

Assimilation d'images satellites océaniques: filtrage stochastique et définition de dynamiques adaptées

Etienne MÉMIN

¹INRIA Rennes

Campus Universitaire de Beaulieu 35042 Rennes Cedex

Etienne.Memin@inria.fr

Thème – Signaux Images en Océanographie

Problème traité – Assimilation de données

Originalité –

Résultats –

1 Introduction

La compréhension et la prévision de l'atmosphère et de l'océan sont d'un intérêt sociétal majeur pour notre vie quotidienne. Cela concerne en particulier la prévision météorologique générale aux niveaux d'une région, d'un pays ou d'un continent et dont dépend de grands pans de notre activité économique (pêche, agriculture, transports aériens ou maritimes, etc.). Des prévisions à une échelle spatiale et temporelle plus fine sont également nécessaires pour réguler la production énergétique éolienne ou encore à des fins de prévention d'événements violents ou potentiellement dangereux à proximité de lieux sensibles tels que les aéroports. Des simulations à des échelles de temps beaucoup plus grandes sont requises dans les modèles climatiques afin d'analyser l'évolution sur le long terme de paramètres tels que le vent, la température atmosphérique ou océanique, la direction ou l'amplitude des courants océaniques, la salinité, l'humidité, les nuages, les précipitations, l'eau du sol, ou la concentration de certaines espèces chimiques.

Ces prévisions s'appuient sur des modèles physiques complexes dérivés des équations de la dynamique des fluides et des lois de la thermodynamique. La complexité des processus physiques mis en jeu à des échelles qui vont de quelques centaines de mètres pour la formation des nuages à plusieurs centaines de kilomètres pour une tempête tropicale ou encore la complexité des effets dus à la couche de surface (couche limite de turbulence atmosphérique) où s'opère des convections dues aux différences de température et au relief a nécessité de mettre en place un certain nombre d'approximations des modèles physiques initiaux qui ne sont valides qu'à certaines échelles spatiales ou temporelles (synoptique, méso-échelle). Les processus chimiques ou biologiques sont par ailleurs souvent négligés dans ces modèles purement physiques. La résolution numérique des modèles de circulation même simplifiés et à grande échelle (échelle beaucoup plus grande que la plus petite échelle nécessaire pour décrire de façon complète l'écoulement) constitue une tâche délicate dans la mesure où il s'agit de systèmes non linéaires instables dont les échelles spatiales et temporelles sont fortement couplées. La résolution numérique de ces modèles, même si elle a bénéficié de la formidable augmentation de la puissance de calcul des dernières décennies, reste du fait des incertitudes numériques ou de modélisation, un challenge scientifique de premier plan.

Depuis un certain nombre d'années l'information toujours plus précise apportée par les nombreux satellites orbitaux ou géostationnaires offre un moyen d'observer ces phénomènes à des échelles plus fines que la maille des modèles géophysiques usuels. Cette information reste néanmoins difficile à exploiter car elle ne constitue pas une mesure directe des variables d'état du système. Ces mesures photométriques sont en effet reliées aux variables d'états du système par des relations complexes souvent non inversible. L'estimation de ces variables, à partir d'images, forme donc des problèmes inverses ardues associés à une incertitude de mesure difficile à modéliser ou à évaluer. La complexité des problèmes inverses engendrés et l'absence de quantification de l'erreur de mesure constituent deux difficultés majeures introduites par les images dans un problème de couplage modèle-données.

Les méthodes de couplage, appelées techniques «d'assimilation de données» sont construites à partir de techniques de filtrage

stochastique [5, 6] ou de contrôle optimal [7]. Les techniques de contrôle optimal, apparues au début des années 80 permettent de gérer naturellement les espaces d'états de très grande dimension. Ces techniques sont cependant limitées à des incertitudes gaussiennes et ne permettent pas une propagation dans le temps de ces incertitudes. Les techniques de filtrage stochastique, par essence parfaitement bien adaptées à ce problème, sont elles handicapées par la déficience de l'échantillonnage en grande dimension (nommé fléau de la dimension) et requière la mise en place d'une version stochastique de la dynamique mis en jeu. Dans cet exposé nous attacherons à montrer comment il est possible d'adapter les techniques de filtrage particulaire[4] à des problèmes de grande dimension.

La première solution vise à proposer un mécanisme simple d'échantillonnage [9] bâti à partir de mises en œuvre de type Monte Carlo du filtrage de Kalman [3]. Cette technique a été appliquée à la reconstruction de courants océaniques à partir de séquence d'images de température de surface de l'océan [2]. Quelques résultats obtenus par cette technique sont décrits figure 1. Ce filtrage repose sur une expression stochastique d'une représentation vorticité-vitesse 2D des équations de Navier-Stokes. Le bruit considéré est un champ aléatoire gaussien homogène isotrope avec un tenseur de covariance autosimilaire et dont les coefficients sont définis à partir des spectres d'énergie des champs de vitesses mesurés sur la séquence d'images. Le filtrage incorpore d'autre part une mesure d'erreur de reconstruction des images prédites par le modèle.

La seconde solution cherche à définir une dynamique précise construite à partir de la séquence d'images et associée à un bruit de très faible dimension [1]. Cette solution a été appliquée avec succès pour le suivi d'interfaces. La figure 2 montre un échantillon du résultat d'un tel suivi opérée sur 5 ans de données satellites de densité de glace. La technique est robuste aux données manquantes et ne nécessite aucun réglage de paramètres.

Ces deux exemples mettent en exergue, de façons différentes, la nécessité de définir des lois d'évolution stochastiques des variables mises en jeu. Dans le deuxième cas, cette dynamique est définie sans aucun principe physique et ne repose que sur les données. Il est vrai que dans ce cas la variable d'intérêt est une variable géométrique définie uniquement dans l'espace image et pour laquelle il serait difficile d'élaborer des équations constitutives. Dans le premier cas bien que reposant sur certains principes physiques, la démarche reste très empirique. Cette dynamique est fixée à partir d'une loi d'évolution déterministe et d'un terme de forçage stochastique. Ce terme additionnel d'erreur rend compte dans l'absolu de toutes les erreurs présentes dans le système, que celles ci soient d'origine physique et liées à un phénomène non décrit ou bien numérique et représentant plutôt une approximation opérée dans la constitution du modèle. La forme de la loi d'évolution est elle supposée inchangée et la nature des termes décrivant l'interaction entre les grandes échelles et les petites échelles de l'écoulement ne s'appuient en aucune façon sur ces termes d'erreurs. Nous montrerons dans une dernière partie de cet exposé comment une construction alternative est possible. Cette démarche consiste à séparer le champ des vitesses de l'écoulement en une composante de dérive déterministe et un terme aléatoire décorrélé en temps [8]. La dynamique associée à la partie déterministe du champs des vitesses découle d'une version stochastique du théorème de transport de Reynolds. Elle inclut dans sa forme générale un terme de diffusion anisotrope qui diffère des termes sous mailles usuels reposant sur l'hypothèse de viscosité turbulente de Boussinesq. Cette formulation émergeant directement à partir d'une modélisation des incertitudes que l'on a sur l'écoulement permet d'expliquer sous un autre point de vue certains modèles sous mailles proposés dans la littérature et ouvre la voie à la définition de nouveaux modèles stochastiques pour décrire l'évolution des grandes échelles d'un écoulement.

Références

- [1] C. Avenel, E. Mémin, and P. Pérez. Stochastic level set dynamics to track closed curves through image data. *JMIV*, 2013. In revision.
- [2] S. Beyou, A. Cuzol, S. Gorthi, and E. Mémin. Weighted ensemble transform kalman filter for image assimilation. *TellusA*, 65(18803), January 2013.
- [3] G. Evensen. Sequential data assimilation with a non linear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *J. Geophys. Res.*, 99 (C5)(10) :143–162, 1994.
- [4] N. Gordon, A. Doucet, and J. De Freitas. *Sequential Monte Carlo methods in practice*. Springer-Verlag, 2001.
- [5] A. Jazwinski. *Stochastic processes and filtering theory*. Academic Press, New-York, 1970.
- [6] R.E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, 82 :35–45, 1960.
- [7] F.-X. Le Dimet and O. Talagrand. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : theoretical aspects. *Tellus*, 38A :97–110, 1986.
- [8] E. Mémin. Fluid flow dynamics under location uncertainty. *Geophysical and Astrophysical Fluid Dynamics*, 2013. Submitted.
- [9] N. Papadakis, E. Mémin, A. Cuzol, and N. Gengembre. Data assimilation with the weighted ensemble kalman filter. *Tellus-A*, 62(5) :673–697, 2010.

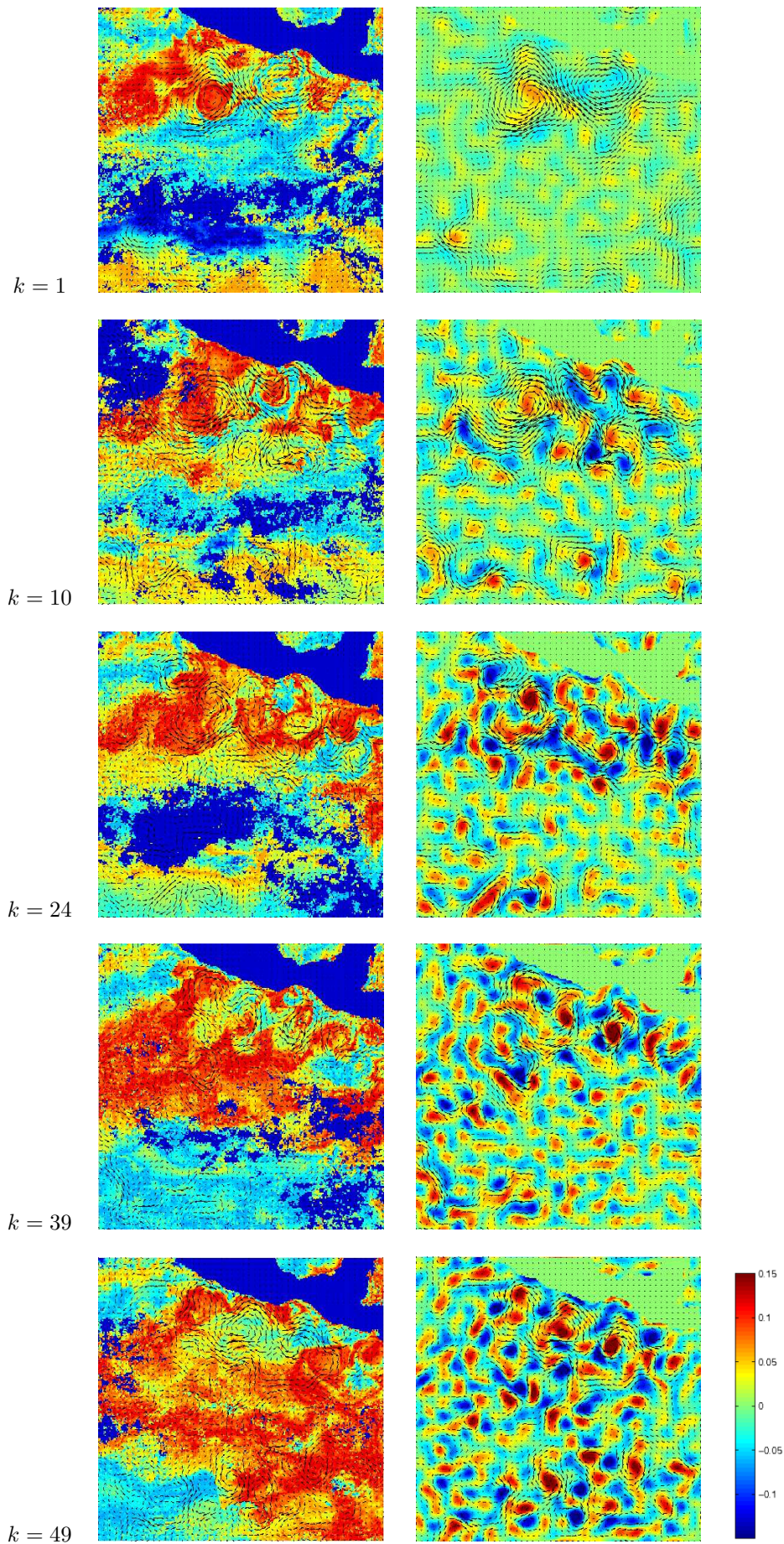


FIGURE 1 – Première colonne : Image satellite de température de surface de l’océan SST au large de l’isthme de Panama pendant un épisode "El Nino". Les régions bleu-foncés indiquent les régions occultées par la couverture nuageuse. Le courant de surface

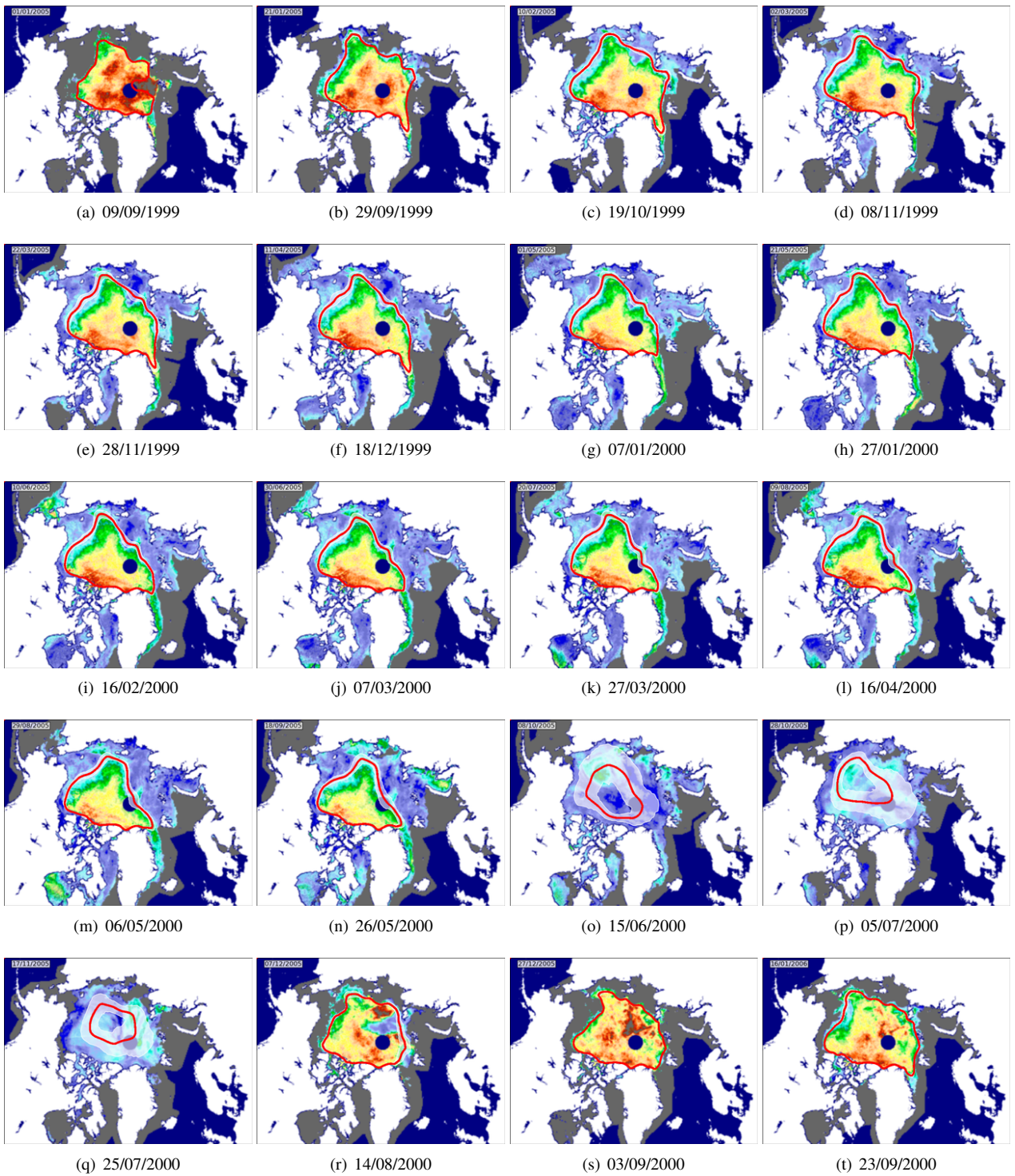


FIGURE 2 – Exemple de résultats de suivi d'interface à partir d'une séquence d'images satellites de densité de glace - année 1999 - 2000.