

Validation de la vitesse estimée à partir d’images satellite

Etienne HUOT^{1,2,3}, Isabelle HERLIN^{1,2}, Nicolas MERCIER^{1,2}, Gennady KOROTAEV⁴, Evgeny PLOTNIKOV⁴

¹INRIA, Institut National de Recherche en Informatique et Automatique, France

²CEREA, joint laboratory ENPC - EDF R&D, Université Paris-Est, France

³Université de Versailles - Saint-Quentin-en-Yvelines, France

⁴Marine Hydrophysical Institute, National Academy of Sciences, Sevastopol, Ukraine

Etienne.Huot@inria.fr

Résumé – Cet article concerne la validation de l’estimation de la vitesse de surface à partir d’images satellite. Cette estimation est effectuée avec un modèle de la dynamique, basé sur les équations *shallow-water*. Nous comparons d’abord l’hypothèse de stationnarité aux équations *shallow-water* afin de justifier notre choix. Puis, nous quantifions la qualité des estimations en mesurant l’écart entre la sortie du modèle et les mesures d’altimétrie. Les expérimentations sont effectuées en utilisant des données de température de surface, acquises au-dessus de la Mer Noire avec les satellites NOAA/AVHRR. Les mesures altimétriques proviennent de deux capteurs radar : Envisat et GFO. La bonne adéquation entre la sortie du modèle *shallow-water* et les données altimétriques valide notre approche d’estimation du mouvement.

Abstract – The paper concerns the validation of surface velocity estimated from satellite images. The estimation is obtained with a dynamic model based on the shallow-water equations. We first compare the stationary assumption to the shallow-water equations in order to justify our choice. Second, we quantify the quality of the estimation by measuring the misfit between the model output and the altimetry measures. Experiments are achieved on Sea Surface Temperature data acquired by the NOAA/AVHRR satellites over the Black Sea. The altimetry measures are obtained by two radar sensors: Envisat and GFO. The good adequacy between the shallow-water output and the altimetry data validates our motion estimation approach.

1 Introduction

Le problème de l’estimation du mouvement à partir d’une séquence d’images a été étudié de manière intensive depuis les débuts du traitement d’image [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]. Des approches issues des techniques d’Assimilation de Données (AD) ont émergé depuis quelques années [8, 9, 10, 11, 12]. Ces approches reposent sur la disponibilité d’heuristiques sur la dynamique de la séquence et la connaissance des liens entre cette dynamique et l’information visualisée par les images. Dans [10, 13], nous avons utilisé l’AD pour l’estimation du mouvement sur des séquences d’images océanographiques satellitaires. Nous avons proposé deux *Modèles Image* afin d’exprimer la dynamique du champ de mouvement. Ces deux modèles sont nommés SIM (*Stationary Image Model*) et SWIM (*Shallow Water Image Model*).

Cet article concerne l’analyse et la validation de l’approche AD pour l’estimation du mouvement à partir de données satellite. L’estimation est réalisée à partir de données de température de surface (SST), obtenues par les capteurs NOAA/AVHRR au-dessus de la Mer Noire. Une comparaison des heuristiques de dynamique utilisées, dans SIM et SWIM, est d’abord effectuée. Le modèle SWIM permet également d’estimer la hauteur d’eau. La validation est donc réalisée en comparant cette grandeur à celle mesurée par des altimètres radar. Les données al-

timétriques utilisées dans cette étude proviennent des capteurs ENVISAT et GFO.

L’article est organisé de la façon suivante : la Section 2 résume les principes de l’AD variationnelle. La définition des modèles SIM et SWIM est donnée à la Section 3. La Section 4 décrit l’application de l’AD au problème de l’estimation du mouvement. La Section 5 présente les images SST, analyse les résultats d’estimation du mouvement (5.1) et valide l’approche en utilisant des données altimétriques (5.2).

2 Assimilation de données variationnelle

Le principe de l’AD consiste à corriger, à l’aide d’observations, l’état d’un système simulé par un modèle numérique. En d’autres termes, il s’agit de minimiser l’écart entre les grandeurs simulées et les données observées.

Soit $\mathbf{X}(\mathbf{x}, t)$ le vecteur d’état, défini sur $A = \Omega \times [0, \tau]$, Ω étant le domaine spatial et $[0, \tau]$ le domaine temporel. On suppose que l’équation d’évolution de \mathbf{X} est donnée par :

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(\mathbf{x}, t) + \mathbb{M}(\mathbf{X})(\mathbf{x}, t) = 0. \quad (1)$$

\mathbb{M} est le *modèle d’évolution*.

Les observations $\mathbf{Y}(\mathbf{x}, t)$ sont liées au vecteur d’état par l’équa-

tion d'observation :

$$\mathbf{Y}(\mathbf{x}, t) = \mathbb{H}(\mathbf{X})(\mathbf{x}, t) + \mathcal{E}_O(\mathbf{x}, t). \quad (2)$$

Nous supposons qu'une composante de \mathbf{X} est directement comparable à \mathbf{Y} . \mathbb{H} correspond donc à un opérateur de projection. L'erreur d'observation \mathcal{E}_O représente l'erreur de mesure.

On considère également que l'on a connaissance de la condition initiale du vecteur d'état :

$$\mathbf{X}(\mathbf{x}, 0) = \mathbf{X}_b(\mathbf{x}) + \mathcal{E}_b(\mathbf{x}). \quad (3)$$

\mathbf{X}_b est l'ébauche de la condition initiale et \mathcal{E}_b l'erreur d'ébauche.

L'AD variationnelle consiste à résoudre le système (1), (2), (3) en minimisant la fonctionnelle :

$$\begin{aligned} E(\mathbf{X}) &= \int_A [\mathbf{Y}(\mathbf{x}, t) - \mathbb{H}(\mathbf{X})(\mathbf{x}, t)]^T \\ &\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{x}, t) [\mathbf{Y}(\mathbf{x}, t) - \mathbb{H}(\mathbf{X})(\mathbf{x}, t)] dx dt \\ &+ \int_{\Omega} [\mathbf{X}(\mathbf{x}, 0) - \mathbf{X}_b(\mathbf{x})]^T \\ &\mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x}) [\mathbf{X}(\mathbf{x}, 0) - \mathbf{X}_b(\mathbf{x})] dx + Reg. \end{aligned} \quad (4)$$

Reg est un terme de régularisation permettant d'obtenir une fonction convexe et de converger vers un minimum global. Dans l'étude, la minimisation de $E(\mathbf{X})$ est effectuée par la méthode itérative présentée dans [12].

3 Modèles Image

Les deux *Modèles Image*, utilisés dans cette étude, sont basés sur l'hypothèse que la valeur mesurée en chaque pixel correspond à un traceur passif transporté par le champ de vitesse. Le vecteur d'état \mathbf{X} inclut le vecteur vitesse $\mathbf{W} = (u, v)$ et le traceur q , quantité directement comparable à la valeur du pixel. L'évolution de q est donnée par l'équation d'advection-diffusion :

$$\frac{\partial q}{\partial t} + \mathbf{W} \cdot \nabla q = \nu_q \Delta q \quad (5)$$

où ν_q correspond au coefficient diffusion.

Les deux modèles diffèrent par l'heuristique utilisée pour la dynamique. SIM (*Stationary Image Model*) est basée sur l'hypothèse que le champ de vitesse est constant au cours du temps :

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = 0 \\ \frac{\partial v}{\partial t} = 0 \\ \frac{\partial q}{\partial t} = -u \frac{\partial q}{\partial x} - v \frac{\partial q}{\partial y} + \nu_q \Delta q \end{cases} \quad (6)$$

Ce modèle n'est applicable que pour des fenêtres temporelles relativement courtes (environ 24h). SWIM (*Shallow Water Image Model*) s'appuie sur les équations *shallow-water*, qui lient la vitesse (u, v) à la hauteur h de la couche d'eau. Ce modèle prend en compte la gravité et la force de Coriolis. Le vecteur d'état est $\mathbf{X} = (u, v, h, q)^T$. Les équations définissant SWIM

sont :

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = -\frac{\partial B}{\partial x} + v(f + \xi) + \nu \Delta u \\ \frac{\partial v}{\partial t} = -\frac{\partial B}{\partial y} - u(f + \xi) + \nu \Delta v \\ \frac{\partial h}{\partial t} = -\frac{\partial hu}{\partial x} - \frac{\partial hv}{\partial y} \\ \frac{\partial q}{\partial t} = -u \frac{\partial q}{\partial x} - v \frac{\partial q}{\partial y} + \nu_q \Delta q \end{cases} \quad (7)$$

$B = gh + \frac{1}{2}(u^2 + v^2)$, g correspond à la gravité réduite, f au paramètre de Coriolis et ξ à la vorticité.

4 Application à l'estimation du mouvement

L'assimilation de données est utilisée pour estimer la vitesse de surface. Une séquence d'images SST $T(\mathbf{x}, t)$ est assimilée dans les deux modèles SIM et SWIM en s'appuyant sur la formulation décrite dans la Section 2. La valeur $T(\mathbf{x}, t)$ en chaque pixel est directement comparable à la composante $q(\mathbf{x}, t)$ du vecteur d'état : $\mathbb{H}(\mathbf{X}(\mathbf{x}, t)) = q(\mathbf{x}, t)$. Le terme de régularisation est basé sur la norme L^2 du gradient de la vitesse, afin d'obtenir un champ de vecteurs régulier, et la divergence de la vitesse, pour satisfaire l'hypothèse d'incompressibilité. L'impact de cette régularisation est évalué dans [13].

Puisque les modèles sont considérés comme parfait, la valeur de $\mathbf{X}(t)$ est obtenue par intégration temporelle, à partir de la condition initiale $\mathbf{X}(0)$. Par conséquent, la fonction de coût (4) ne dépend que de cette condition initiale :

$$\begin{aligned} E(\mathbf{X}(0)) &= \int_A (T - q)^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{x}, t) (T - q) dx dt \\ &+ \int_{\Omega} (\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x}) (\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b) dx \\ &+ \int_{\Omega} \alpha (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) dx + \int_{\Omega} \beta |\text{div } \mathbf{v}|^2 dx \end{aligned} \quad (8)$$

Notons que le choix de la matrice de covariance \mathbf{R} est crucial pour la qualité des résultats. Les images satellite étant fournies avec des méta-données, la qualité des acquisitions est approximativement connue. En conséquence, on donne à $\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{x}, t)$ une faible valeur aux points où l'acquisition est bruitée, à cause d'occlusion par des nuages par exemple. Le choix de la condition initiale a également beaucoup d'influence sur la qualité du résultat. Nous avons montré dans [13] que les meilleurs résultats sont obtenus avec la première image de la séquence comme valeur d'ébauche pour la composante q , une valeur nulle comme ébauche de \mathbf{W} et la valeur constante h_m comme ébauche de h . h_m est la hauteur de la couche d'eau lorsqu'elle est statique. Comme l'ébauche sur q est relativement fiable, la valeur de \mathbf{B}_q est petite.

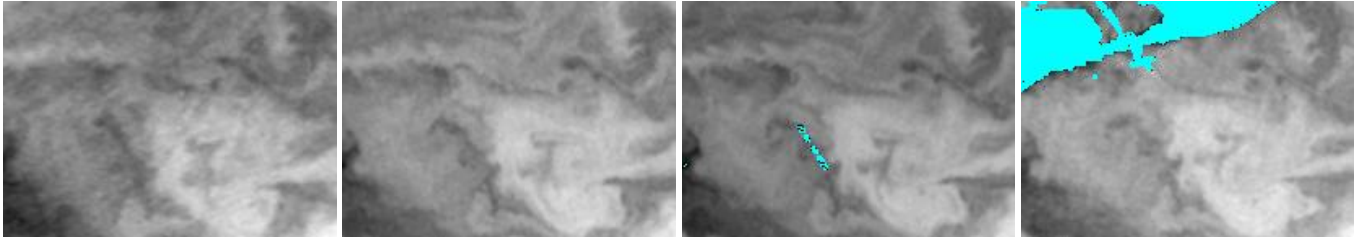


FIG. 1 – Images de température de surface acquises entre le 23 et le 24 octobre 2005.

5 Résultats

5.1 Analyse

Il existe une grande quantité d’images issues de la télédétection océanique. Les capteurs optiques, comme ceux mesurant la température de surface, permettent d’obtenir des données présentant une forte cohérence spatio-temporelle. Cette propriété permet de proposer des outils d’estimation de dynamique à la surface de la mer.

Dans cet article, l’estimation du mouvement est réalisée à partir d’une séquence d’images de température de surface acquise par les capteurs NOAA/AVHRR au-dessus de la Mer Noire. Leur résolution spatiale est de $1,2 km^2$ et la période de revisite d’un capteur au dessus d’une même zone est au mieux de 24 heures. Néanmoins, plusieurs satellites peuvent être utilisés au cours de la même journée. Quatre des images utilisées pour cette étude sont présentées Figure 1. Les zones en turquoise correspondent à des données contaminées par du bruit ou à des occlusions par des nuages.

Les deux modèles ont été utilisés pour estimer la vitesse de surface. La Figure 2 permet de comparer les champs de mouvement estimés avec SIM et SWIM à $t = 0$. Le résultat SWIM permet de visualiser un tourbillon cyclonique sur la partie ouest de la Mer Noire. Reposant les équations de Navier-Stokes simplifiées, SWIM permet une estimation du mouvement plus pertinente.

L’application de l’approche AD à des images de la Mer Noire permet de retrouver les courants principaux et de bien quantifier la taille de structures méso-échelles connues des océanographes [10].

5.2 Validation

Les satellites altimètres fournissent une mesure proportionnelle à la hauteur d’eau à la surface des océans. Ces instruments sont intrinsèquement monodimensionnels : les données sont mesurées le long de la trace du satellite. Dans cette étude, nous utilisons les mesures altimétriques h_{alt} fournies par les capteurs Envisat1 et GFO, qui ont des cycles de revisite respectifs de 35 et 17 jours.

Outre le mouvement, l’utilisation de SWIM permet d’estimer la hauteur d’eau h_{SWIM} , comparable à la mesure h_{alt} .

La Figure 3 permet de visualiser la trace des orbites d’Envisat1 (en vert) et de GFO (en rose) superposée avec la moyenne

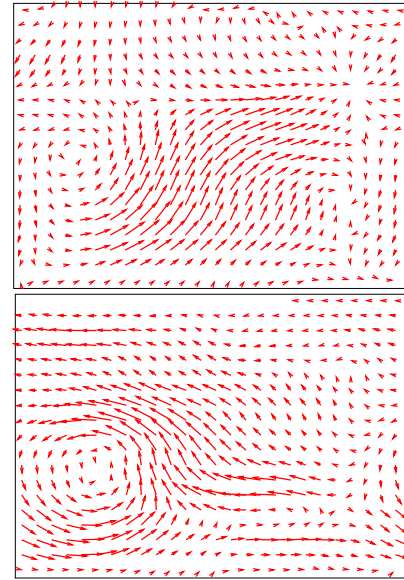


FIG. 2 – Mouvement estimé. Haut : SIM ; Bas : SWIM.

temporelle de h_{SWIM} . Les croix noires correspondent aux points de mesure des altimètres.

Le nombre de mesures altimétriques disponibles pour une même période que les données SST est relativement faible. Néanmoins, une évaluation qualitative permet de comparer h_{SWIM} et h_{alt} le long des traces. La loi physique qui permet de transformer la mesure altimétrique h_{alt} en une mesure comparable à la hauteur de la couche de surface, en fonction des densités, est appliquée.

On constate alors, sur la Figure 4, que les courbes h_{SWIM} et $h_{alt-transformée}$ présentent de fortes similarités : il n’y a pas d’erreur de pentes et les extrema sont bien localisés. Or, le mouvement estimé est très corrélé à ces pentes et extrema. Cela signifie que l’estimation de h , et donc de u et v , est fiable. Ce qui valide l’approche AD avec l’utilisation de SWIM pour l’estimation du mouvement.

6 Conclusion

Cet article analyse et valide l’estimation du mouvement par assimilation de données. Les estimations utilisant deux modèles de la dynamique sont analysées. La comparaison entre

les données altimétriques et les résultats valide notre approche d'utilisation des images de température de surface pour estimer la dynamique méso-échelle de surface.

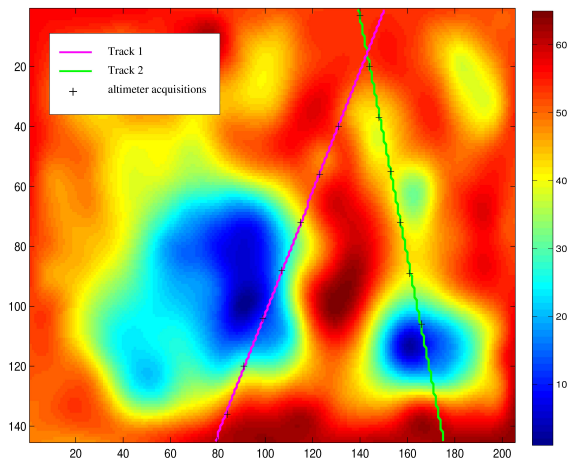


FIG. 3 – Traces des deux altimètres superposées à l'image h_{SWIM} .

Références

- [1] B.K.P. Horn and B.G. Schunk. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17 :185–203, 1981.
- [2] H.-H. Nagel. Displacement vectors derived from second-order intensity variations in image sequences. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 21 :85–117, 1983.
- [3] I. Cohen and I. Herlin. Optical flow and phase portrait methods for environmental satellite image sequences. In *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, Oxford, UK, April 1996.
- [4] E. Mémin and P. Pérez. Optical flow estimation and object-based segmentation with robust techniques. *IEEE Trans. on Image Processing*, 7(5) :703–719, May 1998.
- [5] D. Béréziat, I. Herlin, and L. Younes. A generalized optical flow constraint and its physical interpretation. In *CVPR*, pages 2487–2492, 2000.
- [6] T. Corpetti, E. Mémin, and P. Pérez. Dense estimation of fluid flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(3) :365–380, March 2002.
- [7] T. Isambert, J.-P. Berroir, and I. Herlin. A multiscale vector spline method for estimating the fluids motion on satellite images. In *Proceedings of European Conference on Computer Vision*, Marseille, France, October 2008. Springer.

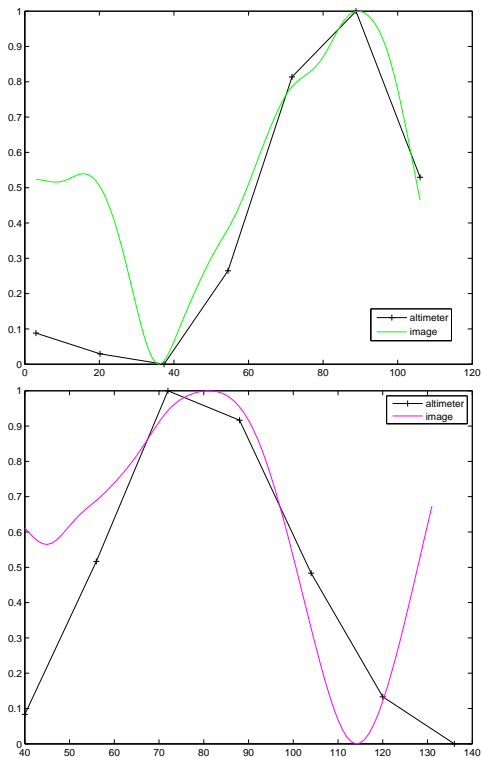


FIG. 4 – Mesures des altimètres comparées aux valeurs obtenues avec SWIM.

- [8] E. Huot, Y. Xu, G. Korotaev, L. Wu, I. Herlin, and F.-X. Le Dimet. Estimation de vitesses par assimilation de données variationnelle. In *Proceedings GRETSI*, pages 1285–1288, Troyes, France, July 2007.
- [9] N. Papadakis, P. Héas, and É. Mémin. Image assimilation for motion estimation of atmospheric layers with shallow-water model. In *Proceedings of Asian Conference on Computer Vision*, pages 864–874, Tokyo, Japan, November 2007.
- [10] G. Korotaev, E. Huot, F.-X. Le Dimet, I. Herlin, S. V. Stanichny, D. M. Solovyev, and L. Wu. Retrieving ocean surface current by 4-D variational assimilation of sea surface temperature images. *Remote Sensing of Environment*, 112(4) :1464–1475, April 2008. Special issue on data assimilation.
- [11] O. Titaud, A. Vidard, I. Souopgui, and F.-X. Le Dimet. Assimilation of image sequences in numerical models. *Tellus A*, 62 :30–47, 2010.
- [12] D. Béréziat and I. Herlin. Solving ill-posed Image Processing problems using Data Assimilation. *Numerical Algorithms*, 56(2) :219–252, February 2011.
- [13] E. Huot, I. Herlin, N. Mercier, and E. Plotnikov. Estimating apparent motion on satellite acquisitions with a physical dynamic model. In *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*, pages 41–44, Istanbul, Turkey, August 2010. Springer Verlag. MoAT3.1.