

УДК 551.463

© Т. Я. Шульга, В. В. Суслин

Морской гидрофизический институт РАН, Севастополь, Россия  
shulgaty@mail.ru

## ИССЛЕДОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИИ ПАССИВНОЙ ПРИМЕСИ В ПОВЕРХНОСТНОМ СЛОЕ АЗОВСКОГО МОРЯ НА ОСНОВЕ УСВОЕНИЯ ДАННЫХ СКАНЕРА MODIS-Aqua В ГИДРОДИНАМИЧЕСКУЮ МОДЕЛЬ

Статья поступила в редакцию 24.11.2017, после доработки 26.06.2018.

Выполнено гидродинамическое моделирование акватории Азовского моря на основе *Princeton Ocean Model* при задании атмосферного воздействия по модели *SKIRON* для периода 2013—2014 гг. На основе совместного анализа результатов численного моделирования и космического мониторинга по данным спутника *Aqua (MODIS)* исследованы особенности пространственно-временной динамики оптически активной взвеси в Азовском море. Взвешенные вещества различного происхождения проявляется в суммарном индексе поглощения света, или обратного рассеяния света морской водой. Новые алгоритмы применены для определения согласованности данных, полученных методами дистанционного зондирования морской поверхности из космоса, модельных решений и их сочетанием. Комплекс программ реализует алгоритм усвоения данных наблюдений и позволяет выполнять моделирование процесса распространения взвешенных и растворенных веществ основанный на интегрировании уравнения переноса и диффузии. Обсуждаются методы совместного использования информации, дана оценка качества модельного прогноза в зависимости от интервалов усвоения спутниковой информации. Показано, что последовательная схема усвоения данных наблюдений улучшает прогноз распространения взвешенных веществ по модели даже при неинформативных спутниковых изображениях. Численные эксперименты по оценке много-спектральных изображений показали эффективность предложенных в работе алгоритмов.

**Ключевые слова:** Азовское море, эволюция взвешенных веществ, дистанционные наблюдения, численное моделирование, сравнительный анализ спутниковых и модельных данных.

*T. Ya. Shul'ga, V. V. Suslin*

Marine Hydrophysical Institute, Russian Academy of Sciences, Sevastopol, Russia

## INVESTIGATION OF THE EVOLUTION OF THE SUSPENDED SOLIDS IN THE SEA OF AZOV BASED ON THE ASSIMILATION OF SATELLITE DATA IN A HYDRODYNAMIC MODEL

Received 24.11.2017, in final form 26.06.2018.

Hydrodynamic modeling of the Azov Sea water area based on the *Princeton Ocean Model* was performed to determine the atmospheric impact of the *SKIRON* model for the period 2013—2014. Based on a joint analysis of the results of numerical modeling and space monitoring from the *Aqua* satellite (*MODIS*) data, the features of the space-time dynamics of the optical active matter in the Sea of Azov are investigated. Suspended substances of various origins are manifested in the total index of light absorption, or backscattering of light by sea water. New algorithms are used to determine the consistency of data obtained by remote sensing methods of the sea surface from space, model solutions and their combination. The program complex implements an algorithm for assimilation of observational data and allows modeling of the process of propagation of suspended and dissolved matter based on the integration of the transport and diffusion equation. Methods of information sharing are discussed, an estimation of the quality of the model forecast is given depending on the intervals of mastering the satellite information. It is shown that a consistent scheme of assimilation of observational data improves the forecast of propagation of suspended solids by the model even with non-informative satellite images. Numerical experiments on the evaluation of multispectral images have shown the effectiveness of the algorithms proposed in the work.

Ссылка для цитирования: Шульга Т. Я., Суслин В. В. Исследование эволюции пассивной примеси в поверхностном слое Азовского моря на основе усвоения данных сканера MODIS-Aqua в гидродинамическую модель // Фундаментальная и прикладная гидрофизика. 2018. Т. 11, № 3. С. 73—80.

For citation: *Shul'ga T. Ya., Suslin V. V.* Investigation of the evolution of the suspended solids in the Sea of Azov based on the assimilation of satellite data in a hydrodynamic model. *Fundamentalnaya i Prikladnaya Gidrofizika*. 2018, 11, 3, 73—80.

doi: 10.7868/S2073667318030097

**Key words:** Sea of Azov, evolution of suspended solids, remote observations, numerical modeling, assimilation of satellite data, comparative analysis of satellite and model parameters data.

Экологическим проблемам Азовского моря уделяется особое внимание в связи с продолжающимся значительным антропогенным воздействием. Масштабы загрязнения становятся угрожающими для экосистемы и приводят к крайне негативным последствиям [1]. Так, на побережье Азовского моря находятся предприятия черной и цветной металлургии [2—4]. Влияние водного транспорта на экосистему Азовского моря достаточно велико: через прорытые по мелководьям судоходные каналы здесь ежегодно проходит порядка 7000 судов [5]. Появление спутниковых систем, имеющих достаточно высокое пространственное разрешение и обеспечивающих ежедневное поступление данных по любому району наблюдения, делает возможным мониторинг состояния и загрязнения морской среды. Однако в ситуации катастрофического разлива мазута в Керченском проливе (11 ноября 2007 г.) во время шторма, первые спутниковые изображения удалось получить только через пять дней после катастрофы [6]. Данные оптического диапазона вследствие облачной погоды оказались неинформативными. Совместный анализ результатов численного моделирования и спутниковых данных обеспечивает наиболее полную информацию о направлениях переноса, размерах и концентрации областей загрязнений, в моменты отсутствия изображений. Численное исследование влияния динамических процессов на распространение загрязнений в Азовском море выполнено в [7], где на основе трехмерной нелинейной модели *Princeton Ocean Model (POM)* [8] изучены основные характеристики ветровых течений, определяющих направление распространения пассивной примеси.

Основная задача настоящей работы — проверить, можно ли восстановить информацию о содержании пассивной примеси в поверхностном слое Азовского моря путем заполнения пропусков данных, вызванных общими проблемами дистанционных измерений (например, облачный покров) результатами ассимиляционного моделирования. Конкретные цели этой работы следующие: 1) оценить качество модельных расчетов, выполненных различными методами усвоения фрагментарных рядов дистанционных измерений цветности океана (*Ocean Color*) [9] в непрерывное четырехмерное поле модели (*POM*); 2) показать преимущества использования результатов гидродинамического моделирования при недоступности спутниковых снимков, например, для построения пространственных карт распределения примеси, выполнения прогноза транспорта и диффузии биооптических трассеров по акватории моря во время экстремальных событий. Возможность усвоения в модель данных о концентрации примеси в акватории моря исследована мало, по сравнению с наиболее широко освященными в научной литературе методами ассимиляции данных о температуре, уровне свободной поверхности моря, концентрации льда.

**Материалы и методы.** Благодаря расширению данных спутниковых измерений морской среды в режимах близких к реальному времени и повышению мощности компьютера, численные модели являются полезными инструментами для оценки воздействия региональных и глобальных факторов нагрузки на морские экосистемы. Существующая классификация численных моделей (минимальные, промежуточные и сложные модели) основана на ведущем принципе для разработки моделей — их реалистичности и детализации процесса. В работе [10] показано, что минимальные и промежуточные модели, являются ценными инструментами для оценки реакции состояния морской среды на экстремальных природных воздействия и, следовательно, способствуют пониманию экологических последствий. Такие модели могут быть полезными инструментами для оценки различных сценариев, позволяют оценивать эффекты различных потенциально опасных атмосферных воздействий. Хотя минимальные модели не имеют многомерности, сложные экосистемные модели трудно интерпретировать, поскольку они требуют много усилий для расшифровки многочисленных взаимодействий и циклов обратной связи. Учитывая, что задачей настоящего исследования является начальное тестирование метода усвоения спутниковых данных в численную модель, подход с использованием модели минимального типа позволит отразить его возможности, а также сократить избыточные аспекты.

**Используемая математическая модель и ее параметры.** В численных исследованиях использовалась версия гидродинамической модели *POM*, адаптированная к условиям Азовского бассейна [11] и примененная также для изучения эволюции загрязнений под действием указанных возмущений.

Математическая модель основывается на уравнениях турбулентного движения вязкой жидкости в приближении гидростатики [12]. Параметризация коэффициентов вертикальной вязкости и турбулентной диффузии выполняется в соответствии с полуэмпирической дифференциальной моделью Меллора—Ямады с замыканием второго порядка [13]. Коэффициент горизонтальной вязкости, зависящий от горизонтальных градиентов скорости, вычисляется с использованием модели подсеточной вязкости [14]. Проекция касательных напряжений трения ветра на свободной поверхности выражаются через значения его скорости на стандартной метеорологической высоте с поправкой на коэффициент аэродинамического сопротивления поверхности моря, получаемый с использованием формул, выражающих эмпирические зависимости от скорости ветра [15]. На дне равна нулю нормальная составляющая скорости, придонные касательные напряжения связаны со скоростью по логарифмическому закону. Значения параметра шероховатости, характеризующие гидродинамические свойства подстилающей донной поверхности, определяются с помощью теории Гранта—Мадсена [16]. Бассейн предполагается замкнутым, на его боковых границах выполняются условия прилипания. В качестве начальных принимаются условия отсутствия движения жидкости и колебаний свободной поверхности.

Выбор шагов интегрирования по временным и пространственным координатам осуществляется в соответствии с критерием устойчивости для баротропных волн [17]. Пространственное разрешение модельной сетки по горизонтали  $1.4 \times 1.4$  км, число расчетных уровней по вертикали — 11. Уравнения интегрируются с шагом 18 с для нахождения осредненных двухмерных составляющих скорости и уровня и с шагом 3 мин — для вычисления отклонений от найденных средних и вертикальной составляющей скорости. Данные для моделирования взяты из карты батиметрии и конфигурации береговой линии Азовского моря, построенной на основе оцифровки карт Гидрографической службы. Расчет изменения концентрации примеси выполнен в результате решения уравнения переноса и диффузии, для которого на свободной поверхности и в придонном слое к динамическим граничным условиям добавляются условия отсутствия потоков через свободную поверхность, боковые стенки и дно бассейна [8].

*Информация о полях ветра и атмосферного давления, используемых в экспериментах.* В качестве атмосферного форсинга использовались поля приводного ветра и атмосферного давления, полученные по данным региональной атмосферной модели *SKIRON* за период 2013—2014 гг. Атмосферная модель *SKIRON* создавалась и развивалась в Афинском университете коллективом *Atmospheric Modeling and Weather Forecasting Group* [18]. Она базируется на мезомасштабной численной атмосферной *Eta* модели, которая первоначально разрабатывалась в Белградском университете. Основное развитие модели было обеспечено *NCEP (National Centers for Environmental Prediction)*. Данный вариант модели дает детальный прогноз метеорологических параметров для Азово-Черноморского и Средиземноморского бассейнов. Первые 48 ч вывод данных осуществляется через 2 ч, далее значения выводятся через 6 ч. Расчет параметров проводится на сетке с шагом  $0.1^\circ$  широты по широте и долготе. Данные модели *SKIRON* были интерполированы на расчетную сетку бассейна Азовского моря.

**Подготовка спутниковых данных.** В работе использованы спутниковые данные за 2013 и 2014 гг. второго уровня сканера *MODIS-Aqua* [19] с браковкой данных по определенным критериям, которые описаны в [20]. Исходные данные приборов имели километровое пространственное разрешение. Для выявления особенностей в верхнем слое моря по спутниковым данным рассчитаны два параметра. Первый параметр *index34* — отношение коэффициентов яркости моря (*remote sensing reflectance*  $Rrs(\lambda)$ ) на длине волны  $\lambda$  с центральными длинами волн спектральных каналов 531 и 488 нм:  $index34 = Rrs(531)F_0(531)/Rrs(488)F_0(488)$ , где  $F_0(\lambda)$  — солнечные постоянные [20]. Физическая суть этого параметра заключается в том, что он характеризует суммарное поглощение всех оптически активных веществ, содержащихся в верхнем слое морской воды. Для океанических вод это утверждение обосновано в разделе 4.1 (*Analytical Basis of Band-Ratio Models*) работы [21]. В приложении к морям с повышенным содержанием растворённого органического вещества относительно открытого океана это утверждение обосновано в работах [22] и [23]. Для морей, подверженных сильному влиянию речного стока, этот индекс характеризует концентрацию окрашенной компоненты растворенного органического вещества [22, 24].

Второй параметр — показатель рассеяния света назад частицами взвеси на длине волны 555 нм ( $b_{bp}(555)$ ), который позволяет наблюдать за особенностями рассеяния света в верхнем слое воды. В основном это взвесь биологического происхождения (например цветение кокколитофорид) и неживая

взвесь (например минеральная взвесь, связанная с речными выносами или ее подъемом со дна в результате сильного ветра). Расчет  $b_{bp}(555)$  проводился по формуле:  $b_{bp}(555) = (6.76L_{wN}(555) + 0.03[L_{wN}(555)]^3 + 3.4L_{wN}(555)[I_{510}]^{3.8} - 0.84)10^{-3}$ , где  $I_{510} = L_{wN}(455)/L_{wN}(510)$  [19].

В исследовании использованы данные сканера *MODIS-Aqua* (<http://oceancolor.gsfc.nasa.gov>). Эти данные были интерполированы на сетку указанной численной модели с горизонтальным разрешением  $1/59^\circ \times 1/84^\circ$  по широте и долготе. Разрешение дистанционных данных по времени обусловлено прохождением спутника над районом Азовского моря, который ежедневно регистрируется здесь в интервале 9:00–14:00. Для анализа из имеющихся спутниковых данных отобраны наиболее информативные изображения, максимально свободные от влияния облачности и наличия пропусков. Они систематизированы по группам, состоящим из последовательных изображений с наименьшим интервалом по времени между смежными снимками. Таким образом, получены 6 временных групп, состоящих из наиболее контрастных спутниковых изображений с дискретностью 1—2 дня.

В работе используется последовательный рекурсивный алгоритм усвоения данных, основанный на теории оптимальной фильтрации Калмана [25—27]. В момент времени  $t_k$  составляется вектор априорной оценки  $\mathbf{x}_k^m$ , основанный на интегрировании уравнений переноса и диффузии. Этот вектор является краткосрочным модельным прогнозом исследуемого параметра с предыдущего шага усвоения. Его размерность равна количеству точек модельного пространства ( $n = n_\lambda n_\phi$ , где  $n_\lambda = 176$  и  $n_\phi = 276$  — количество узлов сетки по долготе и широте). Спутниковые данные составляют вектор наблюдений  $\mathbf{y}_k^0$ , размерность которого ( $m$ ) в общем случае не равна  $n$ . Оптимальная оценка концентрации  $\mathbf{x}_k^*$  по данным наблюдений и модели находится с использованием алгоритма фильтра Калмана.

Допустим, что в момент времени  $t_{k-1}$  получен прогноз распределения концентрации исследуемого параметра в поверхностном слое моря  $\mathbf{x}_{k-1}^*$ , и необходимо оценить ее в следующий момент времени  $t_k$ . Для этого строим прогноз априорной оценки  $\mathbf{x}_k^f$  в момент  $t_k$ , опираясь на оценку  $\mathbf{x}_{k-1}^*$ . Далее получаем измерения  $y_{0k}$  и, корректируя оценку в момент  $t_k$ , базируясь на прогнозе и измерениях, находим окончательную апостериорную оценку вектора состояния  $\mathbf{x}_k^*$ . Компоненты вектора априорной оценки  $\mathbf{x}^f = (x_1^f, x_2^f, \dots, x_n^f)$  определяются по найденным значениям вектора анализа  $\mathbf{x}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ :

$$\mathbf{x}_k^f = A(\mathbf{x}_{k-1}^*) + \xi_k \quad (k = 1, \dots, n), \quad (1)$$

где  $k$  — шаг усвоения;  $A$  — оператор модели;  $\mathbf{x}_{k-1}^*$  — вектор проанализированных значений в момент времени  $t_{k-1}$  (оценка, которая была получена на  $(k-1)$ -м шаге по времени);  $\xi_k$  — случайный вектор ошибок модели. Данные спутниковых наблюдений составляют вектор  $\mathbf{y}^0 = (y_{01}^0, y_{02}^0, \dots, y_{0m}^0)$ :

$$\mathbf{y}_k^0 = B_k \bar{\mathbf{y}}_k^0 + \varepsilon_k \quad (k = 1, \dots, m), \quad (2)$$

где  $B_k$  — матрица проекций пространства модели в пространство наблюдений размерности  $(m \times n)$ ;  $\bar{\mathbf{y}}_k^0$  — компоненты  $m$ -мерного вектора наблюдений в момент времени  $t_k$ ;  $\varepsilon_k^0$  — случайный  $m$ -мерный вектор ошибок наблюдений. Шум системы (1) и шум измерений (2) являются гауссовскими процессами с нулевым средним. Оптимальная оценка концентрации  $\mathbf{x}_k^*$  по данным наблюдений и модели находится из условия минимума следа матрицы ковариаций ошибок оценивания на основании алгоритма фильтра Калмана [25—27]:

$$\mathbf{x}_k^* = \mathbf{x}_k^f + K_k(\mathbf{y}_k^0 - B_k \mathbf{x}_k^f), \quad (3)$$

$$K_k = P_k^f B_k^T (B_k P_k^f B_k^T + R_k)^{-1}, \quad (4)$$

$$P_k^f = A_{k-1} P_{k-1}^* A_{k-1}^T + Q_{k-1}. \quad (5)$$

Здесь  $\mathbf{x}_k^f$  — прогноз концентрации по модели;  $K_k$  — неизвестная весовая матрица (*Kalman gain*), которая находится методами оптимальной интерполяции;  $P_k^f$  — матрица ковариации ошибок прогноза;  $R_k$  и  $Q_k$  — матрицы ковариаций ошибок наблюдений и модели.

Таким образом, алгоритм фильтра Калмана состоит из шага прогноза, когда по модели вычисляется предварительная оценка концентрации по формуле (1) и рассчитываются матрицы ковариации ошибок прогноза (5). Затем вычисляется весовая матрица  $K_k$  по формуле (4). Далее идет шаг анализа, на котором определяется искомая оценка анализа с использованием формулы (3) на основании данных (2) и матрицы ковариации ошибок анализа. В работе использована упрощенная модель для расчета матриц ковариаций ошибок прогноза, матрица ковариации ошибок модели  $Q_k$  задавалась нулевой [26]. Во время усвоения спутниковых данных вычисляется среднеквадратическая ошибка между данными прогноза

и наблюдений. Затем в той области моря, в которой отсутствуют данные, выполняется усвоение данных прогноза с предыдущего временного шага с учетом вычисленной ошибки. В той области моря, где спутниковая информация присутствует на снимках, выполняется интерполяция данных наблюдений соответствующего временного шага.

**Анализ результатов численных экспериментов.** Предварительно спутниковые данные обработаны таким образом, что при наличии пары изображений одной и той же текущей даты они были объединены в один снимок, включающий в себя оба этих изображения. Сравним начальные временные ряды в группах спутниковых данных с целью получения оценок распределения параметров. В качестве начального распределения исследуемого параметра в модели задается его имеющееся спутниковое значение. Для этого определим коэффициент взаимной корреляции распределения биооптических индексов в поверхностном слое моря. Процедура расчета коэффициента выполнена для параметров *index34* и  $b_{bp}(555)$  в каждой из шести временных групп в тех узлах ( $k$ ), где имеются данные двух рассматриваемых рядов. В таблице показана корреляция  $r$  между начальным  $y^0_{\text{first}}$  и конечным  $y^0_{\text{end}}$  распределением примеси в поверхностном слое моря по имеющимся снимкам в группах.

В таблице приведены наибольшее ( $r_{\text{max}}$ ) и наименьшее ( $r_{\text{min}}$ ) значения коэффициентов взаимной корреляции и указан интервал времени, соответствующий наиболее сильной или наиболее слабой корреляции относительно выбранного начального параметра в каждой группе. Анализ временных рядов показывает, что слабая корреляционная зависимость прежде всего отмечается для случаев, когда имеет место большая разница размерностей  $n$  и  $m$  при низкоразмерном подпространстве данных наблюдений.

1. В ходе исследования выполнено моделирование распространения параметров *index34* и  $b_{bp}(555)$  с привлечением спутниковых изображений. Расчеты проведены для тех же шести временных групп. В качестве начального распределения исследуемого параметра в модели задается его имеющееся спутниковое значение. Поскольку расчет транспорта и диффузии пассивной примеси осуществляется с использованием трехмерной модели *ПОМ*, ее начальное горизонтальное распределение соответствует двумерному полю спутниковых данных, а распределение по вертикали определяется соответствующей толщиной сигма-уровня по глубине, достигающей в глубоководной части моря значений не более чем 1 м. При этом момент времени, при котором происходит усвоение этого начального распределения, соответствует дате и местному времени указанного спутникового изображения. Рассмотрим спутниковое и модельное распределения параметра *index34*, относящиеся к первой группе снимков 26 апреля—2 мая 2013 г. (рис. 1, см. вклейку).

### Оценки коэффициента корреляции в группах спутниковых данных

#### Estimations the correlation coefficient in the groups of observations

Номер группы	Параметр	$r_{\text{max}}$	Интервал времени, ч	$r_{\text{min}}$	Интервал времени, ч
1	<i>index34</i>	0.83	120	0.63	25
	$b_{bp}(555)$	0.89	240	0.81	288
2	<i>index34</i>	0.91	72	0.21	96
	$b_{bp}(555)$	0.94	48	0.50	96
3	<i>index34</i>	0.77	72	0.48	24
	$b_{bp}(555)$	0.83	48	0.64	72
4	<i>index34</i>	0.86	96	0.14	120
	$b_{bp}(555)$	0.80	24	0.50	48
5	<i>index34</i>	0.61	24	0.19	264
	$b_{bp}(555)$	0.86	24	0.44	360
6	<i>index34</i>	0.84	48	0.32	96
	$b_{bp}(555)$	0.83	48	0.69	96

В левой колонке рис. 1 представлены спутниковые изображения, в правой — соответствующие каждому спутниковому снимку, распределения параметра  $index34$ , а также скорости поверхностных течений (рис. 1, *в, е, и*) по данным гидродинамической модели для близкого момента времени (разница во времени не превышает 2 ч). Здесь белые участки соответствуют либо облачности, либо зонам градиентов, которые были вырезаны при обработке данных. Для модельных распределений указаны дата и местное время, в спутниковых данных приведено название первичного файла *MODIS*.

На рис. 1, *а* показано принятое в эксперименте в качестве начального спутниковое распределение параметра  $index34$  26 апреля 2013 г., 10:35. Это начальное распределение усвоено в модели в соответствующий спутниковому изображению момент времени. Предварительно от начала старта модели 20.04.2013 г. поля течений в море (рис. 1, *в*) сгенерированы действующим ветром (*SKIRON*). Здесь (рис. 1, *а, б*) отчетливо прослеживаются области с высокой концентрацией параметра  $index34$ , которые распространяются от основания Таганрогского залива в сторону открытого моря. Анализ скорости ветра показал, что приблизительно за двое суток до рассматриваемого момента времени (с 24.04.2013 г., 00:00) развился северо-восточный ветер, скорость которого достигала 10—12 м/с. Этот ветер является самым благоприятным для переноса примеси из Таганрогского залива. Описанный гидродинамический сценарий подтверждают модельные распределения поверхностной скорости течений: северо-восточный ветер сопровождается течениями, направленными в ту же сторону, что и ветер (рис. 1, *в*).

Как видно на рис. 1, *з*, через сутки достаточно большая область на спутниковом изображении занята облачностью. Данные моделирования (рис. 1, *д*) позволяют оценить характер распространения параметра  $index34$  в этой области. Этот рисунок демонстрирует обоснованность модельного прогноза при отсутствии спутниковых данных. Направление ветра поменялось на западное, появилась полоса течений в центральной части моря, захватывающая взвесь от берега и переносящая ее в центр бассейна на север и северо-восток (рис. 1, *е*). На распределениях, относящихся к моменту времени 02.05.2013 г., 10:00 (рис. 1, *ж*), в районе, прилегающем к Таганрогскому заливу, и у побережья Бердянска по-прежнему имеет место область наибольшей концентрации рассматриваемого параметра. Как видно (рис. 1, *з*) через 6 дней от начала усвоения, соответствующее модельное распределение плохо отражает реальное распределение.

2. Вторая серия экспериментов, проведена для оценки возможностей алгоритма ассимиляции и определения его эффективности при уменьшении интервала между усвоением данных. Результаты моделирования, выполненного с использованием процедуры последовательного усвоения данных, сравниваются с результатами, полученными при однократном (начальном) усвоении. Эксперименты в группах выполняются с использованием указанного алгоритма в моменты времени, когда имеются информативные спутниковые изображения. Для решения задачи усвоения данных наблюдений параметров  $index34$  и  $b_{bp}(555)$  применялся алгоритм, основанный на фильтре Калмана, с вычислением матрицы ковариации ошибок прогноза по формуле (5).

Статистика ошибок прогноза распределения примеси в поверхностном слое моря определяется величиной коэффициента взаимной корреляции ( $r$ ). Оценка выполняется в один и тот же момент времени (соответствующий конечному снимку в группе) между результатами ассимиляционного моделирования ( $\mathbf{x}_{end}^*$ ) и спутниковыми данными ( $\mathbf{y}_{end}^0$ ). Анализ результатов модельного прогноза проводится для двух схем ассимиляции: 1) однократное усвоение начального спутникового изображения в группе; 2) последовательное (регулярное) усвоение всех доступных рядов наблюдений в интервале между начальным и конечным снимками. Корреляционные кривые, иллюстрирующие точность прогнозируемых концентраций биооптического индекса  $index34$  относительно наблюдаемых, представлены на рис. 2. Характер хода кривых, отражающих аналогичную зависимость для параметра  $b_{bp}(555)$  сохраняется. Анализ ошибок модельного прогноза, выполненного с использованием однократного усвоения наблюдений, приведен на рис. 2 (см. вклейку) слева, и при последовательном усвоении — на рис. 2 справа.

На основании рассчитанных величин  $r$  и данных, приведенных в таблице можно сделать вывод, что метод последовательного усвоения (2) является более точным. Более низкие значения корреляции ( $< 0.5$ ) данных прогноза и наблюдений были найдены для групп с большими временными интервалами и использовании однократного усвоения. В таблице показано, что коэффициент корреляции имеет несколько большую ошибку, по сравнению с ошибкой прогноза, выполненного с использованием последовательной ассимиляции. Это связано, с тем, что пространственный охват акватории Азовского моря

данными MODIS подвержен значительным вариациям, в первую очередь из-за облачности и блика, в то время, как результаты ассимиляционного моделирования делают возможным восстановление информации о содержании взвеси в поверхностном слое Азовского моря.

Выполненный анализ величины корреляции между данными наблюдений и моделирования, проведенный по этим двум экспериментам, свидетельствует о том, что оценка поля концентрации параметров  $index34$  и  $b_{bp}(555)$  с последующим усвоением приводит к существенному уменьшению среднеквадратической ошибки и увеличению коэффициента корреляции. Показано, что последовательная схема усвоения данных наблюдений улучшает прогноз распространения взвешенных веществ по модели даже при нестабильных спутниковых изображениях.

\*\*\*

Сформулируем основные результаты проведенной работы. Предложен упрощенный алгоритм усвоения данных наблюдений концентрации оптически активной пассивной взвеси, основанный на теории фильтра Калмана. Разработана система усвоения данных наблюдений, представляющая собой комплекс прикладных программ, предназначенных для решения задачи определения концентрации пассивной примеси. Комплекс программ основан на модели переноса и диффузии пассивной примеси для Азовского моря. Он реализует предложенный в работе алгоритм усвоения данных наблюдений и позволяет выполнять математическое моделирование процесса распространения пассивной примеси в море. Проведены численные эксперименты по оценке концентрации параметров  $index34$  и  $b_{bp}(555)$ , которые показали эффективность предложенных в работе алгоритмов.

*Работа выполнена в рамках государственного задания по темам № 0827-2014-0010 и № 0827-2014-0011 и гранта РФФИ 18-45-920070. Благодарим двух анонимных рецензентов, замечания которых позволили улучшить качество статьи.*

### Литература

1. Матишов Г. Г., Матишов Д. Г. Современные природные и социальные риски в Азово-Черноморском регионе // Вестник РАН. 2013. Т. 83, № 12. С. 1059—1056.
2. Кленкин А. А. и др. Экосистема Азовского моря: антропогенное загрязнение. Краснодар: Просвещение-Юг, 2007. 324 с.
3. Буфетова М. В. Загрязнение вод Азовского моря тяжелыми металлами // Юг России: экология, развитие. 2015. Т. 10, № 3. С. 112—120.
4. Матишов Г. Г. и др. Современные опасные экзогенные процессы в береговой зоне Азовского моря. Ростов н/Д: ЮФУ, 2015. 321 с.
5. Дроздов В. В. Особенности многолетней динамики экосистемы Азовского моря под влиянием климатических и антропогенных факторов // Ученые записки РГГМУ. 2010. № 15. С. 155—176.
6. Лаврова О. Ю. и др. Комплексный спутниковый мониторинг морей России. М.: ИКИ РАН, 2011. 470 с.
7. Ivanov V. A., Cherkosov L. V., Shulga T. Y. Dynamic processes and their influence on the transformation of the passive admixture in the Sea of Azov // Oceanology. 2014. V. 54, N 4. P. 426—434.
8. Blumberg A. F., Mellor G. L. A description of three dimensional coastal ocean circulation model // Three-Dimensional Coastal Ocean Models / Ed. N. Heaps. Washington, D. C.: American Geophysical Union. 1987. V. 4. P. 1—16.
9. NASA Goddard Space Flight Center, Ocean Ecology Laboratory, Ocean Biology Processing Group. Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) Aqua Ocean Color Data. URL: [https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/10.5067/AQUA/MODIS\\_OC.2014.0/](https://oceancolor.gsfc.nasa.gov/data/10.5067/AQUA/MODIS_OC.2014.0/) (дата обращения: 08.11.2017).
10. Weijerman M., Fulton E. A., Janssen A. B. et al. How models can support ecosystem-based management of coral reefs // Progress in Oceanography. 2015. N 138. P. 559—570.
11. Фомин В. В. Численная модель циркуляции вод Азовского моря // Научные труды УкрНИГМИ. 2002. Вып. 249. С. 246—255.
12. Черкесов Л. В., Иванов В. А., Хартиев С. М. Введение в гидродинамику и теорию волн. СПб.: Гидрометеиздат, 1992. 264 с.
13. Mellor G. L., Yamada T. Development of a turbulence closure model for geophysical fluid problems // Rev. Geophys. 1982. V. 20, N 4. P. 851—875.
14. Smagorinsky J. General circulation experiments with the primitive equations. I. The basic experiment // Mon. Wea. Rev. 1963. V. 91, N 3. P. 99—164.
15. Wannawong W. et al. Mathematical Modeling of Storm Surge in Three Dimensional Primitive Equations // International Journal of Mathematical, Computational, Physical, Electrical and Computer Engineering. 2011. V. 5, N 6. P. 797—806.
16. Grant W. D., Madsen O. S. Combined wave and current interaction with a rough bottom // J. Geophys. Res. 1979. V. 84, N C4. P. 797—1808.
17. Courant R., Friedrichs K. O., Lewy H. On the partial difference equations of mathematical physics // IBM Journal of Research and Development. 1967. V. 11, N 2. P. 215—234.
18. Kallos G. et al. The Regional Weather Forecasting System SKIRON and its capability for forecasting dust uptake and transport // Proceedings of the WMO conference on dust storms. Damascus, 1—6 Nov. 1997. P. 9.

19. *Suslin V., Churilova T.* A regional algorithm for separating light absorption by chlorophyll-a and coloured detrital matter in the Black Sea, using 480–560 nm bands from ocean colour scanners // *International Journal of Remote Sensing*. 2016. V. 37, N 18. P. 4380–4400.
20. *Suslin V.* et al. A simple approach for modeling of downwelling irradiance in the Black Sea based on satellite data // *Proc. 6th International Conf. «Current problems in optics of natural waters»*. 2011. St.-Petersburg: Nauka, 2011. С. 199—203.
21. *Aiken J., Moore G. F., Clark D. K., Trees C. C.* The SeaWiFS CZCS-Type Pigment Algorithm // *NASA Tech. Memo*. 104566. V.29. / S.B. Hooker, E.R. Firestone, Ed. NASA Goddard Space Flight Center. Greenbelt, Maryland. 1995. 34 p.
22. *Суетин В. С., Суслин В. В., Королев С. Н., Кучерявый А. А.* Оценка изменчивости оптических свойств воды в Черном море по данным спутникового прибора SeaWiFS // *Морской гидрофизический журнал*. 2002. N 6. С. 44—54.
23. *Kopelevich O. V., Burenkov V. I., Ershova S. V.* et al. Application of SeaWiFS data for studying variability of bio-optical characteristics in the Barents, Black and Caspian Seas // *Deep-Sea Research. Part II: Tropical Studies in Oceanography*. 2004. V. 51, N 10—11. P. 1063—1091.
24. *Kopelevich O. V., Burenkov V. I., Sheberstov S. V., Vazyulya S. V., Zavialov S. P.* Bio-optical characteristics of the Russian seas from satellite ocean color data of 1998-2010 // *Proc. VI Int. Conf. Current problems in optics of natural waters*. St.-Petersburg, 2011. P. 181—182.
25. *Kalman R.* A new approach to linear filtering and prediction problem // *J. Basic Engrg*. 1960. N 1. P. 35—45.
26. *Климова Е. Г.* Численные эксперименты по усвоению метеорологических данных с помощью субоптимального фильтра Калмана // *Метеорология и гидрология*. 2003. № 10. С. 54—67.
27. *Ghil M., Malanotte-Rizzoli P.* Data assimilation in meteorology and oceanography // *Advances in Geophysics*, Academic Press. 1991. N 33. P. 141—266.

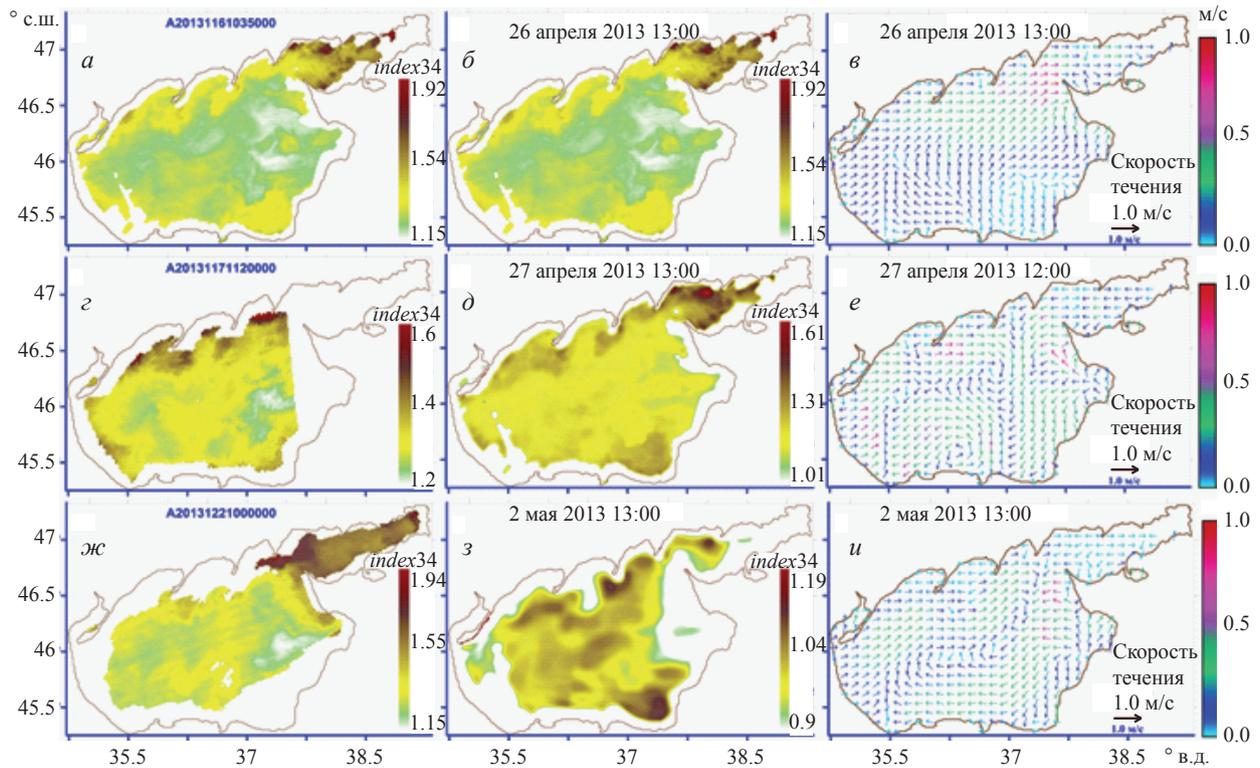


Рис. 1. Данные спутниковых наблюдений (первая колонка) и численного моделирования (вторая колонка) параметра *index34* в поверхностном слое Азовском море. Скорости поверхностных течений показаны в третьей колонке.

Fig. 1. Observations data (*left*) and numerical simulations (*central*) of *index34* content in the surface layer of the Sea of Azov. Currents in the sea surface rates are shown in the right.

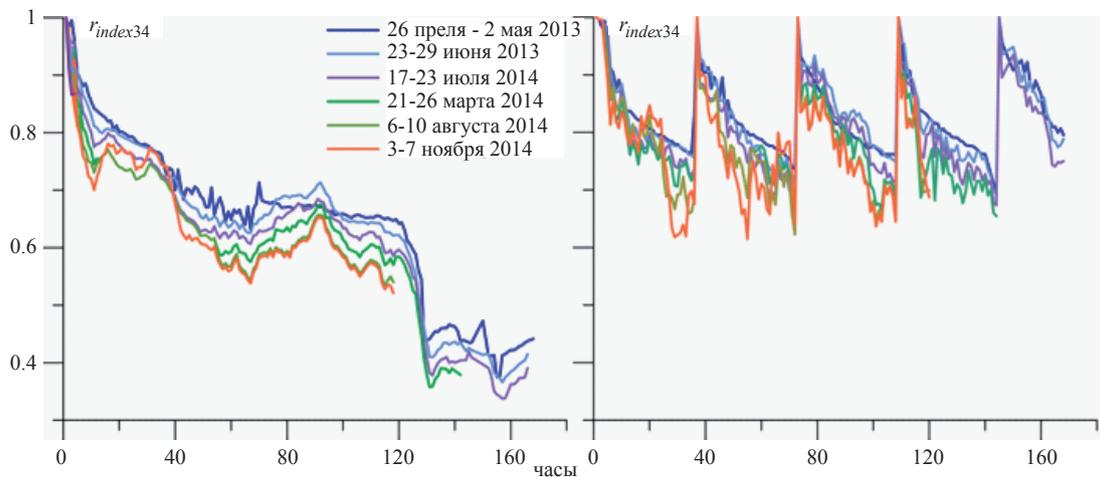


Рис. 2. Корреляция между спутниковыми данными и результатами ассимиляционного моделирования содержания *index34* в поверхностном слое Азовского моря. При использовании процедуры однократного усвоения (*слева*) и регулярном усвоении (*справа*).

Fig. 2. Correlation between observations and the assimilation modeling results by content of *index34* in the surface layer of the Sea of Azov. Using a single assimilation procedure (*left*) and regular assimilation (*right*).