTRODUCTION

L'analyse d'image numérique est une voie d'investigation de plus en plus pertinente pour l'étude de phénomènes physiques et de leurs évolutions au cours du temps. Cela concerne différents domaines comme la météorologie, l'océanographie, ou la mécanique des fluides. Dans ce cadre, l'analyse du mouvement déformable 2D est l'un des problèmes importants à étudier [1, 2, 3]. L'interprétation d'un tel champ de vecteurs 2D peut généralement se formuler par la caractérisation d'un modèle linéaire, à condition que ces approximations au premier ordre soient considérées dans un voisinage approprié des points singuliers, points où la vitesse est nulle. En fait, localiser de tels points, délimiter ces voisinages et estimer le modèle de mouvement 2D associé sont des problèmes imbriqués. Nous présentons le modèle utilisé, la méthode d'estimation du mouvement, et notre méthode d'estimation du point critique, ainsi que quelques résultats qui valident l'approche proposée.

2. MODÈLE DE MOUVEMENT ET CLASSIFICATION

Nous considérons un modèle affine 2D du mouvement dans une image. Ce mouvement est décrit par

une équation différentielle du premier ordre

$$\dot{X} = AX + b. \quad (1)$$

où A est une matrice 2×2 , b un vecteur, X un point de l'image, et \dot{X} le vecteur vitesse en ce point. Si A est régulière alors le point singulier est donné par l'équation:

$$\tilde{X} = -A^{-1}b. \quad (2)$$

Ce point est aussi appelé un point fixe, ou un point critique du mouvement.

La connaissance de la structure de A suffit pour caractériser qualitativement le mouvement [4]. Six configurations particulières de mouvement peuvent être identifiées, [1, 2]: le nœud, le point de selle, le nœud étoilé, le nœud impropre, le centre de rotation et la spirale. Ces six classes forment une base pour une description qualitative de tous les mouvements.

Afin de déterminer le type de mouvement estimé, nous avons construit un arbre binaire de décision. Il est construit à partir de l'évaluation (valeur nulle, positive ou négative) de trois fonctions des coefficients de A : le déterminant, la trace et le discriminant. Les variances de ces trois valeurs sont calculées à l'aide



en se plaçant dans le cas gaussien. On considère que la valeur estimée f de la fonction F considérée est nulle si zéro est élément de l'intervalle $[f - \frac{1}{2}\hat{\sigma}_F, f + \frac{1}{2}\hat{\sigma}_F]$, où $\hat{\sigma}_F^2$ est la variance estimée de F . De même, nous considérons que la valeur f de F est positive (resp. négative) si l'intervalle défini précédemment est inclus dans \mathbb{R}^+ (resp. \mathbb{R}^-).

3. ESTIMATION DU MODÈLE DE MOUVEMENT LINÉAIRE

Le modèle de mouvement 2D linéaire (ou plus précisément affine) est calculé directement à partir des intensités dans l'image, en utilisant un estimateur robuste multi-résolution s'appuyant sur les gradients spatio-temporels de l'intensité; il a été décrit dans [5]. Cette méthode cumule les avantages d'une étude multirésolution et d'un schéma incrémental reposant sur la méthode de Gauss-Newton. Elle utilise un M-estimateur (fonction de Tücker). Cet estimateur nous permet de calculer de façon fiable le mouvement dominant dans le support considéré en présence d'éventuels mouvements secondaires ou de mesures aberrantes. Cette méthode permet, de plus, d'estimer les variances des paramètres du mouvement.

4. ESTIMATION DES POINTS CRITIQUES

Pour pouvoir localiser un point critique, il nous faut estimer correctement le modèle de mouvement affine correspondant au mouvement réel. Pour cela, nous cherchons le voisinage sur lequel l'approximation au premier ordre est la meilleure. Ainsi, le centre de la fenêtre d'estimation doit être aussi proche que possible du point critique (inconnu). Nous suggérons une approche statistique permettant de résoudre simultanément ces problèmes.

La première fenêtre d'estimation, F_1 , est choisie au hasard; elle peut ne pas contenir de point critique. Considérons que nous avons effectué les i premières itérations de l'algorithme. La fenêtre d'estimation a donc été i fois déplacée par rapport à sa position initiale, elle est actuellement représentée par la fenêtre F_i de centre C_i et de taille T_i . Nous devons maintenant définir les critères permettant de choisir la position C_{i+1} du centre de la fenêtre F_{i+1} et sa taille T_{i+1} . Dans la fenêtre courante F_i , l'estimée \tilde{X}_i du point critique est calculée à l'aide des estimées \hat{A}_i et \hat{b}_i en utilisant la relation (2). Si \tilde{X}_i est à l'intérieur de la fenêtre F_i alors $C_{i+1} = \tilde{X}_i$. Sinon, C_{i+1} correspond à l'intersection du segment reliant le centre de la fenêtre F_i au point \tilde{X}_i , avec le bord de la fenêtre F_i . (On ne centre pas la fenêtre au point \tilde{X}_i car on considère que l'on n'a pas une confiance suffisante dans la

localisation de ce point.)

Si le point critique estimé n'est pas dans la fenêtre d'estimation, la taille de la fenêtre reste inchangée, sinon la taille de la fenêtre varie suivant le critère défini ci-dessous.

La taille T_{i+1} de la fenêtre d'estimation peut être vue comme un paramètre de nuisance dans l'estimation d'un paramètre caché, ici la position du point critique \tilde{X} . L'évaluation du paramètre de nuisance est basée sur la fonction de risque $R(\tilde{X}, \tilde{X}_{i+1})$. Cette fonction peut être décomposée en deux termes, le biais et la variance:

$$R(\tilde{X}, \tilde{X}_{i+1}) = E\|\tilde{X} - \tilde{X}_{i+1}\|^2 = B^2(\tilde{X}_{i+1}) + \hat{\sigma}^2(\tilde{X}_{i+1}). \quad (3)$$

Il est facile de comprendre intuitivement que la fenêtre d'estimation doit être assez grande pour estimer correctement le point critique en présence de bruit (i.e. nous voulons minimiser la variance estimée), mais pas trop, afin de conserver une bonne approximation linéaire du mouvement (i.e. nous ne voulons pas introduire de biais dans l'estimation de la matrice A , ce qui se répercuterait sur le vecteur \tilde{X}). Dans cet ordre d'idée, nous faisons l'hypothèse que le biais est une fonction croissante de la taille T de la fenêtre d'estimation, et que la variance est une fonction décroissante de T .

Ainsi, nous cherchons la valeur T_{i+1}^* de T_{i+1} pour laquelle le biais et la variance sont égaux. Le point critique estimé correspondant est noté \tilde{X}_{i+1}^* . On a:

$$R(\tilde{X}, \tilde{X}_{i+1}^*) = 2\hat{\sigma}^2(\tilde{X}_{i+1}^*). \quad (4)$$

La difficulté du problème vient de ce que si l'on connaît assez bien la dépendance de la variance en T , le biais est lui totalement ignoré.

Nous avons restreint le problème au cas discret. Nous cherchons la valeur optimale \hat{T}_{i+1} dans un ensemble de n tailles données, T_{i+1}^l , $0 \leq l \leq n-1$, avec $T_{i+1}^l \leq T_{i+1}^{l+1}$, $\forall l$. Le point critique estimé dans la fenêtre F_{i+1}^l de taille T_{i+1}^l est noté \tilde{X}_{i+1}^l . Toutes les fenêtres F_{i+1}^l ont le même centre C_{i+1} .

Afin de déterminer \hat{T}_{i+1} , nous utilisons un critère statistique qui a été développé dans [7]. Le meilleur estimateur \hat{T}_{i+1} de T_{i+1}^* est la valeur $T_{i+1}^{\hat{l}}$ qui satisfait:

$$\hat{l} = \max\{l : \forall r, r < l : \|\tilde{X}_{i+1}^l - \tilde{X}_{i+1}^r\|^2 \leq 8\hat{\sigma}^2(\tilde{X}_{i+1}^r)\}. \quad (5)$$

En effet, tant que les estimés successives \tilde{X}_{i+1}^l restent près les uns des autres, nous considérons que le biais est faible devant la variance, donc augmenter la taille de la fenêtre d'estimation peut améliorer l'estimation du modèle linéaire. Si le point estimé \tilde{X}_{i+1}^l est statistiquement excessivement loin des précédents, nous

l'interprétons comme une dominance du biais sur le terme de variance (le mouvement ne peut plus être considéré comme linéaire dans la fenêtre F_{i+1}^l). La convergence est obtenue lorsque la fenêtre d'estimation n'évolue plus, ni en taille, ni en position.

Cet estimateur est dérivé de l'estimateur de O. Lepski [8]. Son principal avantage est que l'erreur quadratique faite sur l'estimation reste raisonnable sachant que l'on ne peut pas déterminer explicitement \tilde{X}_{i+1}^* . L'idée de base est qu'avec une probabilité écrasante on a $\hat{l} \geq l^*$ (on peut montrer que $\hat{l} < l^*$ est un événement de grande déviation si la constante, ici 8, de l'équation (5) est bien choisie), et dans ce cas d'après la relation (5) nous avons

$$R(\tilde{X} - \tilde{X}_{i+1}^{\hat{l}}) \leq 9R(\tilde{X} - \tilde{X}_{i+1}^*). \quad (6)$$

et donc $\tilde{X}_{i+1}^{\hat{l}}$ est proche de l'estimée optimale \tilde{X}^* .

5. RÉSULTATS

Afin de localiser tous les points singuliers présents dans l'image, nous effectuons un balayage de l'image pour le choix du bloc initial avec un chevauchement des blocs de moitié. Pour éviter des calculs inutiles, nous avons mis au point un protocole de rejet de bloc. Ainsi, s'il n'y a pas de point critique estimé dans le bloc initial ou si ce point est trop éloigné de la fenêtre d'estimation, alors nous n'appliquons pas l'algorithme de recherche du point singulier pour ce bloc. En effet, lorsque le point critique estimé est trop éloigné de la fenêtre d'estimation, l'estimation est souvent peu valable et sujette à de grandes variations. De plus, dans ce cas, le champ de vecteurs qui se situe dans l'aire délimitée par la fenêtre n'est probablement pas linéaire. La prise en compte d'une linéarisation du champ des vecteurs pour le caractériser n'est valable que sur les voisinages du point critique considéré (théorème de Gorbman-Hartman). Remarquons qu'alors le point critique pourra évidemment être détecté à partir d'autres blocs.

L'algorithme de suivi des points singuliers dans la séquence d'images reprend naturellement cette méthode d'estimation à la seule différence que les blocs initiaux utilisés pour la localisation de ces points singuliers dans l'image $t+1$ sont les fenêtres finales dans lesquelles nous les avons validés dans l'image t . Cette méthode nous permet aussi d'éliminer les points sujets à caution. En effet, nous pouvons vérifier qu'une certaine cohérence temporelle existe, les intervalles de temps entre deux images étant relativement faibles.

Nous présentons ici quelques-uns des résultats obtenus. Nous avons tout d'abord analysé une première séquence d'images météorologiques (figure 1). Cette séquence représente une dépression sur une partie de

l'Europe de l'Ouest et de l'Afrique du Nord. Une autre séquence météorologique a été étudiée (figure 2). Nous pouvons constater que nous retrouvons bien les centres des mouvements qui sont visibles dans l'image; de plus, nous arrivons à suivre un point singulier au cours du temps.

Il faut souligner que notre méthode ne dépend pas beaucoup de l'initialisation. Elle est plus efficace et plus fiable qu'une technique de vote qui combine les estimées effectuées dans chacun des blocs. De plus, le principe de notre approche nous permet non seulement de définir une méthode de détection des points singuliers dans une image donnée, mais aussi de les suivre au cours du temps. L'approche décrite peut être utile dans différentes applications impliquant la caractérisation de champs de vecteurs.

6. RÉFÉRENCES

- [1] R.M. Ford, R.N. Strickland and B.A. Thomas, Image models for 2-D flow visualization and compression. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, Vol.56, No.1, Jan., pp 75-93, 1994.
- [2] C. Shu and R.C. Jain, Direct estimation and error analysis for oriented patterns, *CVGIP: Image Understanding*, Vol.58, No.3, pp.383-398, 1993.
- [3] J. Zhong, T.S. Huang, R.J. Adrian, Salient structure analysis of fluid flow. *Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 94*, Seattle, pp. 310-315, Juin 1994.
- [4] D.K. Arrowsmith and C.M. Place, Ordinary differential equations, a qualitative approach with applications *Chapman and Hall*, 1982.
- [5] J.M. Odobez and P. Bouthemy, Robust multiresolution estimation of parametric motion models in complex images sequences *Proc. of 7th European Conf. on Signal Processing*, Edimbourg, Sept. 1994.
- [6] B.K.P. Horn and B.G. Schunck, Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, Vol.17, pp. 185-203, 1981.
- [7] A. Juditski, Wavelet estimators: adapting to unknown smoothness. *Publication Interne IRISA*, No.815, Avril 1994.
- [8] O. Lepski, Asymptotically minimax adaptive estimation I. *TVIP*, 36, N. 4, 645-659, 1991 (en Russe).

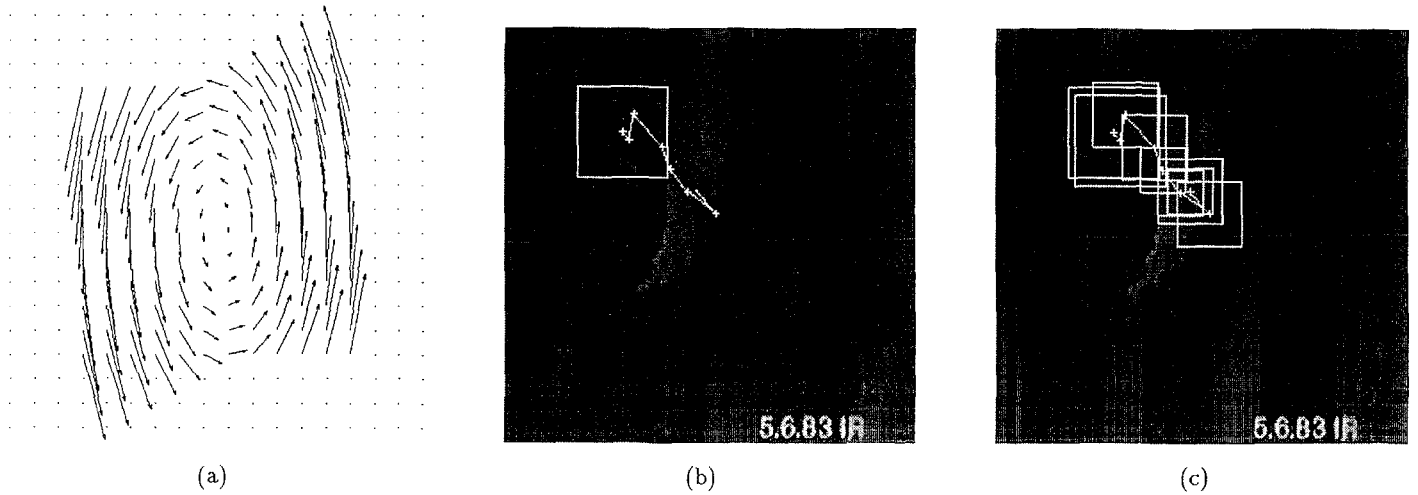


FIG. 1 - Première séquence météorologique: une dépression à grande échelle de forme spiralée. (a) Le champ au premier ordre estimé autour du point singulier détecté (et classé correctement en "centre de rotation spiralée" correspondant bien à l'enroulement observé dans la séquence) est tracé dans la fenêtre d'estimation (zoomée) correspondant à l'itération finale de l'algorithme, avec un pas d'échantillonnage de 5 pixels et un coefficient multiplicatif d'échelle de 4. (b) Les différentes positions successives du centre de la fenêtre d'estimation (pour une initialisation près du centre de l'image) ont été tracées sur l'image ainsi que la fenêtre d'estimation finale, cette trajectoire converge vers le "centre de rotation spiralée". (c) On a représenté les différentes fenêtres d'estimation successives utilisées par l'algorithme (même initialisation que pour (b)).

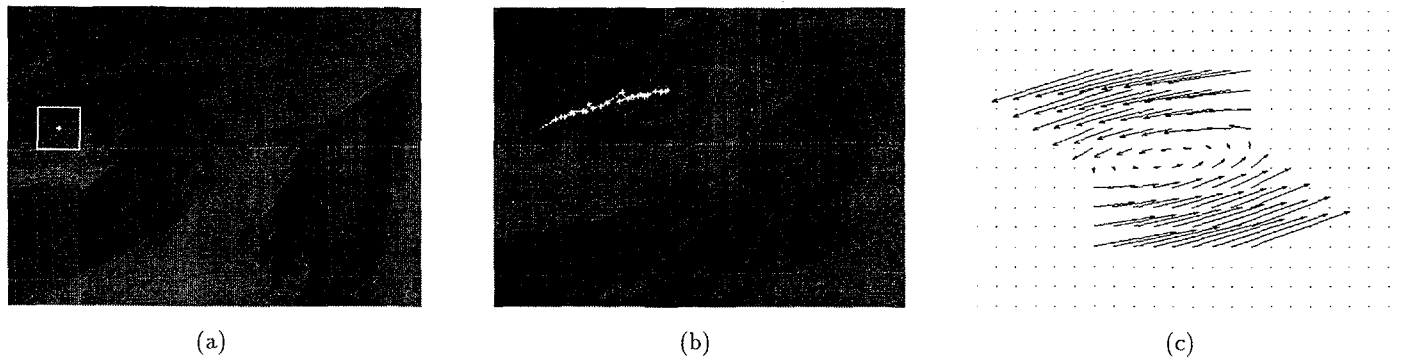


FIG. 2 - Deuxième séquence météorologique (30 images). (a) Première image de la séquence sur laquelle on a tracé le point critique estimé dans cette image (et validé par cohérence temporelle) ainsi que sa fenêtre d'estimation finale. L'incertitude estimée vis à vis de la localisation du point critique est de 6.4 pixels en x et de 7.1 pixels en y . (b) Tracé du suivi temporel de ce point critique surimposé sur la dernière image de la séquence. On peut noter que la position estimée du point singulier dans la dernière image de la séquence traitée (extrémité droite de la trajectoire) coïncide bien avec ce que l'on peut observer dans l'image. (c) Le sous-champ des vitesses estimé dans la première image pour le point critique détecté est tracé dans sa fenêtre d'estimation finale (zoomée) avec un pas d'échantillonnage de 4 pixels et un coefficient multiplicatif d'échelle de 2.

Remerciements:

Les images des figures 1 et 2 nous ont été respectivement fournies par le Centre de Météorologie Spatiale (CMS) de Lannion et le Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) de Palaiseau.