Nicolas Daget

Calcul des variances d'erreur d'observations pour OPAVAR sur la grille ORCA2

6 février 2007

Technical Report
TR/CMGC/07/12
GLOBC - CERFACS

Table des matières

Table des figures

Chapitre 1

Résumé

La spécification des matrices de covariances d'erreur d'ébauche et d'observations sont un point crucial de l'assimilation de données. Dans ce sens, la méthode de Fu et al. [2] permet de calculer les variances d'erreur d'observations en tenant compte de l'erreur de représentativité importante sur une grille telle qu'ORCA2. Son application est donc présentée dans ce rapport ainsi que les traitements ultérieurs effectués.

L'impact de ces nouvelles variances d'erreur d'observations est ensuite étudié et comparé avec l'ancienne spécification des ces variances d'erreur. Les résultats sont très encourageants, surtout pour la température, avec une baisse de l'écart-type de l'écart des observations à l'ébauche et de l'accroissement relatif de l'erreur.

Chapitre 2

Introduction

Dans le système d'assimilation de données océaniques OPAVAR, il existe plusieurs possibilités pour paramétrer la matrice de covariances d'erreur d'observations. Cette matrice, généralement nommée **R**, permet de définir la confiance que le système a dans les observations. Dans l'équation que le système d'assimilation tente de minimiser, il existe une autre matrice. C'est la matrice de covariances d'erreur d'ébauche, nommée **B**, qui définit la confiance dans l'ébauche qui est généralement l'état du modèle.

Toute la difficulté de l'assimilation de données est de définir correctement ces deux matrices. En ce qui concerne la matrice de covariances d'erreur des observations, plusieurs hypothèses fortes sont émises. La première est que les observations sont décorrélées entre elles. La seconde est qu'elles sont auto-décorrélées dans le temps. Et la troisième est l'abscence de biais. La conséquence de ces hypothèses est que la matrice peut alors se résumer à sa diagonale, c'est-à-dire à la variance. Ces hypothèses ne peuvent être valables que dans le cas d'observations indépendantes. Elles sont très discutables quand il s'agit d'assimiler des traces satellites ou des cartes. Il n'existe pas encore dans OPAVAR un traitement adapté permettant de tenir compte des corrélations. Une des possibilités reste d'augmenter artificiellement les variances. Mais ceci n'est pas le sujet de ce rapport.

Spécifier ces variances dans un cas simple et classique n'est cependant pas une mince affaire. Quand il s'agit de n'assimiler que les données insitu de température et de salinité, il faut encore, pour chaque observation, définir sa variance.

Actuellement, il existe trois possibilités pour les spécifier. La première est de leur donner une valeur constante. La seconde est de les définir en fonction de la profondeur en utilisant des profils analytiques de Ingleby et Huddleston 2006 [4]. La dernière possibilité est de définir ces variances proportionnellement à celle de la matrice de covariances d'erreur débauche.

Il apparaît cependant qu'une autre possibilité existe. Il est possible de calculer les variances d'erreur des observations sur la grille du modèle et d'ensuite interpoler ces valeurs aux points des observations. Cette méthode a déjà été utilisée par Fu et al. 1993 [2] ou Fukumori 2000 [3]. Elle est basée sur une comparaison des observations avec une simulation du modèle sans l'assimilation. L'intérêt particulier de cette méthode est qu'elle permet de tenir compte de l'erreur de représentativité qui doit certainement être très importante sur une grille à deux degrés.

Dans ce rapport, le calcul des variances d'erreur d'observations sera expliqué dans une première partie. Dans une seconde partie, ces nouvelles variances d'erreur d'observations seront testées et comparées avec une expérience référence.

Chapitre 3

Calcul de la matrice de covariances d'erreur d'observations

La matrice de covariances d'erreur d'observations est composée des variances d'erreur (termes diagnonaux) et des covariances d'erreur (termes non-diagnonaux). Les covariances d'erreur d'observations représentent les corrélations entre les observations, les corrélations temporelles et le biais. Ces différents termes sont très difficiles à estimer. En l'absence de données supplémentaires et par simplicité, ces termes non-diagonaux sont négligés dans OPAVAR. Dans le cadre classique, OPAVAR assimile des données insitu de température et de salinité. Ces différentes sources de données supportent assez bien cette hypothèse. Elle est cependant plus difficile à soutenir lors de l'utilisation de données sous forme de traces altimétriques ou de carte.

Une fois les covariances d'erreur éliminées, il reste encore à définir les variances d'erreur. Dans le système OPAVAR, il est possible de régler leurs valeurs en utilisant des constantes, des profils analytiques ou les variances d'erreur d'ébauche. Pour ce dernier cas, les variances d'erreur d'ébauche sont interpolées aux points d'observations puis multipliées par un coefficient bien choisi. Dans le cas classique, les variances d'erreur sont définies à l'aide de profils analytiques. Ces profils proviennent du travail d'Ingleby et Huddleston [4]. Ils sont fonction seulement de la profondeur. Les variances d'erreur obtenues ne tiennent donc absolument pas compte de la position géographique des observations. Elles ne tiennent pas non plus compte des variances d'erreur de représentativité liées à la grille du modèle.

Le calcul préalable des variances d'erreur des observations permet de prendre en compte ces deux aléas.

3.1 Aspects théoriques

Le calcul des variances d'erreur des observations est basée sur les travaux de Fu et al. 1993 [2] et Fukumori 2000 [3]. Il s'effectue préalablement les expériences d'assimilation de données. Il utilise les écarts des observations au modèle obtenu lors d'une expérience libre, c'est-à-dire sans assimilation. Ce cadre s'adapte très bien à l'utilisation d'OPAVAR qui est un outils de recherche. En effet, les expériences sont toujours effectuées avec le même jeu de données. Les variances d'erreur obtenues seront donc tout à fait cohérentes avec l'utilisation qui en sera faite ultérieurement.

L'estimateur de ces variances d'erreur des observations suppose l'indépendance et la stationnarité des différentes erreurs et du signal.

En définissant y comme la valeur des observations et m comme son équivalent modèle tel que $m = \mathcal{H}(x)$, c'est-à-dire la valeur du modèle interpolée au point d'observation, alors y et m peuvent être défini comme la somme du signal vrai $s = \mathcal{H}(\tilde{x})$ et de leurs erreurs respectives r et p :

$$
\begin{aligned}
y &= s + r && (3.1)\\
m &= s + p && (3.2)
\end{aligned}
$$

En supposant que le signal vrai et les deux erreurs sont tous mutuellement décorrélés et avec une moyenne nulle, alors les covariances entre les observations et le modèle peuvent s'écrire :

$$
\begin{aligned}
\langle yy^T \rangle &= \langle ss^T \rangle + \langle rr^T \rangle && (3.3)\\
\langle mm^T \rangle &= \langle ss^T \rangle + \langle pp^T \rangle && (3.4)\\
\langle ym^T \rangle &= \langle ss^T \rangle && (3.5)
\end{aligned}
$$

En faisant l'hypothèse d'ergodicité, il est possible de remplacer les espérances statistiques par des moyennes spatiales et/ou temporelles. En substituant l'équation 3.5 dans les équations 3.3 et 3.4, les covariances d'erreur d'observations et du modèle peuvent s'écrire :

$$
\begin{aligned}
\langle rr^T \rangle &= \langle yy^T \rangle - \langle ym^T \rangle && (3.6)\\
\langle pp^T \rangle &= \langle mm^T \rangle - \langle ym^T \rangle && (3.7)
\end{aligned}
$$

L'équation 3.6 peut ainsi servir à calculer les variances d'erreur d'observations.

3.2 Application

Pour calculer les variances d'erreur d'observations, il faut donc une expérience sans assimilation durant laquelle les valeurs des observations et du modèle aux points d'observations sont conservées. Les expériences de contrôle d'OPAVAR calculent par défaut l'écart des observations au modèle (OmB) et les rajoutent aux fichiers contenant les observations. Il est donc facile de récupérer les données nécessaires au calcul.

Une expérience de 50 ans a été affectuée sur la période 1962-2002 en utilisant les données insitu de température et de salinité issues de la base de données ENACT (Ingleby et Huddleston 2006 [4]). La version de la base de données est **EN2_v1a**.

Un programme fortran a été développé permettant le calcul de ces variances d'erreur. Il est disponible dans la version CVS d'OPAVAR. Ce programme calcule la variance d'erreur $\langle rr^T \rangle = \langle yy^T \rangle - \langle ym^T \rangle$ comme suit :

$$
\begin{aligned}
\langle yy^T \rangle &= \overline{(y - \overline{y})^2} && (3.8)\\
\langle ym^T \rangle &= \overline{(y - \overline{y}) \times (m - \overline{m})} && (3.9)
\end{aligned}
$$

Ce qui équivaut à :

$$
\begin{aligned}
\langle yy^T \rangle &= \overline{y^2} - \overline{y}^2 && (3.10)\\
\langle ym^T \rangle &= \overline{ym} - \overline{y} \times \overline{m} && (3.11)
\end{aligned}
$$

Ne disposant pas directement de la valeur m dans les sorties d'OPAVAR, l'équation 3.11 peut-être réécrite :

$$\langle ym^T \rangle \quad = \quad \overline{y(y - OmB)} - \overline{y} \times \overline{y - OmB} \tag{3.12}$$

avec OmB l'écart des observations au modèle.

Ce calcul est effectué à la fois pour les données insitu de température et les données insitu de salinité. Le programme donne donc en sortie un fichier au format NetCDF contenant les variances d'erreur d'observations de température et de salinité sur la grille du modèle, ainsi que le nombre d'observations utilisées en chaque cellule.

3.3 Post-traitement

Les variances d'erreur obtenues forment des champs relativement bruités (figures 3.3(a), 3.4(a), 3.5(a), 3.6(a), 3.7(a) et 3.8(a)). De plus certaines zones dans l'hémisphère Sud (figures 3.1 et 3.2) et en profondeur sont soit dépourvues totalement d'observations, soit avec bien peu d'observations pour permettent des statistiques robustes.

Certes, ces variances d'erreur d'observations recouvrent exactement les observations que l'on risque d'assimiler dans nos expérience et il n'est pas nécessaire d'avoir des informations là où les observations font défaut. Cependant, si ces variances d'erreur d'observations sont utilisées avec un autre jeu de données ou en mode opérationnel où les observations sont nouvelles, alors l'absence de variances d'erreur pourraient être très dommageable. Décision a donc été prise de suppléer le calcul précédent dans les zones à risque.

Les valeurs des variances d'erreur calculées sont en général bien supérieures à celles obtenues avec les profils analytiques d'Ingleby et Huddleston [4]. Ces profils peuvent ainsi permettent de remplir les zones pauvres en observations et de faibles variances d'erreur.

Avec les variances d'erreur d'observations calculées précédemment $\langle rr^T \rangle_c$ et celles obtenues avec les profils analytiques $\langle rr^T \rangle_p$, il est possible de calculer des nouvelles variances d'erreur d'observations $\langle rr^T \rangle$:

$$\langle rr^T \rangle \quad = \quad max\Big(\langle rr^T \rangle_c, \langle rr^T \rangle_p \Big) \tag{3.13}$$

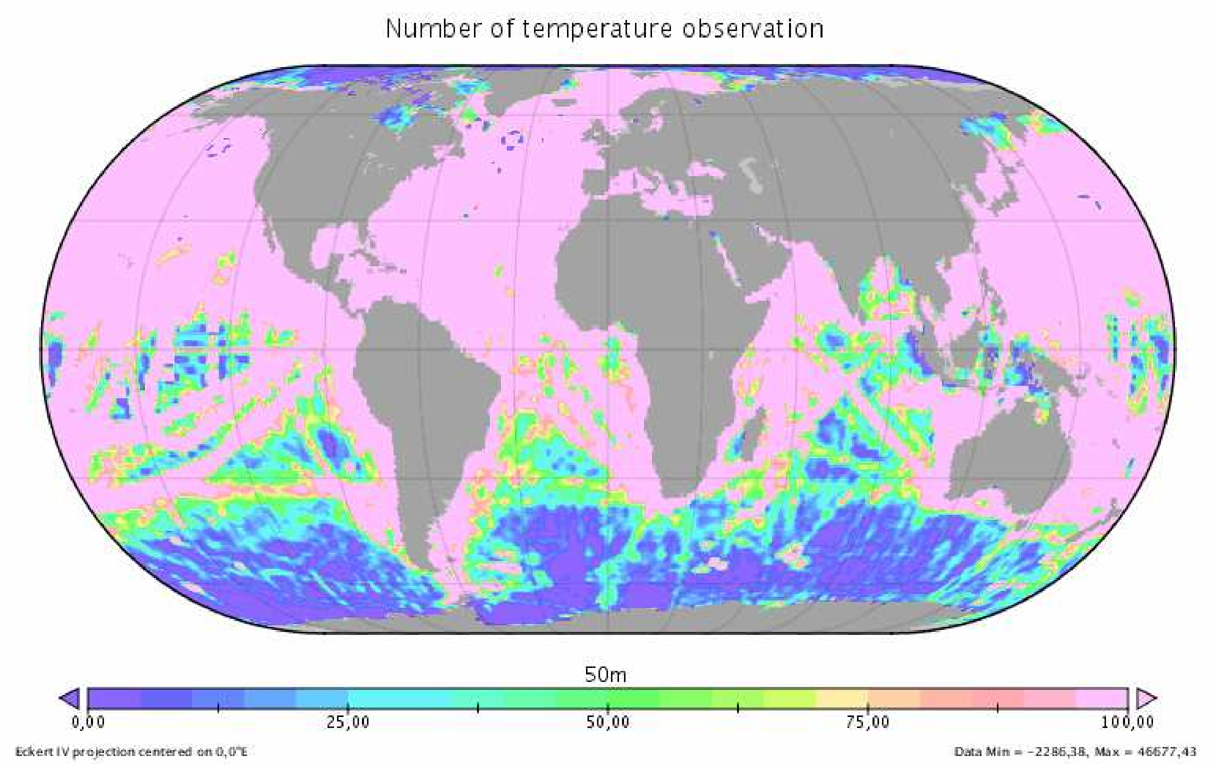
Après avoir comblé les zones pauvres en observations, un filtre de shapiro [5] est utilisé pour lisser le champs.

les figures 3.3(b), 3.4(b), 3.5(b), 3.6(b), 3.7(b) et 3.8(b) représentent les champs des variances d'erreur d'observations de température et de salinité après l'adjonction des profils analytiques et le passage du filtre de Shapiro.

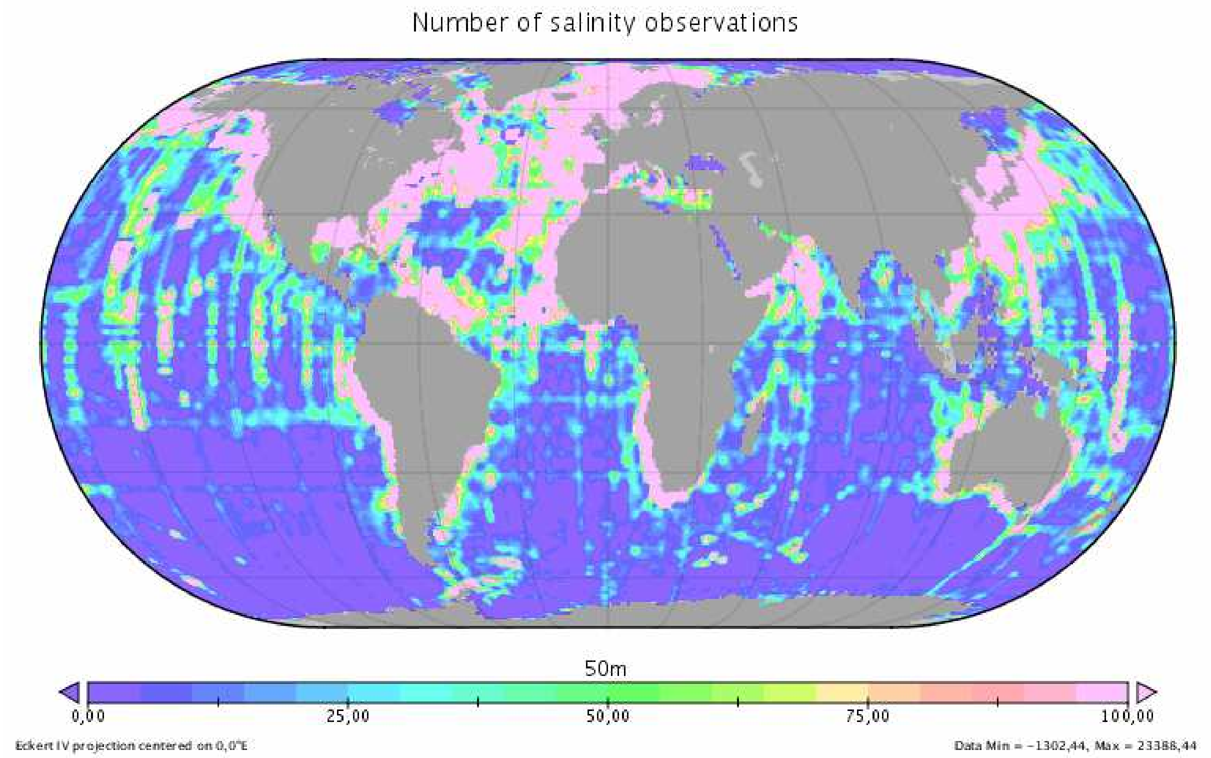
Les valeurs minimales sont fortement augmentées dans les régions pauves en observations grâce aux profils analytiques d'une part. D'autre part, le bruit a été clairement diminué par le filtre de Shapiro tout en conservant les caractéristiques principales des champs de variances d'erreur.

En effet, les variances d'erreur d'observations varient spatiallement, reflétant par là les inhomogénéités dans la physique océanique. La variabilité meso-échelle domine particulièrement avec par exemple les courants de bord ouest. Elle s'explique essentiellement par l'erreur de représentativité liée au modèle et à sa configuration (grille ORCA2).

Il est intéressant de constater l'importance des variances d'erreur d'observations en profondeur pour le Gulf-Stream, le Kuroshio, le courant des Aiguilles et dans région de confluence Brésil-Malouines qui dépassent les trois degrés Celcius pour la température.

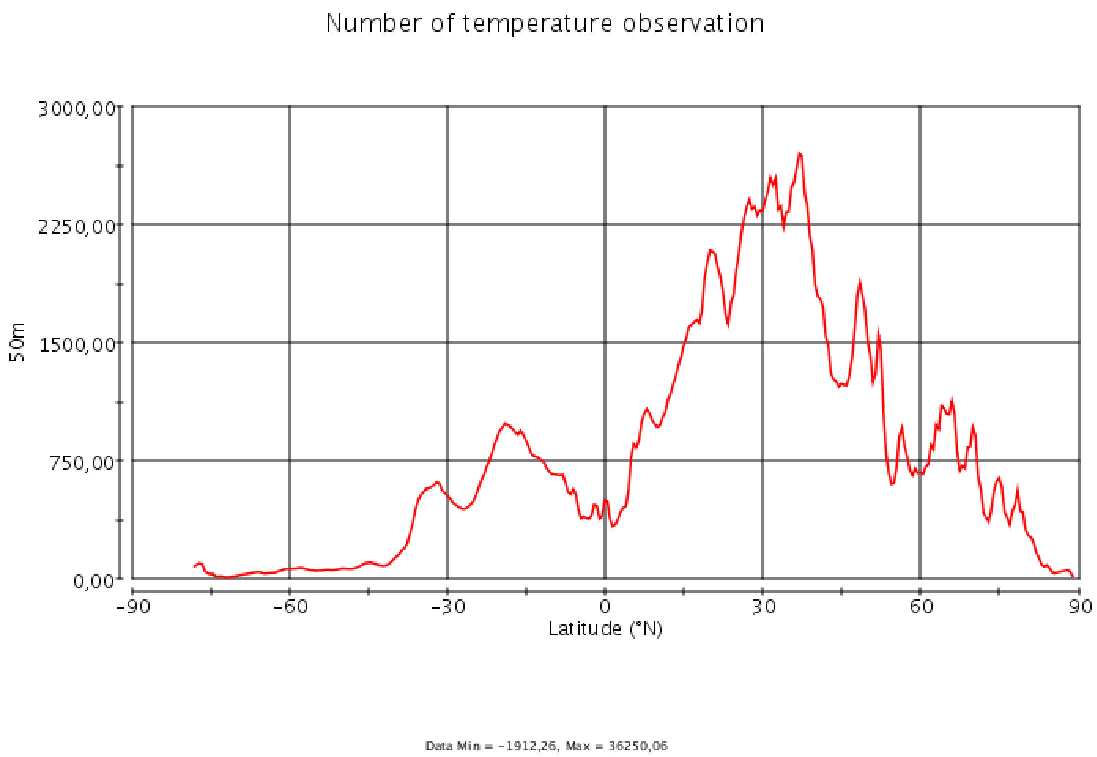


(a) Nombre d'observation de température

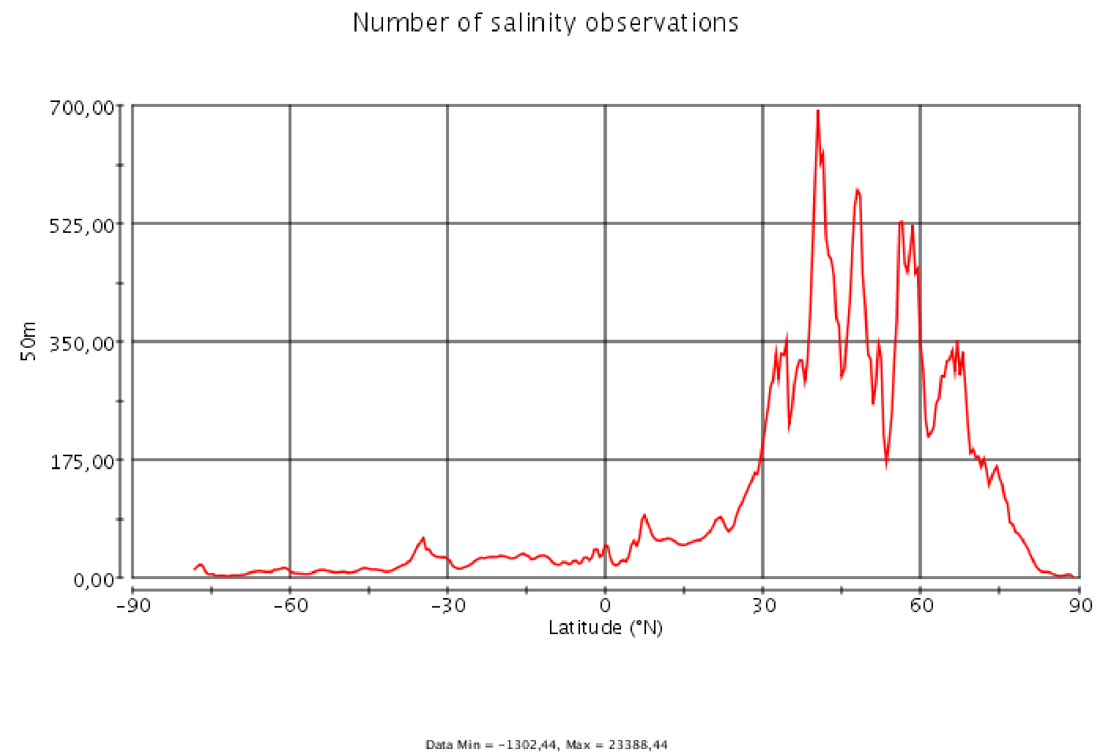


(b) Nombre d'observation de salinité

FIG. 3.1 – Nombre d'observations de température et de salinité utilisées à 50 mètres

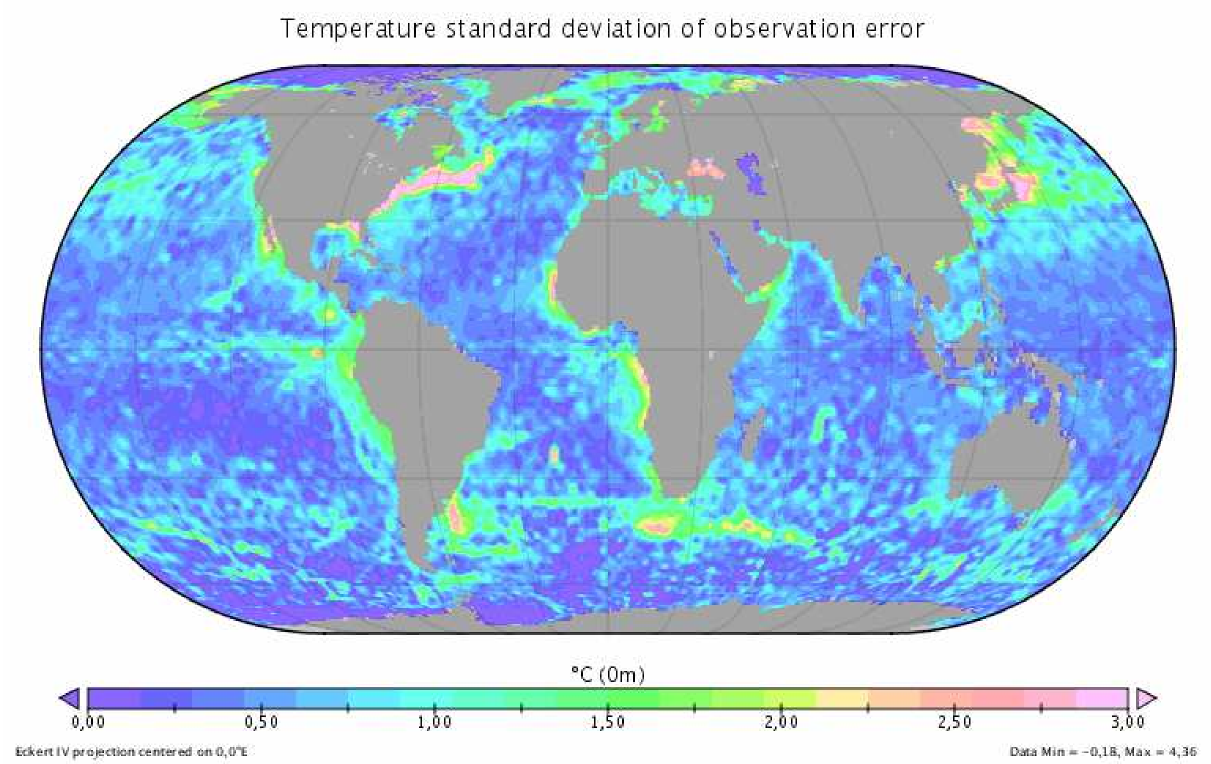


(a) Moyenne zonale du nombre d'observation de température

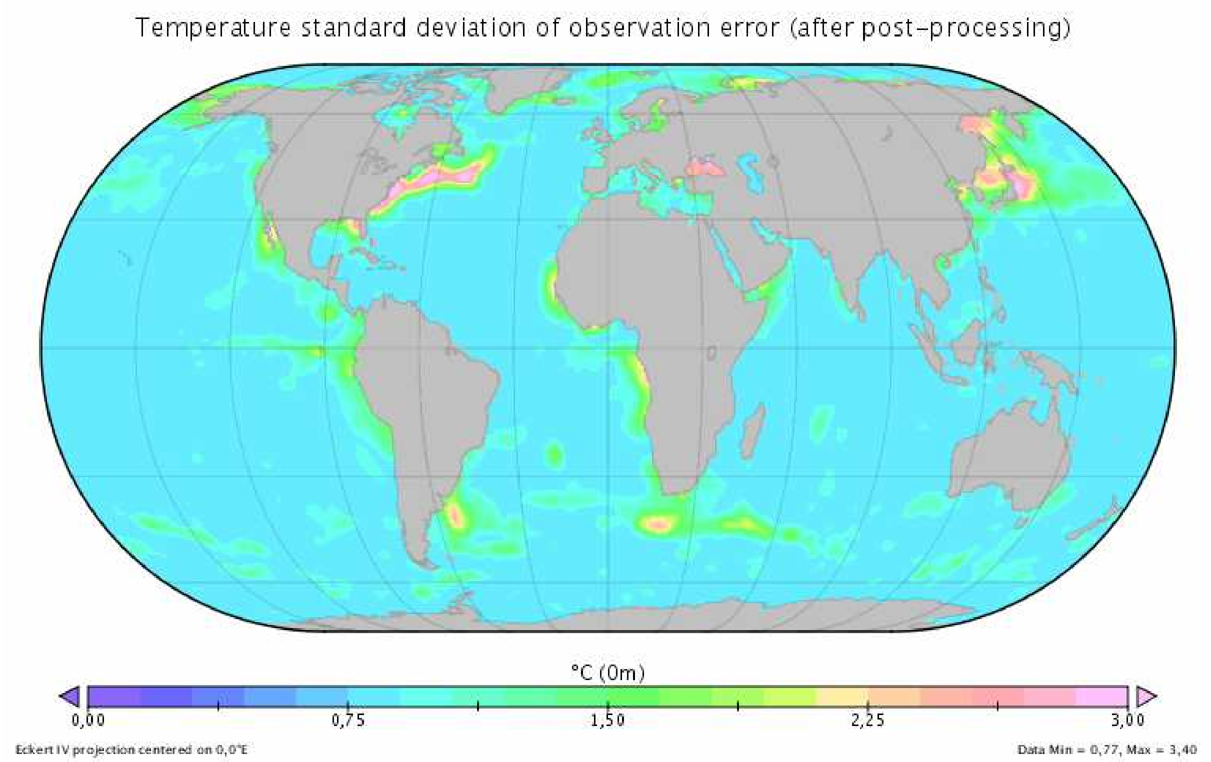


(b) Moyenne zonale du nombre d'observation de salinité

FIG. 3.2 – Moyenne zonale du nombre d'observations de température et de salinité utilisées à 50 mètres

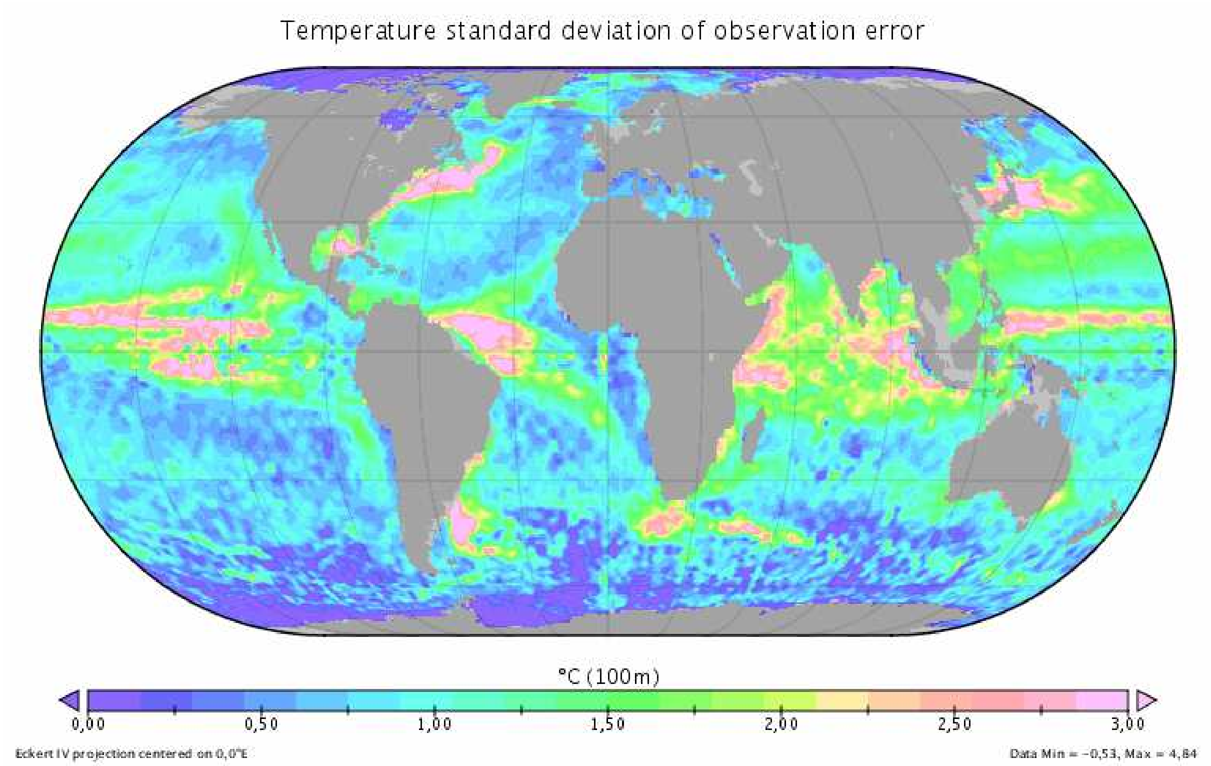


(a) Variances d'erreur de température de surface

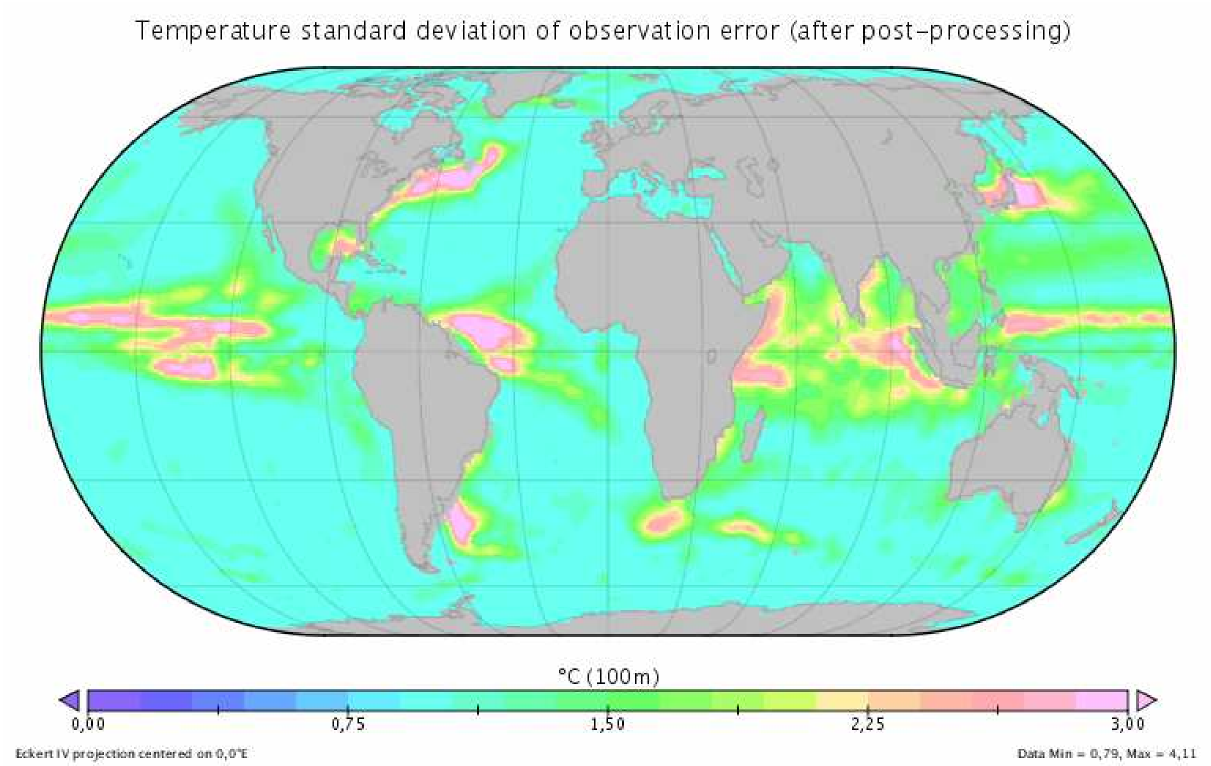


(b) Variances d'erreur de température de surface lissée

FIG. 3.3 – Variances d'erreur des observations de température en surface lissées ou non par un filtre de Shapiro

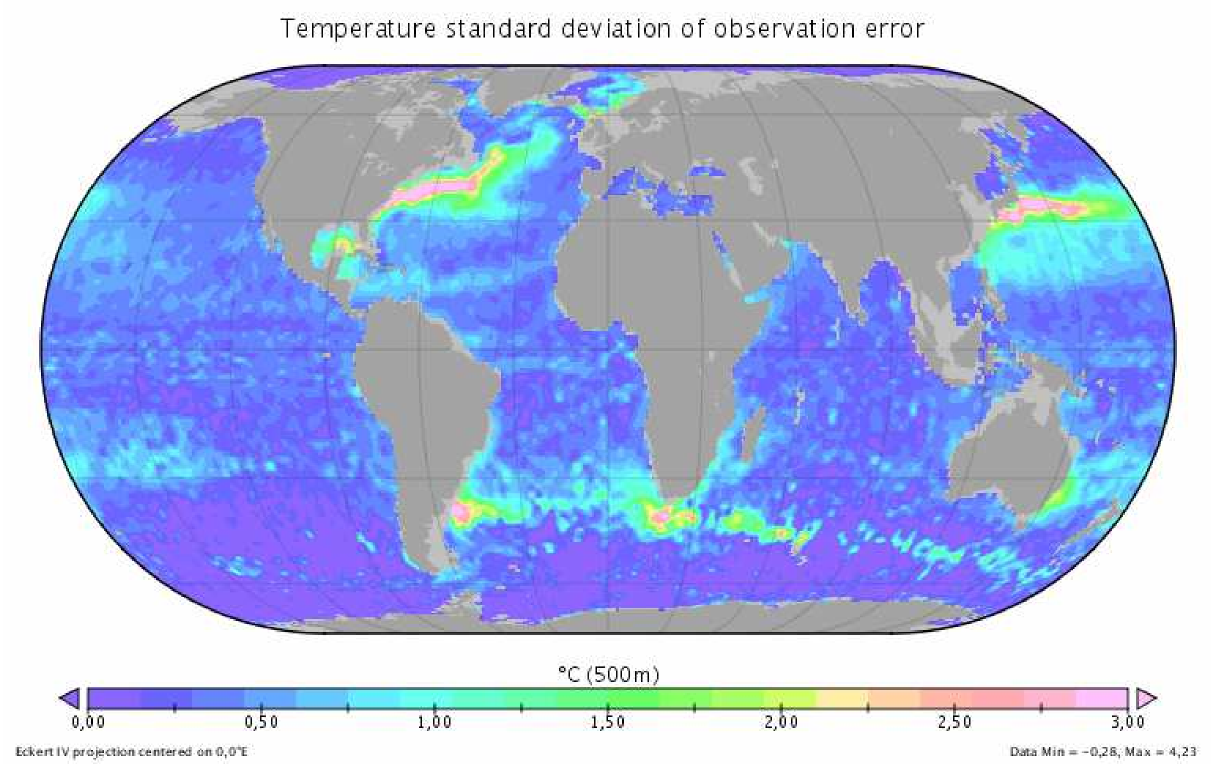


(a) Variances d'erreur de température à 100m

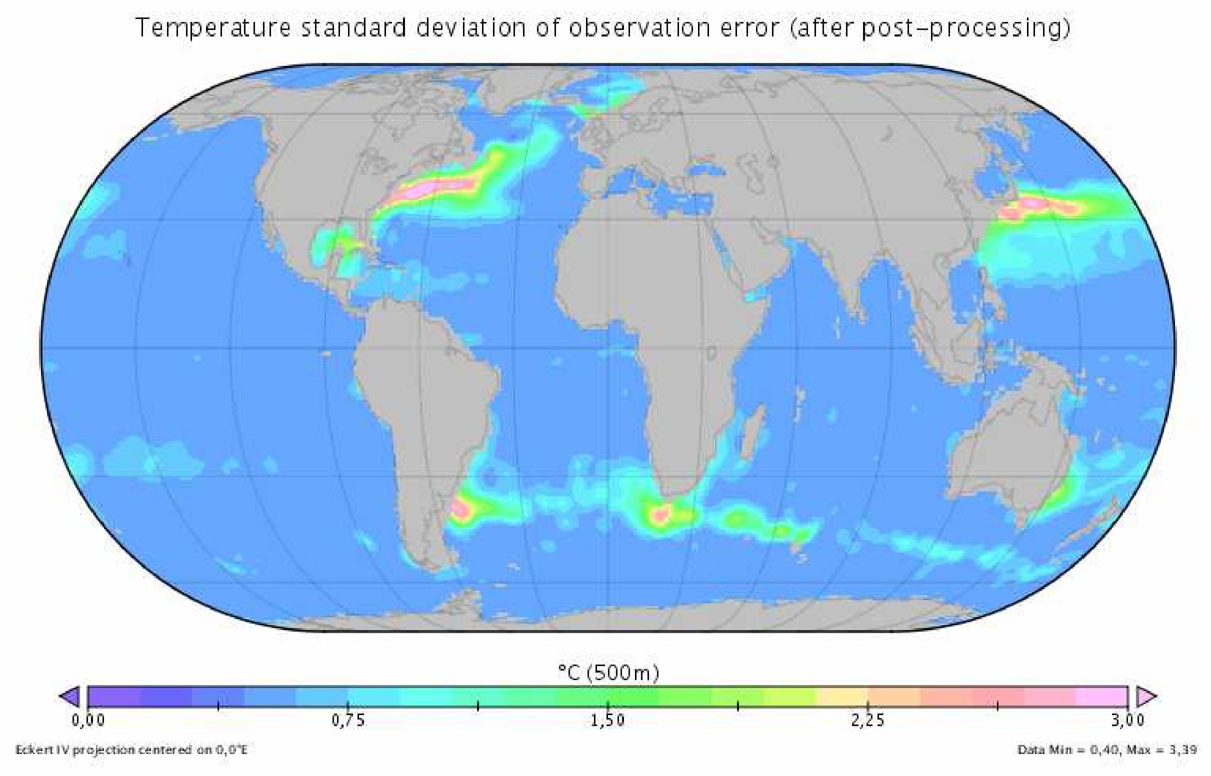


(b) Variances d'erreur de température à 100m lissée

FIG. 3.4 – Variances d'erreur des observations de température à 100 mètres lissées ou non par un filtre de Shapiro

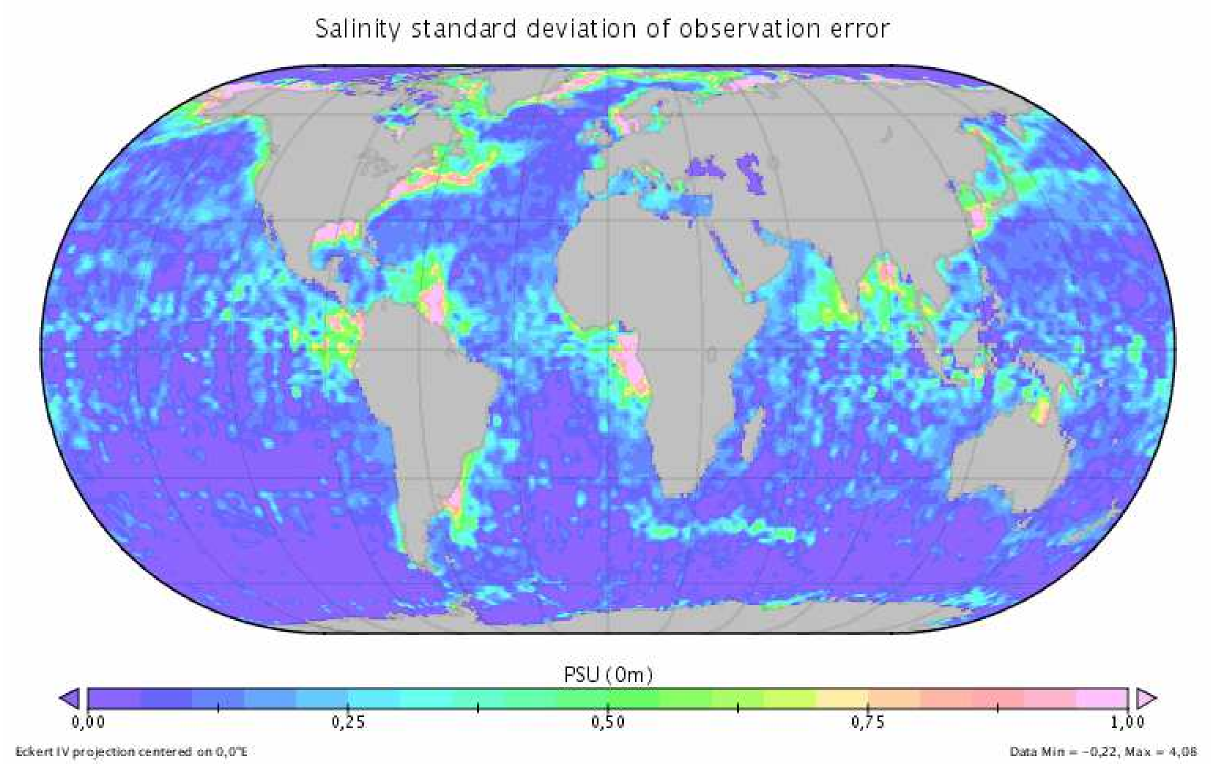


(a) Variances d'erreur de température à 500m

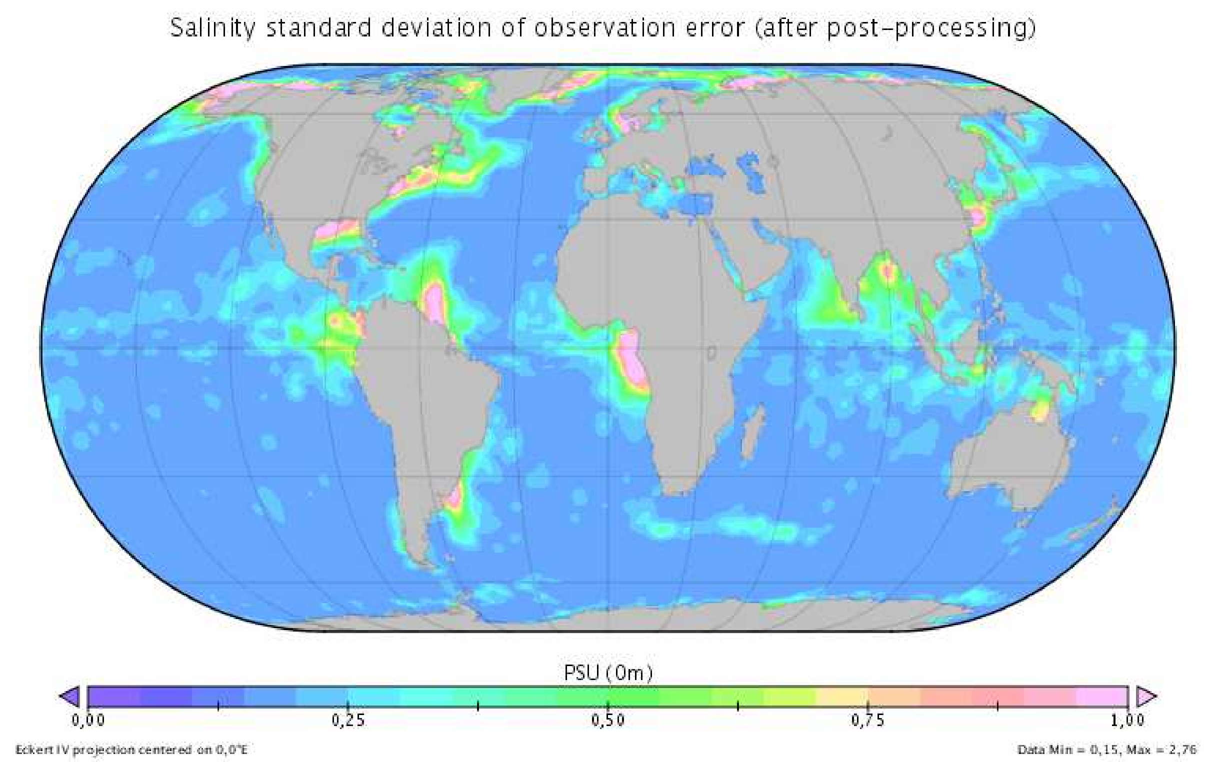


(b) Variances d'erreur de température à 500m lissée

FIG. 3.5 – Variances d'erreur des observations de température à 500 mètres lissées ou non par un filtre de Shapiro

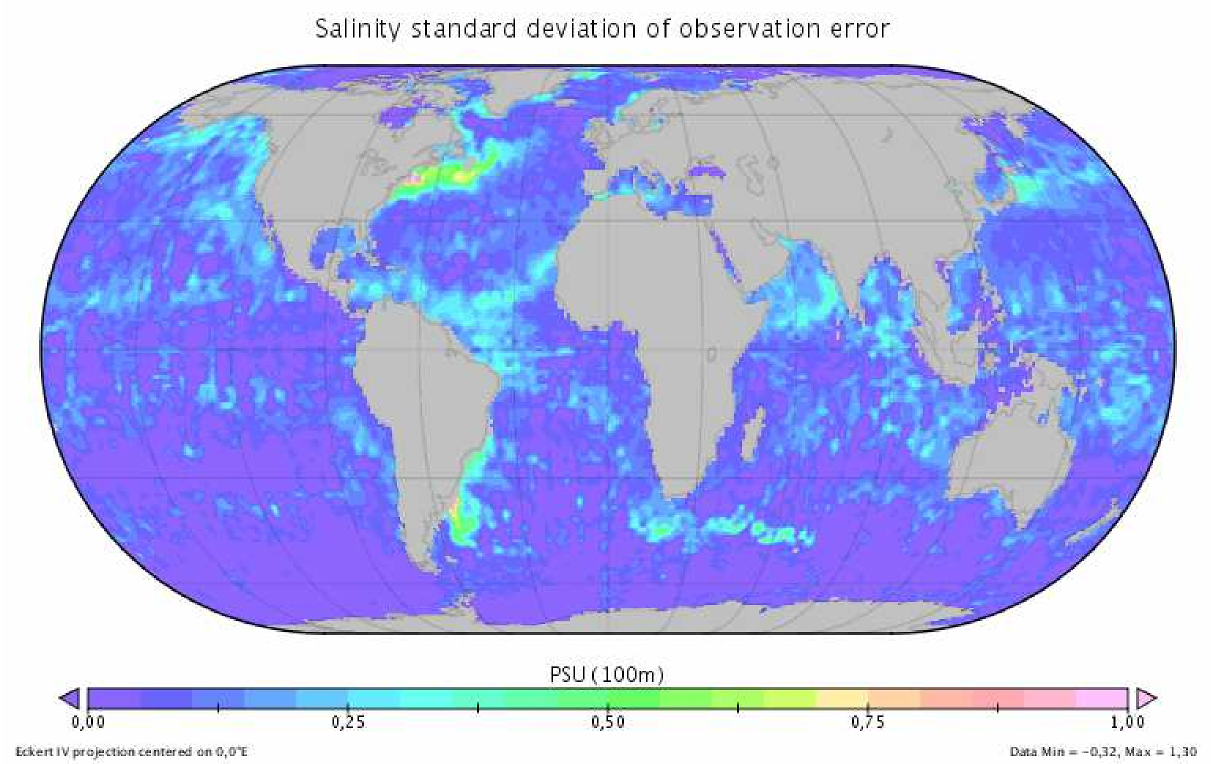


(a) Variances d'erreur de salinité de surface

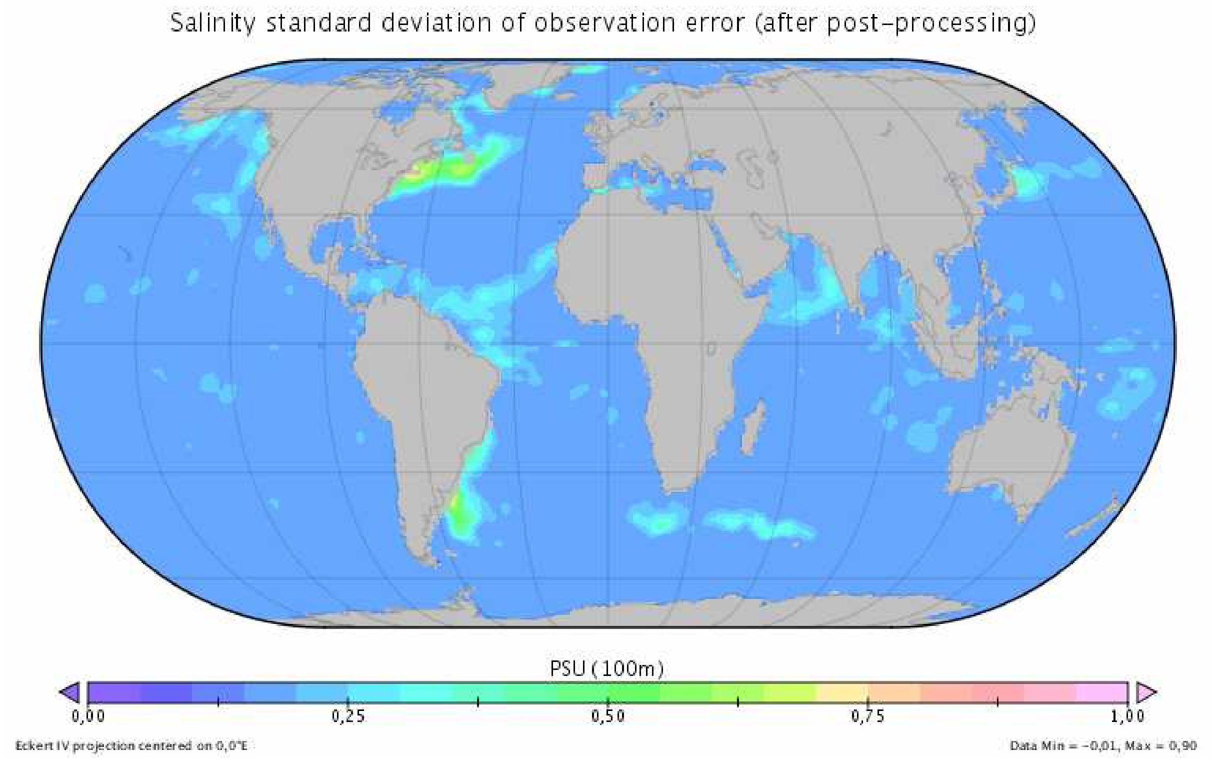


(b) Variances d'erreur de salinité de surface lissée

FIG. 3.6 – Variances d'erreur des observations de salinité en surface lissées ou non par un filtre de Shapiro

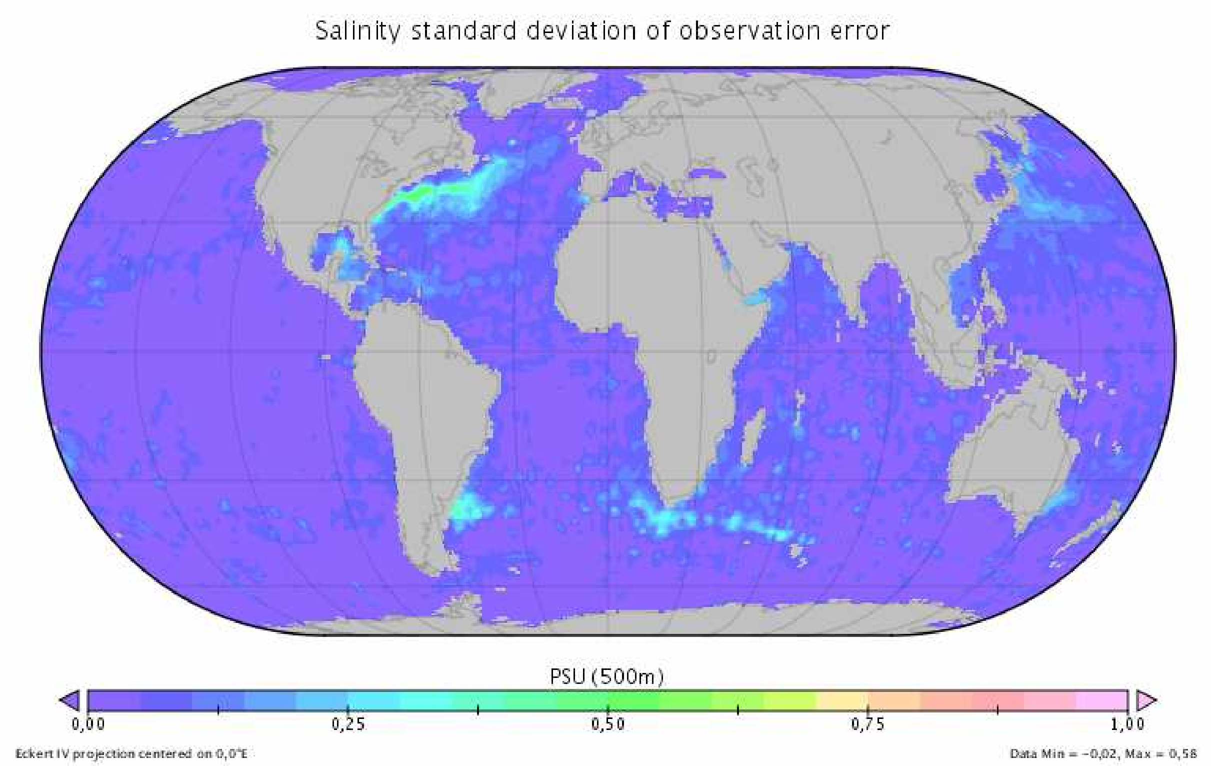


(a) Variances d'erreur de salinité à 100m

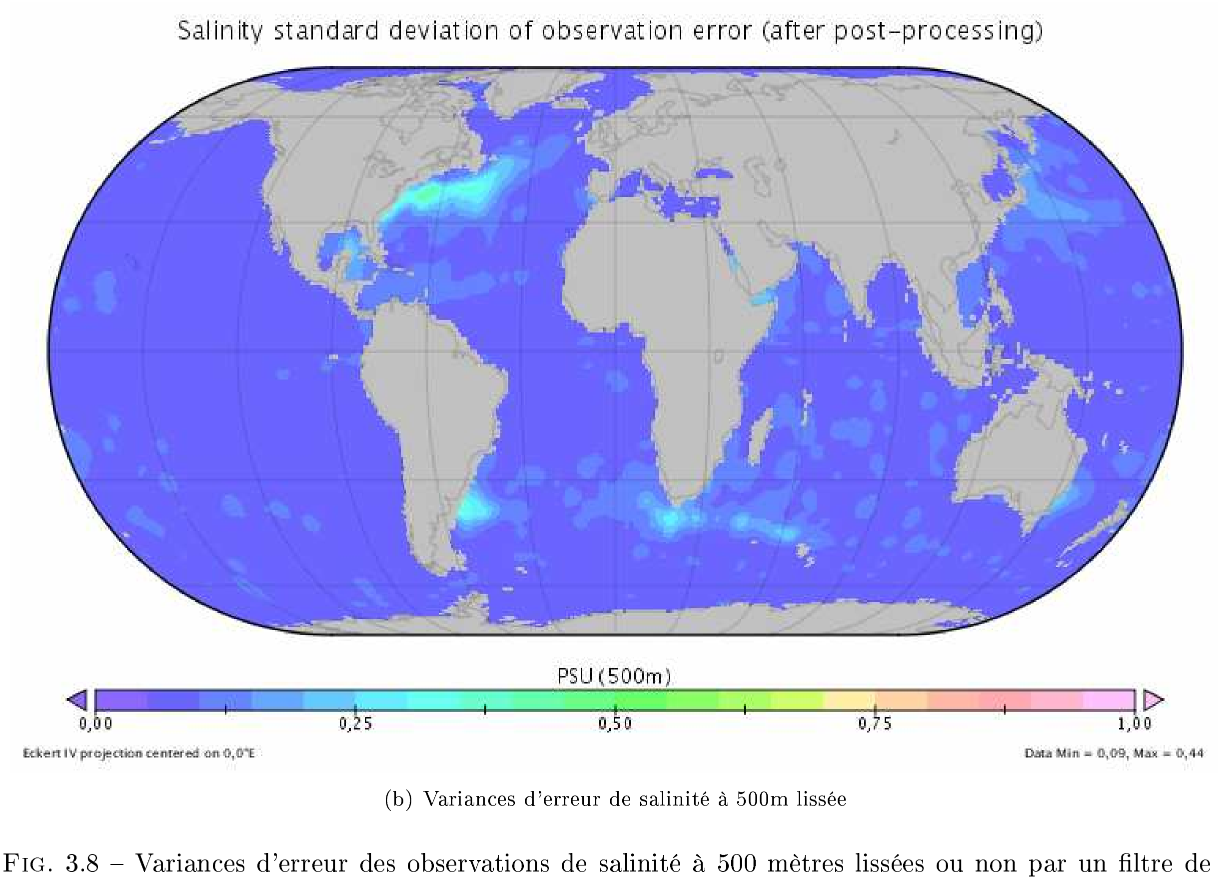


(b) Variances d'erreur de salinité à 100m lissée

FIG. 3.7 – Variances d'erreur des observations de salinité à 100 mètres lissées ou non par un filtre de Shapiro



(a) Variances d'erreur de salinité à 500m



(b) Variances d'erreur de salinité à 500m lissée

Fig. 3.8 – Variances d'erreur des observations de salinité à 500 mètres lissées ou non par un filtre de Shapiro

Chapitre 4

Étude de la sensibilité aux différentes variances d'erreur d'observations

Pour étudier l'impact des variances d'erreur d'observations calculées par la méthode de Fu et al. [2], deux expériences ont été effectuées. La première ($\mathrm{R_{prof}}$) est une expérience référence pour laquelle les variances d'erreur d'observations sont fixées avec les profils analytiques d'Ingleby et Huddleston [4]. La seconde ($\mathrm{R_{Fu}}$) est une expérience pour laquelle les variances d'erreur d'observations sont déterminées par la méthode de Fu et al.

Ces deux expériences sont effectuées avec OPAVAR (version OPA8-2_VAR2_9) en mode 3DVar avec deux boucles externes contenant dix et trente boucles internes de minimisation. La fenêtre d'assimilation est de dix jours. Les expériences commencent au début 1993 et finissent à la fin de l'année 2000, soit une durée de huit ans.

Une troisième expérience de contrôle (**CTRL**) sans assimilation sur la même période permet de comparer les écart des observations à l'ébauche avec ou sans l'assimilation.

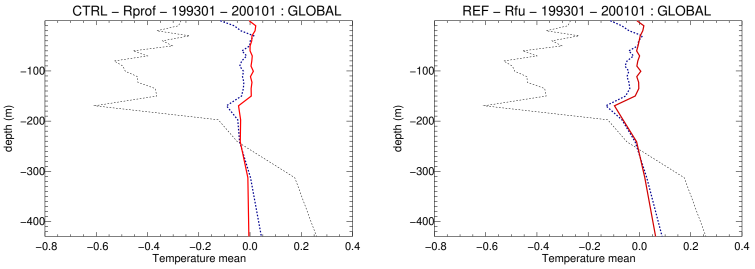
4.1 Écart aux observations

Avec les écarts des observations à l'ébauche et à l'analyse, il est possible de calculer des moyennes, des écart-types et des accroissements de l'erreur. Divers résultats sont présentés sous forme de profil.

Les figures 4.1 et 4.4 représentent la moyenne des profils des écarts des observations à l'ébauche (OmB) et à l'analyse (OmA) pour les expériences $\mathrm{R_{prof}}$ et $\mathrm{R_{Fu}}$. La moyenne de l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$ est moins nulle que celle de $\mathrm{R_{prof}}$. Le système corrige donc moins bien le biais. Ceci étant, dans sa formulation, le système OPAVAR n'est pas destiné à corriger le biais du modèle et rien n'est fais en ce sens. Ce résultat n'en était pas moins prévisible car en augmentant globalement les variances d'erreur des observations, le système à tendance à plus faire confiance dans l'ébauche et à moins essayer d'être proche des observations.

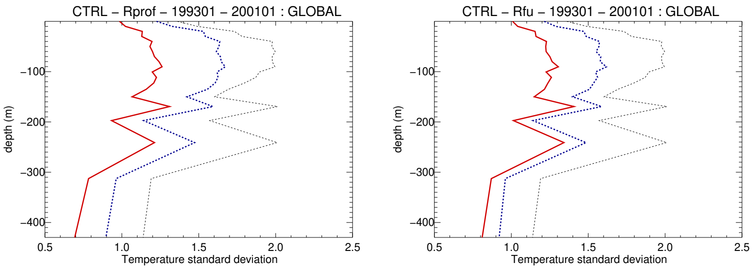
Les figures 4.2 et 4.5 représentent l'écart-type des profils des écarts des observations à l'ébauche (OmB) et à l'analyse (OmA) pour les expériences $\mathrm{R_{prof}}$ et $\mathrm{R_{Fu}}$. La première constatation est que l'écart-type de l'écart des observations à l'ébauche est plus grand pour l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$ que pour l'expérience $\mathrm{R_{prof}}$. C'est par contre le contraire pour l'écart-type de l'écart des observations à l'ébauche. Ce premier résultat concernant OmA est, somme toute, logique. En effet, si les variances de l'erreur d'observations sont globalement plus importantes, alors le système d'assimilation fait moins confiance aux observations et n'essaie pas autant de diminuer la variance de l'écart aux observation. Logiquement la variance d'OmA est plus grande. En ce qui concerne le second résultat, il est exactement ce que l'on espérait. En effet, dans le système classique, l'incrément calculé n'est pas entièrement compatible avec le modèle et sa configuration. En conséquence, il n'est pas parfaitement pris en compte et parfois crée même des instabilités.

En améliorant les variances d'erreur d'observations, l'idée est de moins corriger le modèle dans les zones où il n'est pas capable d'utiliser l'information. Et le contraire dans les zones où il pourraît en supporter plus. Obtenir des variances d'OmB plus petites avec l'expérience R_{Fu} tend à prouver que l'incrément calculé est mieux adapté au modèle OPA dans sa configuration ORCA2. Ce résultat est confirmé par les figures 4.3 et 4.6 qui montrent un accroissement de l'erreur beaucoup plus faible (un décalage de 10% de l'accroissement de l'erreur, soit de 15% à 30% d'accroissement d'erreur en moins) pour l'expérience R_{Fu}.



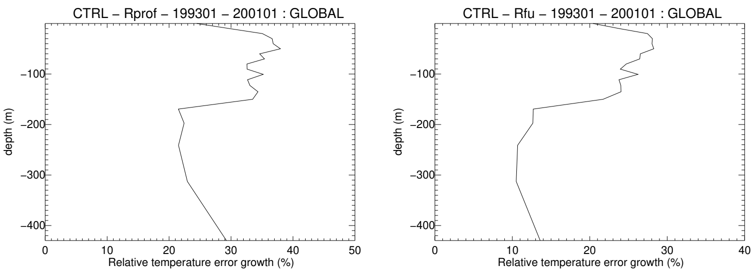
(a) R_{prof} (b) R_{Fu}

FIG. 4.1 – Moyenne des profils de température globale pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).
(En noir : OmB du contrôle ; en bleu : OmB de l'expérience ; en rouge : OmA de l'expérience)



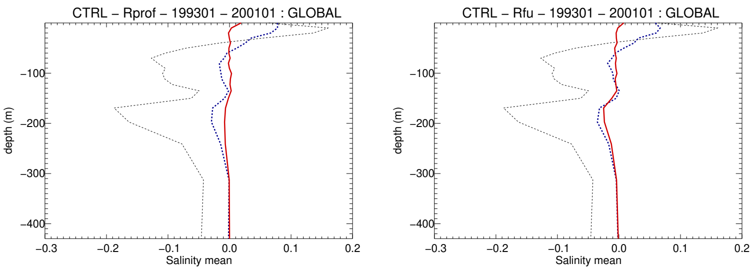
(a) R_{prof} (b) R_{Fu}

FIG. 4.2 – Ecart-types des profils de température globale pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).
(En noir : OmB du contrôle ; en bleu : OmB de l'expérience ; en rouge : OmA de l'expérience)



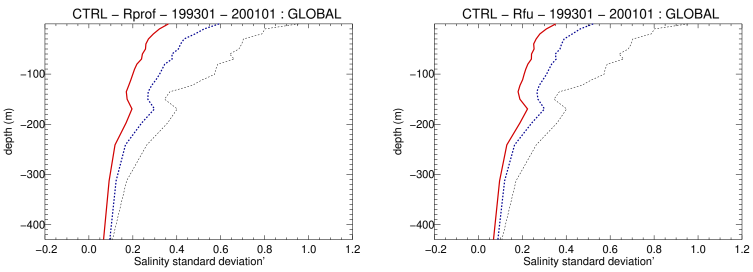
(a) R_{prof} (b) R_{Fu}

FIG. 4.3 – Accroissement relatif de l'erreur des profils de température globale pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).



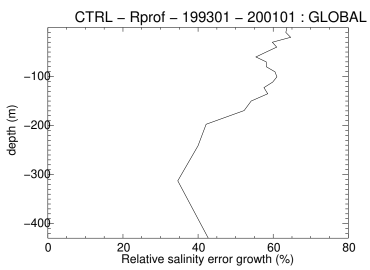
(a) R_{prof} (b) R_{Fu}

FIG. 4.4 – Moyenne des profils de salinité globale pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).
(En noir : OmB du contrôle ; en bleu : OmB de l'expérience ; en rouge : OmA de l'expérience)

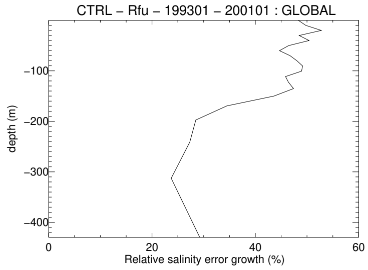


(a) R_{prof} (b) R_{Fu}

FIG. 4.5 – Ecart-types des profils de salinité globale pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).
(En noir : OmB du contrôle ; en bleu : OmB de l'expérience ; en rouge : OmA de l'expérience)



(a) $\mathrm{R_{prof}}$



(b) $\mathrm{R_{Fu}}$

Fig. 4.6 – Accroissement relatif de l'erreur des profils de salinité globale pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).

4.2 Variances d'erreur d'ébauche et d'observations

Le système OPAVAR permet de sauvegarder les écart-types utilisés pour la diagonale de la matrice de covariances d'erreur d'ébauche et d'observations. Ces informations peuvent être très utiles, surtout en les comparant avec les diagnostiques présentés par Desroziers et al 2005 [1]. En effet, Desroziers et al. montrent qu'il est possible d'estimer dans l'espace des observations les matrices de covariances d'erreur d'ébauche et d'observations avec les écarts des observations à l'ébauche et à l'analyse.

Ainsi :

$$E[d_b^a(d_b^o)^T] = E[AmB \times OmB^T] = HBH^T \tag{4.1}$$
$$E[d_a^o(d_b^o)^T] = E[OmA \times OmB^T] = R \tag{4.2}$$

avec d_b^o l'écart des observations à l'ébauche (OmB), d_b^a l'écart de l'analyse à l'ébauche (AmB) et d_a^o l'écart des observations à l'analyse (OmA).

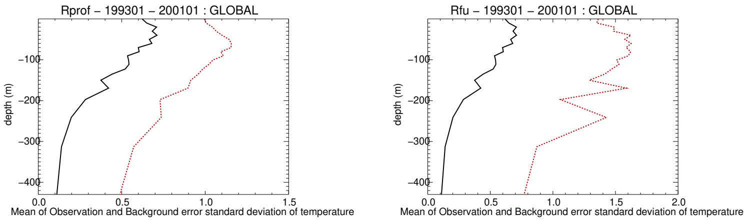
En tout état de cause, les estimations de Desroziers et al. ne donnent pas la valeur exacte des matrices de covariances d'erreur. Elles permettent de dire ce qu'il aurait fallu mettre comme valeurs dans ces matrices pour que le système soit mieux réglé. Mais si ces valeurs avaient été utilisées, les diagnostiques en auraient donné d'autres. Et ainsi de suite. C'est donc par une méthode itérative qu'il est possible de mieux régler le système. Néanmoins, ces diagnostiques permettent de savoir si les matrices sont bien spécifiées ou non.

La figure 4.7 représente les écart-types d'erreur débauche et d'observations utilisés pour les expériences $\mathrm{R_{Fu}}$ et $\mathrm{R_{prof}}$. Comme spécifié, l'écart-type d'erreur d'observations de l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$ est plus important.

De la même manière, les écart-types des profils d'écart-types d'erreur d'observations de l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$ sont beaucoup plus importants comme le montre la figure 4.8.

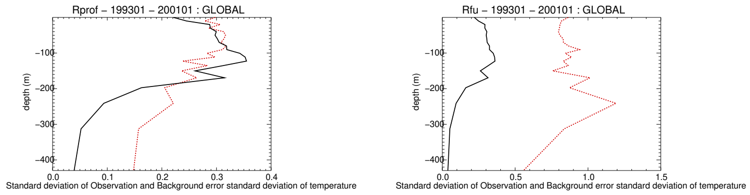
Les figures 4.9, 4.10, 4.12 et 4.13 représentent les moyennes des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche et d'observations pour la température et la salinité telles qu'elles sont spécifiées et telles qu'elles sont diagnostiquées par la méthode de Desroziers et al. Les résultats sont qualitativement similaires pour la température et la salinité. Cependant, ils sont bien meilleurs quantitativement pour la température. En effet, aussi bien pour les écart-types d'erreur d'ébauche que d'observations, les profils spécifiés et diagnostiqués sont plus proches l'un de l'autre avec l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$. Ces résultats sont bien mis en évidence par les figures 4.11 et 4.14 où le rapport des variances d'erreur d'ébauche et d'observations de l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$ est très proche de un pour la température.

Ces divers diagnostiques tendent à monter que les variances d'erreur d'observations sont beaucoup mieux spécifiées dans l'expérience $\mathrm{R_{Fu}}$ que dans l'expérience $\mathrm{R_{prof}}$. Ceci est d'autant plus vrai pour la température. Pour la salinité par contre, les diagnostiques montrent qu'il reste à faire des améliorations. De plus, comme les observations de salinité sont plus rares, les diagnostiques sont moins robustes.



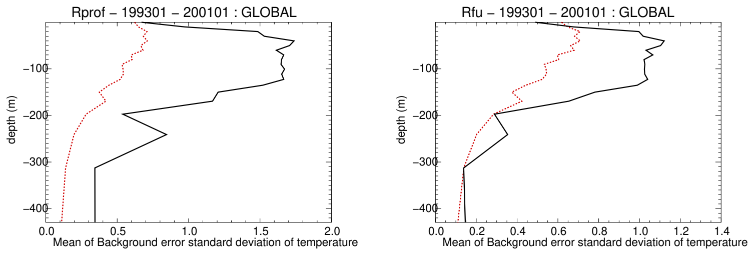
(a) $\mathrm{R_{prof}}$ (b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.7 – Moyenne des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche (noir) et d'observations (rouge) de température pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).



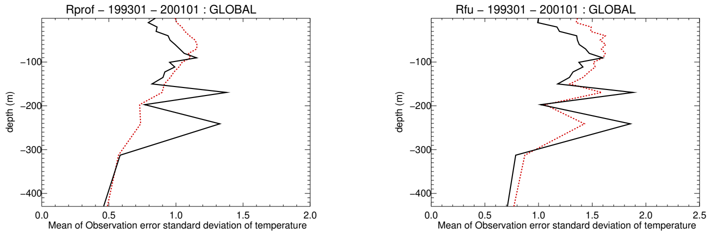
(a) $\mathrm{R_{prof}}$ (b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.8 – Ecart-types des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche (noir) et d'observations (rouge) de température pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).



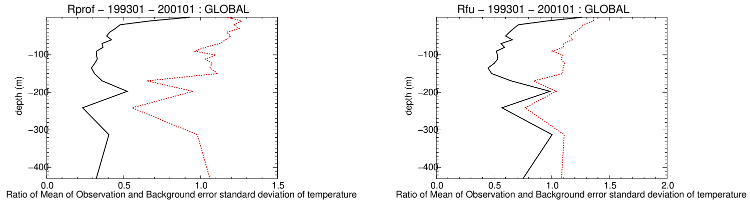
(a) $\mathrm{R_{prof}}$ (b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.9 – Moyenne spécifiée (rouge) et diagnostique (noir) des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche de température pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).



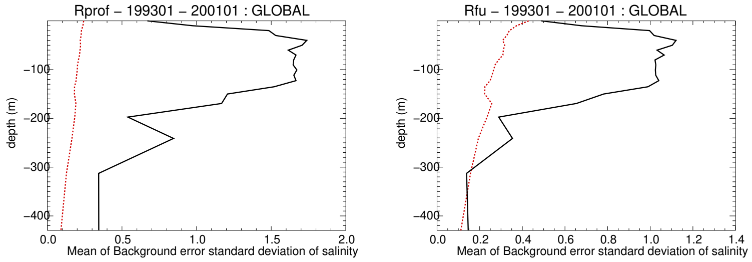
(a) $\mathrm{R_{prof}}$ (b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.10 – Moyenne spécifiée (rouge) et diagnostique (noir) des profils d'écart-types d'erreur d'observations de température pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).



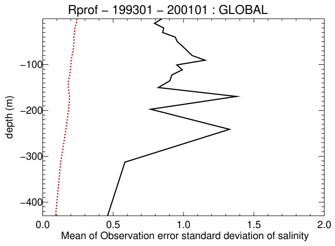
(a) $\mathrm{R_{prof}}$ (b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.11 – Rapport des moyennes spécifiée et diagnostique des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche (noir) et d'observations (rouge) de température pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).

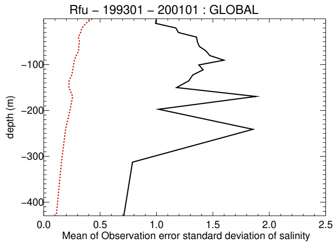


(a) $\mathrm{R_{prof}}$ (b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.12 – Moyenne spécifiée (rouge) et diagnostique (noir) des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche de salinité pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).

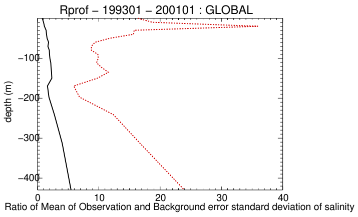


(a) $\mathrm{R_{prof}}$

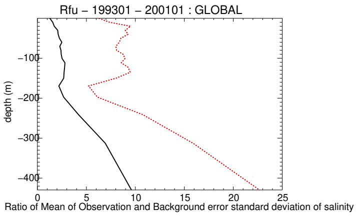


(b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.13 – Moyenne spécifiée (rouge) et diagnostique (noir) des profils d'écart-types d'erreur d'observations de salinité pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).



(a) $\mathrm{R_{prof}}$



(b) $\mathrm{R_{Fu}}$

FIG. 4.14 – Rapport des moyennes spécifiée et diagnostique des profils d'écart-types d'erreur d'ébauche (noir) et d'observations (rouge) de salinité pour des variances d'erreur d'observations de profils analytique (a) ou obtenu par la méthode de Fu et al. (b).

Chapitre 5

Conclusion

La méthode de Fu et al [2] a été utilisée pour calculer les variances d'erreur d'observations à partir des 50 ans du jeu de données d'observations de température et de salinité insitu d'ENACT. Ces variances ont été complétées par les profils d'Ingleby et d'Huddleston [4] dans les zones pauvres en observations. Elles ont ensuite été lissées par un filtre de Shapiro [5].

Des cartes de variances d'erreur d'observations variant géographiquement et en profondeur et tenant compte de l'erreur de représentativité liée à la grille ORCA2 sont donc maintenant disponibles.

Plusieurs expériences ont été effectuées pour tester l'impact des ces nouvelles variances d'erreur d'observations dans le système OPAVAR.

L'impact est globalement bon avec une diminution de l'écart-type de l'écart des observations à l'ébauche et de l'accroissement relatif de l'erreur.

De plus, pour la température, les diagnostiques de Desroziers et al. [1] montrent que les matrices de covariances d'erreur d'ébauche et d'observations sont beaucoup mieux spécifiées que précédemment.

Ces nouvelles cartes de variances d'erreur d'observations apportent donc une amélioration non négligeable au système OPAVAR et devraient être utilisées dans la version standard.

Bibliographie

[1] G. Desroziers, L. Berre, B. Chapnik, and P. Poli. Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space. *Quaterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 613 :3385–3396, 2005.

[2] L.L. Fu, I. Fukumori, and R.N. Miller. Fitting dynamic models to the geosat sea level observations in the tropical pacific ocean. part ii : A linear, wind-driven model. *Journal of Physical Oceanography*, 23 :2162–2181, 1993.

[3] I. Fukumori. Data assimilation by models. In L.L. Fu and A. Cazenave, editors, *Satellite Altimetry and Earth Sciences : A Handbook of Techniques and Applications*, page 463. Academic Press, 2002. ISBN-10 0122695453.

[4] B. Ingleby and M. Huddleston. Quality control of ocean temperature and salinity profiles historical and real-time data. *Journal of Marine Systems*, to appear, 2006.

[5] R. Shapiro. Smoothing, filtering, and boundary effects. *Reviews of Geophysics and Space Physics*, 8 :359, 1970.