

Méthodes de détection de mouvement adaptées aux images météorologiques.

Dominique Béréziat⁽¹⁾, Isabelle Herlin⁽¹⁾, Laurent Younes⁽²⁾

⁽¹⁾INRIA Rocquencourt, BP 105, 78153 Le Chesnay Cedex, France

⁽²⁾CMLA, ENS Cachan, 94325 Cachan Cedex France

RÉSUMÉ

Cet article présente et compare deux méthodes d'estimation de mouvement adaptées aux phénomènes météorologiques. La première méthode utilise l'hypothèse de conversation des niveaux de gris et une formulation variationnelle fournit un champ dense de vecteurs tout en autorisant les discontinuités du résultat. La seconde méthode utilise un modèle affine de mouvement et un modèle de variation des niveaux de gris. Les paramètres du mouvement affine y sont estimés de manière incrémentale par moindres carrés. L'avantage principal est de permettre une modélisation de la variation des niveaux de gris.

ABSTRACT

This paper presents and compares two motion estimation methods. The first one is using a classical grey level conversation hypothesis and a variational formulation allow to obtain a dense vector field. The second one is using an affine motion model and a grey level variation hypothesis. An incremental least square method is used to compute the affine parameters. These methods are applied to meteorological infrared images and their results are displayed.

1 Introduction

La météorologie constitue un enjeu économique majeur. Or, la compréhension de la mécanique des nuages est complexe, et sa modélisation est variable d'une région à l'autre. Aussi une analyse qualitative au niveau de l'image est particulièrement intéressante pour le météorologue. Avec l'apparition de nouveaux satellites et de nouveaux capteurs, la masse des données satellitaires augmente très rapidement. Une analyse automatique de ces données s'impose. Les méthodologies de traitement d'image peuvent résoudre certaines problématiques comme le suivi de structures nuageuses. Elles peuvent également être utilisées pour inférer d'autres quantités, telles que l'estimation des vents, qui ne peuvent être mesurées sur de larges échelles et qui ne sont pas directement acquises par satellite. Le champ de vitesse ainsi calculé est ensuite une caractéristique fondamentale pour les applications environnementales telle que la diffusion de polluants atmosphériques.

Cet article concerne donc l'estimation du mouvement apparent sur les images de type infrarouge acquises par le satellite METEOSAT. Il est naturellement nécessaire de définir une méthode adaptée à ces données et aux caractéristiques qu'elles présentent :

- le niveau de gris d'un pixel n'est pas forcément constant d'une image à la suivante : les mesures peuvent par exemple être biaisées par l'ensoleillement ;
- certaines composantes dominantes du mouvement peuvent masquer d'autres aspects plus locaux.

L'article compare donc deux types de méthodes d'estimation de mouvement, en présentant leurs avantages et inconvénients respectifs dans leur adaptation aux données météorologiques. La première méthode est une variante du flot optique

définie par Horn et Schunk [3], résolue par méthode variationnelle, telle que présentée par I. Cohen [6]. Sa caractéristique principale est que le terme de régularisation utilisé n'est pas quadratique et autorise donc des discontinuités sur le résultat du champ de mouvement calculé. La seconde utilise également l'équation du flot optique en intégrant un modèle a priori de mouvement défini par un ensemble de paramètres. Cette méthode a tout d'abord été développée par Bergen et al. ([2]) puis reprise par Obodez et Bouthemy pour une approche multirésolution [4]. La séquence de clichés infrarouges sur laquelle nous travaillons décrit l'évolution d'un vortex nuageux, une dépression, au dessus de l'Europe occidentale. Signalons que les capteurs infrarouges mesurent une température (la luminescence infrarouge) et que la température des nuages est directement liée à leur altitude. Ainsi, l'hypothèse approximative de niveau de gris constant pour le calcul du flot optique semble adaptée à ces données, à condition que ceux-ci gardent la même altitude, ce qui est généralement le cas. Toutefois, des facteurs externes peuvent biaiser les mesures et le niveau de gris n'est plus constant. Dans ce cas, la seconde méthode présentée semble prometteuse, car elle introduit une condition de variation régulière des niveaux de gris.

2 Flot optique non quadratique

L'hypothèse du flot optique concerne la conservation au cours du temps du niveau de gris d'un pixel et se traduit mathématiquement par :

$$\begin{aligned} \frac{dI(x, y, t)}{dt} &= 0 \\ \Leftrightarrow \frac{\partial I}{\partial t} + w \cdot \nabla I &= 0 \end{aligned} \quad (1)$$

où $I(x, y, t)$ est le niveau de gris du pixel (x, y) à la date t et $w = \frac{\partial(x, y)}{\partial t}$ est le flot optique ou vecteur mouvement apparent. Le problème est donc d'estimer la fonctionnelle w .

2.1 Description du modèle

L'équation aux dérivées partielles (1) est résolue au moyen d'une formulation variationnelle du problème. Il s'agit de minimiser la fonctionnelle E_1 en w :

$$E_1(w) = \int \left(\frac{\partial I}{\partial t} + w \cdot \nabla I \right)^2 dx dy \quad (2)$$

À cette fonctionnelle, on ajoute un terme de régularisation E_2 limitant les variations spatiales de $w = (u, v)$:

$$E_2(w) = \int (|\nabla u| + |\nabla v|) dx dy \quad (3)$$

La régularisation est effectuée au moyen de la norme L_1 , $\|f\|_{L_1} = \int |f|$, au lieu de la classique norme L_2 , $\|f\|_{L_2} = \int |f|^2$. Ceci afin de mieux estimer les points critiques qui correspondent à des discontinuités, car la norme L_2 a l'inconvénient de trop lisser le champ w résultat. Le problème est donc de minimiser la fonctionnelle $E(w) = E_1(w) + \alpha E_2(w)$.

La solution de ce problème de minimisation est obtenue en considérant les équations d'Euler-Lagrange puis l'équation d'évolution associée (voir [5]).

2.2 Résultats et Discussion

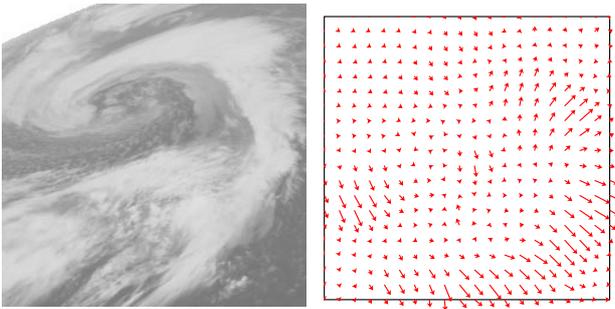


FIG. 1 — Image infrarouge 256×256 d'un vortex nuageux

Cette méthode de flot optique non quadratique a été testée sur des images synthétiques et météorologiques. Elle a l'avantage d'être rapide (quelques secondes de traitement sur une dec-alpha pour la figure 1) et de fournir un champ dense de vecteur de mouvement.

L'estimation du mouvement obtenue est localement correcte. De cette façon on peut facilement repérer des points caractéristiques (voir [6]) et être capable de les suivre temporellement. Si l'on désire étudier des structures globales, comme le vortex, les résultats ne sont pas aussi bon car les normes des vecteurs vitesses sont mal estimées. Dans certaines régions, cette norme est très faible ; car les images sont très bruitées et

les pixels bougent individuellement d'une manière *chaotique* ; alors que visuellement, on perçoit un mouvement général qui n'est pas détecté par l'algorithme.

3 Flot optique avec modèle a priori de mouvement

L'hypothèse utilisée pour cette seconde méthode est également celle de conservation du niveau de gris (1), mais la classe des fonctions admissibles w est limitée à celle des fonctions affines. L'estimation de w se limite donc à l'estimation des paramètres de ce modèle affine. Dans cette formulation, l'hypothèse de conservation du niveau de gris peut même être étendue à une hypothèse de variation constante. Mathématiquement, cela se traduit par l'équation :

$$\frac{dI}{dt} = -\xi \quad (4)$$

où ξ est une valeur réelle positive.

Cette propriété est pertinente pour les images météorologiques puisque l'on sait que l'hypothèse de conservation des niveaux de gris n'est pas nécessairement respectée.

L'intérêt majeur de ce type de modèle est que c'est une première étape vers un modèle global de mouvement pour ce type de structure.

3.1 Le schéma de la méthode incrémentale

Les paramètres du modèle sont notés Θ . Ils sont initialisés en minimisant une première fonctionnelle d'énergie \mathcal{E}_1 afin d'obtenir $\hat{\Theta}_0$. Ceci est décrit dans la section 3.3. Une méthode incrémentale permet ensuite de raffiner l'estimation des paramètres en minimisant une seconde énergie \mathcal{E}_2 qui dépend des variations $\delta\Theta$, comme présenté dans la section 3.4.

3.2 Le modèle affine

Selon le modèle affine, le champ w s'écrit :

$$w = \begin{cases} a_1 + a_2(x - x_0) + a_3(y - y_0) \\ a_4 + a_5(x - x_0) + a_6(y - y_0) \end{cases} = B(x - x_0, y - y_0)A \quad (5)$$

avec :

$$B(x, y) = \begin{pmatrix} 1 & x & y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x & y \end{pmatrix}$$

et

$$A = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)^t$$

A priori, le point (x_0, y_0) est le centre de la composante rotationnelle du mouvement sur l'image considérée. Dans le cadre de cette étude sur l'évaluation de modèles, il est fixé de manière empirique, comme étant le centre de gravité du vortex (la position du vortex est connue grâce à un algorithme de segmentation). Cela nous permet d'interpréter les paramètres (a_2, a_3, a_5, a_6) comme paramètres d'une rotation de centre (x_0, y_0) .

En remplaçant cette nouvelle expression de w dans l'équation (4) on obtient :

$$BA\nabla I + \frac{\partial I}{\partial t} + \xi = 0 \quad (6)$$

Le problème est donc d'estimer le vecteur $\Theta = (A, \xi)$ à partir d'une séquence d'images.

Soit $X_i = (x_i, y_i)$, la position spatiale du pixel i , on définit le résidu r_i comme l'écart ponctuel au modèle :

$$r_i = B(X_i - X_0)A\nabla I(X_i) + \frac{\partial I(X_i)}{\partial t} + \xi$$

L'énergie du modèle est définie comme la somme des carrés de tous les résidus :

$$\mathcal{E}_1(\Theta) = \sum (r_i)^2$$

Certains points ne participent pas au mouvement global, mais ils sont pris en compte par la fonctionnelle \mathcal{E}_1 et faussent par conséquent l'estimation du mouvement. On peut améliorer l'estimation en excluant ces points. Pour les pixels de gradient nul, l'équation (6) devient $\frac{\partial I}{\partial t} + \xi = 0$. Ces points ne participent donc pas à l'estimation des paramètres A . On peut réécrire l'énergie :

$$\mathcal{E}_1(\Theta) = \sum_{\nabla I(X_i) \leq \varepsilon} \left(\frac{\partial I(X_i)}{\partial t} + \xi \right)^2 + \sum_{\nabla I(X_i) > \varepsilon} (r_i)^2 \quad (7)$$

3.3 Initialisation

Nous reprenons l'expression d'un résidu :

$$r_i = B(X_i - X_0)A\nabla I(X_i, t) + \frac{\partial I}{\partial t}(X_i, t) + \xi$$

En posant :

$$\Theta = (A^t, \xi), Y_i = (\nabla I^t(X_i, t)B(X_i - X_0), 1)$$

$$\text{et } Z_i = -\frac{\partial I}{\partial t}(X_i)$$

on obtient un système linéaire en Θ :

$$r_i = Y_i\Theta - Z_i \quad (8)$$

L'énergie \mathcal{E}_1 s'écrit alors :

$$\mathcal{E}_1(\Theta) = \sum (Y_i\Theta - Z_i)^2$$

Une résolution classique aux moindres carrés fournit la solution $\hat{\Theta}_0$ qui minimise l'énergie \mathcal{E}_1 :

$$\hat{\Theta}_0 = \left(\sum_i Y_i^t Y_i \right)^{-1} \sum_i Y_i^t Z_i$$

$\hat{\Theta}_0$ est une première estimation de Θ . Ce paramètre est ensuite ré-estimé plusieurs fois selon une méthode incrémentale, explicitée dans la section suivante.

3.4 Résolution itérative

Le résidu r_i est discrétisé temporellement entre deux images successives. Pour un intervalle de temps $\delta t = 1$:

$$\tilde{r}_i = I(X_i + \delta X_i, t + 1) - I(X_i, t) + \xi. \quad (9)$$

D'autre part δX_i s'écrit : $\delta X_i = w(X_i) = B(X_i - X_0)A$.

Un algorithme incrémental est utilisé pour réestimer Θ . Étant donnée l'estimation $\hat{\Theta}_k$ à l'étape k , on déduit une nouvelle estimation $\hat{\Theta}_{k+1}$ à l'étape suivante par :

$$\hat{\Theta}_{k+1} = \hat{\Theta}_k + \delta\Theta_k, \text{ et } \begin{cases} \hat{A}_{k+1} = \hat{A}_k + \delta A_k \\ \hat{\xi}_{k+1} = \hat{\xi}_k + \delta \xi_k \end{cases}$$

Le terme $I(X_i + B(X_i - X_0)(\hat{A}_k + \delta A_k), t + 1)$ est approximé par un développement limité d'ordre 1, et l'équation (9) s'écrit :

$$\begin{aligned} \tilde{r}_i &= I(X_i + B(X_i - X_0)\hat{A}_k, t + 1) - I(X_i, t) + \hat{\xi}_k \\ &\quad + \nabla I^t(X_i + B(X_i - X_0)\hat{A}_k, t + 1)B(X_i - X_0)\delta A_k \\ &\quad + \delta \xi_k \\ &= \tilde{Y}_i \delta\Theta_k - \tilde{Z}_i \end{aligned} \quad (10)$$

avec :

$$\tilde{Y}_i = (\nabla I^t(X_i + B(X_i - X_0)\hat{A}_k, t + 1)B(X_i - X_0), 1)$$

$$\text{et } \tilde{Z}_i = I(X_i, t) - I(X_i + B(X_i - X_0)\hat{A}_k, t + 1) - \hat{\xi}_k$$

Il faut donc minimiser en $\delta\Theta_k$ le terme :

$$\mathcal{E}_2(\delta\Theta) = \sum_{x_i \in F} (\tilde{r}_i)^2 \quad (11)$$

dont la solution est donnée par la méthode des moindres carrés.

Le paramètre Θ est ré-estimé à chaque étape de calcul de $\delta\hat{\Theta}$. Le processus s'arrête lorsqu'il n'y plus d'évolution significative de ce terme incrémental.

3.5 Influence des paramètres

Nous avons implémenté différentes variantes du modèle afin d'étudier les différents comportements de chaque paramètre.

Tout d'abord, nous faisons une première étude du modèle sans le paramètre ξ , c'est-à-dire que nous considérons une conservation temporelle du niveau de gris de chaque pixel.

Dans ce cadre, l'énergie s'écrit :

$$\mathcal{E}_1 = \sum \left(\frac{dI}{dt}(X_i, t) \right)^2$$

ce qui nous permet la formulation linéaire suivante :

$$\mathcal{E}_1 = \sum (Y_i\Theta - Z_i)^2$$

avec :

$$\Theta = A^t, Y_i = \nabla I^t(X_i, t)B(X_i - X_0) \text{ et } Z_i = -\frac{\partial I}{\partial t}(X_i)$$

Pour l'étape incrémentale, le terme \tilde{r}_i vaut :

$$\tilde{r}_i = \tilde{Y}_i \delta \Theta_k - \tilde{Z}_i$$

avec :

$$\begin{aligned} \delta \Theta_k &= \delta A_k^t \\ \tilde{Y}_i &= \nabla I^t(X_i + B(X_i - X_0)\hat{A}_k, t + 1)B(X_i - X_0) \\ \tilde{Z}_i &= I(X_i, t) - I(X_i + B(X_i - X_0)\hat{A}_k, t + 1) \end{aligned}$$

D'autres restrictions, portant sur le modèle a priori, peuvent être effectuées. Par exemple, le modèle peut être réduit à sa composante translationnelle :

$$B(x, y) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ et } A = (a_1, a_4)^t$$

ou bien à sa composante rotationnelle :

$$B(x, y) = \begin{pmatrix} x & y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & x & y \end{pmatrix} \text{ et } A = (a_2, a_3, a_5, a_6)^t$$

3.6 Résultats et commentaires

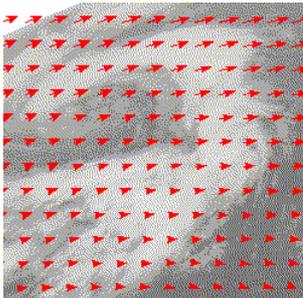


FIG. 2 — Vortex nuageux

Les résultats obtenus sur des images synthétiques sont satisfaisants car ils concernent des mouvements simples (rotation ou translation). Nous obtenons une très bonne estimation des ces composantes (parfois au pixel près). De plus le paramètre ξ est évalué comme nul, ce qui est le cas sur ces images.

Concernant les images météorologiques, les différences avec la première méthode apparaissent très clairement. La méthode incrémentale affine fait apparaître une composante translationnelle qui existe bien sur la séquence d'image mais est indétectable avec la première méthode. Par contre les autres détails du mouvement échappent au modèle incrémental affine mais sont présents sur les résultats de la méthode 1.

4 Conclusion

Les deux méthodes présentées dans cet article ont des approches différentes et l'intérêt réside dans leur complémentarité. La première fournit un champ de vecteur dense estimé localement, la seconde fournit les paramètres d'un mouvement affine estimé globalement sur l'image. On constate que la première approche est bien adaptée pour l'estimation du mouvement de points isolés mais se révèle décevante pour estimer le mouvement global de structures importantes. Au contraire, la seconde méthode donne une mauvaise estimation des points isolés mais permet une bonne estimation du mouvement global des structures. Ceci est très net sur les images météorologiques.

Pour complémentariser les deux approches, on envisage de faire une première analyse globale du mouvement, en appliquant d'abord la seconde méthode, afin d'extraire les composantes affines du mouvement M . Ensuite un champ de mouvement dense est calculé en utilisant la méthode de flot optique entre la transformée de l'image 1 par M et l'image 2.

5 Remerciements

Les données utilisées pour cette étude ont été fournies par M. Desbois et A. Szantai du Laboratoire de Météorologie Dynamique.

Références

- [1] A. Szantai. *Construction de trajectoires à partir d'images de satellites : Etude de systèmes nuageux*. Université de Paris 6, 1996.
- [2] J. Bergen, P. Anandan, J. Hanna, R. Hingorani. *Hierarchical Model-Based Motion Estimation*. ECCV, 1992.
- [3] B. Horn, B. Schunk. *Determining Optical Flow*. Artificial Intelligence, 1981.
- [4] J.M. Odobez, P. Bouthemy. *Robust multiresolution estimation of parametric motion models applied to complex scenes*. Rapport de recherche IRISA 95.
- [5] R. Glowinsky. *Numerical Methods for Nonlinear Variational Problems*. New-York, 1984. Springer Series in Computational Physics.
- [6] I. Cohen, I. Herlin. *Optical Flow and Phase Portrait Methods for Environmental Satellite Image Sequences*. ECCV, 1996, volume 2, page 141.