

Усвоение данных о сплоченности льда в сильно связном режиме в модели Северного Ледовитого океана

М. Н. Кауркин¹, ✉, Л. Ю. Кальницкий¹, К. В. Ушаков¹,
Р. А. Ибраев^{1, 2}

¹ Институт океанологии им. П. П. Ширшова РАН, Москва, Россия

² Институт вычислительной математики им. Г. И. Марчука РАН, Москва, Россия
✉ kaurkin.mn@ocean.ru

Поступила в редакцию 23.10.2025; одобрена после рецензирования 29.10.2025;
принята к публикации 28.01.2026.

Аннотация

Цель. Предложен, реализован и опробован для Арктического региона сильно связный подход к усвоению доступных данных наблюдений в совместной модели циркуляции океана и морского льда. **Методы и результаты.** В совместной модели ИВМИО (океан) и CICE 5.1 (лед) с разрешением 0,25° усвоение данных реализовано на платформе *Compact Modeling Framework* (CMF3.0) программного сервиса *DAS (Data Assimilation System)* на основе метода *EnOI (Ensemble Optimal Interpolation)*. Применен подход сильно связного усвоения, при котором одновременно корректируются поля температуры воды, солёности, уровня океана и концентрации льда с использованием данных наблюдений (профили *Argo*, спутниковая альтиметрия *AVISO*, концентрация льда *OSI SAF*). Для перераспределения интегральной сплоченности по категориям толщины льда разработан специальный интерфейс. Проведены численные эксперименты за 2020 г. с усвоением данных и без него. Показано, что усвоение данных в сильно связном режиме снижает среднюю погрешность воспроизведения площади льда с 27 до 7 % по сравнению с данными *NSIDC*. Среднеквадратичная ошибка температуры воды поверхностного слоя океана уменьшается до 0,8 °С, а концентрации льда в районе кромки – до 0,2. Модельные поля лучше соответствуют независимым данным *OSTIA*.

Выводы. Разработанный подход к сильно связному усвоению океанических и ледовых данных в совместной модели океан – лед обеспечивает существенное повышение точности прогноза состояния вод и ледового поля в Северном Ледовитом океане. Программная реализация может быть адаптирована для других моделей.

Ключевые слова: компьютерное моделирование, численное моделирование, усвоение данных, модель динамики океана, модель океан – лед, параллельные вычисления, Арктический регион, морской ледяной покров

Благодарности: работа выполнена в Институте океанологии им. П. П. Ширшова РАН при финансовой поддержке Российского научного фонда (грант № 25-27-00400).

Для цитирования: Усвоение данных о сплоченности льда в сильно связном режиме в модели Северного Ледовитого океана / М. Н. Кауркин [и др.] // Морской гидрофизический журнал. 2026. Т. 42, № 2. С. 307–322. EDN OXACSY.

Assimilation of Ice Concentration Data through a Strongly Coupled Regime in the Arctic Ocean Model

M. N. Kaurkin ^{1, ✉}, L. Yu. Kalnitskii ¹, K. V. Ushakov ¹, R. A. Ibrayev ^{1, 2}

¹ Shirshov Institute of Oceanology, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

² Marchuk Institute of Numerical Mathematics, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

✉ kaurkin.mn@ocean.ru

Abstract

Purpose. The purpose of the study is to develop and implement a strongly coupled approach to assimilation of available observational data in a coupled ocean-sea ice circulation model, and to test it for the Arctic region.

Methods and Results. In the coupled INMIO (ocean) and CICE 5.1 (ice) model with the 0.25° resolution, the data were assimilated using the *Compact Modeling Framework (CMF3.0)* platform of the *DAS (Data Assimilation System)* software based on the *EnOI (Ensemble Optimal Interpolation)* method. A strongly coupled assimilation approach was applied. It implied simultaneous adjustment of the fields of water temperature, salinity, sea level, and ice concentration using the observational data (*Argo* profiles, *AVISO* satellite altimetry and *OSI SAF* ice concentration). A specialized interface was developed to redistribute the integrated ice concentration by the ice thickness categories. Numerical experiments with and without data assimilation were performed for 2020. It is shown that data assimilation through a strongly coupled regime reduces the average error in reproducing ice area from 27 to 7 % as compared to the *NSIDC* data. The standard error of ocean surface water temperature is reduced to 0.8 °C, and that of ice concentration in the edge area – to 0.2 °C. The model fields correspond better to the independent *OSTIA* data.

Conclusions. The developed approach to the strongly coupled assimilation of oceanic and ice data in the coupled ocean-ice model provides a significant increase in the accuracy of forecasting the condition both of waters and ice field in the Arctic Ocean. The software can be adapted to other models.

Keywords: computer modeling, numerical modeling, data assimilation, ocean dynamics model, ocean-ice model, parallel computing, Arctic region, sea ice cover

Acknowledgments: The study was carried out in the P. P. Shirshov Institute of Oceanology, RAS with financial support of the Russian Science Foundation (grant No. 25-27-00400).

For citation: Kaurkin, M.N., Kalnitskii, L.Yu., Ushakov, K.V. and Ibrayev, R.A., 2025. Assimilation of Ice Concentration Data through a Strongly Coupled Regime in the Arctic Ocean Model. *Physical Oceanography*, 33(2), pp. 352-365.

1. Введение

Северный Ледовитый океан (СЛО) играет важную роль в глобальной климатической системе, в которой морской лед регулирует обмен теплом, влагой и импульсом между атмосферой и океаном. Потепление Арктики и изменения в ее гидрологическом цикле, наблюдаемые в последние десятилетия, сопровождаются широким спектром процессов в системе лед – океан (см. обзор [1]).

Интерпретация таких изменений крайне затруднена из-за небольшого количества данных наблюдений. Численное моделирование может существенно помочь в понимании этих процессов, но недостаток знаний о физике взаимодействия лед – океан ограничивает наши возможности их реалистичного воспроизведения. Эффективным выходом является корректировка решения динамической модели путем усвоения данных наблюдений, доступных в соответствующих временных масштабах.

Практика численного прогнозирования погоды показала, что совместные модели океан – атмосфера обычно дают значительно более точные прогнозы, чем модели той или иной среды в отдельности. Это дало стимул исследованиям в области таких подходов к усвоению данных в совместных моделях, которые позволяют значительно повысить качество прогноза [2]. Обзор текущей деятельности в области совместных систем прогнозирования и усвоения данных в них можно найти в работе [3].

В материалах Совещания Всемирной метеорологической организации (ВМО) по совместному усвоению данных определены различия между подходами к *слабо* и *сильно связанному усвоению данных* в метеорологических моделях атмосфера – океан [4]. При слабо связанном подходе (англ. *weakly coupled data assimilation*) каждый компонент объединенной системы обрабатывается отдельно. При сильно связанном подходе (англ. *strongly coupled data assimilation*) все переменные и компоненты объединенной системы обрабатываются одновременно в едином анализе.

Опыт ведущих научных центров показал, что для точного среднесрочного прогноза состояния вод и льда в Арктике требуются совместные модели динамики и термодинамики океана и морского льда. Таким образом, метод усвоения данных, позволяющий генерировать динамически согласованные океанические модельные поля с учетом состояния морского льда, может способствовать повышению точности климатических исследований и прогнозов погоды [5]. Важность выбора метода усвоения данных наблюдений для Арктического региона отмечается также в работе [6].

Цель данной работы – разработка совместной модели океана и морского льда с сильно связным усвоением имеющихся данных наблюдений и ее реализация для Арктического региона.

2. Совместная модель океана и морского льда с усвоением данных наблюдений

2.1. Совместная модель океан – лед

В данной работе мы используем глобальную совместную модель океана и морского льда, состоящую из модели общей циркуляции океана Института вычислительной математики и Института океанологии (модель ИВМИО, англ. *INMIO*) [7] и модели динамики и термодинамики льда *CICE 5.1*¹, работающих на массивно-параллельных компьютерах под управлением Компактной вычислительной платформы для совместного моделирования (англ. *Compact Modeling Framework, CMF*) [8]. Валидация совместной модели ИВМИО-*CICE* проведена в работе [9].

Модели океана и морского льда используют трехполярную сетку [10] с номинальным разрешением 0,25°. Количество горизонтов сетки океана по *z*-координате составляет 49, а вертикальный шаг увеличивается от 6 м у поверхности до 250 м у дна в глубоководной части. Данные о рельефе дна были интерполированы из массива *ETOPO5*², исключая внутренние водоемы и малые острова.

¹ CICE: The Los Alamos Sea Ice Model Documentation and Software User's Manual Version 5.1. Technical report / E. Hunke [et al.]. Los Alamos : Los Alamos National Laboratory, 2015. 116 p. (LA-CC-06-012).

² *ETOPO5*: Global Earth Topography, 5-minute, from NGDC : dataset / National Geophysical Data Center, NESDIS, NOAA. U.S. Department of Commerce, 1986. <https://doi.org/10.5065/D62F7KG0>

В данной работе применена та же конфигурация совместной модели ИВМИО-*CICE* с разрешением $0,25^\circ$, которая использовалась в работе [11]. В частности, для океана боковой обмен импульсом моделируется бигармоническим оператором. Коэффициент при операторе масштабируется пропорционально площади ячейки сетки в степени $3/2$ исходя из предположения баланса между параметризованным боковым обменом и явно разрешаемым адвективным переносом [12]. Экваториальное значение коэффициента взято равным $-1.5 \cdot 10^{11} \text{ м}^4/\text{с}$ в соответствии с работой [13]. Дополнительный бигармонический член Смагоринского в виде, представленном в [14], добавляется для обеспечения численной устойчивости. Боковое перемешивание тепла и соли аппроксимируется оператором Лапласа. Значение коэффициента при этом операторе составляет $300 \text{ м}^2/\text{с}$ на экваторе и масштабируется пропорционально площади ячейки сетки в степени $1/2$ [13]. Адвекция импульса аппроксимируется схемой центральных разностей, в то время как для адвекции тепла и соли используется схема переноса с коррекцией потоков [14]. Потоки тепла, массы и импульса между атмосферой и океаном рассчитываются по балк-формулам из работы [15] для атмосферного пограничного слоя.

В конфигурации модели *CICE* 5.1 лед в каждой ячейке сетки делится на пять категорий толщины с одной дополнительной категорией для снега. Таким образом, массив сплоченности льда (т. е. доли покрытой льдом площади ячейки сетки) для каждой категории используется в качестве основной переменной, характеризующей состояние льда в модели. Для моделирования реологии морского льда используется упруго-вязко-пластическое приближение, перенос льда выполняется по схеме направленных разностей. Для описания изменения температуры используется термодинамическая модель нулевого слоя, в которой лед считается пресным и имеет нулевую теплоемкость. Аналогичная конфигурация модели *CICE* используется во многих ключевых центрах оперативного прогнозирования состояния океана, в частности в системе *TOPAZ* (Норвегия), состоящей из совместной модели океана и морского льда (*HYCOM-CICE*) с усвоением данных методом *EnKF* (ансамблевый фильтр Калмана) [16].

Шаг по времени для компонентов ИВМИО и *CICE* составляет 10 мин. Взаимодействие моделей океана и льда происходит каждые 20 минут, при этом модель океана передает модели льда температуру и соленость на поверхности океана, компоненты горизонтальной скорости и наклона поверхности, потенциальную теплоту замерзания верхней расчетной ячейки, а модель льда передает соответственно сплоченность льда, компоненты напряжения горизонтального трения и потоки пресной воды, соли, тепла и проходящего коротковолнового излучения.

Перед экспериментами по усвоению данных наблюдений был проведен разгон совместной модели (англ. *spin up*) за период с 01.01.2009 по 31.08.2019, в ходе которого приземные поля атмосферы определялись по реанализу *ERA-Interim* [17], а решение модели сохранялось каждые 10 дней. Далее эти состояния начиная с 2011 г. использовались в качестве элементов ансамбля для аппроксимации ковариационных матриц в ходе экспериментов по усвоению данных (см. раздел 2.3 и табл. 1).

В рамках данной статьи основное внимание уделяется вопросам усвоения, в остальном следовали компромиссу между простотой, вычислительной стоимостью и физической адекватностью.

2.2. Усвоение данных на основе метода *EnOI*

Основные уравнения метода *EnOI* следующие [18]:

$$x_a = x_b + K(y_{\text{obs}} - Hx_b),$$

$$K = BH^T(HBH^T + R)^{-1}.$$

Здесь x_b (прогноз), x_a (анализ) – векторы модельного решения до и после усвоения (в английской литературе *background and analysis*) размера n ; n – произведение количества точек сетки на количество неизвестных величин;

$$n = [2(\text{температура и соленость}) \cdot 49 (\text{уровней модели}) + 2 (\text{уровень океана и сплоченность льда})] \cdot 1440720 \approx 10^8;$$

y_{obs} – вектор наблюдений размера m ; m – число точек наблюдения; $K(n \times m)$ – весовая матрица (в англ. литературе *Kalman gain matrix*); $R(m \times m)$ – ковариационная матрица инструментальных ошибок наблюдений; $H(m \times n)$ – матрица проектирования значений модели в пространство наблюдений; $B(n \times n)$ – ковариационная матрица ошибок модели.

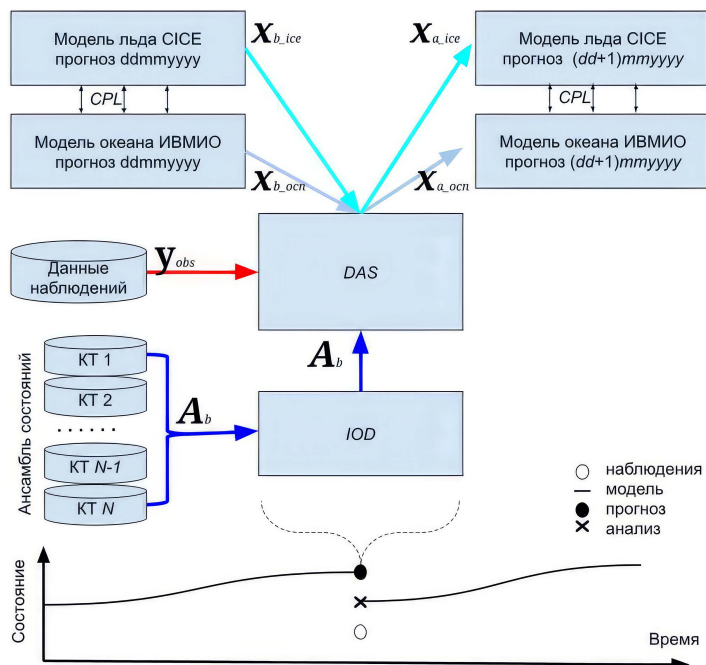
Основная идея ансамблевого метода заключается в том, что ковариационная матрица B получается из ансамбля векторов состояния модели (выборки) [19].

Пусть $A_b = [x_b^1 \dots x_b^N]$ – $[\bar{x}_b \dots \bar{x}_b]$ – матрица размера $n \times N$, где N – количество элементов ансамбля (обычно не более 100), столбцы которой равны векторам состояния модели за вычетом среднего по ансамблю, то есть $\bar{x}_b = \frac{1}{N} [x_b^1 + \dots + x_b^N]$. Тогда матрица ковариаций ошибок модели, построенная на основании этой выборки: $B^{\text{en}} = \frac{1}{N-1} A_b (A_b)^T$.

2.3. Программная реализация *EnOI*

Процедура усвоения данных инкапсулирована в сервис ассимиляции данных (англ. *Data Assimilation System, DAS*) платформы *CMF3.0* [20]. Сервис работает параллельно на отдельных процессорных ядрах и может использоваться одновременно для нескольких модельных компонентов (океана, льда, атмосферы и т. д.). При этом отсутствует явная зависимость от уравнений модели, разностных схем и модельных параметризаций. Используются только выходные данные модельных расчетов в виде ансамблевых векторов, на основе которых аппроксимируется матрица ковариаций ошибок модели B .

Схема передачи данных между моделью океана (*OCN*), моделью морского льда (*ICE*), сервисами обмена граничными условиями (каплер, англ. *coupler, CPL*), усвоения данных (*DAS*) и ввода-вывода (англ. *Input-Output Data, IOD*) в рамках совместной модели под управлением *CMF* представлена на рис. 1. Вопросы параллельного масштабирования системы *INMIO-CMF* обсуждались в работе [8].



Р и с. 1. Принципиальная схема передачи данных между моделями океана (OCN) и льда (ICE), каплером (CPL), сервисом усвоения данных (DAS), сервисом работы с файловой системой (IOD) в рамках CMF3.0. Снизу показана временная шкала изменения вектора состояния модели при интегрировании модели и усвоении данных

F i g. 1. Schematic diagram of data transfer between the ocean (OCN) and sea ice (ICE) models, the coupler (CPL), the Data Assimilation Service (DAS), and the service of file system operation (IOD) within the framework of CMF3.0. Below is a timeline of the change of model state vector during model integration and data assimilation

Раз в модельные сутки векторы состояния модели океана x_b и модели льда x_b передаются через кластерный интерконнект в сервис DAS. В сервисе DAS на основе океанических и ледовых данных наблюдений и с использованием ансамбля состояний за предыдущие модельные годы (который асинхронно считывается из файловой системы раз в модельный месяц) происходит усвоение данных в сильно связанном режиме, после чего векторы анализа x_a модели океана и x_a модели льда отправляются обратно в соответствующие модели и используются в качестве начальных условий на следующие сутки интегрирования совместной модели. Для метода *EnOI* требуется интегрировать по времени лишь одну модель, а не N , как в методе *EnKF*, так как используются ранее сохраненные модельные поля (модельные контрольные точки, сокр. КТ) за предыдущие годы расчета [21, 22].

При вызове сервиса DAS для аппроксимации матрицы ковариации ошибок модели B^{en} используется ансамбль состояний модели океана и морского льда за тот же или смежный календарный месяц, но за предыдущие годы расчета совместной модели ИВМИО-CICE. А именно: каждый элемент ансамбля включает трехмерные массивы температуры $T(x, y, z)$ и солёности $S(x, y, z)$, а также двумерные массивы уровня морской поверхности $SSL(x, y)$ и концентрации морского льда $AICE(x, y)$, объединенные в одномерный массив, при

этом все физические данные «обезразмерены» путем деления на величину характерной ошибки для каждого типа данных. Столбцы матрицы A_b представляют собой указанные векторы за вычетом их среднего значения по ансамблю (см. раздел 2.2).

Размер ансамбля был выбран равным 50 исходя из скорости уменьшения погрешности, оцененной в численных экспериментах [23]. Рассчитанная таким образом ковариационная матрица ошибок модели B^{en} будет учитывать корреляцию между различными модельными переменными: уровнем моря, концентрацией льда, температурой и соленостью на разных модельных горизонтах (табл. 1). Таким образом, усвоение даже одного типа данных наблюдений скорректирует весь вектор модельного решения.

Т а б л и ц а 1
Table 1

Состав и размер векторов x_a, x_b, y_{obs} и матрицы A_b
Composition and size of vectors x_a, x_b, y_{obs} , and matrix A_b

Параметр / Parameter	Векторы состояния модели (прогноз и анализ) x_a, x_b / Vectors of model state (forecast and analysis) x_a, x_b	Вектор данных наблюдений y_{obs} / Vector of observational data y_{obs}	Матрица ансамбля A_b / Ensemble matrix A_b
Размер / Size	$n \approx 10^8$	$m \approx 10^5$	$N \times N^{**}$; $N = 50$
Состав / Composition	<p>Поля модели ИВМИО: – температура воды T^{3d} и соленость S^{3d} (49 горизонтов); – уровень океана SSL^{2d} / Fields of INMIO model: – water temperature T^{3d} and salinity S^{3d} (49 horizons); – ocean level SSL^{2d}</p> <p>Поля модели льда $CICE$: – сплоченность льда $AICE^{2d}$ / Fields of $CICE$ ice model: – ice concentration $AICE^{2d}$</p>	<p>Данные наблюдений: – профили <i>Argo</i> (T, S), $\times 10^3$ (профилей в сутки); – уровень <i>ADT along-track, Jason-3</i>, проект <i>AVISO</i>, $\times 10^3$ (точек в сутки); – сплоченность (концентрация) льда <i>SIC</i> (англ. <i>sea ice concentration</i>), проект <i>EUMETSAT OSI SAF</i>, [0,1; 0,9] * / Observational data: – <i>Argo</i> profiles (T, S), $\times 10^3$ (profiles per day); – <i>ADT level of along-track, Jason-3, AVISO</i> project, $\times 10^3$ (points per day); – sea ice concentration <i>SIC</i>, <i>EUMETSAT OSI SAF</i> project, [0,1; 0,9] *</p>	<p>КТ модели за 2011–2019 гг. отбираются за ± 1 месяц от даты анализа <i>DDMM</i> / CP models for 2011–2019 are selected starting from the <i>DDMM</i> analysis date ± 1 month</p>

* При препроцессинге выбираются точки, где сплоченность находится в этих пределах, чтобы выделить информацию о границе ледового покрова.

* To derive information on the ice cover boundary, the points where the concentration is within these limits, are selected during preprocessing.

** Количество элементов ансамбля.

** Amount of ensemble elements.

Использованы следующие данные наблюдений:

- профили температуры и солёности *in situ*, полученные с буев *Argo* ³;
- данные спутниковой альтиметрии об абсолютной динамической топографии (англ. *Absolute Dynamic Topography, ADT*) проекта *AVISO* (спутники *Jason-3*) ⁴;
- концентрация морского льда *AMSR-2*, полученная с помощью спутникового комплекса *EUMETSAT* для изучения океана и морского льда (англ. *Ocean and Sea Ice Satellite Application Facility, OSI SAF*) ⁵.

2.4. Особенности усвоения данных в совместной модели океан – лед

Широко используемое слабо связанное усвоение данных в форме «притяжки» (англ. *nudging*) для модели *CICE 5.1* и метода *EnOI* для модели ИВМИО оказалось неподходящим для наших задач. Численные эксперименты показали, что во время расчетов в модели ИВМИО-*CICE* с усвоением данных по такой схеме регулярно возникает несогласованность модельных полей океана и льда. Как следствие, она приводила к сбою в расчетах из-за нарушения динамико-термодинамического баланса и к физически некорректным модельным полям.

Это свидетельствует о наличии сложного динамико-термодинамического баланса в модели *CICE 5.1*, когда резкое изменение одного из полей в модели льда или поступление несогласованных граничных условий из модели океана может приводить к ошибкам в расчете других полей. Таким образом, необходимо согласовать термодинамические и динамические поля на этапе их коррекции с помощью усвоения данных, в частности согласовать поля температуры и солёности в океане, а также поля концентрации и толщины в модели льда.

В результате в совместной модели океан – лед был реализован подход *сильно связанного усвоения данных*, когда усвоение для обоих компонентов выполняется в отдельном сервисе *DAS* с объединенным анализом расчетных полей из двух моделей. Однако для плавной взаимной адаптации потребовалось реализовать интерфейс для модели льда. Основная цель данного интерфейса – изменить внутренние переменные модели *CICE 5.1* так, чтобы общая сплоченность льда в ячейке соответствовала переданной в процедуру из сервиса усвоения *DAS*.

Изменение модельных переменных происходит в два этапа. На первом этапе определяются ячейки, в которых в модельном решении задана ненулевая сплоченность, и эта сплоченность составляет долю не менее α_{limit} (экспериментально выбрана равной 0,01) от целевой сплоченности, полученной из блока

³ Argo float data and metadata from Global Data Assembly Centre (Argo GDAC) : dataset. SEANOE, 2023. <https://doi.org/10.17882/42182>

⁴ Jason-3 Project Status : presentation / W. Bannoura [et al.]. Boulder, 2013. 26 slides. URL: http://www.avisio.altimetry.fi/fileadmin/documents/OSTST/2013/oral/Zaouche_Jason-3_mission_status_v1.pdf (date of access: 10.02.2026).

⁵ Product user manual for OSI SAF global sea ice concentration. Product OSI-401-b. Version 1.6 : Technical report / R. Tonboe [et al.]. OSI SAF, 2017. 25 p. URL: https://osisaf-hl.met.no/sites/osisaf-hl/files/user_manuals/osisaf_cdop3_ss2_pum_ice-conc_v1p6.pdf (date of access: 10.02.2026). EDN XGWBON.

DAS. Для этих ячеек выполняется процедура коррекции модельного решения, при которой сохраняются некоторые указанные ниже свойства. Для прочих ячеек, в которых, по данным сервиса *DAS*, должен появиться лед, происходит реинициализация ледового поля. Особенности реализации этих двух шагов будут описаны далее.

Одна из основных сложностей заключается в необходимости корректировки ледовых полей по интегральной характеристике (сплоченности), в то время как в модели льда прогностическими переменными являются частичные сплоченности для каждой категории толщины. Для того чтобы сохранить информацию о структуре модельного решения, изменения частичной сплоченности и частичного объема льда и снега происходят пропорционально распределению сплоченности по категориям исходного модельного состояния. Это соответствует пропорциональному увеличению функции распределения льда по толщине. При этом средняя толщина льда в каждой категории и общая средняя толщина льда остаются неизменными, и переход льда между категориями не происходит.

Внутренние динамические и термодинамические переменные модели льда при данной процедуре не корректируются. С точки зрения термодинамики льда такая процедура не приводит к дисбалансу, так как основные уравнения для каждой категории одномерные и записаны для столба льда, толщина которого не изменяется. Влияние данной процедуры на динамическую подмодель будет исследовано в дальнейшем, однако на практике не было заметно образования существенного шума в динамических переменных решения.

При реинициализации модельного решения (когда, например, необходимо образовать лед в модели на открытой воде) процедура должна, помимо изменения массивов сплоченности и объема льда в модели *CICE*, дополнительно определить в данной ячейке другие переменные. Эта процедура во многом повторяет реализацию инициализации модельных полей в исходной модели. Предполагается, что в случае отсутствия информации о толщине наблюдаемого поля льда (как в данном эксперименте) процедура задает распределение льда по категориям толщины в соответствии с квадратичной функцией, максимум которой приходится на заранее выбранную толщину $h_{\text{new_ice}}$ (экспериментально выбрано значение, равное 0,5 м). Дополнительно задается толщина снега (экспериментально выбрано значение 0,1 м), поверхностная температура (минимум из температуры атмосферы и температуры замерзания), нулевая соленость и энтальпия пресного льда. Динамические переменные полагаются равными нулю.

Таким образом, происходит постепенное изменение сплоченности льда. Преимущество перед слабо связным усвоением заключается в том, что при последующей коррекции сплоченности льда учитываются и другие поля модели (температура воды, соленость, уровень моря), что обеспечивает их согласование не только через механизм обмена граничными условиями.

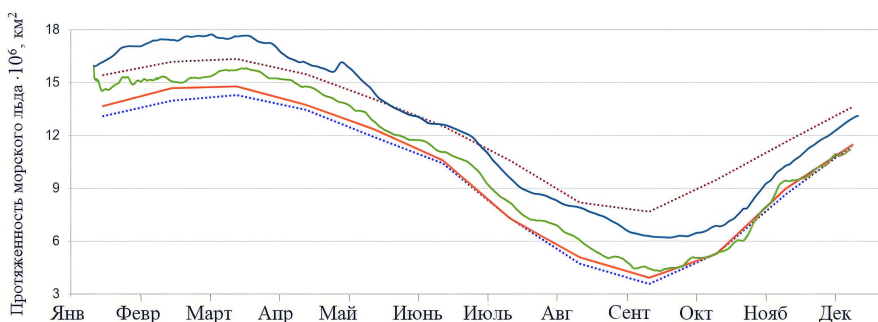
3. Результаты и обсуждение

Эксперименты по моделированию циркуляции воды и морского льда в Арктике в 2020 г.

Предложенный подход к усвоению данных в сильно связанном режиме был проверен в серии численных экспериментов с глобальной совместной моделью океана и льда ИВМИО-*CICE* с разрешением $0,25^\circ$. Модель была настроена на атмосферные данные оперативных прогнозов (*Global Forecast System, GFS*), накопленные с 01.01.2020 по 31.12.2020. Было проведено два эксперимента:

- **h01** – контрольный прогон без усвоения данных наблюдений;
- **h02** – эксперимент с сильно связным усвоением данных температуры воды, солёности, высоты уровня поверхности океана и концентрации морского льда.

3.1. Протяженность льда в Арктике в 2020 г. На рис. 2 и в табл. 2 сравниваются годовые изменения протяженности морского льда в Северном полушарии в 2020 г., полученные в экспериментах **h01** (без *DAS*) и **h02** (с *DAS*), с данными анализа, предоставленными Национальным центром данных по снегу и льду (англ. *National Snow and Ice Data Center, NSIDC*)⁶. Видно, что благодаря усвоению данных наблюдений удалось значительно повысить точность моделирования морского ледового покрова. Среднегодовая погрешность снизилась с 27 до 7%. На рис. 2 также показано, что в эксперименте без усвоения данных **h01** полученная площадь льда даже не укладывалась в коридор межгодовой изменчивости за 1979–2019 гг. В то же время при усвоении данных в эксперименте **h02** мы можем видеть четкое соответствие моделирования данным анализа.



Р и с. 2. Протяженность морского льда в Северном полушарии за 2020 г., по данным *NSIDC* (красная сплошная линия) и по результатам моделирования ИВМИО-*CICE*: контрольный эксперимент **h01** без усвоения данных (синяя сплошная линия) и эксперимент **h02** с усвоением данных через сервис *DAS* (зеленая сплошная линия). Голубой пунктирной линией показан минимум, коричневой – максимум протяженности морского льда по данным *NSIDC* за 1979–2019 гг.
F i g. 2. Sea ice extent in the Northern Hemisphere for 2020 based on the *NSIDC* data (red solid line) and the *INMIO-CICE* modeling results: control experiment **h01** without data assimilation (blue solid line) and experiment **h02** with data assimilation via the *DAS* service (green solid line). Blue and brown dotted lines show the minimum and the maximum of sea ice extent, respectively, based on the *NSIDC* data for 1979–2019

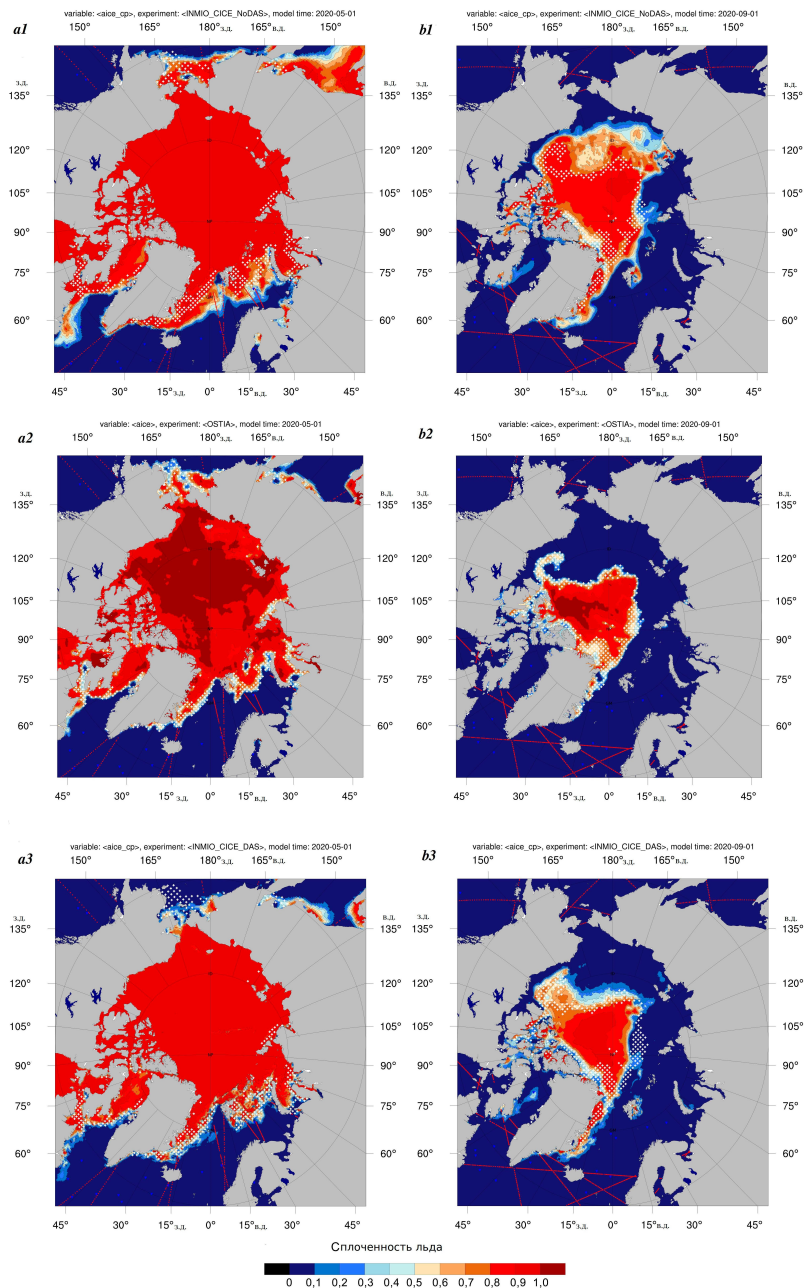
⁶ Sea ice and snow cover extent // NCEI : [site]. 2021. URL: <https://www.ncdc.noaa.gov/snow-and-ice/extent/> (date of access: 10.02.2026).

Т а б л и ц а 2
T a b l e 2

Сравнение протяженности морского льда в Северном полушарии за 2020 г. по месяцам по данным *NSIDC* и по результатам моделирования ИВМИО-*CICE* без усвоения данных (контрольный эксперимент *h01*) и с усвоением данных через сервис *DAS* (эксперимент *h02*)
Comparison of sea ice extent by months in the Northern Hemisphere for 2020 based on the *NSIDC* data and the *INMIO-CICE* modeling results without (control experiment *h01*) and with (experiment *h02*) data assimilation via the *DAS* service

Месяц / Month	$h01 \cdot 10^6, \text{ км}^2 /$ $h01 \cdot 10^6, \text{ км}^2$	Отклонение $h01, \% /$ Deviation $h01, \%$	$h02 \cdot 10^6, \text{ км}^2 /$ $h02 \cdot 10^6, \text{ км}^2$	Отклонение $h02, \% /$ Deviation $h02, \%$	$NSIDC \cdot 10^6, \text{ км}^2 /$ $NSIDC \cdot 10^6, \text{ км}^2$
Январь / January	16,63	22	14,97	10	13,65
Февраль / February	17,45	19	15,17	3	14,68
Март / March	17,50	18	15,58	5	14,78
Апрель / April	16,13	17	14,66	7	13,73
Май / May	14,44	17	12,73	3	12,36
Июнь / June	12,49	18	11,02	4	10,58
Июль / July	9,62	32	8,09	11	7,28
Август / August	7,77	53	5,93	17	5,08
Сентябрь / September	6,42	64	4,56	16	3,92
Октябрь / October	7,03	33	5,55	5	5,28
Ноябрь / November	10,28	14	9,05	1	8,99
Декабрь / December	13,32	13	11,86	1	11,77
Среднее за 2020 г. / Average for 2020	12,42	27	10,76	7	10,18

3.2. Анализ точности прогноза в Арктике. На рис. 3 показаны поля сплошности льда, полученные в экспериментах *h01* и *h02*, в сопоставлении с независимыми данными наблюдений *OSTIA* (англ. *Operational Sea Surface Temperature and Sea Ice Analysis*) [24] за 1 мая и 1 сентября (месяцы, когда начинается и заканчивается активное таяние льда в Арктике). Из рисунка видно, что модельные поля без усвоения излишне гладкие, не наблюдается вихревой динамики, что характерно для моделей с разрешением $0,25^\circ$. Стоит также отметить, что в совместной модели наблюдается завышенное количество льда и граница ледового покрова воспроизводится неверно. За счет усвоения в эксперименте *h02* площадь ледового покрова существенно уменьшилась, так что модельное решение стало лучше соответствовать данным *OSTIA*.



Р и с. 3. Поля сплоченности льда за 1 мая (*a1*, *a2*, *a3*) и 1 сентября (*b1*, *b2*, *b3*) 2020 г.: *a1* и *b1* – в контрольном эксперименте **h01**; *a3* и *b3* – в эксперименте с усвоением *DAS* **h02** (белыми крестиками показана граница ледового покрова по данным *OSI SAF*, сплоченность в диапазоне 0,1...0,9; синими треугольниками – буи *Argo*; красными крестиками – данные спутниковой альтиметрии вдоль трека спутника *Jason-3*); *a2* и *b2* – по независимым данным наблюдений *OSTIA*

Fig. 3. Ice concentration fields for May 1 (*a1*, *a2*, *a3*) and September 1 (*b1*, *b2*, *b3*), 2020: *a1* and *b1* in the control experiment **h01**; *a3* and *b3* in the experiment with *DAS* assimilation **h02** (white crosses show ice cover boundary according to the *OSI SAF* data and concentration in the range 0.1...0.9; blue triangles denote *Argo* floats; red crosses show satellite altimetry data along the *Jason-3* satellite track); *a2* and *b2* are based on the *OSTIA* independent observational data

На рис. 4 и 5 показаны графики среднеквадратичных ошибок (СКО) полей температуры воды (в сравнении с данными буев *Argo*) и сплоченности льда (по точкам в окрестности ледовой кромки, в которых сплоченность находится в диапазоне $[0,1; 0,9]$, севернее 30° с. ш.) для контрольного эксперимента без усвоения **h01** и для эксперимента **h02** до усвоения (ошибка прогноза) и после него (ошибка анализа). Из графиков следует, что усвоение дает правильный знак коррекции, а разница между ошибками в прогнозе и в контрольном эксперименте составляет около $0,5^\circ\text{C}$. Средняя по времени эксперимента ошибка прогноза равна примерно 1°C для данных ТПО и $0,2$ для концентрации льда. Это согласуется с данными *Copernicus Marine Environment Monitoring Service (CMEMS)*⁵, в которых *RMS* для суточного прогноза ТПО составляет $0,8^\circ\text{C}$, а для концентрации льда – около $0,2$. Использованная методика расчета ошибок для концентрации морского льда представлена в работе [25].

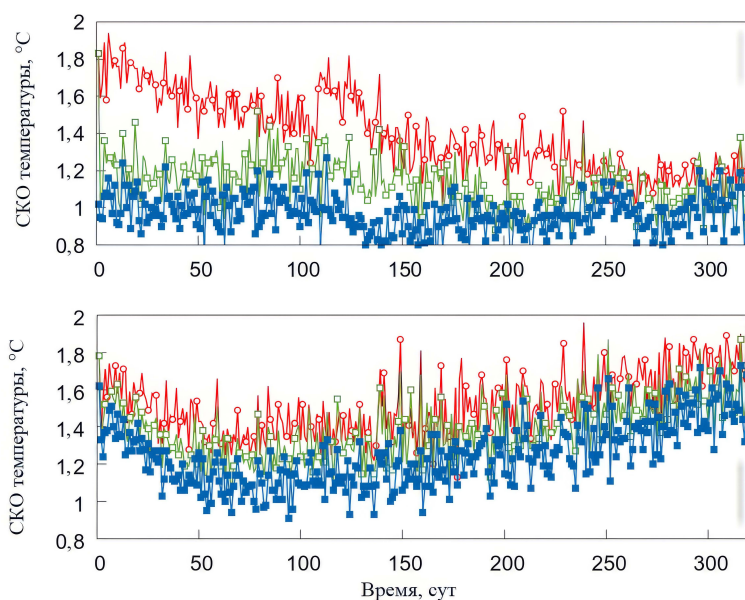


Рис. 4. Среднеквадратичная ошибка (СКО) температуры воды для контрольного эксперимента без усвоения **h01** (красная линия) и ошибки прогноза (зеленая линия) и анализа (синяя линия) в эксперименте с усвоением **h02** для поля температуры на глубине 3 м (*сверху*) и 105 м (*снизу*) при сравнении с данными дрейфтеров *Argo*

Fig. 4. Standard error of water temperature for the control experiment without assimilation **h01** (red line) and errors in forecast (green line) and analysis (blue line) in the experiment with assimilation **h02** for temperature field at the 3 m (*top*) and 105 m (*bottom*) depths when compared with the *Argo* data

Усвоение стандартными методами данных наблюдений в модели динамически сложной нелинейной системы двухфазной среды лед – океан сопряжено со сложностями: данные поступают с различных платформ, имеющих различные пространственно-временные характеристики, и часто характеризуют только один параметр системы, что приводит к дисбалансу и, как следствие, к нефизическим аномалиям в решении модели, которые, в свою очередь, могут приводить к неустойчивости прогноза. Предложенный в работе сильно связанный подход (*strongly coupled data assimilation*) к усвоению данных в совмест-

ных моделях лед – океан, заимствованный из метеорологических прогностических систем [4, 26], позволяет обрабатывать все переменные и компоненты одновременно в едином анализе, что снижает риск дисбаланса.

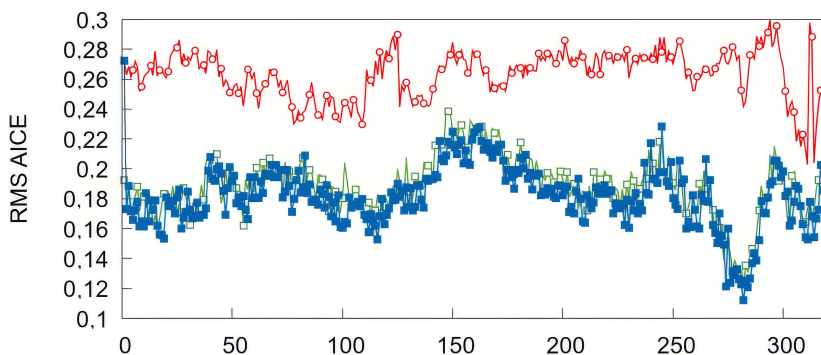


Рис. 5. Среднеквадратичная ошибка (СКО) сплоченности льда для контрольного эксперимента без усвоения *h01* (красная линия) и ошибки прогноза (зеленая линия) и анализа (синяя линия) в эксперименте с усвоением *h02* для поля сплоченности льда при сравнении с данными *OSI SAF*
Fig. 5. Standard error of ice concentration for the control experiment without assimilation *h01* (red line) and the errors of forecast (green line) and analysis (blue line) in the experiment with assimilation *h02* for ice concentration field when compared with the *OSI SAF* data.

Выполненный ретроспективный прогноз за 2020 г. показал, что разработанный метод обеспечивает точность, сравнимую с другими современными оперативными системами прогнозирования морского льда [27]. Положительный эффект от усвоения сохраняется на всех рассмотренных горизонтах и в течение всего эксперимента, что подтверждает эффективность сильно связанного подхода для задач прогнозирования состояния Арктики.

Заключение

В работе впервые в России предложен, реализован и опробован для Арктического региона сильно связанный подход к усвоению данных в модели лед – океан. Подход основан на одновременном анализе широкого спектра усваиваемых данных наблюдений (температура и соленость воды по данным *Argo*, абсолютная динамическая топография уровня моря *AVISO*, концентрация морского льда *OSI SAF*). Сильно связанный метод реализован в рамках модели прогноза, основанной на параллельной вычислительной программной системе *INMIO-CICE5.1-CMF3.1-DAS*.

Численные эксперименты за 2020 г. показали, что сильно связанное усвоение данных позволяет:

- снизить среднегодовую погрешность воспроизведения протяженности льда с 27 до 7 % по сравнению с данными *NSIDC*;
- уменьшить СКО температуры воды до 0,8 °С, а концентрации льда в районе кромки – до 0,2;
- улучшить согласие модельных полей с независимыми данными *OSTIA*, особенно в периоды активного таяния льда.

Метод и его программный код могут быть адаптированы и применены для других совместных моделей лед – океан с усвоением данных. Код будет раз-

мещен в открытом доступе на сайте <http://model.ocean.ru>. Дальнейшие исследования будут направлены на повышение пространственно-временного масштаба совместной модели океан – морской лед и подключение новых данных наблюдений для усвоения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. A review on Arctic sea-ice predictability and prediction on seasonal to decadal time-scales / V. Guemas [et al.] // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2016. Vol. 142, no. 695. P. 546–561. EDN WOVJWV. <https://doi.org/10.1002/qj.2401>
2. Weakly coupled atmosphere–ocean data assimilation in the Canadian global prediction system (v1) / S. Skachko [et al.] // Geoscientific Model Development. 2019. Vol. 12, iss. 12. P. 5097–5112. EDN DVEWBZ. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-5097-2019>
3. Progress and challenges in short- to medium-range coupled prediction / G. Brassington [et al.] // Journal of Operational Oceanography. 2015. Vol. 8, no. S2. P. s239–s258. <https://doi.org/10.1080/1755876X.2015.1049875>
4. Penny S. G., Hamill T. M. Coupled Data Assimilation for Integrated Earth System Analysis and Prediction // Bulletin of the American Meteorological Society. 2017. Vol. 98, no. 7. P. ES169–ES172. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0036.1>, 2017.
5. Optimising assimilation of sea ice concentration in an Earth system model with a multicategory sea ice model / M. Kimmritz [et al.] // Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography. 2018. Vol. 70, no. 1. 1435945. EDN PFINQR. <https://doi.org/10.1080/16000870.2018.1435945>
6. Фомин В. В., Дианский Н. А. Влияние способов усвоения спутниковых данных о температуре поверхности моря на воспроизведение гидрофизических полей Черного, Азовского и Мраморного морей в модели INMOM // Метеорология и гидрология. 2023. № 2. С. 15–30. EDN TNZUIL. <https://doi.org/10.52002/0130-2906-2023-2-15-30>
7. Ибраев Р. А., Хабеев Р. Н., Ушаков К. В. Вихреразрешающая 1/10° модель Мирового океана // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2012. Т. 48, № 1. С. 45–55. EDN OOWHJD.
8. Compact Modeling Framework v3.0 for high-resolution global ocean–ice–atmosphere models / V. V. Kalmykov [et al.] // Geoscientific Model Development. 2018. Vol. 11, iss. 10. P. 3983–3997. EDN YFPVCV. <https://doi.org/10.5194/gmd-11-3983-2018>
9. Сезонная изменчивость циркуляции вод и морского льда в Северном Ледовитом океане в модели высокого разрешения / Л. Ю. Кальницкий [и др.] // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2020. Т. 56, № 5. С. 598–610. EDN QNBVHV. <https://doi.org/10.31857/S0002351520050065>
10. Murray R. J. Explicit Generation of Orthogonal Grids for Ocean Models // Journal of Computational Physics. 1996. Vol. 126, iss. 2. P. 251–273. <https://doi.org/10.1006/jcph.1996.0136>
11. Supercomputing the Seasonal Weather Prediction / R. Fadeev [et al.] // Supercomputing. Cham : Springer, 2019. P. 415–426. (Communications in Computer and Information Science ; vol. 1129). https://doi.org/10.1007/978-3-030-36592-9_34
12. Griffies S. M., Hallberg R. W. Biharmonic friction with a Smagorinsky-like viscosity for use in large-scale eddy-permitting ocean models // Monthly Weather Review. 2000. Vol. 128. P. 2935–2946, <https://doi.org/10.1175/1520-0493/>
13. Definition of the interannual experiment ORCA025-B83, 1958-2007 / R. Dussin [et al.]. Brest, France : Laboratoire de Physique des oceans, 2009. 37 p. (LPO Report 09-02).
14. Zalesak S. T. Fully multidimensional flux-corrected transport algorithms for fluids // Journal of Computational Physics. 1979. Vol. 31, iss. 3. P. 335–362. [https://doi.org/10.1016/0021-9991\(79\)90051-2](https://doi.org/10.1016/0021-9991(79)90051-2)
15. Launiainen J., Vihma T. Derivation of turbulent surface fluxes – An iterative flux-profile method allowing arbitrary observing heights // Environmental Software. 1990. Vol. 5, no. 3. P. 113–124. [https://doi.org/10.1016/0266-9838\(90\)90021-W](https://doi.org/10.1016/0266-9838(90)90021-W)

16. TOPAZ4: an ocean-sea ice data assimilation system for the North Atlantic and Arctic / P. Sakov [et al.] // *Ocean Science*. 2012. Vol. 8. P. 633–656. <https://doi.org/10.5194/os-8-633-2012>
17. The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system / D. P. Dee [et al.] // *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 2011. Vol. 137, iss. 656. P. 553–597. <https://doi.org/10.1002/qj.828>
18. *Evensen G.* Data Assimilation: The Ensemble Kalman Filter. Berlin ; Heidelberg : Springer-Verlag, 2006. 307 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-03711-5>
19. *Evensen G.* The Ensemble Kalman Filter: Theoretical Formulation and Practical Implementation // *Ocean Dynamics*. 2003. Vol. 53. P. 343–367. <https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9>
20. *Kaurkin M., Ibrayev R., Koromyslov A.* EnOI-based data assimilation technology for satellite observations and ARGO float measurements in a high resolution Global Ocean Model using the CMF platform // *Supercomputing / Eds. V. Voevodin, S. Sobolev.* Springer, 2016. P. 57–66. (Communications in Computer and Information Science ; vol. 687). https://doi.org/10.1007/978-3-319-55669-7_5
21. *Sakov P., Sandery P. A.* Comparison of EnOI and EnKF regional ocean reanalysis systems // *Ocean Modelling*. 2015. Vol. 89. P. 45–60. <https://doi.org/10.1016/j.ocemod.2015.02.003>
22. Ocean data assimilation: a case for ensemble optimal interpolation / P. R. Oke [et al.] // *Australian Meteorological and Oceanographic Journal*. 2010. Vol. 59. P. 67–76.
23. *Кауркин М. Н., Ибраев Р. А., Беляев К. П.* Усвоение данных АРГО в модель динамики океана с высоким разрешением по методу ансамблевой оптимальной интерполяции (EnOI) // *Океанология*. 2016. Т. 56, № 6. С. 852–860. EDN XGWBON. <https://doi.org/10.7868/S0030157416060058>
24. The Current Configuration of the OSTIA System for Operational Production of Foundation Sea Surface Temperature and Ice Concentration Analyses / S. Good [et al.] // *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, iss. 4. 720. EDN BWGEDA. <https://doi.org/10.3390/rs12040720>
25. *Melson A., Palerme C., Müller M.* Validation metrics for ice edge position forecasts // *Ocean Science*. 2019. Vol. 15, iss. 3. P. 615–630. <https://doi.org/10.5194/os-15-615-2019>
26. Implementing operational ocean monitoring and forecasting systems / E. A. Fanjul [et al.]. Paris, France : IOC-UNESCO, 2022. 376 p. (GOOS-275). <https://doi.org/10.48670/ETOOFS>
27. Review article: Towards strongly coupled ensemble data assimilation with additional improvements from machine learning / E. Kalnay [et al.] // *Nonlinear Processes in Geophysics*. 2023. Vol. 30, iss. 2. P. 217–236. EDN LRCCPV. <https://doi.org/10.5194/npg-30-217-2023>

Об авторах:

Кауркин Максим Николаевич, научный сотрудник, группа моделирования изменчивости климата океанов и морей, ФГБУН Институт океанологии им. П. П. Ширшова РАН (117997, Россия, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 36), кандидат физико-математических наук, **SPIN-код: 8374-6238, Scopus Author ID: 57190488613, ORCID ID: 0000-0002-0921-3630, ResearcherID: S-1416-2016**, kaurkin.mn@ocean.ru

Кальницкий Леонид Юрьевич, ведущий инженер, группа моделирования изменчивости климата океанов и морей, ФГБУН Институт океанологии им. П. П. Ширшова РАН (117997, Россия, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 36), **Scopus Author ID: 57219609143, ORCID ID: 0009-0005-4023-2257**, leonid.kalnitsckij@yandex.ru

Ушаков Константин Викторович, старший научный сотрудник, группа моделирования изменчивости климата океанов и морей, ФГБУН Институт океанологии им. П. П. Ширшова РАН (117997, Россия, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 36), кандидат физико-математических наук, **SPIN-код: 6997-1295, Scopus Author ID: 55015342700, ORCID ID: 0000-0002-8454-9927, ResearcherID: U-6185-2017**, ushakovkv@mail.ru

Ибраев Рашит Ахметзиевич, главный научный сотрудник, ФГБУН Институт вычислительной математики им. Г. И. Марчука РАН (119333, Россия, Москва, ул. Губкина, д. 8), ФГБУН Институт океанологии им. П. П. Ширшова РАН (117997, Россия, г. Москва, Нахимовский проспект, д. 36), доктор физико-математических наук, член-корреспондент РАН, **SPIN-код: 9003-9192, Scopus Author ID: 6602387822, ResearcherID: S-6750-2016, ORCID ID: 0000-0002-9099-4541**, ibrayev@mail.ru