

УДК 551.465.1

## УСВОЕНИЕ ДАННЫХ АРГО В МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ ОКЕАНА С ВЫСОКИМ РАЗРЕШЕНИЕМ ПО МЕТОДУ АНСАМБЛЕВОЙ ОПТИМАЛЬНОЙ ИНТЕРПОЛЯЦИИ (EnOI)

© 2016 г. М. Н. Кауркин<sup>1,2,3</sup>, Р. А. Ибраев<sup>1,2,3,4</sup>, К. П. Беляев<sup>2,5</sup><sup>1</sup>Институт вычислительной математики РАН, Москва<sup>2</sup>Институт океанологии им. П.П. Ширшова РАН, Москва<sup>3</sup>Гидрометцентр России, Москва<sup>4</sup>Московский физико-технический институт (государственный университет), Долгопрудный<sup>5</sup>Вычислительный центр им. А.А. Дородницына РАН, Москва

e-mail: kaurkinmn@gmail.com

Поступила в редакцию 27.06.2016 г.

Предлагается параллельная реализация метода обобщенной ансамблевой интерполяции (EnOI) для усвоения данных наблюдений в вихреразрешающую модель Мирового океана. Сравниваются результаты численных экспериментов в Северной Атлантике при усвоении данных температуры и солености с дрейфтеров АРГО методом оптимальной интерполяции (MVOI) и обобщенной ансамблевой интерполяции. Приведены результаты чувствительности ошибки усвоения от количества элементов ансамбля. Подтверждена и оценена количественно эффективность реализованного метода перед используемой ранее оптимальной интерполяцией. Результаты расчетов также сравниваются с независимыми данными спутниковых наблюдений за температурой поверхности океана (ARMOR 3d).

DOI: 10.7868/S0030157416060058

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Разрабатываемые в ведущих мировых прогнозных центрах модели Мирового океана сверхвысокого пространственного разрешения с усвоением непрерывно поступающих данных наблюдений позволяют осуществлять оперативный прогноз трехмерного состояния морской среды, аналогичный метеорологическим прогнозам погоды, а также являются важной составляющей в исследованиях изменения климата и системах мониторинга состояния окружающей среды. Высокое пространственное разрешение позволяет моделировать динамику целого спектра мезомасштабных явлений в океане (вихревые структуры, нагоны, волны, движение морских льдов и т.д.), а усвоение спутниковых данных наблюдений способствует их своевременному выявлению, что, как следствие, позволяет прогнозировать состояние океанической среды, в том числе и опасные природные явления.

Решение данной задачи невозможно без использования технологий распределенных вычислений в силу огромного объема получаемой и обрабатываемой информации. Количество ресурсов, необходимых для выполнения оперативных

расчетов моделями высокого пространственного разрешения, исчисляется сегодня  $10^2$ – $10^3$  вычислительных ядер для краткосрочных прогнозов и  $10^4$ – $10^5$  – для средне- и долгосрочных. Уже сейчас доступны спутниковые данные наблюдений за поверхностной температурой и уровнем океана с разрешением 1 км (NASA Aqua). Это соответствует поступлению информации примерно 10 ГБ в сутки. Важно эту информацию правильно и быстро усвоить, особенно когда пространственное разрешение глобальных моделей океана станет порядка километра.

Вопрос времени усвоения данных становится критичным в случае, когда система усвоения функционирует в оперативном режиме для построения среднесрочных и краткосрочных прогнозов. Время выдачи современных спутниковых данных наблюдений составляет ~2 часа.

Существенный прогресс, достигнутый в последние десятилетия, в значительной степени связан со стартовавшим в 1997 г. проектом GODAE (Global Ocean Data Assimilation Experiment, <http://www.godae.org/>) и последовавшим за ним в 2008 году проектом GODAE OceanView (<https://www.godae-oceanview.org/>). Эти проекты стали

площадкой для обсуждения проблем мониторинга и прогноза состояния океана [14].

В настоящее время существует несколько алгоритмов усвоения данных, которые применяются в задачах прогноза погоды и в оперативной океанологии, см. обзор в [24]. Используемые подходы можно разделить на вариационные (3d-Var, 4d-Var) [2] и динамико-стохастические – преимущественно ансамблевые фильтры Калмана (Ensemble Kalman Filter, EnKF) и ансамблевая оптимальная интерполяция (Ensemble Optimal Interpolation, EnOI) [15].

Исторически первые разработки методов усвоения появились в СССР в работах Г.И. Марчука и его учеников [10]. На сегодняшний день в России самостоятельно и в сотрудничестве с учеными других стран многое сделано и делается для математического обоснования, развития и экспериментальной проверки новых вариационных подходов к решению данной задачи [1, 2]. Отметим также работы, посвященные вопросу усвоения данных наблюдений при моделировании циркуляции Черного моря [9].

В последнее десятилетие появилось большое число работ, посвященных усвоению данных с дрейфтеров АРГО в различных моделях динамики океана. Например, стоит отметить работу [27], в которых данные АРГО усваивались различными методами, в том числе и методом EnOI в модель NUCOM [14]. В работе [22] данные АРГО усваивались упрощенным методом EnKF в одну из версий модели GFDL AusCOM. Можно отметить и другие работы, посвященные этому вопросу, например [26].

В целом, однако, вопрос оптимального усвоения данных, как в методическом, так и в чисто прикладном аспекте еще не решен. Результаты применения того или другого метода зависят как от модели, так и от региона наблюдений и конкретных данных. Поэтому каждое новое, корректно выполненное исследование в данном направлении, имеет свою специфику и представляет несомненный интерес.

Отличительной чертой методов, основанных на EnKF и EnOI, является то, что они не требуют построения сопряженного оператора модели и решения обратной задачи, что для модели с большим числом параметров весьма затруднительно, и вообще используют модель как “черный ящик” [18]. Такие методы хорошо распараллеливаются и вполне применимы для глобальных моделей, в то время как 4d-Var метод в силу вычислительной сложности на сегодняшний день не используется ни в одной глобальной модели высокого пространственного разрешения [16].

Цель данной работы заключается в реализации алгоритма EnOI в модели динамики океана ИВМИО [7] высокого пространственного разрешения на массивно-параллельных компьютерах с распределенной памятью на смену используемому ранее методу MVOI [8]. Метод EnOI будет использоваться ввиду отсутствия вычислительных ресурсов, потребность в которых возрастает пропорционально количеству элементов в ансамбле при использовании метода EnKF. Кроме того, необходимость применения полномасштабной схемы EnKF в данном случае неочевидна, так как количество данных и их точность не настолько велики, чтобы результаты усвоения по полномасштабной схеме сильно отличались от упрощенной схемы EnOI.

## 2. МОДЕЛЬ ОКЕАНА

В работе применяется численная модель динамики океана Института вычислительной математики РАН и Института океанологии им. П.П. Ширшова РАН (модель ИВМИО), разработанная для исследования океанских термогидродинамических процессов в широком диапазоне пространственных и временных масштабов.

Модель принадлежит классу 3d-PEM, основана на полной системе уравнений трехмерной динамики океана в приближениях Буссинеска и гидростатики. На границе раздела воздух–вода применено нелинейное кинематическое условие свободной поверхности с явным описанием потоков воды, тепла, соли и импульса. Уравнения решаются численным методом конечных объемов на сетке типа  $B$  с  $z$ -координатами по вертикали. Описание баротропной динамики выполняется с помощью двумерной системы уравнений мелкой воды, аппроксимированной по оригинальной быстрой схеме с перекрытиями [5]. Турбулентное перемешивание описывается методом Манка-Андерсена и Смагоринского с применением бигармонических фильтров и мгновенного конвективного приспособления. Обмен теплом, импульсом и влагой с пограничным слоем атмосферы задан балк-формулами CORE [17]. Для описания морского льда применена термодинамическая модель, основанная на работе [25]. За исключением вертикального турбулентного перемешивания все процессы описаны с помощью явных численных методов. Благодаря этому стало возможным естественное распараллеливание модели с применением метода двумерной декомпозиции области. Тестовые расчеты показали почти линейную зависимость времени работы модели от масштаба разбиения вплоть до 32400 процессорных ядер с пространственным разрешением  $(1/10)^\circ$  [6]. Более детальное описание модели и

численных экспериментов по ее верификации с разрешением от  $(1/2)^\circ$  до  $(1/10)^\circ$  приведены в работах [4, 11, 12].

В данной работе постановка условий на границе раздела атмосферы и океана соответствует протоколу CORE-II, определяющему среднесуточные радиационные потоки, среднемесячные осадки и речной сток, а также суточный ход параметров атмосферы (температуры, влажности и скорости ветра на высоте 10 м) за 62-летний период 1948–2009 гг. по данным реанализа и спутниковых наблюдений. Во избежание дрейфа среднего уровня океана предварительно и в процессе счета вычитается глобальное среднее значение из поля суммы осадков, испарения и речного стока. Начальные поля температуры и солёности взяты как среднегодовые из климатологии WOA 2009 [13], начальные значения скорости течений и толщины морского льда нулевые. Горизонтальная сетка широтно-долготная с разрешением  $(1/10)^\circ$ .

### 3. МЕТОД АНСАМБЛЕВОЙ ОПТИМАЛЬНОЙ ИНТЕРПОЛЯЦИИ (EnOI)

Основные уравнения методов EnKF и EnOI [15] следующие:

$$\mathbf{x}_a = \mathbf{x}_b + \mathbf{K}(\mathbf{y}_{\text{obs}} - \mathbf{H}\mathbf{x}_b),$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{V}\mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{V}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}.$$

Здесь  $\mathbf{x}_a$ ,  $\mathbf{x}_b$  – векторы модельной величины после и до усвоения (в английской литературе: analysis and background) размера  $n$ , где  $n$  – количество точек сетки, которое имеет порядок  $10^8$ , для океана с разрешением  $0.1$  градуса);  $\mathbf{y}_{\text{obs}}$  – вектор наблюдений размера  $m$ , где  $m$  – число точек наблюдения, имеющее порядок  $10^3$ ;  $\mathbf{K}(n \times m)$  – весовая матрица (в англ. литературе Kalman gain matrix);  $\mathbf{R}(m \times m)$  – ковариационная матрица инструментальных ошибок наблюдений, которая имеет диагональный вид, так как предполагается, что инструментальные ошибки не коррелированы и  $\mathbf{H}(m \times n)$  – матрица проектирования значений модели в пространство наблюдений. Матрица  $\mathbf{V}$  имеет специальное название ковариационной матрицы состояния модели. Ее строгое определение обычно не дается, вместо этого описывается метод ее расчета.

В методе оптимальной интерполяции (MVOI) элементы матрицы  $\mathbf{V}$  задаются функцией от расстояния между точками сетки (например, [8]).

Основная идея методов EnKF и EnOI заключается в том, что ковариационная матрица  $\mathbf{V}$  не задается в явном виде или в виде функции, как в ме-

тоде MVOI, а получается из ансамбля векторов состояния модели (выборки).

$$\text{Пусть } \mathbf{X}_b^{en} = [\mathbf{x}_b^1 \dots \mathbf{x}_b^{en}] - [\overline{\mathbf{x}_b} \dots \overline{\mathbf{x}_b}]$$

– матрица размера  $n \times en$ , где  $en$  – количество элементов ансамбля (обычно не более 100), столбцы которой равны значениям состояния модели минус среднее по ансамблю.

Тогда матрица ковариации модели строится как:

$$\mathbf{V}^{en} = \frac{1}{en - 1} \mathbf{X}_b^{en} (\mathbf{X}_b^{en})^T.$$

Вообще говоря, матрица  $\mathbf{V}$  должна учитывать и вертикальную корреляцию, но в данной статье она вычисляться не будет, поскольку в качестве данных для усвоению используются профили ARGO и данные наблюдения будут доступны для всех горизонтов на глубине до 1500 метров.

### 4. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

Вопрос оптимального построения ансамбля элементов-состояний модели остается открытым и ему посвящены ряд работ, например [19, 27]. В настоящей работе используется вычислительно более дешевый метод EnOI, подробно описанный в [22], когда в качестве элементов ансамбля выступают состояния модели за предыдущие несколько лет. В работе (проект TOPAZ) [23] используется более сложный подход: модель стартует со ста (количество элементов в ансамбле) различных начальных состояний, но считается с реальным атмосферным форсингом за текущую дату, затем на основании полученных ста прогнозов уже строится ковариационная матрица  $\mathbf{V}$ . Легко видеть, что при таком подходе вычислительные затраты пропорциональны количеству элементов в ансамбле.

При программной реализации данной схемы следует отметить, что усвоение данных выполняется на отдельных от океана вычислительных ядрах. Это позволяет лучше структурировать систему совместного моделирования, где каждая компонента решает свою задачу. При этом использован тот факт, что сама модель при усвоении не участвует, а используются только модельные результаты расчетов, то есть модель выступает в роли “черного ящика”. Сами ковариационные матрицы, вычисляемые в процессе усвоения, занимают значительный объем памяти. Данные от модели океана поступают в сервис усвоения, который использует другую процессорную декомпозицию области, без обращения к файловой системе, что важно, поскольку размер трехмерных массивов состояния для модели океана с разрешением  $0.1^\circ$  составляет несколько гигабайт. Благодаря эффективной реализации метода усвоение  $10^4$  точек

наблюдения на 16 процессорных ядрах занимает около 20 секунд реального времени вместо 5 минут на одном ядре, что было бы сравнимо с временем, затрачиваемым на суточный модельный прогноз, что неприемлемо.

## 5. ТЕСТИРОВАНИЕ СЕРВИСА УСВОЕНИЯ ДЛЯ РЕГИОНА АТЛАНТИКИ

**5.1. Постановка эксперимента.** Для тестирования параллельного алгоритма усвоения EnOI была взята область Северной Атлантики с границами от 33° ю.ш. до 67° с.ш. Перенос через Гибралтарский пролив не учитывался.

*Порядок проведения численных экспериментов.* Модель Северной Атлантики интегрировалась за период с 01 января 1948 г. по 01 мая 2008 г. с нулевыми начальными скоростями и климатических распределений температуры и солёности, взятых из архива WOA 2009 [13]. При этом использовался атмосферный форсинг CORE-IAFv2 [20] за соответствующий период времени.

В процессе эксперимента каждые 10 дней сохранялись контрольные точки — полные состояния модели, которые в дальнейшем использовались в качестве элементов ансамбля. В работе для построения ансамбля используются контрольные точки за тот же календарный месяц, что выполняется усвоение, но за предыдущие годы. Число элементов ансамбля выбрано равным сорока, а также проводились опыты по исследованию чувствительности качества прогноза к количеству элементов в ансамбле.

Были проведены три эксперимента с атмосферным воздействием, соответствующим периоду с 01 мая 2008 г. по 01 июля 2008 г. Ниже проводится анализ и сравнение результатов этих экспериментов.

Эксперимент A01 — контрольный эксперимент. Усвоение данных не происходит.

Эксперимент A02 — эксперимент с усвоением данных дрейфтеров АРГО методом EnOI.

Эксперимент A03 — эксперимент с усвоением данных дрейфтеров АРГО методом MVOI.

Во всех экспериментах модельное решение ежедневно сравнивается с данными дрейфтеров АРГО.

**5.2. Качественный анализ решения.** Модельное поле поверхностной температуры для Северной Атлантики без усвоения данных (эксперимент A01) и с усвоением методом EnOI (эксперимент A02) за 2008-06-29 показано на рис. 1. По анализу размеров кругов, которые пропорциональны разнице между модельной температурой поверхности океана (ТПО) и данными измерений, можно сделать выводы об эффективности усвоения. Очень

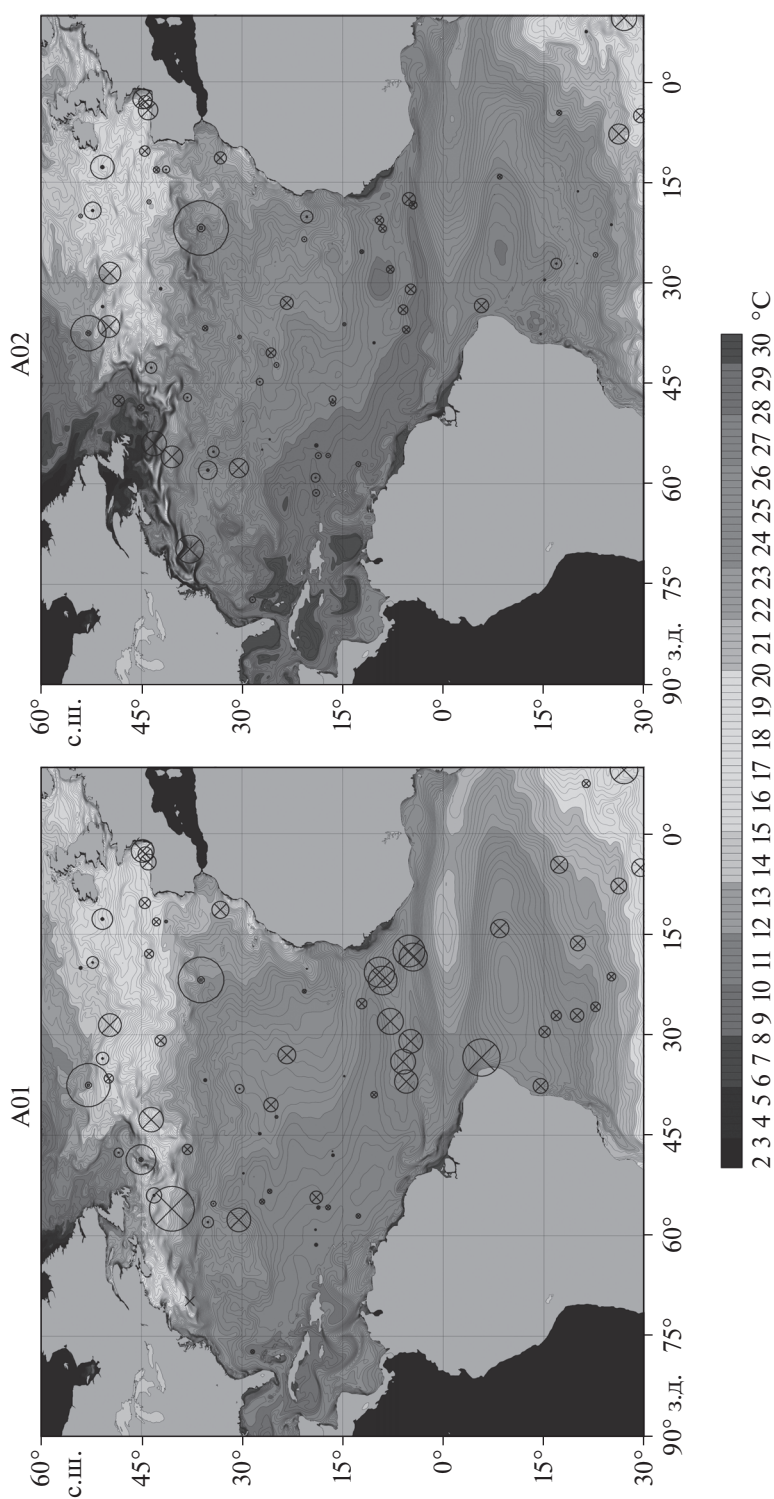
хорошо заметна большая разница этих кругов в районе экватора и Северо-Атлантического течения, то есть в тех областях, где динамика океана особенно выражена. Усвоение корректирует модельную температуру в правильном направлении, то есть в соответствии с наблюдениями. При этом величина коррекции пропорциональна, но не линейно, значениям модельной скорости.

Обратим внимание, что ТПО в районе Мексиканского залива в эксперименте A02 (рис. 1б) превышает значение ТПО контрольного эксперимента A01 (рис. 1а), при этом разница в среднем составляет около 2°C. При сравнении с независимыми спутниковыми данными ТПО (ARMORd3, рис. 2в) [21] видно, что расчетные поля A02 заметно ближе к наблюдениям, разница в среднем составляет меньше 1°C. Это свидетельствует о том, что схема усвоения совместно с моделью корректно приближает поля модели к измерениям, при этом сохраняя имеющийся в реальных физических полях баланс тепла и массы. Стоит дополнительно отметить, что за 2 месяца эксперимента в Мексиканском заливе не наблюдалось ни одного дрейфтера АРГО, а наблюдаемые ТПО никак не использовались в процедурах усвоения.

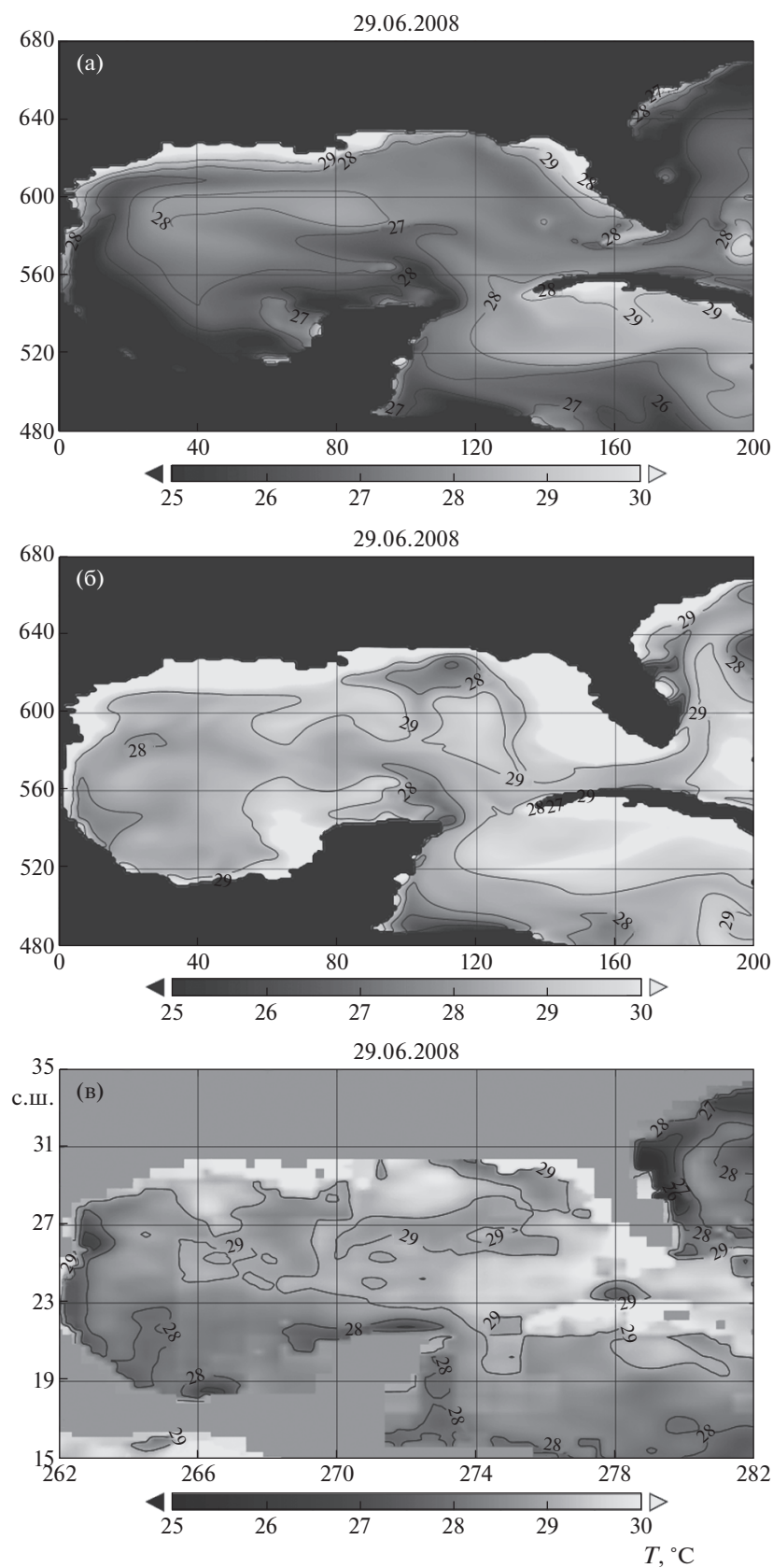
**5.3 Численный анализ решения.** Для количественной оценки эффекта от усвоения данных будем использовать функцию ошибки (среднеквадратичное отклонение модельного решения от данных наблюдения, посчитанное по всем дрейфтерам за конкретный день) относительно усваиваемых данных АРГО.

На рис. 3 показано изменение этой функции с течением модельного времени для различной глубины (3, 105, 310 метров). Ошибка прогноза  $cost(Hx_b - y_o)$  считается каждый день в момент до усвоения данных методом EnOI (эксперимент A02) или методом MVOI (эксперимент A03). Ошибка контроля  $cost(Hx_b - y_o)$  без усвоения считается каждый день в сравнении с данными наблюдения, но их усвоение не происходит (эксперимент A01).

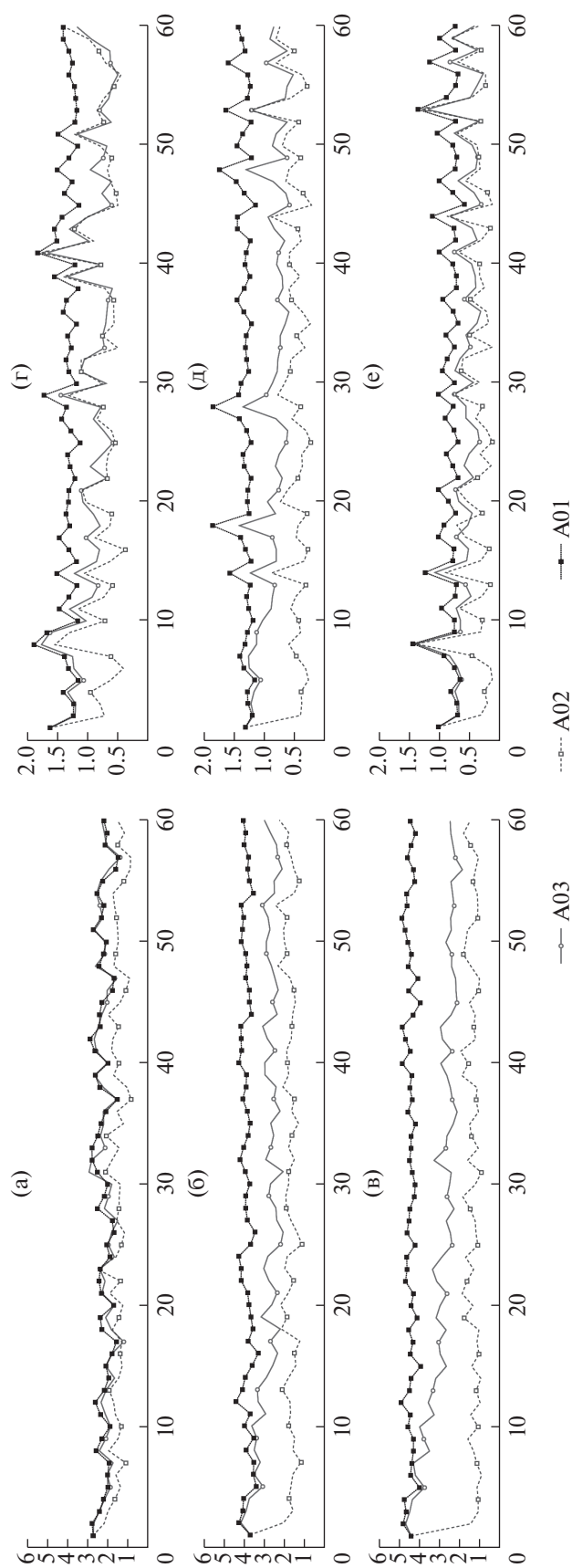
При сравнении графиков ошибки контроля для базового (эксперимент A01) и ошибки прогноза для экспериментов с усвоением (эксперименты A02, A03) можно сделать вывод, что усвоение дает правильный знак коррекции на всех глубинах. Разница между ошибкой прогноза и контроля увеличивается с глубиной, при этом эффективность метода EnOI выше, чем у MVOI. Следует особо отметить, что близко к поверхности океана, на горизонте 5 метров, усвоение методом MVOI не эффективно из-за быстро меняющейся со временем температуры ТПО и сильного влияния атмосферного форсинга.



**Рис. 1.** Температура поверхности океана в °С в модели Северной Атлантики за 2008-06-29 в базовом эксперименте (Эксперимент A01) и эксперименте с усвоением методом EnOI (Эксперимент A02). Кругами показано расположение дрейфтеров ARGO, с которых поступили профили температуры и солёности на 2008-06-29. Размер кругов пропорционален разнице между температурой с дрейфтеров и модельной температурой. Крестик в круге означает, что модельная температура ниже температуры с дрейфера, точка в круге — модельная температура выше.



**Рис. 2.** Температура поверхности океана в  $^\circ\text{C}$  в модели Северной Атлантики для Мексиканского залива за 2008-06-29 в базовом эксперименте (2а, Эксперимент А01) и эксперименте с усвоением методом EnOI (2б, Эксперимент А02), а также спутниковые данные наблюдений Argo3D за ТПО (2в) за это же число.



**Рис. 3.** Среднеквадратичная ошибка контроля для контрольного эксперимента (Эксперимент A01) и ошибки прогноза для метода EnOI (Эксперимент A02) и ошибки прогноза для метода MVOI (Эксперимент A03) для поля температуры в °C на глубине 3(а), 105(б) и 310(в) метров и для поля солёности в ‰ на глубине 3(г), 105(д) и 310(е) метров. По оси X — дни, по оси Y — ошибка температуры в градусах или ошибка солёности в промилле.

К концу эксперимента A02 (метод EnOI) среднеквадратичная ошибка прогноза температуры становится порядка  $1.5^{\circ}\text{C}$ , в то время как в эксперименте A03 (метод MVOI) она составляет порядка  $2.5^{\circ}\text{C}$ . Усвоение солёности также приносит пользу на всех горизонтах. Это согласуется с результатами ряда предыдущих работ, например [3, 22, 27], в которых получены похожие результаты, но для других численных моделей.

На рис. 4 приведены результаты экспериментального исследования чувствительности функции ошибки к количеству элементов в ансамбле. Из рисунка видно, что разница между ансамблями из 20 и 40 элементов довольно существенная, в то время как разница между ансамблями из 40 и 60 элементов незначительна. При этом для хранения матрицы ансамбля уже недостаточно памяти одного вычислительного узла (16 процессорных ядер Intel Xeon и 32 Гигабайта памяти), хотя скорость усвоения данных на одном узле достаточная. Поэтому для численных экспериментов в данной статье использовался ансамбль из 40 элементов. Отметим, что теоретически метод Монте-Карло (расчет статистических характеристик выборке) имеет погрешность порядка  $en^{-1/2}$ , поэтому дальнейшее увеличение точности в зависимости от числа членов ансамбля требует существенных вычислительных затрат.

## 6. ВЫВОДЫ

В настоящей работе реализован метод усвоения данных наблюдений АРГО по схеме ансамблевой оптимальной интерполяции (EnOI) в модели Северной Атлантики высокого разрешения. Проведены сравнения указанного метода и ранее изученного в работе [8] метода объективного анализа (MVOI). Показано, что прогноз характеристик после усвоения дает меньшую в 2 и более раза погрешность по сравнению с контрольным расчетом. Также показано, что ансамблевый метод имеет меньшую до 30% ошибку прогноза, чем метод MVOI, при этом разность этих ошибок растет с глубиной. Оценена также зависимость ошибки прогноза от числа элементов ансамбля, в частности показано, что значимый эффект в точности достигается при увеличении числа членов ансам-

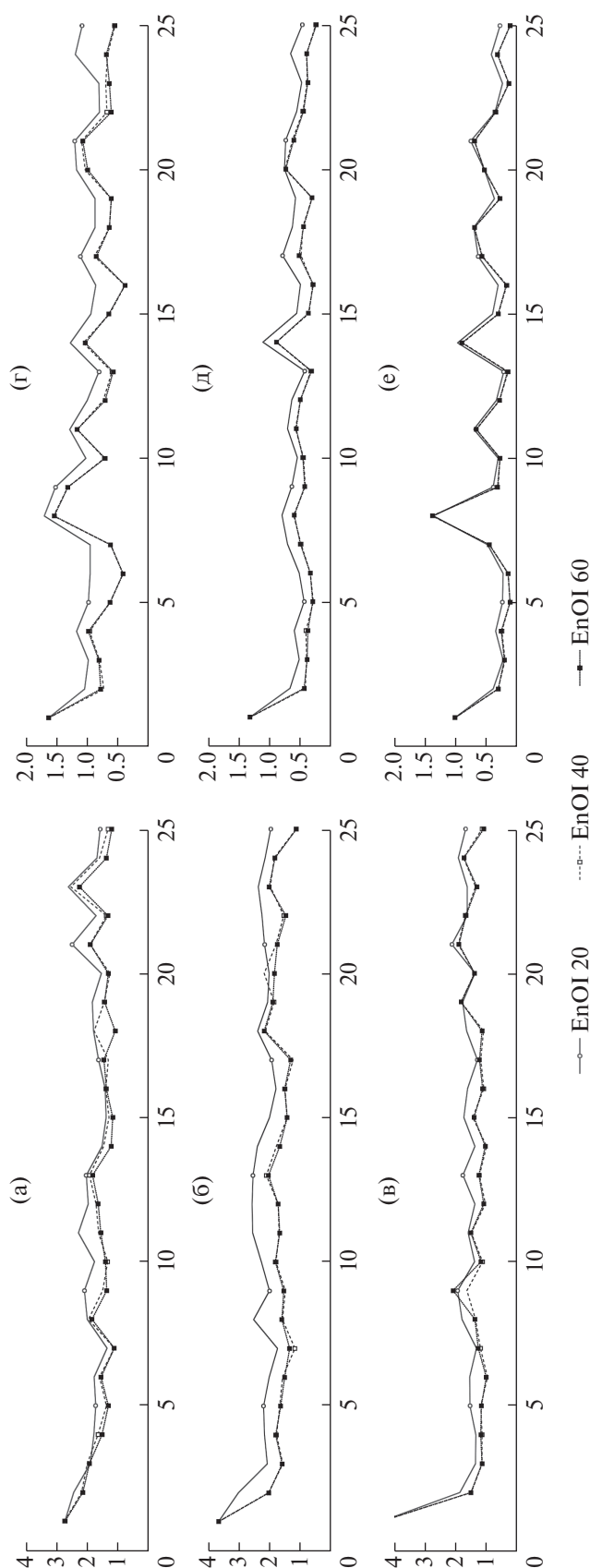


Рис. 4. Среднеквадратичная ошибка контроля при усвоении методом EnOI при использовании ансамбля из 20 (EnOI 20), 40 (EnOI 40) и 60 (EnOI 60) элементов для поля температуры в °С на глубине 3(а), 105(б) и 310 (в) метров и для поля солёности в ‰ на глубине 3(г), 105(д) и 310 (е) метров. По оси X — дни, по оси Y — ошибка температуры в градусах или ошибка солёности в промилле.

бля до 50. Модельное поле поверхностной температуры было проверено независимыми спутниковыми данными ТПО (ARMORd3) и на примере Мексиканского залива наглядно показано, что метод EnOI уменьшает ошибку в среднем на 1.5°С.

Работа выполнена при поддержке Программы Президиума РАН I.33П “Фундаментальные проблемы математического моделирования” и гранта РФФИ № 14-11-363. Разработка и реализация схемы усвоения осуществлялась при поддержке РФФИ (грант № 00095).

При проведении расчетов использовались ресурсы суперкомпьютерного комплекса МГУ им. М.В. Ломоносова и Межведомственного суперкомпьютерного центра РАН.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Агошков В.И., Ипатов В.М., Залесный В.Б. Задачи вариационной ассимиляции данных наблюдений для моделей общей циркуляции океана и методы их решения // Изв. РАН. Физ. атм. и океана. 2010. Т. 46. № 6. С. 734–770.
2. Агошков В.И., Пармузин Е.И., Шутяев В.П. Ассимиляция данных наблюдений в задаче циркуляции Черного моря и анализ чувствительности ее решения // Изв. РАН. Физ. атм. и океана. 2013. Т. 49. № 6. С. 643–654.
3. Беляев К.П., Танажура К.А.С., Тучкова Н.П. Сравнительный анализ экспериментов с усвоением данных дрейфтеров АРГО // Океанология. 2012. Т. 52. № 5. С. 643–653.
4. Ибраев Р.А., Хабеев Р.Н., Ушаков К.В. Вихререзающая 1/10° модель Мирового океана // Изв. РАН. Физ. атм. и океана. 2012. Т. 48. № 1. С. 37–46.
5. Калмыков В.В., Ибраев Р.А. Быстрый алгоритм решения системы уравнения мелкой воды на компьютерах с распределенной памятью // Вестн. УГАТУ. 2013. Т. 17. № 5(58). С. 252–259.
6. Калмыков В.В., Ибраев Р.А., Ушаков К.В. Проблемы и вызовы при создании модели Земной системы высокого разрешения // Суперкомпьютерные технологии в науке, образовании и промышленности: Альманах / Под ред. Садовниченко В.А. и др. М.: Изд-во МГУ, 2014. С. 14–22.
7. Калмыков В.В., Ибраев Р.А. Программный комплекс совместного моделирования системы океан–лед–атмосфера–почва на массивно-параллельных компьютерах // Вычислительные методы и программирование. 2013. № 14. С. 88–95.



8. 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.
9. Кныш В.В., Кортаев Г.К., Мизюк А.И., Саркисян А.С. Усвоение гидрологических наблюдений для расчета течений в морях и океанах // Изв. РАН. Физ. атм. и океана. 2012. Т. 48. № 1. С. 67–85.
10. Марчук Г.И., Шутяев В.П., Сопряженные уравнения и итерационные алгоритмы в задачах вариационного усвоения данных // Тр. ИММ УрО РАН. 2011. Т. 17 № 2. С. 136–150
11. Ушаков К.В., Гранкина Т.Б., Ибраев Р.А. Моделирование циркуляции вод Северной Атлантики в условиях эксперимента CORE-II // Изв. РАН. Физ. атм. и океана. 2016. Т. 52. № 5.
12. Ушаков К.В., Ибраев Р.А., Калмыков В.В. Воспроизведение климата Мирового океана с помощью массивно-параллельной численной модели // Изв. РАН. Физ. атм. и океана. 2015. Т. 51. № 4. С. 416–436.
13. Antonov J.I., Seidov D., Boyer T.P. et al. World Ocean Atlas 2009 / Ed. Levitus S. Washington, 2010. 184 p.
14. Bleck R. An oceanic general circulation model framed in hybrid isopycnic Cartesian coordinates // Ocean Model. 2002. V. 4. P. 55–88.
15. Evensen G. Data Assimilation, the Ensemble Kalman Filter, 2nd ed. Berlin: Springer, 2009. 307 p.
16. GODAE OceanView Science Team. Work Plan 2009 – 2013, <http://www.godae-oceanview.org>
17. Griffies S.M., Biastoch A., Böning C. et al. Coordinated ocean–ice reference experiments (COREs) // Ocean modelling. 2009. V. 26. № 1–2. P. 1–46.
18. Kalnay E., Li H., Miyoshi T. et al. 4-D-Var or ensemble Kalman filter? // Tellus A. 2007. V. 59. № 5. P. 758–773.
19. Kalnay E. Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. 341 p.
20. Large W., Yeager S. The global climatology of an inter-annually varying air–sea flux data set. Clim. Dyn. 2009. V. 33. № 2–3. P. 341–364.
21. Larnicol G., Guinehut S., Rio M.-H. et al. The Global Observed Ocean Products of the French Mercator project. Proceedings of 15 Years of progress in Radar Altimetry conference, 2006. SP-614.
22. Oke P.R., Brassington G.B., Griffin D.A., Schiller A. Ocean data assimilation: a case for ensemble optimal interpolation // AMOJ. 2010. V. 59. P. 67–76.
23. Sakov P., Counillon F., Bertino L. et al. TOPAZ4: An Ocean–Sea Ice Data Assimilation System For The North Atlantic And Arctic // Ocean Sci. 2012. V. 8. P. 633–656.
24. Schiller A., Brassington G.B. Operational oceanography in the 21st century / Eds. Schiller A., Brassington G.B. Springer Dordrecht: The Netherlands, 2011. 745 p.
25. Schrum C., Backhaus J. Sensitivity of atmosphere-ocean heat exchange and heat content in North Sea and Baltic Sea // A comparative Assessment. Tellus, 51A, 1999. P. 526–549.
26. Tanajura C.A.S., Belyaev K. A sequential data assimilation method based on the properties of a diffusion-type process // Appl. Math. Model. 2009. V. 33. № 5. P. 2165–2174.
27. Xie J., Zhu. Ensemble optimal interpolation schemes for Assimilating Argo profiles into a hybrid coordinate ocean model // Ocean Modell. 2010. V. 33. P. 283–298.

## Data Assimilation into the Ocean Dynamics Model with High Spatial Resolution using Ensemble Optimal Interpolation (EnOI)

M. N. Kaurkin, R. A. Ibrayev, K. P. Belyaev

Parallel realization of the Ensemble Optimal Interpolation (EnOI) data assimilation (DA) method in conjunction with eddy-resolving World ocean circulation model is implemented. The results of DA experiments in Northern Atlantic with ARGO drifter are compared with optimal interpolation DA scheme (MVOI). The sensitivity of the model error i.e. the difference between model and observations depending on the number of ensemble members is also assessed and presented. The effectiveness of the used method amid the MVOI scheme is confirmed. The model outputs with and without assimilation are also compared with independent sea surface temperature data from ARMOR 3d.