

УДК 551.46

УСВОЕНИЕ ДАННЫХ ПРОФИЛЬНЫХ ИЗМЕРЕНИЙ АРГО И ТЕМПЕРАТУРЫ ПОВЕРХНОСТИ ОКЕАНА МОДЕЛЬЮ ОКЕАНСКОЙ ЦИРКУЛЯЦИИ NEMO С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНСАМБЛЕВОГО ФИЛЬТРА КАЛМАНА И ТРЕХМЕРНОГО ВАРИАЦИОННОГО АНАЛИЗА

© 2025 г. В. Н. Степанов*, Ю. Д. Реснянский, Б. С. Струков, А. А. Зеленко

Гидрометеорологический научно-исследовательский центр Российской Федерации, Москва

**e-mail: vlnst@hotmail.co.uk*

Поступила 01.08.2024 г.

После доработки 25.10.2024 г.

Принята к публикации 18.12.2024 г.

В статье рассматриваются результаты воспроизведения термохалинных полей Мирового океана моделью NEMO, встроенной в две различные системы усвоения океанографических данных (СУОД). Первая из систем основана на трехмерной вариационной схеме 3D-Var, а вторая — на ансамблевом фильтре Калмана LETKF. Усваиваемыми данными в обеих СУОД служили данные профилирующих буев Арго и сеточные данные по температуре поверхности океана (ТПО). Показано, что обе СУОД с примерно одинаковой успешностью воспроизводят трехмерные поля температуры и солёности, однако СУОД с ансамблевым фильтром Калмана лучше воспроизводит ТПО в открытом океане.

Ключевые слова: усвоение океанографических данных, модель NEMO, ансамблевый фильтр Калмана

DOI: 10.31857/S0030157425030042, **EDN:** GVZANC

ВВЕДЕНИЕ

Модели океанской циркуляции являются основным инструментом, используемым для прогнозирования изменений климатической системы на разных временных масштабах, и в зависимости от постановки задач эти масштабы варьируются от нескольких дней и месяцев до столетий. Однако неопределенность в формулировании и параметризации физических процессов в модели приводит к значительным отклонениям моделируемых гидрофизических полей от наблюдаемых распределений. Использование системы усвоения океанографических данных (СУОД) заметно повышает точность оценок состояния океана. Поэтому развитие соответствующих систем усвоения данных является одним из главных направлений оперативной океанологии, обеспечивающим подготовку начальных условий для выпуска морских прогнозов.

Развитие систем усвоения океанографических данных во многом следует таковому для атмосферы, с некоторым отставанием, вызван-

ным как меньшим количеством наблюдательной информации в толще океана (дистанционные спутниковые средства позволяют измерять лишь поверхностные характеристики: температуру поверхности океана (ТПО), уровень океана, некоторые параметры ветрового волнения) [4], так и меньшей адекватностью океанских моделей (вследствие меньших пространственных масштабов синоптической изменчивости в океане и, соответственно, более высоких требований к пространственному разрешению моделей и к плотности данных наблюдений).

Работы по созданию систем усвоения океанографических данных активизировались с конца прошлого века. Так, в 1997 г. была сформулирована концепция проведения международного Эксперимента по Глобальному Усвоению Океанографических Данных (Global Ocean Data Assimilation Experiment — GODAE) [22]. В ходе выполнения проекта GODAE, а также в результате осуществления национальных программ в ряде ведущих зарубежных метеорологических и/или океано-

графических центров созданы действующие прототипы СУОД [35].

Направленные на создание СУОД исследования активно велись и в российских институтах. В этих исследованиях нашел отражение весь спектр подходов к решению задачи усвоения, охватывающий сравнительно простые релаксационные методы [20], метод адаптивной статистики [10, 12], оптимальную интерполяцию (ОИ) и его ансамблевую разновидность [7, 8, 9, 13, 24], обобщенный фильтр Калмана [24, 25], двумерный [5], трехмерный [3] и четырехмерный вариационный анализ [1, 2], а также ансамблевые методы [18].

Чисто теоретически метод 4D-Var может претендовать на получение наиболее точных оценок, так как в отличие от прочих учитывает эволюцию состояния системы внутри окна усвоения. Помимо основных параметров состояния он позволяет оценивать и дополнительные характеристики, такие как функции и потоки на открытых границах [1] и на поверхности океана [14, 43]. Этот метод, однако, является существенно более вычислительно затратным, так как требует применения двух прогностических операторов, прямого и сопряженного, и намного более сложным в реализации, так как любое изменение прогностической модели сопровождается необходимостью изменения и сопряженного оператора. Насколько нам известно, он пока не нашел применения в оперативных системах усвоения океанографических данных, хотя успешно используется в некоторых метеорологических центрах, например, в Европейском центре среднесрочных прогнозов (ECMWF) [33].

Сравнение разных методов для определения наиболее подходящих в различных приложениях проводилось в работах [11, 15, 20, 23, 25].

Ансамблевое усвоение, под которым понимаются попытки с помощью метода Монте-Карло учесть изменчивость в пространстве и со временем ковариационных матриц ошибок полей первого приближения, играющих важную роль для получения оптимальных оценок, в последнее время приобретает все большую популярность. Один из таких методов будет рассмотрен в данной статье.

В работах [6, 19] показано, что усвоение данных с использованием трехмерной вариационной схемы 3D-Var на 1-градусной расчетной сетке обеспечивает существенное уточнение оценок состояния океана как по отношению к расчетам по модели без усвоения данных, так и по отноше-

нию к оценкам, основанным на использовании только климатических данных. Однако использование СУОД, основанной на 3D-Var-схеме, требует задания соответствующих каждому сеточному разрешению ковариационных матриц ошибок первого приближения, являющихся ключевым элементом вариационного анализа. Это существенно затрудняет построение новых версий систем усвоения с более высоким пространственным разрешением. При современном развитии вычислительной техники, когда уже возможно моделировать глобальную океанскую циркуляцию с разрешением океанских вихрей (см., например, [32]), замена вариационного анализа, используемого в нынешней версии СУОД Гидрометцентра России, на ансамблевый подход позволяет обойтись без предварительного расчета вышеупомянутых ковариационных матриц.

В работе [18] представлены результаты применения ансамблевого фильтра LETKF (a Local Ensemble Transform Kalman Filter, [31]), включенного через систему PDAF (Parallel Data Assimilation Framework [37, 38, <http://pda.faw.de>]), к усвоению различных типов имитированных данных моделью NEMO (Nucleus for European Models of the Ocean) 4-й версии [28]). Было показано, что совместное усвоение вертикальных распределений температуры и солёности воды позволяет существенно улучшить согласованность получаемых модельных распределений температуры и солёности воды, а также поля уровневой поверхности с данными независимых, не использовавшихся в усвоении наблюдений.

В данной статье представляются результаты усвоения данных по температуре поверхности океана и по вертикальным распределениям температуры воды (T) и ее солёности (S) с профилирующих буев Арго с использованием ансамблевого фильтра Калмана LETKF. Получаемые таким образом оценки состояния гидрофизических полей сопоставляются с результатами усвоения этих же данных путем трехмерного вариационного анализа 3D-Var и с результатами модельных расчетов без усвоения данных.

1. ОПИСАНИЕ ЧИСЛЕННЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Для проведения представляемых здесь численных экспериментов по усвоению данных использовалась модель NEMO 4-й версии [28], которая основана на примитивных уравнениях, описывающих гидротермодинамику океана со свободной

уровенной поверхностью, и сопряжена с термодинамической моделью морского льда [42] с упруго-вязкопластической реологией [44]. Модель использует конфигурацию ORCA1 с разрешением глобальной сетки $1 \times 1^\circ$ (с уменьшенным шагом по широте вблизи экватора) и 75 уровнями по вертикали. Более подробное описание модели океанской циркуляции приведено в [17, 19]. Эта модель использовалась как при усвоении профилей температуры и солёности методом 3D-Var, так и фильтром LETKF.

При усвоении температуры и солёности до глубины 1400 м на регулярной 1-градусной сетке методом 3D-Var пространственные ковариации поля ошибок первого приближения задаются обобщенной на пространственный случай моделью авторегрессии и скользящего среднего (АРСС) – ПАРСС [21]. Период цикла усвоения в данных экспериментах задавался равным 10 сут. Инкременты анализа, получаемые в результате минимизации целевой функции, представляют собой поправки, которые в последовательной циклической схеме добавлялись к модельным полям. Эти поправки вводятся с использованием метода дробных инкрементов (Incremental Analysis Updates – IAU) в ходе повторного интегрирования модели от начальных условий с предыдущего цикла усвоения. Подробное описание системы усвоения приведено в работах [3, 6].

Усвоение данных в представляемой на базе ансамблевого фильтра Калмана СУОД осуществляется по циклической схеме “анализ–прогноз–анализ”, в которой усваивается информация по вертикальным распределениям T и S воды и ТПО. Для усвоения океанографических данных используется программный продукт PDAF. При ассимиляции используется локальный ансамблевый фильтр Калмана с преобразованием ансамбля, LETKF, с горизонтальной локализацией.

Были выполнены три численных эксперимента по моделированию системы “океан–морской лед” с одинаковыми модельными параметрами и с одинаковыми атмосферными воздействиями из набора DFS5.2 [26], требующимися для задания граничных условий на поверхности океана. Интегрирование модели ограничивалось 2014 г. в силу того, что в данных DFS5.2 после 2014 г. обнаружилось дефекты.

В первом эксперименте (далее – эксперимент FREE) усвоения данных не проводилось, в других – усваивались вертикальные распределения T и S воды с профилирующих буев Арго, с применением методов 3D-Var и LETKF (соот-

ветственно, эксперименты ASSIM1 и ASSIM2). Во всех экспериментах ледовые характеристики не усваивались. В эксперименте FREE ледяной покров в начальный момент времени полагался присутствующим в тех районах, где температура морской поверхности, по данным WOA13, не превышала -1.8°C . Толщина льда в этом начальном распределении принималась равной 3 м в Северном полушарии и 1 м в Южном. Толщина снега составляла 30 см в обоих полушариях. Начальная сплоченность везде задавалась равной 90%. В экспериментах с усвоением данных Арго модельные распределения характеристик ледяного покрова, полученные в эксперименте FREE к концу декабря 2007 г., использовались как начальные условия для этих экспериментов.

Были также проведены два дополнительных эксперимента, в которых наряду с данными Арго усваивалась и ТПО (соответственно, эксперименты ASSIM1F и ASSIM2F). Модель NEMO имеет опцию (при задании определенных параметров) усваивать ТПО через включение релаксационного члена в расчетный поток тепла на поверхности океана. В эксперименте ASSIM1F усвоение ТПО проводится описанным выше релаксационным методом, используя данные для ТПО из набора CDAS [40] (NCEP Climate Data Assimilation System, с временной дискретностью 3 ч и пространственным разрешением $\sim 0.3^\circ$). Исходные данные CDAS были проинтерполированы на модельную сетку, что необходимо для усвоения ТПО в ASSIM1F; эти же данные (но осредненные за сутки) использовались в ASSIM2F.

Инициализация расчета FREE осуществлялась из состояния покоя с начальными январскими климатическими распределениями температуры и солёности воды из атласа WOA13 [34, 45]. После некоторого разгона в течение периода 01.01.2004–31.12.2006 с атмосферными воздействиями DFS5.2 в эксперименте FREE устанавливался режим изменчивости основных гидрофизических полей с квазициклическими сезонными изменениями. Вслед за этим выполнялось интегрирование на интервале времени 01.01.2007–31.12.2014.

Во всех экспериментах с усвоением данных наблюдений интегрирование модели проводилось на интервале времени 2007–2014 гг., отправляясь от начального состояния, полученного в эксперименте FREE к концу декабря 2006 г.

Результаты модельных расчетов, служившие исходными для последующего анализа, выводились в виде средних за каждые 5 сут значений

на протяжении расчетного периода до 31.12.2014 для всех экспериментов. Кроме того, в эксперименте ASSIM2 сохранялись усваиваемые модельные поля, полученные на шаге анализа, и соответствующие инкременты анализа.

Полученные в результате таких расчетов выходные данные использовались для сопоставления и сравнения с данными наблюдений, не входившими в число усваиваемых данных.

2. ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ДАННЫЕ НАБЛЮДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ АРГО

Данные Арго содержат измерения вертикальных распределений температуры и солености воды в верхнем 2-километровом слое воды, получаемые в режиме реального времени с почти 4000 буев, размещаемых по всей акватории Мирового океана. Передаваемые по спутниковой связи данные с действующих буев архивируются в двух Центрах сбора глобальных данных (Global Data Assembly Centers – GDAS), расположенных во Франции (<ftp://ftp.ifremer.fr/ifremer/argo/>) и США (<http://www.usgodae.org/argo/argo.html>). Информирование о состоянии системы АРГО осуществляет Информационный центр Арго (Argo Information Centre – AIC) во Франции (<http://argo.jcommops.org>), служащий связующим звеном между пользователями и поставщиками данных.

Анализ данных Арго показывает, что качественных данных до 2007 г. было значительно меньше, чем после: только к 2006 г. количество их достигло 40 000. Начиная с 2009 г. количество наблюдений Арго начало существенно увеличиваться и достигло почти 100 000 наблюдений в 2014 г. в верхнем ~100-метровом слое; для глубин ниже 800 м, однако, качественных наблюдений имеется меньше в 2 с лишним раза (~40 000). Поэтому, чтобы использовать как можно больше данных наблюдений, усвоение данных Арго проводилось на интервале времени 2007–2014 гг. За этот же период в последних двух экспериментах усваивалась ТПО.

3. АНСАМБЛЕВЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА

Для усвоения данных применяется широко используемый локальный ансамблевый фильтр Калмана (LETKF) [31]. В течение некоторого временного интервала (окна усвоения) члены ансамбля эволюционируют в соответствии с уравнениями модели (шаг прогноза). Затем в течение

этого интервала рассчитываются отклонения наблюдений от состояния модельных переменных (так называемого поля первого приближения). На шаге анализа полученные отклонения используются для вычисления поправок к полям первого приближения, что обеспечивает получение оптимальной оценки состояния системы в текущий момент времени.

Кратко опишем, как работает локальный ансамблевый фильтр Калмана. Вычисляется ансамбль первого приближения, состоящий из N реализаций $\{\mathbf{x}^{b(i)}, i = 1, 2, \dots, N\}$. На шаге прогноза из первого приближения и информации, содержащейся в наблюдениях (задаваемой вектором наблюдений $\mathbf{y}$), вычисляется ансамбль анализов $\{\mathbf{x}^{a(i)}, i = 1, 2, \dots, N\}$. Вектор наблюдений $\mathbf{y}$ (в данной работе состоит из данных наблюдений ТПО и данных Арго) сопоставляется с модельными расчетами посредством применения оператора наблюдений $H(\mathbf{x})$ и диагональной ковариационной матрицы ошибок наблюдения $\mathbf{R}$. Согласно LETKF i -й член ансамбля анализов может быть рассчитан как

$$\mathbf{x}^{a(i)} = \langle \mathbf{x}^a \rangle + \mathbf{X}^{a(i)}, \quad (1)$$

где среднее по ансамблю значение анализа $\langle \mathbf{x}^a \rangle$ рассчитывается по формуле

$$\langle \mathbf{x}^a \rangle = \langle \mathbf{x}^b \rangle + \mathbf{X}^b [(N-1)\mathbf{I} + (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}^b]^{-1} (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y} - \langle \mathbf{y}^b \rangle), \quad (2)$$

а $\mathbf{X}^{a(i)}$ является i -м столбцом матрицы $\mathbf{X}^a$:

$$\mathbf{X}^a = \mathbf{X}^b ((N-1)[\rho(N-1)\mathbf{I} + (\mathbf{Y}^b)^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}^b]^{-1})^{1/2}. \quad (3)$$

Здесь $\mathbf{I}$ обозначает единичную матрицу, $\rho < 1$ является инфляционным фактором (forgetting factor [39]), который выполняет мультипликативную инфляцию ансамбля, $\mathbf{X}^b$ – матрица отклонений от среднего первых приближений, $\mathbf{Y}^b$ – матрица, i -й столбец которой вычисляется как $\mathbf{Y}^{b(i)} = H(\mathbf{x}^{b(i)}) - \langle \mathbf{y}^b \rangle$; здесь $\langle \mathbf{y}^b \rangle$ – среднее значение по i от $H(\mathbf{x}^{b(i)})$, $i = 1, 2, \dots, N$.

Чтобы избежать влияния ложных корреляций между ошибками первых приближений, в удаленных узлах расчетной сетки при усвоении данных в крупномасштабных моделях с ансамблевым фильтром Калмана осуществляется локализация на шаге анализа [29, 30]. В данной реализации фильтра, следуя [31], вычисления проводятся независимо для каждого вертикального водного столбца с учетом наблюдений, которые попали в локальную область около выбранного узла в пределах заданного радиуса влияния. Элементы

матрицы ошибок наблюдения для локальных данных наблюдений поэлементно умножаются на убывающую с расстоянием весовую функцию (полином 5-го порядка) [27], форма которой аналогична функции Гаусса. Весовая функция является изотропной и монотонно убывающей с расстоянием от узла расчетной сетки до радиуса влияния и имеет положительное значение для расстояний меньше радиуса влияния и равна нулю в противном случае.

4. ГЕНЕРАЦИЯ АНСАМБЛЯ АНАЛИЗА И ПАРАМЕТРЫ ФИЛЬТРА (ЭКСПЕРИМЕНТЫ ASSIM2 И ASSIM2F)

В ансамбле модельных реализаций среднее по ансамблю служит оценкой текущего состояния, а дисперсия характеризует неопределенность этой оценки. Для инициализации расчетов в ASSIM2 создавался ансамбль из N членов (т. е. векторов состояния, включающих уровенную поверхность, поля температуры и солёности воды и горизонтальные компоненты скорости течений, $\mathbf{x}^{0(i)}$). Каждое поле вектора состояния $\mathbf{x}^{0(i)}$ создается путем добавления стохастического шума, $\mathbf{x}^{n(i)}$ (разного для каждого члена ансамбля), к начальным задаваемым полям $\mathbf{x}^{C(i)}$ (где начальные поля для температуры и солёности океанских вод соответствуют январским климатическим распределениям из атласа WOA13, а остальные поля – модельные, полученные в эксперименте FREE к концу декабря 2006 г.):

$$\mathbf{x}^{0(i)} = \mathbf{x}^{C(i)} + \mathbf{x}^{n(i)}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (4)$$

а стохастические компоненты, зависящие от долготы λ и широты ϕ , следуя [16], определяются как

$$\mathbf{x}^{n(i)} = \mathbf{B}_f \sum \sum A_{\phi\lambda_i} \sin(k_{\lambda_i} \lambda + \vartheta_{\lambda_i}) \sin(k_{\phi_i} \phi + \vartheta_{\phi_i}), \quad (5)$$

где $A_{\phi\lambda_i}$ – случайная амплитуда; ϑ_{λ_i} и ϑ_{ϕ_i} – случайные фазы для волновых векторов k_{λ_i} и k_{ϕ_i} . Амплитуды и фазы для волновых векторов задавались с помощью генератора случайных чисел так, что их значения находились в пределах ± 1 и $\pm \pi$ соответственно; $\mathbf{B}_f = \chi(B_{SSH}; B_T; B_S; B_U; B_V)$ – обозначение для масштабирующих множителей, которые принимают разные значения для уровенной поверхности (B_{SSH}), температуры воды (B_T) и ее солёности (B_S), горизонтальных компонент скорости течений (B_U) и (B_V); $\chi = \xi(z)/K(E_k(\lambda, \phi, z)/E_0)^{1/2}$. Здесь $\xi(z) = \exp(-z/750)$ – функция, убывающая с глубиной z (м); $E_k(\lambda, \phi, z)$ – кинетическая энер-

гия; $E_0 = 2 \cdot 10^{-2} \text{ м}^2/\text{с}^2$; $K = 7$ – количество используемых волновых векторов, определяемых длинами волн: 3, 3.5, 4, 4.5, 5, 5.5 и 6° по долготам и широтам.

Ансамбль первого приближения $\mathbf{x}^{b(i)}$ представляется суммой стохастического шума, $\mathbf{x}^{n(i)}$ (разного на каждом шаге анализа для каждого члена ансамбля, вычисляемого по формуле (5)), и результата интегрирования уравнений модели NEMO для каждого из N членов ансамбля до конца окна усвоения, $\mathbf{x}^{m(i)}$:

$$\mathbf{x}^{b(i)} = \mathbf{x}^{m(i)} + \mathbf{x}^{n(i)}, i = 1, 2, \dots, N. \quad (6)$$

В момент усвоения наблюдений на шаге анализа (в конце окна усвоения) вычисляется оптимальная оценка для океанских полей в текущий момент и корректируется ансамбль состояния модели.

Значения основных параметров фильтра LETKF задавались на основе работы [18], для которой были проведены множество расчетов с разными значениями параметров фильтра, после чего были выбраны оптимальные их значения: из-за ограниченности компьютерных ресурсов размер ансамбля задавался минимально возможным $N = 20$ членов, радиус локализации (влияния) для отбора влияющих наблюдений $R = 4.5^\circ$, окно усвоения полагалось равным 2 сут, инфляционный фактор полагался равным $\rho = 0.98$. Ошибки наблюдений задавались среднеквадратичными значениями 0.45°C для температуры и 0.05 епс для солёности на поверхности океана, убывающими с глубиной до $z = 750$ м значениями согласно зависимости $\xi(z)$ и не зависящими от глубины значениями соответственно 0.15°C и 0.01 епс при $z > 750$ м. Масштабирующие множители полагались следующими: $B_{SSH} = 1$ см; $B_T = 0.75^\circ\text{C}$; $B_S = 0.075$ епс; $B_U = B_V = 0.5$ см/с.

5. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ С УСВОЕНИЕМ ДАННЫХ АРГО

5.1. Воспроизведение полей температуры и солёности

Результаты трех модельных расчетов, полученные при интегрировании модели как без усвоения данных (эксперимент FREE), так и с использованием СУОД с ансамблевым фильтром Калмана (ASSIM2) и со схемой трехмерного вариационного анализа (ASSIM1), оценивались путем сопоставления с данными Арго, не использовавшимися в ходе усвоения. Аналогичная оценка степени близости к данным непосредственных

наблюдений Арго выполнялась и для климатических данных из атласа WOA13 [34, 45] (далее, как CLD). Во всех случаях модельные данные были интерполированы в координаты измерений для соответствующих моментов времени измерений.

На рис. 1 показаны вертикальные распределения осредненных за период 2010–2014 гг. и по всей глобальной области отклонений, полученных в численных экспериментах значений температуры воды (а) и ее солёности (б) от не использовавшихся в усвоении данных измерений Арго.

Максимальные отклонения температуры воды от данных Арго во всех трех экспериментах отмечаются в верхнем (~250 м) слое: разница температуры достигает ~0.1°C на глубинах около 100–150 м в экспериментах ASSIM1 и ASSIM2, что меньше, чем в эксперименте FREE (в котором максимум отличий отмечается на глубине около 200 м). Глубже ~250 м отклонения в ASSIM1 и ASSIM2 от данных Арго примерно одинаковы и значительно меньше, чем в эксперименте без усвоения данных FREE.

В эксперименте ASSIM2 среднеквадратическое отклонение (СКО) температуры воды получились меньшими по сравнению с климатическими данными и результатами ASSIM1 в пределах верхнего (~400) м слоя: максимальные значения СКО в ASSIM1 на глубине ~100 м со-

ставляют ~1°C, а в ASSIM2 — ~0.7°C. В экспериментах FREE и в CLD СКО здесь превышает 1.8 и ~1.2°C соответственно. С глубиной эти СКО монотонно уменьшаются, приближаясь на глубине 1000 м к ~0.1°C для ASSIM1 и ASSIM2, 0.2°C — для CLD и ~0.4°C — для FREE. Ниже 1000 м отличия между Арго и модельными значениями ASSIM1 и ASSIM2 становятся незначительными и примерно на 0.05°C ниже, чем для CLD.

Максимальные отклонения от Арго в поле солёности для CLD, ASSIM1 и ASSIM2 наблюдаются также в верхнем (~250 м) слое (эти отклонения для ASSIM1 и ASSIM2 достигают ~0.01 епс); океан в расчетах оказывается менее солёный, чем по данным Арго, в то время как для CLD эти отклонения незначительны. Для эксперимента FREE эти отклонения значительно больше: на поверхности модельный океан более солёный (более чем на 0.1 епс) и глубже 250 м в среднем почти на 0.2 епс более солёный, чем показывают данные Арго.

В экспериментах ASSIM1 и ASSIM2 солёностные СКО в верхнем (~50 м) слое сравнимы: максимальные отклонения наблюдаются на поверхности океана и достигают величины ~0.2 епс, что на ~0.05 епс меньше, чем для отличий CLD от Арго. Для эксперимента FREE величина СКО здесь превышает 1 епс. Ниже ~250 м величины солёностной СКО для ASSIM1 и ASSIM2

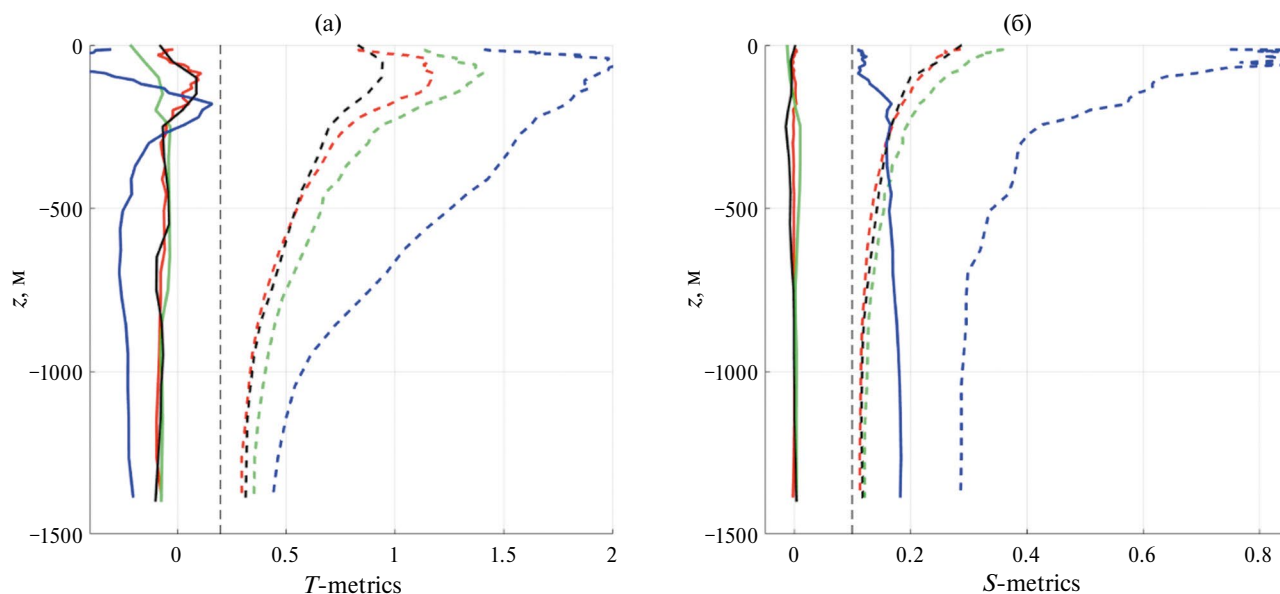


Рис. 1. Вертикальные распределения осредненных за период 2010–2014 гг. и по всей глобальной области отклонений полученных в численных экспериментах значений температуры (а), °C, и солёности (б), епс, от не использовавшихся в усвоении данных измерений Арго. Сплошные линии — средние отклонения, штриховые — среднеквадратичные отклонения (СКО). Красные линии — в эксперименте ASSIM1, черные — в эксперименте ASSIM2, синие — в эксперименте FREE, зеленые — для климатических данных CLD. Начало отсчета для СКО (вертикальные пунктирные линии) смещено по оси абсцисс вправо на 0.2°C и 0.1 епс соответственно для температуры и солёности воды.

сравнимы (эти СКО на глубине 1000 м — порядка ~ 0.01 епс) и меньше, чем СКО для CLD и FREE. СКО для FREE ниже 500 м превышает другие СКО на ~ 0.2 епс.

5.2. Воспроизведение поля температуры поверхности океана

На рис. 2 представлены распределения отклонений ТПО в экспериментах ASSIM1 (а, б) и

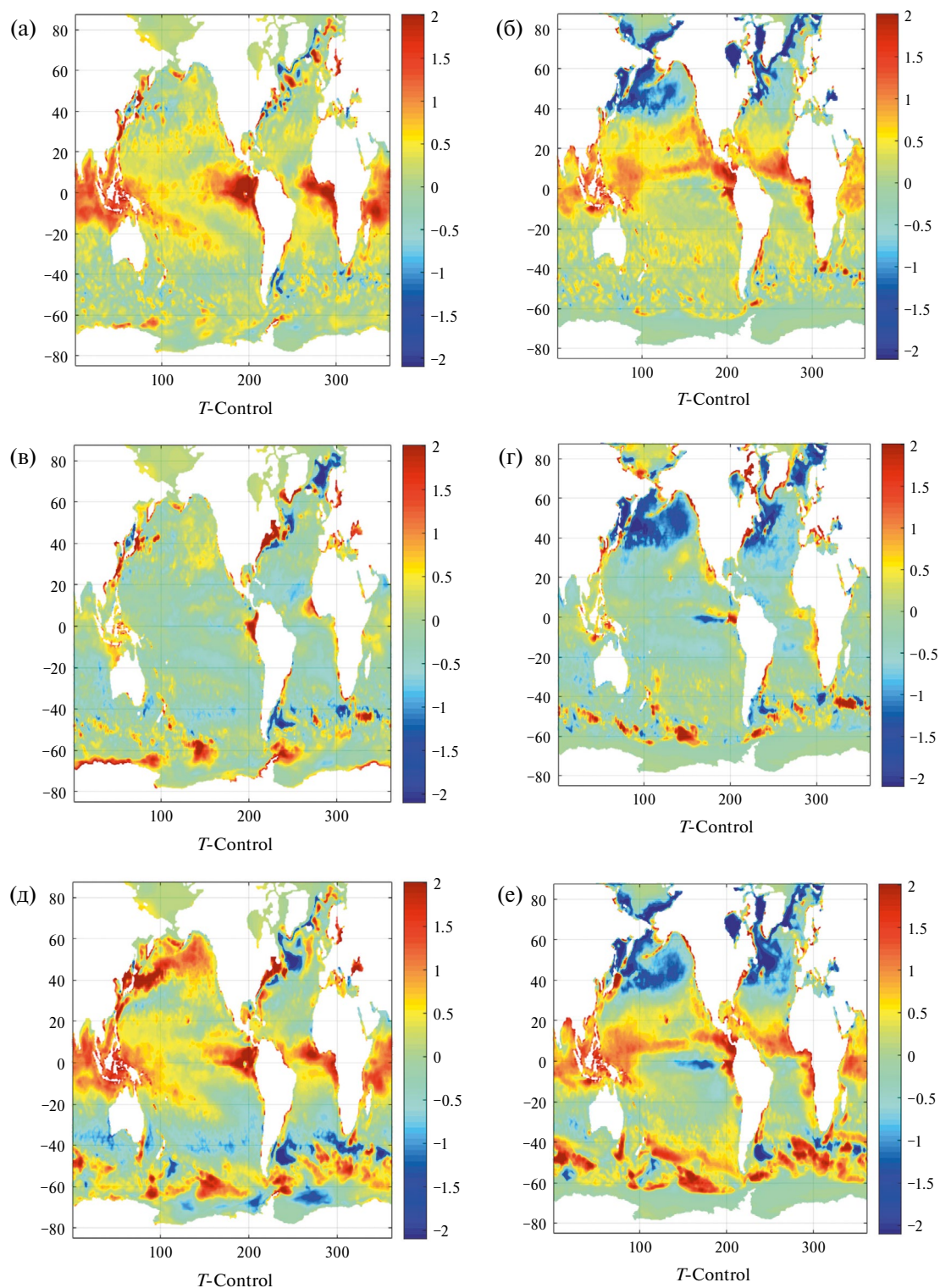


Рис. 2. Средние за период 2010–2014 гг. отклонения ТПО в экспериментах ASSIM1 (а, б), ASSIM2 (в, г) и FREE (д, е) от данных CDAS в марте (а, в, д) и сентябре (б, г, е).

ASSIM2 (в, г) от данных CDAS, осредненные за март и сентябрь 2010–2014 гг. Оба эксперимента с усвоением Арго лучше воспроизводят ТПО по сравнению с расчетом без усвоения Арго (рис. 2д, е). Но, как следует из этого рисунка, ТПО в ASSIM2 в открытом океане (особенно в широтной зоне от 40° ю. ш. до 40° с. ш.) лучше воспроизводится, чем в ASSIM1. Однако в энергоактивных зонах (Гольфстрим, Куроисио, Антарктическое циркумполярное течение и др.) и прибрежных зонах, где наблюдаются сильные течения, от-

личия для ТПО в ASSIM2 выше по сравнению с ASSIM1. Таким образом, можно заключить, что СУОД на базе ансамблевого фильтра Калмана обладает некоторым преимуществом для воспроизведения ТПО в открытом океане на грубой расчетной сетке по сравнению с методом трехмерного вариационного анализа.

5.3. Ледовые характеристики

На рис. 3 представлены распределения сплоченности арктических и антарктических морских

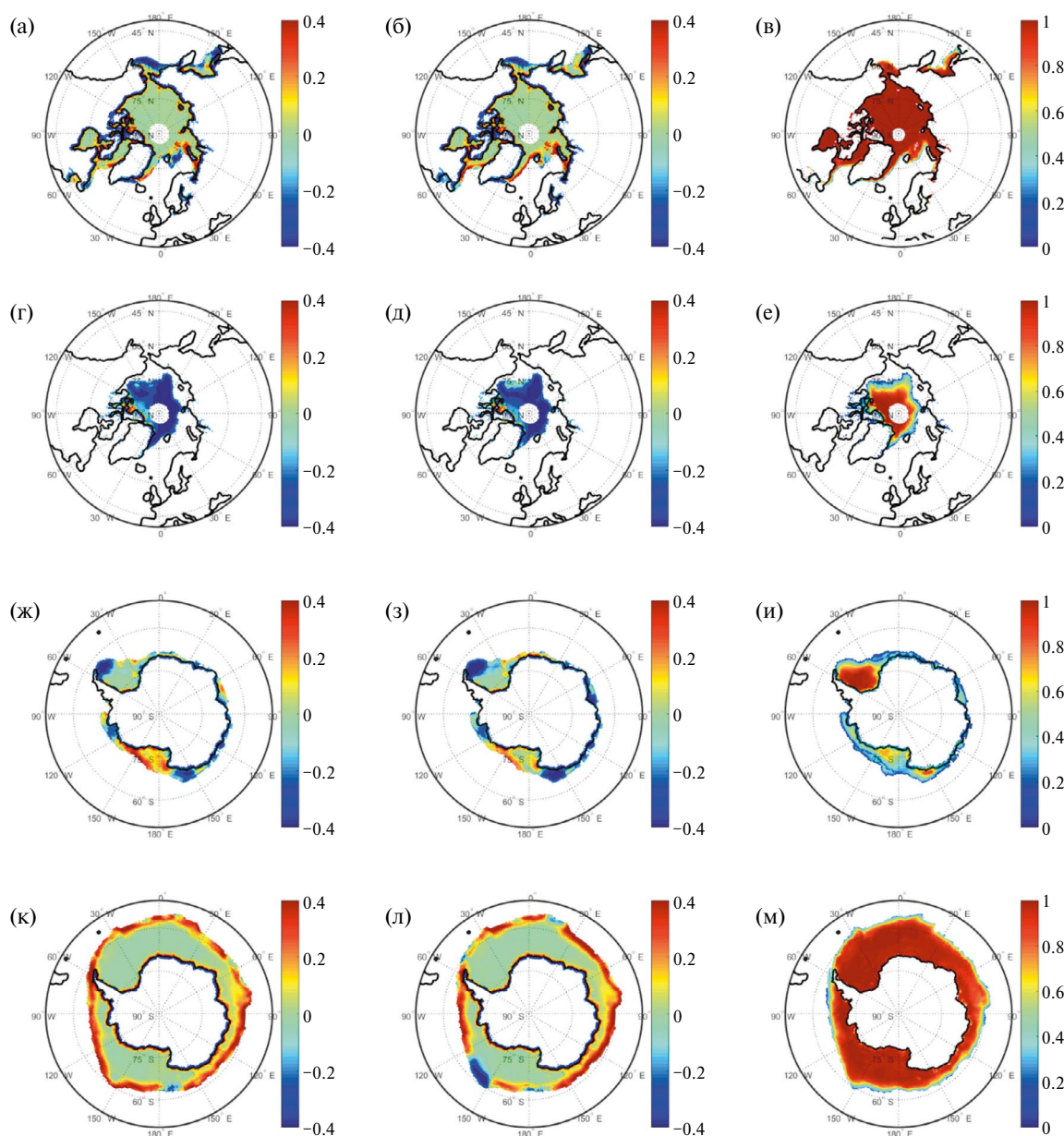


Рис. 3. Отклонения сплоченности морского льда в экспериментах ASSIM1 и ASSIM2 от данных NSIDC (соответственно левая и средняя колонки) и сами данные NSIDC (правая колонка) в Арктике (а–е) и Антарктике (ж–м), осредненные за март (а–в, ж–и) и сентябрь (г–е; к–м) за период 2010–2014 гг.

льдов по данным спутниковых наблюдений NSIDC [36] (правая колонка) и разности между модельными расчетами ASSIM1, ASSIM2 и NSIDC (соответственно левая и средняя колонки), осредненные за март и сентябрь 2010–2014 гг.

В марте (в конце зимнего сезона) распределения сплоченности морского льда в Северном полушарии в экспериментах ASSIM1 и ASSIM2 неплохо согласуются с данными NSIDC (рис. 3а, б), за исключением периферийной области у границы ледового покрытия в Атлантике. В ASSIM2 происходит завышение (примерно на 50%) сплоченности на краю ледового покрытия в Атлантике у побережья Гренландии в Датском проливе и проливе Дейвиса. Для ASSIM1 эти отличия меньше по сравнению с ASSIM2. На севере Баренцева моря и Тихого океана модельная сплоченность в ASSIM1 занижена примерно на 30%, тогда как в ASSIM2 эти отличия ниже.

В сентябре в Северном полушарии сплоченность морского льда в ASSIM1 и ASSIM2 имеет повышенные значения по сравнению с NSIDC в Канадском Арктическом архипелаге (рис. 3г, д). В Центральной Арктике сплоченность льда в обоих экспериментах недооценивается примерно на 40%.

В марте географическое модельное распределение сплоченности морского льда в Южном полушарии также имеет некоторые отличия от данных спутниковых наблюдений (рис. 3ж, з). Результаты расчетов недооценивают сплоченность морского льда в северо-западной части моря Уэдделла и в районе Австрало-Антарктической котловины (~40%), тогда как в море Росса модельная сплоченность на ~40% завышена, но в ASSIM2 эти отличия немного меньше, чем в ASSIM1.

В сентябре распределение сплоченности морского льда в Южном полушарии в экспериментах (рис. 3к, л) хорошо согласуется с данными NSIDC, но снова за исключением периферийной области. В ASSIM1 получаются завышенные значения сплоченности (~50%) почти везде на краю ледового покрытия, за исключением небольшого региона к востоку от Австрало-Антарктической котловины, где сплоченность занижена (на ~30%); в ASSIM2 область с заниженным значением сплоченности получается и над самой этой котловиной.

Осредненные за период 2010–2014 гг. сезонные изменения занятых льдами площадей по данным модельных расчетов и по данным наблюдений NSIDC показаны на рис. 4а, б. В Северном

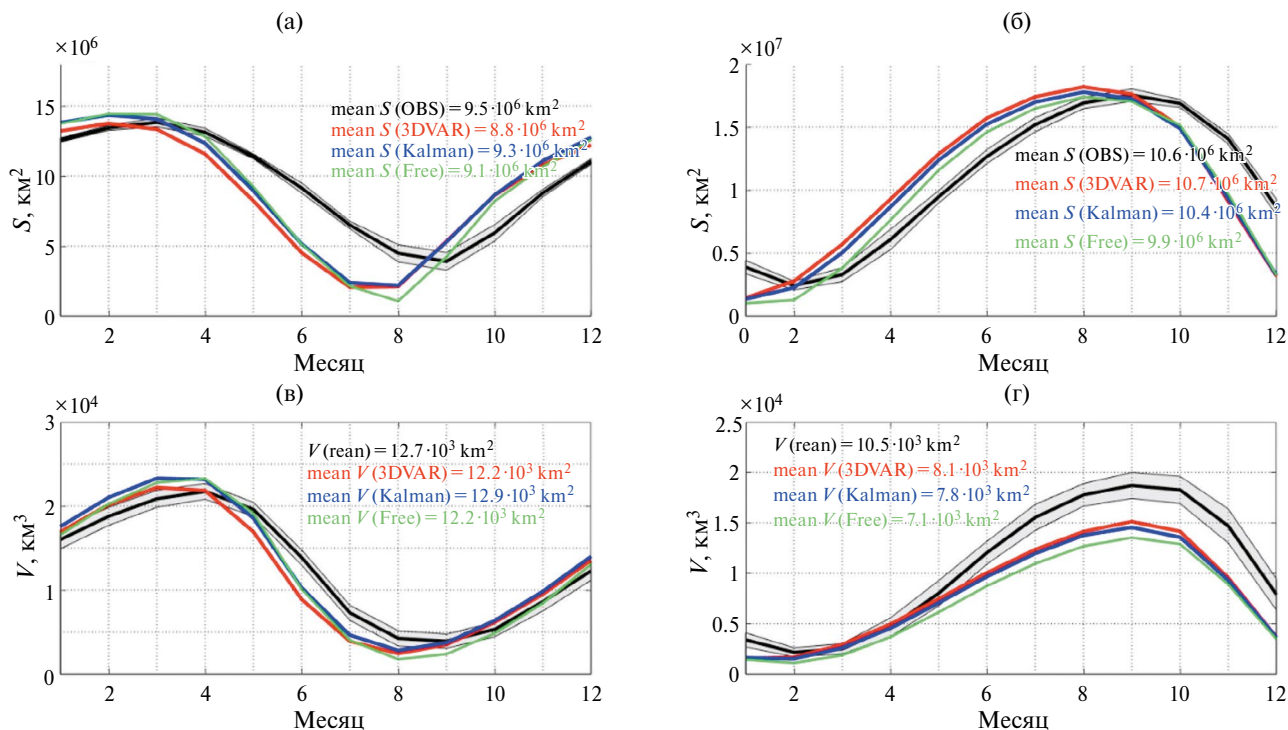


Рис. 4. Осредненные за 2010–2014 гг. сезонные изменения площади S арктических (а) и антарктических (б) морских льдов по данным наблюдений NSIDC и объема V арктических (в) и антарктических (г) морских льдов по данным реанализа PIOMAS (черные линии; затенение обозначает плюс/минус стандартное отклонение), а также по данным расчетов в экспериментах ASSIM1 (красные линии) и ASSIM2 (синие линии). Зеленые линии соответствуют расчету без усвоения данных Арго – эксперимент FREE.

полушарии значительные отличия между данными всех численных экспериментов от NSIDC отмечаются с мая по август (см. рис. 4а): площадь, занимаемая морским льдом, в этот период оказывается заниженной примерно на $5 \cdot 10^6 \text{ км}^2$. Модельные расчеты дают завышенную (примерно на $2 \cdot 10^6 \text{ км}^2$) величину площади морских льдов с октября по январь, и периоды таяния морского льда в расчетах на один месяц короче, чем по данным NSIDC.

Сезонные изменчивости площадей, занимаемых морским льдом в Южном полушарии, в модельных расчетах похожи между собой (см. рис. 4б). Модельные периоды роста морского льда на один месяц короче, а темпы таяния морского льда выше, и таяние наступает на один месяц раньше, чем в наблюдениях. Минимальная площадь, занимаемая модельным морским льдом, на $\sim 2 \cdot 10^6 \text{ км}^2$ меньше, чем для NSIDC, но максимальные значения площадей, занимаемых морским льдом, в моделях и NSIDC сравнимы.

Объем морского льда, сезонные циклы изменчивости которого представлены на рис. 4в, г, представляет собой рассчитываемый по площади выбранной области интеграл от произведения толщины льда на его сплоченность в каждой сеточной ячейке. В Северном полушарии средний за этот период объем морского льда в ASSIM2 близок к данным PIOMAS [41] и к значениям, полученным в эксперименте FREE, тогда как объем морского льда в ASSIM1 занижен на $\sim 4\%$ по сравнению с PIOMAS. Однако максимальные значения объема морского льда в ASSIM2 превышают значения на $\sim 2 \cdot 10^3 \text{ км}^3$ и примерно на столько же занижают минимальные значения по сравнению с PIOMAS. Тем не менее ASSIM2 лучше воспроизводит сезонный цикл по сравнению с ASSIM1 с мая по июль, но сезонный ход ASSIM1 ближе к PIOMAS с января по апрель. Аналогично изменчивости площади, занимаемой морским льдом, минимальный и максимальный модельный объемы льда наблюдаются на один месяц раньше, чем в PIOMAS.

В Южном полушарии модельные сезонные изменчивости похожи между собой: средний за период 2010–2014 гг. модельный объем морского льда достигает своего максимума в сентябре ($\sim 15 \cdot 10^3 \text{ км}^3$) и затем уменьшается до $\sim 2 \times 10^3 \text{ км}^3$ в январе–феврале. Для данных PIOMAS максимальный объем морского льда приходится также на сентябрь ($18.8 \cdot 10^3 \text{ км}^3$) и в феврале он

уменьшается до $2.3 \cdot 10^3 \text{ км}^3$. В целом средние модельные объемы морского льда на $\sim 25\%$ меньше по сравнению с PIOMAS.

6. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ С УСВОЕНИЕМ ДАННЫХ АРГО И ТПО

6.1. Воспроизведение полей температуры и солености

Усвоение ТПО, наряду с данными Арго, в экспериментах ASSIM1F и ASSIM2F не меняет существенно распределения температуры и солености с глубиной. Максимальные отличия T и S от Арго в данном случае очень похожи на распределения, показанные на рис. 1.

На рис. 5 представлены распределения отклонений ТПО в экспериментах ASSIM1F (а, в) и ASSIM2F (б, г) от данных CDAS, осредненные за март и сентябрь 2010–2014 гг. При сравнении рис. 2 и 5 видно, что усвоение ТПО в эксперименте ASSIM1F уменьшает отличия модельного поля ТПО от данных CDAS: в низких широтах океан получается не таким теплым по сравнению с данными CDAS, а в сентябре северные широты не такие холодные, как в ASSIM1. В ASSIM2F усвоение ТПО также приводит к улучшенному воспроизведению поля ТПО в высоких широтах: отличия модели от CDAS в Южном океане и в северных широтах уменьшаются на $1\text{--}2^\circ\text{C}$.

Для ASSIM1F и ASSIM2F наблюдается общая тенденция, видимо, обусловленная недостатком модели (см. рис. 2д, е): в сентябре северные широты получаются более холодными, и данная проблема остается даже при усвоении ТПО.

6.2. Ледовые характеристики

При усвоении ТПО в экспериментах ASSIM1F и ASSIM2F полученные распределения сплоченности арктических и антарктических морских льдов не сильно отличаются от распределений, показанных на рис. 3. Некоторое увеличение отклонений модельных распределений сплоченности морских льдов от данных NSIDC (по сравнению с ASSIM1 и ASSIM2) получается на границах ледового покрытия. Видимо, усвоение ТПО в высоких широтах без усвоения сплоченности морских льдов малоэффективно.

Для ASSIM1F и ASSIM2F были также рассчитаны сезонные изменения площадей, занимаемых морским льдом, и самих объемов морского льда. Усвоение ТПО в ASSIM2F не приводит в обоих полушариях к каким-либо изменениям

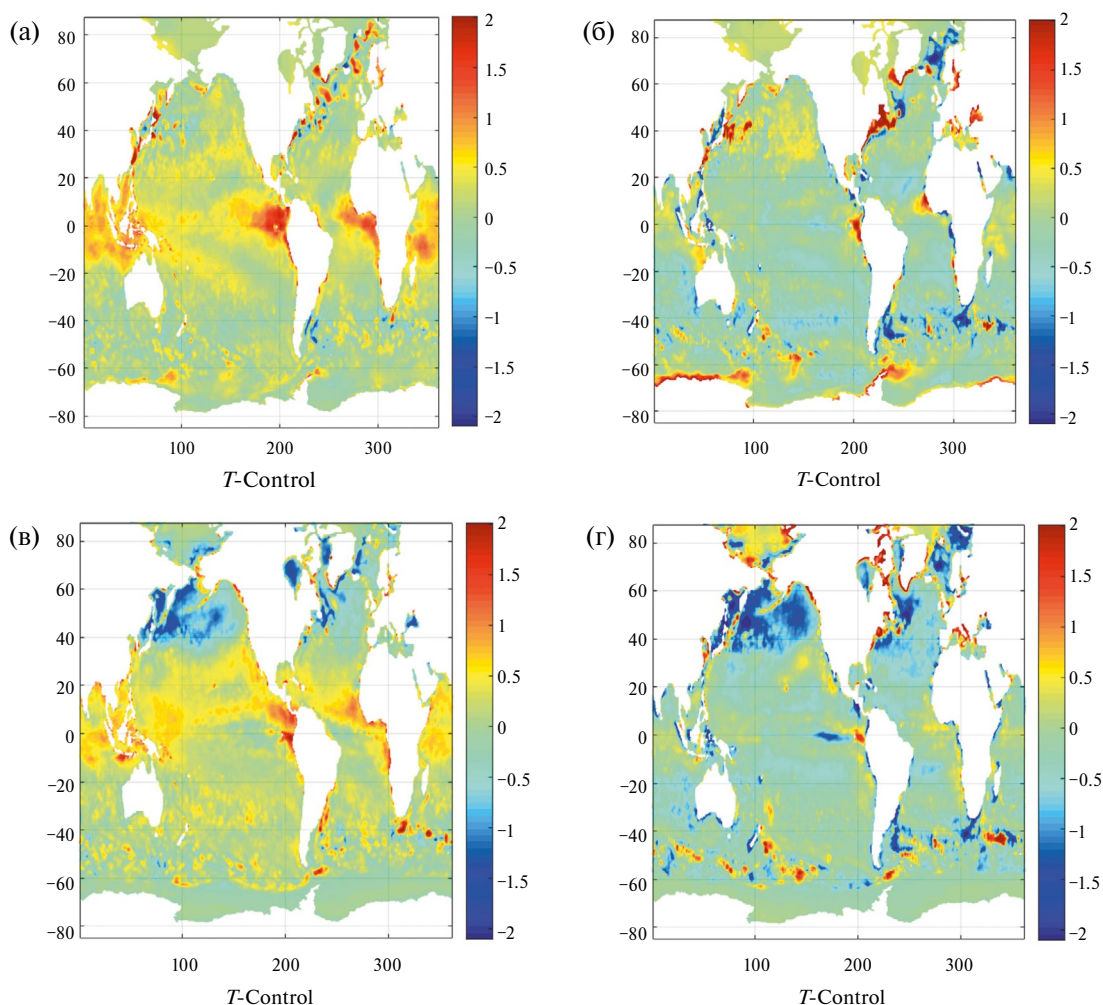


Рис. 5. Средние за период 2010–2014 гг. отклонения ТПО в экспериментах ASSIM1F (а, в) и ASSIM2F (б, г) от данных CDAS в марте (а, б) и сентябре (в, г).

в сезонном цикле и для величин площадей, занимаемых морским льдом, осредненных за 2010–2014 гг. Тогда как усвоение ТПО в ASSIM1F приводит к тому, что сезонные изменения площадей, занимаемых морским льдом, становятся близкими к таковым в экспериментах ASSIM2 и ASSIM2F (особенно близкими кривые получаются в Южном полушарии). В ASSIM1F величина занятых льдами площадей в Северном полушарии, осредненная за 2010–2014 гг., увеличилась на ~8% и приблизилась к наблюдаемой величине ($9.5 \cdot 10^6 \text{ км}^2$). Это произошло за счет уменьшения отличий между ASSIM1F и NSIDC с мая по август: теперь максимально заниженное значение площади, занимаемой морским льдом в этот период, составляет $\sim 3.6 \cdot 10^6 \text{ км}^2$ (вместо ранее полученного $5 \cdot 10^6 \text{ км}^2$).

Усвоение ТПО в ASSIM1F привело к увеличению объема морского льда на 9% и более чем

на 12% соответственно в Южном и Северном полушариях, но без изменения соответствующих сезонных циклов. В результате объем морского льда в ASSIM1F в Северном полушарии теперь оказывается завышен на ~8% по сравнению с PIOMAS, что улучшает воспроизведение сезонного цикла с мая по июль (максимальное занижение значения объема морского льда в ASSIM1F уменьшилось более чем в 3 раза и составляет $\sim 500 \text{ км}^3$), но ухудшает его для остальных месяцев.

В Южном полушарии сезонные изменения объема морского льда в ASSIM1F приблизились к данным PIOMAS, но все равно, максимальный объем морского льда на $\sim 2.3 \cdot 10^3 \text{ км}^3$ ниже, чем в PIOMAS, тогда как в ASSIM2F это отличие более чем в 2 раза больше.

Таким образом, усвоение ТПО методом ансамблевого фильтра Калмана существенно не влияет

на ледовые характеристики, в то время как усвоение ТПО с помощью релаксационного метода, использующего данные для ТПО с временной дискретностью 3 ч, дает некоторое улучшение для расчетных ледовых характеристик. Величины площадей, занимаемых морским льдом в обоих полушариях, и объемы морского льда в Северном полушарии приближаются к значениям, полученным с помощью ансамблевого фильтра Калмана. Отметим, что получаемая в ASSIM1F величина объема морского льда в Южном полушарии лучше соответствует данным PIOMAS по сравнению с величиной, получаемой в ASSIM2F. Как было сказано ранее, скорее всего, усвоение ТПО в высоких широтах нужно проводить совместно с усвоением сплоченности морских льдов.

7. ЗАКЛЮЧИТЕЛЬНЫЕ ЗАМЕЧАНИЯ

Из сопоставления модельных результатов с данными наблюдений можно сделать вывод, что усвоение данных Арго с использованием двух разных систем усвоения дает сопоставимые результаты для воспроизводимых профилей температуры и солёности. Однако методом LETKF ТПО в открытом океане воспроизводится лучше по сравнению с вариационным методом. Кроме того, как отмечено во введении, применение системы усвоения с использованием ансамблевого фильтра Калмана существенно упрощает переход с грубого на более мелкое пространственное модельное разрешение.

Но этот метод требует значительно больших компьютерных ресурсов. Так, для 1-градусного разрешения для 20 членов ансамбля требуется 2592 процессора и примерно 5–7 мин для расчета океанской циркуляции на период 10 модельных суток. Таким образом, для перехода с 1-градусного на $\frac{1}{4}^\circ$ разрешение потребуется процессоров на порядок больше. Но это только оценка, и потребуется дополнительная работа, чтобы найти некую согласованность между требуемым количеством процессоров и временем модельного расчета, что, скорее всего, приведет к меньшему числу используемых процессоров, но к увеличению времени расчетов.

Включение в систему усвоения температуры поверхности океана позволяет улучшить воспроизведение полей температуры в умеренных и низких широтах, где сейчас наблюдаются повышенные значения этих полей по сравнению с данными CDAS в умеренных широтах и заниженные значения ТПО в сентябре в высоких широтах.

Финансирование работы. Работа выполнена в соответствии с государственным заданием по теме АААА-А20-120021890121-5 плана НИТР Росгидромета.

Данная работа финансировалась за счет средств бюджета Гидрометеорологического научно-исследовательского центра Российской Федерации. Никаких дополнительных грантов на проведение или руководство данным конкретным исследованием получено не было.

Конфликт интересов. Авторы данной работы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Агошков В.И., Залесный В.Б., Шелопут Т.А. Вариационная ассимиляция данных в задачах моделирования гидрофизических полей в открытых акваториях // Известия РАН. ФАО. 2020. Т. 56. № 3. С. 293–308.
DOI: 10.31857/S0002351520030025.
2. Агошков В.И., Шутяев В.П., Пармузин Е.И. и др. Вариационная ассимиляция данных наблюдений в математической модели динамики Черного моря // Морской гидрофизический журнал. 2019. Т. 35. № 6. С. 585–599.
DOI: 10.22449/0233-7584-2019-6-585-599.
3. Зеленько А.А., Вильфанд Р.М., Реснянский Ю.Д. и др. Система усвоения океанографических данных и ретроспективный анализ гидрофизических полей Мирового океана // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2016. Т. 52. № 4. С. 501–513.
DOI: 10.7868/S0002351516040143.
4. Зеленько А.А., Реснянский Ю.Д. Морские наблюдательные системы как составная часть оперативной океанологии (обзор) // Метеорология и гидрология. 2018. № 12. С. 5–30.
5. Зеленько А.А., Реснянский Ю.Д., Цырульников М.Д. и др. Глобальная система усвоения океанографических данных: Пилотная версия // Труды VI Российской научно-технической конференции “Современное состояние и проблемы навигации и океанографии” (“НО-2007”), 23–25 мая 2007 г. Санкт-Петербург, 2007. С. 464–473.
6. Зеленько А.А., Реснянский Ю.Д., Цырульников М.Д. и др. Мониторинг крупномасштабной структуры гидрофизических полей океана // Современные проблемы динамики океана и атмосферы. М.: Триада ЛТД, 2010. С. 131–172.
7. Кауркин М.Н., Ибраев Р.А., Беляев К.П. Усвоение данных наблюдений в модели динамики океана высокого пространственного разрешения с применением методов параллельного программирования // Метеорология и гидрология. 2016. № 7. С. 47–57.
8. Кауркин М.Н., Ибраев Р.А., Беляев К.П. Усвоение данных АРГО в модель динамики океана с высоким разрешением по методу ансамблевой опти-

- мальной интерполяции (EnOI) // *Океанология*. 2016. Т. 56. № 6. С. 852–860.
DOI: 10.7868/S0030157416060058.
9. Кауркин М.Н., Ибраев Р.А., Беляев К.П. Усвоение данных альтиметрии в модели динамики океана методом ансамблевой интерполяции // *Известия РАН. ФАО*. 2018. Т. 54. № 1. С. 64–72.
DOI: 10.7868/S0003351518010075.
 10. Коротаев Г.К., Книш В.В., Лишаев П.Н., Демьшиев С.Г. Применение метода адаптивной статистики для реанализа полей Черного моря с ассимиляцией псевдоизмерений температуры и солёности в модели // *Морской гидрофизический журнал*. 2018. Т. 34. № 1. С. 40–56.
DOI: 10.22449/0233-7584-2018-1-40-56.
 11. Кулешов А.А., Смирнов И.Н., Танажура К.А.С., Беляев К.П. Сравнение методов усвоения данных в гидродинамических моделях циркуляции океана // *Математическое моделирование*. 2018. Т. 30. № 12. С. 39–54.
DOI: 10.31857/S023408790001935-2.
 12. Лишаев П.Н., Книш В.В., Коротаев Г.К. Восстановление гидрофизических полей Черного моря с ассимиляцией поверхностной температуры и псевдоизмерений температуры, солёности в модели // *Морской гидрофизический журнал*. 2020. Т. 36. № 5. С. 485–500.
DOI: 10.22449/0233-7584-2020-5-485-500.
 13. Панасенкова И.И., Фомин В.В., Дианский Н.А. Моделирование гидротермодинамических и ледовых характеристик западных морей российской Арктики в квазиоперативном режиме с усвоением спутниковых данных // В сб.: *Морские исследования и образование (MARESEDU)-2022. Труды XI Международной научно-практической конференции*. Тверь, 2022. С. 32–36.
 14. Пармузин Е.И., Залесный В.Б., Агошков В.И., Шутяев В.П. Методы вариационного усвоения данных в моделях геофизической гидродинамики и их применение // *Известия вузов. Радиофизика*. 2020. Т. LXIII. № 9–10. С. 749–770.
 15. Ростилев Д.А., Кауркин М.Н., Ибраев Р.А. Сравнение методов усвоения данных на основе классического, ансамблевого и локального фильтра Калмана на примере уравнения адвекции и задачи Лоренца // *Вычислительные методы и программирование*. 2018. Т. 19. С. 507–515.
DOI: 10.26089/NumMet.v19r445.
 16. Сеидов Д.Г., Марушкевич А.Д. Самоорганизация течений в океане путем перехода “порядок из хаоса” // *Океанология*. 1988. Т. 28. Вып. 1. С. 25–31.
 17. Степанов В.Н., Реснянский Ю.Д., Струков Б.С., Зеленько А.А. Крупномасштабная циркуляция океана и характеристики ледяного покрова по данным численных экспериментов с использованием модели NEMO // *Метеорология и гидрология*. 2019. № 1. С. 50–66.
 18. Степанов В.Н., Реснянский Ю.Д., Струков Б.С., Зеленько А.А. Оценка эффекта усвоения данных наблюдений в модели общей циркуляции океана с помощью ансамблевого фильтра Калмана: численные эксперименты с имитацией наблюдений // *Метеорология и гидрология*. 2021. № 2. С. 50–66.
 19. Струков Б.С., Реснянский Ю.Д., Зеленько А.А. Релаксационный метод усвоения данных по сплошности морского льда в модели NEMO–LIM3 с несколькими категориями ледяного покрова // *Метеорология и гидрология*. 2020. № 2. С. 65–77.
 20. Фомин В.В., Дианский Н.А. Исследование влияния методов усвоения температуры поверхности моря на воспроизведение гидрофизических полей на примере Черного моря // В сб.: *Морские исследования и образование (MARESEDU)-2022. Труды XI Международной научно-практической конференции*. Тверь, 2022. С. 55–61.
 21. Цырульников М.Д., Свиренко П.И., Горин В.Е. и др. Разработка схемы трехмерного вариационного усвоения данных в Гидрометцентре России // В кн.: *80 лет Гидрометцентру России*. М.: ТРИАДА ЛТД, 2010. С. 21–35.
 22. Bell M.J., Lefebvre M., Le Traon P.-Y. et al. GODAE: The Global Ocean Data Assimilation Experiment // *Oceanography*. 2009. V. 22(3). P. 14–21.
<https://doi.org/10.5670/oceanog.2009.62>
 23. Belyaev K.P., Kuleshov A.A., Smirnov I.N., Tanajura C.A.S. Comparison of data assimilation methods in hydrodynamics ocean circulation models // *Mathematical Models and Computer Simulations*. 2019. V. 11. № 4. P. 564–574.
DOI: 10.1134/S2070048219040045.
 24. Belyaev K.P., Kuleshov A.A., Smirnov I.N., Tanajura C.A.S. The general data assimilation method, its comparison with the standard scheme, and its application to dynamical simulation in the Atlantic // *MATEC Web of Conferences*. 22. Sep. “22nd International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers, CSCC 2018”. 2018. V. 210. P. 04025.
<https://doi.org/10.1051/mateconf/201821004025>
 25. Belyaev K., Kuleshov A., Smirnov I., Tanajura C.A.S. Generalized Kalman filter and ensemble optimal interpolation, their comparison and application to the hybrid coordinate ocean model // *Mathematics*. 2021. V. 9. 2371.
<https://doi.org/10.3390/math9192371>
 26. Dussin R., Barnier B., Brodeau L., Molines J.-M. The Making of the DRAKKAR Forcing Set DFS5. DRAKKAR/MyOcean Report 01-04-16. April 2016. 34 p.
https://www.drakkar-ocean.eu/publications/reports/report_DFS5v3_April2016.pdf
 27. Gaspari G., Cohn S.E. Construction of correlation functions in two and three dimensions // *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* 1999. V. 125. P. 723–757.
DOI: 10.1002/qj.49712555417.
 28. Gurvan Madec and the NEMO team. Nemo ocean engine – Version 3.6. Technical Report ISSN No. 1288–1619, Pole de modelisation de l’Institut PierreSimon Laplace. No. 27. 2016.

29. *Houtekamer P.L., Mitchell H.L.* Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique // *Mon. Wea. Rev.* 1998. V. 126. P. 796–811. DOI: 10.1175/1520-0493(1998)126<0796:DAUAEK.2.0.CO;2.
30. *Houtekamer P.L., Mitchell H.L.* A sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation // *Mon. Wea. Rev.* 2001. V. 129. P. 123–137. DOI: 10.1175/1520-0493(2001)129<0123:ASEKFF.2.0.CO;2.
31. *Hunt B.R., Kostelich E.J., Szunyogh I.* Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: a local ensemble transform Kalman filter // *Physica*. 2007. D 230. P. 112–126. <https://doi.org/10.1016/j.physd.2006.11.008>
32. *Iovino D., Masina S., Storto A. et al.* A 1/16° eddying simulation of the global NEMOv3.4 sea ice-ocean system // *Geosci. Model Dev.* 2016. V. 9. P. 2665–2684. www.geosci-model-dev.net/9/2665/2016/ DOI: 10.5194/gmd-9-2665-2016.
33. *Klinker E., Rabier F., Kelly G., Mahfouf J.-F.* The ECMWF operational implementation of four-dimensional variational assimilation. III: Experimental results and diagnostics with operational configuration // *Quart. J. Royal Meteorol. Soc.* 2000. V. 126. Iss. 564. P. 1191–1215. <https://doi.org/10.1002/qj.49712656417>
34. *Locarnini R.A., Mishonov A.V., Antonov J.I. et al.* World Ocean Atlas 2013. V. 1: Temperature / S. Levitus (ed.). — NOAA Atlas NESDIS 73. 2013. 40 p.
35. *Martin M.J., Balmaseda M., Bertino L. et al.* Status and future of data assimilation in operational oceanography // *Journal of Operational Oceanography*. 2015. V. 8. № S1. P. s28–s48. DOI: 10.1080/1755876X.2015.1022055.
36. *Meier W., Fetterer F., Savoie M. et al.* NOAA/NSIDC Climate Data Record of Passive Microwave Sea Ice Concentration, Version 2 // Boulder, Colorado, USA, National Snow and Ice Data Center, 2013, updated 2016. <http://dx.doi.org/10.7265/N55M63M1>
37. *Nerger L., Hille W.* Software for Ensemble-based Data Assimilation Systems — Implementation Strategies and Scalability // *Computers and Geosciences*. 2013. V. 55. P. 110–118. DOI: 10.1016/J.CAGEO.2012.03.026.
38. *Nerger L., Hiller W., Schröter J.* PDAF — The Parallel Data Assimilation Framework: Experience with Kalman filtering. Use of High Performance Computing in Meteorology. 2005. P. 63–83.
39. *Pham D.T., Verron J., Roubaud M.C.* A singular evolutive extended Kalman filter for data assimilation in oceanography // *J. Mar. Syst.* 1998. V. 16. P. 323–340. DOI: 10.1016/S0924-7963(97)00109-7.
40. *Saha S., Moorthi S., Wu X. et al.* The NCEP Climate Forecast System Version 2 // *Journal of Climate*. 2014. V. 27. Iss. 6. P. 2185–2208. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00823.1>
41. *Schweiger A., Lindsay R., Zhang J. et al.* Uncertainty in modeled Arctic sea ice volume // *J. Geophys. Res.* 2011. V. 116. C00D06. DOI: 10.1029/2011JC007084.
42. Sea Ice modelling Integrated Initiative (SI3) — The NEMO sea ice engine // *Scientific Notes of Climate Modelling Center*. 2019. V. 31. ISSN 1288-1619, Institut Pierre-Simon Laplace (IPSL). DOI: 10.5281/zenodo.1471689.
43. *Shutyaev V.P., Agoshkov V.I., Zalesny V.B. et al.* 4D technology of variational data assimilation for sea dynamics problems // *Supercomputing Frontiers and Innovations*. 2022. V. 9. № 1. P. 4–16. DOI: 10.14529/jsfi220101.
44. *Vancoppenolle M., Fichefet T., Goosse H. et al.* Simulating the mass balance and salinity of Arctic and Antarctic sea ice. 1. Model description and validation // *Ocean Modelling*. 2009. V. 27. Iss. 1–2. P. 33–53. <https://doi.org/10.1016/j.ocemod.2008.10.005>
45. *Zweng M.M., Reagan J.R., Antonov J.I. et al.* World Ocean Atlas 2013. V. 2: Salinity. / S. Levitus (ed.). NOAA Atlas NESDIS 74. 2013. 39 p.

ASSIMILATION OF ARGO PROFILE MEASUREMENTS AND SEA SURFACE TEMPERATURE DATA BY THE NEMO OCEAN CIRCULATION MODEL USING AN ENSEMBLE KALMAN FILTER AND THREE-DIMENSIONAL VARIATIONAL ANALYSIS

Stepanov Vladimir*, Resnyanskii Yuri, Strukov Boris, Zelenko Alexander

Hydrometeorological Research Center of Russian Federation, Moscow

*e-mail: vlnst@hotmail.co.uk

The results of modelling the thermohaline fields of the World Ocean obtained with the NEMO model using assimilations data from ARGO profiling floats and ocean surface temperature (SST) with the two different oceanographic data assimilation systems (ODAS) are presented. One system uses three-dimensional variational scheme 3D-Var, and the other ODAS employs the ensemble Kalman filter LETKF. It is shown that both ODAS reproduce three-dimensional fields of temperature and salinity approximately equally, but the ODAS based on the ensemble Kalman filter better reproduces SST in the open ocean.

Keywords: oceanographic data assimilation, NEMO model, ensemble Kalman filter