

令和 6 年度 防衛装備庁
安全保障技術研究推進制度

研究成果報告書

新たなデータ同化手法を使った海中水 温・塩分推定／予測手法研究

令和 7 年 5 月

国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構

本報告書は、防衛装備庁の安全保障技術研究推進制度による委託業務として、国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構が実施した令和4年度から令和6年度にかけて実施した「新たなデータ同化手法を使った海中水温・塩分推定／予測手法研究」の成果を取りまとめたものです。

1. 委託業務の目的

現行のデータ同化手法の課題を2つに分離する。

リモートセンシング衛星から得られる海表面データ (X, Y 方向) のデータから、深度方向 (Z 方向) の解析値を算出するプロセスと、予測モデルによって解析データ (X, Y, Z) データを時間軸 (T 方向) に時間発展させるプロセスに分離する。

1) 水温・塩分プロファイル推定

リモートセンシング衛星から得られる海表面データ (X, Y 方向) のデータから、深度方向 (Z 方向) の解析値を算出するプロセス。ある時間 T に対して、海水の X, Y, Z 方向の水温と塩分の解析値 (初期値) の作成をすることを目的にしている。手法は2つのアプローチをとる

A. 面的情報活用主成分分析

B. 新規機械学習手法の確立

この解析値 (初期値) が従来手法に比べてどれだけ正しく求められているかの評価が1つめの研究成果になる。

2) 予測モデルの適用と検証

解析データ (X, Y, Z) データを時間軸 (T 方向) に時間発展させるプロセス。

初期値をもとに時間発展させる方法として3次元同化+機械学習導入②、4次元アンサンブル変分法③の2つを検討する。

従来の手法①と比較して、解析値 (初期値) の設定の仕方を2通り (A. 面的情報活用主成分分析、B. 新規機械学習手法の確立) と時間発展の仕方を2通り (3次元同化+機械学習導入②、4次元アンサンブル変分法③) の4通りの組み合わせで検討を行う。

なお、時間発展の予測結果を定量的に評価するには、従来のブイ観測、船舶観測だけでは難しいために本研究の用の新型小型漂流ブイを実際に海に投入し評価する。

【課題終了時に達成すべき目標 (その1)】

1) 水温・塩分プロファイル推定

「面的情報活用主成分分析」「新規機械学習手法の確立」、の2つの方法をそれぞれ検討・研究する。主に SSH, SST, SSS などのリモートセンシング観測量から鉛直方向の水温、塩分の推定を実施する。

【水温・塩分プロファイル推定：課題終了時に達成すべき目標】

従来の主成分分析手法に対して40%の精度向上を目指す。

具体的には、本研究を成果の評価に実際の Argo や観測船の計測値などのテストデータをもとに推定試験を行って

- ・プロファイルの線形形状の評価 (定性的評価)

- ・Reduced error ratio (定量的評価)

- ・Variability ratio (定量的評価)

また、解析値と実観測地の比較も併せて行う

- ・海面高度解析値誤差 (定量的評価)

- ・海面水温解析値誤差 (定量的評価)

上記評価値のうち、もっとも海洋モデルの初期値への採用として重要なのは Reduced error ratio (定量的評価) で、実用上のニーズに対して十分であると考えられる目標を以下の通り設定する。

【Reduced error ratio の定義】

$$rk = \sqrt{1/N \cdot \sum (x_{ika} - x_{iko})^2} / \sqrt{1/N \cdot \sum (x_{km} - x_{iko})^2}$$

N: プロファイル数

i: プロファイルのインデックス

k: 状態変数のインデックス

x_{km}: 第1推定値 (気候値)

x_{iko}: 観測値

rk: reduced error ration

(特定のデータを観測値として用いることで、どの程度誤差が少なくなるかを示す数値。)

定量的には

「Reduced error ratio rk の鉛直プロファイル方向への従来の手法に対する改善率を40%向上させることを目標とする。」

なお、機械学習手法はただ1つの手法をもちいるだけでなく、複数の手法を組み合わせたり応用利用したりすることによって、精度を向上させることがありうる。今回の研究では「新規機械学習手法の確立」(JAXA)、「面的情報活用主成分分析」(RESTEC)の研究でも、それぞれに検討した結果を利用したり、組み合わせたりすることが想定されるので、それぞれに改善率を目標値とせず、2つの研究のANDで上記目標を達成することを目指す。

【課題終了時に達成すべき目標(その2)】

2) 予測モデルの適用と検証

本研究では面的な海面高度を新たな機械学習手法によって効果的に同化することを目標としており、そのための評価指標として、把握可能な空間スケール下限値 Constrained Scale Minimum (CSM) を導入する。面的海面高度情報の利用とそのための様々な新手法の適用によって従来よりも小さなスケールの現象が把握可能になると考える。

実海域において定義どおり CSM を推定することは困難であるが、表層海流については海洋予測システムで推定したブイ軌跡と実際のブイ軌跡を比較解析することで CSM が推定できる。海洋予測システムの表層流速データを Gaussian 相関スケール s で平滑化してブイに見立てた仮想粒子追跡計算を行って得た軌跡と実際のブイの軌跡の根平均二乗残差 (RMSD) が最小となる相関スケール s が CSM である。すなわち、

$$CSM = s \text{ for minimum of } 1/M * \sum \sqrt{1/N * \sum (O_{mn} - M(s)_{mn})^2}$$

(O_{mn} はブイ m の予測期間(予測可能性をもつ小期間に区切る) n におけるブイの位置、 M_{mn} はモデル流速によって移動させた仮想粒子の位置、 M, N はそれぞれブイの総数、予測期間の数。)

【予測モデルの適用と検証: 課題終了時に達成すべき目標】

新しい面的海面高度データと新手法の適用により最終的に CSM の 40% 改善を目標とする

【克服すべき要素課題】

「面的情報活用主成分分析」

(A) 要素課題は、従来手法では再現されにくい、中規模渦等に伴う水温、塩分の鉛直構造(成層構造)を、主成分を算出する適切な海域区分の設定、及び、面的な海面高度情報を取り込むことで改善する手法の開発であり、鉛直方向の解析値の改善が見込まれる。

「新規機械学習手法の確立」

要素課題としては、サブメソスケールの海洋現象として特に重要な中規模渦の補正方法のアルゴリズム開発 (A) と機械学習によって如何に水温、塩分プロファイルの特徴量と観測値 (SSH, SST, SSS) を結びつけるかのアルゴリズムの開発 (B) が考えられる。

(A) 中規模渦の補正方法のアルゴリズム開発

- ・渦の特徴量、特に深度方向の存在位置の識別

- ・プロファイルの渦補正手法の確立

(B) 水温、塩分プロファイルの特徴量と観測値 (SSH, SST, SSS) 間のアルゴリズムの開発

- ・海域、季節毎の物理量に対する平均・分散値の選択方法(規格化手法)

- ・クラスタリングのハイパーパラメータ(閾値など)の選択

- ・プロファイルのクラスタと観測値 (SSH, SST, SSS) のリンク(特徴量と観測値の結びつけ方)

- ・最終的に算出された水温塩分の解析値の正解確率と誤差予測の算出方法の確立

が主要な克服すべき要素課題となる。

「予測モデル適用と検証」

基本的なデータ同化手法は開発済であるが、以下の四点について新たに開発を行う必要がある。

(A) 従来の多重スケール三次元変分法は面的高解像度海面水温を対象としてきたので、これを面的海面高度に適用するべく手法を拡張する。

(B) SWOT 衛星の面的海面高度データを解析し誤差要因を特定したうえでその誤差情報を適切に同化システムに導入する。

(C) 本研究で開発するクラスタリング解析および面的情報活用主成分分析によって推定した水温・塩分プロファイルを同化システムに同化する場合の観測誤差パラメータを決定する。

(D) 面的情報活用主成分分析を多重スケール三次元変分法に組み込む。

(E) 実海域に投入する新型小型漂流ブイ投入を少数試行し経験を重ねた後、最終的には 200 個程度のブイを一度に投入する準備を進める必要がある。

2. 研究開始時に設定した研究目標の達成度

1) 水温・塩分プロファイル推定

従来の主成分分析手法に対して 40%の精度向上を目指す。

定量的に「Reduced error ratio」の鉛直プロファイル方向への従来の手法に対する改善率を 40%向上させることを目標とする。

【新規機械学習手法の確立】

10年間（夏、冬）の気象庁観測船の東経137度線の観測データに対して最終的に約40%の精度向上に成功した。

【面的情報活用主成分分析】

10年間（夏、冬）の気象庁観測船の東経137度線の観測データに対して最終的に約40%の精度向上に成功した。

2) 予測モデルの適用と検証

把握空間スケール下限値(CSM)を従来に比べて40%改善する。

2025年1月から実施した浮遊ブイによる実験でCMSの80%以上改善を達成した。

3. 委託業務における研究の方法及び成果

3. 1 研究の方法

3. 1. 1 「新規機械学習手法の確立」

3. 1. 1. 1 水温塩分推定方法（1）

今回海中の水温塩分の推定は、水深方向に20層に対して行った。これは検証対象つまり答えとなる気象庁観測船の標準層の深さに対応させている。

20層で、水温と塩分の2つの物理量の推定をするため、状態空間の次元は40次元となる。一方、水温・塩分に関連する衛星リモートセンシングによる物理量は水温SST, 海面高度SSH, 海面塩分SSSの3つに限定されてしまう。つまり圧倒的に観測量の3次元に対して求めるべき状態空間の40次元が大きすぎてしまう。

この問題は、現業のデータ同化による海洋の状態の初期値の解析を求めるときの本質的な問題になっている。現在のシステムではこの問題を少しでも緩和するために主成分分析を用いた次元削減を行っている。しかし、主成分分析の次元削減レベルは必要とされる精度にたいしてあまりにも低く、観測値による第1推定値の修正効果精度は余り高くすることはできなくなっている。つまり評価関数を用いた最小値問題を解くときに正しい答えにたどりつくことなく、初期値（過去の予測値、第1推定値）に近い解にしかたどり着かない。この問題の本質は、40次元の状態空間という非常に広大な状態空間に対して、主成分分析のような統計情報、つまり広域の特徴量に基づいた探索をするからだという考えに基づいて、最初にこの広大な状態空間を局所的な関心領域に絞ることで次元を落とすことができるのではないかと考えた。

そこで、次元削減効果が非常に高く、特に少ない次元での精度が高い方法としてLLE(locally linear embedding)手法を選択して、本問題の推定方法の検討を開始した。

（図3. 1. 1. 1参照）

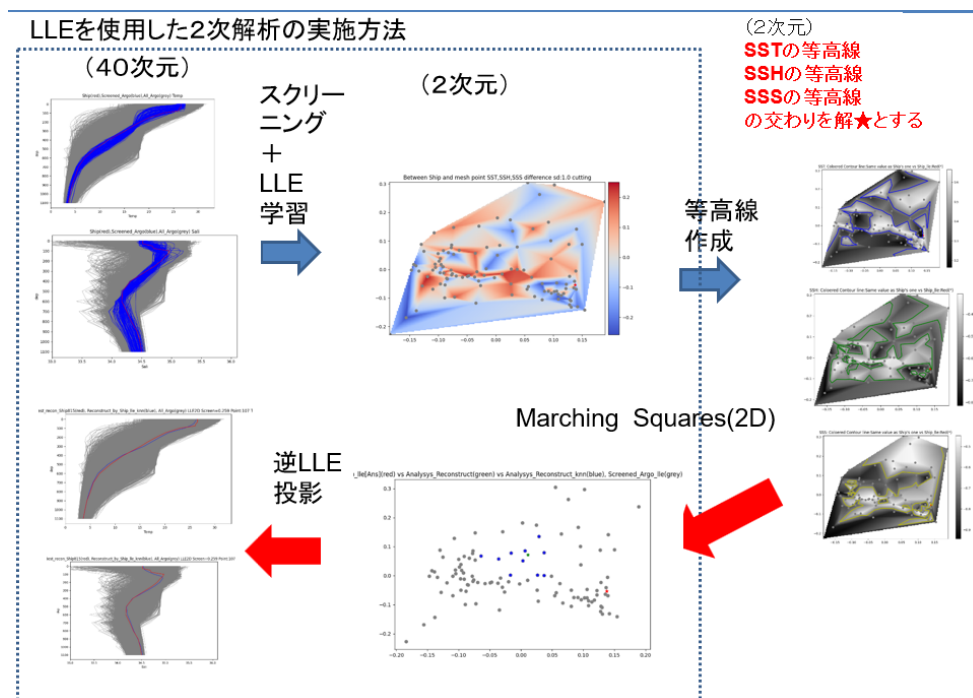


図3. 1. 1. 1—1 LLEを用いた初期値推定フロー概念図

3. 1. 1. 2 LLE(locally linear embedding)手法について

LLE(locally linear embedding)は、機械学習手法の1つで、

“Think Globally, Fit Locally: Unsupervised Learning of Low Dimensional Manifolds
By Lawrence K. Saul, Sam T. Roweis 2003”

で、提案された手法である。

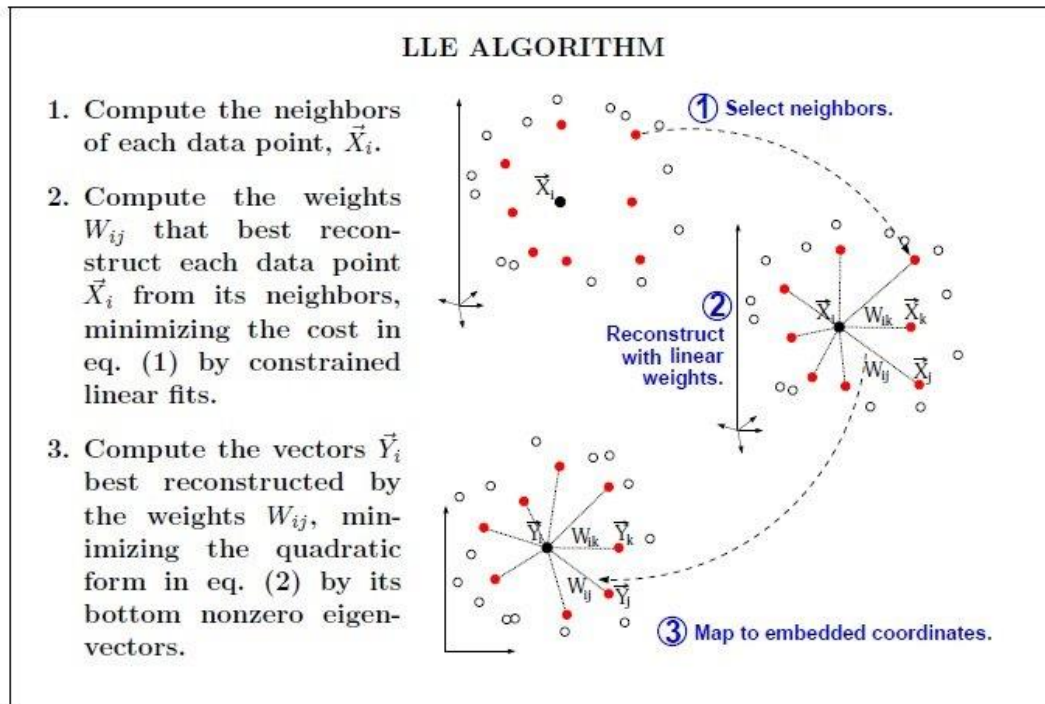


図 3. 1. 1. 2—1 LLE概念図（該当論文より引用）

基本的なアイデアは、地球という3次元の地図をどうやって2次元の地図に落とし込むのかの問題を多次元に拡大したものだ。多次元の点の集まりも非常にミクロ（つまり近傍）にみれば接平面は、低次元に投影できることを原理の基本にしている。

距離が規定された多次元の状態空間で

「ある点はその近接点の線形結合で近似できる。線形結合の重みを同じにしたままで、低次元への埋込(embedding)をすれば、この低次元への投影は可能になる」

LLEの画期的なところは、高次元から低次元への変換ができるだけでなく、低次元から高次元への変換も可能なことだ。つまり、逆変換が可能になる。変換自身は過去のArgoによる実観測観測結果から求まる。

SST, SSH, SSSという3つの変数の次元まで40次元の世界を落とし込み、答えを求めてしまえばいいというのが、前節でのアイデアである。

ところが実際には、SST, SSH, SSSの1点の付近には複数の「解」が存在してしまい必ずしも正解にたどり着くことができないということがわかった。これはそもそものArgoの観測数がそれほど多くなく、本来なら見つかるべき最近接点がまだ観測されていないからだと思えた。

3. 1. 1. 3 LLEを使った疑似観測データの作成

40次元のArgo観測の「補間」方法を以下に示す。

まず、LLE変換、低次元でのデータ補間、LLE逆変換で40次元の補間データを作成する。

(図 3. 1. 1. 3—1 参照)

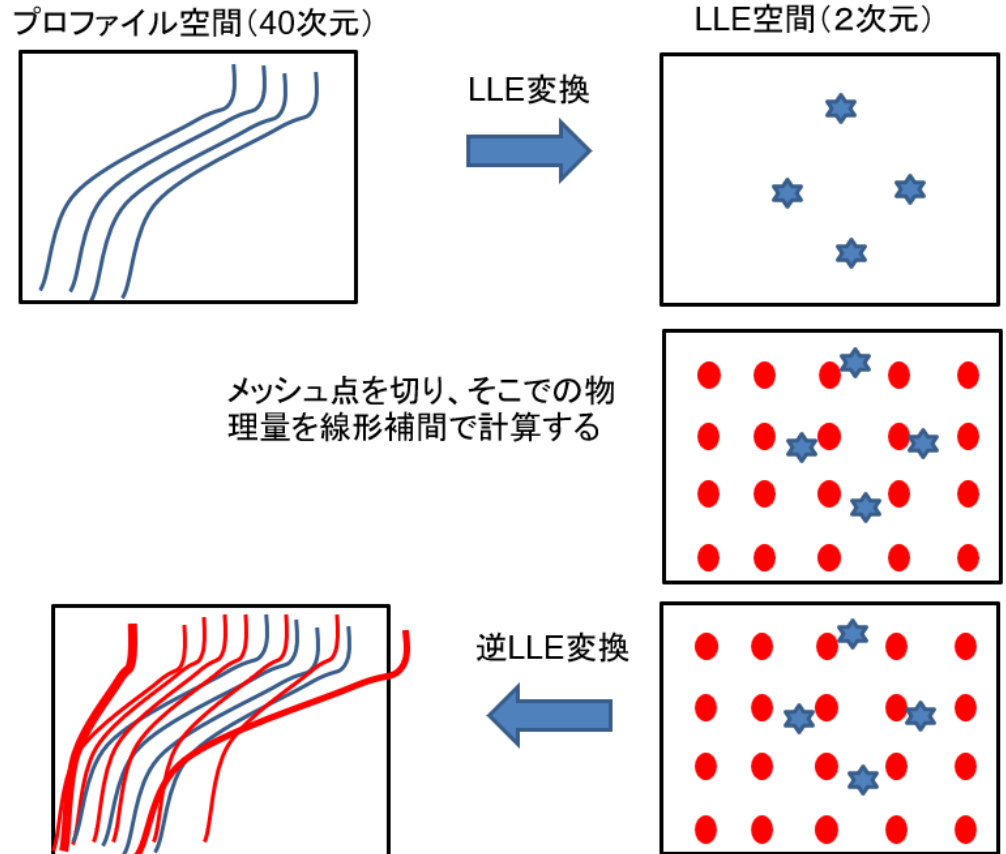


図3. 1. 1. 3-1 LLE変換、逆変換を使った多次元データの補間データ作成イメージ

単純に逆変換をただけだと、高次元多様体に変換した際の「歪み」で、補間データとしてふさわしくないものも生成されてしまう。これは、高次元、低次元での実観測データが多くないことや、多次元でのデータの曲率が激しさやそもそもの観測データに混入した誤差などが原因と考えられる。

このようなふさわしくない補間データは、下記のデータ整合性確認を行うことで閾値を設けてカットする。大まかな手順とイメージを下記に示す。

学習データとしてArgo観測を使っているがこのArgo観測データは十分ではない。

まだ、観測されていないであろうArgo観測データを、局所線形性を使って仮想的に作ってあげる。

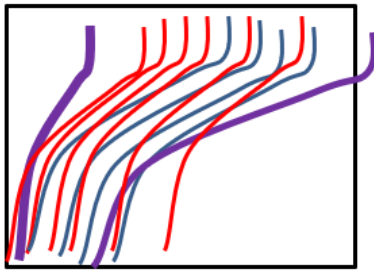
仮想的なArgo観測データは、LLE変換、逆LLE変換をつかっても従来のArgo観測データと物理量の局所線形性は保たれているもののみを使用する。

作成された仮想的なArgo観測データのうち、最も試験データに近いものを解析解とする。

閾値を設けて不適切なデータをカットするイメージを図3. 1. 1. 3-2 に表す。

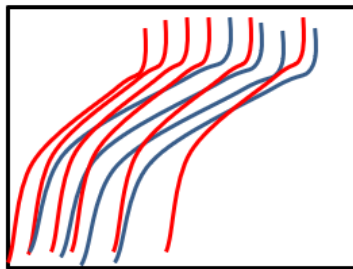
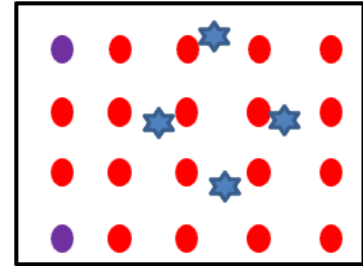
プロファイル空間(40次元)

LLE空間(2次元)



物理量の整合性をチェックする。

大きく外れたものを局所線形性が崩れたと解釈する



物理量の線形性が保たれているメッシュ点から、もっともTest点の物理量に近いものを選ぶ。

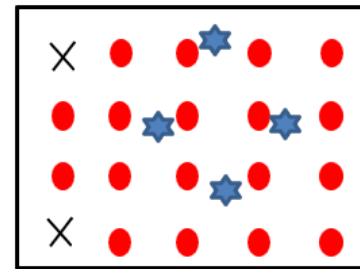


図 3. 1. 1. 3-2

低次元、高次元での物理整合性から疑似観測点の不適切点のカットの仕方

原理的に低次元でも高次元でも観測データの整合性はとれているはずで、ある物理量を考えた際に低次元でコンター図（等高線）を描けばその値は他の疑似観測点の物理量となるはずである。

その低次元の点を高次元へ逆変換したときに、低次元の物理量と高次元の物理量が大幅にずれた場合は、その点是不適切な疑似観測点であると判断できる。

判断するための物理量として、SST, SSH, SSDを使いそれぞれに閾値を設けてすべて変換後に閾値内に入るデータだけを補間データとして利用することにした。

実際に疑似観測データ作成はArgo実観測4万プロファイルから疑似観測20億プロファイルを行った。大体、40次元40個の点で2次元のメッシュは200x200の模擬観測を作成して、データ整合性の確認で半分程度カットした。

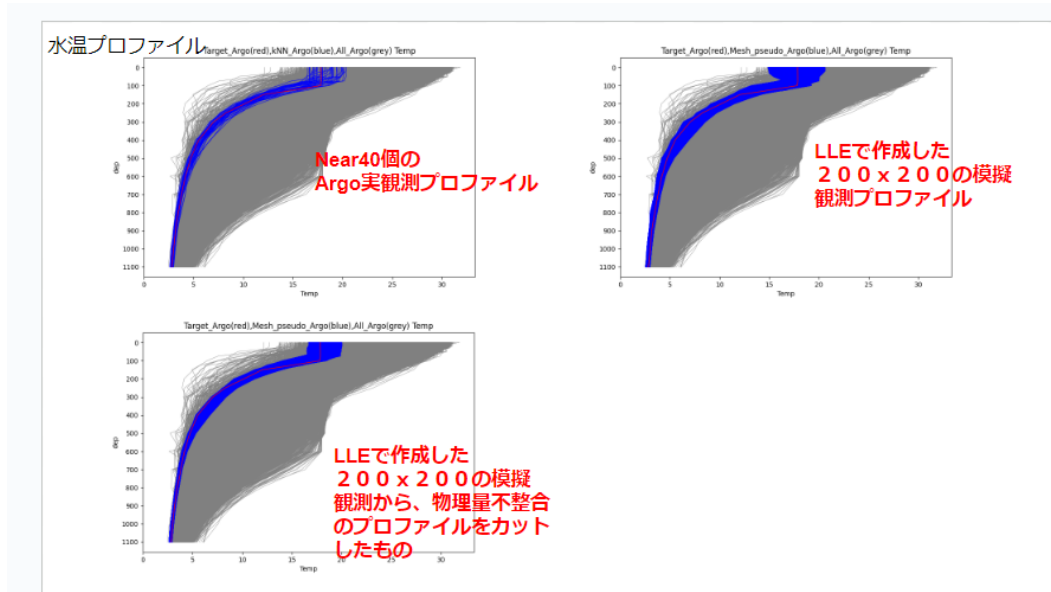


図3. 1. 1 (4) —4 水温プロファイルの補間結果の例

図3. 1. 1 (4) —4 の左上がそもそものArgo観測で、これをLLE変換、2次元でのメッシュ点の作成、LLE逆変換のみ実施したものが右上になる。この図を見てもわかるように、そもそものArgo観測に比べて水温が広がってプロファイル形状がいかにもおかしいものが含まれている。これらは物理整合性がくずれているので、閾値を設けてカットする。左下がカットした結果で、いかにもArgo実観測を補間した模擬観測データが正しく作成できているのがわかる。

非常に高い確率で、上記の模擬観測点の中の1つが正解になることが想定される。あとはどうやってこの中から正解を探すかになる。

3. 1. 1. 4 水温塩分推定方法 (2)

解析したい場所(緯度、経度)の観測値であるSST, SSH, SSSを元に、過去のArgo観測結果からLLE手法を用いて疑似観測データを作成して、最終的に水温塩分のプロファイルを決める一連のプロシージャを図2. 3. 1. 4-1に示す。

いくつかの試行的な検証の結果、

- ・疑似観測データの中に正解がある
- ・疑似観測データを数個(3~7程度)クラスタリングするとそのクラスタの平均値付近に正解があること

がわかってきた。つまり、おおよそ数個のクラスタの特徴量が存在して、SST, SSH, SSSからその数個の中のどれかを選べばほぼ正解を選択できることがわかった。

しかし、この数個のクラスタを作るところまでにSST, SSH, SSSの情報は使っており、さらにこのSST, SSH, SSS情報を元にクラスタ選択をするのは難しかった。

実際に、過去のArgoデータをもとに既存の機械学習手法を使ってその選択の正確性をためてみたが、どれもほぼ同じような正解スコアしかだすことができなかった。

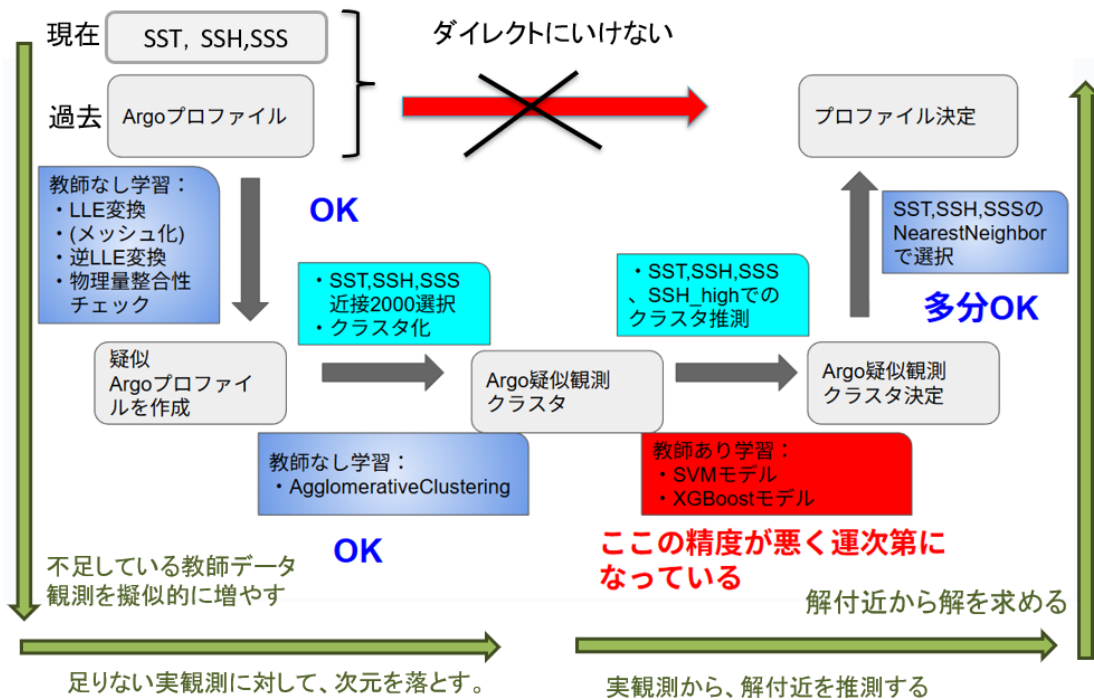


図 3. 1. 1. 4-1 水温塩分推定方法概念図

実際に試してみた手法は以下の通り

- ・ ロジスティック回帰 (Logistic Regression)
- ・ ランダムフォレスト (Random Forest)
- ・ SVM (Support Vector Machine)
- ・ XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)
- ・ k-NN (k-Nearest Neighbors)
- ・ サポートベクターマシン

その他に、季節情報や場所（緯度経度）情報なども条件にいれてみたが季節情報（春夏秋冬）の分類で少しだけ精度が上がる（クラスタの選択肢が狭まる）ことがあったが本質的な解決にはいたらなかった。

過去の観測データを教師データとして学習し、現在の衛星リモートセンシングデータつまり海表面の観測データだけをもとに解析する手法では、過去の観測が同じ SST, SSH, SSS の値でも状態空間で縮退しているために、最終的な分離ができないことが明らかになってきた。

3. 1. 1. 5 近接Argoデータを用いたガイド手法

SST, SSH, SSSを用いた手法の限界から、図 3. 1. 1. 4-1 水温塩分推定方法概念図で説明するところのクラスタ選択をするための情報を増やすために、時間的・空間的に近い In-situ Argo 観測の値を参照してみることにした。

Argo 観測は今回の研究目的にとって決定的かつ非常に重要な観測ではあるが、時間・空間的に非常に疎な観測であり、解析結果として欲している時間・空間的密度にはあまりデータが不足するために、同じ時刻、同じ場所での観測を期待することはできない。

そこで、解析対象の時刻と場所に対して時間・空間的にある幅をもった Argo 観測群を使っておよその推定（以下、第 1 推定値と呼ぶ）を行い、この第 1 推定値に近いクラスタを選択するという方法で、In-situ Argo 観測の情報をこの解析手法の新たな情報として追加することにした。

解析対象の時刻と場所に対して時間・空間的にある程度の幅をもった Argo 観測は複数存在す

ることが多く、それらから以下の点に注目して第 1 推定値を作成した。

- ・ Argo観測群が、解析対象点を空間的に含む状態にあるかどうか
2次元平面上でArgo観測群の内部の点か、外部の点か
- ・ 時間・空間的に確保した幅
空間的に近い点か、空間的に遠い点か

表に これらの要素をまとめる。

範囲	手法	利点	欠点	優先順位
狭域	近接 Argo 平均	観測点が多ければ高精度になりうる	観測点が少ないと致命的 観測点が位置的に偏ると 精度に問題がでる。 位置情報が潰れてしまう	2
	Qhull	三角線形補間なので精度が いい 位置情報をうまく利用できる	使える観測点が少ない。利用 できる場面が少ない。 広域Qhullに比較して良い 点がない。	不使用
広域	近接 Argo 平均	とりあえず観測点が確保できる 利用できる場面が多い	観測点に偏りがあると精度 が悪い 観測点が遠く少ないと精度 が悪い 位置情報が潰れてしまう	3
	Qhull	観測点が確保されやすい。 三角線形補間なので精度が よい。 位置情報をうまく利用できる 近接点がある場合はそちらが 使われる	近接の観測点があっても 観測点の三角に入っていない と値がもとまらない。	1

表 3. 1. 1. 5-1 近接Argoの選択手法の特徴と優先順位

解析対象の時期、場所により 4 つの手法をどれでも使えるわけではないが、狭域よりも広域が、近接平均よりもQhullの方が精度よく、かつArgo観測の配置の可能性は低くなることはあきらかなので、その精度の順番で手法選択の優先順位をつけた。

なお、近接Argoを選択する際に単に時間・空間的な選択を行うと他の水塊のArgo観測を含んでしまうことが予想できたので、SSHの観測値に閾値をもうけて、SSHの差が大きいArgo観測点は、この近接Argoの観測点の計算に含まないようにした。

3. 1. 1. 6 水温塩分推定方法（3） 最終推定手法

最終的な水温塩分推定方法は、図 3. 1. 1. 6-1に示すような工程になった。

Argo疑似観測データのクラスタから、どのクラスタを選ぶべきかは、その解析対象点の付近のArgo観測データをガイドとして、これにもっとも近いクラスタを選択しそのクラスタ内でSST, SSH, SSSがもっとも近いArgo疑似観測データを解とすることにした。

当然のことではあるが、この手法はArgo観測の時空間配置が非常に重要で、運悪く表 3. 1. 1. 5-1の手法のどれにも解析点が当てはまらない場合も存在する。

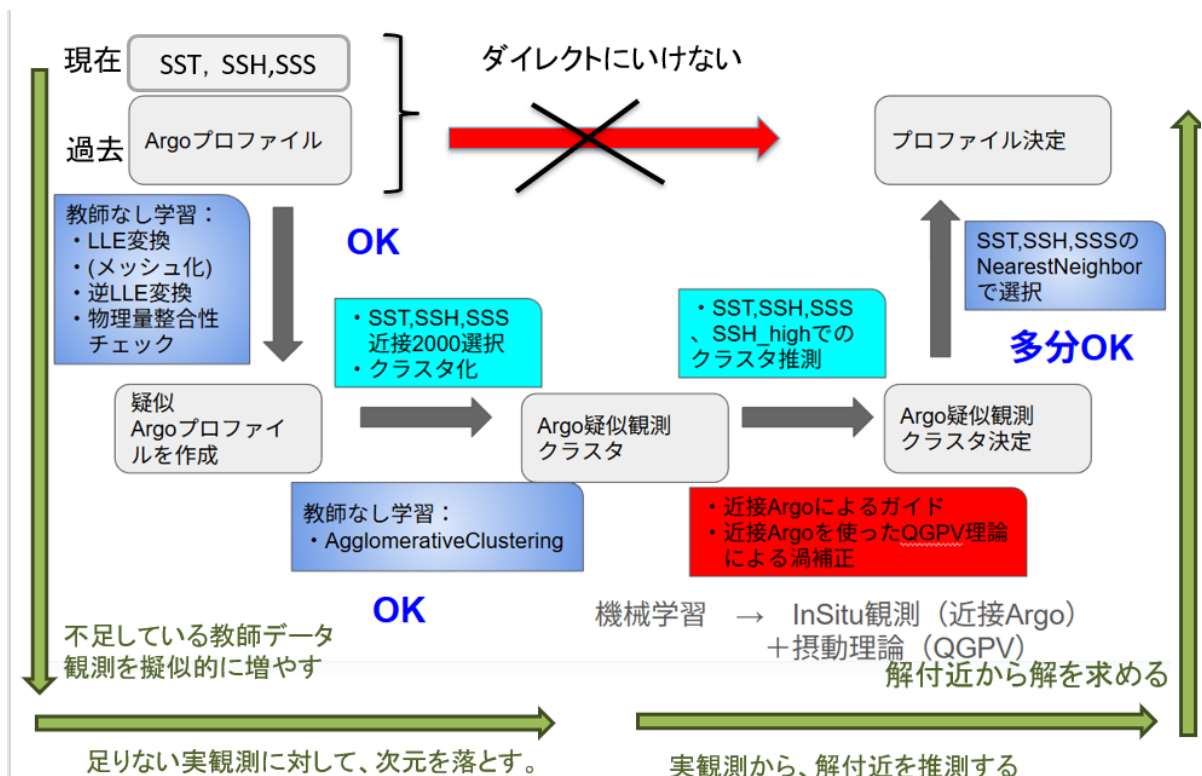


図 3. 1. 1. 6-1 最終的な水温・塩分解析手法概念図

その場合は、クラスタ選択をあきらめて、そのまま SST, SSH, SSS がもっとも近い Argo 疑似観測データを解とすることにした。

3. 1. 1. 7 気象庁観測船の 137 度線観測データを使った統計評価

下記に、実際に気象庁観測船 137 度線を検証用データ（正解）として用いた解析をした際の条件を記す。

LLE 向けの学習データの分布と期間は図 3. 1. 1. 7-1 の通り。

Argo 学習データ

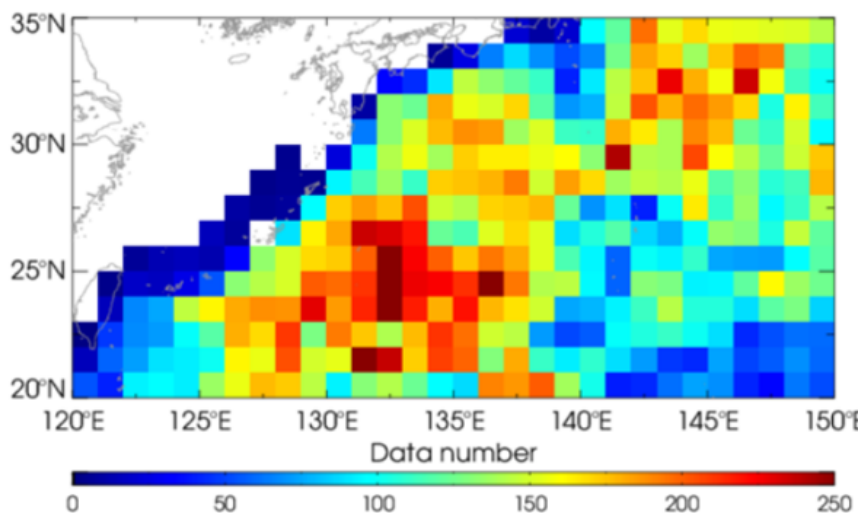


図 3. 1. 1. 7-1 教師データ

教師データ：

Argo観測

2001年～2019年、北緯20～32度、東経120度～150度

データ数 44270プロファイル

検証データ：

気象庁観測船東経137度線観測データ

https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/db/vessel_obs/data-report/html/ship/ship.php?year=2010#kisetu

2010春季～2019冬季

1年に夏、冬2回の137度線上を観測するデータ、20線分を解析。

気象庁観測船の観測（答え）と第1推定値の近接Argo解析とLLEクラスタ解析の結果と比較対象の主成分分析のそれぞれの水温（上段）塩分（下段）の解析結果をコンター図で

図3. 1. 1. 7-2 2018年夏季の解析（気象庁観測船データ名：KS1806.E）

図3. 1. 1. 7-3 2010年夏季の解析（気象庁観測船データ名：FR1005.E）

図3. 1. 1. 7-4 2013年冬季の解析（気象庁観測船データ名：FR1301.E）

に記す

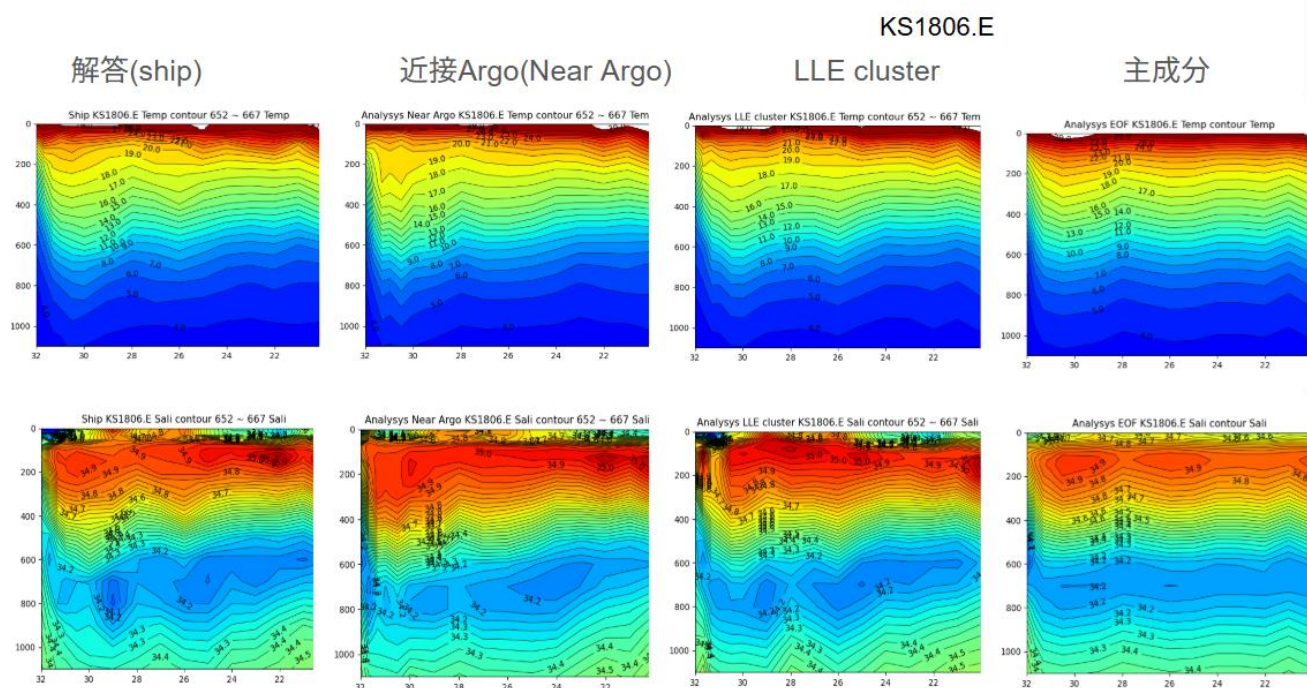


図3. 1. 1. 7-2 2018年夏季の解析（気象庁観測船データ名：KS1806.E）

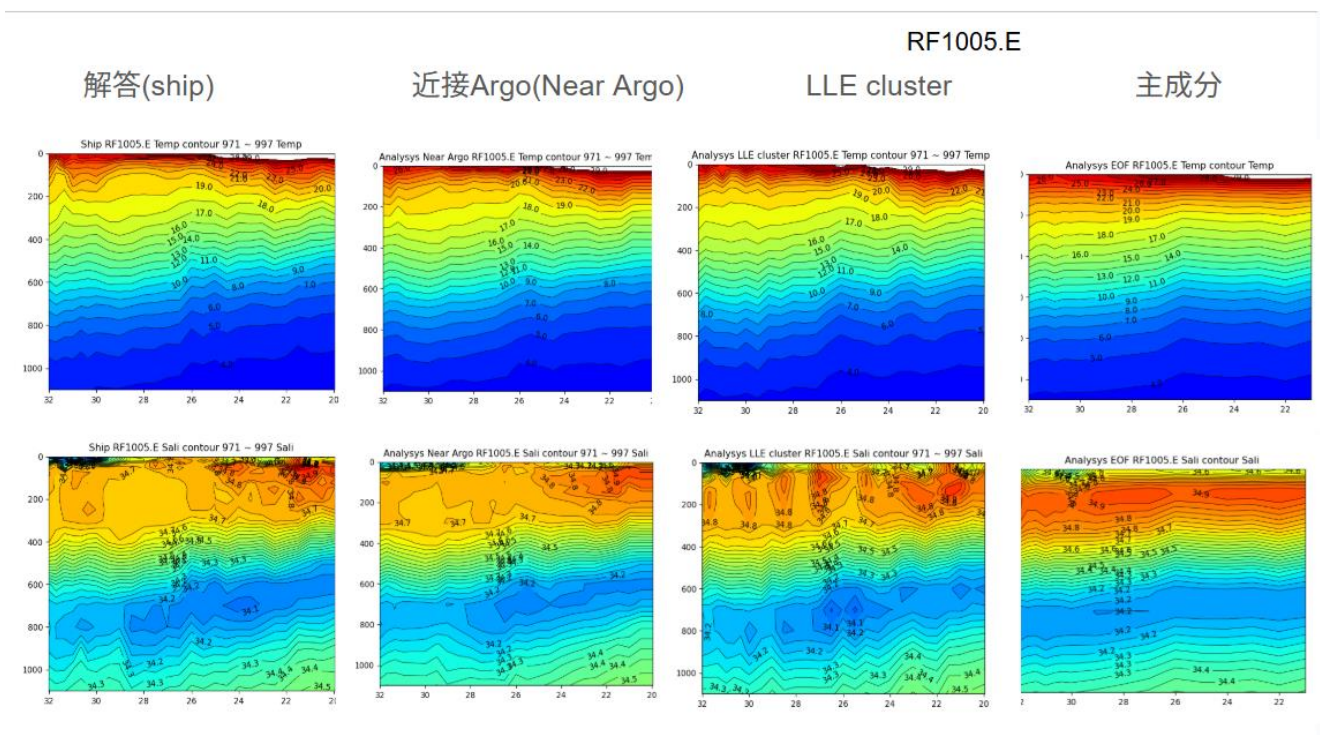


図3. 1. 1. 7-3 2010年夏季の解析 (気象庁観測船データ名: FR1005.E)

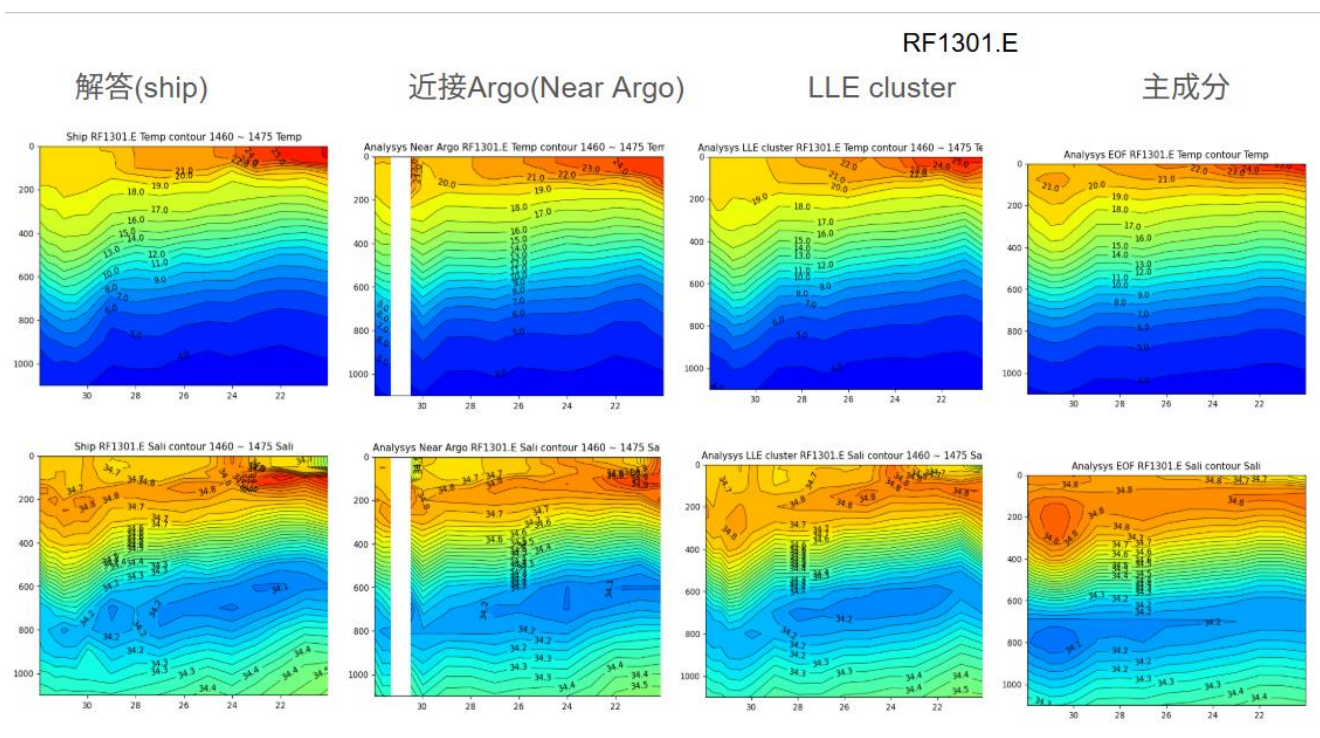
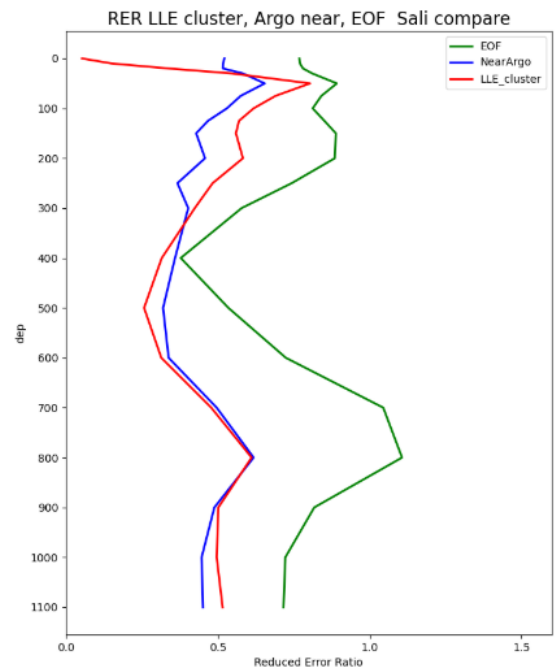
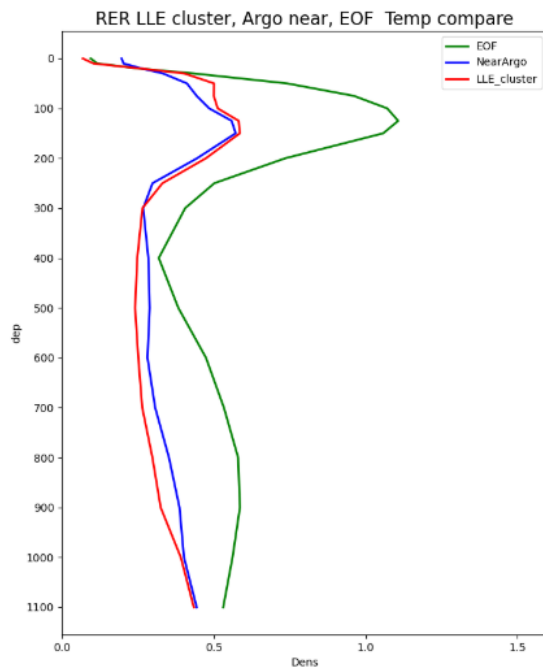


図3. 1. 1. 7-4 2013年冬季の解析 (気象庁観測船データ名: FR1301.E)

1年2期(夏、冬)を10年間分実施して深度方向に統計を取った結果を以下に示す。
 なお、計算値は、1章1)に定義をしめしたReduced error ratioで計算を行った。



近接Argo RER0.6183, LLEクラスタ解析RER 0.6029

図3. 1. 1. 7-5 Reduced error ratio比較
 緑：比較対象のEOF解析、赤：LLEクラスタ、青：第1推定値（近接Argo）

おおよそ、どの深度でも主成分分析よりも正解精度は高く、RERでは0.6つまり、約40%の精度向上が見られた。当初の研究目的を達成することができた。

とはいえ、従来の主成分分析でも見られた特徴

- ・混合層の200mより浅い領域の精度が悪い
- ・塩分の正解精度は全般的にあまりよくない

という課題は残った。

3. 1. 2. 「面的情報活用主成分分析」 (担当: RESTEC)

3. 1. 2. 1 主成分算出海域区分検討

1) Argoフロートデータに対する教師なし分類による海域区分

実施内容

大西洋のArgoフロートデータに対して、混合ガウスモデル(Gaussian Mixture Model: GMM)を適用して教師なし分類を行ったGuillaume et al. (2017)を参考に手法を構築し、北西太平洋のArgoフロートデータに対して教師なしクラスタリングによる海域区分を行った。

分類した海域区分毎に主成分解析を行い、算出主成分を基に、各Argoプロファイルに対して水温・塩分プロファイルの推定を行った。海域区分数毎の結果に対して、推定データの誤差評価を行い、最適な海域区分の特定を行った。

実施結果

Guillaume et al.(2017)を参考に、混合ガウスモデル(Gaussian Mixture Model: GMM)による教師なし分類手法を検討した。

次元の数が m 、クラス数が K の時GMMを以下に示す。

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad \text{式 3. 1. 2. 1-1}$$

$$N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_k|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)\right\} \quad \text{式 3. 1. 2. 1-2}$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}_k$ は k 番目のクラスの正規分布における $1 \times m$ の平均ベクトル、 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ は k 番目のクラスの正規分布における $m \times m$ の分散共分散行列、 π_k は混合係数(各正規分布の重み)で以下を満たす。

$$\sum_{k=1}^K \pi_k = 1 \quad \text{式 3. 1. 2. 1-3}$$

データセットから、最尤推定法により、 $\boldsymbol{\mu}_k$, $\boldsymbol{\Sigma}_k$, π_k を算出する。

続いて、各データが、どのクラスに属するかのカラスタリング処理を以下の考え方で実施する。

- ある k 番目の z_k だけが1で、他は0となるクラス変数 z を用いる。 $z_k = 1$ の時、 k 番目のクラスに属することを意味する。
- サンプルに関する情報がないとき、 $z_k = 1$ となる確率は π_k (混合係数)となる。

$$p(z_k = 1) = \pi_k$$

- ここで、求めたいのは、サンプル $\mathbf{x}$ が与えられたとき $z_k = 1$ となる確率であり、ベイズの定理により以下で表される。

$$p(z_k = 1|\mathbf{x}) = \frac{p(z_k=1)p(\mathbf{x}|z_k=1)}{\sum_{i=1}^n p(z_i=1)p(\mathbf{x}|z_i=1)} = \frac{\pi_k p(\mathbf{x}|z_k=1)}{\sum_{i=1}^n \pi_i p(\mathbf{x}|z_i=1)} \quad \text{式 3. 1. 2. 1-4}$$

- $p(\mathbf{x}|z_k = 1)$ とは、 $z_k = 1$ 、つまり k 番目の正規分布における $\mathbf{x}$ の確率 $N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)$ であり、以下に変形される。

$$p(z_k = 1|\mathbf{x}) = \frac{\pi_k N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)}{\sum_{i=1}^n \pi_i N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)} \quad \text{式 3. 1. 2. 1-5}$$

- 各クラス($k=1, 2, \dots, K$)に対して最も大きい $p(z_k = 1|\mathbf{x})$ を持つクラスを $\mathbf{x}$ が属するクラスとする。

使用データ

使用した Argo フロート データ は、東京大学のサイト (<https://ocg.aori.u-tokyo.ac.jp/member/eoka/data/NPargodata/index-jp.html>) から提供されている品質チェック済みのデータを用いた (Oka et al., 2007)。期間は2001年から2019年で、海域は北西太平洋(東経120° ~180°、0° から北緯60°)とした。

解析海域と2度格子内の使用データ数を図 3. 1. 2. 1-1 (左図) に示す。日本南岸域と当方でデータ数が多い偏った分布となっている、分類に対する海域の偏りを低減するため、200以上のデータが存在する格子に対しては、ランダムに200のデータを選択して分類に使用した。右図にデータ選定後の2度格子内のデータ数を示す。結果として、合計118,365プロファイルを解析に使用した。

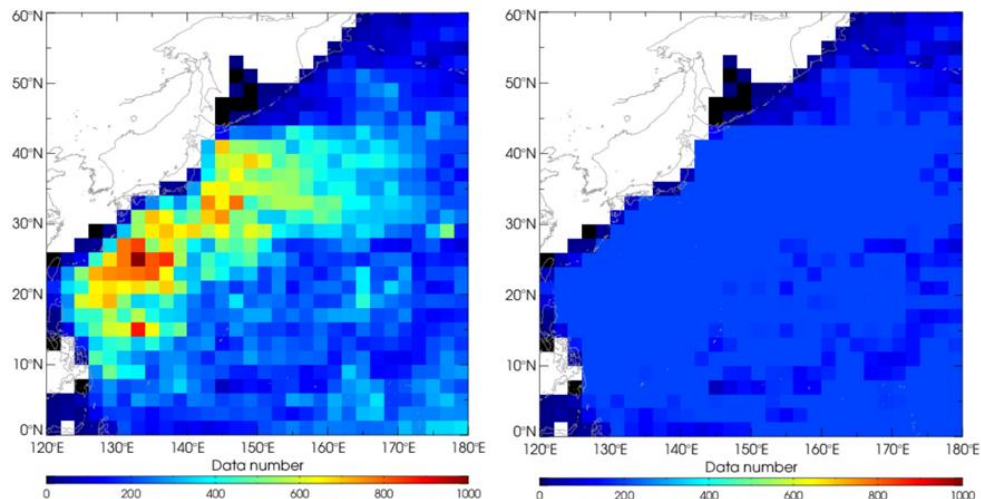


図 3. 1. 2. 1. 1-1 解析海域と1度格子内の Argo フロートデータ数
(左図)収集したデータ頻度分布、(右図) データ選定後の頻度分布

Argoフロートデータの分類

選定データから水温、塩分の平均値プロファイル、及び、各層の標準偏差から規格化偏差を算出した。規格化偏差データに対してGMMを用いた教師無し分類を実施した。水温、塩分20層のデータを用いるため、次元は40となる。また、設定数パラメータはクラス数となる。

クラス数を3から9まで設定して分類、及び、クラスタリングを実施した。

クラス数7の結果を図 3. 1. 2. 1-2 に示す。それぞれ、左図に、水温、塩分の確率分布に、GMMの各クラスの平均プロファイルを重ねた図を、右図に各Argoデータのクラスタリング結果の位置分布図を示す。

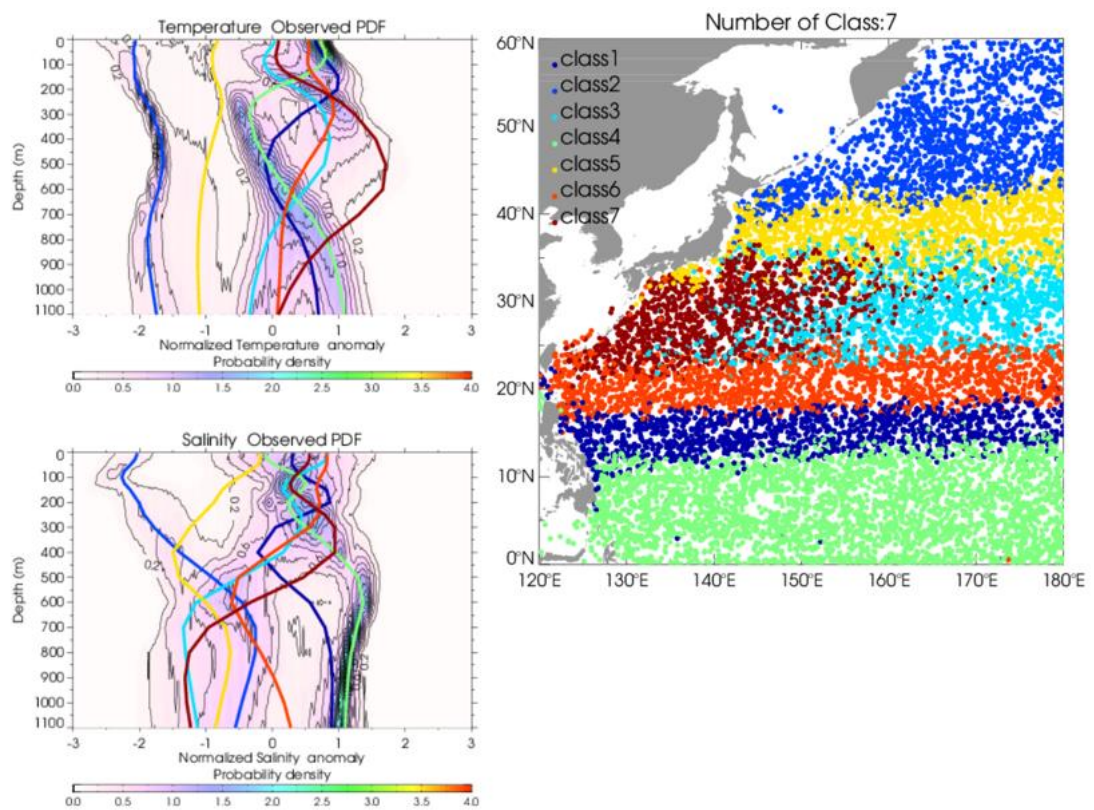


図3. 1. 2. 1-2 クラス数7の分類、クラスタリング結果

海域区分、及び、主成分解析

クラスタリング結果を基に海域区分を行った。海域1度毎に最も頻度が高いクラスを抽出してクラスを決定した。さらに、ノイズ状のパターンを低減するため、3×3のメディアンフィルタを適用した。クラス数7に対する海域区分結果を図3. 1. 2. 1-3に示す。

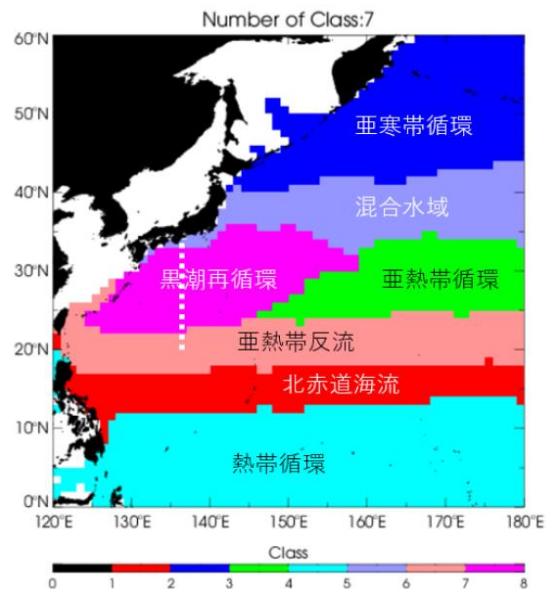


図3. 1. 2. 1-3 クラス数7に対する海域区分結果

水温、塩分推定、及び、誤差評価

海域区分(クラス)毎のArogoフロートデータを用いて主成分解析を行い、水温、塩分推定のための、主成分(EOF)係数を決定した。

Argoフロートデータの位置情報から図3. 1. 2. 1-3に示した海域区分マスクデータを用いてクラス(海域区分)を特定する。Argoフロートデータの3つの海面パラメータ(海面水温(SST)、海面塩分(SSS)、水温、塩分プロファイルから算出された海面力学高度)を入力として、特定したクラスの主成分係数により水温、塩分プロファイルを推定する。推定した解析プロファイルと観測値との差から誤差を算出する。海域分類のクラス数に対する規格化誤差の変動を図3. 1. 2. 1-4に示す。

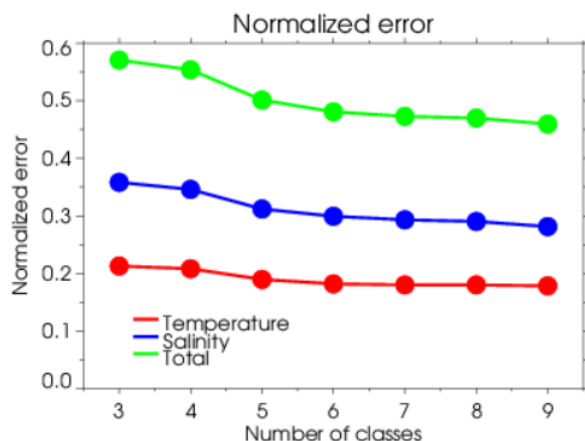


図3. 1. 2. 1-4 海域分類のクラス数に対する規格化誤差の変動

クラス数の増加に伴い規格化誤差は低減するが、クラス数6以上では低減率が減少傾向となっていることが確認できる。

図3. 1. 2. 1-5に気象庁ホームページより引用した、北太平洋亜熱帯循環と代表的な海流および水塊を示す。本解析の結果は、亜熱帯モード水として示された水塊がクラス数7以上で分類されていること、また、クラス数6以上では誤差がおおよそ飽和することから最適な海域区分はクラス数7として、以下の解析を進めることとした。

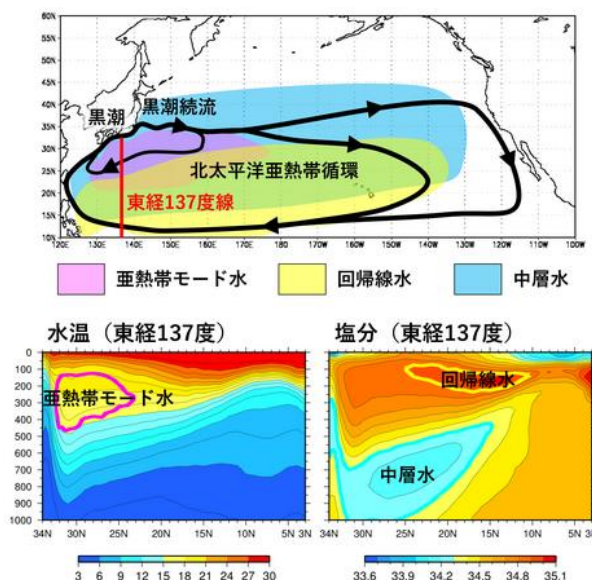


図3. 1. 2. 1-5 北太平洋亜熱帯循環と代表的な海流および水塊

https://www.data.jma.go.jp/gmd/kaiyou/db/obs/knowledge/kuroshio_watermass.html より引用

2) 2度格子海域区分

主成分係数を算出する海域区分の検討として、対象海域を2度格子毎に細分化して主成分解析、及び、その結果を適用した水温、塩分推定、及び、精度評価を行った。

実施結果

主成分(E0F)解析海域の細分化を以下の手順で実施した。

- ARG0フロートの観測場所、観測月から、気候値(WOA18)の水温、塩分プロファイルの時空間内挿により算出
- 2° × 2° 格子毎、ARG0フロート観測値のWOA18からの偏差に対してE0Fを算出
- ARG0フロート観測地点の格子でのE0Fを用いて、気候値(WOA18)プロファイルを第一推定値として、水温、塩分推定を実施

混合ガウスモデルを用いてARG0フロートの教師なし分類により算出した7海域でのE0Fを用いた場合の推定結果との比較のため、7海域毎に推定誤差の評価を行い、従来手法の結果と比較した。海域全体での評価結果を図3. 1. 2. 1-6に示す。誤差プロファイルからは、青線で示された格子毎のE0Fを適用した結果の誤差が7海域区分の誤差よりも若干低減しているのが確認できる。誤差の空間分布は、以下の式で定義される規格化誤差を表している。

$$Normalized\ error = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N ((x_{j,i}^{E0F} - x_{j,i}^{obs}) / \sigma_i^{obs})^2} \quad \text{式 3. 1. 2. 1-6}$$

海域全体での規格化誤差は7海域区分の0.364から2度格子区分の0.343と若干低減している。空間分布からは、特に、亜寒帯域、混乱水域、黒潮再循環域で誤差の低減が比較的大きいことが確認できる。以上の結果、主成分算出海域区分としては2度格子を採用することとした。

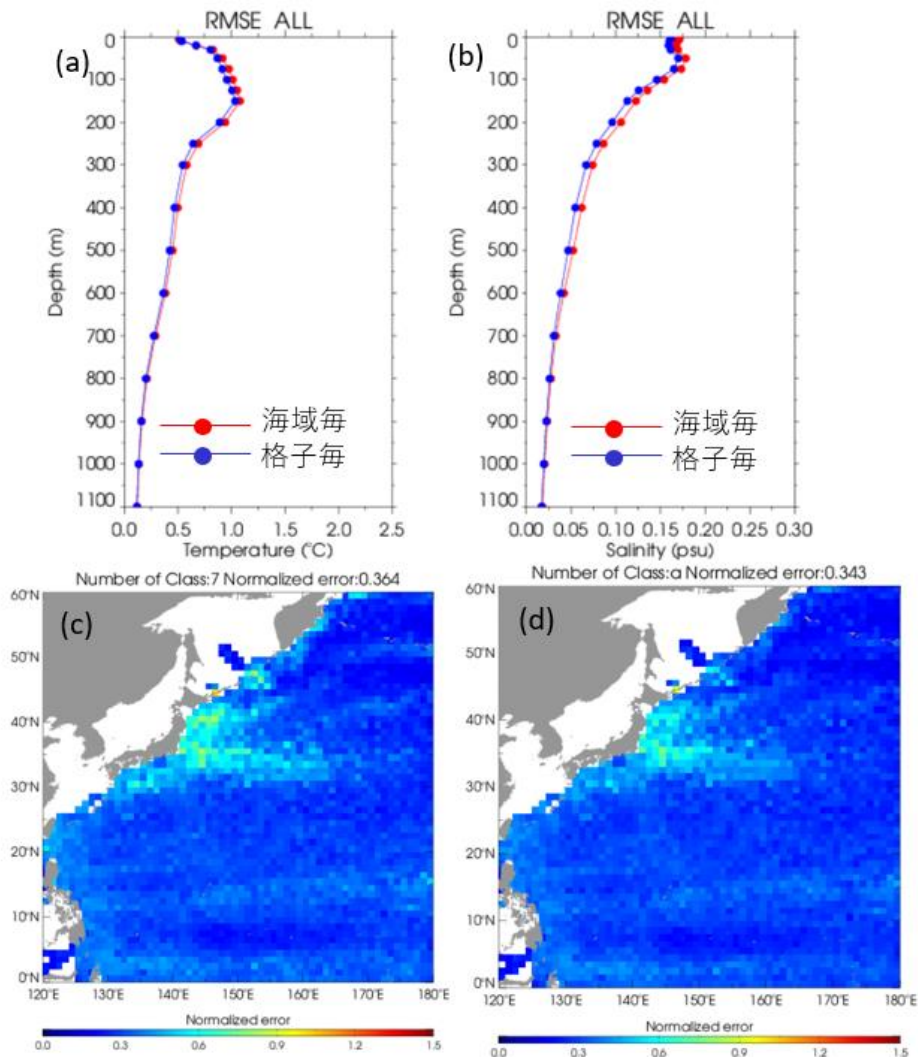


図 3. 1. 2. 1－6 2 度格子毎に算出された E0F より水温、塩分推定を行った手法の評価結果

(a)、(b) 水温、塩分の誤差プロファイルの比較、及び、
(c)、(d) 7 海域区分、2 度格子海域区分手法の誤差の空間パターン

3. 1. 2. 2 面的海面高度情報の組み込み

実施内容

面的海面高度情報の取り込みとして、高度計データから作成された渦プロダクト (Mesoscale Eddy Trajectory Atlas Product) と海面高度計マップより渦強度、また、海面高度の気候値からの偏差を算出した。上記の渦強度、及び、海面高度偏差と ARGO フロートより算出された海洋内部の成層構造として鉛直密度勾配を算出して相関関係を調査した。得られた相関関係より海面情報により海洋成層情報を推定する手法の開発を行った。

実施結果

① 渦強度の算出

渦プロダクトとして、AVISO より提供されている「Mesoscale Eddy Trajectory Atlas Product」(<https://www.aviso.altimetry.fr/en/data/products/value-added-products/global-mesoscale-eddy-trajectory-product.html>)を使用した。海面高度マップより、渦を検出したプロダクトで概念図を図 3. 1. 2. 2－1 に示す。海面高度マップのコンター図から渦中心の位置、振幅、半径等が算出されている。また、渦の形状の算出のため、渦プロダクト作成の元

データである海面高度偏差 (SSHa) マップも使用した。

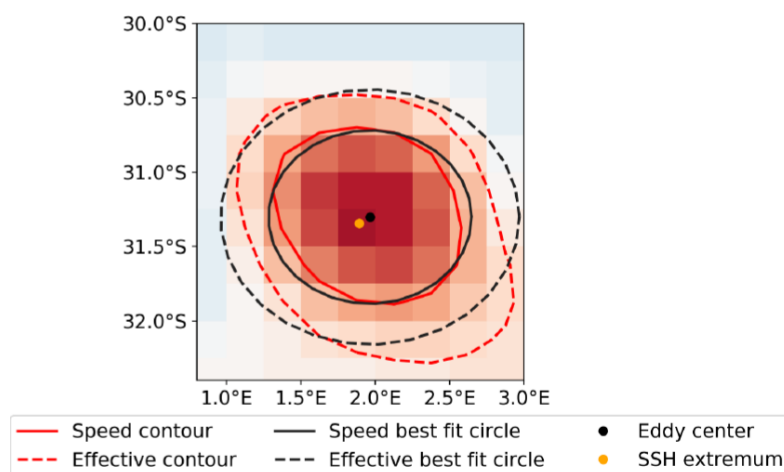


Figure 3 : Contours and associated circles for an Anticyclone. The SSH extremum corresponds to the center of the smallest SSH contour

図 3. 1. 2. 2-1 Mesoscale Eddy Trajectory Atlas Product の概念図

各 ARGO フロートデータの位置が含まれる AVISO 渦プロダクトの渦中心、渦半径情報、観測日を取得する。観測日に対応する SSHa マップから、渦の位置、半径をもとに、渦形状の平均プロファイルを算出する。ここでは、2次元の SSHa マップから渦中心からの距離に対する海面高度の平均プロファイルを算出した。算出プロファイルを用いたガウス関数に対して最小二乗法でフィッティングして係数 ($A_0 \sim A_3$) を算出した。算出例を図 3. 1. 2. 2-2 に示す。

$$SSHa(x) = A_0 e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-A_1}{A_2} \right)^2} + A_3$$

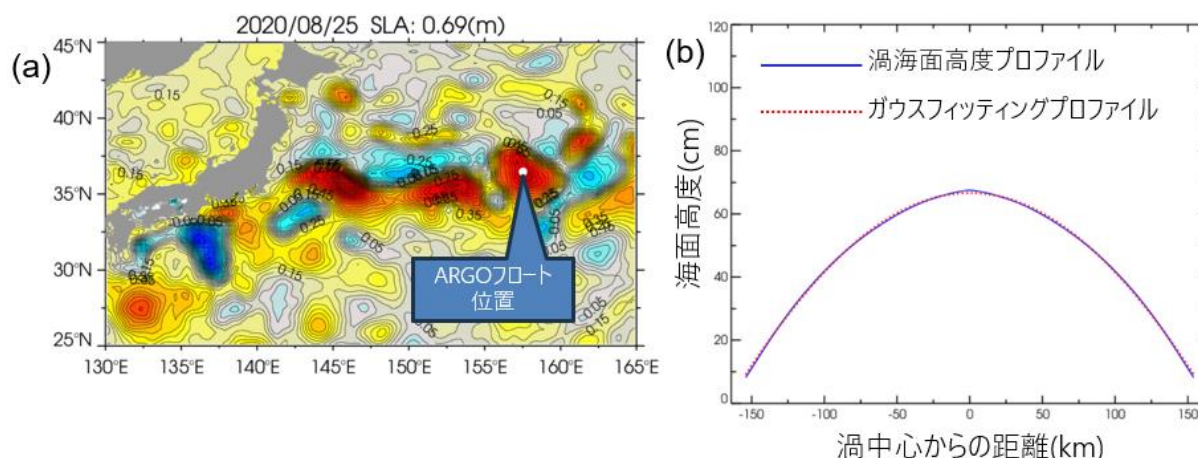


図 3. 1. 2. 2-2 渦プロダクトと海面高度偏差図からの渦の形状パラメータ算出例

(a) 海面高度偏差 (SSHa) マップと ARGO フロートの位置、

(b) 渦海面高度算出プロファイルとガウス関数フィッティングプロファイル

続いて、ARGO フロート観測位置での渦振幅とガウス関数の幅のパラメータ (A_2) より、渦強度 (Int_{argo}) を算出する。算出の概念図を図 3. 1. 2. 2-3 に、また、ARGO フロート観測位置での渦振幅 (Amp_{argo})、及び、渦強度 (Int_{argo}) の算出式を以下に示す。

$$Amp_{argo} = Amp_{eddy} \times (\text{有効渦半径} - \text{距離差}) / \text{有効渦半径}$$

$$Int_{argo} = Amp_{argo}/A_2$$

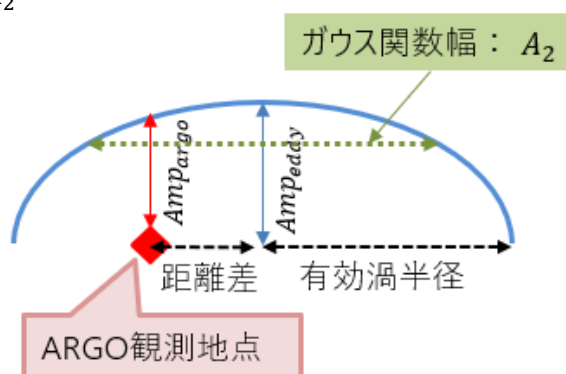


図 3. 1. 2. 2-3 渦海面高度プロファイルからの渦強度算出の概念図

② 海面高度偏差の算出

渦の強さの指標として ARG0 フロート観測点での海面高度から月毎の気候値の海面高度を引くことで海面高度偏差(SSHa)を算出した。

③ 海洋内部の成層構造（鉛直密度勾配）との関係調査

各海域において、算出した渦振幅、SSHa に対する水温、塩分の誤差プロファイルを算出した。また、渦振幅、SSHa に対する ARG0 フロートデータから算出した各深度における鉛直密度勾配との相関、相関の高かった 500m 以深の平均鉛直密度勾配偏差と、渦強度、SSHa の散布図を作成した。黒潮再循環域における結果を図 3. 1. 2. 2-4 に示す。(a)は海域図を、(b)、(c)は SSHa に対する水温、塩分の誤差プロファイルを、(d)、(e)は渦振幅に対する水温、塩分の誤差プロファイルを、(f)、(g)は SSHa、渦振幅に対する各深度における鉛直水温勾配の相関係数を、(h)、(i)は SSHa、渦振幅と 500m 以下の平均鉛直密度勾配の散布図を示す。また、鉛直密度勾配(DG_i)は以下の式により算出する。

$$DG_i = \frac{\sigma_{i+1} - \sigma_i}{(depth_{i+1} - depth_i)(\sigma_{i+1} + \sigma_i)}$$

ここで、 $depth_i$ は i 番目の層の深度、 σ_i は i 番目の層における密度を示す。

海面高度偏差(SSHa)、渦振幅(Eddyamp)が大きくなるほど、水温、塩分の推定誤差が大きくなっている。また、鉛直密度勾配に対する相関がみられるが、SSHa に対する相関が全体的に高い。(g)の散布図において、渦振幅 0 の分布が多いが、海面高度の偏差が存在しても、その空間スケールにより、渦プロダクトでは渦と識別されないケースが多いと考えられる。

一方で、熱帯循環域での結果では、密度勾配に対する渦振幅の相関はほとんどない。それぞれの海域における、渦振幅が 0 となるデータの頻度分布を図 3. 1. 2. 2-5 に示す。熱帯域が 30%と最も割合が高いのに対して、その他の海域は約 10%前後である。熱帯域はロスビー波の波長が長いため、渦として検出されないためと考えられる。

7 海域全体の調査結果、以下の海域別の特徴が見られた。

a. 亜寒帯、亜熱帯循環(混合水域、黒潮再循環)域

- 約 500m 以深の密度勾配は SSHa、渦振幅に対して正の相関。ただし、SSHa に対する相関が高い傾向を示した。
- SSHa、渦振幅から成層構造に関する条件を加える効果が期待される。

b. 熱帯循環域

- SSHa は 200m~400m の浅い密度勾配と正の相関を示す。一方で、渦振幅に対して相関はほとんどない。

- 熱帯循環では渦振幅が 0 となる割合が高かったように、ロスビー波の波長が長い影響で渦プロダクトでは渦として検出されていない影響が考えられる。

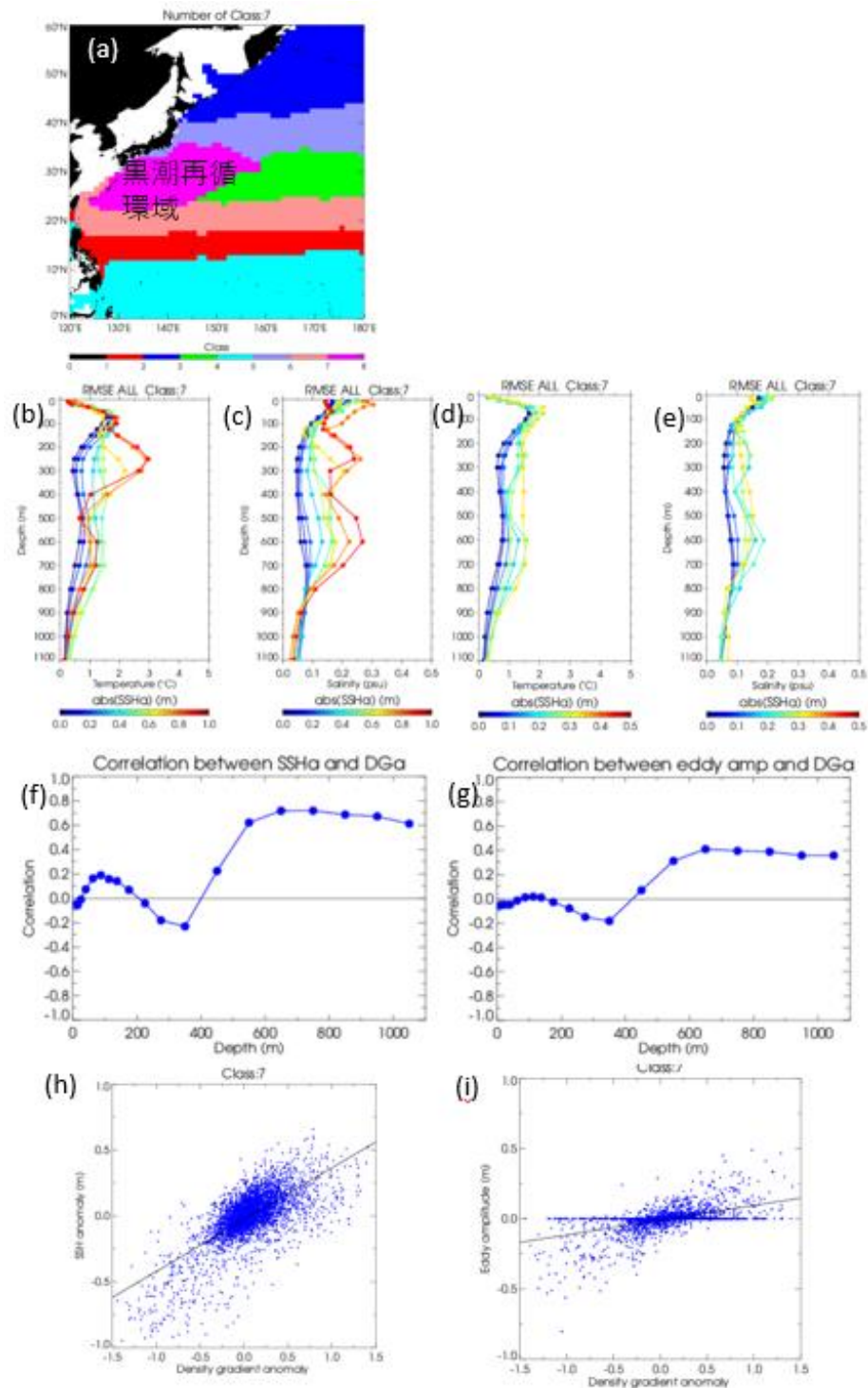


図 3. 1. 2. 2-4 黒潮再循環域における、SSHa、渦振幅と水温、塩分推定誤差の関係、及び、鉛直密度勾配との相関

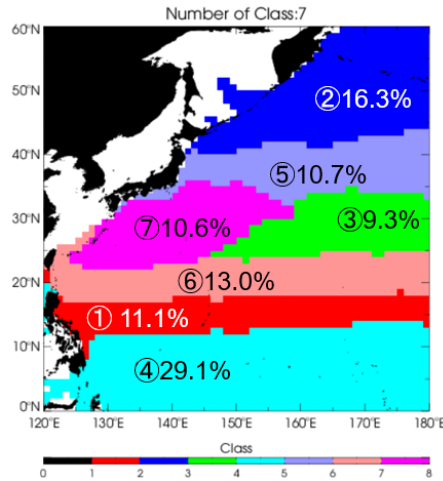


図 3. 1. 2. 2-5 各海域での渦振幅が 0 となる割合

④ 密度勾配付加手法の検討

前項での調査の結果、海面高度偏差 (SSHa) を用いて、密度勾配付加手法を実施し渦情報の取り込みによる検討を実施した。海域毎 SSHa の密度勾配偏差に対する線形近似式を求め海面情報と成層構造の関係を定式化した。近似式を以下に示す。

$$SSHa = a * DG + b$$

ここで、SSHa は海面高度偏差を、 DG は鉛直密度勾配偏差を、 a 、 b は近似式の係数を示す。近似式を適用して、以下の式の赤字で示されるように、主成分解析による水温・塩分推定のためのコスト関数 (J) に密度勾配に関する項 (赤字) を付加して水温・塩分推定を実施する。

$$J = \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_f)^T \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_f) + \frac{1}{2} (\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{x}_o)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{x}_o) + \frac{1}{2r_h^2} [h(\mathbf{x}) - h_o] + \frac{1}{2r_h^2} [SSHa(DG(\mathbf{x})) - SSHa_o]$$

$\mathbf{x}$: 状態変数 (水温、塩分)

r_h : 海面高度計測誤差

$\mathbf{x}_f$: 状態変数の第一推定値

$h(\mathbf{x})$: 海面高度算出オペレータ

$\mathbf{x}_o$: 状態変数の観測値

h_o : 海面高度観測値

$\mathbf{B}$: 背景誤差共分散行列

$SSHa(\mathbf{x})$: 密度勾配からの SSHa 算出近似

$\mathbf{R}$: 観測誤差共分散行列

式背景誤差共分散

$\mathbf{H}$: 観測変換オペレータ

$SSHa_o$: 海面高度偏差観測値

3. 1. 2. 3 新手法の適用・評価

開発した手法を用いて水温・塩分プロファイル推定を行い、従来手法からの精度向上評価を実施する。また、海域平均値以外を第一推定値として用いる手法を適用し、精度向上に対する評価を実施する。

実施内容

密度勾配付加手法を適用して、水温、塩分推定を行い、ARGOフロートデータとの比較により誤差評価を行い、従来の手法の誤差との比較を行った。また、第一推定値の検討として、以下2種類の第一推定値を用いた水温、塩分推定を行い、誤差特性を従来手法と比較した。

- 各場所、観測月での気候値データ(WOA18)
- 観測点近傍の ARGO フロートデータ(近接 ARGO)

実施結果

① 密度勾配付加手法の適用、評価

密度勾配付加手法を適用して、水温、塩分推定を行った。海面高度偏差(SSHa)が大きい2ケースの推定事例を図3. 1. 2. 3—1~2に示す。

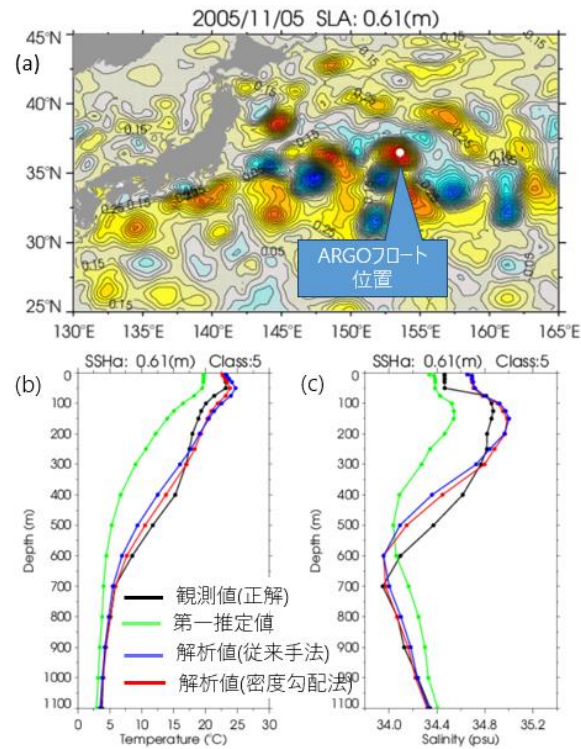


図3. 1. 2. 3—1 SSHa が大きいケース (SSHa, 0.61m 2005/11/5) の水温、塩分推定結果例
(a)海面高度マップに ARGO フロート観測点を重ねた図、(b)水温、(b)塩分の推定結果

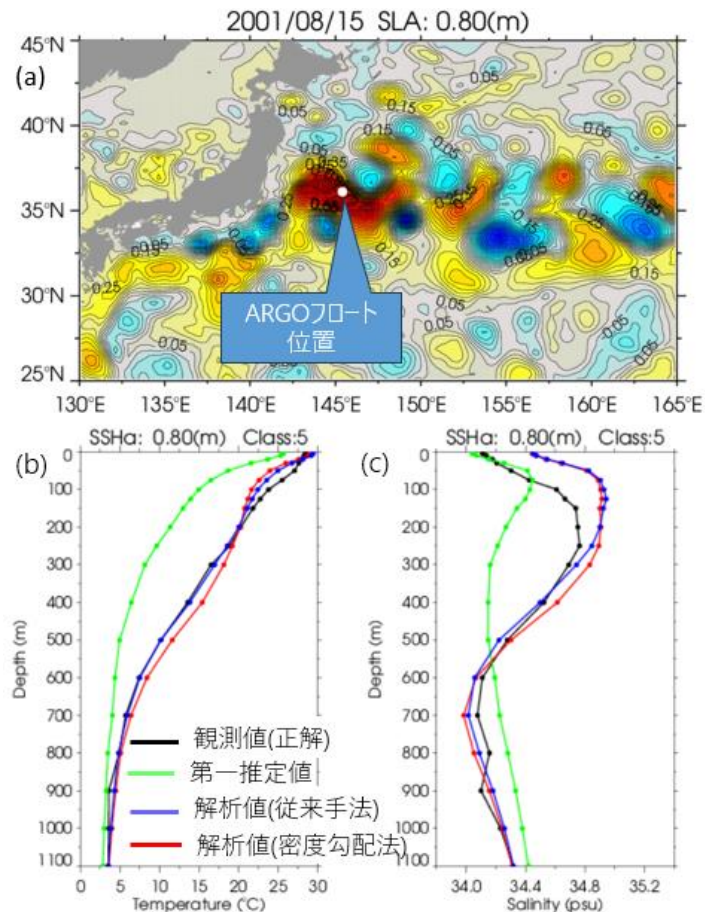


図3. 1. 2. 3—2 SSHa が大きいケース (SSHa: 0.8m 2001/8/15) の水温、塩分推定結果例
(a)海面高度マップに ARGO フロート観測点を重ねた図、(b)水温、(c)塩分の推定結果

図3. 1. 2. 3—1は2005/11/5観測データでSSHaは0.61mである。100m～400m深が渦の中心で密度勾配が弱いパターンを示している。このケースでは図(a)に示されているように、ARGOフロートの観測点はおおよそ渦の中心である。推定結果からは、赤線で示された密度勾配付加法の推定結果は、従来手法に比べて渦に伴う水温、塩分の鉛直勾配が弱くなり観測値に近づいているのが確認できる。図3. 1. 2. 3—3に概念図を示すが、赤枠で示された500m以深の密度勾配が強くなることで、100m～400mの渦のコアで密度勾配が弱くなることに対応している。

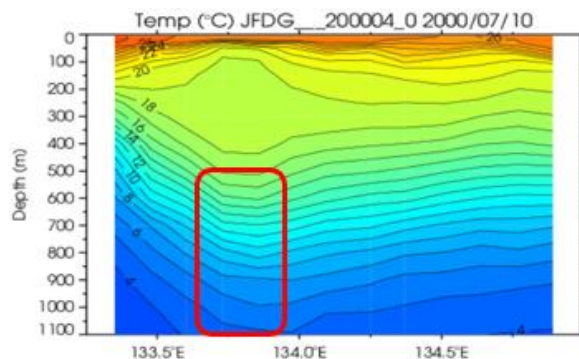


図3. 1. 2. 3—3 密度勾配付加法の結果の概念図

図3. 1. 2. 3—2は2001/8/15観測データでSSHaは0.8mである。水温プロファイルからは、渦に伴う鉛直一様層が明瞭でないことが確認できる。(a)からは、ARGOフロートの観測点が渦と渦の間であり、SSHaは高いが渦に伴う鉛直構造が表れにくいケースであることが示唆される。推定結果からは、密度勾配付加法により、100m～400m深付近の鉛直一様性が増加する

が、真値に対しては従来手法に比べ誤差が大きくなっている。従って、水温の鉛直勾配の違いにより密度勾配付加法の方が観測値からの誤差が大きくなったケースと言える。上記の2事例のように、渦のタイプ、渦の中心部に対する観測位置により、新手法の効果が異なることが示唆される。

7 海域における密度勾配付加法と従来手法の誤差プロファイルの比較を図 3. 1. 2. 3—4 に示す。誤差の統計値は新手法により中層域で若干精度が向上する海域もあるが、密度勾配付加法と従来手法の誤差の間に有意な差はない結果となった。

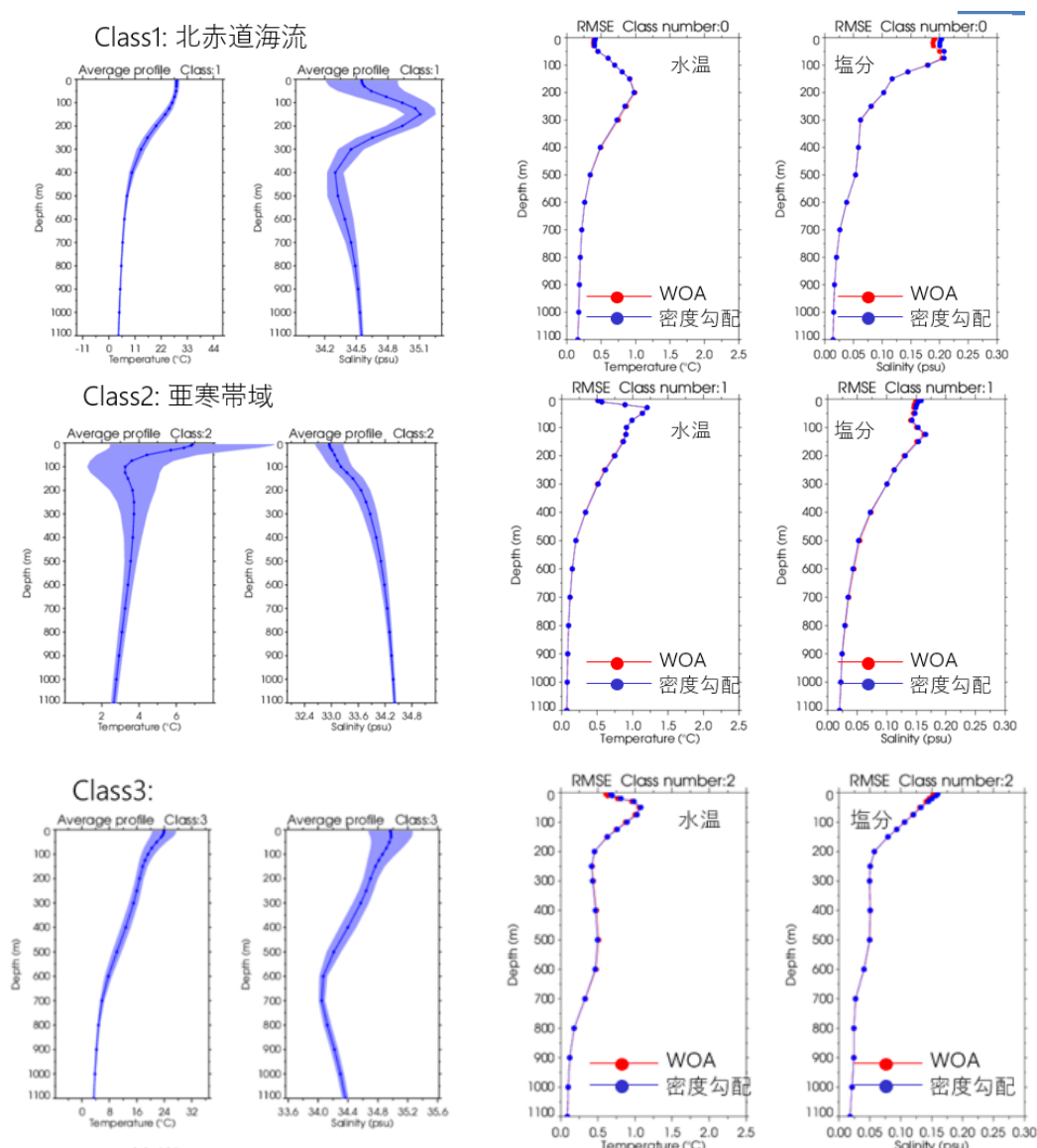


図 3. 1. 2. 3—4 (1/2) 各海域における密度勾配付加法と従来手法の誤差プロファイルの比較

左 2 図は各海域の平均水温、塩分プロファイルを示す。右 2 図は水温、塩分誤差プロファイルを示す。

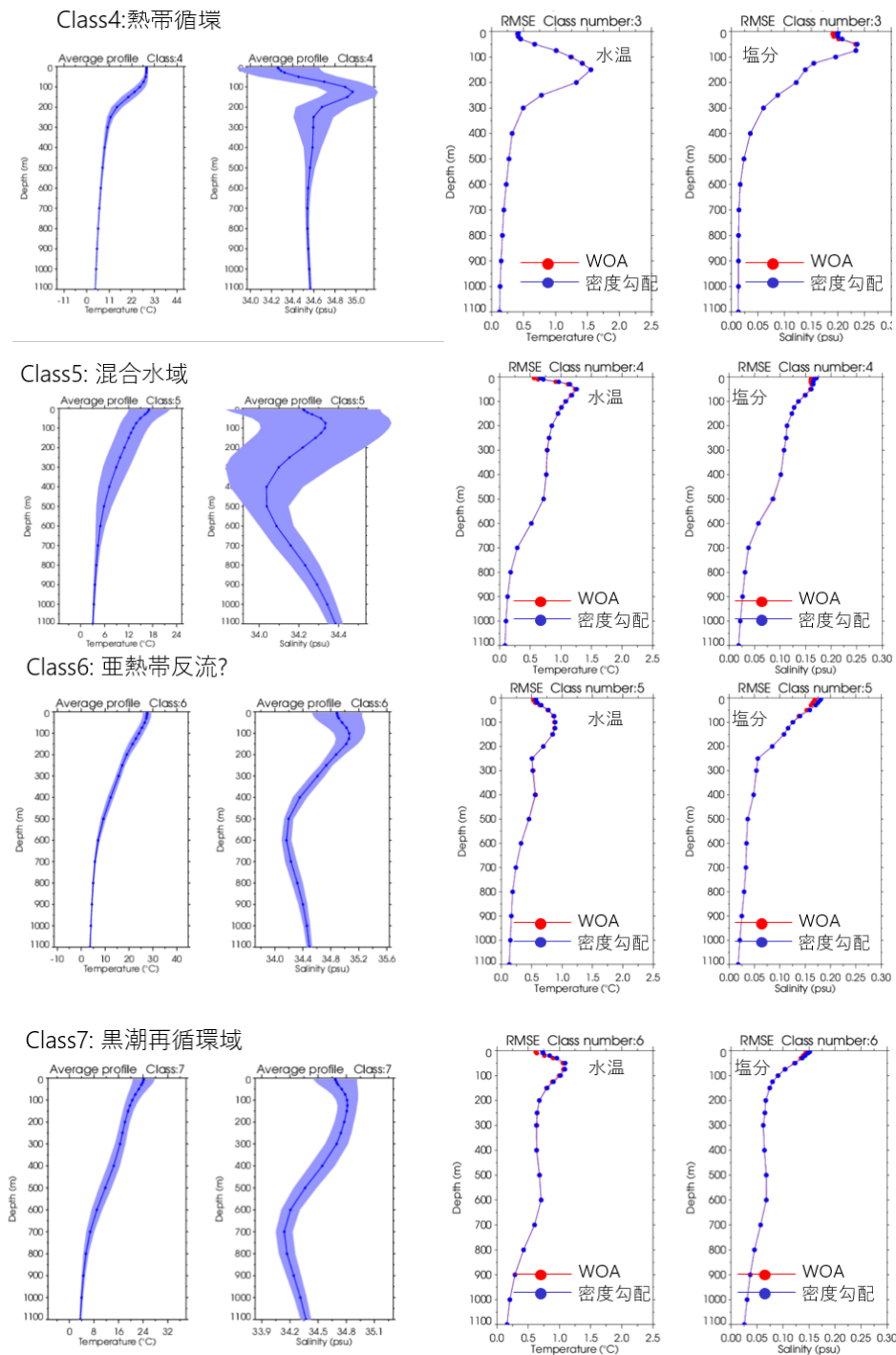


図3. 1. 2. 3—4 (2/2)各海域における密度勾配付加法と従来手法の誤差プロファイルの比較

左2図は各海域の平均水温、塩分プロファイル、右2図が水温、塩分誤差プロファイルを示す

② 第一推定値の検討：気候値データ (WOA18)

以下の手順で気候値データ (WOA18) を第一推定値とする水温、塩分推定を実施した、

- ARGO フロートの観測地点、観測月から対応する World Ocean Atlas 2018 (WOA18) の気候値水温、塩分プロファイルを抽出する。
- WOA プロファイルからの偏差に対して2度格子毎 EOF を算出する。
- WOA プロファイルを第一推定値として、算出 EOF を基に水温、塩分推定を実施する。

全海域での評価結果を図3. 1. 2. 3—5に示す。海域平均プロファイルを第一推定値とした推定結果に対して WOA 気候値を第一推定値とした推定結果の誤差は全体的に低減した。空

間パターンの比較図からも海域の境界のみならず全域で誤差が低減しているのが確認できる。

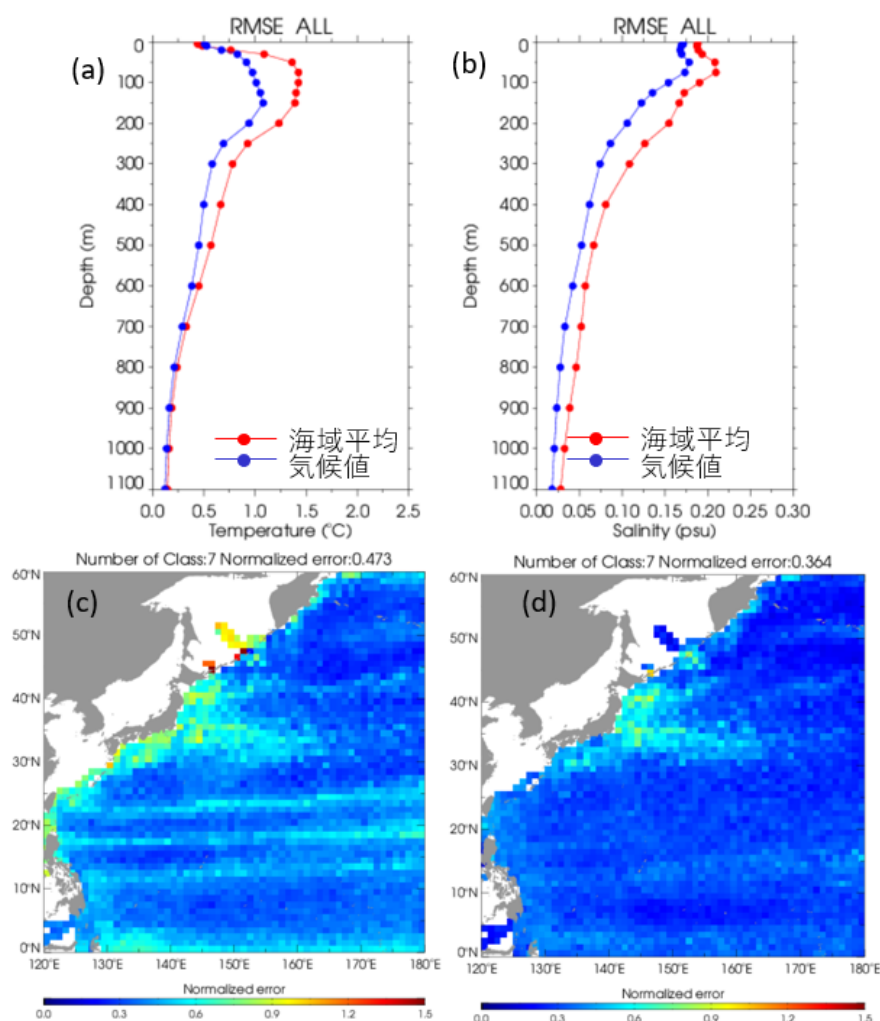


図 3. 1. 2. 3—5 気候値(WOA18)を第一推定値として推定した結果の評価結果
(a)、(b)水温、塩分の誤差プロファイルの比較、及び、
(c)、(d)従来手法、適用手法の誤差の空間パターン

③ 第一推定値の検討：近接 ARG0 フロートデータ

ARGO フロート観測データから水温、塩分プロファイルの第一推定値を算出する手法を検討し作成した。137E 観測線データに対して、WOA18、上記の ARG0 から作成された水温、塩分を第一推定値として推定を行い、観測値との比較により誤差評価を実施した。

ARGO フロートデータ (近接 ARG0) から観測点での第一推定値を以下の方針により作成した。

- 経度、緯度、時間に関する e-folding スケールを設定し、船舶観測点から e-folding スケールの 2 倍以内に入る ARG0 フロートデータを抽出
- ARG0 フロート、及び、船舶データの水温、塩分プロファイルから海面力学高度 (SDH) を算出し、差の絶対値が閾値以下となる ARG0 フロートデータを選択
- 選択された ARG0 データが 3 点以上の場合に ARG0 フロートデータの重みづけ平均により、観測点での水温、塩分プロファイルの第一推定値を算出
- 選択された ARG0 データが 3 点未満の場合は、過去の ARG0 フロートデータより、年内日時を基準として、同じ条件で ARG0 フロートデータを選択し、重み付け平均により第一推定値を算出

重み付け平均は以下のガウス関数により実施した。また、e-folding スケールは表 3. 1. 2. 3—1 に示す値を適用した。

$$T_{ave} = \sum_{i=1}^n w_i t_i^{obs} / \sum_{i=1}^n w_i \quad \text{式 3. 1. 2. 3—1}$$

$$S_{ave} = \sum_{i=1}^n w_i s_i^{obs} / \sum_{i=1}^n w_i \quad \text{式 3. 1. 2. 3—2}$$

$$w = \exp \left(-\frac{dlon^2}{lon_{1/e}^2} - \frac{dlat^2}{lat_{1/e}^2} - \frac{dtime^2}{time_{1/e}^2} \right) \quad \text{式 3. 1. 2. 3—3}$$

T_{ave} : 重み付平均水温

S_{ave} : 重み付平均塩分

s_i^{obs} : 水温観測値

s_i^{obs} : 塩分観測値

w : 重み

$dlon$: 観測点と解析地点の経度差

$dlat$: 観測点と解析地点の緯度差

$dtime$: 観測時刻と解析時刻の時間差

$lon_{1/e}$: 経度の e-folding スケール

$lat_{1/e}$: 緯度の e-folding スケール

$time_{1/e}$: 時間の e-folding スケール

表 3. 1. 2. 3—1 重み付け平均に適用したパラメータ

	緯度	経度	時間
e-folding scale	1.5 度	2.5 度	20 日

海面力学高度 (SDH) の閾値については、閾値なし、50cm、20cm、10cm に設定して、第一推定値を算出し、水温、塩分推定結果の誤差評価を行った。2020 年 1 月の観測データに対する、閾値なしと閾値 10cm で作成した第一推定値の比較図を図 3. 1. 2. 3—6 に示す。北緯 32 度付近の黒潮に伴う急峻な変動域で大きな違いが見られ、閾値 10cm の第一推定値がより船舶観測に近い分布が再現されていることが確認できる。

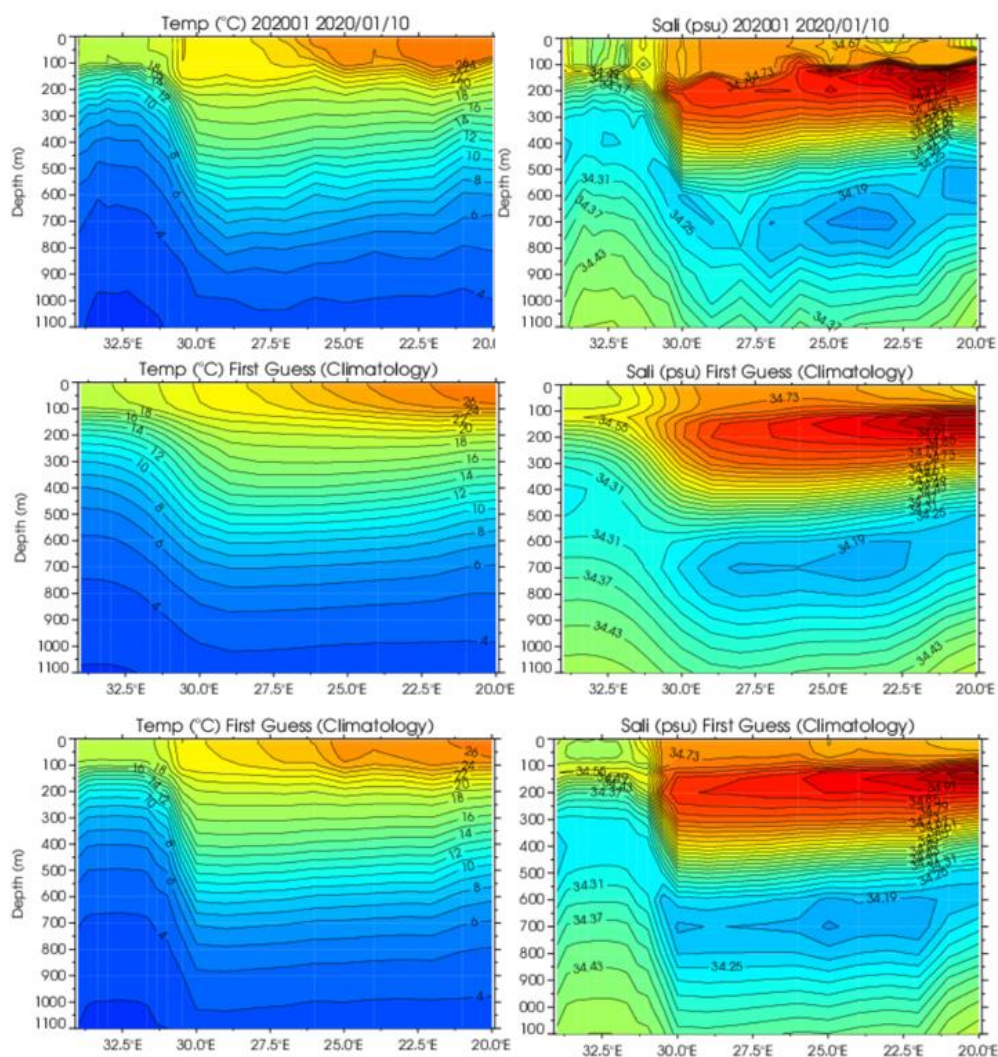


図3. 1. 2. 3—6 気象庁137度観測線における2020年1月の船舶観測と第一推定値の比較図

左(右)列が水温(塩分)の断面図で、それぞれ、上段、中断、下段が船舶観測、SDH差の制限なし第一推定値、SDH差の閾値10cmの場合の第一推定値を示す

それぞれの閾値による第一推定値を基に推定を行った。閾値が50cm程度ではWOA18の第一推定値を用いた推定結果と大きく変わらなかったが、20cm、10cmでは誤差が低減した。水温に関しては、閾値を小さくするほど、黒潮流軸以北の誤差が大きく低減し、水深に対しては全層で誤差が低減した。塩分に対しては、ARGOフロートから初期値を推定することで、特に、黒潮以北の上層の誤差が全体的に低減する結果となった。

一方で、海面高度の閾値を小さくするほど、現状のデータ選定基準では、同じ年のARGOフロートデータのみから初期値が算出されるケースが低減する。本検討では、SDHの閾値を10cmに設定して第一推定値を作成することとした。閾値を10cmに設定した第一推定値作成では、船舶観測と同じ年のARGOフロートデータから作成された割合は70.25%となり、その他の約30%は違う年の同じ季節のARGOフロートデータから作成される結果となった。

違う年のARGOデータからの第一推定値では、データ選定に季節性を無視すると、特に、上層で誤差が増大することが確認された。また、同年データの初期値との違いとしては、70%の同年データからの初期値では、特に、上層(~300m)の塩分の誤差が低減する傾向が見られた。

続いて、推定に使用するEOFに関して、海域全域から算出されたEOFと2度格子毎算出されたEOFを用いてそれぞれ推定を行い、誤差評価を実施した。WOA18を初期値として算出した場合の誤差との比較、及び、誤差改善率の比較図を図3. 1. 2. 3—7に示す。また、誤差の断面図の比較を図3. 1. 2. 3—8に示す。

2 度格子の EOF を適用することで、水温誤差に関しては、傾向はほとんど変わらないが、図 1.3-11 の点線枠で示したように、黒潮域で若干誤差が低減した。一方、塩分は 400m 深付近を中心に 200m-600m で誤差が低減しており、誤差改善率も大きくなっている。以上の結果、海域区分としては、2 度格子毎に作成した EOF を用いて水温、塩分推定を実施することとした。

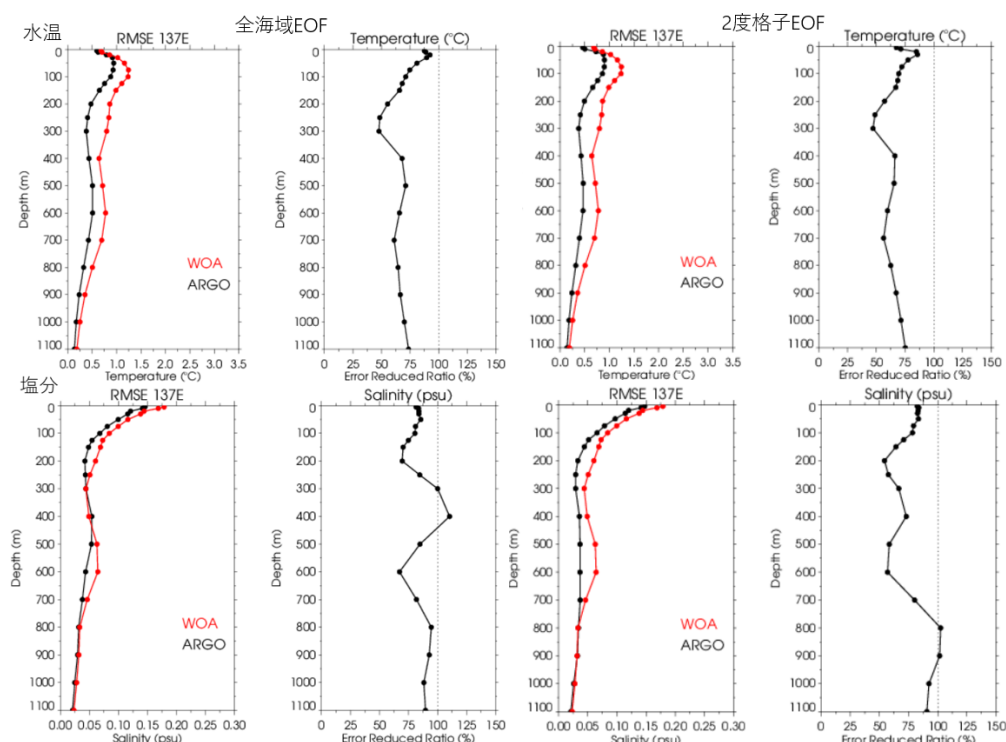


図3. 1. 2. 3—7 適用した EOF の違いによる誤差プロファイルの比較図
(左半分)全海域 EOF、及び、(右半分)2 度格子 EOF を用いた場合の、(上段)水温、(下段)塩分
誤差の WOA18 を初期値とした場合の誤差、および、誤差改善率の比較

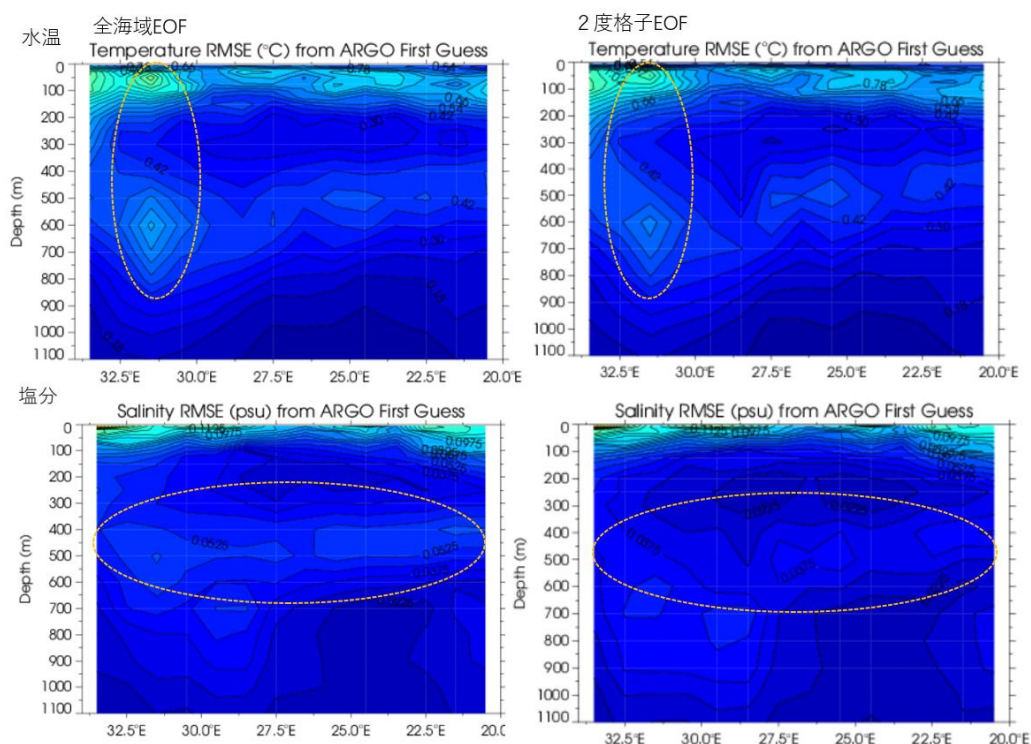


図3. 1. 2. 3—8 適用した EOF の違いによる誤差断面の比較図
(左半分)全海域 EOF、及び、(右半分)2 度格子 EOF を用いた場合の、
(上段)水温、(下段)塩分誤差断面図

最終的な開発手法の適用による従来手法に対する誤差改善効果の評価として、第一推定値として海域平均値を用いて推定を行った場合からの改善率の算出を行った。水温、塩分の誤差プロファイル、及び、誤差改善率を図3. 1. 2. 3—9に示す。本検討で実施したARGOフロートから作成した第一推定値を適用することで、水温、塩分両パラメータで約40%程度誤差が低減されたことが確認できる。

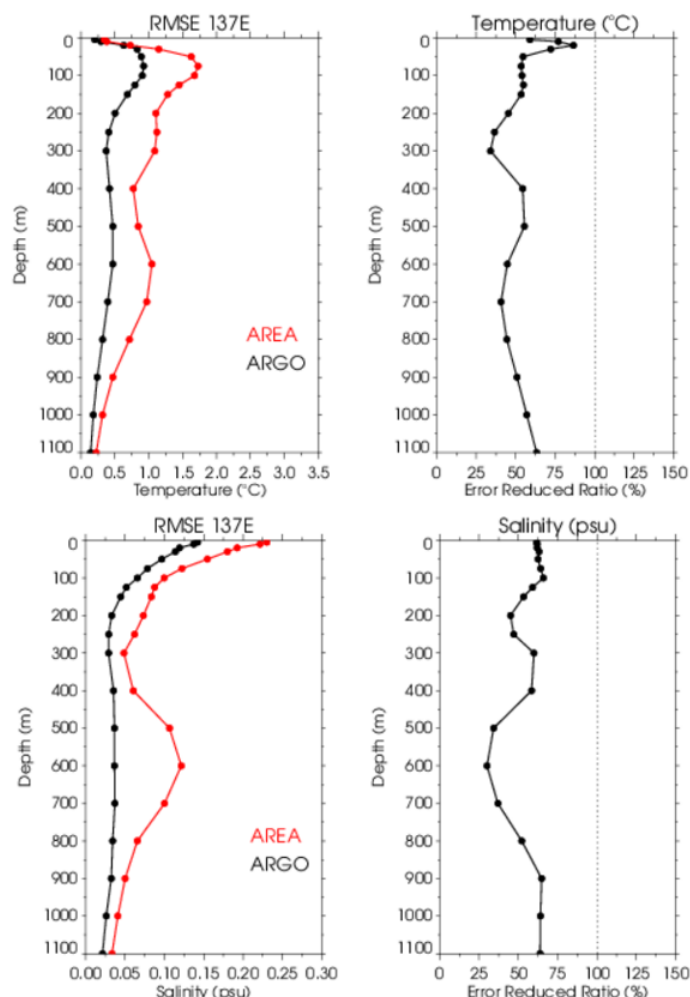


図3. 1. 2. 3—9 第一推定値として海域平均値を用いて推定を行った場合との誤差の比較図

海域平均値(AREA)及びARGOフロートから作成した(ARGO)第一推定値を用いた場合の、(上段)水温、(下段)塩分の誤差プロファイル、及び、海域平均値を用いた場合からの誤差改善率

3. 1. 2. 4 主成分・成層パラメータ決定

海域区分毎、水温・塩分推定に適用する主成分・成層に関するパラメータを決定し、予測モデルへ組み込むためのツール化を実施した。

実施内容

検討の結果、最終的に水温、塩分推定に適用した海域区分は2度格子とし、2度毎に算出した主成分パラメータを適用した。また、予測モデルに対しては、海面高度計計測点に対して推定した水温、塩分プロファイルを算出して提供することとなった。それに対して、以下のツールを構築して水温、塩分推定値を算出し、予測モデル実施担当者に提供した。

- 海面高度計 SSH から 1100m 基準の海面力学高度への変換係数(LUT)算出
- 1.3②項の手法で、海面高度計計測点での海面高度偏差(SSHa)、ARGO フロートより、水温、塩分の第一推定値を算出
- 海面高度計計測点で、衛星計測値として、海面高度(SSH)、海面水温(SST)、海面塩分(SSS)を収集
- 第一推定値、衛星計測値、主成分パラメータより、水温、塩分プロファイルを推定
- 推定結果を NetCDF フォーマットに算出

実施結果

開発した手法による水温、塩分推定結果が予測モデルへ与える影響調査実験のため、海面高度計計測点での水温、塩分プロファイル推定を実施した。

① 実験概要

水温、塩分推定実施概要を以下に、推定位置である海面高度計の計測点図を 3. 1. 2. 4—1 に示す。

- 期間：2023 年 8 月
- 解析領域：120E-150E、20N-35N
- データ解像度
 - 鉛直格子：20 層
 - 水平格子：直下型高度計 L3 データ基準(軌道沿い約 7km 間隔)

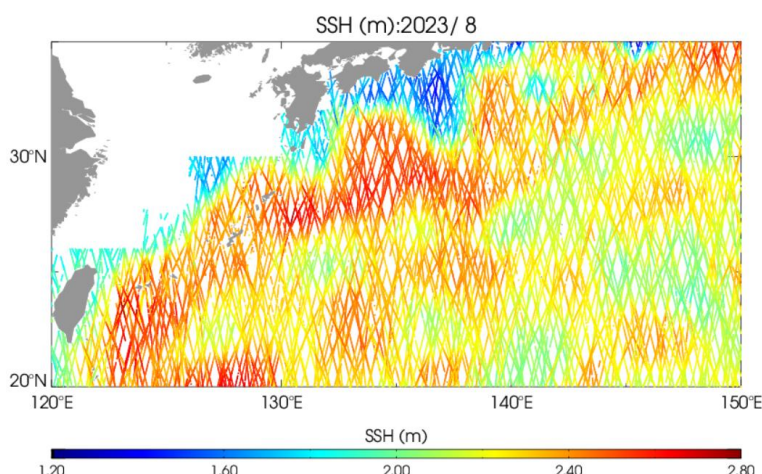


図 3. 1. 2. 4—1 水温、塩分推定を実施した海面高度計計測点図

② 海面高度計 (SSH) データの変換テーブル (LUT) 算出

SSH に関しては、ARGO の評価領域 (120E-180E, 0-60N) の全期間のデータから算出した衛星 SSH (Level4) と ARGO の水温、塩分から算出した海面力学高度 (SDH) の差の平均値 (バイアス) 0.771m を適用した。衛星 SSH と ARGO の水温、塩分から算出した 1100m 基準の海面力学高度 (SDH) の差の平均値を 1 度格子毎、月毎 (3 カ月の移動平均) 算出して Look Up Table (LUT) を作成した。評価領域において、Level4 SLA と軌道沿い SLA (Level3) の比較を行い傾き (0.95) を算出した。比較結果の散布図を図 3. 1. 2. 4—2 に示す。軌道沿い SLA から傾きを適用して、Level4 SLA 相当の値に変換し、さらに、LUT を用いて 1100m 基準の海面力学高度相当の値を算出して水温、塩分推定に適用した。

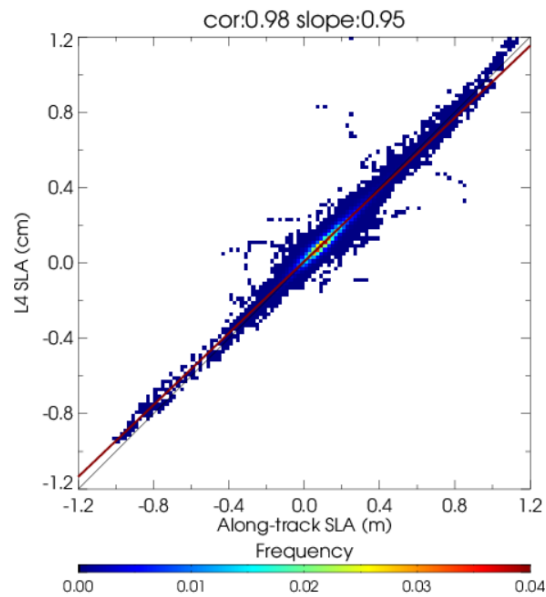


図 3. 1. 2. 4—2 解析領域(120E-150E、20N-35N)の 2023 年 8 月観測における Level 4 SLA と軌道沿い SLA の散布図

③ ARGO フロートデータからの第一推定値作成手法

衛星観測 SLA に①で算出した傾き (Factor:0.95) および LUT を適用して、1100m 基準の SDH 相当の SSH を算出する。ARGO フロートから算出された海面力学高度 (SDH) との差の絶対値が閾値 (10cm) 以下のデータから重み付け平均を適用して水温、塩分プロファイルの第一推定値を作成する。

④ 衛星データ (SST、SSS) の収集

海面高度計による SSH の観測地点の時刻、位置 (緯度、経度) 情報から、海面水温 (SST)、海面塩分 (SSS) を衛星プロダクトより時空間の線形内挿により抽出する。衛星プロダクトの概要を表 3. 1. 2. 4—1 に示す。

表 3. 1. 2. 4—1 使用衛星プロダクトの概要

パラメータ	プロダクト名	格子サイズ	時間間隔
SST	Global Ocean OSTIA Sea Surface Temperature and Sea Ice Analysis	0.05° × 0.05°	daily
SSS	Multi Observation Global Ocean Sea Surface Salinity and Sea Surface Density	0.125° × 0.125°	daily

⑤ EOF による水温、塩分プロファイル算出

算出した水温、塩分プロファイルの第一推定値、1100m 基準海面力学高度相当に変換した衛星 SSH、衛星 SST、SSS を入力として、2 度格子毎に算出されている EOF 係数を用いて、水温、塩分プロファイルを算出した。算出した水温・塩分プロファイルから推定した海面力学高度と衛星 SSH から LUT を用いて算出した海面力学高度相当値との差の分布図を図 3. 1. 2. 4—3 に示す。1000m 以下の東シナ海を除いて差は 10cm 以下であり、おおよそ、推定が妥当に行われたことを示している。

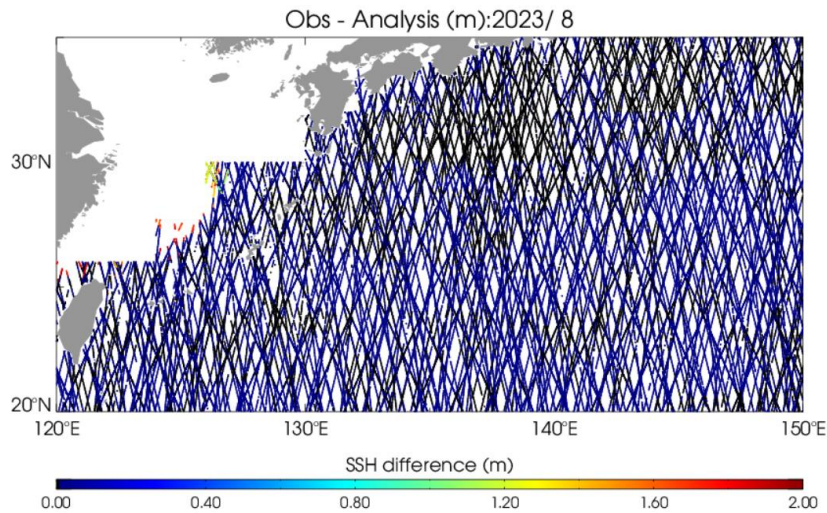


図 3. 1. 2. 4—3 算出した水温、塩分による海面力学高度と衛星 SSH との差の絶対値の分布

⑥ 別水温、塩分プロダクトとの比較

算出水温、塩分の確認のため、ARMOR3D プロダクト (Multi Observation Global Ocean ARMOR3D L4 analysis and multi-year reprocessing) との比較を実施した。ARMOR3D プロダクトは多重回帰法による水温、塩分推定結果で週毎の出力結果が提供されている。格子間隔 $1/4^\circ$ のプロダクトを時空間補間により、海面高度計計測点での水温、塩分プロファイルを取得し、海面高度計の観測線に沿って比較を実施した。比較例として、海面高度計の観測線、及び、軌道沿い海面高度の比較図を図 3. 1. 2. 4—4 に、水温、塩分断面の比較を図 3. 1. 2. 4—5 に示す。

水温、塩分断面ではおよそのパターンは一致しており、本解析の解析値が全体として妥当な値となっていると考えられる。一方で、 28°N の冷水渦や 34°N 付近の黒潮に伴う構造は、本解析により空間スケールの小さい構造が維持されていることが確認できる。

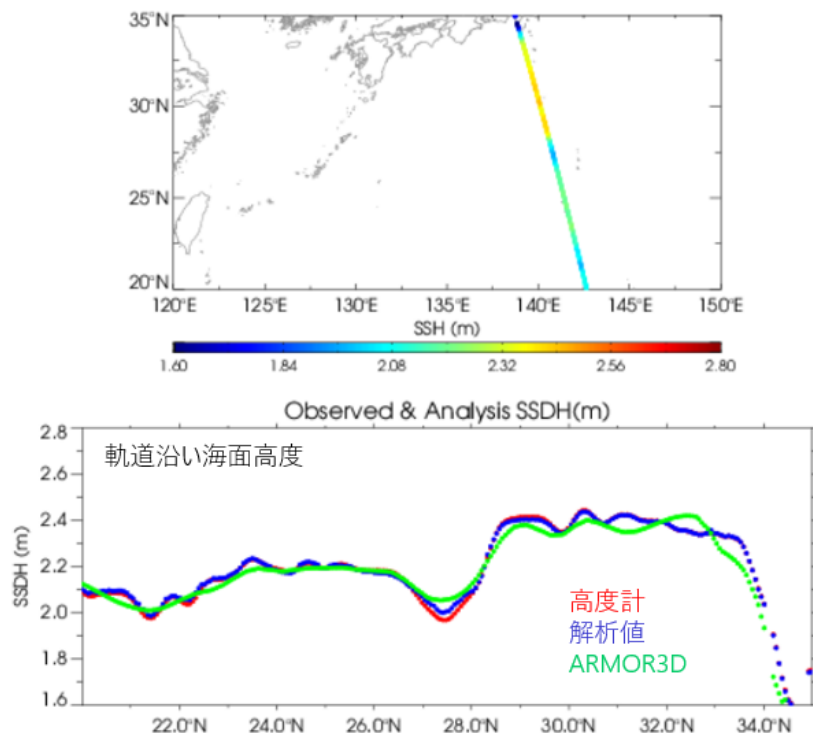


図 3. 1. 2. 4—4 (上図)海面高度計の観測線、及び、
(下図)観測線に沿った算出海面高度の比較図

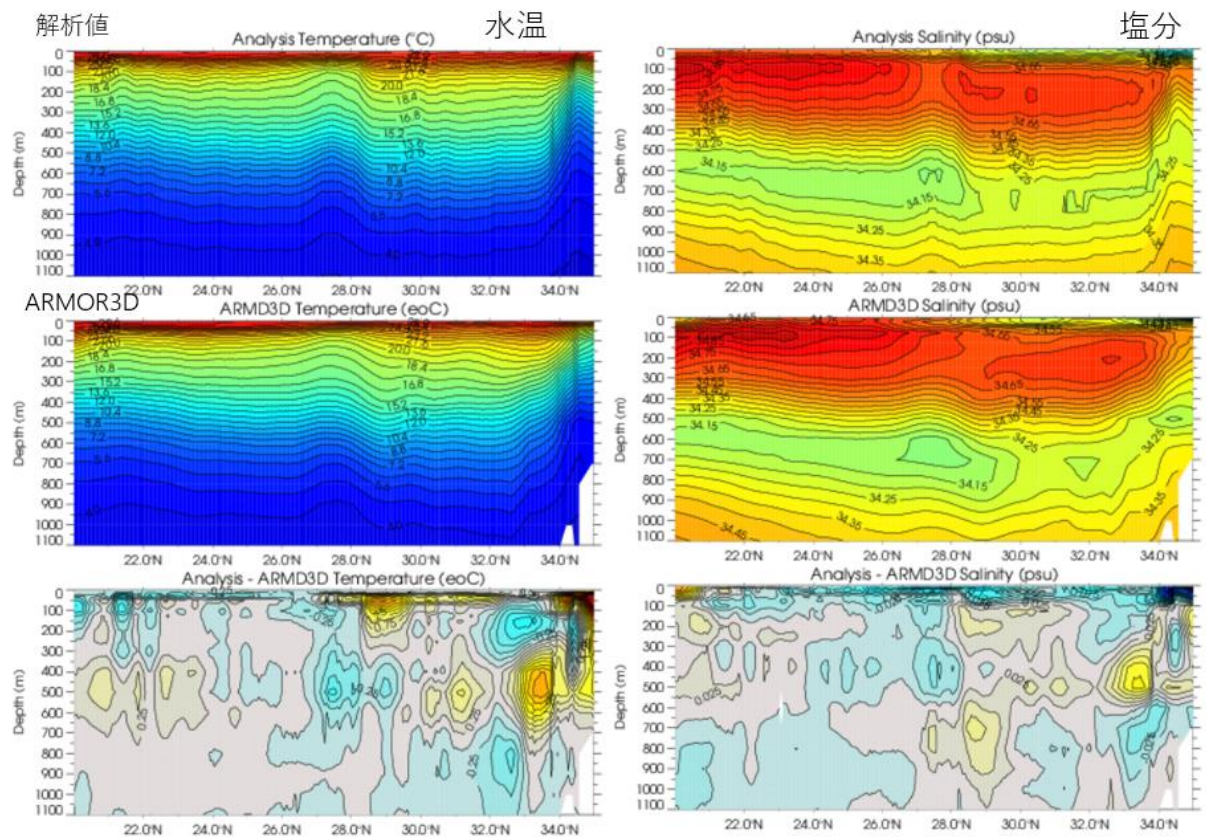


図3. 1. 2. 4—5 図3. 1. 2. 4—4 上図の観測線に沿った水温、塩分断面の比較図
(上図)本解析による解析値、(中央)ARMOR3D、(下図)解析値－ARMOR3D の差図

3. 1. 3. 「予測モデルへの適用と検証」 (担当 : JAMSTEC)

3. 1. 3. 1 実施内容

本業務は、3. 1. 1-3. 1. 2 で作成されたデータを海洋予測モデルに組み込み、予測モデル結果を検証するものである。以下の 4 項目を実施した。

1. データ同化システム検証手法確立

(a) 同化と独立な観測データ：現場水温・塩分プロファイル、漂流ブイ流速、潮位データ、黒潮流軸位置、を用いて同化・予測結果を精度検証する手法を確立した。

2. 従来手法 (三次元同化)

(b) 従来手法 (三次元同化システム) に従来の直下型海面高度データを同化し、基本ケースを作成した。

(c) 新たな面的海面高度データ SWOT を同化用に解析処理した (令和 5 年度)。従来手法 (3 次元同化システム) に SWOT データを導入し、予測精度を検証した。(b) 基本ケース群を含め、相互に比較検討した。

3. 新型小型漂流ブイの取得と投入

(d) 新型の小型漂流ブイである CARTHE drifter を日本近海で展開し、モデル検証のためのデータを取得した。ブイは、令和 4 年度に 20 個、令和 6 年度に 60 個、令和 7 年度に 45 個と逐次取得した。試験投入は高知県水産試験場の協力を得て高知沖で 2 個実施 (令和 4 年度)、海洋研究開発機構研究船「みらい」によって日本南方海域で 2 個実施した (令和 5 年度)。3 年度で蓄積した残りのブイ投入は「みらい」によって日本南方海域で 120 個実施した (1 個は通信不具合があり投入せず)。

4. 三次元同化／四次元同化＋機械学習導入

(e) 三次元同化システムに 2. 3. 1、2. 3. 2 における研究で作成した水温・塩分推定プロファイルを同化し、(a) の手法で精度を検証し、(b) (c) を含め、相互に比較検討した (令和 6 年度)。

(f) 四次元同化システムに本研究で作成した水温・塩分推定プロファイルを同化し、(a) の手法で精度を検証し、(b) (c) (e) を含め、相互に比較検討した。

5. 把握空間スケール推定

(b) (c) (e) (f) 各ケースと (d) 計測データの比較解析により把握空間スケールを算出し、把握可能となった現象の時間スケールも推定した。

3. 1. 3. 2 実施結果

3. 1. 3. 2. 1 データ同化システム検証手法確立

[検証手法]

数値モデルへの同化と独立な観測データ：現場水温・塩分プロファイル、漂流ブイ流速、潮位データ、黒潮流軸位置、を用いて同化・予測結果を精度検証する手法を確立した。

対象海域は、北西太平洋 (10.5N-62N, 108E-180E) である。海洋循環モデルは、対象海域を水平 1/12 度格子、鉛直 46 層で解像する JCOPE-T 外洋モデル (Varlamov and Miyazawa, 2021) を用い、JAMSTEC 地球シミュレータ ES4 において計算を行った。JCOPE-T は、ブシネスク近似非圧縮性粘性流体の運動方程式を鉛直座標系は $z-\sigma$ 座標、水平座標系は球面座標系によって離散化した数値モデルである。潮汐を含まず、日毎の計算結果を出力する。大気外力は、NCEP-CFS Version 2 再解析データによって与えた。

本研究の最終目標である、把握可能空間スケール下限値(Constrained Scale Minimum(CSM))の推定にあたっては、上記の検証データのうち、現場水温塩分データを独立、あるいは独立に近いデータとして使った。現場水温・塩分プロファイル (T/S) については、国際的な水温・塩分データアーカイヴである Global Temperature and Salinity Profile Programme(GTSPP) ウェブサイトからデータをダウンロードし、米国海洋データセンターの気候値標準層に鉛直補間した日毎のデータセットを作成した。対応する格子のモデルの水温、塩分値と直接比較した。漂流ブイについては間接的にブイの流速を推定するよりも、ブイの軌跡そのものを粒子追跡実験によって表現し軌跡のずれから CSM を求める検証手法を採用した。

3. 1. 3. 2. 2 従来手法（三次元同化）

[基本モデルデータ]

従来手法（三次元同化システム）に従来の直下型海面高度データを同化し、基本ケースを作成した。三次元同化システムは、水温・塩分の三次元格子解析値 X^a を、初期推定値 X^f に対する修正項 δX ($X^a = X^f + \delta X$) を求めることによって推定するアルゴリズムである (Miyazawa et al. 2017)。このため、以下のコスト関数 $J(\delta X)$ を最小化するような修正項 δX を、解析的に導いたコスト関数の勾配を用いて数値的に求める。実際には、修正項 δX を水温・塩分結合主成分モードの線形和で表現し、各主成分モードの重み係数を逐次変えることによってコスト関数を最小化する。

$$J(\delta X) = \delta X^t B^{-1} \delta X + \sum_{o=1}^4 (y^o - H^o(X^f + \delta X))^t R_o^{-1} (y^o - H^o(X^f + \delta X))$$

B はシミュレーションの誤差を与える背景誤差共分散行列、 y^o は同化させる観測データベクトル、 H^o はシミュレーション変数から観測変数を求める演算子、 R_o は観測データの誤差を与える観測誤差共分散行列である。同化させる観測データは 4 種類であり、衛星海面高度 (o=1)、衛星海面水温 (o=2)、現場水温 (o=3)、現場塩分 (o=4) である。背景誤差共分散行列は過程する水平スケール L によって特徴づけられており、衛星海面水温については $L=30\text{km}$ を、衛星海面高度については $L=100\text{km}$ という多重スケールを採用している (Miyazawa et al. 2017)。現場水温・塩分については $L=30\text{km}$ と $L=100\text{km}$ の両方を適用している。

計算量を節減するため、解析値 X^a の格子間隔は $1/8$ 度としている。求めた解析値をモデル格子 $1/12$ 度に線形補間した結果を Incremental Analysis Update (IAU) 法でモデルに導入する。IAU はモデル水温・塩分に補間した水温・塩分に一定の時間スケールで徐々に近づけていく手法である。IAU を行ううちに、水温・塩分だけでなく、地衡流バランスを満足するように流速と水位も変更されていく。観測データに含まれる時間的な情報は、IAU 期間内では考慮されず、観測データが持つ三次元的な位置情報だけがモデルに反映される。IAU の時間間隔は 4 日間とした。

本研究では、同化手法によって 2025 年 2 月 24 日～2025 年 3 月 17 日における日毎のモデルデータを比較の基準となる基本モデルデータとして作成した。ブイ投入周辺海域 (28N-36N141E-153E) を検証対象海域としており、その海域を対象として 2.3.1-2.3.2 の研究で開発された水温・塩分データを同化対象とするため、同時期に同海域で取得された現場水温塩分データは同化せず検証に用いた。そのため、基本モデルデータを Excluding Temperature/salinity data (exts) ケースと呼ぶ。ケース exts に加え、三次元同化における水平スケールを $L=100\text{km}$ から $L=50\text{km}$ に変更したケース exts50 も作成した。モデル解像度の影響を見るため、水平解像度 $1/36$

度の JCOPE-T DA (Miyazawa et al. 2021) に直下型海面高度同化(exts36)、直下型と SWOT 海面高度を適用したケース (sd8b36) も作成した (表 3.1.3.2-1)。

表 3.1.3.2-1. 計算ケース。対象期間は 2025 年 2 月 24 日～3 月 17 日。すべてにおいて解析対象海域の現場水温塩分同化を行わない。

ケース名	概要
三次元同化 北西太平洋モデル 水平 1/12 度格子	
exts	基本ケース。海面高度同化水平スケール 100km。
exts50	海面高度同化水平スケール 50km。
sd8	SWOT 海面高度データ同化を追加。海面高度同化水平スケール 100km。
sd8b	SWOT 海面高度データ同化を追加。海面高度同化水平スケール 50km。
Matsui	解析対象海域の海面高度の代わりに、データ Matsui を同化。
IsoguchiN	解析対象海域の海面高度の代わりに、データ IsoguchiN を同化。
四次元同化 北西太平洋モデル 水平 1/12 度格子	
a4d	exts と同じ直下型海面高度データを同化。
a4s	sd8 と同じ直下型および SWOT 海面高度データを同化。
a4m	解析対象海域の海面高度データの代わりに、データ Matsui を同化。
a4i	解析対象海域の海面高度データの代わりに、データ IsoguchiN を同化。
三次元同化 日本近海高解像度モデル 水平 1/36 度格子	
exts36	exts と同じデータを同化。海面高度同化水平スケール 100km。
sd8b36	sd8 と同じデータを同化。海面高度同化水平スケール 50km。

[面的海面高度データ SWOT]

従来手法によって SWOT データの同化を行うための準備として、SWOT データの特徴を調査した。2023 年 12 月 5 日に Level2 データが公開され、2024 年 1 月 10 日には Level3 データのベータ版が公開された。その後、Level2 および Level3 については逐次最新バージョンのデータが公開されている。

Level2 データ初期バージョンを確認すると、同時期の従来の直下型のデータ分布に比べ、太陽風や衛星そのものの振動に伴うアンテナの揺動による系統的な誤差によるものとみられる分布形状が目立っていた。提供プロダクトに含まれていた補正量を付加し、さらに軌道方向の平滑化を施したが目立った改善はみられなかった。最新バージョンにおいては改善がみられており、同化に利用可能であると判断した。

Level3 データを確認すると、系統的な誤差はみられず、従来の直下型の計測結果とも 整合的な分布となっていた (図 3.1.3.2-1)。豊後水道においては、従来データをモデルに同化した海面高度分布とも整合的であった。さらに、従来データおよびそれを同化したモデル (JCOPE-T DA 1/36 度格子モデル (Miyazawa et al 2021)) に同化した結果にはみられない小さなスケールの渦状の分布がみられた。こうした渦状の分布は、豊後水道において、前年度に小型漂流ブイを投入することで検出した渦の形状と整合的であり、実際の渦である可能性が高い。

[SWOT データの同化]

基本モデルケース exts に対し、SWOT Level3 Ver. 2.0.1 を同化したモデルデータを作成した。SWOT データの同化にあたっては、以下の 2 点を検討した。第一に、SWOT データの面的情報を活用するため、四次元アンサンブル変分法において背景誤差共分散の精緻化を検討した。その結果、初期値において水温塩分構造の再現性がやや向上するものの、予測計算においては力学バランスに影響し予測スキルを悪化させる場合があることがわかった。このため、本研究では SWOT データの同化にあたり、背景誤差共分散の精緻化は適用しなかった。

精度検証手法の確立を含めたこうした検討結果を論文としてまとめて国際誌に投稿し査読の後、受理・出版された (Miyazawa et al 2024)。第二に、SWOT Level3 データは 2km 間隔の面的データ

であり、従来の直下型の7km間隔線的データに比べてデータ量が大幅に増加することから、三次元変分法適用の格子間隔である1/8度格子に平均化するとともに次北西太平洋領域に範囲を限定した。その結果、データ量は従来に比べ2倍程度に抑えられた。

以上の検討により、Level3データであれば、基本的に従来手法で同化（三次元同化）を確認した。本研究では、Level3 Ver. 2.0.1データを用いた。三次元同化できることにおける水平スケールL=100kmとL=50kmの双方についてそれぞれケースsd8およびsd8bとして作成した（表3.1.3.2-1）

3. 1. 3. 2. 3 新型小型漂流ブイの投入

新型小型漂流ブイ CARTHE drifter (Novelli et al. 2017) を研究期間の三年度にわたって製造元の米国 Pacific Gyre 社より逐次取得し、総計125個取得した。このうち2個を高知県水産試験場の協力を得て高知沖で試験投入し、データを取得した。

さらに、2個を海洋研究開発機構研究船「みらい」により日本南方海域で試験投入し、データを取得した。

残り121個は、海洋研究開発機構研究船「みらい」に積載し、同船赤道航海(航海番号MR25-01)の帰路、黒潮再循環域において、2025年2月22日から23日にかけて120個投入した。積載方法を検討した結果、取得時の分解された状態で船内デッキに収納し、乗船中に組み立てることとした。また、「みらい」係船甲板からの投入にあたり、既設置ジブクレーンの老朽化を懸念したため、投入用のジブクレーンを設計発注しこれも同船に積載した。同船積載のうち1個は、事前の通信確認において不具合があったので投入しなかった。投入時は巡航速度を4ノット/秒程度に抑え、10分間隔で120km長の航路範囲において1.2km間隔で投入した。把握空間スケール下限値CSMの推定にあたっては、解析対象期間2025年2月24日～3月17日においてデータを取得できた115個の位置データを用いた。位置情報の通信間隔は5～10分である。取得データには、波浪などによる海面擾乱の通信影響によるスパイクノイズが見られたためこれを除去した。

3. 1. 3. 2. 4 三次元同化／四次元同化＋機械学習導入

[三次元同化＋機械学習導入]

2.3.1における研究開発で作成された水温・塩分データは、対象海域（28N-36N141E-153E、0m-1100m）内の日毎、1/4度間隔、20層の三次元格子データであり、これをデータMと呼ぶ。2.3.2における研究開発で作成された水温・塩分データは、対象海域内の直下型海面高度計観測点で推定された水温・塩分の5m-1100m深20層プロファイルデータであり、これをデータIと呼ぶ。本研究では、これらのデータが対象海域内の海面高度データを代替していると考え、対象海域内の海面高度データを同化しなかった。また、基本ケースextsと同様に対象海域内の現場水温塩分データも同化しなかった。データMおよびIを、三次元同化の水平スケールL=30kmとして同化した。これらの同化結果をそれぞれMatsui、IsoguchiNと呼ぶ（表3.1.3.2-1）。

3.1.2における研究開発では、面的情報などの付加による主成分分析の改良が検討され、当初の研究計画では2.3.2で改良された主成分分析の導入も予定していた。2.3.2においては、結果として2.3.1と同様に主成分分析よりも初期推定値の精度が重要であることが確認されたため、本項目では、2.3.2において初期推定値を改善して作成された水温・塩分データそのものを同化することとした。

[四次元同化＋機械学習導入]

四次元アンサンブル変分法（四次元同化）システム(Miyazawa et al. 2020)を北西太平洋モデル(Varlamov and Miyazawa, 2021)に導入して、従来の直下型海面高度データを同化し現業的に海況を予測する体制を確立した（令和4年度）。四次元アンサンブル変分法におけるコスト関数は以下のとおりである。

$$J(\delta X_0) = \delta X_0^t B^{-1} \delta X_0 + \sum_{t=0}^T \sum_{o=1}^4 \left(y_t^o - H^o(X_t) \right)^t R_o^{-1} \left(y_t^o - H^o(X_t) \right)$$

観測データを同化する期間 T （同化ウィンドウ）を設定し、同化ウィンドウ内で初期値

$X_0 = X_0^f + \delta X_0$ から計算した時刻 t におけるモデル値 X_t が同時刻の観測データ y_t に近づくようにコスト関数を最小化する。これによって、同化ウィンドウ内で観測データに含まれる時間変動の情報をモデルに同化することができる。このため本研究では四次元アンサンブル変分法による同化を四次元同化とも呼ぶ。コスト関数の最小化は、モデル値と観測データとの差とモデル値の時間発展から構成される共分散行列の固有ベクトルを摂動とする初期値アンサンブル線形和のアンサンブルメンバー毎の重み係数を変えることによって行う。

本研究では、三次元同化によって作成したモデル値を初期推定値としてコスト関数最小化を行う。時間変動を表現できる時空間解像度を持った観測データは、衛星海面高度と衛星海面水温であるが、このうち初期値によって制御できる時間変動を表現できるのは主に衛星海面高度 ($o=1$) であるので、以下のコスト関数を最小化する。

$$J(\delta X_0) = \delta X_0^T B^{-1} \delta X_0 + (y_0^2 - H^2(X_0))^T R_2^{-1} (y_0^2 - H^2(X_0)) + \sum_{t=0}^T (y_t^1 - H^1(X_t))^T R_1^{-1} (y_t^1 - H^1(X_t))$$

時間ウィンドウ内で時系列同化するのは衛星海面高度 ($o=1$)、初期値時点で同化するのは海面水温データ ($o=2$) とした。現場水温 ($0=3$)・塩分 ($0=4$) は、解析対象海域 (28N-36N141E-153E) 以外のデータを時系列同化した。同化する衛星海面高度については、直下型のみ（ケース a4d）、直下型と SWOT データ（ケース a4s）の両方を適用した（表 3.1.3.2-1）。データ Matsui、IsoguchiN を四次元変分法で同化したケースも作成した（それぞれケース a4m、a4i と呼ぶ（表 3.1.3.2-1））。

3. 1. 3. 2. 5 把握空間スケール推定

本研究では面的な海面高度を新たな機械学習手法によって効果的に同化することを目標としており、そのための評価指標として、把握可能な空間スケール下限値 Constrained Scale Minimum (CSM) を導入する (Jacobs et al. 2021)。面的海面高度情報の利用とそのための様々な新手法の適用によって従来よりも小さなスケールの現象が把握可能になると考えた。

実海域において定義どおり CSM を推定することは困難であるが、表層海流については海洋予測システムで推定した CARTHE drifter 軌跡と実際のブイ軌跡を比較解析することで CSM が推定できる。海洋予測システムの表層流速データを Gaussian 相関スケール s で平滑化して CARTHE drifter に見立てた仮想粒子追跡計算を行って得た軌跡と実際の CARTHE drifter の軌跡の根平均二乗差 (ドリフター RMSD と呼ぶ) が最小となる相関スケール s が CSM である。すなわち、

$$\text{CSM} = s \text{ for minimum of } \frac{1}{M} \sum_m \sqrt{\frac{1}{N} \sum_n (O_{mn} - M(s)_{mn})^2}$$

(O_{mn} は CARTHE drifter m の予測期間 (予測可能性をもつ小期間に区切る) n における CARTHE drifter の位置、 M_{mn} はモデル流速によって移動させた仮想粒子の位置、 M, N はそれぞれ CARTHE drifter の総数、予測期間の数。)

3. 1. 3. 2. 6 結果についての議論

[把握空間スケール下限値 (CSM) に関して]

図 2.3.3.2-2 左図に、解析対象期間のすべての CARTHE drifter の軌跡を示す。2025 年 3 月 17 日の基本ケース exts の海面高度分布 (図 2.3.3.2-3(a)) は、左図軌跡にみられるような図左下 (南西部) の高気圧性渦の形と異なる分布を示しており、かつ直下型計測の海面高度分布とも異なる形状を示している。

基本ケース exts におけるドリフター RMSD は、水平スケール 250km で最小値 47km/2-day (Over 22 days) となっており、この場合の CSM=250km 程度と推定できる (図 3.1.3.2-4)。これは、先行研究 (Jacobs et al. 2021) による CSM=220-300km、23-26km/day (Over 91 days) とほぼ

同等の結果である。2016 年 1-3 月を対象とした先行研究では、直下型海面高度計衛星が 3 機稼働しており、2025 年 2-3 月を対象とした本研究では 6 機稼働しているという違いがある。

直下型 6 機のデータに加え、SWOT データを三次元同化した結果（ケース sd8）では CSM は変わらないがドリフター RMSD は 50km/2-day に増大する結果となった。実際、図 3.1.3.2-3(c)に見られるように、SWOT を追加して三次元同化しても渦の位置のずれは変わらなかった。そこで三次元同化の際の水平スケールを 100km から 50km に変えて直下型データを同化したところ（ケース exts50）、CSM は減少して結果的に平滑化しない場合が最も小さくなり、渦の位置もデータと一致するようになった（図 3.1.3.2-3b）。ドリフター RMSD のスケール依存性を見ると、スケール 50km 以下から値がほとんど変わらない。一方でスケール 50km は 0.1 度強という流速の平滑化スケールに対応しており、1/12 度格子モデルでは格子間隔に近くなっておりスケール把握の限界に達しているとみることができる。ケース sd8 以外のすべてのケースで同じ結果、すなわち CSM=250km から CSM<50km に減少したと言える。渦の形状はそれぞれ異なるが渦の位置は基本ケース exts に比べてよりデータに近くなる（図 3.1.3.2-3cdefghij）。

次に、流速を平滑化しない状態（図 2.3.3.2-4 の左端）でのドリフター RMSD の違いに注目する。ドリフター RMSD が最も小さくなったのは、SWOT データを加え四次元同化したケース（a4s）であり、最も同化した海面高度データの量が多くかつデータの時間情報も同化した場合であることから妥当な結果である。この場合、SWOT を同化しなくても四次元同化であれば直下型 6 機のデータを同化するだけでもドリフター RMSD は十分に小さくなる（a4d）。空間スケール 50km で直下型 6 機のみを同化したケース（exts50）のドリフター RMSD がさらに SWOT を加えた場合（sd8b）に比べて小さくなる理由は不明である。SWOT の回帰周期が 21 日であり、直下型の回帰周期で短い場合が 10 日であることが関係しているかもしれない。三次元同化の場合には、解析日前後 4 日に計測された海面高度データを同化するようにしているため時間情報の取り込みは十分ではないことに注意する必要がある。

dataM と dataI を同化した結果は、三次元同化と四次元同化の場合で結果が異なる。三次元同化した場合（Matsui および IsoguchiN）のほうが四次元同化した場合（a4m および a4i）に比べてドリフター RMSD は小さくなる。これは、四次元同化の場合の水温観測誤差が 400m 深で 1.6 度程度であるのに対し（Miyazawa et al. 2020）、三次元同化の場合は 400m 深で 0.6 度程度と三次元同化の場合には水温データ（塩分データも）より強く同化するように設定していたためである。三次元同化の場合も四次元同化の場合も、dataM（Matsui）より dataI を同化したケース

（IsoguchiN）がドリフター RMSD がそれぞれ小さくなるのは、dataI の場合は観測した直下型海面高度データから水温塩分値を推定しており時間情報が正確であるのに対し、dataM の場合は統計的な手法で格子化された海面高度データから水温塩分値を推定しているため、時間情報が時間方向に平滑化されているためであると考えられる。（三次元同化の場合にも、解析日前後 5 日以内の日付の水温塩分データを同化するように設定しているため、四次元同化ほどではないが観測データの時間情報を考慮している。）

1/36 度高解像度モデルの場合は、三次元同化の水平スケールが 100km の場合（exts36）、CSM は 50km より小さくなっているがドリフター RMSD 自体は 1/12 度格子モデルのケース（exts）より大きい。渦の位置や形状もデータと異なっている（図 3.1.3.2-5a）。ドリフター RMSD は SWOT を加えて水平スケール 50km で三次元同化した場合には小さくなるが、直下型 6 機のデータを 1/12 度格子モデルに同化した場合よりドリフター RMSD は大きくなる。1/36 度格子モデルの場合、1 日毎に前後 3 日間の海面高度データを三次元同化している（Miyazawa et al. 2021）のに対し、1/12 度格子モデルの場合には 4 日毎に前後 4 日間の海面高度データを三次元同化しているという設定の違いが関係している可能性がある。

[海洋中の水温塩分場の推定に関して]

海洋中の水温塩分場の推定精度を見るために、二通りの解析を行った。第一に、モデルには同化しない現場水温塩分データ（観測点の位置については図 3.1.3.2-1 右図参照）と、同化したモデル結果を比較する。ただし、モデルおよびデータ同化システムとは独立なデータとの比較になるが、dataM および dataI は、現場水温塩分データのうちアルゴフロートデータを第一推定値として用いているので（近接アルゴ手法）、dataM および dataI を同化している結果は検証に用い

ている現場水温塩分データと独立とは言えない。そこで第二に、検証に用いる現場水温塩分データからアルゴフロートによらないデータのみを抽出し、そのデータとの比較を行った。図 3.1.3.2-1 右図における船舶航路状の観測点のデータを見たところ、塩分データが無く、900m 水深までのデータであり、1500m 深までの水温塩分データとして特徴づけられるアルゴフロートデータではなかったため、これを完全独立データであると考えた。完全独立データは、2025 年 2 月 25 日から 27 日にかけて北西から南東に向けて航走する船舶から投下式水温計（XBT）観測により取得されたものと考えられる。

図 3.1.3.2-7 に現場水温塩分データすべてとの比較結果を示す。基本ケースのグラフ（黒太線）より左側にグラフが位置すればデータとの一致傾向、右側に位置すればデータとの相違傾向、と考えることができる。水温、塩分ともにおおむねすべてのケースが一致傾向の改善を示している。とくに、塩分において一致傾向改善が著しい。

各ケースのうち、dataM を四次元同化した結果（a4m）がもっとも良い一致傾向を示している。dataI を四次元同化した結果（a4i）も、500m 深までは良い一致傾向を示すが、500m 以深では相違が大きくなる。これは図 3.1.3.2-7(b)に見られるように、dataI は 500m 深で高温高塩を示す平均差（BIAS）が大きくなるからである。こうした特徴は、同化する前の dataM および dataI を現場水温塩分データと比較した結果（図 3.1.3.2-8）を見るとより明瞭になる。dataM は全水深で BIAS が小さく、近接アルゴ手法の効果を見てとることができる。dataI は全水深で高温高塩 BIAS がみられ、600m 深でもっとも大きくなる。こうした高温高塩 BIAS は 3.1.1 の解析で示されているように dataI に用いられた主成分分析手法の特徴であると考えられ、同様に主成分分析を用いている基本ケース exts にも同様な傾向が見られる。dataI の作成時には海面高度のみが元データとして用いられている（3.1.2 参照）ので、表層については dataM のように（3.1.1 参照）、海面水温および海面塩分データも併用すればこの BIAS は減少すると考えられる。

1/36 度格子高解像度モデルの結果からは、SWOT をより小さな空間スケールを用いて同化すると（sd8b36）、中規模渦の位置がより現実になることを反映し、中規模渦を特徴づける水温永年躍層に近い 400m 深付近でデータとの一致傾向が改善することがわかる（図 3.1.3.2-9）。ただし、主成分分析を用いていることに変わりはないため、600m 以深の高温高塩 BIAS は変化しない。

完全独立なデータとの比較から、dataM を四次元同化した結果（a4m）が全水深で RMSD、BIAS ともにデータへの一致傾向改善を示すことがわかる（図 3.1.3.2-10）。dataI を四次元同化した結果（a4i）も 500m 以浅では RMSD 改善を示しているが BIAS はやや増加している。dataM および dataI と完全独立なデータとの比較からは、それぞれ基本ケースに比べてよりデータに近い推定となっている水深帯がある一方で、そうではない水深帯も見られる（図 3.1.3.2-11）。dataM と dataI を同化した結果は、元データに見られる水深毎の改善・悪化の特徴を平滑化し、dataM を同化した場合 RMSD においては全水深で改善を示す結果となっている（図 3.1.3.2-10）。

1/36 度高解像度モデルの結果を dataM および dataI と完全独立なデータと比較した場合（図 3.1.3.2-12ab）は、そもそもすべての現場水温塩分データがモデルと独立なので、すべての現場水温データと比較した場合（図 3.1.3.2-9ab）と同様な傾向を示している。

3.1.3.2.7 結論

本研究において、143E30N 周辺の日本南東海域で把握空間スケール下限値（CSM）を従来の 250km 程度から 50km 程度以下まで減少させることができた。結果として、当初の目標であった 40%改善を達成した。目標達成は以下の三通りの異なる手法で実現した。

1) 三次元同化において、同化の際の水平スケールを、従来の 100km から 50km に小さくすることで直下型 6 機の海面高度データ同化のみにより実現した。

2) 四次元同化において、直下型 6 機の海面高度データ同化のみにより実現した。この場合、SWOT 衛星の面的海面高度データを加えることによりドリフター RMSD はさらに小さくなり、ドリフター RMSD がすべてのケースのうちで最小となった。四次元同化と SWOT 衛星データ追加の組み合わせが観測データに含まれている時空間情報が最も正確となることから、妥当な結果である。

3) 三次元同化においても四次元同化においても、直下型あるいは面的海面高度(SWOT)を同化せず、本研究で開発された新規機械学習による水温塩分データを同化することにより実現した。三次元同化の場合は、水平スケール 30km で同化した。

以上、できるだけ多くの観測データをより小さな空間スケールで三次元同化を適用する、あるいはたんに四次元同化を適用するだけで CSM は減少することがわかった。

単に三次元同化の際の空間スケールを小さくしたり、四次元同化を適用するだけでなく、より多くの観測データを同化することが重要である。実際、先行研究 (Jacobs et al. 2021) の三次元同化においては空間スケール 114km で CSM は 300km、空間スケール 36km で CSM は 220km となるにとどまっており、空間スケール 100km で CSM 250km、50km で CSM 50km 以下を示した本研究の結果とは異なっている。これは、本研究の 2025 年時点では直下型 6 機に加えて SWOT が同化できるのに対し、先行研究の時代 (2016 年) では直下型 3 機のみでの同化であったからであると考えられる。25km 以上のスケールの現象については、現在は直下型 7 機で SWOT 1 機に匹敵する観測密度が得られていること (図 3.1.3.2-1) を強調したい。同様な状況は、直下型データに SWOT データを加えて Level4 海面高度データを作成する研究においても報告されている (Ballarotta et al. 2025)。

また、先行研究ではメキシコ湾流を対象としていたのに対し、本研究ではそれに比べ比較的時間スケールが長いと考えられる黒潮再循環域の中規模渦を対象としていたことが CSM 推定の違いに影響しているとも考えられる。本研究で推定した CSM に関連する時間スケールは当海域の中規模渦の特性から 80 日程度である (Ebuchi and Hanawa 2000) と見積もられる。図 3.1.3.2-3 と同様な図を約 1 ヶ月前の 2025 年 2 月 24 日で見ても中規模渦の分布は大きくは変わっていない (図無し)。このため、対象とする現象の時間スケールが衛星海面高度の回帰周期に比べて十分に長いために、場を推定する際の衛星データの時間ウィンドウを長くして観測点の水平密度を高くすることができる。

海面下の水温塩分場の把握については、本研究で開発された新規機械学習データである dataM あるいは dataI の同化により、独立な水温データとの比較においての推定精度改善が確認された。現場水温塩分の情報を十分に活用する近接アルゴ手法が有効であると言える結果である。ただし、dataM あるいは dataI と検証データとの直接比較においては水深によって基本ケースに比べた推定精度の優劣のばらつきがあったが、dataM のデータ同化においては検証データにおける全水深において、dataI の同化については表層から 500m 深までの一様な推定精度改善が見られている。dataI の場合、600m より深い層では主成分分析による影響が出ていると考えられる。いずれにしても、機械学習データと物理モデルを組み合わせるデータ同化によって安定した精度改善が得られたと結論できる。

以上、さらにまとめると、海洋表層の中規模渦の水平構造の把握に関しては、衛星海面高度データの時空間情報を最大限活用することが重要であり、鉛直構造の把握に関しては、これに加え現場水温塩分データの特徴を推定手法に適切に導入することが重要であることが確認された。

謝辞

本研究における CARTE drifter の海域展開にあたり、四国沖においては高知県水産試験場および同県海洋漁業調査船「土佐海洋丸」の乗組員の方々、日本南方および黒潮再循環域においては、海洋研究開発機構の海洋地球研究船「みらい」の乗組員、観測技術員、乗船研究者の方々に大変なご尽力、ご協力を頂きました。

参考文献

- Ballarotta, M., C. Ubelmann, V. Bellemin-Laponnaz, F. Le Guillou, G. Medal, C. Anadon, A. Laloue, A. Delepoulle, Y. Faugère, M.-I. Pujol, R. Fablet, G. Dibarboure (2025) Integrating wide-swath altimetry data into Level-4 multi-mission maps, *Ocean Sci.*, 21, 63-80.
- Ebuchi, N., K. Hanawa (2000) Mesoscale eddies observed by TOLEX-ADCP and TOPEX/POSEIDON altimeter in the Kuroshio recirculation region south of Japan, *J. Oceanogr.*, 56, 43-57.

Jacobs, G. A., J. M. D'Addezio, B. Bartels, P. L. Spence (2021) Constrained scales in ocean forecasting, *Advances in Space Research*, 68, pp.746–761.

Miyazawa, Y., S. M. Varlamov, T. Miyama, X. Guo, T. Hihara, K. Kiyomatsu, M. Kachi, Y. Kurihara, H. Murakami (2017), Assimilation of high-resolution sea surface temperature data into an operational nowcast/forecast system around Japan using a multi-scale three-dimensional variational scheme, *Ocean Dynamics*, 67, pp.713–728.

Miyazawa, Y., M. Yaremchuk, S. M. Varlamov, T. Miyama, K. Aoki (2020) Applying the adjoint-free 4dVar assimilation to modeling the Kuroshio south of Japan, *Ocean Dynamics*, 70, pp.1129–1149.

Miyazawa, Y., S. M. Varlamov, T. Miyama, Y. Kurihara, H. Murakami, M. Kachi (2021) A nowcast/forecast system for Japan's coasts using daily assimilation of remote sensing and in situ data, *Remote Sensing*, 13, 2431.

Miyazawa, Y., M. Yaremchuk, S. M. Varlamov, T. Miyama, Y.L.-K. Chang, H. Hayashida, (2024) An ensemble-based data assimilation system for forecasting variability of the Northwestern Pacific ocean *Ocean Dynamics*, 74, pp.471–493.

Novelli, G., C. M. Guigand, C. Cousin, E. H. Ryan, N. J. M. Laxague, H. Dai, B. K. Haus, T. M. Ozgokmen (2017), A biodegradable surface drifter for ocean sampling on a massive scale, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 34, pp.2509–2532.

Varlamov, S., M., and Y. Miyazawa (2021), High-performance computing of ocean models for Japan Coastal Ocean Predictability Experiment: a parallelized sigma-coordinate ocean circulation model JCOPE-T, *Annual Report of Earth Simulator* April 2020–Feb 2021 pp.1–3.

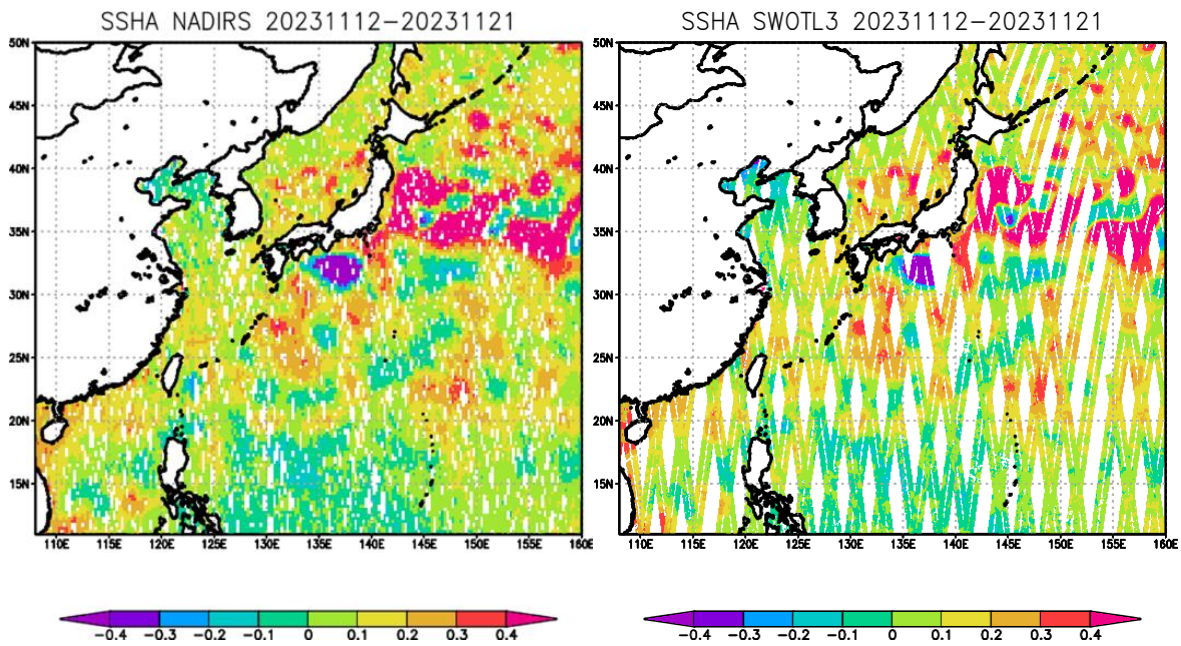


図 3.1.3.2-1 左：2023 年 11 月 12 日～11 月 21 日における直下型計測海面高度偏差の分布 (1/4 度格子)。右：左と同様。ただし SWOT 海面高度偏差の分布を示す。

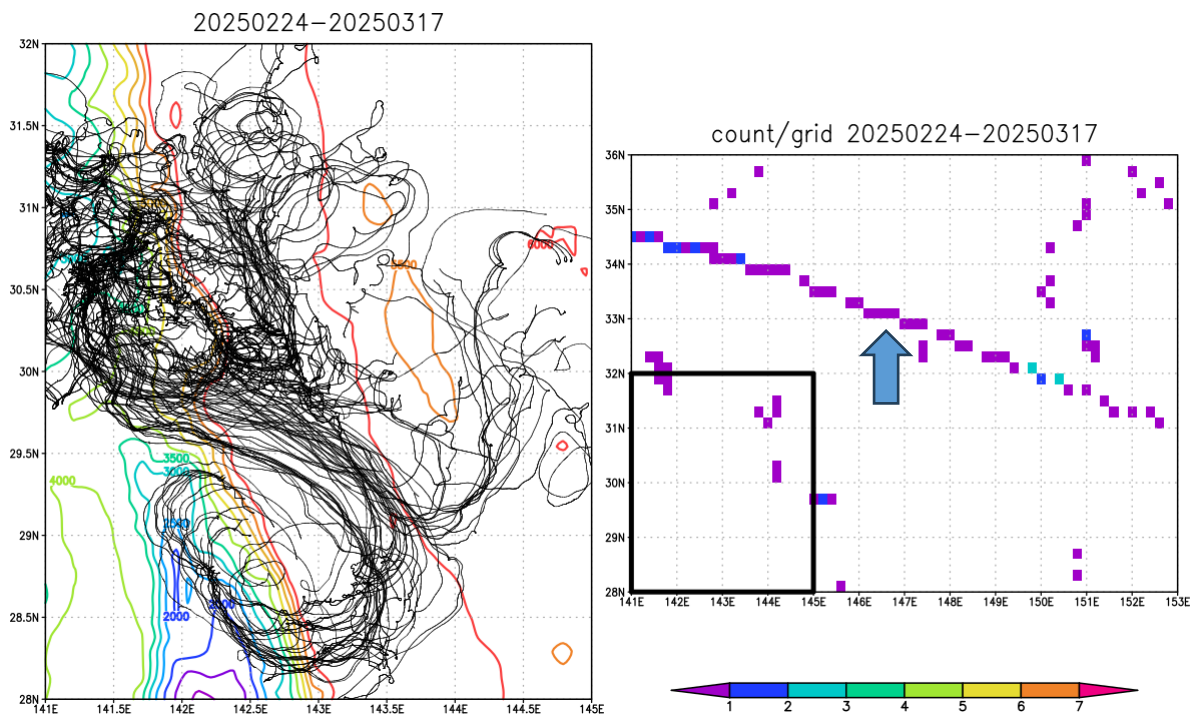
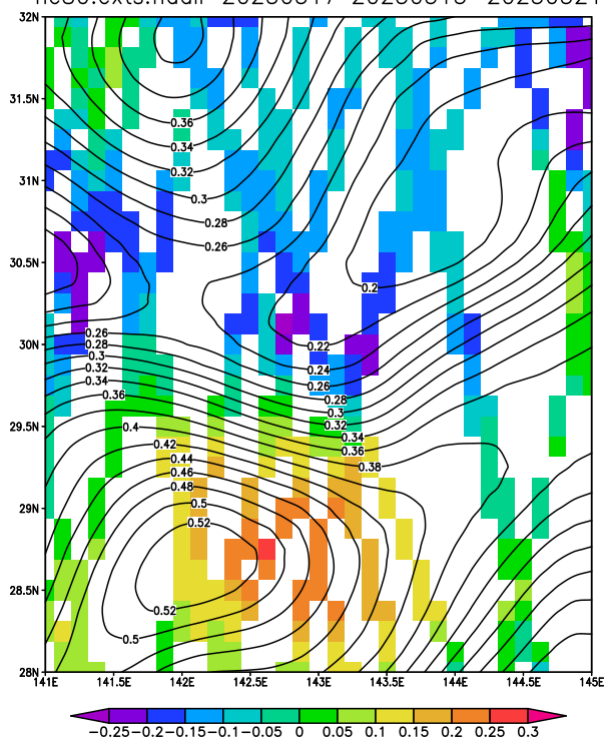


図 3.1.3.2-2 左：解析対象期間における 115 個の CARTHE drifter の軌跡。右：解析対象期間内における現場水温・塩分観測点の分布 (1/5 度格子内の観測点の数)。黒四角は CARTHE drifter の軌跡を示す左図の範囲を示す。矢印は、dataM および dataI とともに独立な、船舶 XBT 観測点を示す。

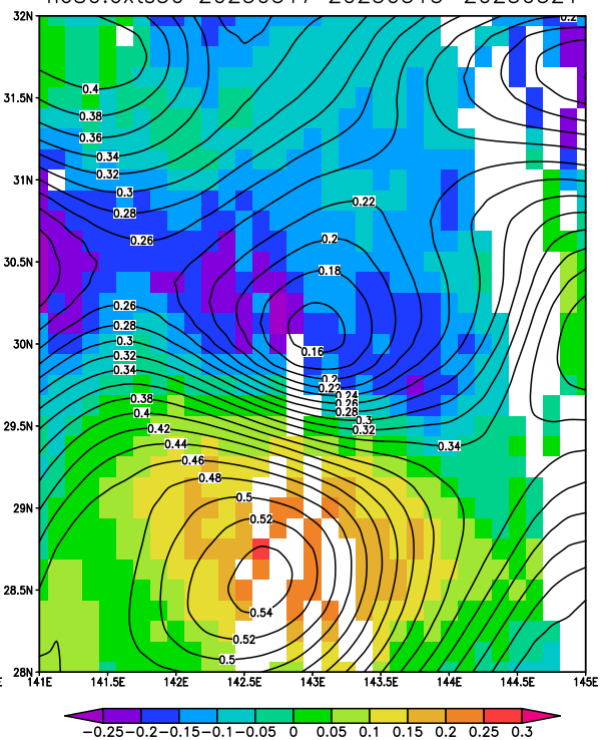
(a)

ne80.exts.nadir 20250317 20250313–20250321



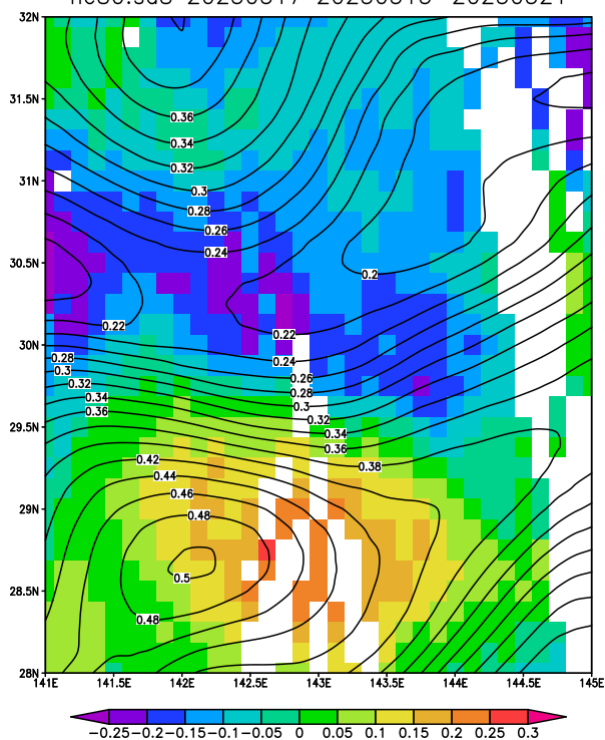
(b)

ne80.exts50 20250317 20250313–20250321



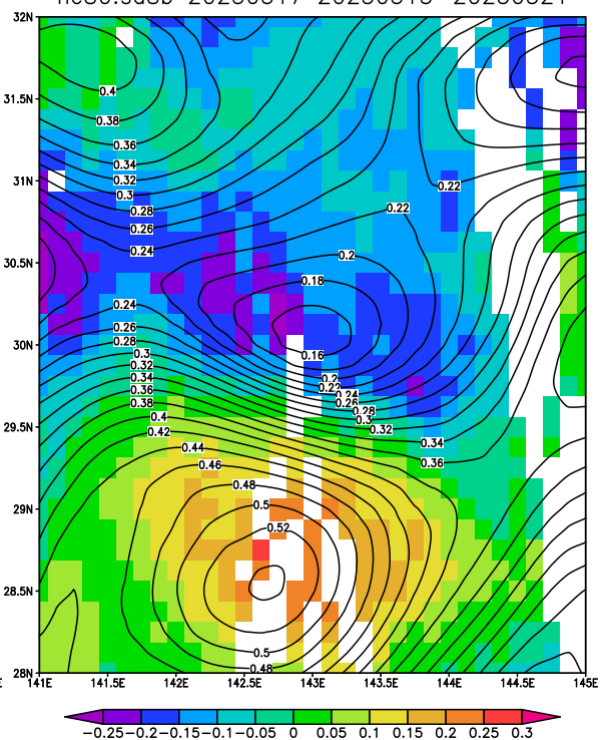
(c)

ne80.sd8 20250317 20250313–20250321



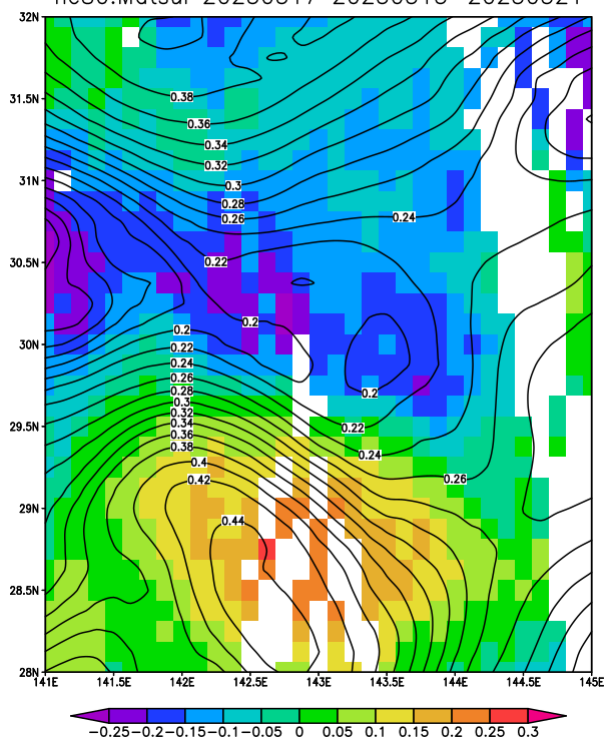
(d)

ne80.sd8b 20250317 20250313–20250321



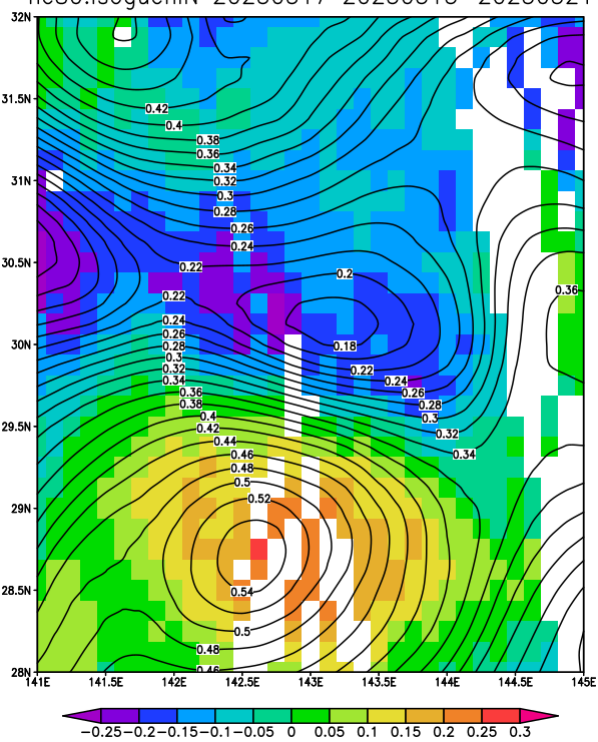
(e)

ne80.Matsui 20250317 20250313-20250321



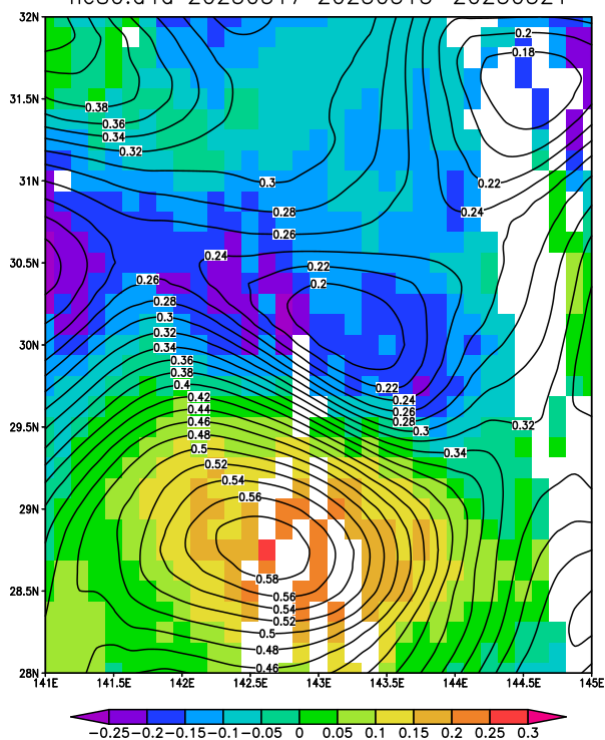
(f)

ne80.IsoguchiN 20250317 20250313-20250321



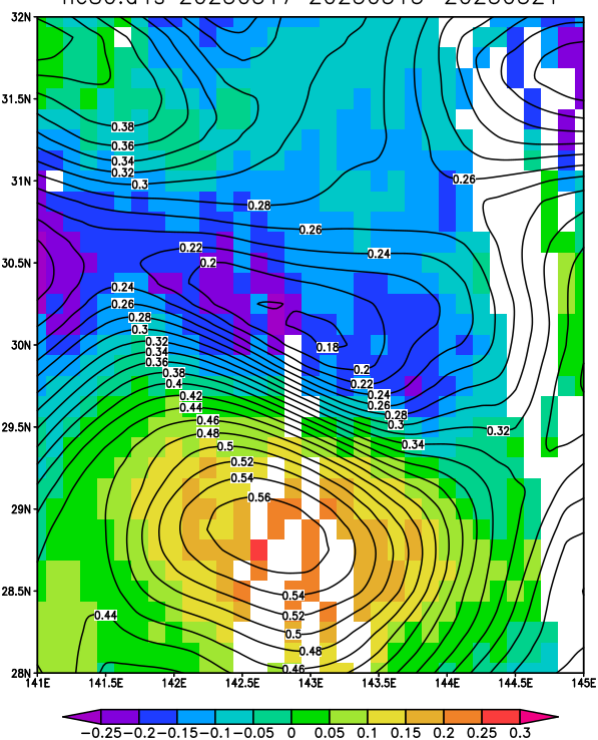
(g)

ne80.a4d 20250317 20250313-20250321



(h)

ne80.a4s 20250317 20250313-20250321



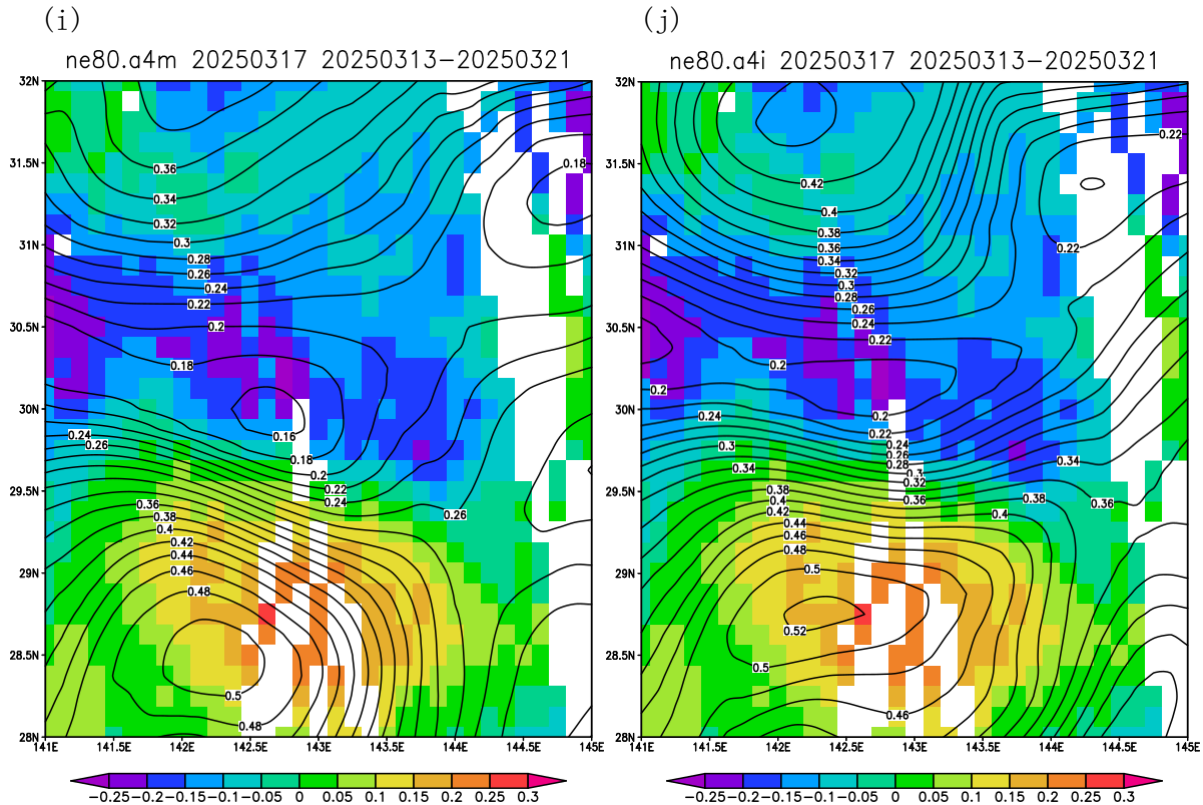


図 3.1.3.2-3 (a) 2025 年 3 月 17 日における同化モデル海面高度分布。色影は前後 4 日間の直下型計測海面高度偏差を示す。ケース exts。 (b) (a) と同様。ただし、ケース exts50。色影は前後 4 日間の直下型および SWOT 計測海面高度偏差を示す。 (c) (b) と同様 (以下同じ)。ケース sd8。 (d) sd8b。 (e) Matsui。 (f) IsoguchiN。 (g) a4d。 (h) a4s。 (i) a4m。 (j) a4i。

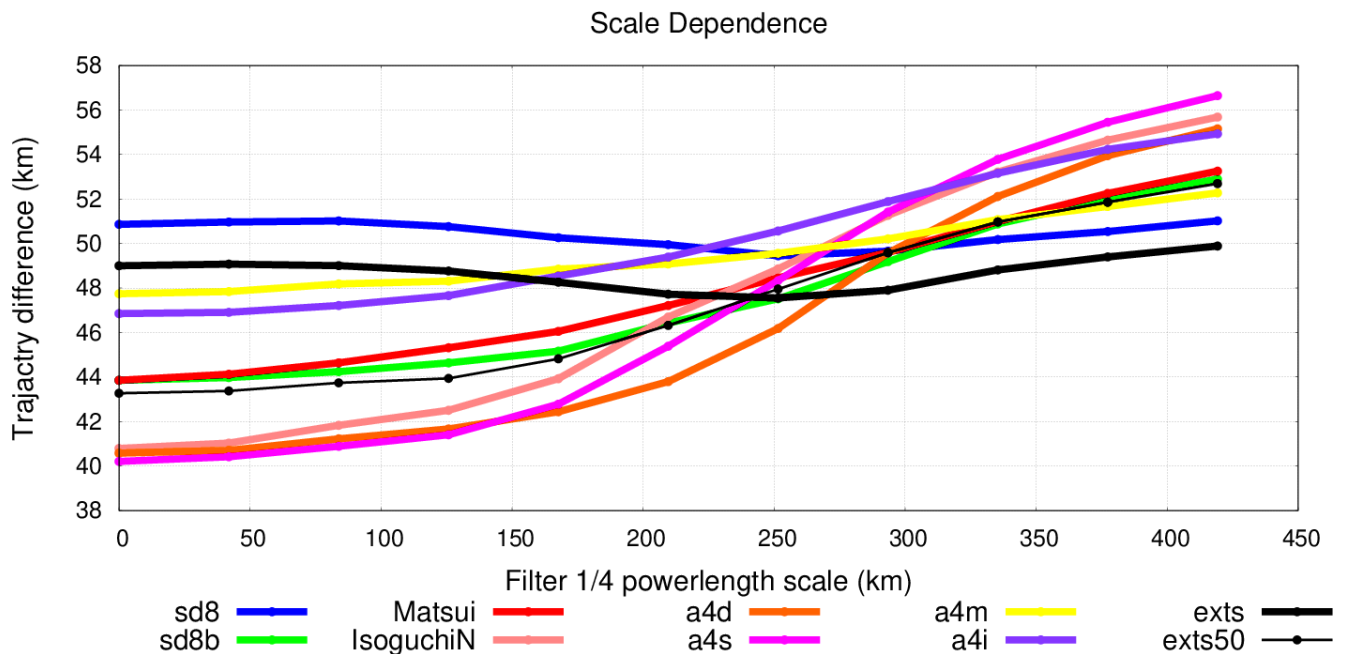
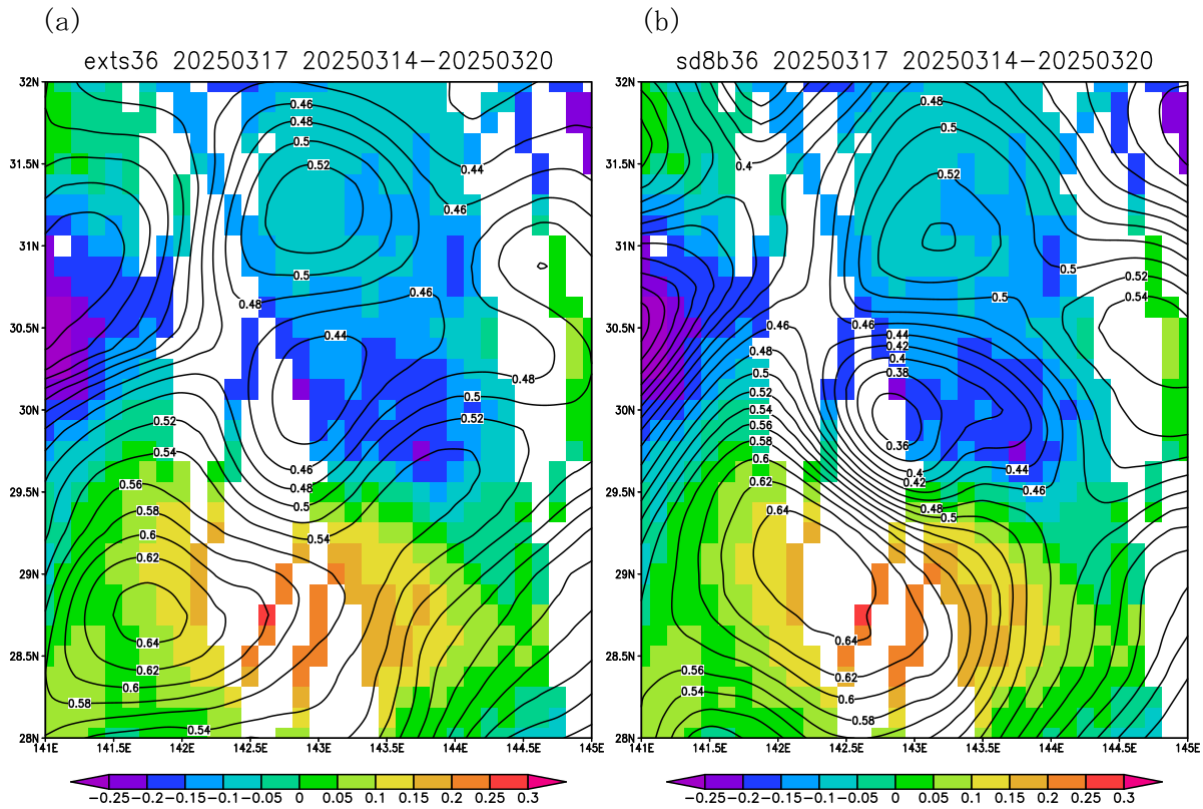


図 3.1.3.2-4 CARTHE drifter に見立てた仮想粒子追跡計算を行って得た軌跡と実際の CARTHE drifter の軌跡の根平均二乗差(ドリフターRMSD)。北西太平洋 1/12 度格子モデルの結果を示す。



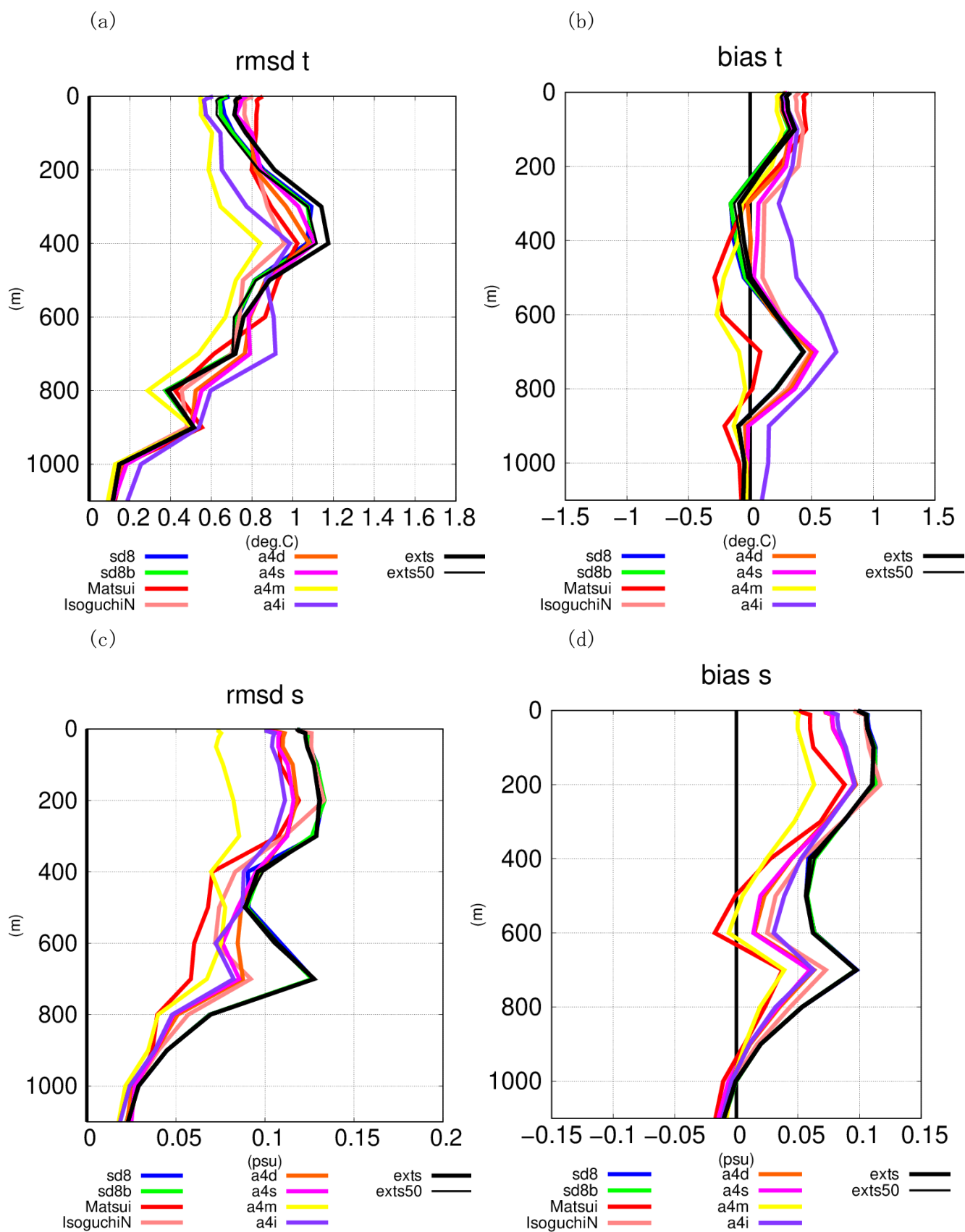


図 3. 1. 3. 2-7 (a) 同化しない現場水温データと比較した場合の根平均二乗差(RMSD)。北西太平洋 1/12 度格子モデル。(b) (a) と同様。平均差(BIAS)。(c) (a) と同様。ただし塩分。(d) (b) と同様。ただし、塩分。

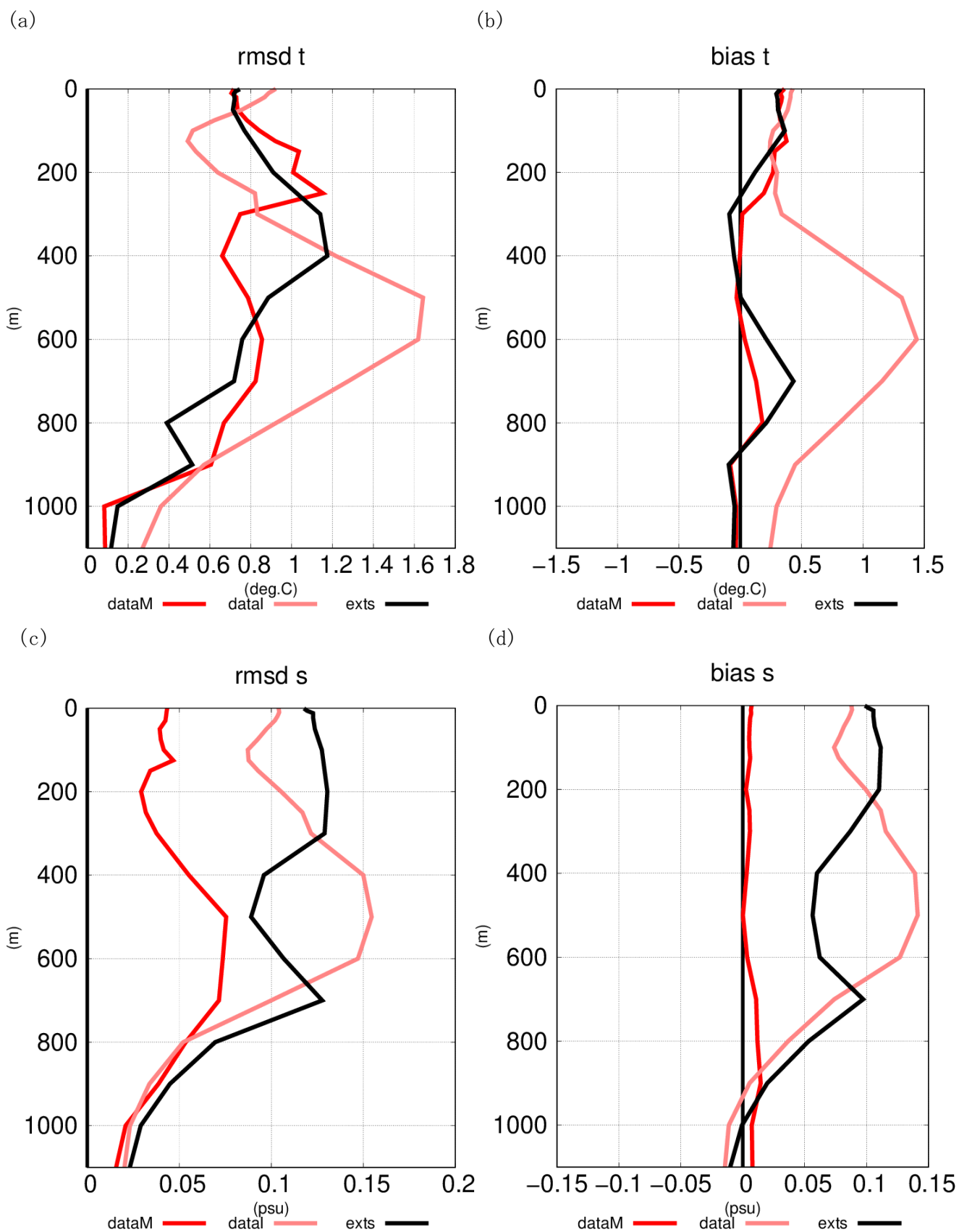


図 3.1.3.2-8 図 2.3.3.2-7 と同様。同化に使った dataM、dataI と、現場水温 ((a) (b)) 塩分 ((c) (d)) データとの比較。

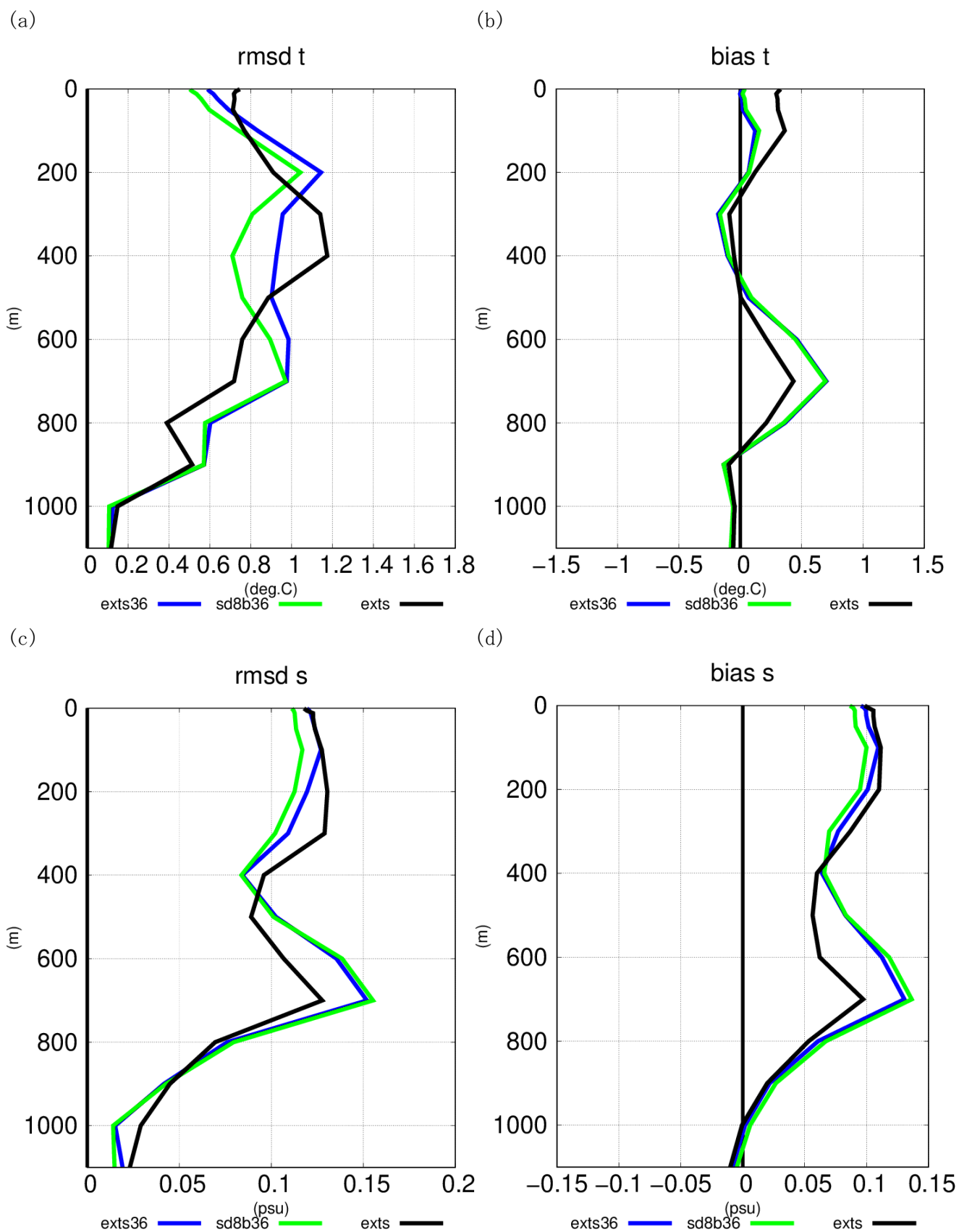
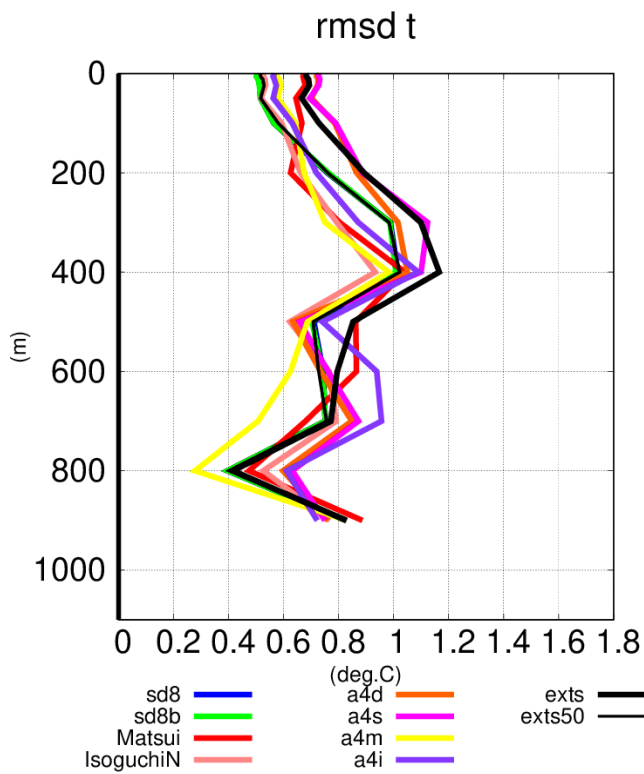


図 3.1.3.2-9 図 2.3.3.2-7 と同様。exts : 北西太平洋 1/12 度格子モデル。exts36, sd8b36 : 日本近海 1/36 度モデル。

(a)



(b)

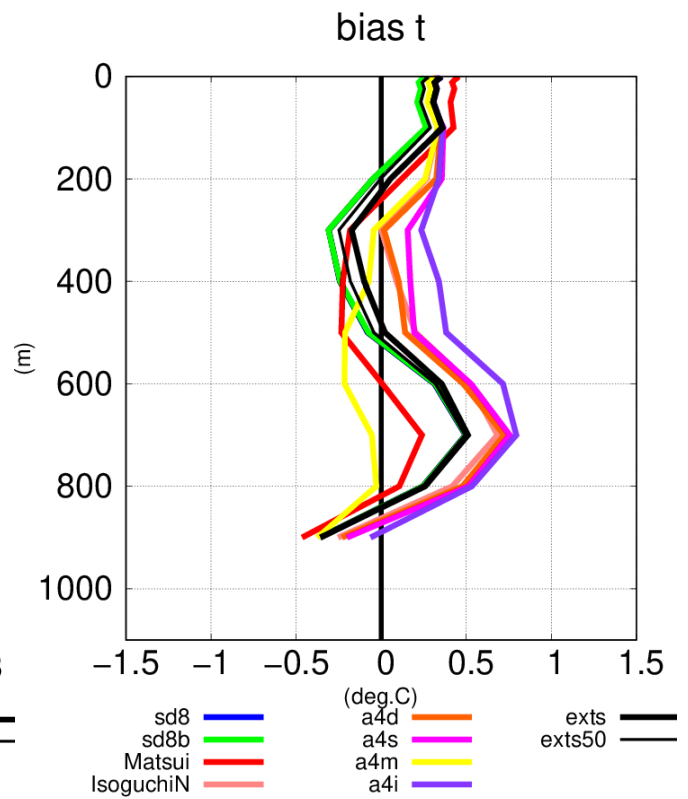
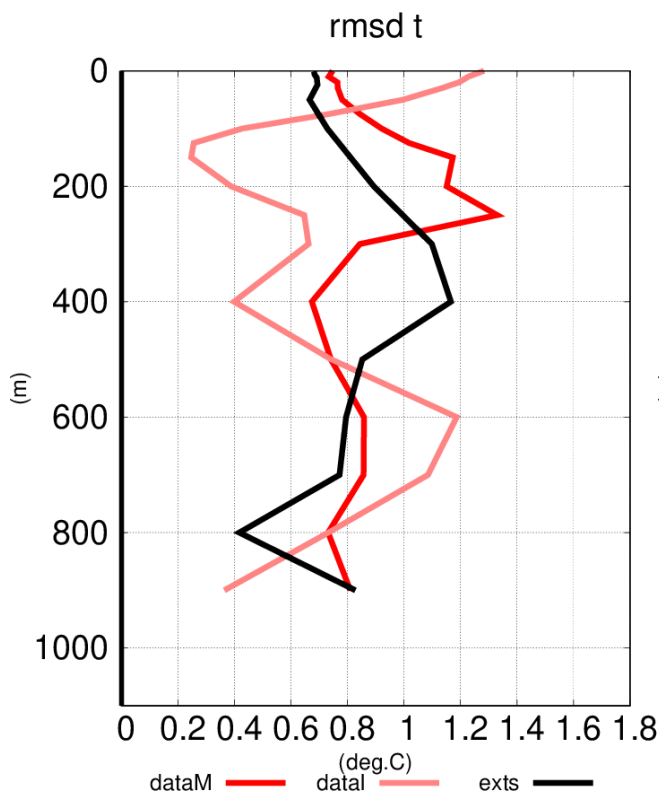


図 3.1.3.2-10 図 2.3.3.2-7(a) (b)と同様。dataM、dataI とともに独立な水温データとの比較。図 3.1.3.2-2 右図にみられる航路状の観測点は船舶 XBT による観測点であり、アルゴフロートデータを初期推定値に用いた dataM および dataI とは独立なデータである。また、このデータも同化していない。

(a)



(b)

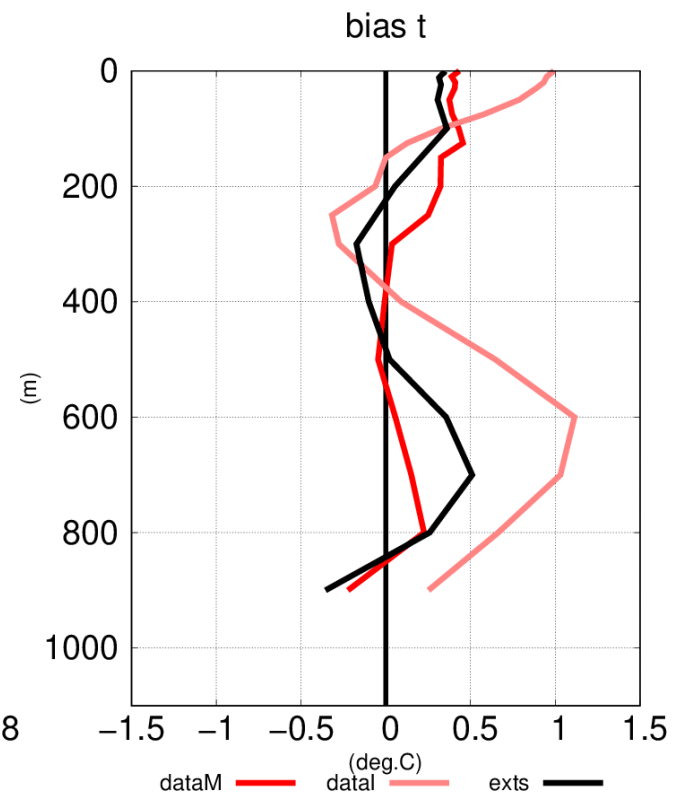


図 3.1.3.2-11 図 3.1.3.2-10 と同様。dataM および dataI との比較。

(a)

(b)

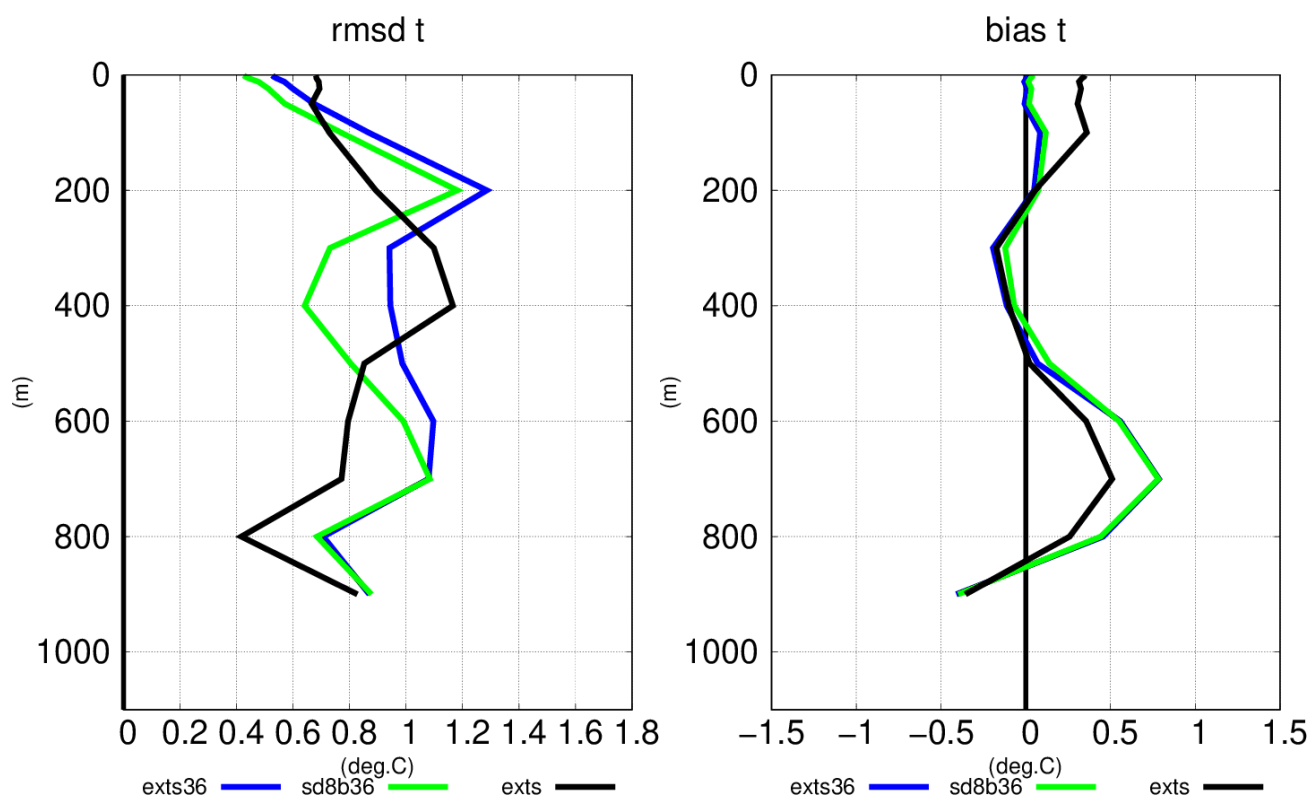


図 3.1.3.2-12 図 3.1.3.2-10 と同様。exts：北西太平洋 1/12 度格子モデル。exts36, sd8b36：日本近海 1/36 度格子モデル。

4. 委託業務全体の成果

本研究は契約に基づき令和5年4月より開始した。3分野の研究ともに研究3年目として順調に作業をすすめることができた。

同時に、研究目標の定量的数値を3研究とも達成することができた。

しかし、機械学習手法の2件に関しては最適化などは十分ではなく、ハイパーパラメータの決定はあくまでも暫定値であった（暫定値でも目標はクリアできた手法であるともいえるが）。また、予測モデルへのインプット方法も複数の手法を考案しチェックすることもあり得たはずで、そこまで追求できなかったことは非常に心残りである。

今後も実績がありつつも伸びしろのある研究課題として取り組んでいきたいと思っている。

5. 研究発表、知的財産権等の状況

（1）研究発表等の状況

種別	件数
学術論文	1件
学会発表	3件
展示・講演	該当なし
雑誌・図書	該当なし
プレス	該当なし
その他	該当なし

（2）知的財産権等の状況

該当なし

（3）その他特記事項

該当なし