

# Assimilation de données images dans un modèle de circulation océanographique

## Image data assimilation in an oceanographic circulation model

E. Huot<sup>1,2</sup>      I. Herlin<sup>1</sup>      T. Isambert<sup>1</sup>      G. Korotaev<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Institut National de Recherche en Informatique et Automatique – CLIME

<sup>2</sup> Université de Versailles - Saint-Quentin – CETP

<sup>3</sup> National Academy of Sciences of Ukraine – MHI.

INRIA Rocquencourt - Domaine de Voluceau - BP 105 - 78153 Le Chesnay CEDEX

Etienne.Huot@inria.fr

### Résumé

*L'assimilation de données permet de coupler un modèle de prévision à des observations. Dans cette étude nous nous intéressons à l'intégration de caractéristiques images dans un modèle de simulation de la circulation océanique. Nous proposons une chaîne de traitement permettant d'estimer la vitesse de circulation sur une séquence d'images de température de l'océan et l'assimilation de cette observation image dans un modèle de prévision.*

### Mots Clef

Téledétection, Mouvement, Océanographie, Assimilation de données.

### Abstract

*Data assimilation allows to couple together a forecast model and observations. In this study we are interested in the association of a simulation model for oceanic circulation with data coming from image processing. We propose a processing chain to estimate circulation velocity from ocean temperature images, and the assimilation of this image observation in a forecast model.*

### Keywords

Remote Sensing, Motion, Oceanography, Data assimilation.

## 1 Introduction

La prévision des phénomènes naturels complexes, telles que les écoulements géophysiques, nécessite une modélisation mathématique précise. Ces modèles exploitent des données, observations directes ou à distance de fonctions plus ou moins complexes de variables d'état des modèles. L'assimilation de données permet de coupler les modèles, les données et des statistiques sur ces variables. Dans ce contexte les images, en particuliers issues de la téledétection, sont de plus en plus utilisées. Néanmoins, leurs pro-

priétés de cohérences spatiales et temporelles ne sont quasiment jamais exploitées. En effet, elles sont généralement considérées comme une collection de mesure locales individuelles. Nous nous intéressons ici à coupler un modèle géophysique et des données images, caractérisées par le résultat d'un algorithme de traitement d'image<sup>1</sup>. Nous nous plaçons ici dans le cadre de la simulation de la circulation océanographique.

Les écoulements océaniques sont modélisés par les règles issuent de la mécanique des fluides. Le modèle utilisé pour cette étude s'appuie sur les équations de Saint-Venant [10], il a été développé en Ukraine au MHI (*Marine Hydrophysical Institute*) pour modéliser la circulation océanique en Mer Noire [16]. Nous nous intéressons à coupler ce modèle avec des données de type image. Les informations provenant de ces images, qu'il est intéressant d'assimiler dans un modèle de circulation peuvent être de différents types [13]. Nous avons choisi de nous intéresser prioritairement aux vitesses de circulation. Nous avons donc développé une chaîne de traitement adaptée aux images océanographiques pour estimer la vitesse à partir d'une séquence d'images.

La section 2 explicite le contexte de cette étude. Le paragraphe 2.1 présente le modèle de simulation océanographique et le paragraphe 2.2 présente les images disponibles. La section 3 présente les principes de l'assimilation de données (paragraphe 3.1) et de l'estimation de la vitesse de circulation (paragraphe 3.2). Puis la section 4 détaille toutes les étapes de la chaîne de traitement : prétraitement des images satellitaires (paragraphe 4.1), estimation des vitesses (paragraphe 4.2), assimilation des vitesses dans le modèle (paragraphe 4.3). Enfin la section 5 est dédiée à la présentation et l'analyse des résultats.

<sup>1</sup>Ce travail s'inscrit dans l'ACI Assimage, Action Concertée Incitative du thème Masse de Données

## 2 Contexte de l'étude

### 2.1 Modèles océanographiques

La plupart des modèles de circulation océanique sont basés sur les équations dites primitives [22]. C'est-à-dire qu'elles correspondent à une approximation des équations de Navier-Stokes associées à une équation d'état non linéaire, qui couple les deux traceurs actifs que sont la salinité  $S$  et la température  $T$  à la vitesse du fluide  $\mathbf{u} = (u, v, w)^t$ . En faisant l'approximation hydrostatique qui consiste à négliger l'accélération verticale et la force de Coriolis devant la gravité  $g$ , on obtient le système dans l'espace tridimensionnel (latitude, longitude, profondeur) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \operatorname{div} \mathbf{u} = 0 \\ \frac{dT}{dt} = K_T \Delta T \\ \frac{dS}{dt} = K_S \Delta S \\ \frac{du}{dt} - 2fv + \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} - \nu \Delta u = 0 \\ \frac{dv}{dt} + 2fu + \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} - \nu \Delta v = 0 \\ \frac{\partial p}{\partial z} = -\rho g \end{array} \right. \quad (1)$$

où  $\Delta$  est l'opérateur laplacien,  $K_T$  et  $K_S$  sont respectivement les coefficients de diffusion thermique et de salinité,  $f$  est appelé paramètre de Coriolis,  $\rho$  est la densité de l'eau de mer,  $\nu$  la viscosité cinématique et  $p$  est la pression. A ces équations s'ajoutent des hypothèses spatiales et d'échelle et des conditions aux limites.

Il existe néanmoins des modèles simplifiés à deux dimensions qui s'appuient sur les équations de Saint-Venant appelées également *shallow-water models* [6, 10]. Le modèle que nous utilisons a été développé au MHI (*Marine Hydrophysical Institute*) dans le département DOP (*Dynamics of Oceanic Processes*) [16], il est basé sur cette simplification. Il s'appuie sur une représentation de l'océan dite *1.5 layer*, c'est-à-dire que la surface de la mer est représentée par une couche de mélange interfacée avec l'atmosphère et une couche profonde. Ainsi, les équations gouvernant la circulation  $\mathbf{v} = (u, v)^t$  sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial(h\mathbf{v})}{\partial t} + \nabla \cdot (h\mathbf{v}\mathbf{v}) + f \times \mathbf{k}(h\mathbf{v}) \\ \quad \quad \quad = -g'h\Delta h + \frac{\bar{\tau}}{\rho_0} + A_h \nabla^2(h\mathbf{v}) \\ \frac{\partial h}{\partial t} + \nabla(h\mathbf{v}) = 0. \end{array} \right. \quad (2)$$

où  $h$  est l'épaisseur de la couche de mélange;  $\bar{\tau} = (\tau^{(x)}, \tau^{(y)})$  correspond à la tension du vent;  $A_h$  est le coefficient du laplacien pour le mélange;  $\rho_0$  est la densité de référence;  $g' = g(\rho_0 - \rho_1)/\rho_0$  est appelé gravité réduite où  $\rho_1$  correspond à la densité moyenne de la couche de mélange;  $\mathbf{k}$  est le vecteur vertical unitaire.

L'implémentation de ce modèle, calibrée pour la Mer Noire, a été mise à notre disposition par le MHI. La figure 1 présente de manière schématique les courants océanographiques en Mer Noire.

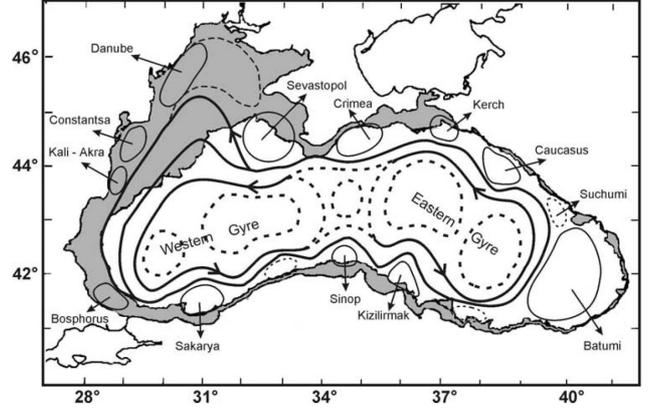


FIG. 1 – Diagramme schématique des principales caractéristiques de la circulation de la couche supérieure de la Mer Noire (reproduite à partir de son original [16]).

Les données de forçage du modèle sont la bathymétrie et la tension du vent. Dans son implémentation originale, le modèle du MHI peut fonctionner en mode prévision mais également en mode assimilation de l'élévation de surface.

### 2.2 Données images

Il existe de nombreuses sources d'observations océanographiques provenant toutes essentiellement de la télédétection satellitaire. On distingue quatre grandes familles de capteurs : les radars, les altimètres, les scatteromètres et les capteurs optiques. Ces derniers présentent un fort potentiel pour les applications océanographiques [13], car ils permettent d'observer deux grandeurs caractéristiques de l'océan : la température de surface (SST : *Sea Surface Temperature*) et la couleur de l'océan. Ces mesures permettent de visualiser des structures particulières comme les fronts, les tourbillons, les filaments de vorticit , et fournissent de l'information concernant l'activit  biologique des oc ans. Nous utilisons dans cette  tude des images de SST car la temp rature, variable d' tat des mod les oc anographiques, est directement li e   la circulation. La SST est mesur e par des capteurs embarqu s par des satellites g o-stationnaires, fournissant ainsi une couverture globale avec une r solution spatiale de 5   20 km et avec une acquisition toutes les 15   30 minutes. D'autres capteurs sont embarqu s par des satellites en orbites polaires permettant une observation de ph nom nes de m so- chelle avec 250m   1km de r solution spatiale et une fr quence de revisite quotidienne. On dispose, pour le m me lieu et la m me p riode, d'acquisitions effectu es par des capteurs identiques embarqu s sur diff rents satellites. Les donn es images utilis es pour cette  tude sont des images de temp rature qui

proviennent des capteurs NOAA/AVHRR. Leur résolution spatiale est de  $1,1 \text{ km}^2$  avec une fréquence de revisite d'environ 24 heures. La figure 2 montre deux acquisitions réalisées le 14 juillet 1998, l'une à 4h (à gauche) l'autre à 11h (à droite). Les images sont représentées géoprojetées dans le même référentiel que celui du modèle.

On peut constater que ces images présentent un certain nombre de particularités :

- présence de nuages : plus froids que la surface de l'océan, ils apparaissent en sombre,
- problèmes dus à la géométrie de l'acquisition : information non disponible apparaissant en pointillés noir et blanc,
- problèmes de saturation du capteur : zone très claire,
- forte variation temporelle de la température moyenne d'une acquisition à l'autre, due à l'exposition solaire au moment de l'acquisition ainsi qu'à des étalonnages différents des capteurs,
- grande variation spatiale de la moyenne locale de la température.

Toutes ces difficultés expliquent la complexité d'estimation de la vitesse à partir de données images et le pourquoi d'une non utilisation, jusqu'à aujourd'hui, des acquisitions satellitaires dans les modèles de prévision.

### 3 Principes de l'étude

#### 3.1 Assimilation de données

Le principe de l'assimilation de données [7, 17, 18, 24] est de combiner deux types d'informations hétérogènes : des données et un modèle mathématique, afin d'optimiser le calcul des variables d'état du modèle. Parmi les techniques d'assimilation de données, il existe les méthodes séquentielles, basées essentiellement sur le filtre de Kalman. Si on décrit le modèle par le système :

$$\begin{cases} \frac{dX}{dt} = F(X, C) \\ X(0) = V \end{cases} \quad (3)$$

où  $X$  correspond au vecteur des variables d'état calculées par le modèle,  $C$  aux paramètres de contrôles,  $F$  est l'opérateur de prévision, et  $V$  correspond à la condition initiale à  $t = 0$ .

Les méthodes séquentielles d'assimilation de données utilisent la prévision du modèle  $X$  et l'observation  $X_{obs}$  pour améliorer la prévision par le calcul d'une analyse  $a$  de la façon suivante :

$$a = \mathbf{K}[X_{obs} - \mathbf{H}X] + X \quad (4)$$

où  $\mathbf{H}$  est l'opérateur d'observation qui permet de passer de l'espace des variables d'état à l'espace d'observation et  $\mathbf{K}$  est la matrice de gain de Kalman.

Dans cette étude, nous utilisons une simplification du filtre de Kalman, appelée méthode du *nudging* [25] :

$$a = \lambda[X_{obs} - \mathbf{H}X] + X \quad (5)$$

en remplaçant la matrice de gain  $\mathbf{K}$  par un terme constant  $\lambda$ , évalué *a priori*, appelé terme de *nudging*.

Les difficultés liées à l'assimilation de données provenant d'images sont de deux types :

- les observations doivent être représentatives des variables d'état, de façon plus ou moins complexe,
- la grille du modèle et la grille d'observation doivent être compatibles.

C'est donc sur la construction de l'opérateur d'observation que repose la faisabilité de l'assimilation de données images.

Cette étude concerne le cas où le traitement d'image est utilisé pour observer une variable d'état : la vitesse de circulation, plus exactement la vitesse apparente à la surface de l'océan. On peut faire l'hypothèse que cette vitesse apparente est, par intégration verticale, semblable à la vitesse  $v$  du modèle *shallow-water* (2). L'opérateur d'observation est donc un opérateur de projection complété par un changement d'échelle.

#### 3.2 Estimation de la vitesse de circulation

Le problème de l'estimation du mouvement apparent a été étudié de manière intensive dans la littérature [1, 3, 4, 5, 8, 14, 20, 21, 27]. Rappelons que l'approche classique en vision par ordinateur consiste à faire l'hypothèse de conservation de la luminance, également connue sous le nom de contrainte du flot optique : étant donné un pixel de coordonnées  $(x(t), y(t))$  de l'image  $I$ , on a :

$$\frac{dI}{dt}(x, y, t) = \frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I \cdot \mathbf{w} = 0$$

où  $\nabla I$  est le gradient spatial,  $\mathbf{w}$  est le vecteur vitesse entre deux images consécutives,  $\cdot$  est le produit scalaire. Cette équation a deux inconnues  $\mathbf{w} = (u, v)^t$ , elle ne peut être résolue directement. L'approche habituelle est alors de définir une fonctionnelle d'énergie  $E_1(w) = \int_{image} \nabla I \cdot \mathbf{w} + \frac{\partial I}{\partial t}$  sur l'espace image et de lui adjoindre une contrainte additionnelle, par exemple une régularité  $L_2$  de  $\mathbf{w}$ , exprimée également par une fonctionnelle d'énergie  $E_2(w) = \int_{image} \|\nabla w\|^2$  afin de minimiser  $E_1 + E_2$ .

Dans le contexte du mouvement fluide dans les images océanographiques, nous avons cherché les équations de conservation et de régularisation les mieux adaptées. Pour cela, nous avons utilisé les simulations issues du modèle OPA [19] qui ont été réalisées au laboratoire LOCEAN. OPA est un modèle de circulation tridimensionnel aux équations primitives (voir section 2.1), modélisant donc de manière plus réaliste que le *shallow-water* l'évolution des variables océaniques. La température  $T$  et la vitesse  $\mathbf{u} = (u_M, v_M, w_M)^t$  étant des variables d'état du modèle, nous disposons de séquences d'images de température simulée par le modèle et la vitesse de circulation correspondante à des résolutions spatiale et temporelle similaires aux images AVHRR (voir figure 3). Afin de valider la méthodologie d'estimation de la vitesse apparente par

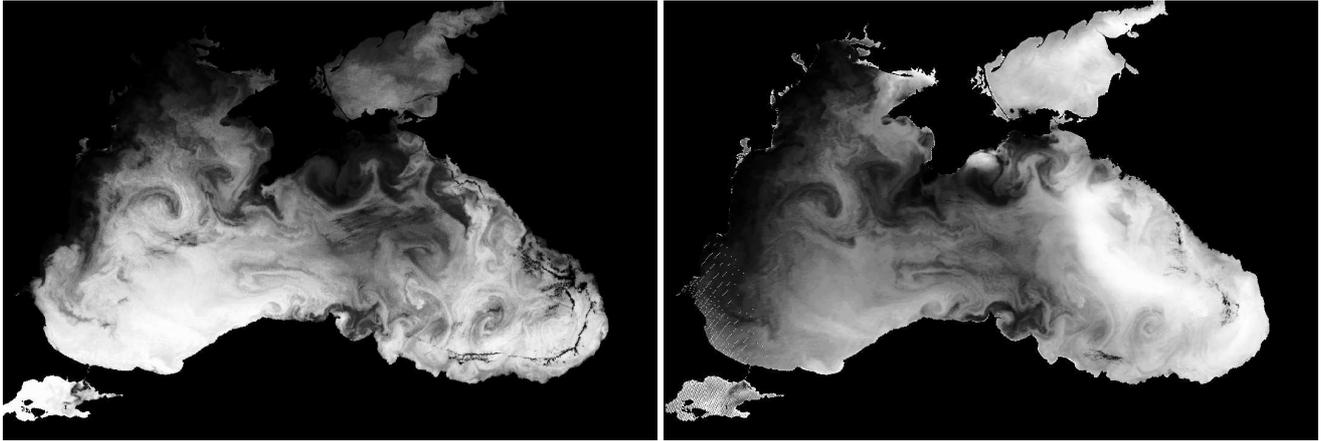


FIG. 2 – Exemples d’images de température fournies par NOAA/AVHRR.

traitement des images satellites, nous considérons comme vérité terrain  $\mathbf{w}_M = (u_M, v_M)^t$ , la composante horizontale du vecteur vitesse sur le premier plan du résultat de la simulation. La section suivante présente l’estimateur de vitesse que nous avons déduit en utilisant ces simulations et les prétraitements nécessaires que nous avons réalisés pour l’utilisation de données satellitaires réelles.

## 4 Chaîne de traitement

### 4.1 Prétraitement des images

Les approches d’estimation denses de la vitesse apparente telles qu’elles sont décrites dans le paragraphe précédent reposent sur une hypothèse de conservation. Cette hypothèse est vérifiable sur des séquences simulées (voir paragraphe suivant) mais malheureusement, les images réelles, comme nous avons pu le constater dans le paragraphe 2.2, présentent un certain nombre de particularités perturbant l’estimation. Il est nécessaire de proposer un traitement adapté à chacune de difficultés détectées.

Pour cette étude réalisée au mois de juillet 1998, nous disposons de deux séquences d’images de température : 7 acquisitions pour la période du 12 au 16 juillet et 21 acquisitions du 18 au 24 juillet. Une première étape consiste à calculer un masque de travail avec pour valeur 0 correspondant aux terres émergées. Outre les terres émergées, trois types de régions doivent être masquées : les régions sans données, les zones de saturation du capteur et les nuages. Le masquage se fait par seuillage de l’image originale. On repère aisément les régions sans données qui correspondent à des températures nulles ou supérieures à  $25^\circ\text{C}$ . De même les températures supérieures à  $23^\circ\text{C}$  sont considérées comme saturant le capteur. Les nuages ont des températures beaucoup plus froides que l’océan, au plus de l’ordre de  $10^\circ\text{C}$ . On ne conserve donc les valeurs de température qu’entre  $10^\circ\text{C}$  et  $23^\circ\text{C}$ .

Le second prétraitement consiste à corriger les fortes variations spatio-temporelles de la température. Ces variations

sont essentiellement dues aux différences d’ensoleillement lors de l’acquisition, la température moyenne de l’océan étant évidemment plus chaude à midi qu’à minuit. Mais elles peuvent également être dues à des différences d’étalement des capteurs utilisés. Ces variations perturbent principalement l’évaluation de la dérivée temporelle. Xavier Vigan [26] propose d’éliminer l’influence de ces variations en effectuant un filtre passe-haut de la dérivée temporelle dans le domaine de Fourier. Cette approche présente l’inconvénient d’être difficile à contrôler puisqu’elle suppose un caractère périodique dans les basses fréquences qu’il est mal aisé de quantifier. De plus l’utilisation de masques est difficile à prendre en compte dans le domaine de Fourier. Nous avons préféré une approche équivalente dans le domaine spatial en utilisant les données de température plutôt que la dérivée temporelle. Cette approche est basée sur un filtre moyenneur. On considère les phénomènes de large étendue spatiale de taille de l’ordre de  $150\text{ km}^2$ . Pour corriger les images des variations spatiales, on retrace la valeur moyenne sur cette fenêtre à la valeur courante de chaque pixel. Ensuite, on calcule pour chacune des images corrigées, la valeur moyenne de la température. On en déduit le biais moyen à ajouter à chaque image pour obtenir une température moyenne identique au cours de la séquence, ce qui permet de corriger les images des variations temporelles.

### 4.2 Construction de l’estimateur de vitesse

En utilisant les données simulées présentées à la section 3.2, nous pouvons construire un estimateur de la vitesse de circulation en s’appuyant sur les hypothèses de conservation et contrainte de régularisation adaptées aux images océanographiques.

Parmi les hypothèses de conservation utilisables pour les images de température, on a principalement :

- l’hypothèse de conservation de la luminance, qui se tra-

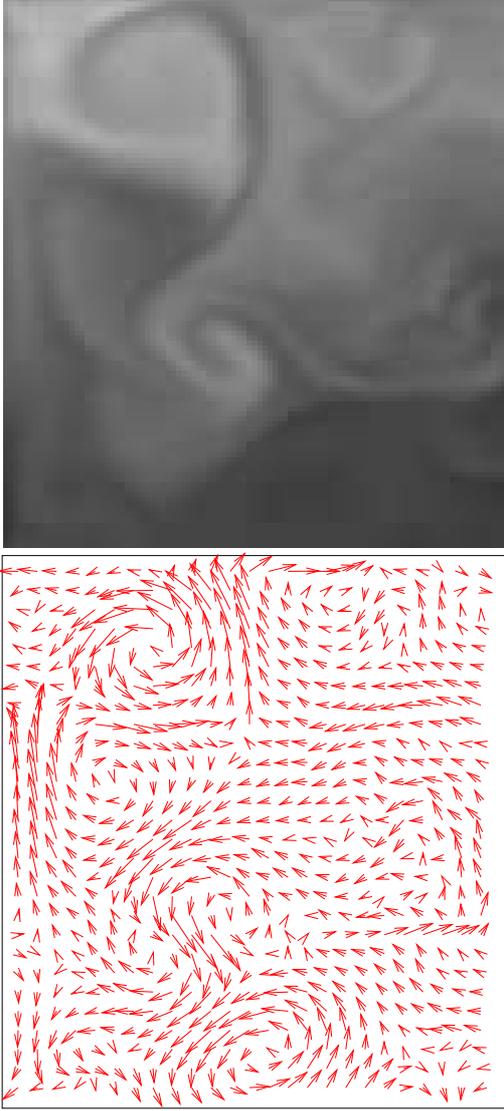


FIG. 3 – Image de température et champ de vitesses correspondant simulées par le modèle OPA.

duit pour les images de température  $T$  par :

$$\frac{\partial T}{\partial t} + \nabla T \cdot \mathbf{w} = 0 \quad (6)$$

– et l’hypothèse de conservation de la température directement issue du système d’équations (1) :

$$\frac{\partial T}{\partial t} + \nabla T \cdot \mathbf{w} = K_T \Delta T. \quad (7)$$

Dans notre processus d’expertise consistant à rechercher l’hypothèse de conservation la plus appropriée à notre problème d’estimation de la circulation, nous avons pu constater que l’hypothèse de conservation de la température est équivalente à la conservation de la luminance car la composante horizontale du coefficient de diffusion thermique  $K_T$  est négligeable. L’approximation principale

effectuée par l’utilisation de ces équations sur les images provient du fait que nous considérons les équations comme valides dans le domaine image, c’est-à-dire en deux dimensions, alors qu’en théorie elles sont valides en trois dimensions. Néanmoins, nous avons pu constater que l’hypothèse de conservation de la température réduite à l’équation de conservation de la luminance (6), est valide sur une partie conséquente de l’image. Notre objectif a donc été de définir un processus de sélection des points sur lesquels le vecteur vitesse est estimé à l’aide de l’équation de conservation, tandis que sur le reste de l’image l’estimation est effectuée par le seul processus de régularisation.

La sélection des points se base sur les deux étapes suivantes :

1. Il existe des structures spécifiques sur lesquelles l’équation de conservation ne sera jamais vérifiée, car leur mouvement est perpendiculaire au gradient de l’image. Il s’agit de filaments de vorticit   : de formes allong  es leur mouvement s’effectue dans la direction de l’elongation. Ces structures sont   limin  es de la liste des points candidats.
2. Il existe des r  gions ne contenant pas suffisamment d’information sur le mouvement : gradient spatial ou d  riv  e temporelle faibles. Et il existe des points pour lesquelles les   quations de conservation sont mal v  rifi  es. Une fois   limin  s les filaments nous   tudions les r  sidus de l’  quation de conservation en utilisant les vitesses simul  es  $\mathbf{w}_M$  afin de d  finir les points susceptibles de respecter au mieux l’  quation de conservation. Le crit  re que nous avons d  duit est bas   sur un seuillage appropri   de l’indice de mouvement  $Ind$  : On conserve les points tels que :

$$S_b < Ind = \frac{\partial I / \partial t}{\nabla I} < S_h \quad (8)$$

o   les seuils  $S_b$  et  $S_h$  sont obtenus par analyse des r  sidus de l’  quation de conservation.

Une fois la s  lection effectu  e, il faut choisir le crit  re de r  gularisation sur toute l’image. Dans le contexte de mouvement fluide les hypoth  ses de r  gularit   spatiale du champ de vitesse au sens  $L_2$  [14] voire  $L_1$  [8] sont mal adapt  es. Les crit  res de r  gularit   les plus conformes s’appuient sur les op  rateurs  $div$  et  $curl$  et permettent de diff  rencier les composantes irrotationnelles et sol  noïdales du champ de vitesse. Ainsi, on peut utiliser :

– une r  gularit    $div/curl$  d’ordre 1 [2, 12, 26] :

$$\min \int_{image} \alpha \|\mathit{div} \mathbf{w}\|^2 + \beta \|\mathit{curl} \mathbf{w}\|^2, \quad (9)$$

– une r  gularit    $div/curl$  d’ordre 2 [2, 9, 12, 23] :

$$\min \int_{image} \alpha \|\nabla \mathit{div} \mathbf{w}\|^2 + \beta \|\nabla \mathit{curl} \mathbf{w}\|^2. \quad (10)$$

Dans notre analyse, les valeurs de ces fonctionnelles ont   t   calcul  es sur les donn  es simul  es par OPA en utilisant le champ de vitesse  $\mathbf{w}_M$ . La contrainte de r  gularit  

div/curl au second ordre est celle qui fournit la valeur la plus faible. Ce qui est cohérent avec les expérimentations réalisées dans le domaine des mouvement fluides par plusieurs auteurs [2, 9, 23]. Les coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  sont choisis de telle sorte à pénaliser fortement la divergence devant le rotationnel en accord avec le fait que l'eau liquide est un fluide incompressible.

On veut alors définir une méthode de résolution numérique qui permette d'utiliser l'équation de conservation sur les points sélectionnés et la contrainte de régularisation sur toute l'image, afin d'obtenir une estimation dense. Nous avons opté pour une résolution par champ de vecteurs splines [2, 23]. Bien que les splines soient plutôt utilisées dans le cadre de l'approximation de champs de vecteurs, le choix de leur utilisation dans ce contexte se justifie car comparativement à l'approche variationnelle, elle fournit une solution exacte en un certain nombre de points préalablement sélectionnés. Le principe de cette méthode consiste à reconstruire un champ de vecteurs dense et régulier en divergence et en vorticité, à partir d'observations de la projection de vecteurs mouvement sur le gradient de l'image en des points de contrôle  $r_i = (x_i, y_i)$ . Pour cela, le champ  $w$  est contraint à respecter l'hypothèse de conservation aux points de contrôle et vérifie la régularité div/curl sur toute l'image :

$$\begin{cases} \min \int_{image} \alpha \|\nabla \text{div} w\|^2 + \beta \|\nabla \text{curl} w\|^2 \\ \text{et} \\ \nabla I \cdot w(r_i) = -\frac{\partial I}{\partial t}(r_i) \quad i \in \{1 \dots N\} \end{cases} \quad (11)$$

Le système (11) revient à imposer les valeurs des vecteurs vitesse aux points  $r_i$  sélectionnés. Les autres valeurs de vitesses sont obtenues par interpolation avec des contraintes en divergence et rotationnel. Ce système admet une solution unique, déterminée explicitement par une approche du type splines plaques minces [11].

Une étude qualitative et quantitative des résultats de cette méthode est proposée dans [15]. Le choix des points de contrôle est bien entendu déterminant dans la qualité des résultats. Si l'on prend trop peu de points de contrôle, le mouvement sera mal estimé dans sa globalité, à l'inverse un trop grand nombre de points risque de conduire à un problème mal conditionné. Nous avons proposé une chaîne de traitement permettant de définir au mieux ces points de contrôle. La comparaison du champ de vitesses ainsi estimée avec les données simulées par le modèle OPA montre que la norme du vecteur estimée n'est pas suffisamment précise pour pouvoir être intégrée dans un système d'assimilation. Seule l'orientation de la vitesse est valide. Les champs de vecteurs résultats sont donc utilisés normalisés dans la suite cette étude. La figure 4 présente le résultat de l'estimation de la vitesse apparente comparée à la vitesse simulée.

En tenant compte des prétraitement proposés paragraphe 4.1, on peut appliquer cet estimateur de la vitesse apparente aux données réelles. La figure 5 présente le résultat

du calcul de mouvement pour le 14 juillet 1998.

### 4.3 Assimilation des vitesses estimées

On peut simplifier l'écriture du système (2) par :

$$\begin{cases} \frac{du}{dt} - fv = g' \frac{\partial h}{\partial x} + \frac{\tau^{(x)}}{\rho_0 h} + A_h \Delta u \\ \frac{dv}{dt} + fu = g' \frac{\partial h}{\partial y} + \frac{\tau^{(y)}}{\rho_0 h} + A_h \Delta v \\ \frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial(uh)}{\partial x} + \frac{\partial(vh)}{\partial y} = 0. \end{cases} \quad (12)$$

Dans [16], ce modèle a été utilisé pour assimiler la hauteur de l'océan fournie par les altimètres de TOPEX/Poseidon et ERS. On réécrit alors le système (12) comme :

$$\begin{cases} \frac{du}{dt} - fv = g' \frac{\partial h}{\partial x} + \frac{\tau^{(x)}}{\rho_0 h} + A_h \Delta u \\ \frac{dv}{dt} + fu = g' \frac{\partial h}{\partial y} + \frac{\tau^{(y)}}{\rho_0 h} + A_h \Delta v \\ \frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial(uh)}{\partial x} + \frac{\partial(vh)}{\partial y} = \lambda[\xi_d - \xi_m], \end{cases} \quad (13)$$

où  $\xi_m = h_{mod} - h_0$  correspond à l'anomalie d'interface prédite par le modèle ( $h_0$  étant la valeur de l'épaisseur de la couche de mélange à l'équilibre) et  $\xi_d$  est la valeur observée par l'altimètre, reliée à l'anomalie d'interface observée  $\eta = h_{obs} - h_0$  par  $\xi_d = \frac{g}{g'} \eta$ , on a  $(\xi_d - \xi_m) = (h_{obs} - h)$ . Dans cette étude, nous appliquons la même technique pour assimiler les vitesses observées, le système (12) devient alors :

$$\begin{cases} \frac{du}{dt} - fv = g' \frac{\partial h}{\partial x} + \frac{\tau^{(x)}}{\rho_0 h} + A_h \Delta u \\ \quad + \lambda \left[ \frac{u_{obs}}{\sqrt{u_{obs}^2 + v_{obs}^2}} - \frac{u}{\sqrt{u^2 + v^2}} \right] \times (\sqrt{u^2 + v^2}) \\ \frac{dv}{dt} + fu = g' \frac{\partial h}{\partial y} + \frac{\tau^{(y)}}{\rho_0 h} + A_h \Delta v \\ \quad + \lambda \left[ \frac{v_{obs}}{\sqrt{u_{obs}^2 + v_{obs}^2}} - \frac{v}{\sqrt{u^2 + v^2}} \right] \times (\sqrt{u^2 + v^2}) \\ \frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial(uh)}{\partial x} + \frac{\partial(vh)}{\partial y} = 0. \end{cases} \quad (14)$$

Le terme  $\lambda$  doit être inversement proportionnel au pas de temps de relaxation du modèle. Pour estimer ce terme, nous avons considéré le résultat obtenu avec assimilation de l'altimétrie comme étant la vérité terrain. Nous avons alors évalué  $\lambda$  lors de l'assimilation de la vitesse, de telle sorte à s'approcher au mieux du résultat avec assimilation de l'élévation. Une valeur de  $\lambda = 1/2$  est finalement la valeur qui permet d'obtenir le meilleur résultat.

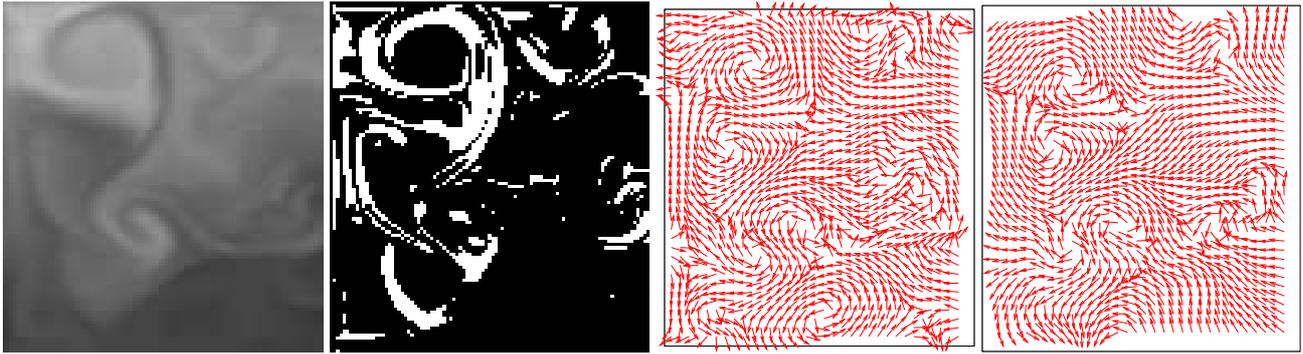


FIG. 4 – Estimation du mouvement sur les données simulées, de gauche à droite : image de température, points de contrôle sélectionnés, vitesse normalisée simulée par OPA, vitesse normalisée estimée.

## 5 Résultats

Les conditions d'expérimentation ont été les suivantes :

- Le modèle a été exécuté à partir de la date du 1er janvier 1988 jusqu'au 6 mai 1992, avec une condition initiale nulle. Le résultat de cette exécution fournit la condition initiale pour l'exécution suivante.
- Le modèle a ensuite été exécuté du 7 mai 1992 au 1er juillet 1998 en mode assimilation de données altimétriques. Le résultat de cette exécution fournit la condition initiale pour l'exécution suivante.
- L'exécution suivante, du 2 juillet 1998 au 23 août 1998 a alors pris trois formes différentes :

cas 1 : mode prévision - sans assimilation de données,

cas 2 : mode assimilation de données altimétriques, les données altimétriques étant interpolées temporellement pour être disponible à chaque pas de temps du modèle,

cas 3 : mode assimilation des vitesses estimées : seule l'estimation du champ de vitesse à la date du 14 juillet 1998 est utilisée.

La première constatation à faire au vu des résultats est qualitative. On peut constater sur la figure 6 que globalement la vitesse de circulation estimée est cohérente avec la figure 1. La forme générale des courants est respectée. Les grandes structures comme le vortex occidental sont correctement estimées. Néanmoins, le tourbillon oriental du bassin de Batumi, d'échelle inférieure, n'est pas retrouvé par l'opérateur de traitement d'image. Ceci s'explique en partie par le fait qu'aux dates d'intérêt cette zone est doublement perturbée par des nuages et un phénomène de saturation de grande amplitude spatiale.

Ensuite on peut remarquer que la différence la plus notable entre chaque résultat du modèle est que l'on voit apparaître des détails de structures dès qu'on effectue l'assimilation de données. Le résultat du modèle en mode prévision est beaucoup plus lisse et ne permet pas de voir apparaître des structures intéressantes, en particulier les vortex d'échelle moyenne. Notons que l'assimilation de la vitesse

estimée, permet de faire réapparaître certaines structures importantes, comme le tourbillon oriental.

Pour quantifier les différences entre ces résultats il existe plusieurs critères possibles [3], étant donné que seul l'orientation est importante à quantifier dans notre cas, nous utilisons comme dans [15] :

- l'erreur angulaire moyenne  $\psi = \arccos(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{w}_2)$ , exprimée en degrés,
- et l'erreur quadratique en vorticité  $\zeta = \sqrt{(\zeta_1 - \zeta_2)^2}$ , où  $\zeta_1$  et  $\zeta_2$  représentent les rotationnels de chaque champ de vitesse ;

ces deux critères sont utilisés pour comparer les champs résultats deux à deux.

Le tableau 1 permet d'évaluer quantitativement ces résultats. On peut aisément constater que les erreurs les plus

15 juillet 1998		Prédiction	Assimilation élévation	Assimilation vitesses
Observations	$\psi$	28.26	28.74	22.51
	$\zeta$	1.41	1.42	1.16
Prédiction	$\psi$		15.76	22.4
	$\zeta$		0.92	1.19
Assimilation élévation	$\psi$			22.09
	$\zeta$			1.12

TAB. 1 – Tableau comparatif des résultats de champs de vitesses à la date du 15 juillet 1998. La ligne **Observations** correspond au champ de vitesse estimé le 14 juillet.

faibles sont entre les résultats en mode prévision et ceux avec estimation de l'élévation. Ce qui permet de déduire que l'assimilation de l'altimétrie fournit un résultat cohérent. Considérant le résultat avec assimilation de l'altimétrie comme vérité terrain, on peut constater que l'assimilation des vitesses estimées par l'opérateur de traitement d'image permet de se rapprocher de ce résultat. De plus, l'utilisation de l'assimilation des vitesses permet de faire apparaître des structures que le modèle, à l'échelle de résolution utilisée ne peut faire apparaître sans assimilation.

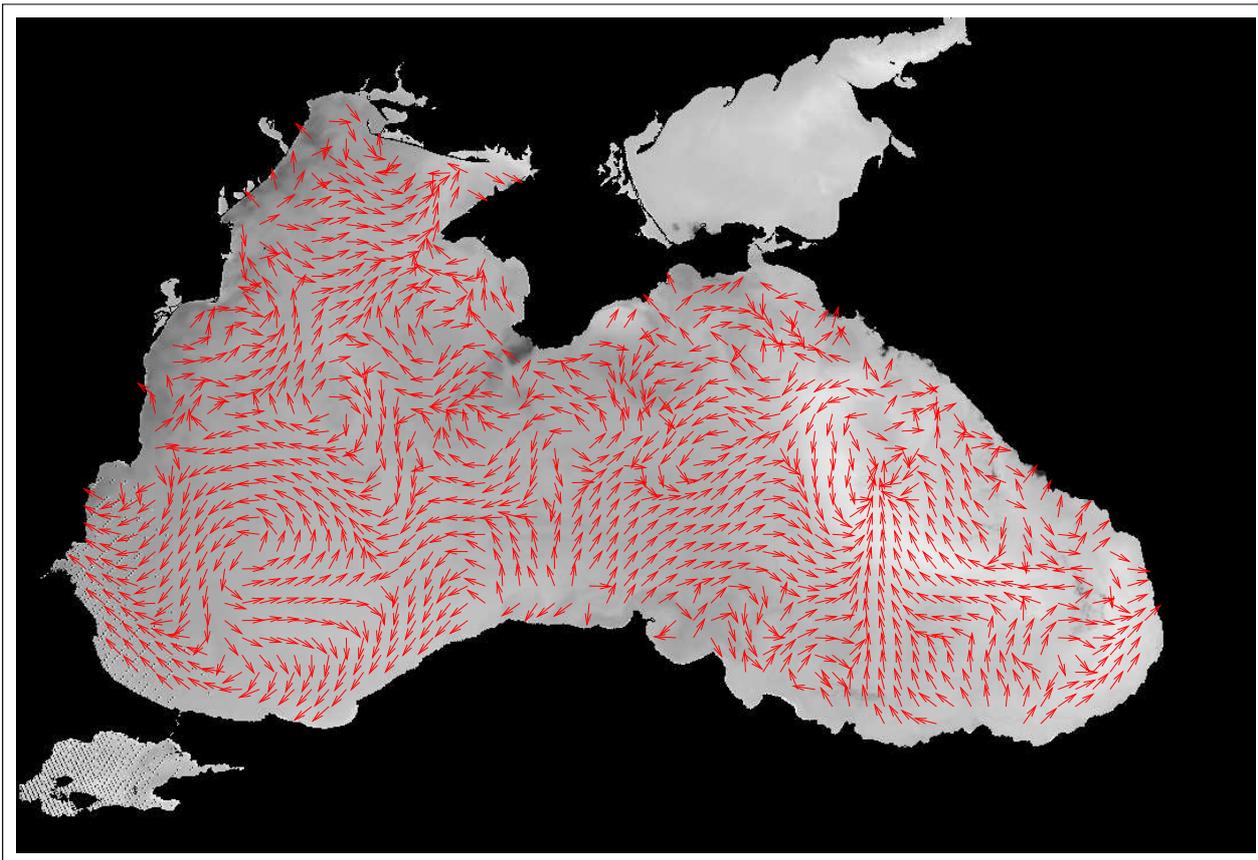


FIG. 5 – Visualisation du résultat de l'estimation de la vitesse apparente à l'échelle image.

Il est intéressant de constater que bien que nous n'ayons utilisé qu'une seule date pour l'estimation du champ de vitesse, cette information continue à avoir une influence résiduelle sur les résultats de prédiction les jours suivants. La figure 7 permet de visualiser l'évolution des erreurs moyennes angulaire et en vorticité au cours du temps entre le champ obtenu avec assimilation de la vitesse à la date du 14 juillet 1998 et le champ obtenu sans assimilation. On constate qu'une seule date pour l'assimilation continue à avoir une influence notable plusieurs semaines après l'observation de la vitesse. Petit à petit, le modèle tend à retrouver les résultats qu'il obtiendrait sans cette observation.

## 6 Conclusion

Dans cette étude nous nous sommes intéressés à coupler un modèle de circulation océanographique et des données images. Nous nous sommes placés dans un cas simple : modèle bidimensionnel, technique d'assimilation basique (*nudging*) et un opérateur d'observation restreint à une projection. Nous nous sommes appuyés sur une hypothèse forte : nous avons considéré que la vitesse apparente était assimilable à la vitesse *shallow-water*, qui correspond à une intégration sur plusieurs dizaines de mètres tandis que la température observée correspond à une intégration sur

quelques mètres. Dans ce cadre nous avons pu démontrer la faisabilité et la potentialité d'une approche par assimilation de données.

Parmi les perspectives envisageables, outre la possibilité de cumuler dans le même processus l'assimilation de l'altimétrie et de la vitesse apparente, il faut bien sûr envisager d'améliorer la technique d'assimilation. Un filtre de Kalman permettrait de prendre en compte une incertitude variable sur les observations. Ce qui implique que les opérateurs de traitement d'image quantifient la qualité de leurs résultats. Dans notre cas, on pourrait par exemple s'appuyer sur la distance aux points de contrôle et aux zones masquées. Une autre amélioration possible serait d'inverser l'opérateur d'observation : pour le moment nous projetons le résultat du traitement d'image dans l'espace du modèle, c'est-à-dire que nous passons de l'échelle la plus fine à l'échelle la plus grossière avant de réaliser l'assimilation. Il serait plus intéressant de réaliser l'assimilation dans l'espace le plus fin. Dans ce cas on pourrait s'appuyer sur une interpolation de l'espace modèle dans l'espace image qui soit adaptée au mouvement fluide, c'est-à-dire avec une contrainte sur la divergence et le rotationnel, ce qui permettrait d'être cohérent avec le traitement d'image.

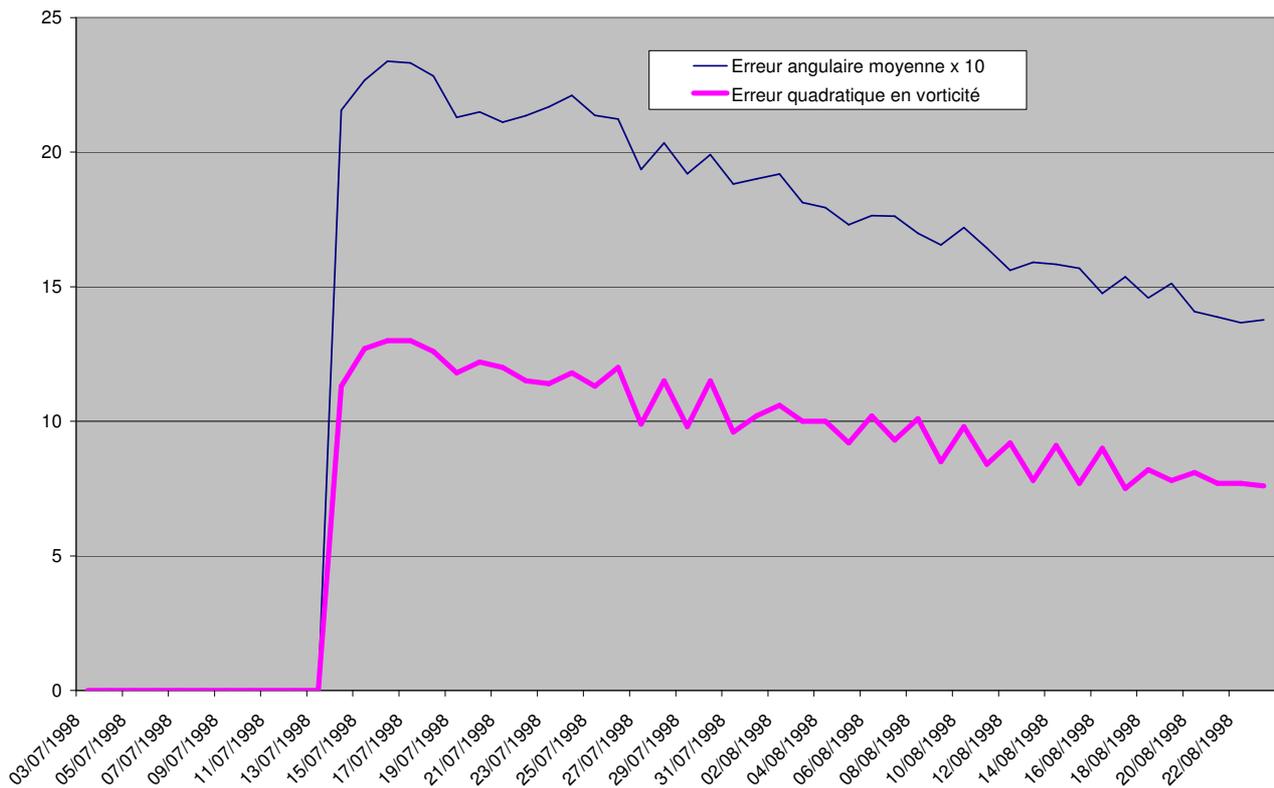


FIG. 7 – Evolution des erreurs angulaire et en vorticité entre le résultat du champ de vitesses obtenu sans assimilation et celui obtenu avec assimilation des vitesses.

## Remerciements

Nous tenons à remercier Marina Lévy du laboratoire LOCEAN de l'Institut Pierre-Simon Laplace pour ses précieux conseils et pour nous avoir fourni les simulations du modèle OPA.

## Références

- [1] L. Alvarez, J. Weickert, and J. Sanchez. Reliable estimation of dense optical flow fields with large displacements. *IJCV*, 39(1) :41–56, August 2000.
- [2] L. Amodèi. A vector spline approximation. *Journal of approximation theory*, 67 :51–79, 1991.
- [3] J. Barron, D. Fleet, and S. Beauchemin. Performance of optical flow techniques. *International Journal of Computer Vision*, 12(1) :43–77, 1994.
- [4] S.S. Beauchemin and J.L. Barron. The computation of optical flow. *Surveys*, 27(3) :433–467, September 1995.
- [5] D. Béréziat, I. Herlin, and L. Younes. A generalized optical flow constraint and its physical interpretation. In *Proceedings of CVPR'2000*, 2000.
- [6] E. Blayo. Modélisation numérique et assimilation de données en océanographie - Habilitation à Diriger des Recherches, 2002.
- [7] F. Bouttier and P. Courtier. Data assimilation concepts and methods, 1999. Training Course of European Centre for Medium-Range Weather Forecasts.
- [8] I. Cohen and I. Herlin. Optical flow and phase portrait methods for environmental satellite image sequences. In *ECCV*, volume 2, page 141, 1996.
- [9] 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.
- [10] B. de Saint-Venant. Théorie du mouvement non-permanent des eaux. *Compte-Rendu de l'Académie des Sciences*, Paris, 1871.
- [11] J. Duchon. Interpolation des fonctions de deux variables suivant le principe de la flexion des plaques minces. volume 10, pages 5–12, 1976.
- [12] S. Gupta and J. Prince. Stochastic models for div-curl optical flow methods, 1996.
- [13] I. Herlin, F. X. Le Dimet, E. Huot, and J. P. Berroir. *Coupling models and data : which possibilities for remotely-sensed images ?*, chapter e-Environnement : progress and challenges, pages 365–383. Instituto Politécnico Nacional, México, 2004.
- [14] B.K.P. Horn and B.G. Schunk. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, Vol 17 :185–203, 1981.

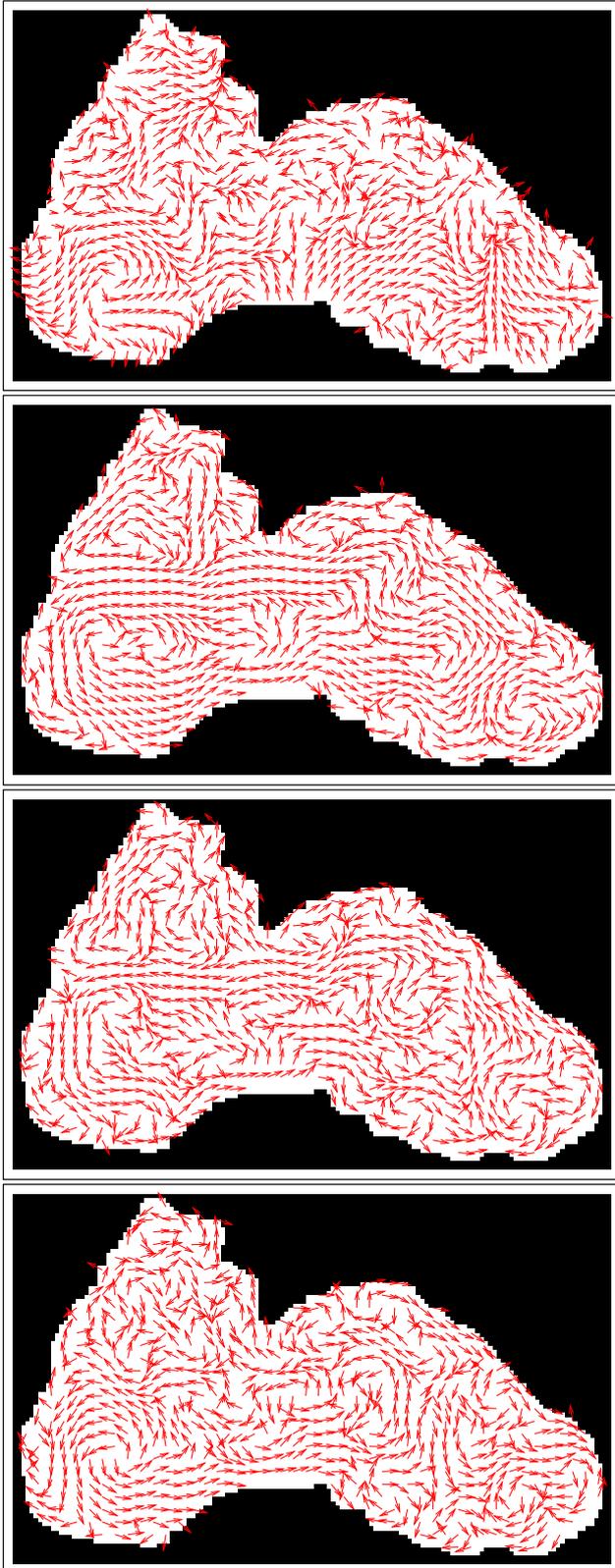


FIG. 6 – De haut en bas : observation des vitesses par l'estimateur de traitement d'image, présentée dans la résolution du modèle ; résultat du modèle sans assimilation (cas 1) ; résultat du modèle avec assimilation de l'altimétrie (cas 2) ; résultat avec assimilation des vitesses observées (cas 3).

- [15] T. Isambert, I. Herlin, J.-P. Berroir, and E. Huot. Estimation du mouvement fluide apparent dans un cadre de splines vectorielles. In *ORASIS*, Fournol, France, May, 23-26 2005.
- [16] G. Korotaev, T. Oguz, A. Nikiforov, and C. Koblinsky. Seasonal, interannual, and mesoscale variability of the Black Sea upper layer circulation derived from altimeter data. *Journal of Geophysical Research*, 108(C4), 3122, 2003.
- [17] F.-X. Le Dimet. Assimilation de données pour les fluides géophysiques, 2002. Support de cours, Ecoles CEA-EDF-INRIA.
- [18] F.-X. Le Dimet and O. Talagrand. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : Theoretical aspects., 2002. *Tellus*, 38A, 97-110.
- [19] G. Madec, M. Imbard, and C. Lévy. *OPA 8.1 Ocean General Circulation Model Reference Manual*. Institut Pierre Simon Laplace, Paris, 1999. Notes scientifiques du pôle modélisation.
- [20] A. Mitiche and P. Bouthemy. Computation and analysis of image motion : A synopsis of current problems and methods. *International Journal of Computer Vision*, Vol 19(1) :29–55, 1996.
- [21] H.H. Nagel. Displacement vectors derived from second-order intensity variations in image sequences. *Computer Graphics Image Processing*, 21 :85–117, 1983.
- [22] R. Stewart. *Introduction to Physical Oceanography*. Department of Oceanography, Texas A&M University, 2002.
- [23] D. Suter. Motion estimation and vector splines. In *CVPR94*, 1994.
- [24] E. Valur Hólm. Assimilation algorithms, 2003. Training Course of European Centre for Medium-Range Weather Forecasts.
- [25] P.-A. Vidard, F.-X. Le Dimet, and A. Piacentini. Determination of optimal nudging coefficients. *Tellus A*, 55(1) :1–15, January 2003.
- [26] X. Vigan, C. Provost, R. Bleck, and P. Courtier. Sea surface velocities from Sea Surface Temperature image sequences. *Journal of Geophysical Research*, August 2000.
- [27] R.P. Wildes and M.J. Amabile. Physically based fluid flow recovery from image sequences. In *CVPR97*, pages 969–975, 1997.