



HAL
open science

Caractérisation des effets du réchauffement climatique sur l'océan superficiel au cours des 50 dernières années

Mathieu Hamon

► **To cite this version:**

Mathieu Hamon. Caractérisation des effets du réchauffement climatique sur l'océan superficiel au cours des 50 dernières années. Océanographie. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2012. Français. NNT : 2012BRES0095 . tel-01636025

HAL Id: tel-01636025

<https://theses.hal.science/tel-01636025>

Submitted on 16 Nov 2017

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.



université de bretagne
occidentale



THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

Mention : Océanographie Physique

École Doctorale des Sciences de la Mer

présentée par

Mathieu Hamon

Préparée au Laboratoire d'Océanographie Spatiale
IFREMER

Caractérisation des effets du réchauffement climatique sur l'océan superficiel au cours des 50 dernières années

Thèse soutenue le 1^{er} Mars 2012

devant le jury composé de :

Alain COLIN DE VERDIERE

Professeur des universités, UBO, LPO, Brest / *Président du jury*

Jean-Marie BECKERS

Professeur des Universités, AGO, Liège / *Rapporteur*

Thierry DELCROIX

Directeur de recherche, IRD, LEGOS, Toulouse / *Rapporteur*

Yves GOURIOU

Chargé de recherche, IRD, LEGOS, Brest / *Examineur*

Serge PLANTON

Directeur de recherche, CNRM, Toulouse / *Examineur*

Pierre-Yves LE TRAON

Directeur de recherche, Mercator-Océan, Toulouse / *Directeur de thèse*

Gilles REVERDIN

Directeur de recherche, CNRS, LOCEAN, Paris / *Directeur de thèse*

Remerciements

“Je remercie ma famille, Dieu et Madonna”. Tels auraient été mes propos si j’avais eu l’honneur d’être sélectionné pour devenir le prochain Den Paolig... Malheureusement je n’ai pas l’extrême jouissance de pouvoir me vanter d’un tel titre, et j’ai surtout de véritables remerciements sincères à faire à une multitude de personnes qui m’ont accompagné, conseillé, distrait aussi, durant ce travail de thèse à l’Ifremer.

Bien évidemment, je tiens à remercier mes deux directeurs de thèse Gilles et Pierre-Yves, qui m’ont permis d’effectuer ce travail dans les meilleures conditions. Ils m’ont tous deux apporté un grand soutien tant scientifique que humain durant ces trois riches et formidables années. Merci de m’avoir fait confiance dans mon travail de tous les jours, de m’avoir aiguillé, encouragé et aidé dans les moments plus difficiles. Ils m’ont aussi donné l’opportunité de découvrir les joies des missions océanographiques sur de vieux portes-conteneurs par 10m de creux en Atlantique Nord, qui soit dit en passant, n’auraient pas eu le même charme sans le karaoké des marins philippins. Merci, ça restera un souvenir très fort, qui me donne envie de repartir à l’aventure. Ils m’ont également permis de présenter mes travaux à Melbourne, à l’occasion du First XBT Workshop, et donné l’occasion de rencontrer Gustavo Goni, Tim Boyer, Cathia Domingues que je remercie pour leur gentillesse et leurs conseils d’expert.

Je tiens également à remercier tout le LOS pour son accueil, son ambiance chaleureuse, parfois potache, qui m’ont permis de décompresser les jours de tensions. Je pense particulièrement à mes deux collègues de bureau, Karina et Antoine, mais aussi à la bande des affreux, Chouchou, Clément, Jeff, la Nougue et plus récemment arrivé, Fabien. Continuez la lutte les gars et dressez fièrement le poing! Je ne voudrais pas non plus oublier les autres, Marie-Laure, Olive, Sylvie, Francine, Emina, Mélinda, Manue, Liun, Abderrahim, Yves, Denis, Joao, Séverine, Nico, Jean, Benoit, Fred, Sylvain, Fanny, Clément, Cécile, Pierre et Fabien. J’aurais également une pensée particulière pour notre grand directeur à tous, Bertrand, qui m’a partagé son bureau durant les trois premiers mois de thèse. A l’Ifremer, je tiens aussi à remercier Flo, avec qui j’ai passé pas mal de pause café à discuter matos et genre musical obscure et underground.

Je tiens à remercier également Alain Colin de Verdière, Jean-Marie Beckers, Thierry Delcroix, Serge Planton et Yves Gouriou qui ont accepté l’invitation à former le jury de cette thèse, mais également les nombreuses personnes à qui j’ai rendu visite lors de ces trois ans qui m’ont ouvert à leurs

travaux et permis de réaliser certaines tâches que je n'aurais pu faire seul. Je pense notamment à Lola Corre et Laurent Terray à Toulouse, à Mélanie Juza et Bernard Barnier à Grenoble, et plus proche géographiquement, Fabienne Gaillard à l'Ifremer, merci à vous.

Je suis convaincu que le franchissement de cette étape importante qu'est la thèse, n'a pu m'être permis que grâce à tous ceux qui m'entourent et ont construit ma vie depuis mon enfance. A commencer par mes parents qui, je crois (je ne m'en souviens pas bien...), ont été les premiers à me transmettre ce goût pour les sciences. Les copains de Douarnenez bien évidemment, pour certains que je connais depuis 24 ans, et avec lesquels je passe un temps certain à rigoler, faire de la bonne musique. C'est ainsi que je leur dédie à tous une part de ce travail. J'en oublierai presque Dieu et Madonna, mais finalement, je pense qu'ils ont assez de fans comme cela...

Table des matières

Introduction	5
1 Base de données et instruments de mesure	11
1.1 Mechanical Bathythermograph	12
1.2 expendable BathyThermograph	13
1.3 Conductivity-Temperature-Depth et Ocean Station Data	14
1.4 Moored buoy data	16
1.5 Argo	17
2 Corrections des biais XBT et MBT	19
2.1 les erreurs sur les profils de sondes XBTs	19
2.2 Mise au point d'une nouvelle correction	21
2.2.1 Préambule	21
2.2.2 Article : Empirical correction of XBT data (Hamon M., G. Reverdin et P.Y. Le Traon, 2011)	22
2.3 Comparaison des anomalies de surface XBT avec les cartes SST du Hadley Center	37
3 Reconstruction de champs grande échelle	39
3.1 Méthodes d'interpolation	40
3.1.1 Analyse objective	40
3.1.2 DINEOF	42
3.2 Nouveau processus de reconstruction appliqué aux observations <i>in situ</i>	46
3.2.1 Création des champs grillés initiaux	47
3.2.2 First guess	52
3.2.3 Critère de convergence des champs	55
3.2.4 Détection du nombre optimal d'EOFs	56
3.2.5 Calcul de l'erreur	58
3.3 Validation de la méthode	62
3.3.1 Appréciation visuelle	62
3.3.2 Utilisation du modèle ORCA G70-025	66
3.4 Récapitulatif	76

4 Analyse de la variabilité grande échelle de la température et de la salinité	79
4.1 Définitions des indicateurs climatiques étudiés	80
4.1.1 Contenu thermique	80
4.1.2 Contenu d'eau douce	80
4.2 Analyse comparative du contenu thermique	81
4.2.1 Océan global	81
4.2.2 Analyse par bassin	88
4.2.3 Identification d'un biais Argo dans WOA09	95
Synthèse	98
4.3 Analyse comparative du contenu d'eau douce	99
4.3.1 Océan global	99
4.3.2 Analyse par bassin	104
4.3.3 Salinité de surface et cycle hydrologique	112
Synthèse	116
Conclusion	117
A Chapitre 2	125
A.1 Correction W08 (Wijffels et al, 2008)	125
B Chapitre 3	127
B.1 Empirical Orthogonal Functions (Formulation)	127
B.2 Projection sur des EOFs de structure spatiale spécifiée	128
B.2.1 Méthode	128
B.2.2 Erreur	129
B.3 Calcul des barres d'erreurs sur les valeurs intégrées	130
C Chapitre 4	133
C.1 Principales EOFs	133
C.2 Salinité de surface par bassin	147
Bibliographie	149

Introduction

Identifier et caractériser les effets du réchauffement climatique est un des grands enjeux pour la communauté scientifique de ce début de siècle. Ce phénomène global, fortement corrélé à l'activité anthropique (Solomon et al. 2007, Held and Soden 2006), conditionne l'existence de toutes les formes de vie présentes sur Terre. L'augmentation des températures de l'air, du niveau des océans par expansion thermique ou par l'ajout d'eau douce lié à la fonte des glaciers continentaux, ou encore les modifications dans le cycle hydrologique, sont autant de préoccupations qu'il est nécessaire d'évaluer pour mieux prévoir et réagir face à ces bouleversements d'ordre mondial.

L'océan a une capacité thermique bien plus élevée que toutes les autres composantes du système climatique. On estime que depuis les années 1950, 84% de l'énergie développée par le réchauffement climatique est stockée dans les premières couches de l'océan (Levitus et al., 2001, 2005). Par conséquent, l'étude des variations de température de la mer se pose tout naturellement aux climatologues. Ces changements globaux ne concernent pas seulement des variations de température mais également le cycle hydrologique qui entretient un lien direct avec la surface océanique par des échanges air/mer. De récentes études révèlent une amplification du cycle hydrologique, fortement corrélée à l'activité anthropique (Bindoff et al, 2007 ; Durack et Wijffels, 2010 ; Terray et al., 2011), entraînant des variations de la salinité marine. Si ce brutal changement climatique agit sur la température et la salinité, deux des trois composantes de l'équation d'état de l'eau de mer (avec la pression), on peut en effet s'attendre à des changements dans la dynamique océanique et notamment de la circulation thermohaline. Cette circulation permanente de grande échelle est entraînée par les différences de densité des masses d'eau et agit comme véritable thermostat du climat mondial en répartissant la chaleur accumulée aux tropiques et perdue aux plus hautes latitudes. Le moindre changement de densité dans l'océan est alors susceptible de troubler ce fragile équilibre. On comprend alors la nécessité d'observer et comprendre les variations de la température et de la salinité de l'océan à l'échelle globale.

On dit que l'on connaît mieux la surface de la Lune que le fond des mers et cela n'est pas forcément faux. Les observations de l'océan ont commencé il y a moins de 150 ans par des prélèvements très ponctuels à l'aide de simples bouteilles accrochées le long d'une corde. Le développement des technologies a permis d'améliorer sensiblement l'échantillonnage des données mais la plupart des observations ont été réalisées dans les couches superficielles de l'hémisphère Nord, et le plus souvent, au large des côtes continentales et du Japon. L'observation océanographique a notam-

ment été développée par l'armée américaine avec la mise au point des BathyThermographs (BTs), utilisés pour la navigation des sous-marins, mais c'est à la fin des années 70 que la volonté réelle d'effectuer une surveillance scientifique globale a vu le jour. En 1977 est lancée la Première Expérience Mondiale du GARP (PEMG), premier programme international visant à une meilleure compréhension des mécanismes physiques du climat global. Elle encourage les océanographes à y participer en montrant l'importance de la connaissance de l'état de l'océan sur la prévisibilité climatique. La base de données hydrographiques commence alors à s'étoffer grâce aux sections de mesures répétées et le déploiement de réseaux de bouées lors des programmes internationaux TOGA et WOCE. Le projet TAO, au début des années 80, puis TAO/TRITON depuis 2000, marque ainsi la volonté de mieux comprendre la dynamique équatoriale du Pacifique. Jusqu'au début des années 2000, la couverture des observations reste malgré tout assez faible au vu de l'immensité de l'océan. Mais, depuis une dizaine d'années, le déploiement progressif d'un réseau d'observation quasi-global, basé sur plus de 3000 profileurs Argo autonomes mesurant la température et la salinité sur les premiers 2000m, va permettre d'affiner notre vision de la variabilité grande échelle de l'océan

Il est relativement difficile de caractériser l'impact global du réchauffement, car l'océan ne se réchauffe pas de manière uniforme et l'échantillonnage inhomogène (spatial et temporel) des mesures océanographiques, des erreurs instrumentales (Gouretski et Koltermann, 2007 ; Wijffels et al, 2008) et des biais relatifs aux processus d'estimation des indicateurs globaux (Lyman et al, 2010) peuvent altérer notre appréciation de l'évolution des différents paramètres océaniques. Il existe ainsi beaucoup d'études sur les tendances de l'évolution de la température et de la salinité (surtout de surface) qui montrent toutes un réchauffement global de l'océan et une baisse globale de la salinité, mais qui diffèrent dans l'estimation de leur amplitude et dans leurs caractéristiques régionales.

Observation de changements globaux et régionaux

L'ensemble de la littérature décrit une hausse du contenu thermique océanique des premiers 700m de l'océan sur la période 1955-2003 dont la structure n'est pas uniforme dans l'espace. Si cette observation est relatée par l'ensemble de la communauté, il n'en demeure pas moins des différences dans les estimations de l'évolution de cet indicateur sur les 50 dernières années (Fig. 1). Par exemple sur la période 1993-2003, Levitus et al (2005) estime la tendance linéaire de l'évolution du contenu thermique à $0.42 W.m^{-2}$, Willis et al (2004) à $0.66 W.m^{-2}$ et Ishii et al (2006) estime une valeur deux fois plus faible de $0.33 W.m^{-2}$.

Il est toutefois reconnu que les plus fortes tendances de ce réchauffement se concentrent dans les premiers mètres de l'océan et se retrouvent à toutes les latitudes. Les seules régions ponctuelles présentant une tendance au refroidissement sont souvent peu profondes et situées aux latitudes équatoriales. Par exemple, on observe depuis les années 1950 dans l'océan Indien un refroidissement de la subsurface centré sur $12^{\circ}S$. Le bassin Pacifique présente également cette caractéristique avec le refroidissement de la région équatoriale, mais aussi un refroidissement vers les plus

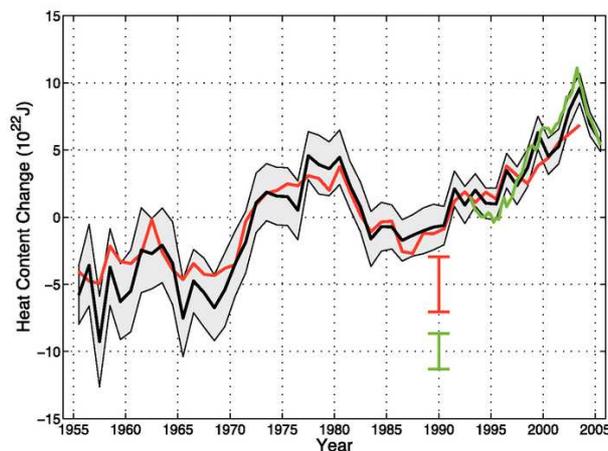


FIGURE 1 – Evolution du contenu thermique entre la surface et 700m (10^{22} J) d'après les analyses de Levitus et al. (2005, courbe noire), Ishii et al. (2006, courbe rouge) et Willis et al. (2004, courbe verte). La surface grisée ainsi que les barres rouge et verte montrent l'intervalle de confiance à 90% des différentes estimations.

hautes latitudes Nord (40° N), région dominée par la dynamique PDO (Pacific Decadal Oscillation) et la fluctuation de l'extension du courant Kuroshio. L'océan Atlantique montre quant à lui une tendance générale à la hausse à l'exception des régions au Nord de 55° N (Levitus et al., 2005). Les structures régionales de l'évolution du contenu thermique sont assez semblables dans la plupart des analyses, cependant l'amplitude de ces tendances peut fortement varier d'une étude à l'autre. C'est notamment le cas dans les régions australes dont l'évolution de la température sur le long terme est la plus difficile à estimer. Avant l'arrivée des profileurs Argo dans les années 2000, l'observation des eaux des hautes latitudes de l'hémisphère Sud n'était que très ponctuelle. On comprend alors que les estimations de tendances et de variabilité en océan austral sont probablement sujettes à de fortes incertitudes et dépendent considérablement de la méthode d'analyse utilisée.

Les estimations du contenu global d'eau douce suggèrent que la salinité de l'océan est en baisse (Antonov et al. 2002). Le faible nombre d'observations ainsi que leur échantillonnage très inhomogène dans l'océan donnent cependant aux analyses de salinité une incertitude qu'il est impossible à quantifier. Malgré les difficultés à établir des estimations précises, il a été démontré que le contenu d'eau douce diminuait de manière significative aux latitudes subtropicales, et plus précisément dans les gyres, régions d'évaporation (Boyer et al. 2005 ; Durack et Wijffels, 2010). En revanche, les régions des hautes latitudes soumises à de plus fortes précipitations voient leur contenu d'eau douce augmenter. Les interactions océan-atmosphère ne sont cependant pas les seules sources de variabilité de la concentration saline dans l'océan, il faut également tenir compte par exemple des eaux de ruissellement, de la fonte des glaces ou de l'advection pour pleinement comprendre les mécanismes mis en jeu. L'évolution du contenu moyen d'eau douce est alors complexe et diffère selon les bassins. On observe ainsi une hausse de la salinité sur l'ensemble de la colonne d'eau dans le bassin Atlantique alors qu'en moyenne, elle diminue dans le bassin Pacifique, malgré la hausse dans les zones subtropicales (Boyer et al, 2005). Bien que les données et les analyses

de la salinité (contenu d'eau douce) soient insuffisantes pour identifier clairement l'origine de ces changements, les structures de variabilité observées sont consistantes avec une augmentation du cycle hydrologique terrestre et traduisent un changement du climat global (Held et Soden, 2006 ; Solomon et al., 2007 ; Terray et al., 2011).

Origines des incertitudes sur les estimations

Les eXpandable BathyThermograph, instruments de mesure de la partie superficielle de l'océan ont été déployés à partir de 1966 et estiment la profondeur à laquelle ils mesurent la température, via une équation de chute fournie par les constructeurs. Il a été montré qu'une erreur sur l'estimation d'immersion de la sonde par cette équation de chute induisait des biais chauds de température variant dans le temps (Gouretski et Koltermann, 2007 ; Wijffels et al, 2008, Gouretski et Reseghetti, 2010) et qu'ils étaient responsables de l'observation d'une composante pluri-décennale artificielle (Levitus et al, 2009). Plusieurs études ont tenté de corriger ces biais instrumentaux par la comparaison des données XBT avec des instruments plus fiables, mais la difficulté de l'opération fait qu'il n'existe pas encore de consensus sur la méthode à employer. Lyman et al (2010) ont estimé que la majorité de l'incertitude sur le calcul d'indicateur global de température était lié à la correction des XBTs, mais également que la méthode de calcul de ces anomalies climatiques était source de nombreuses approximations (Fig. 2). En effet, pour palier les effets de l'échantillonnage insuffisant des observations dans l'océan, il est d'usage de reconstruire des champs complets homogènes adaptés à l'observation de la variabilité que l'on veut étudier. La majorité des produits de température et de salinité *in situ* disponibles à l'intention de la recherche océanographique est basée sur des méthodes de reconstruction par analyse objective qui montrent des résultats satisfaisants dans la mesure d'un échantillonnage suffisant. Des outils alternatifs ont été proposés par Beckers et al (2003, 2006) sur l'interpolation des modes propres de variabilité (DINEOF), dans le cas de champs d'observation satellite. Ces champs décrivent toutefois une variabilité particulière et leur échantillonnage est assez aléatoire, car dépendant de la couverture nuageuse. Il serait intéressant et nouveau d'évaluer les bénéfices d'une telle technique sur la reconstruction de champs *in situ*. Cela permettrait de mettre en valeur de la variabilité océanique altérée par l'échantillonnage insuffisant des observations *in situ*, et d'en tirer des indices pour mieux comprendre et anticiper la dynamique océanique. Une autre approche est l'utilisation de méthodes d'assimilation de données dans les modèles (réanalyses DRAKKAR, CERFACS, Mercator etc.). Ces méthodes permettent de combiner les observations *in situ* et satellites avec un modèle océanique basé sur les équations de la mécanique des fluides. Dans ce cas, c'est le modèle qui fait office d'interpolateur. Comme le réalisme de ces méthodes d'assimilation de données est difficile à estimer, et probablement assez mauvais quand les modèles sont peu contraints par les observations, elles ont besoin d'être comparées pour le suivi climatique à des produits *in situ* indépendants.

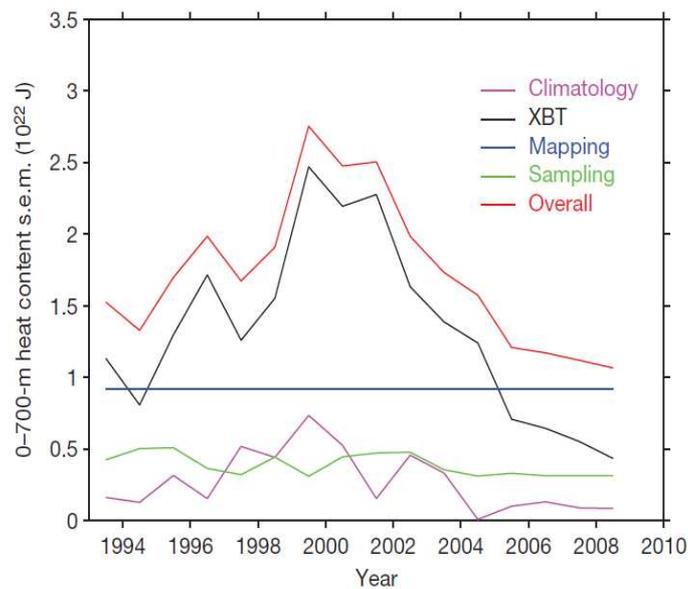


FIGURE 2 – Estimation des incertitudes sur le calcul du contenu de chaleur intégré résultant du choix de la climatologie, de la correction XBT, du choix de la méthode d'interpolation et de l'échantillonnage des observations. (Lyman et al, 2010).

Objectif de la thèse et plan du manuscrit

L'objectif de ce travail de thèse est d'offrir une nouvelle vision des tendances et de la variabilité océanique grande échelle à partir des données *in situ*, par la mise au point d'une nouvelle correction des profils XBTs et la création de champs complets par un processus original et robuste de reconstruction. Ce travail a été mené dans le cadre des activités de la structure inter-organismes Coriolis. Coriolis est la composante *in situ* de l'océanographie opérationnelle française et a pour objectif de fournir des jeux de données qualifiés en temps réel et en temps différé au centre de modélisation et d'assimilation de données Mercator Océan. Ainsi, ce travail avait également pour objectif de préparer des nouveaux jeux de données pour les réanalyses menées par Mercator Océan. Mercator Océan et Coriolis sont, par ailleurs, fortement impliqués dans la structuration européenne de l'océanographie opérationnelle (GMES et ses projets MyOcean).

Cette thèse se décompose naturellement en trois parties distinctes. Nous présenterons en premier lieu une nouvelle correction basée sur la comparaison de profils XBT et CTD colocalisés. Nous mettrons en valeur ses bénéfices sur la base de données XBT intégrale, au travers d'une étude simplifiée de contenu thermique intégré et d'une comparaison avec un produit indépendant. Nous nous focaliserons ensuite à décrire notre processus de reconstruction de champs grande échelle à partir de la base de données corrigée et d'une méthode originale d'interpolation inspiré de l'outil DINEOF (Beckers et al, 2003, 2006). Nous finirons par présenter nos estimations des tendances de température et salinité sur la période 1955-2009 par l'analyse de contenus intégrés et nous ferons une comparaison des principaux modes propres de variabilité de nos champs avec les produits du World Ocean Atlas.

Chapitre 1

Base de données et instruments de mesure

Sommaire

1.1 Mechanical Bathythermograph	12
1.2 eXpendable BathyThermograph	13
1.3 Conductivity-Temperature-Depth et Ocean Station Data	14
1.4 Moored buoy data	16
1.5 Argo	17

Il existe plusieurs jeux de données proposant un recensement assez exhaustif des observations *in situ* (température et salinité) des premières couches de l'océan depuis les années 50 (WOD05, EN3, Reynolds...). Pour l'analyse des biais XBT présentée en chapitre 2, nous avons choisi d'utiliser la base du NODC appelée World Ocean Database 2005 (WOD05, <http://www.nodc.noaa.gov/>) pour la période 1955-2003. Cette base de données compte la plupart des observations océanographiques réalisées avec différents instruments de mesure de la température et de la salinité comme les XBTs (T uniquement), MBTs (T uniquement), CTDs (T et S), OSDs (T et S) et les mouillages (T et S). Depuis 2004, le déploiement des profileurs autonomes Argo permettent une bonne couverture globale de l'océan (T et S), mais n'étant pas présents dans la version de 2005 de la base de données, nous avons complété notre jeu en incluant les profils Argo provenant de la base de données CORIOLIS, corrigés et interpolés aux niveaux standards par l'outil ISAS (Gaillard, F., E. Brion, R. Charraudeau, 2009). En 2009 le NODC publie une mise à jour de leur base de données appelée WOD09 incluant elle aussi les profils Argo. Au final, nous disposons d'une base de données quasi équivalente à WOD09, rassemblant les données de température et de salinité durant la période 1955-2009 construite à partir de WOD05 et fusionnant les profils Argo de la base de données CORIOLIS.

Sur l'intégralité de la période, malgré l'avènement des sections répétées et des mouillages équatoriaux, l'échantillonnage de la base de données est loin d'être homogène à la surface des océans. La plupart des observations *in situ* réalisées depuis les années 50 concernent l'hémisphère

Nord, et plus précisément, les régions proches des principaux acteurs (les plateaux et surtout les pentes continentales, le Gulf Stream et Kuroshio, les grandes zones de pêche des upwellings) dans la mesure océanographique (Etats Unis, Japon, pays Européens) (Fig. 1.1).

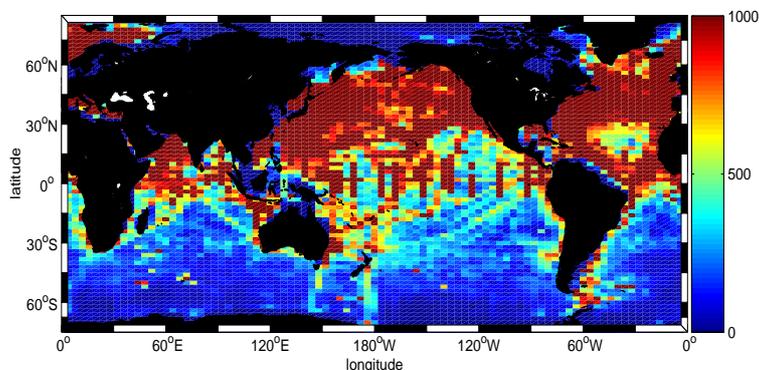


FIGURE 1.1 – Couverture des données *in situ* sur la période 1955-2009.

1.1 Mechanical Bathythermograph

Le Mechanical Bathythermograph (MBT) est un instrument de mesure de la partie superficielle de l’océan développé à la fin des années 1930 (Spilhaus, 1938, Fig. 1.3(a)) qui peut-être lancé depuis le pont d’un bateau. Cet instrument est une amélioration d’un instrument connu sous le nom de “Oceanograph” mis au point par C. Rossby et K. Lange (Rossby and Montgomery, 1934). Le développement de cette sonde a permis aux navires océanographiques d’effectuer une surveillance plus précise et plus fine des structures thermiques océaniques. La pression est directement déterminée grâce à un tube de bourdon et la température grâce à un capteur situé sur le nez de l’appareil, permettant d’obtenir un profil de température durant la chute de la sonde.

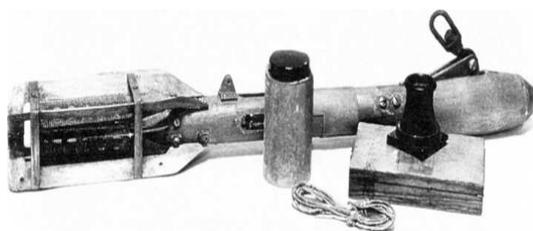


FIGURE 1.2 – Mechanical BathyThermograph.

Différentes versions du MBT ont été mises au point et la plupart ne dépassent pas la profondeur de 300m (Fig. 1.3(b)). Certaines versions ont d’ailleurs été développées dans le but de ne mesurer que les 40 premiers mètres de la colonne d’eau. Cet instrument, aujourd’hui obsolète, a été complètement remplacé par les expendable BathyThermograph (XBT).

Comme le montrent les figures 1.3, le nombre de profil MBT de la base de données WOD05 s’élève à 2.340.765 et a connu son maximum dans les années 60. En outre, la répartition de ces

profils n'est pas homogène car 88.9% ont été réalisés dans l'hémisphère nord.

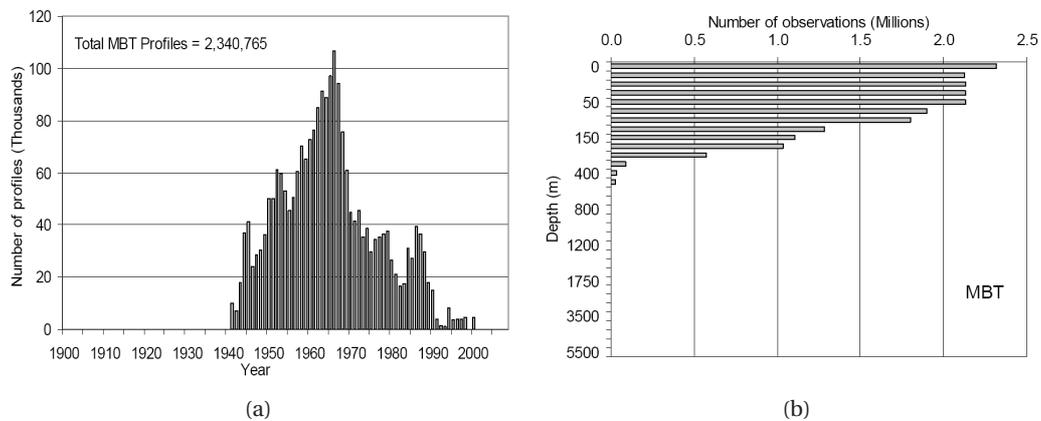


FIGURE 1.3 – Répartition temporelle des données MBT (a) et nombre de données en fonction de la profondeur (b).

1.2 eXpendable BathyThermograph



FIGURE 1.4 – eXpendable BathyThermograph.

Historiquement, les XBTs (Expendable Bathythermograph), développés au début des années 60 par l'armée américaine, furent déployés en 1966 et remplacèrent rapidement les MBTs. Les XBTs mesurent des profils de température de la partie superficielle de l'océan et sont lancées depuis le pont d'un bateau, d'un sous-marin ou d'un avion. Les premiers XBTs n'atteignent généralement que 460m mais en 1990 le développement de ce système d'acquisition leur permet d'atteindre des profondeurs de 800m environ. Le système consiste en un capteur de température qui transmet les données en temps réel à une station de contrôle qui, à partir d'une équation de chute,

lui associe une profondeur. D'après les constructeurs, cette estimation de la profondeur n'est précise qu'à +/- 2% et les mesures de T, à 0.1°C. L'équation de chute prend la forme,

$$Z_{XBT} = At - Bt^2 \quad (1.1)$$

La plupart des XBTs ont été lancés depuis le pont d'un navire. Dans cette configuration, la sonde est reliée par un fil cassable directement relié à la station de contrôle. Depuis un sous-marin, la sonde est envoyée à la surface grâce à un flotteur dont elle se détache tout en restant reliée par un fil de cuivre pour permettre la transmission radio des mesures du profil à la station de contrôle située à bord du sous-marin. La méthode d'acquisition à partir d'un avion est la même, on dépose cette fois la sonde à la surface de la mer à l'aide d'un parachute.

Pour le jeu de données que nous avons utilisé (WOD05), 43.4% de ces XBTs ont été fabriqués par Lockheed Martin Sippican, 1.4% par Tsurumi Seiki Co. et 0.2% par Spartron. Chaque fabricant ayant une méthode de conception propre, chaque type d'appareil a une équation de chute différente. Cependant il apparaît que nous n'avons aucune information sur la plupart des XBTs (55%) et donc, sur l'équation de chute utilisée.

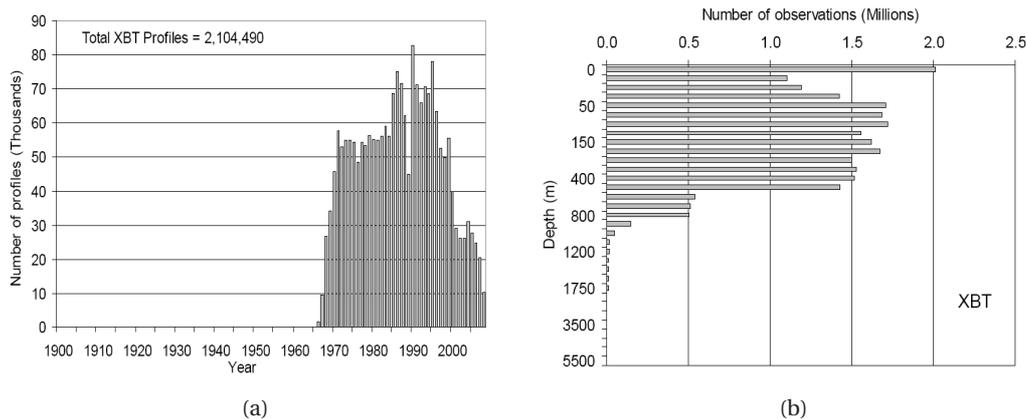


FIGURE 1.5 – Répartition temporelle des données XBT (a) et nombre de données en fonction de la profondeur (b).

Deux tiers des XBTs ne dépassent pas l'immersion 500 mètres, ce qui explique la forte décroissance du nombre de données au delà de cette profondeur (figure 1.5(b)). La majeure partie du tiers restant ne dépasse pas l'immersion 900m.

1.3 Conductivity-Temperature-Depth et Ocean Station Data

Le CTD (Conductivity-Temperature-Depth) est un profileur mesurant la température, la conductivité et la pression avec une très haute précision jusqu'à une profondeur de 10000m. En pratique, la plupart des échantillons sont bien moins profonds. A partir de ces quantités et en utilisant des relations standards sur les constituants de l'eau de mer, des algorithmes ont été développés pour calculer la salinité (Wallace 1974, Prien, 2001). La réponse temporelle de ces capteurs est un

facteur important qui détermine la capacité d'un CTD à mesurer de manière continue. Ces capteurs calibrés en température bénéficient d'une résolution en température situé entre 0.005°C et 0.001°C (un peu moins précis dans les années 60) et ont une résolution spatiale variant entre 5 et 30cm le long du profil.

Les OSDs (Ocean Station Data) regroupent les profils basse résolution comme les bouteilles et les CTDs basse résolution. Ces profils pouvant atteindre le plancher océanique ont l'avantage d'être très fiables et très nombreux durant la seconde moitié du 20e siècle (figure 1.6). La majorité des mesures OSD de la deuxième moitié du 20^{ème} siècle provient des échantillons réalisés avec des bouteilles de Niskin. Ces bouteilles cylindriques en plastique sont généralement fixées le long d'un câble en acier et disposent d'un mécanisme de fermeture que l'on peut déclencher à distance. On peut ainsi récolter par descente, entre 1.2l et 10l d'échantillon d'eau de mer. Associée au mécanisme de fermeture, une mesure de la température est effectuée grâce à un thermomètre à renversement.

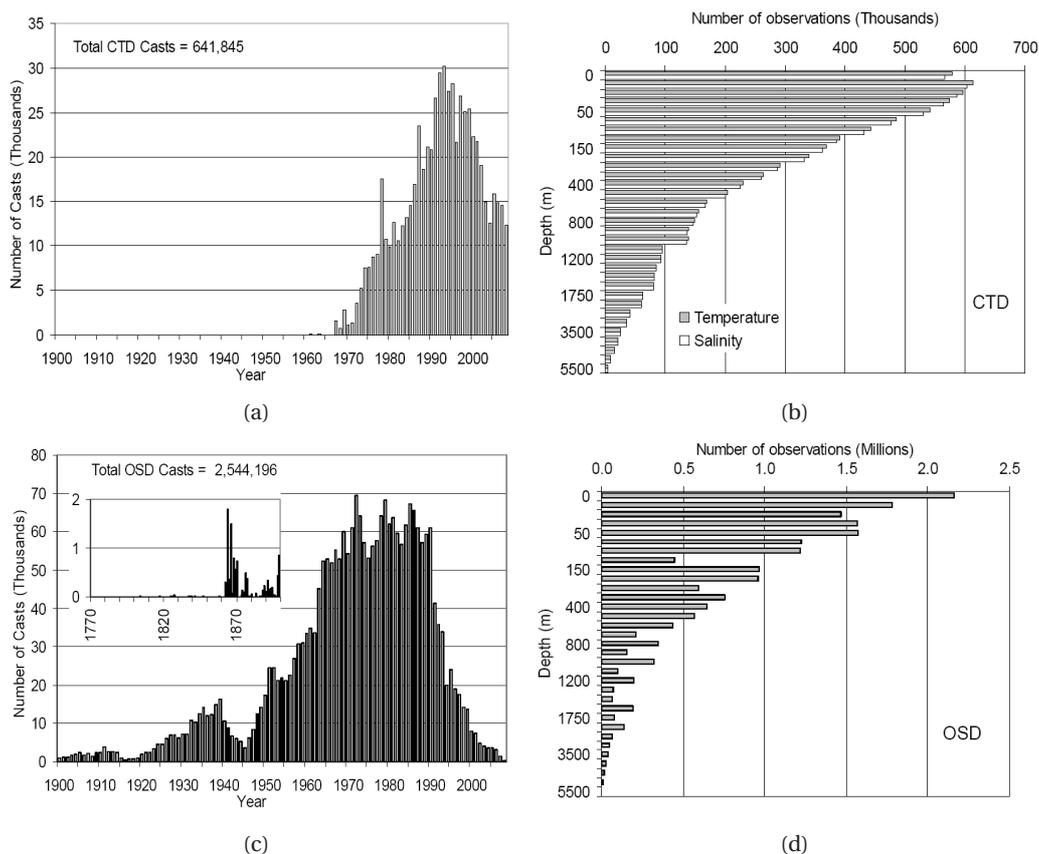


FIGURE 1.6 – Répartition temporelle des données CTD (a) et OSD (c) ainsi que le nombre de données en fonction de la profondeur (b)/(d).

1.4 Moored buoy data

Les mouillages (Moored buoy data, MRB; Fig. 1.7) commencent à apparaître au début des années 80 avec le projet TAO (TAO/TRITON depuis 2000) dédié à l'observation de la variabilité du Pacifique tropical. Ces bouées fixes délivrent aujourd'hui la majorité des observations MRB (67%, 1.8(b)) mais il existe également d'autres programmes comme PIRATA en Atlantique, RAMA en Indien et JMA au large des côtes japonaises. On dénombre plus de 500000 profils de ces bouées, localisées principalement dans les régions intertropicales, mesurant les premiers 500m de l'océan avec une précision de 0.01°C.

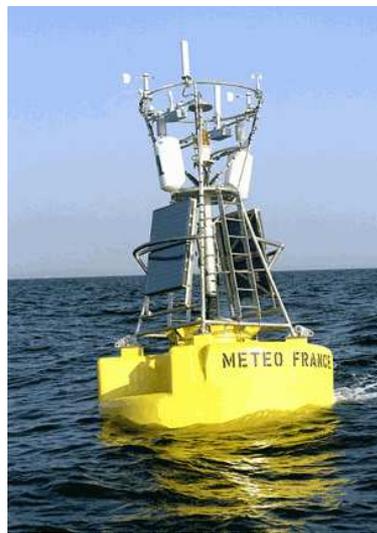


FIGURE 1.7 – Exemple de bouée.

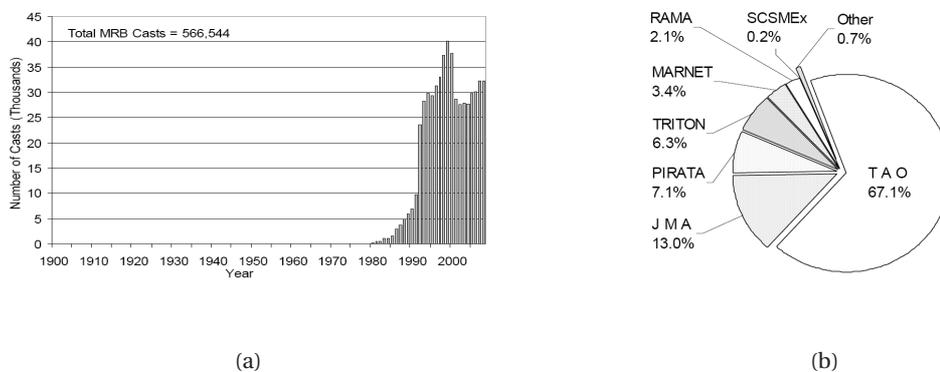


FIGURE 1.8 – Nombre de données issues des bouées en fonction de l'année (a) et répartition de ces observations en fonction du programme de déploiement (b).

1.5 Argo

Nous avons complété ce jeu de données avec les profils des flotteurs Argo provenant du centre de données Coriolis (<http://www.coriolis.eu.org>) pour la période 2004-2009. Argo est le nom d'un projet international d'océanographie opérationnelle coordonné par l'UNESCO, auquel adhère un grand nombre de nations impliquées dans l'étude des océans. Les instruments utilisés sont des profileurs océaniques autonomes qui sont déployés dans tous les océans : le déploiement actuel est de 3000 profileurs permettant la présence d'un instrument tous les $3^\circ \times 3^\circ$ (Fig. 1.9). Il s'agit d'un instrument autonome qui mesure la température et la salinité de l'océan durant un cycle répétitif de 10 jours. Chaque cycle comporte une descente de quelques heures vers une immersion de 1000m, où le flotteur dérive pendant environ 9 jours, mesurant régulièrement T et S. Puis, il plonge jusqu'à 2000m, immersion à laquelle il démarre un "profil remontée" en échantillonnant T et S tous les mètres jusqu'à la surface. Dès son arrivée en surface, il transmet ses données vers le satellite puis entame le cycle suivant (Fig. 1.10).

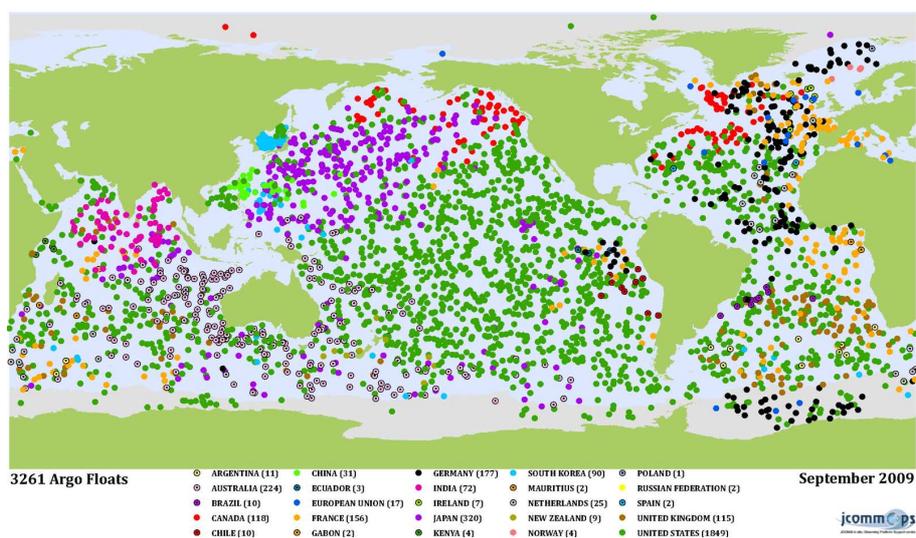


FIGURE 1.9 – répartition des flotteurs Argo en septembre 2009.

Les profileurs Argo représentent une très forte avancée dans le domaine de l'observation *in situ* de l'océan du fait de leur couverture quasi globale, de leur autonomie et de leur précision. En revanche, il est aujourd'hui reconnu que certains profils sont sujets à des erreurs d'estimation de la pression et de la salinité, le problème le plus important étant la dérive en salinité des profileurs. En effet, lors de la période d'activité du profileur, des biosalissures s'accumulent sur le capteur de conductivité modifiant ainsi la géométrie de la cellule d'acquisition. Oka (2005) estime ainsi que la dérive en salinité atteint en moyenne -0.016 Psu par année. Il existe également des problèmes logiciel sur certains types de profileurs comme les SOLO FSI qui provoquent un biais froid irréaliste dans l'océan.

Ce jeu de données Argo Coriolis mis à notre disposition a cependant été corrigé de la plupart des biais instrumentaux recensés aujourd'hui dans la littérature (plus de détails dans Von Schuck-

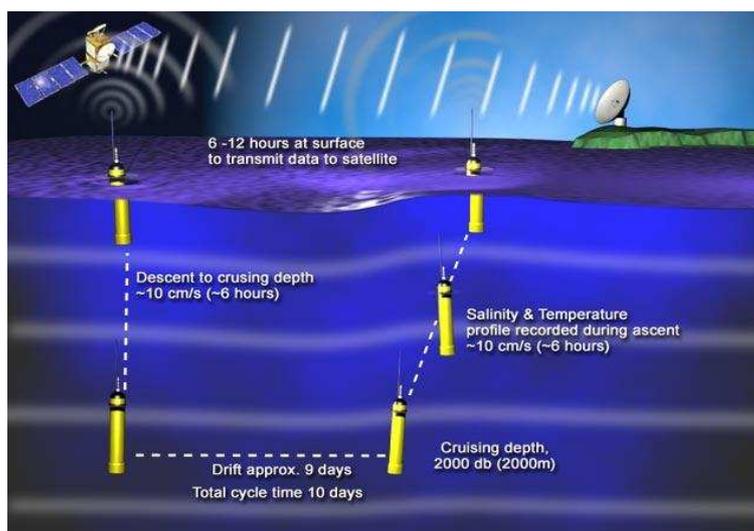


FIGURE 1.10 – Cycle d'un flotteur Argo.

mann et Le Traon, 2011). Les profils sujets à des dérives ont ainsi été principalement évincés de ce jeu de données corrigé.

Chapitre 2

Corrections des biais XBT et MBT

Sommaire

2.1 les erreurs sur les profils de sondes XBTs	19
2.2 Mise au point d'une nouvelle correction	21
2.2.1 Préambule	21
2.2.2 Article : Empirical correction of XBT data (Hamon M., G. Reverdin et P.Y. Le Traon, 2011)	22
2.3 Comparaison des anomalies de surface XBT avec les cartes SST du Hadley Center	37

2.1 les erreurs sur les profils de sondes XBTs

Le caractère parabolique de l'équation de chute des XBTs (Eq. 1.1) fut initialement validé par l'observation de la chute d'une sonde dans un large puits d'eau douce à température constante. Le terme linéaire représente la vitesse nominale de l'instrument alors que le terme d'ordre 2 prend en compte le changement de masse de la sonde lié au déroulement du fil. Ces sondes développées dans un objectif militaire n'ont pas été conçues pour réaliser des profils de température précis. Il ne s'agissait initialement que d'un outil permettant de connaître la profondeur approximative de la thermocline, nécessaire à la navigation furtive des sous-marins.

En 1994 Hanawa et al publient un rapport détaillé de leur étude des taux de chute des XBTs Sippican et TSK, et proposent alors une nouvelle équation de chute ainsi qu'un algorithme de corrections de profondeur. En suivant ces nouvelles recommandations, les constructeurs TSK modifient leur programme en mars 1996 suivi par Sippican en août 1996 mais malheureusement tous les constructeurs ne le font pas et certaines XBTs ont été utilisés avec leur équation originale. Néanmoins, Thadathil et al (2002) montre que l'équation d'Hanawa n'est pas valide pour les mesures dans les eaux froides des hautes latitudes à cause de l'accroissement de la viscosité cinématique.

En 2007, Gouretski et Koltermann (GK07) puis Wijffels et al en 2008 (W08), ont utilisé une climatologie établie à partir de données haute résolution (CTDs et OSDs) afin de comparer la qualité des mesures de différents instruments, il apparaît alors des variations annuelles dans le

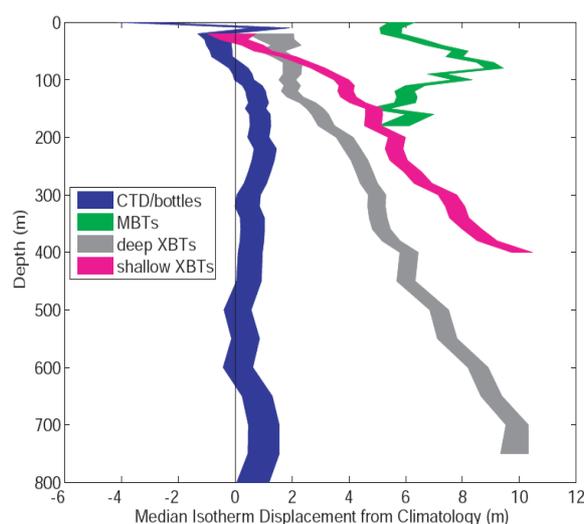


FIGURE 2.1 – *Wijffels et al, 2008. Biais d'immersion des sondes CTD/OSD (bleu), MBT (vert), XBT profondes (gris) et peu profondes (rouge).*

biais des XBTs de l'ordre de $0.2^{\circ}\text{C} - 0.4^{\circ}\text{C}$. A partir de la base de donnée ENACT3 (réalisée à partir de WOD05), Wijffels et al (2008) proposent une correction annuelle sous la forme d'un facteur d'erreur sur la profondeur à appliquer aux données XBTs (W08) après la correction d'Hanawa. En outre, il a été suggéré récemment que l'hypothèse de vitesse nominale ne peut être admise lors des premiers mètres de chute de la sonde (di Nezio et Goni, 2010). Ce problème implique alors un offset sur la profondeur estimée. Il existe également d'autres sources de biais liées à la précision sur le poids et les caractéristiques hydrodynamiques des sondes. Seaver et Kuleshov (1982) ont indiqué par exemple qu'une incertitude sur le poids de 2% pouvait conduire à une erreur d'estimation de la profondeur de 8.8m à 750m. D'autres facteurs peuvent aussi fausser l'estimation de la température comme les caractéristiques électroniques du système d'acquisition (variations d'impédance, problèmes dans les convertisseurs analogiques-digital) ou encore des erreurs humaines, comme par exemple lors des digitisations des tracés d'XBT (jusqu'en 1990).

Dans une optique de correction globale, la correction linéaire sur la profondeur W08, souvent prise comme référence pour la correction des bases de données XBTs, fait la distinction entre les XBTs profondes (>450m) et peu profondes (<450m). D'après ces travaux, on note une erreur de profondeur de l'ordre de 5m à 400m pour les premiers et deux fois plus pour les seconds (Fig 2.1). Ces études ne trouvent par contre aucune corrélation entre l'erreur d'estimation de la profondeur et la viscosité (température) de l'eau constaté par Thadathil et al (2002).

Levitus et al (2009) a proposé, dans le cadre de l'étude de l'évolution du contenu thermique océanique, une correction plus brute. Ils retirent simplement l'offset médian de température calculé avec la comparaison des profils XBT et CTD/OSD (correction L09). Ishii et Kimoto (2009) ont estimé une nouvelle équation de chute des XBTs pour chaque année et chaque type d'XBT. Gouretski et Reseghetti (2010, GR10) ont proposé une correction sous la forme d'une équation parabolique constante mais dépendante en latitude à laquelle s'ajoute un offset de température.

Il existe plusieurs approches pour le traitement des données XBT et malgré l'absence de consensus dans la communauté, il est aujourd'hui admis qu'il est nécessaire d'appliquer deux corrections. Une correction en température puis une correction sur la profondeur estimée par l'équation de chute. Les corrections citées ci dessus, ont été réalisées en utilisant la méthode de comparaison des données de Gouretski et Koltermann (2007). Nous avons utilisé, de notre côté, une méthode alternative de colocalisation pour mettre au point notre propre correction.

2.2 Mise au point d'une nouvelle correction

2.2.1 Préambule

Sur la base de nos propres comparaisons , nous avons choisi d'appliquer une correction thermique dépendante du temps, mais indépendante de l'immersion, puis de corriger l'erreur sur la profondeur par une correction parabolique dépendante du temps et de la profondeur. Cela nécessite 2 étapes :

- Correction du biais thermique :

$$T = T_{XBT} - T_{off} \quad (2.1)$$

où T_{XBT} est la température observée par la sonde et T_{off} , la correction thermique.

- Correction du biais de profondeur :

$$Z = Z_{obs}(1 - A - B \cdot Z_{obs}) - Z_{off} \quad (2.2)$$

Z_{obs} représente l'immersion de l'XBT calculée par l'équation de chute originale, A et B les paramètres de la correction et Z_{off} , un offset sur la profondeur.

La différence majeure avec GR10 est que les deux étapes sont réalisées indépendamment et que notre approche fournit des coefficients entièrement dépendant du temps.

Afin d'analyser le biais propre aux XBTs, nous avons effectué des comparaisons XBT/(CTD et OSD) en utilisant la base de donnée WOD05 et en procédant à une colocalisation. Nous avons utilisé les bases de données standardisées où les mesures ont été prétraitées, par la correction H95 lorsque que le centre de traitement disposait d'assez d'information, et interpolées sur des niveaux standards. Nous avons sélectionné les profils distants de moins de 2° de longitude, 1° de latitude et séparés par moins de 15 jours, ce qui correspond à des critères optimaux en terme de nombre de profil et de fiabilité de comparaison. Chaque XBT peut être colocalisé avec plusieurs CTDs (ou OSDs), mais plutôt que de traiter cela en plusieurs profils individuels, nous avons fait le choix de moyenner les profils CTD/OSD colocalisés afin de comparer les données XBT avec un profil unique. Lors de la colocalisation, nous avons écarté les profils de biais dont la valeur absolue de la moyenne dépassait 1°C . Nous avons également remarqué que certaines des colocalisations comparaient

un XBT lancé en haute mer avec un CTD déployé sur le plateau continental. Pour éviter d'inclure dans notre analyse des biais résultant des fronts de talus, nous nous sommes assurés d'exclure les comparaisons dont la différence entre les bathymétries de déploiement excédait 500m.

Cette méthode de comparaison nous permet de retenir environ 10^4 profils par année entre 1968 et 2007. Comme Levitus et al (2009), nous avons utilisé la médiane plutôt que la moyenne arithmétique pour réduire l'influence des données extrêmes.

Cette approche d'analyse du biais étant différente de celle de W08, il était intéressant d'appliquer cette correction sur les profils sélectionnés par colocalisation. Il en résulte que cette correction linéaire ne convient pas pour retirer le biais de ces profils, notamment dans les couches proches de la surface. Dans une approche globale, nous avons analysé les biais thermiques et de profondeur de ces profils colocalisés et produit une nouvelle correction alternative qui élimine le biais XBT sur l'ensemble de la colonne d'eau. Nous avons séparé notre jeu de données en 4 catégories : les XBTs profondes et peu profondes correspondant majoritairement aux T4/T6 et T7/DeepBlue de Sippican (Wijffels et al, 2008), elles mêmes séparées en deux catégories déterminées par la température moyenne où la sonde a été déployée. Par ailleurs, une étude spatiale du biais a révélé une anomalie de comportement du biais dans la région ouest Pacifique (également discutée par Wijffels et al, 2008) dont l'origine n'a pas encore été déterminée.

Nous avons fait le choix de construire empiriquement cette correction à partir de l'identification de caractéristiques techniques particulières produisant des biais statistiques de température. Nous aurions pu appliquer une correction plus simple de type L09 (biais de T variant avec l'immersion) mais il nous a semblé plus robuste de constituer une correction plus "physique" pour traiter l'ensemble de la base de données XBT. Par la même méthode nous avons également corrigé les biais MBT et ainsi réalisé une base de donnée homogénéisée.

La section suivante présente le contenu de l'article "Empirical correction of XBT data" (Hamon M., G. Reverdin et P.Y. Le Traon, 2011) donnant une description complète de la méthode et des résultats obtenus.

2.2.2 Article : Empirical correction of XBT data (Hamon M., G. Reverdin et P.Y. Le Traon, 2011)

Empirical Correction of XBT Data

M. HAMON

Laboratoire d'Océanographie Spatiale, IFREMER, Plouzané, France

G. REVERDIN

LOCEAN, IPSL, CNRS/IRD/MNHN/UPMC, Paris, France

P.-Y. LE TRAON

Laboratoire d'Océanographie Spatiale, IFREMER, Plouzané, France

(Manuscript received 10 August 2011, in final form 23 January 2012)

ABSTRACT

The authors use a collocation method between XBT and CTD/Ocean Station Data (OSD; including bottle cast and low-resolution CTD) from World Ocean Database 2005 (WOD2005) to statistically correct the XBT fall rate. An analysis of the annual median bias on depth shows that it is necessary to apply a thermal correction, a second-order correction on the depth, as well as a depth offset representing measurement errors during XBT deployment. Data were separated into several categories: shallow and deep XBTs and below or above 10°C of vertically averaged ocean temperatures (in the top 400 m). Also, XBT measurements in the western Pacific between 1968 and 1985 were processed separately because of large regional biases. The estimated corrections deviate from other published estimates with some large variations in time of both linear and curvature terms in the depth corrections, and less time variation of the temperature correction for the deep XBTs. This analysis of heat content derived from corrected XBTs provides at first order a similar variability to other estimates from corrected XBTs and mechanical bathythermographs (MBTs). It shows a fairly prominent trend in 0–700-m ocean heat content of $0.39 \times 10^{22} \text{ J yr}^{-1}$ between 1970 and 2008.

1. Introduction

Identifying and quantifying the changes in ocean heat content (OHC) is one of the most important research areas for the international oceanographic community. Because of its heat capacity, much larger than the other elements of the climate system, it is estimated that the oceans have absorbed more than 80% of the earth's warming due to the anthropogenic increase of greenhouse gas concentration (Levitus et al. 2001, 2005). In the last few years, many studies have tried to accurately determine the evolution of the global ocean heat content (e.g., Gouretski and Koltermann 2007; Wijffels et al. 2008; Levitus et al. 2009). These studies identified systematic differences between the different instruments used to collect ocean temperature profiles that need to be corrected. Since 1966, expendable

bathythermographs (XBTs) mostly launched from ships, have been used to measure the upper-ocean's temperature, and constitute the most important source of upper-ocean data between the late 1960s and 2000. The XBT system does not directly measure depth. The accuracy of the depth associated with each temperature depends on an equation that converts the time elapsed since the probe entered the water to depth.

We will not review in detail the issues with the determination of this equation, which can be found in Hanawa et al. (1995) for early work and in Gouretski and Reseghetti [2010 (GR10)] for a more recent review. The parabolic character of the fall rate equation was initially validated by the observation of the fall of a probe in a freshwater tank at a homogeneous temperature. The linear term is a terminal velocity of the instrument and the second-order term is there to take into account mass changes of the probes as the wire is spun during its fall. It has been known since the early uses of the probes that the fall rate should depend on the seawater physical characteristics (e.g.,

Corresponding author address: Gilles Reverdin, LOCEAN, IPSL, CNRS/IRD/MNHN/UPMC, 4 Place Jussieu, 75252 Paris, France.
E-mail: gilles.reverdin@locean-ipsl.upmc.fr

DOI: 10.1175/JTECH-D-11-00129.1

© 2012 American Meteorological Society

a dependency on the viscosity–temperature–density of seawater; Thadathil et al. 2002; Kizu et al. 2011). It has also been suggested early on that the assumption of a terminal velocity might not be always correct, in particular in the surface layer, and that this, compounded with time constant issues, can result in a depth offset [although the determination of this depth offset is not straightforward, as discussed by DiNezio and Goni (2010), as it depends on many parameters hardly known and probably very variable]. The weight and hydrodynamic characteristics of the probe–wire are known to strongly influence the fall rate equation. Seaver and Kuleshov (1982), for example, indicate that a weight uncertainty of 2% could induce 8.8 m of depth error at 750 m. GR10 finds significant weight variations for probes manufactured after 1992 and there are strong suggestions based on dedicated comparisons done during cruises that the characteristics of the probes have changed in time [Hanawa et al. (1995) mostly late 1990–early 1990 data compared to DiNezio and Goni (2010) or Reverdin et al. (2009) for early 2000s data] and between manufacturers (e.g., Kizu et al. 2011). Different fall rate equations might also have been used to report the XBT profiles in the databases, adding confusion to the accuracy of the profiles. That the depth estimates have resulted in time-dependent biases dependent on the probe model is, for example, illustrated by comparison of the final reported depth to bathymetry on the shelves or continental slopes (Good 2011).

There are also subtle issues of temperature biases (associated with the probes, the electronics, circuitry, A/C converter, etc.; e.g., Roemmich and Cornuelle 1987) that have not been so well documented (Reseghetti et al. 2007; Reverdin et al. 2009). Usually, these biases were shown to have little dependence on depth, although some systems have been known to result in a large bowing of the profiles at depth, and thus a depth-dependent bias. Furthermore, it is possible that other errors are left in the database, even after quality control, for example, erroneously warm portions of the profiles after the wire has touched the hull or when it is otherwise stretched (see summary in GR10), both happening more commonly near the end of the profiles and that could result in average depth-dependent temperature biases.

These different issues with the data of XBTs in the databases explain why a large variety of approaches have been used to address the data biases, since it has been known that they contributed to anomalous low-frequency variability [e.g., the artificial “global” heat content increase of the 1970s or the recent problems identified in Willis et al. (2009)].

Gouretski and Koltermann (2007) used an ocean climatology based on high-quality data [conductivity–temperature–depth (CTD) and Nansen casts] to identify

biases in XBT observations. They found a positive bias by 0.2°–0.4°C on average with some variations from year to year. Based on this study and further comparisons between data types, Wijffels et al. [2008 (W08)] proposed a yearly multiplicative correction factor on the depth. More recently, Levitus et al. (2009) used a simpler temperature correction, subtracting from all XBTs the annual median temperature bias obtained when comparing with the CTD climatology. Ishii and Kimoto (2009) estimated a new fall rate equation for each year, separating different kinds of XBTs. GR10 proposed a new correction for profiles in the World Ocean Database 2005 (WOD2005) using an average depth correction (but latitude dependent) added to a time-dependent temperature offset. Other interesting examples of statistical corrections of the temperature profile data in recent years can be found in DiNezio and Goni (2010), based on comparison with Argo float data that combine temperature biases and changes in the fall equation involving both offsets and a change in the quadratic fall rate equation.

These different approaches result in a fairly comparable reconstruction of vertically integrated heat content (IHC) variability from WOD2005 data. On the other hand, because of very different profiles of corrections, they might differ in the vertical structure of the changes. Thus, there is still a need for further studies of the biases in the historical datasets, so that the different types of data can be combined more optimally. Here, we provide a comparison of the different corrections, resulting in an alternative correction. The choice we made was applying a time-dependent but depth-independent temperature correction based on comparisons in the near-surface layer, and then correcting the depths at which the data are reported with a time-dependent correction. This entails two steps:

- 1) correction of the thermal bias:

$$T_{\text{cor}} = T_{\text{XBT}} - T_{\text{off}}(z), \quad (1)$$

- where T_{XBT} is the original XBT temperature and $T_{\text{off}}(z)$ is a specified temperature offset profile, and
- 2) correction of the depth bias:

$$Z_{\text{true}} = Z_{\text{xbt}}(1 - A - BZ_{\text{xbt}}) - Z_{\text{off}}, \quad (2)$$

where Z_{xbt} is the original reported depth, Z_{off} is a specified depth offset, and A and B are the specified terms for the linear and quadratic corrections.

A major difference with GR10 is that the two steps are done independently, and thus, to provide a significant reduction of the biases, all the coefficients in Eqs. (1) and (2) have to be time-dependent (whereas only T_{off} is

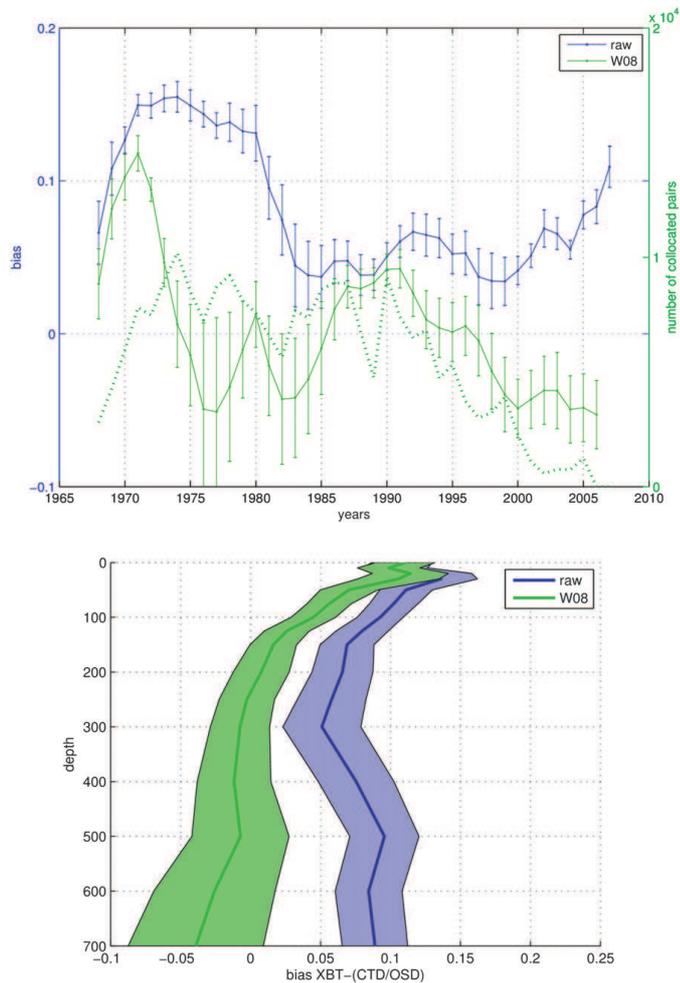


FIG. 1. The XBT – CTD 0–700-m median temperature bias in uncorrected data (blue) and in corrected W08 (green). (top) Vertical integral between 0 and 700 m [median value (curve) with vertical standard deviation (bars)]. The number of yearly collocated pairs is indicated with the green dotted line (right axis). (bottom) Vertical profiles of median raw bias and of median bias after correction by W08 averaged over the study period (average curve and colored range within one std dev). Units: °C.

time-dependent in GR10). On the other hand, the spatial dependency of the depth correction is more crudely taken into account in this approach than in GR10.

In section 2, we will present the data and the collocation method; in section 3, we will review what W08 depth corrections imply in terms of residual biases.

Then, in section 4, we will discuss the thermal correction, compare it with GR10, and discuss the remaining residuals. In section 5 we will discuss the depth corrections, before presenting the resulting heat content time series with the corrections adopted (section 6) and the conclusions (section 7).

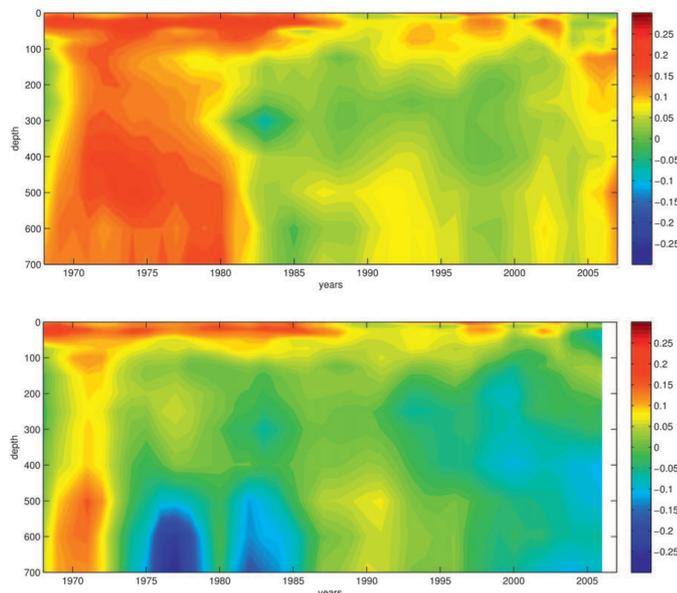


FIG. 2. Evolution of XBT – CTD (top) median raw bias and (bottom) corrected by W08 as a function of depth and time. Units: °C.

2. Data and collocation method

In the current study we used temperature profiles of the World Ocean Database 2005 where profiles have been interpolated to standard levels. The ocean was subdivided into 16 vertical levels from the surface to 700-m depth. We used profiles that have been processed when identification was possible using the correction Hanawa et al. (1995, hereafter H95). Instead of using two climatologies, one constructed with CTD and bottles profiles and the other with XBT profiles, we used a collocation method to compare instruments. For each XBT, we selected all CTD and Ocean Station Data (OSD) geographically distant by less than 1° of latitude and 2° of longitude and a time lag less than 15 days. Then, we computed a reference profile as the median of all CTD and OSD profiles selected in the region of collocation. The bias profile is calculated by subtracting this reference profile from the XBT profile. We found that many comparisons corresponded to situations with an XBT deployed over the deep ocean and CTD stations over the shelf or the continental slope. Thus to avoid potential biases resulting from cross-shelf fronts, we also ensure that ocean depth where the XBTs have been deployed is larger than 150 m and does not differ by more than 500 m from where CTDs have been deployed (we discuss this added condition in section 4). Finally we

rejected collocated XBT and CTD profiles for which the resulting vertically averaged bias was more than 1°C. This method allows us to retain about 10⁴ profiles per year between the years 1968 and 2007 (Fig. 1). Following Levitus et al. (2009), the median rather than arithmetic average was used, as it reduces the influence of outliers. It is important to realize that this median temperature bias (its vertical average in Fig. 1) contributes only a small portion (on the order of 1%–2% near 300–400-m depth) of the total variance in the individual XBT–CTD profiles of temperature difference, which is dominated by the time–space variability. However, uncertainties in the median bias profiles that are considered in this study are small enough because of the inclusion of a large number of individual bias profiles (Fig. 1).

First, we estimate a temperature offset T_{off} by selecting profiles with very weak thermal gradients between 10 and 30 m (cf. section 4). After removal of the temperature offset [Eq. (1)] to the data, we adjust the depth indicated by the original fall rate [Eq. (2)]. We compute a depth bias at each standard level with the first-order approximation as

$$\delta Z = (T_{CTD} - T_{cor})dZ/dT_{cor}, \tag{3}$$

where dZ/dT_{cor} is a local estimate of the vertical temperature gradient based on the XBT uncorrected depth

TABLE 1. Thermal offset (°C) as a function of time for XBTD (ToffsetD) and XBTS (ToffsetS), and western Pacific XBTs (ToffsetWP; north of 20°S and west of 180°E).

Year	ToffsetD	ToffsetS	ToffsetWP
1968	0.049	0.084	-0.006
1969	0.052	0.083	0.002
1970	0.051	0.080	0.020
1971	0.067	0.084	0.036
1972	0.081	0.087	0.043
1973	0.090	0.087	0.049
1974	0.098	0.091	0.055
1975	0.096	0.098	0.056
1976	0.089	0.105	0.051
1977	0.079	0.112	0.051
1978	0.070	0.118	0.055
1979	0.059	0.121	0.050
1980	0.059	0.119	0.047
1981	0.061	0.109	0.039
1982	0.062	0.099	0.031
1983	0.054	0.089	0.019
1984	0.056	0.082	0.014
1985	0.056	0.077	0.004
1986	0.053	0.077	
1987	0.049	0.073	
1988	0.059	0.062	
1989	0.056	0.049	
1990	0.049	0.034	
1991	0.047	0.021	
1992	0.051	0.011	
1993	0.051	0.009	
1994	0.059	0.011	
1995	0.074	0.015	
1996	0.087	0.014	
1997	0.090	0.011	
1998	0.093	0.005	
1999	0.093	0.000	
2000	0.082	-0.014	
2001	0.066	-0.036	
2002	0.058	-0.020	
2003	0.048	0.006	
2004	0.037	0.018	
2005	0.031	0.027	
2006	0.032	0.043	
2007	0.029	0.008	

profile. Then we correct the depth estimates Z_{xbt} by the median $\langle \delta Z \rangle$ of these depths, and to get temperatures with this new set of depths, we linearly interpolate the XBT temperature profile to the standard levels:

$$T = T_{cor} + \langle \delta Z \rangle dT_{cor} / dZ. \quad (4)$$

However, because in Eq. (3) the gradient term is calculated from the uncorrected depth estimates of the XBT profiles, it is actually also shifted vertically to the real gradient at that depth. Thus it is necessary to iterate with the new “vertically shifted” temperature profile until convergence is reached when the corrected XBT gradients will be statistically similar to the ones from the CTDS.

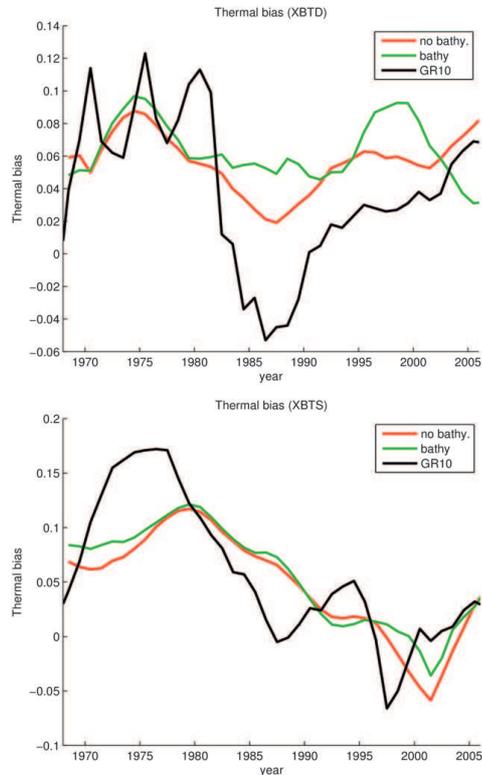


FIG. 3. Median XBT - CTD thermal bias for (top) XBTD and (bottom) XBTS. Thermal bias observed from collocated data without bathymetry criterion is represented by the red line, with the bathymetry criterion by the green line, and the thermal offset of GR10 by the black line. Units: °C.

Once the median depth bias $\langle \delta Z \rangle$ vertical profile is obtained at the standard levels, we estimate the three coefficients in the parabolic depth correction Eq. (2) by a linear least squares method.

3. Test of the W08 correction

The W08 correction is a linear correction where the “true” estimated XBT depth Z_{true} is computed from the depth Z given with the original fall rate:

$$Z_{true} = Z_{xbt}(1 - A). \quad (5)$$

W08 separated the deep XBT profiles (hereafter called XBTD) into those reaching a depth greater than 500 m

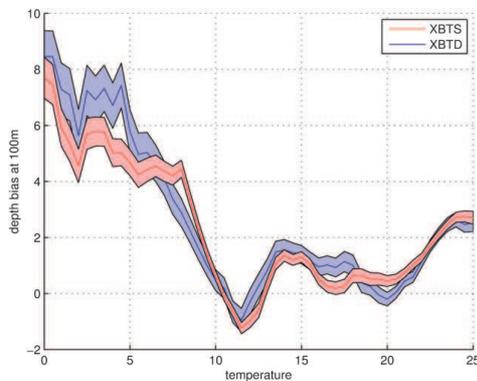


FIG. 4. Median XBT - CTD depth bias at 100-m depth as a function of the integrated temperature between 0- and 200-m depth for XBTS (red) and XBTD (blue). The width provides the range of the \pm one std dev of the uncertainty (std dev divided by the square root of the number of selected pairs). Units: $^{\circ}\text{C}$.

(in standard levels), which are predominantly profiles from T7 or Deep Blue instruments and the others, shallow XBT profiles (hereafter called XBTS), which are predominantly from T4-T6 instruments. On average, W08 note a depth error near 400 m of 10 m for XBTS and half that for XBTD profiles.

We first applied the W08 correction to our collocated profiles. Figure 1 shows the yearly raw and W08 corrected median bias averaged vertically as a function of year, and the average bias profile. According to Gouretski and Koltermann (2007) and Wijffels et al. (2008) there is a positive bias between vertically averaged XBT temperature and high-quality data like CTD and OSD. This median bias varies with the year of deployment of the XBT.

It varies between 0.2° and 0.1°C during the end of the 1960s until the beginning of the 1980s. Then the bias stabilizes around 0.05°C . Moreover, this evolution agrees with the results of Levitus et al. (2009). This vertically averaged bias is partially corrected by W08 corrections (Fig. 1).

The 1-yr median bias function of depth is not uniformly reduced while applying the W08 correction (Fig. 2). Obviously the linear depth equation correction cannot correct the surface bias. Sometimes, it can also be too large and induce a negative bias at some depths (Fig. 2). The comparison thus suggests that a linear depth correction is not sufficient to properly reduce the observed biases (as also stated by GR10).

4. Temperature correction

Comparing neighboring XBT and CTD-OSD profiles in the upper mixed layer, we usually observe a positive thermal bias between 10 and 30 m. Following GR10, we selected close-by profiles with a weak temperature gradient in this upper layer (less than $0.0025^{\circ}\text{C m}^{-1}$). This criterion guarantees that the observed bias is more likely to be related to a temperature error than to incorrect estimation of depth (this was also checked after the corrections on the depth of the XBT profiles of section 5, with little difference in the results). We also restricted the difference in ocean depth of collocated profiles to 500 m.

As we did not find significant differences in this temperature bias related to sea surface temperature (between warm and cold seas), we decided to take into account only two categories (XBTS and XBTD) to estimate more robustly the temperature bias T_{off} (Table 1). The thermal offset associated with XBTS is largely positive between 1968 and 1985 (0.096°C on average) and is close to 0° afterward (Fig. 3). The thermal bias of XBTD varies less. A first maximum is reached between 1970 and 1980

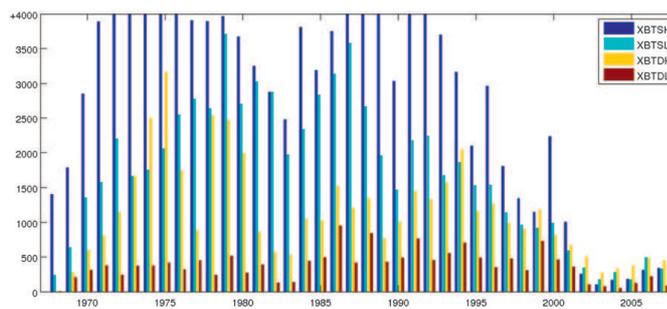


FIG. 5. Number of collocated pairs for the four classes of XBT as a function of year. XBTS(D)H-XBTS(D)L correspond to shallow (deep) XBTs deployed in high and low temperatures, respectively.

TABLE 2. Coefficients of the parabolic depth Eq. (2) and depth offset for XBTD deployed in low- (DL) and high- (DH) temperature waters (A : nondimensional, B : in m^{-1} , and Offset: for Z_{off} in m).

Year	B_{DL}	A_{DL}	Offset _{DL}	B_{DH}	A_{DH}	Offset _{DH}
1968	0.052	-0.000 078	1.0	-0.054	0.000 006	0.9
1969	0.024	-0.000 016	1.5	-0.039	0.000 046	0.9
1970	-0.006	0.000 040	1.3	-0.025	0.000 066	0.9
1971	-0.014	0.000 038	1.7	-0.010	0.000 039	0.8
1972	-0.008	-0.000 004	2.1	0.015	-0.000 006	0.6
1973	0.021	-0.000 082	2.4	0.023	-0.000 021	0.5
1974	0.062	-0.000 151	2.7	0.008	0.000 003	0.5
1975	0.075	-0.000 137	2.9	0.001	0.000 016	0.6
1976	0.052	-0.000 049	2.9	0.021	-0.000 015	0.4
1977	0.018	0.000 037	2.5	0.048	-0.000 057	0.1
1978	-0.004	0.000 070	1.8	0.046	-0.000 054	0.0
1979	-0.004	0.000 062	1.3	0.029	-0.000 021	0.0
1980	0.026	0.000 025	1.3	0.019	0.000 002	0.1
1981	0.026	0.000 019	1.3	0.017	-0.000 004	0.2
1982	-0.070	0.000 102	0.9	0.019	-0.000 026	0.4
1983	-0.156	0.000 167	0.4	-0.009	0.000 013	0.6
1984	-0.145	0.000 118	0.6	-0.048	0.000 071	0.7
1985	-0.084	0.000 006	1.4	-0.039	0.000 054	0.9
1986	-0.037	-0.000 053	2.3	-0.012	0.000 015	1.2
1987	-0.021	-0.000 033	2.9	-0.005	0.000 003	1.6
1988	-0.018	-0.000 003	3.1	-0.015	0.000 014	1.9
1989	-0.025	0.000 014	2.8	-0.022	0.000 022	1.8
1990	-0.027	0.000 016	2.4	-0.010	0.000 011	1.6
1991	-0.031	0.000 025	2.2	-0.008	0.000 012	1.4
1992	-0.026	0.000 025	2.0	-0.006	0.000 016	1.0
1993	-0.003	0.000 001	1.8	0.006	0.000 004	0.6
1994	0.001	0.000 003	1.7	0.006	0.000 000	0.4
1995	-0.030	0.000 038	2.0	-0.006	0.000 007	0.4
1996	-0.068	0.000 066	2.5	-0.009	0.000 006	0.6
1997	-0.073	0.000 040	3.2	-0.001	-0.000 006	0.9
1998	-0.063	-0.000 012	3.9	-0.014	-0.000 000	1.5
1999	-0.080	-0.000 004	4.6	-0.041	0.000 026	1.9
2000	-0.107	0.000 043	4.8	-0.033	0.000 023	1.8
2001	-0.131	0.000 091	4.2	0.002	-0.000 008	1.3
2002	-0.132	0.000 110	3.2	0.013	-0.000 014	0.8
2003	-0.073	0.000 060	1.8	0.004	0.000 002	0.6
2004	0.010	-0.000 031	0.6	0.001	0.000 001	0.4
2005	0.059	-0.000 109	0.1	0.011	-0.000 022	0.4
2006	0.071	-0.000 138	0.6	0.029	-0.000 041	0.5
2007	0.012	-0.000 011	2.2	0.033	-0.000 032	0.7

(0.076°C on average), which decreases during the 1980s and becomes the maximum again at the end of the 1990s (0.086°C on average between 1995 and 2000).

XBTD (and even T4 XBTs) are more often deployed in the deep seas whereas the number of CTDs is at a maximum on the shelves. In continental slope regions where a large proportion of collocated profiles are, comparisons between XBT and CTD profiles can yield unrealistic biases. As shown in Fig. 3, the criterion of similar ocean depths has a large impact on the calculation of the thermal offset, especially for XBTD for the period 1985–2000. It appears that including CTDs deployed on

continental shelves induced an artificial thermal offset. The time histories of the thermal corrections we find for XBTS and XBTD are rather different, something we do not have an explanation for (this is also commented upon in GR10).

We find that the thermal bias we estimate for XBTD differs after 1982 from the one reported in GR10. In GR10, the thermal offset becomes largely negative whereas our observed bias is much more constant and positive for the whole study period. For XBTS, on the other hand, the low-frequency evolution we find presents some similarities with the one in GR10, with a maximum during the 1970s, a decrease until the end of the 1990s, and a slight increase afterward. However, the correction for a given year can be quite different, and the total range of corrections here is only half the one in GR10.

Altogether, we also find that just correcting a thermal bias reduces the average biases more efficiently than applying a linear depth correction scheme as in W08. However, it leaves a time-varying vertically averaged temperature bias, and thus is not appropriate for heat content variability estimations. Furthermore, the rms deviation of vertical variations in the annual bias profile is the same as in the raw data. This is usually better than with the W08 correction (Fig. 1), but is nonetheless still very large. Further discussion of the different ways to compare the data is provided in section 6.

5. The XBT depth correction

a. Temperature dependence of the depth correction

We will try to refine the model of bias correction by examining in more detail the vertical and spatial structure of the XBT – CTD temperature difference, after removal of the thermal offset identified in 4.1. We will first comment on its sensitivity to the ocean temperature, separating XBTS and XBTD as done earlier. Such a dependency between depth bias and the temperature of the seawater where the probe had been deployed has been discussed earlier for different temperature ranges (Thadathil et al. 2002; Kizu et al. 2011). Figure 4 shows the depth bias at 100 m as a function of average temperature between 0 and 200 m for XBTS (in red) and XBTD (in blue) averaged over the study period. We notice an increase of the bias toward low temperatures, without finding a significantly different behavior between the two classes of XBTs (XBTS and XBTD). Thus Fig. 4 illustrates the need to process XBTs in categories of temperature, but at this particular depth, XBTS temperature offsets are not clearly different from the temperature offset in XBTD.

Whereas Fig. 4 suggests that fall rate depends continuously on temperature (viscosity), retaining only two

TABLE 3. Coefficients of the parabolic depth Eq. (2) and depth offset for XBTS deployed in low- (SL) and high- (SH) temperature waters (A : nondimensional, B : in m^{-1} , and Offset: for Z_{off} in m).

Year	B_{SL}	A_{SL}	Offset $_{SL}$	B_{SH}	A_{SH}	Offset $_{SH}$		
1968	-0.018	-0.000	109	3.4	-0.033	0.000	100	2.4
1969	-0.079	0.000	024	3.0	-0.072	0.000	155	2.0
1970	-0.053	0.000	014	3.0	-0.070	0.000	146	2.1
1971	0.012	-0.000	080	2.3	-0.020	0.000	047	1.5
1972	0.073	-0.000	165	1.7	0.027	-0.000	032	1.0
1973	0.089	-0.000	147	1.5	0.029	-0.000	012	0.9
1974	0.071	-0.000	069	1.6	-0.006	0.000	062	1.2
1975	0.074	-0.000	069	1.4	-0.021	0.000	078	1.4
1976	0.096	-0.000	137	1.0	-0.003	0.000	027	1.3
1977	0.120	-0.000	198	0.6	0.015	0.000	004	0.9
1978	0.123	-0.000	216	0.4	0.005	0.000	034	0.6
1979	0.110	-0.000	216	0.5	-0.008	0.000	051	0.7
1980	0.097	-0.000	222	0.7	-0.014	0.000	063	0.9
1981	0.083	-0.000	235	1.0	-0.030	0.000	097	1.3
1982	0.071	-0.000	250	1.1	-0.041	0.000	114	1.6
1983	0.059	-0.000	264	1.2	-0.041	0.000	099	1.7
1984	0.041	-0.000	245	1.3	-0.034	0.000	072	1.8
1985	0.019	-0.000	158	1.7	-0.025	0.000	054	1.7
1986	-0.014	-0.000	039	2.2	-0.032	0.000	056	1.6
1987	-0.042	0.000	047	2.6	-0.029	0.000	038	1.5
1988	-0.046	0.000	067	2.7	-0.019	0.000	013	1.3
1989	-0.037	0.000	036	2.4	-0.012	0.000	006	1.0
1990	-0.034	0.000	010	2.2	-0.006	0.000	009	0.8
1991	-0.033	-0.000	002	2.2	0.003	-0.000	003	0.6
1992	-0.035	0.000	003	2.4	0.012	-0.000	018	0.5
1993	-0.041	0.000	023	2.5	-0.002	0.000	022	0.5
1994	0.036	0.000	009	2.3	-0.020	0.000	069	0.7
1995	-0.009	-0.000	049	2.0	-0.006	0.000	035	0.8
1996	0.015	-0.000	083	1.8	0.023	-0.000	056	0.8
1997	-0.003	-0.000	009	2.1	0.028	0.000	111	0.8
1998	-0.051	0.000	141	2.8	0.003	-0.000	082	1.1
1999	-0.089	0.000	263	3.5	-0.016	-0.000	023	1.3
2000	-0.093	0.000	295	3.7	-0.007	-0.000	004	1.3
2001	-0.063	0.000	210	3.4	0.003	-0.000	005	1.3
2002	-0.008	0.000	044	3.1	-0.036	0.000	061	1.9
2003	0.026	0.000	020	3.0	-0.092	0.000	154	2.6
2004	0.014	0.000	113	2.7	-0.085	0.000	184	2.4
2005	0.027	0.000	030	2.0	-0.006	0.000	083	1.0
2006	0.070	-0.000	138	0.9	0.082	-0.000	102	-0.1
2007	0.128	-0.000	304	-0.1	0.123	-0.000	236	-0.3

0–200-m averaged temperature classes is a practical first-order choice, as the computation of the depth bias requires a sufficient number of profiles to be robust (notice the relatively small number of comparisons at the lower temperatures in Fig. 5, which prevents us from subdividing further this temperature range). In practice, the two categories in vertically averaged temperature overlap to avoid discontinuities between profiles deployed in water close to 10°C: when computing the correction for the high-temperature class, we selected all XBTS deployed in water warmer than 8°C, whereas for the low-temperature class, we selected XBTS deployed in water colder than 12°C.

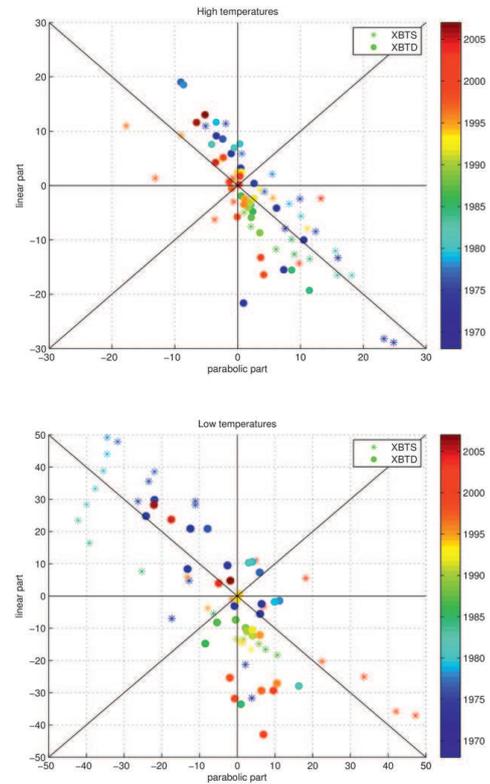


FIG. 6. Linear part (A) as a function of parabolic part (BZ) in Eq. (2) at $Z = 400$ -m depth for XBTS (large dots) and XBTD (stars). XBTS deployed at (top) high and (bottom) low temperatures. Years are indicated with the color bar.

b. Parabolic nature of the depth correction

As in W08, the behavior of XBTS and XBTD is found to be different in the deeper part of the profile. This suggests that the collocated profiles are better corrected by a parabolic function than by a linear correction.

This parabolic character varies with years, geographical area, and the type of XBT. We thus computed a second-order correction with a least squares fitting process for each year of deployment and each class of XBT (Tables 2, 3). The depth bias also has a different behavior in the first meters of the probe fall. Between the surface and 30 m, the error deviates from its parabolic behavior, possibly because of the high variability of surface temperature added to the low vertical gradient in the surface mixed layer producing high variability in the calculated dZ quantities.

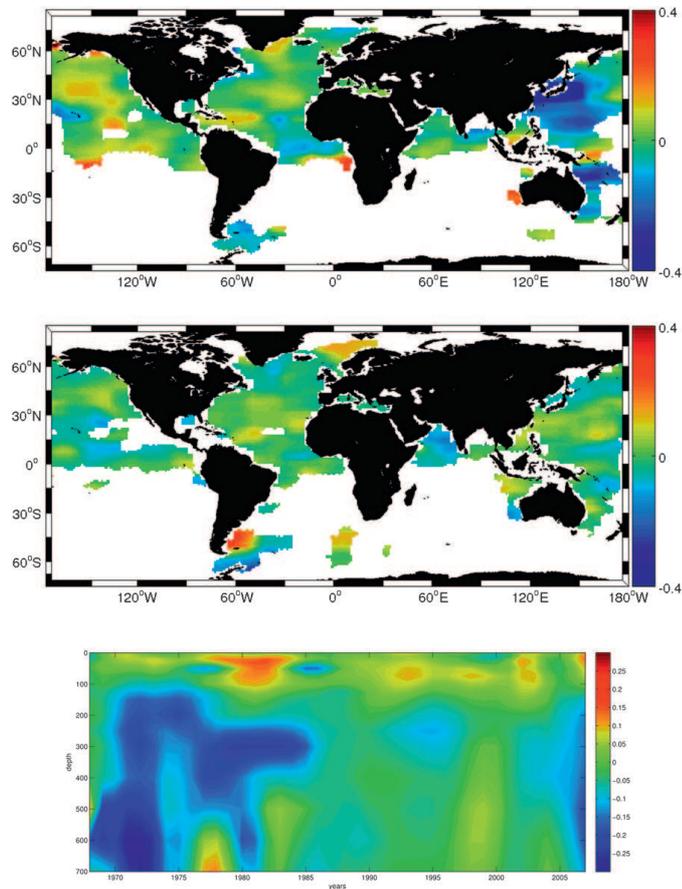


FIG. 7. Residual average bias in XBT - CTD temperature at 300 m (top) between 1968 and 1985 and (middle) between 1985 and 2007. (bottom) Evolution of XBT - CTD median bias in the western Pacific (the region is bounded by 180°E and 20°S). This corresponds to XBT data corrected by a global parabolic correction, as a function of depth and time. Units °C.

As suggested by earlier studies (see GR10), the depth correction equation is far from linear. Figure 6 represents the linear part AZ_{xbt} as a function of the parabolic part at 400-m depth BZ_{xbt}^2 in Eq. (2) for XBTS (circles) and XBTD (stars) at high temperature (top panel) and at low temperature (bottom panel). Each sector represents a different behavior of the yearly median depth bias. At zero order, the two terms nearly compensate each other at that depth, and often seem rather positively correlated between low and high temperatures. However, between 1968 and 1980, the behavior of XBTS is clearly different

with a positive parabolic part at low temperatures and a negative contribution at high temperatures. At high temperatures, the behaviors of the XBTS and XBTD fall rates are very different. In particular, until 1980 for XBTS, the parabolic part is positive and the linear part is negative, whereas it is the opposite for XBTD. Between 1985 and 1990, the behavior of the fitted bias deviates from other periods, in particular at the lower temperatures with both linear and parabolic parts being negative for XBTD. These differences of behavior justify the need to separate profiles for low and high temperatures.

TABLE 4. Coefficients of the parabolic depth Eq. (2) and depth offset for XBTD (DWP) and XBTS (SWP) deployed in the western Pacific Ocean (A : nondimensional, B : in m^{-1} , and Offset: Z_{off} in m).

Year	B_{DWP}	A_{DWP}	Offset _{DWP}	B_{SWP}	A_{SWP}	Offset _{SWP}
1968	-0.113	0.000 430	0.0	0	0	0
1969	-0.090	0.000 320	0.1	0	0	0
1970	-0.055	0.000 159	0.1	0	0	0
1971	-0.035	0.000 078	0.1	0	0	0
1972	-0.019	0.000 052	-0.0	-0.046	0.000 021	-0.1
1973	-0.011	0.000 047	0.0	-0.013	-0.000 023	0.3
1974	-0.025	0.000 080	0.1	-0.018	0.000 034	0.2
1975	-0.024	0.000 091	0.1	-0.015	0.000 097	0.2
1976	-0.013	0.000 077	0.2	-0.019	0.000 101	0.3
1977	-0.001	0.000 032	0.5	-0.019	0.000 039	0.6
1978	-0.011	0.000 015	0.9	-0.037	0.000 036	0.9
1979	-0.029	0.000 048	1.2	-0.054	0.000 078	1.0
1980	-0.027	0.000 052	1.2	-0.028	0.000 026	0.9
1981	-0.025	0.000 046	1.2	-0.015	0.000 024	0.8
1982	-0.037	0.000 055	1.4	-0.017	0.000 066	0.8
1983	-0.059	0.000 083	1.5	-0.008	0.000 041	0.7
1984	-0.070	0.000 111	1.4	-0.003	0.000 022	0.2
1985	-0.056	0.000 103	1.1	0.009	-0.000 004	0.7

c. Depth offset

Without introducing a depth offset, the resulting temperature bias after temperature correction and parabolic depth correction is still positive in the surface layer. In this layer, the depth bias calculation involving the local gradient of temperature is not very accurate; but this also seems to correspond to a positive median depth bias that is not easily modeled by a parabolic function and thus is best considered to be a depth bias. The sources of this depth offset are very varied and the information that would be necessary to accurately model the XBT fall rate in the upper layer is not available. To overcome this lack of information we opt for an empirical fitting, proportionally adjusting the offset with the pre-corrected bias by the parabolic function. We used the yearly median depth bias between 30 and 100 m to statically correct the depth offset error. We chose to compute the offset in this thin layer because it corresponds to a compromise between the choice of a surface layer, where the effect of the offset would be most evident in the depth estimate, and a deeper layer with a large enough vertical temperature gradient:

$$Z_{off} = \langle \delta Z \rangle_{30-100}. \quad (6)$$

We note that the depth offset (Tables 2, 3) is usually positive and of a few meters with slightly larger values in low-temperature waters and around 2000. Those results are also consistent with Reverdin et al. (2009) for the period 1999–2007 for a subset of XBT data deployed during French research cruises, and with the results of GR10.

d. Specific western Pacific case

After the global bias analysis by collocation, it is possible that residual biases may be identified regionally, as could happen because of sampling characteristics in the Kuroshio or Gulf Stream region, or because of regional processing or differences in the systems used. Measurements close to Japan and in the western Pacific basin (the northwest Pacific region bounded by 180°E and north of 20°S) show after the corrections a strong negative bias during the period 1968–85, in particular near 300 m (Fig. 7, top panel), but less afterward (Fig. 7, middle panel). This negative bias has a vertical profile and time history (Fig. 7, bottom panel), and implies that these XBTs are poorly corrected by the globally derived parabolic term. We were not able to establish fully the reason for this time-dependent regional anomaly (also commented on in W08). Because this is a large enough region, it has an impact on the global correction estimates, which we consider detrimental. Thus, we separated these regional profiles into another category, which increased the robustness of the correction estimated for the other data (Table 4). The coefficients A and B calculated for these particular XBTs are quite different from those calculated for the other classes, in particular for XBTD. The parabolic coefficient B of the XBTD correction is largely positive in the first years and decreases until 1985, and the linear coefficient A is strongly negative and increases with time. This behavior is specific to those regional XBTDs. Note also that the depth offset is much smaller for those XBTs than in other regions of the world. Furthermore, the temperature offset (Table 1; where it is not estimated separately for XBTS and XBTD, as the two

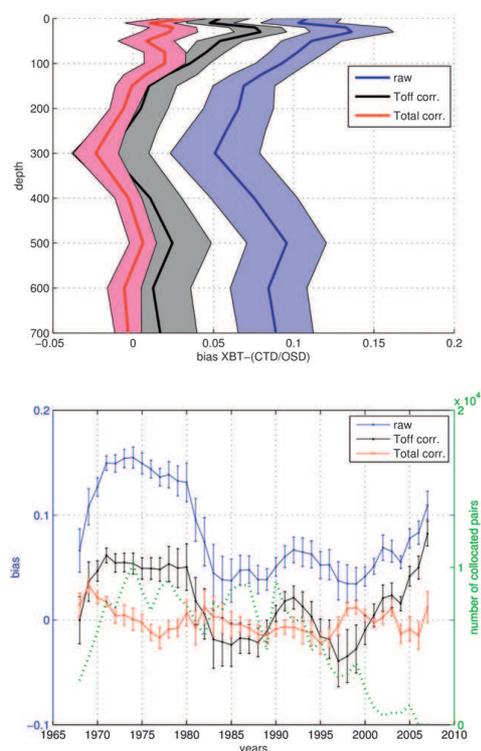


FIG. 8. (top) Profiles of median raw bias (blue), corrected by the thermal offset (black) and by a parabolic correction added to an offset (red) as a function of depth averaged over the study period 1968–2007 [curve (average) with the color band corresponding to range of one std dev of the time series variability at each depth]. (bottom) Time series of vertically averaged bias [curve (average) with vertical bars (range of one vertical std dev)]. Dashed green curve (right scale) for the number of collocated profiles. Units: $^{\circ}\text{C}$.

estimates were not statistically significant) is also much smaller there than in other regions.

6. Implications of the correction approach for heat content

Figures 8, 9 illustrate the raw median bias, the bias corrected with only the thermal correction [Eq. (1)], and the bias corrected with the depth + thermal correction [(1) + (2)]. Not only is the time-averaged residual bias profile rather small (within $\pm 0.02^{\circ}\text{C}$ at all depths), but its time variability shows that the technique is rather good for all times and depths with biases rarely exceeding 0.05°C . This is not due to overfitting, although in the last 5 yr the number of collocated pairs starts to be too small. These

figures illustrate that we have removed average biases in the collocated XBT profiles, but our method selected only a small part of the entire database (about 10%). As we do not know if this sample is representative of the whole dataset, there is no guarantee that this can be extrapolated to the remaining 90% of the profiles.

Following Wijffels et al. (2008) and Levitus et al. (2009), we also estimated a median depth bias on mechanical bathythermographs (MBTs). Using the same methodology, we performed a second-order correction added to an offset. We also separated MBT deployed at high and low temperatures. For those probes, the selected threshold was 12°C for the median temperatures calculated between the surface and 100-m depth.

With the globally corrected database, we map the observations on a latitude and longitude grid ($4^{\circ} \times 8^{\circ}$). The annual mean anomalies of temperature are obtained by subtracting individual data from the WOD2005 monthly climatology (Locarnini et al. 2006), and arithmetically averaging all the anomalies within each box. In a given year, we assigned to empty boxes the value of the annual mean anomaly of all full boxes for that year. Except after 2002, if Argo float profiles are included. The majority of boxes are empty (Fig. 10, bottom panel), except after 2002, if Argo float profiles are included. If only XBTs are included, less than 40% of boxes have data except in the 1990s (and a large portion of the empty boxes are in the Southern Hemisphere, in particular in the Southern Ocean).

The 0–700-m integrated heat content calculated from the corrected XBT database (green curve in Fig. 10, top panel) presents large differences from IHC from the original XBT database (red). This confirms that the local warming in the 1970s was an artifact of the positive biases in XBT temperatures (as in Domingues et al. 2008; Ishii and Kimoto 2009; Levitus et al. 2009; W08; GR10). Furthermore, we note that IHC calculated from corrected XBTs is very close to IHC calculated with the corrected data in WOD2005 (excluding Argo profiler and mooring data; such agreement is also found when considering specific layers like 0–400 or 400–700 m), whereas there were large differences between IHC from the uncorrected XBTs and from the entire uncorrected dataset. This indicates that our correction estimated with the subset of XBT profiles that could be collocated with the CTD–bottle casts holds for the entire database, at least to estimate vertically-spatially integrated variability.

Our time series of IHC (since 1970) is closest to the one from Levitus et al. (2009) and less close to IHC from Ishii and Kimoto (2009), Domingues et al. (2008) (Fig. 10, middle panel), or to GR10. However, all the time series present some similarities, despite large differences in how the data are corrected and how they are combined to provide an ocean heat content time series. The results

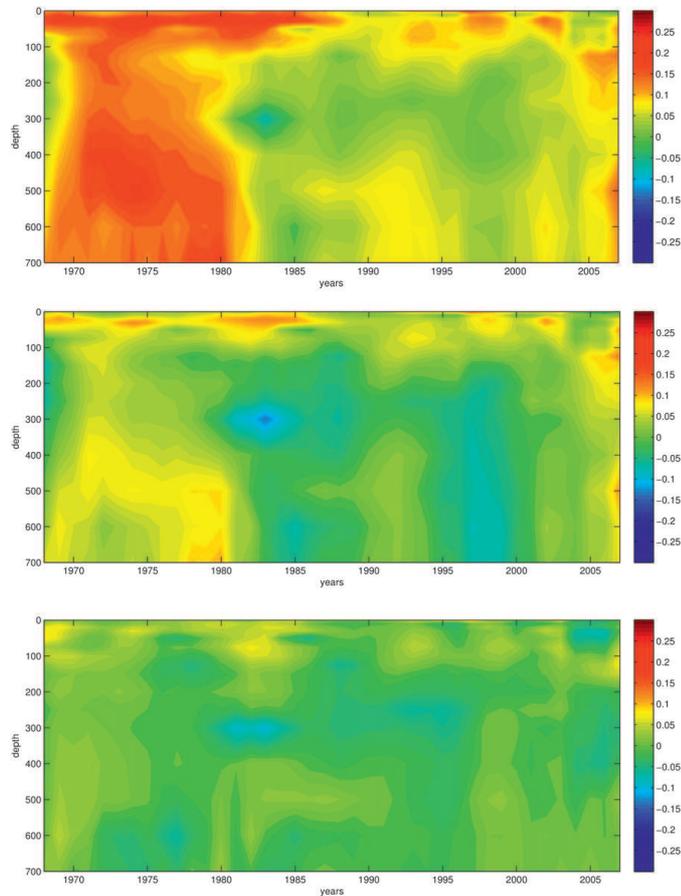


FIG. 9. (top) Evolution of XBT – CTD median raw bias, (middle) corrected by the thermal offset and (bottom) corrected by a parabolic correction added to an offset as a function of depth and time. Units: °C.

are, however, quite sensitive to insufficient sampling: for example, the large difference after 2002 between the blue curve in the upper panel and the one in the middle panel is related to the incorporation in the latter of the much better sampled Argo data. The new correction results in a linear trend for IHC of $0.39 \times 10^{22} \text{ J yr}^{-1}$ between 1970 and 2008 ($0.44 \times 10^{22} \text{ J yr}^{-1}$ without the Argo and mooring data for recent years). These are rather different from the trends for IHC for WOD2005 without correction ($0.48 \times 10^{22} \text{ J yr}^{-1}$). This is larger than for Ishii and Kimoto (2009; $0.27 \times 10^{22} \text{ J yr}^{-1}$ in 1970–2008), but less than in Domingues et al. (2008; $0.5 \times 10^{22} \text{ J yr}^{-1}$ in

1970–2002). The estimated IHC is strongly dependent on the assumption of filling missing boxes with the annual anomaly for that year, as many Southern Hemisphere boxes were not sampled in the early periods. There are larger differences in IHC variability with the other estimates before 1975, but data coverage starts to be really insufficient for that period.

7. Conclusions

We considered six different XBT classes to compute a global second-order depth correction. We chose to

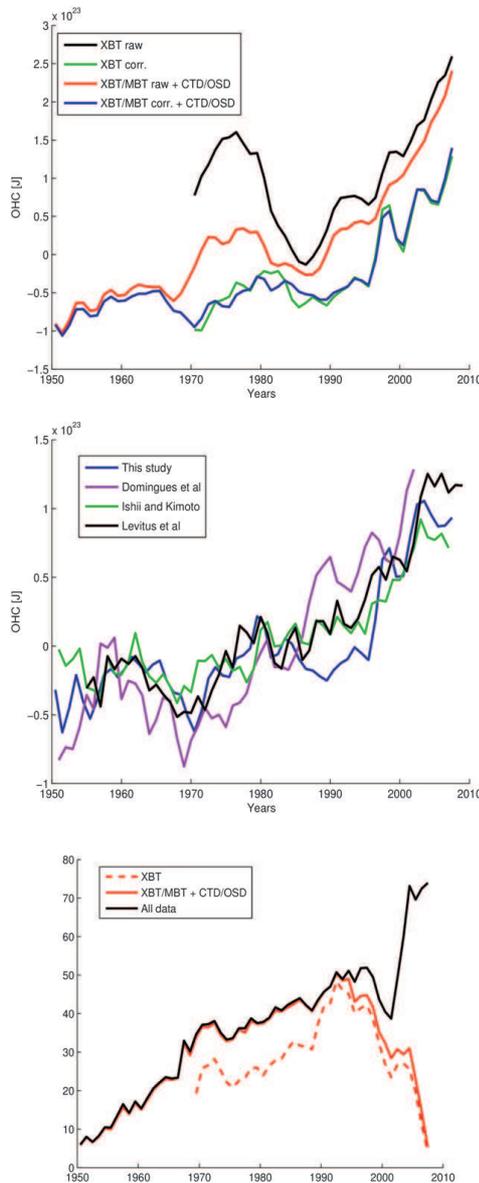


FIG. 10. (top) IHC integrated between the surface and 700-m depth calculated using the entire raw dataset (red), the entire corrected dataset excluding Argo floats (blue), and only raw XBTs (black) and corrected XBTs (green) [the average seasonal cycle from Locarnini et al. (2006) was removed from the gridded data].

separate XBTS and XBTD mostly related to T4 and T7 during the study period. We also separated XBTs deployed in cold or warm water (colder or warmer than 10°C on average between the surface and 200 m) because of the dependence on temperature of the behavior of the XBT fall rate. A parabolic correction was not sufficient, and it was necessary to apply offsets: only one thermal offset depending on the XBT type applied to the temperature profiles and a depth offset. Both are estimated in the upper layer. We also found that the results are sensitive to the choice of maximum difference of oceanic depth between collocated profiles or to criteria on minimal thermal gradients [here the thermal offset is estimated with a thermal gradient lower than 0.0025°C m⁻¹, whereas the upper limit is 0.005°C m⁻¹ in Gouretski and Reseghetti (2010)]. Although our goal was to produce global estimates, large residual biases induced us to treat separately the XBTs launched in the western Pacific basin between 1968 and 1985. This specific situation has also been discussed in W08 based on the depth error at 400 m.

This specific western Pacific correction, but also some of the time variations of the different corrections applied, illustrate that the XBT dataset in WOD2005 presents basically unexplained biases that need to be corrected empirically. The method used for these corrections, unfortunately, influences the vertical or spatial structure of the low-frequency variability portrayed by these data. What we propose is a set of corrections among other possible corrections. The separation into only two temperature categories for the depth correction equation is obviously an oversimplification, as illustrated in GR10. However, there are not enough collocated data to further investigate this temperature dependency for the depth correction on an annual basis. An alternative would be to estimate the average temperature dependence as done in GR10, but still accept a time variability of the depth correction. We also are aware of documented biases that affect specific types of probes (e.g., Kizu et al. 2011) and we did not take that into account. Clearly, the corrected dataset will thus retain spatially/time-varying biases.

Although the mode of correction of the data strongly differs between different published studies, they exhibit

(middle) IHC time series from different studies, including one for the entire corrected dataset including Argo floats (blue); the time series are reported relative to their respective time average. (bottom) Percentage of the oceanic volume covered by 4° × 8° boxes including XBT data (dotted line), all WOD2005 data (solid black line), or WOD2005 data with the exclusion of Argo and mooring data (solid red line).

similarities in the portrayed vertically integrated heat content variability. However, because of the differences in the methods applied, we expect larger differences when considering the vertical structure of the variability. For example, W08 do not use a thermal offset, and thus there is little correction near the surface. GR10 do not use a time-varying depth correction equation, and thus their estimates of thermal offset are at times rather different from ours, in particular for deep-reaching XBTs.

We corrected the MBT database with the same methodology to obtain an entire corrected database. We were able to compute a revised 0–700-m spatially integrated heat content and a corresponding new estimate of its linear trend over time. These calculations support the result of other recent papers that the anomalous increase of IHC during the 1970s originated from uncorrected XBT biases. The spatially integrated results are very sensitive to insufficient sampling (in particular in the Southern Hemisphere), as illustrated by the change in integrated ocean heat content (0–700 m) after 2002 when adding the Argo float data. Thus, the different mapping methods used to estimate IHC by different authors certainly result in large differences in IHC time variability [see, e.g., the discussion based on synthetic data in Lyman and Johnson (2008)].

Acknowledgments. We thank Karina Von Schuckmann, Clement de Boyer Montegut, and Cécile Cabanes for useful comments and discussions during the preparation of this manuscript, as well as the reviewers for their thoughtful comments that contributed to clarifying the manuscript. Mathieu Hamon's work is funded by IFREMER and Meteo France as part of a Coriolis Ph.D. grant. Coriolis is a joint infrastructure of IFREMER, INSU, IRD, and SHOM. The research leading to these results has received funding from the European Community's Seventh Framework Program FP7/2007-2013 under Grant Agreement 218812 (MyOcean).

REFERENCES

DiNezio, P. N., and G. J. Goni, 2010: Identifying and estimating biases between XBT and Argo observations using satellite altimetry. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **27**, 226–240.
 Domingues, C. M., J. A. Church, N. J. White, P. J. Gleckler, S. E. Wijffels, P. M. Barker, and J. R. Dunn, 2008: Improved estimates of upper-ocean warming and multi-decadal sea-level rise. *Nature*, **453**, 1090–1093, doi:10.1038/nature07080.
 Good, S. A., 2011: Depth biases in XBT data diagnosed using bathymetry data. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **28**, 287–300.

Gouretski, V., and K. Koltermann, 2007: How much is the ocean really warming? *Geophys. Res. Lett.*, **34**, L01610, doi:10.1029/2006GL027834.
 —, and F. Reseghetti, 2010: On depth and temperature biases in bathythermograph data: Development of a new correction scheme based on analysis of a global ocean database. *Deep-Sea Res. I*, **57**, 812–833.
 Hanawa, K., P. Rual, R. Bailey, A. Sy, and M. Szabados, 1995: A new depth-time equation for Sippican or TSK T-7, T-6 and T-4 expendable bathythermographs (XBT). *Deep-Sea Res. I*, **42**, 1423–1451.
 Ishii, M., and M. Kimoto, 2009: Reevaluation of historical ocean heat content variations with time-varying XBT and MBT depth bias corrections. *J. Oceanogr.*, **65**, 287–299, doi:10.1007/s10872-009-0027-7.
 Kizu, S., C. Sukigara, and K. Hanawa, 2011: Comparison of the fall rate and structure of recent T-7 XBT manufactured by Sippican and TSK. *Ocean Sci.*, **7**, 231–244.
 Levitus, S., J. I. Antonov, J. Wang, T. L. Delworth, K. W. Dixon, and A. J. Broccoli, 2001: Anthropogenic warming of Earth's climate system. *Science*, **292**, 265–270, doi:10.1126/science.1058154.
 —, —, and T. Boyer, 2005: Warming of the world ocean, 1955–2003. *Geophys. Res. Lett.*, **32**, L02604, doi:10.1029/2004GL021592.
 —, —, —, R. A. Locarnini, H. E. Garcia, and A. V. Mishonov, 2009: Global ocean heat content 1955–2008 in light of recently revealed instrumentation problems. *Geophys. Res. Lett.*, **36**, L07608, doi:10.1029/2008GL037155.
 Locarnini, R. A., A. V. Mishonov, J. I. Antonov, T. P. Boyer, and H. E. Garcia, 2006: *Temperature*. Vol. 1, *World Ocean Atlas 2005*, NOAA Atlas NESDIS 61, 182 pp.
 Lyman, J. M., and G. C. Johnson, 2008: Estimating annual global upper-ocean heat content anomalies despite irregular in situ ocean sampling. *J. Climate*, **21**, 5629–5641.
 Reseghetti, F., M. Borghini, and G. M. R. Manzella, 2007: Factors affecting the quality of XBT data - results of analyses on profiles from the Western Mediterranean Sea. *Ocean Sci.*, **3**, 59–75.
 Reverdin, G., F. Marin, B. Bourles, and P. L'Herminier, 2009: XBT temperature errors during French research cruises (1999–2009). *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **26**, 2462–2473.
 Roemmich, D., and B. Cornuelle, 1987: Digitization and calibration of the expendable bathythermograph. *Deep-Sea Res. I*, **34**, 299–307.
 Seaver, G. A., and S. Kuleshov, 1982: Experimental and analytical error of the expendable bathythermograph. *J. Phys. Oceanogr.*, **12**, 592–600.
 Thadathil, P., A. K. Saran, V. V. Gopalakrishna, P. Vethamony, N. Araligidad, and R. Bailey, 2002: XBT fall rate in waters of extreme temperature: A case study in the Antarctic Ocean. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **19**, 391–396.
 Wijffels, S. E., J. Willis, C. M. Domingues, P. Barker, N. J. White, A. Gronell, K. Ridgway, and J. A. Church, 2008: Changing expendable bathythermograph fall rates and their impact on estimates of thermosteric sea level rise. *J. Climate*, **21**, 5657–5672.
 Willis, J. K., J. M. Lyman, G. C. Johnson, and J. Gilson, 2009: In situ data biases and recent ocean heat content variability. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **26**, 846–852.

2.3 Comparaison des anomalies de surface XBT avec les cartes SST du Hadley Center

La base de données du Hadley Center propose des cartes mensuelles de température de la surface océanique issues de toutes les données *in situ*, auxquelles nous avons comparé les observations XBT colocalisées aux CTDs/OSDs. Les résultats présentés ci dessous valent pour la période allant de l'introduction des XBTs jusqu'en 2006. Nous avons réalisé des cartes mensuelles moyennées à $2^\circ \times 4^\circ$ degrés de ces XBTs, puis fait la différence avec celles du Hadley Center. Nous avons ensuite moyenné les cartes de biais par année (exemple pour l'année 1975 en Fig. 2.2). Cette méthode d'analyse constitue un nouvel élément de validation de notre correction de surface (offset thermique et offset de profondeur) par la moyenne spatiale du biais annuel. En effet cette méthode se rapproche du processus de GK07 pour évaluer le biais des XBTs, qui utilise des boîtes plutôt qu'une colocalisation.

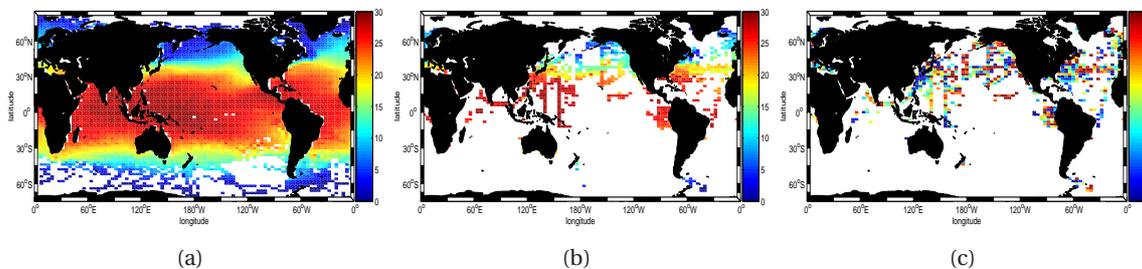


FIGURE 2.2 – Exemple de carte de SST hadley (a) moyennée sur une grille $2^\circ \times 4^\circ$, des XBTs colocalisées (b) et la différence des 2 (c) pour l'année 1975.

La figure 2.3 présente les résultats de la moyenne annuelle des boîtes comparant la valeur des cartes Hadley et des cartes d'XBTs colocalisés non corrigés d'une part, des XBTs colocalisés corrigés et des CTDs/OSDs colocalisés. La courbe verte représentant la moyenne annuelle de la différence Hadley-XBTs corrigés, montre en moyenne un biais positif de l'ordre de 0.1°C sur l'ensemble de la période. Cela signifie que la base de donnée du Hadley Center est légèrement trop chaude en moyenne, dans les zones de déploiement d'XBTs (sauf période isolée 1974, 1990/1995), par rapport à nos données de surface. Cela n'est pas véritablement étonnant dans le sens où les cartes du Hadley Center présente la véritable anomalie de surface alors que les données XBT et CTD n'en fournissent qu'une approximation, ces instruments ne mesurant en réalité qu'à partir de 2 ou 3m d'immersion.

On constate en outre sur cette courbe d'évolution du biais que la correction en température associée à l'offset de profondeur rapproche en moyenne les valeurs de surface des XBTs colocalisés aux CTDs/OSDs. Cette validation par comparaison spatiale est essentielle car elle permet de porter un regard nouveau sur notre correction du biais de surface. En effet, notre méthode de calcul de la correction en température est soumis à des critères assez selectifs et il aurait été possible de sur-échantillonner une zone particulière et ainsi perdre le caractère global sur notre correction. Ces résultats alternatifs montrent ainsi la robustesse de notre correction en surface sur les profils

colocalisés. Outre les critères très selectifs posés pour le calcul de l'offset de température, on peut également se demander si l'utilisation d'une colocalisation permet de représenter l'intégralité du jeu de données. Même si dans les colocalisations XBT/CTD, nous ne collectons qu'environ 10% de profils XBT par année, ce qui semble une proportion raisonnable, il est possible qu'ils ne représentent qu'une fraction de l'océan et présentent une singularité par rapport au jeu intégral. La figure 2.4 montre alors l'évolution de la différence des cartes Hadley avec les jeux XBT et CTD complets. Il apparait encore cette constante positive qui dénote une tendance des cartes Hadley à être plus chaude que l'estimation de nos données à la surface, mais le point important est de constater que tous les XBTs sont en moyenne plus proches des CTDs/OSDs après notre traitement par la correction statistique.

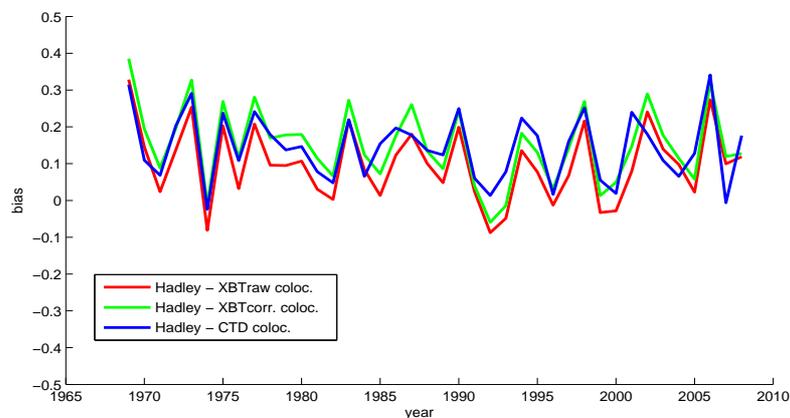


FIGURE 2.3 – Evolution du biais ($^{\circ}$ C) Hadley-XBTs colocalisés non corrigés (rouge), Hadley-XBTs colocalisés corrigés (vert) et Hadley-CTDs colocalisés (bleu) obtenu par la moyenne des boîtes de comparaison.

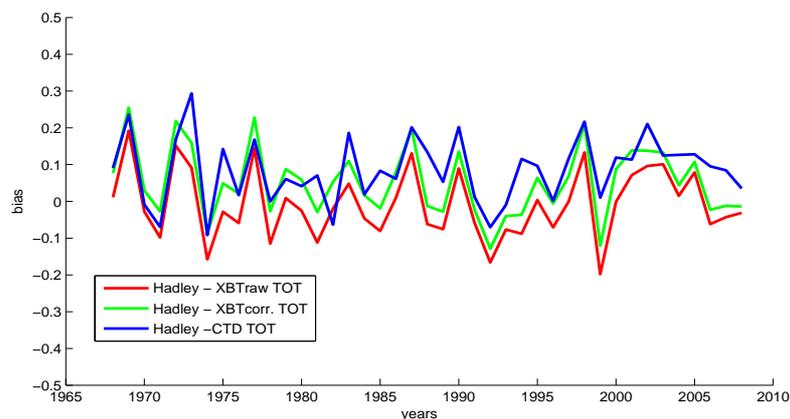


FIGURE 2.4 – Evolution du biais ($^{\circ}$ C) Hadley-XBTs non corrigés (rouge), Hadley-XBTs corrigés (vert) et Hadley-CTDs (bleu) obtenu par la moyenne des boîtes de comparaison.

Chapitre 3

Reconstruction de champs grande échelle

Sommaire

3.1 Méthodes d'interpolation	40
3.1.1 Analyse objective	40
3.1.2 DINEOF	42
3.2 Nouveau processus de reconstruction appliqué aux observations <i>in situ</i>	46
3.2.1 Création des champs grillés initiaux	47
3.2.2 First guess	52
3.2.3 Critère de convergence des champs	55
3.2.4 Détection du nombre optimal d'EOFs	56
3.2.5 Calcul de l'erreur	58
3.3 Validation de la méthode	62
3.3.1 Appréciation visuelle	62
3.3.2 Utilisation du modèle ORCA G70-025	66
3.4 Récapitulatif	76

L'objectif de ce chapitre est de reconstruire de manière fiable des champs annuels grande échelle de température et salinité, sur la période 1955-2009 entre 0 et 700m, en utilisant une nouvelle méthode de reconstruction basée sur l'analyse des principaux modes de variabilité (EOFs) à partir des observations *in situ*. Il est en effet nécessaire de réduire l'influence de l'échantillonnage inhomogène des données *in situ* à la surface de l'océan, si nous voulons comparer l'état de l'océan à deux moments différents et ainsi tirer des conclusions sur l'évolution de cet état. La technique de reconstruction décrite dans ce chapitre se base sur les travaux de Beckers (Beckers et al., 2003 ; 2006) qui utilise un processus itératif nommé DINEOF pour la reconstruction d'image satellite en présence de nuages. Cette technique est une alternative à l'analyse objective largement utilisée en océanographie depuis les années 70 basée sur le principe de minimisation de l'erreur d'estimation. L'analyse objective est notamment utilisée pour la reconstruction des champs d'anomalie

(déviation par rapport à un état moyen) World Ocean Atlas 2005 (WOA05) à partir des données WOD05 et se présente comme une référence dans la reconstruction de champs.

L'emploi d'EOFs pour la création de produits n'est cependant pas nouveau. Kaplan et al. (1998) ont par exemple, projeté des modes complets (calculé à partir de champs complets) sur des anomalies SST pour reconstruire des champs sur la période 1856-1991. L'utilisation d'une méthode de reconstruction par EOFs de champs grande échelle à partir de données éparses, est quant à elle complètement inédite et peut être à l'origine d'une meilleure description de la variabilité océanique de surface et de subsurface au cours des dernières décennies. Cette méthode originale peut en effet constituer un regard nouveau sur la variabilité océanique, tant il est clair que le processus de reconstruction de champs joue un grand rôle dans la robustesse des estimations des tendances climatiques, notamment en présence d'un échantillonnage peu homogène des données, comme c'est le cas avant l'introduction des profileurs Argo en 2004 (Carson et Harrison, 2008; Lyman et al., 2010,).

3.1 Méthodes d'interpolation

3.1.1 Analyse objective

D'une manière générale, l'analyse objective est une méthode d'estimation que l'on peut formaliser mathématiquement. La forme d'analyse objective la plus communément utilisée en physique océanographique est l'interpolation optimale (OI), également appelée "Gauss-Markov mapping". Cette technique fut développée et introduite par Gandin (1965) pour l'élaboration de champs grillés de paramètres météorologiques puis largement étudiée et utilisée par la communauté océanographique depuis les années 70 (Bretherton et al., 1976).

Formulation

Considérons le problème de reconstruction de champs grillés à partir de données bruitées \mathbf{d} . On cherche à déterminer le champ grillé $\boldsymbol{\varphi}$,

$$\boldsymbol{\varphi} = \boldsymbol{\varphi}_t + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3.1)$$

où $\boldsymbol{\varepsilon}$ est l'erreur sur les données de moyenne nulle et qu'on considère non corrélée avec les points de mesure et $\boldsymbol{\varphi}_t$ le véritable champ.

L'interpolation optimale estime la valeur d'un paramètre en un point en se basant sur la valeur aux points voisins, de leur distance, et de leur influence sur ce point (fig 3.1). En pratique, il faut déterminer les poids b_i en chaque point r à partir des données d_i voisines, supposées de moyenne nulle (on parle ici d'anomalies par rapport à un état moyen) et de distribution gaussienne tels que,

$$\boldsymbol{\varphi}(r) = \sum_{i=1}^{N_{obs}} b_i d_i \quad (3.2)$$

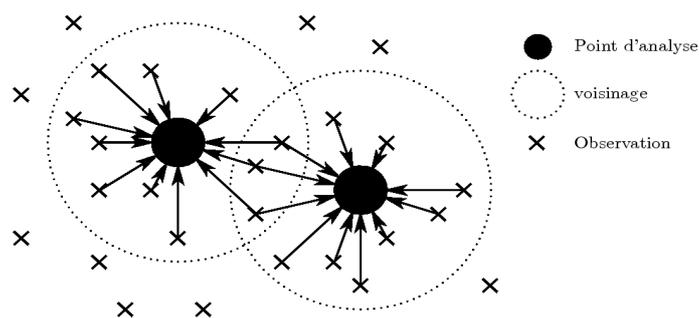


FIGURE 3.1 – Méthode de reconstruction par interpolation optimale.

en minimisant la fonction,

$$\overline{\varepsilon^2(r)} = \overline{(\boldsymbol{\varphi}(r) - \boldsymbol{\varphi}_t(r))^2} = \left(\sum_{i=1}^{N_{obs}} b_i \overline{d_i} - \boldsymbol{\varphi}_t(r) \right)^2 \quad (3.3)$$

N_{obs} est le nombre de points voisins sélectionnés les plus proches, choisi arbitrairement comme paramètre d'entrée de la méthode (bulle d'influence). Cette fonction est minimisée lorsque,

$$d\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^{N_{obs}} \frac{\partial \varepsilon^2}{\partial b_i} db_i = 0 \quad (3.4)$$

ce qui donne,

$$\mathbf{b}_i(r) = \sum_{j=1}^{N_{obs}} (d_i d_j)^{-1} (d_j \boldsymbol{\varphi}_t(r)) \quad (3.5)$$

En prenant \mathbf{d} la matrice des observations disponibles à l'interpolation au point situé en \mathbf{r} , on écrit matriciellement,

$$\boldsymbol{\varphi}(r) = \mathbf{c}^T \mathbf{D}^{-1} \mathbf{d} \quad (3.6)$$

et

$$\min(\varepsilon^2(r)) = \overline{\boldsymbol{\varphi}_t^2(r)} - \mathbf{c}^T \mathbf{D}^{-1} \mathbf{c} \quad (3.7)$$

Avec \mathbf{c} la matrice de covariance des données avec le point où l'interpolation est calculée, et \mathbf{D} la matrice de covariance entre les données. En analyse objective standard, on décompose les données $d_k = \boldsymbol{\varphi}_t(r_k) + \varepsilon_k$ en la somme du vrai champ et des erreurs d'observation (ou de variabilité non explicitée, par exemple des courtes échelles spatio-temporelles du champ). Ceci induit de décomposer la matrice \mathbf{D} en la somme d'une matrice d'erreur \mathbf{R} et d'une matrice de covariance a priori du vrai champ \mathbf{B} .

$$\boldsymbol{\varphi}(r) = \mathbf{c}^T (\mathbf{B} + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{d} \quad (3.8)$$

Exemple d'utilisation

La technique d'interpolation optimale est utilisée pour la reconstruction des champs annuels d'anomalie de température proposés par le NODC (World Ocean Atlas 2005) et pour la reconstruction des champs mensuels par Coriolis (ISAS ; Gaillard, F., E. Brion, R. Charraudeau, 2009) pour les récentes données provenant des flotteurs Argo.

La figure 3.2 montre un exemple de résultat d'interpolation pour l'année 1960 (WOA05) et pour le mois de février 2004 (ISAS/Coriolis). Les panneaux 3.2(a) et 3.2(c) montrent les relevés de température auxquels nous avons enlevé les climatologies mensuelles et les panneaux 3.2(b) et 3.2(d), les champs grillés entièrement reconstruits par l'interpolation optimale.

En pratique, on recherche une expression de la matrice de corrélation \mathbf{B} sous une forme analytique, par exemple, elle peut prendre la forme :

$$\mathbf{B}_{ij} = e^{-\left(\frac{R_{ij}}{R_0}\right)^2} e^{-\left(\frac{T_{ij}}{T_0}\right)^2} \quad (3.9)$$

où R_{ij} est la distance entre les donnée et T_{ij} le temps les séparant. Les paramètres R_0 et T_0 représentent les échelles de corrélations spatiales et temporelles.

Avec ce choix, seules les données proches (en espace et en temps) du point de grille ont ainsi une influence sur l'estimation. Les paramètres R_0 et T_0 fixent ces échelles d'influences. Ceux-ci sont censés représenter les caractéristiques statistiques de la variabilité basse fréquence que l'on cherche à restituer. En pratique, elles sont difficiles à évaluer et les paramètres R_0 et T_0 sont généralement fixés de manière empirique. Il arrive qu'à certains points de la grille on ne dispose d'aucune donnée proche. La meilleure estimation de l'anomalie en absence de donnée est alors l'anomalie nulle. Dans ce cas, le champs est centré sur 0, on prendra alors cette valeur comme référence. On peut d'ailleurs voir sur la figure 3.2(b) des rappels à la climatologie dans les régions sous échantillonnées du Pacifique Sud (exemple dans la région $100^\circ W/45^\circ S$).

3.1.2 DINEOF

La méthode DINEOF s'articule autour de la construction itérative des EOFs (Empirical Orthogonal Functions) en présence de trous sur un champ de données grillé. En effet, les calculs d'EOF (présentés en annexe) sont appliqués à des champs en l'absence de trous, et en général avec une hypothèse implicite d'erreur homogène sur toutes les valeurs des champs. L'approche DINEOF est une façon d'élargir cette méthodologie en utilisant les EOFs de façon à combler les points de grille sans donnée dans les champs. On espère aussi filtrer par une décomposition en modes propres, les signaux les plus significatifs du bruit.

La subtilité de cet outil est de reconstruire des champs complets à partir de la seule variabilité exprimée dans les données mises à disposition. Une autre technique serait par exemple, de projeter des modes complets calculés séparément, directement sur les données. Les reconstructions de Smith et al. (1996), Kaplan et al. (1998), ou plus récemment de Church et al. (2004), utilisent des modes de variabilité calculés à partir de champs complets (champs satellites ou de

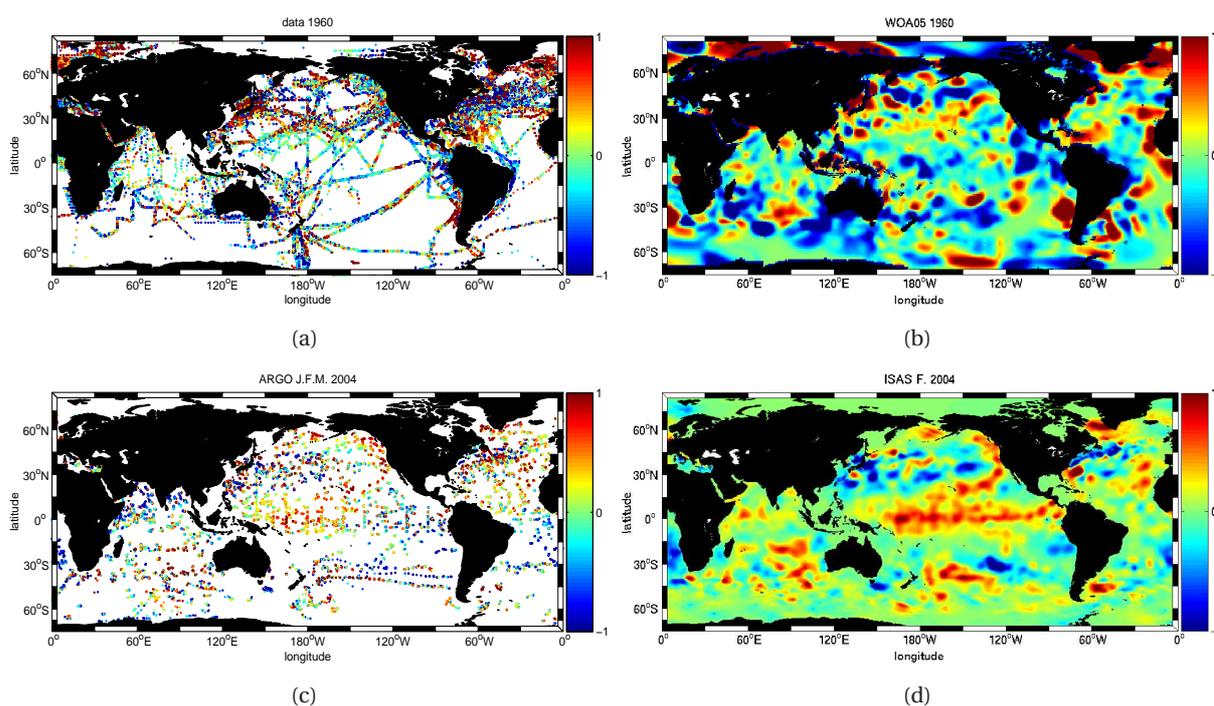


FIGURE 3.2 – Exemple de reconstruction des anomalies de SST ($^{\circ}\text{C}$) par interpolation optimale pour l'année 1960 (WOA05) et pour le mois de février 2004 (Coriolis). Les figures (a) et (c) montrent la répartition des données individuelles sur la période de reconstruction et les figures (b) et (d), les champs grillés reconstruits ($^{\circ}\text{C}$.)

données *in situ* suffisamment échantillonnés et reconstruits par OI, représentant les périodes récentes, pour reconstruire des périodes plus anciennes. Dans ce cas, il faut alors faire l'hypothèse forte que les modes de variabilité restent inchangés d'une période à l'autre, ce qui peut être contradictoire avec la démarche de la caractérisation d'un bouleversement de la dynamique océanique.

Ce processus de reconstruction n'ayant pas été utilisé dans le cadre de cette thèse, nous proposons la formulation de cette méthode en annexe.

Méthode

DINEOF (Data INterpolating Empirical Orthogonal Functions) est un outil de reconstruction développé par Beckers *et al.* (2003), qui au lieu de minimiser une erreur de covariance, utilise des EOFs pour estimer les valeurs manquantes. On peut calculer les EOFs d'un champ par la méthode de décomposition SVD (Singular Value Decomposition) mais cela nécessite de connaître intégralement les valeurs du champ à analyser.

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T \quad (3.10)$$

\mathbf{U} contient en chaque colonne la valeur d'un mode spatial, \mathbf{D} les valeurs singulières et \mathbf{V} les composantes temporelles. Soit \mathbf{X}_0 la matrice contenant nos données. Pour effectuer la décomposition en valeurs singulières, on fixe en premier lieu les valeurs manquantes à zéro. On reconstruit alors

un premier champ avec la première EOF en remplaçant les valeurs initialement fixées à zéro par la valeur du champs reconstruit.

$$\mathbf{X}_1 = \mathbf{X}_0 + \delta\mathbf{X}_1 \quad (3.11)$$

avec,

$$\delta\mathbf{X}_1 = \begin{cases} 0 & \text{s'il y a une donnée,} \\ \mathbf{U}_0^1 \mathbf{D}_0^1 \mathbf{V}_0^{1T} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.12)$$

$\delta\mathbf{X}_1$ est la matrice constituée de zéros partout à l'exception de la valeur du champ reconstruit avec la première EOF aux points manquants. \mathbf{U}_0^1 , \mathbf{D}_0^1 et \mathbf{V}_0^{1T} représentent les différentes composantes de la première EOF calculée avec le champs \mathbf{X}_0 . On peut ensuite reproduire la procédure en remplaçant à chaque itération la valeur du champ reconstruit dans la matrice $\delta\mathbf{X}$. On peut arrêter la procédure lorsque l'EOF et son amplitude convergent (Beckers et al. 2003), c'est à dire qu'ils sont peu modifiés par les points manquants. Cela sous entend que l'on doit fixer un critère de convergence avant de commencer les itérations.

Une fois la première EOF obtenue, on recommence l'opération en prenant cette fois 2 EOFs, en partant des champs \mathbf{X}_1 . On continue ainsi de suite en itérant le nombre d'EOF. La question qui se pose alors est de préciser un nombre optimal d'EOFs pour reconstruire les champs. Le critère adopté ici est de minimiser une variance d'erreur. Pour l'estimer objectivement, on utilise une méthode de "Cross Validation" qui consiste à retirer au préalable n point de grille de nos champs (\mathbf{x}_t), c'est à dire, à les remplacer par de faux trous et une fois l'EOF calculée, comparer la valeur de ces données et celle du champ reconstruit (\mathbf{x}_r). On calcule alors la variance

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_r)^2 \quad (3.13)$$

Le nombre optimal d'EOF est celui qui minimise cette variance.

Un autre méthode aurait pu être utilisée pour déterminer si une EOF représente ou non majoritairement du bruit : la méthode Monte Carlo (Preisendorfer et Overland 1982). Considérons un champ et sa matrice de covariance associée. Soit ρ_j les valeurs propres de cette matrice qui correspondent au pourcentage de variance expliquée par les EOF associées à ces valeurs propres. Pour estimer si une EOF ne représente que majoritairement du bruit, on commence par générer une centaine de champs aléatoires d'espérance nulle, de même dimension que le champs à étudier et on classe par valeur croissante les valeurs propres δ_j^r des matrices de covariance,

$$S_j^r = \delta_j^r \left(\sum_{j=1}^P \delta_j^r \right)^{-1} \quad (3.14)$$

avec $j=1,2,\dots,P$ le nombre de valeur propre des champs et $r=1,2,\dots,100$.

$$S_j^1 \leq S_j^2 \dots \leq S_j^{100} \quad (3.15)$$

On choisit alors la 95^{ème} valeur la plus élevée et on prend le rapport,

$$\frac{R_j}{S_j^{95}} = \frac{\rho_j (\sum_{j=1}^P \rho_j)^{-1}}{S_j^{95}} \quad (3.16)$$

Si ce rapport est inférieur à 1, l'EOF représente majoritairement du bruit. Au contraire si ce rapport est supérieur ou égal à 1, on peut considérer que l'EOF analysée représente un signal et peut être gardé pour la reconstruction du champs.

Erreur

Le champ d'erreur associé à cette méthode de reconstruction des EOFs est quasiment impossible à estimer par calcul direct du fait des itérations et du critère de convergence choisi de manière arbitraire. Il est néanmoins fondamental de connaître la fiabilité du champ interpolé pour pouvoir le comparer avec d'autres résultats issus de techniques différentes. Alvera Azcárate et al. (2005) et Beckers et al. (2006) ont observé que les résultats de minimisation par moindres carrés et DINEOF étaient relativement proches dans le cas de la reconstruction de champs satellite et que le champ d'erreur pouvait être calculé par les mêmes méthodes. Nous utilisons alors la matrice de covariance de DINEOF dans une approche d'interpolation optimale pour estimer l'erreur de la méthode itérative. On définit les EOFs spatiales, pour une reconstruction de champs avec N modes,

$$\mathbf{L} = \frac{1}{\sqrt{n}} \mathbf{U}^N \mathbf{D}^N \quad (3.17)$$

où \mathbf{L} est la matrice $M \times N$ contenant les valeurs des N premières EOFs aux points d'interpolation (M points au total), normalisées par leur valeur singulière et, par commodité, par la racine carrée du nombre d'images (nombre d'indice temporel). Cela nous conduit à définir la matrice de covariance comme,

$$\mathbf{B} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T \quad (3.18)$$

Cette matrice de covariance n'exprime cependant pas la variance totale de notre système mais seulement celle expliquée par les N premières EOFs retenues par l'algorithme. Il reste la variance résiduelle σ^2 (equation 3.13) que l'on va considérer comme globale et que l'on va exprimer dans la matrice diagonale \mathbf{R} ,

$$\mathbf{R} = \sigma^2 \mathbf{I} \quad (3.19)$$

En organisant notre matrice \mathbf{L} comme la réunion de la matrice des p points ayant une donnée et celle des m points ayant un trou ($M = m + p$) on écrit,

$$\mathbf{L} = \begin{pmatrix} \mathbf{L}_p \\ \mathbf{L}_m \end{pmatrix} \quad (3.20)$$

et on définit la matrice \mathbf{B}_p , la matrice de covariance entre les point de grille ayant une donnée,

$$\mathbf{B}_p = \mathbf{L}_p \mathbf{L}_p^T \quad (3.21)$$

On a donc en vertu de l'équation (3.8),

$$\begin{cases} \mathbf{x}_p = \mathbf{L}_p \mathbf{L}_p^T (\mathbf{B}_p + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{d} \\ \mathbf{x}_m = \mathbf{L}_m \mathbf{L}_p^T (\mathbf{B}_p + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{d} \end{cases} \quad (3.22)$$

Avec \mathbf{B}_p la matrice de covariance entre les données. Nous avons à présent tous les éléments pour calculer dans une approche d'interpolation optimale, les champs d'erreurs de notre reconstruction par EOF. En introduisant le vecteur \mathbf{i} , le vecteur de N colonnes contenant les valeurs des N EOFs au point d'interpolation de coordonnée r_k et en considérant que la variance résiduelle σ^2 obtenue par l'algorithme itératif correspond au minimum de variance obtenue par l'interpolation optimale on peut ré-écrire l'équation (3.7) telle que,

$$\boldsymbol{\varepsilon}^2(r_k) = \overline{\boldsymbol{\varphi}_t(r_k)^2} - \mathbf{i}^T \mathbf{L}_p^T (\mathbf{B} + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{L}_p \mathbf{i} \quad (3.23)$$

que l'on peut également écrire,

$$\boldsymbol{\varepsilon}^2(r_k) = \overline{\boldsymbol{\varphi}_t(r_k)^2} - \mathbf{i}^T (\mathbf{B}^T + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{L}_p^T \mathbf{L}_p \mathbf{i} \quad (3.24)$$

Or, $\overline{\boldsymbol{\varphi}_t(r_k)^2}$ n'est rien d'autre que $\mathbf{i}^T \mathbf{i}$. Il suffit alors de calculer a chaque indice de temps, la matrice \mathbf{C} telle que $\boldsymbol{\varepsilon}^2(r_k) = \mathbf{i}^T \mathbf{C} \mathbf{i}$.

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= \mathbf{I} - (\mathbf{B}^T + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{L}_p^T \mathbf{L}_p \\ &= \mathbf{I} - (\mathbf{L}_p^T \mathbf{L}_p + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{L}_p^T \mathbf{L}_p \\ &= \sigma^2 (\mathbf{L}_p^T \mathbf{L}_p + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \end{aligned} \quad (3.25)$$

3.2 Nouveau processus de reconstruction appliqué aux observations *in situ*

Nous avons à notre disposition plusieurs outils de reconstruction de champs, comme ISAS déjà opérationnel au sein du projet ARIVO avec les données Argo ou DINEOF, outil plus novateur et très efficace mais qu'il a fallu adapter pour l'appliquer à nos données *in situ*. DINEOF est optimisé par la méthode de Lanczos (Chatelin, 1993; Toumazou et Cretaux, 2001) qui permet de calculer très rapidement les EOFs en utilisant la moitié de capacité mémoire demandée par des méthodes plus classiques. Toumazou et Cretaux (2001) ont montré que cette méthode était très avantageuse pour l'analyse de grandes matrices, avec un gain en temps de calcul de 22 fois. Cependant le programme est assez complexe est difficilement adaptable pour l'adapter à notre jeu de données. N'ayant pas de matrices très importantes (au maximum 8100×55), nous avons fait le choix de recoder l'outil DINEOF en langage Matlab, en mettant de côté l'optimisation de la

technique. En contrepartie, nous avons pu modifier quelques éléments rendant l'outil exploitable avec nos données. Les étapes du processus sont présentées dans les sections suivantes.

3.2.1 Création des champs grillés initiaux

La méthode de reconstruction par EOF développée par Beckers et al. (2003) impose de construire initialement un champ grillé contenant les données observées. En effet, dans l'analyse en EOF, la construction des modes spatiaux et temporels est indissociable, il est donc important qu'en chaque point élémentaire de nos champs, le processus de reconstruction ait une valeur de référence. Il est donc nécessaire de griller nos observations sur une grille fixe.

Notre objectif étant de reconstruire des champs annuels de l'océan global de 1955 à 2009, et étant donné l'échantillonnage assez faible des premières décennies, nous avons choisi de garder une résolution de $2^\circ \times 4^\circ$ (latitude/longitude) qui correspond à un bon compromis entre la fiabilité dans la valeur des boîtes (fortement corrélée avec le nombre d'observations) et la reconstruction des structures de variabilité régionale.

Nos données se présentent alors sous la forme d'une matrice $90 \times 90 \times 55$ représentant le champ d'anomalie de température au 2×4 degrés tous les ans de 1955 à 2009 à chaque niveau standard. Les valeurs dans les boîtes représentent les anomalies de température annuelles dans cette zone, calculées à partir des observations auxquelles nous avons soustrait la climatologie mensuelle WOA05. Il y a différentes manières de calculer l'anomalie représentative d'une zone sur une période donnée. La plus simple est de calculer la moyenne des anomalies en écartant les données extrêmes, ou bien de prendre la médiane. En supposant que les observations sont décorrélatées entre elles, on détermine l'erreur sur la moyenne en calculant,

$$\sigma(r_k) = \sqrt{\frac{\langle (\mathbf{d}_k - \langle \mathbf{d}_k \rangle)^2 \rangle}{N-1}} \quad (3.26)$$

avec \mathbf{d}_k le vecteur contenant les observations dans la boîtes de coordonnées r_k et N le nombre de degrés de liberté (nombre d'observations). L'opérateur $\langle . \rangle$ désigne la moyenne, ainsi le numérateur correspond à l'écart type de du vecteur \mathbf{d}_k .

Nous pouvons obtenir des résultats fiables par cette méthode de calcul dans le cas où sur une période donnée, les observations sont nombreuses et bien réparties. Dans notre cas, sur une année, il arrive d'avoir moins de 5 observations et qu'elles soient issues de la même campagne océanographique, donc très proches dans le temps. Cette méthode n'est donc pas vraiment indiquée, tant pour la fiabilité de la valeur moyenne que sur le calcul de l'erreur.

Il est, dans ce cas, plus judicieux d'utiliser la technique de Bretherton et al. (1976). Cette technique s'appuie sur les bases de l'interpolation optimale, par l'utilisation d'une matrice de covariance des données. L'estimation de la valeur moyenne de l'anomalie $\bar{\varphi}(r_k)$ d'une boîte aux coordonnées r_k est calculée en prenant compte des corrélations spatiale et temporelle des données utilisées.

$$\bar{\varphi}(r_k) = \frac{\sum_{i,j} \mathbf{A}_{i,j}^{-1}(\mathbf{d}_k)_j}{\sum_{i,j} \mathbf{A}_{i,j}^{-1}} \quad (3.27)$$

avec $\mathbf{A}_{i,j} = \langle (\mathbf{d}_k)_i (\mathbf{d}_k)_j \rangle$ la matrice de covariance des données dans la boîte aux coordonnées r_k .

Pour des raisons pratiques, nous avons arbitrairement choisi une matrice de covariance invariable pour toutes les boîtes, avec des échelles de corrélation spatiale de 150 km et temporelle de 15 jours, échelles typique de la variabilité de méso-échelle (Le Traon et Morrow, 2001 ; Von Schuckmann et Le Traon, 2011). Ce calcul permet de réduire le poids des observations très proches, tant spatialement que temporellement, dans le calcul de la valeur moyenne. Par la même méthode, nous pouvons estimer l'erreur sur l'estimation de la valeur moyenne comme,

$$\sigma_{Breth}(r_k) = \sqrt{\frac{\langle (\mathbf{d}_k - \langle \mathbf{d}_k \rangle)^2 \rangle}{\sum_{i,j} \mathbf{A}_{i,j}^{-1}}} \quad (3.28)$$

Par analogie à l'équation 3.26, le dénominateur représente le nombre de degrés de liberté, un coefficient de pondération relatif au nombre de données indépendantes.

Il arrive souvent dans l'hémishère Sud qu'il y ait très peu de données dans les boîtes. Il est alors clair que la valeur moyenne calculée n'est pas très représentative de l'anomalie moyenne de l'année. Dans notre optique de reconstruire des champs grande échelle, nous considérons qu'il nous faut au moins 5 données pour calculer l'anomalie moyenne, et en cas de non respect de cette condition dans une boîte B_k au temps t , nous étendons notre rayon de recherche de données aux boîtes voisines (jusqu'à 8° de longitude et 4° de latitude). Si nous ne trouvons pas de données dans ce rayon maximum, nous considérons les boîtes coordonnées (k) aux pas de temps $t-1$ et $t+1$ (une année avant et une après). En dernier recours, nous augmentons spatialement le rayon de recherche des années $t-1$ et $t+1$ jusqu'à 8° de longitude et 4° de latitude. Si après cette recherche, le nombre de données trouvées est encore inférieur à 5, nous considérons la boîte comme vide. Le processus de recherche de données est décrit par la figure 3.3.

Pour nous rendre compte de l'impact d'une telle méthode, nous avons affecté une valeur à chaque boîte en fonction de l'étape du processus de recherche à laquelle nous nous sommes arrêté pour obtenir 5 données. A l'étape (a) (Fig. 3.3), nous attribuons la valeur 0, à (b), la valeur 1, et ainsi de suite jusqu'à l'étape (f), où la boîte est associée à la valeur 5. En cas de boîtes sans données (la condition sur le nombre de données à l'étape (f) n'est toujours pas respectée), nous n'attribuons aucune valeur à cette boîte. La figure 3.4 montre alors la moyenne de ces valeurs sur l'ensemble de la période de reconstruction. Il apparaît que la plupart des boîtes de l'hémisphère Nord ne nécessite pas de recherche de données aux points de grille voisins, mais que ce processus est beaucoup plus utilisé pour le calcul de l'anomalie annuelle dans l'hémisphère Sud, notamment au Sud de 30°S. Nous ne pouvons d'ailleurs que remarquer la forte similitude de ces distributions avec l'échantillonnage global des données montré en figure 1.1.

La figure 3.5 illustre les différences d'estimation de la valeur annuelle (1965) de l'anomalie

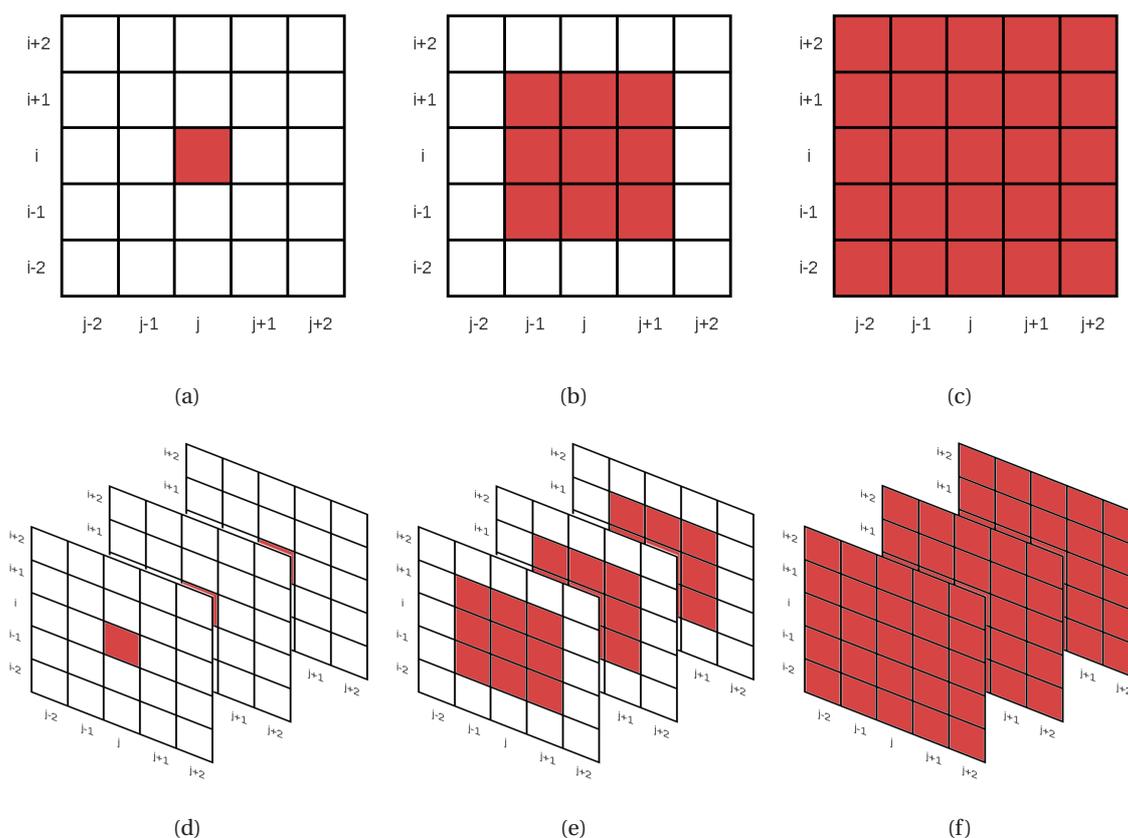


FIGURE 3.3 – Etapes de la recherche de données au point de coordonnées (i,j) au temps t . Les cases rouges représentent l'aire de recherche. Les figure (d), (e) et (f) montrent les grilles centrées sur la boîte de coordonnées (i,j) aux temps $t-1, t$ et $t+1$.

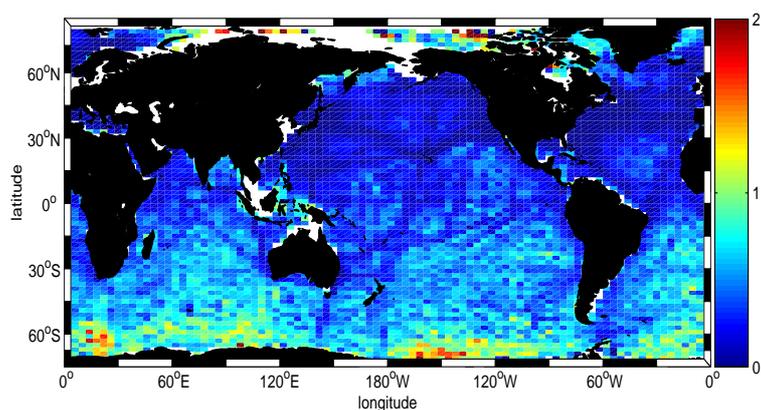


FIGURE 3.4 – Moyenne de l'étendue de la recherche de données par boîte. Explication dans le texte.

de température de surface entre la moyenne simple et celle calculée par Bretherton. Il est clair que le résultat issu des deux méthodes comporte des différences bien distinctes. La méthode de Bretherton optimisant le calcul de la valeur moyenne, on peut affirmer que l'utilisation simple de la moyenne classique ne convient pas à l'élaboration de nos champs troués. La figure 3.5(a) mon-

tre un résultat plus lisse avec des structures plus définies que celui de la figure 3.5(c). Cet aspect est non négligeable car il est évident que la technique de reconstruction agissant directement sur ces champs sera bien plus efficace avec des estimations des valeurs au points de grille moins bruitées. D'autre part le calcul de l'erreur est aussi plus satisfaisant. En réalité, les observations peuvent être corrélées entre elles, ce qui influe sur le nombre de degrés de liberté dans le calcul de l'erreur (Eq. 3.28). On observe aussi que l'erreur est très largement sous-estimée. Les figures 3.5(b) et 3.5(d) montrent respectivement l'erreur de représentativité de la valeur de l'anomalie calculée par Bretherton et par la moyenne simple. Il apparaît que l'estimation simple donnée par l'équation 3.26 sous estime l'erreur dans les régions de forte variabilité et bien échantillonnées, comme le Gulf Stream ou le Kuroshio. Cette erreur est de plus mal appréciée dans les régions sous échantillonnées de l'hémisphère Sud. On note sur la SST, un facteur 2.7 entre la valeur moyenne de l'erreur et celle calculée par la méthode Bretherton entre 1955 et 2009 (figure 3.6).

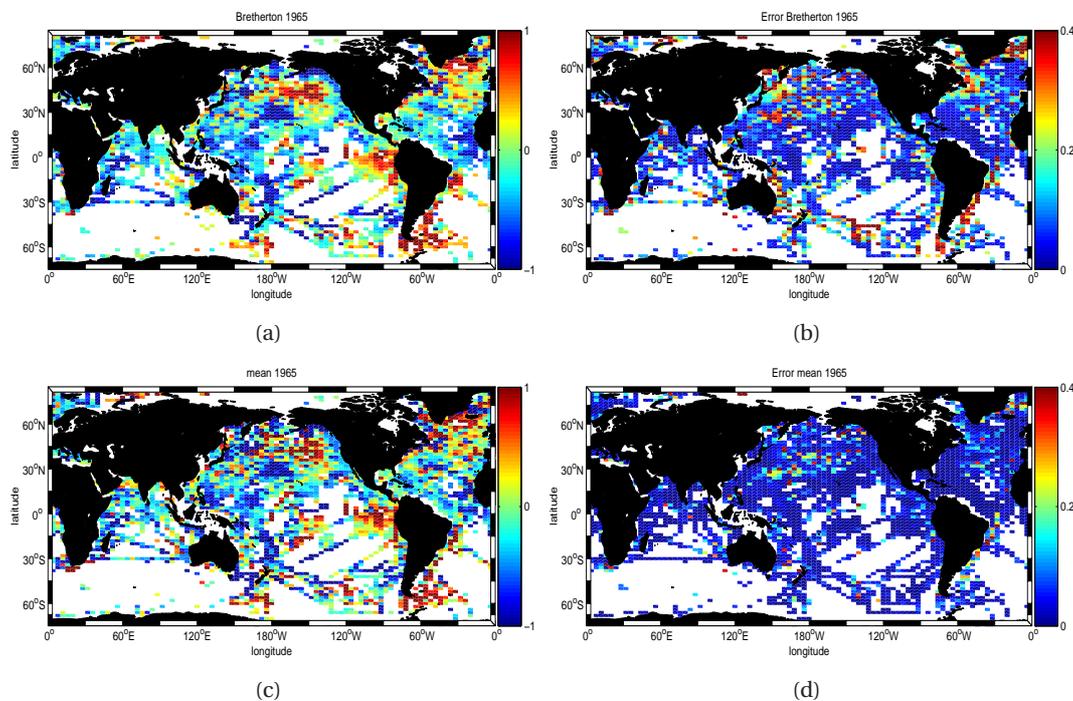


FIGURE 3.5 – Estimation de la valeur moyenne annuelle de l'anomalie de température pour l'année 1965, calculée par la méthode Bretherton (a) et grace à la moyenne arithmétique (c). Estimation de l'erreur de représentativité de la valeur calculée par la méthode Bretherton (b) et par l'équation 3.26 (d).

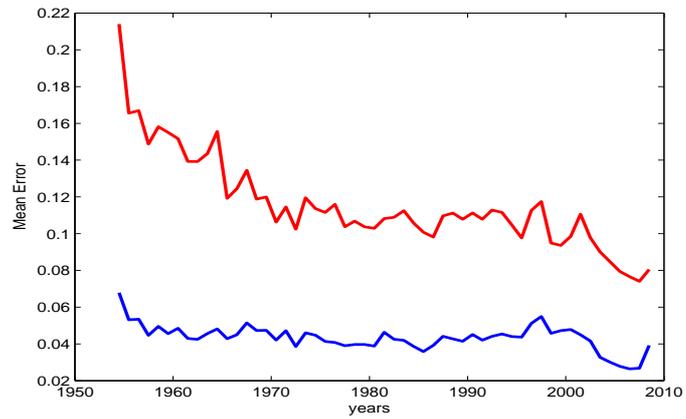


FIGURE 3.6 – Evolution de l'erreur moyenne calculée par Bretherton (rouge) et par l'équation 3.26 (bleu).

3.2.2 First guess

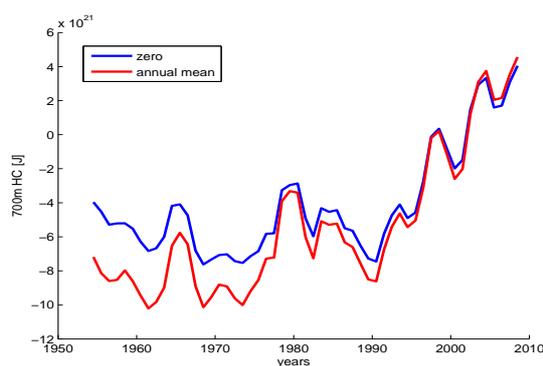
DINEOF est très efficace sur des données de type satellite sur de petites zones (par exemple en Mer Adriatique, A.Alvera Azcárate et al., 2004) alternant des champs presque entiers, s'il n'y a pas de nuage, avec des champs à l'échantillonnage aléatoire. Dans notre cas, l'échantillonnage de données est différent. Il augmente de manière générale avec le temps mais il reste énormément de zones où il a peu ou pas de données. Afin de remplir la matrice de données initiale, l'algorithme de Beckers et al. remplace les trous par des zéros (First Guess ; Eq. 3.12). Cela suppose qu'en chaque point de grille la moyenne temporelle des valeurs d'anomalie temporelle est nulle. Dans notre cas, cette opération peut s'avérer problématique, il est nécessaire de prendre certaines précautions.

Pour calculer les anomalies grillées, nous avons utilisé la climatologie WOA05 construite par le NODC à partir des champs interpolés avec ces mêmes données. Cependant la résolution de ces champs et climatologies ($1^\circ \times 1^\circ$) est différente de la notre ce qui peut engendrer des biais spatiaux de température. Nous avons également corrigé les données XBT et son impact est très important sur le calcul de la température moyenne, notamment dans le Pacifique. Dernier point, nous avons rajouté à notre jeu de données, les observations des flotteurs Argo, qui n'ont pas été prises en compte lors du calcul de la climatologie WOA05. Du fait de ces différences dans les données et dans le processus de calcul des anomalies, nos champs grillés et troués ne sont pas centrés sur l'anomalie nulle. Il est donc nécessaire de recentrer nos champs initiaux avant le début du processus de reconstruction.

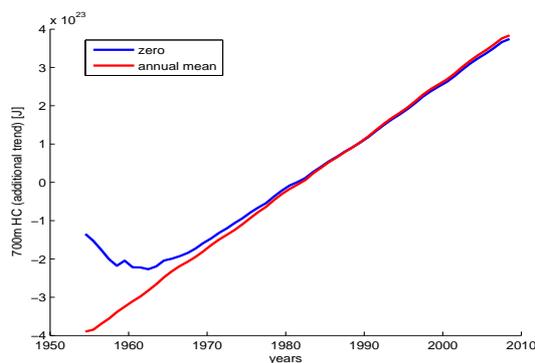
Nos champs présentent également une tendance globale à la hausse de température. Au fur et à mesure du remplissage des trous par les EOFs, les anomalies se décentrent. En effet en un point de coordonnées (i, j) où il y a n boîtes ayant une valeur d'observation au cours de la période de reconstruction, nous nous sommes assurés d'être en anomalie zéro au début du processus en retirant une climatologie. A la fin de la première itération le calcul des EOFs n'a pas décentré ces anomalies mais lorsque nous remplaçons les valeurs des n boîtes par les observations (Eq. 3.11), la moyenne des anomalies de ce point au cours du temps n'est plus nulle. Pour s'assurer du centrage des anomalies en chaque point, il est alors essentiel de retirer une climatologie provisoire à chaque fin d'itération (voir Eq. 3.33).

D'autre part, l'utilisation du zéro n'est pas forcément la méthode la plus indiquée. En effet, placer l'anomalie nulle dans les trous va fortement minimiser l'estimation de la tendance des champs. On utilise plutôt la moyenne globale des boîtes composant le champ grillé. L'intégration de la moyenne globale dans les points de grille sans données tend alors à conserver la moyenne originelle des champs troués.

On illustre d'ailleurs le phénomène avec la figure 3.7(a). Cette figure représente l'évolution du contenu thermique à 700m estimé à partir des champs dont les trous ont été remplis avec des zéros (courbe bleu) et avec la moyenne globale (courbe rouge). Il est très clair sur cette figure de l'importance du choix de la valeur initiale de l'anomalie de référence. Le choix de cette valeur influe très nettement la tendance générale de la courbe de contenu thermique, notamment pendant



(a)



(b)

FIGURE 3.7 – Evolution du contenu thermique à 700m (Joules) calculé à partir des champs reconstruits avec des zéros dans les trous (bleu) et la moyenne annuelle (rouge). La figure du bas montre le contenu thermique calculé à partir des données auxquelles on a artificiellement rajouté une forte tendance linéaire.

la période 1955-1990, où l'échantillonnage est plus faible. En fixant la valeur à 0, la tendance entre 1955 et 1990 est de $0.03 \times 10^{20} J/y$, alors qu'en prenant la moyenne globale, on évalue la tendance à $0.9 \times 10^{20} J/y$.

Nous avons évalué les avantages de la moyenne globale par rapport au zéro en créant des champs troués auxquels nous avons rajouté une tendance linéaire artificielle très forte (10 fois plus forte que la tendance réelle). Dans ce cas, quelle que soit la valeur de la tendance réelle, c'est la tendance artificielle qui devrait ressortir lors du calcul du contenu thermique sur les champs reconstruits. La figure 3.7(b) montre les résultats des évolutions des contenus thermiques artificiels estimés avec les champs remplis avec les zéros (courbe bleue) et avec l'anomalie annuelle moyenne (courbe rouge). La tendance attendue est obtenue par les champs reconstruits avec la moyenne alors que le comportement de la tendance des champs reconstruits avec les zéros est assez différent, particulièrement durant la période 1955-1970. En cas d'échantillonnage trop faible, où les trous sont nettement en surnombre par rapport aux observations, l'intégration de l'anomalie nulle dégrade la reconstruction et l'estimation de la tendance globale en la rapprochant artificiellement de zéro. Ce phénomène est également visible à moindre échelle sur les périodes plus récentes où l'échantillonnage des observations sur l'océan global est bien meilleur. On constate

que la tendance de la courbe bleue est légèrement plus faible que celle de la courbe rouge sur la période 1980-2009.

Il paraît alors clair que l'utilisation de l'anomalie nulle ne peut être efficace si seulement on s'assure qu'en chaque point la moyenne temporelle des anomalies est bien nulle et que la tendance générale des champs est quasi nulle. Dans notre cas, on préférera utiliser comme anomalie initiale, la valeur de la moyenne annuelle du champ troué. Il faut cependant faire attention à ce que la moyenne soit suffisamment représentative du champ complet, que l'échantillonnage ne soit pas trop faible.

On utilisera alors finalement l'algorithme suivant,

On considère la matrice \mathbf{X}_0 de taille $55 \times 90 \times 90$ contenant les anomalies annuelles (matrice $\bar{\varphi}$, équation 3.27) et la moyenne spatiale annuelle dans les trous ($\langle \bar{\varphi} \rangle$, où l'opérateur $\langle \rangle$ représente la moyenne spatiale pondérée par la taille des boîtes) :

$$\mathbf{X}_0 = \begin{cases} \bar{\varphi} & \text{s'il y a une donnée,} \\ \langle \bar{\varphi} \rangle & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.29)$$

On recentre les anomalies en chaque point en soustrayant la climatologie $\bar{\mathbf{X}}_0$ calculée comme la moyenne temporelle de la matrice \mathbf{X}_0

$$\mathbf{X}'_0 = \mathbf{X}_0 - \bar{\mathbf{X}}_0 \quad (3.30)$$

On calcule ensuite,

$$\mathbf{X}_1 = \mathbf{X}'_0 + \delta\mathbf{X}_1 \quad (3.31)$$

avec,

$$\delta\mathbf{X}_1 = \begin{cases} 0 & \text{s'il y a une donnée,} \\ \mathbf{U}_0^1 \mathbf{D}_0^1 \mathbf{V}_0^{1T} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.32)$$

On réitère les opérations 3.31 et 3.32 jusqu'à la convergence des modes spatiaux représentés par \mathbf{U}_0^1 . A ce stade le remplacement des trous par le résultat des EOFs a décentré nos anomalies, il est nécessaire de définir \mathbf{X}'_1 comme,

$$\mathbf{X}'_1 = \mathbf{X}_1 + \bar{\mathbf{X}}_0 - \overline{(\mathbf{X}_1 + \bar{\mathbf{X}}_0)} \quad (3.33)$$

On peut alors réengager le processus, en partant des champs obtenus \mathbf{X}'_1 , avec 2 EOFs. On obtient les champs \mathbf{X}'_2 , et ainsi de suite jusqu'à 55 EOFs. Étant donné le type de grille que nous avons utilisé, conservant une longitude fixe avec la latitude, il est nécessaire de pondérer la valeurs des anomalies par un terme proportionnel à la surface de la boîte lors du calcul des EOFs. En pondérant chaque valeur par la racine carrée du cosinus de la latitude, on limite ainsi l'influence des boîtes de faible surface des hautes latitudes.

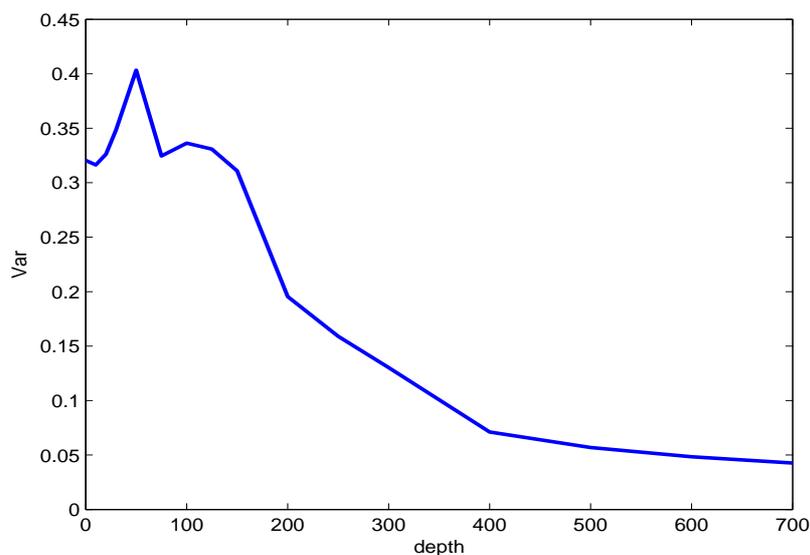


FIGURE 3.8 – Variance moyenne des champs grillés troués en fonction de la profondeur.

3.2.3 Critère de convergence des champs

Le critère de convergence des EOFs est en fait dans notre cas un critère sur la différence de l'écart entre le champ aux itérations n et $n-1$. On considère que le champs \mathbf{X}_n à l'itération n à suffisamment convergé lorsque,

$$\langle (\mathbf{X}_n - \mathbf{X}_{n-1})^2 \rangle \leq C_c \quad (3.34)$$

Le critère C_c est fixé au début du processus de reconstruction et dépend de la variance des champs d'anomalies troués pour garder une précision de reconstruction semblable à chaque niveau. En effet, comme le montre la figure 3.8, la variabilité ainsi que l'amplitude des anomalies diminue avec la profondeur. Il est donc nécessaire d'adapter ce critère en fonction de cette variabilité pour garder une certaine cohérence entre les différents niveaux de profondeur.

Nous choisissons de définir le critère C_c comme,

$$C_c(z) = \frac{\langle (\bar{\varphi}(z) - \overline{\bar{\varphi}(z)})^2 \rangle}{N_p(z)} \quad (3.35)$$

où $\bar{\varphi}(z)$ représente les champs initiaux troués au niveau z , l'opérateur $\langle \rangle$, la moyenne spatiale et temporelle sur tout les champs reconstruits et $N_p(z)$ le nombre de points de grille d'océan à reconstruire. Avec ce critère de convergence, l'algorithme effectue aux alentours de 8 itérations sur chaque EOF. Ce critère de variance moyenne divisée par le nombre de points à reconstruire représente en fait une approximation de l'incertitude sur le calcul de la moyenne globale des champs (en considérant les valeur des points de grille décorréliées, ce qui n'est pas le cas). On peut considérer qu'au delà de cette tolérance on ne peut plus distinguer de manière fiable deux champs

à l'aide d'une valeur moyenne (Eq. 3.26).

3.2.4 Détection du nombre optimal d'EOFs

Nos champs troués étant assez bruités, la variance résiduelle σ^2 (équation 3.13) calculées par cross validation s'éloigne du comportement parabolique attendu (Beckers et al. 2003) et a tendance à augmenter de façon monotone avec le nombre d'EOF retenu. Ceci est notamment observable dans les couches plus profondes (fig 3.9). La variance résiduelle, calculée par comparaison des anomalies de départ à celles obtenues par la reconstruction par EOFs, n'est alors pas suffisante pour juger de la fiabilité des champs interpolés. En suivant ce critère, il ne faudrait garder qu'une seule EOF pour la reconstruction des couches profondes, ce qui sous-estimerait la variabilité réelle.

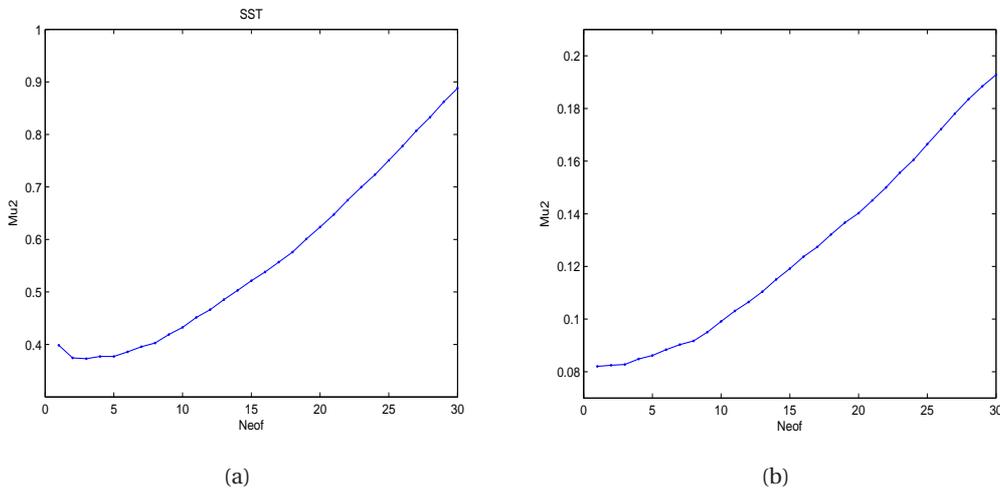


FIGURE 3.9 – Variance résiduelle en fonction du nombre d'EOF retenu, pour la reconstruction de la surface (a) et 500m (b).

Ce problème est résolu en introduisant une fonction combinant la variance résiduelle et le rapport de la variance des signaux composés des points reconstruits et des points issus de la Cross Validation. La variance des points de Cross Validation reconstruits semble augmenter et se stabiliser vers la variance des points réels. Il faut donc estimer quand la variance reconstruite est suffisamment grande, tout en conservant une variance résiduelle assez faible.

On peut alors définir le nombre optimal d'EOFs comme le nombre d'EOFs N , auquel la fonction Val atteint son maximum. Ainsi spécifié, la maximisation de ce paramètre correspond au moment où l'ajout d'une EOF supplémentaire ferait augmenter d'avantage l'erreur RMS que la variance des champs reconstruits.

$$\text{Val}(N) = \frac{\mathbf{R}_{\text{Var}}(N)}{\sigma^2(N)} \quad (3.36)$$

avec

$$\mathbf{R}_{Var}(N) = \frac{\mathbf{Var}_t}{\mathbf{Var}_f(N)} \quad (3.37)$$

Avec \mathbf{Var}_t , la variance des observations aux points de Cross Validation et, \mathbf{Var}_f et σ^2 , respectivement la variance et l'erreur résiduelle des valeurs reconstruites en ces mêmes points, en fonction du nombre N d'EOF retenu.

On observe que le comportement en "V" ne disparaît pas avec la profondeur, ce qui nous permet de garder un nombre raisonnable d'EOF sur la totalité des couches reconstruites. La figure 3.10 montre l'évolution de la fonction Val en fonction du nombre d'EOF retenu pour la reconstruction. En utilisant ce critère de fiabilité, on estime que le nombre optimal d'EOF à retenir pour l'interpolation des champs de surface est de 15 EOFs (3 EOFs avec la variance résiduelle) et de 13 EOFs à 500m (1 EOF avec la variance résiduelle). De manière générale, le nombre d'EOF identifié comme optimal ne varie pas beaucoup avec la profondeur. Nous estimons ce nombre aux alentours de 14.

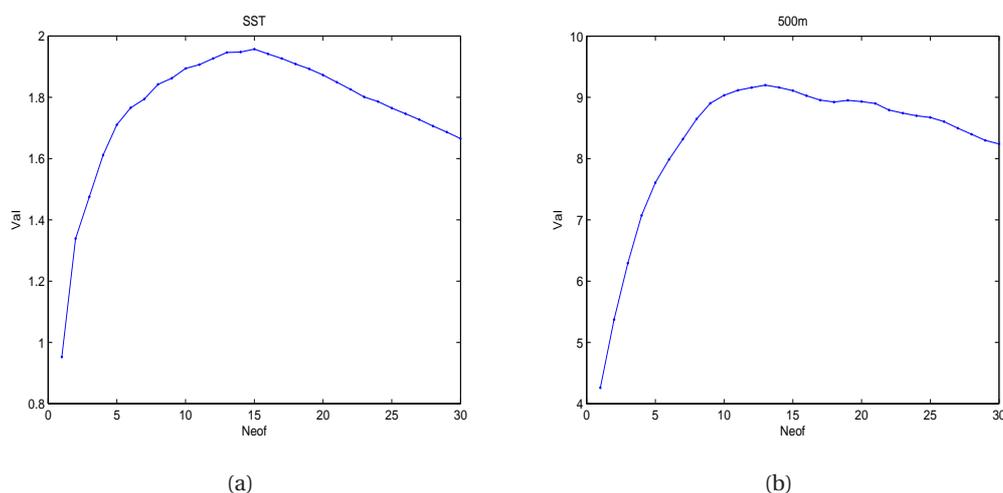


FIGURE 3.10 – Paramètre $Val(N)$ calculé lors de la reconstruction des champs de surface (a) et à 500m (b).

3.2.5 Calcul de l'erreur

L'erreur de reconstruction proposée par Beckers et al. (2006) de l'outil DINEOF prend en compte la propagation de la variance résiduelle non expliquée par les EOFs retenues par l'algorithme. Il s'agit de projeter cette erreur sur les modes principaux de variation dans le sous-espace des EOFs retenues dans l'analyse. Cette erreur n'est une estimation réaliste que dans des régions dont l'échantillonnage de données est homogène spatialement et où l'absence de données est faible et aléatoire. Cependant dans notre cas, cette condition n'est pas respectée. Les champs de l'hémisphère Sud sont globalement très lissés et leur variabilité est fortement sous évaluée par le processus de reconstruction car interprétée comme du bruit. Avec la formulation de l'équation 3.23, on trouve donc un maximum d'erreur estimée dans le Pacifique équatorial, région de forte variabilité, où le signal fort est bien décrit par les EOFs (El Niño), et un minimum dans les régions sous-échantillonnées. Elle n'est par contre pas très représentative de l'erreur globale de notre reconstruction. Ce calcul ne prend pas en compte le manque d'information a priori dans les boîtes. Ainsi, pour prendre un exemple extrême, avec la formulation de l'erreur de 3.23, une boîte où il n'y aurait aucune donnée ne présenterait aucune erreur par ce calcul. Il est donc nécessaire d'évaluer aussi l'erreur locale de la reconstruction, relative au manque d'information des boîtes mal échantillonnées. Pour remédier à cela, nous pensons qu'il est nécessaire de rajouter un terme au calcul de Beckers.

Nous avons, d'autre part, estimé une erreur de représentativité de la valeur de nos boîtes par la méthode de Bretherton (Eq. 3.28) qu'il est nécessaire d'inclure dans le calcul de l'erreur de reconstruction. L'erreur que nous tentons d'exprimer est alors relative à l'ensemble de la technique de reconstruction, de la création des champs troués, au remplissage des valeurs manquantes par le processus itératif par EOF. Elle combine la projection de l'erreur résiduelle sur les modes retenus (Beckers et al., 2006) à celle du manque d'informations sur la variabilité des boîtes (échantillonnage temporel incomplet) et à l'erreur sur la valeur de l'anomalie moyenne calculée par la méthode de Bretherton.

Erreur sur la valeur des anomalies

Pour inclure l'erreur sur l'estimation de la valeur moyenne des boîtes des champs troués, nous ne pouvons pas utiliser la forme simplifiée de l'équation 3.24 qui considère une erreur moyenne, égale pour l'ensemble du champ. Nous devons considérer la forme :

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\varepsilon}^2(r_k) &= \boldsymbol{\varphi}_t(r_k)^2 - \mathbf{i}^T (\mathbf{B}^T + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{L}^T \mathbf{L} \mathbf{i} \\ \boldsymbol{\varepsilon}^2(r_k) &= \mathbf{i}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}_p^T (\mathbf{L}_p \mathbf{L}_p^T + \boldsymbol{\sigma}_{tot}^2)^{-1} \mathbf{L}_p) \mathbf{i}\end{aligned}\quad (3.38)$$

On définit alors une nouvelle matrice \mathbf{C} ,

$$\mathbf{C} = \mathbf{I} - \mathbf{L}_p^T (\mathbf{L}_p \mathbf{L}_p^T + \boldsymbol{\sigma}_{tot}^2)^{-1} \mathbf{L}_p \quad (3.39)$$

avec $\boldsymbol{\sigma}_{tot}^2$ la matrice diagonale de dimension $p \times p$ ayant pour valeur en chaque point de la diagonale (i,i), la somme de la moyenne de l'erreur de reconstruction σ^2 et de l'erreur de représen-

tativité de la boîte k , $(\sigma_{Breth})_k^2$, calculée par la méthode de Bretherton.

$$(\sigma_{tot})_k^2 = \sigma^2 + (\sigma_{Breth})_k^2 \quad (3.40)$$

Erreur liée à l'échantillonnage temporel des boîtes

Nous proposons de construire une formulation empirique pour lier le terme d'erreur relatif à l'échantillonnage temporel d'une boîte à la formulation de l'équation 3.38, à travers différents tests : Nous avons considéré les champs annuels OISST (Reynolds et Smith 1994) auxquels nous avons simulé des trous cohérents avec l'échantillonnage de nos véritables champs *in situ*. Ces champs ont été réalisés par interpolation optimale avec les données *in situ* et les données satellites depuis 1994. Ces champs présentent l'intérêt d'avoir été construits avec un échantillonnage assez constant et homogène sur l'intégralité du globe, ce qui laisse penser que les valeurs de nos boîtes ont une erreur d'estimation très faible. Dans ce cas, les erreurs calculées ne sont que le fruit des approximations du processus de reconstruction. Nous avons proposé alors plusieurs configurations pour l'intégration de cette erreur :

Si on prend,

$$\mathbf{B}(t, k) = \mathbf{i}^T \mathbf{C}(t, k) \mathbf{i} \quad (3.41)$$

l'erreur décrite par Beckers et al. (2006) au point k et au temps t , nous définissons alors,

$$\mathbf{Err}(t, k) = \sqrt{\alpha(k)\mathbf{B}(t, k) + \beta(k)\mathbf{Ev}(t, k)} \quad (3.42)$$

où $\alpha(k)$ et $\beta(k)$ sont des coefficients normés représentant au point k , la proportion de données/trous sur l'ensemble de la période reconstruite. Si $N_t(k)$ est le nombre d'indice de temps où au point k la boîte est pleine, et T le nombre total d'indice temporel, il est logique de pondérer comme :

$$\begin{aligned} \alpha(k) &= \frac{N_t(k)}{T} \\ \beta(k) &= \frac{T - N_t(k)}{T} \end{aligned} \quad (3.43)$$

- test 1 : \mathbf{Ev} est calculé comme la moyenne des variances des boîtes des champs reconstruits, $\mathbf{Ev}(t, k) = VAR_{tot} \cdot \mathbf{H}(t, k) = \langle \mathbf{VAR} \rangle \cdot \mathbf{H}(t, k)$. L'opérateur " $\langle \rangle$ " représente ici la moyenne spatiale sur les boîtes et l'opérateur \mathbf{H} , prend la valeur de 1 aux coordonnées des boîtes sans données et de 0 ailleurs au temps t .
- test 2 : \mathbf{Ev} est calculé pour chaque boîte comme la variance des champs reconstruits, $\mathbf{Ev}(t, k) = \mathbf{VAR}(k) \cdot \mathbf{H}(t, k)$.
- test 3 : \mathbf{Ev} est calculé comme $\mathbf{Ev}(t, k) = (\mathbf{VAR}(k) \frac{N_t(k)}{N_t(k)-1}) \cdot \mathbf{H}(t, k)$.

La figure 3.11 montre les moyenne des écarts types par année de la reconstruction par rapport

aux véritables champs en fonction de α (points bleus) et la moyenne de ces points pour chaque valeur de α (courbe verte). Cette figure montre également les résultats obtenus par le calcul de Beckers et al. (2006) (en rouge) et des test 1 (magenta), test 2 (cyan) et test 3 (noir). Nous avons réalisé deux figures montrant les résultats pour deux répartitions différentes des trous.

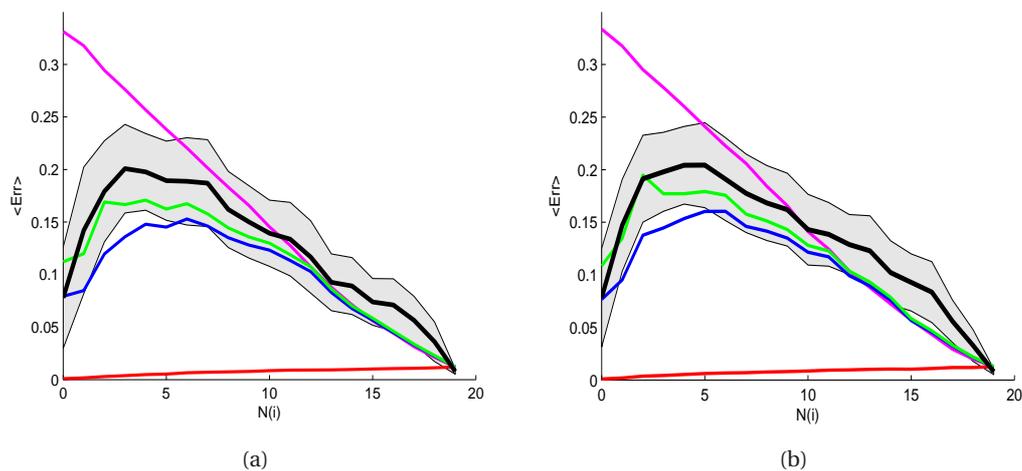


FIGURE 3.11 – Erreur moyenne ($^{\circ}C$) entre le champs reconstruit et le champs original (courbe noire) et son écart type en fonction de $N_t(k)$, nombre d'indice temporel où une boîte contient une valeur. Les différents tests sont ici représenté de la manière suivante : test 1 en magenta, test 2 en bleu et test 3 en vert. Les résultat issus du calcul de Beckers et al. (2006) est indiqué en rouge. Les figure (a) et (b) représentent ces résultats pour deux configurations différentes des trous.

D'après les résultats montrés en figure 3.11, il est clair que la méthode de Beckers n'est pas indiquée pour notre calcul d'erreur. Elle tend à s'approcher de la réalité lorsque le recouvrement est élevé (α grand) mais sous estime complètement l'erreur pour les régions peu échantillonnées. Cela paraît normal car la méthode ne peut pas deviner la variabilité d'une région si elle n'a pas de données à analyser ou alors des données qu'elle considère comme du bruit. Nous savons par contre que ces régions sont soumises à une certaine variabilité non négligeable, que nous essayons d'estimer par le terme \mathbf{Ev} .

La méthode de reconstruction fait un rappel à chaque fin d'itération aux données que nous lui avons fournies. A un temps donné, il est donc légitime de considérer \mathbf{Ev} uniquement sur les boîtes vides et laisser le terme B calculer l'erreur liée à la propagation des EOFs sur les boîtes pleines. D'autre part, il paraît évident que l'erreur sur la variabilité moyenne dans une boîte augmente, moins il y a de données. Si on prend le cas d'une boîte vide à tous les indices de temps ($\alpha = 0$ et $\beta = 1$), la variabilité moyenne de cette boîte calculée après la reconstruction doit être considérée comme de l'erreur pure. Au contraire, dans le cas où la boîte est pleine à tous les indice de temps ($\alpha = 1$ et $\beta = 0$), la seule erreur restante est l'erreur de propagation de la méthode. Imaginons alors le cas d'une boîte remplie à tous les indices de temps sauf à t_i ($\alpha \sim 1$ et $\beta \sim 0$). La méthode a de très fortes chances de reconstituer une valeur proche de la réalité.

Finalement, le calcul de l'erreur tel que nous le décrivons ici est très satisfaisant dans le cas

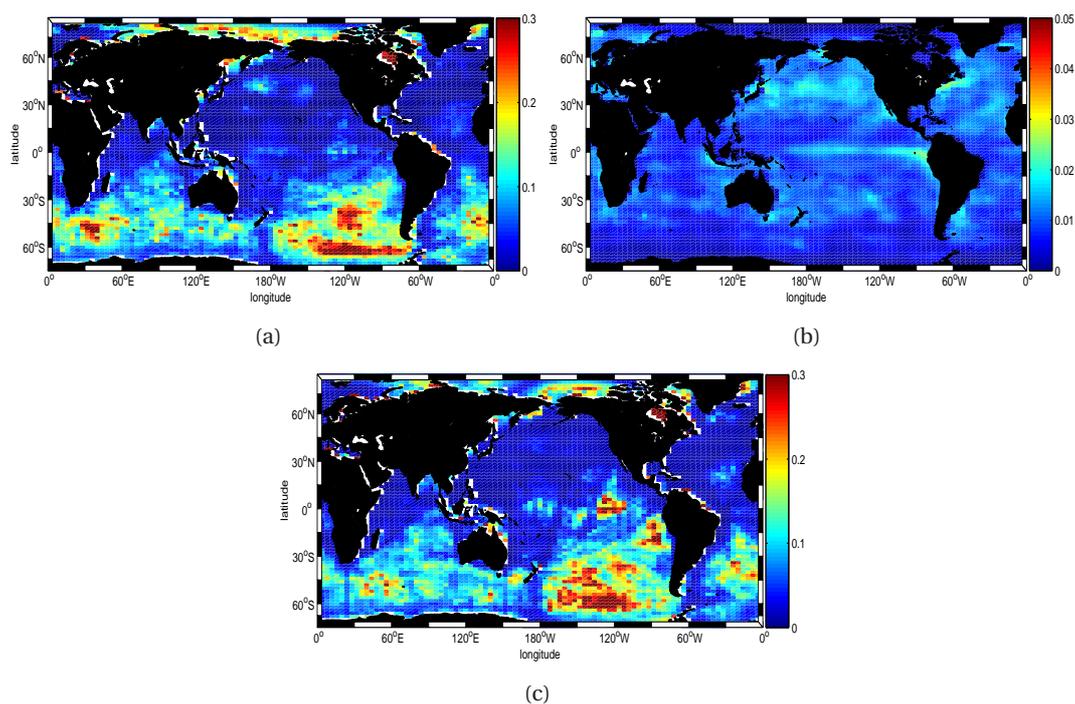


FIGURE 3.12 – Champ d'erreur moyen ($^{\circ}\text{C}$) de la reconstruction par EOF par rapport aux champs de SST originaux (a), ainsi que le champ d'erreur moyen calculé par la méthode de Beckers et al. (2006) et par le paramétrage du test 3.

de la reconstruction des champs OISST artificiellement troués. La comparaison des champs d'erreur estimés et des véritables champs d'erreur montre de grandes similitudes notamment dans l'hémisphère Sud où l'erreur est la plus forte. Les structures d'erreur liées au faible échantillonnage, sont représentées assez fidèlement dans les régions du Sud (dans tous les océans) cependant, il subsiste quelques petites différences entre les champs des figures 3.12(a) et 3.12(c). Nous surestimons l'erreur dans le pacifique équatorial (120°W), région dans laquelle intervient le phénomène El Niño. En effet, ce phénomène régit la presque totalité de la variabilité grande échelle de la zone et, est décrit par les premières EOFs. Il est donc, malgré l'échantillonnage assez faible, relativement bien reconstruit. Cela explique alors la légère différence dans l'estimation de l'erreur dans cette zone.

3.3 Validation de la méthode

3.3.1 Appréciation visuelle

La première vérification ne tient pas d'une approche scientifique ou statistique mais plutôt d'une impression visuelle. En effet, le simple fait d'analyser rapidement les structures des modes de variations reconstruits, constitue déjà un bon test de validité. On peut rapidement juger de la fiabilité de des reconstructions en vérifiant par exemple si la variance des champs reconstruits paraît réaliste, si les structures des anomalies ne semblent pas trop bruitées, etc. Il est aussi nécessaire de porter un regard croisé entre les reconstructions des premières années et celles des années plus récentes. On s'attend, malgré l'échantillonnage des données croissant, à retrouver une variabilité quasi semblable quelle que soit la période de reconstruction.

Nous présentons alors en figure 3.13 et 3.14, sans rentrer dans l'analyse approfondie des modes de variation (traitée dans la partie suivante), quelques champs reconstruits par EOF, les champs WOA05 équivalents et les champs grillés troués à différents niveaux de profondeur. A noter que les données utilisées pour la construction des champs WOA05 sont quasi identiques à celles que nous avons utilisées pour notre reconstruction (Il manque notamment les XCTD).

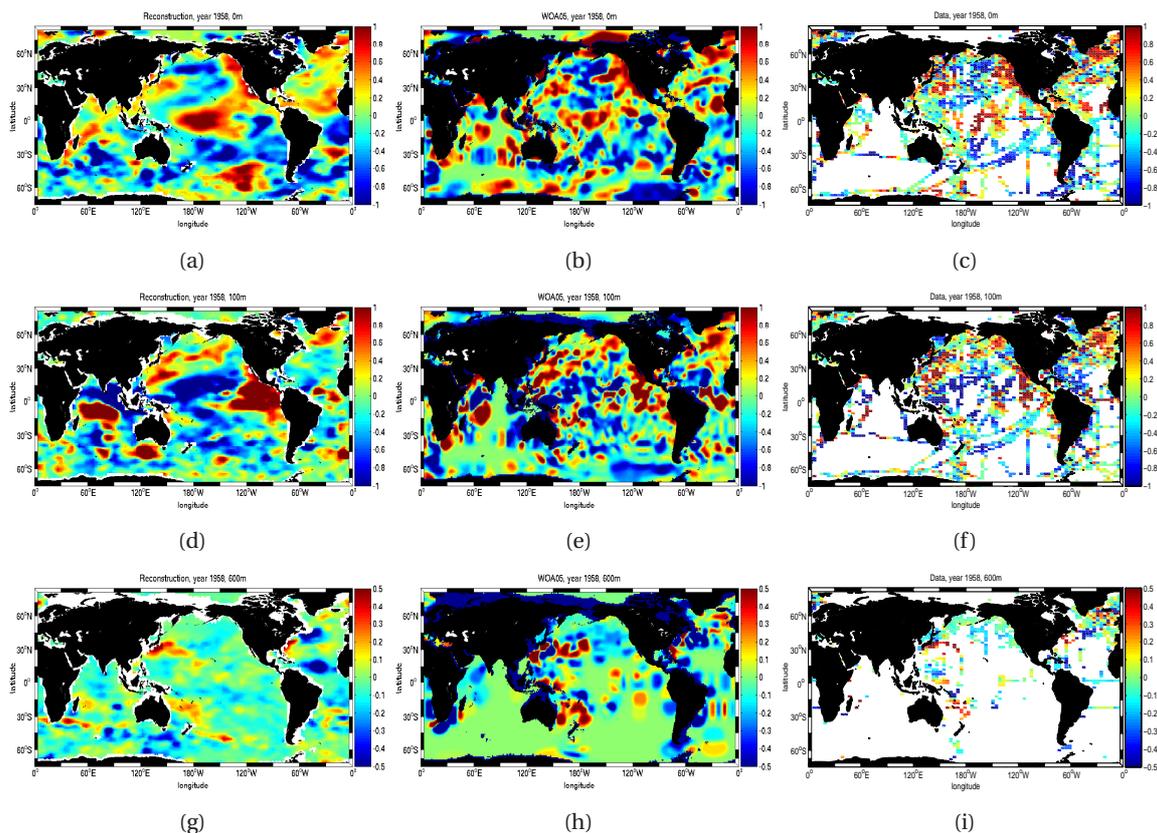


FIGURE 3.13 – Exemple de champs d'anomalie de température ($^{\circ}\text{C}$) reconstruits à partir des données in situ à différents niveaux de profondeur (surface, 100m et 600m) pour l'année 1958.

Ces champs reconstruits (colonne gauche) présentent des structures d'anomalies bien définies

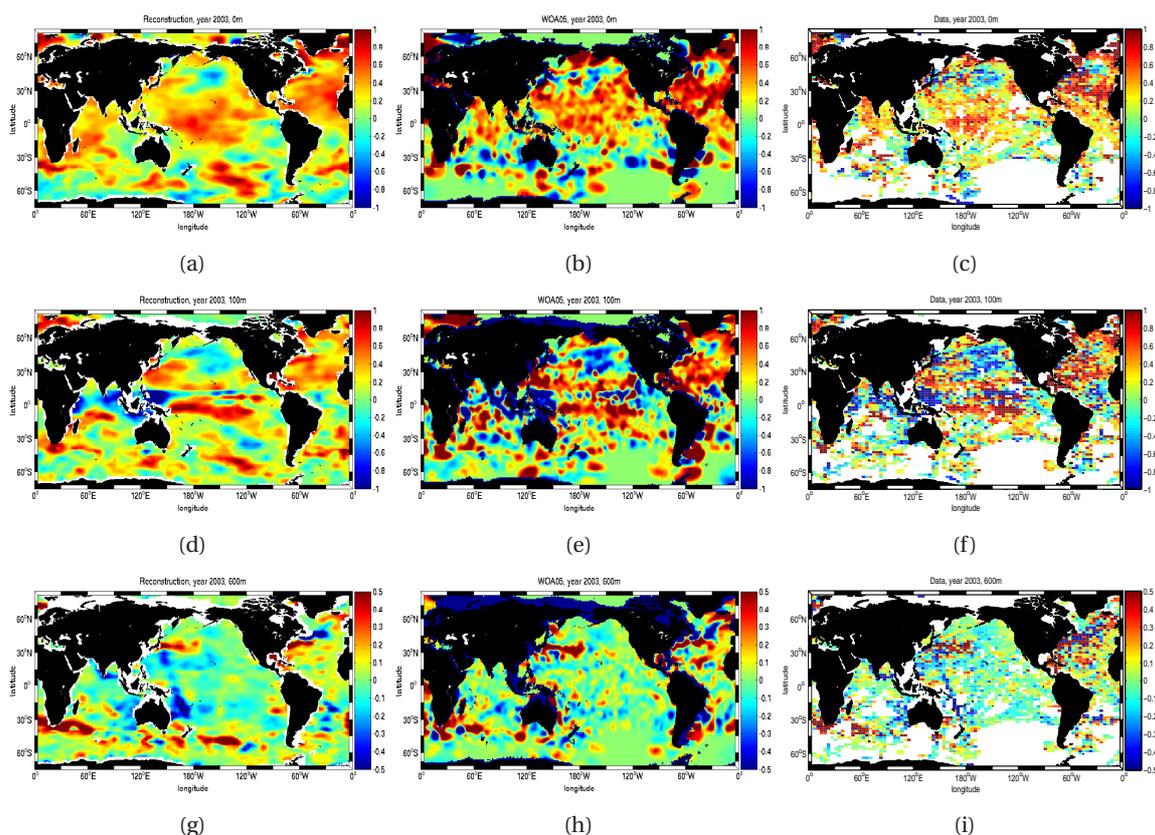


FIGURE 3.14 – Exemple de champs d'anomalie de température ($^{\circ}\text{C}$) reconstruits à partir des données in situ à différents niveaux de profondeur (surface, 100m et 600m) pour l'année 2003.

à toutes les profondeurs, et leur amplitude paraît raisonnable par rapport aux champs grillés troués (droite) et aux champs WOA05 (milieu). Comme attendu, nous constatons que les champs reconstruits par EOF présentent des structures grande échelle, même dans les régions peu échantillonnées de l'hémisphère Sud, ce qui n'est pas le cas des champs WOA05. On aperçoit sur la carte 3.14(g) la trace d'une section XBT "anormalement froide" dans le Pacifique probablement due à une sous-estimation de l'immersion de la sonde. Toutefois, le fait de ne retenir que les principales EOFs pour la reconstruction, implique que l'impact de ces erreurs se fait principalement sentir de manière locale dans les champs. On constate par ailleurs que ces profils n'apparaissent pas dans les champs WOA05. Ne satisfaisant pas les critères de contrôle qualité, ils ont certainement été évincés du jeu de données lors de l'étape de reconstruction de champs. Les champs reconstruits par EOF apparaissent clairement comme plus homogènes et bien moins dépendants de l'échantillonnage des données. Cet aspect peut être un avantage sérieux dans l'estimation de tendances de contenus intégrés. Cela est encore mis en évidence par la figure 3.15 présentant l'évolution de la variance moyenne par niveau en fonction du temps. On constate que la variance des champs WOA05 (3.15(b)) est décroissante avec le temps et plus directement, avec l'échantillonnage de données. En effet, dans une région sous-échantillonnée du début de période, la technique d'interpolation optimale peut étendre une anomalie ponctuelle (spatiale et temporelle), à une très grande

zone (observé sur la figure 3.13(h) par exemple). Cette anomalie ponctuelle n'est en fait pas forcément représentative de la moyenne annuelle et l'amplitude de l'anomalie de toute la zone peut s'en retrouver affectée et augmentée de façon artificielle. L'utilisation d'un nombre constant d'EOF sur l'ensemble de la période pour la reconstruction des champs garantit alors plus d'homogénéité sur l'ensemble du globe. Si une anomalie ponctuelle, non représentative, est introduite dans le processus de reconstruction, elle ne pourra pas être décrite par les EOFs. Nous pouvons remarquer cependant que la variabilité moyenne des champs reconstruits est plus faible que celles des champs WOA05. L'argument énoncé ci dessus, est encore valable mais n'est pas le seul. Les deux reconstructions ne décrivent pas les mêmes échelles spatiales, les champs WOA05 sont donnés sur une grille $1^\circ \times 1^\circ$ alors que nos reconstructions ont été réalisées sur une grille plus grande échelle, $2^\circ \times 4^\circ$.

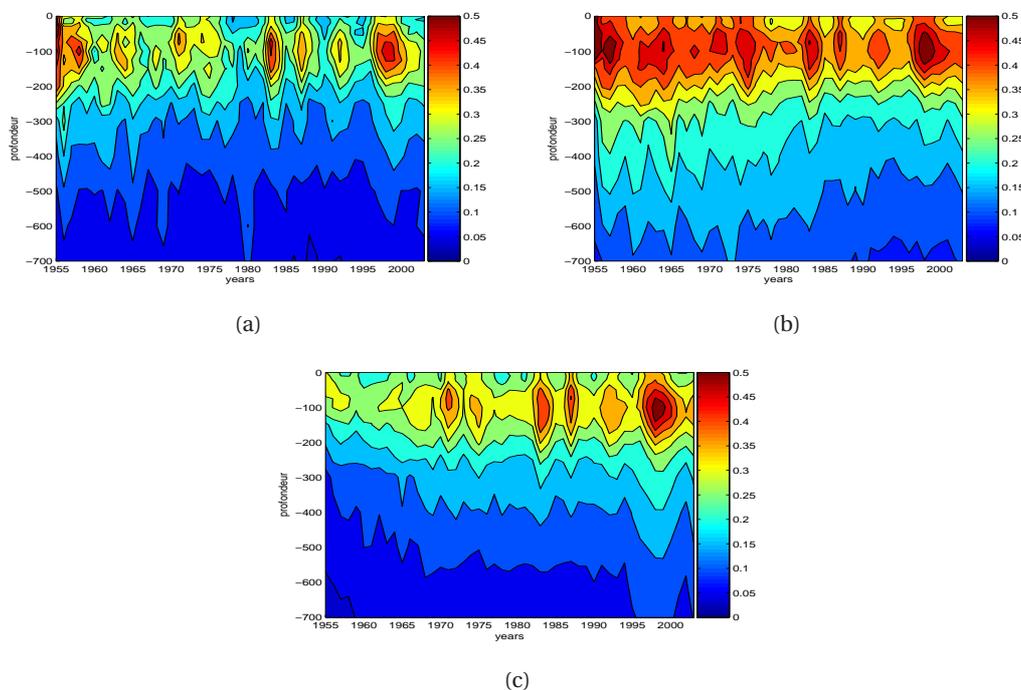


FIGURE 3.15 – Evolution de la variance moyenne des anomalies de température ($^{\circ}C^2$) par niveau standard en fonction du temps pour les champs reconstruits par EOF (a), pour les champs WOA05 (b) et WOA09 (c) (contour tous les $0.4C^{\circ}$).

Cette forte variabilité des champs WOA05 à toutefois été diminuée par les nouveaux processus de reconstruction du NODC dans la mise à jour des champs (WOA09). La variabilité exprimée dans les champs WOA09 (Fig. 3.15(c)) est alors plus proche en terme d'amplitude de celle de nos reconstructions. La mise à jour du World Ocean Atlas suggère donc que les différences faites en terme de variance, entre les champs WOA05 et ceux reconstruits par EOF ne proviennent pas d'un problème lié à notre méthode, mais plutôt de la difficulté du NODC à reconstruire par analyse objective, des champs homogènes dans le temps soumis à un échantillonnage in-homogène.

Nous avons choisi de reconstruire les champs par niveau de profondeur. Ce choix peut se révéler dangereux notamment dans les cas où en un point de grille les données ne couvrent pas

toutes la colonne d'eau étudiée (0/700m). La reconstruction par EOF peut ainsi créer des structures en ces points, incompatibles avec les structures des niveaux supérieurs. Nous sommes susceptibles de créer des profils d'anomalie incohérents. En considérant que la majorité de la variabilité océanique est dictée par les phénomènes de surface, nous avons procédé à un test simple de corrélation temporelle entre le champs reconstruit de surface (SST) et les niveaux inférieurs (Fig. 3.16). Cette figure présente évidemment des corrélations maximales aux abords de la surface et une décroissance progressive vers les profondeurs. L'amplitude des corrélations est assez semblable pour les champs reconstruits par les EOFs (à droite) et les champs WOA05 (à gauche). La corrélation des champs reconstruits avec EOFs paraît cependant légèrement plus forte dans les régions équatoriales des bassins Pacifique (milieu) et Indien (bas) et légèrement inférieure dans le bassin Atlantique (haut). Ces figures de corrélation nous montrent finalement que le processus de reconstruction par niveau assure une certaine homogénéité sur la colonne d'eau, au moins aussi bonne qu'une reconstruction plus classique.

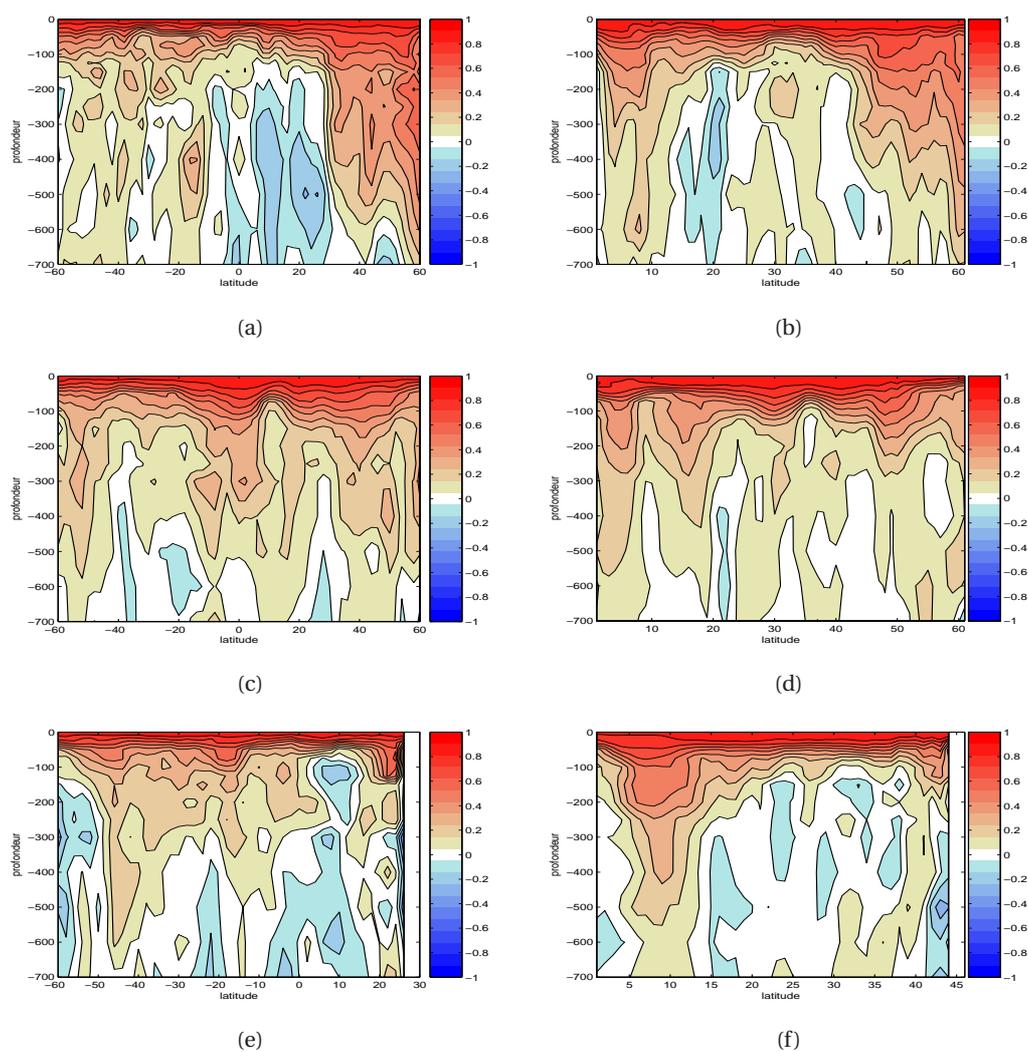


FIGURE 3.16 – Correlation temporelle entre les anomalies de surface et le niveaux inférieurs pour l’océan Atlantique (haut), l’océan Pacifique (milieu) et l’océan Indien (bas) calculée d’après les champs reconstruits (colonne de gauche) et d’après les champs WOA05 (colonne de droite).

3.3.2 Utilisation du modèle ORCA G70-025

Pour évaluer de manière plus précise la fiabilité de notre outil de reconstruction, nous avons utilisé les sorties du modèle ORCA025-G70 réalisée dans le cadre du projet DRAKKAR (B. Barnier et al., 2006 ; J.M. Molines et al., 2006). Cette configuration du modèle au quart de degré est forcée, c'est à dire que l'on spécifie certaines propriétés observées à la surface ou dans l'atmosphère, juste au dessus de l'océan (température de l'air, humidité, radiation solaire, précipitations et vents). On dispose de 47 années (1958-2004) d'anomalies de température tous les 3 jours réparties sur 46 niveaux entre la surface et 6000m.

Pour des raisons pratiques, nous n'avons considéré que deux niveaux de profondeur pour effectuer des tests, 10m et 500m. Ces niveaux, l'un proche de la surface et l'autre plus en profondeur, présentent à eux deux un spectre assez large des conditions rencontrées pour la reconstruction des champs. Les niveaux proches de la surface ont un échantillonnage plutôt bon mais possèdent une haute variabilité. Nous les avons reconstruits à l'aide de 14 EOFs. De l'autre côté, les niveaux plus profonds ont une variabilité moindre mais un échantillonnage bien plus faible. Ils ont, quant à eux, nécessité 10 EOFs pour la reconstruction. Notre utilisation des champs ORCA est dans cette section purement pratique et tient lieu uniquement d'un test de notre méthode de reconstruction. Elle ne constitue pas une analyse proprement dite de la variabilité du modèle.

Création d'un jeu de données artificiel

Grâce aux sorties modèle il est possible de recréer une base de données artificielle assez proche en terme de variabilité des jeux de données *in situ*. Il est possible de colocaliser les données réelles (dans ce cas, celle de la base Enact 3) avec les champs du modèle forcé (un champ tous les trois jours) et ainsi obtenir une simulation de jeu de données tout en profitant des champs complets (M. Juza ; Modélisation numérique et observations de l'océan global : développement des interfaces, évaluation de simulations et de réseaux d'observations, investigations dynamiques.). Malgré toutes les réserves à émettre sur la vraisemblance de la variabilité estimée par rapport à la variabilité océanique réelle, il s'agit là du meilleur outil pour évaluer la robustesse de notre outil de reconstruction par EOF sur notre jeu de données *in situ*. A partir du jeu simulé, nous pouvons reconstruire des champs complets et les comparer aux véritables sorties du modèle. Dans ce cas, ces résultats pourront facilement être extrapolés à nos estimations de la température *in situ*.

Visualisation et erreur

Contrairement aux figures 3.13 et 3.14 montrant deux exemples de champs reconstruits par deux méthodes différentes (EOF et O.I.), l'avantage de l'utilisation des champs modèles est que nous disposons des champs de référence, supposés dans cette étude comparatives comme "vrais". En effet, l'objectif de ce test avec le jeu simulé est de s'approcher le plus possible des caractéristiques de ces champs issus du modèle.

Comme énoncé dans la partie précédente, il est important en premier lieu de se rendre compte visuellement de l'effet de notre outil sur les champs grillés troués. Les figures 3.17 et 3.18 compar-

ent les champs issus de la reconstruction par EOFs (colonne de gauche) avec les véritables champs ORCA (colonne du milieu) et les champs troués initiaux, créés grâce au jeu de données simulé (colonne de droite) pour les années 1963 et 1997. Il est important de noter que ces champs ont été interpolés a posteriori sur une grille $1^\circ \times 1^\circ$ sauf les champs troués, laissés arbitrairement sur leur grille d'origine $2^\circ \times 4^\circ$.

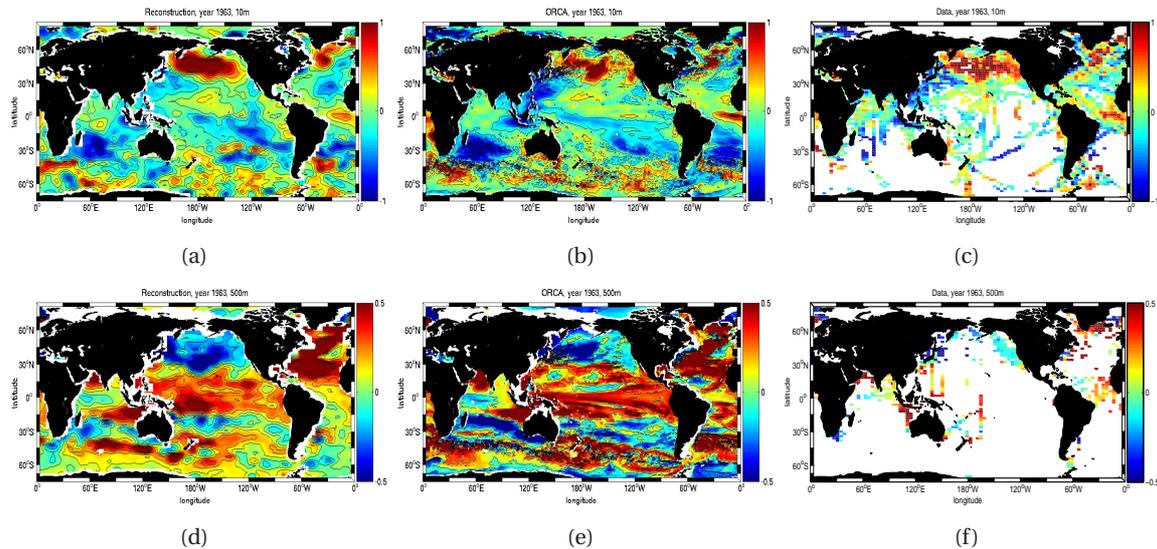


FIGURE 3.17 – Exemple de reconstruction de l'anomalie de température de surface ($^\circ\text{C}$) pour l'année 1963 à 10m (en haut) et à 500m (en bas). La colonne de gauche montre les reconstructions par EOF, la colonne du milieu sont les sortie du modèle ORCA et la colonne de droite, l'échantillonnage simulé à partir des champs ORCA.

Les champs reconstruits montrent encore des structures bien définies et grande échelle à chaque niveau, et ce, malgré l'échantillonnage des données assez faible pour l'année 1963. L'amplitude des anomalies reconstruites est également semblable à celle des champs originaux. Notons toutefois que cette amplitude se retrouve légèrement sous-estimée en profondeur du fait de l'échantillonnage très faible des données, notamment dans les premières années. De manière globale, les champs reconstruits paraissent assez proches laissant penser que les principales EOFs calculées par itération sont assez fidèles aux véritables EOFs qui décrivent la variabilité du modèle ORCA.

Sur la base de la méthode d'estimation des erreurs sur les reconstructions développée dans la section (3.2.5), nous avons estimé les champs d'erreur associés aux champs interpolés. La figure 3.19 compare les véritables champs d'erreur, obtenus par la moyenne de la valeur absolue de la différence des champs ORCA et reconstruits (interpolés sur la grille ORCA au quart de degré) représentés par commodités sur une grille régulière $1^\circ \times 1^\circ$, et les champs d'erreur estimés par la méthode décrite dans la section 3.2.4 à 10m et 500m. A 10m, notre estimation de l'erreur paraît trop faible sur l'ensemble de l'océan, et notamment dans l'hémisphère nord pourtant mieux échantillonné. Nous sous-estimons principalement l'erreur dans les régions de bord Ouest, où les courants sont soumis à beaucoup de variabilité méso-échelle. Cela est bien évidemment lié à

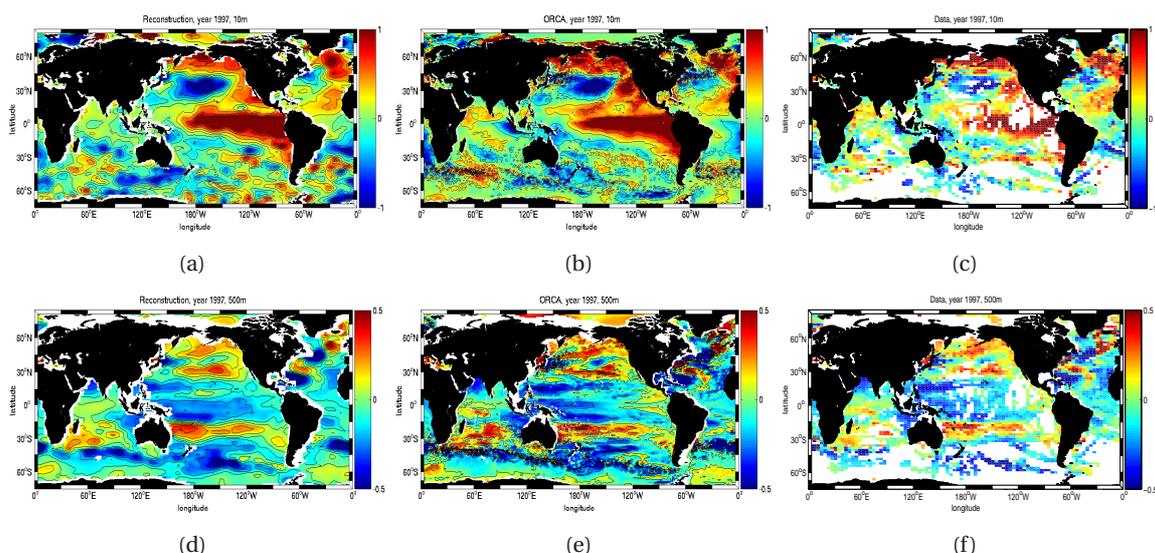


FIGURE 3.18 – Exemple de reconstruction de l’anomalie de température de surface ($^{\circ}\text{C}$) pour l’année 1963 à 10m (en haut) et à 500m (en bas). La colonne de gauche montre les reconstructions par EOF, la colonne du milieu sont les sortie du modèle ORCA et la colonne de droite, l’échantillonnage simulé à partir des champs ORCA.

notre choix de reconstruire des champs grande échelle par l’utilisation de larges boîtes $2^{\circ} \times 4^{\circ}$ qui éliminent tout signal de méso-échelle. Par contre, dans l’hémisphère Sud, où notre estimation de l’erreur est dominée par le terme $\beta(i)Ev(t, i)$ de l’équation 3.37, terme dominant dans les régions faiblement échantillonnées, le champ calculé se révèle plus proche du champ d’erreur réelle. Cette observation est d’ailleurs plus visible sur les champs d’erreur à 500m.

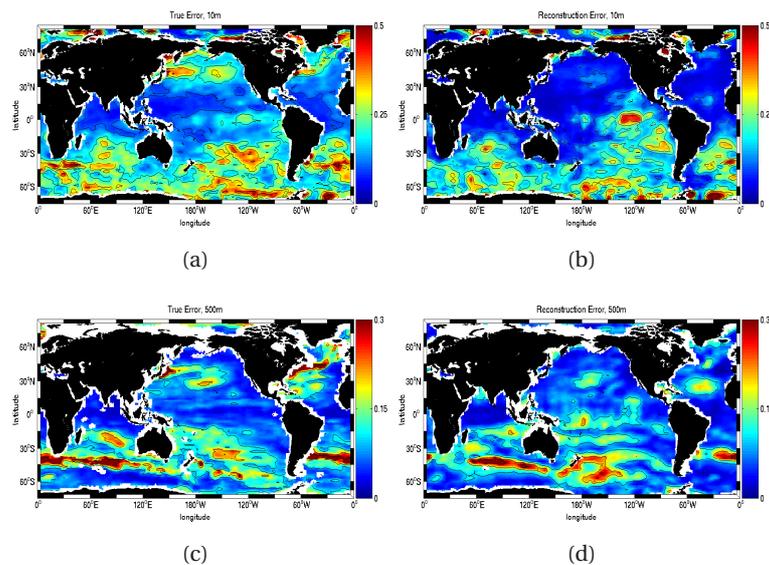


FIGURE 3.19 – Champs d'erreur moyenne ($^{\circ}\text{C}$) entre les champs ORCA et reconstruits par EOF (colonne de gauche) pour les niveaux 10m (en haut) et 500m (en bas) et les champs d'erreur estimée (colonne de droite).

Principales EOFs

Les figures 3.20 et 3.21 montrent les 3 premières EOFs des champs reconstruits et des véritables champs ORCA à 10m et 500m. A 10m, la première EOF montre clairement une partie de la variabilité El Niño. Les deux premières EOFs reconstruites sont pratiquement identiques à celles des champs ORCA tant spatialement que temporellement. La seule différence notable est le pourcentage de variance qu'explique ces EOFs par rapport à l'intégralité de la variance des champs. Le pourcentage de variance expliquée par les modes est beaucoup plus forte pour les champs reconstruits (30.7%/23%, 15.5%/10.8% et 10.8%/8.3%). Cela est simplement expliqué par le processus de reconstruction lui même qui ne retient qu'une partie des EOFs, et donc qu'une partie de la variabilité totale des champs. En effet, pour reconstruire les champs à 10m, l'algorithme n'a retenu que 14 EOFs qui éliminent tout signal de méso-échelle présent dans les champs ORCA (47 EOFs pour décrire toute la variabilité des champs annuels ORCA). La référence de 100% n'est tout simplement pas la même pour les reconstructions et les champs ORCA.

Les troisièmes EOFs sont assez semblables dans le bassin Atlantique mais différent dans le Pacifique et dans l'Indien équatorial. Le fait que les composantes temporelles de ces EOFs soient très proches devrait conduire à des structures spatiales voisines, ce qui n'est pas le cas. Il est donc possible que l'échantillonnage des données ne permette pas de résoudre proprement la structure spatiale de ce mode, dominé par l'Atlantique, dans les autres bassins. Cette observation permet de comprendre les limites de l'utilisation des EOFs sur des champs dont l'échantillonnage est inégal. Même en optimisant le processus de reconstruction, nous serons toujours limités par le contenu d'information présent dans le peu de données mis à notre disposition.

A 500m, le constat est quelque peu différent. Les structures des 3 premières EOFs sont as-

sez semblables entre elles, seule la variance des modes décrivant les champs reconstruits apparaît comme plus faible. Cela suggère qu'un échantillonnage plus faible à ces profondeurs pose moins de problème de reconstruction qu'un échantillonnage plus conséquent aux couches de surface. Cela est bien sûr lié à la variabilité de ces profondeurs faisant intervenir des constantes temporelles plus grandes. Un nombre plus restreint de points peut alors raisonnablement décrire une forte partie de la variabilité.

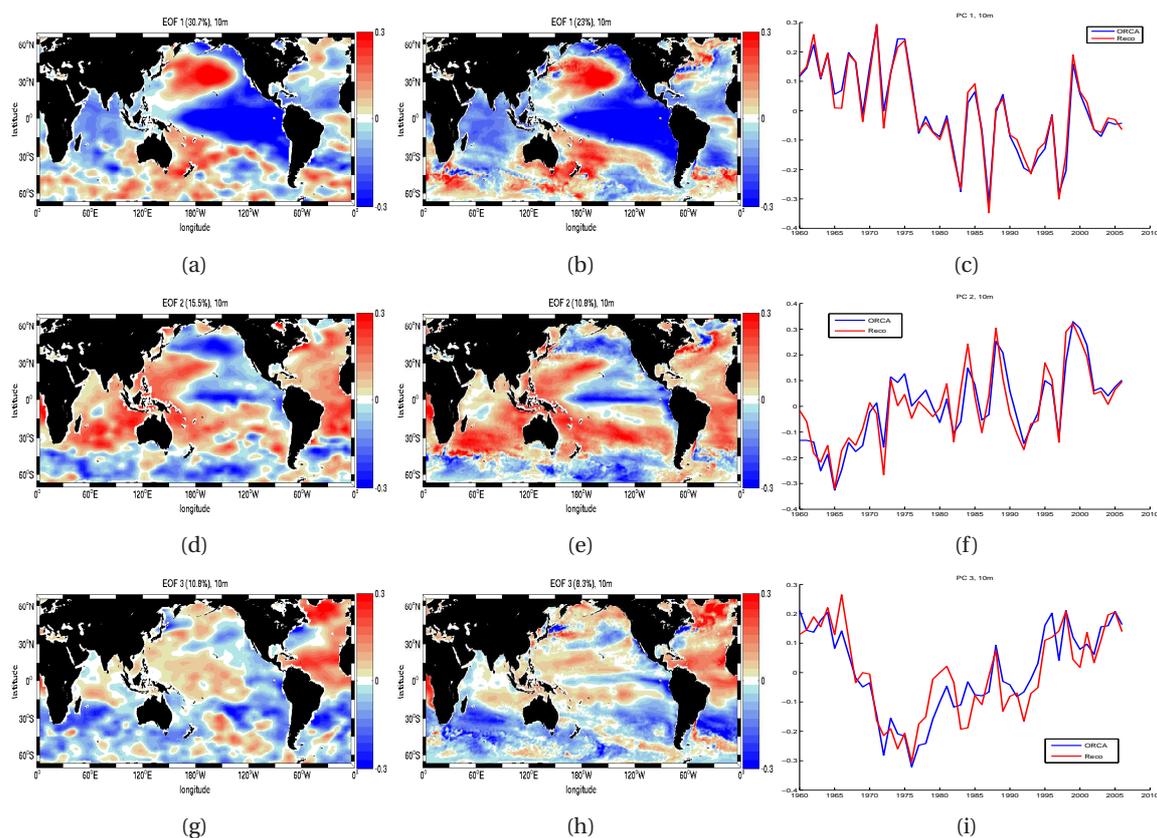


FIGURE 3.20 – Les 3 premiers modes de variabilité des anomalies de température ($^{\circ}\text{C}$) à 10m des champs reconstruits à partir du jeu simulé colocalisé avec les champs ORCA (gauche), des champs annuels ORCA (milieu) et leur composante temporelle (droite) sur la période 1960-2006. La courbe bleue correspond à la composante temporelle des EOFs ORCA et la courbe rouge à celle des EOFs des champs reconstruits.

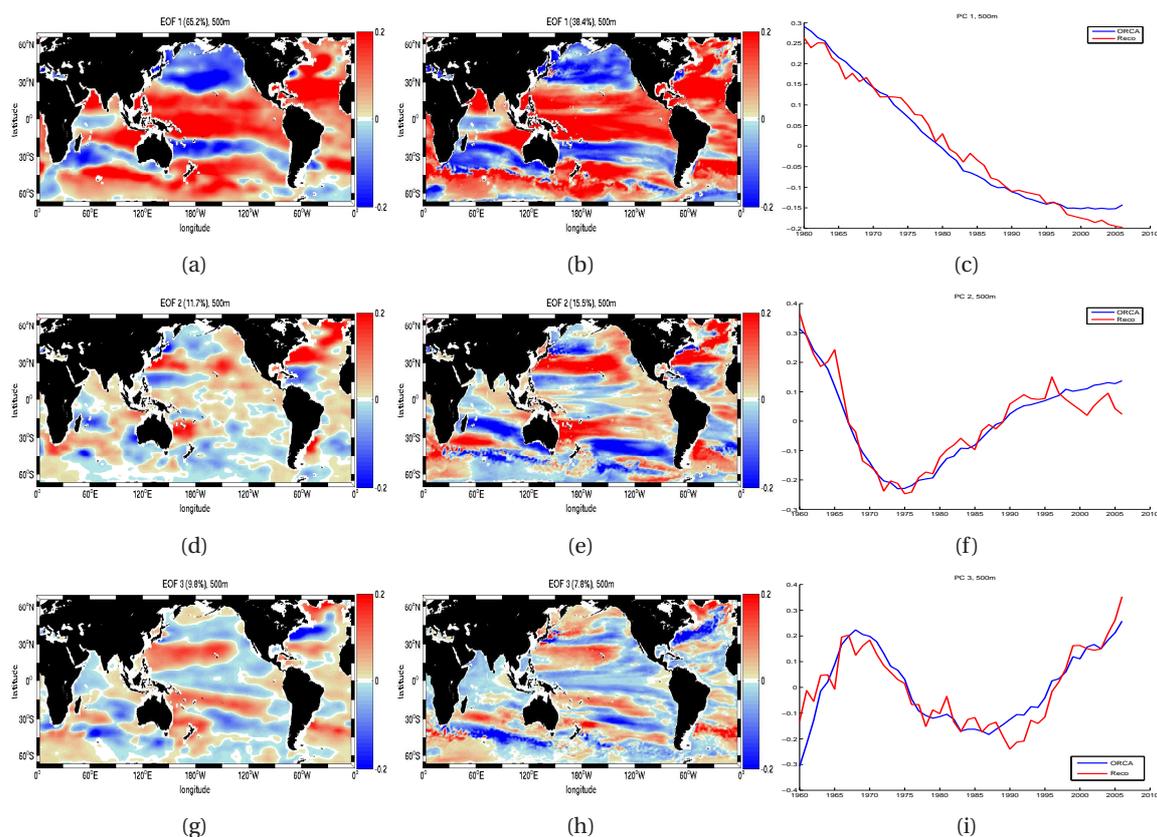


FIGURE 3.21 – Les 3 premiers modes de variabilité des anomalies de température ($^{\circ}\text{C}$) à 500m des champs reconstruits à partir du jeu simulé colocalisé avec les champs ORCA (gauche), des champs annuels ORCA (milieu) et leur composante temporelle (droite) sur la période 1960-2006. La courbe bleue correspond à la composante temporelle des EOFs ORCA et la courbe rouge à celle des EOFs des champs reconstruits.

Contenu thermique

L'un de nos principaux objectifs est de reconstruire des champs de température à l'aide de données *in situ*, afin d'en évaluer les tendances et les évolutions. Pour cela, nous pouvons calculer le contenu thermique, indicateur de l'énergie calorifique stockée dans l'océan. Nous reviendrons, par ailleurs, plus en détail sur le calcul et la méthode d'estimation de cette valeur dans le chapitre suivant, dédié à l'analyse proprement dite des champs reconstruits. La fiabilité des champs reconstruits dans l'estimation du contenu thermique est primordiale si nous voulons poursuivre une étude plus approfondie. Comme nous l'avons fait précédemment avec la température et les EOFs, nous pouvons aisément comparer le contenu thermique calculé avec les champs reconstruits avec celui des véritables champs ORCA. D'autre part, la comparaison de valeurs moyennes a l'avantage de porter un regard critique rapide sur la qualité de nos reconstructions sur l'ensemble de la période d'étude. Nous pouvons facilement détecter des erreurs de reconstruction, dans le cas où l'estimation du contenu thermique reconstruit différerait trop de l'original.

Les figures 3.22 et 3.24 montrent la comparaison des contenus thermiques calculés à partir des champs reconstruits et des sorties ORCA à 10m et 500m, par bassin et tranche de latitude. Parler d'un contenu thermique à une profondeur donnée n'a pas vraiment de sens, mais comme nous travaillons avec des champs interpolés à des niveaux standards, les températures calculées restent valables sur une colonne d'eau comprise entre les niveaux voisins. A 10m, les champs calculés représentent la température moyenne comprise entre 5m et 15m, soit une couche de 10m, et à 500m, la couche d'eau représentée est comprise entre 450m et 550m, soit 100m.

Nos reconstructions à 10m sont très proches des champs ORCA en termes de contenu intégré sur l'ensemble de l'océan. En dépit du faible échantillonnage de l'hémisphère Sud, nous constatons que nos estimations du contenu thermique sont très réalistes. Seuls quelques événements ponctuels se distinguent dans ces courbes. C'est le cas dans la bande Atlantique Sud (Fig. 3.22(a)) en 1972, ou plus encore, durant la période 1990-1995. Ces différences dans l'estimation du contenu thermique trahissent d'une variabilité non exprimée par les EOFs retenues lors du processus de reconstruction. La tendance générale des champs reconstruits est assez proche de celle exprimée dans les champs ORCA originaux mais les signaux sont également assez fortement corrélés. Le tableau 3.23 recense les corrélations dans les différents sous-bassins entre les signaux bruts (valeur en gras) et entre les signaux auxquels nous avons soustrait la tendance linéaire (valeur en italique). Dans l'hémisphère Nord, les signaux bruts et détendancés sont corrélés à plus de 90% affichant la robustesse de nos estimations dans les régions très échantillonnées de surface, tant en terme de tendance qu'en terme de variabilité interannuelle. Dans les régions subéquatoriales, les résultats sont aussi bons et montrent un maximum de corrélation dans le Pacifique (**97.4%**/*96.0%*). Comme attendu, dans les parties Sud des bassins, les corrélations chutent et atteignent un minimum en Atlantique avec des valeurs de 58%.

A 500m, nos estimations sont encore très réalistes. La plupart des tendances globales sont assez fidèlement retranscrites, particulièrement dans la partie nord des bassins Atlantique et Pacifique. Dans la partie Sud de ces bassins, le manque de données ne nous permet pas d'estimer avec

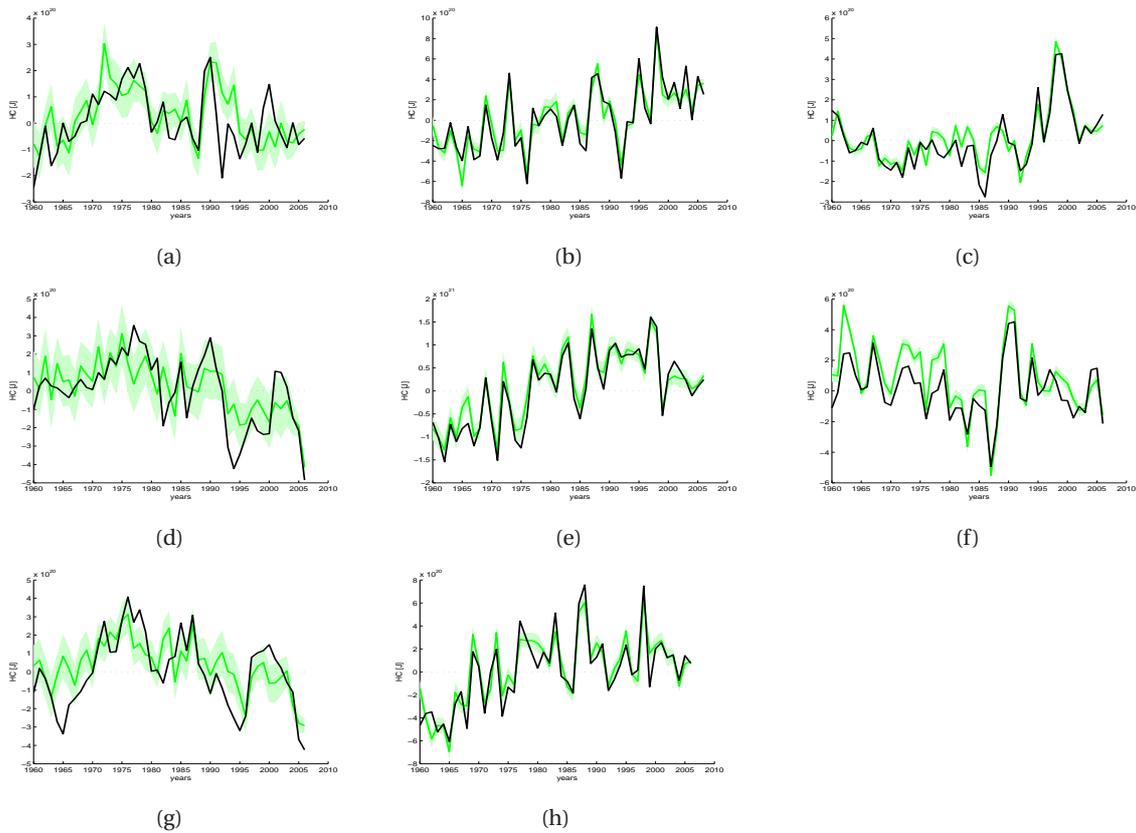


FIGURE 3.22 – Evolution du contenu thermique (Joules) par bassin à 10m pour les champs d'anomalie ORCA (noir) et reconstruits par EOF (vert). En haut, le bassin Atlantique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) au milieu, le bassin Pacifique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) et en bas le bassin Indien.

	S	Eq	N
ATL	58.5% / (58.8%) -0.02 / -0.10	94.2% / (91.1%) 1.35 / 1.29	92.2% / (90.8%) 0.39 / 0.38
PAC	72.5% / (64.5%) -0.61 / -0.65	97.4% / (96.0%) 3.88 / 3.30	91.3% / (92.6%) -0.20 / -0.54
IND	71.0% / (73.2%) -0.17 / -0.41	92.5% / (89.5%) 1.23 / 1.15	

FIGURE 3.23 – Synthèse des corrélations à 10m entre les signaux d'évolutions du contenu thermique ORCA et reconstruits (en gras) et des signaux soustrait de leur tendance (en italique). Les tendances linéaires associées par sous bassin des champs ORCA et indiquée en noir et celle des champs reconstruits, en vert ($\times 10^{19}$ J/an).

précision les anomalies de température en début de période. Il ne s'agit pas là d'un événement ponctuel observé dans la figure précédente, mais d'un manque d'informations sur les champs. Les EOFs reconstruites peinent alors à se projeter sur les données d'anomalie. En Atlantique Sud,

la tendance générale est conservée mais à moindre proportion, alors que dans le bassin Pacifique, la tendance calculée entre 1960 et 1975 est inversée. Ces observations sont très bien reflétées par le calcul des corrélations entre les signaux originaux et reconstruits montrés dans le tableau (3.24). La plupart des bassins à cette profondeur sont dominés par le signal de tendance dans les champs ORCA, et la méthode de reconstruction par EOF permet d'en faire une très bonne estimation. Les signaux bruts sont ainsi corrélé à plus de 86% dans tous les sous-bassins. Néanmoins, le peu d'observations disponibles à ces profondeurs est un véritable handicap pour la reconstruction des signaux de variabilité interannuelle. On note, sur les évolutions détendancées, des corrélations très faibles dans certains bassins, notamment dans l'Indien et le Pacifique Sud. Il est alors probable que les 10 EOFs que nous avons détectées comme optimale, ne suffisent pas à évaluer la variabilité dans tous les bassins et représentent en majorité les signaux des bassins les plus échantillonnés.

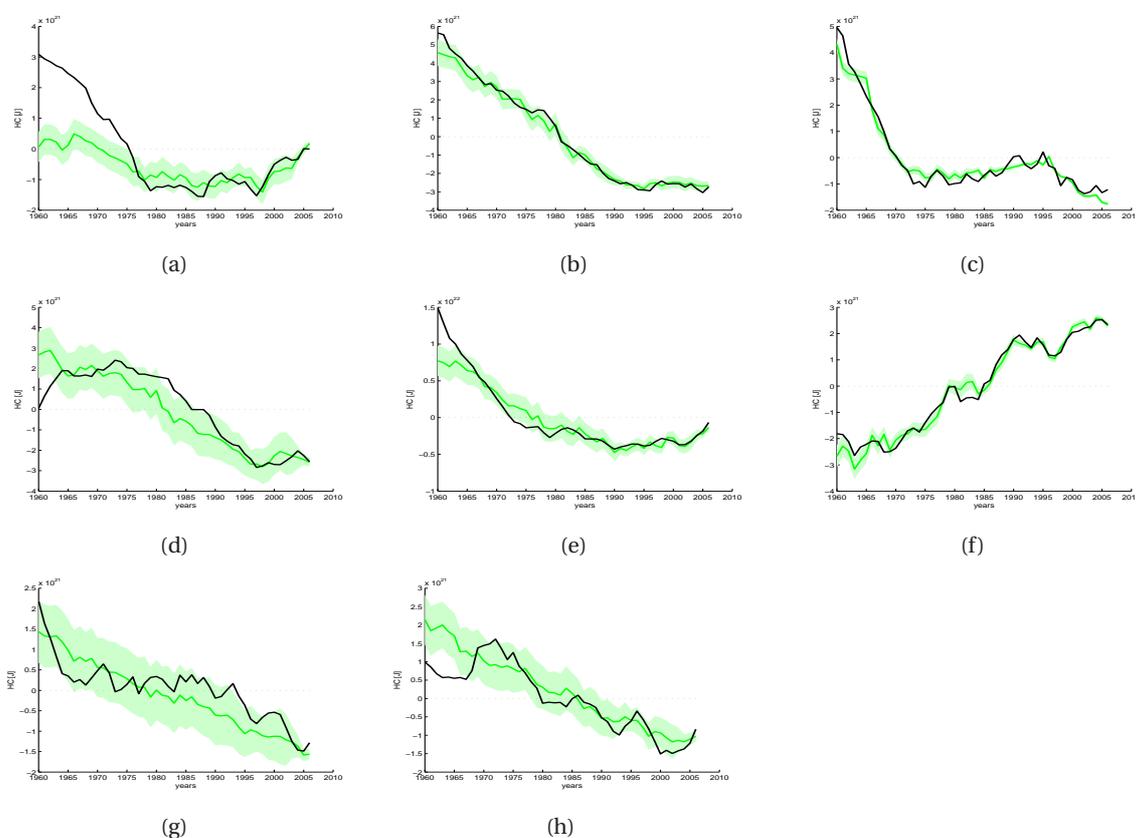


FIGURE 3.24 – Evolution du contenu thermique (Joules) par bassin à 500m pour les champs d'anomalie ORCA (noir) et reconstruits par EOF (vert). En haut, le bassin Atlantique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) au milieu, le bassin Pacifique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) et en bas le bassin Indien.

	S	Eq	N
ATL	90.8% / (86.4%) -0.79 / <i>-0.24</i>	99.5% / (92.8%) -1.93 / <i>-1.80</i>	97.7% / (95.8%) -0.80 / <i>-0.81</i>
PAC	89.4% / (42.4%) -1.17 / <i>-1.34</i>	95.2% / (87.4%) -2.89 / <i>-2.54</i>	98.6% / (79.5%) 1.22 / <i>1.28</i>
IND	86.3% / (33.4%) -0.44 / <i>-0.61</i>	86.8% / (-13.6%) -0.59 / <i>-0.72</i>	

FIGURE 3.25 – Synthèse des corrélations à 500m entre les signaux d'évolutions du contenu thermique ORCA et reconstruits (en gras) et des signaux soustrait de leur tendance (en italique). Les tendances linéaires associées par sous bassin des champs ORCA et indiquée en noir et celle des champs reconstruits, en vert ($\times 10^{20}$ J/an).

3.4 Récapitulatif

L'interpolation optimale se présente aujourd'hui comme l'outil de référence pour la reconstruction de champs physiques à partir de données ponctuelles. Cette méthode est notamment utilisée pour la création du produit WOA05 (et plus récemment WOA09) du NODC qui constitue la principale base des analyses récentes sur l'évolution des indicateurs climatiques océaniques. Il existe également d'autres outils comme DINEOF, utilisant la décomposition en EOF pour la reconstruction de champs à partir d'observations satellite sur de petites zones, qui s'avère beaucoup plus rapide et montrant des résultats robustes (Alvera Azcárate et al. , 2005 ; Beckers et al., 2003, 2006). Cet outil permet de remplir, par la reconstruction itérative des modes de variabilité, l'absence d'observations satellite, inhérente aux nuages qui empêchent l'observation directe de la surface de la mer. L'utilisation d'un processus similaire n'a cependant pas encore été utilisé dans l'objectif de reconstruire des champs complets sur une longue période à partir des données *in situ*. Dans notre optique de reconstruction grande échelle, l'utilisation d'EOF globale paraît pourtant tout indiquée. Nous proposons alors l'algorithme suivant pour la création de champs complets annuels sur la période 1955-2009 pour chaque niveau :

Pré-traitement

- Calcul des anomalies en soustrayant la valeur des données *in situ* à la climatologie WOA05 mensuelle.
- Création des champs grillés troués annuels à partir des anomalies et de la méthode de Bretherton et al. (1976). Chaque boîte doit contenir au moins 5 valeurs d'anomalie sur une année pour permettre le calcul de la moyenne annuelle par Bretherton, sinon la recherche de données s'étend aux boîtes voisines, et si besoin, aux pas de temps voisins (années $t - 1$ et $t + 1$). Le calcul de la moyenne par Bretherton ainsi que l'estimation de son erreur sont optimisés par rapport à une moyenne classique car la méthode prend en compte les corrélations spatiales et temporelles entre les données d'anomalie dans la région d'analyse.

Reconstruction

- On place dans les boîtes vides la moyenne globale annuelle estimée à partir des champs grillés troués et on calcule la variance moyenne du champ initial qui est un des constituants du critère de convergence des champs.
- On enlève aléatoirement 5% de données par année et par niveau pour constituer une base de valeurs de référence à comparer à chaque fin d'itération du processus avec le résultat de la reconstruction. Cette méthode de Cross Validation permet de déterminer le nombre optimal d'EOFs à retenir pour la reconstruction finale et à connaître l'erreur moyenne sur nos champs reconstruits.
- Processus itératif de calcul des EOFs. On initie le processus en calculant la première EOF des champs troués (les trous contenant à ce stade la moyenne annuelle). On remplace alors la valeur des boîtes vides par la valeur de ce premier mode à chaque pas de temps. On calcule ensuite la première EOF de ce nouveau champ et ainsi de suite jusqu'à la convergence des

champs.

- On détermine par la méthode de Cross Validation l'erreur résiduelle et le rapport de variance des points reconstruits par rapport aux valeurs originales, puis on recommence le processus itératif avec 2, 3...n EOFs.
- Le nombre optimal d'EOFs retenu est celui qui maximise le paramètre $Val(N_{eof})$ (Eq. 3.36).

Erreur

- L'erreur sur la méthode est générée par une formule empirique qui lie différentes composantes que nous supposons statistiquement indépendantes : l'erreur résiduelle projetée sur les EOFs retenues (Beckers et al., 2006), l'erreur sur le manque d'informations sur la variabilité (échantillonnage temporel incomplet) et l'erreur sur les valeurs moyennes grillées, estimées par la méthode de Bretherton.

Le produit de ce processus de reconstruction a été comparé aux résultats d'une analyse objective (champs WOA05). Les premières observations montrent des champs bien définis, présentant des structures grande échelle sur l'intégralité de l'océan, ce qui en fait un avantage par rapport à l'analyse objective qui n'étend pas les rayons de covariance de son calcul au delà d'une certaine limite, et montre des zones non reconstruites (rappel à la climatologie). Nos champs présentent également une variabilité plus cohérente dans le temps et l'espace grâce à la reconstruction homogène faite avec un nombre constant d'EOF, déterminé par le processus itératif lui-même. Nous avons pu tester notre méthode à l'aide du produit OISST à partir duquel nous avons créé d'imaginaires manques de données et plus finement encore, à l'aide du jeu de données simulé (colocalisé avec les données de la base EN3 ; M. Juza) avec le modèle ORCAG70-025. Cette dernière comparaison nous a permis de valider nos résultats à deux niveaux d'immersion (10m et 500m) sur la reconstruction de la température et, plus particulièrement, en terme de contenu intégré. Nous sommes parvenu à reconstruire assez fidèlement les tendances en température dans la plupart des régions de l'océan global, même dans l'hémisphère Sud, en dépit de l'échantillonnage plus que faible de ces secteurs. Toutefois, la reconstruction de la variabilité plus fine n'est pas toujours satisfaisante dans ces zones où la corrélation entre les évolutions du contenu thermique original et reconstruit peuvent largement chuter. Nous avons enfin développé une équation empirique, pour l'estimation de l'erreur de nos reconstructions qui permet de retrouver de très bons résultats dans le cas de la reconstruction des champs OISST troués, mais légèrement sous-estimés dans le cas des champs ORCA.

Chapitre 4

Analyse de la variabilité grande échelle de la température et de la salinité

Sommaire

4.1 Définitions des indicateurs climatiques étudiés	80
4.1.1 Contenu thermique	80
4.1.2 Contenu d'eau douce	80
4.2 Analyse comparative du contenu thermique	81
4.2.1 Océan global	81
4.2.2 Analyse par bassin	88
4.2.3 Identification d'un biais Argo dans WOA09	95
Synthèse	98
4.3 Analyse comparative du contenu d'eau douce	99
4.3.1 Océan global	99
4.3.2 Analyse par bassin	104
4.3.3 Salinité de surface et cycle hydrologique	112
Synthèse	116

Le dernier chapitre de cette thèse présente une première analyse des champs reconstruits par la méthode d'interpolation par EOFs (présentée en chapitre 3) à partir de notre jeu de données corrigées (présenté en chapitre 2). Nous nous attacherons à décrire l'évolution des principaux indicateurs climatiques représentant l'état de l'océan sur la période 1955-2009 à l'aide de champs annuels en adoptant toujours la vision très grande échelle que nous avons prise depuis le début. Nous proposons ainsi l'observation du contenu thermique et du contenu d'eau douce intégré entre la surface et 700m d'abord dans le cadre de l'océan global, et par la suite en régionalisant notre étude par bassin. Pour l'étude de cette période, nous avons comparé nos résultats à ceux issus des champs WOA09, produit considéré à ce jour comme une référence. Nous montrerons aussi pour chaque indicateur, les principaux modes de variabilité observée des contenus intégrés verticalement et zonalement auxquels nous confronterons les résultats de la littérature. Une comparaison des principaux modes par niveaux est quant à elle proposée dans les annexes.

4.1 Définitions des indicateurs climatiques étudiés

4.1.1 Contenu thermique

Comme l'océan couvre 72% de la surface de la planète et que sa capacité calorifique est bien plus importante que les autres éléments du système climatique, il se présente comme la principale composante du bilan thermique de la planète. On estime ainsi que depuis les années 1950, 84% de l'énergie thermique absorbée par la planète, du fait en particulier, de l'influence de l'émission anthropique de gaz à effet de serre, est stockée par les océans (Levitus et al., 2001, 2005). En raison de sa grande inertie thermique, la réponse de la planète à ces forçages soudains est déphasée, conduisant à un déséquilibre entre l'énergie totale absorbée et émise (Hansen et al, 2005). La composante océanique du réchauffement global, dû à l'augmentation des gaz à effets de serre dans l'atmosphère terrestre (Levitus et al, 2001), peut alors être observée par le calcul de l'anomalie de chaleur stockée par l'océan et constitue un point essentiel dans la compréhension du bilan énergétique de la Terre.

On calcule l'anomalie de contenu thermique de l'océan (Heat Content, HC) en coordonnées sphériques où T_{anom} est l'anomalie de température au point d'analyse et r , sa distance par rapport au centre de la Terre,

$$HC = \int_{\theta} \int_{\phi} \int_z \rho_0 c_p T_{anom} r^2 \cos(\phi) d\theta d\phi dz \quad (4.1)$$

où θ représente la longitude, ϕ , la latitude et z la profondeur. On choisit la densité moyenne de l'eau de mer comme $\rho_0 = 1030 \text{ kg.m}^{-3}$ et sa capacité calorifique moyenne, $c_p = 4218 \text{ J.kg}^{-1} .\text{K}^{-1}$. L'unité de cette valeur est alors donnée en Joules.

4.1.2 Contenu d'eau douce

L'étude des changements océaniques ne passe pas seulement par l'analyse de la température. Il est également important de considérer la part du contenu en eau douce (indirectement, la concentration saline en faisant l'hypothèse que la quantité de sel dans l'océan est constante). La température et la salinité sont deux des trois variables (avec la pression) régissant l'équation d'état de l'eau de mer. L'étude de leurs variabilités permet de mieux appréhender la dynamique des changements de la circulation océanique. Les principales régions d'étude de la salinité sont centrées sur l'Atlantique nord et l'océan Austral car on s'attend à ce qu'elles jouent un rôle déterminant dans la régulation de la circulation méridienne de retournement (Meridional Overturning Circulation, MOC) et donc du climat global.

Les préoccupations concernant les changements climatiques, incluant les changements de niveau de la mer dus aux fontes de glaciers continentaux, les bouleversements liés à la réduction de la MOC et le changement des cycles hydrologiques dans l'atmosphère, font qu'il est important de quantifier la variabilité du cycle de l'eau douce de l'océan. Au cours de la deuxième moitié du 20^{ème} siècle, une baisse de la salinité en Atlantique nord a été observée alors que la région subtropicale présentait une tendance à la hausse (Boyer et al, 2007). Curry et al (2003) ont analysé

des mesures de salinité le long d'une radiale (50S-60N) à travers l'Atlantique ouest sur la période 1950-1990 et ont détecté une baisse systématique de la salinité vers les hautes latitudes et une nette augmentation aux basses latitudes dans la partie supérieure de la colonne d'eau. Leurs résultats indiquent que des changements dans la distribution de la concentration saline se produisent sur l'intégralité des océans suggérant des liens avec le réchauffement climatique et d'éventuels bouleversements du cycle hydrologique de la Terre.

Dans l'océan Pacifique, une baisse de la salinité des eaux intermédiaires Antarctique (AAIW) ventilées aux hautes latitudes, accompagnée d'une hausse dans les régions tropicales et subtropicale a été observée par Wong et al (1999). Il a pu être démontré dans des études ultérieures qu'une distribution de tendance ne pourrait pas être due à des oscillations court terme du système Ocean-Atmosphère (comme la Pacific Decadal Oscillation, PDO) depuis que la baisse de la salinité des eaux AAIW de l'océan Indien a également été constatée, région où le signal de la PDO est très faible (Bindoff et McDougall, 2000, Wong et al., 2001).

L'ajout et la perte d'eau douce dans l'océan sont dus à de nombreux éléments : les précipitations et l'évaporation, le ruissellement des rivières, la formation et la fonte de la glace de mer ainsi que le bilan d'apport d'eau douce par les glaciers continentaux sont les facteurs majeurs qui peuvent modifier le bilan d'eau douce global (Boyer et al, 2007). Comme la quantité de sel dans l'océan est approximativement conservée, les champs d'anomalie de salinité peuvent être utilisés pour quantifier l'anomalie de contenu d'eau douce sur l'ensemble de la colonne d'eau. On calcule alors cette anomalie de contenu d'eau douce (Fresh Water, FW) comme,

$$FW_{ij} = -a \int_z \frac{\rho(t, s, p)}{\rho(t, 0, p)} \frac{\Delta s}{(s + \Delta s)} dz \quad (4.2)$$

où a est l'aire d'intégration relative aux coordonnées (i, j) , ρ , la densité de l'eau de mer, z , la profondeur, t et s la température et salinité annuelle, p la pression et Δs l'anomalie de salinité.

Cette quantité représente effectivement une anomalie de contenu d'eau douce si dans la région d'étude, les changements de salinité sont entièrement causés par l'ajout ou la perte d'eau douce. Il n'est par contre pas possible de séparer par cette méthode les effets d'approfondissement des isopycnes ou les processus advectifs affectant l'aire d'intégration (Boyer et al, 2007).

4.2 Analyse comparative du contenu thermique

4.2.1 Océan global

En moyenne sur les 5 dernières décennies, l'océan global se réchauffe et cette observation est unanimement reconnue (Levitus et al, 2005, 2009 ; Palmer et al, 2007 ; Domingues et al, 2008 ; Ishii et Kimoto, 2009 ; Lyman et al, 2010). Toutes les récentes estimations de l'évolution du contenu thermique intégré entre la surface et 700m montrent que l'amplitude de la variabilité interdécadale est fortement diminuée en corrigeant les données XBT. La figure 4.1(a) montre notre estimation du contenu thermique avant et après notre correction sur les XBTs et les MBTs. On remarque ici facilement l'effet de la correction qui tend à amoindrir les pics de contenu de chaleur

des années 70 et 90.

Si l'ensemble de la communauté semble en accord sur ce point, il n'en demeure pas moins des contrastes dans l'estimation de la tendance linéaire de cette courbe, voire même, de l'allure générale de la courbe. En effet, suivant les techniques de corrections des XBTs ainsi que de la méthode de création des champs, les différences peuvent être assez importantes. La figure 4.1(b) compare les principales estimations du contenu thermique global intégré sur 0-700m de Ishii et Kimoto (2009), Gouretski et Reseghetti (2010) et Levitus et al (2009) qui utilisent leurs propres corrections et une méthode d'analyse objective, avec notre estimation.

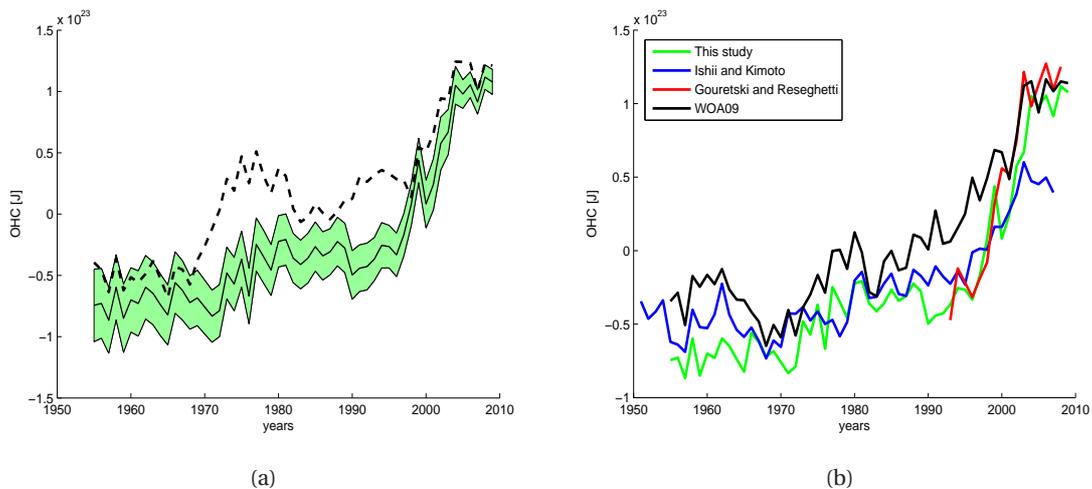


FIGURE 4.1 – Comparaison de différentes estimations du contenu thermique intégré sur 0-700m sur l'ensemble de l'océan. La figure de gauche montre l'évolution du contenu thermique calculé à partir des champs d'anomalie de température reconstruits par EOFs et des jeux de données brut et corrigé (le calcul de la barre d'erreur associée est explicité en annexe B.3). La figure de droite compare les principales estimations publiées de l'évolution du contenu thermique.

Entre 1955 et 2003, l'allure de notre courbe est assez similaire avec celles de Levitus et al (2009) (L09, construite à partir des champs World Ocean Atlas 2009) et de Ishii et Kimoto (IK09, 2009). Nous estimons une tendance au réchauffement entre 1955 et 1993 égale à 1.40×10^{21} J/an, appuyant les résultats de Levitus et Ishii montrant respectivement une hausse de 1.33×10^{21} J/an et 1.16×10^{21} J/an. La courbe de Gouretski et Reseghetti (GR10, 2010), montrant l'évolution du contenu thermique entre 1993 et 2007, est très proche de notre courbe uniquement, les deux autres estimant une tendance nettement plus faible. Nous estimons une tendance entre 1993 et 2007 de 1.14×10^{22} J/an et GR10, de 1.33×10^{22} J/an, alors que L09 et IK09 estiment une tendance quasiment deux fois plus faible, avec des valeurs respectives de 0.80×10^{22} J/an et 0.56×10^{22} J/an. Nous reviendrons par la suite, sur l'origine de telles disparités dans ces estimations.

Il est également intéressant de constater que notre estimation du contenu thermique intégré peut être séparée en deux périodes de réchauffement linéaire bien distinctes. Effectivement, cette analyse globale de la température intégrée montre une première période de faible réchauffement entre 1955 et le début des années 1990 puis une période de fort réchauffement ensuite. Church et White (2006) ont publié leurs estimations de la hausse du niveau de la mer global (très forte-

ment corrélé avec la température) calculées à partir de champs reconstruits avec les données de marégraphes et ont mis en évidence une accélération de sa tendance à partir de 1993. Leur analyse appuie l'allure de notre estimation du contenu thermique global. Toutefois, cette analyse ne permet pas de caractériser avec précision les raisons de ce signal particulier, il serait donc plus judicieux d'examiner ces tendances de manière plus régionale.

Avant de regarder l'évolution du contenu thermique de manière plus locale, nous pouvons calculer la tendance totale (1955-2009) en chaque point de l'océan à partir de l'équation 4.1. La figure 4.2 présente ainsi la tendance de HC (1955-2009) en chaque point de grille $2^\circ \times 4^\circ$ pour les champs reconstruits par EOFs (4.2(a)) et les champs WOA09 (4.2(b)). La comparaison rapide des deux estimations permet de constater que l'amplitude des tendances des champs reconstruits par EOF est plus grande que celle des tendance WOA09. On constate également que les différences les plus nettes apparaissent dans l'hémisphère sud, notamment dans la partie Sud-Est du Pacifique Sud et dans l'Atlantique Sud. Ces régions correspondent en fait au minimum de recouvrement des données *in situ* (Fig. 1.1).

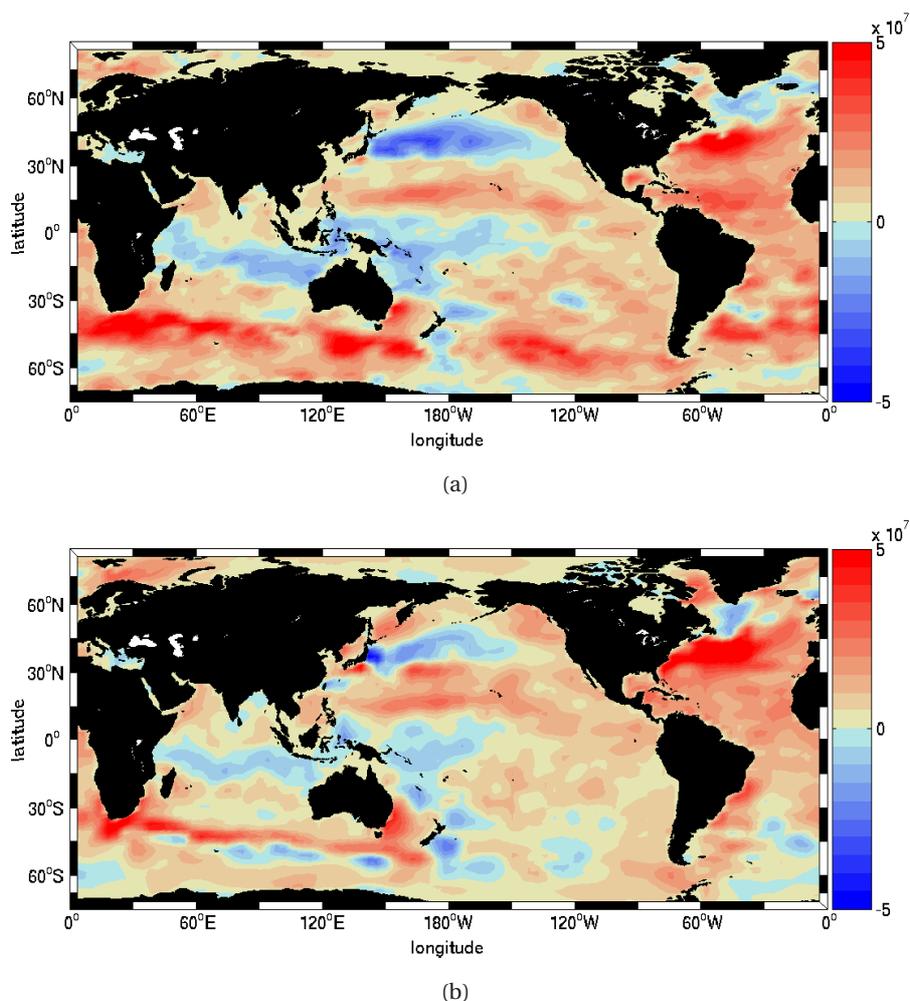


FIGURE 4.2 – Tendance linéaire 1955-2009 du contenu thermique intégré sur 0-700m (J/m^2) calculé à partir des champs d'anomalie de température reconstruits par EOFs (a) et à partir des champs WOA09 (b).

Les cartes de tendance sont toutefois assez proches dans l'ensemble, les deux cartes mettant en évidence un réchauffement de l'Atlantique Nord au Sud de 55°N et un faible refroidissement plus au Nord. Notre estimation montre par contre, un réchauffement d'intensité similaire en Atlantique Sud alors que les champs WOA09 (Levitus et al, 2009) y voient un réchauffement d'amplitude franchement plus faible. Carton et Santorelli (2008) ont observé les tendances linéaires du réchauffement pour la période 1960-2002, au travers de 9 analyses différentes. Ils ont principalement utilisé des modèles à assimilation de données (CERFACS, Davey et al, 2005; GECCO, Köhl et Stammer, 2008; GFDL, Sun et al, 2007; GODAS, Berhinger et al, 2005; INVG, Bellucci et al, 2007; SODA, Carton et Giese, 2008; UK FOAM, Bell et al, 2000; pour d'avantage d'informations, consulter Carton et Santorelli, 2008), mais également les jeux d'observations de Levitus et al (2005) et Ishii et al (2006). Ils ont alors mis en évidence que, du fait du faible échantillonnage de l'Atlantique Sud, les estimations de Levitus et Ishii sont sous-estimées alors que tous les modèles prévoient un fort réchauffement de la zone (Fig. 4.3).

Dans le Pacifique Nord, les deux cartes sont très semblables montrant des structures zonales bien marquées. Les deux cartes présentent un refroidissement de l'extension du Kuroshio et un réchauffement le long des côtes américaines et de la zone tropicale. La région équatoriale montre quant à elle un refroidissement de la Warm Pool à l'Ouest et un réchauffement depuis 160°W jusqu'aux côtes américaines. On retrouve, dans le Pacifique Sud, la difficulté de l'estimation de la tendance (plus généralement, de la température moyenne) dans le cas d'une reconstruction par analyse objective avec échantillonnage partiel. En effet, dans la région du gyre Pacifique Sud, la tendance positive des champs WOA09 est clairement plus faible que celle estimée avec nos champs. Cette observation a également été discutée par Carton et Santorelli (2008) pour les champs WOA05.

Les champs WOA09 et reconstruits par EOF sont également très proches dans l'océan Indien. On remarque 3 zones distinctes, avec un réchauffement de la partie Nord du bassin, une structure zonale de refroidissement située vers 15°S, en alignement avec le refroidissement du Pacifique Ouest, et un réchauffement de la partie australe du bassin. On observe également dans les deux cartes une bande de fort réchauffement au delà de 45°S correspondant au recul du front du courant Circumpolaire (ACC) (Levitus et al, 2009; Böning et al, 2008; Gille, 2008). Cette migration du front de l'ACC est également visible à toutes les longitudes dans les champs reconstruits par EOFs, mais absent dans les champs WOA09.

De manière générale, il est intéressant de constater que les distributions de tendance de notre analyse semblent très proches de ceux obtenus avec les champs issus des modèles à assimilation de données, même dans l'hémisphère Sud, ce qui n'est pas vraiment le cas des champs WOA09. Malgré les réserves sur la robustesse des estimations de ces différents modèles et du fait de l'importance de ces régions sur l'estimation du contenu thermique total, l'utilisation d'une reconstruction par EOFs paraît être une meilleure solution au problème de l'échantillonnage inhomogène des données pour l'estimation de contenus intégrés.

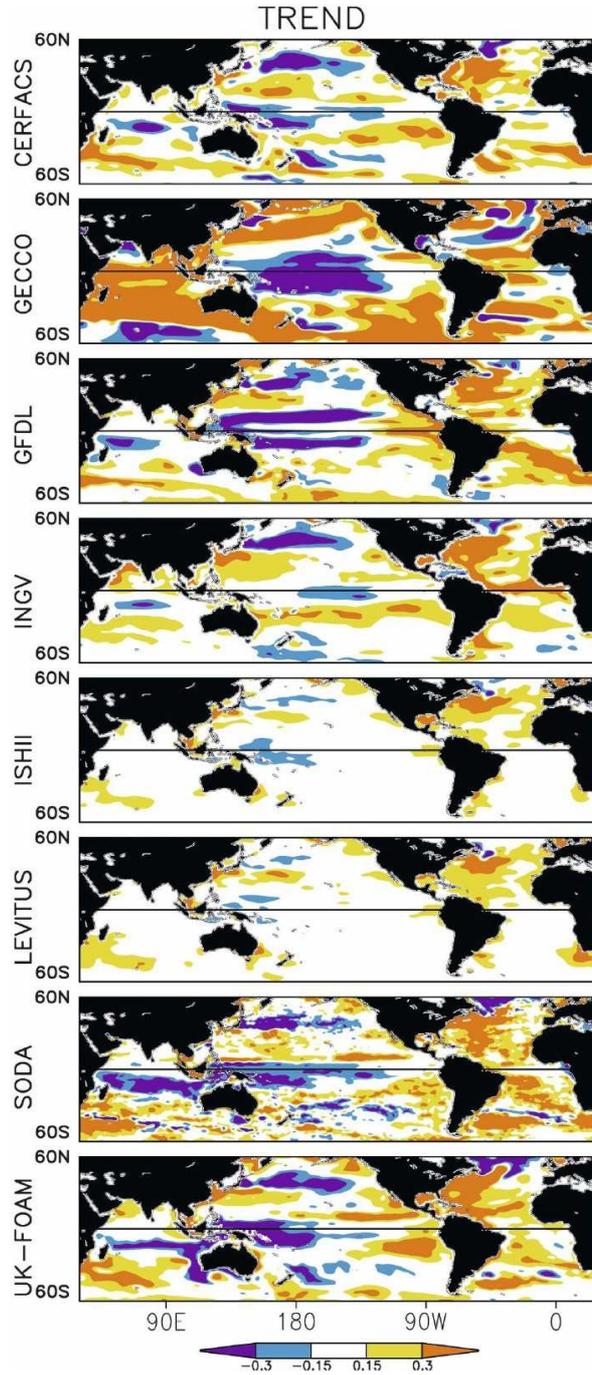


FIG. 2. Multi-decadal linear trend of 0-/700-m ocean heat content variability corresponding to Fig. 1. Values exceeding $\pm 1.5 \times 10^8 \text{ J m}^{-2} (10 \text{ yr})^{-1}$ are shaded.

FIGURE 4.3 – Tendence linéaire du contenu intégré 0-700m sur la période 1960-2002 calculée à partir de 9 analyses différentes. Carton et Santorelli, 2008.

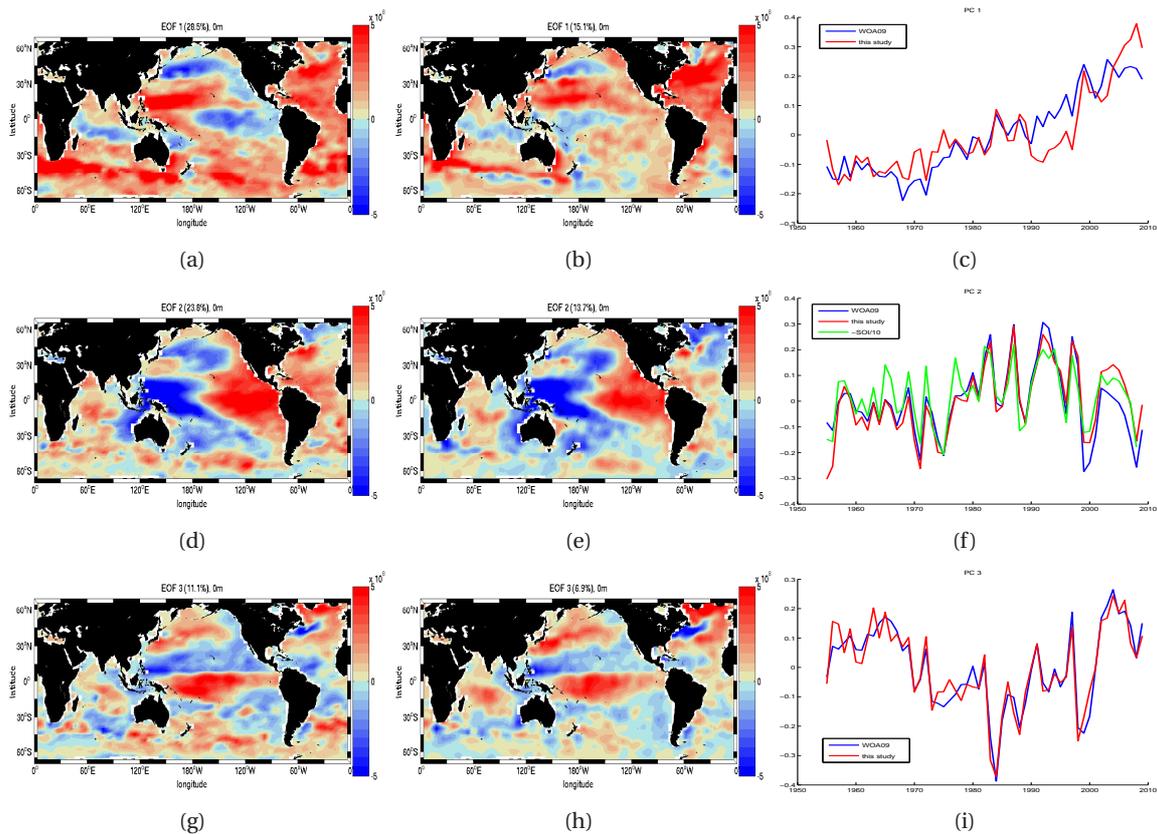


FIGURE 4.4 – Principales EOFs et leur composante temporelle du contenu thermique intégré sur 0-700m pour les champs reconstruits par EOFs (à gauche) et WOA09 (au milieu).

A partir des cartes de contenu thermique intégré, nous avons également réalisé une analyse EOF, montrée en figure 4.4, sur la période 1955-2009. Cette figure constitue une vision intégrée de la variabilité de l’océan global, de laquelle nous montrons les trois principaux modes. La première EOF (28.5% et 15.1% de variance expliquée, respectivement pour les champs reconstruits par EOFs et WOA09) montre très clairement la tendance linéaire globale du réchauffement présentée en figure 4.2. Sans revenir dans la description de cette tendance, le fort pourcentage de variance expliquée par ces EOFs montre que la tendance du réchauffement occupe une place majeure dans la variabilité de l’océan global. On peut toutefois remarquer dans nos champs que l’EOF de contenu thermique est un peu différente dans le Pacifique équatorial (tant de l’EOF WOA09 que de la tendance). La langue d’anomalie se détachant des côtes du continent américain suggère qu’une partie du signal ENSO s’est projetée sur ce mode et s’inclue dans la tendance générale.

La deuxième EOF de contenu thermique (23.8% et 13.7%) correspond en majorité à la variabilité ENSO (El Niño-Southern Oscillation) comme le suggère la forte corrélation des composantes temporelles avec l’index SOI (Southern Oscillation Index, calculé par la différence de pression atmosphérique entre Darwin et Papeete ; sur la figure l’index SOI est inversé et divisé par 10). En effet, la première composante principale de nos champs est corrélée à 86.8% avec cet indice (85.1% dans le cas des champs WOA09). Cette EOF a la même structure spatiale pour les deux produits

montrant les fortes anomalies de signe opposé de part et d'autre du Pacifique intertropical, et également de fortes anomalies dans les bassins Indien et Atlantique. Dans nos champs, ENSO est associé en Atlantique à une anomalie homogène intertropicale alors que, dans les champs WOA09, on observe des anomalies opposées séparant l'Ouest et l'Est du bassin. Même si les connexions inter-bassins sont encore mal connues du fait de la complexité du système climatique mondial, la forte corrélation des composantes temporelles avec l'index SOI montre que le phénomène El Niño a une implication à l'échelle globale.

La troisième EOF (11.1% et 6.9%) contient la majeure partie de son énergie dans le Pacifique équatorial, en montrant une asymétrie centrée sur 5°N. Cette EOF présente aussi dans nos champs, une corrélation entre les hautes latitudes dans les bassins Pacifique et Atlantique. En outre, la composante temporelle de ces EOFs nous apprend que ce mode représente en majorité de la variabilité interannuelle ayant connu deux pics d'amplitude négative en 1983 et 1998.

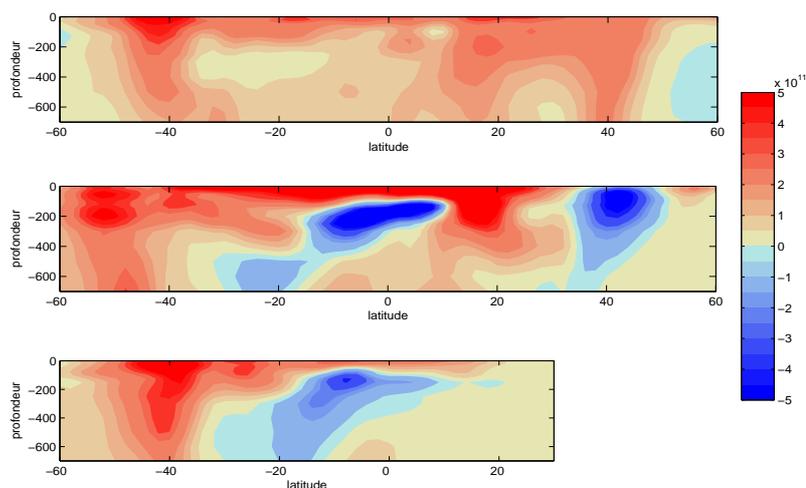
4.2.2 Analyse par bassin

L'océan ne se réchauffe pas de manière uniforme. Comme nous l'avons montré, certaines régions sont sujettes à des refroidissements (Pacifique tropical Ouest par exemple) et d'autres, à des réchauffements intenses (Atlantique Nord). Il est nécessaire de mieux décrire ces grandes variations, à l'impact climatique, afin de mieux appréhender et discuter des tendances globales. Nous avons alors procédé à une analyse par bassin, en séparant les trois principaux bassins Atlantique, Pacifique et Indien. Pour les bassins Atlantique et Pacifique, nous avons ensuite distingué 3 tranches de latitudes, $60^{\circ}S/30^{\circ}S$, $30^{\circ}S/30^{\circ}N$ et $30^{\circ}N/60^{\circ}N$, et seulement les tranches Sud et équatoriale pour le bassin Indien.

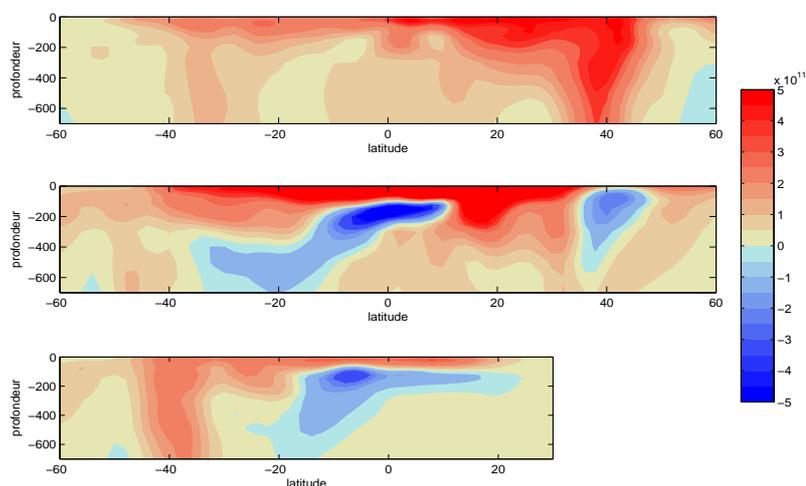
La figure 4.5 présente la tendance linéaire zonale pour chacun des trois bassins, calculées à partir des champs reconstruits par EOFs (4.5(a)) et des champs WOA09 (4.5(b)) pour la période entière 1955-2009. Cette figure permet de percevoir la structure verticale des distributions de réchauffement présentés en figure 4.2. Le bassin Atlantique se distingue par son réchauffement global sur l'intégralité du bassin, mis en évidence dans les deux produits. Seule la région $50^{\circ}N/60^{\circ}N$ subit un léger refroidissement. Les deux estimations diffèrent cependant par l'amplitude de ce réchauffement : les champs EOFs montrent un réchauffement assez constant sur la latitude (entre 10^{11} J/m/an et 2.10^{11} J/m/an ; on distingue seulement une tendance légèrement plus forte autour de $40^{\circ}S$ (jusqu'à 5.10^{11} J/m/an dans les couches de surface) alors que les champs WOA09 montrent une tendance faible dans le Sud, allant en s'accroissant vers le Nord. Le maximum de tendance est calculé à la latitude $40^{\circ}N$ (jusqu'à 5.10^{11} J/m/an).

Le bassin Pacifique est beaucoup plus contrasté en montrant par exemple une tendance de fort refroidissement entre 100m et 400m dans la région équatoriale (environ -4.10^{11} J/m/an), équivalent dans les deux produits. Cette tendance tend à se répandre vers le Sud avec la profondeur et c'est le refroidissement de l'ouest du bassin (observé en figure 4.2) qui semble dominer la tendance globale à ces latitudes et qui s'interprète alors comme une remontée de la thermocline associé à la tendance du phénomène ENSO. On remarque également un refroidissement localisé à $40^{\circ}N$ dans les deux champs, mais d'intensité moindre dans WOA09 (-4.10^{11} J/m/an et -2.10^{11} J/m/an). Cette observation conforte l'analyse de la comparaison des cartes de la figure 4.2. Partout ailleurs, on assiste à une tendance positive assez forte, notamment dans les premiers 100m et sur toute la colonne d'eau des eaux de la partie australe du bassin associé au recul du front de l'ACC.

Les tendances calculées dans le bassin Indien sont très proches de celles montrées dans le Pacifique avec un réchauffement des eaux de surfaces et des eaux au Sud de $30^{\circ}S$, et un refroidissement des eaux de subsurfaces intertropicales. Le refroidissement zonal centré sur l'équateur dans le Pacifique est décalé vers $10^{\circ}S$ dans le bassin Indien et correspond à l'extension de cette tendance au refroidissement à travers l'Indonesian Throughflow (ITF) (Rochford, 1961 ; Gordon, 1986) qui connecte les bassins Pacifique et Indien. Comme cette tendance dans le Pacifique peut être reliée à la variabilité ENSO, on voit ici l'expression de ce phénomène propagé comme onde de Rossby (Wijffels et Meyers, 2004 ; Cai et al, 2005). Les champs WOA09 montre dans l'Indien une plus forte tendance positive à $40^{\circ}S$ par rapport aux deux autres bassins. Nos champs y voient plutôt une



(a)



(b)

FIGURE 4.5 – Tendence linéaire du contenu thermique zonal ($J/m/an$) pour les champs d'anomalie reconstruits par EOFs à partir du jeu corrigé (a) et des champs WOA09 (b). Sur chaque figure, en haut, le bassin Atlantique, au milieu, le bassin Pacifique et en bas le bassin Indien.

tendance équivalente, en comparaison des bassins Pacifique et Atlantique, chose qui a déjà été discutée lors de la description de la figure 4.2.

La figure 4.6 montre l'évolution du contenu thermique 0-700m des différents bassins, calculée à partir des champs reconstruits par EOFs et des champs WOA09. Il est important de préciser que ces courbes ont été recentrée sur zéro, car comme nous le verrons dans une autre section, nous

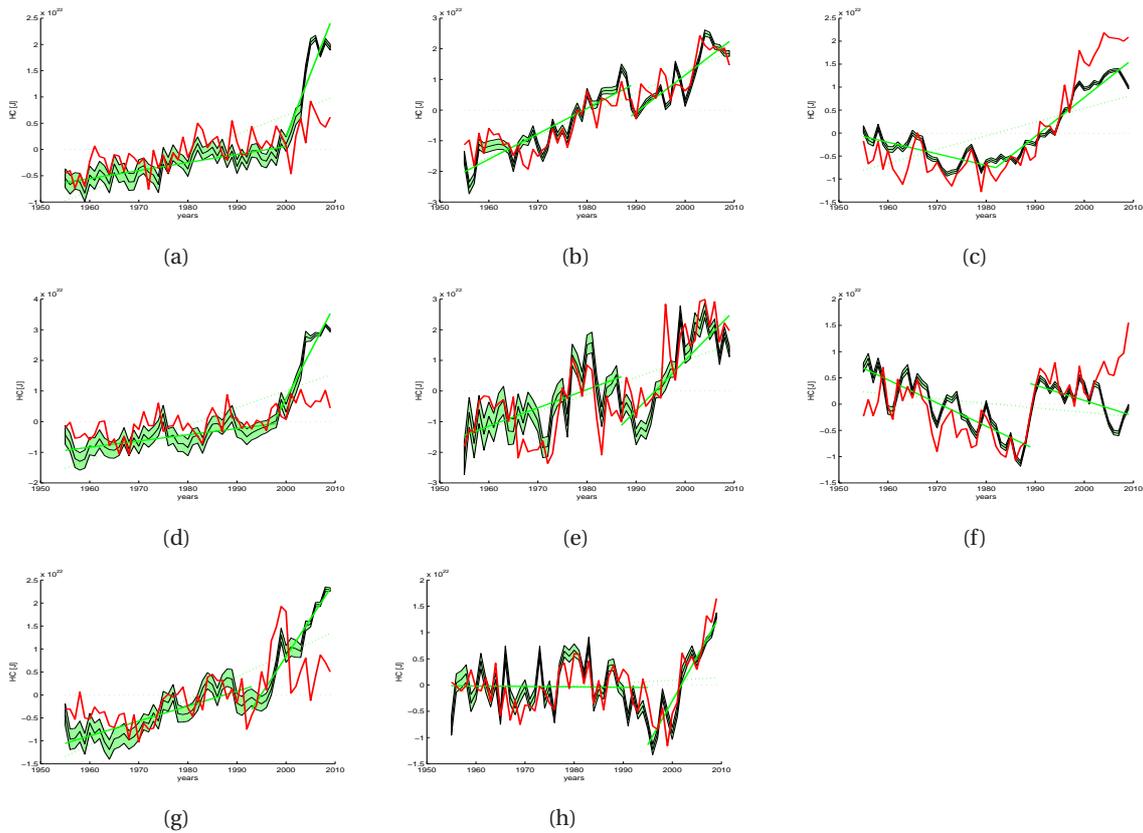


FIGURE 4.6 – Evolution du contenu thermique par bassin pour les champs d'anomalie reconstruits par EOFs à partir du jeu corrigé (vert et noir) WOA09 (rouge). En haut, le bassin Atlantique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) au milieu, le bassin Pacifique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) et en bas le bassin Indien (60S-30S/30S-30N).

	S	Eq	N
ATL	2000 0.36 0.15 / 2.40	1989 0.70 0.83 / 1.22	1982 0.30 -0.25 / 0.85
PAC	1998 0.56 0.20 / 3.08	1987 0.56 0.60 / 1.63	1989 -0.09 -0.44 / -0.30
IND	1993 0.50 0.32 / 1.64	1995 0.05 -0.00 / 1.67	

FIGURE 4.7 – Synthèse des années de scission (noir) et des tendances linéaires ($\times 10^{21}$ J/an) par bassin et par période (totale en vert, première période en bleu et deuxième période en rouge) pour les champs reconstruits par EOFs.

avons mis en évidence des incohérences dans les champs WOA09, qui biaisent de manière irréaliste les estimations de la température. Cette opération ne gêne en aucun cas la comparaison de l'allure des courbes issues des deux produits. Cette figure montre un réchauffement sur la période 1955-2009 quasi global dans toutes les régions, sauf dans le Pacifique Nord, qui tend à se refroidir dans nos champs.

Nous avons aussi suggéré, au vu de la figure 4.1(a), que, plutôt que de considérer une tendance linéaire sur la période 1955-2009, il serait plus judicieux de considérer deux périodes différentes. Sur la courbe globale, on pouvait remarquer une franche accélération de l'augmentation du contenu thermique à partir des années 1990. Pour détecter un éventuel changement de tendance, nous avons appliqué sur ces courbes, un algorithme repérant l'année séparant deux évolutions linéaires représentées par les deux segments verts épais sur la figure pour chaque région. Cet algorithme cherche l'année de césure qui minimise l'écart aux régressions linéaires des deux périodes.

Toutes les régions ne semblent pas concernées par une variation brutale de la tendance. Les régions les plus impliquées sont les régions Sud des bassins qui voient leur tendance au réchauffement s'accroître de manière très brutale dans les années 90 (Fig. 4.2.3). Cette hausse de la température dans ces régions a été discutée par Böning et al (2008) dans son étude de la réponse de l'ACC au changement climatique dans laquelle il détecte une accélération de la température moyenne dans l'ACC, mais plutôt indiquée vers la fin des années 80. Les régions équatoriales sauf celles du bassin Atlantique sont elles aussi marquées par une accélération. Si l'Indien équatorial subit un net changement au milieu des années 1990, l'effet dans le Pacifique paraît plus contrasté. En effet, cette région est largement dominée par de la variabilité interannuelle à décennale, ce qui ne nous empêche de tirer des tendances claires sur l'évolution du contenu thermique. Dans la partie Nord des bassins, l'Atlantique témoigne d'un renversement de tendance en montrant une tendance à la baisse jusqu'en 1982 puis une période de fort réchauffement. Le Pacifique Nord subit quant à lui, un refroidissement général, sans pour autant montrer de périodes bien distinctes. Le tableau donné en figure 4.2.3 synthétise les informations sur les tendances des 3 bassins.

On met en évidence dans cette analyse plus régionale, que les champs WOA09 (en rouge) présentent des tendances assez différentes dans les régions Nord et Sud des bassins. Cette différence provient plus précisément de la dernière décennie de la période d'étude. De manière générale, on constate que les champs WOA09 sous-estiment (par rapport à nos champs) l'évolution de la température de la dernière décennie dans les régions Sud et qu'au contraire, il la sur-estiment dans les régions Nord. La différence peut d'ailleurs être très importante, jusqu'à inverser la tendance de l'évolution du contenu thermique dans le Pacifique Nord par exemple, où on assiste à un fort réchauffement à partir de 1987. Nous reviendrons sur l'origine de telles différences dans une prochaine partie.

De même que nous l'avons fait avec les cartes de contenu thermique intégré sur la profondeur, nous avons calculé les EOFs décrivant la variabilité du contenu thermique intégré zonalement par bassin. Les figures 4.8, 4.9 et 4.10 présentent les 3 premières EOFs et leur composante temporelle

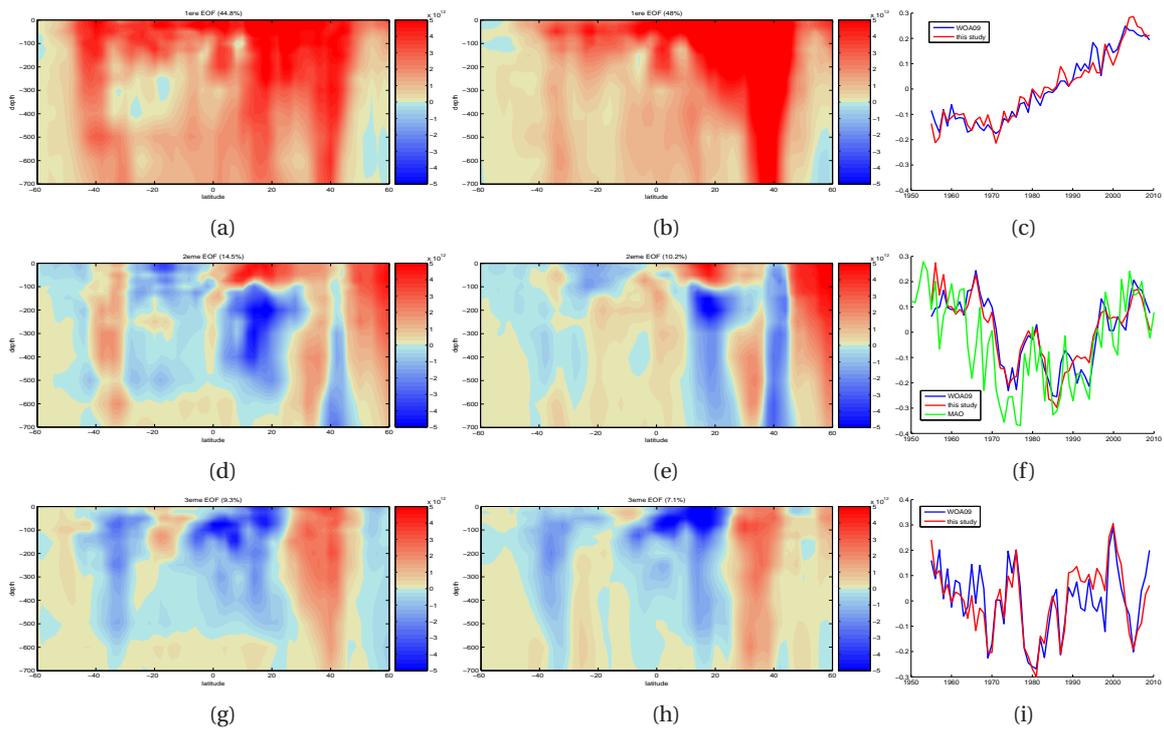


FIGURE 4.8 – Les trois premières EOFs du contenu thermique intégré zonalement de nos champs (à gauche), des champs WOA09 (au milieu) et leur composante temporelle (à droite) pour l’océan Atlantique.

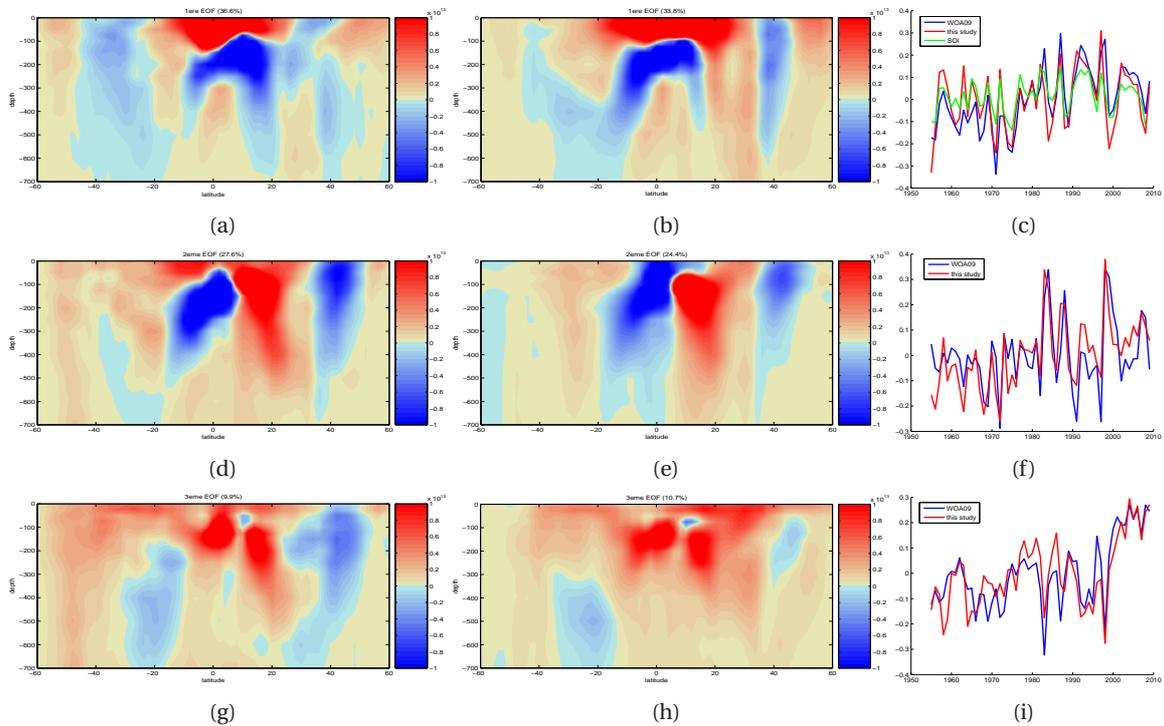


FIGURE 4.9 – Les trois premières EOFs du contenu thermique intégré zonalement de nos champs (à gauche), des champs WOA09 (au milieu) et leur composante temporelle (à droite) pour l’océan Pacifique.

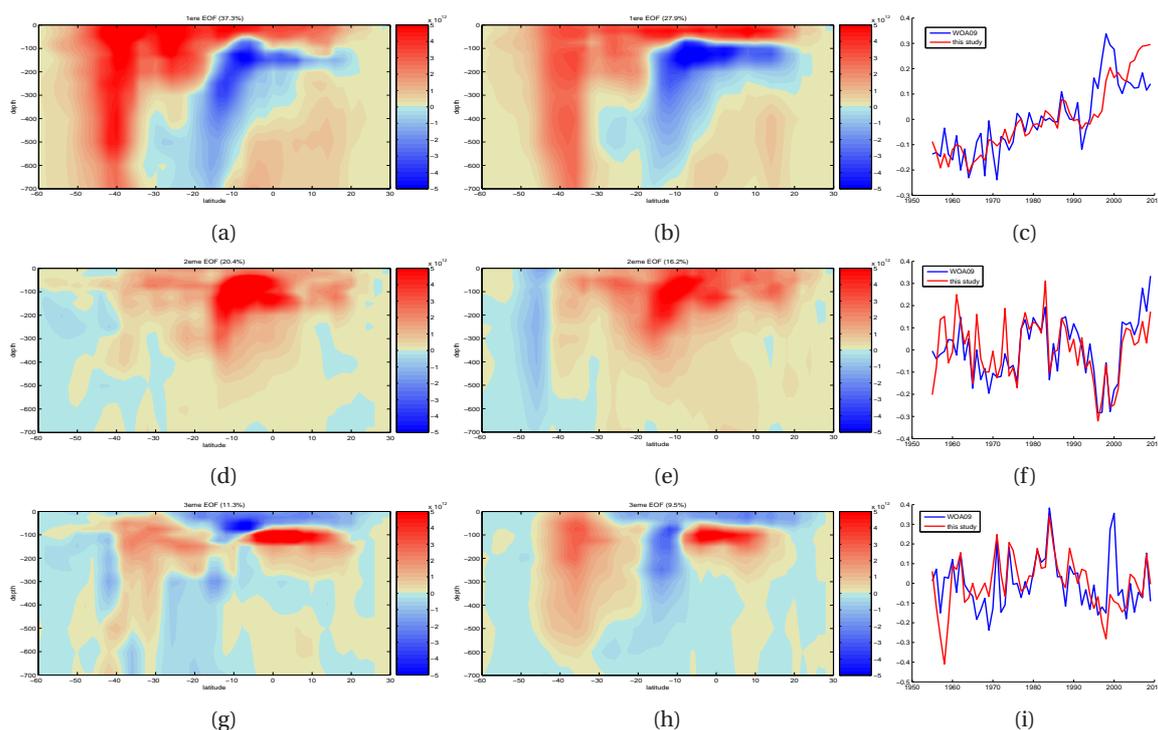


FIGURE 4.10 – Les trois premières EOFs du contenu thermique intégré zonalement de nos champs (à gauche), des champs WOA09 (au milieu) et leur composante temporelle (à droite) pour l'océan Indien.

des bassins Atlantique, Pacifique et Indien sur la période 1955-2009. En Atlantique, on retrouve en première EOF (44% et 48% de variance expliquée), la tendance au réchauffement du bassin caractérisée par un réchauffement assez homogène dans nos champs et une plus faible anomalie dans les régions du Sud dans les champs WOA09.

Les deuxièmes EOFs Atlantique (14.5% et 10.2%) ont des structures spatiales assez différentes malgré la similitude de leur composante temporelle. Si on reconnaît toutefois des motifs comparables dans l'hémisphère Nord entre les deux modes, la variabilité représentée au Sud est totalement différente. Au demeurant, nous pouvons observer que la deuxième EOF de nos champs présente une structure assez remarquable. En surface, au dessus de 100m, cette EOF paraît antisymétrique par rapport à l'équateur, alors qu'en profondeur, si on excepte les valeurs positives de 20°S, cette EOF montre des propriétés de symétrie entre les deux hémisphères. L'observation de leur évolution temporelle montre ici que ces EOFs ont une composante interannuelle mais également, une composante multi-décadale.

En 1994, Schlesinger et Ramankutty identifient l'oscillation multi-décadale Atlantique (AMO) en analysant la température de surface de l'Atlantique Nord (indice calculé à partir de la SST Atlantique moyenne entre 0°-60°N). Ils observent alors un phénomène oscillant de période 70 ans, dont on suggère un lien avec la variabilité de la circulation thermohaline, ayant des conséquences sur le climat Européen et Nord Américain (Sutton et Hodson, 2005), et plus précisément sur l'intensité des cyclones tropicaux de l'Atlantique (Goldenberg et al. 2001). Knight et al (2005) ont utilisé un modèle climatique de 1400 ans pour mettre en évidence un lien entre ce phénomène

périodique et la variabilité de la circulation thermohaline générale mais jusqu'à aujourd'hui, aucune étude n'a permis de détecter une signature du phénomène en dehors des couches de surface à l'aide des données *in situ*. Malgré cela, les composantes temporelles de ces deux EOFs sont relativement bien corrélées avec l'indice AMO sur la période 1955-2009 (65.7% et 65.2% pour nos champs et les champs WOA09 respectivement). Notons que la longueur de la série est cependant bien courte pour avoir des corrélations significatives. Cela montre quand même que cette variation multi-décadale possède en réalité une trace dans les données. Il serait ainsi nécessaire de mener des investigations futures plus poussées, mais ne rentrant pas pour l'instant dans la description de nos champs faite ici. La troisième EOF Atlantique (9.3% et 7.1% de variance expliquée) représente de la variabilité interannuelle et décennale dans les deux champs, et montre une opposition d'anomalie entre 40°S et 40°N sur la totalité de la colonne d'eau ainsi qu'une large structure d'anomalie dans la région équatoriale.

Les EOFs du Pacifique montrées sur la figure 4.9 représentent en majorité de la variabilité interannuelle. On retrouve ainsi la signature de la variabilité ENSO dans la première EOF. En effet la composante temporelle de la première EOF de nos champs (36.6% de variance expliquée) est corrélée à 87.3% avec l'indice SOI, et celle des champs WOA09 (33.8% de variance expliquée), à 77.1%. La majorité de l'énergie se situe dans la bande intertropicale où l'on observe un dipôle séparé aux alentours de 100m traduisant la variabilité de la profondeur de la thermocline associée à la relaxation de convergence lors d'un ENSO (vent zonaux équatoriaux plus faibles). La deuxième EOF (27.6% et 24.4% de variance expliquée) est de nouveau un mode de la région intertropicale en subsurface mais montrant un dipôle d'anomalie séparé verticalement. Cette structure méridionale est centrée entre 5°N et 10°N et devrait être associée à des variations d'intensité des courants géostrophiques de la région intertropicale Nord. On peut suggérer une relation avec la variabilité de l'ITCZ (Intertropical Convergence Zone) qui est la zone de convergence des vents venus des hémisphères Nord et Sud située, dans le Pacifique, au dessus de l'équateur et qui conditionne la dynamique de surface et subsurface de l'océan. Cela évoque notamment la dynamique du contre courant Nord de subsurface (Schott et al, 2004). On remarque également une association de cette structure avec la température d'une bande de latitude centrée sur 40°N. La troisième EOF (9.9% et 10.7% de variance expliquée) montre la variabilité d'une large anomalie du Pacifique équatorial dans les deux produits. Ce mode interannuel tend à réchauffer le Pacifique sur une bande de latitude comprise entre 20°S et 20°N sur les couches comprises entre 100m et 200m. Dans nos champs, cette anomalie est aussi associée à un fort réchauffement des eaux des hautes latitudes de l'hémisphère Sud et du refroidissement d'une région centrée sur 40°N. Ces anomalies, d'amplitude moindre dans les champs WOA09, sont associées en bonne partie à la tendance zonale du réchauffement du bassin Pacifique en minimisant l'impact de la variabilité ENSO.

Enfin, nous présentons les EOFs de contenu thermique zonal du bassin Indien en figure 4.10. La première EOF (37.3% et 27.9% de variance expliquée) décrit très clairement la tendance linéaire du réchauffement du bassin déjà discutée par la figure 4.5. La deuxième EOF (20.4% et 16.2%), montre une forte anomalie positive centrée sur 10°S associée à une anomalie négative des eaux au Sud de 40°S. Cette anomalie négative est d'ailleurs plus marquée dans les champs WOA09.

L'évolution temporelle suggère que cette EOF possède une variabilité interannuelle mais aussi une composante multi-décadale. On observe sur la dernière EOF (11.3% et 9.5%) une structure un peu similaire à celle observée dans le Pacifique (Fig. 4.9(d) et 4.9(e)) avec un tripôle d'anomalie, non plus centré sur 20°N mais sur 15°S.

4.2.3 Identification d'un biais Argo dans WOA09

Comme nous l'avons évoqué précédemment, l'estimation de la température sur la dernière décennie, plus précisément, à partir de l'arrivée des profileurs Argo, diffère très largement suivant que l'on analyse notre produit ou les champs WOA09. Cette différence touche particulièrement les régions des hautes latitudes (Fig. 4.6). Plutôt que d'utiliser la base de données WOD09 complète, nous avons préféré intégrer le jeu de données Argo ISAS sur la période 2004-2009, qui rassemble des profils Argo directement téléchargés de la base de données officielle Coriolis, vérifiés et corrigés des principales dérives connues, pour construire notre produit grillé. Cela constitue alors la seule véritable différence (mise à part la technique de reconstruction) entre les deux produits.

La figure 4.11(a) montre les courbes de contenu thermique calculées à partir des champs reconstruits par EOFs avec les deux jeux de données différents ainsi que l'estimation de Levitus et al (2009), centrées sur la période 1955-2003. Comme nous l'avons suggéré dans la première partie, la comparaison de nos courbes avec la courbe de Levitus met en évidence des évolutions quasi identiques sur la période 1955-2003, et ce, malgré la technique de reconstruction différente. Toutefois, à partir de 2004, la courbe de Levitus sous-estime clairement le contenu thermique par rapport à notre estimation calculée avec les Argo ISAS. Fait plus remarquable encore, l'utilisation des Argo de la base WOD09 (ceux de la base de donnée interpolée aux niveaux standards, a priori identiques à ceux utilisés pour la création des champs WOA09) avec notre outil de reconstruction, sous-estime encore davantage le contenu thermique en dépit pourtant de la fiabilité du profileur et de sa couverture globale n'offrant qu'un minimum de place aux erreurs d'estimation. La figure juxtaposée montre les estimations non-centrées des différents jeux de données corrigés et non-corrigés sur la période 1955-2009. Nos courbes montrent distinctement l'effet de nos corrections sur les MBTs et XBTs qui surestimaient la température de l'océan. En prenant comme référence commune, la climatologie WOA05, on observe simplement une diminution du contenu thermique des périodes 1955-1968 (dominée par les MBTs) et des années 70 et 90 (forts biais XBT). Le constat avec les champs corrigés et non-corrigés de Levitus et al (2005 et 2009) est bien différent. On assiste à une augmentation du contenu thermique lors de la période des MBTs, une faible baisse dans les années 70 et une estimation quasi identique sur le reste de la période par rapport aux champs non-corrigés. L'effet de la correction des BTs sur l'évolution du contenu thermique est alors contradictoire avec les valeurs de correction en température positives décrites dans Levitus et al (2009). Cependant, l'estimation du contenu thermique sur la période 2004-2009 devient plus proche. Il existe donc une incohérence dans les champs WOA09, qui semblerait être d'ordre climatologique et lié aux Argo WOD09 : en effet, si l'on recentre les champs WOA09, l'évolution du contenu thermique ainsi obtenu est très proche de nos estimations et en accord avec les valeurs

de corrections des BTs, mais le contenu thermique sur la période Argo est largement sous-estimé. Au contraire, si l'on garde les champs WOA09 en l'état, il existe un fort biais sur la période 1955-2003 et un raccord des estimations à partir de 2004. Par ailleurs, il existe une autre source de biais sur les Argo WOD09 qui n'apparaissent pas dans les champs WOA09. Nous n'expliquons pas le fort biais visible sur la figure 4.11(a) entre la courbe de Levitus et celle calculée avec le jeu de données WOD09 complet. En dépit de la différence de technique de reconstruction, l'utilisation d'un même jeu de données devrait donner des résultats très similaires en terme de contenu intégré sur cette période. On peut d'ailleurs remarquer que cette estimation est très similaire à celle de Ishii et Kimoto (2009), dans la période récente.

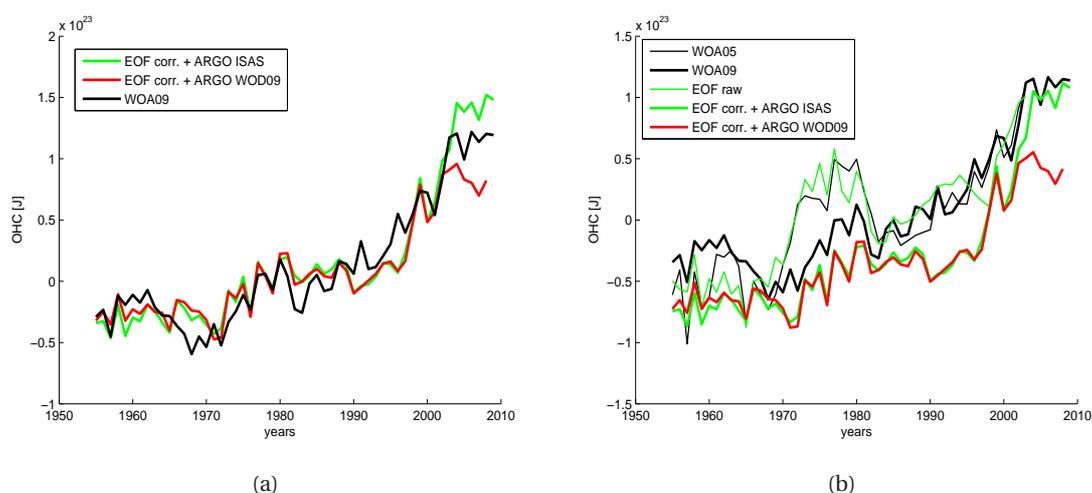


FIGURE 4.11 – (a) Evolution du contenu thermique intégré entre la surface et 700m calculée à partir de nos champs reconstruits avec la base de données hybride (WOD09 + Argo ISAS), avec la base WOD09 complète et à partir des champs d'anomalies WOA09. Ces courbes ont été recentrée sur la période 1955-2003. (b) Evolution du contenu thermique 0-700m estimé à partir des jeux de données WOD09 et WOD09 hybride (avec les Argo ISAS) et de notre technique de reconstruction par EOF ainsi que les estimation de Levitus et al 2005 et 2009.

Afin de mieux déterminer la source de biais entre les Argo issus des deux centres de données, nous avons calculé la différence de la moyenne du contenu thermique intégré sur la profondeur entre notre produit et les champs WOA09 (Fig. 4.12). En dépit de l'estimation plus forte du contenu thermique des champs WOA09 sur la majorité de l'océan, on constate que la principale origine du biais positif provient des régions au Sud de 30°S. Il est par ailleurs très intéressant de noter la très forte similitude de cette carte avec la carte de tendance sur la période 1955-2009 montrée en figure 4.2(a). Cela suggère alors bien d'un problème lié à la climatologie et des processus automatiques du traitement des données du NODC. N'ayant pas la main sur ces procédures, nous pouvons imaginer, qu'en présence d'une forte tendance régionale (comme c'est le cas dans les région du Sud), les valeurs d'anomalies s'éloignant trop de la climatologie sont considérées comme mauvaises et simplement retirées de la base de données.

La figure 4.13 montre alors la distribution des anomalies de la bande de latitude 10°S/30°S sur la période 2004-2009. On distingue clairement un décalage de ces deux distributions, les données issues de WOD09 étant centrées sur l'anomalie nulle et les données Argo ISAS plutôt vers 0.2°C.

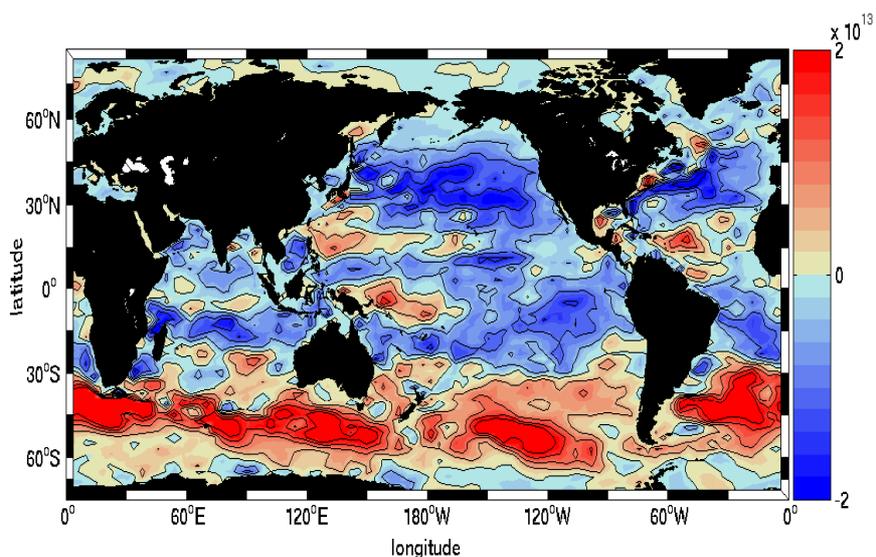


FIGURE 4.12 – Différence de la moyenne du contenu thermique (Joules) 0-700m sur la période 2004-2009 entre nos champs et les champs WOA09.

On peut constater que la base de données WOD09 recense moins de données dans cette région mais également que la distribution des anomalies WOD09 ne paraît pas tronquée, réfutant alors l'hypothèse énoncée précédemment. Finalement, cela suggère malgré la difficulté de le montrer, que les profils Argo de la base de données WOD09 ont été pré-traités lors de l'interpolation aux niveaux standards et qu'il ont été recentrés sur la climatologie WOA05 par erreur.

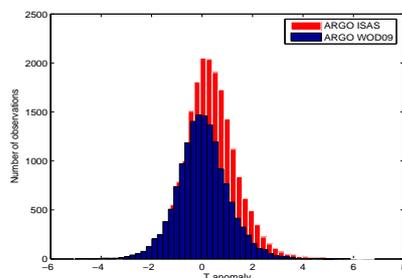


FIGURE 4.13 – Distribution des anomalies de SST ($^{\circ}$ C) entre 30° S/ 70° S, par rapport à la climatologie WOA05 des Argo WOD09 (bleu) et ISAS/Coriolis (rouge).

Synthèse

- **Nouvelle estimation de l'évolution du contenu thermique océanique global intégré entre 0-700m sur la période 1955-2009.**

Nous estimons une hausse du contenu thermique sur la période totale de 2.99×10^{21} J/an scindé en deux périodes. Nous observons une accélération de l'évolution du contenu thermique au début des années 90 liée principalement au réchauffement brutal des eaux de l'hémisphère Sud et au recul du front du courant Circumpolaire. Le tableau ci dessous montre une synthèse des valeurs obtenus avec nos champs et les compare avec les principaux résultats de la littérature (Levitus et al. 2009 ; Ishii et Kimoto, 2009 ; Gouretski et Reseghetti, 2010 ; $\times 10^{22}$ J/an).

	Nos estimations	L09	IK09	GR10
1955-1993	0.14	0.13	0.11	
1993-2009	1.14	0.80	0.56	1.33

- **Une meilleure estimation des tendances dans l'hémisphère Sud.**

Les champs reconstruits présentent des amplitudes de tendances plus fortes dans l'hémisphère Sud, cohérentes avec les résultats issus de modèles à assimilation de données (Carton et Santorelli, 2008). Ces observations montrent l'avantage de la reconstruction par EOF sur l'interpolation optimale dans le cas d'un échantillonnage faible pour l'analyse de tendance de champs.

- **Détection de grand signaux de variabilité.**

Les principaux signaux connus de variabilité océanique ont été détectés dans une analyse en EOFs. L'analyse du contenu zonal a permis de montrer les structures zonales de modes associés à la variabilité ENSO (87.3% de corrélation) dans le Pacifique et AMO dans le bassin Atlantique (65.7% de corrélation).

- **Identification d'un biais dans la base de données Argo WOD09.**

L'analyse du contenu thermique sur la période récente 2004-2009 a permis l'identification d'un biais sur les Argos de la base de données WOD09. La comparaison des cartes de tendances calculées avec les Argos Coriolis/ISAS suggère une erreur dans le traitement de ces profils liée à la climatologie.

4.3 Analyse comparative du contenu d'eau douce

4.3.1 Océan global

L'estimation du contenu d'eau douce et une analyse robuste de la concentration saline de l'océan à l'échelle globale est plus difficile que celle de la température à cause du faible nombre de donnée disponible sur la période 1955-2009. A défaut d'un échantillonnage suffisant, les champs WOA05 de salinité montrent des anomalies annuelles moyennées sur 5 ans pour la période 1957-1996 que nous comparerons avec nos champs annuels reconstruits par EOFs sur la période 1955-2009. En partant du principe que la masse de sel dans l'océan est globalement constante, nous calculons plutôt l'anomalie de contenu d'eau douce entre 0-700m relative aux anomalies de salinité et directement liée au cycle de l'eau sur Terre (évaporation, précipitation, fleuve, glacier, etc.) donnée par la formule 4.2.

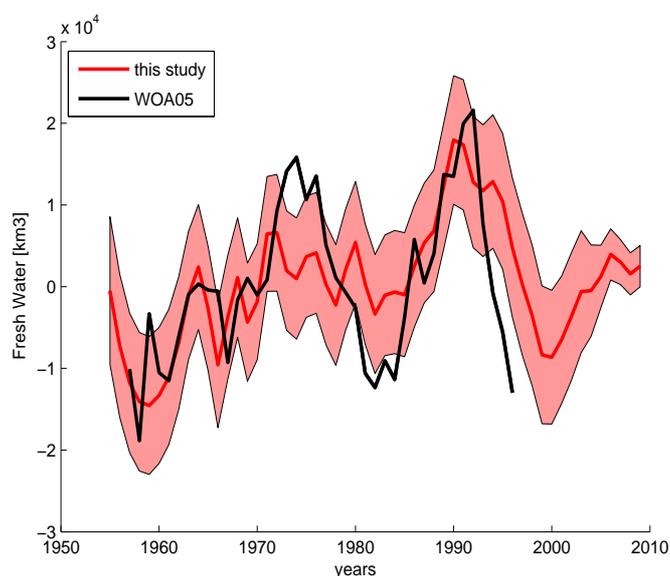


FIGURE 4.14 – Evolution de l'anomalie du volume d'eau douce dans l'ensemble de l'océan calculé à partir des champs WOA05 (noir) et des champs reconstruits par EOFs (rouge).

La figure 4.14 présente les résultats de l'intégration sur l'océan global du contenu d'eau douce (en km^3) estimés à partir de nos champs et des champs WOA05 sur la couche 0-700m. Même si les périodes d'études sont différentes, les deux estimations montrent une tendance globale à la hausse du contenu d'eau douce, et donc une baisse générale de la concentration saline. Les champs WOA05 se distinguent cependant par de fortes variations du contenu entre 1970 et 1996 alors que nos champs suggèrent une hausse plus linéaire. On assiste en outre dans ces champs à une brusque chute du contenu d'eau douce à la fin des années 1990 et à une très récente remontée. Sur la période commune aux deux produits 1957-1996, les champs du World Ocean Atlas montrent une hausse du contenu d'eau douce global de $0.29 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$ et les champs reconstruits par EOFs, une tendance presque deux fois plus forte avec une valeur de $0.57 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$. En re-

vanche, dû au fait de la forte baisse du contenu au début des années 90, la tendance de ces champs est nettement réduite sur la période 1955-2009 en affichant une valeur de $0.20 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$.

Comme pour la température, le changement de la concentration saline n'est évidemment pas homogène dans l'océan. La figure 4.15 montre la tendance linéaire de l'évolution du contenu d'eau douce intégré sur 0-700m sur la totalité de l'océan pour nos champs et WOA05 sur la période commune 1957-1996, et également la tendance de nos champs sur la période 1955-2009. La première observation permet de constater que les distributions de tendance issues de nos champs sont beaucoup plus cohérents et de grande échelle que ceux représentés dans les champs WOA05, notamment dans le bassin Pacifique (Voir les EOFs de salinité en annexe). Cette différence est tout à fait logique du fait du faible échantillonnage des données de salinité et des méthodes de création des champs qui, dans notre cas, reconstruit l'anomalie annuelle en utilisant des modes de variation globaux de grande échelle.

L'océan Atlantique se caractérise en moyenne dans les deux produits par une baisse du contenu d'eau douce (augmentation de la salinité) dans les régions équatoriales et une augmentation des subtropiques jusqu'aux hautes latitudes pour la période 1957-1996 (Curry et al, 2003 ; Boyer et al, 2005). Dans le bassin Pacifique, on constate également, en moyenne, une augmentation du contenu d'eau douce aux hautes latitudes. Toutefois, la distribution des structures de tendance dans la zone tropicale est un peu différente de celle trouvée dans l'océan Atlantique. L'Ouest du bassin est dominé par l'augmentation du contenu d'eau douce alors qu'à l'Est la tendance est plus contrastée. Dans l'hémisphère Sud, jusqu'à 45°S , on observe une forte baisse du contenu en eau douce (Wong et al, 1999), bien marquée dans nos champs mais moins bien identifiée dans les champs WOA05. Au Nord, on voit également dans les deux champs une décroissance du contenu située vers 30°N (Wong et al, 1999). Les tendances dans l'océan Indien sont assez semblables dans les deux champs. La région située au Nord de 5°S témoigne d'une baisse du contenu d'eau douce à l'inverse de la zone intertropicale Sud dans laquelle on observe une hausse. Dans les deux produits, on voit également dans le bassin Indien une forte hausse de la salinité (baisse d'eau douce) aux alentours de 45°S suivie d'une baisse vers les plus hautes latitudes dans nos champs uniquement. Cette désalinisation aux hautes latitudes est également visible dans nos champs dans les autres bassins et décrit une baisse générale de la salinité au sud de l'ACC. Cette observation a aussi été faite dans l'analyse de Böning et al (2008) qui utilise des données moyennées sur 5 ans dans le courant Circumpolaire.

La figure 4.15(c) montre la tendance linéaire du contenu d'eau douce intégré sur 0-700m mais sur la période 1955-2009. On constate que les structures restent semblables à celle sur 1957-1996, malgré les 15 années supplémentaires d'étude, signifiant que notre tendance est assez peu influencée par de la variabilité décennale. Tout de même, l'amplitude de ces tendances est globalement diminuée (en particulier dans le Nord de l'Atlantique Nord) sauf aux hautes latitudes de l'hémisphère Sud ($>45^\circ\text{S}$) où la tendance à la baisse de salinité semble s'accroître au cours de la dernière décennie (Böning et al, 2008 ; Gille, 2008).

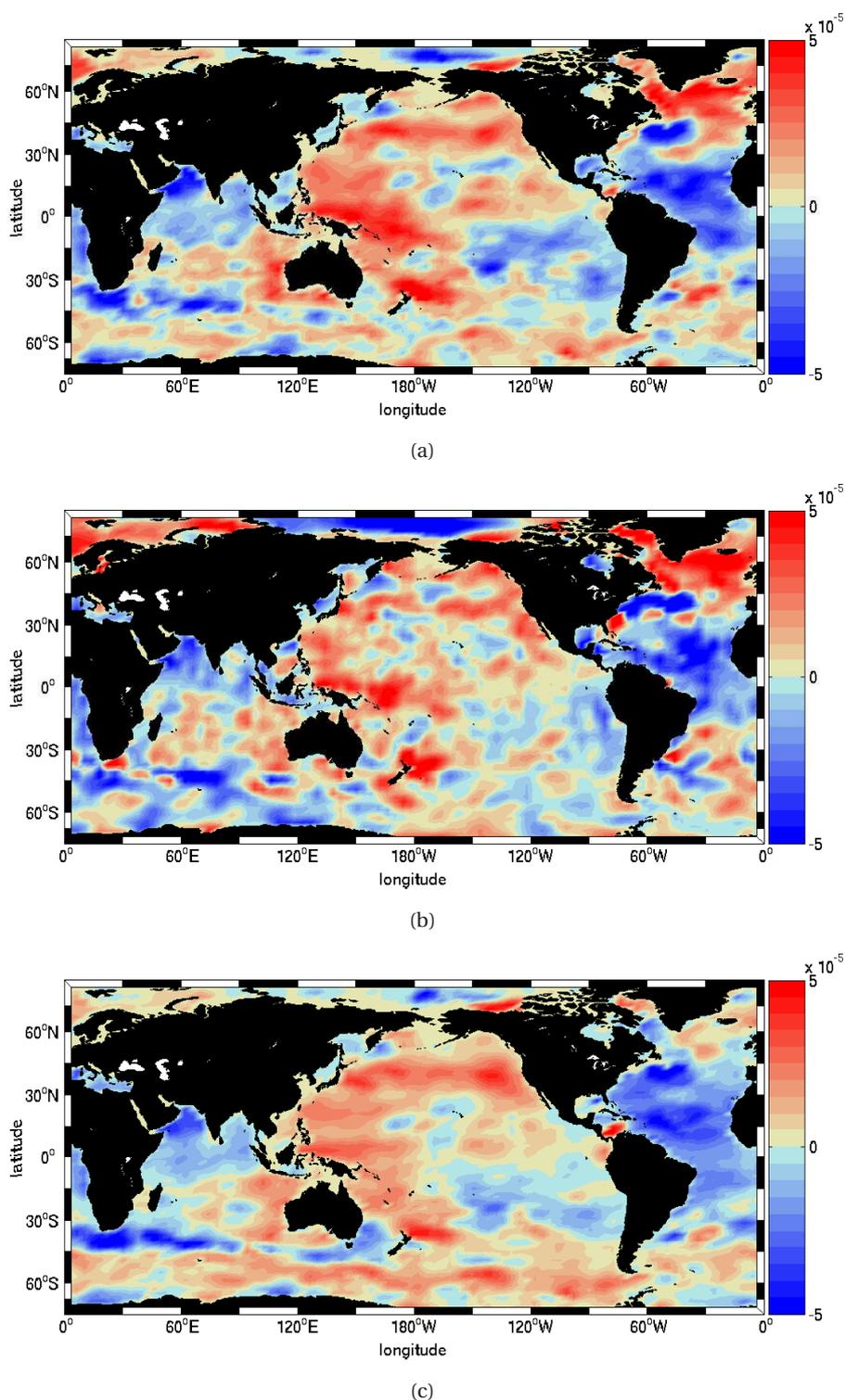


FIGURE 4.15 – Carte de la tendance linéaire du volume d'eau douce (km^3/an) calculée à partir des champs reconstruits par EOF (a) et WOA05 (b) pour la période commune 1957-1996. Tendence des champs reconstruits par EOFs sur la période 1955-2009 (c).

Il est intéressant de comparer ces cartes avec les figures 4.2 montrant la tendance de la température. On constate que les structures spatiales de tendances sont assez proches globalement : une augmentation de température s'accompagne d'une augmentation de salinité et vice versa. Comme ces analyses sont effectuées à partir de champs reconstruits à profondeur constante, cela tend à montrer globalement que la propriété des masses d'eau (densité, fonction de T, S et P) se conserve. Dans certains endroits cependant, ces propriétés semblent évoluer. C'est le cas des eaux de l'ACC qui montrent en moyenne un réchauffement associé à une baisse de la salinité (Böning et al, 2008). Du fait qu'elles ont été réalisées séparément, la forte similitude entre les cartes de contenu thermique et d'eau douce tend également à nous montrer la robustesse de nos estimations.

De même que nous l'avions fait avec les cartes de contenu thermique, nous avons calculé les principales EOFs et leur composante temporelle des champs de contenu d'eau douce intégré que nous présentons en figure 4.16. Ainsi que nous l'attendions, les EOFs de nos champs sont bien mieux définies que celles calculées pour les champs WOA05 du fait de notre méthode originale de reconstruction. La première EOF (35.7% et 20.7% de variance expliquée) montre la tendance globale des champs de contenu d'eau douce déjà décrite précédemment. Les principales EOFs de ces champs expriment plutôt de la variabilité multi-décadale, à l'exemple des deuxièmes EOFs (18.3% et 11.7%) qui, dans les champs WOA05 semblent montrer une oscillation de période 30 ans qui se caractérise par de fortes anomalies aux hautes latitudes Nord et des anomalies de signe opposé à l'Ouest et à l'Est du bassin Pacifique. La deuxième EOF de nos champs est différente de celle calculée avec les champs WOA05. Sa composante temporelle suggère qu'elle représente également un mode de variabilité multi-décadal qui associe les fortes anomalies de contenu d'eau douce du bassin Atlantique à un fort dipôle d'anomalie en Pacifique équatorial. Ce mode connaît un maximum d'amplitude positive en 1987 et décroît assez linéairement pour atteindre un maximum d'amplitude négative en 2008. Aux hautes latitudes de l'hémisphère Sud, la somme de ce mode avec le premier montre alors une accélération de la baisse de salinité au delà de 45°S à partir de 1987. Ces deuxièmes modes diffèrent des EOFs de contenu thermique qui montraient, en second lieu, un mode de variabilité interannuelle associé à ENSO. Le mode se rapprochant le plus d'une telle variabilité est donné par la 6^{ème} EOF de nos champs (4% de variance expliquée) et dont la série temporelle est corrélée à 50% avec l'index SOI. Les troisièmes EOFs (12% et 9.3%) représentent aussi un mode de variabilité multi-décadal, mais sont encore bien différentes entre elles. L'EOF des champs WOA05 est très bruitée, rendant difficile l'analyse de ce mode de variabilité. On peut aussi observer que l'océan Indien est soumis à un phénomène oscillant de période 20 ans de son contenu d'eau douce global. Enfin la troisième EOF de nos champs associe une forte anomalie positive de l'Atlantique Nord à une anomalie globale positive du bassin Indien et de la région proche des côtes australiennes. L'océan Pacifique montre aussi des structures de forte variabilité de grande échelle, avec une anomalie positive dans la région subéquatoriale Est, entourée par une anomalie négative rejoignant les tropiques en passant par l'équateur à l'ouest. Nous pouvons néanmoins noter le comportement particulier de cette EOF à la fin des années 90 montrant de larges variations sur quelques années que nous ne savons pas vraiment à quoi associer.

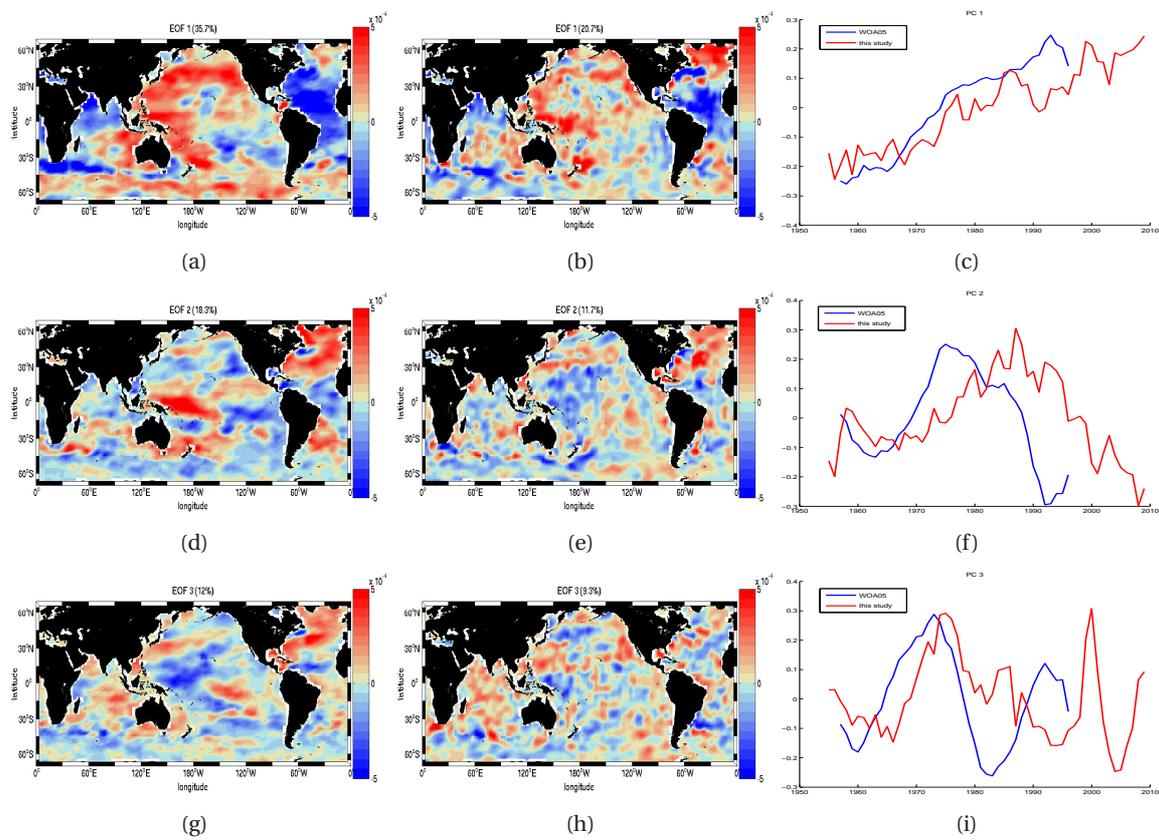


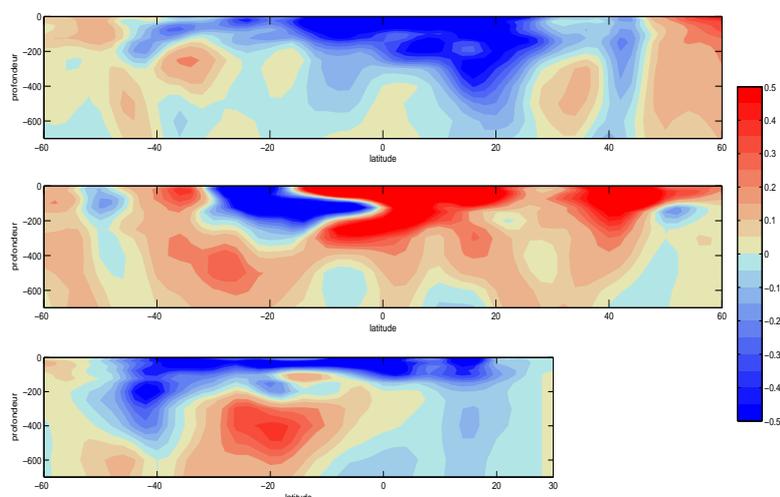
FIGURE 4.16 – Principales EOFs et leur composante temporelle du contenu d'eau douce intégré sur 0-700m pour les champs reconstruits par EOFs (à gauche) et WOA09 (au milieu).

4.3.2 Analyse par bassin

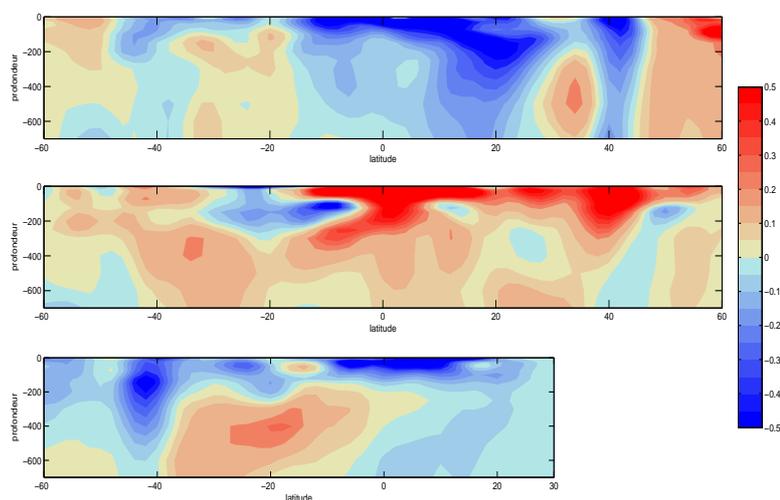
Pour mieux appréhender et décrire les variations de contenu d'eau douce dans l'océan, nous avons conduit des analyses de tendance et d'EOFs en séparant les bassins Atlantique, Pacifique et Indien. Nous présentons tout d'abord les tendances moyennées zonalement du contenu d'eau douce pour chaque bassin sur la période 1957-1996 en figure 4.17, période commune aux deux produits. L'océan Atlantique se distingue des autres bassins par la forte perte d'eau douce, surtout entre 20°S et 20°N sur la quasi totalité de la colonne d'eau (Boyer et al, 2005, 2007) qui atteint des valeurs de -0.5km/an jusqu'à 400m dans nos champs, et des valeurs plus faibles dans les champs WOA05. Dans les deux produits, cette salinisation s'étend uniquement en subsurface vers les plus hautes latitudes des deux hémisphères (Boyer et al, 2005, 2007). Aux plus hautes latitudes, comprises entre 45° et 60°, l'océan Atlantique tend au contraire à gagner de l'eau douce, et donc à se dessaler (Boyer et al, 2005). Les deux champs y montrent des tendances comparables, comprises entre 0.2 et 0.3km/an. L'océan Pacifique est le bassin montrant la plus forte tendance à la dessalure, avec des gains d'eau douce zonaux de plus de 0.5km/an entre la surface et 400m dans nos champs et plutôt concentrés sur les premiers 200m dans les champs WOA05. On distingue cependant une structure de forte augmentation de salinité en surface et subsurface, centrée sur 20°S, correspondant à la perte d'eau douce de la région subtropicale du Pacifique Est observée en figure 4.15. Les structures de tendance dans l'Océan Indien sont très proches sur les deux produits, mais d'amplitude moindre dans WOA05. On y voit une tendance générale à la perte d'eau douce dans les couches comprises entre la surface et 200m qui pénètre au moins jusqu'à 700m au Nord de l'équateur. On observe aussi une tendance à la hausse du contenu d'eau douce entre 200m et 400m, aux latitudes comprises entre l'équateur et 40°S atteignant 0.4km/an dans nos champs et 0.3km/an dans WOA05. Les deux produits montrent aussi une tendance négative située vers 45°S, qui s'étend aux plus hautes latitudes dans WOA05 mais de signe opposée dans nos champs. Cette tendance à la dessalure généralisée de nos champs à ces latitudes, associée à la hausse des températures moyennes, met encore une fois en évidence les effets des bouleversements climatiques sur l'ACC et l'océan Austral discutés par Böning et al (2008).

Nous présentons également la tendance sur la période 1955-2009 en figure 4.18, où nous observons des structures très similaires dans les 3 bassins. Seule l'amplitude de ces tendances est altérée. L'ajout des champs de la dernière décennie contribue notamment à augmenter la tendance positive de l'océan austral, concordant avec l'accélération de la diminution de la salinité de la zone (Böning et al., 2008). Par ailleurs, les tendances dans le bassin Atlantique Nord se voient légèrement modifiées. Alors qu'on observait une tendance au gain d'eau douce assez forte à partir de 45°N sur la période 1957-1996, la tendance 1955-2009 de la région est nettement inférieure voire inversée. Cela concorde ainsi avec l'observation comparée des cartes 4.15(a) et 4.15(c) de tendances du contenu intégré sur la profondeur dans la région Nord Atlantique.

L'ajout d'une décennie supplémentaire ne modifie que très peu les tendances linéaires du contenu d'eau douce dans les différents bassins. Cela suggère que le contenu d'eau douce suit une évolution assez linéaire sur la période 1955-2009, non soumis à des changements soudains de



(a)



(b)

FIGURE 4.17 – Tendence linéaire du contenu d'eau douce zonal (km³/an) pour les champs d'anomalie reconstruits par EOFs à partir du jeu corrigé (a) et des champs WOA09 (b) sur la période 1957-1996. Sur chaque figure, en haut, le bassin Atlantique, au milieu, le bassin Pacifique et en bas le bassin Indien.

tendance comme nous l'avons observé précédemment avec la température. On peut d'ailleurs le constater dans les évolutions du contenu intégré dans la plupart des sous-bassins présenté en figure 4.19 (Synthèse des tendances, tableau 4.20). On peut voir que le bassin Pacifique subit un gain très linéaire d'eau douce dans les trois bandes de latitudes (60S-30S/30S-30N/30N-60N). Les tendances issues des deux produits sont assez similaires dans le Pacifique, mais au Nord, les champs WOA05 montrent une amplitude de tendance légèrement plus faible. En Atlantique, la bande de latitude Sud montre une tendance du contenu intégré proche de zéro pour les deux produits et

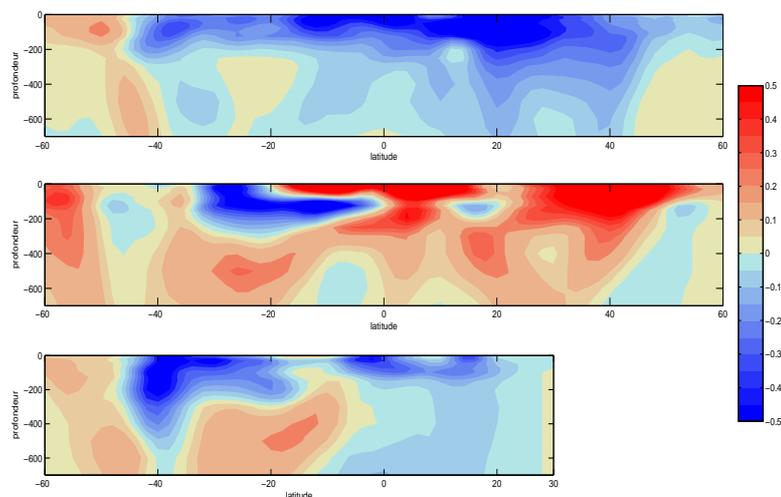


FIGURE 4.18 – *Tendance linéaire du contenu d'eau douce zonal pour les champs d'anomalie reconstruits par EOFs sur la période 1955-2009.*

de larges différences dans son estimation jusque dans les années 70. L'intégration des champs WOA05 d'anomalie de FW, montre une forte baisse entre 1960 et 1965 (de 3000km^3 à -5000km^3) alors que nos champs restent stables avec une anomalie de contenu d'environ 1000km^3 . Le contenu d'eau douce de la région équatoriale montre une baisse très linéaire, très bien représentée par la distribution zonale négative de la totalité de la colonne d'eau observée sur la figure précédente. La région Nord Atlantique est plus particulière car elle montre deux périodes très distinctes dans l'évolution de son contenu d'eau douce. Grâce à l'analyse du contenu zonal sur les période 1957-1996 puis 1955-2009, on peut observer que ce sont les eaux des plus hautes latitudes ($>45^\circ\text{N}$) qui déterminent la tendance générale de la région Nord Atlantique. On observait sur les figures précédentes que la tendance linéaire en ces eaux était très positive sur la période 1957-1996 puis beaucoup plus faible voire négative, si l'on incluait la dernière décennie à notre étude. En tendance de contenu intégré, l'ajout de cette décennie fait passer la tendance de nos champs de $0.72 \times 10^2\text{km}^3/\text{an}$ à $-2.14 \times 10^2\text{km}^3/\text{an}$. Cette évolution du contenu halin de l'Atlantique Nord a également été observée par Boyer et al (2007) et plus clairement identifiée dans les eaux sub-polaires et des mers du Groenland, Islande et Norvège. Enfin, l'océan Indien ne montre pas de tendances claires par le découpage en latitude que nous avons effectué, les tendances linéaires du contenu d'eau douce étant proches de zéro, voire légèrement négatives. Les deux courbes montrent des évolutions assez similaires sauf entre les années 80 et 90 dans la partie équatoriale du bassin où les champs WOA05 décrivent une forte augmentation du volume d'eau douce alors que nos champs restent constants.

Finalement, nous montrons les principales EOFs de contenu de FW zonal pour les différents bassins, en figure 4.21 pour l'Atlantique, figure 4.22 pour le Pacifique et 4.23 pour l'Indien. Les EOFs ont été calculées sur la période 1955-2009 pour nos champs mais seulement sur la péri-

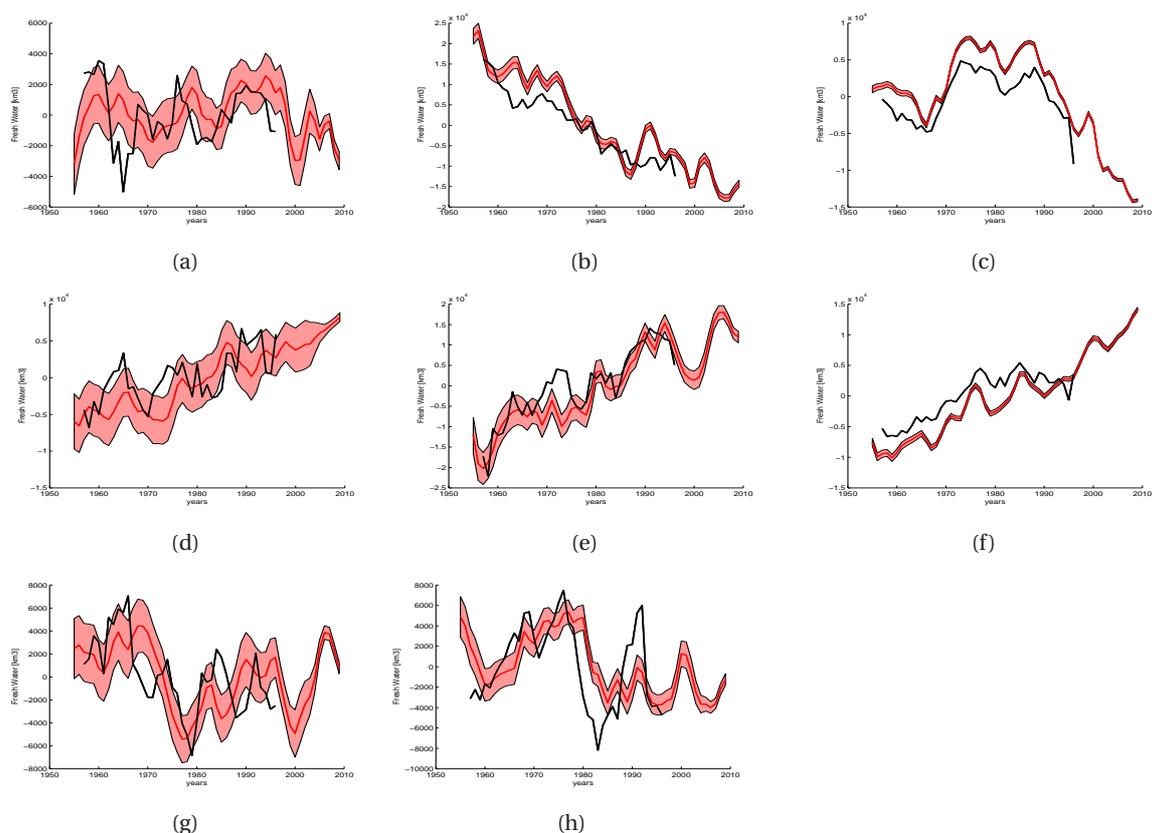


FIGURE 4.19 – Evolution du contenu d'eau douce par bassin pour les champs d'anomalie reconstruits par EOFs (en rouge) et les champs du World Ocean Atlas (en noir). En haut, le bassin Atlantique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) au milieu, le bassin Pacifique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) et en bas le bassin Indien (60S-30S/30S-30N).

	S	Eq	N
ATL	0.42 / -0.05 -0.06	-6.99 / -6.51 -6.71	0.72 / 0.55 -2.14
PAC	2.45 / 1.89 2.53	7.10 / 6.39 5.67	3.44 / 2.71 3.97
IND	-0.94 / 0.67 -1.03	-0.95 / -1.44 -0.50	

FIGURE 4.20 – Synthèse des tendances de contenu d'eau douce intégré ($\times 10^2 \text{ km}^3/\text{an}$) par sous-bassin sur la période 1957-1996 pour nos champs (rouge) et les champs WOA05 (noir). La tendance de nos champs sur la période 1955-2009 est indiquée en rose.

ode 1957-1996 pour les champs WOA05. Ajoutée à la différence de méthode de reconstruction, l'adjonction d'une décennie à la période de référence WOA05 rend la comparaison entre les prin-

cipaux modes des deux produits difficile dans certains bassins. En Atlantique, le mode principal (37.7% et 37.5% de variance expliquée pour nos champs et les champs WOA05 respectivement) représente pour les deux produits la tendance zonale globale du bassin. On reconnaît ainsi le gain de FW caractéristique de l'Atlantique intertropicale et dans le cas des champs WOA05, la désalinitation moyenne de l'Atlantique Nord sur la période 1957-1996 que l'on observe d'amplitude moindre dans nos champs sur la période 1955-2009 (Fig. 4.18). Les deuxièmes EOFs (22.3% et 15.7%) sont assez différentes entre elles. Nos champs présentent un mode de variabilité que l'on peut associer à l'EOF de contenu intégré sur la verticale de la figure 4.16(d), en Atlantique (spatialement et temporellement). Cette EOF zonale représente un mode de variabilité multi-décadal associé à un gain de FW dans la partie Nord et à une perte dans la région subéquatoriale sur la période 1955-1986 puis à une tendance linéaire inverse sur le reste de la période d'étude. La deuxième EOF calculée à partir des champs WOA05 montre de manière globale les mêmes caractéristiques, cependant la tendance assez linéaire de la composante temporelle de nos champs sur la période 1955-1987 se voit transformée en une hausse brutale entre 1984 et 1985. On peut aussi comprendre que ces deux EOFs représentent le même phénomène dans les deux produits, mais dans les champs WOA05, les propriétés multidécadales du deuxième mode ne peuvent pas être repérées (période pas assez longue) et s'amalgame avec l'EOF de tendance. On peut rajouter qu'on observe des similitudes entre notre EOF de FW zonal avec celle de HC zonal fortement corrélée avec l'indice AMO (Fig. 4.21(d)). La partie Nord du bassin présente une structure quasi identique, cependant le maximum de variabilité centré à l'équateur pour la température est plutôt centré sur 20°N dans le cas de la salinité. Cette EOF semble liée à l'indice AMO et montre la salinité des gyres subtropicaux Atlantique évoluer en opposition de phase avec la salinité de la région subtropicale. D'autre part la composante temporelle semble décalée de quelques années (sur la figure, nous avons appliqué un décalage positif de l'indice de 2 ans) par rapport à cet indicateur calculé avec les données de température de surface. Même si la corrélation est beaucoup moins forte que celle calculée avec les courbes de la figure 4.8(f), l'allure générale de la composante temporelle ainsi que les similitudes de la structure spatiale du mode avec l'EOF de température suggère que les données de salinité contiennent au moins une partie du signal lié à une dynamique multidécadale, observée par l'indice AMO. Des investigations plus poussées seraient cependant à produire pour permettre une caractérisation plus fine de ce phénomène Atlantique, en terme de salinité. Les troisièmes modes sont clairement différents, tant pour l'EOF que pour les composantes temporelles, entre les deux produits. L'EOF de nos champs concentre toute son énergie dans un dipôle vertical d'anomalie centré sur 10°N à 100m de profondeur. Cette structure d'anomalie suggère un mode de variabilité de la profondeur de la thermocline dans la région subéquatoriale Nord Atlantique, à la hauteur moyenne de l'ITCZ du bassin.

Le Pacifique montre en premières EOFs zonales (40.1% et 29.4% de variance expliquée), un mode représentant la tendance générale du bassin (Fig. 4.18, avec un fort gain d'eau douce dans l'hémisphère Nord et une structure de salinisation de la subsurface caractéristique de la région subtropicale Sud-Est (Fig.4.15). Les deuxièmes EOFs (19.4% et 18.1%) diffèrent dans les deux produits. Notre EOF montre la majorité de son énergie dans les eaux de subsurface et une structure

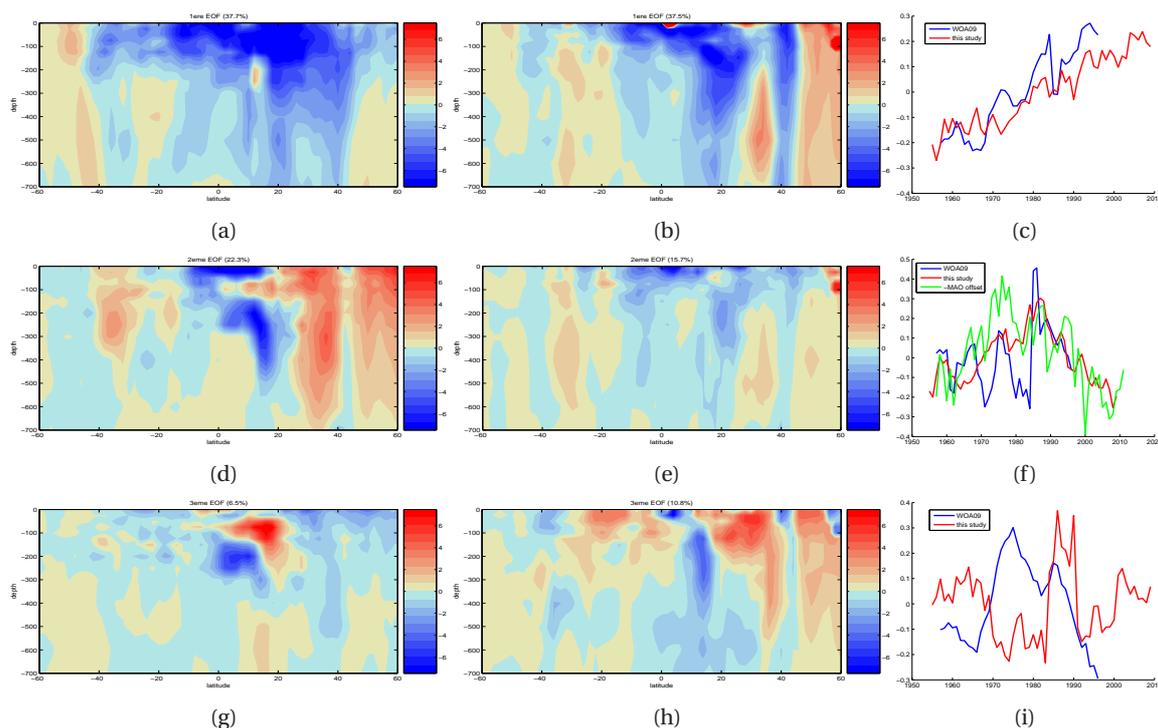


FIGURE 4.21 – Les trois premières EOFs du contenu d'eau douce intégré zonalement de nos champs (à gauche), des champs WOA09 (au milieu) et leur composante temporelle (à droite) pour l'océan Atlantique.

multipolaire centrée sur 5°N . Ce mode paraît être associé à la dynamique du phénomène El Niño, comme en témoigne la relativement bonne corrélation de sa composante temporelle avec l'indice SOI (55.7%). Ces résultats concordent avec ceux de Delcroix et Picaut (1998) obtenus sur l'analyse de la salinité de surface. Ils observent une baisse de la SSS moyenne équatoriale lors des épisodes négatifs du cycle El Niño (La Nina) relatif au déplacement zonal de la "Fresh Pool" Pacifique. Associée à cette baisse de salinité équatoriale lors des phases positives ENSO, on observe une hausse de la salinité de la subsurface à 20°S concordant avec les observations de Gouriou et Delcroix (2002) qui notent une forte corrélation de la salinité à ces latitudes avec l'indice SOI. Cette augmentation de la salinité est ainsi lié au mouvement de la SPCZ (South Pacific Convergence Zone) vers le Nord durant les épisodes El Niño, modifiant alors les flux hydrologiques de la région. On peut également observer que ce mode décrit également de la variabilité aux plus hautes latitudes de l'hémisphère Nord (structure centrée sur 40°N). On peut alors penser à ces latitudes, à une partie de la variabilité de la PDO (Pacific Decadal Oscillation; Mantua et al, 1997) qui se serait projetée dans ce mode. L'EOF des champs WOA05 montre quant à elle un mode de variabilité multidécadal qui concentre son énergie en surface et subsurface de l'hémisphère Nord. Enfin, la dernière EOF (12.1% et 13.3%) montre dans nos champs un mode de variabilité interannuelle qui montre un fort tripôle en surface du Pacifique équatorial lié à la dynamique des courants zonaux de la région et dans les champs WOA05 un mode de variabilité à dominante multidécennale qui montre des anomalies de surface de la régions inter-équatoriale Nord.

L'océan Indien montre aussi en figure 4.23 l'expression de sa tendance dans le premier mode

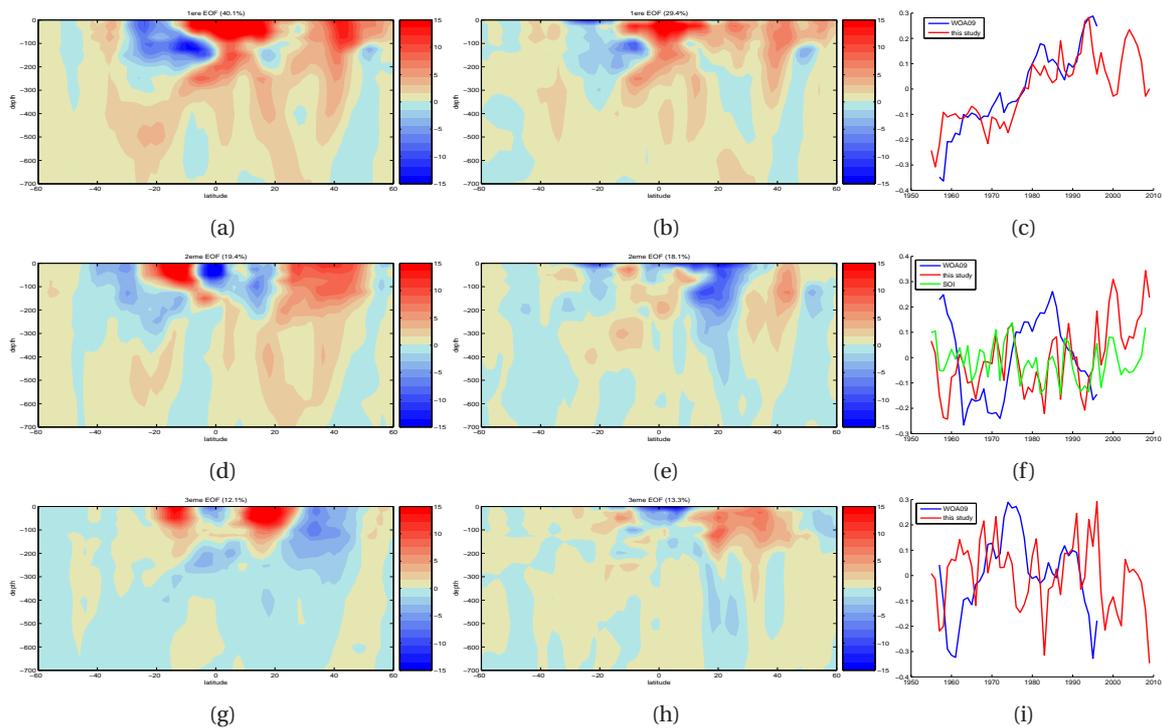


FIGURE 4.22 – Les trois premières EOFs du contenu d'eau douce intégré zonalement de nos champs (à gauche), des champs WOA09 (au milieu) et leur composante temporelle (à droite) pour l'océan Pacifique.

(36.4% et 31.8%) que nous avons déjà commenté précédemment, et qui est similaire en terme de structure dans les deux produits. Ce mode de variation de la salinité montre plutôt la tendance du bassin sur la période 1957-1996, car il ne décrit pas l'augmentation récente du contenu d'eau douce aux hautes latitudes de l'hémisphère Sud. On remarque d'ailleurs que la composante temporelle tend à se stabiliser à partir des années 90. Les deuxièmes EOF (14.3% et 14%) sont assez comparables dans la globalité et décrivent une variabilité interannuelle. L'analyse de nos champs montre un dipôle d'anomalie des premières couches de surface centré sur 5°S mais décalé de quelques degrés vers le Sud dans les champs WOA05. Dans les deux produits l'anomalie Sud est étendue jusqu'à 300m de profondeur. Au delà de cette profondeur, les deux produits montrent un mode globalement équivalent qui oppose les eaux de l'hémisphère Nord et Sud. Nous pouvons cependant distinguer dans les champs WOA05, une structure verticale centrée sur 50°S qui évoque la variabilité de l'ACC (Forget et Wunsch, 2007). Cette anomalie peu présente dans la seconde EOF de nos champs se retrouve plutôt dans notre troisième EOF (11.1%). Cette EOF décrit un mode de variabilité interannuel mais, à partir de 1990, la composante temporelle décroît de façon très linéaire. Associés à la première EOF, ces modes décrivent alors une tendance en deux temps avec notamment l'accélération du gain d'eau douce de l'océan Austral. La troisième EOF des champs WOA05 (12.7%) peint un mode interannuel subissant une forte inversion entre 1988 et 1992. L'EOF montre un multipôle contenu dans les premiers 100m, mais d'après la valeur du pourcentage de variance expliquée, cette EOF n'est pas vraiment dissociée de sa précédente (12.7%/14%). Pour pondérer le fait que les deux produits ne présentent pas de similarité en terme de structure

d'EOF à ce niveau nous rappelle que l'EOF n'est qu'un outil statistique et ne décrit pas toujours un mécanisme physique.

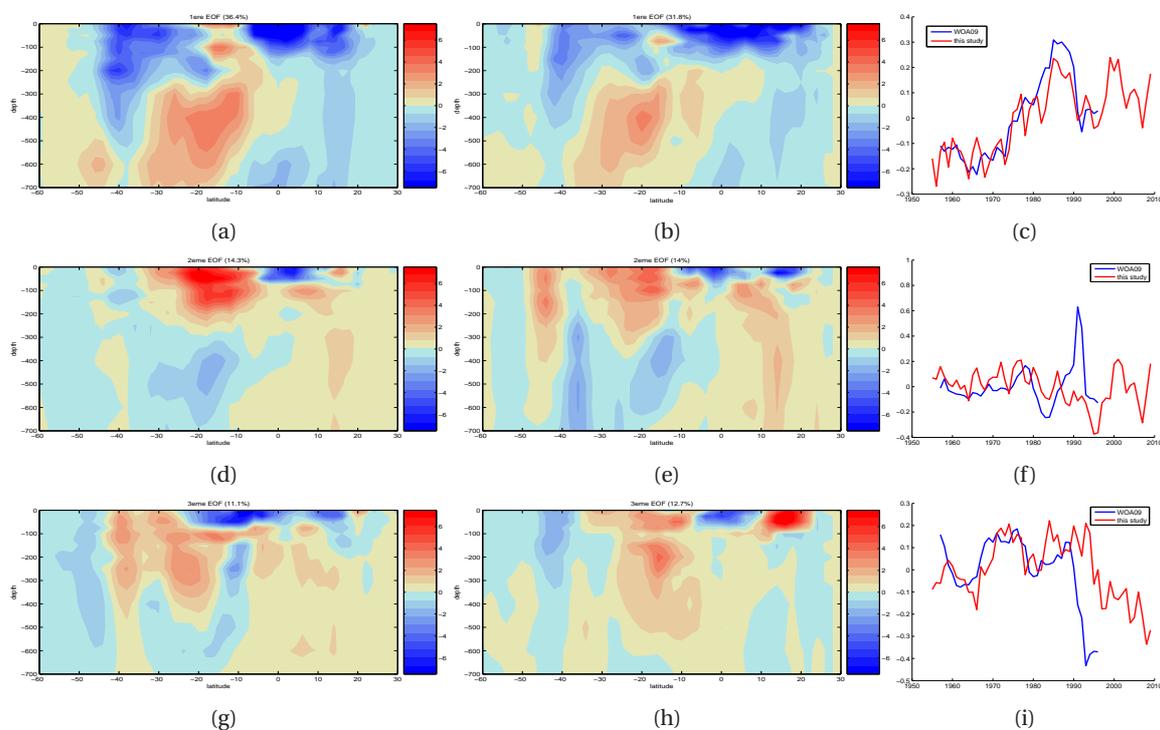


FIGURE 4.23 – Les trois premières EOFs du contenu d'eau douce intégré zonalement de nos champs (à gauche), des champs WOA09 (au milieu) et leur composante temporelle (à droite) pour l'océan Indien.

4.3.3 Salinité de surface et cycle hydrologique

Les changements dans le cycle hydrologique global sont probablement la conséquence des bouleversements climatiques d'origine anthropique (Held et Soden 2006, Solomon et al. 2007, Terray et al, 2011). Certaines projections climatiques montrent une augmentation du cycle hydrologique associé au réchauffement de la troposphère (partie basse de l'atmosphère) qui accroît sa capacité à stocker et à transporter de la vapeur d'eau (Bindoff et al. 2007; Emori et Brown, 2005; Trenberth et al. 2007). En 2010, Durack et Wijffels publient les résultats de leurs analyses robustes de tendance de salinité, calculée à partir des données océanographiques et d'une méthode de régression locale décrite par Ridgway et al (2002). Ils constatent l'augmentation du cycle hydrologique terrestre sur l'océan en comparant les cartes de flux moyen d'eau douce entre l'océan et l'atmosphère (Josey et al, 1998) avec leur tendance de la salinité en surface (Fig. 4.24). Ils notent ainsi de fortes similitudes entre ces différentes cartes, où l'on observe une tendance à la hausse de la salinité de surface dans la région des gyres subtropicaux, dominée par l'évaporation. Au contraire, ils observent une tendance à la baisse de la salinité dans les régions de précipitations subéquatoriales et de la "Warm Pool" à l'ouest du bassin Pacifique.

Notre estimation de la tendance linéaire de salinité de surface pour la période 1955-2000 est montrée en figure 4.25(a) et présente de très fortes ressemblances avec la carte de Durack et Wijffels (2010). On peut également constater une salinisation des régions de gyres subtropicaux et de la zone intertropicale du bassin Atlantique, La carte de Durack et Wijffels montre une baisse de la salinité de surface de l'Atlantique située vers 5°N (ITCZ Atlantique) consistante avec la moyenne négative des flux d'eau douce à la surface de Josey et al (1998) et une hausse de la SSS en Atlantique Nord, en accord avec la carte climatologique mais contradictoire avec la climatologie de flux à la surface. Notre carte montre quant à elle, une salinisation intégrale de la région intertropicale mais une baisse de la salinité en Atlantique Nord, consistant avec l'estimation de la moyenne des flux d'eau douce dans la région. Une vision de l'évolution de la SSS par bassin est montrée en annexes par la figure C.13. Reverdin et al (2007) ont également produit une carte de tendance de SSS à partir de données *in situ* pour les années comprises entre 1977 et 2002. Leurs résultats sur ces années montrent plutôt une hausse significative de SSS dans la région de convergence de l'Atlantique et une baisse située dans la région équatoriale. Cela montre que l'estimation de la tendance du bassin est fortement conditionnée par la période d'étude sélectionnée. Par ailleurs, ils notent de fortes corrélations de la SSS avec les flux à d'eau douce (Frankignoul et Kestenare, 2002) dans les régions subtropicales et aux plus hautes latitudes, mais pas dans la région équatoriale. En effet, la variabilité de l'apport en eau douce de l'Amazonie joue un rôle déterminant dans la SSS de la zone, ce qui la décorrèle des flux d'eau douce représentant les échanges air-mer. Le fait que nous présentions une tendance positive à 10°N, en désaccord avec la climatologie des flux de Josey et al (1998) n'est alors en rien alarmant. Le bassin Pacifique présente de larges similitudes avec la carte de Durack et Wijffels. On observe une augmentation de la SSS dans les gyres subtropicaux, régions très salées dominées par l'évaporation, et au contraire, une forte baisse au nord de 30°N et de la Warm Pool (Cravatte et al, 2009), régions moins salées et dominées par les précipitations.

Les cartes climatologiques suggèrent, dans une logique d'intensification du cycle hydrologique, une forte baisse de la salinité vers 5°N correspondant à l'ITCZ Pacifique. Notre estimation de la SSS montre très clairement cette tendance alors que celle de Durack et Wijffels est plus contrastée. Dans le bassin Indien, notre carte de tendance montre une hausse nette de SSS sur la bande de latitude comprise entre 45°S et 15°S cohérente avec les cartes présentées par Durack et Wijffels (2010). La région subtropicale de l'océan Indien est caractérisée dans les cartes climatologiques par une SSS plus faible et un flux d'eau douce négatif à la surface, notamment dans la partie Est du bassin. Notre carte présente alors une tendance consistante avec ces climatologies et montre une langue de tendance négative allant des côtes Australiennes aux côtes Indonésiennes. Cette tendance est également présente dans la carte de Durack et Wijffels (2010) mais est légèrement moins étendue vers l'Ouest. L'Ouest du bassin est quant à lui déterminé par une forte salinité et des flux positifs dans les climatologies. On retrouve ainsi dans nos cartes et dans les estimations de Durack et Wijffels, une tendance positive de SSS dans la région.

Nous montrons également la tendance de nos champs pour la période 1955-2009 en figure 4.25(b), et l'ajout d'une décennie supplémentaire à la période d'étude ne modifie pas franchement les motifs de tendance. On peut cependant noter la tendance désormais positive du Nord de l'Atlantique qui devient cohérente avec la climatologie de SSS dans cette région et la carte de tendance proposé par Durack et Wijffels. Cela implique alors que l'Atlantique Nord a subi au cours des dernières décennies une hausse de la salinité de surface, non visible lors d'un calcul de tendance sur la période 1950-2000. L'analyse par bassin de la figure C.13 (annexes) montre par ailleurs que la tendance positive de SSS de l'Atlantique Nord commence au début des années 70 et évolue de façon très linéaire. Comme nous l'avons d'ailleurs déjà discuté, cette hausse de la salinité ne touche pas uniquement la couche de surface dans cette région, mais bien l'intégralité des premiers 700m (Fig. 4.19(c)).

En définitive, nous parvenons à conclure à des tendances robustes sur la salinité de surface en comparaison des résultats de Durack et Wijffels, et à valider l'observation de l'intensification du cycle hydrologique terrestre à partir de nos champs reconstruits par EOFs.

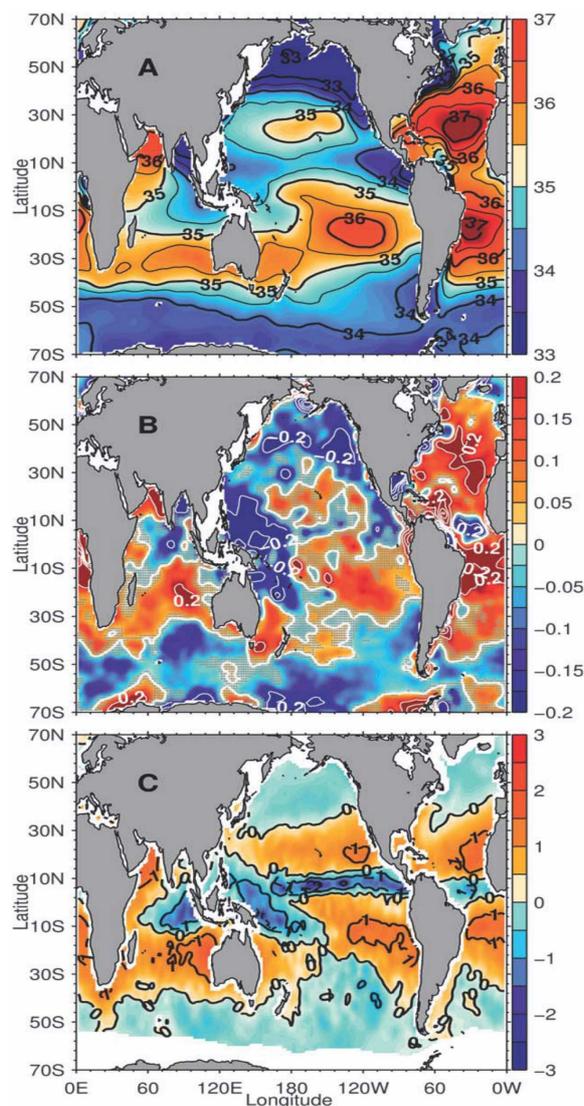
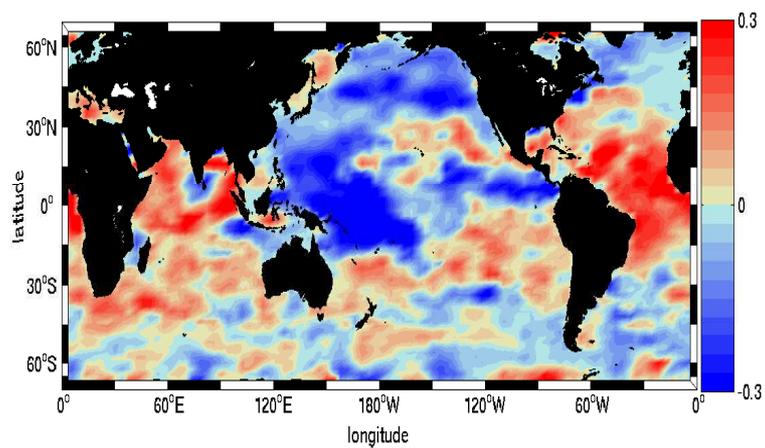
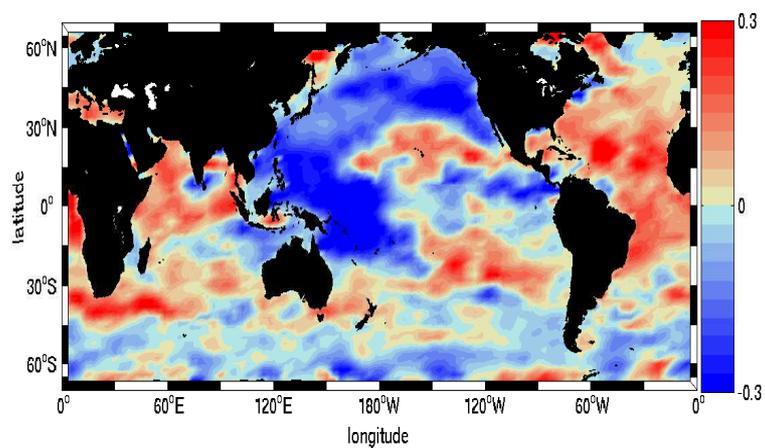


FIGURE 4.24 – Durack et Wijffels, 2010. (en haut) Climatologie 1950-2000 de la salinité de surface (Pss). (au milieu) Tendance linéaire de la salinité de surface (Pss/50 ans) sur la période 1950-2000. (en bas) Flux moyen d'eau douce à l'interface océan-atmosphère (m^3/lan) sur la période 1980-1993 (Josey et al, 1998)



(a)



(b)

FIGURE 4.25 – Tendence linéaire de la salinité de surface calculée à partir de nos champs d'anomalie sur la période 1955-2000 (a) (Pss/46 ans) et 1955-2009 (b) (Pss/55 ans).

Synthèse

- **Nouvelle estimation du contenu d'eau douce global intégré entre 0-700m sur la période 1955-2009.**

A partir de nos champs annuels d'anomalies de la salinité, nous estimons une hausse du contenu d'eau douce de $0.20 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$ sur la période 1955-2009. En dépit d'un échantillonnage suffisant pour construire des champs robustes par interpolation optimale, les champs du World Ocean Atlas représentent la moyenne des anomalies de salinité sur 5 années pour la période 1957-1996. Sur cette période commune, les champs reconstruits par EOFs montrent une tendance de $0.57 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$ et ceux du NODC, une tendance deux fois plus faible de $0.29 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$. Les bassins Pacifique et Indien présentent une baisse de leur salinité alors qu'au contraire, l'Atlantique tend à se saliniser.

- **Une distribution des tendances plus cohérente et grande échelle.**

La technique de reconstruction de champs par EOFs apporte plus de cohérence dans la distribution spatiale des tendances, notamment dans les bassins Pacifique et Indien. Les EOFs de ces champs sont également de plus grande échelle et ont permis de mettre en évidence des modes de variabilité de la salinité probablement associés aux signaux ENSO et AMO.

- **Observation d'une baisse de la salinité dans l'océan Austral.**

Sur la période 1955-2009, nous observons dans nos reconstructions une tendance à la baisse de la concentration saline au Sud de 45°S . Cette observation corrobore les études de Böning et al. (2008) et de Gille (2008) qui observent cette désalure directement sur quelques observations.

- **Salinité de surface et cycle hydrologique.**

A l'instar de l'étude de Durack et al. (2010), la comparaison des cartes climatologiques de SSS et de flux air/mer avec notre carte de tendance de SSS suggère une augmentation de l'intensité du cycle hydrologique terrestre. Les distributions des tendances sont très similaires à celle des moyennes des flux à l'interface dans tout l'océan, sauf dans l'Atlantique subéquatorial, où le déversement fluvial d'eau douce contribue trop fortement à la variabilité de salinité de la zone.

Conclusion et perspectives

L'objectif de cette thèse est l'observation de la variabilité océanique grande échelle et la caractérisation des effets du réchauffement climatique sur les 50 dernières années, à l'aide seule, des données *in situ* sur les premiers 700m. Cette étude n'a pu être menée qu'en s'affranchissant des problèmes inhérents à la mesure hydrographique et à son exploitation. Nous avons alors décrit une méthode nouvelle et robuste permettant la détermination des signaux de tendances et de la variabilité "long terme" de l'océan, à partir de champs reconstruits de température et de salinité.

Cette thèse s'est décomposée en trois parties distinctes. Les deux premières, plutôt méthodologiques, constituent les études préliminaires fondamentales pour l'exploitation des données. Nous avons décrit dans ces sections, une méthode originale de création de champs complets et homogènes à partir d'une base de données nettoyée des principaux biais instrumentaux. La troisième partie présente les résultats issus de ces champs, en termes de tendance et de variabilité grande échelle que nous avons comparés aux principaux résultats de la littérature.

Correction des profils XBT

Depuis quelques années, il a été découvert des erreurs instrumentales qui ont faussé notre vision de l'évolution de la température océanique depuis les années 1950. C'est le cas des XBTs qui ont produit des biais chauds évoluant dans le temps (0.2°C - 0.4°C ; Wijffels et al., 2008), responsables de l'observation d'une composante pluri-décennale dans les courbes de contenu thermique intégré. La communauté scientifique s'accorde aujourd'hui pour dire que ces biais XBT sont liés à une approximation de l'équation de chute de l'instrument mais également à un biais pur de température. Plusieurs corrections ont alors été proposées, comme celle de Wijffels et al (2008) qui suggère une correction linéaire sur la profondeur (Tab. A.1), dépendante de l'année de déploiement de l'instrument et du type de profils (profils peu profonds relatif aux XBTs T4/T6 et profonds relatifs aux T7/Deep Blue). Cette découverte étant encore très récente et sujette à de nombreuses approximations, d'autres corrections ont été mises au point, comme celle de Levitus et al (2009) qui utilise un simple terme de température évoluant dans le temps où plus récemment encore, celle proposée par Gouretski et Resghetti (GK10, 2010) qui associent une correction sur la profondeur dépendante de la température de l'eau et une correction du biais thermique dépendante du temps.

Nous avons alors proposé une correction statistique alternative, basée sur l'analyse de profils

individuels colocalisés avec des CTD (environ 10^4 paires de profils par année). Notre étude révèle que la correction linéaire W08 ne permet pas de réduire le biais de surface observé (biais résiduel de l'ordre de 0.1°C) et qu'elle n'était pas adaptée à l'évolution du biais avec la profondeur pour certaines années. D'autre part, l'analyse des comparaisons de nos profils indiquent la nécessité d'appliquer une correction thermique (de l'ordre de 0.1°C) ainsi qu'une correction parabolique sur la profondeur, toutes deux dépendantes du temps. La correction GK10 estime aussi une correction sur la température sous forme d'un offset mais propose des valeurs assez différentes. C'est notamment le cas de la correction des XBTs peu profondes dans les années 80 où GK10 estime un offset négatif alors que nos calculs suggèrent un offset de l'ordre de 0.06°C . Nous avons identifié une dépendance de la correction sur la profondeur avec la température de l'eau dans laquelle l'instrument est immergé, concordant avec les observations de Thadathil (2002) qui suggère une corrélation de l'erreur sur l'équation de chute des XBT avec la viscosité de l'eau de mer. Finalement, une étude spatiale du biais nous a permis d'identifier le comportement atypique des profils déployés dans le Pacifique Ouest lors de la période 1968-1985. Après une correction globale, il apparaissait un fort biais négatif en subsurface trahissant les caractéristiques de chute spécifique de ces profils XBT.

Nous sommes finalement aujourd'hui en mesure de fournir une table de correction originale basée sur l'analyse fine de profils XBT colocalisés, séparée en 6 catégories. Nous avons en outre mené des tests de validation de notre correction en analysant ses effets sur le contenu thermique océanique. Les résultats de ces tests sont très satisfaisants car ils témoignent d'un rapprochement des observations XBT aux CTDs d'un point de vue intégral. D'autre part, une vérification alternative de notre correction du biais de surface à été élaborée, en utilisant les cartes de température de surface du Hadley Center. Ces résultats montrent alors la robustesse de nos termes de correction réalisés par une analyse de la comparaison de profils colocalisés, mais également sur l'ensemble du jeu de données XBT.

Du fait de la méconnaissance générale des caractéristiques techniques de la plupart des XBTs contenus dans les bases de données, une correction globale statistique de ces profils reste à mon sens, le meilleur choix en terme de robustesse. En effet, une approche de correction plus fine par modèle d'XBT par exemple (dans la mesure où cela est connu), serait envisageable, mais le peu d'intercomparaisons disponibles rendrait toute analyse bruitée et je pense, pas vraiment représentative du jeu de données XBT total. Notre approche statistique nous a toutefois permis de révéler certains biais que nous ne sommes pas en mesure d'expliquer pleinement. C'est par exemple le cas de la dépendance en température du biais d'immersion des XBTs que Thadathil explique par les variations de la viscosité cinématique, mais qui ne fait pas l'unanimité dans la littérature. C'est également le cas des offsets de profondeur et de température dont on soupçonne un lien avec les caractéristiques électroniques du système, ou bien même, des erreurs récurrentes de manipulation, mais aussi des biais du Pacifique Ouest du début de période dont nous ignorons encore l'origine. Il est d'ailleurs possible d'imaginer dans cette zone, un biais sur les profils de comparaison, essentiellement composés de profils OSD. Malheureusement, toutes ces interrogations sont

vouées à le rester comme les informations concernant ce type d'instrument n'ont pas été conservées ou archivées.

Nouvelle méthode de reconstruction de champs

Les erreurs instrumentales ne sont pas les seules difficultés à surmonter dans l'exploitation des données *in situ* pour l'analyse de la variabilité océanique. L'échantillonnage in-homogène des observations dans l'océan constitue un véritable problème pour déduire des analyses de tendance et de variabilité robustes. Plutôt que d'utiliser une technique d'interpolation optimale "classique", nous nous sommes inspirés d'une technique de reconstruction de champs satellite développée par Beckers et al (2003) appelée DINEOF (Data INterpolating Empirical Orthogonal Function) qui permet de combler les données manquantes dans un champ grillé en s'appuyant sur la reconstruction des modes propres de variabilité. Cette méthode de reconstruction globale s'inscrit alors parfaitement dans notre optique de caractériser les modes de variabilité grande échelle de l'océan.

Si l'outil DINEOF est efficace pour l'interpolation des champs satellite qui alternent des champs complets avec des champs troués aléatoirement (nuages), il a été nécessaire d'effectuer quelques modifications pour la reconstruction des champs grande échelle qui décrivent une autre variabilité et ont un échantillonnage très particulier. Avant cela, il est impératif de construire des champs grillés à partir des profils ponctuels. Il est apparu qu'un simple calcul de moyenne pour créer nos champs grillés troués n'était pas satisfaisant au vu de la corrélation entre certaines observations qui détériore la qualité globale de l'estimation. Le calcul de l'erreur d'estimation de la valeur moyenne est également sous estimée. Nous avons préféré utiliser la méthode de Bretherton (1976) qui optimise ces estimations en prenant compte des corrélations spatiales et temporelles entre les observations. Nous avons ainsi déterminé en moyenne un facteur de 2.7 entre l'estimation de l'erreur par la moyenne celle calculée par la méthode de Bretherton. Cette technique nous permet de produire des champs grillés troués plus robustes mais également présentant des structures plus homogènes et mieux définies.

Le processus de reconstruction en lui même a nécessité quelques modifications par rapport à DINEOF, pour permettre la reconstruction optimale de champs soumis à des tendances et à une forte variabilité sous-jacente contenue dans les données *in situ*. Nous avons ainsi montré l'importance d'intégrer un "first guess" à nos champs initiaux pour éviter le rapprochement artificiel vers l'anomalie nulle dans le cas d'un manque de données trop important (comme le ferait une technique d'interpolation optimale). D'autre part, le calcul d'une climatologie intermédiaire à chaque fin d'itération du processus s'est avéré indispensable car, dans le cas de champs soumis à tendances fortes, le remplacement des valeurs manquantes décentrent au fur et à mesure les champs de l'anomalie nulle et s'oppose ainsi à la contrainte d'orthogonalité des EOFs.

Nous avons aussi proposé une formulation empirique pour le calcul de l'erreur sur les champs reconstruits en s'inspirant des travaux de Beckers et al (2006). Selon ces travaux, l'estimation math-

ématique directe de l'erreur est impossible du fait du caractère itératif de la méthode, mais dans la mesure où les résultats de la reconstruction sont très proches de ceux obtenus avec une méthode d'interpolation optimale, on peut utiliser les équations de cette méthode pour en déterminer une erreur approximée. Seulement, dans le cas d'une reconstruction de l'océan global avec échantillonnage réduit, les résultats des deux méthodes ne sont guère équivalents. Réalisés à partir de tests avec les champs de température de surface de la mer OISST puis avec un jeu de données simulé (ORCA025-G70), nous avons ajouté deux termes à celui de Beckers qui représentent le manque d'information sur la variabilité d'une boîte (échantillonnage temporel de la boîte) et l'erreur d'estimation de la valeur moyenne calculée par la méthode de Bretherton. Les tests effectués sur les champs OISST, comparant l'erreur estimée à l'erreur réelle, montrent de très bons résultats dans les régions sous-échantillonnées de l'hémisphère Sud (0.1°C - 0.3°C) mais une légère tendance à minimiser cette erreur dans les régions mieux décrites par les observations. On obtient un résultat similaire en faisant la comparaison avec nos reconstructions de champs réalisées avec le jeu de données simulé et les véritables champs issus du modèle ORCA (Fig. 3.19).

L'estimation de l'erreur dans ces régions bien échantillonnées étant principalement définie par le terme de Beckers auquel nous avons intégré l'erreur de Bretherton, cela suggère peut-être que le nombre d'EOF retenu pour la reconstruction (14 EOFs en moyenne) de ces champs est sous-estimé et qu'une part de variance contenue dans les données a été oubliée. Malgré cela, l'augmentation du nombre d'EOF pour la reconstruction est une opération à double tranchant. En effet, on peut s'attendre à mieux représenter la variabilité des zones bien échantillonnées (et également augmenter l'estimation de l'erreur), mais c'est au risque de créer des structures peu réalistes dans les régions de l'hémisphère Sud.

Validation de la méthode

Pour tester la fiabilité de nos champs reconstruits dans le cadre d'une analyse de contenu intégré, nous nous sommes servis de l'opportunité de disposer du jeu de données simulé et des champs ORCA associés. Nous avons pu comparer notre estimation de l'évolution du contenu thermique simulé avec la véritable évolution du modèle sur deux couches différentes. Nous avons choisi une couche de surface (centrée sur 10m) présentant une forte variabilité, mais un meilleur échantillonnage, et une couche plus profonde (centrée sur 500m) montrant des caractéristiques opposées avec une variabilité plus nuancée mais un plus faible échantillonnage. Ces deux couches sont alors représentatives des couches voisines, et par extrapolation, nous avons considéré nos résultats comme valides sur l'intégralité de la colonne d'eau étudiée. Ces tests ont montré que notre méthode de reconstruction était très fiable pour l'analyse de tendance globale et régionale (analyse par bassin) et cela même dans le cas d'un échantillonnage limité. Dans la couche de surface, les signaux bruts d'évolution du contenu thermique original et reconstruit montrent des corrélations supérieures à 90% dans la partie Nord et intertropicale des bassins. La corrélation chute dans les régions de l'hémisphère Sud pour atteindre un minimum en Atlantique (58.8%). Dans la couche

profonde, les tendances sont toutes très bien évaluées et montrent des corrélations de plus de 85% dans tout l'océan. Cependant, la faible corrélation entre certains signaux détendancés montre la difficulté de reconstruire la variabilité de plus petite échelle d'un champ trop peu échantillonné. On trouve ainsi les limites techniques d'applicabilité de cette méthode de reconstruction.

Les tests menés avec les sous-échantillonnages des cartes issues de la simulation ORCA sont très satisfaisants si on extrapole ces résultats à une analyse sur les tendances *in situ*. Cependant, même s'il s'agit du meilleur test que l'on puisse faire, les champs ORCA restent une simulation de la température de l'océan et qui, nous le savons, sous-estime une part non négligeable de la variabilité océanique. Il est donc essentiel de prendre des précautions sur l'extrapolation de tels résultats sur la reconstruction de champs de température réels. D'autre part, nous n'avons pas effectué de test sur la salinité, dont les observations sont moins nombreuses et qui présente, dans les couches de surface, des structures de plus petite échelle du fait de l'implication des flux air/mer. Il est alors probable que la qualité de nos reconstructions sur ce paramètre soit dégradée.

Nouvelles estimations d'indicateurs climatiques

Nous avons présenté dans la dernière partie de ce travail de thèse, une description comparative de la variabilité et des tendances de notre produit face aux champs du World Ocean Atlas. Nous proposons ainsi une nouvelle estimation des tendances des deux principaux indicateurs climatique entre la surface et 700m : son contenu thermique, calculé à partir des champs reconstruits d'anomalie de température, et son contenu d'eau douce, évalué grâce aux champs reconstruits de salinité en considérant la masse de sel océanique constante.

Contenu thermique

Notre estimation de l'évolution du contenu thermique océanique est, de manière générale, très proche de celle de Levitus et al (2009) et Ishii et Kimoto (2009) sur les premières décennies en montrant une tendance à la hausse de $0.20 \times 10^{22} \text{J/an}$. Cependant, nous nous distinguons de leurs estimations sur les années plus récentes pour nous rapprocher de celle de Gouretski et Reseghetti (2010) en mettant en évidence une accélération du contenu thermique global à partir du début des années 90. Nous avons révélé par une étude régionale que cette accélération dans nos champs était notamment due aux eaux des hautes latitudes de l'hémisphère Sud. Ces résultats corroborent ainsi les résultats de la littérature (Böning et al, 2008 ; Gille et al, 2008) qui décrivent une migration du front du Courant Circumpolaire vers le Sud à la fin des années 80. Les eaux de l'océan Austral ne sont pas les seules à connaître une telle césure dans leur tendance. En effet, nous avons décelé dans la plupart des sous-bassins une accélération des tendances au réchauffement et même une inversion dans le cas du Nord de l'Atlantique au début des années 80. Les structures de réchauffement ont également été caractérisées sur la profondeur par l'apport d'une analyse de contenu intégré zonalement. Cette autre vision des structures de tendance nous a permis d'identifier dans nos champs, un réchauffement homogène sur les 700m premiers mètres de l'Atlantique et des

distributions dans les bassins Indien et Pacifique similaires, rendant compte d'une remontée de la thermocline équatoriale.

De manière générale, les structures de tendance exprimée dans les champs WOA09 sont très comparables mais les amplitudes y sont plus faibles sauf dans le cas du réchauffement de l'Atlantique Nord. Les comparaisons spatiales de nos tendances du contenu thermique intégré sur la verticale avec les tendances WOA09 montrent les atouts de notre processus de reconstruction sur une reconstruction de type interpolation optimale associée à un échantillonnage insuffisant. Nous observons de forts signaux de tendance dans les régions du Sud Pacifique et Atlantique qui semblent être sous-estimés dans les champs WOA. Ce constat a d'ailleurs déjà été discuté dans le cadre d'une comparaison de champs WOA avec des champs issus de différents modèles (Carton et Santorelli, 2008). Malgré toutes les précautions qu'il nous faut prendre avec l'analyse de tels résultats, il est encourageant de retrouver des similitudes régionales dans les structures de tendances avec les valeurs issues des modèles.

Nous avons également montré les 3 principaux modes propres de variation des champs intégrés zonalement et mis en évidence que nos champs reconstruits possédaient une variabilité équivalente à celle des champs WOA09. Les EOFs zonales de contenu thermique sont très proches en terme de structure spatiale et de composante temporelle avec le produit du NODC. Nous avons en outre détecté et caractérisé des modes verticaux très fortement corrélés aux signaux El Niño dans le Pacifique et AMO dans le bassin Atlantique. L'oscillation multidécennale Atlantique est caractérisée par la variation de la température de surface de l'Atlantique Nord et influence l'amplitude des ouragans dans la région. Ce phénomène de surface a été clairement identifié mais il n'en a jamais été montré une trace dans les couches plus profondes avec les données *in situ*. On suggère pourtant un lien avec des variations de l'intensité de la circulation thermohaline, comme il a été montré sur de longues simulations climatiques (Knight et al, 2005).

Contenu d'eau douce

Finalement, nous présentons une analyse comparative similaire pour le contenu en eau douce de l'océan, qui montre les résultats de tendance et les principaux modes de variation des différents bassins. La comparaison de notre produit a été faite par rapport aux champs WOA05 qui évaluent la salinité entre 0 et 700m, sur la période 1957-1996. Nous avons produit une nouvelle estimation du contenu d'eau douce global intégré qui montre une hausse $0.20 \times 10^3 \text{ km}^3/\text{an}$ entre 1955 et 2009. Notre reconstruction de la salinité permet d'estimer une évolution de la quantité d'eau douce plus linéaire que celle calculée à partir des champs du World Ocean Atlas. En effet, la courbe d'évolution associée à ces champs présente une forte composante pluri-décennale et des variations brutales d'amplitude entre 1970 et 1985 non présentes dans nos champs. Comme la valeur de la moyenne des anomalies annuelles est globalement gardée par notre processus de reconstruction, les structures d'anomalie aux points d'observation est équivalente dans les deux produits. Ces variations rapides de salinité n'étant pas présentes dans nos champs, on peut donc suggérer qu'elles ont été créées à partir de champs reconstruits avec un échantillonnage insuffisant et de forts rappels à

la climatologie. Savoir quelle estimation est la plus réaliste est toutefois difficile à définir. Cependant au vu de la fiabilité de reconstruction sur la température que nous avons démontrée par la comparaison avec le champs ORCA ou encore les similitudes sur l'amplitude des tendances avec les modèles à assimilation de données, on est en droit de préférer notre reconstruction dans le cas d'une étude de ce genre. Les analyses de tendances zonales sont par ailleurs très similaires dans les deux produits et montrent une baisse globale de la quantité d'eau douce en Atlantique interéquatoriale et une hausse aux plus hautes latitudes (jusqu'à 60°). Les tendances des autres bassins sont également très semblables dans les deux produits, cependant la période plus courte des champs WOA05 ne permet pas de détecter les plus récents changements des eaux de l'océan Austral liés aux variations de la dynamique de l'ACC. Sur la période 1955-2009, nous avons mis en évidence une forte baisse de la salinité au delà de 50°S dans les bassins Atlantique et Pacifique et à partir de 40°S aux longitude du bassin Indien, qui, associée à la hausse de la température, suggère des changements d'ordre hydrologique des eaux australes. Nous avons également souligné une inversion de tendance en Atlantique Nord, touchant les eaux subpolaires, et les mers du Groenland, Islande et de Norvège (Boyer et al, 2007).

De même que pour la température, nous avons évalué les principaux modes de variation du contenu d'eau douce zonal pour les trois bassins. En raison du faible échantillonnage des observations de salinité, les champs WOA05 ont été calculés par une moyenne glissante sur 5 ans. La période représentée est également plus courte dans les champs WOA05 et ces différences sont alors dans les trois bassins, des obstacles à une comparaison équitable des modes de variabilité. Cela dit, pour l'étude de nos reconstructions, il nous semblait plus intéressant de montrer une analyse sur la plus longue période disponible. Les EOFs de contenu d'eau douce montrent en premier lieu la tendance des différents bassins mais nous avons également démontré qu'une partie des grands signaux océaniques étaient présents dans nos champs reconstruits de salinité. Nous avons ainsi dévoilé des modes verticaux associés à la variabilité ENSO dans le Pacifique et un mode multidéennal de l'Atlantique que nous suggérons lié à l'oscillation AMO.

De plus récentes publications notent une augmentation du cycle hydrologique terrestre, conséquence des bouleversements climatiques d'origine anthropique (Held and Soden 2006, Solomon et al. 2007, Terray et al. 2011). Les récents travaux de Durack et Wijffels (2010) confirment cette augmentation en soulignant les fortes similarités entre leurs estimations de la tendance de la salinité de surface avec les climatologies et les flux moyens d'eau douce à l'interface air/mer (Josey et al, 1998). Nos estimations de la tendance sur la période 1955-2000 semblent autant, voire plus, corrélées avec les climatologies dans la majeure partie des régions, sauf dans l'océan Indien et dans la zone de l'ITCZ Atlantique dans laquelle nos champs montrent une tendance positive. L'ajout de la dernière décennie dans notre calcul de tendance de SSS ne modifie pas vraiment les structures observées à l'exception de l'Atlantique Nord qui s'avère présenter une hausse de sa SSS (0.12 Pss/40ans sur la période 1970-2009) et de l'océan Indien qui globalement, voit sa salinité de surface décroître (-0.045 Pss/25ans sur la période 1985-2009).

L'analyse de Durack et Wijffels utilise une méthode de régression linéaire agissant directement sur les observations, contrairement à nos estimations calculées à partir de champs interpolés. Même si notre méthode d'interpolation est capable, dans l'absolu, de recréer des anomalies artificielles éloignées de la réalité, on peut également s'interroger sur la fiabilité de la méthode de Durack et Wijffels dans les zones faiblement échantillonnées et soumises à de la forte variabilité. Par ce procédé d'estimation, il est par exemple possible dans une région soumise à de la variabilité pluri-décennale de calculer une tendance inverse à la véritable tendance du champ.

Perspectives

Pour conclure, nous avons créé un produit de température et de salinité annuel pour la période 1955-2009, dont nous avons fait les premières analyses au travers de l'étude de la variabilité grande échelle et de la caractérisation des principales tendances. En plus de proposer une vision alternative de l'évolution de T/S, la création d'un nouveau produit tel que celui ci s'est avéré être un outil pour la détection de biais systématiques dans les bases de données, comme nous l'avons fait par exemple sur les Argo du World Ocean Database 2009. En revanche, les résultats montrés au cours de cette thèse sont loin de tirer tous les profits de nos reconstructions.

Par la reconstruction des modes de variabilité, de tels champs permettent de mettre en valeur certains signaux observés en surface dans les données plus profondes. C'est le cas de l'oscillation multidécennale Atlantique, dont nous avons montré la trace dans les données profondes de température et de salinité par exemple. Ces observations inédites à partir des données *in situ* nécessiteraient alors des investigations plus poussées afin de mieux comprendre les mécanismes mis en jeu dans ce phénomène, ayant un puissant impact climatique sur l'Europe de l'Ouest.

Nous pourrions également approfondir nos observations sur la variabilité des champs *in situ*, par l'analyse couplée de la température et la salinité sur les isopycnes par exemple. En effet, une telle analyse couplée permettrait un meilleur diagnostic des changements hydrologiques (relations T/S) des masses d'eau associés aux perturbations climatiques. Il serait également envisageable de coupler ces paramètres directement lors du processus de reconstruction (EOFs multivariables ; Alvera-Azcarate et al., 2006) afin de garder une certaine homogénéité T/S dans nos reconstructions ou bien même de reconstruire des champs 3D en couplant les différents niveaux d'immersion.

Enfin, au vu des résultats présentés, nous espérons que ces travaux et les techniques élaborées au cours de cette thèse (notamment la méthode de reconstruction de champs) soit, à terme, utilisés par Coriolis et MyOcean pour fournir des champs grillés de température et de salinité grande échelle, et ainsi servir d'outil complémentaire à ISAS.

Annexe A

Chapitre 2

A.1 Correction W08 (Wijffels et al, 2008)

Year	Rs	Error Rs	Rd	Error Rd
1968	0.14	0.008	0.016	0.017
1969	0.009	0.007	0.019	0.009
1970	0.019	0.008	0.004	0.013
1971	0.031	0.006	-0.004	0.010
1972	0.037	0.004	0.004	0.010
1973	0.050	0.005	0.017	0.015
1974	0.056	0.003	0.038	0.012
1975	0.058	0.004	0.048	0.014
1976	0.057	0.005	0.044	0.013
1977	0.055	0.005	0.046	0.015
1978	0.047	0.005	0.041	0.015
1979	0.040	0.006	0.039	0.009
1980	0.043	0.005	0.044	0.010
1981	0.040	0.005	0.031	0.020
1982	0.028	0.005	0.035	0.017
1983	0.021	0.004	0.042	0.015
1984	0.016	0.005	0.033	0.009
1985	0.013	0.005	0.022	0.007
1986	0.011	0.003	0.016	0.007
1987	0.001	0.003	0.005	0.009
1988	-0.003	0.004	0.002	0.007
1989	0.003	0.004	0.008	0.005
1990	0.004	0.005	-0.001	0.004
1991	0.008	0.004	0.000	0.003
1992	0.020	0.005	0.011	0.003
1993	0.021	0.007	0.016	0.002
1994	0.024	0.007	0.014	0.002
1995	0.029	0.008	0.012	0.002
1996	0.020	0.007	0.013	0.002
1997	0.013	0.010	0.012	0.002
1998	0.024	0.010	0.016	0.002
1999	0.036	0.008	0.026	0.003
2000	0.041	0.011	0.032	0.003
2001	0.052	0.013	0.031	0.003
2002	0.061	0.012	0.029	0.003
2003	0.061	0.017	0.031	0.003
2004	0.056	0.016	0.033	0.003
2005	0.050	0.016	0.032	0.004

FIGURE A.1 – Coefficient de la fonction linéaire de correction de Wijffels et al (2008) séparant les XBTs profondes (Rs) et peu profondes (Rd) ainsi que leur erreur associée

Annexe B

Chapitre 3

B.1 Empirical Orthogonal Functions (Formulation)

Lorsque l'on souhaite étudier un champ physique, il est très intéressant d'isoler les principaux modes de variations spatiaux ou temporels pour mieux les étudier. Considérons un champ $\boldsymbol{\varphi}(r, t)$ d'anomalies de température mesurées au point de coordonnée $r = r_1, r_2 \dots r_M$ et au temps $t = t_1, t_2 \dots t_N$. Soit $(\mathbf{X})_{ij}$ la matrice des observations contenant la valeur du champ au point de coordonnées r_i et au temps t_j ,

$$(\mathbf{X})_{ij} = \boldsymbol{\varphi}(r_i, t_j) \quad (\text{B.1})$$

Pour étudier les variations structurelles et temporelles de ce champs, il est possible de le décomposer en EOFs, en la somme de plusieurs modes orthogonaux. Si $M > N$ le champ peut s'écrire,

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T = \sum_{k=1}^N \mathbf{u}_k \boldsymbol{\rho}_k \mathbf{v}_k \quad (\text{B.2})$$

ou \mathbf{U} est la matrice de dimensions $M \times N$ et représente l'EOF spatiale, \mathbf{V} la matrice de dimension $N \times N$ qui représente l'EOF temporelle et \mathbf{D} la matrice de dimension $N \times N$ composée le long de sa diagonale des valeurs singulières $\boldsymbol{\rho}_k$. On peut aisément calculer les EOFs par la méthode de décomposition en valeurs singulières (méthode SVD) en résolvant le problème aux valeurs propres suivant,

$$\begin{cases} \mathbf{X}\mathbf{v} = \rho \mathbf{u} \\ \mathbf{X}^T \mathbf{u} = \rho \mathbf{v} \end{cases} \quad (\text{B.3})$$

que l'on peut également écrire sous la forme,

$$\begin{cases} \mathbf{X}\mathbf{X}^T \mathbf{u} = \rho^2 \mathbf{u} \\ \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{v} = \rho^2 \mathbf{v} \end{cases} \quad (\text{B.4})$$

Cette dernière équation montre que les EOFs spatiales \mathbf{u} sont les vecteurs propres de la matrice de covariance spatiale $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ et les EOFs temporelles \mathbf{v} , les vecteurs propres de la matrice de

covariance temporelle $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$. Par définition les vecteurs propres sont orthogonaux et normalisés,

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j &= \delta_{i,j} \\ \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j &= \delta_{i,j} \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

Avec $\delta_{i,j}$ le symbole de Kronecker qui vaut 0 lorsque $i \neq j$ et 1 lorsque $i = j$. Notre champ est alors décomposé en une somme de modes orthogonaux s'exprimant en composantes spatiales $\mathbf{u}_k \rho_k$ déterminées en chaque point de coordonnée et en composantes temporelles \mathbf{v}_k . La contribution de ces modes sur la structure globale du champ est donné par un pourcentage de la variance totale. On s'intéresse d'ailleurs souvent qu'aux modes dominants (pourcentage de variance élevé) expliquant la majorité du signal présent et on laisse de côté les modes plus faibles ne représentant généralement que du bruit. la variance totale, aussi appelée énergie s'exprime comme la somme des valeurs singulières au carré ou comme la trace de la matrice de covariance du champ,

$$E_N = \text{trace}(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) = \text{trace}(\mathbf{X} \mathbf{X}^T) = \sum_{k=1}^N \rho_k^2 \quad (\text{B.6})$$

Le pourcentage de variance d'un mode s'écrit comme le rapport de sa valeur propre sur l'énergie totale,

$$f_n = \frac{\rho_n^2}{\sum_{k=1}^N \rho_k^2} \quad (\text{B.7})$$

La décomposition en EOF est en fait une manière de décrire la variabilité d'un champ en plusieurs modes propres (indépendants), l'EOF spatiale de chaque mode étant une matrice de covariance dont les échelles sont étirées au maximum. Une analyse des EOFs permet alors de détecter des phénomènes de très grande échelle.

B.2 Projection sur des EOFs de structure spatiale spécifiée

La méthode d'interpolation par construction itérative des EOFs est utilisée avec la volonté de reconstruire des champs fiables en ayant pour seule information, celle délivrée par les données in situ. Nous pouvons cependant reconstruire des champs complets par EOF en utilisant la variabilité d'autres champs, où encore les champs issus de modèles par exemple (Smith et al., 1996; Kaplan et al., 1998; Church et al., 2004, Llovel et al., 2009).

B.2.1 Méthode

Si on part du principe que l'on connaît les N principaux modes de variations d'un champ d'un paramètre physique, avec seulement N valeurs différentes de ce paramètre à un temps donné, on est capable de déterminer le champ entièrement. Il suffit de projeter nos modes sur nos données pour déterminer à chaque pas de temps le poids de chaque EOF. En pratique, pour reconstituer

un champ de température, nous avons à disposition beaucoup plus de données que de modes. A partir des champs annuels WOA05 allant de 1955 à 2003, nous avons calculé les 49 EOFs des champs d'anomalies de température par niveaux.

Soit \mathbf{d} la matrice constituée de T colonnes de nos données au temps $t = t_1, t_2 \dots t_T$ de dimension $M \times T$, \mathbf{E} la matrice contenant la valeur de N modes spatiaux aux points d'interpolation de dimension $M \times N$ et \mathbf{x} , la matrice $N \times T$ contenant le poids de chaque mode pour chaque valeur de t .

$$\mathbf{E}\mathbf{x} + \mathbf{n} = \mathbf{y} \quad (\text{B.8})$$

où \mathbf{n} est le bruit contenu dans nos données, c'est à dire l'écart qu'il a entre les données et le champ calculé à partir des modes spatiaux considérés réels. Le but est de minimiser l'erreur la variance de l'erreur ou encore la matrice de covariance de l'erreur,

$$\mathbf{J} = \mathbf{n}^T \mathbf{n} = (\mathbf{E}\mathbf{x} - \mathbf{y})^T (\mathbf{E}\mathbf{x} - \mathbf{y}) \quad (\text{B.9})$$

en posant,

$$d\mathbf{J} = \sum_{i=1}^N \frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \mathbf{x}_i} d\mathbf{x}_i = 0 \quad (\text{B.10})$$

On arrive à

$$\mathbf{x} = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{y} \quad (\text{B.11})$$

et

$$\mathbf{n} = (\mathbf{I} - \mathbf{E}(\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T) \mathbf{y} \quad (\text{B.12})$$

B.2.2 Erreur

Le calcul des composantes temporelles est directement influencé par les données et donc par le bruit qu'elles comprennent. Il est nécessaire d'évaluer l'impact de ce bruit sur la reconstruction globale des champs car, comme nous avons travaillé avec des EOFs, un point peut avoir un impact sur un autre situé à l'autre bout du globe. L'erreur sur les composantes temporelles est donnée sur la diagonale de la matrice de covariance de l'erreur \mathbf{P} ,

$$\mathbf{P} = (\mathbf{x} - \mathbf{x}_t)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_t) \quad (\text{B.13})$$

avec

$$\begin{cases} \mathbf{x} = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{y} \\ \mathbf{x}_t = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T (\mathbf{y} - \mathbf{n}) \end{cases} \quad (\text{B.14})$$

ce qui donne,

$$\mathbf{P} = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{n} \mathbf{n}^T \mathbf{E} (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \quad (\text{B.15})$$

Il ne faut cependant pas oublier le bruit de mesure des données qu'il faut ajouter à l'erreur de projection. On estime cette erreur en calculant la moyenne de l'écart au carré des données par rapport à la climatologie WOA05. La matrice de covariance de l'erreur s'écrit alors,

$$\mathbf{P} = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T (\mathbf{nn}^T + \mathbf{R}) \mathbf{E} (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \quad (\text{B.16})$$

Avec \mathbf{R} la matrice diagonale des erreurs de mesure à priori.

B.3 Calcul des barres d'erreurs sur les valeurs intégrées

L'estimation de l'incertitude sur les valeurs intégrées présentées au cours des chapitres 3 et 4 (contenu thermique et contenu d'eau douce) nécessite de calculer l'erreur moyenne sur le domaine d'analyse (surface à un niveau donné) de la grandeur représentée. Dans le cas de ces reconstructions, la seule utilisation de la variance de l'erreur en chaque point donnée par l'équation 3.42 ne suffit pas à déterminer convenablement cette erreur moyenne. En effet, les analyses ont une covariance spatiale de l'erreur non diagonale qu'il est nécessaire de prendre en compte dans notre calcul d'incertitude intégrée.

Nous avons montré dans le chapitre 3.2.5 que la variance de l'erreur pouvait être décrite par deux termes distincts (Eq. 3.42) à partir desquels il est possible de calculer une composante moyenne. Le premier terme $\alpha(k)\mathbf{B}(t, k)$ prend en compte la propagation de la variance résiduelle non expliquée par les EOFs retenues pour la reconstruction des champs (Beckers et al. 2006) et possède une covariance spatiale qu'il est nécessaire de considérer dans un calcul d'erreur moyenne. En considérant \mathbf{C} la matrice de l'équation 3.39, et \mathbf{L} , la matrice des N premières EOFs utilisées pour la reconstruction des champs (Eq. 3.17), à l'instant t la matrice de covariance \mathbf{E} de l'erreur s'écrit,

$$\mathbf{E} = \mathbf{L}^T \mathbf{C} \mathbf{L} \quad (\text{B.17})$$

La valeur moyenne V_B au temps t est alors donnée par le calcul suivant,

$$V_B = \frac{\sum_{i,j} \mathbf{E}_{i,j}^{-1} (\alpha_j \mathbf{B}_j)}{\sum_{i,j} \mathbf{E}_{i,j}^{-1}} \quad (\text{B.18})$$

où $\alpha \cdot \mathbf{B}$ représente le vecteur contenant l'erreur donné par Beckers (2006) pondéré par le coefficient α (Eq. 3.43) en chaque point.

La matrice \mathbf{E} représente les variances croisées de l'erreur en chaque point de grille de l'analyse, cependant la taille des boîtes étant variable avec la latitude, il est nécessaire d'insérer une matrice de poids relative à la surface d'océan représentée par la boîte. On définit alors la matrice \mathbf{W} telle que,

$$\mathbf{W}_{i,j} = \mathbf{T}_i \mathbf{T}_j \quad (\text{B.19})$$

avec le vecteur \mathbf{T} contenant la valeur de la surface des boîtes.

On réécrit alors l'équation précédente et on définit la composante de la variance d'erreur moyenne du terme de Beckers comme,

$$V_B = \frac{\sum_{i,j} (\mathbf{W}_{i,j} \mathbf{E}_{i,j}^{-1}) (\boldsymbol{\alpha}_j \mathbf{B}_j)}{\sum_{i,j} (\mathbf{W}_{i,j} \mathbf{E}_{i,j}^{-1})} \quad (\text{B.20})$$

Le terme $\beta(k) \mathbf{E} \mathbf{v}(t, k)$ de l'expression de la variance d'erreur de l'équation 3.42 fait référence à l'erreur liée à l'échantillonnage temporel de chaque boîte et peut être considéré comme indépendant du premier terme. Par ailleurs, nous pouvons considérer que sa covariance spatiale est diagonale, c'est à dire que la composante de cette erreur est non corrélée dans l'espace. En considérant les N_{pt} points du domaine d'analyse, on calcule simplement la variance d'erreur moyenne comme,

$$V_E = \frac{\sum_i \mathbf{T}_i (\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{E} \mathbf{v}_i)}{N_{pt} \sum_i \mathbf{T}_i} \quad (\text{B.21})$$

L'erreur globale moyenne sur l'aire considérée à l'instant t est alors exprimée comme la combinaison des deux termes,

$$E_{tot} = \sqrt{V_B + V_E} \quad (\text{B.22})$$

Annexe C

Chapitre 4

C.1 Principales EOFs

Température

Nous présentons dans cette section les 5 principaux modes de variabilité de nos champs de température reconstruits sur la période 1955-2009 pour 3 niveaux de profondeur différents (surface, 100m et 500m). Les champs de température à la surface et à 100m ont été reconstruits à l'aide de 14 EOFs, mais à 500m, le nombre d'EOFs calculé comme optimal chute à 11. Les EOFs des champs reconstruits (panneaux C.1, C.3 et C.5) peuvent être comparées à celles des champs WOA09 (panneaux C.2, C.4 et C.6). Ces figures viennent en complément de celles montrées en chapitre 4.

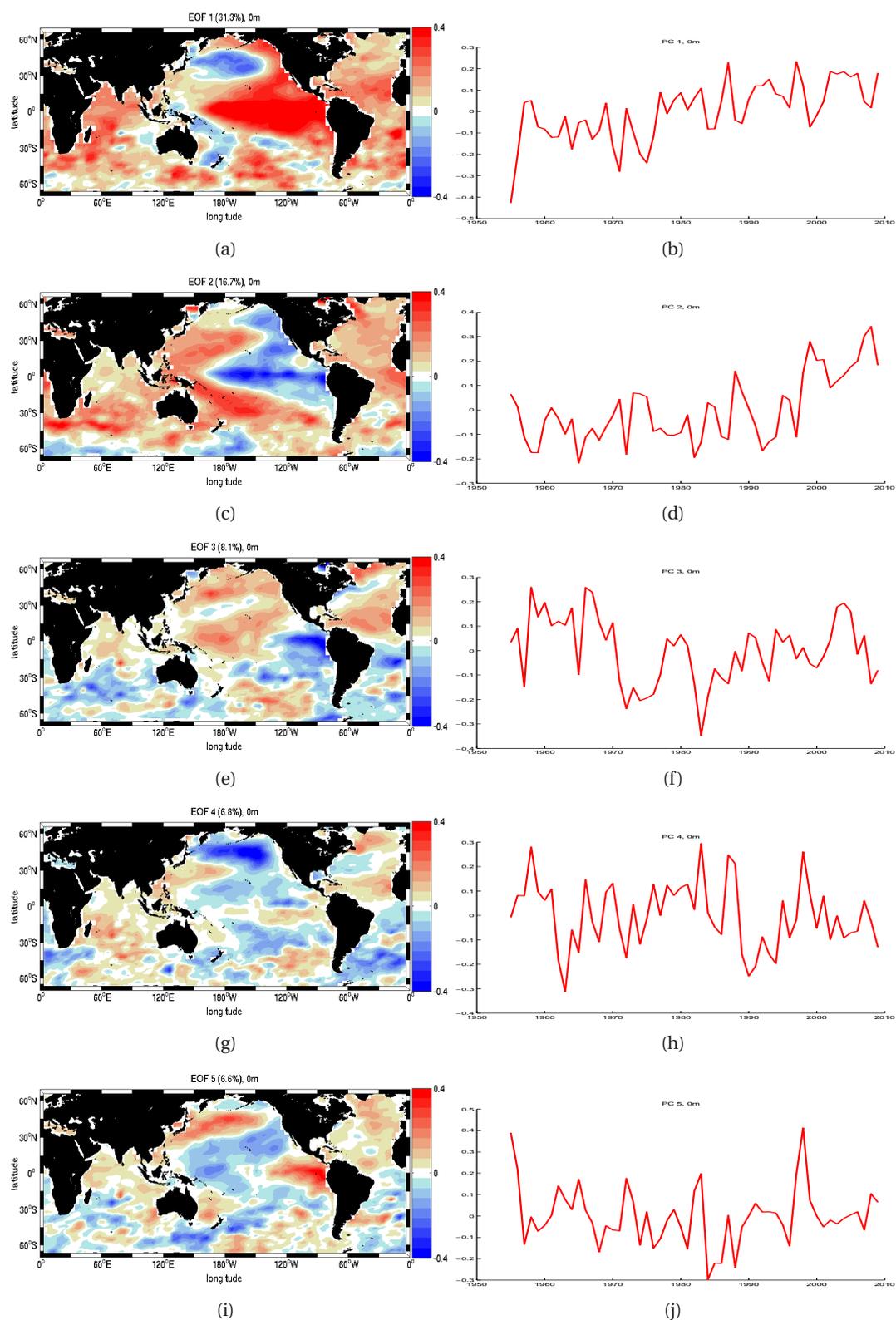


FIGURE C.1 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de SST reconstruits par EOFs, calculées sur la période 1955-2009 et leur composante temporelle.

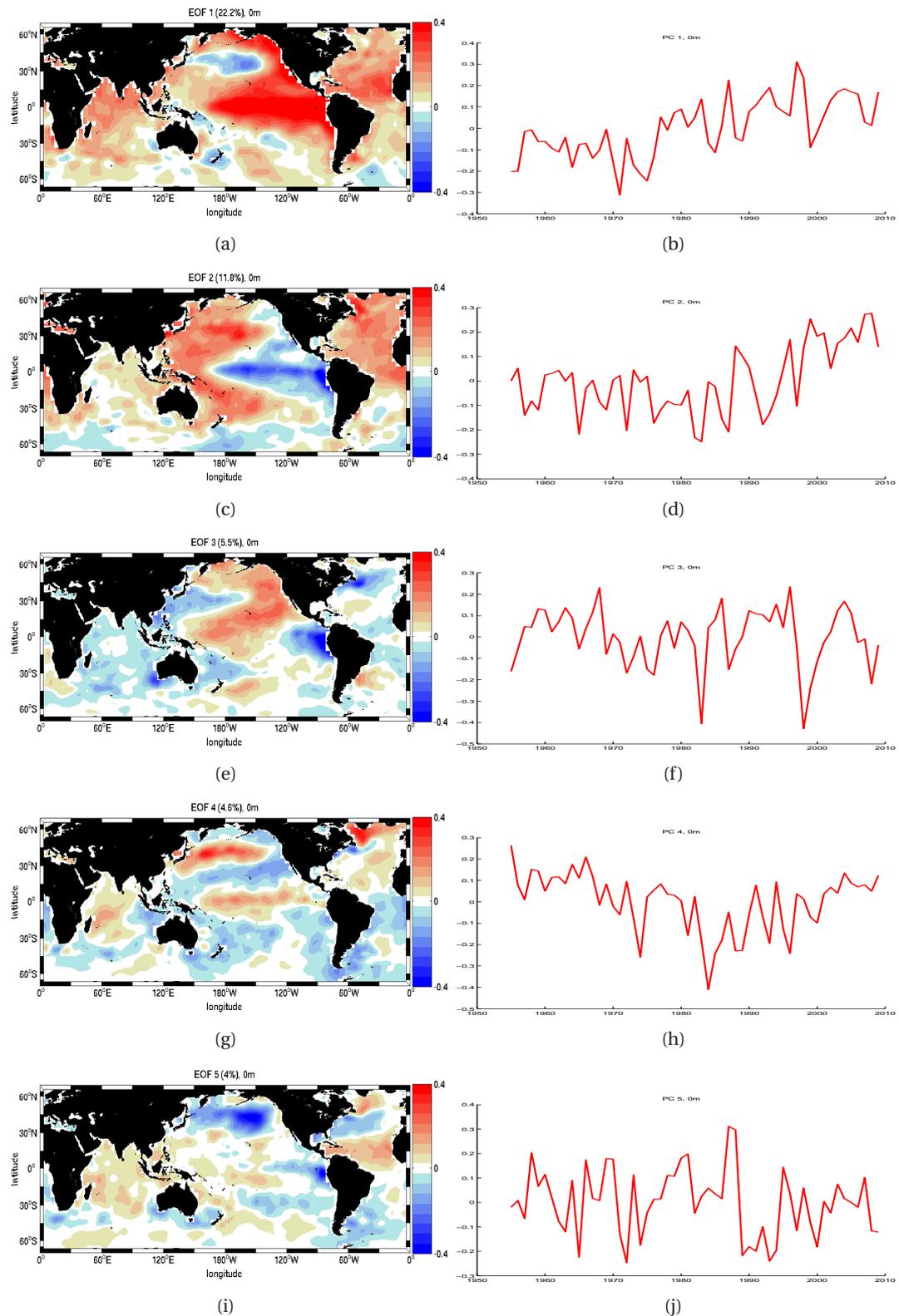


FIGURE C.2 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de SST WOA9 calculées sur la période 1955-2009 et leur composante temporelle.

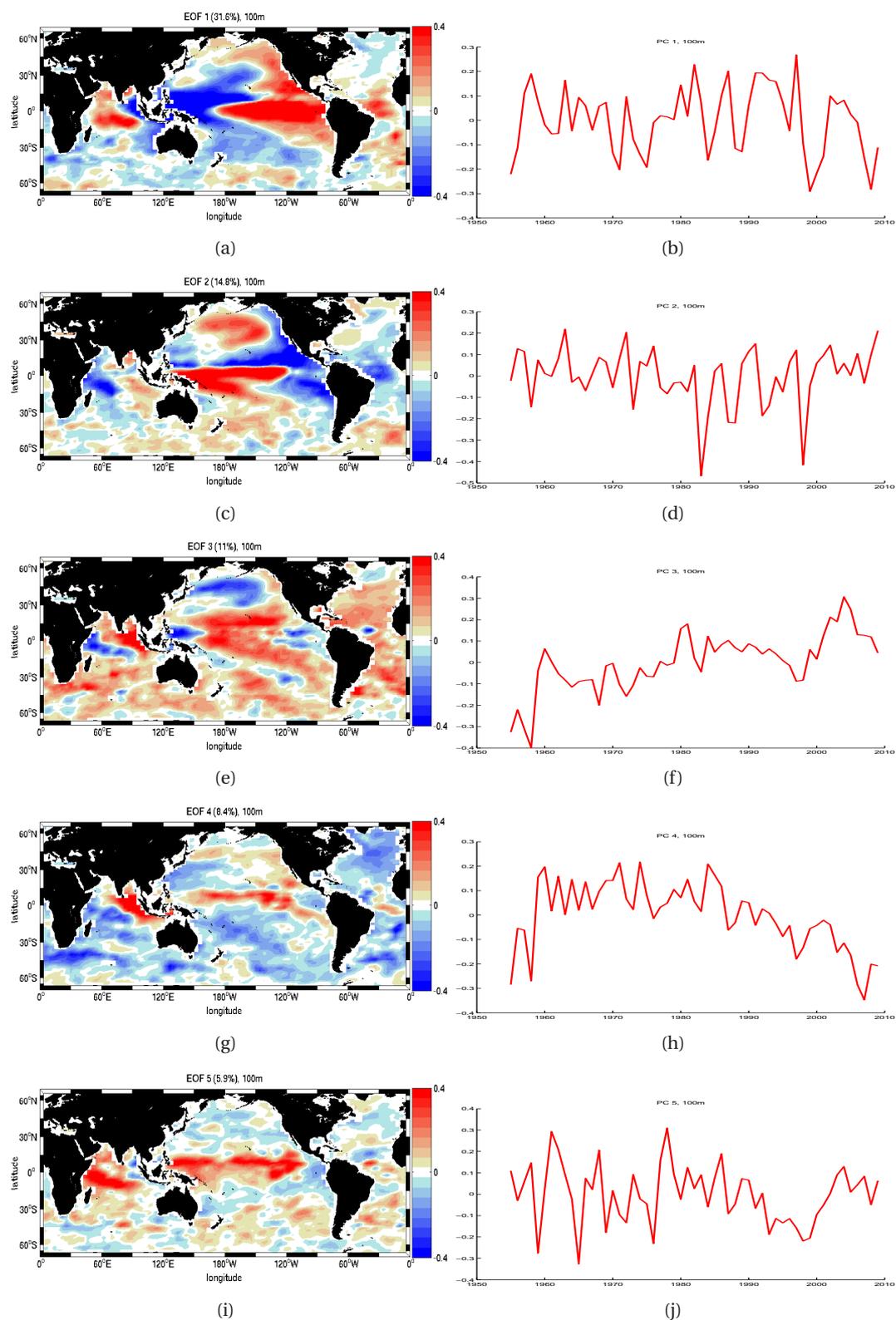


FIGURE C.3 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de température à 100m reconstruits par EOFs, calculées sur la période 1955-2009 et leur composante temporelle.

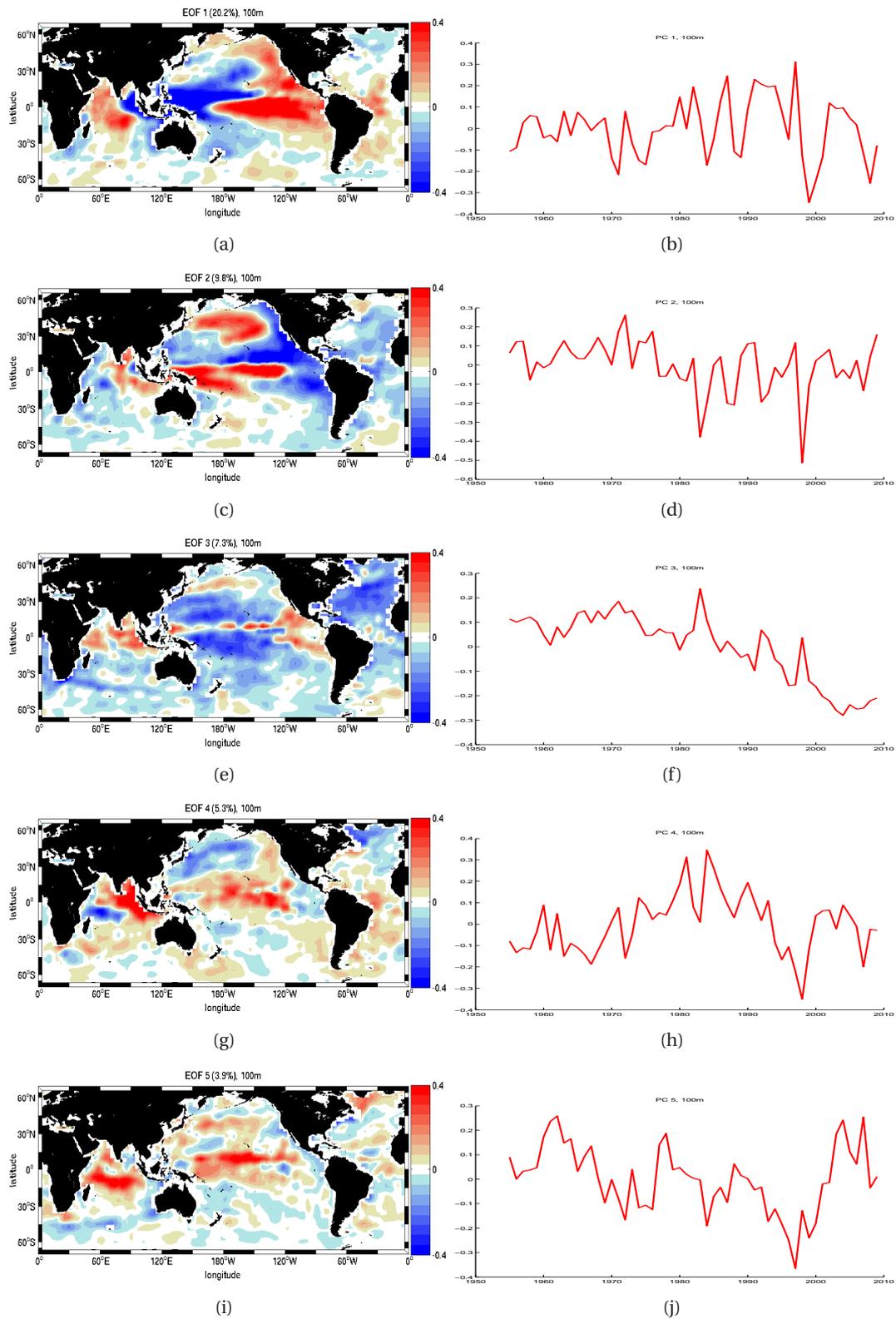


FIGURE C.4 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de température à 100m WOA09 calculées sur la période 1955-2009 et leur composante temporelle.

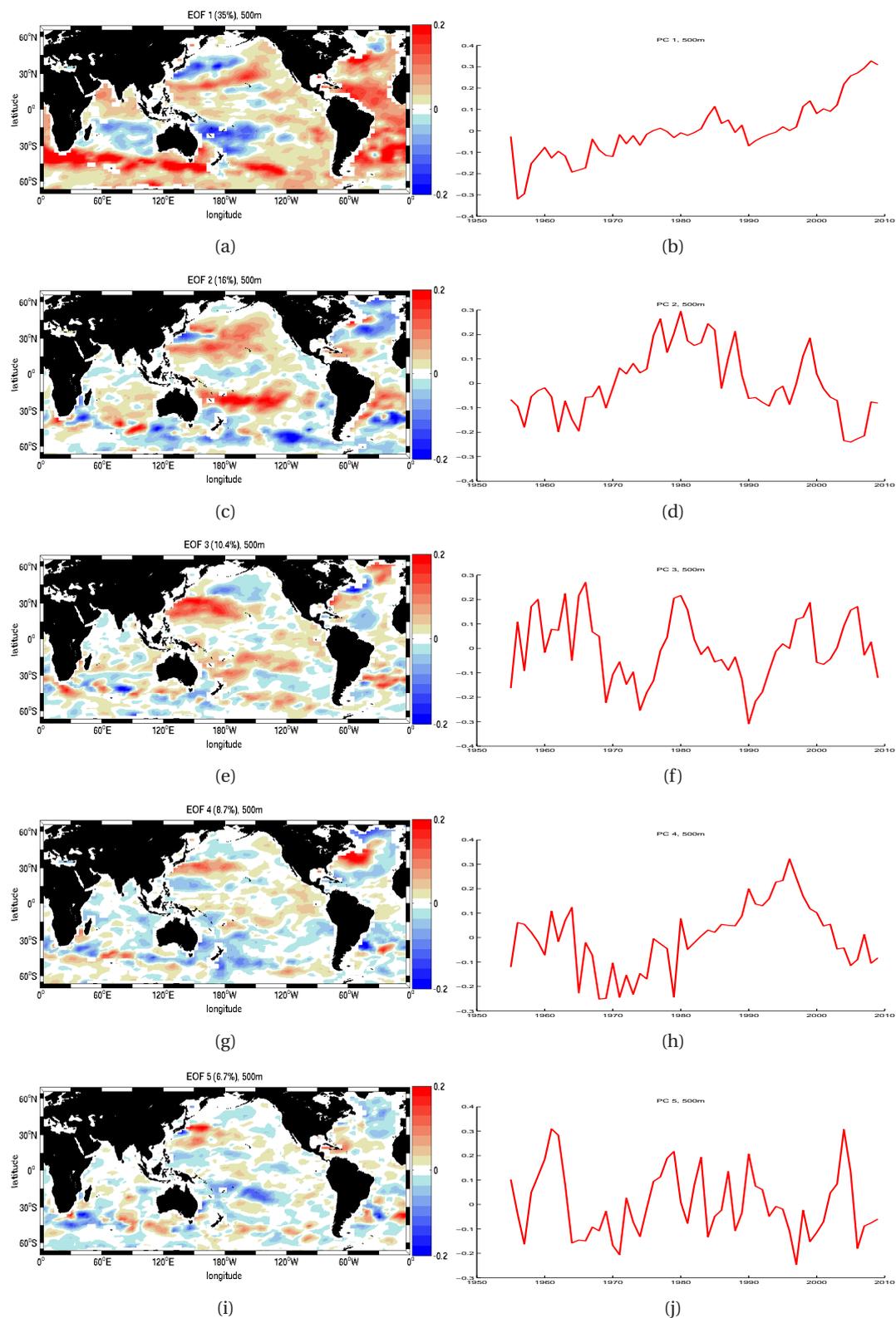


FIGURE C.5 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de température à 500m reconstruits par EOFs, calculées sur la période 1955-2009 et leur composante temporelle.

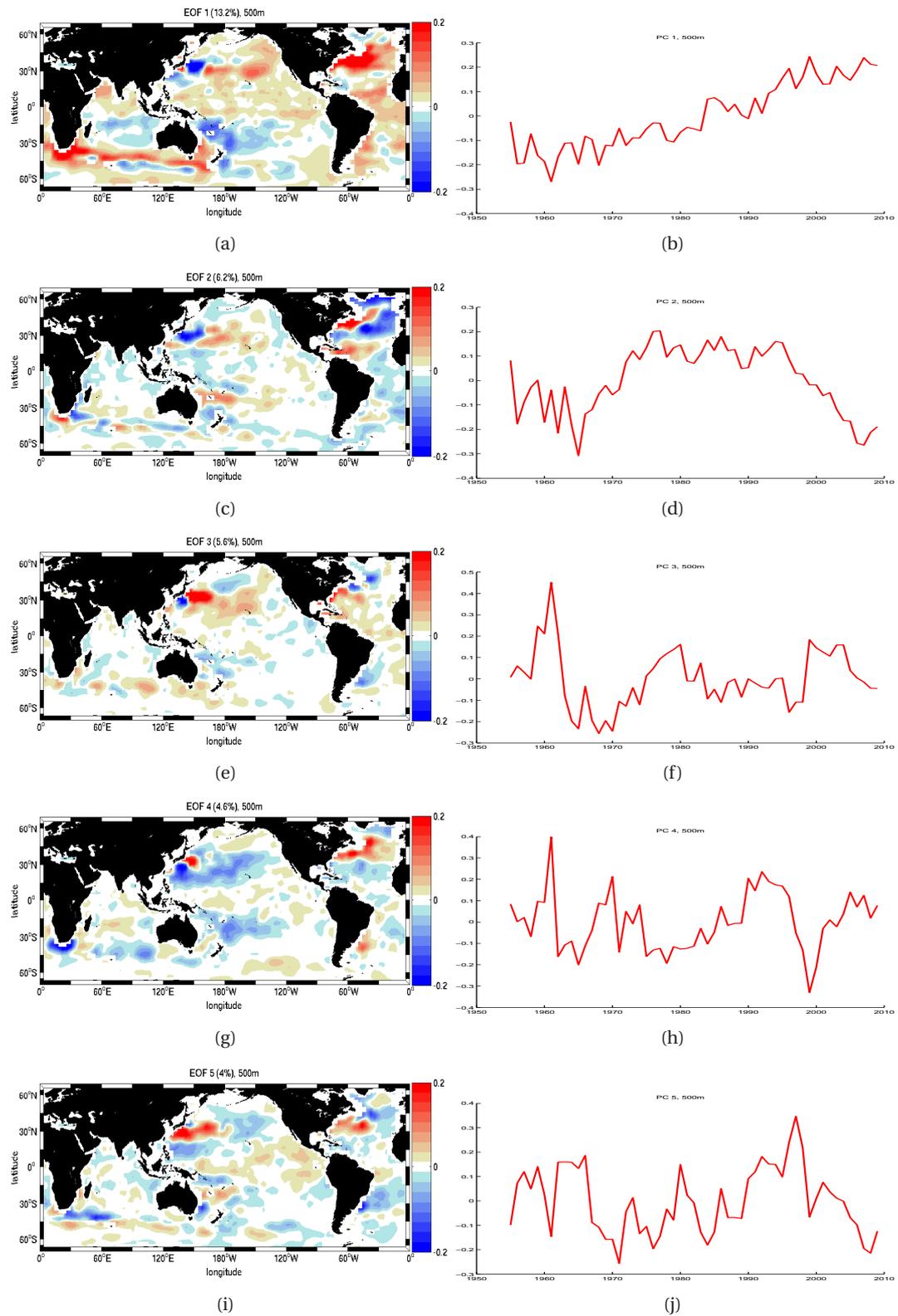


FIGURE C.6 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de température à 500m WOA09 calculées sur la période 1955-2009 et leur composante temporelle.

Salinité

De même que pour la température, nous présentons ici les 5 principaux modes de variabilité des champs de salinité reconstruits sur la période 1957-1996 pour 3 niveaux de profondeur différents (surface, 100m et 500m). Les champs de salinité de surface ont été reconstruits avec 13 EOFs. Dans le cas des reconstruction de la salinité à 100m et 500m, le nombre d'EOFs retenu est estimé à 11. Les EOFs des champs reconstruits (panneaux C.7, C.9 et C.11) peuvent être comparées à celles des champs WOA09 (panneaux C.8, C.10 et C.12) et viennent en complément des figures montrées en chapitre 4.

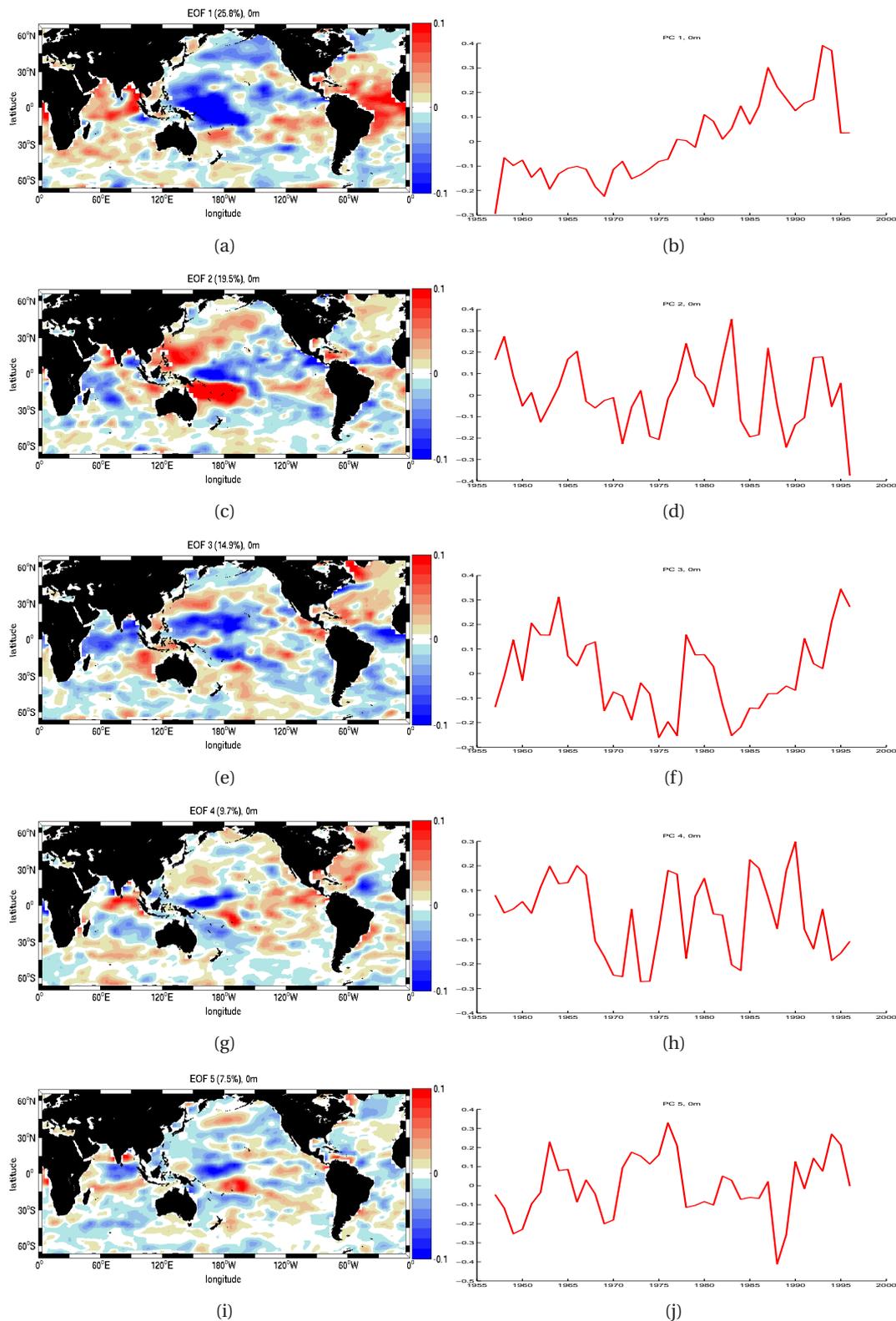


FIGURE C.7 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de SSS reconstruits par EOFs, calculées sur la période 1957-1996 et leur composante temporelle.

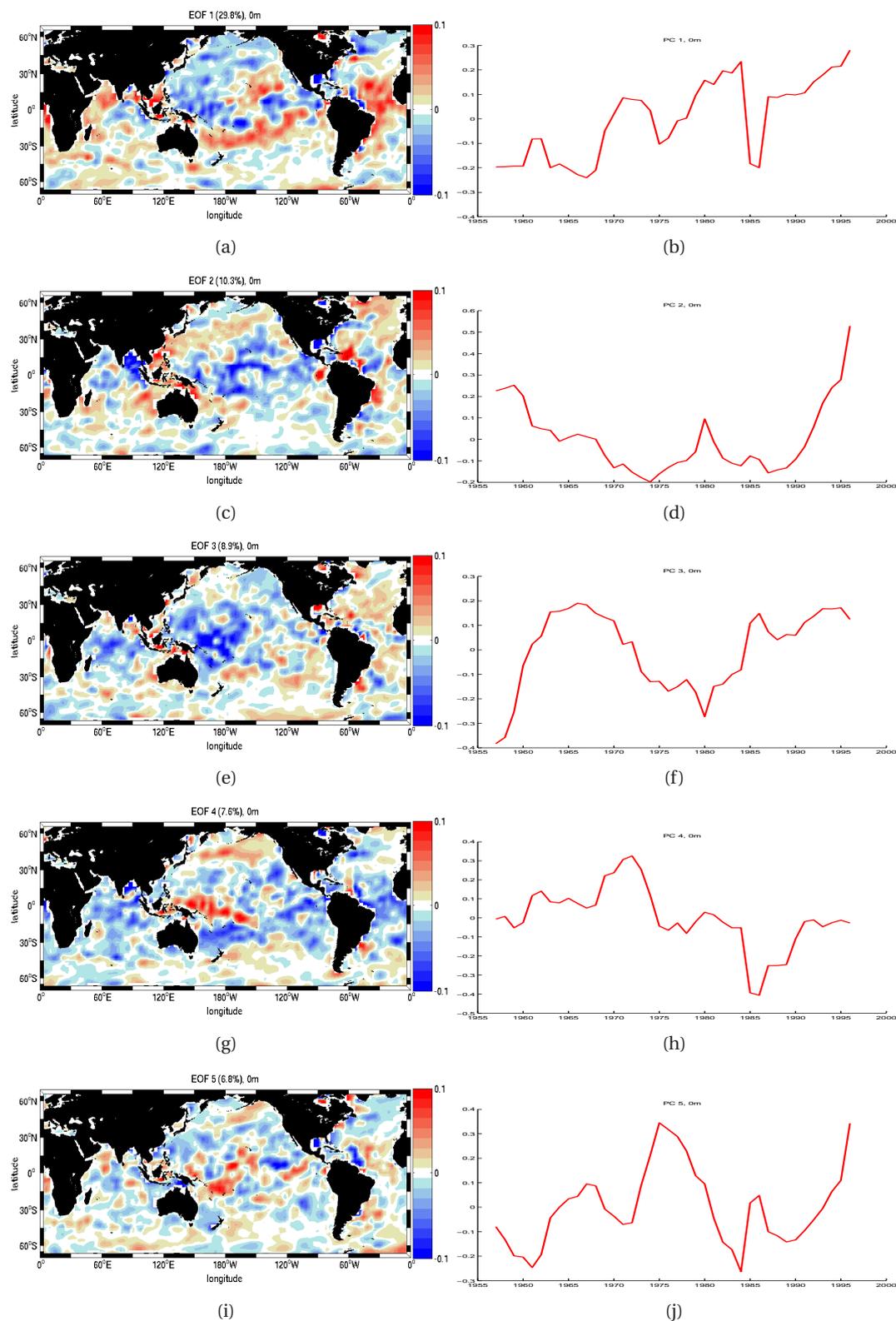


FIGURE C.8 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de SSS WOA05 calculées sur la période 1957-1996 et leur composante temporelle.

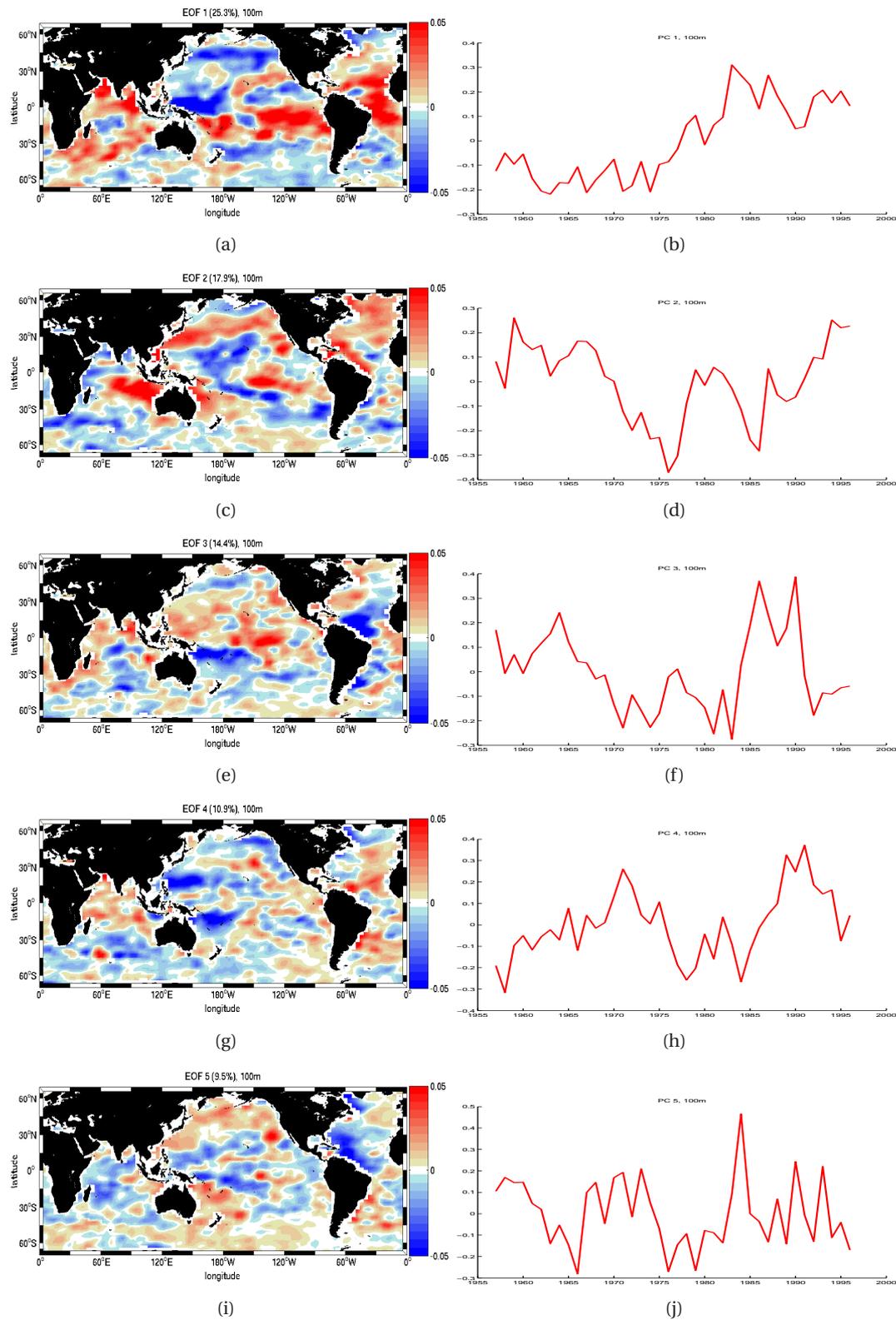


FIGURE C.9 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de salinité à 100m reconstruits par EOFs, calculées sur la période 1957-1996 et leur composante temporelle.

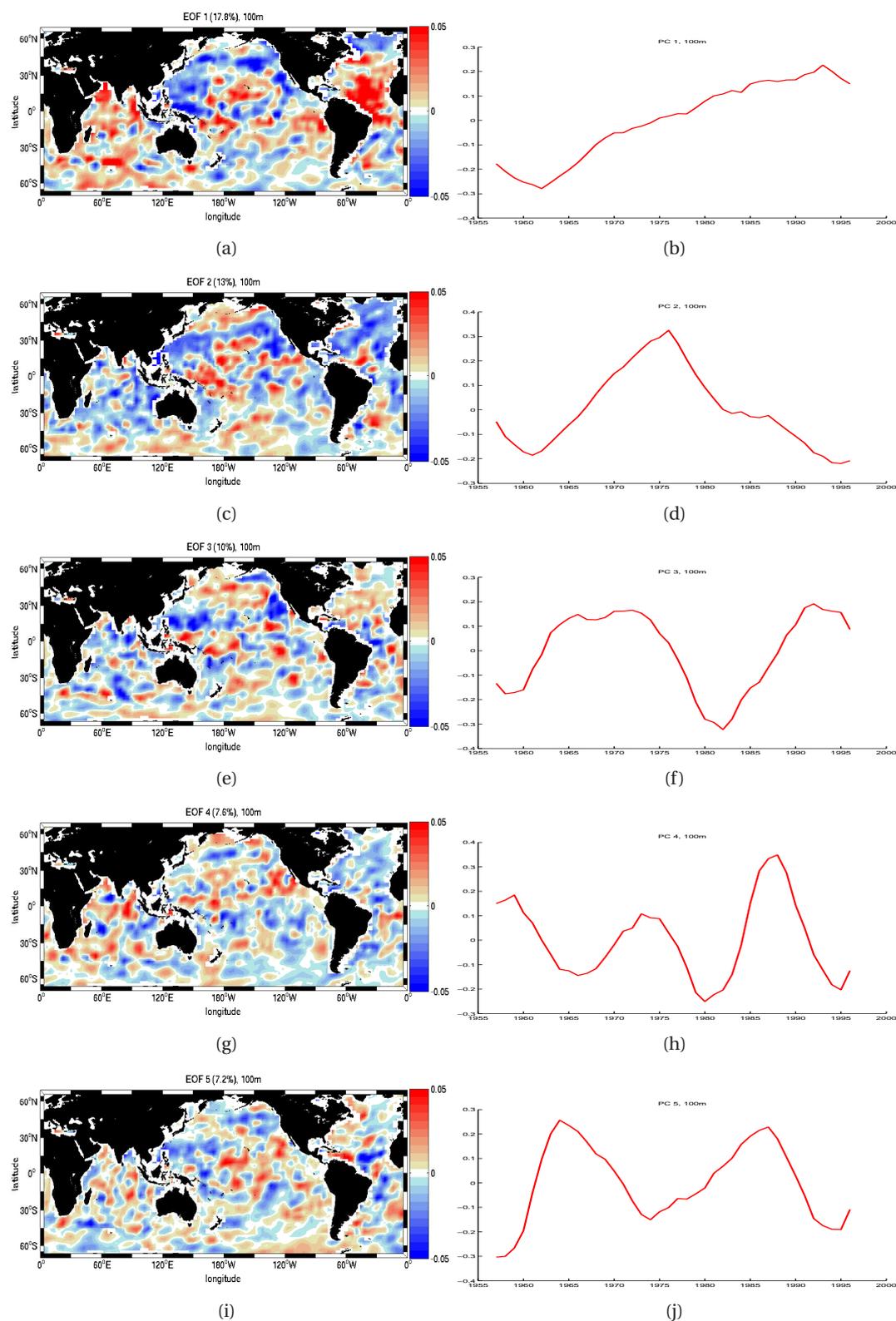


FIGURE C.10 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de salinité à 100m WOA05 calculées sur la période 1957-1996 et leur composante temporelle.

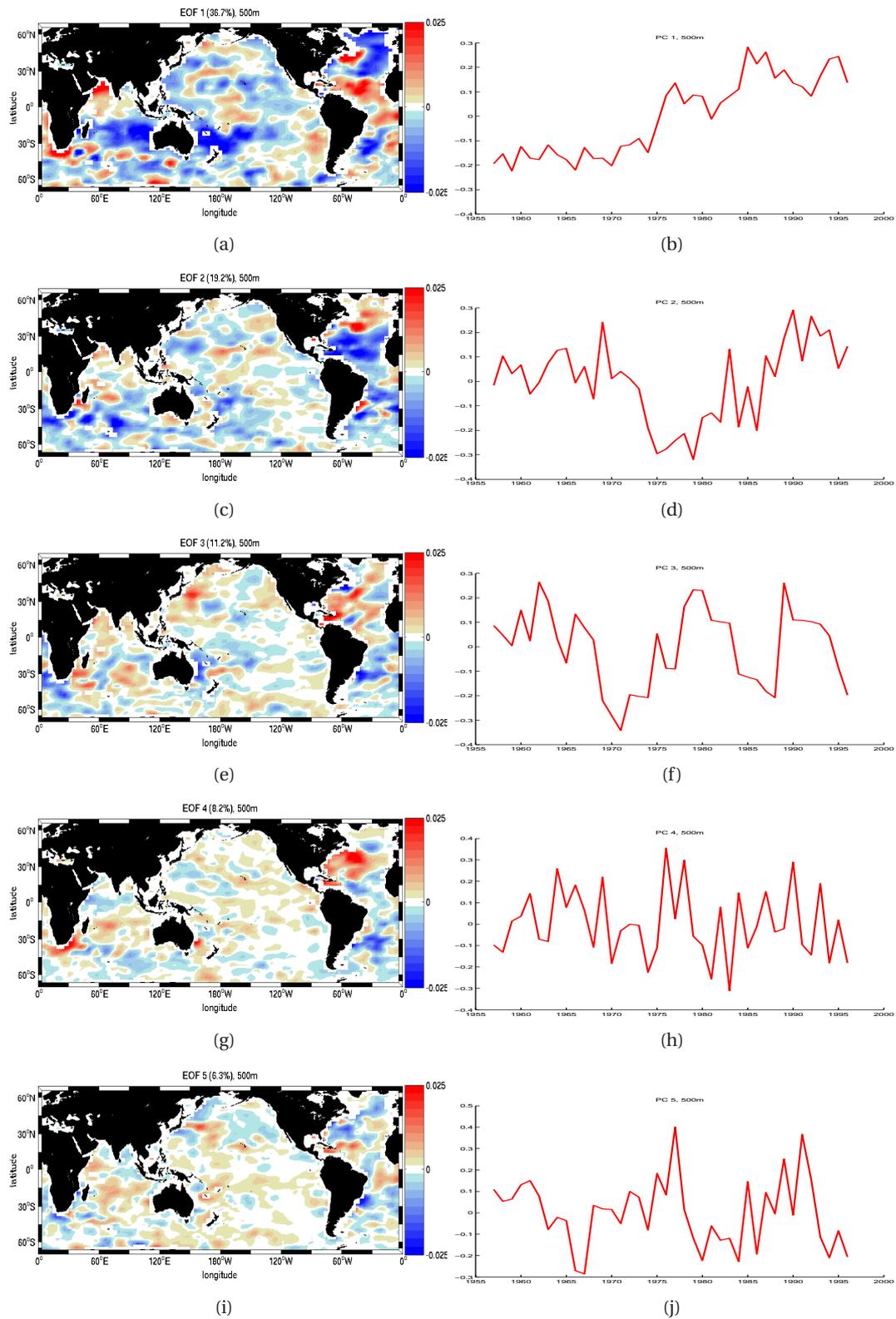


FIGURE C.11 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de salinité à 500m reconstruits par EOFs, calculées sur la période 1957-1996 et leur composante temporelle.

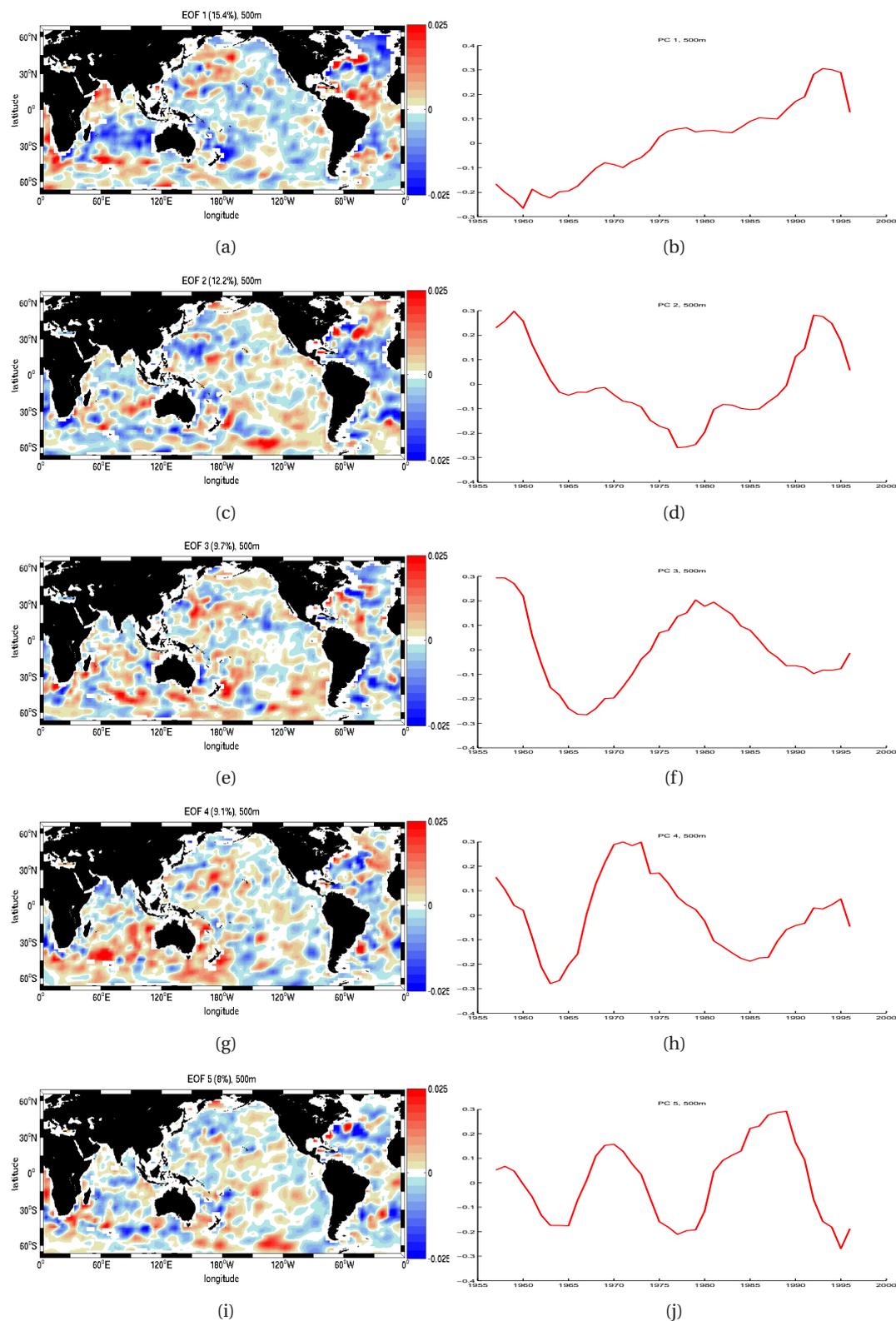


FIGURE C.12 – les 5 premières EOFs des champs d'anomalies de salinité à 500m WOA05 calculées sur la période 1957-1996 et leur composante temporelle.

C.2 Salinité de surface par bassin

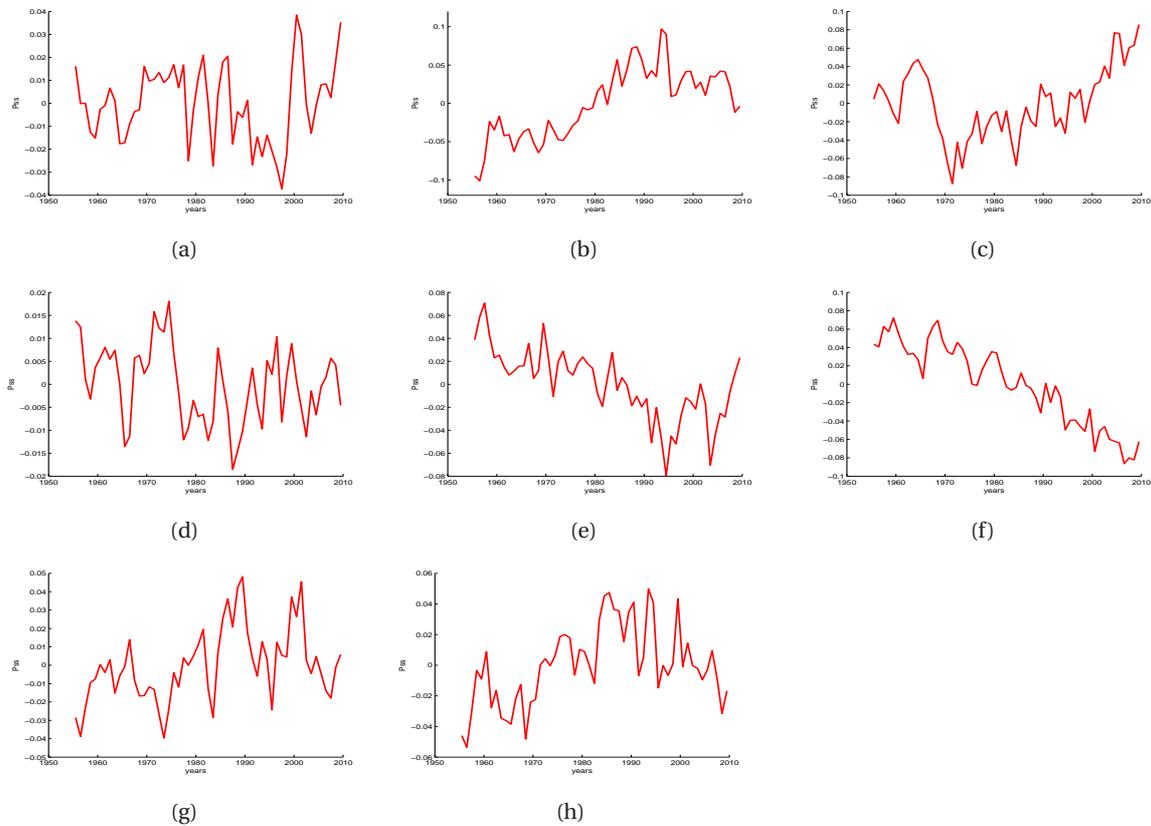


FIGURE C.13 – Evolution de la SSS par bassin pour les champs d'anomalie reconstruits par EOFs. En haut, le bassin Atlantique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) au milieu, le bassin Pacifique (60S-30S/30S-30N/30N-60N) et en bas le bassin Indien (60S-30S/30S-30N).

Bibliographie

Alvera-Azcarate A., A. Barth, M. Rixen, J.M. Beckers. Reconstruction of incomplete oceanographic data sets using empirical orthogonal functions : application to the Adriatic Sea surface temperature. *Ocean Modelling*, 9 : 325-346, **2005**.

Alvera-Azcarate A., A. Barth, J.M. Beckers, R.H. Weisberg. Multivariate Reconstruction of Missing Data in Sea Surface Temperature, Chlorophyll and Wind Satellite Fields. *Journal of Geophysical Research*, 112, **2007**.

Antonov J. I., S. Levitus and T. P. Boyer. Steric sea level variations during 1957–1994 : Importance of salinity. *J. Geophys. Res.*, 107 : 8013, **2002**.

Beckers J.M. and M. Rixen. EOF Calculations and Data Filling from Incomplete Oceanographic Datasets. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 20 : 1839-1856, **2003**.

Beckers J.M., A. Barth, and A. Alvera-Azcarate. DINEOF reconstruction of clouded images including error maps – application to the Sea-Surface Temperature around Corsican Island. *Ocean Science*, 2 : 183-199, **2006**.

Behringer, D. W. The global ocean data assimilation system (GODAS) at NCEP. Preprints, 11th Symp. on Integrated Observing and Assimilation Systems for the Atmosphere, Oceans, and Land Surface (IOAS-AOLS). *Meteor. Soc.*, 3.3, **2005**.

Bell, M. J. Assessment of the FOAM global data assimilation system for real-time operational ocean forecasting. *J. Mar. Syst.*, 25 : 1-22, **2000**.

Bellucci, A., S. Masina, P. Di Pietro, and A. Navarra. Using temperature–salinity relations in a global ocean implementation of a multivariate data assimilation scheme. *Monthly Weather Review*, 135 : 3785–3807, **2007**.

Bindoff N. L. and T.J. McDougall. Decadal Changes along an Indian Ocean Section at 32°S and Their Interpretation. *J. Phys. Oceanogr.*, 30 : 1207-1222, **2000**.

Boning C. W., A; Dispert, M. Visbeck, S. R. Rintoul and F. U. Schwartzkopf. The response of the Antarctic Circumpolar Current to recent climate change. *Nature Geosci.*, 1, **2008**.

Boyer T. P., S. Levitus, J. I. Antonov, R. A. Locarnini, and H. E. Garcia. Linear trends in salinity for the World Ocean, 1955–1998. *Geophys. Res. Lett.*, 32, **2005**.

Boyer T., S. Levitus, J. Antonov, R. Locarnini, A. Mishonov, H. Garcia, and S. A. Josey. Changes in freshwater content in the North Atlantic Ocean 1955–2006. *Geophys. Res. Lett.*, 34, **2007**.

Bretherton F. P., R. E. Davis, C.B. Fandry. A technique for objective analysis and design of oceanographic experiments applied to MODE-73. *Deep-Sea Res.*, 23, 559-582, **1976**.

Carson M. and D. E. Harrison. Is the Upper Ocean Warming? Comparisons of 50-Year Trends from Different Analyses. *J. Climate*, 21, 2259-2268, **2008**.

Carton, J. A., and B. S. Giese. reanalysis of ocean climate using Simple Ocean Data Assimilation (SODA). *Monthly Weather Review*, 136 : 2999–3017, **2008**.

Carton J. A. and A. Santorelli. Global Decadal Upper-Ocean Heat Content as Viewed in Nine Analyses. *J. Clim.*, 21 : 6015-6035, **2008**.

Chatelin F. Eigenvalues of Matrices. *Wiley*, **1993**.

Church J. A., N. White, R. Coleman, K. Lambeck, J.X. Mitrovica. Estimates of the Regional Distribution of Sea Level Rise over the 1950–2000 Period. *J. Climate*, 17, 2609-2625, **2004**.

Church John A., N. J. White, T. Aarup, W. S. Wilson, P. L. Woodworth, C. M. Domingues, J. R. Hunter and K. Lambeck. Understanding global sea levels : past, present and future. *Sustain Sci.*, 22, **2008**.

Church John A. and N. J. White. Sea-Level Rise from the Late 19th to the Early 21st Century. *Surv. Geophys.*, **2011**.

Curry R., B. Dickson and I. Yashayaev. A change in the freshwater balance of the Atlantic Ocean over the past four decades. *Nature*, 426 : 826-829, **2003**.

Davey M. Enhanced ocean data assimilation and climate prediction. *European Commission Framework 5 Project Final Rep.*, 79 pp, **2005**.

Delcroix T. and J. Picaut. Zonal displacement of the western equatorial Pacific “fresh pool”. *J. Geo-*

phys. Res., 103, 1087-1098, **1998**.

Di Nezio, P.N. and G.J. Goni. Identifying and estimating biases between XBT and Argo observations using satellite altimetry. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 27 : 226-240, **2010**.

Domingues C. M., J. A. Church, N. J. White, P. J. Gleckler, S. E. Wijffels, P. M. Barker. and J. R. Dunn. Improved estimates of upper-ocean warming and multi-decadal sea level rise. *Nature*, 453 : 1090-1093, **2008**.

Durack P. J. and S. Wijffels. Fifty-Year Trends in Global Ocean Salinities and Their Relationship to Broad-Scale Warming. *J. Climate*, 23 : 4342-4362, **2010**.

Emori S. and S. J. Brown. Dynamic and thermodynamic changes in mean and extreme precipitation under changed climate. *Geophys. Res. Lett.*, 32, **2005**.

Forget G. and C Wunsch. Estimated Global Hydrographic Variability. *J. Phys. Oceanogr.*, 37, 1997-2008, **2007**.

Frankignoul C. and E. Kestenare. The surface heat flux feedback. Part I : estimates from observations in the Atlantic and the North Pacific. *Clim. Dyn.*, 19, 633-647, **2002**.

Gaillard F., E. Brion, R. Charraudeau. ISAS V5 : Description of the method and user manual. *Rapport LPO*, **2009**.

Gandin S. L. Objective analysis of meteorological fields. 100-477-705, **1965**.

Gille S. T. Decadal-Scale Temperature Trends in the Southern Hemisphere Ocean. *J. Clim.*, 21 : 4749-4765, **2008**.

Goldenberg S. B., C. W. Landsea, A. M. Mestas-Nuñez, and W. M. Gray. The recent increase in Atlantic hurricane activity : Causes and implications. *Science*, 293 : 474-479, **2001**.

Gouretski V., and K. Koltermann. How much is the ocean really warming? *Geophys. Res. Lett.*, 34, **2007**.

Gouretski V. and F. Reseghetti. On depth and temperature biases in bathythermograph data : Development of a new correction scheme based on analysis of a global ocean database. *Deep-Sea Res.*, 57 : 812-833, **2010**.

Gouriou Y. and T. Delcroix. Seasonal and ENSO variations of sea surface salinity and tempera-

ture in the South Pacific Convergence Zone during 1976–2000. *J. Geophys. Res.*, 107, **2002**.

Hanawa K., P. Rual, R. Bailey, A. Sy and M. Szabados. A new depth-time equation for Sippican or TSK T-7, T-6 and T-4 expendable bathythermographs (XBT). *Deep Sea Res.*, 42 : 1423-1451, **1995**.

Hansen, J., Mki. Sato, R. Ruedy, L. Nazarenko, A. Lacis, G.A. Schmidt, G. Russell, I. Aleinov, M. Bauer, S. Bauer, N. Bell, B. Cairns, V. Canuto, M. Chandler, Y. Cheng, A. Del Genio, G. Faluvegi, E. Fleming, A. Friend, T. Hall, C. Jackman, M. Kelley, N.Y. Kiang, D. Koch, J. Lean, J. Lerner, K. Lo, S. Menon, R.L. Miller, P. Minnis, T. Novakov, V. Oinas, J.P. Perlwitz, Ju. Perlwitz, D. Rind, A. Romanou, D. Shindell, P. Stone, S. Sun, N. Tausnev, D. Thresher, B. Wielicki, T. Wong, M. Yao, and S. Zhang. Efficacy of climate forcings. *Journal of Geophysical Research*, 110, **2005**.

Held I. M. and B. J. Soden. Robust Responses of the Hydrological Cycle to Global Warming. *J. Climate*, 19, 5686-5699, **2006**.

Ishii M., M. Kimoto, K. Sakamoto, and S. I. Iwasaki. Steric sea level changes estimated from historical ocean subsurface temperature and salinity analyses. *J. Oceanogr.*, 62 : 155-170, **2006**.

Ishii M., and M. Kimoto. Reevaluation of historical ocean heat content variations with time-varying XBT and MBT depth bias corrections. *J. Oceanogr.*, 65 : 287-299, **2009**.

Kaplan A., M. A. Cane, Y. Kushnir, A. C. Clement, M. B. Blumenthal and B. Rajagopalan. Analyses of global sea surface temperature 1856-1991. *J. Geophys. Research*, 103, 18,567-18,58, **1998**.

Kizu, S., C. Sukigara, and K. Hanawa. Comparison of the fall rate and structure of recent T-7 XBT manufactured by Sippican and TSK. *Ocean Science*, 7 : 231-244, **2011**.

Knight J. R., R. J. Allan, C. K. Folland, M. Vellinga. A signature of persistent natural thermohaline circulation cycles in observed climate. *Geophys. Res. Lett.*, 32, **2005**.

Köhl, A., and D. Stammer. Decadal sea level changes in the 50-year GECCO ocean synthesis. *J. Climate*, 21 : 1876–1890, **2008**.

Le Traon P. Y., R. Morrow. Chapter 3 Ocean Currents and Eddies. *International Geophysics*, 69, 171-215. **2001**.

Levitus, S.; H.I. Antonov, J. Wang, T.L. Delworth, K.W. Dixon, and A.J. Broccoli. Anthropogenic warming of Earth's climate system. *Science*, 292 : 265-270, **2001**.

Levitus S., J. Antonov, and T. Boyer. Warming of the world ocean, 1955-2003. *Geophys. Res. Lett.*,

32, **2005**.

Levitus S., J Antonov, T. Boyer, R.A. Locarnini, H.E. Garcia and A.V. Mishonov. Global ocean heat content 1955-2008 in light of recently revealed instrumentation problems. *Geophys. Res. Lett.*, 36, **2009**.

Locarnini, R.A., A.V. Mishonov, J.I. Antonov, T.P. Boyer, and H.E. Garcia. World Ocean Atlas 2005, Volume 1 : Temperature. *NOAA Atlas NESDIS 61, U.S. Government Printing Office, 2006*.

Lyman, J.M., and G.C. Johnson. Estimating annual global upper-ocean heat content anomalies despite irregular in situ ocean sampling. *J. Clim.*, 21 : 5629-5641, **2008**.

Lyman J. M., S. A. Good, V.V. Gouretski, M. Ishii, G. C. Johnson, M. D. Palmer, D. M. Smith, J. K. Willis. Robust warming of the global upper ocean. *Nature*, 465 : 334-336, **2010**.

Molines J.M., A.M. Treguier, B. Barnier, L. Brodeau, J. Le Sommer, G. Madec, T. Penduff, S. Theetten, Y. Drillet, C. Talandier, J. Orr, Z. Lachkar. Le modèle DRAKKAR de la variabilité océanique globale, 1958-2004. **2006**.

Overland J.E and R.W. Preisendorfer. A Significance Test for Principal Component Applied to a Cyclone Climatology. *Monthly Weather Review*, 110, **1981**.

Oka E. Long-term Sensor Drift Found in Recovered Argo Profiling Floats. *J. Oceanogr.*, 61, 775-781, **2005**.

Palmer M. D., K. Haines, S. F. B. Tett and T. J. Ansell. Isolating the signal of ocean global warming. *Geophys. Res. Lett.*, 34, **2007**.

Prien, R. D., (2001), Electrical properties of sea water. *Encyclopedia of Ocean Sciences* 832-839, **2001**.

Reseghetti F., M. Borghini, and G.M.R. Manzella. Factors affecting the quality of XBT data - results of analyses on profiles from the Western Mediterranean Sea. *Ocean Science*, 3 : 59-75, **2007**.

Reverdin G., E. Kestenare, C. Frankignoul, T. Delcroix. Surface salinity in the Atlantic Ocean (30S–50N). *Progress in Oceanogr.*, 73, **2007**.

Reverdin, G., F. Marin, B. Bourles and P. L'Herminier. XBT temperature errors during French research cruises (1999-2009). *J. of Atmos. and Oceanic Technol.*, 26 : 2462-2473, **2009**.

Reynolds R. W. and T. M. Smith. Improved Global Sea Surface temperature Analyses Using Op-

imum Interpolation. *J. Climate*, 7, 929-948, **1994**.

Seaver, G. A., and S., Kuleshov. Experimental and Analytical Error of the Expendable Bathythermograph. *J. Phys. Oceanogr.*, 12 : 592-600, **1982**.

Smith T. M., R. W. Reynolds, R. E. Livezey, D. C. Stokes. Reconstruction of historical sea surface temperatures using empirical orthogonal functions. *J. Climate*, 9, 1403-1416, **1996**.

Solomon S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Cambridge University Press*, 996p, **2007**.

Spilhaus A. F. Bathythermograph. *United States Patent office*, 2297725, **1938**.

Sun, C., M. M. Rienecker, A. Rosati, M. Harrison, A. Wittenberg, C. L. Keppenne, J. P. Jacob, and R. M. Kovach. Comparison and sensitivity of ODASI ocean analyses in the tropical Pacific. *Monthly Weather Review*, 135 : 2242–2264, **2007**.

Sutton, R. T., and D. L. R. Hodson, 2005. Atlantic ocean forcing of North American and European summer climate. *Science*, 309 : 115–118, **2005**.

Terray L., L. Corre, S. Cravatte, T. Delcroix, G. Reverdin, A. Ribes. Near-surface salinity as Nature's rain gauge to detect human influence on the tropical water cycle. *J. Clim.*, <http://dx.doi.org/10.1175/JCLI-D-10-05025.1>, **2011**.

Thadathil P, A. K. Saran, V. V. Gopalakrishna, P. Vethamony, N. Araligidad, and R. Bailey. XBT Fall Rate in Waters of Extreme Temperature : A Case Study in the Antarctic Ocean. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 19 : 391-396, **2002**.

Toumazou V. and J.F. Cretau. Using a Lanczos Eigensolver in the Computation of Empirical Orthogonal Functions. *Monthly Weather Review*, 129 : 1243-1250, **2001**.

Von Schuckmann K. and P. Y. Le Traon. How well can we derive Global Ocean Indicators from Argo data? *Ocean Sci.*, 7, 783-791, **2011**.

Wijffels, Susan E., J. Willis, C. M. Domingues, P. Barker, N. J. White, A. Gronell, K. Ridgway, and J. A. Church. Changing Expendable Bathythermograph Fall Rates and Their Impact on Estimates of Thermosteric Sea Level Rise. *J. Climate*, 21 : 5657-5672, **2008**.

Willis, J.,K., J.M. Lyman , G.C. Johnson, and J. Gilson. In situ data biases and recent ocean heat

content variability. *J. Atmos. And Ocean. Tech.*, 26 : 846-852, **2009**.

Wong A., N. L. Bindoff and J. A. Church. Large-scale freshening of intermediate waters in the Pacific and Indian oceans. *Nature*, 400 : 440-443, **1999**.

Wong A., N. L. Bindoff and J. A. Church. Freshwater and Heat Changes in the North and South Pacific Oceans between the 1960s and 1985–94. *J. Clim.*, 14 : 1613-1633, **2001**.

Thèse de Doctorat
de l'Université de Bretagne Occidentale

Caractérisation des effets du réchauffement
climatique sur l'océan superficiel au cours des 50
dernières années.

Mathieu Hamon

RESUME

Identifier et caractériser les effets du réchauffement climatique est un des grands enjeux scientifiques de ce début de siècle. Élévation du niveau des mers, bouleversements hydrologiques sont autant de conséquences de ce phénomène qui conditionnent l'existence de toutes les formes de vie présentes sur Terre.

Dû à sa capacité thermique élevée, on estime que 84% de l'énergie développée par le réchauffement climatique est stockée dans les premières couches de l'océan. Il est cependant assez difficile d'évaluer son impact global au cours des 50 dernières années car l'océan ne se réchauffe pas de manière uniforme et l'échantillonnage in-homogène (spatial et temporel) des mesures océanographiques, des erreurs instrumentales (XBT) et des biais relatifs aux processus d'estimation des indicateurs globaux peuvent altérer notre appréciation de l'évolution des paramètres océaniques.

Afin de pallier ces difficultés inhérentes à l'exploitation des mesures in situ, nous proposons dans cette thèse une correction empirique des données XBT basée sur l'analyse de profils colocalisés, caractérisée par une fonction parabolique sur l'immersion de la sonde et un terme d'offset thermique. À partir de la base de données corrigée, nous présentons ensuite une méthode originale de création de champs grillés grande échelle s'articulant autour de la reconstruction des modes propres de variabilité (DINEOF). Enfin, nous présentons les principaux résultats issus de ces reconstructions en termes de tendances globales et de variabilité du contenu thermique et contenu d'eau douce. Ces travaux contribuent ainsi à mieux documenter la variabilité océanique dans la couche 0-700m.

MOTS-CLES

Réchauffement climatique - Observations in situ - Biais XBT - Reconstruction de champs - Contenu thermique - Contenu d'eau douce.

Characterization of the effects of global warming on
the ocean surface layers over the last 50 years.

Mathieu Hamon

SUMMARY

To identify and characterize the effects of global warming is one of the major scientific challenges of this new century. The rise of sea level, the hydrological changes are some consequences of this phenomenon which will influence all forms of life on Earth.

Due to its high thermal capacity, it is estimated that 84% of the energy developed by global warming is stored in the first layers of the ocean. However, it is rather difficult to assess its overall impact over the last 50 years because the ocean is not warming uniformly and the inhomogeneous sampling (spatial and temporal) of oceanographic observations, instrumental errors (XBT) and biases related to the estimation process of global indicators can affect our assessment of the evolution of ocean parameters.

To overcome these difficulties of in situ measurements analysis, we propose here an empirical correction of XBT data based on the analysis of collocated profiles, characterized by a parabolic function of the immersion of the probe and a thermal offset. From the corrected database, we present a new method for creating large-scale gridded fields based on the reconstruction of the natural modes of variability (DINEOF). Finally, we present the main results from these reconstructions in terms of global trends and variability of heat content and freshwater content. This work contributes to better document the oceanic variability in the 0-700m layer.

KEY-WORDS

Global warming - in situ measurement - XBT bias - Field reconstruction - Heat content - Freshwater content.