



HAL
open science

Couplage des observations spatiales dynamiques et biologiques pour la restitution des circulations océaniques : une approche conjointe par assimilation de données altimétriques et de traceurs

Lucile Gaultier

► To cite this version:

Lucile Gaultier. Couplage des observations spatiales dynamiques et biologiques pour la restitution des circulations océaniques : une approche conjointe par assimilation de données altimétriques et de traceurs. Océanographie. Université de Grenoble, 2013. Français. NNT : . tel-01064230v2

HAL Id: tel-01064230

<https://theses.hal.science/tel-01064230v2>

Submitted on 16 Sep 2014 (v2), last revised 23 Sep 2014 (v3)

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Océan, Atmosphère et Hydrologie**

Arrêté ministériel : Arrêtés ministériels du 5 juillet 1984 et du 30 mars 1992

Présentée par

Lucile GAULTIER

Thèse dirigée par **Jacques VERRON**
et codirigée par **Pierre BRASSEUR**

préparée au sein **Laboratoire de Glaciologie et Géophysique de l'Environnement et Laboratoire des Ecoulements Géophysiques et industriels**
et de **Ecole Doctorale Terre, Univers et Environnement**

Couplage des observations spatiales dynamiques et biologiques pour la restitution des circulations océaniques : une approche conjointe par assimilation de données altimétriques et de traceurs

Thèse soutenue publiquement le **16 octobre 2013**,
devant le jury composé de :

M., Eric BLAYO

Professeur des Universités, LJK (Grenoble), Président

Mme, Marina LEVY

Directeur de Recherche, LOCEAN (Paris), Rapporteur

M., Antonio TURIEL

Staff Researcher, CSIC (Barcelona), Rapporteur

Mme, Juliette LAMBIN

Responsable thématique CNES (Toulouse), Examinatrice

M., Pierre-Yves LE TRAON

Coordinateur de l'océanographie opérationnelle, IFREMER (Brest), Examineur

M., Arthur VIDARD

Chargé de Recherche, INRIA (Grenoble), Examineur

M., Jacques VERRON

Directeur de Recherche, LGGE (Grenoble), Directeur de thèse

M., Pierre BRASSEUR

Directeur de Recherche, LGGE (Grenoble), Co-Directeur de thèse



*Vous êtes tous les deux ténébreux et discrets :
Homme, nul n'a sondé le fond de tes abîmes ;
Ô mer, nul ne connaît tes richesses intimes,
Tant vous êtes jaloux de garder vos secrets !*

L'Homme et la mer, Charles Baudelaire

Tout d'abord, un grand merci à mes deux directeurs de thèse, Jacques et Pierre, pour m'avoir offert de travailler sur ce sujet passionnant et innovant. Ils ont su, chacun à leur façon, me faire grandir scientifiquement et humainement. Je suis reconnaissante de la confiance qu'ils m'ont accordée dans l'accomplissement de ce travail. J'ai beaucoup apprécié leur accompagnement. Je les remercie particulièrement pour les nombreuses opportunités de voyages et de rencontres qu'ils m'ont données. Jean-Michel a aussi fortement contribué à ce travail de thèse lors du développement mathématique et algorithmique des outils. J'ai particulièrement apprécié ses conseils avisés ainsi que nos discussions tout au long de ces trois ans. Je tiens également à remercier les membres du jury pour leur lecture attentive du manuscrit et l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail. Je remercie plus particulièrement Marina Lévy pour m'avoir accueillie au LOCEAN et aidée à mettre en place mon modèle et Antonio Turiel pour m'avoir éclairée sur les exposants de singularité.

Mes remerciements vont aussi à l'ensemble de l'équipe MEOM pour ces trois années épanouissantes : aux permanents pour les discussions scientifiques et aux doctorants et post-doctorants pour la bonne humeur régnant au rez-de-chaussée. Je remercie plus particulièrement Nathacha pour m'avoir fait voyagé au Togo lors de nos pauses. Merci à Josiane pour son efficacité contre les tracasseries administratives. Merci également à Gaby et Olivier du service informatique pour leur support et leur rapidité à intervenir en toute circonstance et au service de reprographie pour leur disponibilité et leur compétence. Je remercie aussi le LJK et plus particulièrement Nicolas Papadakis et Alexandros Makris pour leur expertise sur le traitement d'image.

Je tiens à remercier le CNES et le CNRS qui ont financé ma thèse.

Merci à Bernard Boulès de m'avoir permis d'embarquer à deux reprises à bord du Suroît pour les campagnes PIRATA et plus généralement aux scientifiques de l'IRD pour m'avoir fait partager leur expérience d'océanographe aux pieds mouillés.

Enfin, je remercie tout ce qui m'ont soutenu à l'extérieur, ma famille qui a toujours montré un intérêt à mon travail et plus particulièrement Maëlle qui a relu ma thèse, Balthazar qui a su dompter l'ours qui sommeille au fond de moi, mon entourage qui m'a divertie tant dans notre région montagneuse que par des séjours sur l'eau.

ACC	Antarctic Circumpolar Current
ADT	Absolute Dynamic Topography
ARGO	Réseau de flotteurs lagrangiens
AVISO	Archivage, Validation et Interprétation des données des Satellites Océanographiques
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
CHL	Chlorophylle
CNES	Centre National d'Etudes Spatiales
CNRS	Centre National de la Recherche Scientifique
EOF	Empirical Orthogonal Function
FSLE	Finite-Size Lyapunov Exponent
FTLE	Finite-Time Lyapunov Exponent
IDRIS	Institut du Développement et des Ressources en Informatique Scientifique
LCS	Lagrangian Coherent Structures (Structures cohérentes lagrangiennes)
LEGI	Laboratoire des Ecoulements Géophysiques et Industriels
LGGE	Laboratoire de Glaciologie et Géophysique de l'Environnement
LJK	Laboratoire Jean Kuntzmann
MEOM	Modélisation des Ecoulements Océanique Multi-échelles
MODIS	MODerate Imager Spectrometer
NEMO	Nucleus for European Models of the Ocean
NP	Nouvelle Production
OPA	Océan PARallélisé
PP	Production Primaire
PR	Production Régénérée
QG	Quasi-Géostrophique
SAR	Radar à synthèse d'ouverture (Synthetic Aperture Radar)
SLA	Sea Level Anomaly
SQG	Surface Quasi-Geostrophie
SSH	Sea Surface Height (hauteur de surface de l'océan)
SSS	Sea Surface Salinity (salinité de surface de l'océan)
SST	Sea Surface Temperature (température de surface de l'océan)
SWOT	Surface Water Ocean Topography

Table des matières

Introduction	3
I Contexte scientifique et enjeux	9
1 L’océan comme terrain de jeu	11
1.1 La circulation océanique	12
1.1.1 Les lois physiques dans l’océan	12
1.1.2 Rapports d’échelles et grandeurs caractéristiques	14
1.1.3 Les différentes échelles océaniques	16
1.1.4 Les spectres spatiaux	18
1.2 Interaction entre la dynamique et la biogéochimie	21
1.2.1 Quelques fondamentaux de biogéochimie	21
1.2.2 Influence de la dynamique sur la biogéochimie	22
1.3 Conclusion	23
2 Observer l’océan	25
2.1 Les observations satellites	27
2.1.1 La mesure satellite	27
2.1.2 Observation de la couleur de l’eau	31
2.1.3 Observation de la température de surface	33
2.1.4 Observation de la hauteur de surface	35
2.1.5 La nouvelle génération de mesure altimétrique : SWOT	39
2.2 Les observations in-situ	40
2.2.1 Les flotteurs lagrangiens	41
2.2.2 Les mesures par bateaux	42
2.2.3 Les mouillages et les plateformes fixes	43

2.2.4	Les Gliders et les AUVs	44
2.2.5	Les radars côtiers	44
2.3	Conclusion	44
II	Outils et méthodes développés	45
3	Les images de la dynamique et leur caractéristique	47
3.1	Introduction	48
3.2	Les structures Lagrangiennes Cohérentes	48
3.2.1	Les variétés instables	48
3.2.2	Finite-Time Lyapunov Exponent, les FTLE	49
3.2.3	Finite-Size Lyapunov Exponent, les FSLE	50
3.3	Les structures dynamiques contenues dans les traceurs	53
3.3.1	Les techniques d'extraction de filaments	53
3.3.2	La méthode du gradient	53
3.4	Similitudes entre le FSLE et le traceur	54
3.4.1	Mesurer la qualité de l'image	54
3.4.2	L'hypothèse de traceur passivité	56
3.5	Conclusion	57
4	L'assimilation de données et la méthode d'inversion d'images	59
4.1	Introduction	60
4.2	L'assimilation de données en océanographie	61
4.2.1	Objectifs de l'assimilation de données	61
4.2.2	Les différentes méthodes d'assimilation de données	62
4.3	Inversion d'images	64
4.3.1	Problème	64
4.3.2	Formulation du problème inverse	64
4.3.3	Paramétrisation des erreurs	65
4.3.4	Estimation en terme de probabilité maximale	66
4.3.5	Estimation en terme de variance minimale	68
4.4	Limites de la méthode	70
4.4.1	Inconvénients de la méthode	70
4.4.2	Améliorations possibles	71

4.5	Conclusion	72
5	Un modèle couplé physique-biogéochimie en configuration de canal idéal	75
5.1	Introduction	77
5.2	Les équations de la dynamique océanique (OPA)	78
5.2.1	Discrétisation spatio-temporelle	80
5.2.2	Paramétrisation	82
5.2.3	Conditions limites	83
5.3	Le modèle biogéochimique LOBSTER	83
5.3.1	Les équations du modèle LOBSTER	85
5.3.2	Le modèle optique	88
5.4	Mise en place du modèle couplé LOBSTER-OPA en configuration canal	89
5.4.1	Introduction	89
5.4.2	Configuration du modèle	89
5.4.3	Résultats des simulations	92
5.5	Conclusion	104
III	Inversion de données réelles et modèles	105
6	Inversion d'observations réelles	107
6.1	Introduction	108
6.2	Les données utilisées	109
6.2.1	Les données traceurs	109
6.2.2	Les données altimétriques	112
6.2.3	Calcul du FSLE	113
6.3	Étude de sensibilité	115
6.3.1	Méthode d'inversion du FSLE	115
6.3.2	Résultats	116
6.4	Application de la méthode	118
6.4.1	Choix des paramètres	118
6.4.2	Résultats	119
6.5	Autres cas tests	121
6.6	Conclusion	123

7	Validation de la méthode dans un cadre idéalisé	125
7.1	Les données utilisées	126
7.1.1	Les données traceurs	126
7.1.2	Les données vitesses	129
7.1.3	Calcul du FSLE	131
7.2	Etude de l'inversion de l'image FSLE	131
7.3	Etude de faisabilité de l'inversion des traceurs	133
7.3.1	Fonctions coûts	134
7.3.2	Résultats de l'inversion	135
8	Inversion of submesoscale patterns from a high-resolution Solomon Sea model : feasibility assessment	143
8.1	Introduction	145
8.2	The image inversion method	146
8.2.1	The tracer image	147
8.2.2	The dynamical flow image: FSLE	147
8.2.3	Cost function	148
8.3	Tools and data	149
8.3.1	High resolution model	149
8.3.2	Tracer images	154
8.4	Definition of the twin experiments	157
8.4.1	True and background velocities	157
8.4.2	Error sub-space	160
8.4.3	Experiments	160
8.5	Results	161
8.5.1	Comparison of structures from tracers and FSLE	161
8.5.2	Inversion of the FSLE	164
8.5.3	Study of the cost functions	165
8.5.4	Results of the different inversions	168
8.6	Conclusion	170
IV	Perspectives et conclusions	173
9	Quelques réflexions complémentaires	175

9.1	La correction systématique des données altimétriques	176
9.2	Utilisation des futures observations spatiales	177
9.2.1	Futures observations des traceurs	177
9.2.2	Futures observations de la dynamique	179
9.3	De l'inversion à l'assimilation de données	180
9.4	L'assimilation d'images dans les modèles	181
10	Conclusion	185
	Annexe	190
	Bibliographie	202
	Listes des figures	212
	Listes des tables	218

Introduction

L'océanographie moderne est une science relativement jeune et en pleine émergence, notamment grâce aux progrès technologiques qui permettent l'observation de la surface terrestre par les satellites. De nos jours, les études de l'océan sont fortement motivées par les enjeux climatiques, l'océanographie opérationnelle, mais aussi par la volonté de comprendre la richesse de cette vaste étendue d'eau salée, siège de nombreux phénomènes physiques, biologiques, chimiques, géologiques. L'océan occupe une grande partie de la surface terrestre. Ainsi, 71% du plancher de l'atmosphère est en contact avec les océans et des échanges de chaleur et de gaz ont lieu à cette interface. En raison de sa très grande capacité thermique, l'océan est un énorme réservoir de chaleur pour le système océan-atmosphère. Il est donc capable de générer, modérer ou amplifier des anomalies climatiques, dont l'illustration la plus connue est le phénomène El-Niño. Les océans jouent aussi un rôle important dans l'évolution climatique à plus long terme notamment de par leur capacité à piéger le CO_2 , un des principaux gaz à effet de serre émis par l'homme. Par ailleurs, l'océanographie opérationnelle s'est aussi développée pour répondre à une demande sociétale forte de connaissance et de prédiction de l'océan. La surveillance des caractéristiques physiques (comme les courants, la température, la salinité, etc) et biogéochimiques (par exemple la concentration en phytoplancton, en zooplancton) est importante pour les secteurs d'activité comme la pêche, le transport maritime ou encore le tourisme en ce qui concerne les communes littorales. Des programmes internationaux (GODAE, Global Ocean Data Assimilation Experiment) et européens (MyOcean), ainsi que des organismes nationaux (Mercator-Océan) ont été créés afin de répondre au besoin de compréhension et de prévision de l'océan. L'essor des différentes disciplines de l'océanographie n'aurait pu avoir lieu sans l'omniprésence de la recherche. En amont des développements technologiques visibles et utiles aussi bien pour le grand public que les professionnels, se trouvent des chercheurs passionnés et curieux, dont l'objectif est de percer les nombreux mystères et énigmes qui existent au sein de cet immense abîme bleuté. La rencontre entre la technologie et la recherche permet le développement d'outils novateurs et utiles à la science.

Deux outils indissociables sont aujourd'hui à la disposition des océanographes pour décrire l'océan : l'observation et la modélisation. Les modèles numériques reposent sur les équations de la dynamique des fluides géophysiques. L'explosion de la puissance numérique des moyens de calcul permet aux modèles actuels de représenter divers phénomènes océaniques de manière assez réaliste. En parallèle, les réseaux d'observation de l'océan se sont considérablement développés ces dernières années, notamment grâce à l'utilisation de mesures satellites, ce qui permet d'accéder à de nombreuses variables océaniques. Les informations modèles et observations sont complémentaires. La première fournit une estimation de l'océan homogène en temps et en espace mais comporte des inexactitudes, alors que la deuxième fournit des observations exactes, à l'incertitude instrumentale près, mais n'échantillonne pas l'océan dans sa globalité. L'assimilation de données permet alors de combiner ces deux sources d'informations pour fournir une estimation de l'état océanique la plus réelle possible.

De nombreuses variables physiques et biogéochimiques permettent de décrire l'océan. Parmi celles-ci, la topographie de surface est la hauteur de surface de l'océan et permet notamment de déduire des informations sur la dynamique. De nombreux traceurs sont aussi présents dans l'océan, qu'ils soient physiques (comme la température et la salinité) ou biologiques (comme le phytoplancton, le carbone et d'autres composés). Ces variables sont observées par des mesures satellites et in-situ, et représentées dans les modèles afin de décrire les

différents processus océaniques, que ce soit à l'échelle du bassin (de l'ordre du millier de kilomètre) ou beaucoup plus localement sur des processus à plus petite échelle (de l'ordre du kilomètre à quelques dizaines de kilomètres). Cependant, ni les modèles ni les observations actuelles de la topographie de surface ne permettent de représenter avec réalisme la dynamique des fines échelles océaniques (comme la sous-mésoscale, phénomène de l'ordre de 1 à 10 km). Or, ces échelles sont une composante de la circulation océanique à plus large échelle (*Marchesiello et al.*, 2003; *Klein et al.*, 2010) et sont caractéristiques des processus permettant la production biogéochimique (*Lévy et al.*, 2001, 2012a). La compréhension de ces échelles est donc un enjeu majeur des prochaines années afin de pouvoir représenter et prédire l'état physique et biogéochimique de l'océan.

Depuis les années 1990, les courants océanographiques sont observés grâce à la mesure de la topographie dynamique par les satellites altimétriques à moyenne et large échelles. Plus récemment, les images à haute résolution des traceurs observables depuis l'espace comme la SST ou la chlorophylle ont apporté de nouvelles informations sur la dynamique océanique. Ainsi, ces images permettent d'observer de façon indirecte la physique à sous-mésoscale, grâce à la présence de structures filamentaires ou frontales générées par la dynamique. Grâce à ces diverses observations spatiales, on dispose donc d'une estimation à large et moyenne échelle des courants de surface et d'une estimation indirecte à fine échelle de la structure dynamique grâce aux traceurs.

L'idée générale de ce travail est donc de profiter de la complémentarité de ces deux types d'observations (l'observation dynamique à large et mésoscale et l'observation traceur à sous-mésoscale), afin d'améliorer le contrôle de la circulation océanique. A notre connaissance, à ce jour, personne n'a inversé les informations contenues dans les traceurs dans le but d'améliorer l'estimation des courants océaniques de surface. Les jalons de la méthode ont été posés par *Titau et al.* (2011) dans l'équipe MEOM. La formulation du problème inverse et l'application de la méthode dans un cadre réaliste et/ou dans des modèles ont été effectués au cours de cette thèse.

La stratégie développée dans ce travail est d'assimiler les structures dynamiques contenues dans les images traceurs avec celles visibles sur les vitesses géostrophiques provenant de l'altimétrie. On construit alors deux images de la dynamique comparables grâce à ces deux types d'observation. Ce concept d'assimilation de données images est évoqué par *Titau et al.* (2011). Plutôt que d'assimiler les données en tant que telles, les structures dynamiques sont extraites de celles-ci et les informations de type « image » (représentant la structure des données) sont assimilées à la place de la donnée per se. Récemment, plusieurs études ont montré l'intérêt de certains outils lagrangiens pour relier les propriétés turbulentes d'un fluide à la structure dynamique visible sur le traceur (*Lehahn et al.*, 2007; *d'Ovidio et al.*, 2009, 2004; *Abraham and Bowen*, 2002). Ainsi, les FSLE (Finite-Size Lyapunov Exponents *Aurell et al.* (1997)), les FTLE (Finite-Time Lyapunov Exponents, *Beron-Vera et al.* (2008); *Titau et al.* (2011)) ou encore les exposants de singularité (*Turiel et al.*, 2008) peuvent être utilisés pour construire l'image représentant les courants de surface. Dans cette étude, le FSLE est choisi comme proxy de la dynamique afin de se situer dans

la lignée des travaux de *Lehahn et al.* (2007) et *d'Ovidio et al.* (2004), qui montrent la bonne adéquation entre l'image FSLE et les filaments présents dans les observations de la SST et de la chlorophylle.

De façon similaire à ce qui est fait en assimilation de données, on construit une fonction coût, qui mesure la distance entre l'image du flot (le FSLE) et l'image des filaments présents sur les traceurs (la norme du gradient du traceur). La solution de notre problème correspond alors à la dynamique qui minimise cette fonction coût. Elle représente alors le meilleur compromis entre l'image de la dynamique provenant de l'altimétrie et celle provenant des traceurs.

Ce sujet est novateur sur beaucoup d'aspects. Tout d'abord, la volonté de s'intéresser à la haute résolution et donc aux phénomènes dynamiques à sous-mésoéchelle présente une complexité notable et nous pousse à faire preuve d'imagination pour élaborer de nouvelles techniques. Une des originalités du sujet consiste aussi en l'utilisation du « vert » pour contrôler le « bleu ». Jusqu'à présent, on injectait la physique dans les modèles biogéochimiques pour contrôler la production des espèces marines. Dans cette étude, on effectue la démarche inverse en se servant des observations du phytoplancton (et potentiellement d'autres variables biologiques) pour en déduire des informations sur la dynamique. Enfin, le fait d'exploiter la structure plutôt que la donnée en elle-même pour l'assimilation de données s'avère être un processus inédit pour le contrôle de la dynamique océanique. Le type d'information utilisé est différent des protocoles habituels et permet un réel enrichissement du signal. Il est aussi particulièrement adapté à l'assimilation de données de différentes natures et résolutions.

De plus, cette étude constitue une rupture avec les méthodes conventionnelles d'assimilation de données. On s'intéresse en effet aux différentes échelles océaniques, dont la sous-mésoéchelle, ce qui n'a jamais été prise en compte précédemment. D'autre part, on utilise de multiples observations physiques et biogéochimiques ; une complexité nouvelle en assimilation de donnée. Enfin, l'assimilation de données images est une technique tout à fait révolutionnaire en océanographie ; l'équipe MEOM a en effet posé les jalons de cette technique innovante. On prépare ainsi dans cette thèse l'assimilation et l'exploitation des données spatiales « nouvelle génération », c'est-à-dire des observations à haute résolution de la couleur de l'eau en géostationnaire ou encore de la topographie dynamique grâce au projet SWOT.

Ce travail est une étude de faisabilité de l'inversion des traceurs à haute résolution pour le contrôle dans la dynamique mais n'est pas une implémentation opérationnelle de la méthode. On s'attache donc à démontrer et à quantifier l'apport de l'information traceur sur le signal de la dynamique ainsi que les limites de la méthode grâce à quelques cas tests provenant de différents jeux de données et à des simulations numériques plus ou moins complexes et réalistes. Dans le cas où l'inversion d'images traceur donne de bons résultats et permet effectivement d'enrichir la dynamique, le concept présentera alors un fort potentiel pour améliorer l'estimation de la circulation océanique. Il permettra également de mieux comprendre le lien entre les traceurs et la dynamique et donc du couplage

physique-biogéochimie.

Cette thèse est multi-disciplinaire et requiert des compétences variées dans différents domaines comme la physique océanique (avec notamment les phénomènes à sous-mésoscale), la biogéochimie, l'assimilation de données, le traitement d'images et la modélisation. On ne peut cependant pas approfondir tous ces sujets et certains thèmes et outils ne sont abordés dans cette thèse que de manière superficielle.

Ce manuscrit s'articule en trois grandes parties.

Dans la première partie, on s'attache à définir les différents ingrédients de cette étude. Le chapitre 1 présente sommairement l'océan d'un point de vue physique, les différentes échelles mises en jeu ainsi que quelques processus biogéochimiques utiles pour la suite. Les différents phénomènes ont pu être observés grâce à diverses mesures par satellite et in-situ (chapitre 2). Cependant, la dynamique à fine échelle ne peut être observée de façon directe à cause du manque de résolution spatiale et temporelle des capteurs altimétriques. On utilise alors une seconde source d'information, les images traceurs, pour déterminer la dynamique à sous-mésoscale.

La seconde partie s'attache ensuite à décrire les outils développés dans cette thèse pour utiliser conjointement les données altimétriques et les images à haute résolution des traceurs dans le but d'améliorer l'estimation de la dynamique. La stratégie générale s'inspire de l'assimilation d'images. Le chapitre 3 décrit alors les techniques de construction des images correspondant à l'observation traceur et à l'observation vitesse. On cherche ensuite le compromis optimal entre ces deux images grâce à une méthode d'inversion, en s'inspirant des techniques classiquement utilisées en assimilation de données (chapitre 4). Le dernier outil développé dans le cadre de cette thèse est un modèle (chapitre 5) de type canal à haute résolution et couplé physique-biogéochimie. Il nous sert alors à créer des observations synthétiques des vitesses et des traceurs pour tester la validité de la méthode mise en place dans le chapitre 4.

La troisième partie présente les résultats de l'inversion d'images traceur provenant d'observations et de modèles. Ainsi, le chapitre 6 démontre la faisabilité de l'inversion des traceurs grâce à des observations satellites. Les images de la SST et de la chlorophylle apportent des informations dynamiques à l'estimation de la circulation faite par l'altimétrie et enrichissent le signal. Il est néanmoins difficile de quantifier l'apport de l'information traceur sur la circulation de surface car les courants ne sont pas connus. On travaille donc dans le chapitre 7 avec une configuration idéalisée d'un modèle à haute résolution, couplé physique-biogéochimie. Les sorties de ce modèle nous permettent d'effectuer l'inversion dans un cadre d'expérience jumelle et d'évaluer le comportement de la méthode mise en place dans le cadre de cette thèse vis-à-vis des différents traceurs. Enfin, dans le chapitre 8, la faisabilité de l'inversion est étudiée grâce à un modèle régional réaliste *sub-mesoscale permitting*. Les sorties d'un modèle à haute résolution de la mer des Salomon sont utilisées afin d'investiguer la pertinence de l'inversion de différents traceurs (comme la SST, la SSS (salinité de surface de l'océan) ou une combinaison linéaire de ces deux quantités) dans un cadre de processus dynamiques complexes.

Ce travail a démontré la possibilité d'utiliser conjointement des informations provenant

d'observations de différentes natures et à différentes échelles. Les résultats prometteurs amènent à envisager de nombreuses applications opérationnelles et quelques réflexions sur les perspectives possibles de la méthode sont évoquées au chapitre 9.

Première partie

Contexte scientifique et enjeux

Chapitre 1

L'océan comme terrain de jeu

Contents

1.1	La circulation océanique	12
1.1.1	Les lois physiques dans l'océan	12
1.1.2	Rapports d'échelles et grandeurs caractéristiques	14
1.1.3	Les différentes échelles océaniques	16
1.1.4	Les spectres spatiaux	18
	Qu'est ce qu'un spectre spatial?	18
	Les différents régimes dynamiques visibles dans les spectres	19
	Caractériser les échelles présentes dans les observations océaniques	19
1.2	Interaction entre la dynamique et la biogéochimie	21
1.2.1	Quelques fondamentaux de biogéochimie	21
1.2.2	Influence de la dynamique sur la biogéochimie	22
1.3	Conclusion	23

L'objet d'étude de ce travail est l'océan. On pose donc dans ce chapitre les bases nécessaires à la compréhension de la thèse. On s'intéresse notamment au couplage entre la physique et la biologie afin d'exploiter les observations de traceurs biologiques comme la chlorophylle pour estimer la dynamique océanique. Les points suivants sont abordés : d'une part, la physique générant la circulation océanique (section 1.1), puis d'autre part quelques notions sur les phénomènes biogéochimiques au sein de l'océan (section 1.2).

1.1 La circulation océanique

L'océan est en perpétuel mouvement, des toutes petites échelles, aux moyennes échelles (les « tourbillons ») et aux échelles plus grandes comme le courant du Gulf Stream ou encore la circulation thermohaline océanique parcourant la terre entière. La circulation océanique est principalement générée par les échanges avec l'atmosphère sous forme de chaleur et d'eau et de quantité de mouvement. Dans cette section, on introduit les différents processus océaniques utiles à la compréhension de ce travail. On s'intéresse notamment aux différentes échelles océaniques et à leur importance.

1.1.1 Les lois physiques dans l'océan

Les mouvements dans l'océan peuvent être décrits par les lois mathématiques et thermodynamiques d'un fluide salé, stratifié et en rotation (se référer à *Cushman-Roisin and Beckers* (2010) pour plus de détails sur les équations). L'océan est alors principalement régi par cinq lois : les équations de conservation de la quantité de mouvement, de la quantité de chaleur, de la salinité, de la densité et l'équation d'état de l'eau de mer.

- Conservation de la quantité de mouvement

On peut appliquer la deuxième loi de Newton à un fluide. L'équation est alors appelée équation de Navier-Stokes. Dans le cas de la dynamique des fluides géophysiques, on se situe dans un repère tournant et on ajoute alors à l'équation de Navier-Stokes les termes liés à la rotation. Plusieurs forces peuvent avoir un impact sur l'écoulement océanique :

- la force de gravité
- les forces dues aux gradients de pression engendrés par les différences de densité ou l'accumulation d'eau
- les frottements (internes, à l'interface air-mer et au fond)
- la force de Coriolis due à la rotation de la terre
- les forces astronomiques générant les ondes de marées.

Les forces astronomiques sont un peu à part car elles sont principalement à l'origine des phénomènes de marées, non étudiés dans cette thèse. Elles ne sont pas considérées dans la suite.

La conservation de la quantité de mouvement pour l'océan s'écrit alors :

$$\rho\left(\frac{\partial}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}\right)\vec{u} + 2\rho\vec{\Omega} \wedge \vec{u} + \vec{\nabla}P = \rho\vec{g} + \vec{F} \quad (1.1)$$

avec ρ la densité, \vec{u} la vitesse, Ω la vitesse angulaire, P la pression et \vec{F} le terme lié aux frottements. Le premier terme de l'équation 1.1 ($\frac{\partial}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}$) correspond à l'accélération dans un fluide en mouvement. Il est décomposé en une variation temporelle locale ($\frac{\partial}{\partial t}$) et un terme d'advection ($\vec{u} \cdot \vec{\nabla}$). La force de Coriolis ($2\vec{\Omega} \wedge \vec{u}$) peut se décomposer sur l'horizontale en deux termes : $f = 2\Omega \sin(\phi)$ est le paramètre de Coriolis et $f_* = 2\Omega \cos(\phi)$ le paramètre réciproque de Coriolis, avec ϕ la latitude. On peut projeter l'équation 1.1 dans un repère cartésien (x, y, z) avec x la direction longitudinale, y la direction latitudinale et z la direction verticale. En faisant ce choix de coordonnées par rapport au repère sphérique, on néglige les termes de courbure. Les équations projetées dans le repère cartésien sont de la forme suivante :

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}u + f_*w - fv = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + F_x \\ \frac{\partial v}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}v + fu = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} + F_y \\ \frac{\partial w}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}w - f_*u = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} - g + F_z \end{cases} \quad (1.2)$$

- Conservation de la masse

En dynamique des fluides, la masse est conservée, c'est-à-dire que toute convergence ou divergence de l'écoulement crée localement un phénomène de compression ou d'expansion du fluide. L'équation de conservation de la masse est aussi appelée équation de continuité et s'écrit :

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}\rho = 0 \quad (1.3)$$

- Conservation de l'énergie

L'équation de conservation de chaleur provient de la conservation de l'énergie. Le premier principe de la thermodynamique affirme que la variation d'énergie est égale à la chaleur reçue plus le travail. Ainsi, par unité de masse et de temps, le premier principe s'écrit :

$$\frac{\partial e}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}e = Q + W \quad (1.4)$$

e , l'énergie interne, mesure l'agitation thermique et vaut donc $e = C_v T$ (avec C_v la capacité calorifique et T la température). Q est la chaleur reçue. Comme il n'y a pas de source interne de chaleur dans l'océan, le terme Q représente alors la chaleur reçue par une particule grâce au processus de diffusion. En utilisant la loi de Fourier, on peut écrire la chaleur comme $Q = \frac{k_T}{\rho} \vec{\nabla}^2 T$, avec k_T la conductivité thermique. Le terme de travail W correspond aux forces de pression, ce terme s'annule lorsque l'on suppose que l'océan est un fluide incompressible. Dans le cas de l'océan, on peut donc écrire l'équation de la conservation de l'énergie de la façon suivante :

$$\rho\left[C_v \frac{\partial T}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla}T\right] = k_T \vec{\nabla}^2 T \quad (1.5)$$

- Conservation de la salinité

Le contenu en sel de chaque parcelle d'eau de mer varie grâce au phénomène de diffusion, et aux termes de sources et de puits (précipitation, évaporation, apport par les fleuves) notés SP . L'équation de la conservation de la salinité s'écrit alors :

$$\frac{\partial S}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla} S = k_S \vec{\nabla}^2 S + SP \quad (1.6)$$

avec S la salinité et k_S le coefficient de diffusion halin, qui a un rôle similaire à celui du coefficient de diffusion thermique dans l'équation de conservation de l'énergie.

- Équation d'état

L'équation d'état d'un fluide caractérise la nature de celui-ci et permet de relier la densité aux paramètres thermodynamiques. L'équation d'état de l'eau de mer est une fonction compliquée de la pression, la température et la salinité (*Gill*, 1982) :

$$\rho = \rho(S, T, P) \quad (1.7)$$

Dans un certain nombre de cas, l'océan est supposé incompressible et la densité devient indépendante de la pression. De plus, on peut supposer en première approximation que la densité dépend linéairement de la température et de la salinité.

Les différentes équations dynamiques présentées dans cette partie sont utilisées pour les modèles de circulations océaniques. Selon les modèles, les hypothèses simplificatrices et la complexité des équations considérées peuvent varier. Dans le chapitre 5, on présente le modèle de circulation générale océanique NEMO, utilisé au cours de la thèse.

- Approximation de Boussinesq

Dans l'océan, on peut faire l'approximation de Boussinesq, c'est-à-dire que la densité varie très peu au premier ordre :

$$\rho(\vec{x}, t) = \rho_0 + \rho'(\vec{x}, t) \quad \text{avec} \quad |\rho'| \ll \rho_0 \quad (1.8)$$

Cette hypothèse permet de simplifier les équations vues précédemment. Ainsi, en négligeant les termes du deuxième ordre, l'équation de conservation de la densité (équation 1.3) s'écrit :

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{u} = 0 \quad (1.9)$$

Physiquement, cela signifie que la conservation de la masse est équivalente à la conservation du volume, c'est-à-dire que l'océan est incompressible.

L'équation de conservation de la quantité de mouvement (équation 1.1) peut aussi se simplifier en considérant que la densité est constante ($\rho = \rho_0$).

Les équations de la dynamique océanique sont très difficiles à résoudre. On définit dans la suite quelques ordres de grandeur des variables océaniques ainsi que des grandeurs caractéristiques qui peuvent permettre de simplifier les équations pour certains écoulements océaniques.

1.1.2 Rapports d'échelles et grandeurs caractéristiques

On définit L la longueur caractéristique horizontale des processus et D la profondeur caractéristique de l'océan. Pour des phénomènes à large échelle, comme la circulation thermohaline, $L \gg D$: $L = \mathcal{O}(10^6 \text{ m})$ et $D = \mathcal{O}(10^3 \text{ m})$. Le rapport d'aspect $\delta = \frac{D}{L}$ vaut alors

10^{-3} . δ est très inférieur à 1, on considère alors que l'océan a les dimensions d'une couche fine et donc que la circulation a lieu principalement sur l'horizontale. Grâce à l'équation de continuité, on peut alors supposer que $U \gg W$ avec U la grandeur caractéristique de la vitesse horizontale et W celle de la vitesse verticale.

L'hypothèse d'un écoulement sur des grandes échelles nous permet de simplifier l'équation de Navier-Stokes projetée (équation 1.2) grâce à l'hypothèse de courants verticaux très faibles par rapport aux courants horizontaux :

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla} u - fv = -\frac{1}{\rho_0} \frac{\partial p}{\partial x} + F_x \\ \frac{\partial v}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla} v + fu = -\frac{1}{\rho_0} \frac{\partial p}{\partial y} + F_y \\ \frac{\partial p}{\partial z} = -\rho g \end{cases} \quad (1.10)$$

La projection sur la verticale de l'équation de la quantité de mouvement se résume alors à l'équilibre hydrostatique. Cette approximation n'est valide que pour des écoulements dont l'échelle horizontale est très supérieure à l'échelle verticale (l'ordre de grandeur de l'échelle horizontale doit être alors supérieur à 1 km). Pour certains phénomènes, comme les cheminées de convection ou les ondes internes courtes, l'hypothèse hydrostatique n'est plus valide et la conservation de la quantité de mouvement sur la verticale est un équilibre entre l'accélération, les gradients de pression et la gravité.

A partir des différentes grandeurs caractéristiques, on peut définir plusieurs rapports d'échelle. Parmi tous ceux qui existent, les suivants sont intéressants pour la suite.

- Temps caractéristique d'advection

τ_a représente le temps caractéristique d'advection des phénomènes ; c'est une estimation de l'échelle de temps nécessaire pour qu'un écoulement à la vitesse U , évolue sur une échelle spatiale L .

$$\tau_a = \frac{L}{U} \quad (1.11)$$

A l'échelle de la circulation sur un bassin océanique, la particule met $\tau_a = \mathcal{O}(1 \text{ an})$ à parcourir $L = \mathcal{O}(10^6 \text{ m})$ à une vitesse de $U = \mathcal{O}(10^{-2} \text{ m.s}^{-1})$. A plus fine échelle, lorsque la taille des processus est de l'ordre du kilomètre ($L = \mathcal{O}(10^3 \text{ m})$ et $U = \mathcal{O}(10^{-1} \text{ m.s}^{-1})$), τ_a est de l'ordre du jour.

- Le nombre de Rossby

Le nombre de Rossby R_o représente le ratio entre l'ordre de grandeur des terme d'inertie et de Coriolis.

$$R_o = \frac{\text{inertie}}{\text{Coriolis}} = \frac{U}{fL} \quad (1.12)$$

A grande échelle $R_o \ll 1$ et on peut négliger l'accélération inertielle devant la force de Coriolis.

La conservation de la quantité de mouvement mène alors aux équations de l'équilibre géostrophique. En régime stationnaire, lorsque les effets non-linéaires et les frottements sont négligés, les gradients de pression sont équilibrés par la force de Coriolis. Les équations

de mouvement projetées sur le plan horizontal s'écrivent alors :

$$\begin{cases} f v_g = \frac{1}{\rho_0} \frac{\partial P}{\partial x} \\ f u_g = -\frac{1}{\rho_0} \frac{\partial P}{\partial y} \end{cases} \quad (1.13)$$

avec (u_g, v_g) la vitesse horizontale géostrophique.

L'équilibre géostrophique s'applique dans beaucoup de situations de la circulation océanique à large échelle. Cette hypothèse est valide en dehors des zones influencées par le vent (à la surface), loin des côtes et hors de la zone équatoriale où la force de Coriolis s'annule. Dans les zones de non-validité de l'hypothèse géostrophique, on peut décomposer la vitesse océanique \vec{u} en deux termes, un terme géostrophique \vec{u}_g et un terme agéostrophique \vec{u}_{ag} .

$$\vec{u} = \vec{u}_g + \vec{u}_{ag} \quad (1.14)$$

Lorsqu'il y a du vent à la surface de l'océan, le terme agéostrophique peut correspondre à la vitesse d'Ekman.

Si on développe les équations de la quantité de mouvement à l'ordre 1, on trouve alors la dynamique quasi-géostrophique (QG) qui donne l'évolution de l'équilibre géostrophique dans le temps.

- Le rayon interne de Rossby

Le rayon interne de Rossby L_D représente la longueur caractéristique pour laquelle la déformation des surfaces isopycnes fournit une accélération comparable à l'accélération de Coriolis.

$$L_D = \frac{\mathcal{N}D}{f} \quad (1.15)$$

avec D la profondeur de la couche océanique considérée et \mathcal{N} la flottabilité (aussi appelée fréquence de Brunt Väisälä), qui est définie pour $\frac{\partial \rho}{\partial z} < 0$ par :

$$\mathcal{N}^2 = -\frac{g}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial z} \quad (1.16)$$

La quantité \mathcal{N} correspond à la fréquence d'oscillation d'une particule dans un fluide stratifié.

- Le rayon externe de Rossby

À la surface de l'océan, on définit le rayon externe de Rossby qui représente alors la longueur caractéristique pour laquelle la déformation de l'interface atmosphère-océan génère des accélérations comparables à l'accélération de Coriolis.

$$R_D = \frac{\sqrt{gD}}{f} \quad (1.17)$$

1.1.3 Les différentes échelles océaniques

L'océan est le siège de mouvements à des échelles très variées. Les processus mis en jeu varient alors énormément selon les échelles considérées. Le schéma 1.1 représente les énergies

et les processus pour les trois grands types d'échelles présentes dans l'océan : les grandes et moyennes échelles, la sous-mésoéchelle et les échelles dissipatives.

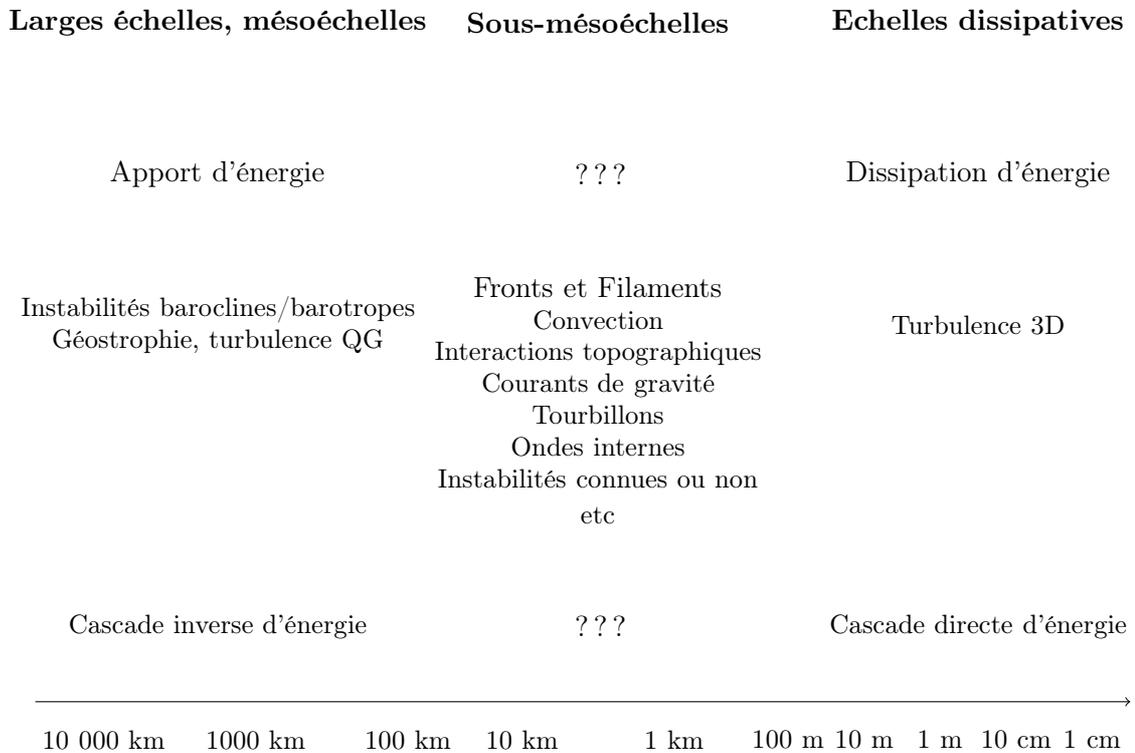


FIGURE 1.1 – Les différents processus associés aux échelles océaniques.

Les écoulements océaniques à grande échelle (de l'ordre du millier de kilomètres) et à mésoéchelle (de quelques dizaines à une centaine de kilomètres) peuvent être caractérisés par un petit nombre de Rossby. Comme cela a été vu précédemment, $R_o \ll 1$ permet de simplifier grandement les équations de la dynamique océanique. Grâce à cette hypothèse, des équilibres relativement simples (comme par exemple l'équilibre géostrophique vu précédemment) permettent de représenter avec fiabilité l'écoulement dans les modèles. De plus, à grande échelle, on dispose de nombreuses observations des phénomènes océaniques, que ce soit en surface grâce aux mesures satellites, ou encore en profondeur grâce aux mesures in-situ et notamment au réseau ARGO (voir chapitre 2). L'utilisation des modèles et des observations permet donc aujourd'hui d'avoir une bonne connaissance et compréhension des phénomènes à grande et mésoéchelle. Dans la suite, on appelle processus à mésoéchelle les tourbillons et les méandres de l'ordre de 100 km et avec une durée de vie de 1 mois.

Dans l'océan, les échelles dissipatives correspondent à des phénomènes de l'ordre des dizaines de mètres ou de taille inférieure. Les écoulements sont turbulents et évoluent en trois dimensions. Ils peuvent être étudiés grâce à des modèles de turbulence 3D ou en reproduisant et en observant ces phénomènes dans des bassins d'expérience.

Des processus moins connus ont lieu entre les échelles très grandes et les échelles très petites. Relativement récemment, la communauté scientifique a découvert l'importance de la sous-mésoéchelle dans les processus océaniques. La dynamique à sous-mésoéchelle correspond à une échelle horizontale de l'ordre de 1 à 10 km et verticale de l'ordre de

100 m. Le plus souvent, les structures formées à ces échelles ne perdurent que quelques jours après leur formation. L'écoulement est caractérisé par un nombre de Rossby de l'ordre de un ($R_o = \mathcal{O}(1)$) et les équations de la dynamique ne peuvent être simplifiées comme précédemment, mais des théories généralisées peuvent s'appliquer comme la SQG (Surface Quasi-Gesotrophy, *Blumen (1978); Klein et al. (2008)*).

Les phénomènes à sous-mésoéchelle connus peuvent être générés par trois types de mécanismes différents (*Thomas et al., 2008; Lévy et al., 2012a*) : la frontogénèse, les instabilités non forcées de type instabilité barocline, les instabilités forcées par des flux de densité ou des frictions. Contrairement aux phénomènes à larges et petites échelles, les phénomènes à sous-mésoéchelle regroupent de nombreux processus pas toujours bien identifiés ou compris (se référer à la figure 1.1 pour quelques exemples de processus qui ont une signature à sous-mésoéchelle).

La dynamique à sous-mésoéchelle n'a été observée que récemment et indirectement, avec, par exemple, l'apparition de capteurs satellites à haute résolution comme la détection de la température de surface océanique (SST) ou encore la couleur de l'eau. Ces phénomènes encore mal connus sont aujourd'hui la source de nombreuses recherches. En effet, ils sont omniprésents dans l'océan et ont un impact sur la dynamique à plus grande échelle (*Capet et al., 2008b*). Ils sont aussi essentiels à la modélisation de la biogéochimie et permettent par exemple d'expliquer les gradients verticaux observés dans l'océan. C'est pourquoi de nombreuses études s'attachent aujourd'hui à mieux comprendre, observer et modéliser la sous-mésoéchelle (*Klein et al., 2008; Capet et al., 2008b; Marchesiello et al., 2011*). Un des objectifs de ce travail est d'explorer de nouvelles méthodologies pour observer les phénomènes à cette échelle et pouvoir peut-être, dans un futur un peu plus lointain, les assimiler dans les modèles pour améliorer l'estimation de la dynamique océanique. Dans la suite, on appelle alors la sous-mésoéchelle l'ensemble des phénomènes dont l'échelle spatiale est de l'ordre du kilomètre.

L'océan est donc le siège de nombreux écoulements complexes, pas toujours bien connus et difficiles à décrire. Les spectres spatiaux sont alors souvent utilisés pour caractériser les différentes échelles de la dynamique océanique présentes dans les courants et mieux comprendre les processus mis en jeu.

1.1.4 Les spectres spatiaux

Qu'est ce qu'un spectre spatial ?

Un spectre montre la distribution de variance d'une variable, dans l'espace temporel ou spatial. On s'intéresse dans cette partie au spectre spatial, qui permet de trouver l'échelle spatiale où la variance est la plus importante. Mathématiquement, un spectre est la transformée de Fourier d'une variable choisie. En océanographie, on étudie souvent le spectre de l'énergie cinétique afin de regarder les différentes échelles présentes dans l'écoulement. Pour un temps t , on peut écrire le spectre spatial de l'énergie cinétique de la manière suivante :

$$\hat{E}_c(k_x, k_y, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} E_c(x, y, t) e^{-i\vec{k} \cdot \vec{x}} dx dy \quad (1.18)$$

\hat{E}_c représente la densité spectrale, E_c l'énergie cinétique, $\vec{k} = (k_x, k_y)$ le nombre d'onde et $\vec{x} = (x, y)$ les coordonnées spatiales.

En pratique, lorsque l'on calcule le spectre spatial d'une observation ou d'une sortie modèle, on rend le signal cyclique afin de créer une symétrie spatiale, puis on calcule la transformée de Fourier de ce signal cyclique.

Les différents régimes dynamiques visibles dans les spectres

L'étude de l'équilibre énergétique dans l'océan donne des informations sur l'état de la circulation océanique ainsi que son évolution. De nombreuses études ont donc été faites sur les spectres spatiaux océaniques pour mieux comprendre les mécanismes de dissipation de l'énergie insufflée par les forçages.

Dans le cadre d'un écoulement turbulent en trois dimensions, comme cela est le cas pour les échelles dissipatives, la cascade de Kolmogorov prévoit une cascade d'énergie des grandes échelles vers les petites échelles. Les grandes structures tourbillonnaires se séparent en plus petits tourbillons grâce au terme d'étirement de vorticit  (  vortex stretching  ). Lorsque les tourbillons ont atteint une taille critique, ils se dissipent   cause du terme de viscosit . La th orie de Kolmogorov prévoit alors une pente spectrale en  nergie cin tique de $-5/3$ (Vallis, 2006).

Toutefois, nous avons vu dans la section pr c dente 1.1 que les  coulements oc aniques   moyenne ou large  chelle se font essentiellement en deux dimensions. La conservation de la vorticit  ajoute une contrainte suppl mentaire   l' coulement. Le terme d' tirement de vorticit  en trois dimensions n'a plus lieu d' tre et les structures sont allong es dans le plan horizontal apr s injection d' nergie. La cascade de Kolmogorov ne peut plus se d velopper. La th orie de Charney pr voit alors que l' nergie se dissipe en cascade inverse, c'est- -dire des petites  chelles vers les grandes  chelles (Charney, 1971) dans le cadre d'une dynamique en deux dimensions ou quasi-g ostrophique (QG). La loi de puissance pour le spectre d' nergie cin tique est en k^{-3} . Plus r cemment, dans Capet et al. (2008c), une  tude th orique et pratique des spectres spatiaux dans un r gime SQG (Surface Quasi-G ostrophie, th orie qui permet de mieux repr senter la surface et le fond que la th orie QG) est effectu e. Les auteurs trouvent alors une loi en $k^{-5/3}$ pour le spectre de l' nergie cin tique.

Les observations r centes ont permis de confronter ces th ories   la r alit  et de mieux comprendre les diff rentes  chelles pr sentes dans l'oc an ainsi que leurs interactions.

Caract riser les  chelles pr sentes dans les observations oc aniques

Les observations satellites (se r f rer au chapitre 2) permettent de mesurer la hauteur de la surface oc anique (Sea Surface Height, SSH). En supposant l' quilibre g ostrophique, on peut relier l' nergie cin tique   la SSH et ainsi comparer le spectre de la SSH observ e par les satellites avec les  tudes th oriques spectrales et ainsi caract riser les  chelles de l' coulement oc anique. Comme nous l'avons vu dans la partie pr c dente, la th orie QG pr voit que le nombre d'onde suit une loi en k^{-3} pour l' nergie cin tique (soit une loi en k^{-5} pour la SSH). Par ailleurs la th orie SQG, plus r cemment d velopp e, montre une loi

en $k^{-5/3}$ pour le spectre de l'énergie cinétique, ce qui correspond à une loi en $k^{-11/3}$ pour le spectre de la SSH.

Les premières études de spectres énergétiques de l'océan faites avec des observations datent de 1983 et utilisent les observations SEASAT (Fu, 1983). Cette analyse montrait une pente en k^{-5} pour les spectres de SSH dans les régions énergétiques et une pente en k^{-1} dans les régions faiblement énergétiques. Cependant, le peu de mesures disponibles à l'époque ne permet pas de tirer des conclusions fiables de cette étude. Depuis, d'autres études spectrales ont été effectuées avec un plus grand nombre d'observations. Ainsi, en utilisant des données plus récentes, Le Traon *et al.* (1990) et Xu and Fu (2010) trouvent une pente spectrale pour la SSH proche de k^{-4} pour les régions hautement énergétiques. La pente est donc plus faible que celle prévue par la loi spectrale de SSH en k^{-5} de la théorie QG mais demeure plus importante que celle prévue par la théorie SQG ($k^{-11/3}$). Dans des régions de faible énergie, les spectres de SSH altimétriques montrent une pente en k^{-2} ou k^{-3} . Ce résultat est surprenant au regard des théories QG et SQG citées précédemment. Une étude de Sasaki and Klein (2012) sur un modèle réaliste montre alors que ces pentes pourraient être sous-estimées dans certaines zones, notamment parce que la longueur d'onde des phénomènes énergétiques est hors de l'intervalle des longueurs d'onde considérées pour construire les spectres.

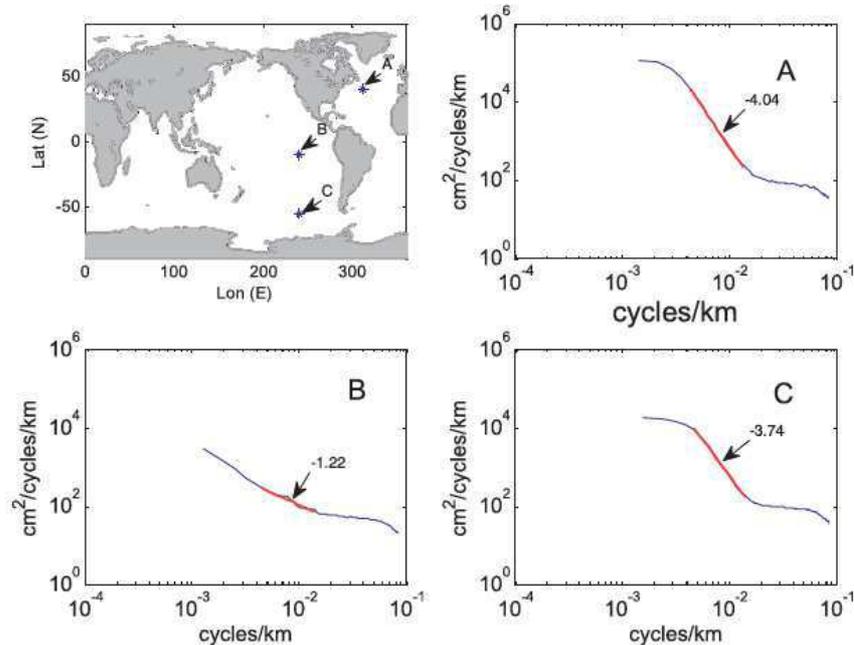


FIGURE 1.2 – Spectre de SSH extrait de Xu and Fu (2010) montrant les différents spectres selon les régions

Les pentes spectrales observées grâce à l'altimétrie varient de façon conséquente en fonction des régions et des régimes étudiés (voir figure 1.2). Il serait intéressant de disposer de meilleures observations de la dynamique pour pouvoir améliorer notre compréhension de la dynamique dans certaines régions et mieux confronter la théorie à la réalité.

Les spectres nous permettent donc de visualiser plusieurs types de dynamiques océaniques

bien distinctes. Les dynamiques de type QG, avec un spectre pentu correspondant à la présence de méso et larges échelles. Les dynamiques de type SQG ont des pentes spectrales plus faibles à cause des petites échelles, qui ont une importance dynamique non négligeable. Les observations altimétriques actuelles montrent des pentes spectrales entre le régime QG et SQG. Toutefois, des observations à meilleure résolution seraient nécessaires pour représenter les différentes échelles réellement présentes dans l'océan sur les spectres spatiaux.

D'autres processus que les phénomènes dynamiques existent dans l'océan. Ainsi, la compréhension des phénomènes biogéochimiques est une composante importante de l'océanographie. Ces processus sont fortement dépendants de la dynamique du milieu et notamment de la dynamique à sous-mésoéchelle. On dispose, de plus, d'observations de variables biogéochimiques comme la chlorophylle à haute résolution, mettant en valeur des structures filamentaires et frontales à sous-mésoéchelles. Outre que l'intérêt propre de la compréhension des phénomènes biogéochimiques, ces variables donnent aussi des informations sur la dynamique dont nous ne disposons pas par ailleurs. Dans la section suivante, on s'attache donc à mentionner les phénomènes biogéochimiques principaux puis à étudier les interactions entre la dynamique et la biogéochimie.

1.2 Interaction entre la dynamique et la biogéochimie

1.2.1 Quelques fondamentaux de biogéochimie

Le premier maillon des réseaux trophiques dans l'océan est constitué par le plancton. Les organismes planctoniques sont des organismes végétaux qui vivent librement dans l'eau. Ils ont très peu de mouvements propres et sont donc majoritairement portés par les courants. Parmi ces organismes végétaux, le phytoplancton est un ensemble d'espèce intéressant pour notre étude car non seulement son transport est majoritairement dépendant de la dynamique mais cet organisme est aussi visible depuis l'espace grâce à ses pigments de chlorophylle. On peut utiliser les observations océaniques de la couleur de l'eau en utilisant la chlorophylle comme un traceur.

Le phytoplancton a besoin d'un certain nombre d'éléments chimiques (azote, carbone, oxygène, phosphate) et de lumière pour son développement.

Pour croître, le phytoplancton assimile des macro-nutriments tels que le nitrate, la silice, le carbone, le phosphate. Des micronutriments comme le fer, le zinc ou le magnésium sont essentiels pour les réactions chimiques de respiration, photosynthèse et excrétion.

La concentration en phytoplancton dépend alors de la quantité de nutriments et des métaux présents dans l'océan ainsi que de l'apport de lumière. Les blooms (développements intenses) de phytoplancton ont généralement lieu au début du printemps, car la couche de mélange s'approfondit pendant l'hiver et permet ainsi la remontée de nutriments vers la surface. Lorsque les eaux de surface se réchauffent au début du printemps, les nutriments sont bloqués en surface et activent la production de phytoplancton. La concentration de phytoplancton diminue au fur et à mesure que les nutriments sont consommés. La concentration en chlorophylle est alors très dépendante des vitesses verticales, qui permettent l'approvisionnement en nutriments.

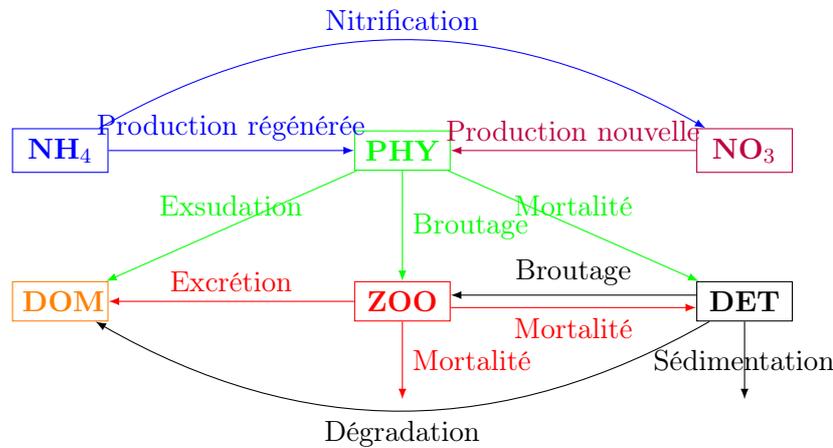


FIGURE 1.3 – Cycle du plancton, PHY représente le phytoplancton, NH₄ l'ammonium, NO₃ le nitrate, ZOO le zooplancton, DOM les matières organiques dissoutes et DET les détritus.

La dynamique à sous-mésoéchelle génère des vitesses verticales importantes et a donc une influence forte sur la production de chlorophylle.

1.2.2 Influence de la dynamique sur la biogéochimie

Les particules biogéochimiques sont en premier lieu transportées par la dynamique, que ce soit pour de écoulements à méso ou à sous-mésoéchelle (*Williams and Follows, 2011*). Plusieurs processus permettent le transport des traceurs. Les premier processus est la diffusion ; ce phénomène à micro-échelle transfère les particules des hautes concentrations vers les basses concentrations. Ces échelles ne sont pas prises en compte dans notre étude et ce processus est négligé. Le deuxième processus, le mélange, est l'étirement des motifs de traceurs pour former des filaments, ainsi que le mélange 3D homogène inclus par la turbulence dans la couche de mélange. Le troisième processus, l'advection, est le transfert des particules du fluide, y compris celles du traceur, par le courant océanique.

Lors du phénomène d'advection, les propriétés physico-biogéochimiques du fluide comme la température ou la concentration en chlorophylle sont conservées. Lorsque le traceur subit comme seul phénomène l'advection, on peut le considérer comme passif. Ce n'est pas tout à fait le cas de la chlorophylle car cette quantité évolue aussi en fonction des nutriments (selon le cycle présenté figure 1.3). Comme le montrent de nombreuses études (*Lévy et al., 2001, 2009, 2012b*), la croissance de la chlorophylle est fortement influencée par la dynamique sous-mésoéchelle. En effet, en présence d'une dynamique à sous-mésoéchelle, de fortes vitesses verticales apparaissent et ont un impact important sur la biogéochimie (*Lévy et al., 2012b*). La réaction du phytoplancton à la dynamique sous-mésoéchelle dépend des facteurs limitant la croissance du phytoplancton. Dans le cas d'une zone limitée en nutriments, les vitesses verticales importantes liées à la dynamique sous-mésoéchelle vont permettre la remontée de nutriments et donc l'apparition de nouveaux blooms de chlorophylle. Dans le cas d'une zone limitée en lumière, le mélange vertical va permettre

de contrôler l'exposition aux photons du phytoplancton et de faire plonger le plancton sous la couche de surface.

1.3 Conclusion

Les études océaniques montrent la présence de nombreuses échelles dynamiques dans l'océan, de l'échelle dissipative à la mésoéchelle et aux grandes échelles. Entre ces deux grands types d'échelles de processus, ont lieu des phénomènes beaucoup moins connus et observés : les processus à sous-mésoéchelle. Les spectres théoriques et expérimentaux ont récemment révélé l'omniprésence et l'importance énergétique de la sous-mésoéchelle. Il est donc nécessaire d'étudier cette dynamique complexe à petite échelle afin d'améliorer notre compréhension des phénomènes dynamiques et notamment de mieux appréhender le lien entre la mésoéchelle et la sous-mésoéchelle. Cela est d'autant plus important que la prise en compte de la dynamique à sous-mésoéchelle a un fort impact sur le système biogéochimique. Les interactions entre la dynamique et les processus biologiques influent sur la production du phytoplancton et donc sur la concentration en chlorophylle. Il est alors intéressant de représenter de façon réaliste les phénomènes à sous-mésoéchelle pour améliorer l'estimation des variables biogéochimiques, mais il est aussi fascinant d'effectuer la démarche inverse, c'est-à-dire d'utiliser les observations de la biogéochimie pour étudier les processus dynamiques à sous-mésoéchelles. Un objectif de cette thèse est effectivement d'utiliser les observations des variables traceurs physiques et biogéochimiques pour en déduire des informations sur la dynamique de l'océan. Le chapitre 2 traite alors des différentes observations océaniques disponibles et des échelles résolues par chacune d'entre elles.

Chapitre 2

Observer l'océan

Contents

2.1	Les observations satellites	27
2.1.1	La mesure satellite	27
	Utilisation de capteurs satellites	27
	Traitement de la donnée mesurée par satellite	28
	Les contraintes liées à l'orbite	29
	Avantages et inconvénients de la mesure satellite	30
2.1.2	Observation de la couleur de l'eau	31
	Les corrections atmosphériques	32
	Estimer le contenu en plancton et nutriments	32
	Les capteurs et les produits	33
2.1.3	Observation de la température de surface	33
	Les méthodes utilisées	33
	Les capteurs infra-rouges	34
	Combiner les mesures faites par différents capteurs	34
2.1.4	Observation de la hauteur de surface	35
	Principe de l'altimétrie	35
	Les différentes données altimétriques	36
	Les différentes corrections	38
2.1.5	La nouvelle génération de mesure altimétrique : SWOT	39
2.2	Les observations in-situ	40
2.2.1	Les flotteurs lagrangiens	41
	Les flotteurs profileurs	41
	Les flotteurs de surface	42
2.2.2	Les mesures par bateaux	42
	Les bateaux de recherche océanographique	42
	Les navires d'opportunité	43
2.2.3	Les mouillages et les plateformes fixes	43
2.2.4	Les Gliders et les AUVs	44
2.2.5	Les radars côtiers	44

2.3 Conclusion 44

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 1, les phénomènes physiques et biologiques sont nombreux et variés dans l'océan. Pour les analyser, les comprendre et les prédire, un vaste système d'observation s'est mis en place. Ainsi, l'observation in situ des océans s'est beaucoup améliorée grâce à des campagnes en mer, le développement de réseau de flotteurs lagrangiens ou de mouillages (section 2.2). De plus, depuis les années 1990, les observations satellites nous donnent accès à de nombreuses variables à la surface de l'océan, et ce de façon synoptique (section 2.1). Cette thèse porte sur l'amélioration des courants de surface grâce à différentes observations satellites. On détaille donc dans la section suivante les observations satellites utilisées par la suite, à savoir les données altimétriques, la couleur de l'eau et la température de surface de l'océan. La deuxième section traite des observations in situ ; celles-ci ne sont pas directement utilisées dans ce travail mais sont complémentaires des observations satellites.

2.1 Les observations satellites

2.1.1 La mesure satellite

Utilisation de capteurs satellites

Les capteurs montés sur les satellites utilisent les radiations électromagnétiques pour observer l'océan. Les propriétés océaniques mesurées dépendent alors des longueurs d'onde émises ou reçues par le capteur. Cependant, une grande partie du spectre électromagnétique est inutilisable pour effectuer des mesures à la surface de l'océan car l'atmosphère est opaque à certains rayons. Seules quelques fenêtres de fréquence peuvent être utilisées pour effectuer les mesures.

Ainsi les parties visible et proche infra-rouge du spectre (de 400 nm à 700 nm) sont utilisées par les capteurs couleur de l'océan. Plusieurs capteurs sont alors nécessaires à la mesure de la couleur de l'eau afin de balayer les différentes longueurs d'onde émises par l'océan dans le visible et proche infra-rouge. La réflexion du soleil sur la surface océanique et sur les premiers mètres de la colonne d'eau fournit des informations sur le contenu de l'eau de mer en chlorophylle, DOM et particules en suspension dans le domaine visible. En ce qui concerne la partie proche infra-rouge du spectre, elle est absorbée par l'eau et n'est donc pas rétrodiffusée. La détection du signal dans ce domaine de longueur d'onde permet alors de corriger les mesures des effets de dispersion ou de réflexion atmosphérique.

Une autre fenêtre de longueur d'onde fréquemment utilisée est la partie infra-rouge thermique du spectre (entre 3.5 μm et 13 μm). Les radiations émises par la terre dans ce domaine spectral sont fonctions de la température et permettent la mesure de la température de la surface océanique (SST, Sea Surface Temperature).

Les nuages bloquent toute émission de la surface terrestre dans le domaine visible et infra-rouge. L'océan ne peut donc être observé dans ces longueurs d'onde lorsque la couverture nuageuse est importante.

L'atmosphère devient complètement transparente dès que les longueurs d'onde dépassent quelques millimètres. Les bandes spectrales utiles à la télédétection sont résumées sur le graphique 2.1. Cependant, une large partie de ce domaine est utilisée par les radios, les té-

l'émissions ou encore les télécommunications. Quelques bandes sont réservées à l'observation de la terre, ce qui permet d'effectuer des mesures radiométriques et radars.

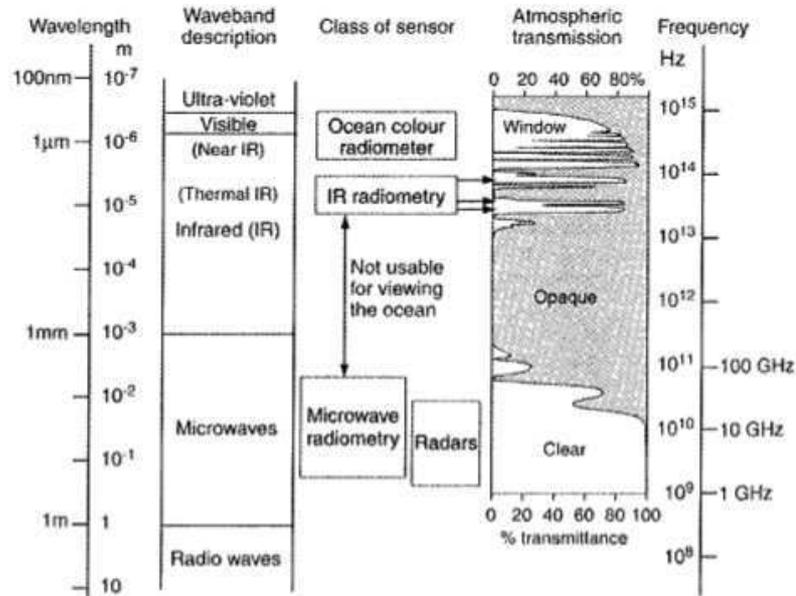


FIGURE 2.1 – Spectre électromagnétique montrant l'opacité de l'atmosphère en fonction des longueurs d'onde et utilisation des bandes spectrales pour la télédétection. Figure provenant de *Robinson* (2006).

Les capteurs radiométriques sont passifs et mesurent les radiations ambiantes émises par la surface terrestre et l'atmosphère. Par contre, les radars sont des capteurs actifs, ils émettent une onde et mesurent les propriétés de l'onde réfléchi par la surface.

Il existe une grande variété de radars mais on peut les classer en deux grandes catégories selon la direction vers laquelle ils pointent :

- Les capteurs de type altimètre mesurent la hauteur de surface de l'océan (SSH, Sea Surface Height) ou la pente de la surface. Ils peuvent pointer à la verticale perpendiculairement à la surface terrestre (type nadir), ou être constitués de radars interféromètres ;
- Les capteurs, qui observent la surface avec un angle entre 15° et 60°, mesurent la rugosité de la surface à des échelles comparables à la longueur d'onde du capteur.

Le schéma 2.2 récapitule les types de capteur pouvant être utilisés pour mesurer les propriétés de la surface océanique.

Traitement de la donnée mesurée par satellite

De façon générale, un signal électromagnétique se propage de l'océan vers le satellite et transporte l'information concernant une des propriétés océaniques vues précédemment (la

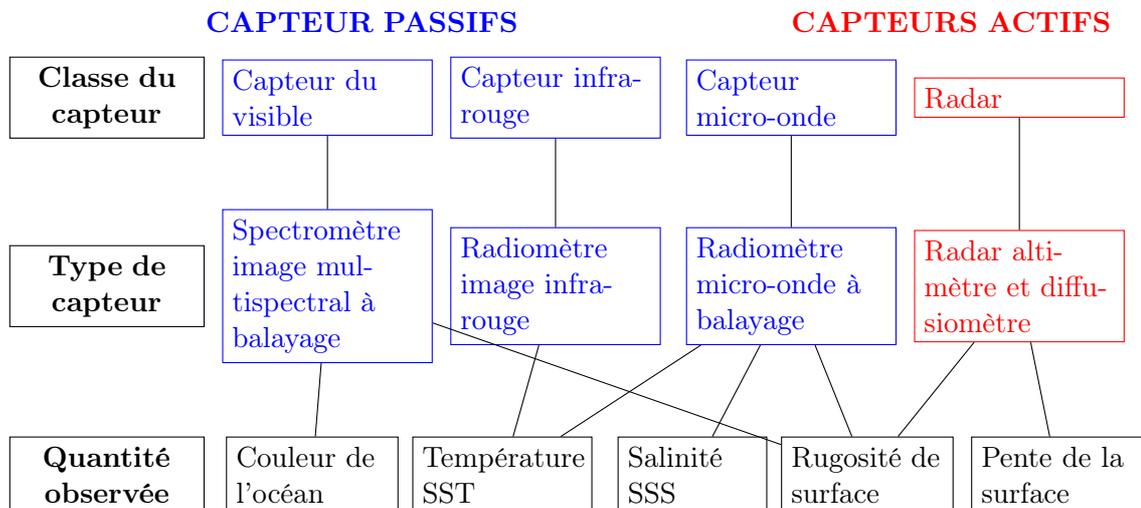


FIGURE 2.2 – Résumé des différentes sortes de capteurs océaniques installés sur les plateformes satellites. Le schéma est inspiré de *Robinson (2006)*.

couleur, la température, la SSH ou la rugosité de la surface et plus récemment la salinité). Le passage de l'onde par l'atmosphère peut alors modifier et bruite l'information. Cette dernière est convertie en un signal digital sur la plateforme satellite afin d'être envoyée vers une station terrestre. La longue chaîne du traitement de la donnée satellite commence alors pour convertir le signal en une quantité physique et corriger les différentes perturbations dues au capteur, à l'atmosphère ou aux interactions de l'onde avec l'océan. On peut trouver, sur les sites des distributeurs de produits d'observations satellites, plusieurs niveaux de produits. Ils diffèrent par les traitements appliqués à la donnée comme des calibrations, corrections, analyses ou encore échantillonnages. En ce qui concerne les observations de la SST et de la chlorophylle, trois niveaux sont produits. Pour le premier niveau (produit L1), la mesure du signal de radiance est fournie. Cette mesure est ensuite convertie en variable physique (SST ou chlorophylle) dans les produits de niveau L2, puis filtrée et regrillée à une résolution supérieure à 4 km pour les produits de type L3.

Les propriétés océaniques sont observées à la surface par les satellites ; elles peuvent toutefois révéler des phénomènes à des profondeurs plus importantes ayant une signature en surface. Cela peut être le cas lors d'une activité biogéochimique en sub-surface (voir section 1.2). De façon plus inattendue, des ondes internes à des dizaines de mètres de profondeurs ont été détectées grâce à la rugosité sur les images SAR (Synthetic Aperture Radar).

La donnée satellite peut donc révéler de nombreuses informations sur l'océan. Il est cependant nécessaire de bien comprendre les processus océaniques mis en jeu pour interpréter correctement les mesures.

Les contraintes liées à l'orbite

L'installation des plateformes satellites pour accueillir les capteurs océaniques a révolutionné les observations de par l'étendue spatiale couverte par ces instruments, la haute

résolution des mesures, la répétitivité temporelle et la longueur des séries temporelles. Les utilisateurs des données définissent en amont, les caractéristiques d'orbite du satellite afin de satisfaire au mieux leur besoin. Une fois les contraintes d'orbite fixées, l'utilisateur de l'instrument s'adapte aux contraintes liées à l'orbite et au fait que l'emplacement du satellite à une date donnée ne peut être modifié (le satellite ne peut être repositionné que difficilement au gré des besoins de l'utilisateur).

Il existe principalement deux types d'orbites pour les observations spatiales : l'orbite géostationnaire et l'orbite quasi-polaire.

- L'orbite géostationnaire est située à 36000 km de la terre et a une période d'un jour sidéral. Cela permet d'effectuer des observations à très haute fréquence temporelle (jusqu'à la minute) mais limite considérablement la zone géographique étudiée à l'horizon. La hauteur de l'orbite peut aussi être un frein à l'observation à haute résolution, car les mesures sont polluées par les différentes couches atmosphériques.
- L'orbite quasi-polaire est située bien plus proche de la terre, entre 700km et 1350 km. La période que met le satellite à faire le tour de la terre est approximativement de 100 min, ce qui permet au satellite de parcourir entre 14 et 15 fois le tour de la terre par jour. Cette orbite a pour avantage d'avoir une couverture globale, mais cela se fait au détriment de la fréquence d'observation. Dans le cas d'une fauchée étroite ou d'une mesure le long de la trace (comme cela est le cas pour les altimètres), il faut trouver un équilibre entre l'échantillonnage spatial et temporel.

D'autres orbites peuvent être utilisées pour des besoins plus spécifiques comme l'orbite de Topex-Poseidon, qui a une altitude de 1332 km et couvre la terre jusqu'à 66° nord et sud.

Le choix de l'orbite et de l'équilibre entre l'échantillonnage spatial et temporel dépend des processus étudiés. Le compromis entre la distance inter-trace et le temps écoulé entre deux cycles (temps mis par le satellite pour repasser au-dessus d'un même point) est délicat à trouver. L'équipe MEOM contribue au choix de l'orbite adapté à chaque altimètre, notamment grâce à l'étude de scénarios d'altimétrie satellitaire par assimilation dans un modèle réaliste (*Ubelmann, 2009*). L'article *Verron (1990)* montre combien il est complexe de trouver l'orbite idéale pour un satellite.

Avantages et inconvénients de la mesure satellite

Les mesures satellites ont révolutionné le domaine des observations océaniques, de par leur grande couverture géographique et la fréquence à laquelle les mesures sont faites. La disponibilité en temps réel de la mesure ouvre aussi beaucoup de possibilités pour la prédiction océanique. Cependant, ce système de mesure présente aussi un certain nombre d'inconvénients causés par la mesure à distance. Ainsi, le signal est fortement perturbé lors de son trajet vers le satellite et nécessite des traitements particuliers. De plus, certaines variables ne peuvent être mesurées à distance, et les variables observées ne le sont qu'en surface de l'océan. Enfin, l'utilisateur ne peut commander et repositionner le satellite pour observer une zone donnée. Les avantages et inconvénients des mesures effectuées depuis les satellites sont récapitulés dans le tableau 2.1.

Avantages	Inconvénients
Couverture globale	Propriétés et variables océaniques limitées
Répétitivité temporelle	Échantillonnage de la surface ou sub-surface
Longues séries temporelles	Perturbation du signal par l'atmosphère et les nuages
Instantanéité de la mesure	Difficulté pour replacer le satellite

TABLE 2.1 – Avantages et inconvénients de la mesure satellite par rapport à la mesure in situ

Parmi les quantités mesurées par satellite, on s'intéresse pour notre étude à trois d'entre elles : la couleur de l'eau, la SST et la SSH. Le détail pratique de l'observation de ces variables est l'objet des paragraphes suivants.

2.1.2 Observation de la couleur de l'eau

Le principe est de mesurer la lumière renvoyée par la surface océanique et provenant initialement du soleil. Les photons peuvent alors avoir parcouru différents type de trajets dans leur parcours du soleil au capteur (voir schéma 2.3). Ils peuvent être :

- diffusés par le soleil ou la mer ;
- réfléchis par la surface océanique ;
- absorbés par l'océan (et ne jamais atteindre le capteur).

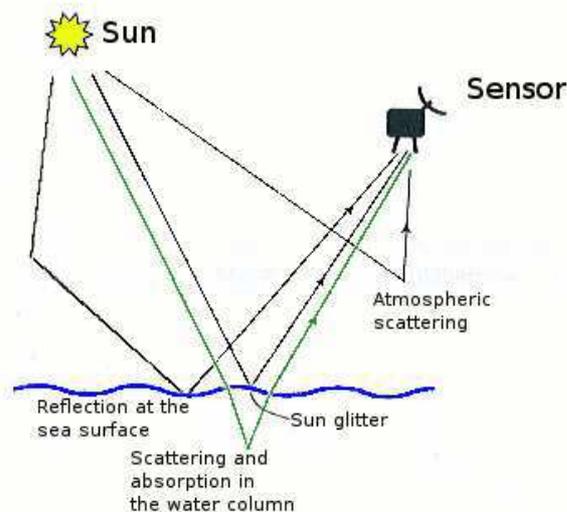


FIGURE 2.3 – Différents trajets possibles pour les photons

La couleur (ou distribution spectrale) détectée par le capteur représente donc certains aspects de l'océan et de l'atmosphère. Les instruments de détection de la couleur de l'eau comportent plusieurs capteurs balayant différentes longueurs d'onde du visible et du proche

infra-rouge. Il faut développer des techniques afin de pouvoir extraire l'information concernant la concentration du phytoplancton à partir des signaux détectés sur les différents capteurs (*Robinson, 2004*).

Les corrections atmosphériques

L'information correspondant à la couleur de l'eau est mesurée lors de la diffusion de la lumière juste en dessous de la surface océanique (trajet vert sur le schéma 2.3). Tous les autres phénomènes perturbent alors la mesure. La diffusion par l'atmosphère représente notamment une grosse partie du signal. Deux méthodes sont utilisées pour corriger la mesure :

- La distribution des molécules présentes dans l'air est connue et on peut donc calculer la diffusion atmosphérique correspondante et la retirer au signal.
- On mesure le taux d'aérosol présent dans l'atmosphère grâce au signal proche infra-rouge. Cela est possible car l'océan absorbe les longueurs d'onde proche infra-rouge. Le signal mesuré dans cette bande provient nécessairement de la diffusion par de grosses molécules atmosphériques.

Estimer le contenu en plancton et nutriments

Après avoir effectué les corrections atmosphériques, on obtient la radiance renvoyée par l'océan dans chaque canal spectral du domaine visible. Cette quantité est normalisée afin de réduire l'impact de l'élévation du soleil et de l'angle d'incidence sur le signal. Il faut maintenant convertir ce signal en mesures biogéochimiques. Dans le domaine du visible, les photons sont, soit réfléchis, soit absorbés lors de leur pénétration dans l'océan. Or le milieu marin a tendance à absorber les grandes longueurs d'onde (proches du rouge) et diffuser les faibles longueurs d'onde (proches du bleu). Cela explique d'ailleurs la couleur bleue de l'océan vue par l'œil humain.

Lorsque la concentration en éléments biogéochimiques évolue, les longueurs d'onde absorbées ou diffusées changent. Le spectre des longueurs d'onde reçues permet alors de déterminer les concentrations de certains éléments biogéochimiques. En ce qui concerne la chlorophylle-a (pigment principal du phytoplancton) le pic d'absorption correspond à la longueur d'onde du bleu, et la longueur d'onde principalement diffusée correspond au vert. La concentration en chlorophylle C s'écrit alors :

$$C = A \left(\frac{R_{550}}{R_{490}} \right)^B \quad (2.1)$$

A et B sont des coefficients déterminés empiriquement, R_λ est la réflectance du spectre du capteur centrée sur la longueur d'onde λ , ce qui correspond pour l'équation 2.1 au ratio vert/bleu. L'incertitude sur l'estimation de la concentration en chlorophylle varie entre 20% et 100% selon les régions. Aujourd'hui, la plupart des algorithmes de reconstruction de la concentration en chlorophylle se sont complexifiés mais reposent toujours sur l'équation 2.1.

D'autres quantités biogéochimiques comme les particules en suspension, ou les CDOM (Colored DOM, aussi appelée matière jaune) peuvent impacter la mesure de la couleur

Capteur	Période	Canaux visibles	Canaux infra-rouges
CZCS	1978-1986	4	-
OCTS	1996-1997	6	2
SeaWiFS	1997-2010	6	2
MODIS Terra	2000-2004	7	2
MERIS	2002-2012	8	3
MODIS Aqua	2002-présent	7	2
GLI	2002-2003	12	3

TABLE 2.2 – Tableau des différents satellites couleur et de la période pendant laquelle ils ont été opérationnels.

de l’océan. Ainsi les CDOM absorbent des longueurs d’onde dans le bleu et modifient donc la concentration en chlorophylle mesurée. Au large, les concentrations en CDOM, particules en suspension et chlorophylle sont interdépendantes et la mesure n’est donc pas polluée. Le cas des régions côtières est beaucoup plus délicat lorsqu’il y a un apport massif de particules, comme cela peut être le cas à l’embouchure des rivières. Il n’y a plus de relation simple entre les constituants biogéochimiques et l’incertitude sur la concentration en chlorophylle est de l’ordre de 100%.

Les capteurs et les produits

Les capteurs du domaine du visible furent parmi les premiers développés pour l’observation de l’océan (la couleur de l’océan fut observée pour la première fois avec CZCS, Coastal Zone Color Scanner, en 1978). Toutefois les méthodes de mesures de la chlorophylle sont aujourd’hui moins fiables que celles de la SST ou la SSH. Le premier capteur fiable fut SeaWiFS, lancé en 1997, suivi par deux spectromètres images, MODIS (MODerate Imager Spectrometer) et MERIS (MER Imager Spectrometer), puis le capteur GLI (GLobal Imager). Le tableau 2.2 récapitule les différents satellites couleur de l’océan. Une mission d’observation de la couleur de l’eau à partir d’une orbite géostationnaire est en projet (mission OCAPI, Ocean Color Advanced Permanent Imager). Cela permettrait d’observer les phénomènes biogéochimiques avec une meilleure répétitivité sur une zone choisie. Ce projet est mentionné plus en détail dans le chapitre 9. Dans notre étude, on a choisi d’utiliser les données chlorophylle-a du capteur MODIS, qui sont fiables et disponibles sur une large fenêtre temporelle. Elles sont téléchargées à partir du site de la NASA OceanColor (<http://oceancolor.gsfc.nasa.gov>) car les produits de types L2 et L3 y sont facilement accessibles.

2.1.3 Observation de la température de surface

Les méthodes utilisées

Différentes techniques sont utilisées pour mesurer la SST (*Robinson, 2004; Merchant et al., 1999; Barton, 1995*). Les plateformes utilisées pour les capteurs peuvent avoir différents orbites et les instruments utilisent des spectres de longueurs d’onde électromagnétique va-

riées. Ainsi, certains capteurs, comme ceux de MeteoSat, sont montés sur des plateformes géostationnaires, mais la majorité sont sur des orbites polaires. Les radiomètres sont le plus souvent des capteurs infra-rouges, comme la série des AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer). La surface est alors observée deux fois avec des angles différents (une fois verticalement et une fois obliquement) afin de corriger la mesure du bruit atmosphérique. La résolution de ces radiomètres est très bonne mais ils sont sensibles à la couverture nuageuse.

Les instruments peuvent aussi être des radiomètres micro-ondes. Ce type de capteurs peuvent mesurer à travers les nuages mais ont une résolution spatiale moins bonne que les capteurs infra-rouges, et les appareils sont plus sensibles et plus difficiles à calibrer. Pour cette étude, des images à haute résolution (avec un pas de grille de l'ordre du kilomètre) sont nécessaires. Les données utilisées proviennent alors du capteur infra-rouge en orbite polaire monté sur MODIS. Comme pour la chlorophylle, les données sont téléchargées à partir du site de la NASA Oceancolor. Le paragraphe suivant détaille le fonctionnement du capteur infra-rouge.

Les capteurs infra-rouges

Les capteurs infra-rouges mesurent la radiance au sommet de l'atmosphère pour des longueurs d'onde choisies. Chaque canal mesure ainsi la température de brillance équivalente à celle d'un corps noir (température nécessaire à un corps noir pour émettre la radiance mesurée). Pour une longueur d'onde donnée λ , l'émission du corps noir est définie par la loi de Planck :

$$L(\lambda, T) = \frac{C_1}{\pi \lambda^5 [e^{\frac{C_2}{\lambda T}} - 1]} \quad (2.2)$$

avec L la radiance spectrale quittant le corps noir et centrée sur λ , T la température du corps noir, C_1 et C_2 deux constantes.

La température mesurée au sommet de l'atmosphère doit être corrigée des effets atmosphériques pour pouvoir déterminer la température de surface océanique. Plusieurs traitements sont alors appliqués à la mesure. Tout d'abord, pour certaines longueurs d'onde, seule l'atmosphère absorbe le rayonnement. On mesure la température de brillance pour différentes longueurs d'onde. L'écart entre les températures de brillance observées par les différents canaux permet alors de trouver la correction à effectuer pour obtenir la SST. Pour certains radiomètres comme les ATSR, la mesure de la température avec des angles d'incidence différents (à la verticale et avec une inclinaison de 60°) permet aussi de corriger certains biais sur la mesure de la SST. Lorsque les poussières atmosphériques sont trop nombreuses, des modèles semi-physiques représentant les radiations des aérosols troposphériques sont utilisés. Enfin, il faut détecter avec précision les zones nuageuses, car les mesures de la SST y sont peu fiables. Le plus souvent, un flag (nombre entre 0 et 3) est associé à la donnée afin de caractériser sa fiabilité.

Combiner les mesures faites par différents capteurs

Il peut être intéressant de combiner les mesures de SST effectuées par les différents capteurs afin d'utiliser au mieux les observations océaniques disponibles. La fusion des différentes

informations est un traitement complexe car les valeurs de la SST peuvent varier pour différentes raisons :

- Les résolutions spatiales d'échantillonnage différent.
- Les incertitudes sur les mesures différent, avec des biais et des variances variables.
- Les épaisseurs de la structure thermique mesurées différent (surface pour l'infra-rouge et sub-surface pour le micro-onde).
- La variabilité diurne de l'océan introduit des variations de la SST au cours de la journée non liées à la dynamique.

Le processus de combinaison des différentes mesures permet d'obtenir un plus grand nombre de données et donc plus d'observations de la SST. Cependant, des erreurs peuvent être introduites et faire apparaître des phénomènes non présents dans l'océan. Dans ce travail de thèse, on ne s'intéresse pas à la mesure de la SST en elle-même mais aux structures filamentaires présentes sur cette image (chapitre 3). Seuls les contrastes de la SST sont utilisés. On fait le choix de la précision de la mesure, et cette étude se fera avec les observations provenant d'un seul capteur (MODIS) afin de ne pas introduire de contrastes parasites. Tout comme pour les observations de la chlorophylle, on télécharge les fichiers du site de la NASA Oceancolor.

2.1.4 Observation de la hauteur de surface

Principe de l'altimétrie

Le radar altimètre, embarqué à bord d'un satellite, permet de mesurer la distance qui le sépare de la surface océanique avec une précision centimétrique. Cela permet d'en déduire la hauteur des vagues, la vitesse du vent à la surface de l'océan mais surtout dans notre cas de déduire la topographie dynamique (DT, Dynamic Topography, hauteur de l'océan). L'altimètre mesure l'époque (τ , temps que met un signal à faire un aller-retour jusqu'à la surface), dont on déduit la distance satellite-océan par la formule $h = \frac{\tau * c}{2}$ avec c la vitesse de propagation de l'onde. La topographie dynamique η est alors déduite de la connaissance de l'orbite du satellite H et de la valeur du géoïde h_g (se reporter à la figure 2.5 pour le schéma du principe de la mesure) : $\eta = H - h - h_g$.

L'orbite du satellite est déterminée par un modèle complexe de trajectographie intégrant des données GPS, laser ou Doris (réseau de balises au sol émettant un signal en direction du satellite) selon les missions. Elle est calculée par rapport à l'ellipsoïde de référence (sphère aplatie au pôle, approximant la forme de la Terre). Pour les missions les plus récentes, l'erreur résultant de ce calcul est de l'ordre du centimètre. La SSH est donc référencée par rapport à ce même ellipsoïde. La hauteur de mer est représentative de deux effets :

- La hauteur du géoïde, qui est la surface équipotentielle terrestre qui coïncide au mieux avec le niveau moyen de la surface des océans en absence de tout mouvement fluide ;

- La topographie dynamique.

En océanographie, la variable pertinente est la topographie dynamique, qui contient les informations sur la circulation océanique. Il faudrait donc soustraire la hauteur du géoïde à la SSH. Depuis les années 2000, plusieurs missions gravimétriques (CHAMP (CHALLENGING Minisatellite Payload), GRACE (Gravity Recovery And Climate Experiment)) ont cartographié le champ de gravité terrestre à basse-résolution. En 2009, la mission GOCE (Gravity field and steady-state Ocean Circulation Explorer) a été lancée pour mesurer à une résolution intermédiaire (100 km) le champ de gravité moyen et en déduire ainsi le géoïde. Ces mesures sont très récentes et ne sont donc pas encore utilisées pour calculer la topographie dynamique. On utilise alors à la place du géoïde une hauteur moyenne océanique lors du calcul de la topographie dynamique.

Plusieurs altimètres ont été lancés depuis 1986 afin d'observer la dynamique océanique (voir le récapitulatif figure 2.4). Le dernier radar, AltiKa, a été lancé en février 2013 et les données sont exploitables depuis le mois de juillet 2013. Cependant, ce nouveau satellite devrait fournir des informations très intéressantes sur la topographie océanique car il est innovant par rapport aux missions altimétriques précédentes. Il est capable de mesurer à une meilleure résolution verticale et horizontale la surface océanique grâce à un altimètre haute fréquence (en bande Ka large bande, 35.75 GHz - 500MHz). On peut ainsi espérer une amélioration de la précision des mesures pour une meilleure observation des glaces, des zones côtières, des étendues d'eaux continentales ainsi que de la hauteur des vagues.

Les différentes données altimétriques

- Traitement des données altimétriques

Les données altimétriques subissent différents traitements (*Pujol, 2006; Larnicol et al., 2002*). Le niveau de traitement du produit final va dépendre de l'utilisateur.

- Etape 0 : la mesure de l'impulsion électrique donne différentes informations (hauteur de mer, hauteur des vagues, force du vent à la surface de l'océan).
- Etape 1 : l'information utile est retirée par retracking, la forme de l'écho est analysée pour estimer les paramètres utiles ;
- Etape 2 : les données et les informations utiles permettent d'effectuer une correction du produit ; Deux types de corrections sont appliquées : les corrections liées à l'instrumentation et à l'environnement, et celles qui sont propres à l'utilisateur et à l'intérêt qu'il porte à la donnée (corrections géophysiques) ;
- Etape 3 : le produit exploitable est colocalisé (une interpolation sur un point théorique est effectuée) ; Une intercalibration est effectuée entre les différentes missions et on finit par un filtre pour enlever le bruit blanc HF et suréchantillonner pour récupérer environ un point environ tous les 10 km ;
- Etape 4 : on construit des produits cartographiés par analyse objective.

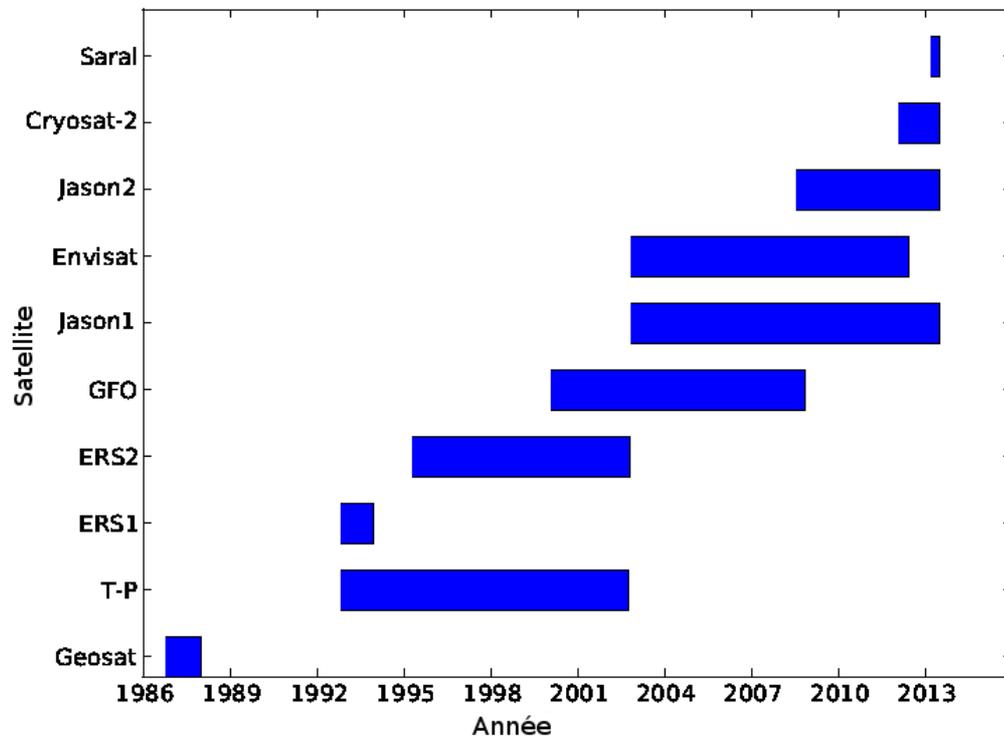


FIGURE 2.4 – Missions altimétriques dédiées à la mesure de la topographie dynamique

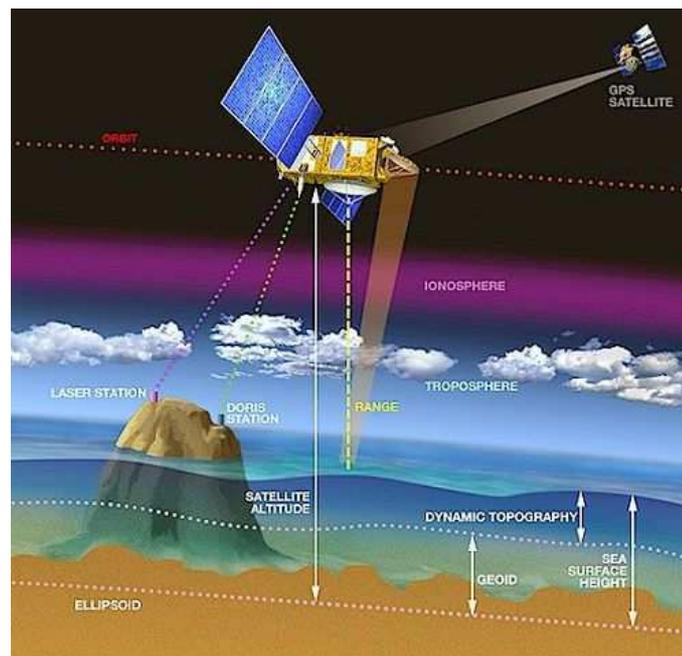


FIGURE 2.5 – Principe de la mesure altimétrique

- Les produits dynamiques

Plusieurs variables sont utiles aux océanographes, comme la topographie dynamique ou l'anomalie de surface (SLA, Sea Level Anomaly, variations de la hauteur de mer par rapport à une surface absolue, laquelle est approximée par la SSH moyenne sur plusieurs années). Deux types de produits existent pour ces mesures : les mesures le long des traces des satellites, et les produits sous forme de grille, qui sont des interpolations entre les mesures des différents satellites sur une période de 20 jours. Ces derniers sont produits une fois tous les sept jours. Par ailleurs, à partir des produits cartographiés de SSH, on peut calculer la vitesse géostrophique grâce à l'hypothèse géostrophique (section 1.1).

On peut réécrire l'équation 1.13 de la vitesse géostrophique de la façon suivante :

$$\begin{cases} f v_g = g \frac{\partial SSH}{\partial x} \\ f u_g = -g \frac{\partial SSH}{\partial y} \end{cases} \quad (2.3)$$

Dans cette étude, on utilise les cartes de SSH et de vitesses géostrophiques fournies par AVISO (CNES, www.avisio.oceanobs.com). La résolution spatio-temporelle des cartes de la SSH ou de la vitesse altimétrique dépend du nombre de satellites altimétriques opérationnels (*Le Traon and Dibarboure, 1999*). Ainsi, l'utilisation d'au moins deux satellites est nécessaire pour représenter les grandes structures à mésoéchelle (l'ordre de grandeur de la taille des phénomènes est supérieure à 75 km) lors de la construction des cartes de la SSH. Un troisième satellite doit être utilisé pour avoir une estimation correcte de la vitesse géostrophique à large et mésoéchelle. Quatre satellites sont nécessaires pour avoir une bonne estimation dynamique de la mésoéchelle pour les structures océaniques plus petites (de l'ordre de 30 km) (*Pascual et al., 2005, 2006*). Les échelles plus petites comme la sous-mésoéchelle, ne peut être observées avec les satellites altimétriques actuels (*Chavanne and Klein, 2010*). Les missions futures comme la mission SWOT présentée à la fin de cette section, permettront d'accéder aux échelles plus fines.

Les différentes corrections

Il est nécessaire d'appliquer plusieurs corrections à la mesure altimétrique, afin d'obtenir des données d'une grande précision.

- Les corrections environnementales

Les différentes couches atmosphériques ralentissent le signal et modifient le temps de propagation de l'onde. On distingue :

- La correction de troposphère sèche : elle est due à la présence de gaz secs. On corrige l'erreur grâce à la pression atmosphérique déterminée par les modèles ;
- La correction de troposphère humide : la vapeur d'eau présente dans l'air ralentit l'onde radar, on la corrige grâce au radiomètre embarqué. Cependant les mesures à la côte restent insuffisamment corrigées ;
- La correction de réfraction ionosphérique : l'onde radar est perturbée par la traversée de l'ionosphère. On utilise pour la corriger soit un modèle statistique de cette couche

atmosphérique, soit deux mesures de distances altimétriques à deux fréquences différentes ;

- Biais d'état de mer : le signal retour est déformé par la surface inclinée des vagues.

- Les corrections instrumentales

La précision de la mesure altimétrique dépend de la fiabilité même des instruments.

- Le dépointage représente l'erreur commise sur la direction de l'observation ;
- La correction de l'effet Doppler tient compte du déplacement du satellite pendant la mesure ;
- La correction du OUS (Oscillateur Ultra Stable) tient compte de la dérive des instruments ;
- La calibration interne tient compte du temps de transit des données à l'intérieur de l'antenne.

- Les corrections géophysiques

Certains autres phénomènes physiques contribuent à la mesure de la SSH. Il est alors nécessaire de soustraire les effets de ces phénomènes aux données. Il sont au nombre de trois :

- Les marées : on peut les distinguer en trois catégories. La marée océanique est le déplacement de masses d'eau dû à l'attraction des astres, la marée terrestre est la déformation de la croûte terrestre, due principalement aux forces gravitationnelles de la lune et du soleil et la marée polaire est causée par le mouvement de rotation aux pôles ;
- L'effet de charge : déformation de la terre due au poids qu'elle supporte, elle varie avec la marée océanique ;
- L'effet barométrique de l'atmosphère : lié à la dynamique de l'atmosphère.

2.1.5 La nouvelle génération de mesure altimétrique : SWOT

Le projet SWOT a pour objectif de mesurer la SSH à haute résolution sur une fauchée à large bande (*Fu and Ferrari, 2008*). Le lancement du satellite est prévu pour 2019-2020.

Le principe de la mesure repose sur l'interférométrie radar (voir figure 2.6). Deux antennes radar à synthèse d'ouverture (SAR) sont montées de part et d'autre d'un mat de 10 m de long. Chaque antenne observe une zone de 60 km de large avec un angle de 4°. Les antennes reçoivent alors simultanément la réflexion du signal sur la surface océanique. La différence de phase entre les deux signaux permet alors d'accéder à la mesure de la hauteur de surface océanique. Entre les deux zones de mesure, une trace de 20 km de large ne peut être

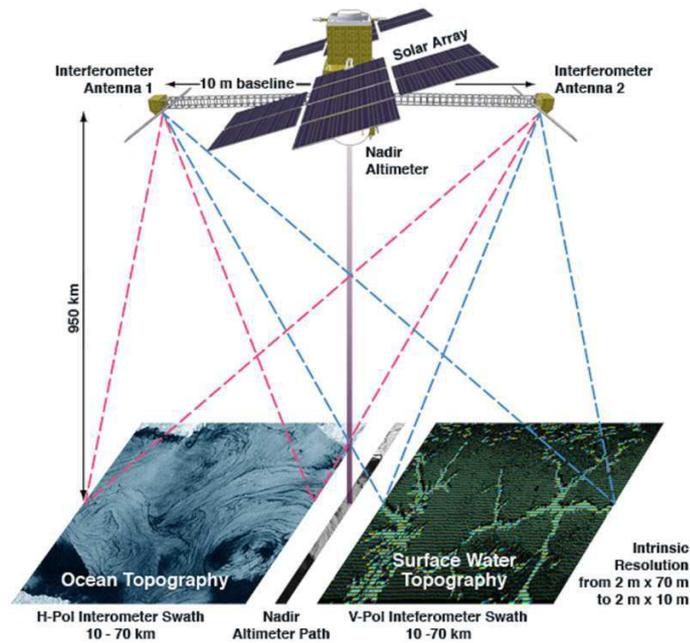


FIGURE 2.6 – Configuration du satellite altimétrique large fauchée SWOT

mesurée par l'interférométrie. Un radar altimétrique classique sera alors utilisé au nadir pour effectuer les mesures. La résolution intrinsèque du SAR est de l'ordre de quelques mètres, mais pour réduire le bruit de la mesure, les mesures sont moyennées sur des carrés de 0.5 à 1 km de côté. Les observations SWOT permettront d'avoir une résolution de grille de l'ordre de 0.5 à 1 km selon les régions. Il sera alors possible d'observer la dynamique à sous-mésoéchelle. Les perspectives de l'assimilation d'images liées au projet SWOT sont détaillées dans le chapitre 9.

2.2 Les observations in-situ

Les observations in-situ donnent accès à des mesures directes de l'océan, contrairement aux mesures satellites qui nécessitent de nombreux traitements intermédiaires pour convertir le signal en information physique, et enlever le bruit dû à la traversée de l'atmosphère. Outre leur intérêt propre, ces informations peuvent donc être utilisées pour initialiser, calibrer et valider les modèles et les observations satellites. Contrairement aux satellites, les données in-situ fournissent des mesures partielles de l'océan, mais apportent des informations à différentes profondeurs océaniques. Les données in-situ et satellites sont donc complémentaires. Il existe de nombreuses techniques pour mesurer les variables physiques (température, salinité, hauteur océanique, courants) et biogéochimiques dans l'océan ; le choix de l'instrument et de la plateforme dépend alors de l'étude et de la résolution spatiale et temporelle désirée. Le graphique 2.7 résume les caractéristiques des échantillonnages spatiaux et temporels des différents instruments. On constate alors que la résolution spatio-temporelle des satellites est très bonne. Les différentes échelles, de la sous-mésoéchelle jusqu'aux échelles climatiques peuvent être observées, mais seulement à la surface de l'océan. Les flotteurs lagrangiens permettent un échantillonnage en 3D des phénomènes océaniques

mais seulement à méso et large échelle. Dans certaines régions, les radars, gliders et navires océanographiques peuvent fournir des informations à plus fine échelle.

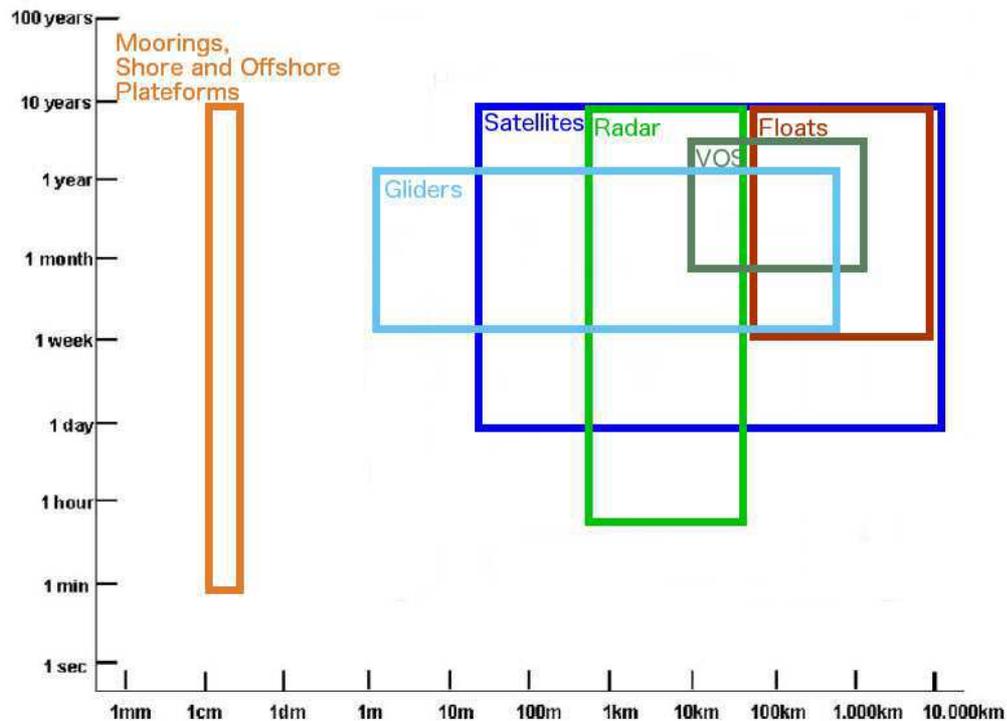


FIGURE 2.7 – Couverture spatiale (2D) et temporelle de différents instruments de mesures océaniques. Le graphique est tiré de *Send* (2006) et *Dickey* (2003).

Cette section récapitule brièvement les principaux systèmes de mesures utilisés de nos jours.

2.2.1 Les flotteurs lagrangiens

Les flotteurs profileurs

Ces plateformes suivent de façon passive le courant horizontal à l'intérieur de l'océan (*Davis*, 1991). Les flotteurs mesurent la température, la salinité et le courant à environ 1000 m de profondeur et sur des profils verticaux de la surface à 2000 m. Le bas coût de la plateforme, par rapport à d'autres méthodes de mesure in situ, a permis son développement dans le programme ARGO (<http://www.argo.net/>). De nos jours, les flotteurs de types ARGO sont les plus fréquemment déployés. Le réseau est constitué de plus de 3000 flotteurs, et c'est donc ce type de flotteur qui sera décrit dans la suite.

Les flotteurs ARGO effectuent aussi des profils verticaux entre 2000 m et la surface tous les dix jours, lorsqu'ils remontent pour envoyer les mesures effectuées vers la terre grâce aux satellites. Ce réseau a été développé afin d'échantillonner la structure thermohaline de l'océan global, à l'échelle synoptique et en 3D. Les profileurs permettent alors de mesurer la température et la salinité dans l'océan pratiquement en temps réel.

Les données ARGO peuvent aussi être utilisées pour compléter les observations altimétriques en fournissant des informations additionnelles sur la variations de la SSH. En effet, à la section précédente, on a vu que l'altimétrie fournit une bonne estimation de la SSH mais ne peut différentier la part des effets stériques, de la SSH moyenne relative au géoïde, de la contribution température, salinité, et de la distribution verticale de la hauteur dynamique. Les flotteurs ARGO permettent alors de fournir ces informations.

Ce réseau fournit un échantillonnage global et des profils verticaux des températures, salinités et courants dans l'océan. Toutefois, certaines zones sont difficiles d'accès par les flotteurs lagrangiens à causes de fortes divergences du courant ou de la présence de détroits. Elles ne peuvent donc pas être étudiées par ces instruments.

Les flotteurs de surface

Ces instruments mesurent le courant et la température à 15 m de profondeur (*Nilers et al.*, 1995). Certains sont aussi équipés de capteurs de pression atmosphérique. Ces mesures sont très utiles à la calibration des mesures satellites de la SST. Elles peuvent aussi servir à calculer la circulation géostrophique de surface en retirant la composante d'Ekman de la vitesse. On retrouve les mêmes avantages et inconvénients que pour les flotteurs profileurs à la différence près qu'ils ne mesurent pas de profil océanique et que la majorité des flotteurs surfaces ne sont pas encore équipés de capteurs de salinité.

2.2.2 Les mesures par bateaux

Historiquement, ce sont les expéditions maritimes qui ont fourni les premières observations océaniques. Initialement, l'objectif des missions maritimes était de cartographier l'océan. Les mesures des propriétés de l'océan débutent en 1872 avec l'expédition britannique Challenger et ses 400 stations de mesures réparties dans les océans Atlantique, Pacifique et Indien. De nos jours, les navires océanographiques sont toujours utilisés pour effectuer des mesures physiques et biogéochimiques de l'océan sur des régions identifiées. Les navires d'opportunité permettent aussi de fournir des observations de l'océan le long des routes commerciales.

Les bateaux de recherche océanographique

Ce dispositif est mis en place lors de l'étude de phénomènes océaniques spécifiques et pour des objectifs de recherche. Il est très coûteux et n'est donc pas adapté à l'observation de l'océan de manière globale ou fréquente.

Il permet notamment de mesurer à fine échelle des profils de température grâce aux XBTs (eXpandable Bathy Thermographs). Un thermosalinographe et un ADCP peuvent être installés dans la coque du bateau afin de recueillir la SST, la SSS (Sea surface Salinity, salinité de surface), et les courants de surface le long de la trace du bateau. Il est aussi possible de prélever des échantillons de masses d'eau à différentes profondeurs grâce à une rosette pour analyser la composition biogéochimique. Lorsque la rosette plonge à une profondeur choisie, des capteurs installés sur la plateforme mesurent des profils de la température, la salinité, le courant, l'oxygène et la fluorescence.

Les navires de recherche sont très coûteux mais permettent de récolter des données à fine échelle dans des zones peu observées.

Les navires d'opportunité

Certains bateaux commerciaux acceptent d'embarquer des instruments de mesures océaniques à bord. Comme sur les bateaux de recherche, un thermosalinographe et un ADCP sont installés dans la coque pour mesurer les paramètres physiques de la surface le long de la route du bateau. Quelques navires sont aussi équipés de lanceurs automatiques de XBTs afin de recueillir des profils de température.

Les bateaux d'opportunité permettent d'obtenir des mesures sur des transects à haute résolution et avec une répétitivité correcte. Cependant, l'échantillonnage est limité aux routes commerciales et majoritairement à la mesure des couche de surface.

2.2.3 Les mouillages et les plateformes fixes

Pour certaines études, il est important d'avoir un très bon échantillonnage temporel. Un mouillage permet alors de mesurer à très haute fréquence (jusque quelques minutes) des paramètres physiques (comme la température, la salinité et le courant) et biogéochimiques (comme la chlorophylle et l'oxygène), et ce à différentes profondeurs le long du mouillage. Les bouées sont installées à des endroits critiques, sièges de phénomènes océaniques particuliers ou représentatifs de la zone. Plusieurs bouées peuvent être mouillées dans une même zone afin de couvrir un plus grand domaine.

Le réseau TAO/TRITON (Tropical Atmosphere Ocean/Triangle Trans-Océans buoy Network) est le plus grand réseau de mouillage créé. Il consiste en un réseau de 69 mouillages le long du rail équatorial du Pacifique (entre 8°N et 8°S). Il a été conçu pour étudier et prévoir les oscillations ENSO (El Niño Southern Oscillation) qui sont contrôlées en partie par la propagation d'ondes équatoriales à grandes échelles dans le bassin de l'océan Pacifique tropical. Un réseau plus récent est le réseau PIRATA constitué de 17 bouées entre le Brésil et le Golfe de Guinée. Il a été conçu pour mesurer les variations saisonnières et inter-annuelles de la thermocline et étudier le couplage océan-atmosphère de l'océan Atlantique tropical. Le réseau RAMA (Research Moored Array for African-Asian-Australian Monsoon Analysis and Prediction) est en cours de développement dans l'océan. A terme, 44 bouées seront installées. Ce réseau vise à étudier les phénomènes climatiques et de mousson. Le maintien long terme de ce type de réseau est important, mais coûteux car un bateau est nécessaire pour effectuer cet entretien. Cela peut poser problème pour le futur des réseaux de mouillages.

Malgré le coût important de construction et d'entretien des mouillages, ces plateformes fournissent donc des mesures pertinentes pour l'étude des phénomènes océaniques régionaux comme l'ENSO ou la mousson. Certaines mesures servent aussi de références et de compléments aux mesures satellites.

2.2.4 Les Gliders et les AUVs

Les Gliders et AUVs (Autonomous Underwater Vehicles) sont des véhicules autonomes, qui naviguent à l'intérieur de l'océan (*Davis et al.*, 2002). Les Gliders sont programmés et les AUVs sont pilotés pour accomplir des missions spécifiques. Les AUVs nécessitent donc un soutien logistique, ce qui n'est plus le cas des Gliders une fois qu'ils sont mis à l'eau, car ils ont entre six mois et un an d'autonomie. Ces derniers peuvent toutefois être dirigés à distance en leur communiquant toutes les quatre heures des instructions de navigation. Ces véhicules effectuent les mêmes mesures physiques que les flotteurs et récoltent en plus des informations sur les propriétés optiques et biogéochimiques. Ils sont particulièrement adaptés pour observer l'océan le long de transects peu accessibles par les flotteurs. Leur faible vitesse de navigation, les limite à l'exploration à l'échelle régionale. Cependant, leur flexibilité et leur maniabilité en font des outils très intéressants.

2.2.5 Les radars côtiers

Les installations radars ont une portée entre 50 et 150 km et peuvent mesurer le courant et la hauteur des vagues le long des côtes. La hauteur des vagues est calculée en mesurant le décalage Doppler sur l'écho diffusé par la surface de la mer. L'analyse spectrale de l'écho montre alors deux raies principales appelées « raies de Bragg ». Le décalage de ces raies par rapport à leur position théorique fournit l'information sur le courant.

Les radars côtiers nous permettent donc d'accéder localement au courant de surface à haute résolution (2 - 3 km) et à haute fréquence (de l'ordre d'une mesure par heure). Ces instruments sont très utiles en domaine littoral car cela permet d'améliorer les prédictions de courants faites par l'altimétrie. Toutefois, ces mesures restent très limitées dans l'espace et ne sont pas encore très développées sur le domaine côtier.

2.3 Conclusion

L'océan est de mieux en mieux observé grâce aux mesures in-situ et aux instruments embarqués sur les satellites. Ces deux types d'observation nous donnent accès à des données complémentaires et permettent ainsi d'obtenir une bonne connaissance de l'océan à moyenne échelle.

Depuis peu, les petites échelles océaniques ont pu être observées à la surface grâce aux satellites. Ainsi, des images de chlorophylle et de SST sont disponibles à des résolutions inférieures au kilomètre et mettent en évidence des structures dynamiques à sous-mésoséchelle. Ces images traceurs peuvent alors être utilisées pour compléter les estimations de la dynamique à méso et large échelle effectuée par l'altimétrie. On explore alors dans ce travail une méthode permettant d'exploiter la complémentarité des observations à haute résolution des traceurs et des observations altimétriques à moyenne résolution de la dynamique. Plus précisément, dans la suite, on corrige l'estimation de la dynamique faite par l'altimétrie grâce aux observations des traceurs chlorophylle et SST à haute-résolution. La partie suivante détaille les outils mises en place pour utiliser conjointement les observations altimétriques et les observations des traceurs afin de contrôler la dynamique océanique.

Deuxième partie

Outils et méthodes développés

Chapitre 3

Les images de la dynamique et leur caractéristique

Contents

3.1	Introduction	48
3.2	Les structures Lagrangiennes Cohérentes	48
3.2.1	Les variétés instables	48
3.2.2	Finite-Time Lyapunov Exponent, les FTLE	49
3.2.3	Finite-Size Lyapunov Exponent, les FSLE	50
	Définition des Exposants de Lyapunov	50
	Calcul pratique des FSLE	50
	Lien avec les traceurs	51
3.3	Les structures dynamiques contenues dans les traceurs	53
3.3.1	Les techniques d'extraction de filaments	53
3.3.2	La méthode du gradient	53
3.4	Similitudes entre le FSLE et le traceur	54
3.4.1	Mesurer la qualité de l'image	54
3.4.2	L'hypothèse de traceur passivité	56
3.5	Conclusion	57

3.1 Introduction

Dans le chapitre 2, on a étudié la diversité et la complémentarité des observations de la surface océanique. On dispose notamment de deux types d'observations : d'une part les mesures de la SSH (et les vitesses géostrophiques correspondantes) à mésoéchelle provenant de l'altimétrie, d'autre part les images de la SST et de la chlorophylle à haute résolution provenant des capteurs satellites du visible et de l'infra-rouge. Cette étude vise à utiliser conjointement ces deux types d'observation. Plus précisément, on cherche l'estimation optimale de la dynamique grâce à l'information image traceur et l'information du flot dynamique. Pour ce faire, on mesure la distance entre ces deux quantités. Or, comparer un champ de vitesse avec une image traceur n'est pas chose aisée car ces deux variables ont des significations physiques très différentes. Une variable intermédiaire est définie afin d'établir un dialogue entre l'image traceur et les vecteurs vitesses. Des études récentes ont démontré l'efficacité des outils lagrangiens pour rapprocher les propriétés turbulentes du flot des structures filamenteuses des traceurs. Parmi ces outils, les champs de FTLE (Finite-Time Lyapunov Exponents) et de FSLE (Finite-Size Lyapunov Exponents) identifient les variétés stables et instables du fluide.

On construit alors une image de la dynamique grâce aux FSLE ou FTLE, que l'on peut comparer avec les structures frontales présentes dans l'image du traceur. On peut alors mesurer l'écart entre l'image du flot dynamique (le FSLE ou le FTLE) et l'image structure des traceurs. Pour comparer des variables similaires, on construit une image de la dynamique grâce aux structures lagrangiennes cohérentes. On peut alors mesurer l'écart entre l'image du flot dynamique et l'image structure des traceurs.

Ce chapitre a pour but de détailler les stratégies choisies pour identifier une image du flot dynamique (section 3.2) et une image représentant les structures présentes dans le traceur (section 3.3). La section 3.4 évoque l'écart intrinsèque entre ces deux images, dues au fait qu'elles ne représentent pas tout à fait les mêmes phénomènes.

3.2 Les structures Lagrangiennes Cohérentes

3.2.1 Les variétés instables

Le transport des traceurs dans un fluide est fortement dépendant de la topologie des *structures cohérentes* du fluide (appelées *Lagrangian Coherent Structure, LCS*, *Haller and Yuan* (2000)). Ces structures agissent comme des barrières de transport et délimitent des régions de tourbillons, étirement ou contraction du traceur. Les définitions et les études de ces structures sont nombreuses depuis quelques années (*Wiggins*, 2005; *Mancho et al.*, 2004). En supposant un champ de vitesse stationnaire, on peut détecter les points hyperboliques du flot (intersections entre les régions de convergence et de divergence) en regardant les vitesses. *Haller* (2011) a défini des critères quantitatifs et robustes pour déterminer ces points hyperboliques. En pratiques, ils sont souvent déterminés en étudiant les lignes de maximum de FTLE ou FSLE (*Haller*, 2001b; *Shadden et al.*, 2005; *Mathur et al.*, 2007). Ces points sont particulièrement importants pour la formation de structures filamenteuses. Effectivement, comme le montre *Lehahn et al.* (2007), un traceur passif positionné proche du point hyperbolique est contracté dans la direction de convergence (ce qui correspond

à la variété stable du point), et est étiré le long de la direction de divergence (variété instable). Le traceur s'approche du point hyperbolique en s'alignant le long de la ligne de divergence sans la traverser, les variétés instables des points hyperboliques agissent alors comme des barrières de transport et contrôlent la formation des fronts (voir figure 3.1).

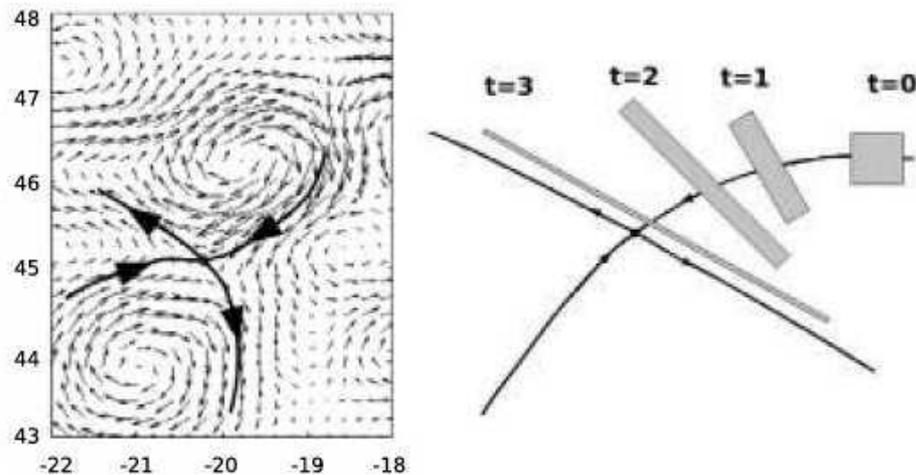


FIGURE 3.1 – Variété stable et instable sur la figure de gauche, étirement d'un traceur passif par la variété instable sur la figure de droite. Image extraite de *Lehahn et al.* (2007).

Dans le cadre d'un champ de vitesse non stationnaire, la détermination des barrières de transport est possible si la vitesse de propagation des structures tourbillonnaires est inférieure aux vitesses présentes dans le tourbillon. Cela est le cas dans la dynamique océanique et on peut détecter les barrières de transport grâce aux LCS. Au fur et à mesure que la variété évolue, le traceur est étiré et transporté. Dans un cadre instationnaire, le mouvement de la variété instable permet l'intrusion de traceurs dans d'autres régions et contrôle ainsi l'échange et le mélange.

Les FTLE (Finite-Time Lyapunov Exponents) ou FSLE (Finite-Size Lyapunov Exponents) sont souvent utilisés pour déterminer les LCS. Ces outils commencent à être largement utilisés par la communauté des géosciences, parce qu'ils sont très adaptés pour des problèmes de dimension finie comme c'est le cas pour l'étude de données discrétisées et sur un domaine fini. D'Ovidio & al se sert notamment de ces outils afin d'étudier les mécanismes dynamiques qui impactent la présence et le comportement de différents organismes marins. Il a ainsi utilisé les FSLE afin d'étudier les interactions entre la dynamique et la biogéochimie, et a pu montrer que les différentes espèces de phytoplancton s'organisent selon des motifs façonnés par les filaments à sous-mésoéchelle (*d'Ovidio et al.*, 2010). On a choisi pour cette étude de travailler avec les FSLE, dans la continuité scientifique des recherches publiées par *d'Ovidio et al.* (2004), *d'Ovidio et al.* (2009), *Lehahn et al.* (2007).

3.2.2 Finite-Time Lyapunov Exponent, les FTLE

Une étude préliminaire a été effectuée dans *Titau et al.* (2011) sur l'exploitation du FTLE et FTLV (Finite-Time Lyapunov Vector) pour l'assimilation de données images. Une étude

de l'inversion d'images est menée grâce à une configuration idéalisée à haute résolution couplé physique biogéochimie d'un petit domaine dans l'océan Atlantique Nord (*Krémeur et al.*, 2009). La stratégie d'assimilation des données images est alors présentée. La partie observée de la fonction coût peut être définie de deux façons : soit on mesure la distance entre l'image FTLE et les structures filamentaires visibles sur l'image traceur (la norme du gradient du traceur), soit on mesure la distance entre les FTLV et le gradient de l'image traceur. Une étude de sensibilité de la fonction coût montre alors la pertinence de l'utilisation des FTLE et des FTLV pour l'assimilation d'image. Ce travail précurseur a permis de poser les bases de l'assimilation de données images dans les modèles numériques pour le contrôle de la dynamique. On a choisi de reprendre une stratégie similaire pour l'inversion des données images en utilisant comme outil lagrangien le FSLE à la place du FTLE. Ce choix est motivé par les travaux de *d'Ovidio et al.* (2009), *Lehahn et al.* (2007), qui montre une très bonne adéquation entre les FSLE et les structures dynamiques visibles sur les traceurs chlorophylle et SST.

3.2.3 Finite-Size Lyapunov Exponent, les FSLE

Définition des Exposants de Lyapunov

Le concept d'exposant de Lyapunov a été introduit par Aleksandr Lyapunov. Le coefficient de Lyapunov mesure le taux de séparation de trajectoires initialement proches. Deux particules initialement séparées d'une distance infinitésimale $|\delta_0|$ sont supposées diverger de façon exponentielle et seront donc distantes de $|\delta x(t)| \approx e^{\lambda t} |\delta_0|$ au bout d'un temps t . L'exposant de Lyapunov est défini comme le taux exponentiel de séparation des particules, moyenné sur un temps infini. Dans des cas réalistes comme dans l'océan, il n'est pas possible d'intégrer les trajectoires sur un temps infini. La notion d'exposants de Lyapunov de taille finie, les FTLE et les FSLE ont alors été introduites. Le FSLE mesure l'inverse du temps mis par les particules pour être séparées d'une distance fixe δ_f . Le FTLE est aussi un inverse du temps mais il varie en fonction de la distance finale entre les particules qui ont été advectées pendant un temps fixé au préalable. On détaille dans la section suivante le calcul pratique du FSLE, qui est la quantité utilisée pour notre étude.

Calcul pratique des FSLE

Soit $x(t)$ la position d'une particule lagrangienne. Cette particule se situe en \mathbf{x}_0 à $t = t_0$. Elle est advectée par un fluide de vitesse $\mathbf{u}(\mathbf{x}, \mathbf{t})$ (la vitesse varie avec le temps) pendant une durée maximale de T (entre t_0 et $T_0 + T$), sur le domaine Ω . On note aussi $\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}(t; \mathbf{x}_0, \mathbf{t}_0)$ la position de la particule au temps t ($t \in [t_0, t_0 + T]$), qui était à la position initiale \mathbf{x}_0 au temps t_0 et a été advectée par la vitesse $\mathbf{u}(\mathbf{x}, \mathbf{t})$. On a alors le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{D\mathbf{x}(t)}{Dt} = \mathbf{u}(\mathbf{x}(t), t), \\ \mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0 \end{cases} \quad (3.1)$$

avec $\frac{D}{Dt} = \frac{\partial}{\partial t} + (\mathbf{u} \cdot \nabla)$ la dérivée lagrangienne.

On perturbe légèrement l'état \mathbf{x} d'un facteur $\delta\mathbf{x}(\mathbf{t})$, l'état initial \mathbf{x}_0 est perturbé de δ_0 . On

peut alors écrire pour $t \in [t_0, t_0 + T]$:

$$\begin{cases} \frac{D\delta\mathbf{x}(t)}{Dt} = \nabla\mathbf{u}(\mathbf{x}(\mathbf{t}), \mathbf{t}) \cdot \delta\mathbf{x}(\mathbf{t}), \\ \delta\mathbf{x}(0) = \delta_0, \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \end{cases} \quad (3.2)$$

Le FSLE représente l'inverse du temps mis par le fluide pour s'étirer de la distance δ_0 à la distance δ_f . Pour le mesurer, on calcule alors le tenseur de Cauchy-Green avec les différentes particules :

$$\Delta = \left[\nabla\Phi_{t_0}^{t_0+T}(\mathbf{x}_0) \right] * \left[\nabla\Phi_{t_0}^{t_0+T}(\mathbf{x}_0) \right] \quad (3.3)$$

Φ représente la carte du flux du système 3.1. $\Phi_{t_0}^t : \mathbf{x}_0 \mapsto \mathbf{x}(t; \mathbf{x}_0, \mathbf{t}_0)$ est la fonction qui relie la position initiale \mathbf{x}_0 à la position au temps t , $\mathbf{x}(t; \mathbf{x}_0, \mathbf{t}_0)$.

On calcule ensuite les valeurs propres du tenseur de Cauchy-Green, pour trouver les directions préférentielles d'étirement du fluide. On advecte les particules aussi longtemps que nécessaire (tout en se limitant au domaine temporel $t_0, t_0 + T$), pour qu'une des valeurs propres du tenseur de Cauchy-Green ait atteint la distance finale δ_f . Le FSLE est donc l'inverse du temps τ pendant lequel les particules ont été advectées pour être distantes de δ_f . Plus précisément, le FSLE vaut $\lambda = \frac{1}{\tau} \ln\left(\frac{\delta_0}{\delta_f}\right)$ lorsque la distance δ_f d'éloignement des particules est atteinte.

Comme on se limite à un domaine temporel fini, il arrive que les particules n'atteignent jamais la distance finale δ_f . Dans ce cas, le FSLE prend la valeur minimale possible, c'est à dire $\lambda = \frac{1}{T} \ln\left(\frac{\delta_0}{\delta_f}\right)$ avec T la période maximale pendant laquelle les particules peuvent être advectées.

Lien avec les traceurs

Les FSLE sont des mesures lagrangiennes du transport. Ainsi, l'histoire de la vitesse impacte le calcul des trajectoires (*Hernández-Carrasco et al.*, 2011). Les FSLE permettent de reconstruire les filaments à fine échelle, qui ont été formés par la dynamique à plus large échelle. L'image FSLE calculée à partir d'un champ de vitesse à mésoéchelle contient donc les structures sous-mésoéchelles formées par la dynamique à mésoéchelle.

D'après l'équation 3.3, les FSLE représentent l'étirement du fluide. On peut donc considérer que les lignes de maximums de FSLE correspondent aux variétés instables, c'est à dire aux fronts qui séparent les particules de fluides ayant la même provenance.

On binarise l'image FSLE pour garder seulement les informations importantes à notre étude c'est-à-dire les lignes de variétés instables. L'image est binarisée simplement en ne gardant que les valeurs supérieures au seuil σ (équation 3.4).

$$\begin{cases} \lambda_{bin} = 0 \text{ if } \lambda < \sigma \\ \lambda_{bin} = 1 \text{ if } \lambda \geq \sigma \end{cases} \quad (3.4)$$

Le seuil σ est déterminé implicitement de façon à ce qu'un pourcentage p des valeurs des pixels soit supérieures à ce seuil. L'image binarisée comporte alors $p\%$ de pixels valant 1.

Dans cette étude, le pourcentage p vaut 20%. Il a été déterminé expérimentalement afin de ne garder que la part d'information utile du signal, c'est-à-dire les lignes de maximum de FSLE. Une valeur du pourcentage p trop faible ne permet pas de garder toutes les structures présentes dans l'image, et on perd de l'information. A contrario, une valeur du pourcentage p trop élevée crée des contours de structure très larges. Cela réduit alors la précision de la mesure de l'écart entre l'image FSLE et l'image traceur.

Les travaux publiés à ce sujet (*Lehahn et al.*, 2007; *d'Ovidio et al.*, 2004) montrent que les structures présentes dans les images traceurs SST et chlorophylle sont très similaires aux lignes de maximum de FSLE calculés à partir des vitesses mésoéchelles. En effet, comme nous l'avons vu sur la figure 3.1, un traceur passif est déformé par la dynamique en développant une structure frontale le long de la variété instable (vitesses convergentes). L'image du traceur présente un gradient perpendiculairement à cette structure frontale.

La figure 3.2 représente le FSLE et les traceurs SST et chlorophylle issus du modèle de processus présenté dans le chapitre 5. C'est un bon exemple de l'adéquation entre les structures filamenteuses présentes sur le traceur et les lignes de FSLE.

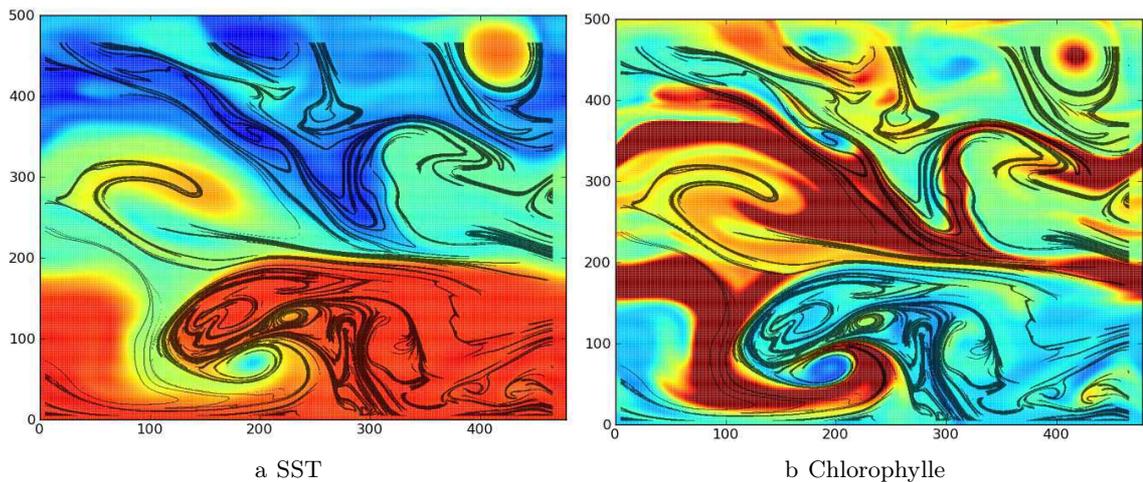


FIGURE 3.2 – Les lignes de maximum de FSLE (en noir) sont calculées à partir des vitesses provenant d'un modèle de processus et sont représentées sur l'image correspondante de la SST (figure (a)) et de la chlorophylle (figure (b)) du même modèle de processus.

3.3 Les structures dynamiques contenues dans les traceurs

Dans la section précédente (3.2.3), une image des courants dynamiques est créée en calculant les FSLE à partir des vitesses. On fait l'hypothèse pour ce travail que les lignes de maximum de FSLE correspond aux structures filamentaires présentes dans l'image traceur. Cette hypothèse est bien entendu discutable, car le traceur et le FSLE sont deux quantités physiquement différentes. On discute à la fin de cette partie de la validité de cette hypothèse, notamment à cause de la non-passivité du traceur.

On s'intéresse maintenant à l'extraction de ces filaments à partir des images de SST et de chlorophylle. Ce sujet n'a pas été investigué en détail au cours de la thèse, on se contente dans la suite de décrire de façon non exhaustive quelques méthodes d'extraction des filaments. Les techniques utilisées dans le cadre de la thèse ont été développées grâce à l'expertise des mathématiciens du Laboratoire Jean Kuntzman (LJK).

3.3.1 Les techniques d'extraction de filaments

L'extraction des structures frontales à partir d'images traceur est encore le sujet de nombreuses recherches aujourd'hui. Une grande variété de méthodes plus ou moins complexes ont été explorées depuis une vingtaine d'années pour détecter les contours présents dans les images de la surface océanique (*Oram et al.*, 2008). Les algorithmes les plus simples reposent sur le calcul du gradient du traceur (*Gerson and Gaborski*, 1977; *Holyer and Peckinpaugh*, 1989). Quelques années plus tard, la complexité des méthodes de détection de structures frontales augmentent avec l'apparition des analyses en histogramme des données traceurs par *Cayula and Cornillon* (1992). Le but est de déterminer des régions où la SST est homogène; les structures frontales sont alors les lignes séparant ces différentes régions. Les algorithmes les plus récents utilisent la décomposition en ondelettes des données (*Simhadri et al.*, 1998) afin d'extraire les structures.

Le but de notre étude n'est pas d'améliorer les algorithmes de détection de contours. En conséquence, nous avons choisi une méthode fiable et simple pour détecter les structures. La stratégie choisie et développée dans la suite est alors celle du calcul du gradient du traceur.

3.3.2 La méthode du gradient

Pour détecter les structures frontales présentes sur les images traceurs, on calcule la norme du gradient du traceur. Cette quantité est ensuite binarisée pour être comparée avec l'image FSLE, elle aussi binarisée. Comme stipulé sur l'équation 3.4, on garde dans l'image 20% des données. Ce pourcentage permet en effet de ne garder comme valeur à 1 que les filaments correspondant aux gradients les plus élevés. Il a été déterminé expérimentalement.

Cependant, cette technique un peu rudimentaire ne donne pas de bons résultats avec les observations car les images sont bruitées. En partenariat avec le LJK, plusieurs algorithmes ont été créés pour extraire le plus proprement possible les structures frontales :

- La méthode de type 0 est la méthode la plus basique. La norme du gradient du

traceur est calculée puis cette quantité est binarisée ;

- La méthode de type 1 permet de supprimer le bruit et les petites structures qui ne représentent pas une structure frontale ;
- La méthode de type 2 est une amélioration de la méthode précédente. Le bruit est supprimé puis, pour privilégier la continuité des structures, les filaments qui sont détectés partiellement sont reconstitués. Le LJK a apporté son expertise pour le code de la reconstruction des filaments.

Le tableau 3.1 récapitule les trois techniques de binarisation de l'image traceur utilisées dans cette étude.

Le choix de la méthode de détection de contours dépend du cas test étudié et de la qualité de l'image.

Une méthode de type 4 a été implantée pour traiter les images où de très forts gradients côtoient des zones de faibles gradients. Cela permet de représenter les structures filamenteuses issues des zones de faibles gradients aussi bien que celles dans les zones de forts gradients. Cette méthode n'a cependant pas été testée lors des inversions présentées dans la suite.

3.4 Similitudes entre le FSLE et le traceur

Les structures présentes sur les traceurs et le FSLE présentent plus ou moins de similarités selon les cas. Tout d'abord, il est important de vérifier que la dynamique permet la création de filaments car si de tels filaments n'existent pas, la détection de structures filamenteuses ne donnera pas de bons résultats. Dans une zone suffisamment turbulente pour avoir une activité filamentaire, la similarité entre le FSLE et le traceur dépend de la qualité de l'extraction des structures filamenteuses sur le traceur mais aussi de la situation dynamique et biogéochimique de la région, qui peut mettre en défaut l'hypothèse de passivité du traceur.

3.4.1 Mesurer la qualité de l'image

L'extraction des filaments formés par la dynamique dans l'image du traceur est une tâche compliquée, à cause du bruit d'observation et de la non-passivité du traceur (cette hypothèse est discutée dans le paragraphe suivant). La détection des structures frontales du traceur repose sur l'existence d'un fort gradient. Dans une zone homogène pour un traceur donné, les gradients peuvent être faibles et peu représentatifs de la structure. Il est alors difficile d'extraire les fronts et d'obtenir l'image représentant des long filaments continus que l'œil perçoit.

Il est nécessaire de trouver des critères objectifs, pour déterminer la qualité de l'image, et la confiance que l'on peut accorder à l'extraction des filaments. Pour ce faire, deux outils simples peuvent être utilisés. Tout d'abord, on peut mesurer la variance spatiale du gradient du traceur. Lorsque la variance du gradient de l'image est élevée, alors les contours sont

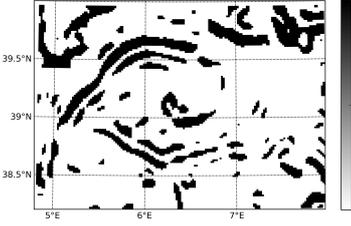
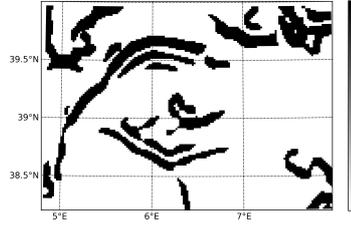
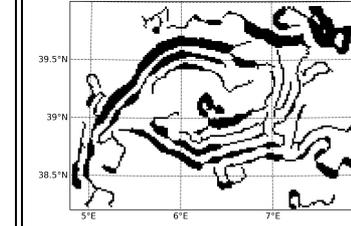
Type 0	Type 1	Type 2
<ul style="list-style-type: none"> • Trouver le seuil de binarisation afin de ne garder que 20% des valeurs à 1 • Binariser grâce à ce seuil 	<ul style="list-style-type: none"> • Trouver le seuil de binarisation et binariser • Eliminer les petites zones détectées • Compléter avec les gradients maximum aux alentours des pixels valant 1, pour avoir de nouveau 20% des valeurs égales à 1 	<ul style="list-style-type: none"> • Sélectionner les pixels dont les gradients sont des minimum locaux • Eliminer les zones trop petites • Si moins de 20% des pixels valent 1, explorer les environs des pixels valant 1 pour compléter la sélection de pixels • Dans le cas contraire, ne garder que les valeurs les plus importantes • Eliminer les petites zones et compléter avec les pixels environnants appropriés
		

TABLE 3.1 – Les méthodes utilisées pour les différents algorithmes de détection de contours

propres et bien marqués, sans bruits parasites. Au contraire, si l'image présente beaucoup de bruit, il va y avoir de nombreuses détections de petits gradients dispersés. Ces gradients seront de faible amplitude et leur variance sera petite. Une image bruitée et de mauvaise qualité correspond à une variance du gradient faible, alors que dans le cas de contours nets et faciles à détecter, la variance du gradient de l'image sera élevée.

Un autre critère utile est la longueur des filaments. Plus les filaments détectés sont longs, meilleure est la continuité de la structure frontale. Lorsque les filaments sont suffisamment longs, il est alors aisé de détecter la structure frontale sur l'image traceur binarisée. On peut alors instaurer un critère de fiabilité reposant sur la longueur moyenne des filaments ainsi que sur la variance des longueurs.

Pour cette étude, la confiance accordée à l'image est jugée de façon subjective en regardant ces deux critères et la cohérence de la structure obtenue sur l'image binarisée. Cependant dans un but d'automatisation du procédé, il faut pouvoir accorder une note de fiabilité de l'image grâce à la variance et/ou à la longueur des filaments. Il faut alors mettre en place une méthode d'apprentissage sur un grand échantillon de traceur afin de déterminer la qualité des images obtenues. Le but de cette méthode est de trouver des seuils maximum et minimum pour estimer la qualité des images. La méthode d'apprentissage pourrait se faire de la manière suivante :

1. On choisit un lot d'images et on détermine si elles sont de bonne qualité ou non pour notre problème. On les classe alors en deux catégories : A l'ensemble des bonnes images, B l'ensemble des mauvaises.
2. On calcule séparément un des indices comme par exemple la moyenne de la longueur des filaments sur A et sur B pour obtenir les moyennes m_A et m_B (logiquement, $m_B < m_A$).
3. Pour estimer automatiquement l'indice de qualité d'une image, on calcule la longueur moyenne des filaments détectés dans cette nouvelle image (m_I), et on regarde si cette longueur moyenne est plus proche de la moyenne de A ou de celle de B. On peut ensuite définir un indice normalisé :

- Si $m_I > m_A$ (longs filaments) alors $indice = 1$ (bonne qualité)
- Si $m_I < m_B$ (filaments courts) alors $indice = 0$ (mauvaise qualité)
- Sinon $indice = \frac{(m_I - m_B)}{(m_A - m_B)}$

La méthode d'apprentissage nous donne alors une formule possible de calcul d'indice de qualité de l'image compris entre 0 et 1 :

$$indice = \max\left(m_B, \frac{\min(m_A, m_I) - m_B}{(m_A - m_B)}\right) \quad (3.5)$$

3.4.2 L'hypothèse de traceur passivité

Lorsque l'on compare les filaments extraits de l'image traceur avec les FSLE calculés en advectant en remontant le temps, on fait deux hypothèses. La première et non des moindres

est la passivité du traceur. Cette hypothèse est assez valable pour la SST, si la dynamique est suffisamment rapide pour ne pas voir les effets de la diffusion.

Cela est déjà plus contestable dans le cas du phytoplancton, comme nous l'avons vu dans le chapitre 1, car la concentration en chlorophylle dépend aussi de l'apport en nutriments et en lumière.

Les temps caractéristiques des réactions de production et de dégénérescence du phytoplancton sont du même ordre de grandeur que le temps caractéristique de la dynamique à sous-mésoéchelle (*Mahadevan et al.*, 2008). Cela peut alors fortement remettre en cause l'hypothèse de passivité de la chlorophylle. Cela sera alors discuté dans les différents chapitres de l'inversion des traceurs (chapitres 6, 7, 8). Par exemple, les blooms épisodiques de chlorophylle peuvent localement générer un fort gradient du traceur sans pour autant correspondre à une zone de barrière de transport.

Lorsque la dynamique est peu énergétique, l'advection des traceurs est plus lente que lors de phénomènes énergétiques. La diffusion des traceurs peut alors prendre de l'importance par rapport à l'advection et brouiller la signature dynamique. La similarité FSLE-traceur est donc moins bonne dans les zones peu énergétiques.

3.5 Conclusion

On peut maintenant comparer deux images représentant la dynamique.

On peut mesurer la distance entre l'image FSLE binarisée provenant des vitesses à mésoéchelle et l'image binarisée des structures filamentaires dynamiques extraites de l'observation traceur. Il faut toutefois garder à l'esprit que le FSLE et le traceur sont deux quantités physiques différentes. Il y a un biais entre les deux images binarisées qui peut varier selon les situations dynamiques et biogéochimiques. On s'attend donc à ce qu'il y ait une distance minimale entre ces deux images que l'on ne pourra réduire.

Dans la suite on présente la stratégie d'assimilation de données mise en place pour utiliser conjointement les informations dynamiques contenues dans ces deux images.

Chapitre 4

L'assimilation de données et la méthode d'inversion d'images

Contents

4.1	Introduction	60
4.2	L'assimilation de données en océanographie	61
4.2.1	Objectifs de l'assimilation de données	61
4.2.2	Les différentes méthodes d'assimilation de données	62
	Le nudging	62
	Les méthodes variationnelles	62
	Les méthodes séquentielles	63
4.3	Inversion d'images	64
4.3.1	Problème	64
4.3.2	Formulation du problème inverse	64
4.3.3	Paramétrisation des erreurs	65
	Les erreurs sur l'ébauche	65
	Les erreurs d'observation	65
4.3.4	Estimation en terme de probabilité maximale	66
	Minimisation de la fonction coût	67
4.3.5	Estimation en terme de variance minimale	68
4.4	Limites de la méthode	70
4.4.1	Inconvénients de la méthode	70
4.4.2	Améliorations possibles	71
4.5	Conclusion	72

4.1 Introduction

Comme nous l'avons vu au chapitre 2, le réseau d'observation de l'océan s'est beaucoup développé ces dernières années grâce à des mesures de plus en plus précises, une résolution de plus en plus haute et une couverture spatiale de plus en plus vaste. Toutefois ces observations restent entachées d'erreurs, et l'échantillonnage spatial et temporel des mesures océaniques reste insuffisant pour offrir une représentation complète de l'océan. Cela est surtout le cas pour l'intérieur de l'océan qui est plus difficile à observer que la surface.

La modélisation de processus ou la modélisation réaliste peuvent alors apporter des informations sur le fonctionnement du système marin. Le chapitre suivant (chapitre 5) détaille les équations représentant les phénomènes océaniques physiques et biogéochimiques. Pour résoudre ces équations, des simplifications et approximations sont nécessaires. D'un point de vue technique, l'utilisation de schémas numériques, la paramétrisation des phénomènes non résolus, ou encore la méconnaissance des conditions initiales et limites de notre problème, ont un impact sur le réalisme des simulations de la circulation océanique. D'autre part, la dynamique simulée présente des erreurs dues à la méconnaissance de l'état océanique et de la physique. En outre, le caractère chaotique de la dynamique propage et amplifie les erreurs sur l'état initial. Il n'est donc pas possible d'obtenir une description détaillée et juste de l'océan à l'aide du modèle seul, ou des observations seules. Par contre, ces informations sont complémentaires. Grâce à l'assimilation de données, on peut alors associer ces différentes sources d'information afin de produire une estimation enrichie de l'état de l'océan.

Généralement, les deux sources d'information utilisées sont le modèle et les observations correspondants directement aux variables du modèle. Mais on peut combiner d'autres sources d'information selon les études. Ainsi, dans notre cas, on cherche à exploiter la complémentarité des observations altimétriques et traceurs. On va donc utiliser, comme sources d'information pour l'assimilation de données, les observations altimétriques et les images de traceurs afin d'améliorer l'estimation de la dynamique.

Le développement des techniques d'assimilation de données a été fortement motivé par les applications météorologiques. La nécessité de prévoir le temps (pour l'atmosphère) représente un besoin sociétal fort pour de nombreux secteurs d'activités. Les premiers succès de l'assimilation de données datent des années 1950 avec l'analyse objective de Cressman.

Puis dans les années 1980, des méthodologies d'assimilation statistiques et variationnelles ont été développées. En ce qui concerne l'océanographie, les méthodes d'assimilation de données ont commencé à se développer après les années 1990, avec l'amélioration et l'extension du réseau d'observation et notamment des observations satellitaires (voir le chapitre 2). Le domaine océanographique a alors pu bénéficier des progrès déjà effectués dans le domaine grâce à la météorologie. Cependant, les problèmes d'assimilation de données en océanographie possèdent leurs propres particularités. Il a donc été nécessaire de développer des méthodologies spécifiques à l'océan. Par exemple, l'observation de l'océan en 3 dimensions pose problème car les mesures sont peu nombreuses. De plus, la taille numérique des problèmes à résoudre est d'un ordre supérieure à ceux des problèmes atmosphériques.

Enfin, la complexité du problème dépend aussi fortement des hypothèses que l'on peut y appliquer (gaussianité, linéarité, etc).

Au vu des dimensions des systèmes, aucun problème réaliste ne peut être résolu sans des moyens de calcul importants. L'arrivée des super-calculateurs a alors permis le développement et l'application opérationnelle des techniques d'assimilation de données. Toutefois, la puissance de calcul reste un facteur limitant pour la résolution de problèmes complexes.

Les méthodes utilisées dans cette thèse se positionnent directement parmi les méthodes d'assimilation de données utilisées en océanographie. C'est pourquoi ce chapitre commencera par donner un bref aperçu des différents types de méthodes les plus courantes (section 4.2). Le problème traité dans cette thèse présente des caractéristiques particulières qui ne peuvent être traitées par des méthodes traditionnelles et qui ont requis l'élaboration de techniques spécifiques (section 4.3). Cependant, dans ce travail, ces techniques n'ont été mises en œuvre que pour résoudre un problème indépendant du temps. Elles présentent encore quelques inconvénients notables qui seront décrites à la fin de ce chapitre (section 4.4).

4.2 L'assimilation de données en océanographie

4.2.1 Objectifs de l'assimilation de données

L'objectif général de l'assimilation de données est d'utiliser différentes sources d'information (observations, modèles) avec leurs incertitudes, afin de fournir la meilleure estimation possible d'un système. Dans le cas de l'océanographie, l'assimilation de données permet, par exemple, d'estimer et d'améliorer les paramètres d'un modèle numérique, les forçages ou les conditions aux frontières en ajustant les paramètres inconnus ou incertains. L'objectif est d'obtenir des prévisions le plus en accord possible avec les observations. Il existe d'autres applications pour l'assimilation de données, comme les ré-analyses, l'optimisation des stratégies d'observation, ou encore l'initialisation des systèmes de prévision opérationnels.

Dans notre cas, on s'intéresse au problème d'assimilation de données images à très haute-résolution. On utilise plusieurs sources d'observation de la surface océanique, de nature et à des échelles différentes, pour estimer la circulation océanique de surface. Ce problème est alors très différent de ceux résolus classiquement en assimilation de données car on cherche à assimiler des informations à très haute résolution (de l'ordre du kilomètre) sous la forme d'images (on s'intéresse à la structure de l'information plutôt que la donnée en tant que telle). L'idée d'assimiler des observations très variées comme la SST, la chlorophylle et la vitesse géostrophique issue des observations altimétriques, et ce pour améliorer l'estimation de la circulation océanique, est très originale mais nécessite une étude exploratoire pour en vérifier la faisabilité.

Tout problème d'assimilation de données est d'abord un problème d'inversion, c'est-à-dire à une assimilation figée dans le temps. On s'intéresse donc, dans notre étude exploratoire de faisabilité, à l'inversion d'images à très haute résolution de chlorophylle et de SST pour améliorer l'estimation de la circulation océanique de surface effectuée par les satellites altimétriques.

Le concept d'inversion d'images est novateur et constitue une rupture avec les méthodes d'assimilation de données traditionnelles. On s'est toutefois inspiré fortement des techniques déjà élaborées pour l'assimilation de données classique lors de l'élaboration de la méthode d'inversion d'images.

On présente dans la suite trois méthodes d'assimilation de données importantes d'un point de vue historique, puis on détaille, dans la section 4.3, la méthode d'inversion d'images, spécifiquement développée dans le cadre de cette thèse.

4.2.2 Les différentes méthodes d'assimilation de données

Le nudging

Le nudging (aussi appelé relaxation newtonienne) est l'une des premières techniques développée en assimilation de données. L'idée principale est d'ajouter aux équations de la dynamique du modèle un terme de relaxation vers les observations (ce terme est alors proportionnel à la différence entre l'état calculé et l'état observé). Cette méthode a été utilisée avec succès en océanographie notamment par *Verron and Holland* (1989), *Verron* (1992), *Blayo et al.* (2003). Il ne s'agit pas en soit d'une méthode d'assimilation de données optimale, mais d'une approche empirique, utilisée lorsque les moyens de calcul étaient moins développés qu'aujourd'hui, et ne permettaient pas d'implémenter des algorithmes coûteux. L'inconvénient majeur est qu'elle ne prend pas explicitement en compte les erreurs présentes dans les équations du modèle ou dans les observations.

Récemment, cet algorithme a été amélioré par *Auroux and Blum* (2005), qui proposent la technique du BFN (Back and Forth Nudging). Cela consiste à résoudre les équations du modèle avec le terme de nudging, puis, à faire tourner le modèle en mode rétrograde (toujours avec le terme de nudging) pour ré-estimer l'état initial. On répète ces deux étapes pour que l'état initial converge vers l'état recherché du système. Par certains aspects, cet algorithme se rapproche des méthodes variationnelles détaillées dans le paragraphe suivant.

Les méthodes variationnelles

L'assimilation de données variationnelle, telle qu'on la rencontre classiquement en océanographie, consiste à estimer un état initial du système x_0 (antérieur aux observations) de telle façon que la propagation de cet état par le modèle donne la trajectoire la plus similaire possible avec les observations. On définit alors une fonction coût de l'état du système $J(x)$ comme étant l'écart du modèle par rapport aux observations sur la fenêtre d'assimilation. L'objectif est alors de minimiser cet écart, et donc la fonction coût, afin de trouver l'état initial recherché. Cette approche permet ainsi de calculer la trajectoire optimale du système, et non plus la meilleure estimation de l'état à l'instant de l'observation.

L'équation de minimisation $\nabla J = 0$ de la fonction coût ne peut être résolue directement. Une méthode envisagée est alors de décroître itérativement la fonction coût J grâce à la valeur du gradient ∇J , sous condition bien sûr de différentiabilité. Une des méthodes du calcul du gradient de la fonction coût la plus utilisée aujourd'hui est celle du modèle linéaire adjoint, développé par *Le Dimet and Talagrand* (1986). La minimisation de la fonction coût est possible sous réserve que celle-ci soit suffisamment régulière, ait un minimum global et

présente peu de minimum locaux.

Les méthodes séquentielles

L'estimation de l'état optimal du système à partir des observations et d'un modèle repose dans ce cas sur la connaissance des statistiques d'erreurs de prévision du modèle et des observations. Le BLUE (Best Linear Unbiased Estimation) est alors un des fondements de la théorie de l'estimation optimale. L'approche séquentielle effectue une correction de l'état de prévision pour chaque pas de temps où une observation est disponible. A partir d'un ensemble d'observations à un instant donné, on estime l'état le plus probable du système en tenant compte des statistiques d'erreurs sur les observations et les prévisions du modèle. Les champs analysés et les champs de covariance d'erreur sont ensuite réintroduits dans le modèle afin d'effectuer une nouvelle prévision. En supposant les erreurs spatialement corrélées, on peut aussi effectuer une correction aux points non observés et même propager les corrections à des variables non observées. Plus les statistiques d'erreurs de prévision et d'observation sont précises, meilleure est l'estimation de l'état du système. L'état analysé n'est pas forcément une solution du modèle.

Les méthodes statistiques appliquées à l'océanographie dérivent du filtre de Kalman (*Kalman*, 1960). Elles ont d'abord été expérimentées avec un petit nombre de variables. Par la suite, des méthodes de rang réduit ont été développées par *Pham et al.* (1998) afin de pouvoir appliquer la méthode dans un cadre opérationnel en océanographie, avec un plus grand nombre de dimensions. Le filtre SEEK (Singular Evolutive Ensemble Kalman filter), développé dans l'équipe MEOM du LEGI (*Brasseur and Verron*, 2006), fait partie des méthodes séquentielles de rang réduit. Il permet de réaliser un filtrage des données et une réduction d'ordre avec un algorithme efficace. Les algorithmes utilisés pour effectuer l'assimilation de données à MERCATOR sont inspiré de ce filtre. Un outil, le code SESAM (<http://www-meom.hmg.inpg.fr/Web/Utils/SESAM/>), a été développé au sein de l'équipe MEOM pour effectuer les différentes opérations nécessaires à l'assimilation de données séquentielles. Cet outil sera utilisé dans la suite pour effectuer une réduction d'ordre similaire à celle du filtre SEEK.

Ces trois types de méthodes sont aujourd'hui les plus utilisées en assimilation de données, mais imposent des contraintes sur le système à étudier comme la différentiabilité et la régularité de la fonction coût, et une distribution gaussienne des variables et des erreurs. Elles ne peuvent s'appliquer telles quelles à notre problème d'inversion d'images à haute résolution, notamment à cause de notre intérêt pour les phénomènes à sous-mésoéchelle, fortement non-linéaires, qui invalident l'hypothèse d'une distribution gaussienne des variables, et de la non différentiabilité et des irrégularités de la fonction coût (définie à l'aide d'images structures binarisées ou de proxies intermédiaires non différentiable comme le FSLE, se référer au chapitre 3).

Cependant, certains concepts élaborés dans le cadre de l'assimilation variationnelle ou séquentielle sont repris lors de la mise en place de la méthode d'inversion d'images à haute résolution. C'est le cas par exemple, de la décroissance itérative de la fonction coût pour trouver son minimum, ou encore de la réduction d'ordre du filtre SEEK utilisée pour réduire les dimensions du problème.

La section suivante détaille la mise en place du problème d'inversion d'images à haute résolution de notre étude, dans un cas de dynamique turbulent et non-linéaire, avec des distributions non-gaussiennes et une fonction coût non-différentiable.

4.3 Inversion d'images

4.3.1 Problème

Parmi les différentes observations océaniques disponibles présentées (chapitre 2), les observations altimétriques nous permettent de décrire l'écoulement à mésoéchelle de la surface océanique. Toutefois, les observations sont entachées d'erreurs. En effet, le manque de résolution spatiale et temporelle oblige à avoir recours à des analyses objectives pour calculer des cartes de SSH. L'hypothèse de la géostrophie effectuée lors du calcul du courant de surface est une approximation qui n'est plus valable dans le cas de la dynamique sous-mésoéchelle. Enfin, il existe aussi une erreur propre à la mesure de la SSH.

Par ailleurs, on dispose aujourd'hui d'images haute résolution de traceurs physiques, comme la SST, et de traceurs biogéochimiques, comme la chlorophylle. Il est alors intéressant d'extraire les informations dynamiques contenues dans ces images pour pallier au manque de résolution des données altimétriques, et pouvoir assimiler la dynamique à plus fine échelle.

On se propose dans cette étude d'améliorer l'estimation de la dynamique océanique à mésoéchelle effectuée par l'altimétrie grâce à l'inversion des structures dynamiques présentes dans les images de traceurs à haute résolution.

On développe pour cela une nouvelle méthodologie, permettant d'assimiler les différentes échelles présentes dans les observations altimétriques et traceurs. La méthode de l'inversion d'images traceur à haute résolution, que nous détaillons dans la suite, a été publiée dans *Gaultier et al. (2013)*.

4.3.2 Formulation du problème inverse

L'objectif de notre étude est d'estimer la vitesse qui est la plus probable, en adéquation avec l'observation des traceurs et la dynamique océanique. On dispose pour cela d'une première estimation de la vitesse grâce aux données altimétriques, la vitesse d'ébauche \mathbf{u}_b , ainsi que d'une observation de la structure océanique grâce à l'image haute résolution du traceur. On définit alors comme observation \mathcal{I}_o la norme du gradient du traceur binarisée suivant les techniques détaillées au chapitre 3.

La résolution du problème inverse repose sur le théorème de Bayes :

$$p^a(\mathbf{u}) \propto p^b(\mathbf{u}) p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u}) \quad (4.1)$$

La distribution de probabilité a posteriori de la vitesse $p^a(\mathbf{u})$, dépend de la distribution de probabilité a priori de la vitesse $p^b(\mathbf{u}) = p(\mathbf{u}|\mathbf{u}_b)$ qui est la probabilité d'avoir la vitesse \mathbf{u} connaissant l'ébauche \mathbf{u}_b , et de $p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u})$ la probabilité conditionnelle d'obtenir la structure traceur observée \mathcal{I}_o étant donné la vitesse \mathbf{u} . On appelle dans la suite cette dernière la probabilité « image ».

A partir de la distribution de probabilité $p^a(\mathbf{u})$, différentes techniques sont utilisées pour trouver le meilleur estimé de la vitesse \mathbf{u} solution de notre problème :

- Maximiser la probabilité a posteriori $p^a(\mathbf{u})$
- Minimiser la variance de la distribution de probabilité a posteriori $p^a(\mathbf{u})$

Dans la suite, les distributions de probabilité $p^b(\mathbf{u})$ et $p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u})$ sont paramétrées, puis les deux méthodes présentées ci-dessus sont détaillées.

4.3.3 Paramétrisation des erreurs

Les erreurs sur l'ébauche

Tout d'abord, il est nécessaire de paramétrer la probabilité a priori $p^b(\mathbf{u})$, qui décrit les erreurs sur l'ébauche de la vitesse \mathbf{u}_b . Nous avons choisi dans cette étude de créer un ensemble d'erreur gaussien par souci de simplicité.

$$p^b(\mathbf{u}) \propto \exp \left[-\frac{1}{2}(\mathbf{u} - \mathbf{u}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{u} - \mathbf{u}_b) \right] \quad (4.2)$$

avec \mathbf{B} la matrice de covariance d'erreur d'ébauche. On suppose que la matrice \mathbf{B} est proportionnelle à la covariance de la variabilité d'un échantillon de vitesses de notre système. Plus concrètement, la matrice \mathbf{B} est construite en fonction de notre sous-espace d'erreur, et est construite en calculant les EOFs (décomposition en vecteurs et valeurs propres) de la variabilité de cet échantillon. Pour réduire le nombre de dimensions du problème, on peut tronquer la matrice \mathbf{B} et ne garder que les r premières composantes, comme cela est effectué lors de la réduction d'ordre dans le filtre SEEK. $\mathbf{B} = \mathbf{S}\mathbf{S}^T$ est alors la matrice de covariance de rang réduit r . On peut noter que l'inverse de la matrice \mathbf{B} de rang réduit dans l'équation 4.2 est alors une pseudo-inverse.

On note \mathbf{x} le vecteur contrôle de rang réduit, de dimension r , tel que

$$\mathbf{u} - \mathbf{u}_b = \mathbf{S}^T \mathbf{x} \quad (4.3)$$

On peut alors remplacer $\mathbf{u} - \mathbf{u}_b$ dans l'équation 4.2, et on obtient la distribution de probabilité a priori suivante :

$$\begin{aligned} p^b(\mathbf{x}) &\propto \exp \left(-\frac{1}{2}(\mathbf{S}^T \mathbf{x})^T (\mathbf{S}\mathbf{S}^T)^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{x} \right) \\ p^b(\mathbf{x}) &\propto \exp \left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \mathbf{x} \right) \end{aligned} \quad (4.4)$$

Les erreurs d'observation

On cherche maintenant à paramétrer la probabilité image conditionnelle d'obtenir la structure traceur observée \mathcal{I}_o étant donné la vitesse \mathbf{u} (c'est-à-dire $p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u})$).

Il s'agit alors de mesurer la similarité entre une vitesse et une image traceur. Un proxy est nécessaire pour comparer ces deux quantités et mesurer l'écart entre la dynamique et la structure traceur. Comme il a été vu dans le chapitre 3, on peut calculer une image FSLE à

partir des champs de vitesse et comparer les lignes des maximums de FSLE avec les lignes des gradients maximaux du traceur. Pour comparer des quantités similaires, on binarise l'image FSLE et l'image de la norme du gradient du traceur, selon la méthode expliquée au chapitre 3. On décide alors d'écrire la probabilité « image » $p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u})$ comme fonction de la norme ℓ_2 de la différence entre ces deux images binarisées (l'image FSLE $\mathcal{I}_{FSLE}(\mathbf{u})$, et l'image de la structure traceur \mathcal{I}_o) en comparant pixel par pixel (se référer à l'équation 4.5). Cette technique est assez rustique mais suffit pour notre étude de faisabilité. La section 4.4 évoque les possibilités pour améliorer le calcul de la distance entre le FSLE et le traceur. Sur cette base, la probabilité $p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u})$ peut alors s'écrire :

$$p(\mathcal{I}_o|\mathbf{u}) \propto \exp \left[-\frac{1}{2} \mu \|\mathcal{I}_o - \mathcal{I}_{FSLE}(\mathbf{u})\|^2 \right] \quad (4.5)$$

avec \mathcal{I}_o l'observation de la structure traceur (l'image des gradients du traceur binarisée) et $\mathcal{I}_{FSLE}(\mathbf{u})$ l'image binarisée de FSLE correspondant à la vitesse \mathbf{u} . μ est un paramètre qui contrôle la décroissance de la densité de probabilité en fonction de sa norme. Cette fonction permet de prendre en compte l'erreur d'observation sur l'image structure qui peut être due à différents facteurs :

- l'erreur due à la mesure instrumentale et au traitement de la donnée ;
- l'erreur due à l'imperfection de la détection des structures lors du traitement de l'image traceur ;
- l'erreur due à la différence intrinsèque entre le FSLE et les structures traceurs, qui ne représentent pas la même quantité physique (voir chapitre 3).

On a maintenant des distributions de probabilité pour l'ébauche et pour la probabilité « image ». Dans la suite, on détaille les méthodes de maximisation de la probabilité de l'estimé, et de minimisation de la variance de la distribution de probabilité de l'estimé.

4.3.4 Estimation en terme de probabilité maximale

Une première façon de résoudre le problème inverse est de chercher le maximum de la distribution de probabilité $p^a(\mathbf{u})$. Or le théorème de Bayes (équation 4.1) et les définitions des distributions de probabilité introduites précédemment (équations 4.4 et 4.5) nous permettent d'écrire la distribution de probabilité a posteriori sous la forme :

$$p^a[\mathbf{u}(\mathbf{x})] \propto \exp \left[-\frac{1}{2} \mu \|\mathcal{I}_o - \mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})]\|^2 \right] \exp \left(-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{x} \right) \quad (4.6)$$

Concrètement, cela revient alors à minimiser la fonction coût définie comme $J(\mathbf{u}) = -\log p^a(\mathbf{u})$. D'après l'équation 4.6, on peut écrire la fonction coût en fonction du vecteur contrôle de rang réduit sous la forme :

$$J(\mathbf{x}) = \mu \|\mathcal{I}_o - \mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})]\|^2 + \mathbf{x}^T \mathbf{x} \quad (4.7)$$

avec $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ explicité dans l'équation 4.3. Le paramètre μ permet alors de contrôler l'importance relative des deux termes de la fonction coût.

Sous cette formulation, il paraît clair que la vitesse qui minimise la fonction coût est un compromis optimal entre le premier estimé de la vitesse, et une vitesse donnant une structure de FSLE la plus proche possible des structures frontales visibles sur le traceur. La solution de notre problème inverse est alors la vitesse correspondant au minimum de la fonction coût. Il s'agit maintenant de mettre en place des techniques pour atteindre ce minimum.

Minimisation de la fonction coût

La fonction coût définie précédemment (équation 4.7) est non différentiable à cause de deux étapes de calcul :

- le passage de la vitesse aux coefficients FSLE (voir chapitre 3) ;
- le passage des images (FSLE et gradients du traceur) aux quantités équivalentes binarisées.

Il n'est alors pas question d'utiliser des méthodes de gradient ou d'adjoint pour trouver son minimum. De plus, cette fonction coût est complexe, et fortement non-linéaire, à cause de l'utilisation du proxy FSLE et de la binarisation des images. Lors de sa décroissance, on peut rencontrer des minima locaux. Il est donc nécessaire de mettre en place une stratégie propre à notre problème pour la décroître. Il faut trouver une méthode pour éviter de se retrouver bloqué dans un de ces minima lors de la décroissance de la fonction coût, sans quoi la solution « optimale » du problème ne pourra pas être atteinte.

On a décidé d'utiliser un algorithme de recuit simulé (*simulated annealing*) pour faire décroître la fonction coût (*van Laarhoven and Aarts, 1987*). La méthode du recuit simulé tire son nom et son inspiration de la physique des matériaux et plus précisément de la métallurgie. L'opération consiste à refroidir lentement le métal grâce à un apport de chaleur externe (recuit) afin de minimiser l'énergie du matériau et d'agencer les particules dans la configuration la plus stable possible. Lorsque l'état d'un système est bloqué dans un puits de potentiel, on le chauffe à la température T pour augmenter son énergie et sortir de ce minimum local en énergie. On fait décroître la température T au fur et à mesure que l'on se rapproche du minimum d'énergie afin d'atteindre un état stable. Dans notre cas, le *simulated annealing* fonctionne alors de la façon suivante :

→ Initialisation : Le vecteur contrôle initial vaut $\mathbf{x}_0 = 0$ (ce qui correspond au premier estimé de la vitesse $\mathbf{u} = \mathbf{u}_b$).

On itère ensuite le paragraphe suivant jusqu'à ce que la fonction converge.

→ Itération :

1. On tire aléatoirement une perturbation du vecteur contrôle $\delta\mathbf{x}$ dans une distribution de probabilité gaussienne :

$$p(\delta\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \delta\mathbf{x}^T \delta\mathbf{x}\right) \quad (4.8)$$

2. On calcule la variation de la fonction coût correspondant à cette perturbation :

$$\delta J = J(\mathbf{x}_{i-1} + \delta \mathbf{x}) - J(\mathbf{x}_{i-1}) \quad (4.9)$$

3. On accepte la perturbation ($\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_{i-1} + \delta \mathbf{x}$) dans les cas suivants :

- la fonction coût décroît ($\delta J \leq 0$)
- la fonction coût croît ($\delta J > 0$), avec une probabilité d'acceptance $p = \exp(i \frac{-\delta J}{T})$.

Dans l'étape 3, on accepte avec une certaine probabilité les perturbations qui augmentent la fonction coût. Cela permet alors de s'échapper du trou de minimum local et de pouvoir poursuivre la décroissance vers le minimum global. Il est nécessaire de paramétrer l'amplitude de la perturbation σ et la température T de façon adéquate à notre problème pour que la fonction coût puisse converger. On fait alors varier σ et T en fonction de la valeur de la fonction coût J afin de diminuer l'amplitude de la perturbation et la probabilité d'acceptance au fur et à mesure que l'on se rapproche du minimum.

$$\sigma = \alpha J \quad \text{and} \quad T = \beta(J - J_{\min}) \quad (4.10)$$

avec α et β deux constantes, J_{\min} le minimum pouvant être atteint par la fonction coût. Si le paramètre J_{\min} est sous-estimé, la température T ne tend pas vers 0 quand on atteint le minimum global de la fonction coût, et cette dernière oscille autour de la solution optimale. S'il est sur-estimé alors cette solution ne peut être atteinte.

Les paramètres μ , α , β et J_{\min} sont déterminés expérimentalement par l'utilisateur. Il est souvent nécessaire de faire plusieurs tests de décroissance de la fonction coût avant de trouver les paramètres optimaux de notre problème.

Il est aussi important de noter que l'image FSLE correspondant à un champ de vitesse est peu sensible à l'intensité globale du courant. Le terme de rappel vers le premier estimé de la vitesse est donc essentiel pour éviter que la norme de la vitesse ne dérive au cours de la minimisation de la fonction coût.

4.3.5 Estimation en terme de variance minimale

Une deuxième méthode pour résoudre le problème inverse est de rechercher l'estimateur au sens du minimum de variance qui correspond à l'espérance mathématique de la distribution de probabilité a posteriori :

$$\bar{\mathbf{u}} = \int \mathbf{u} p^a(\mathbf{u}) d\mathbf{u} \quad (4.11)$$

En pratique, on le calcule en échantillonnant aléatoirement $p^a(\mathbf{u})$, et en prenant la moyenne de l'échantillon :

$$\bar{\mathbf{u}} \simeq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i \quad (4.12)$$

où \mathbf{u}_i est un échantillon de taille n . Un intérêt de cette technique est qu'elle permet aussi d'accéder à la dispersion des solutions possibles de notre problème et nous fournit ainsi

une incertitude sur la solution. L'erreur sur l'estimé correspond alors à la variance de l'échantillon :

$$\overline{\delta \mathbf{u}^2} \simeq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{u}_i - \bar{\mathbf{u}})^2 \quad (4.13)$$

Il faut alors pouvoir échantillonner efficacement la distribution de probabilité a posteriori $p^a[\mathbf{u}(x)]$, (calculée dans un espace de dimension r , grâce au vecteur de contrôle \mathbf{x} , équation (4.3)). Pour cela, une méthode possible est l'utilisation d'un échantillonneur de Gibbs (Gibbs sampler (*Geman and Geman, 1984; Casella and George, 1992*)), qui permet de construire progressivement un échantillon de la distribution de probabilité $p(\mathbf{x})$ pour un vecteur aléatoire \mathbf{x} sur les différentes dimensions de notre problème $i = 1, \dots, r$, jusqu'à obtenir un ensemble de taille satisfaisant. L'algorithme de Gibbs est paramétré ici de la façon suivante :

1. On échantillonne la distribution de probabilité sur les différentes dimensions de notre vecteur contrôle :

$$p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_r) \quad (4.14)$$

Les composantes $x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_r$ correspondent aux valeurs du vecteur contrôle du tirage précédent.

2. On itère cette étape jusqu'à obtenir une taille de l'échantillon satisfaisante, c'est à dire que la moyenne définie dans l'équation 4.12 converge.

Le seul problème qui reste à résoudre est donc d'échantillonner la distribution 1D (équation 4.14). D'après l'équation 4.6, on peut décrire cette distribution de probabilité conditionnelle (1D) de la façon suivante :

$$p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_r) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}x_i^2\right) \exp\left[-\frac{1}{2}(J_o(\mathbf{x}) - J_o^{\min})\right] \quad (4.15)$$

avec

$$J_o(\mathbf{x}) = \mu \|\mathcal{I}_o - \mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})]\|^2 \quad (4.16)$$

la partie de la fonction coût (dans l'équation 4.7) correspondant à l'observation.

Cette distribution de probabilité peut être échantillonnée en utilisant une méthode de rejet. On choisit la distribution de comparaison $p_{ref}(x_i) \propto \exp(-\frac{1}{2}x_i^2)$. On choisit les éléments de la distribution $p_{ref}(x_i)$ en les acceptant avec la probabilité :

$$q = \exp\left[-\frac{1}{2}(J_o(\mathbf{x}) - J_o^{\min})\right] \quad (4.17)$$

Le problème de cet algorithme de rejet est qu'il est très peu efficace lorsque $q \ll 1$, c'est-à-dire quand on s'éloigne du minimum de la fonction coût. En effet, en s'éloignant de la solution, la majorité des tirages effectués dans la distribution de comparaison sont rejetés.

Pour rendre l'algorithme plus efficace, l'équation 4.17 est alors modifiée de façon à ne pas échantillonner les régions où la fonction coût observée $J_o(\mathbf{x})$ est supérieure à un certain seuil J_o^{\max} :

$$q = \begin{cases} \exp \left[-\frac{1}{2} (J_o(\mathbf{x}) - J_o^{\min}) \right] & \text{for } J_o(\mathbf{x}) \leq J_o^{\max} \\ 0 & \text{for } J_o(\mathbf{x}) > J_o^{\max} \end{cases} \quad (4.18)$$

De cette façon l'échantillonnage est efficace car il est concentré autour des faibles valeurs de la fonction coût. Physiquement, on suppose en fait qu'il est impossible d'obtenir une grande distance entre l'image traceur et le FSLE. Cela implique d'initialiser le sampler de Gibbs avec un vecteur contrôle \mathbf{x} proche de la solution (et donc tel que $J_o(\mathbf{x}) < J_o^{\max}$).

En pratique, pour trouver la solution optimale de l'inversion, on utilise les deux méthodes présentées dans cette partie, les estimations du maximum de probabilité et du minimum de variance, successivement (comme cela est détaillé dans *Gaultier et al. (2013)*). Dans un premier temps, l'estimation du maximum de probabilité nous permet de minimiser la fonction coût et de s'approcher au mieux de la solution. Dans un second temps, on utilise le vecteur contrôle minimisant la fonction coût pour initialiser le sampler de Gibbs et ainsi échantillonner autour de la solution la distribution de probabilité a posteriori. On dispose alors d'un ensemble de solutions potentielles dont on peut étudier les propriétés et notamment la variance afin d'estimer l'erreur sur l'estimation de la vitesse due à la méthode d'inversion. Notre ensemble de solutions potentielles n'a alors de sens que si la moyenne des solutions a convergé et que la variance de l'échantillon est faible par rapport à la variance a priori. Physiquement, cela signifie que toutes les solutions obtenues par l'échantillonneur de Gibbs sont en fait très similaires.

4.4 Limites de la méthode

La méthode de l'inversion d'images traceur a été développée dans le but d'évaluer la possibilité d'utiliser conjointement plusieurs sources d'observations satellites pour améliorer la connaissance de la dynamique océanique ainsi que la cohérence des solutions trouvées. Cette méthode présente des inconvénients liés à sa construction. Des améliorations peuvent être apportées à certaines étapes de la méthode et sont présentées dans la partie ci-après.

4.4.1 Inconvénients de la méthode

Un des points faibles de la méthode est la nécessité d'avoir suffisamment d'information sur la dynamique pour pouvoir estimer efficacement la vitesse.

Le principe de la méthode d'inversion est de corriger des données dynamiques grâce aux structures présentes dans les images traceurs. Pour que cette correction se fasse de manière efficace, il est nécessaire d'avoir une connaissance au moins approximative de la vitesse. Il paraît difficile de reconstruire la vitesse sans avoir une bonne ébauche de la dynamique. Cette méthode se prête donc bien à la correction des données altimétriques, qui contiennent une erreur relativement faible et en grande partie due au sous-échantillonnage spatial et temporel de la SSH. Dans un cas plus pathologique où l'ébauche de la vitesse serait peu connue, il serait alors plus compliqué de trouver une solution au problème d'inversion. Une

connaissance au moins approximative de la dynamique a priori de l'océan est nécessaire pour pouvoir appliquer la méthode.

De plus, cette méthode requiert la paramétrisation d'un sous-espace d'erreur afin de chercher la perturbation à appliquer sur la vitesse. La construction de ce sous-espace d'erreur n'est pas forcément simple à définir. On a choisi d'effectuer une analyse EOFs sur l'ensemble des observations dynamiques disponibles afin de disposer d'un échantillon de vitesse cohérent avec la dynamique locale. On réduit ensuite les dimensions du problème en tronquant ce sous-espace. Il est important lors de cette étape de garder le plus de variabilité possible pour garantir le fait que la solution se trouve dans le sous-espace d'erreur.

Cette technique fonctionne pour des dynamiques lentes car la variabilité du système est faible. Cela est le cas des données altimétriques où les 50 premières EOFs suffisent à garder plus de 98% de la variance. Le problème est autrement plus compliqué lorsque l'on s'intéresse à des données modèles à haute résolution, pouvant générer des structures dynamiques complexes et évoluant très rapidement. La variabilité de tels systèmes est énorme et il est difficile de réduire les dimensions du sous-espace d'erreur sans perdre d'information. La solution est alors de sélectionner les vitesses sur un laps de temps court et proche du jour à corriger, afin de réduire au maximum la variance du système. Toutefois cette solution n'est pas complètement satisfaisante car elle suppose que nous ayons beaucoup de connaissances sur la dynamique du système lors de la correction.

Le second point faible de la méthode est lié au coût de la minimisation. L'algorithme de *simulated annealing* utilisé dans l'estimation de la probabilité maximale et l'échantillonneur de Gibbs utilisé lors de l'estimation de la variance minimale sont tous deux des algorithmes itératifs, nécessitant de calculer la fonction coût de nombreuses fois. Or le calcul de la partie observée de la fonction coût, J_o , implique le calcul de l'image FSLE. Cette étape de calcul est relativement coûteuse, du fait de l'advection des particules dans le temps, et doit être répétée à chaque itération du *simulated annealing* et à chaque évaluation de la perturbation dans le sampler de Gibbs. Le coût total de l'inversion dépend donc directement du nombre d'itérations nécessaires pour minimiser la fonction coût et du nombre de tirages de perturbations effectués dans l'échantillonneur de Gibbs pour atteindre la convergence de la valeur moyenne des solutions.

Dans la perspective d'une utilisation opérationnelle, le coût du calcul de l'inversion pourra alors poser problème. Il sera donc nécessaire de travailler plus spécifiquement à l'optimisation de ce calcul.

4.4.2 Améliorations possibles

La méthode d'inversion a été mise en place dans le cadre d'une étude de faisabilité. Elle donne des résultats cohérents malgré le fait que la méthode soit relativement générique et peu optimisée pour ce type de problème. De nombreuses étapes de la méthode pourront être amenées à évoluer à l'avenir. Lors de l'amélioration future des algorithmes, il sera important de garder à l'esprit que la complexité des différentes étapes de la méthode doit être similaire afin d'avoir une bonne optimisation de l'algorithme. En effet, il est inutile d'introduire des algorithmes très fins au milieu d'approximations grossières.

La première amélioration possible de la méthode d'inversion est de complexifier la formu-

lation de la partie observée de la fonction coût J_o . La formule utilisée jusqu'à présent est une distance en norme ℓ_2 pixel à pixel entre l'image FSLE et l'image structure traceur (voir équation 4.16). Une façon plus subtile de mesurer la distance entre l'image FSLE et l'image structure traceur serait alors d'évaluer la distance entre les filaments présents sur le FSLE et les filaments présents sur l'image structure traceur. L'idée générale est d'apparier les 1 présents dans les deux images et de calculer la distance entre ces 1. Pour cela, pour chaque 1 présent dans l'image binarisée FSLE \mathcal{I}_{FSLE} , on trouve le 1 le plus proche dans l'image observée I_o . On obtient alors une série de paires de position $X_k = (i, j)$:

$$(X_k, X_k^o), k = 1 \dots n \quad (4.19)$$

avec n le nombre de 1 présent dans l'image (soit 20% de la taille de l'image, voir la binarisation au chapitre 3). On peut alors calculer la partie observée de la fonction coût :

$$J_o^1 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - X_k^o)^2 \quad (4.20)$$

On effectue le même calcul en inversant le rôle de \mathcal{I}_{FSLE} et I_o afin de rendre le problème d'appariement des 1 symétrique, et de ne pas privilégier une image par rapport à l'autre. On obtient alors la valeur de la fonction coût J_o^2 . On peut alors définir la fonction coût observée de notre problème de la façon suivante :

$$J_o = J_o^1 + J_o^2 \quad (4.21)$$

La nouvelle fonction coût peut maintenant être minimisée par les algorithmes décrits précédemment.

En gardant le principe de la mesure des distances entre les filaments, la fonction coût peut être davantage raffinée en choisissant de ne plus binariser les images FSLE et traceurs. Par exemple, il est possible de comparer directement les distance entre les filaments visibles sur l'image FSLE avec ceux que l'on peut détecter sur l'image du gradient de traceur.

Un algorithme de ce type a été mis en place par le laboratoire des mathématiques LJK, mais n'a pas été testé dans notre étude. Il consiste à détecter des structures présentes sur l'image FSLE du premier estimé et d'essayer de trouver des structures équivalentes sur l'image traceur grâce au gradient. On mesure cette fois-ci la probabilité pour que les filaments présents sur l'images FSLE existent sur l'observation traceur et soient placés au bon endroit. La distance entre le filament issu de l'image FSLE et celui issu du traceur est alors évaluée grâce à la longueur du segment perpendiculaire aux deux courbes.

La détection des structures dans l'image traceur est, elle aussi, assez rustique et pourrait être améliorée en utilisant des techniques plus sophistiquées comme l'analyse en histogramme des données traceurs (*Cayula and Cornillon, 1992*) ou encore la décomposition en ondelettes des données (*Simhadri et al., 1998*).

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté la méthode d'inversion d'images de traceurs pour le contrôle de la dynamique. On utilise deux sources d'information : la dynamique altimétrique et

les images à haute résolution des traceurs, afin d'améliorer le contrôle de la dynamique océanique à différentes échelles. Le but de l'algorithme d'inversion est de trouver la vitesse la plus cohérente possible avec l'image traceur et l'observation altimétrique. La méthode consiste alors à l'extraction de structures dynamiques présentes dans l'observation de la SST et de la chlorophylle pour corriger l'estimation de la dynamique faite par les satellites altimétriques.

La méthode d'inversion développée dans cette thèse est originale car elle a pour but de contrôler la structure présente dans l'image plutôt que la donnée per-se. Cela permet alors un contrôle de l'évolution dynamique de la surface océanique et des tourbillons à mésoéchelle. Cette technique est intéressante pour l'assimilation de données des modèles à haute résolution, car ils sont sièges de phénomènes complexes et fortement non-linéaires. Assimiler l'image d'un traceur ou de la SSH à haute résolution permet de contrôler la structure des tourbillons et d'améliorer l'estimation de la circulation océanique de surface à mésoéchelle. Cette méthode permet aussi de comparer des variables observées ou modélisées à des résolutions différentes. Les perspectives de cette méthode sont détaillées dans le chapitre 9.

Dans les chapitres suivants, on teste la méthode d'inversion mise en place dans le cadre de la thèse sur différents types de données. Le chapitre 6 traite de la faisabilité de l'inversion sur des données réelles. Les observations des courants issues de l'altimétrie sont corrigées grâce aux observations satellites de la couleur de l'eau et de la SST. Toutefois l'état réel de l'océan n'étant pas connu, l'utilisation de modèle s'avère alors nécessaire. Ainsi, les snapshots de la SST et de la chlorophylle, provenant d'une configuration idéalisée d'un modèle haute résolution de type canal couplé physique-biogéochimie, sont utilisés pour l'inversion dans le chapitre 7. Ce modèle permet d'étudier l'amplitude de la correction effectuée grâce à l'inversion des différents traceurs. Finalement, dans le chapitre 8, des observations réalistes à hautes résolutions de la SST et de la SSS sont inversées pour corriger l'estimation de la circulation océanique grâce à un modèle réaliste, *sub-mesoscale permitting*, de la mer des Salomon.

Chapitre 5

Un modèle couplé physique-biogéochimie en configuration de canal idéalisé

Contents

5.1	Introduction	77
5.2	Les équations de la dynamique océanique (OPA)	78
5.2.1	Discrétisation spatio-temporelle	80
	Discrétisation spatiale	80
	Discrétisation temporelle	81
	Les coordonnées verticales	81
5.2.2	Paramétrisation	82
	Physique sous-maille horizontale	82
	Physique sous-maille verticale	82
5.2.3	Conditions limites	83
	Conditions au fond océanique	83
	Conditions à la surface	83
	Conditions aux frontières	83
5.3	Le modèle biogéochimique LOBSTER	83
5.3.1	Les équations du modèle LOBSTER	85
5.3.2	Le modèle optique	88
5.4	Mise en place du modèle couplé LOBSTER-OPA en configuration canal	89
5.4.1	Introduction	89
5.4.2	Configuration du modèle	89
	Configuration dynamique	90
	Configuration biogéochimique	91
5.4.3	Résultats des simulations	92
	Dynamique	93
	Biologie	101

5.5 Conclusion	104
-----------------------	------------

5.1 Introduction

Historiquement, les observations in-situ étaient la source principale d'information sur l'océan. Toutefois, les observations in-situ ne sont pas homogènes en espace et en temps. Certains phénomènes océaniques sont très mal représentés par ces observations. De plus, les mesures in-situ comportent des erreurs non maîtrisées par l'utilisateur. Les modèles conceptuels sont alors indispensables à la compréhension de la dynamique océanique. Il existe une grande variété de modèles et de configuration qui permettent de représenter la dynamique océanique. L'océan peut être représenté de manière réaliste, afin d'étudier la circulation océanique globale ou d'une région particulière. Dans le cadre d'une étude de processus physique ou biologique, une représentation idéalisée de l'océan est souvent suffisante. L'utilisation d'une configuration de modèle simplifiée est souvent intéressante car elle permet de diminuer les coûts de calcul et de ne représenter que les phénomènes pertinents à l'étude. Les études de processus permettent alors d'éliminer le bruit dû aux phénomènes externes comme les flux air-mer.

On a choisi pour notre étude d'utiliser une configuration de type canal cyclique, à haute résolution et couplée physique-biogéochimie. Cette configuration est très similaire à celle mise en place par *Lévy et al.* (2001) et permet d'étudier les interactions entre la physique et la biogéochimie à mésoéchelle et sous-mésoéchelle. Notre modèle de processus permet de créer des sorties modèles à haute résolution des variables physiques et biogéochimiques, et de produire ainsi des observations synthétiques de la vitesse, de la SST et de la chlorophylle. L'utilisation des sorties modèles est alors utiles car on peut ainsi s'affranchir des incertitudes de mesure présentes dans les observation et étudier le couplage entre la physique et la biogéochimie. On souhaite étudier le lien entre le FSLE et le traceur en travaillant avec une configuration simple de processus car cela permet de se concentrer sur le couplage entre la physique et les traceurs en supprimant les forçages externes, non directement liés à l'advection des traceurs par la dynamique de surface. Notre objectif est d'utiliser ces observations synthétiques pour étudier les mécanismes d'inversion de traceur, et non pas d'investiguer les différentes configurations et paramétrisations des modèles. On a donc cherché l'initialisation et les paramètres de la configuration idéalisée permettant d'obtenir les structures dynamiques à sous-mésoéchelle observées à la surface de l'océan.

Différents modèles sont utilisés pour représenter l'océan, comme par exemple NEMO-OPA (*Madec, 2008*), ROMS (*Haidvogel and Beckmann, 1999*) ou encore SYMPHONIE (*Marsaleix et al., 2006, 2008*). Dans le cadre de cette thèse, notre choix s'est porté sur le modèle NEMO-OPA afin de bénéficier de l'expertise de l'équipe MEOM dans le domaine de la modélisation et de bénéficier du travail déjà effectué par *Lévy et al.* (2001).

Le code NEMO (Nucleus for European Modes of the Ocean) comporte plusieurs modules pouvant être couplés ou pris séparément.

- OPA (Océan PARallélisé) : code pour la dynamique océanique
- LIM : code pour la glace de mer
- TOP : code pour les traceurs et les éléments biogéochimiques
- AGRIF : logiciel de raffinement de grille adaptatif

- NEMO-TAM : le linéaire tangent et son adjoint

Plus précisément, pour notre étude, on s'intéresse à un modèle idéalisé de type canal, couplé physique et biogéochimie. On utilise alors les modules OPA et TOP en mode couplé. Dans la suite, les codes OPA (section 5.2) et TOP (paragraphe 5.3) sont décrits sommairement. Une description plus détaillée est disponible dans *Madec* (2008), pour le code OPA, *Foujols et al.* (2000); *Lévy et al.* (2005) pour le code LOBSTER.

On finit ce chapitre par l'étude de la configuration canal mise en place dans ce travail (section 5.4).

5.2 Les équations de la dynamique océanique (OPA)

Le modèle NEMO-OPA est un modèle aux équations primitives, c'est à dire l'association des équations de Navier-Stokes, de la conservation de la température et de la salinité, ainsi qu'une équation d'état reliant les deux traceurs à la vitesse du fluide (voir chapitre 1, équations 1.1, 1.3, 1.5, 1.6 et 1.7). Dans ce modèle, la connaissance de six variables pronostiques (variables dont l'évolution temporelle est calculée par les équations de l'océan) est nécessaire afin de décrire le vecteur d'état de l'océan :

- La densité ρ en $kg.m^{-3}$
- La pression P en Pa
- la vitesse zonale u en $m.s^{-1}$
- la vitesse méridionale v en $m.s^{-1}$
- la température potentielle T en $^{\circ}C$
- la salinité S

Comme vu au chapitre 1, la conservation de la quantité de mouvement (équation 1.1), la conservation de la masse (équation 1.3), la conservation de la température (provenant de la conservation de l'énergie, équation 1.5) et la conservation de la salinité (équation 1.6) permettent de suivre l'évolution de ces six variables.

La dernière équation considérée dans les modèles de circulation océanique est l'équation d'état de l'eau de mer, reliant la densité, la pression, la température et la salinité (voir équation 1.7). Dans le code OPA, cette équation peut être simplifiée en supposant l'océan incompressible (la densité est indépendante de la pression) et une dépendance linéaire entre la densité, la température et la salinité. L'équation d'état de l'eau de mer peut alors s'écrire sous la forme suivante :

$$\rho = \rho(T, S, P) = \rho_0(\beta S - \alpha T) \quad (5.1)$$

avec $\alpha = 1.176.10^{-4}$ le coefficient d'expansion thermique et $\beta = 7.7.10^{-4}$ le coefficient d'expansion haline.

Pour simplifier les équations, deux hypothèses peuvent être faites.

→ **L'approximation de Boussinesq** (ou incompressibilité de l'eau de mer) se base sur les faibles variations de la densité de l'eau de mer par rapport à sa densité moyenne ($\rho_0 = 1023 \text{ kg.m}^{-3}$). On peut alors noter :

$$\rho = \rho_0 + \delta\rho$$

avec $\frac{\delta\rho}{\rho_0} \ll 1$.

La densité de mer est constante (ρ_0) partout sauf dans les termes de flottabilité et de compressibilité de l'équation d'état. On peut alors simplifier l'équation de la conservation de la masse, qui devient :

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{u} = 0$$

L'écoulement océanique est donc supposé non divergent, la conservation de la masse implique alors la conservation du volume.

→ **L'approximation hydrostatique** provient de l'analyse des ordres de grandeurs des différents termes et permet de simplifier l'équation de Navier-Stokes. Ainsi, le terme de pression équilibre la force de gravité sur l'axe vertical. La projection sur la verticale de l'équation de Navier-Stokes devient alors :

$$\frac{\partial P}{\partial z} = -\rho g \quad (5.2)$$

On applique l'approximation de Boussinesq et l'approximation hydrostatique aux équations fondamentales de la dynamiques pour obtenir les équations primitives. Ces équations sont utilisées dans la plupart des modèles de circulation océanique (OGCM, Ocean General Circulation Model) dont NEMO-OPA :

$$\frac{\partial \vec{u}_h}{\partial t} + \vec{u} \cdot \vec{\nabla} \vec{u} + f \vec{k} \wedge \vec{u}_h = \frac{1}{\rho_0} \vec{\nabla}_h P + \vec{D}^u + \vec{F} \quad (5.3)$$

$$\frac{\partial P}{\partial z} = -\rho g \quad (5.4)$$

$$\vec{\nabla} \cdot \vec{u} = 0 \quad (5.5)$$

$$\frac{\partial T}{\partial t} = -\vec{\nabla} \cdot (T \vec{u}) + D^T \quad (5.6)$$

$$\frac{\partial S}{\partial t} = -\vec{\nabla} \cdot (S \vec{u}) + D^S \quad (5.7)$$

$$\rho = \rho(T, S, P) \quad (5.8)$$

\vec{D}^u , D^T , et D^S sont les termes de diffusion de vitesse, de température potentielle et de salinité.

5.2.1 Discrétisation spatio-temporelle

Les équations primitives précédentes sont discrétisées spatialement et temporellement, en vue d'être résolues par le modèle.

Discrétisation spatiale

Le repère

→ Le repère spatial d'OPA est sphérique, lié à la Terre (voir la figure 5.1).

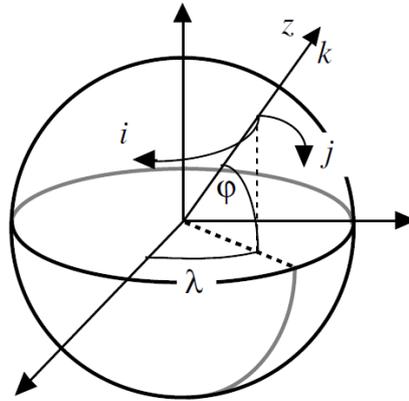


FIGURE 5.1 – Coordonnées géographiques ($\vec{i}, \vec{j}, \vec{k}$) et coordonnées sphériques (ϕ, λ, z) (ϕ représente la latitude et λ la longitude)

On suppose alors que la Terre est sphérique. Les surfaces géopotentielles sont sphériques pour que la force de gravité soit parallèle au rayon de la terre. On fait aussi l'approximation de couche mince. La profondeur des océans (en moyenne de 3.8 km) est négligeable devant le rayon terrestre R_T , la composante radiale $r = z + R_T$ peut donc être écrite comme une constante $r = R_T$.

La grille :

→ La grille utilisée dans le code est de type Arakawa C (voir la figure 5.2).

Les grandeurs scalaires (température, salinité, traceurs biogéochimiques, masse volumique, pression et divergence de la vitesse horizontale) sont définies au centre de la maille, les grandeurs vectorielles (vitesses, tension de vent, etc) au centre des faces de la maille. Au point f, la vorticité relative et la vorticité planétaire sont définies.

Les équations primitives sont discrétisées spatialement selon une méthode des différences finies centrées du second ordre (voir 5.9).

$$u''(x) \approx \frac{\delta_h^2[u](x)}{h^2} = \frac{u(x+h) - 2u(x) + u(x-h)}{h^2} \quad (5.9)$$

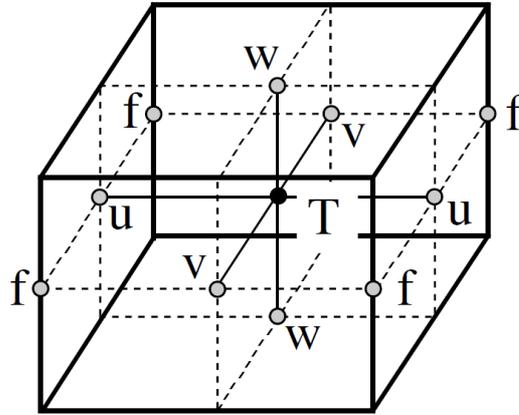


FIGURE 5.2 – Représentation des variables NEMO-OPA sur la grille Arakawa. T indique le point où les valeurs scalaires sont calculées et (u,v,w) les points où les valeurs vectorielles sont calculées.

Discrétisation temporelle

Plusieurs schémas de discrétisation temporelle sont utilisés dans le code OPA pour résoudre les équations primitives.

A l'initialisation du modèle, un schéma avant d'Euler est utilisé, puis pour les pas de temps suivants, les dérivées eulériennes sont discrétisées selon un schéma centré dit *leap frog* (« saute mouton »), qui nécessite deux pas de temps :

$$u^{t+\Delta t} = u^{t-\Delta t} + 2\Delta t RHS^t \quad (5.10)$$

avec RHS^t le second membre non diffusif d'une équation donnée.

Ce schéma est associé à un filtre temporel d'Asselin (*Asselin (1972)*, voir l'équation 5.11), pour éviter la dissociation des modes pairs et impairs lors de la résolution des équations primitives. Ce filtre correspond à une diffusion temporelle.

$$u^f = u^t + \gamma(u_f^{t-\Delta t} - 2u_t + u_t + \Delta t) \quad (5.11)$$

Les coordonnées verticales

Le modèle NEMO-OPA utilise principalement deux types de coordonnées verticales :

- les coordonnées généralisées en z (ou géopotentielles)
- les coordonnées sigma (qui suivent la topographie)

Nous avons choisi dans cette thèse d'utiliser les coordonnées géopotentielles, avec un découpage en plans de profondeur constante (niveaux de z). Ce type de coordonnée permet une bonne représentation de la couche de mélange océanique de surface, et est donc bien adapté aux configurations d'étude de processus.

5.2.2 Paramétrisation

La discrétisation des équations primitives (équations 5.3,5.4) ne permet pas de résoudre les phénomènes plus petits que la taille de la maille. La turbulence et la diffusion à petite échelle ne sont pas directement résolues et doivent être paramétrisées. Les échelles des mouvements verticaux et horizontaux étant très différentes, on sépare la paramétrisation en une physique sous-maille horizontale et une physique sous-maille verticale.

Physique sous-maille horizontale

La turbulence latérale mésoéchelle est résolue explicitement avec une résolution suffisamment haute, alors que la turbulence sous-mésoéchelle doit être paramétrisée car elle est non résolue dans notre modèle (qui a une résolution horizontale de 2 km). On représente alors les termes de dissipation latérale de la quantité de mouvement (D^{hU}) et de diffusion latérale des traceurs (D^{hT} , D^{hS}) sous la forme d'un opérateur laplacien (harmonique, équation 5.12) ou bilaplacien (biharmonique, équation 5.13). Ces mélanges horizontaux pour un traceur T sont donc paramétrisés de la forme suivante :

$$D^{hT} = A_{h1} \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} \quad (5.12)$$

$$D^{hT} = A_{h2} \frac{\partial^4 T}{\partial x^4} \quad (5.13)$$

avec A_{h1} (>0) le coefficient de diffusion horizontale harmonique et A_{h2} (<0) le coefficient biharmonique. Le coefficient harmonique filtre indifféremment toutes les échelles, alors que le coefficient biharmonique filtre les petites échelles et laisse vivre les grandes. Il est intéressant d'utiliser le coefficient biharmonique pour créer de la turbulence et de générer plus de tourbillons à sous-mésoéchelle, toutefois cette paramétrisation peut générer des fausses instabilités car le flux devient proportionnel à la dérivé troisième de la variable et ne suit plus son gradient. On peut donc trouver une situation où le flux va dans le même sens que le gradient. Très souvent, le coefficient harmonique est utilisé pour modéliser les grandes échelles et le coefficient biharmonique est utilisé pour modéliser les petites échelles.

Physique sous-maille verticale

Les mouvements turbulents verticaux sont aussi paramétrisés grâce à l'équation 5.14. Les flux verticaux sont supposés dépendre linéairement des gradients verticaux locaux. Cette formulation est similaire à la diffusion et dissipation moléculaire et a tendance à sous-estimer le rôle de la dissipation et diffusion turbulente. Les opérateurs de quantité de mouvement et de diffusion des traceurs sont alors de la forme suivante :

$$\begin{cases} D^{\nu U} = \frac{\partial}{\partial z} (A^{\nu m} \frac{\partial \vec{U}_h}{\partial z}) \\ D^{\nu T} = \frac{\partial}{\partial z} (A^{\nu T} \frac{\partial T}{\partial z}) \end{cases} \quad (5.14)$$

avec $A^{\nu m}$ le coefficient de viscosité turbulent verticale et $A^{\nu T}$ le coefficient de diffusion turbulent verticale. Dans le code NEMO-OPA, le modèle de fermeture turbulente TKE

(Turbulent Kinetic Energy) est intégré afin de gérer la turbulence verticale (*Madec, 2008; Blanke and Delecluse, 1993*). Il permet de calculer itérativement les coefficients verticaux de dissipation et de diffusion.

5.2.3 Conditions limites

Conditions au fond océanique

Au fond, un frottement linéaire est appliqué aux vitesses horizontales dans l'équation de quantité de mouvement ; la paramétrisation suppose alors que la friction au fond est proportionnelle à la vitesse intérieure :

$$\vec{F}_h = r\vec{U}_h^b \quad (5.15)$$

avec \vec{U}_h^b la vitesse horizontale dans le dernier niveau du modèle et r le coefficient de friction.

Conditions à la surface

Des échanges ont lieu à l'interface air-mer, influençant le flux de quantité de mouvement, de chaleur et de salinité. Dans notre modèle de processus, il n'y a pas de flux d'eau douce ou de salinité et cette dernière quantité est supposée constante et homogène. Il n'y a pas non plus de forçage en quantité de chaleur car le flux net de chaleur Q_{net} est nul. Dans une des configurations, on influe sur les quantités de mouvement grâce à une tension exercée par le vent. Les flux turbulents de quantité de mouvement sont paramétrisés de la façon suivante à la surface :

$$D_{z=0}^{\nu U} = (A^{\nu U} \frac{\partial U_h}{\partial z})_{z=0} = \frac{\vec{\tau}}{\rho_0} \quad (5.16)$$

Avec ρ_0 la densité moyenne de l'eau de mer, $\vec{\tau}$ la tension de vent à la surface.

Conditions aux frontières

Le modèle étudié dans la suite est un canal cyclique dans le sens de la longueur (est-ouest). Les seules frontières sont donc au Nord et au Sud du canal et sont fermées. A ces frontières, la vitesse normale est nulle et on applique une condition de glissement à la vitesse tangentielle qui correspond à une absence de frottement (« free slip »).

5.3 Le modèle biogéochimique LOBSTER

Deux modèles biogéochimiques sont disponibles dans NEMO-TOP : le modèle PISCES, et le modèle LOBSTER (un modélisation simplifiée de la biogéochimie). On a choisi pour cette étude de travailler avec le modèle LOBSTER, car il est suffisant pour notre étude étant donné que nous nous intéressons principalement à la variable chlorophylle, donc au phytoplancton. Une documentation détaillée est disponible dans *Lévy et al. (2005)*. Six variables sont étudiées en terme de contenu en azote ($mmoleN.m^{-3}$) dans le modèle LOBSTER :

- Nitrate (NO_3)
- Ammonium (NH_4)
- Phytoplancton (P)
- Zooplancton (Z)
- Détritus (D)
- Matière Organique Dissoute (DOM)

Les puits et les sources de ces variables sont modélisés dans LOBSTER. Le transport passif des traceurs a lieu grâce au module OPA de NEMO. La figure 5.3 représente les interactions entre les différentes variables dans le modèle LOBSTER. Les processus modélisés dans la couche euphotique sont détaillés sur le schéma 1.3 (chapitre 1).

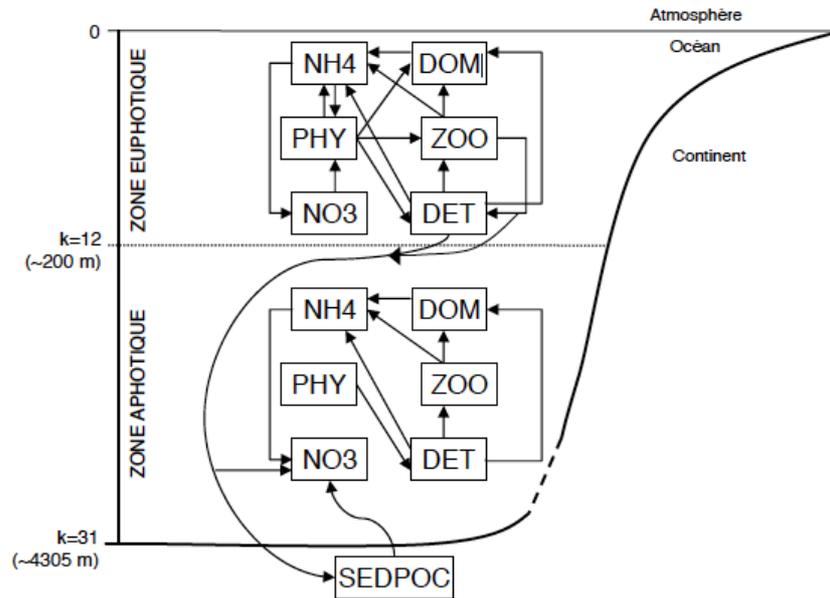


FIGURE 5.3 – Schéma du modèle biogéochimique LOBSTER représentant les flux entre les différentes variables ainsi que vers le compartiment sédimentaire SEDPOC. Il est extrait de *Krémeur* (2008).

5.3.1 Les équations du modèle LOBSTER

L'originalité du modèle LOBSTER est la distinction entre la production nouvelle (consommation de nitrate provenant de la couche euphotique par le phytoplancton) et la production régénérée (consommation d'ammonium régénéré dans la couche euphotique par le phytoplancton). Dans les équations suivantes $S(C)$ représente terme de source/puits de chaque traceur C . On distingue deux couches océaniques distinctes dans ce modèle. La couche euphotique correspond à l'épaisseur jusqu'à où la lumière peut pénétrer, c'est une zone de forte activité biogéochimique. La couche aphotique est la zone à partir de laquelle les photons ne peuvent pénétrer.

Equations biologiques dans la couche euphotique

La couche euphotique est le siège des différentes interactions biogéochimiques. Les équations résumant les sources et les puits de chaque variable biologique sont indiquées dans la suite.

→ Nitrate NO_3

$$S(NO_3) = -\mu_p L_I L_{NO_3} P + \mu_n NH_4 \quad (5.17)$$

Dans l'équation précédente (équation 5.17), le nitrate est consommé par le phytoplancton lors de la production nouvelle (premier terme) et produit lors de la nitrification (deuxième terme, réaction biogéochimique impliquant les bactéries).

→ Ammonium NH_4

$$S(NH_4) = \gamma\mu_p L_I(L_{NO_3} + L_{NH_4})P + \alpha_z\mu_z Z + \alpha_d\mu_d D + \mu_{DOM}DOM + \left(1 - \frac{Rd_{phy}}{Rd_{DOM}}\right)\left((1 - \alpha_p)\mu_p P + (1 - \alpha_z)\mu_z Z + (1 - \alpha_d)\mu_d D\right) - \mu_p L_I L_{NH_4} P - \mu_{NH_4} \quad (5.18)$$

Dans l'équation 5.18, les termes sources sont l'exsudation du phytoplancton, l'excrétion du zooplancton, la reminéralisation du DET et DOM, et le terme d'ajustement, du à l'excès d'azote reçue par le DOM. Les puits sont la régénération de la production de phytoplancton et la nitrification.

→ Phytoplancton P

$$S(P) = (1 - \gamma)\mu_p L_I(L_{NO_3} + L_{NH_4})P - m_p P - G_p \quad (5.19)$$

Les sources sont les productions nouvelles et régénérées, les puits sont l'exsudation, la mortalité et le broutage dans l'équation 5.19.

Le phytoplancton correspond à la variable chlorophylle utilisée comme traceur passif dans la suite. Cette équation montre bien les limites de l'hypothèse de passivité car la concentration en chlorophylle varie beaucoup en fonction de nutriments présents. Le temps caractéristique des réactions de production et consommation de la chlorophylle est de l'ordre du jour.

→ Zooplancton Z

$$S(Z) = \alpha_z(G_p + G_d) - m_z Z^2 - \mu_z Z \quad (5.20)$$

Les zooplancton est produit lors du broutage du phytoplancton et des détritiques (équation 5.20). Le puits du zooplancton est représenté par une mortalité quadratique et de l'excrétion.

→ Détritiques D

$$S(D) = (1 - \alpha_z)(G_p + G_d) + m_p P + f_z m_z Z^2 - G_d - \mu_d D - V_d \frac{\partial D}{\partial z} \quad (5.21)$$

Les détritiques sont produits par les pelotes fécales du zooplancton, ainsi que la mort du phytoplancton et du zooplancton. Ils sont broutés par le zooplancton puis reminéralisés en NH_4 , et dissocié en DOM pour sédimenter au fond de l'océan (équation 5.21).

→ Matière organique dissoute DOM

$$S(DOM) = \gamma(1 - \mu_p)L_I(L_{NO_3} + L_{NH_4})P + (1 - \alpha_z)\mu_z Z + (1 - \alpha_d)\mu_d D - \mu_{DOM}DOM - \left(q - \frac{Rd_{phy}}{Rd_{DOM}}\right)((1 - \alpha_p)\mu_p P + (1 - \alpha_z)\mu_z Z + (1 - \alpha_d)\mu_d D) \quad (5.22)$$

Les matières organiques sont produites lors de l'excrétion du zooplancton, de l'exsudation du phytoplancton et de la dégradation des détritux.

Les termes de croissance des nutriments utilisés dans les équation précédentes s'écrivent de la façon suivante :

$$L_I = 1 - e^{-\left(\frac{PAR}{K_{par}}\right)} \quad (5.23)$$

$$L_{NO_3} = \frac{NO_3}{NO_3 + K_{NO_3}} e^{-\psi NH_4} \quad (5.24)$$

$$L_{NH_4} = \frac{NH_4}{NH_4 + K_{NH_4}} \quad (5.25)$$

Et les termes de broutage s'écrivent :

$$G_p = g_z \frac{P^2}{(P + D)K_z + P^2 + D^2} Z \quad (5.26)$$

$$G_d = g_z \frac{D^2}{(P + D)K_z + P^2 + D^2} Z \quad (5.27)$$

Equations biologiques sous la couche euphotique

Il n'y a pas de croissance des nutriments sous la couche euphotique car il n'y a plus de source de photons. Les équations se résument alors à une décroissance des différentes variables selon la constante de temps τ_r du fait de la reminéralisation et de la sédimentation au fond sauf pour le nitrate, qui est lui produit lors de la reminéralisation.

$$S(NO_3) = \tau_r(NH_4 + P + Z + D + DOM) + \partial_z f \quad (5.28)$$

$$S(NH_4) = -\tau_r NH_4 \quad (5.29)$$

$$S(P) = -\tau_r P \quad (5.30)$$

$$S(Z) = -\tau_r Z \quad (5.31)$$

$$S(D) = -\tau_r D - V_d \partial_z D \quad (5.32)$$

$$S(DOM) = -\tau_r DOM \quad (5.33)$$

avec le flux de reminéralisation défini comme

$$f(z) = f(z_{bio}) \left(\frac{z}{z_{bio}} \right)^{-0.858} \quad (5.34)$$

$$f(z_{bio}) = \int_0^{z_{bio}} m_z Z^2 dz \quad (5.35)$$

et la condition de non déposition

$$f(z_{bottom}) = 0 \quad (5.36)$$

5.3.2 Le modèle optique

Le modèle optique est assez simple dans LOBSTER. La photosynthèse est calculée à chaque profondeur z en considérant deux longueurs d'onde (r pour le rouge et b pour le bleu) :

$$PAR = PAR_r + PAR_b \quad (5.37)$$

Les flux optiques sont alors paramétrés de façon à décroître avec la profondeur. Ils sont fonctions de l'ensoleillement solaire en surface, et diminuent avec la profondeur et la concentration en chlorophylle.

Absorption dans le rouge :

$$k_r = K_{r0} + \chi_{rp} Chl^{e_r} \quad (5.38)$$

$$PAR_r(z) = PAR_r(z - dz) e^{-k_r dz} \quad (5.39)$$

$$PAR_r(0) = \frac{0.43}{2} Q_{sol} \quad (5.40)$$

Absorption dans le bleu :

$$k_b = K_{b0} + \chi_{bp} Chl^{e_b} \quad (5.41)$$

$$PAR_b(z) = PAR_b(z - dz) e^{-k_b dz} \quad (5.42)$$

$$PAR_b(0) = \frac{0.43}{2} Q_{sol} \quad (5.43)$$

5.4 Mise en place du modèle couplé LOBSTER-OPA en configuration canal

5.4.1 Introduction

Dans cette étude, on cherche à quantifier la similarité entre les coefficients de Lyapunov issus des vitesses et les structures filamentaires visible sur les images de chlorophylle et de SST afin de pouvoir utiliser les images des traceurs présentes dans le modèle pour l'amélioration de l'estimation de la circulation océanique de surface.

Pour cela, on travaille sur les sorties d'un modèle afin de s'affranchir des incertitudes de mesure présentes dans les observations, et on étudie le couplage entre la physique et la biogéochimie. On a choisi de construire un modèle idéalisé couplé physique-biologie à haute résolution en utilisant les codes NEMO et LOBSTER en mode couplé (voir section 5.2, 5.3). Cette configuration est très similaire à celle mis au point par *Lévy et al.* (2001). La différence principale est la longueur du canal trois fois plus grande dans notre simulation par rapport à celle de la simulation de *Lévy et al.* (2001), afin que les instabilités s'essouffent moins rapidement. On génère quelques tourbillons mésoéchelles et sous-mésoéchelles grâce à un jet barocliniquement instable. La situation physique et biogéochimique correspond à une zone de latitude moyenne (30°N) en période estivale (oligotrophie importante).

On va alors s'intéresser à trois configurations légèrement différentes. La première (EEL-R2) est une simulation de *spin-down* (non forcée) avec un schéma de diffusivité latérale bilaplacien. La seconde (EEL-R2W) est forcée grâce à une tension de vent constante en surface et a un schéma de diffusivité latérale bilaplacien. La troisième (EEL-R2Wh) est forcée grâce à une tension de vent constante en surface et a un schéma de diffusivité latérale laplacien. Dans la suite, on détaille dans un premier temps les configurations du modèle choisies pour notre étude, puis on s'intéressera aux sorties du modèle afin de choisir la configuration la plus adaptée à notre étude.

5.4.2 Configuration du modèle

On utilise une configuration de type canal en plan β , à fond plat, zonalement périodique et centré à 30°N , comme cela a été fait dans l'article *Lévy et al.* (2001) (qui étudie l'impact des différentes échelles dynamiques sur la production biogéochimique).

Le domaine est un canal de largeur $L_y = 500$ km, de longueur $L_x = 500$ km et de profondeur $L_z = 4000$ m. La résolution horizontale est de 2 km. Il y a 30 niveaux et la résolution verticale de chaque niveau varie de 10 à 20 m dans les couches au dessus de 100 m, et peut augmenter jusqu'à 300 m au fond. Le rayon interne de Rossby (voir chapitre 1) est de l'ordre de 30 km, ce qui est la taille caractéristique des structures mésoéchelles. Il faut donc une résolution inférieure à 6 km pour représenter correctement la dynamique mésoéchelle. Une résolution de 2 km nous permet alors de générer des structures filamentaires de l'ordre de la sous-mésoéchelle.

Dans la suite, on décrit la configuration dynamique, puis la configuration biogéochimique du modèle.

Configuration dynamique

Le modèle est initialisé avec un front de température, centré au milieu du canal, et variant en tangente hyperbolique avec la latitude (voir figure 5.4). Le front de température est légèrement perturbé afin d'obtenir un état initial instable et d'observer dès les premiers pas de temps le déclenchement d'une turbulence à méso et sous-mésoéchelle.

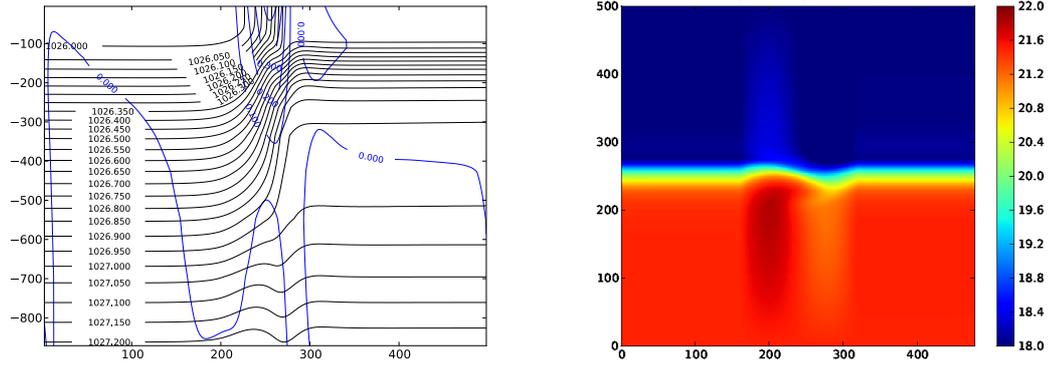


FIGURE 5.4 – Figure de gauche : profils zonal de densité en kg.m^{-3} (en noir) et jet associé en m.s^{-1} (en bleu). Figure de droite : représentation de la température en surface (SST) à l'état initial en $^{\circ}\text{C}$.

La stratification (fréquence de Brunt Väisälä, équation 1.16) est de l'ordre de $N^2 = 10^{-6} \text{ s}^{-2}$ dans la couche de mélange (100m sous la surface) et atteint au plus la valeur de $N^2 = 50.10^{-6} \text{ s}^{-2}$ dans les couches les plus stratifiées (sous la couche de mélange) comme on le voit sur la figure 5.5.

Pour les conditions aux frontières, aucun frottement ni flux de chaleur ne sont appliqués près des bords. Au fond de l'océan, on applique un frottement linéaire ($4.6 \times 10^{-3} \text{ m.s}^{-1}$). La surface est forcée avec un flux solaire constant et uniforme de 250 W.m^{-2} et un flux radiatif paramétré pour générer un flux de chaleur net nul en surface. Ce flux de chaleur nous permet d'obtenir une couche de mélange constante au cours de la simulation et de ne pas considérer les interactions air-mer de flux de chaleur. On peut ajouter à cela un forçage en vent en surface afin de maintenir un écoulement non-stratifié (pour les simulations EEL-R2W et EEL-R2Wh), mais cela implique de considérer l'interaction air-mer et donc des flux de quantité de mouvement. L'étude du forçage en surface par un vent dans le cadre d'une instabilité barocline a été faite dans l'article *Mahadevan et al. (2010)*. Le vent est choisi pour que la composante d'Ekman due au vent déplace les eaux froides vers les eaux chaudes et contrebalance ainsi la restratification due à l'écoulement barocline. Le vent est maximal à l'endroit du front de densité (au centre du canal) et décroît pour atteindre la valeur nulle sur les bords (voir l'équation 5.44). On choisit alors :

$$\begin{cases} U_{wind} = 0.1 \cos\left(\frac{(\phi - L_y/2)\pi}{L_y}\right) \\ V_{wind} = 0 \end{cases} \quad (5.44)$$

En ce qui concerne la densité, on choisit une équation d'état linéaire ($\rho = 1028.5 - 0.1179 \times T$, avec ρ la densité et T la température). Le coefficient de dissipation est fixé à $200 \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$

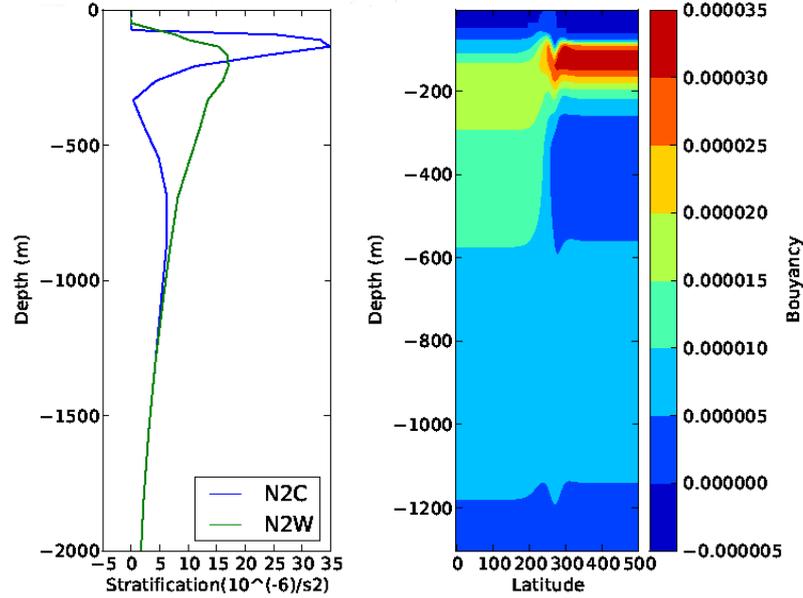


FIGURE 5.5 – Stratification dans le canal à l'état initial. Figure de gauche : variation de la stratification (\mathcal{N}^2) en fonction de la profondeur pour une masse d'eau chaude au sud (en vert) et une masse d'eau froide au nord (en bleu) en 10^{-6}s^{-2} . Figure de droite : variation de la stratification sur une section Nord/Sud au milieu du bassin en s^{-2} .

dans le cas d'un schéma de diffusion latérale Laplacien (EEL-R2Wh) et à $5 \cdot 10^9 \text{ m}^4 \text{ s}^{-2}$ dans le cas d'un schéma de diffusion latérale bilaplacien (EEL-R2, EEL-R2W)

Configuration biogéochimique

L'évolution d'une variable de type traceur de concentration C est contrôlé par les processus biogéochimiques, l'advection et la diffusion verticale.

$$\frac{\partial C}{\partial t} = S(C) - \vec{\nabla} \cdot (\vec{u}C) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k_z \frac{\partial C}{\partial z} \right) \quad (5.45)$$

$S(C)$ est le terme puits/source biogéochimique pour le traceur C et varie selon les équations vue dans la section précédente (5.2). La résolution numérique de l'équation 5.45 est différente de celle de la température car la concentration en traceur C doit impérativement être positive. Le schéma d'advection des particules adopté est alors le MUSCL. Les conditions initiales de l'écosystème proviennent d'une solution stable d'une configuration 1D où seule la diffusion verticale est prise en compte. Le maximum de phytoplancton et la nitracline se trouvent à 110m de profondeur. La production primaire est assurée par une faible diffusion des nitrates dans la couche euphotique. La production de phytoplancton est limitée par les nutriments.

Notre modèle en trois dimensions est initialisé grâce à un profil biogéochimique en une

dimension. Il n'y a donc pas de gradient frontal dans les variables biogéochimiques à l'état initial. La distribution de nitrate initiale est donc décorrélée de la densité (voir la figure 5.6 pour les profils des variables biogéochimiques à l'état initial). Les conditions initiales biogéochimiques correspondent à un milieu fortement oligotrophique, situation typique de l'été aux moyennes latitudes.

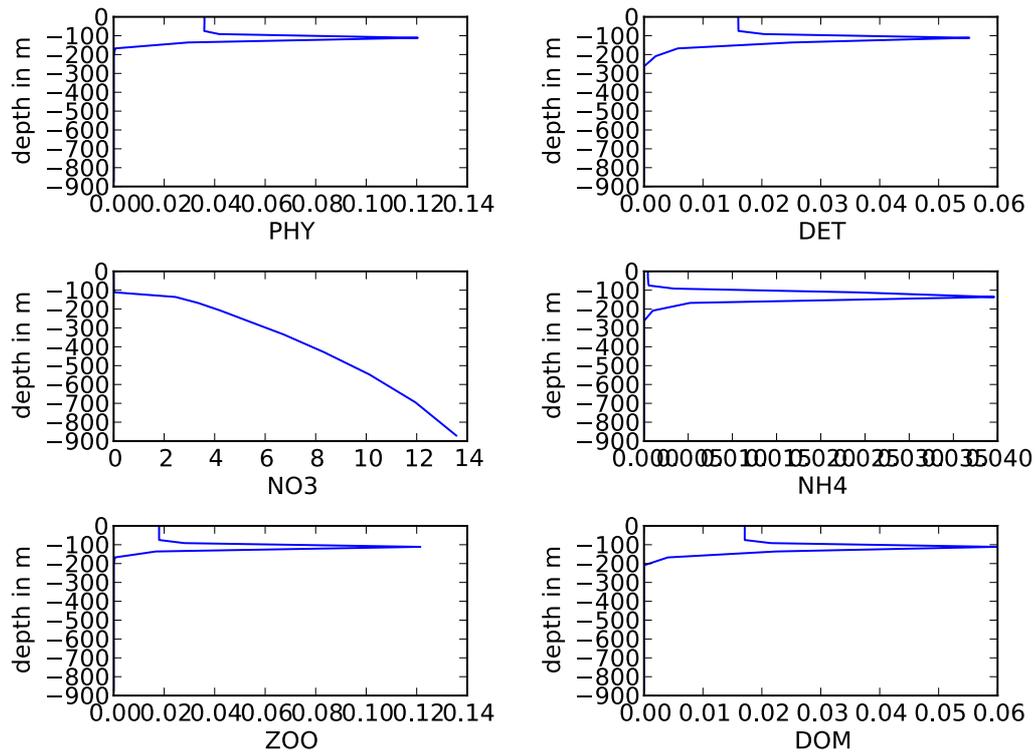


FIGURE 5.6 – Profils verticaux de l'état initial de la biogéochimie, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m⁻³.

5.4.3 Résultats des simulations

Les trois simulations (R2, R2W et R2Wh) ont tourné pendant un an en partant des mêmes conditions initiales. Le tableau 5.1 récapitule les différences entre ces trois simulations.

	Forçage	Opérateur de dissipation latérale
EEL-R2	Non	Bilaplacien
EEL-R2W	Vent en surface	Bilaplacien
EEL-R2Wh	Vent en surface	Laplacien

TABLE 5.1 – Tableau récapitulatif des différences entre les simulations R2, R2W et R2Wh

On compare dans la partie suivante certains paramètres dynamiques des trois simulations comme l'énergie, la vorticit , la stratification ou encore la vitesse verticale afin de trouver le mod le qui g n re les meilleures structures sous-m so echelles. Dans une deuxi me partie on regarde l' volution des param tres biog ochimiques pour v rifier la coh rence de nos simulations. On termine ensuite par la comparaison des coefficients de Lyapunov FSLE avec les traceurs SST et chlorophylle pour les simulations R2 et R2W.

Dynamique

• Profils  nerg tiques

Les  volutions temporelles de l' nergie cin tique turbulente (TKE) et de l' nergie cin tique moyenne (EKE) nous permettent d' valuer la turbulence de notre  coulement. Dans la suite, on s'int resse   la TKE et l'EKE de la surface, moyenn es sur le domaine (figure 5.7).

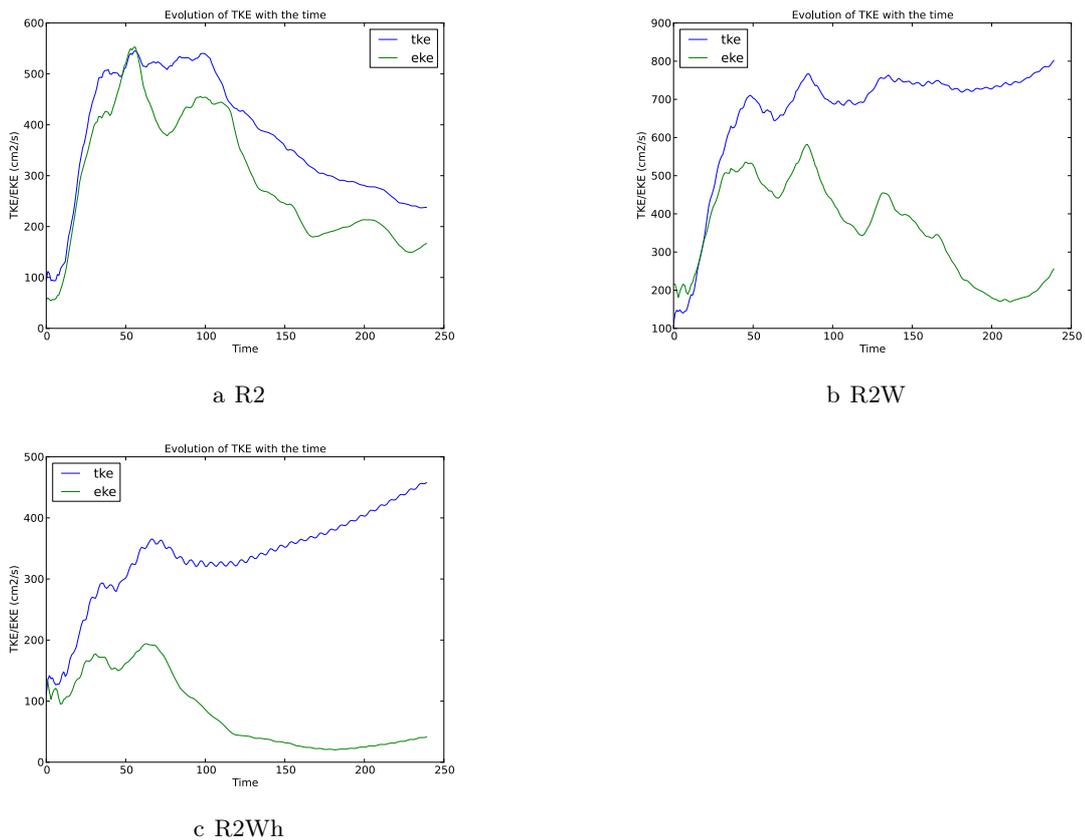


FIGURE 5.7 – Evolution temporelle (en jour) de la TKE et de l'EKE de surface (en $\text{cm}^2 \cdot \text{s}^{-1}$), moyenn es sur le domaine.

La figure 5.7a montre une diminution significative de la TKE et de l'EKE apr s deux mois de simulation. En effet, cette simulation n'est pas forc e (simulation en spin-down). Les tourbillons faiblissent lorsque le fluide est de nouveau stratifi . On constate alors que

l'introduction d'un forçage dans le modèle maintient une turbulence dans l'écoulement. En effet, sur la figure 5.7b, on voit que la TKE atteint un palier, on garde donc une turbulence élevée pendant la simulation même si la vitesse moyenne du fluide diminue un peu. La TKE et l'EKE sont beaucoup plus faibles dans la simulation R2Wh (figure 5.7c). Le coefficient de dissipation latérale est sans doute trop élevé et filtre trop le signal. On a fait des tests avec un coefficient plus faible, toutefois le signal de la vorticité potentielle et de la vitesse verticale étaient bruités. Il faudrait passer plus du temps à faire une étude approfondie afin de trouver le coefficient de dissipation Laplacien idéal. Cela n'a pas été effectué car ce n'est pas l'objectif de ce travail de thèse, et nos premiers résultats ont été considérés comme suffisants pour notre étude de l'inversion des images traceur.

On peut regarder la stratification du canal six mois après le début de l'expérience (figure 5.8) pour les différentes simulations. La stratification est alors représentée par la flottabilité (aussi appelée fréquence de Brunt Väisälä) définie par l'équation 1.16 au chapitre 1.

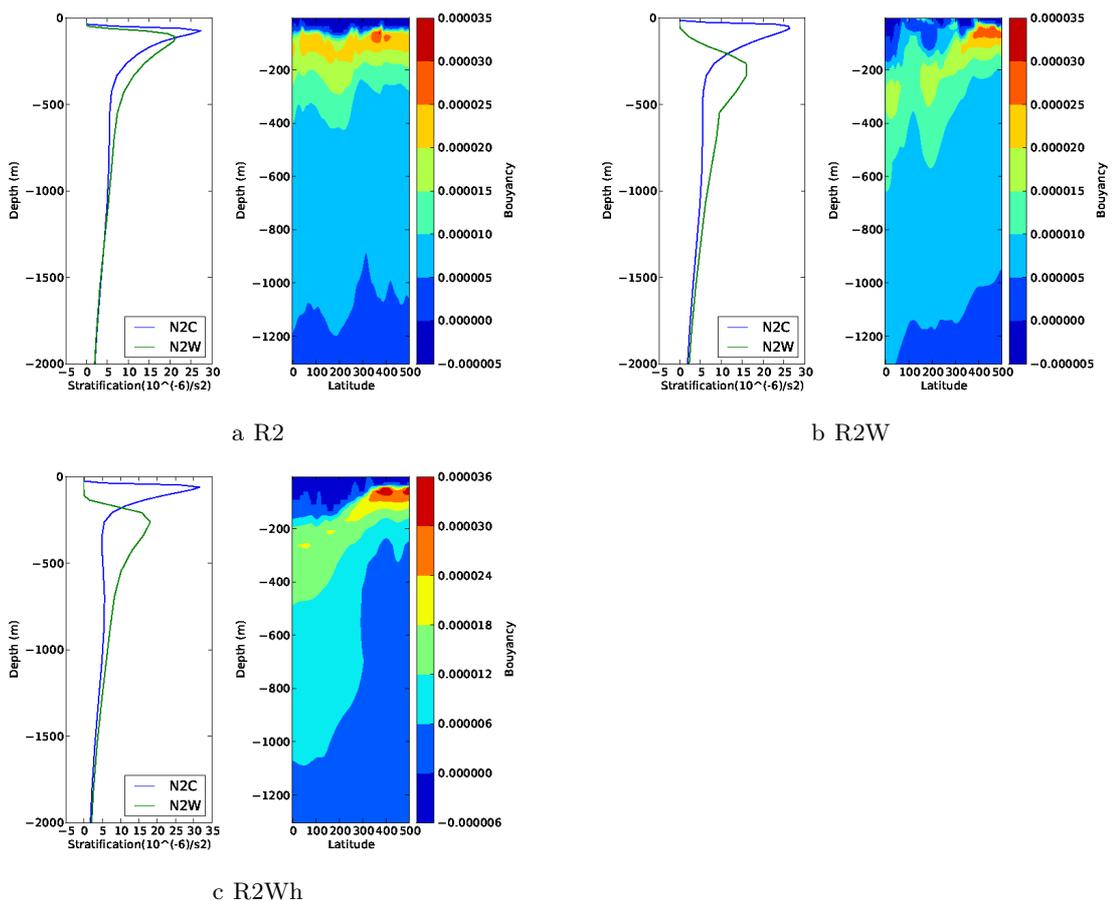


FIGURE 5.8 – Stratification du canal six mois après le début de l'expérience. Figure de gauche : variation de la flottabilité en fonction de la profondeur pour une masse d'eau froide au sud (en bleu) et une masse d'eau chaude au nord (en vert) en 10^{-6}s^{-2} . Figure de droite : variation de la flottabilité sur une section Nord/Sud au milieu du bassin en s^{-2} .

Cette figure montre bien l'effet du vent sur la stratification du fluide. Dans l'expérience sans forçage (figure 5.8a), la restratification du fluide est beaucoup plus marquée que pour les simulations forcées en vent (figures 5.8b, 5.8c). Le forçage en vent est donc efficace pour maintenir l'instabilité barocline et donc les structures à petites échelles.

- Vorticité relative

La vorticité relative est négative dans les tourbillons chauds (anticyclones) et positive dans les tourbillons froids (cyclones). Une asymétrie méridionale caractérisée par une phase NO-SE se développe.

Cette asymétrie est caractéristique des instabilités baroclines avec un nombre de Rossby de l'ordre de 1. On peut voir cette asymétrie sur les figures 5.9, 5.10, 5.11. Ces figures représentent des instantanés de la température, chlorophylle et vorticité relative en surface après deux, cinq et sept mois de simulation.

On remarque encore que la dissipation latérale de la simulation R2Wh est trop élevée, cette simulation ne permet pas la création des structures à sous-mésoéchelle. Les deux autres simulations (R2 et R2W) génèrent une activité tourbillonnaire satisfaisante.

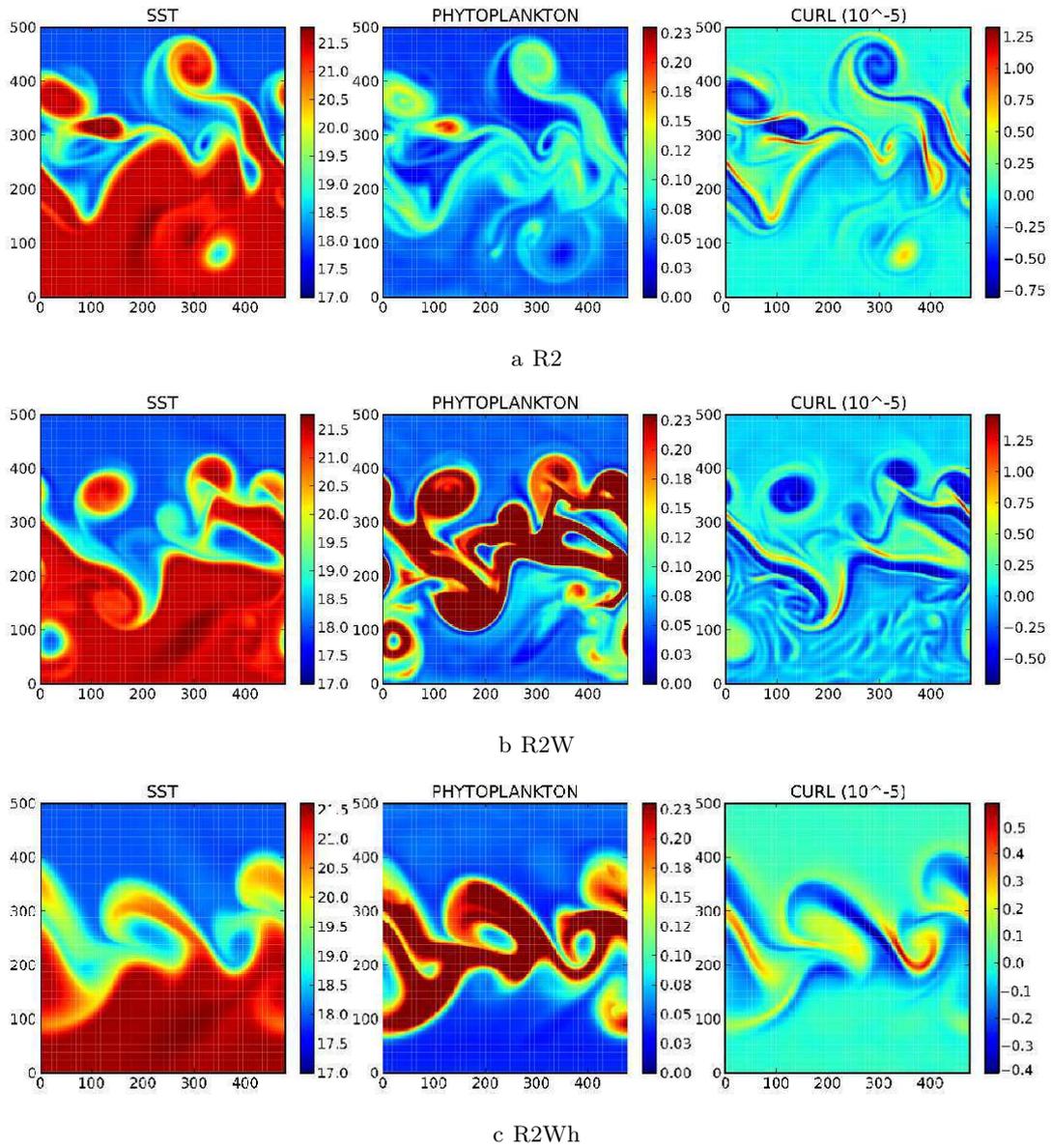


FIGURE 5.9 – Images de la température ($^{\circ}C$), chlorophylle (en $mmoleN.m^{-3}$) et vorticité relative (en $10^{-5}s^{-1}$) de surface au bout de deux mois de simulation pour les configurations R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).

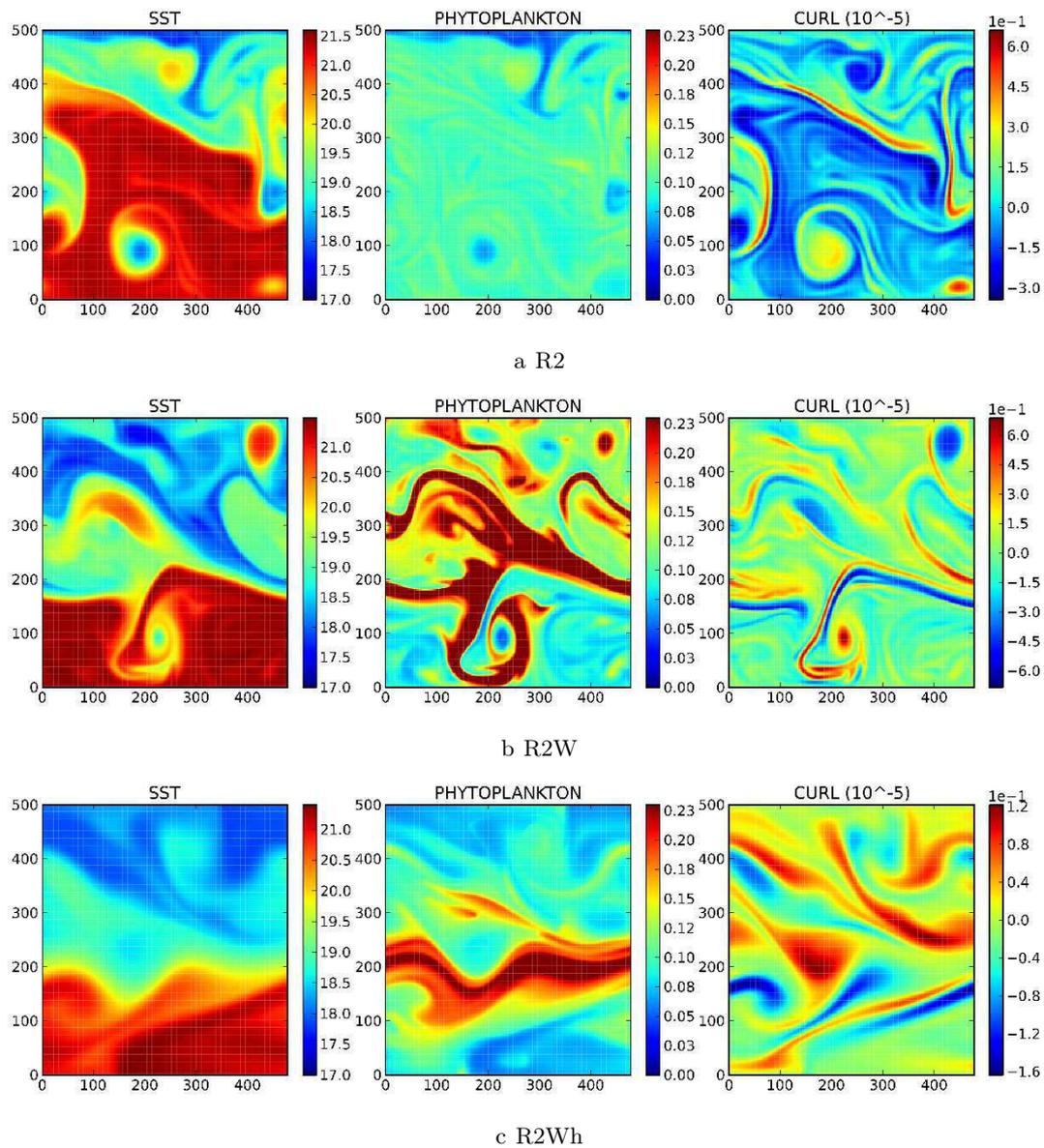


FIGURE 5.10 – Images de la température ($^{\circ}\text{C}$), chlorophylle (en mmoleN.m^{-3}) et vorticité relative (en 10^{-5}s^{-1}) de surface au début du cinquième mois de simulation pour les configurations R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).

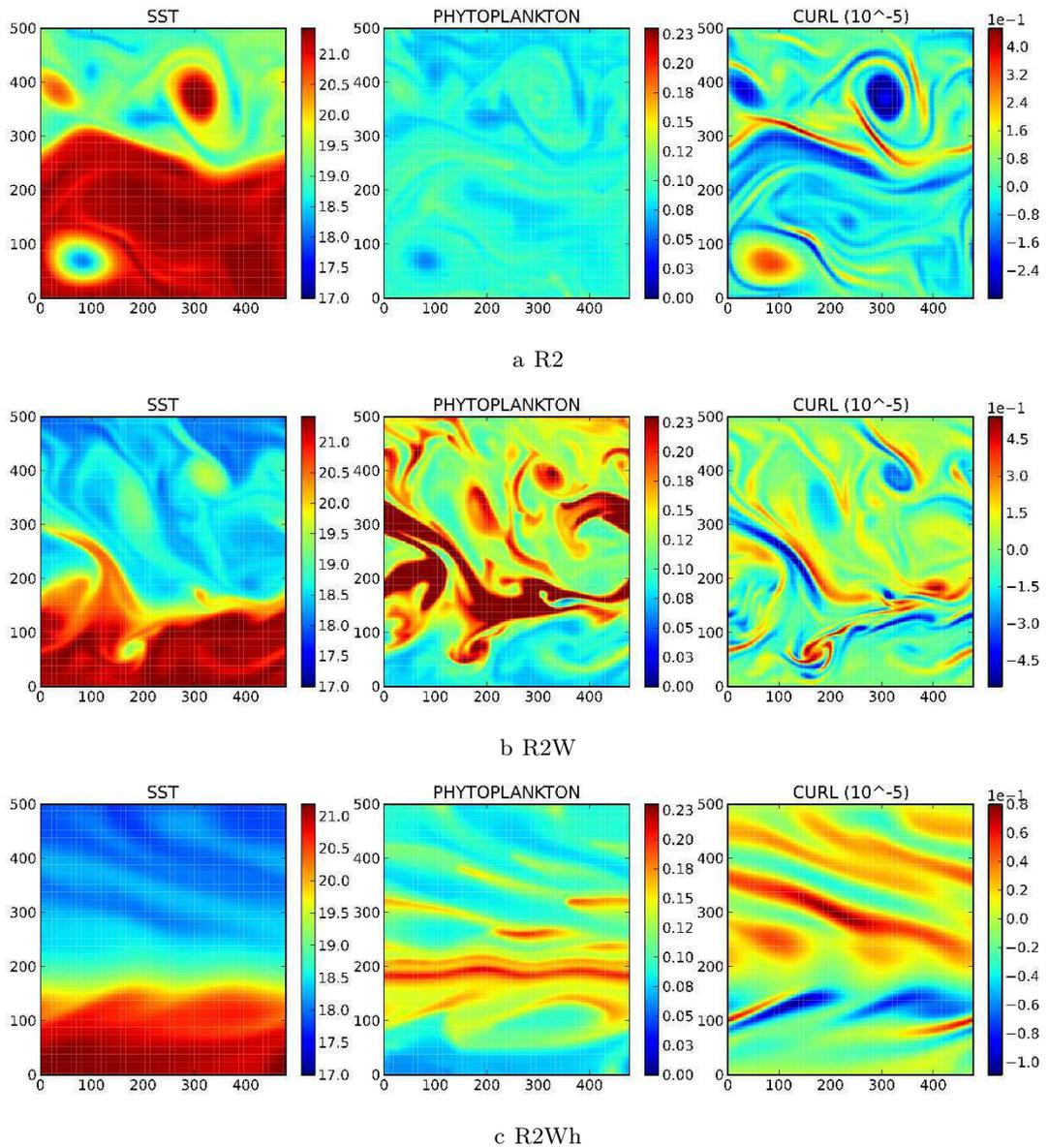


FIGURE 5.11 – Images de la température ($^{\circ}\text{C}$), chlorophylle (en $\text{mmoleN}\cdot\text{m}^{-3}$) et vorticité relative (en 10^{-5}s^{-1}) en surface au début du septième mois de simulation pour les configurations R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).

- Vitesse verticale

L'augmentation de l'EKE (figure 5.7) est accompagnée par une augmentation de la variance de la vitesse verticale entre 0 et 500 m (figure 5.12) pour les trois expériences. Cela montre le développement de mouvements verticaux intenses à la subsurface lorsque de la turbulence à sous-mésoscale est présente. De tels résultats sont obtenus dans d'autres simulations turbulentes à haute résolution (*Klein et al.*, 2008; *Lévy et al.*, 2010) et peuvent s'expliquer par un développement de processus de frontogénèse.

On compare sur la figure 5.12 l'évolution temporelle de la variance de la vitesse verticale pour les trois simulations.

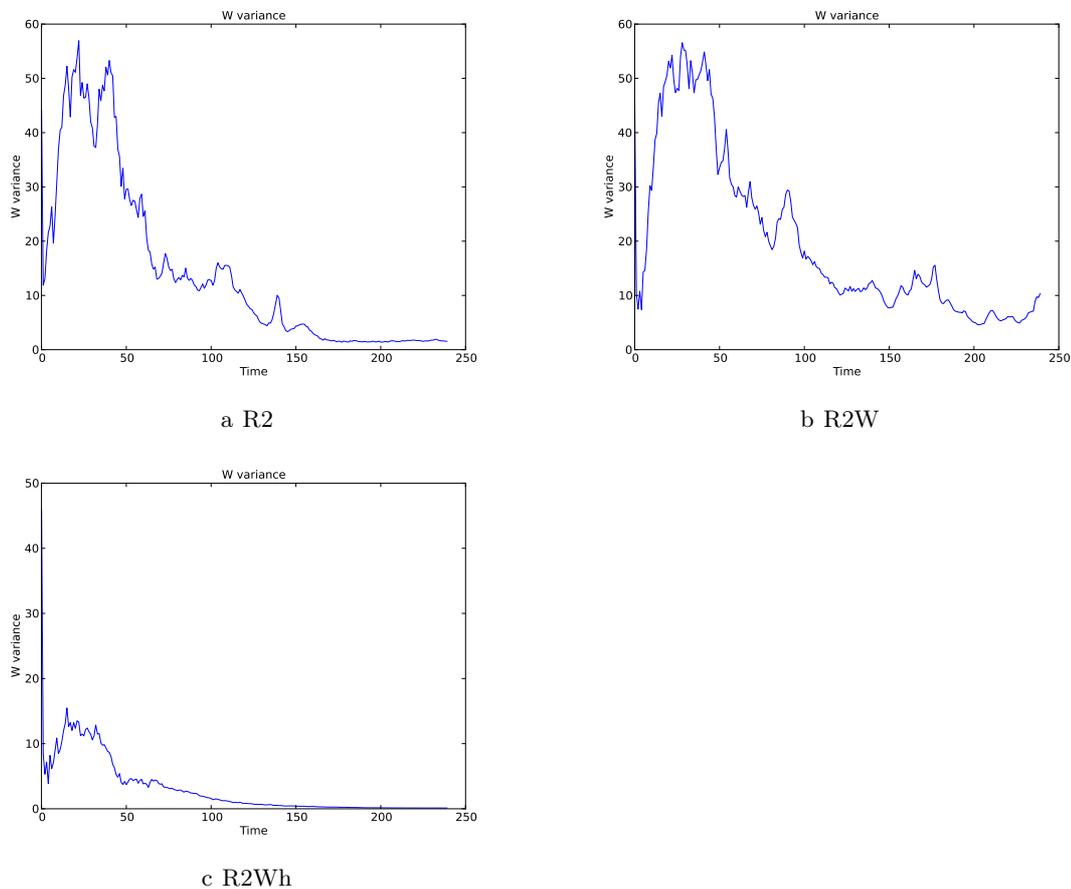


FIGURE 5.12 – Evolution temporelle (en jour) de la variance de la vitesse verticale (en $\text{m}^2 \cdot \text{jour}^{-2}$) entre 0 et 500m, moyennée sur tout le domaine pour R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).

La variance de la vitesse verticale est beaucoup plus faible dans le cas d'une expérience avec un opérateur de diffusion latérale Laplacien (figure 5.12c, expérience R2Wh) que dans le cas d'un opérateur bilaplacien. Cela n'est pas surprenant car on avait constaté précédemment (en regardant l'évolution des traceurs en surface) que cette simulation ne générait que peu de structures turbulentes.

En ce qui concerne l'expérience R2, la non-linéarité du régime disparaît au bout de plusieurs

mois car le régime est non forcé. On observe en effet sur la figure 5.12a que la variance de la vitesse verticale devient nulle au bout de quelques mois. La variance de la vitesse verticale de l'expérience R2W diminue aussi avec le temps mais se stabilise à un palier non nul (fig. 5.12b). Même si les instabilités sont moins intenses que lors des deux premiers mois, une forte variabilité de la vitesse verticale est toujours présente dans le cas de la simulation R2W.

- Spectre spatial

L'étude du spectre spatial permet de représenter les différentes échelles mises en jeu dans la dynamique (voir section 1.1). Notre modèle n'atteint jamais un équilibre statistique, les spectres suivants sont donc calculés à partir de l'énergie cinétique pour un jour où la dynamique océanique est satisfaisante pour notre étude. Les spectres effectués à partir des données pour la période du deuxième au cinquième mois sont assez similaires. En exemple, les spectres en énergie cinétique pour la fin du quatrième mois des différents modèles sont représentés sur la figure 5.13.

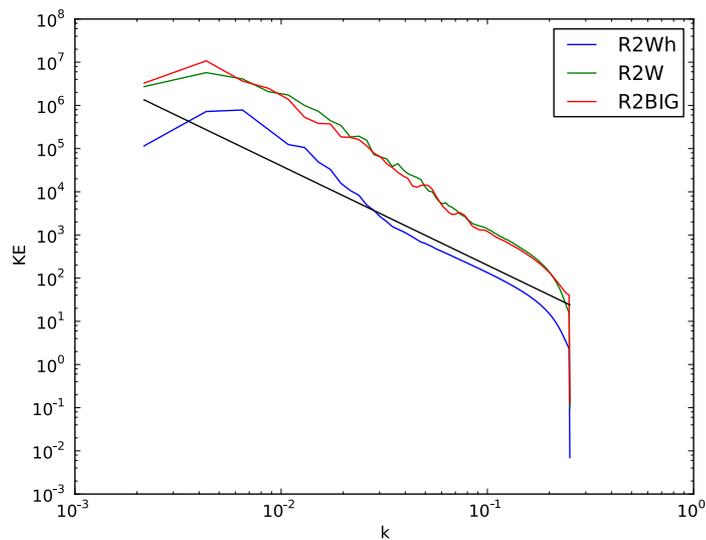


FIGURE 5.13 – Spectre spatial correspondant à l'énergie cinétique du dernier jour du quatrième mois des différentes simulations. La courbe rouge correspond à R2, la courbe verte R2W et la courbe bleue R2Wh. La pente en k^{-2} est représentée par la droite noire.

Les spectres en énergie cinétique des différents modèles ont des pentes similaires en k^{-2} . La pente trouvée est donc proche de celles étudiées dans la section 1.1 pour les régimes QG et SQG. On confirme avec ces spectres que la dynamique océanique représentée dans ces configurations met en jeu des dynamiques à des échelles très variées, de la méso à la sous-mésoéchelle.

Biologie

On peut regarder la variabilité temporelle de quelques grandeurs biogéochimiques afin de vérifier que le modèle donne des résultats cohérents. On observe pour les différentes simulations l'évolution temporelle des variables biogéochimiques, intégrées sur le domaine (on exclut la zone proche des bords au Nord et au Sud) et sur la zone euphotique (les 120 m en surface) -voir figures 5.14, 5.15, 5.16.

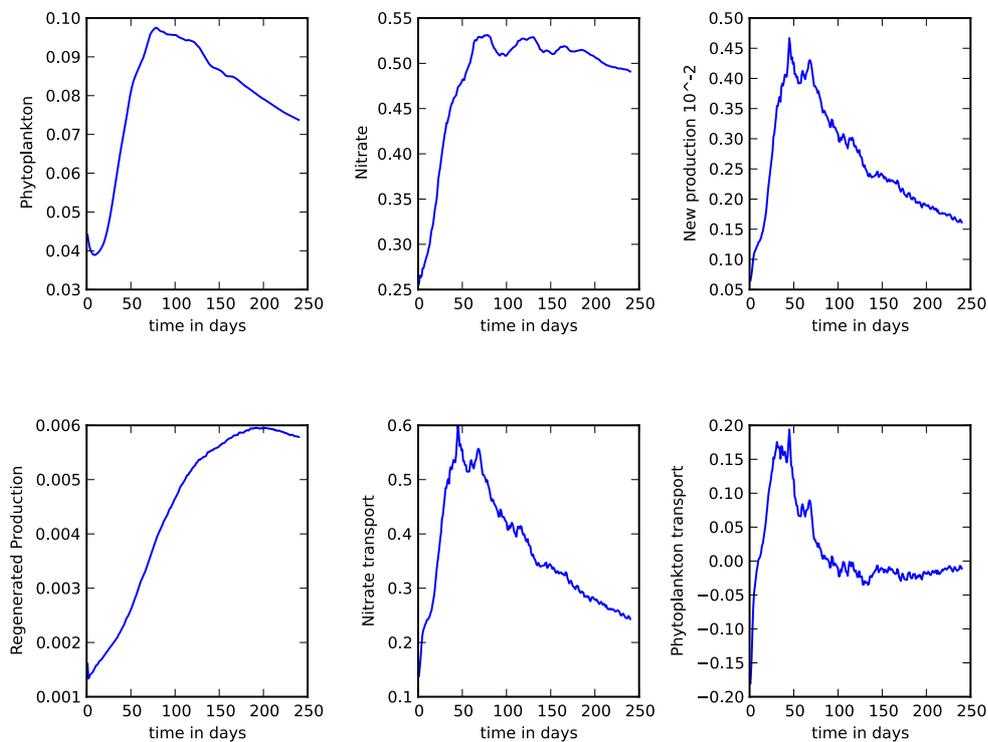


FIGURE 5.14 – Représentation de la biologie pour la simulation R2, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m^{-3} et l'échelle de temps en jour. De gauche à droite, première ligne : évolution temporelle de la concentration en Phytoplancton, Nitrate et Production nouvelle moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique. De gauche à droite, deuxième ligne : évolution temporelle de la production régénérée moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique, évolution temporelle du transport en nitrate et en chlorophylle moyenné sur le domaine.

On constate tout d'abord que les concentrations en nitrate et phytoplancton ainsi que le transport de ces variables biogéochimiques sont plus importants dans la simulation R2W que dans la simulation R2. Cela provient du fait que la vitesse verticale est plus importante dans la simulation avec vent que sans vent. Par contre le pic de production primaire de la chlorophylle a lieu au même moment (au bout de deux mois) pour les deux simulations R2 et R2W. On peut noter dans le cas de la simulation R2W, une augmentation constante de la concentration en nitrate qui peut correspondre au fait que la variance de la vitesse verticale

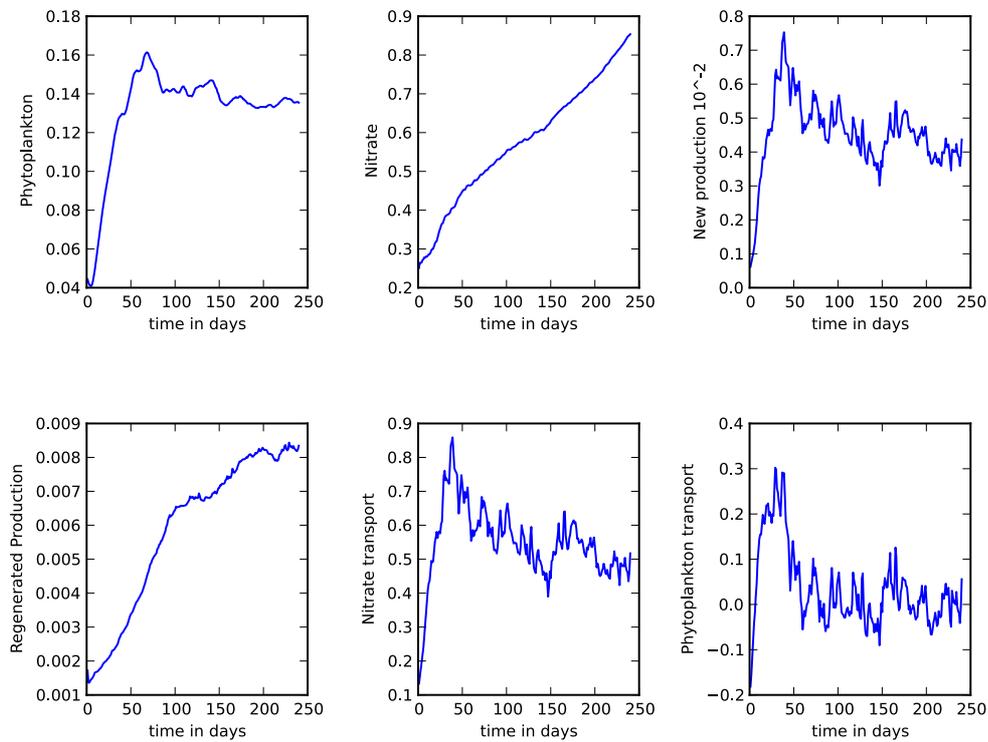


FIGURE 5.15 – Représentation de la biologie pour la simulation R2W, les variables biogéochimiques sont en mmole N.m^{-3} et l'échelle de temps en jour. De gauche à droite, première ligne : évolution temporelle de la concentration en Phytoplancton, Nitrate et Production nouvelle moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique. De gauche à droite, deuxième ligne : évolution temporelle de la production régénérée moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique, évolution temporelle du transport en nitrate et en chlorophylle moyenné sur le domaine.

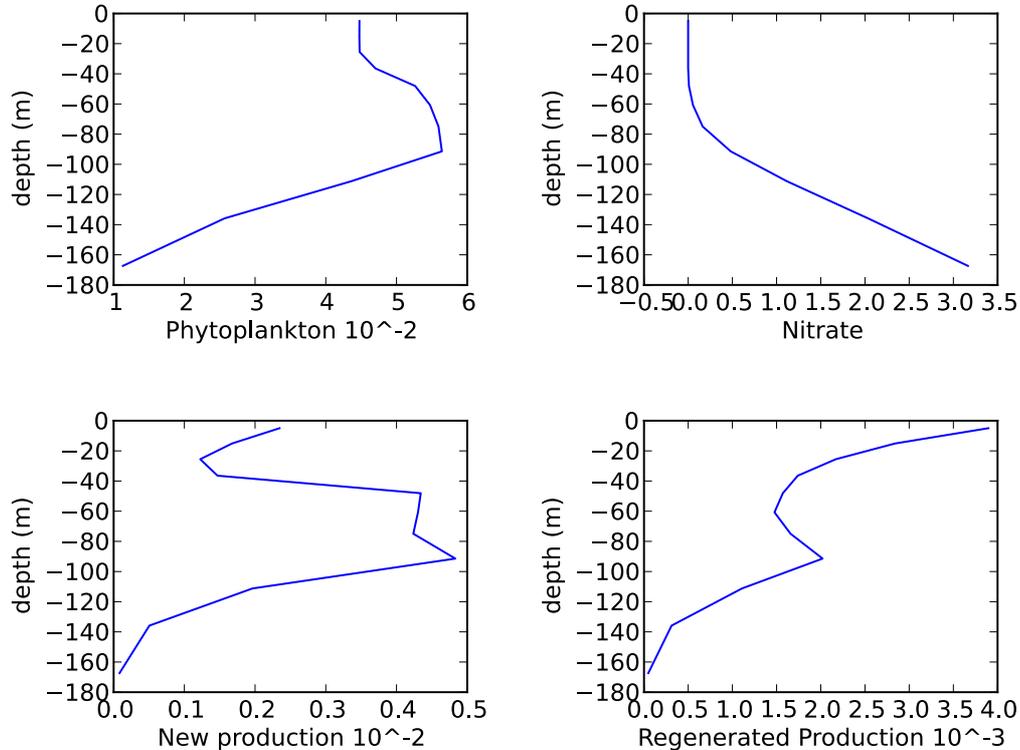


FIGURE 5.16 – Représentation de la biologie pour la simulation R2, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m^{-3} . Profil vertical de la concentration en Phytoplancton, Nitrate et Production nouvelle et Production régénérée moyennée sur le domaine pour le jour 25 du premier mois.

reste sensiblement élevée même au bout de plusieurs mois de simulation (figure 5.12) grâce au forçage par le vent.

Dans un deuxième temps, on peut aussi fixer une date et regarder les profils verticaux (intégrés sur le domaine, à l'exception des extrémités Nord/Sud). On a représenté seulement la simulation R2 sur la figure 5.16 car les profils verticaux sont très similaires dans les autres simulations et sont cohérents avec les profils publiés dans l'article *Lévy et al. (2001)*. A la fin du premier mois de simulation, on obtient donc un pic de la concentration en chlorophylle à 100 m, avec une nitracline est située à environ 80 m de profondeur. La production nouvelle de chlorophylle a lieu principalement entre 50 et 100 m de profondeur alors que le maximum de production régénérée de chlorophylle se trouve en surface.

5.5 Conclusion

Dans cette étude, on a testé trois simulations dont les configurations diffèrent par le forçage et le schéma de diffusion latérale. On peut d'abord remarquer que la simulation avec un schéma de diffusion latérale Laplacien ne répond pas à nos attentes car cette simulation ne génère pas suffisamment d'énergie et de structures sous-mésoéchelle. Il faudrait faire une étude plus précise sur les coefficients de diffusion de la configuration pour générer une activité sous-mésoéchelle avec un signal non bruité. Ce n'est pas le but de ce travail. On choisit donc d'utiliser un schéma de diffusion latérale bilaplacien pour notre étude, et on n'utilisera pas la configuration R2Wh.

Les simulations forcées (R2W) et non forcées (R2) génèrent toutes deux un écoulement turbulent avec de nombreuses structures à sous-mésoéchelles, et sont satisfaisantes à cet égard. Il peut être intéressant de s'affranchir des bruits dus aux interactions air-atmosphère pour notre étude de processus. La configuration non forcée R2 permet alors de ne pas avoir de flux de quantité de mouvement à la surface, et permet de mieux étudier l'interaction entre la dynamique et les traceurs.

On choisit donc d'utiliser les sorties de la configurations R2 pour étudier la méthode d'inversion d'images traceur. Il faut aussi garder à l'esprit que dans notre modèle, la chlorophylle est loin d'être un traceur passif car le phytoplancton évolue aussi en fonction de l'environnement biogéochimique avec une constante de temps similaire à celle de la dynamique à sous-mésoéchelle.

Troisième partie

Inversion de données réelles et
modèles

Chapitre 6

Inversion d'observations réelles

Contents

6.1	Introduction	108
6.2	Les données utilisées	109
6.2.1	Les données traceurs	109
6.2.2	Les données altimétriques	112
6.2.3	Calcul du FSLE	113
6.3	Étude de sensibilité	115
6.3.1	Méthode d'inversion du FSLE	115
6.3.2	Résultats	116
6.4	Application de la méthode	118
6.4.1	Choix des paramètres	118
6.4.2	Résultats	119
6.5	Autres cas tests	121
6.6	Conclusion	123

6.1 Introduction

Les observations altimétriques de la dynamique permettent de capturer le signal à méso et à large échelle de l'océan mais ne donnent pas accès à des échelles plus petites. D'autres observations satellites de la surface comme les observations des traceurs SST et chlorophylle sont alors utilisées pour compléter les observations altimétriques (voir chapitre 2). Dans ce travail, on explore la complémentarité des observations altimétriques et traceurs. On utilise conjointement les observations de la SSH à moyenne résolution et les observations à haute résolution des traceurs pour améliorer l'estimation de la circulation océanique à sous-mésoéchelle. En pratique, la méthode détaillée dans le chapitre 4 est utilisée grâce à un code Fortran développé dans le cadre de cette thèse. Le premier estimé de la vitesse est issu de l'observation altimétrique et on corrige cette vitesse grâce à l'extraction des structures filamentaires présentes dans les images haute résolution des traceurs SST et chlorophylle observables depuis l'espace. La méthode de l'inversion permet de chercher la vitesse la plus cohérente possible avec les observations traceurs et altimétriques de l'océan. Pour ce faire, on ne compare pas directement la vitesse et le traceur mais un proxy de la vitesse (le FSLE) avec la norme du gradient du traceur. Le choix de ce proxy est expliqué au chapitre 3. Pour une vitesse donnée \mathbf{u} , la fonction coût est définie comme la distance entre le FSLE dérivant de la vitesse \mathbf{u} et l'image traceur. Le processus d'inversion se déroule alors en deux étapes, la minimisation de la fonction coût et l'échantillonnage de toutes les solutions potentielles autour de ce minimum. La solution du problème d'inversion tel qu'il est présenté dans le chapitre 4 est alors la distribution de probabilité des solutions potentielles. Dans la suite, on représente comme solution la vitesse qui minimise la fonction coût, mais cela n'a de sens que si la variance de l'ensemble des solutions est faible, c'est-à-dire que toutes les solutions sont similaires.

L'objectif de ce chapitre est de démontrer la faisabilité de l'inversion d'images traceur pour améliorer l'estimation de la dynamique en utilisant des observations réelles. Pour ce faire, on se concentre sur un cas test d'une petite zone dans l'océan Sud Atlantique, dont certains résultats ont été publiés dans *Verron et al.* (2012). Un autre cas test d'inversion en mer Méditerranée a été publié dans l'article *Gaultier et al.* (2013) et se trouve en annexe 10.

La section 6.2 détaille les différentes données utilisées dans ce travail. Grâce à une expérience jumelle, on vérifie que le FSLE est inversible, c'est-à-dire que l'on peut reconstruire une vitesse à partir d'une image FSLE à la section 6.3. On expose ensuite les résultats de l'inversion de la SST et de la chlorophylle dans le cadre de notre cas test dans la section 6.4). Enfin, dans la section 6.5, on présente d'autres études d'inversion dans diverses régions.

Les notations utilisées dans la suite sont récapitulées dans le tableau suivant :

TABLE 6.1 – Tableau récapitulatif des notations utilisées dans ce chapitre

Notation	Signification
\mathbf{u}_{true}	Vitesse vraie
$\mathbf{u}(\mathbf{x})$	Vitesse correspondant à la perturbation \mathbf{x}
\mathcal{I}_{SST}	Image binarisée de la norme du gradient de la SST
\mathcal{I}_{CHL}	Image binarisée de la norme du gradient de la chlorophylle
\mathcal{I}_{FSLE}	Image binarisée du FSLE
\mathcal{I}_{synth}	Image binarisée de l'observation FSLE pour l'expérience jumelle
α	Poids représentant la qualité de \mathcal{I}_{SST} par rapport à celle de \mathcal{I}_{CHL}
J_{min}	Minimum pouvant être atteint par la fonction coût
μ	Erreur sur le premier estimé
σ	Amplitude de la perturbation (équation 4.10)
T	Température d'agitation thermique (équation 4.10)

6.2 Les données utilisées

La zone choisie pour cette étude est située aux confins du courant circumpolaire antarctique (ACC, Antarctic Circumpolar Current), dans le petit rectangle noir sur la figure 6.1.

L'ACC est un courant très énergétique et de nombreuses instabilités tourbillonnaires, ayant de fortes interactions mutuelles et avec ce courant moyen se développent le long de celui-ci. La région est donc idéale pour visualiser des structures à sous-mésoéchelle formées par l'écoulement à mésoéchelle. De plus, le gradient de température est très marqué de part et d'autres du courant et l'existence de blooms de phytoplancton permet de rendre hétérogène la concentration en chlorophylle. Les filaments et autres signatures issus des multiples interactions des structures à mésoéchelle sont donc bien visibles dans cette région sur les images de chlorophylle et de SST. La date d'étude est choisie arbitrairement un jour où on dispose d'observations de chlorophylle et de SST de bonne qualité,

Dans la suite, les différentes données utilisées pour l'inversion sont présentées.

6.2.1 Les données traceurs

Les données traceurs utilisées sont des observations MODIS téléchargées sur le site de la NASA (<http://oceancolor.gsfc.nasa.gov/>). Pour avoir une résolution horizontale de l'ordre du kilomètre, on récupère les produits de niveau L2 (voir section 2.1). Dans ces produits, la valeur de la SST est reconstituée mais aucun filtre n'est appliqué. Il reste donc du bruit de mesure, comme par exemple des lignes diagonales non physiques visibles sur l'image 6.2. On filtre donc les images des traceurs avec un filtre de Lanczos pour diminuer les erreurs de mesure.

Les images filtrées sont ensuite traitées comme cela est expliqué dans la partie 3.3. On calcule la norme du gradient du traceur (figure 6.3), puis on binarise comme cela est spécifié dans l'équation 3.4. Sur les figures 6.3a et 6.3b, les lignes de maximum des normes de la SST montrent des structures légèrement différentes par rapport à celles de la chlorophylle. Les

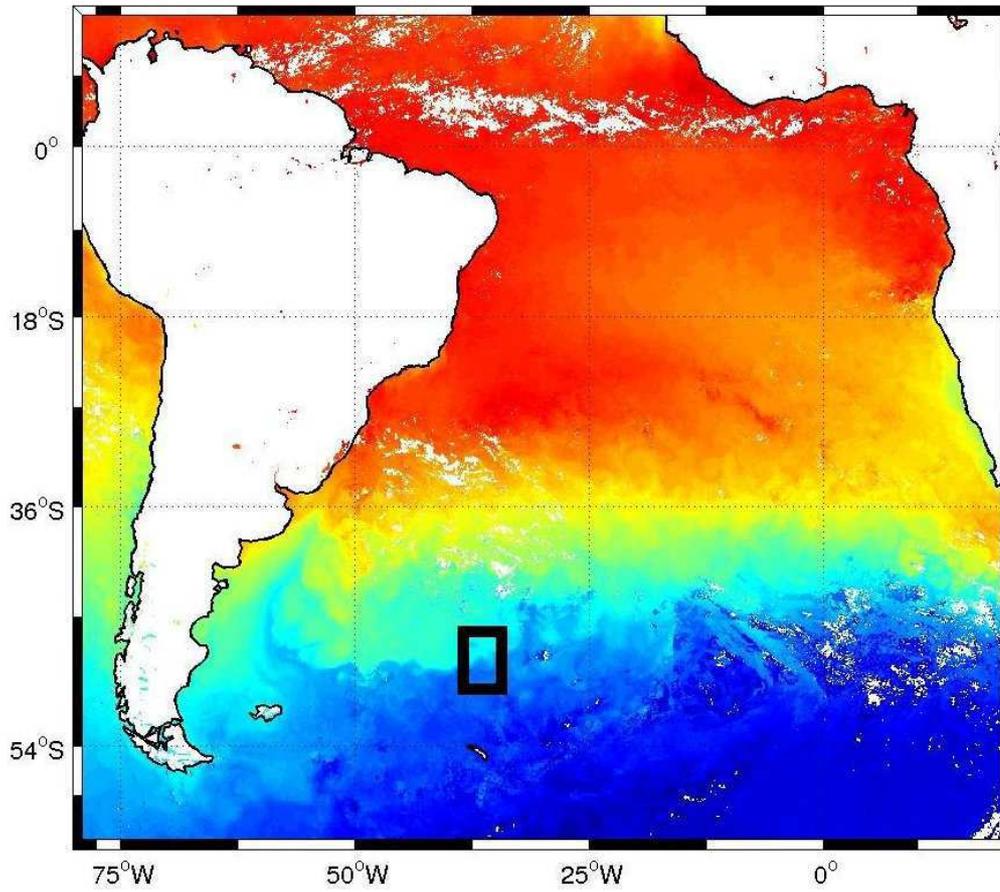


FIGURE 6.1 – SST ($^{\circ}\text{C}$) dans le sud de l'océan Atlantique provenant du capteur MODIS et moyennée sur 9 jours entre le 17 janvier et le 24 janvier 2006. La zone d'étude se situe dans le rectangle noir.

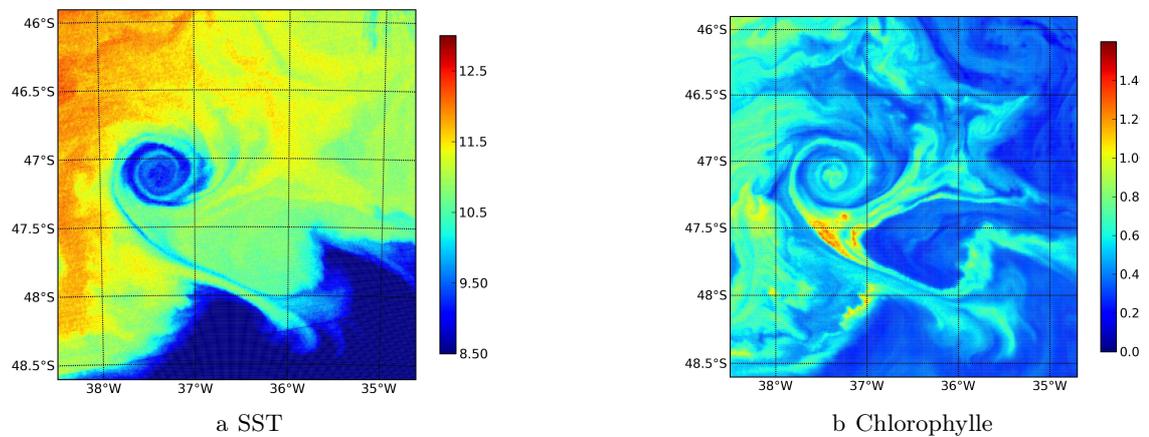


FIGURE 6.2 – Observation MODIS de la SST en $^{\circ}\text{C}$ (a) et de la chlorophylle en mmoleN.m^{-3} (b) de la zone d'étude le 19 janvier 2006.

observations de la SST et de la chlorophylle issues des satellites sont bruitées et présentent des erreurs. Des anomalies sont parfois visibles comme des petites taches non physiques ou une discontinuité de la norme du gradient. On utilise alors un algorithme de type 2 pour extraire proprement les filaments sur l'image. Comme cela est expliqué dans la section 3.3, on supprime le bruit dans l'image en éliminant les petites structures puis on reconstruit les filaments qui sont seulement partiellement détectés. La figure 6.4a représente alors la norme du gradient de la SST binarisée et la figure 6.4b la norme du gradient de la chlorophylle en utilisant la technique de type 2. Dans la suite, on note \mathcal{I}_{SST} l'image binarisée de la norme du gradient de la SST et \mathcal{I}_{CHL} l'image binarisée de la norme du gradient de la chlorophylle.

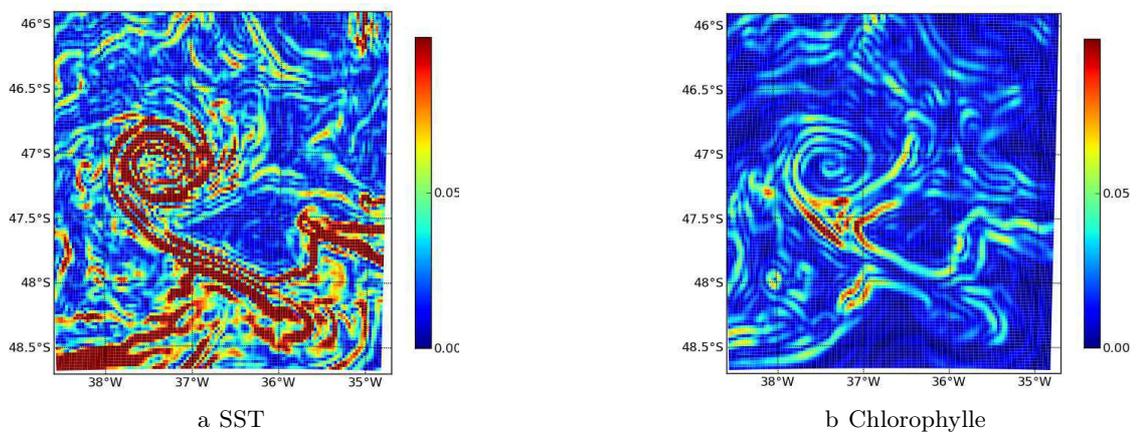


FIGURE 6.3 – Norme du gradient de la SST (a) et de la chlorophylle (b) dans la zone d'étude le 19 janvier 2006.

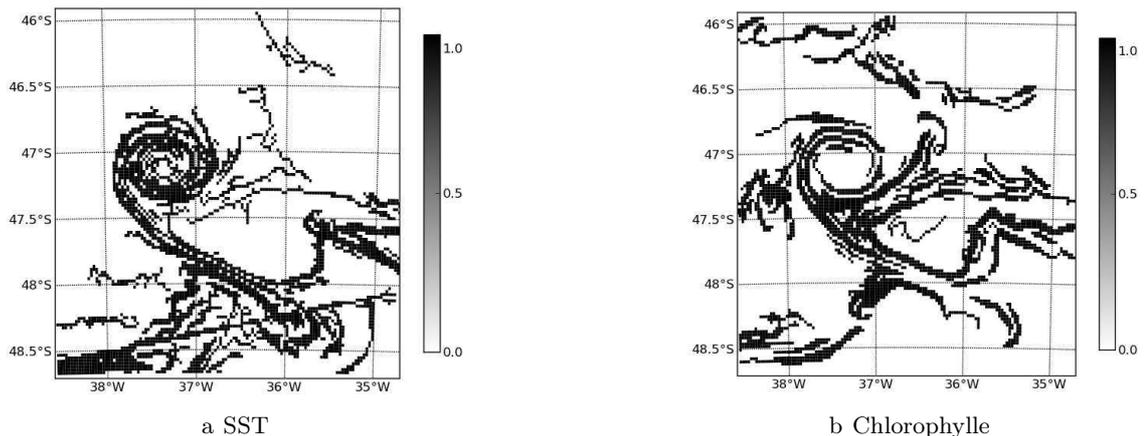


FIGURE 6.4 – Norme binarisée du gradient de la SST (a) et de la chlorophylle (b) dans la zone d'étude le 19 janvier 2006.

Lorsque l'on utilise les informations des deux traceurs pour effectuer l'inversion, on peut mettre un poids relatif entre les deux images pour accorder plus de confiance aux structures présentes dans un traceur par rapport aux structures présentes dans l'autre. On estime alors empiriquement la qualité de l'image en s'appuyant sur les critères vus dans la section 3.4

(longueur des filaments détectés et variance du gradient du traceur). Plus la qualité de l'image est bonne, plus son poids doit être important dans la fonction coût. Ce poids sera noté α dans la suite, et représente la qualité de \mathcal{I}_{SST} par rapport à \mathcal{I}_{CHL} . Le plus souvent les images binarisées issues de la chlorophylle sont de moins bonne qualité que les images binarisées issues de la SST. Cela est dû au fait que la SST est un traceur plus passif que la chlorophylle. Les blooms de phytoplancton créent en effet des zones de fortes concentrations de chlorophylle, sans que ces fronts soient nécessairement formés par un écoulement. De plus, comme cela a été évoqué au chapitre 3, le temps caractéristique de réaction entre les nutriments est du même ordre de grandeur que celui de la dynamique à sous-mésoéchelle, c'est-à-dire de l'ordre du jour (*Mahadevan et al.*, 2008). Les gradients de SST sont souvent plus réguliers et plus révélateurs de la dynamique que ceux de la chlorophylle. Le poids α , compris entre 0 et 1, est déterminé empiriquement en fonction de la qualité des images. Il serait intéressant de faire des études d'apprentissage pour déterminer automatiquement la valeur de ce coefficient (voir section 3.4); par manque de temps cela n'a pas été mis en place. On choisit généralement α supérieur à 0.5 car les images issues de la SST sont souvent plus fiables et de meilleure qualité que les images issues de la chlorophylle.

6.2.2 Les données altimétriques

Toutes les vitesses sont construites à partir des données AVISO (CNES, www.avisioceanobs.com). Les produits utilisés sont les cartes de SSH interpolées entre les traces des différents satellites (dans ce cas test, trois satellites sont utilisés : GFO, Jason1 et Envisat) ainsi que les vitesses géostrophiques dérivant de la SSH (voir section 2.1). La résolution horizontale de la SSH et de la vitesse est de $1/3^\circ$, et la résolution temporelle de une semaine. On note que dans le cas de la mer Méditerranée, dans l'article en annexe 10, la résolution horizontale est meilleure ($1/8^\circ$) car les données sont issues de produits régionaux et correspondent mieux aux échelles physiques de la mer Méditerranée.

Pour estimer l'écoulement océanique, plusieurs types d'informations sont nécessaires (comme cela a été vu dans le chapitre 4 sur la méthode). Tout d'abord, il faut avoir une première estimation de la vitesse à mésoéchelle contenant une erreur raisonnable. On dispose pour cela des observations de la SSH et de la vitesse géostrophique correspondante grâce aux données AVISO. On choisit comme premier estimé la SSH et la vitesse géostrophique du jour le plus proche possible de l'observation traceur. Dans l'étude présentée, cela correspond au 18 janvier 2006, soit 1 jour avant l'observation traceur (voir figure 6.5).

Ensuite, pour corriger cette estimation, on définit un sous-espace d'erreur. Celui-ci doit être représentatif de l'erreur attendue sur notre estimé. On choisit donc de faire la différence entre deux données SSH ou deux données vitesses consécutives, et ce sur toutes les cartes AVISO disponibles de mai 1993 à fin novembre 2010. On dispose alors de 915 variations sur une semaine de la vitesse et de la SSH. On calcule ensuite des EOFs sur ces 915 états du système et on réduit le sous-espace d'erreur pour réduire le nombre de dimensions à explorer, tout en gardant plus de 96% de la variance grâce à l'outil SESAM développé par l'équipe MEOM. Il faut garder un maximum de variance dans le sous-espace d'erreur afin de minimiser l'erreur sur l'écart final. Si le sous-espace d'erreur représente 96% de la variance, l'erreur sur l'écart type est de 20%. Dans la suite, on essaie de garder dans le sous-espace d'erreur 99% de la variance de l'échantillon de vitesses afin de minimiser

l'erreur due à la troncature du sous-espace d'erreur.

Dans le cas présenté dans ce chapitre, 50 EOFs sont gardés (voir figure 6.6).

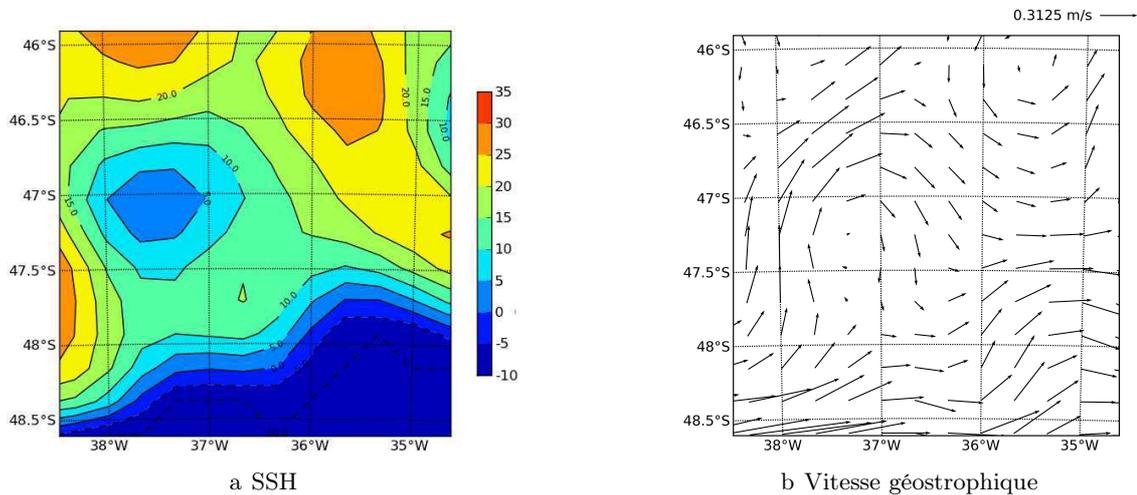


FIGURE 6.5 – Carte de SSH (cm) provenant des données AVISO (a) et vitesse géostrophique ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) calculée à partir de la SSH (b), pour le 18 janvier 2006

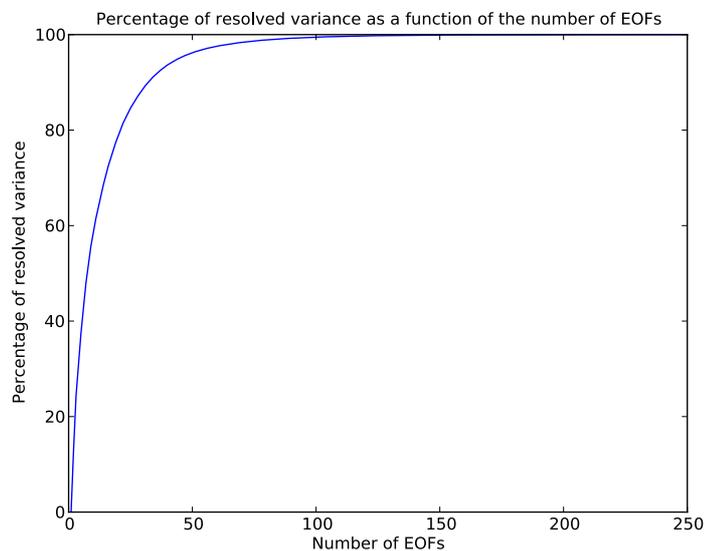


FIGURE 6.6 – Variance de l'échantillon des variations de la vitesse représentée en fonction du nombre d'EOFs.

6.2.3 Calcul du FSLE

A partir de la vitesse, on calcule les FSLE en chaque point afin de construire une image comparable à l'image traceur. Comme cela a été vu au chapitre 3, le FSLE correspond au

taux de séparation exponentiel de particules distantes initialement de δ_0 à une distance finale δ_f :

$$\begin{cases} \lambda = \frac{1}{\tau} \ln\left(\frac{\delta_0}{\delta_f}\right) & \text{if } \tau \leq T \\ \lambda = \frac{1}{T} \ln\left(\frac{\delta_0}{\delta_f}\right) & \text{if } \tau > T \end{cases} \quad (6.1)$$

Il faut alors fixer les différents paramètres nécessaires au calcul du FSLE. On a suivi pour cela les recommandations données dans *d'Ovidio et al. (2004)*.

- δ_0 est la distance initiale entre les particules. Elle doit être très proche de la résolution finale du FSLE. On l'a choisie légèrement supérieure au pas de grille du FSLE afin d'échantillonner de façon continue l'étirement du fluide. En effet, si δ_0 est trop petit par rapport au pas de la grille finale, les points éloignés de plus de δ_0 ne sont pas échantillonnés, si δ_0 est trop grand, on perd en résolution spatiale. Ici, on a fixé $\delta_0 = 1/48^\circ$, afin d'obtenir une résolution de l'ordre du kilomètre.
- δ_f est la distance finale entre les particules et correspond à la longueur des filaments étudiés, soit de 0.6° dans notre cas.
- T est le temps maximal pendant lequel on advecte les particules, soit de 20 jours.

On choisit ici de considérer la vitesse comme étant stationnaire et le domaine de taille finie, c'est-à-dire d'imposer une vitesse nulle sur les bords du domaine. On a vérifié au préalable que ces approximations n'altèrent pas l'image FSLE. Une fois que l'on a construit l'image FSLE, on la binarise comme expliqué dans la section 3.3. La figure 6.7 représente le FSLE calculé à partir de la vitesse AVISO du 18 janvier 2006 (voir figure 6.5), ainsi que le FSLE binarisé.

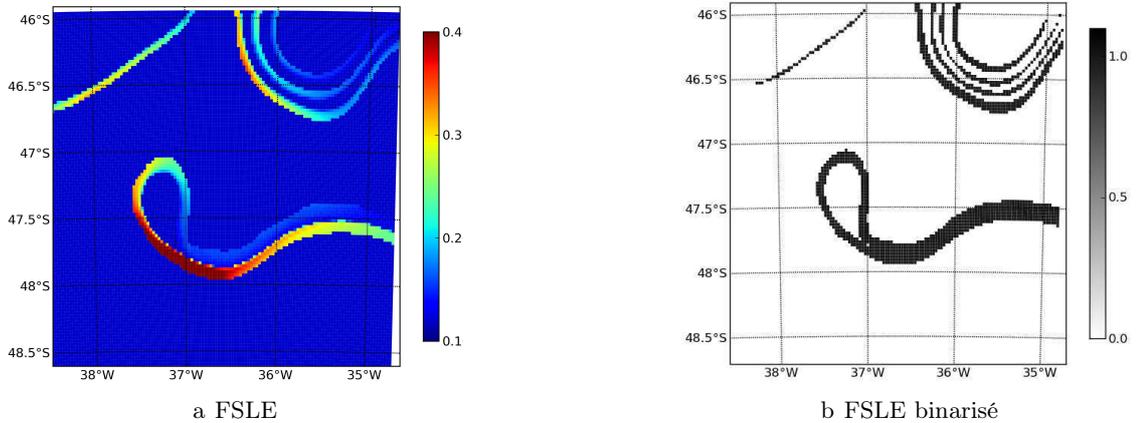


FIGURE 6.7 – FSLE en jour⁻¹ (a) et FSLE binarisé (b) calculés à partir de la vitesse géostrophique AVISO du 18 janvier 2006.

6.3 Étude de sensibilité

6.3.1 Méthode d'inversion du FSLE

L'utilisation du FSLE en tant que proxy de la vitesse lors de l'inversion des images traceur n'a de sens que si le FSLE est lui aussi inversible, c'est-à-dire que l'on peut retrouver le champ de vitesses à partir d'une image FSLE. On met alors en place une expérience jumelle afin de vérifier l'inversibilité du FSLE. Pour ce faire, on choisit comme premier estimé de la vitesse et de la SSH les observations AVISO du 18 janvier 2006 (voir figure 6.5 pour la SSH et la vitesse, et 6.7 pour le FSLE correspondant). On construit ensuite une vitesse de référence, et on suppose que cela correspond à la vitesse « vraie » dans l'océan. Cette vitesse est définie de façon à ce que la différence entre cette vitesse de référence et le premier estimé de la vitesse soit du même ordre de grandeur que l'erreur attendue sur les données altimétriques (le premier estimé). On choisit ici de perturber le premier estimé à l'aide d'une combinaison linéaire des vecteurs du sous-espace d'erreur pour construire la vitesse de référence. L'observation traceur correspond alors à l'image FSLE provenant de la vitesse « vraie ». On inverse alors l'image du FSLE provenant de la vitesse de référence (appelé FSLE vrai), et on cherche à retrouver la vitesse « vraie » en prenant l'observation AVISO comme premier estimé (figure 6.8).

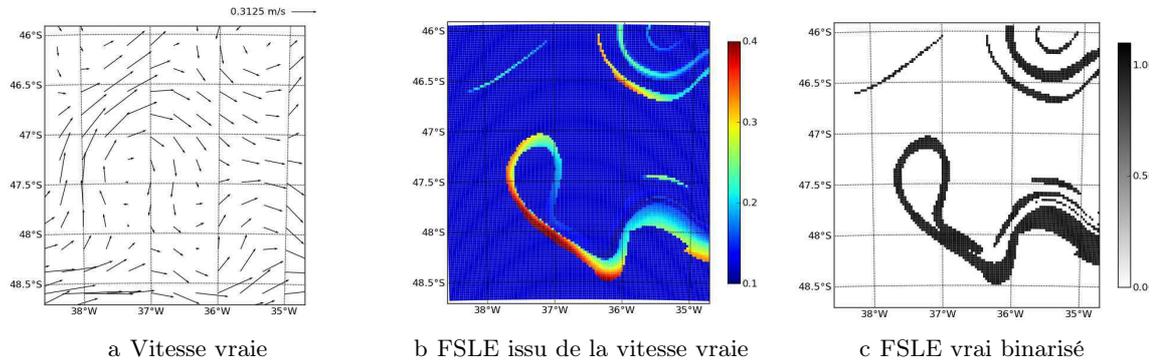


FIGURE 6.8 – Vitesse vraie en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ (a), l'image FSLE correspondante en jour -1 (b) et le FSLE binarisé (c) que l'on appellera observation synthétique.

On se sert du FSLE issu de la vitesse vraie comme si c'était l'observation d'un traceur et on la note \mathcal{I}_{synth} . On peut maintenant écrire la fonction coût comme étant la distance entre le FSLE issu de la vitesse $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ et l'observation synthétique (équation 6.2).

$$J[\mathbf{u}(\mathbf{x})] = \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{synth}\| + \frac{1}{\mu} \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (6.2)$$

L'image synthétique ne comporte pas d'erreur car \mathcal{I}_{synth} est exactement l'image FSLE binarisée correspondant à la vitesse vraie. On accorde peu de confiance au premier estimé par rapport à celle accordée à l'image synthétique et le coefficient μ est élevé. On minimise la fonction coût avec les techniques développées au chapitre 4 afin de trouver la perturbation à appliquer à la vitesse pour que le FSLE soit le plus proche possible de l'observation synthétique. La minimisation est effectuée autant de fois que nécessaire pour optimiser au

mieux les paramètres de l'inversion. Cela permet aussi de vérifier la reproductibilité de l'inversion.

6.3.2 Résultats

On représente l'estimation de la vitesse et de la SSH obtenue grâce à l'inversion de l'observation synthétique sur la figure 6.9. Cette vitesse correspond à la perturbation qui minimise la fonction coût

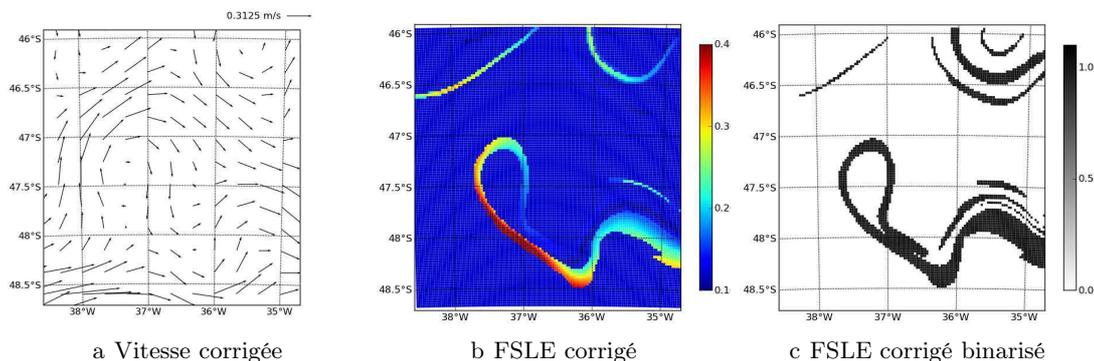


FIGURE 6.9 – Vitesse corrigée grâce à l'image synthétique du FSLE en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ (a), FSLE correspondant à la vitesse corrigée en jour^{-1} (b), et FSLE binarisé (c).

Le FSLE calculé à partir de la vitesse corrigée (figure 6.9b) a évolué de façon significative par rapport au FSLE issu du premier estimé (figure 6.7b) lors du processus d'inversion. De plus, le FSLE correspondant à la vitesse vraie (figure 6.8b) et le FSLE issu de la vitesse corrigée sont très similaires. La figure 6.10 représente la différence entre l'état vrai et l'état corrigé. Cela permet de représenter l'erreur effectuée sur la vitesse et la SSH lorsque les courants sont reconstruits à l'aide de l'information FSLE. On peut noter que cette erreur est très faible et que le signal dynamique est bien reconstruit. On en conclut qu'il est possible de retrouver la vitesse et la SSH à partir du FSLE. Cela a donc du sens d'utiliser ce proxy pour notre étude.

On définit la moyenne spatiale de l'erreur sur la vitesse corrigée, en calculant la norme ℓ_2 de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie. Cette erreur ϵ est exprimée en pourcentage par rapport à l'erreur initiale sur le premier estimé :

$$\epsilon(\mathbf{u}) = \frac{\|\mathbf{u} - \mathbf{u}_{true}\|}{\|\mathbf{u}_{aviso} - \mathbf{u}_{true}\|} \quad (6.3)$$

Le tourbillon présent sur l'image FSLE est très bien corrigé grâce au processus d'inversion (figure 6.10). Ainsi dans la zone où se trouve le tourbillon, la vitesse finale est corrigée à plus de 88% par rapport au premier estimé, on peut donc en conclure que l'on a pu retrouver la vitesse correspondant au FSLE synthétique.

La fonction coût décroît rapidement et très nettement vers son minimum (voir figure 6.11a). Au bout de 100 000 itérations, on atteint un palier stable. On peut donc supposer que la fonction coût a convergé. Une façon de le vérifier est d'explorer la fonction coût aux alentours de son minimum dans différentes directions du sous-espace d'erreur (voir 6.11b).

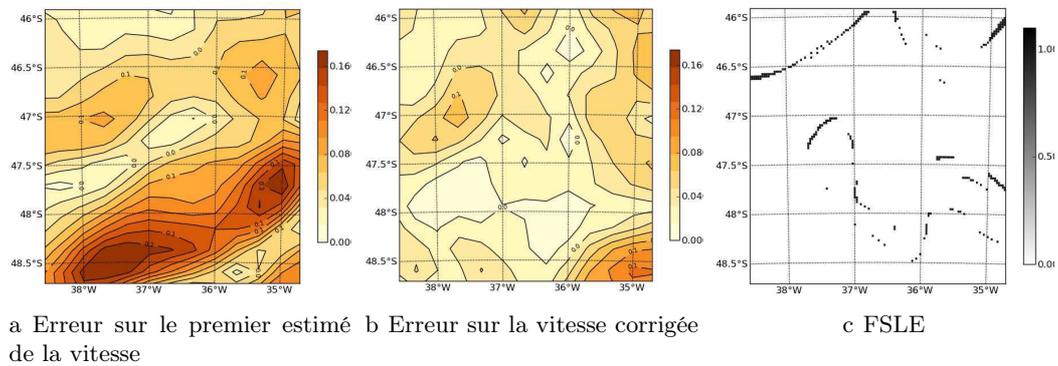


FIGURE 6.10 – Norme de la différence entre la vitesse vraie et le premier estimé de la vitesse en m.s^{-1} (a), norme de différence entre la vitesse vraie et la norme de la vitesse corrigée en m.s^{-1} (b), différence entre le FSLE vrai binarisé et le FSLE corrigé binarisé (c).

Concrètement, on perturbe la solution trouvée lors de la minimisation de la fonction coût dans différentes directions et avec différentes amplitudes. Chaque courbe correspond à une direction de perturbation et représente l'évolution de la fonction coût en fonction de l'amplitude de la perturbation. Toutes ces courbes ont un minimum global qui correspond à la solution trouvée précédemment non perturbée. L'inversion du FSLE permet donc de trouver une solution fiable et unique.

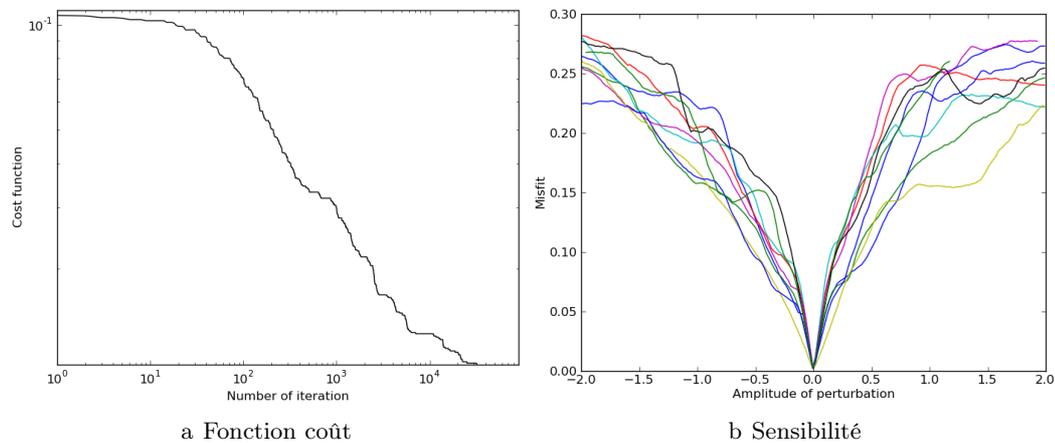


FIGURE 6.11 – Evolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations (a) et en fonction de l'amplitude de perturbation de la solution pour différentes directions (b).

Ces résultats montrent que le FSLE est inversible et que l'on peut bien recalculer la vitesse à partir du FSLE. De plus cette étude préalable permet de trouver les conditions les plus favorables à l'inversion. Cela nous montre par exemple que l'on doit avoir une bonne connaissance de la vitesse a priori. En effet, une trop grande erreur sur le premier estimé ne permet pas de faire converger la fonction coût vers la solution. Le sous-espace d'erreur doit aussi être choisi avec précaution, car s'il contient trop de dimensions, la convergence de la fonction est très lente. D'un autre côté, s'il ne contient pas assez d'informations, la

solution ne peut être trouvée car trop peu de variance est représentée.

L'évolution de la fonction coût et de l'erreur en fonction du nombre d'itérations donne aussi des renseignements sur la température d'agitation thermique et la perturbation adéquate à utiliser dans l'algorithme de *simulated annealing*. Si la fonction coût croît trop souvent, la température est trop élevée. À l'opposé, si la fonction coût ne décroît pas, la température est trop basse. De même, une perturbation trop importante ne permet pas de décroître la fonction coût correctement, et une perturbation trop faible fait décroître la fonction coût mais très lentement. Ces paramètres sont délicats à ajuster mais une fois qu'on a estimé ces paramètres pour l'inversion de l'image synthétique, il est plus facile de trouver ceux qui vont nous permettre de résoudre l'inversion de la SST et de la chlorophylle, même s'ils peuvent varier un peu.

6.4 Application de la méthode

Le FSLE étant inversible, on peut maintenant s'atteler à l'inversion de deux images traceurs (la chlorophylle et la SST) en utilisant le FSLE comme proxy.

6.4.1 Choix des paramètres

On a vu dans le chapitre 4 que de nombreux paramètres sont à fixer pour effectuer la minimisation du traceur. Ces paramètres sont déterminés empiriquement, et plusieurs tests d'inversion sont nécessaires pour trouver les paramètres adéquats à chaque cas test. Cette étape est délicate car il est nécessaire de tester différentes valeurs des paramètres jusqu'à ce que l'évolution de la fonction coût convienne. Il est donc difficile de déterminer si les paramètres sont complètement optimisés

Comme nous l'avons vu au paragraphe précédent, certains paramètres peuvent être estimés grâce à l'inversion synthétique du FSLE. On obtient ainsi une première estimation de la température d'agitation thermique T et de l'amplitude de la perturbation σ , que l'on peut ajuster un peu en fonction du comportement de la fonction coût.

Lorsque l'on compare le FSLE et le traceur, on ne s'attend pas à une adéquation parfaite car ces deux variables sont intrinsèquement différentes (voir section 3.4). Il faut donc fixer une valeur minimum pouvant être atteinte par la fonction coût J_{min} . Si cette valeur est trop élevée, la fonction coût ne pourra atteindre son minimum. Une valeur trop faible de J_{min} ne permet pas de décroître correctement la température T et la perturbation σ lorsque le nombre d'itérations augmentent car ils dépendent de l'écart entre la fonction coût et la valeur minimale de la fonction coût (équation 4.10). Il est important que la température et la perturbation tendent vers zéro lorsque l'on s'approche du minimum de la fonction coût car plus on s'approche de la solution, plus on diminue l'amplitude des perturbations à appliquer et moins on cherche à éviter les minima locaux. On choisit J_{min} comme étant la limite de la fonction coût.

Un autre paramètre à définir est l'erreur supposée sur le premier estimé, μ . Comme le calcul du FSLE est indépendant de la norme de la vitesse, la fonction coût comporte un terme de rappel vers le premier estimé afin de conserver cette information. Selon l'erreur contenue dans ce premier estimé, le terme de rappel a une importance plus ou moins grande. Il est là

encore déterminé empiriquement grâce à l'étude de la fonction coût. Si la partie observée de la fonction coût décroît alors que la fonction coût ne décroît plus, le paramètre μ est trop élevé.

Le dernier paramètre à définir est la confiance accordée à un traceur par rapport à l'autre (α). On a vu dans la section 3.4 que la qualité de l'extraction des filaments dépend de la non passivité des traceurs et de l'importance des gradients. Très souvent, et comme cela est le cas dans ce cas test, l'image binarisée de la norme des gradients de la SST montre des structures de bien meilleure qualité que l'équivalent pour la chlorophylle (voir figure 6.4). On privilégie alors l'information qui donne le plus d'informations sur la dynamique par rapport à l'autre. Pour ce faire, on pondère la mesure de la distance entre le FSLE et l'image chlorophylle par rapport à la distance entre le FSLE et l'image SST grâce au paramètre α (voir équation 6.4). Dans notre cas test, on choisit $\alpha = 0.7$.

La fonction coût à minimiser s'écrit :

$$J[\mathbf{u}(\mathbf{x})] = \alpha \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{SST}\| + (1 - \alpha) \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{CHL}\| + \frac{1}{\mu} \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (6.4)$$

6.4.2 Résultats

La fonction coût définie dans l'équation 6.4 est minimisée afin de trouver la vitesse la plus cohérente possible avec les images de la SST, de la chlorophylle et les données altimétriques.

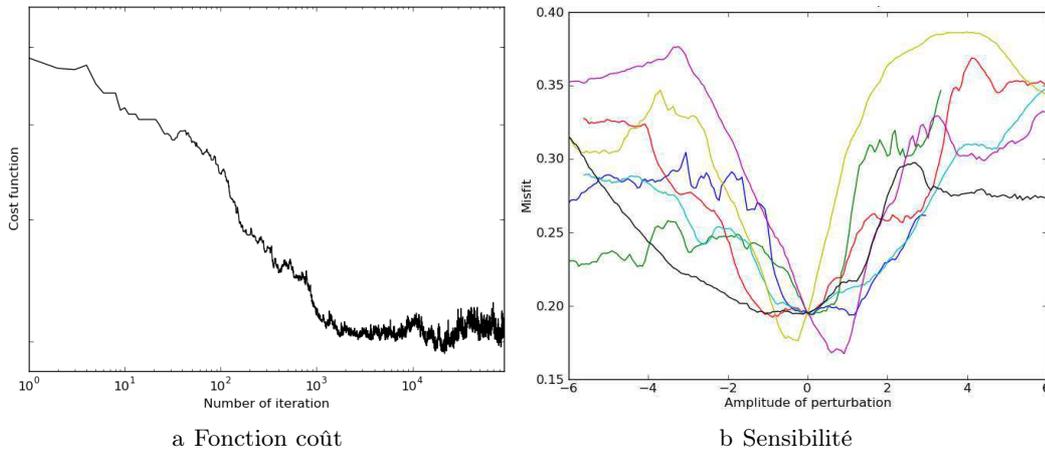


FIGURE 6.12 – Evolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations (a) et évolution de la fonction coût en fonction de l'amplitude de perturbation de la solution pour différentes directions (b).

La figure 6.12a représente alors l'évolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations. Celle-ci converge vers un minimum pour atteindre un plateau. Toutefois sa décroissance est relativement chaotique. L'utilisation d'un algorithme de recuit simulé est absolument nécessaire pour éviter de rester bloqué sur un minimum local. A la fin de la minimisation, la fonction coût oscille autour d'un minimum et il est difficile de définir une solution unique. La figure 6.12b représente les variations de la fonction coût lorsque l'on perturbe la perturbation minimisant la fonction coût dans différentes directions. Contrairement à l'inversion du FSLE, on n'obtient pas de solution unique lors de l'inversion des

traceurs. L'ensemble des solutions potentielles est alors échantillonné grâce à l'échantillonneur de Gibbs. La solution représentée dans la suite correspond à la perturbation qui minimise la fonction coût (figures 6.13). L'incertitude sur cette solution due au processus de l'inversion est étudiée grâce à la variance de l'échantillon des solutions potentielles (figure 6.14a).

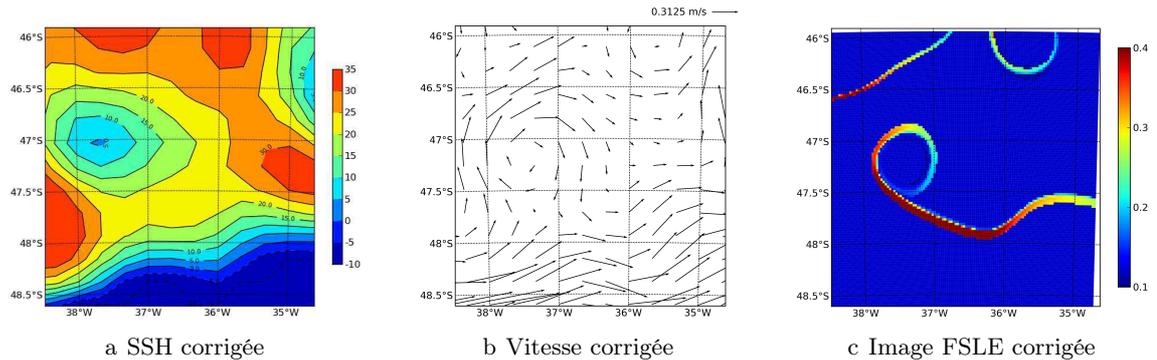


FIGURE 6.13 – SSH en cm (a) et vitesse m.s^{-1} (b) corrigée grâce à l'image synthétique du FSLE et FSLE correspondant à la vitesse corrigée en jour^{-1} (c).

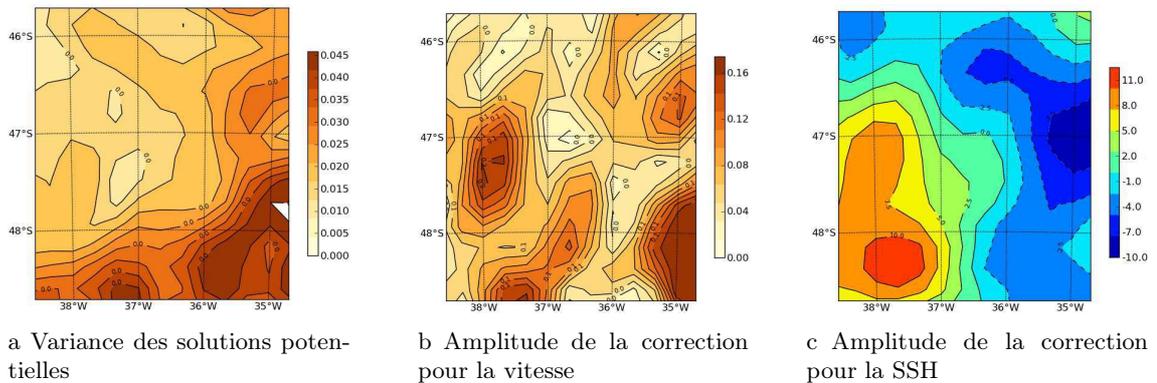


FIGURE 6.14 – Norme de la variance de l'échantillon des solutions potentielles en m.s^{-1} (a), norme de la différence entre la vitesse AVISO et la vitesse corrigée en m.s^{-1} (b) et norme de la différence entre la SSH AVISO et la SSH corrigée.

Tout d'abord, le FSLE corrigé (figure 6.13c) présente des filaments plus proches des images de la SST et de la chlorophylle que le FSLE issu des observations AVISO (figure 6.7). On constate sur la vitesse corrigée (figure 6.13b) que la forme et la localisation du tourbillon sont maintenant en meilleure adéquation avec les images traceurs.

L'amplitude de la correction effectuée sur la SSH est de quelques centimètres (un peu moins de 4 cm en moyenne), ce qui correspond à l'ordre de grandeur de l'incertitude sur les données AVISO (figure 6.14c et 6.14b). La correction est majoritairement effectuée dans les endroits où l'on détecte des structures filamenteuses sur les traceurs, car l'information dynamique extraite de l'image traceur permet de contraindre et de modifier l'écoulement.

L'incertitude sur la solution due au processus d'inversion est représentée sur la figure 6.14a.

Elle est globalement très inférieure à l'amplitude de la correction (de l'ordre de 10^{-1} cm) sauf sur le sud est de l'image où une plus grosse variance est trouvée. La correction sera donc moins fiable dans cette zone. Cela peut être dû aux nombreux filaments détectés sur les traceurs (figure 6.4).

Une autre façon de regarder l'impact de ces corrections est de comparer les trajectoires lagrangiennes de plusieurs particules avec les contrastes présents sur les images de la chlorophylle et de la SST (voir figures 6.15, 6.16). On place des particules dans un champ de vitesse et on advecte celles-ci grâce au code ARIANE (www.univ-brest.fr/lpo/ariane/).

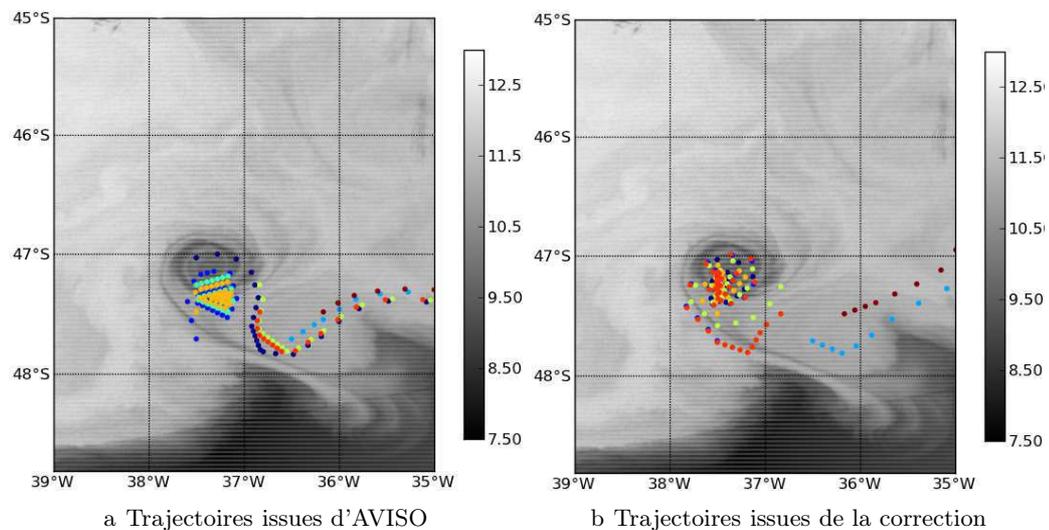


FIGURE 6.15 – Trajectoires lagrangiennes de particules advectées par les vitesses observées AVISO (a) et par les vitesses corrigées (b) représentée sur l'image SST en niveaux de gris. Chaque couleur correspond à une trajectoire.

La figure 6.15a (respectivement 6.16a) montre les trajectoires lagrangiennes calculées en utilisant la vitesse AVISO, et la figure 6.15b (respectivement 6.16b) les trajectoires lagrangiennes des particules advectées par la vitesse corrigée. Ces trajectoires sont représentées sur l'image de la SST (respectivement sur l'image de la chlorophylle). Chaque couleur correspond à une trajectoire. Sur les figures 6.15a et 6.16a, le décalage entre le tourbillon tel qu'il est vu par les satellites altimétriques et tel qu'il est vu par les traceurs est important. L'impact de la correction sur le tourbillon (figures 6.15b et 6.16b) est alors positif. La vitesse AVISO a été corrigée en accord avec les filaments observés. L'objectif de l'inversion est alors respecté car on a amélioré les observations AVISO afin que celles-ci soient en meilleur accord avec les observations de la chlorophylle et de la SST.

6.5 Autres cas tests

D'autres régions ont été étudiées pour faire des inversions. En premier lieu, la sensibilité de l'inversion a été étudiée dans la région Pomme (région d'étude dans le nord de l'océan Atlantique) par *Titau* *et al.* (2011) grâce à un modèle haute résolution de la région. Grâce aux sorties du modèle, il a montré qu'il est pertinent d'utiliser la couleur de l'eau et la

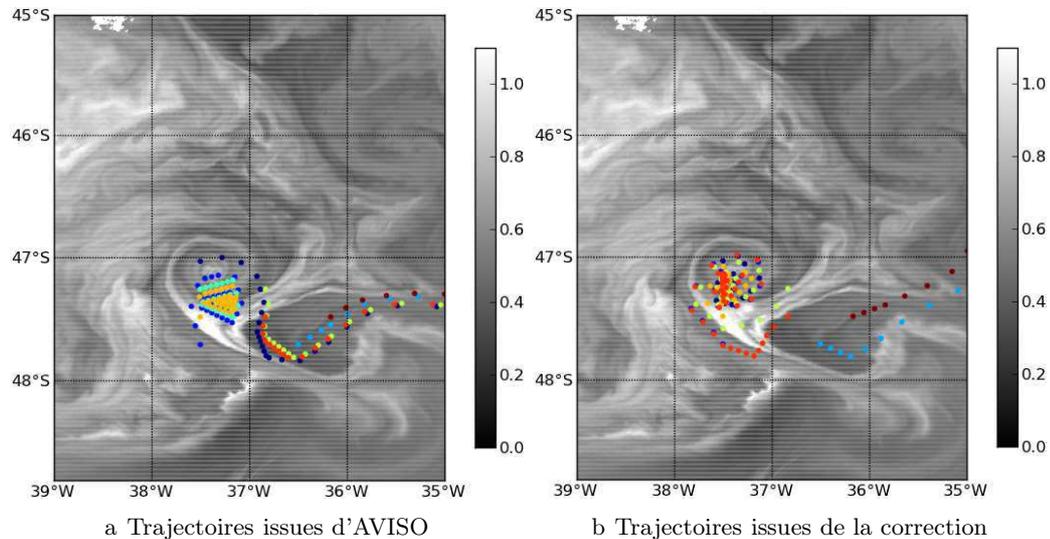


FIGURE 6.16 – Trajectoires lagrangiennes de particules advectées par les vitesses observées AVISO (a) et par les vitesses corrigées (b) représentée sur l'image chlorophylle en niveaux de gris. Chaque couleur correspond à une trajectoire.

SST pour améliorer l'estimation de la circulation océanique. Par la suite, cette région a été utilisée avec succès pour étudier l'inversibilité du FSLE à l'aide de données réelles (AVISO). Il n'a pas été possible de faire l'inversion des observations traceurs car les observations de la zone ne sont pas de suffisamment bonne qualité. La couverture nuageuse de la zone est très élevée et les observations de la SST et de la chlorophylle sont donc de mauvaise qualité.

D'autres régions sont propices à l'inversion comme le courant des Leeuwin, le courant des Aghulas ou encore le courant de Californie. Ces forts courants instables génèrent des filaments à sous-mésoéchelle visibles sur les observations traceurs, et le fort gradient de SST permet de détecter ces structures. Un test d'inversion a été mené dans le courant des Aghulas et a donné des résultats similaires à ceux présentés dans ce chapitre.

On a aussi constaté que dans certains cas, par exemple lorsque la circulation est lente et peu turbulente, la vitesse provenant de l'altimétrie est très similaire aux structures visibles sur les images des traceurs. L'inversion de traceur ne permet pas d'amélioration de la vitesse car l'image traceur n'apporte pas suffisamment d'information à l'observation altimétrique. Cela est le cas par exemple dans ce cas test de l'ACC où le FSLE issu de la vitesse altimétrique est très similaire aux filaments présents sur le traceur (voir figure 6.17). Dans ce cas très particulier, l'observation AVISO correspond bien à l'observation traceur et donc l'inversion de la SST n'apporte pas d'information significative à l'estimation de la circulation océanique.

Enfin, il n'est pas toujours possible d'inverser le traceur. On a par exemple étudié le Golfe du Lion (en mer Méditerranée) car de nombreuses observations in-situ sont disponibles dans la région grâce aux campagnes LATEX (LAGrangian Transport EXperiment, <http://www.com.univ-mrs.fr/LOB/spip.php?rubrique128>) dont l'objectif est d'étudier le couplage physique-biogéochimie à sous-mésoéchelle dans une région côtière. Les observations de la chlorophylle ne donnent que très peu d'informations car la chlorophylle est

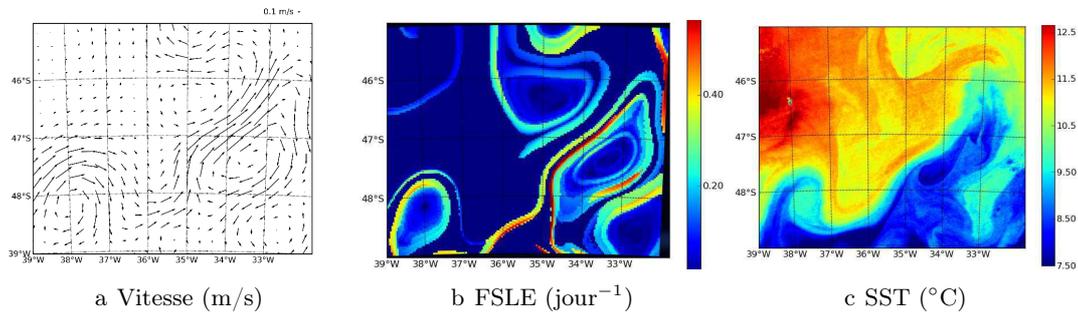


FIGURE 6.17 – Vitesse provenant des observations AVISO le 27 décembre 2006 (a), FSLE correspondant (b) et observation MODIS de la SST de la même région, le même jour (c).

relativement homogène dans la région. De plus, les structures visibles n'ont pas été formées par la circulation mais par un apport massif provenant des rivières. Les observations de la SST ne sont pas très fiables non plus car les gradients varient énormément d'une structure à l'autre. Le processus de binarisation du gradient de la SST supprime alors de nombreuses structures, qui auraient pu apporter des informations intéressantes sur les courants. Un algorithme de binarisation de type 4 (voir section 3.3) permet de détecter les gradients de plus faibles. Bien que nous n'ayons pas eu le temps de le tester, l'algorithme de binarisation de type 4 pourrait alors permettre l'inversion de la SST dans la région.

D'autres traceurs peuvent être utilisées comme les glaces flottantes (figure 6.18).

Les glaces flottantes se forment lorsqu'une mince couche de glace apparaît à la surface de l'océan et que le vent est très faible. Ce traceur présente alors l'avantage d'être complètement passif, car les glaces sont transportées par la circulation de surface. Les structures présentes sur les images de glaces flottantes ont été uniquement générées par les courants de surface grâce au phénomène d'advection. Toutefois, trop peu d'informations dynamiques sont disponibles dans cette région et cela ne permet pas la construction du premier estimé et du sous-espace d'erreur. Il n'a donc pas été possible de tester l'inversion d'une image de glaces flottantes dans ce travail, mais cela pourrait être considéré plus tard.

6.6 Conclusion

L'objectif de l'algorithme d'inversion des traceurs est d'améliorer l'estimation de la circulation océanique effectuée par l'altimétrie, principalement aux plus petites échelles, afin que celle-ci soit en meilleur accord avec les observations de la chlorophylle et de la SST.

Grâce à la méthode présentée au chapitre 4, on inverse les observations réelles des traceurs. Après avoir vérifié que le FSLE est effectivement inversible, on montre les résultats de l'inversion de la SST et de la chlorophylle. On déduit de cette étude trois résultats importants. Tout d'abord, la vitesse estimée est en bien meilleur accord avec les images traceurs que la vitesse AVISO. Cela montre que l'algorithme d'inversion remplit bien sa fonction qui est de trouver une vitesse le plus en adéquation possible avec les traceurs et les observations altimétriques. Ensuite, l'amplitude de la correction apportée aux données AVISO est non

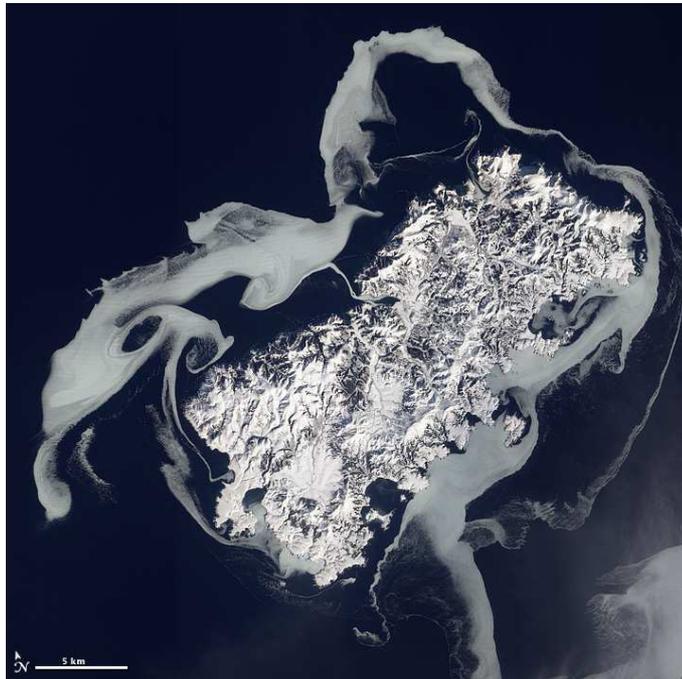


FIGURE 6.18 – Observation de la glace flottante par le capteur ALI (Advanced Land Imager) autour de l'île Shikotan, le 14 février 2011 (image provenant de <http://visibleearth.nasa.gov/view.php?id=49344>).

négligeable, mais reste tout de même cohérente avec l'incertitude sur les cartes de SSH et de vitesses altimétriques. La correction apporte donc de l'information sur la circulation. Enfin, le processus d'inversion introduit peu d'erreur dans l'estimation des courants de surface car toutes les solutions potentielles de la fonction coût sont assez similaires.

On a donc trouvé une estimation de la circulation cohérente avec les observations traceurs et altimétrique, et qui semble donc améliorer correctement les courants de surface. Il est cependant difficile d'argumenter de l'apport de cette estimation par rapport aux courants réels car on ne dispose pas de telles informations. Il est donc intéressant dans la suite d'appliquer cet algorithme d'inversion sur des sorties de modèles car cela permet, via des expériences jumelles, de pouvoir comparer l'estimation de la circulation provenant de l'inversion de traceur avec la vérité du modèle, et donc de quantifier l'amélioration effective des courants.

Chapitre 7

Validation de la méthode dans un cadre idéalisé

Contents

7.1	Les données utilisées	126
7.1.1	Les données traceurs	126
7.1.2	Les données vitesses	129
7.1.3	Calcul du FSLE	131
7.2	Etude de l'inversion de l'image FSLE	131
7.3	Etude de faisabilité de l'inversion des traceurs	133
7.3.1	Fonctions coûts	134
7.3.2	Résultats de l'inversion	135
	Inversion de la chlorophylle seule	135
	Inversion dans la SST seule	137
	Inversion conjointe des images SST et chlorophylle	138
	Inversion de la structure	138

Dans le chapitre précédent, les observations de la chlorophylle et de la SST ont été inversées afin d'améliorer l'estimation de la dynamique faite par l'altimétrie. La correction effectuée semble cohérente avec les observations traceurs mais il est difficile de quantifier l'apport de la correction sur l'écoulement réel car nous n'avons pas accès à l'état vrai océanique. L'utilisation de modèles nous permet alors d'avoir accès à une « vérité » de référence et de pouvoir vérifier l'impact de notre méthode sur l'estimation de la circulation océanique. Dans le chapitre 5, un modèle canal à haute résolution couplé physique-biogéochimie est mis en place afin de générer des observations synthétiques de la SST, de la chlorophylle et de la circulation océanique. Différentes configurations du modèle sont étudiées, en faisant varier la présence de forçages atmosphériques ou le schéma de diffusivité. Dans la suite, on utilisera les sorties de la configuration R2 pour l'étude de l'inversion car cette simulation génère une forte activité tourbillonnaire, des structures à sous-mésoéchelle et est exempte de tout forçage externe. Ainsi, ces sorties du modèle sont utilisées en tant qu'observation pour effectuer l'inversion des traceurs. On utilise alors des expériences jumelles pour étudier le comportement de la méthode d'inversion. Grâce à la connaissance de la « vérité » simulée, on peut estimer l'apport des différentes informations traceurs sur l'estimation de la circulation océanique de surface.

La section 7.1 présente les « données » simulées utilisées pour l'inversion. Puis, dans la section 7.2, on vérifie l'inversibilité du FSLE. Enfin, dans la section 7.3, on étudie différents scénarios d'inversion en faisant varier l'image traceur dans la fonction coût.

7.1 Les données utilisées

La simulation utilisée ici n'a pas atteint un équilibre statistique. Notre étude est donc relative à une turbulence transitoire, mais cela nous a paru suffisamment pertinent pour notre objectif. Pour avoir des structures à sous-mésoéchelle réalistes, on travaille donc avec les données modèle issues du deuxième, troisième et quatrième mois de simulation. On n'utilisera pas le premier mois pour notre étude car c'est la période où l'instabilité se développe et les structures à sous-mésoéchelle ne sont pas représentatives du reste de la simulation. Comme l'instabilité barocline n'est pas entretenue, l'énergie de la configuration R2 du modèle est trop faible après le cinquième mois pour obtenir des structures turbulentes développées. La fin de la simulation ne sera donc pas utilisée non plus. On a choisi de présenter l'inversion des images traceurs du jour 24/03 pour la configuration R2. L'inversion est effectuée sur une partie du domaine afin de réduire la taille du problème et de diminuer le coût de calcul du FSLE. La zone choisie est représentée sur la figure 7.1, et correspond à la partie du canal où de nombreuses structures turbulentes sont présentes à cette date.

7.1.1 Les données traceurs

Plusieurs variables physiques et biogéochimiques sont disponibles dans ce modèle. On utilisera alors pour l'étude les mêmes traceurs que ceux pouvant être observés à haute résolution grâce aux satellites : la SST et la chlorophylle. L'observation traceur correspond à la sortie instantanée du traceur à la surface pour la date choisie (se référer à la figure 7.2).

Les images sont ensuite traitées de la même façon que les observations réelles (voir sec-

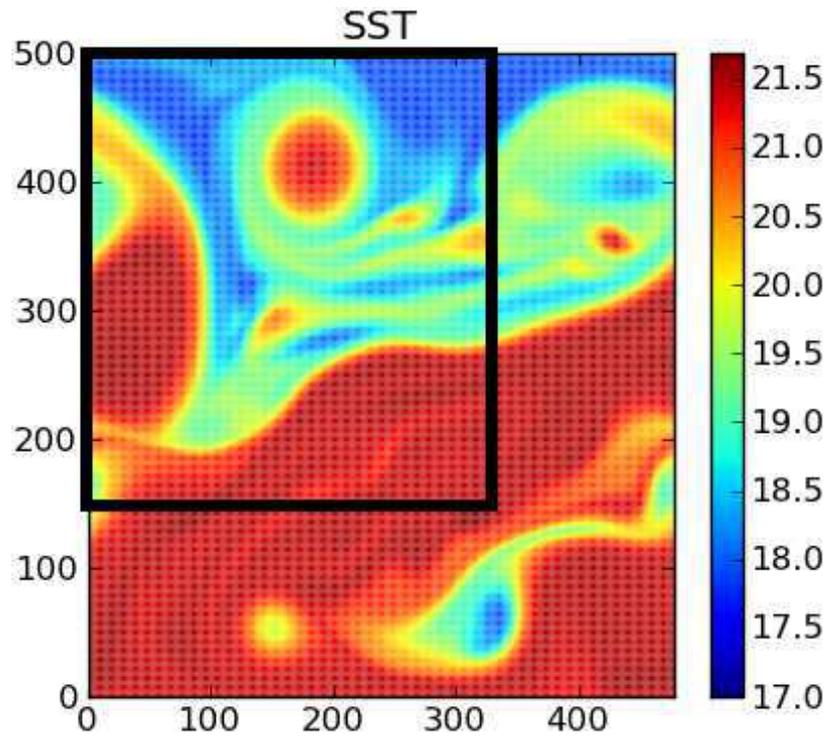


FIGURE 7.1 – SST ($^{\circ}\text{C}$) de la surface du modèle pour le 24/03. Le domaine étudié dans la suite est encadré en noir.

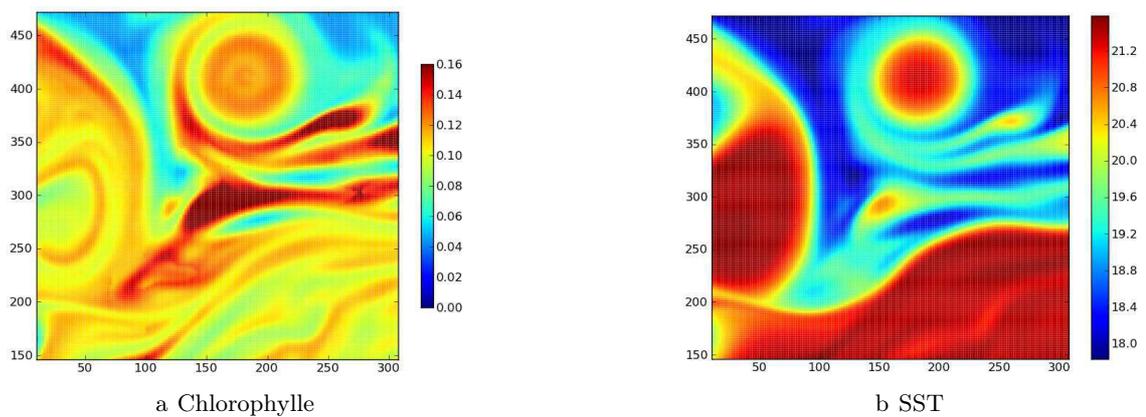


FIGURE 7.2 – Snapshot de la chlorophylle en $\text{mmolN}\cdot\text{m}^{-3}$ (a) et de la SST en $^{\circ}\text{C}$ (b) provenant de la configuration R2 du modèle, pour le jour d'étude.

tion 3.3) afin d'extraire les structures filamentaires.

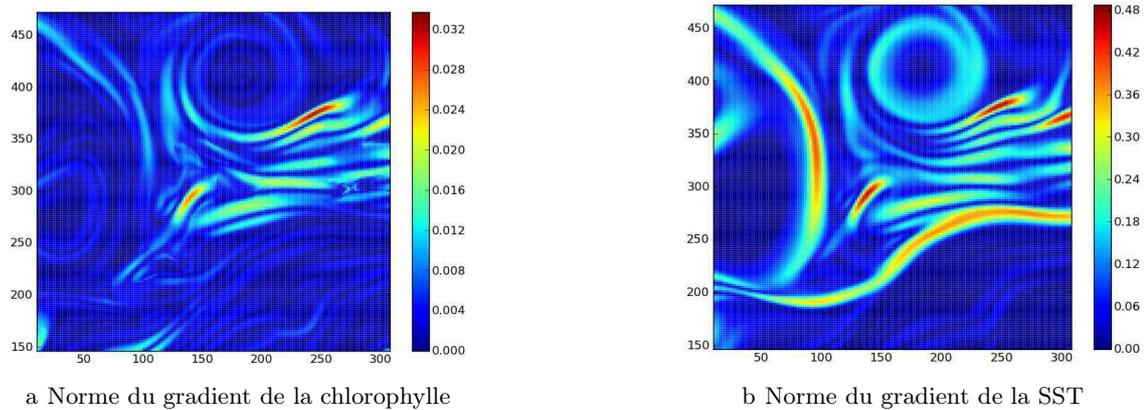


FIGURE 7.3 – Norme du gradient du snapshot de la chlorophylle (a) et de la SST (b) provenant de la configuration R2 du modèle, pour le jour d'étude

Les structures visibles sur la norme du gradient des traceurs (figure 7.3) sont très nettes et continues. On note tout de même que les structures filamentaires sont plus longues et moins bruitées sur le gradient de la SST que sur le gradient de la chlorophylle. Cela est vraisemblablement dû au fait que la chlorophylle est un traceur moins passif que la SST. On a vu effectivement dans la description du modèle LOBSTER (section 5.3) que les nombreuses interactions biogéochimiques au sein de l'océan peuvent modifier la concentration en chlorophylle indépendamment de la dynamique. La binarisation de la norme du gradient des traceurs SST et chlorophylle est bien plus aisée avec des sorties modèles qu'avec des observations (figure 7.4).

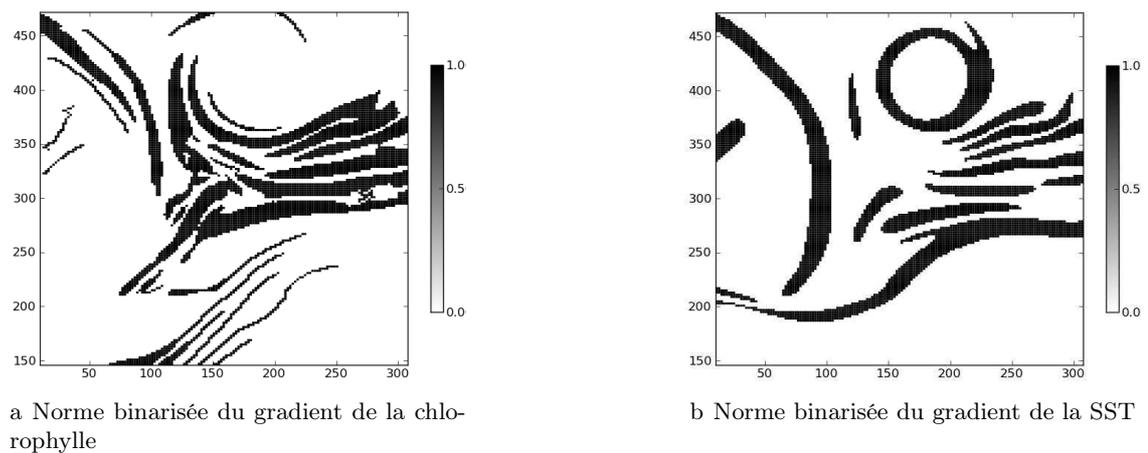


FIGURE 7.4 – Norme du gradient du snapshot de la chlorophylle (a) et de la SST (b) provenant de la configuration R2 du modèle, pour le jour d'étude

L'image issue du modèle est peu bruitée et un algorithme de type 0 ou 1 est suffisant pour détecter les structures filamentaires.

7.1.2 Les données vitesses

Dans la suite, toutes les données vitesses sont au préalable filtrées à 6 km de résolution, car la résolution dynamique à 2 km n'est pas nécessaire à notre étude. En effet, comme cela a été démontré par *Hernández-Carrasco et al.* (2011), dégrader légèrement la résolution de la vitesse ne modifie pas fortement l'image FSLE. L'utilisation de données filtrées permet alors de réduire les coûts de calcul du FSLE en diminuant le nombre de points de vitesses à considérer. De plus, la dégradation de la résolution de la vitesse rend la construction du sous-espace d'erreur moins complexe car on réduit le nombre de directions de variabilité du système. Plusieurs informations dynamiques sont nécessaires à la résolution de notre problème : un premier estimé de la vitesse (comportant des erreurs à corriger), un sous-espace d'erreur des vitesses et la vitesse vraie correspondant à l'image traceur.

Tout d'abord, il faut définir le premier estimé de la vitesse, que nous allons par la suite corriger. Pour être cohérent avec l'étude précédente, l'amplitude et la répartition des erreurs sur la vitesse doit être similaire à celle que l'on s'attend à avoir sur les données altimétriques. Or, ces données fournissent une estimation correcte des courants à mésoéchelle. Cependant, à cause du manque de résolution spatiale et temporelle, les tourbillons peuvent être décalés ou déformés. On a alors choisi de prendre pour premier estimé la vitesse cinq jours après la date d'étude (voir la figure 7.5a).

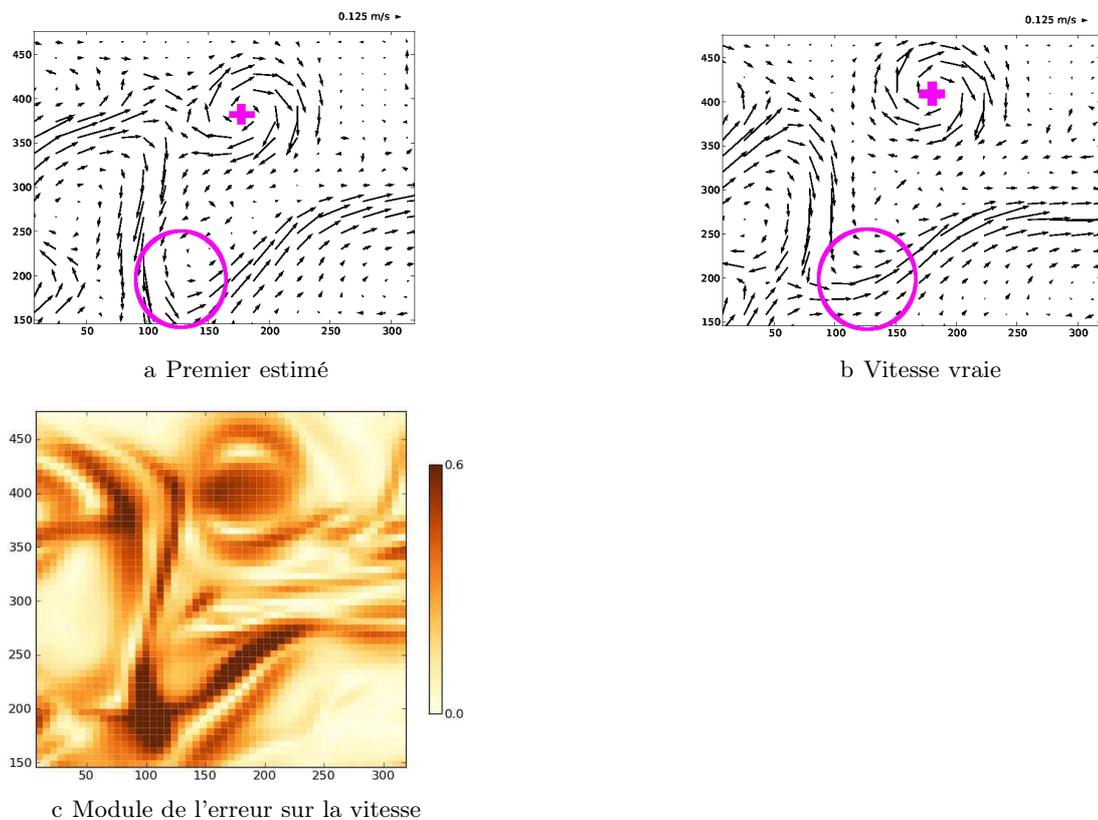


FIGURE 7.5 – Vitesse cinq jours après la date d'étude (a), vitesse du jour d'étude (b) provenant de la configuration R2 du modèle. Module de la différence entre le premier estimé et la vitesse vraie (c). Toutes les vitesses sont en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$.

Lors du processus d'inversion, on mesure l'amplitude de la correction grâce à la connaissance de la vitesse vraie. Celle-ci correspond à l'écoulement du modèle le jour de l'observation traceur (voir figure 7.5b). On peut alors mesurer l'écart entre la vitesse vraie (\mathbf{u}_{true}) et la vitesse estimée ($\mathbf{u}(\mathbf{x})$) par rapport à l'écart initial, entre le premier estimé (\mathbf{u}_b) et la vitesse vraie. On obtient un pourcentage d'erreur ϵ par rapport à l'erreur initiale :

$$\epsilon = \frac{\|\mathbf{u}(\mathbf{x}) - \mathbf{u}_{true}\|}{\|\mathbf{u}_b - \mathbf{u}_{true}\|} \quad (7.1)$$

On peut ainsi quantifier l'amplitude de la correction apportée au premier estimé grâce à la méthode de l'inversion. On voit sur la figure 7.5 que la vitesse estimée comporte globalement des structures similaires à la vitesse vraie mais les tourbillons sont légèrement décalés et déformés par rapport à la vitesse vraie. La figure 7.5c représente le module de la différence entre le premier estimé et la vitesse vraie : on visualise clairement le décalage spatial entre le premier estimé et la vitesse vraie. L'erreur sur le premier estimé est en moyenne de 0.2 m/s et au maximum de 0.7 m/s.

On calcule le sous-espace d'erreur avec une méthode similaire à celle mise en place pour l'inversion des observations réelles dans le chapitre précédent. Toutefois, le sous-espace d'erreur doit être définie de façon à être cohérent avec l'erreur sur la vitesse à corriger, car on pioche aléatoirement des corrections à appliquer sur les vitesses. Pour ce faire, il est nécessaire d'adapter un peu la technique de construction du sous-espace d'erreur. On calcule alors l'écart entre deux vitesses espacées de cinq jours (ce qui correspond à l'amplitude de l'erreur sur le premier estimé) pour un échantillon de vitesses. Comme le modèle n'est pas en équilibre stationnaire, et que la circulation varie énormément, il est nécessaire de choisir l'échantillon de vitesse à considérer pour construire le sous-espace d'erreur. Le choix de construction du sous-espace d'erreur est guidé par l'étude de l'inversion d'une image de FSLE. On choisit alors un sous-espace d'erreur adapté pour que l'inversion du FSLE soit faisable. Une première possibilité est de construire un échantillon de 90 états grâce aux vitesses du troisième mois de la simulation (le jour d'étude est le vingt-quatrième jour du troisième mois). On calcule alors les EOFs de cette échantillon comme pour l'étude précédente grâce à l'outil SESAM. La variabilité du modèle est importante, et les données peu nombreuses car le modèle n'est pas en équilibre stationnaire. On ne dispose donc pas d'un échantillon de vitesse de notre modèle assez grand pour pouvoir tronquer le sous-espace d'erreur. Il est alors nécessaire de garder toutes les composantes de l'analyse EOFs lors du calcul du sous-espace d'erreur. Ce sous-espace d'erreur suppose une bonne connaissance de la circulation a priori, car il contient beaucoup d'information (90 variations de vitesses sur le mois d'étude). On a testé d'autres sous-espaces d'erreurs afin de diminuer la contrainte imposée sur la bonne connaissance du sous-espace d'erreur. On a, par exemple, calculé les EOFs sur une échantillon de 75 variations de vitesses sur les trois mois exploitables du modèle (le deuxième, le troisième et le quatrième). Cela permettait de disposer de plus de variabilité de la vitesse. Ce sous-espace d'erreur a donné des résultats satisfaisants lors de l'inversion de l'image FSLE. L'inversion des images traceurs de chlorophylle et de SST s'est avérée plus compliquée et nous n'avons pas encore réussi à utiliser avec succès ce sous-espace d'erreur pour inverser les images traceur. Dans la suite, le premier sous-espace d'erreur présenté (comprenant 90 EOFs calculés à partir des variations de vitesses sur le troisième mois) est utilisé.

7.1.3 Calcul du FSLE

On calcule, pour chaque vitesse, le FSLE correspondant afin de le comparer à l'image traceur. Pour calculer ce FSLE, on interpole les champs de vitesse pour calculer un FSLE avec une résolution de 2 km, ce qui correspond à la résolution des images des traceurs dans le modèle. Le choix des différents paramètres de calcul du FSLE est effectué comme expliqué au chapitre 6. La distance initiale entre les particules δ_0 est alors légèrement supérieure à 2 km, la résolution du FSLE. Les particules sont advectées pendant au maximum $T = 15$ jours en mode instationnaire. Cette durée d'advection est suffisante pour que les filaments visibles sur le FSLE soient similaires à l'observation traceur. En mode instationnaire, il faut connaître les vitesses précédant le jour d'étude pour calculer le FSLE. On suppose alors que celles-ci ont été corrigées au préalable et on choisit de prendre les vitesses vraies du modèle. Il n'est pas utile de considérer toutes les vitesses disponibles du modèle, une interpolation temporelle entre des vitesses à deux jours d'intervalle suffit au calcul du FSLE. On calcule alors le FSLE issu de la vitesse vraie en prenant en compte les sorties vitesses du modèle (une vitesse tous les deux jours) et le FSLE issu de la vitesse perturbée en considérant la vitesse perturbée, plus les vitesses vraies du modèle (espacée aussi de deux jours).

Il pourrait être intéressant d'essayer de corriger l'ensemble des vitesses sur 15 jours plutôt que seulement la vitesse du jour d'étude. En effet, le FSLE dépend des vitesses précédant l'observation traceur et celles-ci pourraient être corrigées lors du processus d'inversion. En instationnaire, on peut imaginer chercher l'ensemble des vitesses utilisées lors du calcul du FSLE qui permettent de minimiser la fonction coût. Cela complexifie le problème de façon notable ; des études préalables seraient alors nécessaires afin de vérifier que la fonction coût converge. Cela n'est donc pas investigué dans la suite et on se contente de corriger la vitesse du jour d'étude en supposant les vitesses précédant ce jour connues.

La distance initiale entre les particules est de $\delta_0 = 2.1$ km, soit légèrement supérieure à la taille de la grille et on calcule le temps mis par les particules pour être séparées de $\delta_f = 20$ km. On binarise ensuite l'image de FSLE en gardant 20% des lignes de valeurs maximales (voir figure 7.6).

7.2 Etude de l'inversion de l'image FSLE

La méthode est la même que celle expliquée dans le chapitre sur l'inversion des données réelles (chapitre 6). On commence par effectuer une expérience jumelle pour vérifier que le proxy FSLE est effectivement inversible. On estime alors les courants de surface grâce à l'image FSLE de la vitesse vraie et au premier estimé de la vitesse. Comme dans le chapitre précédent, l'équation de la fonction coût (équation 6.2) mesure la distance entre l'image binarisée du FSLE $\mathcal{I}_{FSLE}(\mathbf{u})$ correspondant à une vitesse \mathbf{u} et l'image binarisée du FSLE \mathcal{I}_{synth} calculée à partir de la vitesse vraie du modèle pour le jour d'étude 24/03.

La fonction coût décroît rapidement et assez nettement (voir la figure 7.7a). On estime la correction effectuée sur la vitesse grâce à l'équation 7.1, c'est-à-dire en mesurant la distance en terme de norme ℓ_2 entre la vitesse estimée et la vitesse vraie et en la comparant avec la norme ℓ_2 de la différence entre la vitesse vraie et le premier estimé. La figure 7.7b

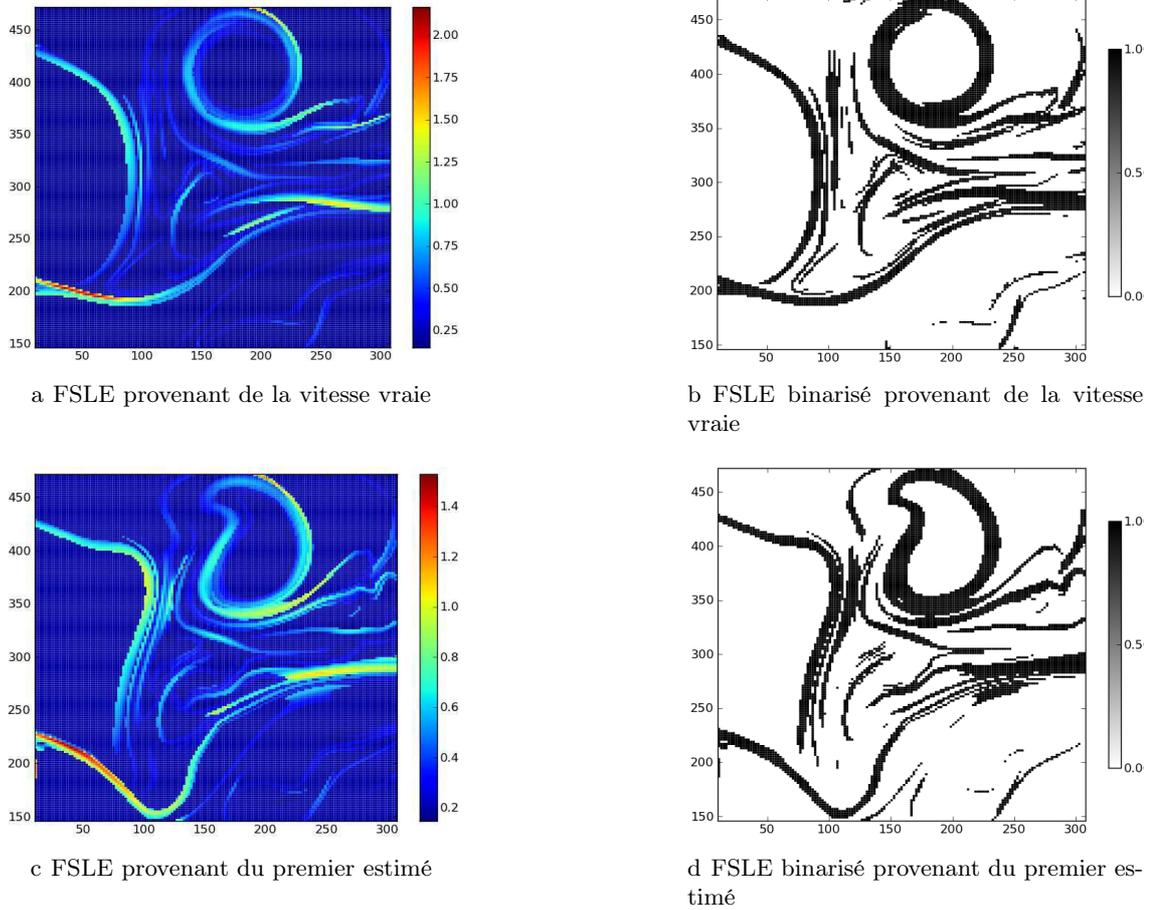


FIGURE 7.6 – FSLE (jour^{-1}) calculé à partir la vitesse vraie (a), binarisation du FSLE vrai (b), FSLE (jour^{-1}) calculé à partir du premier estimé (c), binarisation du FSLE perturbé (d)

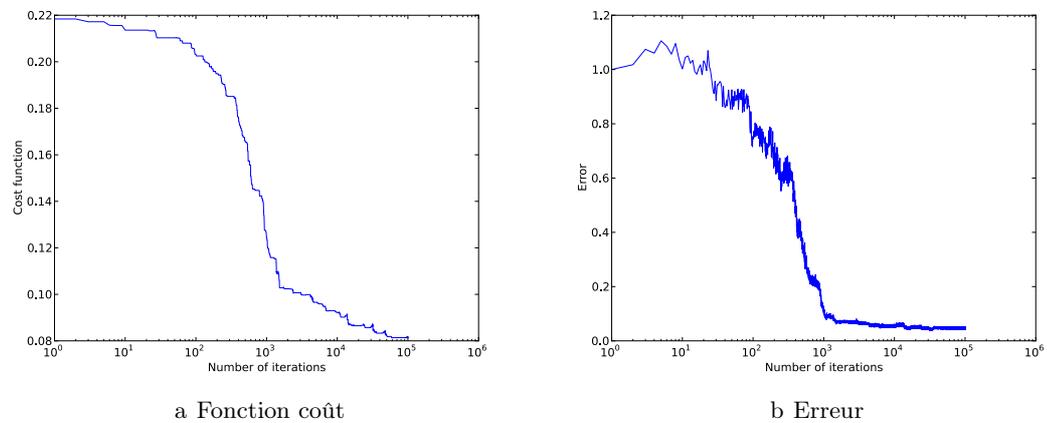


FIGURE 7.7 – Fonction coût (a) et pourcentage d'erreur sur la vitesse par rapport au premier estimé (b) en fonction du nombre d'itérations pour l'inversion de l'image FSLE.

représente alors l'évolution de ce pourcentage d'erreur en fonction du nombre d'itérations. Cette erreur décroît nettement pour atteindre une valeur de 0.04%, soit proche de la valeur nulle. On peut voir sur la figure 7.8 que la vitesse estimée est très proche de la vitesse vraie et que le FSLE correspondant est bien reconstruit.

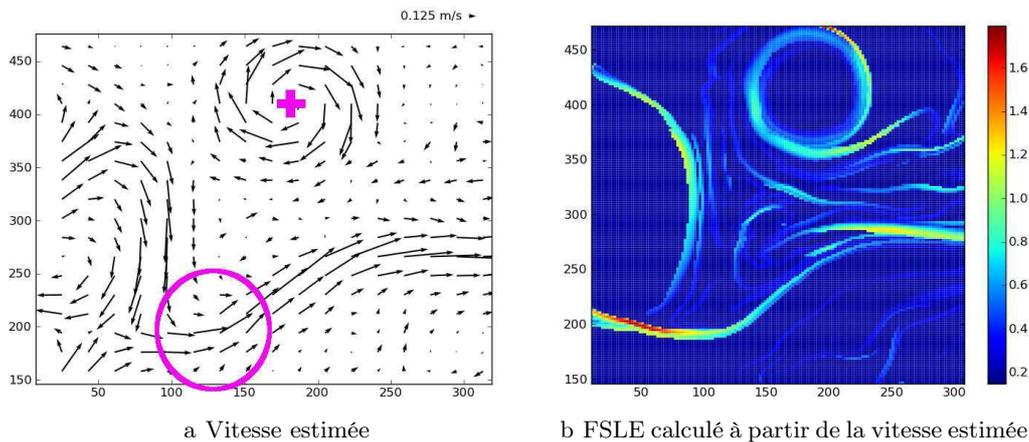


FIGURE 7.8 – Vitesse estimée en m.s^{-1} (a) grâce à l'inversion de l'image FSLE correspondant à la vitesse vraie et FSLE (b) correspondant à cette vitesse estimée en jour^{-1} .

La reconstruction de la vitesse à l'aide d'une image FSLE est possible et donne de bons résultats. On peut maintenant effectuer l'inversion des traceurs SST et chlorophylle pour corriger le premier estimé de la vitesse.

7.3 Etude de faisabilité de l'inversion des traceurs

Les images de la SST et de la chlorophylle présentent des structures relativement différentes (figure 6.4). On a vu dans le chapitre 5 que la chlorophylle est un traceur moins passif que la SST. L'extraction des structures dynamiques est donc plus compliquée pour la variable biogéochimique que pour la variable dynamique. Il est intéressant d'étudier la part d'information de chaque traceur exploitée par la méthode d'inversion. On effectue alors quatre expériences d'inversion différentes. Dans la première expérience, on effectue l'inversion d'une image chlorophylle seule et dans la deuxième expérience, l'inversion de l'image de SST seule, afin de regarder la correction apportée par chaque traceur séparément. Pour la troisième expérience, on utilise les deux images de chlorophylle et de SST pour estimer la vitesse. Pour cela, on mesure indépendamment la distance entre l'image SST et le FSLE et la distance entre l'image chlorophylle et le FSLE dans la fonction coût. Cette expérience permet de déterminer si les informations apportées par la SST et la chlorophylle sont complémentaires ou redondantes. On construit, pour la quatrième expérience, une image correspondant à l'extraction optimale des filaments issus des deux traceurs. Pour ce faire, on additionne la norme des gradients des images de chlorophylle et de SST. On binarise alors la structure obtenue. Cette image représente les structures filamentaires présentes dans la SST (quantité physique) et dans la chlorophylle (quantité biogéochimique). Ces deux quantités ont comme seul point commun leur advection par les courants de sur-

face. Les filaments présents dans ces deux quantités sont donc formés par la dynamique. Additionner les filaments présents dans ces deux quantités permet d'éliminer les structures qui n'ont pas été formées par la dynamique. Dans cette quatrième expérience, on inverse donc une image représentative des filaments générés par la dynamique, que l'on appellera par la suite image « structure ».

Dans la suite, on utilise les mêmes notations que celles définies dans le chapitre précédent (chapitre 6, tableau 6.1). On définit en plus $I_{structure}$ l'image binarisée « structure » créée en fusionnant les informations provenant de la SST et de la chlorophylle. Comme dans le chapitre précédent, les paramètres de l'algorithme de recuit simulé doivent être fixés. Le choix de la valeur minimale à atteindre par la fonction coût (J_{min}) est facile à faire car on connaît la vitesse vraie. La mesure de la distance entre le FSLE issu de la fonction coût et l'observation traceur est alors une estimation de J_{min} . Cette valeur peut être ajustée selon les différents tests de décroissance de la fonction coût.

Comme pour l'inversion des données réelles, la solution du problème d'inversion correspond à la distribution de probabilité de l'ensemble des solutions potentielles. Après avoir vérifié que la variance de cet échantillon est faible et que toutes les solutions sont similaires, on représente donc pour les expériences suivantes la solution qui minimise la fonction coût.

7.3.1 Fonctions coûts

Les fonctions coûts des différentes expériences s'écrivent de la manière suivante :

Expérience 1

$$J[\mathbf{u}(\mathbf{x})] = \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{CHL}\| + \frac{1}{\mu} \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (7.2)$$

Expérience 2

$$J[\mathbf{u}(\mathbf{x})] = \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{SST}\| + \frac{1}{\mu} \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (7.3)$$

Expérience 3

$$J[\mathbf{u}(\mathbf{x})] = \alpha \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{SST}\| + (1 - \alpha) \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{CHL}\| + \frac{1}{\mu} \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (7.4)$$

Expérience 4

$$J[\mathbf{u}(\mathbf{x})] = \|\mathcal{I}_{FSLE}[\mathbf{u}(\mathbf{x})] - \mathcal{I}_{structure}\| + \frac{1}{\mu} \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (7.5)$$

Dans toutes les expériences, la fonction converge vers un minimum, mais l'amplitude de la correction de l'erreur dépend de l'image utilisée pour la minimisation (figure 7.9).

Ainsi, on constate que la correction apportée par l'inversion de l'image de chlorophylle seule est assez faible (courbes en vert). Seulement 20% de l'erreur est corrigée.

L'inversion de la SST seule est par contre très concluante (courbes en bleu foncé). Plus de 45% de l'erreur initiale est corrigée. La convergence de la fonction coût est plus lente que dans le cas de l'inversion de la chlorophylle seule.

En ce qui concerne l'expérience 3, le fait d'utiliser la SST et la chlorophylle à la place de

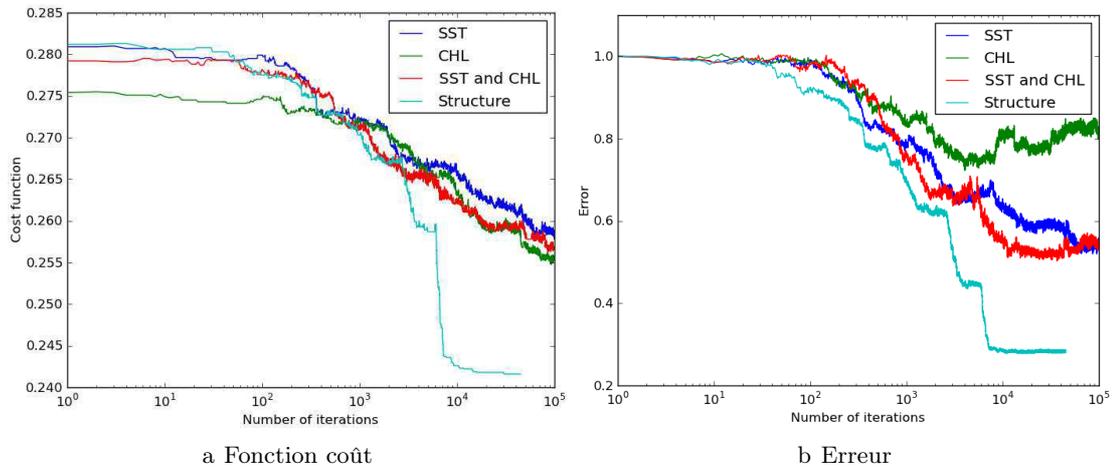


FIGURE 7.9 – Fonction coût (a) et pourcentage d’erreur restant (b) en fonction du nombre d’itérations pour l’inversion de la chlorophylle (en vert), de la SST (en bleu), des deux traceurs (en rouge) et de l’image structure (en cyan).

la SST seule n’améliore pas de façon significative l’estimation de la vitesse. Par contre, la fonction coût converge plus rapidement si on utilise les images de chlorophylle et de SST pour estimer la vitesse que si on utilise la SST seule (courbes en rouge). La correction de la vitesse est nettement améliorée lors de la quatrième expérience (courbes en cyan). La minimisation de la fonction coût se fait beaucoup plus facilement que dans les cas précédents. On atteint rapidement et de façon stable un minimum pour la fonction coût. L’erreur sur l’estimation de la vitesse est ainsi fortement diminuée dans ce cas. On corrige plus de 70% de l’erreur.

L’étude de la fonction coût montre donc que l’inversion est efficace lorsqu’on utilise l’image de SST seule ou l’image de SST et de chlorophylle. Dans l’expérience 3, bien que l’image de la chlorophylle ait peu contribué à diminuer l’erreur sur l’estimation de la vitesse, elle permet tout de même une amélioration notable de la convergence de la fonction coût. Dans l’expérience 4, on a construit, grâce à la combinaison linéaire des gradients de la chlorophylle et de la SST, une image des filaments générés uniquement par la dynamique. C’est une façon d’améliorer l’extraction des structures dynamiques sur les images traceurs. Les bons résultats produits par cette expérience suggèrent qu’une amélioration de la méthode d’extraction des structures (vue au chapitre 3) ou l’utilisation d’un traceur complètement passif seraient bénéfiques à la méthode d’inversion. Ainsi, l’étude de la fonction coût de la quatrième expérience montre que les méthodes d’extraction des structures et la qualité des observations ont un rôle clef dans l’estimation de la dynamique par inversion des images traceurs.

7.3.2 Résultats de l’inversion

Inversion de la chlorophylle seule

Dans cette partie, on inverse l’image représentant l’instantané de la chlorophylle du jour d’étude (figure 7.2a). Le tourbillon principal au nord de l’image (marqué d’une croix sur

la figure 7.5) est difficile à détecter sur le traceur avec nos méthodes car les filaments sont nombreux. En effet, on voit sur la figure 7.4a que les structures filamentaires détectées sur la norme du gradient de la chlorophylle binarisée sont discontinues. Ce tourbillon est alors mal corrigé avec notre méthode car il est difficile de détecter proprement les gradients sur l'image de la chlorophylle.

Le courant au sud de l'image (entouré en rose sur la figure 7.10a) est lui partiellement corrigé.

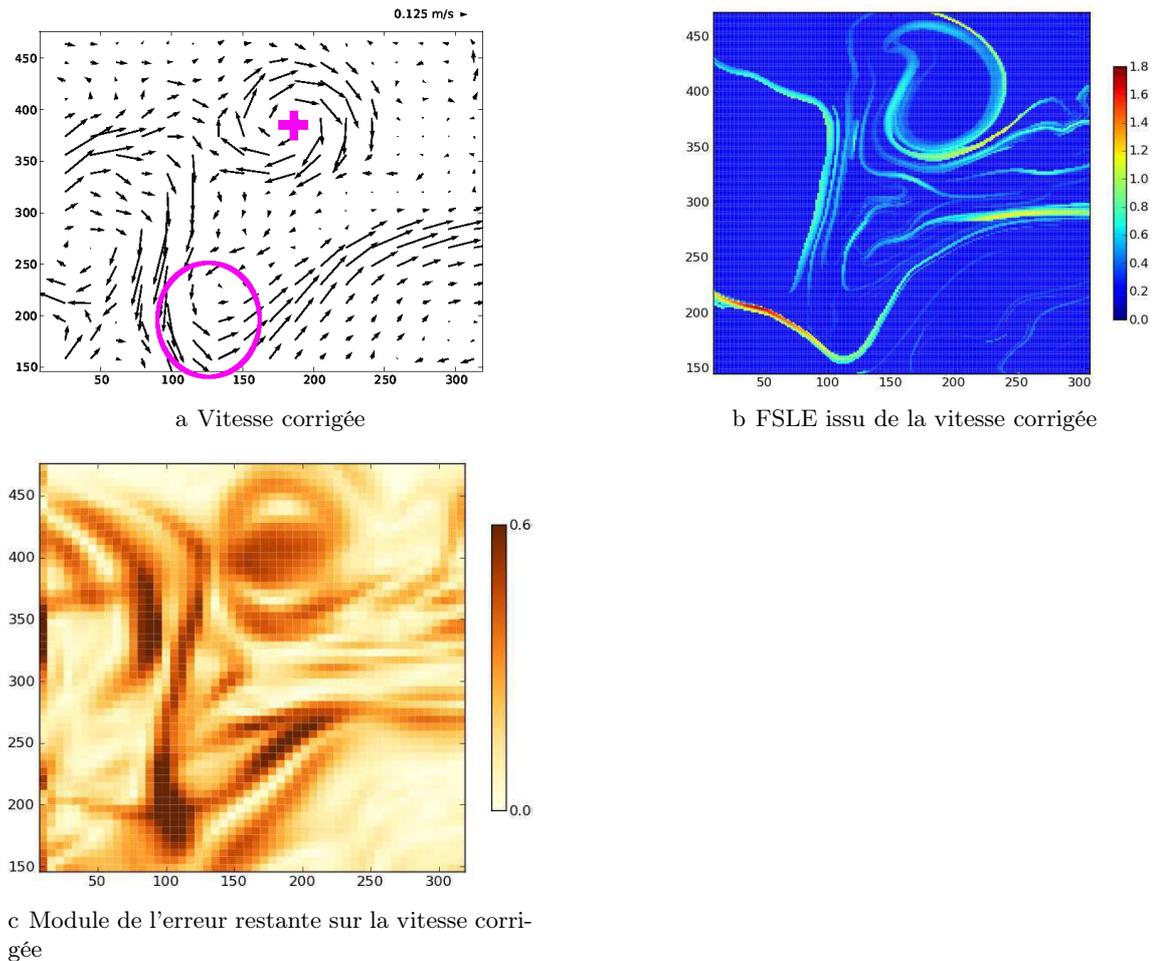


FIGURE 7.10 – Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion de l'image chlorophylle.

On peut voir l'amplitude de la correction effectuée sur la figure 7.10c. Cette correction est faible sans doute à cause de la mauvaise qualité de l'image chlorophylle, où de nombreux filaments relativement courts sont détectés.

On a vu précédemment que la chlorophylle n'est pas tout à fait un traceur passif car les phénomènes biogéochimiques ont un temps caractéristique similaire à celui de la dynamique à sous-mésoéchelle. Il est alors difficile d'extraire les filaments importants pour la dynamique et d'effectuer une bonne correction. Il existe une erreur de représentativité im-

portante entre le FSLE issu de la vitesse et l'image chlorophylle. On constate malgré tout qu'une correction cohérente est apportée à la vitesse et que le processus d'inversion ne détériore en aucun cas la circulation.

Inversion dans la SST seule

On inverse maintenant l'image de SST seule (figure 7.2b). Sur cette image, les filaments sont moins nombreux que sur l'image de chlorophylle et les structures frontales sont mieux marquées. Nos algorithmes de détection des structures frontales un peu rudimentaires permettent alors une meilleure extraction de la dynamique, comme on peut le voir sur la figure 7.4b représentant la norme binarisée du gradient du traceur. Le tourbillon situé au nord et le courant au sud de l'image peuvent être facilement détectés car les gradients de ces structures sont importants. L'inversion de la SST permet d'améliorer grandement l'estimation de l'erreur. On a donc corrigé près de la moitié de l'erreur (45%) grâce à cette méthode d'inversion (voir figure 7.11)

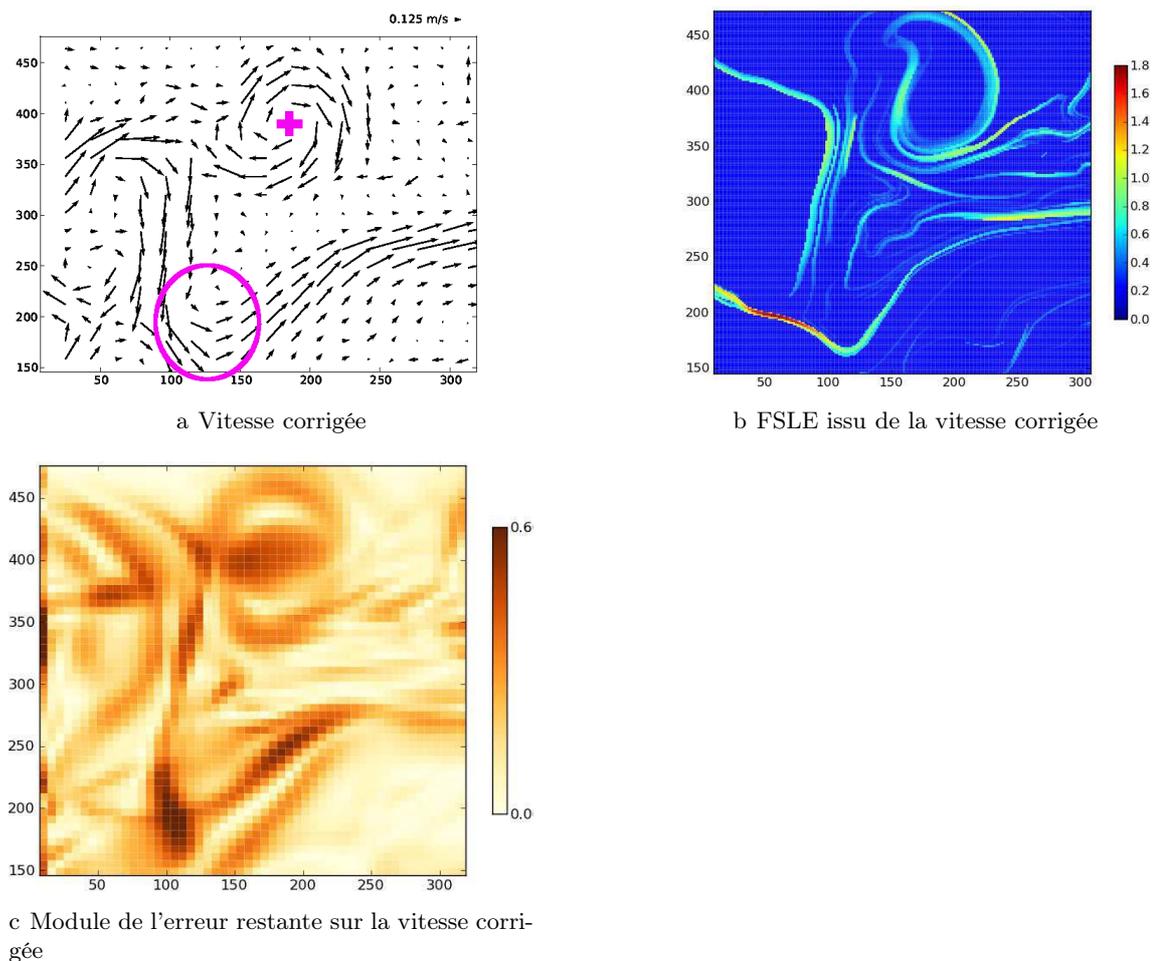


FIGURE 7.11 – Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion de l'image SST.

On peut voir sur la figure 7.11c que le tourbillon marqué d'une croix s'est légèrement recalé vers le nord-est et commence à être assez bien corrigé. De plus, l'écoulement au sud de l'image entouré d'un cercle est lui aussi partiellement reconstruit. Le FSLE issu de la vitesse corrigée (figure 7.11b) est effectivement modifié pour être en meilleur accord avec la structure visible sur l'image SST. La carte du module de l'erreur sur l'estimation de la vitesse (figure 7.11c) montre aussi une nette amélioration de l'estimation de la circulation grâce à l'apport des informations SST.

Inversion conjointe des images SST et chlorophylle

On peut maintenant s'intéresser à l'inversion des deux quantités SST et chlorophylle pour estimer la dynamique, comme cela a été fait dans le chapitre 6 avec les données réelles.

On a vu précédemment que l'erreur sur la correction par rapport à celle sur le premier estimé est comparable à celle trouvée pour l'inversion de la SST. La vitesse estimée grâce à l'inversion de la chlorophylle et de la SST (voir la figure 7.12a) et le FSLE correspondant (7.12b) sont très similaires à la vitesse et le FSLE estimés lors de l'inversion de la SST seule (figure 7.11). La carte représentant le module de l'erreur sur la vitesse corrigée (7.12c) montre une amplitude de correction similaire à celles de l'expérience précédente.

On peut alors comparer plus précisément les résultats de l'expérience 2 et de l'expérience 3 pour mesurer l'apport de la chlorophylle sur l'estimation de la dynamique par rapport à une inversion de la SST seule. On voit alors sur la figure 7.13a représentant le module de la différence entre la vitesse corrigée résultant de l'expérience 3 et la vitesse corrigée résultant de l'expérience 2 que l'apport de l'information chlorophylle sur l'estimation de la circulation est faible. La figure 7.13b représente la différence entre le module de l'erreur sur la vitesse corrigée résultant de l'expérience 3 et le module de l'erreur sur la vitesse corrigée résultant de l'expérience 2. Cette figure montre donc l'amélioration de l'estimation de la dynamique apporté par l'image chlorophylle. Dans les zones bleues (respectivement jaunes), la différence entre l'erreur sur l'estimation de la circulation provenant de l'expérience 3 et celle provenant de l'expérience 2 est négative (respectivement positive). Cela signifie que l'erreur est donc plus grande (respectivement petite) dans l'expérience 2 que dans l'expérience 3. Or, on constate sur la figure 7.13b de nombreuses zones bleues qui correspondent aux endroits où les structures dynamiques sont bien détectées par la chlorophylle. L'estimation de la vitesse effectuée grâce aux images SST et chlorophylle est alors un peu améliorée par rapport à l'estimation de la vitesse effectuée grâce à l'image de la SST seule.

Dans cet exemple, l'apport important de la chlorophylle par rapport à l'inversion de la SST seule consiste en l'amélioration de la vitesse de convergence de la fonction coût ainsi qu'en un enrichissement supplémentaire du signal dynamique.

Inversion de la structure

On a vu grâce à l'étude de la fonction coût et de l'évolution de l'erreur (figure 7.9) que l'inversion de l'image « structure » donne une bonne correction. On voit sur la carte d'erreur (figure 7.14c) que la distance entre la vitesse vraie et la vitesse corrigée est maintenant très faible. La majorité de l'écoulement est bien reconstruit. Le FSLE issu de la vitesse corrigée

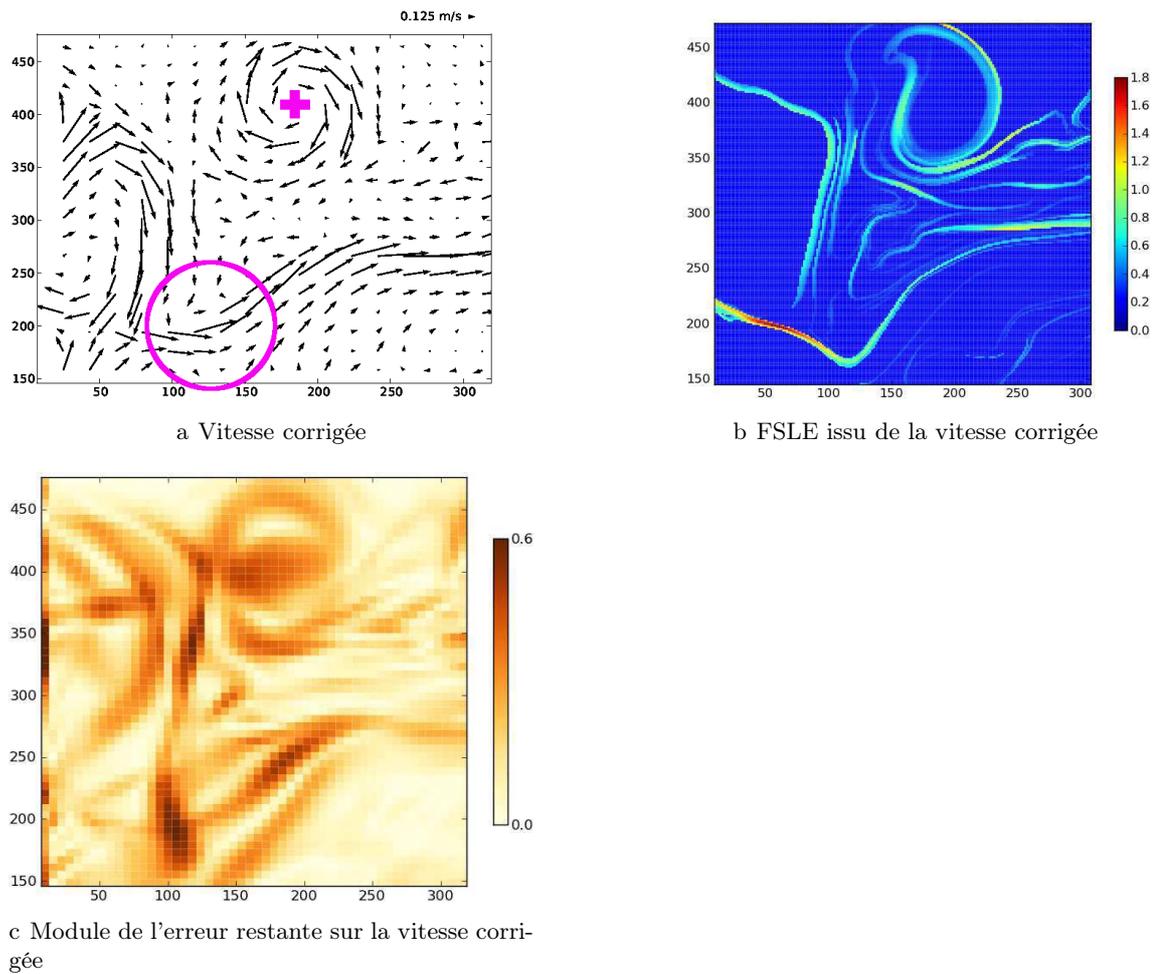


FIGURE 7.12 – Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion des images chlorophylle et SST.

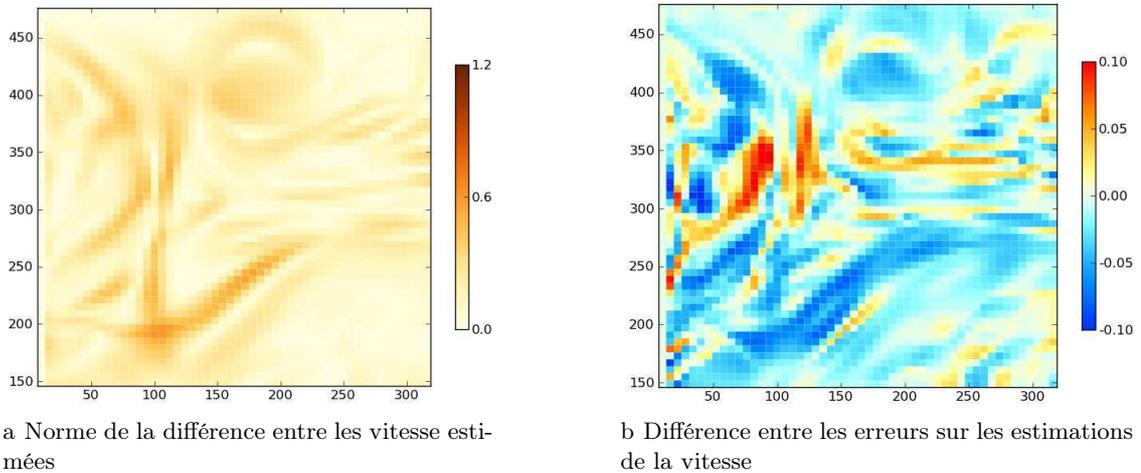


FIGURE 7.13 – Norme de la différence entre la vitesse corrigée par l'inversion de la SST et la vitesse corrigée par l'inversion de la SST et de la chlorophylle en m.s^{-1} (a) et différence entre l'erreur sur la vitesse corrigée par l'inversion de la SST et de la chlorophylle et l'erreur sur la vitesse corrigée par l'inversion de la SST seule en m.s^{-1} (b).

(figure 7.14b) est très similaire à l'image « structure » ainsi qu'au FSLE issu de la vitesse vraie (figure 7.6a). Sur la figure 7.14a, on constate que le tourbillon au nord (marqué par une croix sur la vitesse) est décalé vers le nord-est, conformément à ce qui est observé sur l'image « structure ». La circulation au sud (dans le cercle rose sur la vitesse) est par contre moins bien corrigée, sans doute parce que les observations traceurs apportent moins d'informations dans la zone.

On a bien conscience dans l'expérience 4, que l'image structure n'a pas de sens physique, mais correspond du point de vue des mathématiques à une technique pour améliorer l'extraction des structures dynamiques. Cette image est représentative de la détection des structures filamenteuses dynamiques dans un cas de traceur purement passif et dont l'image est non bruitée. Cette expérience est d'autant plus intéressante qu'elle met en valeur le fait que les informations apportées par les structures dynamiques présentes sur les images traceurs pourraient être grandement améliorées avec des extractions filamenteuses de meilleure qualité.

Conclusion

La validité de la méthode d'inversion des traceurs chlorophylle et SST pour le contrôle de la circulation océanique est confirmée. L'utilisation d'un modèle de processus couplé physique-biogéochimique permet d'étudier le comportement de l'inversion des traceurs, en négligeant les incertitudes sur le lien entre les traceurs et la dynamique, liées aux forçages externes comme les forçages atmosphériques ou la bathymétrie. Grâce aux sorties de ce modèle, plusieurs expériences d'inversion ont été testées afin de quantifier l'apport des informations contenues dans les différents traceurs sur l'estimation de la dynamique. On a

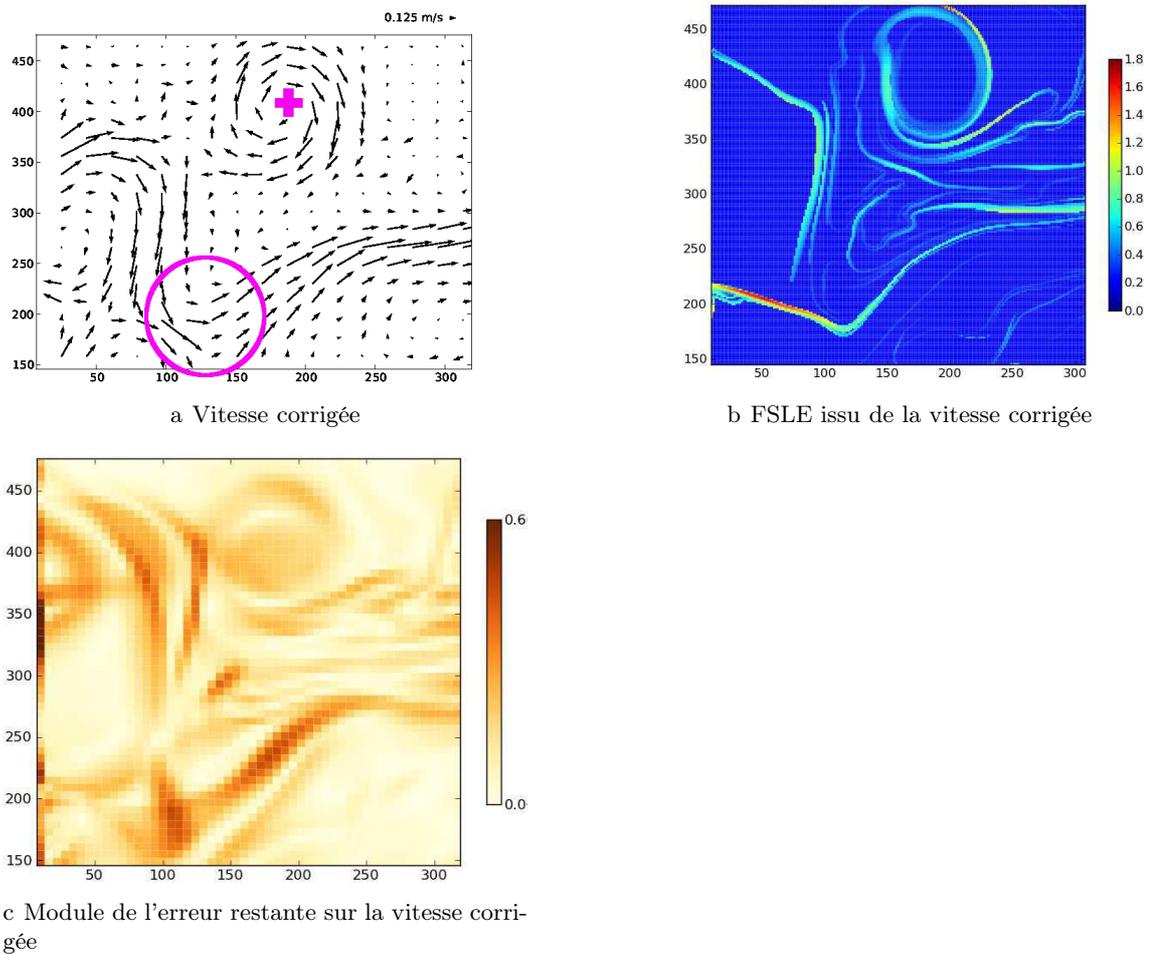


FIGURE 7.14 – Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion de l'image structure.

estimé la circulation océanique grâce aux informations contenues dans l'image chlorophylle seule (expérience 1), dans l'image SST seule (expérience 2) et dans les images de SST et de chlorophylle (expérience 3) ainsi que dans l'image représentant la fusion des données dynamiques provenant de la SST et de la chlorophylle (expérience 4). Toutes les expériences montrent une amélioration de la circulation lors de l'inversion des traceurs. Néanmoins, il est difficile d'extraire des informations dynamiques pertinentes de l'image chlorophylle car ce traceur n'est pas toujours passif et les structures filamentaires sont difficiles à détecter. L'inversion de l'image SST seule donne par contre des résultats assez bons et permet une correction de la moitié de l'erreur sur la vitesse. L'inversion simultanée des images SST et chlorophylle montre que les informations dynamiques contenues dans la SST et dans la chlorophylle ne sont pas redondantes. L'utilisation de l'image chlorophylle en plus de l'image SST permet d'améliorer un peu l'estimation de la circulation mais surtout améliore notablement la convergence de la fonction coût. Cette expérience montre donc la complémentarité des différentes sources d'informations. Il est alors toujours pertinent d'utiliser toutes les images traceurs disponibles pour contrôler la circulation dynamique.

Cette étude montre aussi les faiblesses de la méthode, que ce soit la difficulté de définir un sous-espace d'erreur cohérent, l'importance d'avoir une première estimation de la circulation assez proche de la vérité, ou encore la complexité pour extraire des structures filamentaires générées par la dynamique des images traceurs. L'amélioration de ce dernier point peut permettre d'augmenter considérablement l'efficacité de la méthode d'inversion.

Le modèle couplé physique-biogéochimie, utilisé pour produire des observations synthétiques et étudier le comportement de l'inversion dans ce chapitre, est très idéalisé car de nombreux phénomènes océaniques y sont négligés. Néanmoins, il permet de simuler de manière assez réaliste des processus tourbillonnaires à mésoéchelle et de multiples structures à sous-mésoéchelle résultant des interactions de ces structures mésoéchelles. A cet égard, nous pensons qu'il donne une bonne idée de ce qui se passerait dans l'océan réel par des processus mésoéchelles. Dans la suite, nous essayons d'aller encore plus loin dans la mise en œuvre réaliste de la méthode et de sa validation. Le but du chapitre suivant est alors de démontrer la faisabilité de l'inversion des traceurs grâce à un modèle *sub-mesoscale permitting* réaliste de la mer des Salomon. Tout comme cela a été fait dans ce chapitre, on étudie le comportement de l'inversion des traceurs présents dans le modèle. La composante biogéochimique n'est pas intégrée dans le modèle, les traceurs utilisés dans la suite sont la SST et la SSS.

Chapitre 8

Inversion of submesoscale patterns from a high-resolution Solomon Sea model : feasibility assessment

Contents

8.1	Introduction	145
8.2	The image inversion method	146
8.2.1	The tracer image	147
8.2.2	The dynamical flow image : FSLE	147
8.2.3	Cost function	148
8.3	Tools and data	149
8.3.1	High resolution model	149
	Description	149
	Mesoscale and submesoscale activity	150
	Turbulence and wavenumber spectrum	150
8.3.2	Tracer images	154
8.4	Definition of the twin experiments	157
8.4.1	True and background velocities	157
8.4.2	Error sub-space	160
8.4.3	Experiments	160
8.5	Results	161
8.5.1	Comparison of structures from tracers and FSLE	161
8.5.2	Inversion of the FSLE	164
8.5.3	Study of the cost functions	165
8.5.4	Results of the different inversions	168
8.6	Conclusion	170

Inversion of submesoscale patterns from a high-resolution Solomon Sea model: feasibility assessment

L. Gaultier^(1,2), B. Djath^(1,2), J. Verron^(1,2), J. M. Brankart^(1,2), P. Brasseur^(1,2) and A. Melet⁽³⁾

⁽¹⁾CNRS, LGGE, F-38041 Grenoble, France ⁽²⁾Univ. Grenoble Alpes, LGGE, F-38041 Grenoble, France ⁽³⁾Princeton University / GFDL, USA

Draft

Avertissement : Ce chapitre est un draft d'un article

Abstract

A high-resolution realistic numerical model of the Solomon Sea, which exhibits a high level of variability at mesoscales and submesoscales, is used to explore new avenues for data assimilation. Image data assimilation represents a powerful methodology to integrate information from high-resolution observations such as satellite sea surface temperature or chlorophyll, or high-resolution altimetric sea surface height that will be observed in the forthcoming SWOT mission. The present study investigates the feasibility and robustness of the inversion of the dynamical submesoscale information contained in high-resolution images of sea surface temperature (SST) or salinity (SSS) to improve the estimation of oceanic surface currents. The inversion method is tested in the context of twin-experiments, with SST and SSS data provided by the model of the Solomon Sea. For that purpose, synthetic tracer images are obtained by binarizing the norm of the gradient of SST, SSS or spiciness, to be compared to the dynamical image which is derived from the Finite-Size Lyapunov Exponents. The adjustment of the dynamical image to the tracer image provides the optimal correction to be applied on the surface velocity field. The method is evaluated by comparing the result of the inversion to the reference model solution. The feasibility of the inversion of various images (SST, SSS, both SST and SSS or spiciness) is explored on two small areas of the Solomon Sea. We show that errors in the surface velocity field can be substantially reduced through the inversion of tracer images.

8.1 Introduction

Over the past few years, the resolution of satellite observation has considerably increased. High-resolution images of sea surface temperature (SST) or chlorophyll have revealed the ubiquitous presence of small-scale filaments in the ocean. Recently, some process studies using very high-resolution idealized models have shown that submesoscale (defined here as scales from 1 to 10 km) dynamics plays an important role in the ocean (*Marchesiello et al.*, 2003, 2011; *Klein et al.*, 2010). For instance, *Capet et al.* (2008b) and *Capet et al.* (2008c) show that the energetic and dynamical roles of submesoscale processes have been largely underestimated. Primary production in the ocean is also largely impacted by submesoscale dynamics. Indeed, modelling studies have shown that primary production is largely underestimated when submesoscale processes are not resolved (*Lévy et al.*, 2001, 2012a). In this context, there is an increasing need to better observe and understand submesoscale dynamics, as well as to represent their impacts on larger scales in ocean numerical models.

Since the 1990's, altimetric satellites have observed the surface ocean dynamic topography. The resulting geostrophic surface currents have provided unprecedented information on the ocean dynamics and surface currents at mesoscale (characterized by horizontal length scales of 10 to 100 km) and larger scales. However, such altimetric observations have not been able to detect submesoscale signals yet because of their limited spatial resolution. Recently, the detection of small-scale elongated filaments has been made possible through satellite high-resolution images of SST and of the surface chlorophyll. Such submesoscale features can result from the stirring action of the temperature or chlorophyll fields by the mesoscale activity, for instance during the frontogenesis process (*Thomas et al.*, 2008). Since high-resolution tracer observations include small-scales structures that have been shaped by the dynamics, this information can complement altimetric observations and be used to improve the estimate of the surface circulation that is currently obtained from coarser resolution altimetric data. Recently, *Titaud et al.* (2011) have shown that image data assimilation can be a useful strategy to enrich the reconstruction of mesoscale velocities. Building on *Titaud et al.* (2011), *Gaultier et al.* (2013) (hereafter G2013) have investigated the idea of exploiting and inverting the submesoscale dynamical information contained in satellite tracer fields to improve the representation of ocean currents at meso and larger scales. However, the robustness and performance of the inversion method could not be verified in that study because no error-free velocity is available for the real ocean.

In this context, the present study aims at properly evaluating the method developed in G2013. To assess the robustness and performance of the method, an idealized framework is needed where the errors in the velocity field (to be corrected through image data assimilation) are perfectly known. Therefore, in the present study, the methodology developed in G2013 is tested using twin experiments from a regional ocean general circulation model (OGCM) of the Solomon Sea.

The choice of the region for the present study has been primarily motivated by the investigations currently carried out in the Solomon Sea region under the framework of the South Pacific Circulation and Climate Experiment (SPICE, *Ganachaud et al.*, 2007, 2008a; *Ganachaud*). The Solomon Sea is a key region in the southwest Pacific Ocean: the South Pacific low-latitude western boundary currents (LLWBCs), carrying waters of subtropi-

cal origin, transit through the Solomon Sea before joining the Equatorial Pacific. These LLWBCs are seen as a major contributor to the Pacific Warm Pool, Equatorial Undercurrent (EUC) and to the equatorial cold tongue (e.g. *Tsuchiya et al.*, 1989; *Fukumori et al.*, 2004). The Solomon Sea is thus suspected to play an important role in the Pacific climate and modulation of El Niño-Southern Oscillation (ENSO) since changes in the properties or transport of the Solomon Sea LLWBCs can directly influence the Pacific Warm Water Volume and the EUC properties (e.g. *Kleeman et al.*, 1999; *Schneider*, 2004; *Luo et al.*, 2005; *Melet et al.*, 2013).

In addition to being an interesting region from a climate variability point of view, the Solomon Sea is also interesting because it is a region of intense mesoscale activity (*Gourdeau et al.*). Actually, the highest sea level variability of the entire tropical South Pacific ocean are found in the Solomon Sea (*Melet et al.*, 2010b). In this region of complex topography and intense currents, conditions are propitious for instabilities to develop. For instance, currents undergo strong bathymetric constraints to exit the Solomon Sea and join the Equatorial Pacific through its narrow straits (*Melet et al.*, 2010b). Moreover, strong current shears are present both vertically and horizontally in the surface down to thermocline layers (*Cravatte et al.*, 2011; *Melet et al.*, 2013). Thus, given its natural complexity and its high level of energy, the Solomon Sea represents a region of interest to test the inversion of meso- and submesoscale dynamical information to correct the state of the ocean at larger scales.

As part of SPICE, a high-resolution ($1/36^\circ$) regional OGCM has been recently developed over the Solomon Sea region (*Djath et al.*, Submitted). This region is located at low latitudes, where the internal Rossby radius of deformation (the characteristic scale of the mesoscale eddies) is large and thus one can expect the detection of submesoscale features using this $1/36^\circ$ resolution model. This simulation is realistic in that it represents the complexity of the ocean dynamics, uses a realistic bathymetry and is forced by interannual observation-based atmospheric forcing. This is why, twin experiments based on a high-resolution simulation of the Solomon Sea provide a suitable benchmark to test the image data inversion method developed in G2013.

The paper is organized as follows. The first section summarises the image inversion method. In this study, the method is applied on data from the submesoscale permitting realistic model of the Solomon Sea (described in section 8.3.1), which provides high-resolution tracer image data (presented in 8.3.2) as well as erroneous velocity fields from which a dynamical image is built (section 8.3.2). The inversion method, detailed in section 8.2, is applied to several tracers through various experiments described in section 8.4, and the amount of dynamical information provided by each tracer to the circulation is estimated (section 8.5). A summary and conclusions are given in section 8.6.

8.2 The image inversion method

The image inversion method is detailed in G2013, only a brief overview is given in this section. To invert the submesoscale information contained in tracer observations and improve the description of mesoscale velocity, the structure information contained in the data is the relevant information. Image data assimilation focuses on the characterization of the

structures instead of the pixel values of the image. During the inversion process, two images are considered: an image of the submesoscale filament structures of a tracer such as SST or SSS and an image of the mesoscale dynamical flow. The objective of inversion is then to minimize the distance between these two images.

8.2.1 The tracer image

The first image contains the frontal structures and filaments in the tracers that are shaped by the submeso- and mesoscale activity. It is built from the extraction of the image contours. More precisely, the normalized gradient of the tracer is computed. Thus, the final image represents filaments shaped by the dynamics. Then, this normalized tracer gradient is binarized (Eq. 8.1) to keep only the maximum values:

$$\mathcal{I}_{tracer}(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{if } \|\nabla \text{tracer}(i, j)\| \leq \sigma \\ 1 & \text{if } \|\nabla \text{tracer}(i, j)\| \geq \sigma \end{cases} \quad (8.1)$$

where i, j are the indices of every image pixel.

The threshold σ is chosen as the percentile 0.8 in order to keep exactly the largest 20% values of the gradient. This threshold is determined empirically so that the filaments are well extracted in the binarized images. However this threshold may need to be adjusted to the specificities of each study, for example if only a few filaments are present in the tracer image. This binarization enables us to have the same amount of information in the tracer image and in the image of the dynamical flow (see section 8.2.2).

In the following, this binarized tracer gradient image is noted \mathcal{I}_{tracer} .

8.2.2 The dynamical flow image: FSLE

The second image contains information on the submeso- and mesoscale dynamical flow structures. Finite-Size Lyapunov Exponents (FSLE, *Aurell et al. (1997)*) are used to build an image of the flow that can be compared with the image of tracer filaments. It has indeed been pointed out in several studies that FSLE are adequate Lagrangian concept to represent the filaments shaped by the dynamics and detected in tracer observations (*d'Ovidio et al., 2004, 2009; Lehahn et al., 2007*).

FSLE measures the time needed to separate particles by a fixed distance (*Aurell et al., 1997; Lacorata et al., 2001*). These exponents are computed according to their definition, by the exponential rate at which two particles separate from a distance δ_0 to a distance δ_f :

$$\begin{cases} \lambda = \frac{1}{t} \ln\left(\frac{\delta_f}{\delta_0}\right) & \text{if } \delta_f \text{ is reached} \\ \lambda = \lambda_{min} = \frac{1}{T} \ln\left(\frac{\delta_f}{\delta_0}\right) & \text{if } \delta_f \text{ is not reached} \end{cases} \quad (8.2)$$

The parameters in Eq. 8.2 are fixed according to *d'Ovidio et al. (2004)*. The initial distance between particles (δ_0) is set to the size of the image pixel. The final distance between particles (δ_f) corresponds to the expected length of the filaments of FSLE. The maximum time of advection of particles is fixed here to $T = 15$ days, which is in-between the advection

time of submesoscales (1-10 days) and of mesoscales (1 month), and thus enables a good detection of the divergent flow. When the time of advection is reached, if the distance between particles is smaller than δ_f , then the FSLE takes its minimal value $\lambda_{min} \approx 0.21$ (Eq. 8.2).

The computation of the FSLE is quite similar to the one developed in G2013. However, the stationarity of the FSLE field cannot be assumed anymore in the present study. The model of the Solomon Sea is very energetic and the stationarity is no longer a sufficient approximation. Therefore, the FSLE are computed using the time-evolving velocity fields (non-stationary algorithm). However, the time resolution of the velocity is degraded to keep only one velocity every three days, which is sufficient to preserve the quality of the FSLE structure, with linear interpolation in time and space.

The FSLE image is then binarized using Eq. 8.1 so that the filament structures from the binarized FSLE image \mathcal{I}_{FSLE} can be directly compared to the binarized tracer image \mathcal{I}_{tracer} defined above. In both cases, the percentile σ makes it possible to keep only the lines of maximum FSLE (as can be seen in figures 8.12, 8.13 in section 5).

8.2.3 Cost function

To find the optimal correction to be applied on the velocity field, we introduce a cost function minimizing the misfit between the image representing the submesoscale flow structures and the image representing the structures in the tracer fields. A first term of the cost function is a measure of the discrepancy between the FSLE image derived from a velocity \mathbf{u} and the image of the binarized tracer frontal structures (i.e. the binarized norm of the tracer gradient). The second term of the cost function is a background term taking into account the first guess of the velocity. As the computation of the FSLE is not sensitive to the strength of the velocity, keeping information from that first guess is also important to avoid a deviation of the norm of the velocity. For a given velocity field \mathbf{u} , the cost function can be written as:

$$J(\mathbf{u}) = \|\mathcal{I}_{FSLE}(\mathbf{u}) - \mathcal{I}_{tracer}\| + \mu \mathbf{u} B^{-1} \mathbf{u}^T \quad (8.3)$$

where μ is a parameter modulating the confidence in the background velocity and B the background error covariance matrix.

When images from N different tracers are available, the cost function can be generalized as:

$$J(\mathbf{u}) = \sum_{n=1}^N \alpha_n \|\mathcal{I}_{FSLE}(\mathbf{u}) - \mathcal{I}_n\| + \mu \mathbf{u} B^{-1} \mathbf{u}^T \quad (8.4)$$

where α_n are parameters representing the confidence in the structure of the filaments derived from the image of the n^{th} tracer, \mathcal{I}_n . The weight α_n is not necessarily the same for every tracer image, because all images have not the same quality; the structure of the filaments may be more or less easy to detect. Some of the tracer can also be far from being passive tracers, so that the structures may not be related to advection by the velocity field. Thus, if one image is better than an other one, more confidence can be granted using a large weight α . This weight is chosen empirically in this study but one can think of methods to optimize it automatically, for instance by comparing the variance of the gradient of the tracers or the length of the detected filaments.

The velocity \mathbf{u} that minimizes the cost function returns the estimation of the flow that is most consistent with the two images (tracer images and background velocity). The cost function is decreased step by step, using a Monte Carlo method, by picking up a random perturbation (defined in section 8.4.2) and assessing its relevance using the cost function. Therefore, at each step, the FSLE is computed and compared with the tracer image. To avoid being stuck in local minima, a simulated annealing procedure is employed to decrease the cost function. It consists of accepting the perturbation if the cost function is decreased, or accepting it with a given probability if the cost function is increased. To ensure that the method converges to a solution, the amplitude of the perturbation and the probability of acceptance is decreasing as the solution is getting closer to the minimum (see G2013 for more details).

As the solution is not unique (several minima in the cost function), all potential solutions are sampled using a Gibbs Sampler (*Geman and Geman, 1984; Casella and George, 1992*) in the vicinity of the minimum of the cost function. The resulting velocity sample stands for the solution of the inversion problem. Later on, to display the result of the inversion, only the velocity field corresponding to the minimum of this sample will be represented in the figures. This solution does make sense because the standard deviation of the sample containing all potential solutions is small compared to the corrected velocity. In other words, it means that all other potential solutions are similar to the one displayed in the figures.

8.3 Tools and data

The objective of this section is to describe the model that is used to perform the twin experiments, and to present the synthetic image data which are obtained from the model simulation.

8.3.1 High resolution model

Description

To assess the image inversion method, submesoscale features need to be at least partially represented in the model solution, knowing that there are currently no realistic model configuration fully resolving ocean submesoscales. For that purpose, the $1/36^\circ$ resolution regional model on the Solomon Sea is found to be adequate. To obtain ocean model with sufficient resolution, our strategy is to deploy embedded numerical models of the Solomon Sea: a high-resolution ($1/36^\circ$) model of the Solomon Sea is interactively nested in a $1/12^\circ$ model of the tropical southwest Pacific using the AGRIF software (*Debreu et al., 2008*), and the regional $1/12^\circ$ model of the tropical southwest Pacific is itself embedded offline in a $1/12^\circ$ global OGCM through open boundaries conditions (e.g. *Tréguier et al., 2001*).

All three models are primitive equations models based on the oceanic component of the Nucleus for European Modelling of the Ocean (NEMO) system (*Madec, 2008*). The vertical coordinate is geopotential, with 46 levels. The resolution of the vertical grid is finer in the upper ocean (~ 6 m) and coarser in the abyss (~ 250 m resolution). The bathymetry of

the high-resolution Solomon Sea model is based on GEBCO08 dataset (*IOC et al.*, 2003). A partial step parameterization is used to improve the representation of the bathymetry. Some processes such as the diffusion and the dissipation of tracers and momentum occur at scales too small to be explicitly resolved in the model and need to be parameterized. The lateral diffusion is performed along isopycnal surfaces with a Laplacian operator whereas the lateral dissipation is achieved along geopotential surfaces using a bilaplacian operator. Vertical diffusivities are calculated using the turbulent closure scheme (*Blanke and Delecluse*, 1993). Atmospheric fluxes of momentum, heat, and freshwater are diagnosed through classical bulk formulas (*Large and Yeager*, 2009) using the ERA Interim reanalysis (*Dee et al.*, 2011).

The regional models were initialized with the climatological mass field of the World Ocean Atlas (*Levitus et al.*, 1998) and were integrated from 1989 to 2006. Outputs include daily-averaged tracer (temperature and salinity) and velocity fields.

More details on the model and simulations may be found in *Djath et al.* (Submitted).

Mesoscale and submesoscale activity

The ability of the model to simulate submeso- and meso-scale dynamics is first illustrated by examining high-resolution daily-mean fields of the relative vorticity, SST and SSS (figure 8.1). The relative vorticity (ζ) field is dominated by mesoscale activity including ocean eddies or isolated vortices, meandering currents, fronts and filaments. Both cyclonic ($\zeta < 0$) and anticyclonic eddies ($\zeta > 0$) are present in the Solomon Sea (see figure 8.1a). Around these mesoscale features, submesoscale structures are discernible such as thin, elongated filaments that are a few tens of kilometer wide.

Looking at the time-evolution of the relative vorticity field suggests that there is a significant constraint of bathymetry on the eddies propagation. Eddies enter the Solomon Sea through its southern open boundary and through its northeastern strait called Solomon Strait (figure 8.2d). They can exit the Solomon Sea through its numerous small straits. An analysis of the meso-scale activity in the Solomon Sea is beyond the scope of this study, but the interested reader is referred to the study of *Gourdeau et al.*

The dynamical signature of the submeso- and meso-activity can also be clearly identified in the surface tracer images (e.g. the SST and the SSS model outputs, figure 8.1b,c).

Turbulence and wavenumber spectrum

Using altimetric data, *Melet et al.* (2010b) showed that in the Solomon Sea, the spatial distribution of the meso-scale activity, as depicted by both sea level variability and eddy kinetic energy (EKE), extends from the north to the south in the mid-basin. The highest levels of EKE in the Solomon Sea are found in the northeastern part of the basin, at the mouth of Solomon Strait, with mean values as high as $680 \text{ cm}^2 \text{ s}^{-2}$. This patch of high EKE is likely associated with barotropic instabilities of the mean flow with the Surface Equatorial Current flowing in the Solomon Sea and the LLWBC flowing out of the Solomon Sea.

In the following, EKE and total kinetic energy (TKE) are computed over the entire domain of the Solomon Sea using the high-resolution model and over the 1993-1996 period (figure 8.2). The TKE represents the energy contained in currents and the EKE represents the variability of this energy. To characterize the mesoscale activity in the EKE calculation, the daily-mean velocity anomalies are referenced to monthly averaged velocity fields. Consistent with the analysis of altimetric data, the modelled EKE is higher in the eastern part of the basin away from the LLWBCs, and the highest levels are found in the northeastern Solomon Sea (up to $1200 \text{ cm}^2 \text{ s}^{-2}$, which is equivalent to a rms velocity anomaly of about 35 cm s^{-1}).

The TKE field exhibits higher levels in the northern than southern part of the Solomon Sea (figure 8.2b). The highest TKE values (up to $2000 \text{ cm}^2 \cdot \text{s}^{-2}$) are found in Vitiaz Strait where most of the Solomon Sea equatorward outflow occurs (*Melet et al.*, 2010b; *Cravatte et al.*, 2011; *Hristova and Kessler*, 2011). The LLWBCs (figure 8.1d) have a clear signature on the TKE field, high EKE levels being also associated to high TKE levels.

Based on the spatial heterogeneity of EKE and TKE fields, two dynamically contrasted areas are selected: (i) the first area is located in the northeastern Solomon Sea and encompasses the region of high EKE and TKE (area *A* in figure 8.2a) and (ii) the second area is located close to the southern boundary of the Solomon Sea and is characterized by low EKE and TKE (area *B* in figure 8.2a). Note that there is a remarkable difference in the topography of the two areas: area *A* is located in a relatively closed area and bounded by islands (the Solomon Island chain, New Britain and Papua New Guinea) whereas area *B* is a more open oceanic region.

The time-series of TKE averaged over the Solomon Sea (figure 8.2c) shows that the Solomon Sea is a very energetic region in addition to strong interannual fluctuations. During the period 1993-1996, no strong El Niño event occurred, so that the strong signal in TKE for the period 1993-1996 is not a consequence of any particular event but the result of the mesoscale activity in this region.

In order to analyze the flow scales, wavenumber spectra of the sea surface height (SSH) and SST are computed. Such spectra allow to appreciate the way energy is cascading from different spatial scales in the model.

An example of the wavenumber spectrum of SSH and SST over area *B* is shown in figure 8.3. In both spectrum, the power spectrum decays with the wavenumber: the larger the spatial scales of motion, the larger the associated energy. The slope of the spectrum gives a hint on the dynamics of turbulence in the model. The slope is in k^{-2} for SST, indicating that surface dynamics is dominated by frontal dynamics (*Sasaki and Klein*, 2012). The slope of SSH spectrum is in k^{-4} , and the derived kinetic spectrum in k^{-2} . Consequently, the turbulence of the model is close to the surface quasi-geostrophic turbulence theory, which is characterized by a non-linear inverse cascade of total energy (i.e. from small scales to large scales) with a spectral slope in k^{-2} and a cascade toward small scales of the temperature variance with a spectral slope in $k^{-5/3}$ (*Pierrehumbert et al.*, 1994).

In this model, the spectra of SSH and SST roll off at scales smaller than approximately 25 km, meaning that the model does not properly resolve ocean dynamics at scales smaller than $\sim 25 \text{ km}$. Therefore, the effective resolution (*Skamarock*, 2004; *Marchesiello et al.*,

2011) of the model is closer to 25 km than to 3 km (the resolution of a $1/36^\circ$ at the latitudes of the Solomon Sea), which is in good agreement with the widely used rule of thumb stating that 8 grid points are needed to properly resolve waves in numerical models. With an effective resolution of ~ 25 km, the high-resolution model does not properly resolve submesoscale dynamics (characterized by scales of $O(1-10)$ km) but allow submesoscale features to be produced. Therefore, this model cannot be said to be "submesoscale resolving" but is certainly "submesoscale permitting".

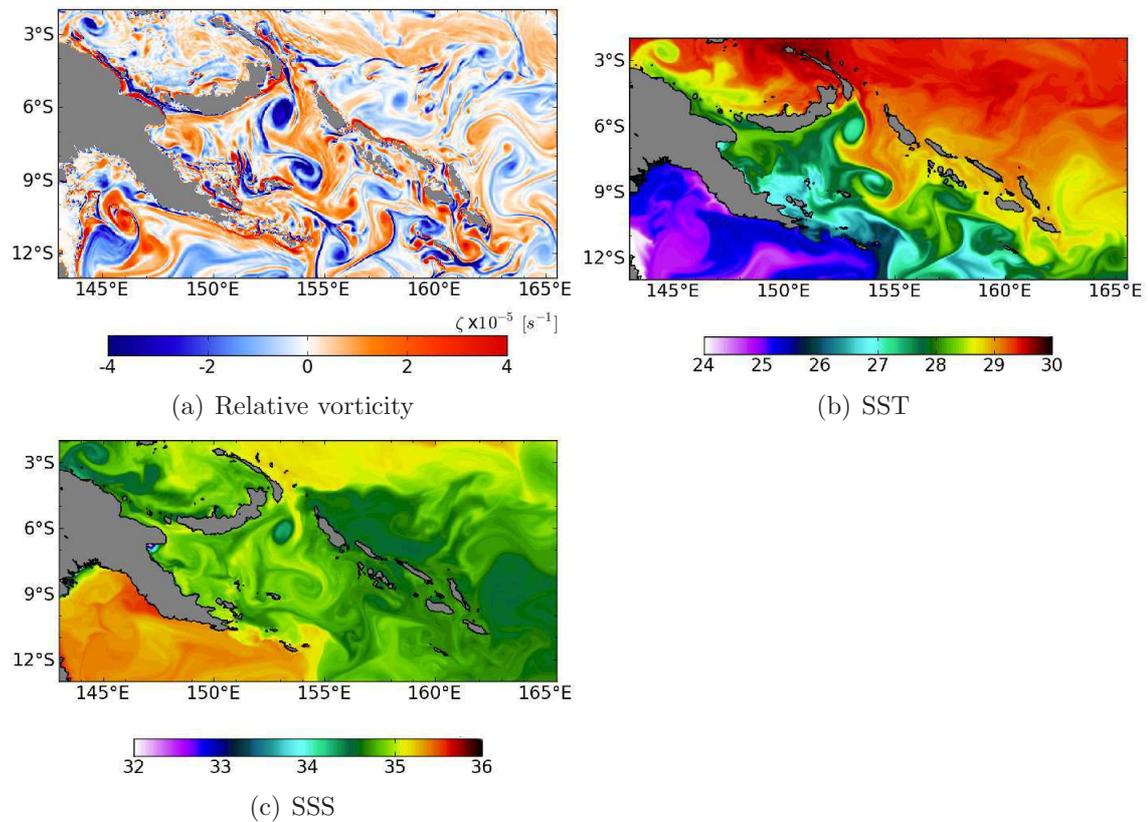


Figure 8.1: Relative vorticity in s^{-1} (a), SST in $^\circ\text{C}$ (b) and SSS (c) of the Solomon Sea model on July 18th, 2000. There are distinguishable cyclonic eddies (blue color) and anticyclonic eddies (red) on relative vorticity field.

In the twin experiments described below, the performance of the inversion will be evaluated over the two dynamically different regions introduced in section 8.3.1.3. The first case is an inversion using data from region *A*, a quite energetic area near Solomon strait. The date of the study is December 22nd, 1993. Some results from the second test case are also shown, for which the inversion is performed using data from region *B* (low energetic region) on September 24th, 1995. The dates are chosen to correspond to the presence of an eddy in the area, which provides an exemplary condition to obtain a good similarity between FSLE and tracer.

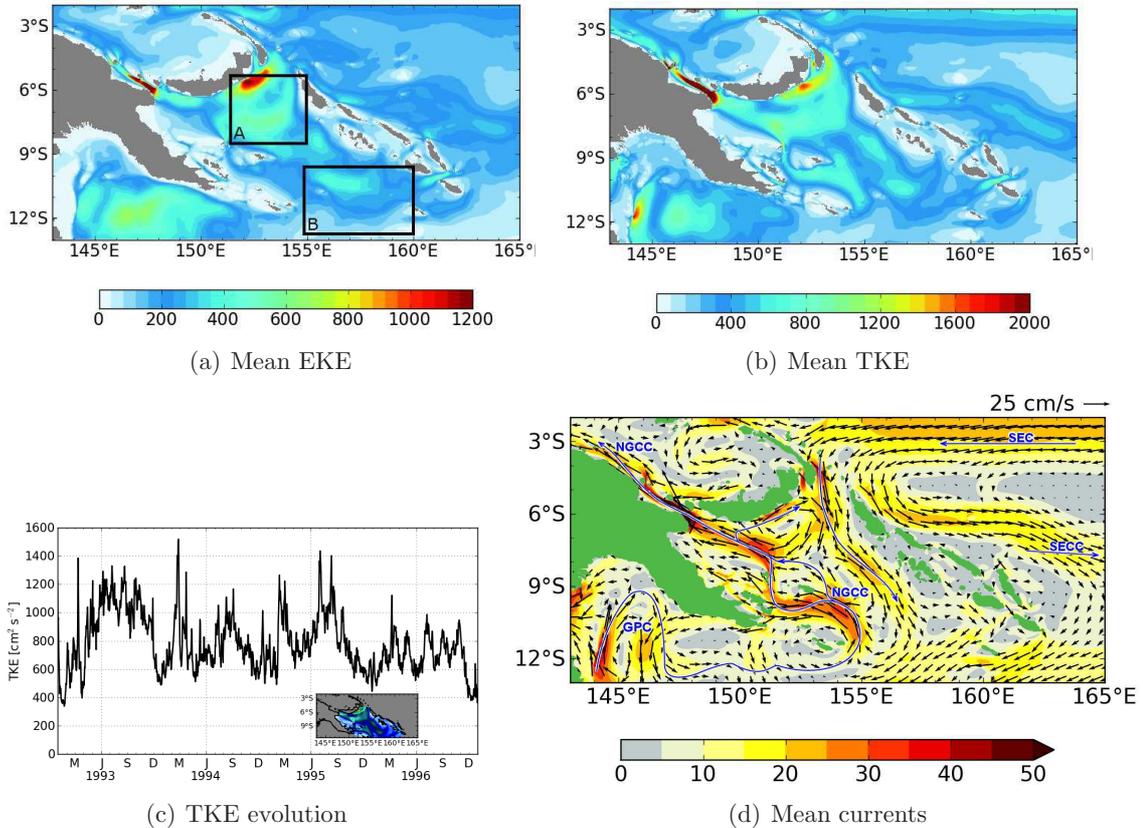


Figure 8.2: Mean EKE in $\text{cm}^2.\text{s}^{-2}$ (a) and TKE in $\text{cm}^2.\text{s}^{-2}$ (b) from 1993-1996, black squares encompasses the regions of high energy (region A) and low energy (region B). (c) temporal evolution of the TKE averaged in the Solomon sea. (d) Mean surface currents from 1993-1996.

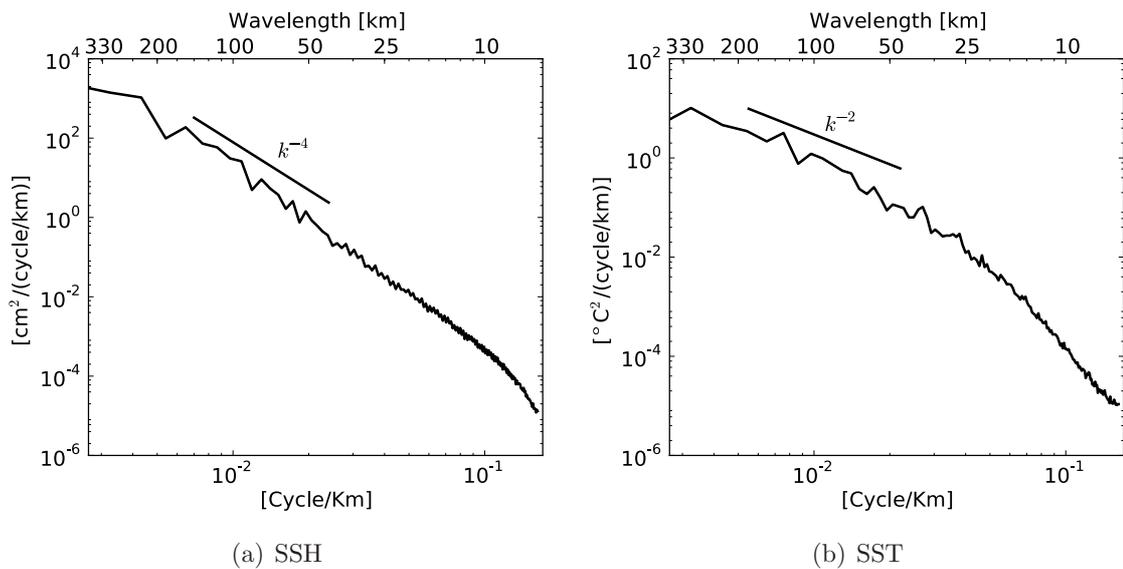


Figure 8.3: Wavenumber spectrum of SSH (a) and SST (b) on October 15th, 1996.

8.3.2 Tracer images

In G2013, the observed SST and chlorophyll were used as tracers. Here, the method is tested using twin experiments. Observations are therefore synthetic and correspond to outputs from the high-resolution realistic model of the Solomon Sea. The model cannot provide chlorophyll data since it does not include a biogeochemical component so far. However, information at submesoscale can be extracted from variables that are provided by the model. The idealized twin experiments framework thus allows to explore the ability of several tracers to provide relevant dynamical information and to improve the assessment of small scale dynamics. For instance, exploring the inversion of sea surface salinity (SSS) is interesting since SSS contains information at submesoscale, and its observation (at coarse resolution) from space started a few years ago with the SMOS/Aquarius mission. From the high-resolution images of SST and SSS, another tracer image can be computed representing the ocean spiciness. Spiciness is density-compensated potential temperature and salinity anomalies (*Veronis, 1972; Munk et al., 1981*), with hot and salty waters having high spiciness. For the purpose of our study, spiciness represents an interesting tracer since it mostly behaves as a dynamically passive tracer in the upper ocean (*Klein et al., 1998*). On the contrary, potential temperature anomalies with a density signature are governed by planetary wave dynamics and behave less passively. Spiciness anomalies found in the Solomon Sea are thought to be produced in the southeastern subtropical Pacific gyre, subducted at thermocline level, and propagated as a dynamically passive tracer by the circulation (*Nonaka and Xie, 2000; Yeager and Large, 2004; Luo et al., 2005*).

Spiciness is computed as a linear combination of temperature and salinity (Eq. 8.5).

$$SPICE = \rho_0 * (\alpha T + \beta S) \quad (8.5)$$

where $\alpha = 2.0 \cdot 10^{-4} \text{ K}^{-1}$ is the thermal expansion coefficient, $\beta = 7.7 \cdot 10^{-4}$ the saline expansion coefficient and $\rho_0 = 1028.5$ an average density.

Thereafter, we use SST and SSS model outputs on December 22nd, 1993 for region *A* and on September 24th, 1995 for region *B*, as well as the corresponding spiciness image to study the feasibility of the inversion method (figures 8.4, 8.6).

In region *A*, frontal structures are clearly evidenced in tracer images (figure 8.4), whereas the spatial gradients of the different tracers vary in intensity and the strongest gradients are not located in the same place in each tracer image. Since the binarization of the tracer images only keeps the 20% strongest structures of tracer gradients, filaments that are detected in the SST (\mathcal{I}_{SST}) and SSS (\mathcal{I}_{SSS}) images are very different (figure 8.5a,b). This evidences how complementary the structures detected from both images can be.

The binarized spiciness image (figure 8.5c) is again complementary to that of SST and SSS, with filaments being detected in the spiciness image that are neither in \mathcal{I}_{SST} nor in \mathcal{I}_{SSS} . The corresponding fronts are slightly visible in the SST and SSS images (figure 8.4) but their associated gradients are not strong enough to be detected by the binarization algorithms. The combination of SST and SSS in spiciness makes it possible to detect new fronts.

As for the second test case, in region *B*, structures detected from the SST and SSS images are very much alike (figure 8.7). These two tracers behave more similarly in region *B* than in region *A*. It may be due to the location of the two regions : area *B* is more deep-sea than

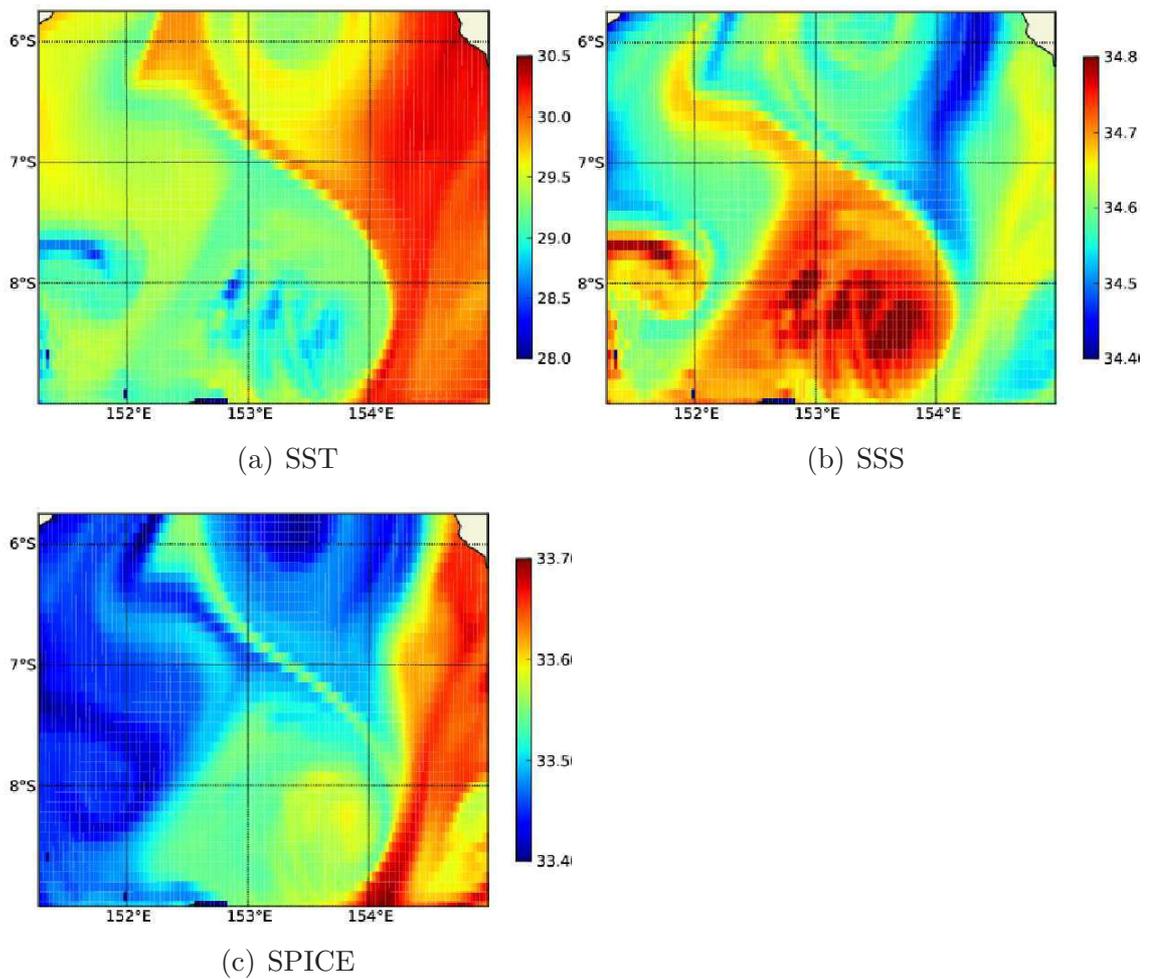


Figure 8.4: SST in °C (a), SSS (b) snapshots from the model on the December 22, 1993, and the corresponding SPICE image (c) in region A.

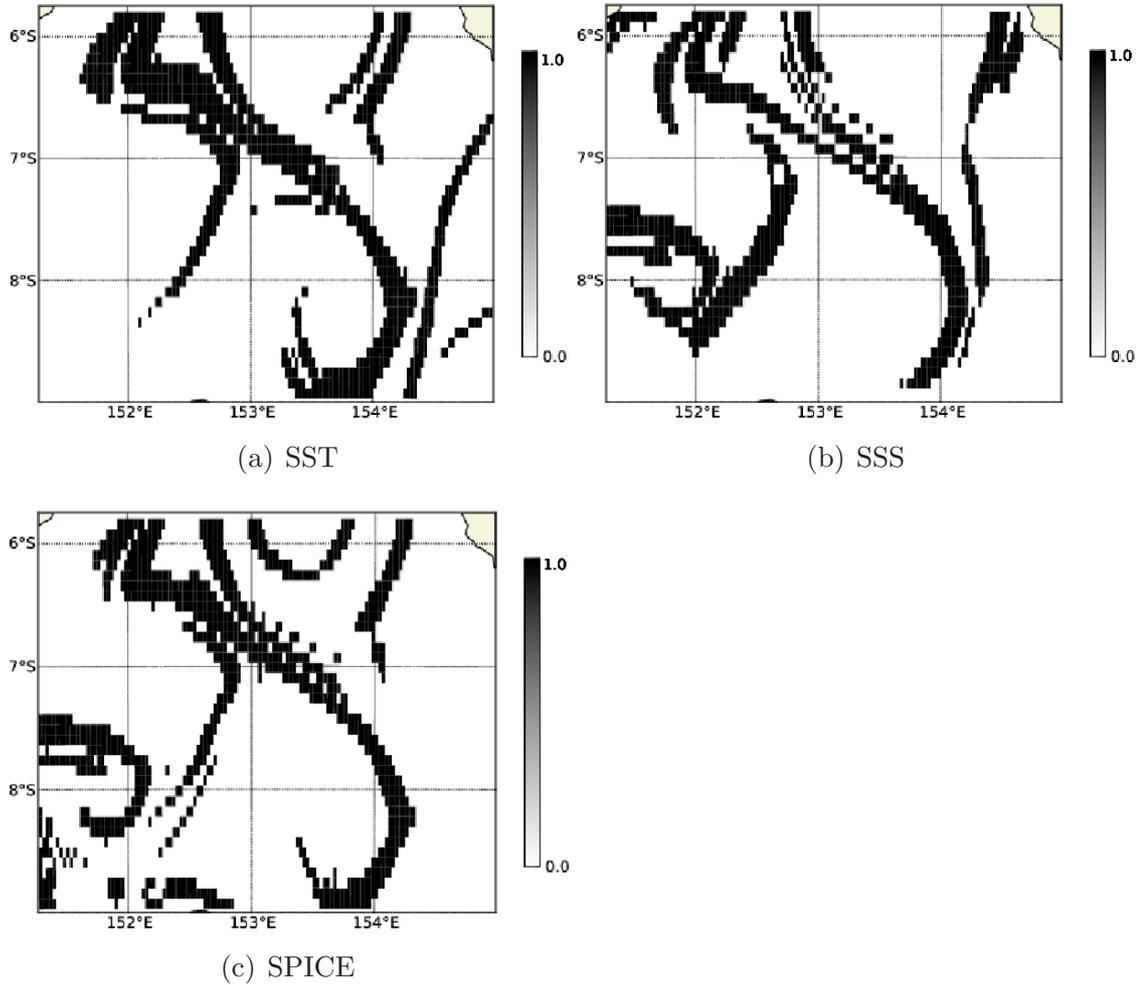


Figure 8.5: Binarized norm of the gradient of the SST (\mathcal{I}_{SST} , a), if the SSS (\mathcal{I}_{SSS} , b) and if the SPICE (\mathcal{I}_{SPICE} , c) images in region A.

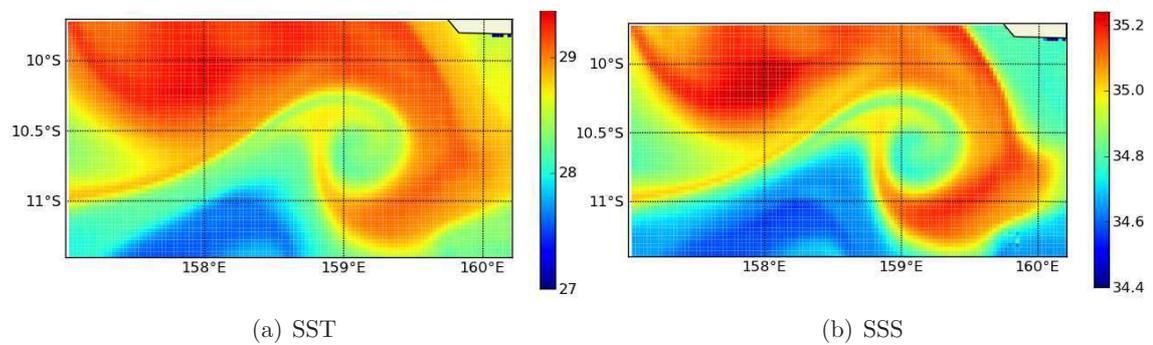


Figure 8.6: SST in °C (a) and SSS (b) snapshots from the model on the September 24, 1993, in region B.

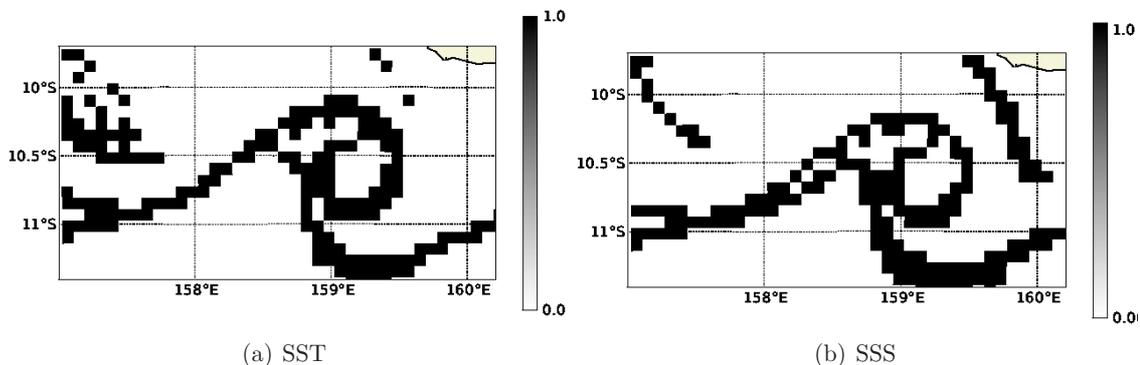


Figure 8.7: Binarized norm of the gradient of the SST (\mathcal{I}_{SST} , a) and of the SSS (\mathcal{I}_{SSS} , b) images in region B.

area A and may be less influenced by coastal and non-advective phenomena. As a result, filaments extracted from spiciness (not shown here) are similar to the one extracted from SST and SSS. In region B , the computation of spiciness does not provide any additional information.

8.4 Definition of the twin experiments

8.4.1 True and background velocities

Two velocity fields are needed to assess the performance of the inversion process using twin experiments: a true and a background velocity field. The true velocity field is the reference: it is used to evaluate the relevance of the velocity field as estimated by the inversion method. The true velocities (figures 8.8a and 8.9a) are defined as the surface currents that have shaped the filaments in the SST and SSS images. More precisely, the true velocities are the surface velocities (assumed error free) as simulated by the model, on December 22, 1993 (region A), and on September 24, 1995 (region B).

The background velocity field, on the contrary, must contain some errors, which we expect to reduce by inversion of the tracer image. This background velocity field is constructed by adding errors on the true velocity field. The objective is to generate errors with an amplitude similar to that expected in the velocity field deduced from altimetric observations. In the present study, the background velocity is obtained using model velocity before the date of the inversion (December, 22 1993 or September, 24 1995). In this way, most eddies present in the true velocity field are also present in the background velocity, but their location is shifted and their shape is slightly different (see figure 8.8 for experiment A and figure 8.9 for experiment B). This kind of error is expected in altimetric observations because of their limited time and space resolution.

In this study, the resolution of the velocities degraded to $1/12^\circ$ as the computation of FSLE does not require a velocity at full resolution (*Hernández-Carrasco et al.*, 2011). Indeed, the main features derived from the $1/36^\circ$ resolution velocity are still present if FSLE are computed using the velocity filtered at a $1/12^\circ$ resolution. It is also easier to use a degraded velocity since fewer grid points are considered in the inversion process and

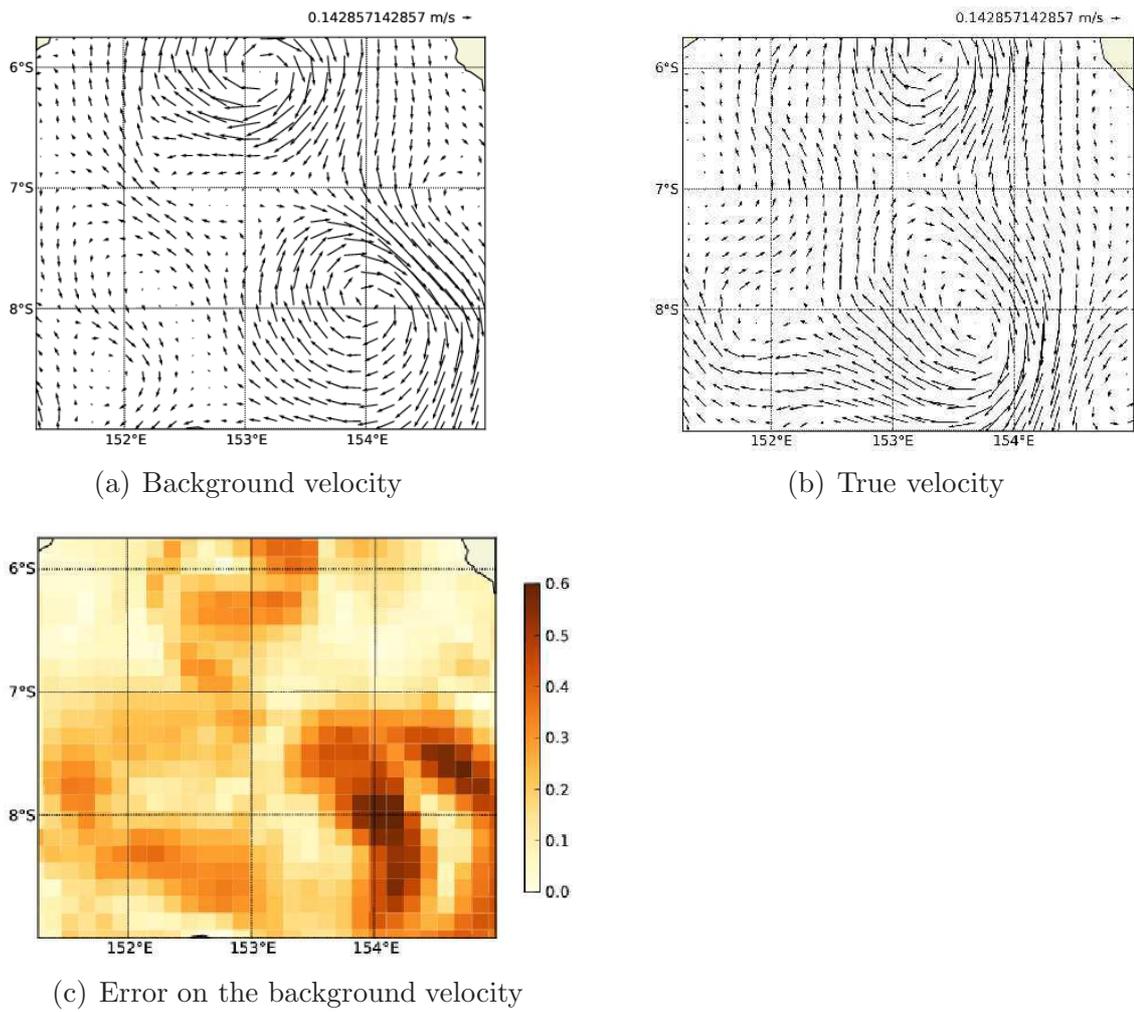


Figure 8.8: True velocity (a), background velocity (b) and norm ℓ_2 of the difference between the true velocity and the background velocity (c) in $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ for the experiment on region A.

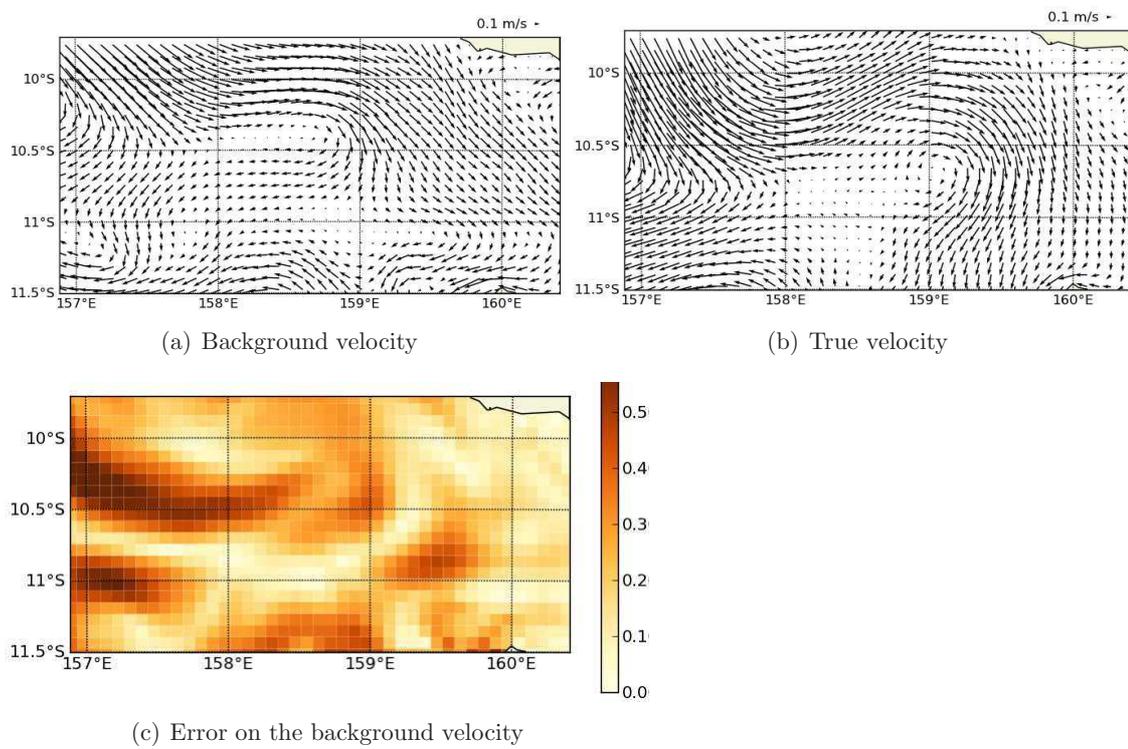


Figure 8.9: True velocity (a), background velocity (b) and norm ℓ_2 of the difference between the true velocity and the background velocity (c) in $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ for the experiment on region B.

need to be corrected. More precisely, the velocity fields used hereafter are derived from the model velocities by applying a Lanczos low-pass filter degrading the resolution from $1/36^\circ$ $1/12^\circ$.

8.4.2 Error sub-space

The third piece of information that is needed for the inversion is an appropriate description of the background error covariance matrix B , which must be consistent with the error introduced on the background velocity. In addition, for the inversion to be practically feasible, it is also required that the rank of B be small enough, for instance by reducing B to its first few eigenvectors. To build this low rank B matrix matching the amplitude of the error on the background velocity, an ensemble representing the variability of the velocities during five-day periods is generated. As the Solomon Sea model is very energetic and its variability is significant (section 8.3.1), the real B matrix contains many directions of error that need to be included in the error subspace. Moreover, to simplify the problem and avoid getting lost in too many dimensions, only a limited size ensemble of velocity fields is used to build the B matrix. To tune the B matrix several ensemble sizes have been tested, and the ensembles have been constructed differently for region A and B , as their dynamical behaviour are very different. To build the error sub-space, the following subset of model velocity fields is selected:

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{u} = \mathbf{u}(k) - \mathbf{u}(k + 5) \\ k \in [D - 50, D] \end{cases} \quad (8.6)$$

with D the day at which the inversion is performed (December, 22 1993 for region A and September, 24 1995 for region B). Only the 50 velocity fields corresponding to the daily averaged model outputs of the 50 days preceding the inversion date are considered to build the ensemble. Then an EOF analysis is performed on this subset of 50 Δu , and the corresponding 50 EOFs define the reduced rank B matrix. During the inversion, this error sub-space is explored, looking for the velocity among the linear combination of the 50 EOFs ($S_1 \dots S_{50}$). Thus, the velocity perturbation $\delta \mathbf{u}$ can be written:

$$\delta \mathbf{u} = \sum_{n=1}^{n=50} x_n S_n \quad (8.7)$$

where x_n are random coefficients. It should be noted that the construction of the B matrix is quite idealized here since it is assumed that the statistics of the model simulations are known. To explore the ability and performance of the inversion method based on different tracer images, using a quite idealized B matrix is not a major concern. In our study, an idealised B matrix is sufficient since the relative efficiency of the inversion of several tracer images is to be assessed and not the performance of the method in general. However, building a suitable B matrix for a real data assimilation problem may be more challenging.

8.4.3 Experiments

The inversion method is tested and evaluated using different tracers. In the following, four experiments are performed and analyzed in which the background velocity field is corrected

using filamental structures from:

1. SSS image in experiment 1
2. SST image in experiment 2
3. both SSS and SST images in experiment 3
4. Spiciness image in experiment 4

When the inversion is performed using only one tracer image, the cost function is defined as in Eq. 8.3, with \mathcal{I}_{tracer} the binarized norm of the gradient of either the SST image (in experiment 1), the SSS image (in experiment 2) or the spiciness image (in experiment 4).

In experiment 3, two tracer images are used, and the corresponding cost function is detailed in Eq. 8.4. $\mathcal{I}_{tracer1}$ is the binarized norm of the gradient of the SST image and $\mathcal{I}_{tracer2}$ is the binarized norm of the gradient of the SSS image. As the extraction of filaments are as good in the SST as in the SSS image (section 8.3.2), the weights are set to be identical for both tracers ($\alpha_{SST} = \alpha_{SSS} = 0.5$ in Eq.(8.4)).

As the measure of the distance between a tracer image and the FSLE image is strongly non-linear (because of the binarization of the frontal structures), experiments 3 and 4 can provide different results. Indeed, in experiment 3, the sum of the distance between the FSLE and the binarized SST fronts with the distance between the FSLE and the binarized SSS fronts is minimized whereas in experiment 4, the distance between the FSLE and the binarized fronts of the linear combination of the SST and the SSS is minimized.

8.5 Results

The data and methodological framework presented previously are used to investigate the performance of the inversion process.

8.5.1 Comparison of structures from tracers and FSLE

First, the FSLE are computed from the true and background velocities in regions *A* (figure 8.10) and *B* (figure 8.11).

Note that to compute the FSLE corresponding to the background velocity, the past velocities are assumed to be known, so that the background FSLE is derived from true model velocities from the past plus the background velocity of the study date. The FSLE image contains information from true velocities from the past, but as only one velocity every three days is considered during the computation, the FSLE derived from the background velocity still differs from the FSLE derived from the true velocity (figures 8.10, 8.11).

The lines of maximum gradients of tracers and the lines of maximum FSLE are expected to be in good agreement even though tracers are not truly passive tracers in the ocean. On the one hand, FSLE represent the stretching of the fluid. Thus, the lines of maximum FSLE are shaped by various instabilities such as the fronts that separate fluid particles

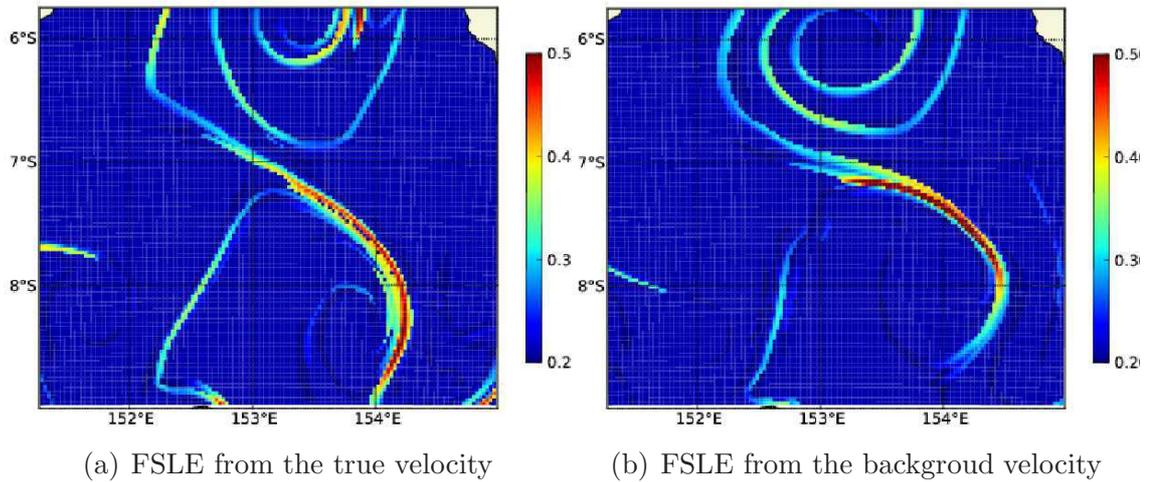


Figure 8.10: FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) in day^{-1} for region A.

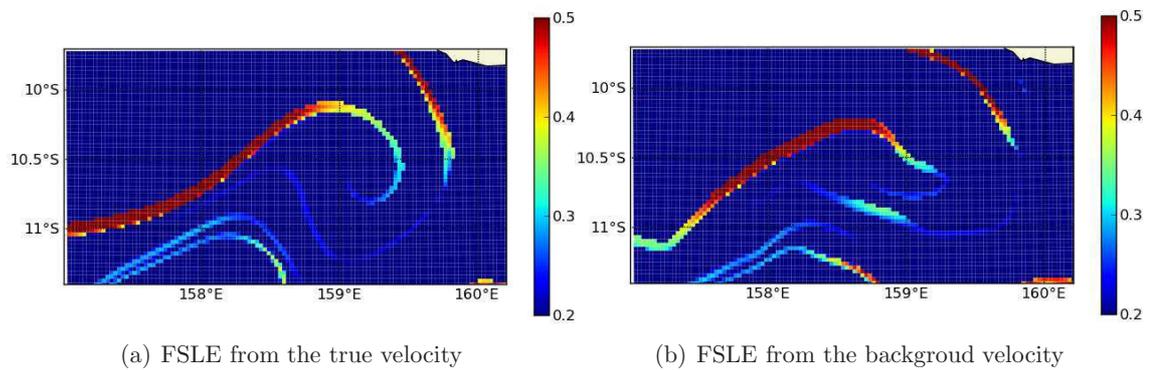
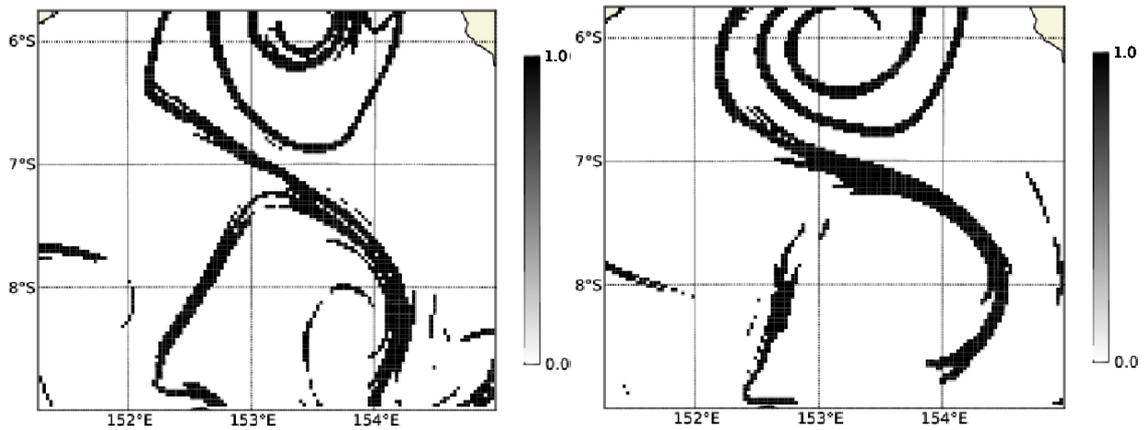
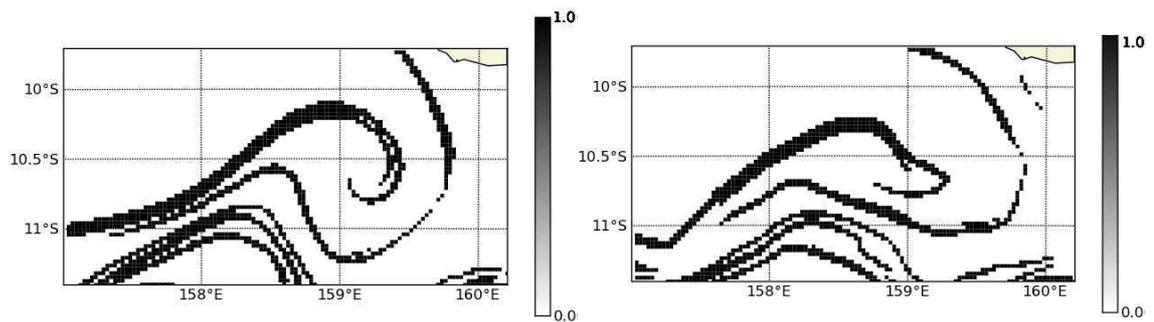


Figure 8.11: FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) in day^{-1} for region B.



(a) Binarized FSLE from the true velocity (b) Binarized FSLE from the background velocity

Figure 8.12: Binarized FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) for region A.



(a) Binarized FSLE from the true velocity (b) Binarized FSLE from the background velocity

Figure 8.13: Binarized FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) for region B.

coming from similar region (*Haller, 2011; Shadden et al., 2005; Mathur et al., 2007*). On the other hand, tracers in a fluid are advected by the flow, and their distribution is shaped by the currents. Thus, tracers tend to develop fronts along the unstable manifold, where velocities are convergent (*Lehahn et al., 2007*). The spatial gradients of the tracer are therefore perpendicular to the frontal structures, and mostly correspond to the unstable manifold.

In practice, even if SST and SSS are not passive tracers, they still contain information that can be inverted to correct the circulation. An additional difficulty occurs if the tracer is too homogeneous over the domain of study, as the presence of gradients in the tracer is needed to extract the structures. Some discrepancies between the binarized FSLE image (\mathcal{I}_{FSLE}) and the binarized norm of the gradient of the tracer (\mathcal{I}_{tracer}) can also arise because of the binarization process.

Indeed, if the gradients detected in the tracer image are not strong enough, they no longer appear in the binarized image where only the strongest gradients are kept.

As we have access to the true velocity and to the corresponding tracer in the model, tracer frontal structures can be compared with lines of maximum FSLE and the similarity between the two quantities can be corroborated.

A qualitative comparison shows that in region *A*, the spiciness image (figure 8.5c) provides frontal structures that are most similar to the corresponding FSLE (figure 8.10c). This means that spiciness may give a more appropriate image to detect the dynamical structure of the flow. In region *B*, the frontal structures in both images (\mathcal{I}_{SST} and \mathcal{I}_{SSS}) are very similar to the one obtained in the corresponding FSLE (figure 8.13a).

A more quantitative diagnostic is now presented to compare the FSLE and tracer binarized images. Similarly to *Lehahn et al. (2007)*, the angle between the line of maximum gradient in the tracer and the line of maximum FSLE is measured.

The lower the angle, the more similar the structures in the two binarized images are. Histograms of the angles between fronts in the FSLE computed with the true velocity and fronts in the binarized SSS image are presented in figure 8.14 in both regions (results from the SST and spiciness images are similar).

Nearly a third of the angles are below 10° and more than half of them are below 20° , meaning that lines of maximum FSLE match lines of maximum gradients of the tracer. Note that all histograms have been computed in the model for every day of the 1993 - 2000 period and they are all very similar to the one shown in Figure 8.14. The interquartile of the computed angles is also of interest to evaluate the absolute dispersion. In this model it is generally lower than 8, which means that the angles are very similar (50% of the angles are separated by less than 8°). We can thus conclude from this model that even though the SST and the SSS are not passive tracers and contain only partial informations on the dynamics, comparing them with the FSLE in the Solomon Sea region does make sense.

8.5.2 Inversion of the FSLE

The first requirement for the image inversion to be successful is that the FSLE proxy to the image is itself invertible. In other words, a necessary condition is that the velocity field

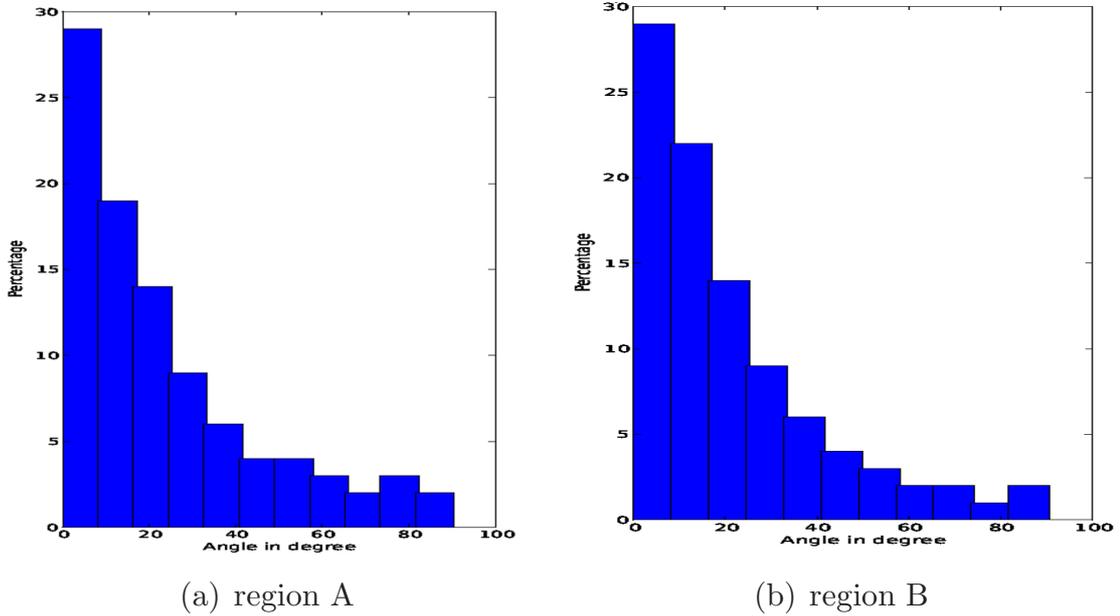


Figure 8.14: Histograms of angles (in degree) between the structure in the FSLE and the one in the SSS image on the study date, for region A (a) and for region B (b).

can be retrieved from the FSLE proxy. To check that the FSLE inversion is successful, the cost function is minimized using the FSLE computed from the true velocity instead of the tracer image.

The velocity field inferred from the inversion of the binarized true velocity FSLE image is very close to the true velocity (not shown). Therefore, the velocity can be retrieved from the corresponding FSLE. This kind of analysis is also helpful to optimize the different parameters of the inversion process (such as μ , the confidence on the background velocity or parameters concerning the simulated annealing) as well as to check that the selected error sub-space is adequate for the inversion.

As the inversion of FSLE is a success, the next step is to test several kind of experiments to assess the inversion of tracers.

8.5.3 Study of the cost functions

To illustrate the performance of the inversion algorithm, the evolution of the cost function and of the remaining error in the velocity field are computed for all experiments in both regions (figure 8.15 and 8.16, where the iteration axis is logarithmic to improve the representation of the decreasing of the cost function and error). The error on the velocity field, $\epsilon(\mathbf{u})$, represents the percentage of the norm of the error still present in the velocity \mathbf{u} compared to the norm of the error on the background velocity:

$$\epsilon(\mathbf{u}) = \frac{\|\mathbf{u} - \mathbf{u}_{true}\|}{\|\mathbf{u}_{background} - \mathbf{u}_{true}\|} \quad (8.8)$$

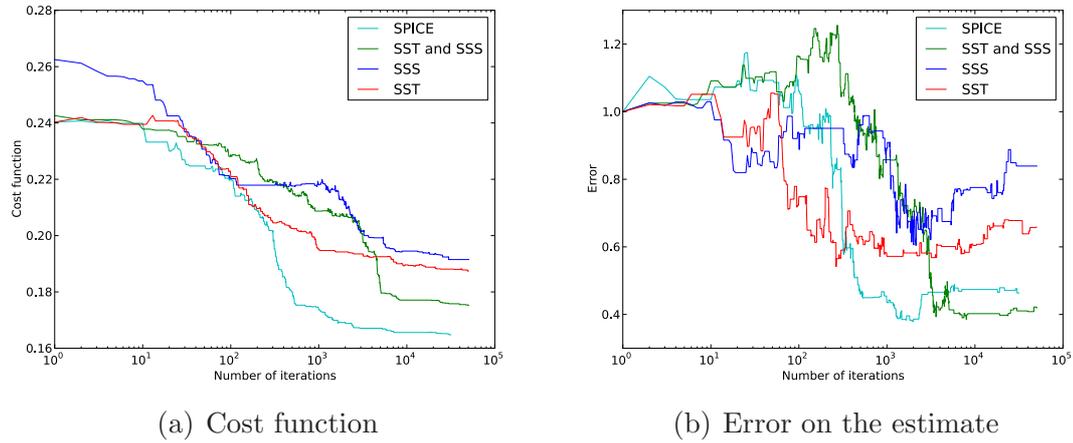


Figure 8.15: Evolution of the cost function (a) and of the error on the estimate (b) as a function of the number of iterations for four experiments in region A.

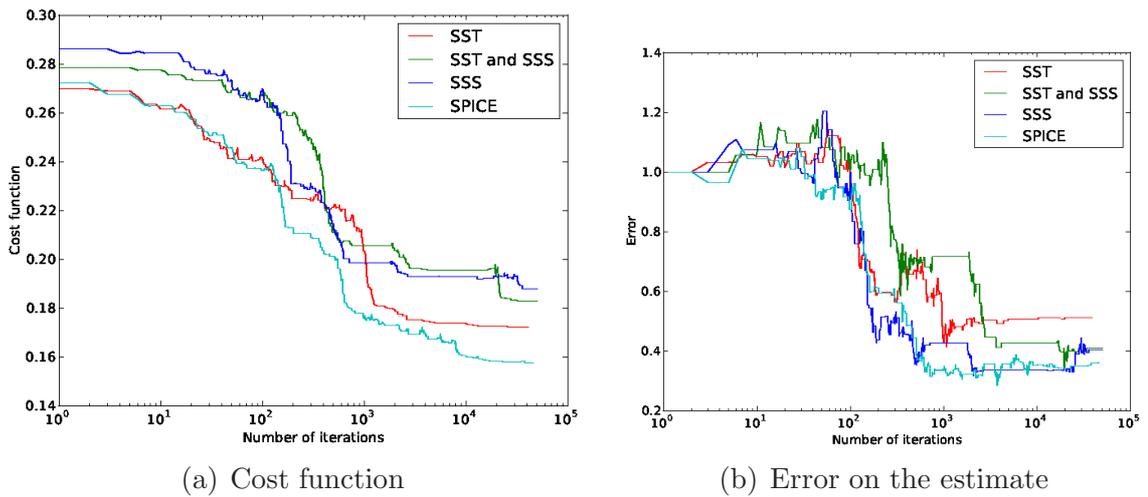


Figure 8.16: Evolution of the cost function (a) and of the error on the estimate (b) as a function of the number of iterations for three experiments in region B.

The performance of the inversion in region A strongly depends on the tracer used for the inversion. In figure 8.15a, the cost function decreases more efficiently in experiments 3 (inversion of SST and SSS images together, green line) and 4 (inversion of spiciness image, containing information from SST and SSS, cyan line) than in experiments 1 and 2 where only one tracer is used (either SST in experiment 1 (red line) or SSS in experiment 2 (blue line)). Similarly, in figure 8.15b, the error on the final estimated velocity is smaller in experiments 3 and 4 than in experiments 1 and 2.

The different behaviors and performances associated to the four experiments in region A highlight the importance of using two kinds of different, complementary observations such as SST and SSS to perform the inversion. In this region, the worse correction is obtained when the inversion is based on the SSS image alone. This means that the dynamical structures in this image are not well extracted in region A (figure 8.4e). The inversion method clearly performs better when the spiciness image is used to perform the inversion with a reduction of the background error larger than 60%. Two main reasons can explain the better performance of the inversion method with the spiciness image. First, this image contains richer information since spiciness is the linear combination of the complementary SST and SSS. As region A is very energetic, and the circulation quite complex, the use of both the SSS and SST tracers is necessary to reach a substantial reduction of the background error.

Second, spiciness is a more dynamically passive tracer than SST and SSS alone, thus providing more useful information.

Results of the relative performances of the inversion method with different tracers are different in region B (figure 8.16). In this region, the dynamics is less influenced by coastal phenomena and complex bathymetry and the tracers are likely passive, with the pattern in the SST image being very similar to that in the SSS image (the same frontal structures are extracted from the binarized norm of the gradient in both SST and SSS).

As a result, the decrease of the cost function (figure 8.16a) and of the error on the corrected velocity (figure 8.16b) are more similar for all experiments in region B as compared with region A . The use of the SSS image alone enables to correct more than 60% of the error on the background velocity. The use of two tracers (experiment 3) does not improve the estimation of the circulation. However, the inversion of the SST tracer alone is not as efficient as the inversion of the SSS alone. It may be due to some undetected gradients in the northeastern part of the image \mathcal{I}_{SST} (figure 8.7a). The convergence of the cost function is a bit faster in experiment 4 (inversion of the spiciness) than in the other experiments, though the resulting accuracy of the estimated velocity is quite similar to what is obtained from the inversion of SSS alone or SST and SSS together.

In our test region B , the use of both (SST and SSS) in the inversion is not really useful because the two sources of information are mostly redundant. The inversion of SSS alone is sufficient to reduce the error on the background velocity and to obtain a good convergence of the cost function.

The study of the inversion on two regions with various dynamics is striking since it shows different performances of the inversion process. For this reason, the choice of the tracer matters. In the following, only the inversion of the SSS image is shown in region B , since

all other experiments provide similar results. In region *A*, however, the three following inversions will be discussed: inversion of SST alone, inversion of SSS alone and inversion of both tracers together. In this way, the contribution of each tracer on the estimation of the circulation can be assessed.

8.5.4 Results of the different inversions

To check the relevance of the optimally corrected velocity provided by the different inversion experiments, a closer examination of the estimated velocity is given in this section. As explained in section 8.2, it must be noted that the inversion method provides a sample of potential solutions, whereas in the following, only the correction corresponding to the minimum of the cost function is shown.

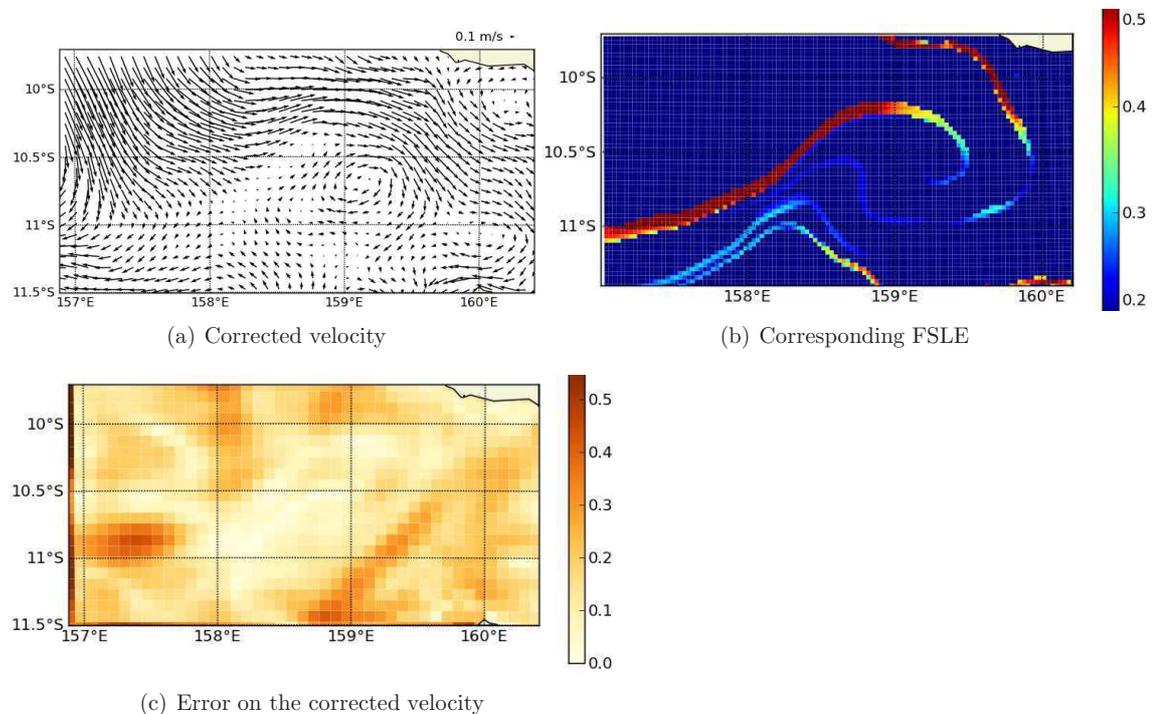


Figure 8.17: Results of the inversion of the SSS image in region *B*. Estimate of the velocity in $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ (figure a), corresponding FSLE in day^{-1} (figure b) and error on the estimate in $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ (figure c)

In region *B*, the FSLE derived from the optimally corrected velocity (figure 8.17b) is quite similar to the FSLE derived from the true velocity (figure 8.11a). Moreover, the estimated structures are in better agreement with the structures detected in the tracer images. For instance, the position of the main eddy in the corrected velocity (figure 8.17a) is in better agreement with the position of the same eddy in the tracer images. This is consistent with the strong reduction of velocity error as illustrated in figure 8.17c. Therefore, the dynamical structures contained in the tracer image have been proved useful to improve the estimation of the velocity in the region *B*.

In region *A*, the different experiments show that tracers always add information to the

background velocity. Errors in the corrected velocity field are increasingly reduced when more tracers are used in the inversion process (figure 8.15). This means that SST, SSS and spiciness contain different pieces of information on the dynamics in this region, and the detection of the frontal structures is therefore different and complementary in these images (see figure 8.5c,d,e). Yet, the amplitude of the correction depends on the tracer used by the inversion.

Figure 8.18 represents the remaining error on the estimation of currents, namely the norm of the difference between the true velocity and the corrected velocity, for the four experiments.

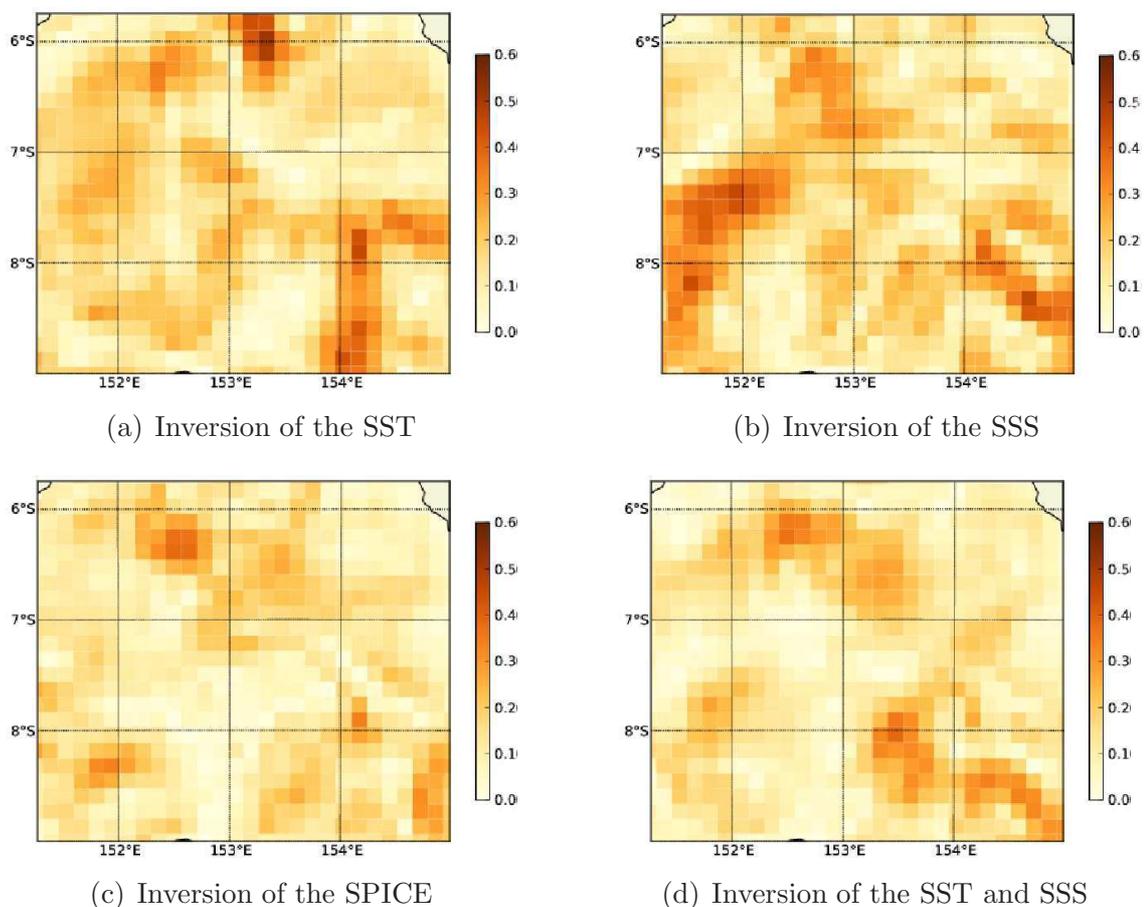


Figure 8.18: Error on the estimate in m.s^{-1} in region A for the inversion of the SST image alone (a), the SSS image alone (b), the SPICE image alone (c), and the inversion of the SST and the SSS images together (d).

Comparing the correction from the SST image alone (figure 8.18a) and from the SSS image alone (figure 8.18b), it can be seen that the major improvements are located in different area for the inversion of these two tracers. Corrections based on SSS are mainly located in the northern part of the region, whereas corrections based on SST are mainly located in the western part of the region. This supports the idea that the dynamical information extracted from SST and SSS are complementary.

In the last two experiments, a substantial improvement is obtained when information from both SST and SSS are used, as compared the inversion of one of these tracers alone

(figure 8.18d).

These results confirm the complementary importance of these two tracers. The two images indeed allow to obtain more relevant information than one single image, because some filaments detected in these images differ. As the spiciness tracer is built as a linear combination of SST and SSS, this quantity also contains information from both tracers. Therefore the results of the inversion of the spiciness image are as good as if the two tracers are used separately in the cost function (experiment 4). Using several sources of information notably increases the amplitude of the correction.

8.6 Conclusion

In this paper, the high-resolution model of the Solomon Sea has been proved to be a suitable laboratory to test the feasibility of the inversion of tracers. The model is quite realistic and the link between tracers (SST and SSS) and dynamics is reliable and representative of the real ocean. The model also provides quite a faithful representation of many submesoscale processes and simulated SST and SSS patterns are similar to what is detected in high-resolution satellite observations.

The process of inversion is then evaluated using synthetic observations of SST, SS and velocity derived for the model simulation. This defines twin experiments, in which a perturbed velocity (to simulate background errors) has been corrected using tracer synthetic observation, and then compared with the true velocity. The estimation is performed by minimizing the distance between the frontal structures detected in the tracer image and the FSLE proxy, which corresponds to the image of the flow.

The study of the model shows that there is a good match between the FSLE derived from the true velocity and the frontal structure of the tracers so that the FSLE is a relevant proxy for the inversion.

The various inversion experiments of tracers show that the information contained in the tracers are relevant to improve the knowledge of the dynamics. However, the performance of the inversion depends on the ability to extract frontal structures from the tracer image. In this model, in the area where the bathymetry is complex and the dynamics energetic, filaments are not very well detected in tracer images and the corresponding binarized images of the SST and the SSS contain contrasting information on the dynamics. In that case, the combined inversion of two tracers really helps the convergence of the cost function and the estimation of a more accurate velocity. The inversion of the spiciness image, which is a linear combination of SST and SSS, gives also more accurate results than the inversion of SST alone or SSS alone. In the other area, not as active as the previous one, the frontal structures are very well detected and thus the use of one tracer (the SST or the SSS) is sufficient to estimate the dynamics.

The feasibility of the inversion of tracer images to improve the circulation has been demonstrated using a realistic regional model and comforts the results found in G2013. However, in the more general perspective of data assimilation problems, some elements of the method may need to be revised. The main challenges are the constraint on the parameterization of the uncertainties in the background error covariance matrix, where a lot of statistical information is assumed to be known in this study, and the efficiency of the minimization

of the cost function, which requires many iterations to reach the solution. The method has not yet been optimized and the slow decreasing of the cost function may be challenging if one considers the whole domain of the Solomon Sea for data assimilation.

Acknowledgments

This research has been conducted with the support of the CNES (French Space Agency) and the CNRS (French National Research center). Numerical simulations and inversions have been performed on IBM parallel supercomputer at the French IDRIS/CNRS computing center.

Quatrième partie

Perspectives et conclusions

Chapitre 9

Quelques réflexions complémentaires

Contents

9.1	La correction systématique des données altimétriques	176
9.2	Utilisation des futures observations spatiales	177
9.2.1	Futures observations des traceurs	177
	Observation d'autres traceurs passifs	177
	Le problème de la couverture nuageuse	178
9.2.2	Futures observations de la dynamique	179
9.3	De l'inversion à l'assimilation de données	180
9.4	L'assimilation d'images dans les modèles	181

L'objectif de cette thèse est de développer une méthode d'inversion d'images de traceur à haute résolution pour le contrôle de la dynamique. La faisabilité de cette inversion sur des données réelles et modèles a été démontrée ainsi que la cohérence des estimations de l'écoulement grâce à quelques cas tests. Ces résultats encourageants et nous invitent à réfléchir aux suites possibles vers lesquelles se diriger afin d'exploiter la méthode dans un cadre plus appliqué, ou encore dans la perspective d'anticiper les observations disponibles dans le futur. On évoque ainsi dans ce chapitre plusieurs pistes de réflexion sans entrer précisément dans les détails techniques car l'objectif est de donner seulement une ouverture vers les applications possibles de la méthode d'inversion.

Une première application assez directe de ce travail de thèse est détaillée dans la section 9.1 et concerne la correction systématique des données AVISO pour chaque jour où une observation traceur existe pour une région donnée. On peut aussi se projeter un peu plus dans le futur et étudier les potentialités offertes par les diverses missions spatiales à venir ou en projet pour l'utilisation de ces données dans un cadre d'inversion d'images (section 9.2). On discute ensuite dans la section 9.4 de la possibilité d'utiliser les algorithmes d'inversion pour effectuer une assimilation de données complète (on ajoute la dimension temporelle par rapport à une inversion). On finit par élargir cette discussion à l'assimilation de données images de façon plus générale (section 9.4).

9.1 La correction systématique des données altimétriques

L'objet de cette thèse est de démontrer la faisabilité de l'inversion des images à haute résolution des traceurs SST et chlorophylle pour améliorer l'estimation de la circulation océanique. La suite logique de ce travail est d'utiliser l'algorithme d'inversion afin de corriger systématiquement les observations altimétriques pour chaque jour où une image SST et/ou chlorophylle est observée. Cela signifie qu'il faut effectuer l'inversion des traceurs afin d'améliorer l'estimation de la dynamique pour chaque région et pour chaque jour où l'information est disponible. Il faut alors automatiser l'algorithme d'inversion et notamment fixer les paramètres de l'inversion pour un grand nombre d'observations. Cela nécessite alors d'adapter et de développer certains aspects de la méthode.

Comme nous l'avons vu au chapitre 6, plusieurs paramètres nécessaires à l'inversion doivent être déterminés comme l'erreur associée aux observations altimétriques et traceurs, le degré de similarité attendu entre le FSLE et le traceur, l'amplitude de la perturbation et de l'agitation thermique. L'automatisation de la procédure d'inversion nécessite une étude au préalable sur chaque région afin de déterminer les valeurs de ces paramètres et qu'elles soient le mieux adaptées à la dynamique de la région. Il faut aussi pouvoir estimer automatiquement la qualité des images traceurs grâce aux méthodes décrites dans la section 3.4. En effet, la connaissance de la confiance accordée à l'extraction des filaments générés par la dynamique pour chaque image de SST et de chlorophylle est primordiale afin de considérer l'erreur sur chaque observation traceur et de pondérer éventuellement ces deux sources d'information. L'amélioration systématique de la circulation océanique grâce à la méthode présentée précédemment ne sera possible que si l'inversion peut être automatisée, c'est-à-dire si les paramètres d'inversion et l'estimation de la qualité de l'image peuvent être calculés ou fixés par des algorithmes dans chaque région. Dans un premier temps, j'ai pour projet d'étudier l'automatisation de la méthode d'inversion sur une région particu-

lière, le courant de Californie. Si la méthode est robuste et permet une réelle amélioration des estimations des courants, on pourra alors appliquer l'inversion à d'autres régions, puis de façon globale.

9.2 Utilisation des futures observations spatiales

9.2.1 Futures observations des traceurs

Nous avons vu dans ce travail la difficulté d'obtenir des observations images traceurs de bonne qualité. La réduction de l'impact de la couverture nuageuse est un enjeu réel. Deux solutions s'offrent à nous : mesurer le traceur dans une gamme de longueurs d'onde où l'atmosphère est transparente (voir chapitre 2) ou mesurer l'image traceur avec une bonne répétitivité (plusieurs fois par jour) afin d'obtenir le plus de mesures possibles et de récupérer des données lorsque la couverture nuageuse est absente. Un deuxième enjeu est de détecter des traceurs qui soient le plus passifs possibles afin d'obtenir des images constituées de filaments générés par la dynamique seule.

Observation d'autres traceurs passifs

On a mentionné au chapitre 6 un traceur particulièrement passif : les glaces flottantes (communication personnelle de Jean Tournadre). Toutefois, ce traceur est peu fréquemment observable car beaucoup d'éléments climatiques doivent être réunis. La formation



FIGURE 9.1 – Glaces flottantes observées depuis le capteur MODIS sur la côte est du Groenland pendant le 17 octobre 2012. Image provenant du site internet <http://earthobservatory.nasa.gov/>.

d'images similaires à la figure 9.1 nécessite une fine couche de glace sur l'océan, un vent nul en surface et enfin pas de nuage pour pouvoir observer les glaces flottantes de l'espace dans le domaine des longueurs d'onde du visible. Ce traceur est alors difficilement utilisable pour améliorer l'estimation de la circulation océanique de façon systématique. Récemment, on s'est aperçu que la mesure de l'éclat du soleil (*sun glint* sur la figure 2.3) fournit aussi des images de la structure dynamique. La mission GLISTERO a pour projet de fournir ces observations à haute résolution (communication personnelle de Bertrand Chapron). A partir d'une image de température de brillance initiale (provenant par exemple du capteur MODIS), un lissage est réalisé puis retranché pour restituer le contraste à haute résolution. Ces contrastes, avec une résolution de 300m, signent les variations locales de rugosité, qui est fonction des variations de courant, vitesse et direction du vent. *Kudryavtsev et al.* (2012) a montré que les variations de rugosité aident à identifier les effets de convergence et de divergence de la circulation proche de la surface. Les images de contraste révèlent des structures dynamiques intéressantes (voir figure 9.2). On peut alors exploiter les informations dynamiques contenues dans ces images. La couverture nuageuse reste cependant un problème majeur pour ce type d'observation.

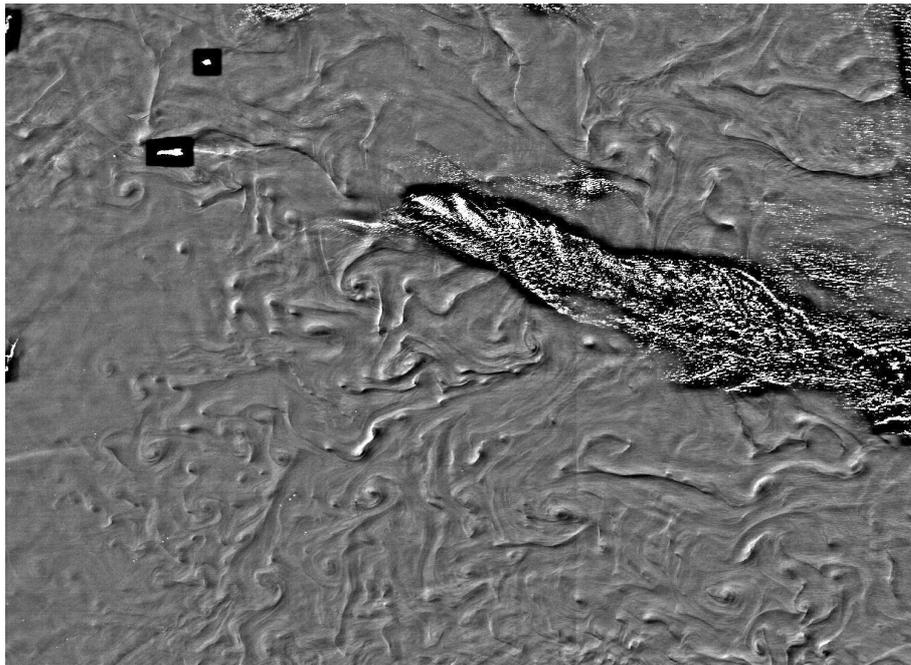


FIGURE 9.2 – Image de la rugosité capturée par le capteur MERIS au Nord des îles Canaries, le 3 mars 2012.

Le problème de la couverture nuageuse

Deux solutions sont actuellement envisagées pour résoudre le problème de la couverture nuageuse qui masque les données.

Tout d'abord, on peut observer une région à très haute fréquence. Actuellement, la mission GOCI permet d'observer une fois par heure la couleur de l'océan autour de la péninsule coréenne. Le projet de la mission OCAPI (Ocean Color Advanced Permanent Imager) a

alors pour objectif d'observer la couleur de l'océan en Atlantique Nord ou aux alentours de l'Afrique du Sud, avec une très bonne répétitivité (une observation par demi-heure) et une haute résolution. La solution envisagée est alors de placer un capteur du domaine du visible et proche infra-rouge sur une orbite géostationnaire. Il est nécessaire de sélectionner la zone d'observation du satellite (se référer au chapitre 2). Les capteurs ne pourront pas observer à travers les nuages. On utilise la haute fréquence de la mesure pour capturer des images au moment où la couverture nuageuse est la plus faible possible. On aurait alors à notre disposition un grand panel d'images à haute résolution de la couleur de l'eau sur la zone observée. Un des objectifs de cette mission est d'utiliser les nombreuses observations de la couleur de l'eau pour améliorer notre compréhension du couplage physique-biogéochimique à la surface océanique. On peut par la suite extraire les informations contenues dans les images observées afin d'améliorer l'estimation de la dynamique. Un gros avantage est alors le nombre important d'observations de la même zone, ce qui permet d'investiguer le comportement de l'inversion des images de chlorophylle grâce à des situations dynamiques et biogéochimiques variées.

On peut aussi envisager d'utiliser d'autres longueurs d'onde pour lesquelles l'atmosphère est transparente pour détecter les traceurs. Pour observer la SST, le domaine du micro-onde peut être utilisé. Actuellement, il existe des instruments mesurant la SST dans le domaine du micro-onde mais seulement à moyenne résolution (entre 25 et 50 km). Les mesures sont très sensibles à la vitesse du vent à la surface de l'océan. La mission MOST (Microwave Ocean Surface Temperature) a alors pour objectif de mesurer la SST à haute résolution dans le domaine du micro-onde afin de disposer de mesures, quelle que soit la couverture nuageuse. L'objectif est d'obtenir une résolution spatiale de 10 km avec une précision de la mesure de l'ordre de 0.3 K. Plusieurs techniques sont à l'étude pour effectuer cette mesure, la plus probable étant l'utilisation d'un radar à ouverture réelle à basse fréquence (de l'ordre de 6 GHz). Les mesures effectuées lors de la mission MOST permettraient aussi d'estimer la SSS (Reul *et al.*, 2009). Les images traceurs observées par cette mission apporteront des informations dynamiques intéressantes car on bénéficiera d'observations à haute résolution de la SST malgré la présence de nuages.

La SSS est un autre traceur observé dans un domaine de longueurs d'onde où l'atmosphère est transparente. Aujourd'hui, la mission SMOS (Font *et al.*, 2013) permet de mesurer la SSS dans le domaine du micro-onde mais à basse résolution seulement (les produits sont des moyennes sur 10 à 30 jours avec une résolution de 200 km x 200 km).

L'utilisation des températures de brillance ou des données brutes peut permettre d'accéder à une meilleure résolution des mesures des contrastes, cependant les images risquent d'être très bruitées. L'utilisation des produits bruts requiert des traitements complexes pour éliminer les incertitudes de mesure. L'inversion de la température de brillance nécessite donc la mise en place de nouveaux algorithmes de traitement de l'image.

9.2.2 Futures observations de la dynamique

Une mission majeure pour l'étude de la dynamique à sous-mésoéchelle est le futur projet de la mission SWOT (voir chapitre 2). Elle a pour but de mesurer des images de la SSH à haute résolution par interférométrie radar. Dans le cadre de cette mission, plusieurs applications de la méthode d'inversion sont envisageables.

Dans un premier temps, les traceurs peuvent être utilisés pour calibrer les observations SWOT. On compare le FSLE calculé grâce à l'observation SWOT avec l'observation à haute résolution des traceurs afin de vérifier leur similarité et au besoin de corriger des éventuels incertitudes de mesure.

Dans un deuxième temps, lorsque la mission sera opérationnelle, le satellite SWOT fournira des observations de la SSH sur quasiment tout le globe au moins deux fois par période de 22 jours, comme cela est montré dans le rapport *Fu et al. (2012)*. L'inversion des traceurs permettra alors de pallier le manque de résolution temporelle du satellite. Lorsque l'on ne dispose pas d'une observation SWOT, l'utilisation conjointe des données altimétriques et des observations traceurs pourra fournir une bonne estimation de la dynamique à fine échelle. La technique d'inversion d'images peut aussi présenter un intérêt pour assimiler les observations SWOT. En effet, cette mission fournira des images de SSH à haute résolution. Assimiler la structure SSH en plus de la donnée propre permet d'ajouter de l'information sur la structure de la dynamique et de traiter les cas de la dynamique non-linéaire et de répartition des données non-gaussienne.

De plus, l'utilisation de structures plutôt que la donnée per-se permet aussi d'assimiler facilement les observations SWOT avec un modèle de résolution différente. En effet, la résolution de SWOT sera de l'ordre du kilomètre. Toutefois, les modèles n'auront peut être pas atteint cette résolution. Cette méthode présente alors l'avantage de pouvoir comparer aisément des données à des résolutions différentes. Il se situe ainsi dans le cadre des projets d'assimilation multi-échelles développés par l'équipe MEOM (*Cosme et al., 2012*). Le concept d'assimilation d'images investigué au cours de cette thèse est d'un grand intérêt pour l'exploitation des données SWOT.

9.3 De l'inversion à l'assimilation de données

Initialement, ce travail avait pour objectif de développer une méthode d'assimilation de données SST et chlorophylle permettant de contrôler la dynamique dans les modèles. La complexité du problème a nécessité une étude préliminaire n'induisant pas la dimension temporelle (problème d'inversion); c'est donc la faisabilité de l'inversion des images SST et chlorophylle qui est l'objet de cette thèse. Au vu des résultats satisfaisants de l'étude de l'inversion, il est alors naturel de revenir au problème initial et d'intégrer la dimension temporelle au problème.

Imaginons alors que nous disposons d'un modèle (avec ses conditions initiales et au besoin des forçages) ainsi que des observations pour estimer l'état océanique. L'assimilation de données peut alors servir à améliorer l'estimation des conditions initiales, des forçages, de l'incertitude sur le modèle ou encore de certaines paramétrisations du modèle. On ajoute alors aux observations habituellement utilisées les observations des images de SST et chlorophylle. La fonction coût se complexifie notablement car elle inclut maintenant le calcul de la structure dynamique par le FSLE. De plus, la fonction coût devient fortement non convexe et très irrégulière, et on peut s'attendre à devoir effectuer de nombreuses itérations (de l'ordre de 50 000 à 100 000, comme pour l'inversion) afin de converger vers la solution. Maintenant que la dimension temporelle et le modèle font partie du problème, à chaque pas d'itération, il est nécessaire de refaire tourner le modèle pour calculer le nouvelle état

océanique, et la valeur de la fonction coût correspondante. Selon le problème posé (type de modèle, taille du domaine, vecteur de contrôle, etc), l'assimilation de données peut s'avérer très gourmande en calcul et le développement de nouvelles stratégies va devenir indispensable à l'implémentation de l'inversion des traceurs dans l'assimilation de données. Cela ne pose donc pas de problème conceptuel particulier mais un véritable challenge technique avec les moyens de calcul numérique actuels.

Une première approche pourrait être de faire une assimilation de données en deux temps. On estimerait approximativement une première solution à méso et large échelle sans contrôler les structures puis on affinerait cette estimation en ajoutant le contrôle de la dynamique par les images traceurs dans la fonction coût. On diminuerait alors le nombre d'itérations tout en s'approchant de la solution.

Une autre approche serait de modifier la fonction coût pour la rendre plus régulière tout en gardant le concept d'assimilation d'images. L'utilisation des exposants de singularité à la place des FSLE peut alors ajouter de la régularité à la fonction coût ; la méthode est détaillée dans la section 9.4.

Enfin, on pourrait réfléchir à faire évoluer la méthode de minimisation de la fonction coût vers des techniques de chaînes de Markov plus complexes mais plus efficaces pour le problème posé.

9.4 L'assimilation d'images dans les modèles

Comme mentionné à la fin du paragraphe de la section 9.2, l'assimilation d'images a peut-être un grand avenir devant elle, et ce pour de nombreuses raisons. Tout d'abord, il se pose la question de l'évolution des résolutions horizontales des modèles et des observations. Depuis quelques années, les missions spatiales sont construites pour échantillonner l'océan avec la meilleure résolution possible. Plusieurs données comme la SST ou la chlorophylle sont d'ores et déjà observables à très haute résolution (avec un échantillonnage inférieur au kilomètre), et les futures missions permettront d'observer d'autres variables océaniques à haute résolution comme par exemple la SSH avec la mission SWOT. Cependant, en ce qui concerne la communauté des océanographes opérationnels, l'objectif n'est pas de générer des modèles à très haute résolution. En effet, la priorité pour les modèles opérationnels est d'abord d'améliorer la connaissance des états physique et biogéochimiques de l'océan, ainsi que la compréhension des couplages physico-biogéochimiques et des interactions air-mer, avant de chercher à paramétrer la très haute résolution, et ceci afin de pouvoir rendre plus fiable les observations océaniques. Par exemple, la prospective scientifique de l'océanographie opérationnelle de MERCATOR (datant de juillet 2013) prévoit, à l'horizon 2025, de résoudre pleinement la mésoéchelle, c'est-à-dire de multiplier la résolution des modèles de prévision par 3. Leur objectif est donc d'atteindre une résolution comprise entre $1/12^\circ$ et $1/36^\circ$ (contre $1/4^\circ$ et $1/12^\circ$ aujourd'hui). A l'horizon 2020, il risque d'y avoir un décalage entre le réseau d'observation à très haute résolution et les modèles à plus basse résolution. On disposera donc de deux estimations de l'océan, l'observation et le résultat du modèle, mais à des échelles différentes.

L'assimilation d'images paraît alors une méthode intéressante dans un contexte multi-échelle (*Titau et al.*, 2011). Elle permettra de pouvoir comparer les estimations modèles

et observées de l'océan sans altérer les différents signaux.

La méthode développée ici a aussi l'avantage de pouvoir faire de l'assimilation de cas complexes comme de la dynamique à sous-mésoéchelle, dont les équations sont non-linéaires et non-linéarisables sur la fenêtre d'assimilation, et dont les distributions des erreurs sont non-gaussiennes. Toutefois, l'inversion d'images traceur en utilisant le FSLE comme proxy de la dynamique est très coûteuse et peut être compliquée à mettre en place dans un cadre de prévision océanique (comme cela a été vu dans la section 9.3).

Une solution serait alors d'utiliser d'autres proxies pour l'assimilation d'images, afin de réduire le temps de calcul et de simplifier la fonction coût. L'émergence des coefficients de singularité présente alors un intérêt à exploiter. En effet, depuis quelques années, l'analyse singulière de variables scalaires est utilisée pour détecter les structures présentes dans des images complexes. Ainsi, dans *Isern-Fontanet et al. (2007)* et *Turiel et al. (2005)*, l'analyse singulière est utilisée pour détecter les structures dynamiques sur les images SST à haute résolution. Cette méthode peut être vue comme une façon de caractériser les différentes échelles des processus dynamiques. L'analyse singulière repose sur le principe de décomposition en ondelette (*Mallat and Zhong, 1992*). Comme expliqué dans *Turiel et al. (2008)*, le principe est alors de chercher en chaque point de l'image un exposant sans dimension, représentatif de l'irrégularité de l'image autour de ce point. Cela revient alors à élargir le concept de continuité et de différentiabilité. On note dans la suite s un signal bidimensionnel (par exemple une image SST ou SSH). On mesure alors en chaque point \vec{x} le degré de régularité (aussi appelé exposant de Hölder) $H(\vec{x})$ du signal, pour tout déplacement r suffisamment petit :

$$s(\vec{x} + \vec{r}) - s(\vec{x}) = \alpha(\vec{x})r^{H(\vec{x})} + o(r^{H(\vec{x})}) \quad \text{avec } r \ll 1 \quad (9.1)$$

Cette technique ne peut s'appliquer directement sur les observations à cause des incertitudes de mesure et des corrélations spatiales à large échelle (*Arneodo, 1996*). De plus, les observations sont discrétisées et doivent être interpolées pour résoudre l'équation 9.1. Pour résoudre ces deux problèmes, le signal est projeté sur une base d'ondelette Φ :

$$T_{\Phi}s(\vec{x}, r) = \int s(\vec{y}) \frac{1}{r^2} \Phi\left(\frac{\vec{x} - \vec{y}}{\vec{r}}\right) d\vec{y} \quad (9.2)$$

Cette transformation ne modifie pas le coefficient de singularité si la fonction d'onde est bien choisie (*Arneodo et al., 1995*).

$$T_{\Phi}s(\vec{x}, r) = \alpha_{\Phi}(\vec{x})r^{H(\vec{x})} + o(r^{H(\vec{x})}) \quad (9.3)$$

Des études ont montré que la projection en ondelette du module du gradient du signal à la place du signal permet de déterminer avec plus de précision les exposants de singularité (*Turiel and Parga, 2000; Turiel and Pérez-Vicente, 2003*). Les exposants de singularité $h(\vec{x})$ sont donc déterminés de la façon suivante :

$$T_{\Phi}|\vec{\nabla}s|(\vec{x}, r) = \alpha_{\Phi}(\vec{x})r^{h(\vec{x})} + o(r^{h(\vec{x})}) \quad (9.4)$$

En pratique, les différentes étapes du calcul des exposants de singularité (en chaque point \vec{x}) sont récapitulés sur le schéma 9.3. La figure 9.4 représente les coefficients de singularité

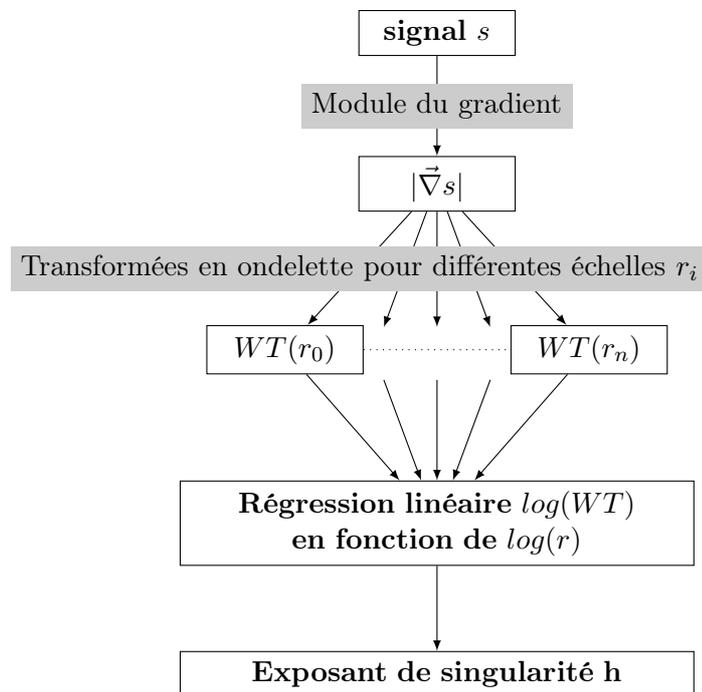


FIGURE 9.3 – Schéma des différentes étapes de calcul des exposants de singularité (inspiré de *Turiel et al. (2008)*).

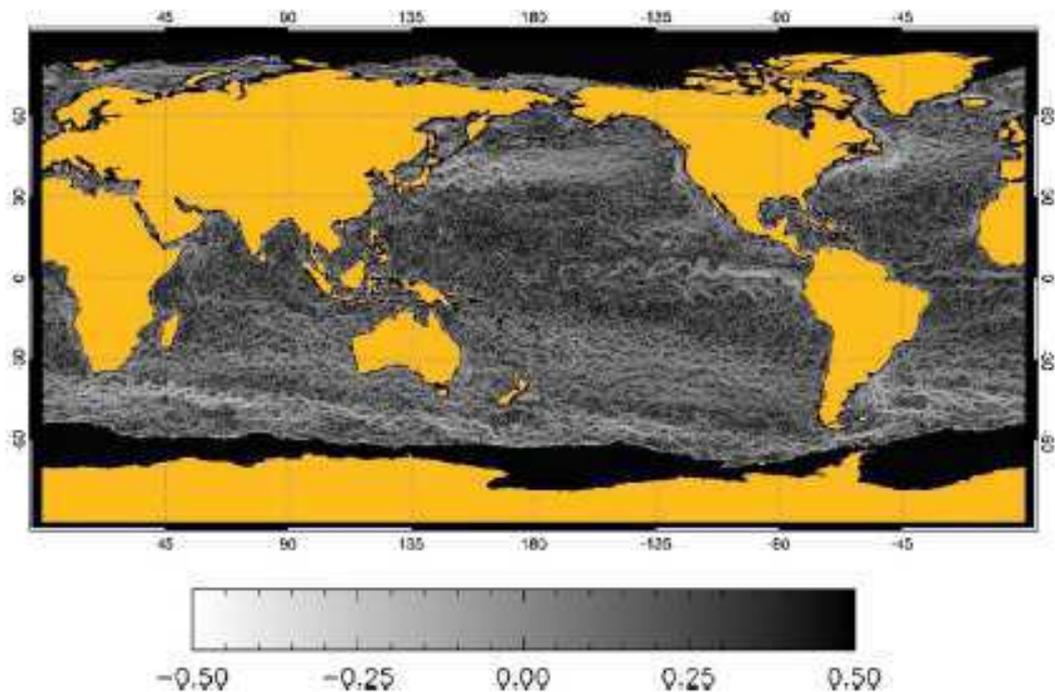


FIGURE 9.4 – Exposants de singularités d'une observation micro-onde globale de la SST le 01/10/2005. Image extraite de *Turiel et al. (2008)*

de la SST calculés avec cette méthode. Les structures filamentaires sont bien visibles sur cette image.

On dispose de peu de recul sur la signification physique des coefficients de singularité. Toutefois, plusieurs études ont montré la similarité entre les coefficients de singularité calculés à partir d'une image traceur et les données altimétriques (vitesses géostrophiques et SLA) (*Yahia et al.*, 2010; *Turiel et al.*, 2009; *Isern-Fontanet et al.*, 2007). Il semble alors possible de déduire des informations sur la dynamique à partir des exposants de singularité calculés à partir des images traceurs SST. On peut alors imaginer contrôler la dynamique en faisant correspondre les exposants de singularité de l'image SSH avec ceux de l'image SST. L'utilisation des coefficients de singularité présente des avantages non négligeables comme un faible coût de calcul et la différentiabilité de l'exposant. On peut alors définir la partie observée de la fonction coût comme la distance entre l'image exposant de singularité provenant du traceur et l'image exposant de singularité provenant de la SSH. La continuité et la différentiabilité des exposants de singularité permet alors d'obtenir une fonction coût régulière. Il devient ainsi possible de calculer son gradient et même l'adjoint de la fonction coût, ce qui permet alors d'utiliser des outils de décroissance de la fonction plus rapide.

Même si la signification physique des coefficients de singularité n'est pas encore complètement claire et la similarité entre les coefficients de singularités des variables dynamiques et biogéochimique n'est pas pour le moment expliqué, les études montrent que ces proxies sont particulièrement adaptés à l'assimilation d'images. Cet outil permet alors d'ouvrir le champs des possibles pour mettre au point des techniques d'assimilation d'images rapides et efficaces.

Chapitre 10

Conclusion

Le sujet de cette thèse est né du besoin d'observer la dynamique à sous-mésoéchelle et de la réflexion sur le développement des méthodologies d'assimilation de données. Le concept du contrôle de la dynamique grâce à des observations traceurs physiques et biogéochimiques présente aussi un grand intérêt pour la compréhension des interactions entre la dynamique et les processus biogéochimiques. Pour cette étude, on a exploité la complémentarité des différents types d'observations spatiales. On dispose, en effet, de nombreuses images de la SST et de la chlorophylle à haute résolution alors que les satellites altimétriques ne permettent d'observer que de la dynamique à méso ou plus large échelle. Cette étude a alors démontré la possibilité d'utiliser les informations dynamiques contenues dans les images traceurs à haute résolution afin de corriger l'estimation de la dynamique effectuée par les satellites altimétriques et de compenser ainsi le manque de résolution spatiale et temporelle de ces observations. L'utilisation de différentes sources d'information permet d'enrichir l'estimation de la circulation dynamique à différentes échelles.

Méthode

La technique développée au cours de ce travail repose sur l'assimilation de données images. On se limite ici à l'inversion d'images, afin de simplifier le problème en supprimant la dimension temporelle et d'étudier la faisabilité de la méthode. La structure dynamique est extraite des images traceurs grâce à la détection des filaments formés par les courants de surface. En parallèle, on construit une image de la circulation océanique de surface grâce au proxy FSLE. On définit alors la fonction coût comme la distance entre l'image du flot et l'image structure issue du traceur. Cette fonction coût est minimisée puis échantillonnée autour de son minimum afin de trouver la distribution de probabilité des solutions. Les différentes techniques utilisées lors de la recherche de la solution permettent de conserver la richesse du signal, en ne faisant aucune hypothèse sur la linéarité de la dynamique ou la gaussianité de la solution.

Résultats

La méthode d'inversion est testée avec succès en enrichissant le signal provenant des observations altimétriques grâce à l'inversion d'observations MODIS de la SST et de la chlorophylle (lorsque l'observation est disponible) à haute résolution sur plusieurs régions différentes. Les résultats de l'inversion de la SST et de la chlorophylle montrent une circulation en très bon accord avec les filaments présents sur les traceurs et l'amplitude de la correction est du même ordre de grandeur que l'incertitude sur la vitesse altimétrique. L'algorithme d'inversion semble donc donner des résultats pertinents.

Des sorties de deux modèles différents sont aussi utilisées dans un cadre d'expérience jumelle afin d'évaluer le comportement et la validité de la méthode d'inversion.

Le premier modèle est une configuration idéalisée d'un canal à haute résolution et couplée physique-biogéochimique. Ce modèle ne présente pas de forçage externe afin de simplifier les interactions entre les traceurs et la dynamique. L'étude de plusieurs expériences d'inversion, au cours desquelles on fait varier les traceurs utilisées lors de l'extraction des filaments, montre l'apport des structures dynamiques provenant des traceurs sur l'estimation de la circulation océanique. On constate que l'image chlorophylle seule permet difficilement de

contrôler la dynamique car ce traceur n'est pas toujours suffisamment passif. Toutefois les informations dynamiques contenues dans la chlorophylle sont complémentaires à celles de la SST ; l'utilisation conjointe de ces deux traceurs permet une bonne estimation des courants océaniques de surface ainsi qu'une amélioration de la correction par rapport à l'inversion de la SST seule.

Le deuxième modèle est une configuration réaliste à haute résolution de la région de la mer des Salomon. La faisabilité de l'inversion est alors étudiée dans un contexte de dynamique compliqué, avec un modèle très turbulent et la présence de forçages externes. L'apport des structures dynamiques extraites des traceurs SST et SSS sur l'estimation de la circulation dépend alors de la dynamique de la région considérée. Lorsqu'une région est très énergétique et les interactions avec les forçages externes sont fortes, les structures filamentaires présentes sur la SST diffèrent de celles présentes sur la SSS. L'utilisation conjointe de ces deux traceurs apportent alors une nette amélioration sur l'estimation de la dynamique par rapport à une inversion de la SST seule ou de la SSS seule. Dans le cas d'une région où les processus sont moins turbulents, les structures filamentaires extraites des deux traceurs sont très similaires et l'utilisation d'un seul de ces traceurs pour l'inversion est suffisante.

Limites

On s'est limité dans ce travail à l'étude de la faisabilité et le comportement de l'inversion des traceurs, sans chercher à optimiser les différentes étapes de la méthode. De nombreuses améliorations peuvent être apportées aux algorithmes afin d'affiner l'inversion. Ainsi, l'extraction des structures dynamiques à partir des images traceurs peut s'avérer être une tâche difficile, non seulement à cause de la non-passivité du traceur mais aussi parce que les gradients peuvent être faibles en cas d'une répartition homogène du traceur. Une meilleure détection de la structure permettrait de mieux enrichir l'estimation de la dynamique. De plus, la fonction coût a été définie par une simple mesure de la distance entre les deux images en terme de norme ℓ_2 . D'autres techniques plus efficaces pourraient être utilisées comme d'évaluer la distance entre les filaments issus des deux images. C'est aussi dans un esprit d'étude de faisabilité que nous avons étudié l'inversion des traceurs sur les modèles et certaines étapes, comme la construction du sous-espace d'erreur, sont alors idéalisées. Elles supposent en effet la connaissance de beaucoup d'information sur la dynamique de la région afin d'obtenir un nombre raisonnable de dimensions à explorer. Dans un cadre d'assimilation de données, on ne pourra plus supposer le système aussi bien connu et d'autres techniques devront être élaborées pour la construction de ce sous-espace d'erreur.

Les outils développés

Pour le besoin de cette thèse, nous avons développé des nouveaux outils de travail informatiques :

- **L'algorithme d'inversion**

Le principal travail a été la création d'un code pour effectuer le calcul d'inversion. Ce code, en fortran 90, est baptisé OSMIUM (Oceanic Surface Mesoscale velocity Inversion from Unstable Manifolds) et permet de calculer des exposants de Lyapunov,

de minimiser la fonction coût via un algorithme de *simulated annealing* et d'échantillonner cette dernière autour d'une valeur déterminée grâce au *Sampler de Gibbs*. D'autres routines sont incorporées dans le code, permettant de calculer l'erreur sur une estimation de vitesses ou encore de créer un image binarisée du gradient du traceur.

- **La modélisation**

Pour tester l'algorithme d'inversion, une configuration idéalisée d'un modèle canal à haute résolution couplée physique biogéochimie a été mise en place. On a adapté la configuration créée par *Lévy et al.* (2001) d'un modèle couplé NEMO-OPA et LOBSTER, afin de répondre aux besoins de notre étude.

Les compétences développées

Cette thèse a la particularité de faire appel à beaucoup de disciplines de l'océanographie.

Au cours de ce travail, j'ai donc pu me familiariser avec des thématiques très différentes. Tout d'abord, la thèse se situe dans le contexte des interactions physiques-biogéochimiques au sein de l'océan. L'appréhension de la dynamique océanique à différentes échelles, mais aussi des processus biogéochimiques élémentaires est précieuse afin de comprendre les liens entre les traceurs et la circulation océanique.

Un des objectifs de ce travail est d'améliorer les observations altimétriques grâce aux observations des traceurs. Il est donc nécessaire de connaître les différentes observations disponibles ainsi que les techniques de fabrication des produits. D'un point de vue pratique, la manipulation d'un grand nombre de données est nécessaire pour les traiter de façon efficace et automatique. De plus, les observations ne sont pas utilisées en tant que telles mais leur équivalent en terme d'« image » est exploité. Il a donc été nécessaire, même de façon rudimentaire, de s'intéresser au problème d'extraction de structures à partir de données afin de dégager les informations dynamiques sous-mésoéchelle à partir des observations des traceurs.

La stratégie développée se situe dans le contexte de l'assimilation de données et les connaissances mathématiques de ce domaine ont été indispensables à la mise en place de la méthode d'inversion. L'expertise de l'équipe MEOM sur l'assimilation de données m'a permis de comprendre les techniques et les enjeux de cette thématique puis d'élaborer une méthode innovante afin d'inverser des données de type image dans un contexte de dynamique à sous-mésoéchelle (donc de dynamique fortement non-linéaire) et de distribution de données non-gaussiennes.

Enfin, on ne peut passer par l'équipe MEOM sans profiter de son expérience en modélisation océanique. C'est pourquoi, dans le cadre de ma thèse, une configuration idéalisée d'un canal océanique a été conçue en utilisant les codes NEMO-OPA et LOBSTER. L'aide du LOCEAN et des ingénieurs de l'équipe MEOM m'a permis d'appréhender les techniques et les difficultés de la modélisation dans un cadre assez idéalisé. Plus tard, grâce au travail en collaboration avec un étudiant sur les sorties d'un modèle réaliste régional (mis en place au sein de l'équipe), j'ai pu examiner plus précisément la complexité de la modélisation de l'océan en prenant en compte diverses interactions dynamiques avec les forçages atmosphériques ou encore la bathymétrie.

Perspectives et études futures

Les perspectives de ce travail sont nombreuses car nous n'avons effectué ici qu'une étude de faisabilité, qui a conduit à des résultats très encourageants.

Dans le contexte actuel, avec des observations à des résolutions de plus en plus élevées et un intérêt pour la dynamique à sous-mésoéchelle, l'assimilation d'images pourrait permettre de résoudre les problèmes posés par l'assimilation de données à multi-échelles ou encore la dynamique fortement non-linéaire. De nombreuses applications plus ou moins directes découlent de ce travail de thèse et quelques pistes de réflexions sont mentionnées au chapitre 9.

L'application la plus directe est la correction systématique des observations AVISO grâce à l'inversion des images observées à haute résolution de la SST et de la chlorophylle. Cette étude sera sans doute menée dans le cadre de mon Post-Doctorat sur une région test de la côte californienne. Ainsi, on veut mettre en place un algorithme effectuant automatiquement l'inversion des observations traceurs (lorsqu'elles existent) afin de corriger de façon systématique les observations du courant effectuées grâce aux satellites altimétriques et ainsi d'améliorer l'estimation de la circulation de surface.

Cette méthode nous amène aussi à réfléchir sur l'exploitation des données des futures missions satellites à haute résolution. On espère disposer dans quelques années de plus d'observations traceurs en quantité mais aussi en diversité, avec l'observation de traceurs plus passifs, ou des observations journalières de la SST et de la chlorophylle, et ce quelle que soit la couverture nuageuse. La méthode développée dans ce travail aura donc un grand intérêt pour profiter pleinement de ces observations. Le développement du satellite altimétrique à haute résolution SWOT fournira aussi un genre nouveau de données, des images de la dynamique. Le traitement et l'utilisation de ces données nécessiteront l'utilisation d'algorithmes innovants et l'inversion d'images est une des pistes envisagées pour gérer un grand nombre de données à différentes résolutions.

Cela nous amène alors à une autre perspective importante : l'assimilation de données « images » dans des modèles pour améliorer la prédiction de l'état océanique. L'utilisation d'images, que ce soit des images de traceurs ou de la SSH lorsque les observations SWOT seront disponibles, permet d'assimiler la structure plutôt que la donnée point par point. L'assimilation de structures fait appel à des techniques d'assimilation de données différentes de celles classiquement utilisées (assimilations séquentielles ou variationnelles) et contraint donc la dynamique de modèle de façon différente. L'estimation de la dynamique pourra alors être notablement enrichie. De plus, l'utilisation de structures permet aussi de pallier des problèmes de différences de résolution entre le modèle et les observations sans dégrader les données.

Il est certain que la méthode développée dans cette thèse ne peut être directement implémentée dans un problème d'assimilation de données car l'inversion de traceurs présente certains inconvénients et certaines limites, dont le coût nécessaire au calcul de la solution. Certaines pistes d'évolution future de la méthode, comme l'utilisation des images des coefficients de singularités à la place des images FSLE afin de gagner en efficacité et en rapidité pour décroître la fonction coût, sont évoquées au chapitre 9. En admettant les problèmes de coût liés au calcul du FSLE soient résolus, de nombreuses difficultés subsistent pour l'assimilation d'images à haute résolution comme la complexité de la minimisation de la

fonction coût, ou encore la définition d'un sous-espace d'erreur cohérent avec la dynamique. Ces questions devront faire l'objet d'autres études avant d'implémenter la méthode dans un problème d'assimilation de données.

L'assimilation de données « images » présente un intérêt capital dans un contexte de dynamiques multi-échelles. Ce concept est très prometteur pour le contrôle de la dynamique à diverses échelles et notamment pour prendre en compte les fines échelles. Il semble que cela soit une piste de réflexion importante à mener pour améliorer la compréhension et l'estimation de l'océan dans les années à venir.

Annexe



On the inversion of submesoscale tracer fields to estimate the surface ocean circulation

Lucile Gaultier^{a,*}, Jacques Verron^a, Jean-Michel Brankart^a, Olivier Titaud^b, Pierre Brasseur^a

^a LEGI, CNRS, Grenoble, France

^b CERFACS, Toulouse, France

ARTICLE INFO

Available online 3 March 2012

Keywords:

Sea surface temperature
Altimetry
Submesoscale
Mesoscale eddies
Finite-size Lyapunov exponents

ABSTRACT

In this paper, we demonstrate the feasibility of inverting the information contained in oceanic submesoscales, such as the ones evidenced in tracer observations of sea surface temperature (SST), to improve the description of mesoscale dynamics provided by altimetric observations. A small region of the Western Mediterranean Sea is chosen as a test case. From a SST snapshot of the region in July 2004, information is extracted to improve the velocity field as computed by geostrophy from the AVISO altimetric data at the same location and time. Image information is extracted from SST using a binarization of the SST gradients. Similarly, image information is extracted from the dynamic topography using finite size Lyapunov exponents (FSLE). The inverse problem is formulated in a Bayesian framework and expressed in terms of a cost function measuring the misfits between the two images. The large amount of information which is already available from ocean color satellites or which will be available from high-resolution altimetric satellites such as SWOT, is a strong motivation for this work. Moreover, the image data assimilation approach which is explored here, is a possible strategy for handling the huge amount of satellite data imprinted by small scale information.

© 2012 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Mesoscale dynamics have been shown to be a key ingredient of the ocean circulation. The ubiquitous presence of mesoscale eddies in the world ocean has been blatantly revealed by satellite altimetry (LeTraon and Morrow, 2011). Today, there is an increasing interest for submesoscale activity at scales of $O(1\text{ km})$. The energetics and dynamical role of such submesoscale processes have been largely underestimated until recently (Capet et al., 2008b). Submesoscale dynamics can result from stirring actions in the mesoscale flow, in which frontogenesis is one of the dominant processes (Thomas et al., 2008). These dynamics are also evidenced in various recent field observations and in numerical models (Capet et al., 2008b; Klein et al., 2010; Marchesiello et al., 2003, 2011).

Among the observations, high-resolution satellite images of tracer fields – such as sea surface chlorophyll or sea surface temperature (SST) – clearly evidence filaments and frontal structures at these submesoscales. In the mid-term, submesoscale dynamics should be observable at the surface by high-resolution 2D altimetry (thanks to the SWOT satellite mission, for example). However it is still unclear as to how much (and with what accuracy) of the submesoscale signal would be seen by altimetry (Chavanne and Klein, 2010).

Accounting for the ocean submesoscales is a challenge for future oceanographic research and liable to bring much to an improved understanding and modeling of the ocean dynamics. Interestingly, submesoscale dynamics are also viewed as a key element of the biogeochemical behavior of the ocean and the filament structures might be indicative of enhanced primary production (e.g. Lévy et al., 2001). The observational prospects especially from space offer wide possibilities for actually observing those features. On the modeling side, present ocean models do not truly resolve submesoscale activities at global scales but progress is expected in the near future as regional models are already able to do so. In any case, the presence of high-resolution information will raise specific issues. In particular we will be confronted to a considerable amount of data from satellites which we may not be prepared to handle and use. Today, we are not yet able to optimally exploit the detailed high-resolution information that is contained in ocean color or SST satellite images for example.

The present work stands within this general oceanographic context. But it stands also within the specific methodological context of data assimilation. Data assimilation is an ensemble of techniques that aim at performing an optimal combination of information of various types (and with various errors) to obtain an improved description of a dynamical system. What is of interest for us here is how data assimilation can be adapted to handle huge masses of information and more specifically to find a way of assimilating structured information as for example the one that is observed in submesoscale tracers. A possible answer is image data assimilation as was discussed

* Corresponding author. Tel.: +33 476825010.

E-mail address: Lucile.gaultier@hmg.inpg.fr (L. Gaultier).

in particular by Titaud et al. (2010). Following these authors, we adopt the “image” terminology to refer to the spatial structures evidenced by the high-resolution original data. These image structures are simplified representations of these data and obtained through image processing techniques of different complexities. Then, data are substituted by this structure information and no longer by the original pointwise data. This is a way to reduce the size of the dataset while keeping the dynamical information content of the data. A lot of work in the literature is concerned with image treatment but this is not per se our interest here. The use of images leads to specific formulations of the data assimilation problem since contrary to the classical approach, this is not information on the system per se that is used but a proxy which characterizes the information structure (and its time evolution). Some recent studies have shown how Lagrangian tools can be used to link turbulence properties and tracer dynamics by deriving relevant proxies (Abraham and Bowen, 2002; d'Ovidio et al., 2009; Lehahn et al., 2007). Several types of proxies could be thought of such as the finite-size Lyapunov exponents (FSLE, Aurell et al., 1997), the finite-time Lyapunov exponents (FTLE, (Titaud et al., 2011)) or multiscale analysis (Yahia et al., 2010).

In this data assimilation context, the general objective of this paper is to explore how submesoscale information that is contained in satellite tracer fields can be used to better describe ocean dynamics at meso and larger scales. The overall problem is rather complex and this work has a clear preliminary nature. To tackle it, we made several choices:

- Nowadays, submesoscales are synoptically observed only by tracers and in particular through SST observations. In parallel, altimetry provides a relatively faithful access to mesoscale dynamics and in particular velocity field through the geostrophic derivation of the SSH. As a first step, we restrict ourselves to explore the capability of SST information at the submesoscales to correct for the meso-scale (and larger scale) dynamics as described by altimetry.
- To perform image data assimilation, the finite-size Lyapunov exponents field (FSLE) is used as the proxy variable for the velocity field. Images were thus created from FSLE fields. Images from the SST high-resolution controlling data are also required: they were simply obtained by computing the normalized gradients.
- In this work, we consider a simpler data assimilation problem in the sense that the date is fixed and therefore there is no time evolution. In other words, an inversion is performed.

Then, the goal of this work is to demonstrate that the submesoscales from the SST field can be inverted to improve the description of the altimetric velocity. The inversion from the SST to the SSH-derived velocity field is made by considering the misfits between two images from SST and SSH observations. The main challenges are: (i) from an oceanographic point of view, it concerns the capability to make use of submesoscale information to control large scale ocean circulation, (ii) from a data assimilation perspective, the capability of using images as a go-between for different types of data. Note that, in a recent work, Titaud et al. (2011) have addressed a partly similar sensitivity study in the context of numerical simulations (all information used were provided by model simulations). Therefore, one aim of the present work is to extend this study to real data and prove in a real context the feasibility of the approach.

The paper is organized as follows. In Section 2 the observations used in this study are presented as well as the FSLE definition and computations. The inverse method is detailed in Section 3. And the results are presented and discussed in Section 4. Conclusions are finally given in Section 5.

2. Observations and related quantities

The founding breakthrough for the present study lies in the observational evidence that mesoscale flow stirring can be

characterized quite faithfully by the distribution of Lyapunov exponents (Abraham and Bowen, 2002; d'Ovidio et al., 2004). This was further developed, for instance by Lehahn et al. (2007), who demonstrated a direct link between observed high-resolution chlorophyll images and mesoscale velocity fields derived from altimetric observations. Lyapunov exponents were also shown to realistically characterize ocean color images or even to identify patterns of trophic species (d'Ovidio et al., 2004; Kai et al., 2009).

We propose using the FSLE, following the same line of thought as D'Ovidio et al. (2004, 2009), applied to the velocity field derived from satellite altimetry. As indicated previously, FSLE is one possible tool but certainly not the only one. We found FSLE useful here to serve as a proxy to handle the inversion problem.

In this study, two satellite observation data sets are therefore considered: (i) high-resolution sea surface temperature (SST) images, which are used to provide information on the submesoscales and (ii) altimetric observations, which are used to derive surface velocity maps (and the corresponding FSLE).

The region of interest (Fig. 1) is located north of the Algerian current, in the Western basin of the Mediterranean Sea from 38.2°N to 40°N in latitude and from 4.8°E to 8°E in longitude. This area is convenient for our test case because the Algerian current is strongly unstable and characterized by a strong mesoscale and submesoscale activity, but also because of the relatively cloud-free coverage in this region.

As shown by Lehahn et al. (2007) or d'Ovidio et al. (2004), tracer concentrations tend to develop fronts along lines of maximum FSLE. More precisely, in Lehahn et al. (2007), the alignment of FSLE and chlorophyll gradients is studied. Looking at the angle between the chlorophyll isolines and the direction of the lines of the maximum of FSLEs, they found that almost half of the FSLE patterns are similar to the tracer isolines. Therefore frontal structures obtained from the binarization of the SST normalized gradients (Fig. 2c) can be compared with the binarization of the FSLE maximum lines (Fig. 3c). They actually are the two images that we like to compare in order to bring information from the SST to the FSLE that is derived from the velocity field.

2.1. SST observations

Tracers such as the SST can be observed daily with a resolution of few hundred meters, enabling the description of the submesoscale activity (in this area the appropriate length scale is around 1 km). Note also that SST sensors measure radiances in the near infrared and visible bands, therefore the observations are sensitive to the cloud cover. We chose a cloud free day (July 2nd, 2004) on this area as a test situation to get rid of undesired signals. The SST observations are obtained from the MODIS instrument at a resolution of 1 km (<http://oceancolor.gsfc.nasa.gov/>, L2 product) (Fig. 2a). This particular snapshot was also chosen because it encompasses a well defined eddy structure and associated fronts and filaments.

As for the FSLE, one needs to define an image from the SST data and characterize useful structures and contours. The detection of contours is a topical subject and there are different ways of dealing with this issue. We have chosen for this study the simplest method. The first step is to filter the SST image using a Lanczos filter (thus removing strongly correlated visible errors), then we compute the normalized gradient of the filtered image (Fig. 2b). The SST is slightly degraded at the same resolution of the FSLE image that is 1/48° (see Section 2.3). The last step is to binarize the normalized gradient of the SST (λ) to keep the maximum values (see Fig. 2c):

$$\hat{\lambda} = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda < \lambda^s \\ 1 & \text{if } \lambda \geq \lambda^s \end{cases} \quad (1)$$

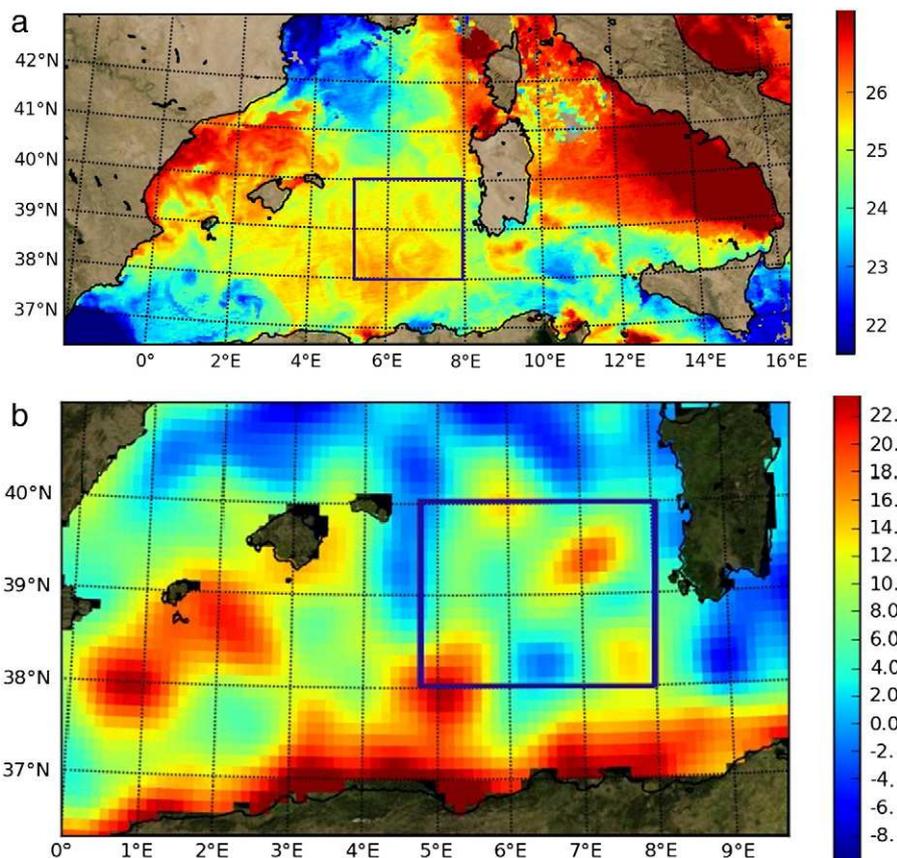


Fig. 1. Sea surface temperature (SST, in °C) in the Western Mediterranean Sea on June 30th, 2003 (a). Sea surface height (SSH, in cm) in the Algerian current on July 9th, 2003 (b). The study area is located in the purple rectangle.

The separation value λ^s is chosen as the percentile $\alpha=0.8$, in order to keep only 20% of all the values.

2.2. Altimetric observations

In this study, we use delayed time maps of absolute dynamic heights (DT-MADT regional products), and the derived geostrophic velocity products from the AVISO data base (<http://www.aviso.oceanobs.com>). The altimetric satellite SSH is measured along altimeter tracks. Several treatments are applied to these along-track measurements to correct for the various observation error components.

Then, the SSH maps are built using a space/time objective analysis method in order to merge the signals of several altimeters (ERS-ENVISAT, TOPEX/POSEIDON and JASON). The resolution of this product is $1/8^\circ$ with a map delivered every week. The surface velocity field is inferred from the previous data set using the geostrophic hypothesis and has the same resolution ($1/8^\circ$).

The velocity field is computed for June 30th, 2004, that is the available AVISO velocity field which has the closest day to July 2nd, 2004. Fig. 3a shows such a field and an eddy signature is also clearly visible in the area although significantly different from the SST pattern shown in Fig. 2a.

2.3. Finite size Lyapunov exponents

Among the Lagrangian tools, finite-time Lyapunov exponents (FTLE) and finite-size Lyapunov exponent (FSLE) fields are of peculiar interest. The FTLE measure the growth of perturbations after advecting particles for a fixed time (Shadden et al., 2005), whereas the FSLE measure the times needed to separate particles by a fixed distance (Lacorata et al., 2001). Here, we use only FSLE and compute the

FSLE fields, according to the FSLE definition, by the exponential rate at which two particles separate from a distance δ_0 to δ_f :

$$\lambda = \frac{1}{\tau} \ln \frac{\delta_f}{\delta_0}. \quad (2)$$

The FSLE fields give a measure of horizontal stirring and dispersion. The ridges of FSLE can also be seen as the Lagrangian transport barriers of the fluid, so that the tracer gradient patterns are quite similar to the maximum lines of FSLE.

The same approach as the one described by d'Ovidio et al. (2004) is used here to calculate FSLE fields. The mesoscale velocity is interpolated at the FSLE computed resolution, δ_0 , that is chosen to be $1/48^\circ$. Four particles are then advected by this velocity field from a distance δ_0 to a distance δ_f . For each pixel, the outcome is the minimum time $t = 1/\tau$ taken by two particles to be at a distance δ_f . The parameter δ_0 is chosen to fit the $1/48^\circ$ final grid and the distance δ_f is equal to the eddy length scale (0.6° was found adequate in our case). The particles are advected backward in time so that the maximum lines of FSLE represent the unstable manifold. Fig. 3b shows the FSLE field derived from the June 30th, 2004 AVISO velocity field. The velocity is assumed to vanish at the boundaries so that no particles are advected outside the domain. To check the influence of this assumption, the FSLE image has also been computed using a velocity map on a larger region. In this case, the particles are advected outside the domain. This image (not shown) is similar to the one computed in Fig. 3b (finite domain) except very close to the boundaries.

To characterize FSLE images, the FSLE fields are binarized using the same method as for the binarization of the SST (Eq. (1)). The threshold is also chosen so that 20% of all FSLE values in a given image are kept. This value has been chosen empirically as it gives the simplest description of the maximum line patterns. This is a

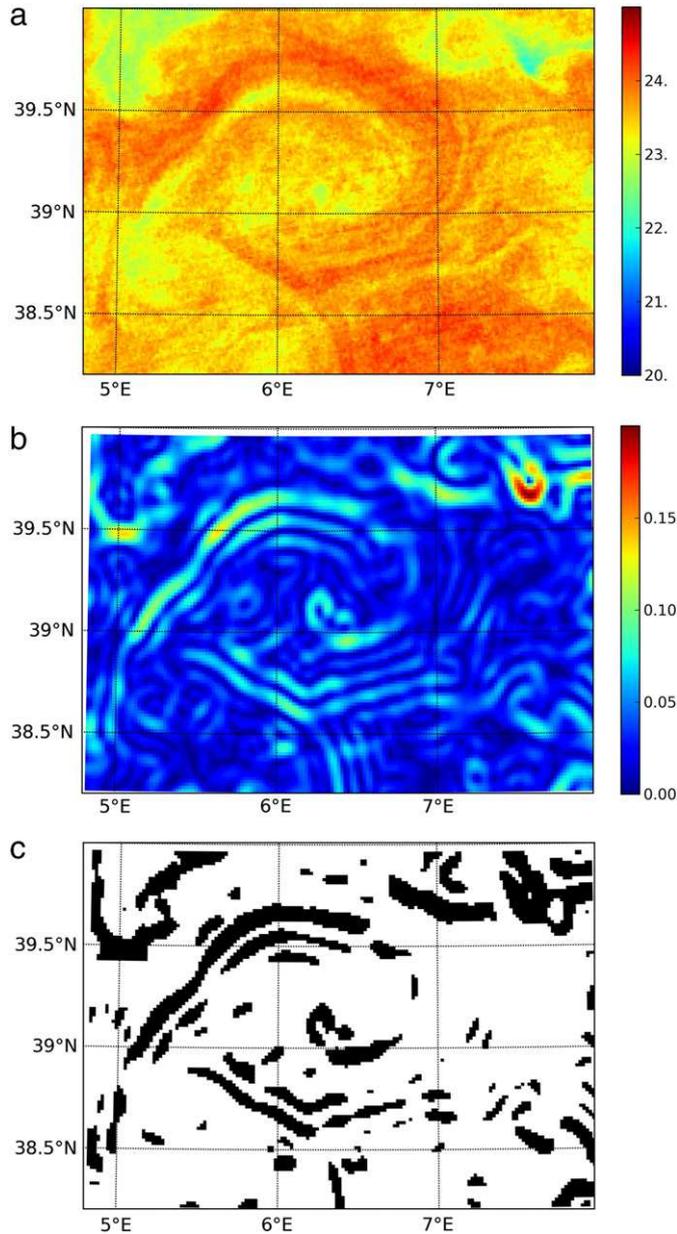


Fig. 2. SST ($^{\circ}\text{C}$) from MODIS sensor on July 2nd, 2004 (a). Norm of the SST gradients (b). Image resulting from the binarization of the normalized SST gradients (c).

pragmatic approach and further works will make more consideration of the definition of appropriate images.

Looking at Figs. 2c and 3c, some similar patterns can be observed but also misfits. This main and most meaningful reason for the image misfits is that the submesoscale tracer image should contain useful information about the velocity field. It means that extracting dynamical information from the tracer structure may enable us to compensate for the lack of time and space resolution of AVISO data set and to improve the AVISO velocity. Deficiency in resolution is indeed a known limitation of altimetric data because of the large altimetric satellite track intervals. But also, it must be recalled that these two images are not expected to match perfectly. First, because both images are contaminated by noise, as a result of inaccurate observations, data treatment and image construction. The SST image processing shows evidence of this, in particular through its noisy nature and the discontinuities seen in frontal structures that are likely unrealistic. Further, the use of the computed FSLE relies on assumptions that are not met in reality such as the stationary velocity assumption during the computation of FSLE

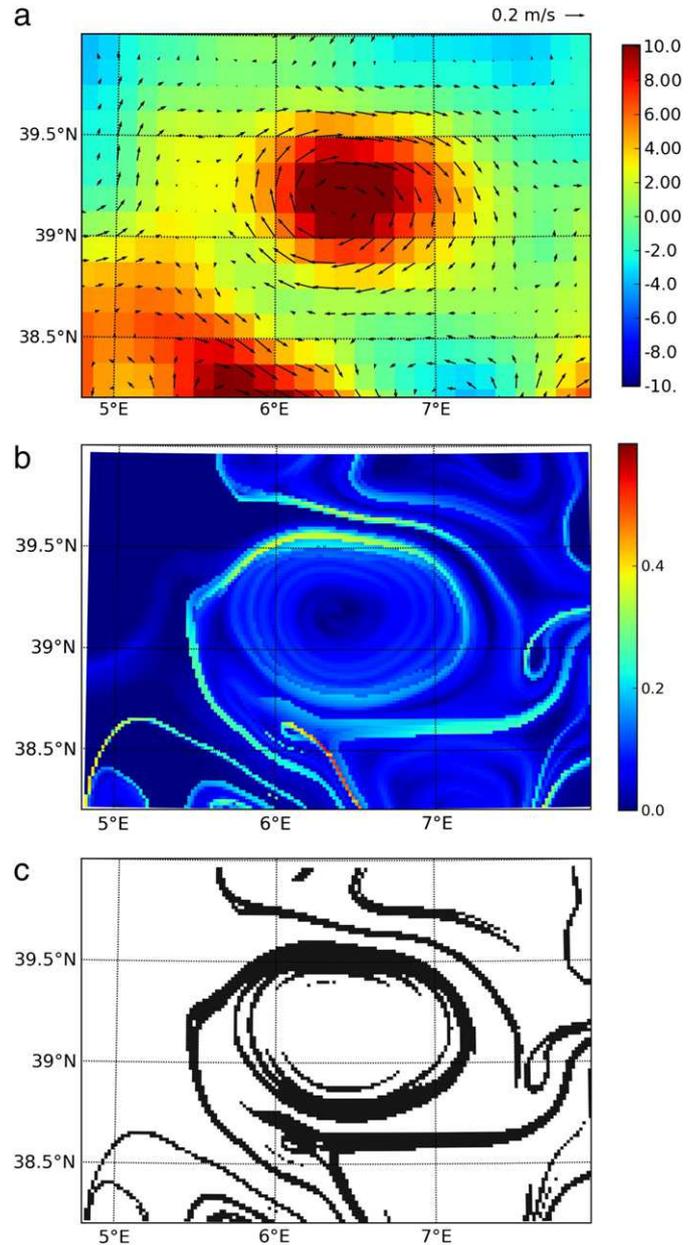


Fig. 3. Geostrophic velocity vectors (in $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) superimposed on the SSH field (in cm) on June 30th, 2004 from AVISO mapped products (a). FSLE field (in day^{-1}) derived from the geostrophic velocity (b). Image resulting from the binarization of the FSLE field (c).

and the passive feature of the tracer. Second, the SST and the FSLE image structures are two different representations of the ocean. For example, one should keep in mind that SST structures are a consequence of the oceanic circulation and thus, a time-lag may be expected between the SST gradients and the FSLE. In order to quantify more precisely how much synthetic SST and FSLE images may differ in an idealized framework (i.e. without any observational noise), a follow-up of this study will be undertaken by investigating this question using a high resolution numerical model. For all these reasons, some mismatches must be assumed between the SST gradient image and the FSLE image. In practice, the main misfit between the FSLE and the SST likely originates from the velocity field itself that contains errors due to the previously mentioned reasons, due to sub-sampling errors in time and space of altimetric data, but also due to the computation of the velocity from the SSH which assumes geostrophy and does not take into account the submesoscale dynamics. The inverse problem formulated in

Section 3 aims at reducing the uncertainty on the mesoscale velocity field by injecting new information from the tracer patterns. The parameterization of the inverse problem is quite complex because the different errors are not accurately known; hence, a “bulk” weight must be defined to balance the different kinds of errors. In the present study, the weight has been prescribed somewhat empirically by looking at the overall consistency of the correction applied on the mesoscale velocity.

3. Formulation of the inverse problem

To formulate the inverse problem, we consider the AVISO velocity map (Fig. 3a) as a background velocity \mathbf{u}_b and the observation $\hat{\lambda}_o$ of the tracer pattern (Fig. 2c) as an additional information about velocity. The problem can then be solved using the Bayes theorem:

$$p^a(\mathbf{u}) \propto p^b(\mathbf{u})p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u}) \quad (3)$$

where $p^b(\mathbf{u}) = p(\mathbf{u}|\mathbf{u}_b)$ is the prior probability distribution for the velocity \mathbf{u} , $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$ is the conditional probability of the observed structure $\hat{\lambda}_o$ given the velocity \mathbf{u} , and $p^a(\mathbf{u}) = p(\mathbf{u}|\mathbf{u}_b, \hat{\lambda}_o)$ is the posterior probability distribution for the velocity \mathbf{u} . To solve the problem, we thus need a parameterization for $p^b(\mathbf{u})$ and $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$.

3.1. Parameterization of the background and observation errors

We need first a parameterization of the prior probability distribution $p^b(\mathbf{u})$, describing the errors on the background velocity \mathbf{u}_b . As a simple choice, we make the assumption that it is Gaussian:

$$p^b(\mathbf{u}) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{u}-\mathbf{u}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{u}-\mathbf{u}_b)\right] \quad (4)$$

where \mathbf{B} is the background error covariance matrix. To parameterize the \mathbf{B} matrix, we assume that it is proportional to the covariance of the variability of the AVISO velocity (between years 1998 and 2009), truncated to the $r=50$ first EOFs. $\mathbf{B} = \mathbf{S}\mathbf{S}^T$ is thus a reduced rank covariance matrix, so that the inverse in Eq. (4) must be considered as a pseudo-inverse. Velocity maps with non-zero prior probability are then all included in a reduced space of dimension r defined by:

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_b + \mathbf{S}^T \mathbf{x} \quad (5)$$

where \mathbf{x} is a reduced control vector (of dimension $r=50$) with prior probability after introducing Eq. (5) into Eq. (4):

$$p^b(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \mathbf{x}\right). \quad (6)$$

Second, we need to parameterize the conditional probability of the observed structure $\hat{\lambda}_o$ given the velocity \mathbf{u} . It is in the parameterization of this probability distribution that enters the key originality of this paper: we assume that $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$ is a decreasing function of the distance between the observed tracer pattern and the FSLE pattern $\hat{\lambda}(\mathbf{u})$ derived from the velocity, for instance:

$$p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u}) \propto \exp\left[-\frac{1}{2}\mu\|\hat{\lambda}_o-\hat{\lambda}(\mathbf{u})\|^2\right] \quad (7)$$

where $\|\hat{\lambda}_o-\hat{\lambda}(\mathbf{u})\|$ is the ℓ_2 -norm of the difference between the two structures (as represented in Figs. 2c and 3c, for $\mathbf{u} = \mathbf{u}_b$), and μ is a parameter governing the decrease of probability density as a function of

this norm. This probability distribution is meant to represent observation errors such as mentioned previously.

Having specified the prior probability distributions, the solution of the inverse problem can be expressed either as a maximum posterior probability estimator, or as a minimum variance estimator. In practice, we describe here below how the solution is obtained by combining the two approaches in sequence.

3.2. Maximum probability estimator

A first kind of estimator that can be deduced from the Bayes theorem in Eq. (3) can be obtained by maximizing the posterior probability $p^a(\mathbf{u})$, or by minimizing the cost function $J(\mathbf{u}) = -\log p^a(\mathbf{u})$. Using the parameterization in Eqs. (4) and (7), this cost function can be written as:

$$J(\mathbf{u}) = \mu\|\hat{\lambda}_o-\hat{\lambda}(\mathbf{u})\|^2 + (\mathbf{u}-\mathbf{u}_b)^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{u}-\mathbf{u}_b) \quad (8)$$

or, as a function of the reduced dimension control vector \mathbf{x} :

$$J(\mathbf{x}) = \mu\|\hat{\lambda}_o-\hat{\lambda}[\mathbf{x}]\|^2 + \mathbf{x}^T \mathbf{x} \quad (9)$$

where $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ is given by Eq. (5). By minimizing this cost function, we see that we should reach a velocity map that is at the same time not too far from the background velocity (second term of J) and with FSLE patterns that are closer to the tracer frontal patterns (first term of J). The parameter μ governs the relative importance given to the 2 terms.

The main difficulty with this cost function is that the function $\hat{\lambda}(\mathbf{u})$ relating the FSLE pattern to velocity is very nonlinear. Moreover, as a result of the binarization introduced in Eq. (1) (to compare to $\hat{\lambda}_o$), it is even not differentiable. Furthermore, as will be observed in the experiments (see Section 4), the global minimum of $J(\mathbf{u})$ is surrounded by a large quantity of local minima, in which local minimization methods can easily be trapped, thus never reaching the global minimum of the function. A quite sophisticated method is thus needed to minimize $J(\mathbf{x})$ and, in practice, the solution is first approached by applying a simulated annealing algorithm, which is designed as follows.

The algorithm is initialized at $\mathbf{x}_0 = 0$ (i.e. at the background velocity $\mathbf{u} = \mathbf{u}_b$), and the following operations are iterated ($i=1, \dots, N$) until convergence:

1. Sample a random perturbation $\delta\mathbf{x}$ of the control vector from the Gaussian probability distribution:

$$p(\delta\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\delta\mathbf{x}^T \delta\mathbf{x}\right). \quad (10)$$

2. Compute the corresponding variation of the cost function:

$$\delta J = J(\mathbf{x}_{i-1} + \delta\mathbf{x}) - J(\mathbf{x}_{i-1}). \quad (11)$$

3. The new iterate is accepted ($\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_{i-1} + \delta\mathbf{x}$), if
 - we go downhill ($\delta J \leq 0$), or if
 - we go uphill ($\delta J > 0$), with acceptance probability $p = \exp(-\delta J/T)$.

It is this possibility of accepting uphill moves that makes possible to escape from local minima and to continue converging toward the global minimum (see van Laarhoven and Aarts (1987) for more detail).

However, convergence is only possible if the scheduling of the algorithm (i.e. the amplitude σ of the perturbations and the temperature T) is correctly tuned as a function of the characteristics of the cost function. For our problem, we found that a possible schedule is given by parameterizing σ and T as a function of the current value of J :

$$\sigma = \alpha J \quad \text{and} \quad T = \beta(J - J_{min}) \quad (12)$$

where α and β are two constant parameters, and J_{min} is the current best estimate of the global minimum. If we underestimate J_{min} , this means

that the temperature T does not tend to zero when we reach the global minimum, and the algorithm keeps oscillating around the solution. If this is observed, J_{min} should be progressively increased until convergence. In our study, this is not crucially important because the simulated annealing algorithm is only used to initialize the sampling of $p^a(\mathbf{u})$ in a region with high posterior probability, therefore a rough and constant approximation of J_{min} is always sufficient (see Section 3.3).

Finally, it is interesting to note that, if we omit the background term in the cost function, we obtain the maximum likelihood estimator, i.e. the velocity \mathbf{u} maximizing the likelihood $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$ of the observed pattern. However, this would not be a possible solution here because the pattern $\hat{\lambda}(\mathbf{u})$ is only weakly sensitive to a global multiplying factor applied to the velocity map. This global factor would not be correctly controlled, and would constantly derive during the maximization of $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$. A background term is thus essential in this study to have a well-posed inverse problem.

3.3. Minimum variance estimator

A second kind of estimator that can be deduced from the Bayes theorem in Eq. (3) is the minimum variance estimator defined by the expected value of the posterior probability distribution:

$$\bar{\mathbf{u}} = \int \mathbf{u} p^a(\mathbf{u}) d\mathbf{u}. \quad (13)$$

In practice, this estimate is computed in a second step by sampling $p^a(\mathbf{u})$ and by taking the mean of the resulting sample:

$$\bar{\mathbf{u}} \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{u}_i \quad (14)$$

where \mathbf{u}_i is a sample of size n of $p^a(\mathbf{u})$. A key advantage of this estimator is that the dispersion of the sample also provides information about the posterior uncertainty. For instance, the error variance is given by:

$$\overline{\delta \mathbf{u}^2} \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{u}_i - \bar{\mathbf{u}})^2. \quad (15)$$

The main difficulty with this estimator is to achieve an efficient sampling of the posterior distribution $p^a(\mathbf{u})$, defined in a space of dimension $r = 50$ [by the reduced control vector \mathbf{x} , see Eq. (5)]. A classical method to sample a probability distribution $p(\mathbf{x})$ for a random vector \mathbf{x} with many dimensions $i = 1, \dots, r$ is the Gibbs sampler (Casella and George, 1992; Geman and Geman, 1984), which works as follows:

1. Loop on the dimensions of the control space, and sample the conditional probability distribution:

$$p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_r) \quad (16)$$

where all components $x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_r$ are frozen to their values in the previous draw in the sample.

2. Loop on the previous step until the required sample size is reached [in our case, until convergence of the mean in Eq. (14)].

The problem of sampling $p(\mathbf{x})$ is then reduced to sequentially sampling the one-dimensional conditional distributions.

In our case, with the parameterizations (6) and (7) for $p^b(\mathbf{x})$ and $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$, this conditional probability distribution can be written as:

$$p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_r) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}x_i^2\right) \exp\left[-\frac{1}{2}(J_o(\mathbf{x}) - J_o^{min})\right] \quad (17)$$

where

$$J_o(\mathbf{x}) = \mu \|\hat{\lambda}_o - \hat{\lambda}[\mathbf{u}(\mathbf{x})]\|^2 \quad (18)$$

is the observation component of the cost function in Eq. (9). This probability distribution can be sampled using the rejection method, with $p_{ref} \propto \exp\left(-\frac{1}{2}x_i^2\right)$ as the comparison distribution, and accepting the draws from $p_{ref}(x_i)$ with probability:

$$q = \exp\left[-\frac{1}{2}(J_o(\mathbf{x}) - J_o^{min})\right]. \quad (19)$$

The problem with the rejection method is that it becomes extremely inefficient as soon as $q \ll 1$ [i.e. when the sampling is driven far away from the minimum of $J_o(\mathbf{x})$], because most of the draws from the comparison distribution (all requiring an evaluation of $J_o(\mathbf{x})$ to compute the rejection probability q) must be rejected from the sample.

To avoid this problem, we modify the rejection probability q in the following way:

$$q = \begin{cases} \exp\left[-\frac{1}{2}(J_o(\mathbf{x}) - J_o^{min})\right] & \text{for } J_o(\mathbf{x}) \leq J_o^{max} \\ 0 & \text{for } J_o(\mathbf{x}) > J_o^{max} \end{cases} \quad (20)$$

in such a way that we never sample the regions with a large value of $J_o(\mathbf{x}) (> J_o^{max})$, so that finding a next draw in the Gibbs sampler always remains very fast. Moreover, this modification should not be viewed as an approximation if we consider that it simply corresponds to a modified parameterization for $p(\hat{\lambda}_o|\mathbf{u})$ in Eq. (4): the probability of the observed structure is set to zero for $J_o(\mathbf{x}) > J_o^{max}$, which means that a large misfit between the tracer frontal patterns and the FSLE patterns is considered impossible. However, this also means that we must initialize the Gibbs sampler with a control vector \mathbf{x} such that $J_o(\mathbf{x}) < J_o^{max}$. This is why we need to run the minimization algorithm first (by simulated annealing, as explained in Section 3.2) until this condition is verified.

The overall numerical cost of the inverse problem is mainly related to the number of evaluation of $J(\mathbf{x})$ in Eq. (9) or $J_o(\mathbf{x})$ in Eq. (20), because each evaluation of J and J_o requires the computation of the FSLE pattern $\hat{\lambda}(\mathbf{u})$ from the velocity \mathbf{u} . Since each iteration of the simulated annealing algorithm and each draw of the Gibbs sampler (accepted or rejected) requires one evaluation of J or J_o , the total cost of the inversion is directly linked to the number of iterations required to reach a value of $J_o(\mathbf{x})$ below J_o^{max} , plus the number of draws required to reach the required accuracy for the mean in Eq. (14).

4. Results of the estimation process

The prerequisite for a successful estimation process lies in the good conditioning of the cost function as expressed in Eq. (8). In this section, we present the investigations that have been made on the cost function behavior in two successive stages: first by looking at the simple inversion of the intermediate FSLE field, second at the inversion of the actual data. Let us recall that the feasibility of the FSLE inversion has already been demonstrated when data are simulated by a numerical model (Titaut et al., 2011). Here the feasibility of this FSLE inversion is similarly studied. FSLE are now obtained from real data and, in addition, the actual inversion is performed. In any case, the issue is to analyze the variations of the cost function in different directions of errors to assess whether a global minimum can be identified and whether depending on the shape of the cost function a successful minimization can be reached.

4.1. FSLE inversion

In this first experiment, the tracer observation is assumed to correspond to the FSLE derived from the true velocity on June 30th, 2004. We create an approximate first estimate of the background velocity. Next, we perturb this background velocity to retrieve the true one using the maximum probability estimator described in Section 3.2. Comparing the FSLE derived from the perturbed velocity with the true one, we look for the velocity that minimizes the cost function (see Eq. (8)). Fig. 4a shows the variations of the misfit between the truth and the perturbed fields for several directions of perturbation from the sub-space of errors. Each curve corresponds to the variation of the misfit as a function of the amplitude of perturbation for one direction of perturbation. A global minimum can be identified in the different curves. Therefore, it was considered reasonable to try minimizing this cost function and to achieve the actual minimization at a moderate numerical cost. The actual process of minimization of the cost function (Fig. 4b) was performed and a stable minimum was reached. The convergence rate of the process of minimization has not been optimized yet since it is fast enough for our study.

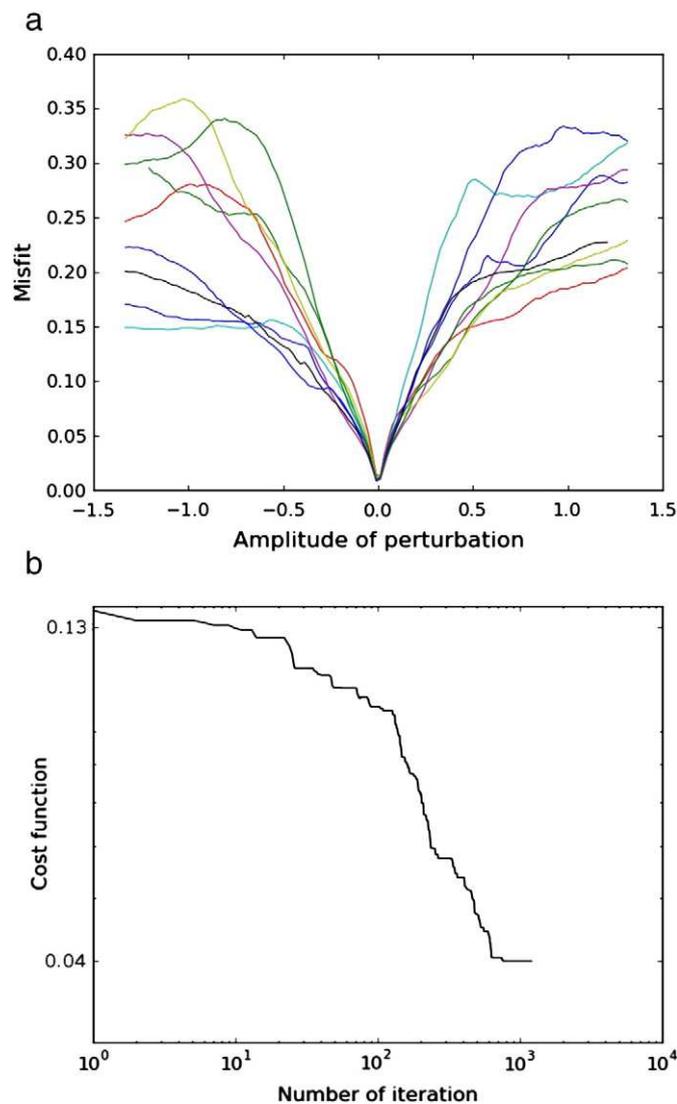


Fig. 4. Misfit between the perturbed field and the true field as a function of the amplitude of perturbation for several directions of errors (a). Variation of the log of the cost function of the twin experiment with the log of the number of iterations (b). The tracer observation is the FSLE derived from the true velocity on June 30th, 2004.

Nonetheless an optimization of the minimization process may be needed to render this process more operational. As the truth is known, it was possible to assess the reconstructed velocity according to the true one. The result was found successful since the true field and the reconstructed field are quite similar (figures not shown).

4.2. SST image inversion

In the real data inversion experiment we then look at the actual SST image and proceed as previously. Fig. 5a shows the variations of the misfit between the perturbed field and the optimal solution of our problem as described in Fig. 6. One can see that the global minimum is not easy to find using only the maximum probability estimator (Section 3.2). In Fig. 5b one can see that the global minimum is approached but some uncertainties remain on the determination of the minimum, as indicated by the rather irregular variation of the cost function. Performing more iterations shows that the cost function reaches a plateau, but irregular variations around this plateau are observed which impair a fully satisfactory convergence. The limit of the maximum probability estimation is then reached.

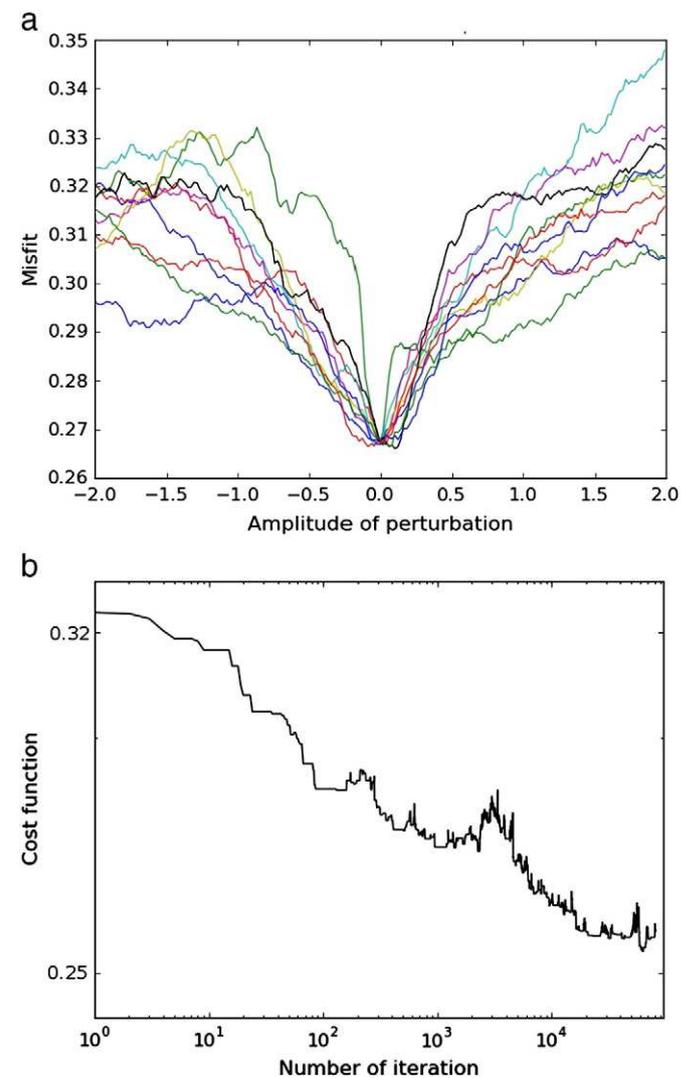


Fig. 5. Misfit between the perturbed field and the optimal solution as a function of the amplitude of perturbation for several directions of errors (a). Variation of the log of the cost function with the log of the number of iterations (b). The observation considered for this cost function is the SST image from MODIS sensor on July 2nd, 2004.

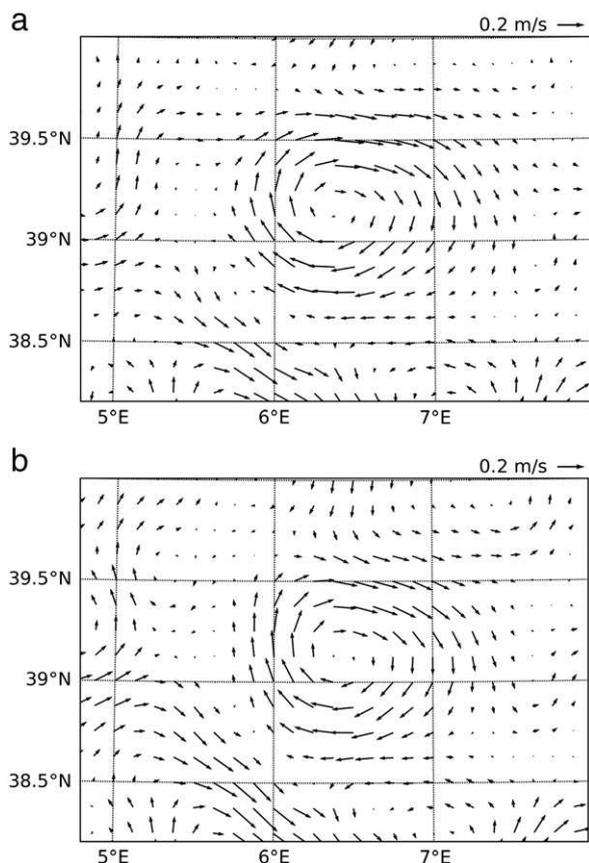


Fig. 6. AVISO velocity on June 30th, 2004 (a) and corrected AVISO velocity (b) (in m/s).

To go further, the complementary approach of the Gibbs sampler is used, as explained in Section 3.3. In practice, after decreasing the cost function using a simulated annealing algorithm, the Gibbs sampler is used to get a sample of all the perturbations that correspond to a high probability of the solution (cost function plateau). These perturbations are potential solutions of our problem and are stored together with the corresponding cost function. Then, the best estimate of the velocity is computed using the mean of all the potential solutions found using the Gibbs sampler.

Fig. 6 compares the background velocity (from the altimetric observations) and the corrected velocity inferred from the process of minimization. It can be seen that the corrections applied to the eddy field in the region are coherent with the tracer structure. As expected the flow is constrained to roughly follow the lines of SST maximum gradients. The areas where the AVISO velocity vectors cross the SST gradient have been corrected so that the flow more closely follows the lines of maximum gradients. It is particularly clear in the north east part of the eddy where the velocity vectors are modified to make the flow consistent with the SST filaments.

Another way of construing the results is to look at the FSLE field that is computed from the corrected velocity field with regard to the original FSLE (Fig. 7). Interestingly the “corrected” FSLE field (Fig. 7b) exhibits some new filament structures that were not in the original one and that seem to enrich the dynamical field in this area (although we do not have a way to assess the accuracy of this).

Although the corrected field fulfills our expectations, some of the corrections on the flow do not seem really appropriate. Indeed some corrections, such as the one applied on the West border of the gyre, mismatch the tracer image. The flow is modified while we detect no specific structure on the SST image.

At this stage, the extent to which the correction brought to the velocity field is accurate cannot be fully validated. Nevertheless, our

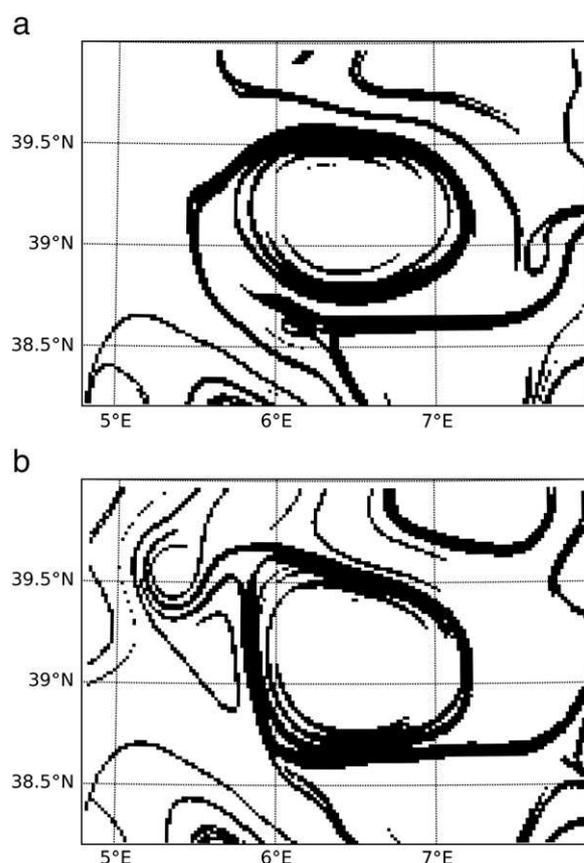


Fig. 7. Binarized FSLE field derived from the AVISO velocity (a) and binarized FSLE field derived from the corrected velocity field (b) (in day^{-1}).

methodological approach brings us some elements to assess the error bar resulting from the minimization process. Indeed, the big asset of the Gibbs sampler (Section 3.3) is that we can compute the standard deviation of all the possible perturbations in order to estimate the uncertainty on our result. Fig. 8 highlights the fact that the value of the standard deviation of the sample computed by the minimum variance estimator (less than $2 \cdot 10^{-2}$ m/s) is low compared to the correction applied to the velocity i.e. the difference between the corrected velocity and the background velocity (about $\pm 10^{-1}$ m/s). It means that the uncertainty on the result is small, and therefore we can trust that the velocity resulting from the inversion of sub-mesoscale tracer information is reliable.

In addition, Fig. 8 gives information on the spatial distribution of errors. One can see in particular that the correction on the velocity around the main eddy is reliable (low standard deviation). The less trustworthy areas (high standard deviation) correspond to the ones where the process fails due to some remaining noise in the tracer image. A strong signature on the standard deviation is also found in the south west corner, where the correction on the velocity is important. This may be due to the fuzzy aspect of the signal on the SST in this corner so that the contour detection algorithm does not work perfectly in this area. Given the simplicity of the process of filament detection, the low value of the methodological uncertainty is beyond our expectations.

Additional diagnostics can be made by looking back at the SSH signal when computed from the corrected velocity field. The assumption of a geostrophic flow is necessary for the reconstruction of the SSH using the corrected velocity even though the geostrophic assumption has not been used to obtain this corrected velocity. This is what is shown in Fig. 9 which compares the original SSH from AVISO, the SSH resulting from the corrected velocity field and shows the

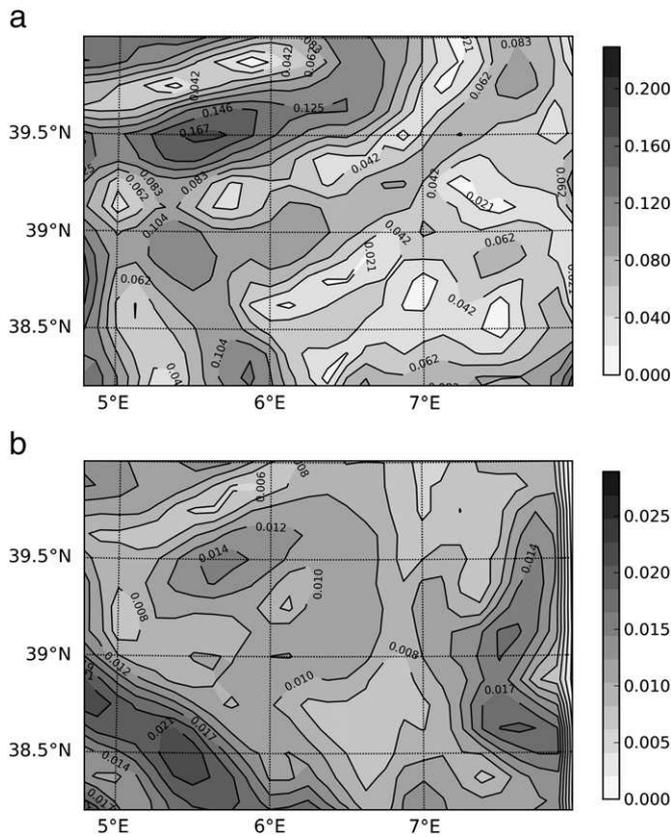


Fig. 8. Norm of the difference between the background velocity vector (from AVISO) and the corrected velocity vector (in m.s^{-1}) (a). Norm of the standard deviation of the sample provided by the Gibbs sampler in m.s^{-1} (b).

difference between these two SSH fields. The maximum correction is located in the south west corner and reaches 4 cm. It is much smaller elsewhere. This must be compared to the reference with the value of 3 cm Rms which is a rather standard value used for the altimetry error estimate in data assimilation studies (Testut et al., 2003).

5. Conclusion

In this paper, a case study has been presented that demonstrates the feasibility to correct an observed velocity field (derived from SSH data by geostrophy) using a satellite tracer image (here a SST field). Using maximum probability and minimum variance estimators, the velocity field has been corrected so that a better match to the submesoscale SST filament structures is reached. The corrections are consistent with the submesoscale tracer observations based on the rationale that has been exposed in the founding papers such as those of Abraham and Bowen (2002) and d'Ovidio et al. (2004). This is the first interesting result pointing out that indeed information from the submesoscales is invertible and useful for the control of larger scales.

The process that leads to this correction involves the comparison between two types of “images” of the same flow: one is extracted from the finite size Lyapunov exponent map that is derived from the observed velocity and the other is constructed from the normalized gradient of the SST data. These two “images” are not based on quantities of the same nature. They are only spatially structured information the correspondence of which was liable to be useful and indeed appears to be so. This is the second, and to our knowledge novel, result of interest since it shows the feasibility of image data assimilation in the oceanographic context and for real data.

To carry out the actual correction, we have developed a two step estimation based on the Bayes theorem: an estimation of the

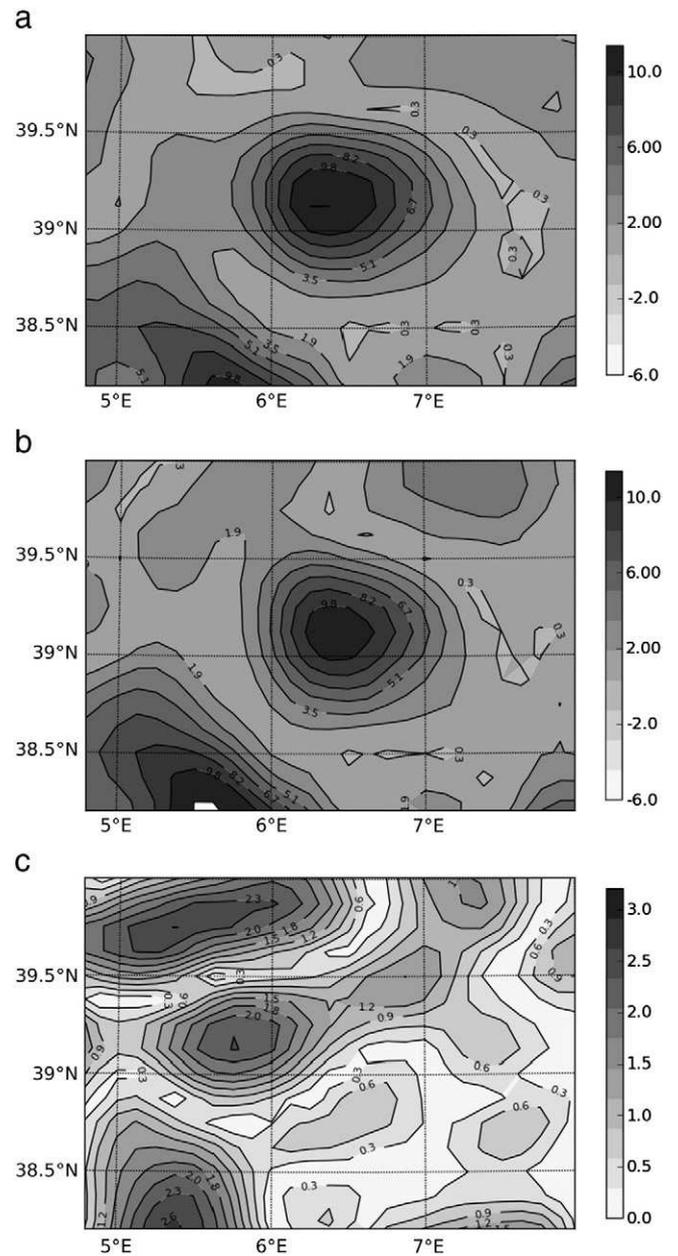


Fig. 9. Sea surface height (SSH, in cm) from AVISO on June 30th, map of absolute dynamic height (ADT) (a). Corrected SSH (b). Difference between the observed SSH and the corrected SSH (c).

maximum probability that also stands as the minimization of the misfit cost function, and a minimum variance estimation that is developed using the Gibbs sampler. Provided that data error information can be obtained with some confidence, the method gives not only field corrections but also error estimates on these corrections. In the present case, we made some simple assumptions on the error structure based on the AVISO data variability. The methodology developed is certainly of larger scope than the simple test case carried out here. We think it is also per se a result of interest from this paper.

One important dimension of this work relates to the scales of the SST and SSH original products. The outcome of this study using real observations is that submesoscale tracer images are useful to control ocean physics and can compensate for the lack of SSH resolution in time and space. The velocity field is obtained from SSH products at a $1/8^\circ$ scale. The FSLE maps are computed from this velocity field with a $1/48^\circ$ resolution. The SST maps are obtained at a $1/100^\circ$ resolution and are slightly

degrader to $1/48^\circ$ to fit the FSLE map resolution. The optimization process leading to the corrections is performed in a $1/48^\circ$ dimensional space. The feedback from this optimization is reflected on the only $1/8^\circ$ corrected velocity field. This can be seen as a way of parameterizing the difficult problem of the inverse cascade from the submesoscales toward larger scales (e.g. Capet et al., 2008a)

Although the results are clearly positive regarding the feasibility of submesoscale inversion, a number of uncertainties remain about the effective control of the flow field. The strength of the proposed methodological approach is that it can handle properly the errors and provide faithful error estimates. But this assumes that data and structure errors are known with confidence. More work is necessary to refine the methodological approach and to provide a more precise assessment of the efficiency of the control. This issue of assessing the final errors is difficult to reach with noisy data, especially as we aim at taking care of a fully time evolving problem. In such a realistic situation, it is difficult to expect accurate information on the data errors at all necessary scales for the full validation of the process. That is why, we think for the near future of the setting of a fully coupled high-resolution physico-biogeochemical model that will allow to perform twin-experiments in which the errors will be perfectly known. This is seen as a necessary step for setting up a complete data assimilation system for the submesoscale data.

Further investigations will also include the improvements of image processing that are used in the minimization process. Preliminary investigations using more elaborated algorithms for filament structure detection have been performed. They show improvements of the results and must be further analyzed and rationalized.

Acknowledgments

This research has been conducted with the support of the CNES (French Space Agency) and the CNRS (French National Research center). We also thank Francesco d'Ovidio (from LOCEAN-IPSL) and Konstantin Koshel (from V.I.Ill'ichev Pacific Oceanological Institute) for providing codes to calculate the FSLE.

References

- Abraham, E.R., Bowen, M.M., 2002. Chaotic stirring by a mesoscale surface-ocean flow. *Chaos: an interdisciplinary, J. Nonlinear Sci.* 12 (2), 373–381.
- Aurell, E., Boffetta, G., Crisanti, A., Paladin, G., Vulpiani, A., 1997. Predictability in the large: an extension of the concept of Lyapunov exponent. *J. Phys. A: Math. Gen.* 30 (3), 4.
- Capet, X., Klein, P., Hua, B.L., Lapeyre, G., McWilliams, J.C., 2008a. Surface kinetic energy transfer in surface quasi-geostrophic flows. *J. Fluid Mech.* 604, 165–174.
- Capet, X., McWilliams, J.C., Molemaker, M.J., Shchepetkin, A.F., 2008b. Mesoscale to submesoscale transition in the California current system. Part I: flow structure, eddy flux, and observational tests. *Am. Meteorol. Soc.* 38 (1), 29–43.
- Casella, G., George, E.I., 1992. Explaining the Gibbs sampler. *Am. Stat.* 46 (3), 167–174 Aug.
- Chavanne, C.P., Klein, P., 2010. Can oceanic submesoscale processes be observed with satellite altimetry. *Geophys. Res. Lett.* 22, L22602 Nov..
- d'Ovidio, F., Fernandez, V., Hernandez-Garcia, E., Lopez, C., 2004. Mixing structures in the Mediterranean Sea from finite-size Lyapunov exponents. *Geophys. Res. Lett.* 31 (17), L17203.
- d'Ovidio, F., Isern-Fontanet, J., Lopez, C., Hernandez-Garcia, E., Garcia-Ladona, E., 2009. Comparison between Eulerian diagnostics and finite-size Lyapunov exponents computed from altimetry in the Algerian basin. *Deep-Sea Res. I Oceanogr. Res. Pap.* 56 (1), 15–31.
- Geman, S., Geman, D., 1984. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *Pattern analysis and machine intelligence. IEEE Trans. PAMI* 6 (6), 721–741.
- Kai, E.T., Rossi, V., Sudre, J., Weimerskirch, H., Lopez, C., Hernandez-Garcia, E., Marsac, F., Garçon, V., 2009. Top marine predators track Lagrangian coherent structures. *PNAS* 106 (20), 8245–8250 May.
- Klein, P., Lapeyre, G., Rouillet, G., Gentil, S.L., Ssaki, H., 2010. Ocean turbulence at meso and submesoscales: connection between surface and interior dynamics. *Geophys. Astrophys. Fluid Dyn.*
- Lacorata, G., Aurell, E., Vulpiani, A., 2001. Drifters dispersion in the Adriatic Sea: Lagrangian data and chaotic model. *Ann. Geophys.* 19, 121–129 Feb..
- Lehahn, Y., d'Ovidio, F., Lévy, M., Heifetz, E., 2007. Stirring of the northeast Atlantic spring bloom: a Lagrangian analysis based on multisatellite data. *J. Geophys. Res.* 112, C08005.
- LeTraon, P.Y., Morrow, R., 2011. Ocean currents and eddies. *Satellite Altimetry and Earth Sciences, International Geophysics Series*, 69. Academic Press, pp. 171–215.
- Lévy, M., Klein, P., Treguier, A.-M., 2001. Impact of sub-mesoscale physics on production and subduction of phytoplankton in an oligotrophic regime. *J. Mar. Res.* 59 (4), 535–565.
- Marchesiello, P., McWilliams, J.C., Shchepetkin, A., 2003. Equilibrium structure and dynamics of the California current system. *J. Phys. Oceanogr.* 33 (4), 753–783.
- Marchesiello, P., Capet, X., Menkes, C., Kennan, S.C., 2011. Submesoscale dynamics in tropical instability waves. *Ocean Modell.* 39, 31–46.
- Shadden, S.C., Lekien, F., Marsden, J.E., 2005. Definition and properties of Lagrangian coherent structures from finite-time Lyapunov exponents in two-dimensional aperiodic flows. *Physica D* 212 (3–4), 271–304.
- Testut, C.-E., Brasseur, P., Brankart, J.-M., Verron, J., 2003. Assimilation of sea-surface temperature and altimetric observations during 1992–1993 into an eddy permitting primitive equation model of the North Atlantic Ocean. *J. Mar. Syst.* 40–41, 291–316.
- Thomas, L., Tandon, A., Mahadevan, A., 2008. Sub-mesoscale processes and dynamics. In: Hecht, M., Hasumi, M. (Eds.), *Ocean Modeling in an Eddy Regime: Geophysical Monograph Series*, 177. American Geophysical Union, Washington DC, pp. 17–38.
- Titau, O., Vidard, A., Souopgui, I., cois Xavier Le Dimet, F., 2010. Assimilation of image sequences in numerical models. *Tellus Ser. A* 62, 30–47.
- Titau, O., Brankart, J., Verron, J., 2011. On the use of finite-time Lyapunov exponents and vectors for direct assimilation of tracer images into ocean models. *Tellus* 63 (5), 1038–1051.
- van Laarhoven, P., Aarts, E., 1987. *Simulated Annealing: Theory and Application*. Kluwer Academic Publishers.
- Yahia, H., Sudre, J., Pottier, C., Garçon, V., 2010. Motion analysis in oceanographic satellite images using multiscale methods and the energy cascade. *Pattern Recognit.* 43 (10), 3591–3604.

Bibliographie

- Abraham, E. R., and M. M. Bowen (2002), Chaotic stirring by a mesoscale surface-ocean flow, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 12(2), 373–381, doi:10.1063/1.1481615.
- Arneodo, A. (1996), Wavelets, chap. Wavelet analysis of fractals: from the mathematical concepts to experimental reality, pp. 349–502, Oxford University Press, Inc., New York, NY, USA.
- Arneodo, A., F. Argoul, E. Bacry, J. Elezgary, and J. Muzy (1995), *Ondelettes, multifractales et turbulence*, Paris, France: Diderot Editeur.
- Asselin, R. (1972), Frequency filter for time integrations, *Monthly Weather Review*, 100, 487–490.
- Aurell, E., G. Boffetta, A. Crisanti, G. Paladin, and A. Vulpiani (1997), Predictability in the large: an extension of the concept of Lyapunov exponent, *Journal of Physics A: Mathematical and General*, 30(3), 4, doi:10.1088/0305-4470/30/1/003.
- Auroux, D., and J. Blum (2005), Back and forth nudging algorithm for data assimilation problems, *Comptes Rendus de l'Académie des sciences Paris, I*, 873–878.
- Barton, I. (1995), Satellite-derived sea surface temperatures: Current status, *Journal of Geophysical Research*, 100, 8777–8790.
- Beron-Vera, F. J., M. J. Olascoaga, and G. J. Goni (2008), Oceanic mesoscale eddies as revealed by lagrangian coherent structures, *Geophysical Research Letters*, 35(12), L12,603–.
- Blanke, B., and P. Delecluse (1993), Variability of the tropical atlantic ocean simulated by a general circulation model with two different mixed-layer physics, *Journal of Physical Oceanography*, 23(7), 1363–1388, doi:10.1175/1520-0485(1993)023<1363:VOTTAO>2.CO;2.
- Blayo, E., J. Verron, and M. J. (2003), Assimilation of topex/poseidon altimeter data into a circulation model of the north atlantic, *Journal of Geophysical Research*, 24, 691–705.
- Blumen, W. (1978), Uniform potential vorticity flow. part i: Theory of wave interactions and two-dimensional turbulence, *Journal of Atmospheric Sciences*, 35, 774–783.
- Brasseur, P., and J. Verron (2006), The SEEK filter method for data assimilation in oceanography: a synthesis, *Ocean Dynamics*, 56, 650–661, doi:10.1007/s10236-006-0080-3.

- Capet, X., J. C. McWilliams, M. J. Molemaker, and A. F. Shchepetkin (2008b), Mesoscale to Submesoscale Transition in the California Current System. Part II: Frontal Processes, *American Meteorological Society*, 38(1), 44 – 64.
- Capet, X., P. Klein, B. L. Hua, G. Lapeyre, and J. C. McWilliams (2008c), Surface kinetic energy transfer in surface quasi-geostrophic flows, *Journal of Fluid Mechanics*, 604, 165–174, doi:10.1.1.142.3526.
- Casella, G., and E. I. George (1992), Explaining the gibbs sampler, *The American Statistician*, 46(3), 167–174.
- Cayula, J., and P. Cornillon (1992), Edge detection algorithm for sst images, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 9, 67–80.
- Charney, J. G. (1971), Geostrophic turbulence, *Journal of Atmospheric Sciences*, 28(6), 1087–1095.
- Chavanne, C. P., and P. Klein (2010), Can oceanic submesoscale processes be observed with satellite altimetry?, *Geophysical Research Letters*, 37(22), L22,602–.
- Cosme, E., J. Verron, P. Brasseur, J. Blum, and D. Auroux (2012), Smoothing problems in a bayesian framework and their linear gaussian solutions, *Month. Weath. Rev.*, 140, 683–695.
- Cravatte, S., A. Ganachaud, Q.-P. Duong, W. S. Kessler, G. Eldin, and P. Dutrieux (2011), Observed circulation in the Solomon Sea from SADC data., *Progress in Oceanography*, 88, 116–130.
- Cushman-Roisin, B., and J.-M. Beckers (2010), *Introduction to Geophysical Fluid Dynamics, Physical and Numerical Aspects*, Academic Press.
- Davis, R. (1991), Observing the general circulation with floats, *Deep Sea Research*, 38(Suppl. 1), 531–571.
- Davis, R., C. Eriksen, and C. Jones (2002), Autonomous buoyancy-driven underwater gliders, in *Technology and Applications of Autonomous Underwater Vehicles*, pp. 37–58–, CRC Press.
- Debreu, L., C. Vouland, and E. Blayo (2008), AGRIF : Adaptive Grid Refinement In Fortran., *Computers & Geosciences*, 34, 8–13.
- Dee, D. P., S. M. Uppala, A. J. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, U. Andrae, M. A. Balmaseda, G. Balsamo, P. Bauer, P. Bechtold, A. C. M. Beljaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, C. Delsol, R. Dragani, M. Fuentes, A. J. Geer, L. Haimberger, S. B. Healy, H. Hersbach, E. V. Hólm, L. Isaksen, P. Kållberg, M. Köhler, M. Matricardi, A. P. McNally, B. M. Monge-Sanz, J.-J. Morcrette, B.-K. Park, C. Peubey, P. de Rosnay, C. Tavolato, J.-N. Thépaut, and F. Vitart. (2011), The era-interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system., *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, 656, 553–597.

-
- Dickey, T. D. (2003), Emerging ocean observations for interdisciplinary data assimilation systems, *Journal of Marine Systems*, 40 - 41(0), 5 – 48, doi:10.1016/S0924-7963(03)00011-3.
- Djath, B., J. Verron, J.-M. Molines, B. Barnier, A. Melet, L. Gourdeau, and L. Debreu (Submitted), A $1/36^\circ$ model of the solomon sea embedded into a global ocean model: on the setting up of an interactive open boundary condition nested model system, *Journal of Operational Oceanography*, -(), -.
- d'Ovidio, F., V. Fernández, E. Hernández-García, and C. López (2004), Mixing structures in the Mediterranean Sea from finite-size Lyapunov exponents, *Geophysical Research Letters*, 31, 17 L17,203, doi:10.1029/2004GL020328.
- d'Ovidio, F., J. Isern-Fontanet, C. López, E. Hernández-García, and E. García-Ladona (2009), Comparison between Eulerian diagnostics and finite-size Lyapunov exponents computed from altimetry in the Algerian basin, *Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers*, 56(1), 15 – 31, doi:DOI:10.1016/j.dsr.2008.07.014.
- d'Ovidio, F., S. De Monte, S. Alvain, Y. Dandonneau, and M. Lévy (2010), Fluid dynamical niches of phytoplankton types, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(43), 18,366–18,370, doi:10.1073/pnas.1004620107.
- Font, J., J. Boutin, N. Reul, P. Spurgeon, J. Ballabrera-Poy, A. Chuprin, C. Gabarró, J. Gourrion, S. Guimbar, C. Hénocq, S. Lavender, N. Martin, J. Martínez, M. McCulloch, I. Meirold-Mautner, C. Mugerin, F. Petitcolin, M. Portabella, R. Sabia, M. Talone, J. Tenerelli, A. Turiel, J.-L. Vergely, P. Waldteufel, X. Yin, S. Zine, and S. Delwart (2013), Smos first data analysis for sea surface salinity determination, *International Journal of Remote Sensing*, 34(9-10), 3654–3670, doi:10.1080/01431161.2012.716541.
- Foujols, M., M. Lévy, O. Aumont, and G. Madec (2000), Opa 8.1 tracer model reference manual. note du pole de modélisation, *Tech. rep.*, Institut Pierre-Simon Laplace (IPSL), France.
- Fu, L. (1983), On the wave number spectrum of oceanic mesoscale variability observed by the seasat altimeter, *Journal of Geophysical Research*, 88, C7, doi:10.1029/JGREA0000880000C7004331000001.
- Fu, L.-L., and R. Ferrari (2008), Observing oceanic submesoscale processes from space, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 89(48), 488–488, doi:10.1029/2008EO480003.
- Fu, L.-L., D. Alsdorf, R. Morrow, and E. Rodriguez (2012), Swot: The surface water and ocean topography mission, *Tech. rep.*
- Fukumori, I., T. Lee, B. Cheng, and D. Menemenlis (2004), The origin, pathway, and destination of Niño-3 water estimated by a simulated passive tracer and its adjoint., *Journal of Physical Oceanography*, 34, 582–604.
- Ganachaud, A., W. Kessler, S. Wijffels, K. Ridgway, W. Cai, N. Holbrook, M. Bowen, P. Sutton, B. Qiu, A. Timmermann, D. Roemmich, J. Sprintall, S. Cravatte, L. Gourdeau, and T. Aung (2007), Southwest Pacific Ocean Circulation and Climate Experiment (SPICE). Part I: Scientific background., *Tech. rep.*, CLIVAR/NOAA report.

- Ganachaud, A., A. G. Brassington, W. Kessler, C. R. Mechoso, S. Wijffels, K. R. Ridgway, W. Cai, N. Holbrook, P. Sutton, M. Bowen, B. Qiu, A. Timmermann, D. Roemmich, J. Sprintall, D. Neelin, B. Lintner, H. Diamond, S. Cravatte, L. Gourdeau, P. Eastwood, and T. Aung (2008a), Southwest pacific ocean circulation and climate experiment (spice)– part ii. implementation plan., *NOAA OAR Special Report No. 133*, International CLIVAR Project Office NOAA, <http://eprints.soton.ac.uk/65402>.
- Ganachaud, A. e. a. S. c. (), Ocean circulation of the southwest pacific: new insights from the southwest pacific ocean and climate experiment (spice), *Journal of Geophysical Research, submitted to JGR (this issue)*.
- Gaultier, L., J. Verron, J.-M. Brankart, O. Titau, and P. Brasseur (2013), On the inversion of submesoscale tracer fields to estimate the surface ocean circulation, *Journal of Marine Systems*, 126(0), 33–42, doi:10.1016/j.jmarsys.2012.02.014.
- Geman, S., and D. Geman (1984), Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, PAMI-6*(6), 721–741, doi:10.1109/TPAMI.1984.4767596.
- Gerson, D. J., and P. Gaborski (1977), Pattern analysis for automated location of oceanic fronts in digital satellite imagery, *TN 3700-65-77*, 67pp.
- Gill, A. E. (1982), *Atmosphere-Ocean Dynamics*, 662 pp pp., Academic Press.
- Gourdeau, L., J. Verron, F. Marin, W. Kessler, and A. Melet (), Exploring the mesoscale activity in the solomon sea: a complementary approach with a numerical model, altimeter and glider data, *Journal of Geophysical Research, submitted to JGR, this issue*.
- Haidvogel, D. B., and A. Beckmann (1999), *Numerical Ocean Circulation Modeling*, Imperial College Press.
- Haller, G. (2001b), Lagrangian structures and the rate of strain in a partition of two-dimensional turbulence, *Physics of Fluids*, 13(11), 3365–3385, doi:10.1063/1.1403336.
- Haller, G. (2011), A variational theory of hyperbolic lagrangian coherent structures, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 240(7), 574–598, doi:10.1016/j.physd.2010.11.010.
- Haller, G., and G. Yuan (2000), Lagrangian coherent structures and mixing in two-dimensional turbulence, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 147(3-4), 352–370, doi:10.1016/S0167-2789(00)00142-1.
- Hernández-Carrasco, I., C. Lòpez, E. Hernández-García, and A. Turiel (2011), How reliable are finite-size Lyapunov exponents for the assessment of ocean dynamics?, *Ocean Modelling, In Press, Corrected Proof*, doi:10.1016/j.ocemod.2010.12.006.
- Holyer, R. J., and S. H. Peckinpaugh (1989), Edge detection applied to satellite imagery of the oceans, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(1), 46–56.
- Hristova, H. G., and W. S. Kessler (2011), Surface circulation in the solomon sea derived from lagrangian drifter observations, *Journal of Physical Oceanography*, doi:DOI:10.1175/JPO-D-11-099.1.

-
- IOC, IHO, and BODC (2003), *Centenary Edition of the GEBCO Digital Atlas*, Published on CD-ROM on behalf of the Intergovernmental Oceanographic Commission and the International Hydrographic Organization as part of the General Bathymetric Chart of the Oceans, British Oceanographic Data Centre, Liverpool, U.K.
- Isern-Fontanet, J., A. Turiel, E. García-Ladona, and J. Font (2007), Microcanonical multifractal formalism: Application to the estimation of ocean surface velocities, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, *112*(C5), n/a–n/a, doi:10.1029/2006JC003878.
- Kalman, R. E. (1960), A new approach to linear filter and prediction problems, *Journal of Basic Engineering*, *82*, 35–45.
- Kleeman, R., J. P. McCreary, and B. A. Klinger (1999), A mechanism for the decadal variation of ENSO., *Geophysical Research Letters*, *26*, 743–747.
- Klein, P., A.-M. Treguier, and B. L. Hua (1998), Three-dimensional stirring of thermohaline fronts, *Journal of Marine Research*, *56*, 589–612.
- Klein, P., B. L. Hua, G. Lapeyre, S. Le Gentil, and H. Sasaki (2008), Upper ocean turbulence from high-resolution 3d simulations, *Journal of Physical Oceanography*, *38*(8), 1748–1763, doi:10.1175/2007JPO3773.1.
- Klein, P., G. Lapeyre, G. Roulet, S. L. Gentil, and H. Sasaki (2010), Ocean turbulence at meso and submesoscales: connection between surface and interior dynamics, *Geophysical & Astrophysical Fluid Dynamics*.
- Krémeur, A., M. Lévy, O. Aumont, and G. Reverdin (2009), Impact of the subtropical mode water biogeochemical properties on primary production in the northatlantic: new insights from an idealized model study, *Journal of Geophysical Research*, *114*(C07019), doi:10.1029/2008JC005161.
- Krémeur, A.-S. (2008), Impact des propriétés biogéochimiques des eaux modales subtropicales sur la production primaire de l’océan atlantique nord. étude à partir d’un modèle idéalisé., Ph.D. thesis, Université Pierre et Marie Cury - Paris VI.
- Kudryavtsev, V., A. Myasoedov, B. Chapron, J. A. Johannessen, and F. Collard (2012), Imaging mesoscale upper ocean dynamics using synthetic aperture radar and optical data, *Journal of Geophysical Research*, *117*(C4), C04,029–.
- Lacorata, G., E. Aurell, and A. Vulpiani (2001), Drifters dispersion in the adriatic sea: Lagrangian data and chaotic model, *Annales Geophysicae*, *19*, 121–129.
- Large, W., and S. Yeager (2009), The global climatology of an interannually varying air-sea flux data set., *Climate Dynamics*, *33*, 341–364.
- Larnicol, G., N. Ayoub, and P. L. Traon (2002), Major changes in mediterranean sea level variability from 7 years of topex/poseidon and ers-1/2 data, *Journal of Marine Systems*, *33-34*, 63–89, doi:10.1016/S0924-7963(02)00053-2.
- Le Dimet, F., and O. Talagrand (1986), Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects, *Tellus*, *38*.

- Le Traon, P. Y., M. C. Rouquet, and C. Boissier (1990), Spatial scales of mesoscale variability in the north atlantic as deduced from geosat data, *Journal of Geophysical Research*, *95*(C11), 20,267–20,285.
- Le Traon, P. Y. L., and G. Dibarboure (1999), Mesoscale mapping capabilities of multiple-satellite altimeter missions, *Journal of Atmospheric Oceanic Technologies*, *16*(9), 1208–1223.
- Lehahn, Y., F. d'Ovidio, M. Lévy, and E. Heifetz (2007), Stirring of the northeast Atlantic spring bloom: A Lagrangian analysis based on multisatellite data, *Journal of Geophysical Research*, *112*, C08,005, doi:10.1029/2006JC003927.
- Levitus, S., T. Boyer, M. Conkright, T. O. Brien, J. Antonov, C. Stephens, L. Stathoplos, D. Johnson, and R. Gelfeld (1998), NOAA Atlas NESDIS 18, World Ocean Database 1998: Volume 1: Introduction., *Tech. rep.*, U.S. Gov. Printing Office, Wash., D.C., 346pp.
- Lévy, M., P. Klein, and A.-M. Tréguier (2001), Impact of sub-mesoscale physics on production and subduction of phytoplankton in an oligotrophic regime, *Journal of marine research*, *59*(4), 535–565.
- Lévy, M., A. Kremer, and L. Mémer (2005), Description of the lobster biogeochemical model implemented in opa8, *Tech. rep.*, Note du Pole de modélisation, Institut Pierre-Simon Laplace (I.P.S.L.), France.
- Lévy, M., D. Iovino, S. Masson, G. Madec, P. Klein, A.-M. Tréguier, and K. Takahashi (2009), Remote impacts of sub-mesoscale dynamics on new production, *Mercator Ocean Quarterly Newsletter*, *35*, 13–19.
- Lévy, M., P. Klein, A.-M. Tréguier, D. Iovino, G. Madec, S. Masson, and K. Takahashi (2010), Modifications of gyre circulation by sub-mesoscale physics, *Ocean Modelling*, *34*(1-2), 1 – 15, doi:10.1016/j.ocemod.2010.04.001.
- Lévy, M., R. Ferrari, P. Franks, A. Martin, and P. Rivière (2012a), Bringing physics to life at the submesoscale, *GRL*, *in press*.
- Lévy, M., D. Iovino, L. Resplandy, P. Klein, G. Madec, A.-M. Tréguier, S. Masson, and K. Takahashi (2012b), Large-scale impacts of submesoscale dynamics on phytoplankton: Local and remote effects, *Ocean Modelling*, *43 - 44*(0), 77 – 93, doi:10.1016/j.ocemod.2011.12.003.
- Luo, Y., L. Rothstein, R. Zhang, and A. Busalacchi (2005), On the connection between South Pacific subtropical spiciness anomalies and decadal equatorial variability in an ocean general circulation model., *Journal of Geophysical Research*, *110*, 10,002–10,002.
- Madec, G. (2008), Nemo reference manual, ocean dynamics component : Nemo-opa, *Note du Pôle de modélisation, Institut Pierre-Simon Laplace (IPSL), France.*, 866.
- Mahadevan, A., L. Thomas, and A. Tandon (2008), Technical comment: Eddy/wind interactions stimulate extraordinary mid-ocean plankton blooms, *Science* *320*, 448B, doi:10.1126/science.1152111.

-
- Mahadevan, A., A. Tandon, and R. Ferrari (2010), Rapid changes in mixed layer stratification driven by submesoscale instabilities and winds, *Journal of Geophysical Research*, *115*(C3), C03,017–.
- Mallat, S., and S. Zhong (1992), Characterisation of signals from multiscale edges, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *14*, 710–732.
- Mancho, A., D. Small, and S. Wiggins (2004), Computation of hyperbolic trajectories and their stable and unstable manifolds for oceanographic flows represented as data sets, *Nonlinear Process Geophysical*, *11*, 17 – 33.
- Marchesiello, P., J. C. McWilliams, and A. Shchepetkin (2003), Equilibrium structure and dynamics of the california current system, *Journal of Physical Oceanography*, *33*(4), 753–783.
- Marchesiello, P., X. Capet, C. Menkes, and S. C. Kennan (2011), Submesoscale dynamics in tropical instability waves, *Ocean Modelling*, *In Press, Accepted Manuscript*, –, doi: DOI:10.1016/j.ocemod.2011.04.011.
- Marsaleix, P., F. Auclair, and C. Estournel (2006), Considerations on open boundary conditions for region and coastal ocean models, *Atmospheric and Oceanic Technology*, *23*, 1603–1613.
- Marsaleix, P., F. Auclair, J. W. Floor, H. M.J., C. Estournel, I. Pairaud, and C. Ulses (2008), Energy conservation issues in sigma-coordinate free-surface ocean models, *Ocean Modelling*, *20*, 61–89.
- Mathur, M., G. Haller, T. Peacock, J. E. Ruppert-Felsot, and H. L. Swinney (2007), Uncovering the lagrangian skeleton of turbulence, *Physical Review Letters*, *98*(14), 144,502, doi:10.1103/PhysRevLett.98.144502.
- Melet, A., L. Gourdeau, and J. Verron (2010b), Variability of the Solomon Sea circulation from altimetry sea level data., *Ocean Dynamics*, *60*(4), 883–900, doi:10.1007/s10236-010-0302-6.
- Melet, A., L. Gourdeau, J. Verron, and B. Djath (2013), Solomon sea circulation and water mass modifications: response at enso timescales, *Ocean Dynamics*, *63*, 1–19.
- Merchant, C., A. Harris, M. Murray, and A. Zavody (1999), Toward the elimination of bias in satellite retrievals of sea surface temperature 1. theory, modeling and interalgorithm comparison, *Journal of Geophysical Research*, *104*(C10), 23,565–23,578.
- Munk, W. H., B. A. Warren, and C. Wunsch (1981), Internal waves and small-scale processes, in *Evolution of Physical Oceanography*, chap. 9, pp. 264–291, MIT Press.
- Nilers, P., S. K.Bi, P. Poulain, and D. Bitterman (1995), Measurements of the water-following capability of holey stock and tristar drifters, *Deep Sea Research*, *42*, 1837–1858.
- Nonaka, M., and S. Xie (2000), Propagation of north pacific interdecadal subsurface temperature anomalies in an ocean gcm, *Geophysical Research Letters*, *27*, doi:10.1029/2000GL011488.

- Oram, J. J., J. C. McWilliams, and K. D. Stolzenbach (2008), Gradient-based edge detection and feature classification of sea-surface images of the Southern California Bight, *Remote Sensing of Environment*, *112*, 2397–2415, doi:10.1016/j.rse.2007.11.010.
- Pascual, A., M. Pujol, G. Larnicol, P. L. Traon, and M. Rio (2005), Mesoscale mapping capabilities of multisatellite altimeter missions: First results with real data in the mediterranean sea, *Journal of Marine Systems*, *65*(2007), 190–211, doi:doi:10.1016/j.jmarsys.2004.12.004.
- Pascual, A., Y. Faugere, G. Larnicol, and P. L. Traon (2006), Improved description of the ocean mesoscale variability by combining four satellite altimeters, *Geophysical Research Letters*, *33*(2: Art. No. L02611).
- Pham, D. T., J. Verron, and M. C. Roubaud (1998), Singular evolutive extended kalman filter with eof initialization for data assimilation in oceanography, *Journal of Marine Systems*, *16*, 323–340.
- Pierrehumbert, R. T., I. M. Held, and K. L. Swanson (1994), Spectra of local and nonlocal two-dimensional turbulence, *Chaos Solitons Fractals*, *4*, 1111–1116.
- Pujol, M. (2006), Analyse de la variabilité de surface en méditerranée à partir des données altimétriques et comparaison aux simulations mercator et mog2d, Ph.D. thesis, Université de Toulouse III Paul Sabatier.
- Reul, N., S. Saux-Picart, B. Chapron, D. Vandemark, J. Tournadre, and J. Salisbury (2009), Demonstration of ocean surface salinity microwave measurements from space using amsr-e data over the amazon plume, *Geophysical Research Letters*, *36*(13), n/a–n/a, doi:10.1029/2009GL038860.
- Robinson, I. (2004), *Measuring the Oceans from Space: The principles and methods of satellite oceanography*, 670 pp pp., Springer-Verlag Berlin and Heidelberg GmbH & Co. KG.
- Robinson, I. (2006), Satellite measurements for operational ocean models, in *Ocean Weather Forecasting*, edited by E. Chassignet and J. Verron, pp. 147–189, Springer Netherlands, doi:10.1007/1-4020-4028-8_6.
- Sasaki, H., and P. Klein (2012), Ssh wavenumber spectra in the north pacific from a high-resolution realistic simulation, *Journal of Physical Oceanography*, *42*(7), 1233 – 1241, doi:10.1175/JPO-D-11-0180.1.
- Schneider, N. (2004), The response of the tropical climate to the equatorial emergence of spiciness anomalies., *Journal of Climate*, *17*, 1083–1095.
- Send, U. (2006), In-situ observations: Platforms and techniques, in *Ocean Weather Forecasting*, edited by E. Chassignet and J. Verron, pp. 191–206, Springer Netherlands, doi:10.1007/1-4020-4028-8_7.
- Shadden, S. C., F. Lekien, and J. E. Marsden (2005), Definition and properties of lagrangian coherent structures from finite-time lyapunov exponents in two-dimensional aperiodic flows, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, *212*(3-4), 271 – 304, doi:DOI: 10.1016/j.physd.2005.10.007.

-
- Simhadri, K. K., S. S. Iyengar, R. J. Holyer, M. Lybanon, and J. M. Zachary (1998), Wavelet-based feature extraction from oceanographic images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *36*(3), 767 – 778.
- Skamarock, W. C. (2004), Evaluating mesoscale nwp models using kinetic energy spectra, *American Meteorological Society*, *132*, 3019–30,132.
- Thomas, L., A. Tandon, and A. Mahadevan (2008), Sub-mesoscale processes and dynamics, in *Ocean Modeling in an Eddying Regime*, Eds M. Hecht and M. Hasumi, *Geophysical Monograph Series 177*, American Geophysical Union, Washington DC, pp. 17–38.
- Titau, O., J. Brankart, and J. Verron (2011), On the use of finite-time lyapunov exponents and vectors for direct assimilation of tracer images into ocean models, *Tellus A*, pp. no–no, doi:10.1111/j.1600-0870.2011.00533.x.
- Tréguier, A. M., B. Barnier, A. P. de Miranda, J. M. Molines, N. Grima, M. Imbard, G. Madec, C. Messenger, T. Reynaud, and S. Michel (2001), An eddy-permitting model of the Atlantic circulation: Evaluating open boundary conditions., *Journal of Geophysical Research*, *106*, 22,115–22,129.
- Tsuchiya, M., R. Lukas, R. Fine, E. Firing, and E. Lindstrom (1989), Source waters of the Pacific Equatorial Undercurrent., *Progress in Oceanography*, *23*, 101–147.
- Turiel, A., and N. Parga (2000), The multi-fractal structure of contrast changes in natural images from sharp edges to textures, *Natural Computation*, *12*, 763 – 793.
- Turiel, A., and C. Pérez-Vicente (2003), Multifractal geometry in stock market time series, *Physica A*, *322*, 629–649.
- Turiel, A., J. Isern-Fontanet, E. Garcia-Ladona, and J. Font (2005), Multifractal method for the instantaneous evaluation of the stream function in geophysical flows, *Physical Review Letters*, *95*, 104,502, doi:10.1103/PhysRevLett.95.104502.
- Turiel, A., J. Solé, V. Nieves, J. Ballabrera-Poy, and E. García-Ladona (2008), Tracking oceanic currents by singularity analysis of microwave sea surface temperature images, *Remote Sensing of Environment*, *112*(5), 2246 – 2260, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.10.007.
- Turiel, A., V. Nieves, E. Garcia-Ladona, J. Font, M.-H. Rio, and G. Larnicol (2009), The multifractal structure of satellite sea surface temperature maps can be used to obtain global maps of streamlines, *Ocean Science*, *5*(4), 447–460, doi:10.5194/os-5-447-2009.
- Ubelmann, C. (2009), Etudes de scénarios d’altimétrie satellitaire pour le contrôle de la coirculation océanique dans l’océan atlantique tropical par assimilation de données, Ph.D. thesis, Université de Joseph Fourier- Grenoble 1.
- Vallis, G. K. (2006), *Atmospheric and Oceanic Fluid Dynamics*, 745 pp., Cambridge University Press, Cambridge, U.K.
- van Laarhoven, P., and E. Aarts (1987), *Simulated Annealing: Theory and Application*, Kluwer Academic Publishers.

- Veronis, G. (1972), On properties of seawater defined by temperature, salinity, and pressure, *Journal of Marine Research*, *30*, 227–255.
- Verron, J. (1990), Altimeter data assimilation into an ocean circulation model: Sensitivity to orbital parameters, *Journal of Geophysical Research*, *95*, 443–459.
- Verron, J. (1992), Nudging satellite data into quasi-geostrophic ocean models, *Journal of Geophysical Research*, *97*, 7479–7491.
- Verron, J., and W. Holland (1989), Impacts de données d’altimétrie satellitaire sur les simulations numériques des circulations océaniques aux latitudes moyennes, *Annales Geophysicae*, *71*, 31–46.
- Verron, J., L. Gaultier, P. Brasseur, and J. Brankart (2012), Joint use of altimetry and ocean color for the control of ocean circulations, *Report to COSPAR 2012*, -, 86–88.
- Wiggins, S. (2005), The dynamical systems approach to lagrangian transport in oceanic flows, *Annual Review Fluid Mechanical*, *37*, 295 – 328.
- Williams, R., and M. Follows (2011), *Ocean Dynamics and the Carbon Cycle: Principles and Mechanisms*, 416 pp., Cambridge University Press, doi:ISBN:9780521843690.
- Xu, Y., and L.-L. Fu (2010), Global variability of the wavenumber spectrum of oceanic mesoscale turbulence, *Journal of physical oceanography*, *41* (4), 802–809.
- Yahia, H., J. Sudre, C. Pottier, and V. G. con (2010), Motion analysis in oceanographic satellite images using multiscale methods and the energy cascade, *Pattern Recognition*, *43*(10), 3591 – 3604, doi:10.1016/j.patcog.2010.04.011.
- Yeager, S. G., and W. G. Large (2004), Late-winter generation of spiciness on subducted isopycnals., *Journal of Physical Oceanography*, *34*, 1528–1545.

Table des figures

1.1	Les différents processus associés aux échelles océaniques.	17
1.2	Spectre de SSH extrait de <i>Xu and Fu</i> (2010) montrant les différents spectres selon les régions	20
1.3	Cycle du plancton, PHY représente le phytoplancton, NH_4 l'ammonium, NO_3 le nitrate, ZOO le zooplancton, DOM les matières organiques dissoutes et DET les détritus.	22
2.1	Spectre électromagnétique montrant l'opacité de l'atmosphère en fonction des longueurs d'onde et utilisation des bandes spectrales pour la télédétection. Figure provenant de <i>Robinson</i> (2006).	28
2.2	Résumé des différentes sortes de capteurs océaniques installés sur les plateformes satellites. Le schéma est inspiré de <i>Robinson</i> (2006).	29
2.3	Différents trajets possibles pour les photons	31
2.4	Missions altimétriques dédiées à la mesure de la topographie dynamique	37
2.5	Principe de la mesure altimétrique	37
2.6	Configuration du satellite altimétrique large fauchée SWOT	40
2.7	Couverture spatiale (2D) et temporelle de différents instruments de mesures océaniques. Le graphique est tiré de <i>Send</i> (2006) et <i>Dickey</i> (2003).	41
3.1	Variété stable et instable sur la figure de gauche, étirement d'un traceur passif par la variété instable sur la figure de droite. Image extraite de <i>Lehahn et al.</i> (2007).	49
3.2	Les lignes de maximum de FSLE (en noir) sont calculées à partir des vitesses provenant d'un modèle de processus et sont représentées sur l'image correspondante de la SST (figure (a)) et de la chlorophylle (figure (b)) du même modèle de processus.	52
5.1	Coordonnées géographiques $(\vec{i}, \vec{j}, \vec{k})$ et coordonnées sphériques (ϕ, λ, z) (ϕ représente la latitude et λ la longitude)	80

5.2	Représentation des variables NEMO-OPA sur la grille Arakawa. T indique le point où les valeurs scalaires sont calculées et (u,v,w) les points où les valeurs vectorielles sont calculées.	81
5.3	Schéma du modèle biogéochimique LOBSTER représentant les flux entre les différentes variables ainsi que vers le compartiment sédimentaire SEDPOC. Il est extrait de <i>Krémeur</i> (2008).	85
5.4	Figure de gauche : profils zonal de densité en kg.m^{-3} (en noir) et jet associé en m.s^{-1} (en bleu). Figure de droite : représentation de la température en surface (SST) à l'état initial en $^{\circ}\text{C}$	90
5.5	Stratification dans le canal à l'état initial. Figure de gauche : variation de la stratification (\mathcal{N}^2) en fonction de la profondeur pour une masse d'eau chaude au sud (en vert) et une masse d'eau froide au nord (en bleu) en 10^{-6}s^{-2} . Figure de droite : variation de la stratification sur une section Nord/Sud au milieu du bassin en s^{-2}	91
5.6	Profils verticaux de l'état initial de la biogéochimie, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m^{-3}	92
5.7	Evolution temporelle (en jour) de la TKE et de l'EKE de surface (en $\text{cm}^2.\text{s}^{-1}$), moyennées sur le domaine.	93
5.8	Stratification du canal six mois après le début de l'expérience. Figure de gauche : variation de la flottabilité en fonction de la profondeur pour une masse d'eau froide au sud (en bleu) et une masse d'eau chaude au nord (en vert) en 10^{-6}s^{-2} . Figure de droite : variation de la flottabilité sur une section Nord/Sud au milieu du bassin en s^{-2}	94
5.9	Images de la température ($^{\circ}\text{C}$), chlorophylle (en mmoleN.m^{-3}) et vorticité relative (en 10^{-5}s^{-1}) de surface au bout de deux mois de simulation pour les configurations R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).	96
5.10	Images de la température ($^{\circ}\text{C}$), chlorophylle (en mmoleN.m^{-3}) et vorticité relative (en 10^{-5}s^{-1}) de surface au début du cinquième mois de simulation pour les configurations R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).	97
5.11	Images de la température ($^{\circ}\text{C}$), chlorophylle (en mmoleN.m^{-3}) et vorticité relative (en 10^{-5}s^{-1}) en surface au début du septième mois de simulation pour les configurations R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).	98
5.12	Evolution temporelle (en jour) de la variance de la vitesse verticale (en $\text{m}^2.\text{jour}^{-2}$) entre 0 et 500m, moyennée sur tout le domaine pour R2 (a), R2W (b) et R2Wh (c).	99
5.13	Spectre spatial correspondant à l'énergie cinétique du dernier jour du quatrième mois des différentes simulations. La courbe rouge correspond à R2, la courbe verte R2W et la courbe bleue R2Wh. La pente en k^{-2} est représentée par la droite noire.	100

-
- 5.14 Représentation de la biologie pour la simulation R2, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m^{-3} et l'échelle de temps en jour. De gauche à droite, première ligne : évolution temporelle de la concentration en Phytoplancton, Nitrate et Production nouvelle moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique. De gauche à droite, deuxième ligne : évolution temporelle de la production régénérée moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique, évolution temporelle du transport en nitrate et en chlorophylle moyenné sur le domaine. 101
- 5.15 Représentation de la biologie pour la simulation R2W, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m^{-3} et l'échelle de temps en jour. De gauche à droite, première ligne : évolution temporelle de la concentration en Phytoplancton, Nitrate et Production nouvelle moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique. De gauche à droite, deuxième ligne : évolution temporelle de la production régénérée moyennée sur le domaine et dans la zone euphotique, évolution temporelle du transport en nitrate et en chlorophylle moyenné sur le domaine. 102
- 5.16 Représentation de la biologie pour la simulation R2, les variables biogéochimiques sont en mmoleN.m^{-3} . Profil vertical de la concentration en Phytoplancton, Nitrate et Production nouvelle et Production régénérée moyennée sur le domaine pour le jour 25 du premier mois. 103
- 6.1 SST ($^{\circ}\text{C}$) dans le sud de l'océan Atlantique provenant du capteur MODIS et moyennée sur 9 jours entre le 17 janvier et le 24 janvier 2006. La zone d'étude se situe dans le rectangle noir. 110
- 6.2 Observation MODIS de la SST en $^{\circ}\text{C}$ (a) et de la chlorophylle en mmoleN.m^{-3} (b) de la zone d'étude le 19 janvier 2006. 110
- 6.3 Norme du gradient de la SST (a) et de la chlorophylle (b) dans la zone d'étude le 19 janvier 2006. 111
- 6.4 Norme binarisée du gradient de la SST (a) et de la chlorophylle (b) dans la zone d'étude le 19 janvier 2006. 111
- 6.5 Carte de SSH (cm) provenant des données AVISO (a) et vitesse géostrophique (m.s^{-1}) calculée à partir de la SSH (b), pour le 18 janvier 2006 . . . 113
- 6.6 Variance de l'échantillon des variations de la vitesse représentée en fonction du nombre d'EOFs. 113
- 6.7 FSLE en jour^{-1} (a) et FSLE binarisé (b) calculés à partir de la vitesse géostrophique AVISO du 18 janvier 2006. 114
- 6.8 Vitesse vraie en m.s^{-1} (a), l'image FSLE correspondante en jour^{-1} (b) et le FSLE binarisé (c) que l'on appellera observation synthétique. 115
- 6.9 Vitesse corrigée grâce à l'image synthétique du FSLE en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant à la vitesse corrigée en jour^{-1} (b), et FSLE binarisé (c). . . . 116

6.10	Norme de la différence entre la vitesse vraie et le premier estimé de la vitesse en m.s^{-1} (a), norme de différence entre la vitesse vraie et la norme de la vitesse corrigée en m.s^{-1} (b), différence entre le FSLE vrai binarisé et le FSLE corrigé binarisé (c).	117
6.11	Evolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations (a) et en fonction de l'amplitude de perturbation de la solution pour différentes directions (b).	117
6.12	Evolution de la fonction coût en fonction du nombre d'itérations (a) et évolution de la fonction coût en fonction de l'amplitude de perturbation de la solution pour différentes directions (b).	119
6.13	SSH en cm (a) et vitesse m.s^{-1} (b) corrigée grâce à l'image synthétique du FSLE et FSLE correspondant à la vitesse corrigée en jour^{-1} (c).	120
6.14	Norme de la variance de l'échantillon des solutions potentielles en m.s^{-1} (a), norme de la différence entre la vitesse AVISO et la vitesse corrigée en m.s^{-1} (b) et norme de la différence entre la SSH AVISO et la SSH corrigée.	120
6.15	Trajectoires lagrangiennes de particules advectées par les vitesses observées AVISO (a) et par les vitesses corrigées (b) représentée sur l'image SST en niveaux de gris. Chaque couleur correspond à une trajectoire.	121
6.16	Trajectoires lagrangiennes de particules advectées par les vitesses observées AVISO (a) et par les vitesses corrigées (b) représentée sur l'image chlorophylle en niveaux de gris. Chaque couleur correspond à une trajectoire.	122
6.17	Vitesse provenant des observations AVISO le 27 décembre 2006 (a), FSLE correspondant (b) et observation MODIS de la SST de la même région, le même jour (c).	123
6.18	Observation de la glace flottante par le capteur ALI (Advanced Land Imager) autour de l'île Shikotan, le 14 février 2011 (image provenant de http://visibleearth.nasa.gov/)	
7.1	SST ($^{\circ}\text{C}$) de la surface du modèle pour le 24/03. Le domaine étudié dans la suite est encadré en noir.	127
7.2	Snapshot de la chlorophylle en mmolN.m^{-3} (a) et de la SST en $^{\circ}\text{C}$ (b) provenant de la configuration R2 du modèle, pour le jour d'étude.	127
7.3	Norme du gradient du snapshot de la chlorophylle (a) et de la SST (b) provenant de la configuration R2 du modèle, pour le jour d'étude	128
7.4	Norme du gradient du snapshot de la chlorophylle (a) et de la SST (b) provenant de la configuration R2 du modèle, pour le jour d'étude	128
7.5	Vitesse cinq jours après la date d'étude (a), vitesse du jour d'étude (b) provenant de la configuration R2 du modèle. Module de la différence entre le premier estimé et la vitesse vraie (c). Toutes les vitesses sont en m.s^{-1}	129
7.6	FSLE (jour^{-1}) calculé à partir la vitesse vraie (a), binarisation du FSLE vrai (b), FSLE (jour^{-1}) calculé à partir du premier estimé (c), binarisation du FSLE perturbé (d)	132

7.7	Fonction coût (a) et pourcentage d'erreur sur la vitesse par rapport au premier estimé (b) en fonction du nombre d'itérations pour l'inversion de l'image FSLE.	132
7.8	Vitesse estimée en m.s^{-1} (a) grâce à l'inversion de l'image FSLE correspondant à la vitesse vraie et FSLE (b) correspondant à cette vitesse estimée en jour^{-1}	133
7.9	Fonction coût (a) et pourcentage d'erreur restant (b) en fonction du nombre d'itérations pour l'inversion de la chlorophylle (en vert), de la SST (en bleu), des deux traceurs (en rouge) et de l'image structure (en cyan).	135
7.10	Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion de l'image chlorophylle.	136
7.11	Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion de l'image SST.	137
7.12	Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion des images chlorophylle et SST.	139
7.13	Norme de la différence entre la vitesse corrigée par l'inversion de la SST et la vitesse corrigée par l'inversion de la SST et de la chlorophylle en m.s^{-1} (a) et différence entre l'erreur sur la vitesse corrigée par l'inversion de la SST et de la chlorophylle et l'erreur sur la vitesse corrigée par l'inversion de la SST seule en m.s^{-1} (b).	140
7.14	Vitesse corrigée en m.s^{-1} (a), FSLE correspondant en jour^{-1} (b) et module de la différence entre la vitesse corrigée et la vitesse vraie (c) pour l'inversion de l'image structure.	141
8.1	Relative vorticity in s^{-1} (a), SST in $^{\circ}\text{C}$ (b) and SSS (c) of the Solomon Sea model on July 18 th , 2000. There are distinguishable cyclonic eddies (blue color) and anticyclonic eddies (red) on relative vorticity field.	152
8.2	Mean EKE in $\text{cm}^2.\text{s}^{-2}$ (a) and TKE in $\text{cm}^2.\text{s}^{-2}$ (b) from 1993-1996, black squares encompasses the regions of high energy (region A) and low energy (region B). (c) temporal evolution of the TKE averaged in the Solomon sea. (d) Mean surface currents from 1993-1996.	153
8.3	Wavenumber spectrum of SSH (a) and SST (b) on October 15 th , 1996.	153
8.4	SST in $^{\circ}\text{C}$ (a), SSS (b) snapshots from the model on the December 22, 1993, and the corresponding SPICE image (c) in region A.	155
8.5	Binarized norm of the gradient of the SST (\mathcal{I}_{SST} , a), if the SSS (\mathcal{I}_{SSS} , b) and if the SPICE (\mathcal{I}_{SPICE} , c) images in region A.	156
8.6	SST in $^{\circ}\text{C}$ (a) and SSS (b) snapshots from the model on the September 24, 1993, in region B.	156

8.7	Binarized norm of the gradient of the SST (\mathcal{I}_{SST} , a) and of the SSS (\mathcal{I}_{SSS} , b) images in region B.	157
8.8	True velocity (a), background velocity (b) and norm ℓ_2 of the difference between the true velocity and the background velocity (c) in m.s^{-1} for the experiment on region A.	158
8.9	True velocity (a), background velocity (b) and norm ℓ_2 of the difference between the true velocity and the background velocity (c) in m.s^{-1} for the experiment on region B.	159
8.10	FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) in day^{-1} for region A.	162
8.11	FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) in day^{-1} for region B.	162
8.12	Binarized FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) for region A.	163
8.13	Binarized FSLE, computed using the true velocity (figure a) and the background velocity (figure b) for region B.	163
8.14	Histograms of angles (in degree) between the structure in the FSLE and the one in the SSS image on the study date, for region A (a) and for region B (b).	165
8.15	Evolution of the cost function (a) and of the error on the estimate (b) as a function of the number of iterations for four experiments in region A.	166
8.16	Evolution of the cost function (a) and of the error on the estimate (b) as a function of the number of iterations for three experiments in region B.	166
8.17	Results of the inversion of the SSS image in region B. Estimate of the velocity in m.s^{-1} (figure a), corresponding FSLE in day^{-1} (figure b) and error on the estimate in m.s^{-1} (figure c)	168
8.18	Error on the estimate in m.s^{-1} in region A for the inversion of the SST image alone (a), the SSS image alone (b), the SPICE image alone (c), and the inversion of the SST and the SSS images together (d).	169
9.1	Glaces flottantes observées depuis le capteur MODIS sur la côte est du Groenland pendant le 17 octobre 2012. Image provenant du site internet http://earthobservatory.nasa.gov/	177
9.2	Image de la rugosité capturée par le capteur MERIS au Nord des îles Canaries, le 3 mars 2012.	178
9.3	Schéma des différentes étapes de calcul des exposants de singularité (inspiré de <i>Turiel et al.</i> (2008)).	183
9.4	Exposants de singularités d'une observation micro-onde globale de la SST le 01/10/2005. Image extraite de <i>Turiel et al.</i> (2008)	183

Liste des tableaux

2.1	Avantages et inconvénients de la mesure satellite par rapport à la mesure in situ	31
2.2	Tableau des différents satellites couleur et de la période pendant laquelle ils ont été opérationnels.	33
3.1	Les méthodes utilisées pour les différents algorithmes de détection de contours	55
5.1	Tableau récapitulatif des différences entre les simulations R2, R2W et R2Wh	92
6.1	Tableau récapitulatif des notations utilisées dans ce chapitre	109