Разработка полимодельного комплекса оценивания содержания биогенных взвесей в водных объектах по данным многоспектральной космической съёмки

О. В. Григорьева, Д. В. Жуков, А. В. Марков

Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского
Санкт-Петербург, 197198, Россия
E-mail: alenka12003@mail.ru

Рассматривается решение задачи оценивания содержания биогенных взвесей в водных объектах на основе применения искусственных нейронных сетей при обработке данных многоспектральной оптико-электронной космической съёмки. Предложен оригинальный полимодельный комплекс, позволяющий определять наличие и интенсивность примесей в воде по значениям сигналов, зарегистрированных в обоснованно выбранных спектральных каналах съёмочной аппаратуры. Основная особенность комплекса заключается в использовании для обучения нейронной сети полуаналитической модели переноса светового потока в водной среде, которая может адаптивно настраиваться по данным натурных измерений или эмпирическим регрессионным зависимостям, устанавливающим связь между спектрально-яркостными характеристиками водной поверхности и концентрацией хлорофилла *a*. Совместное применение полуаналитических и регрессионных моделей обеспечивает классификацию многоспектральных изображений водных объектов в условиях априорной неопределённости (при отсутствии обучающих выборок) с одновременной возможностью уточнения получаемых результатов по имеющимся независимым экспериментальным данным.

Ключевые слова: биогенные взвеси, фитопланктон, многоспектральные данные, регрессионные и полуаналитические модели, яркость водной поверхности, искусственная нейронная сеть

Одобрена к печати: 22.04.2022
DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-3-259-269

Введение

В настоящее время многоспектральная космическая съёмка в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах спектра активно применяется в интересах экологического мониторинга поверхностных вод, в том числе в задаче выявления и оценки последствий стоков биологически активных веществ с сельхозугодий и застроенной береговой территории. Контроль интенсивности поступающих в воду органических примесей позволяет получать важную информацию об экологическом равновесии водного объекта. С одной стороны, составляющие биогенную взвесь живые частицы (прежде всего, фитопланктон) служат пищей многим морским и речным организмам. С другой — избыточное содержание биогенных элементов приводит к чрезмерному увеличению биопродуктивности вод и, как следствие, к повышению трофического статуса водоёма и нарушению сбалансированности его экосистемы (Вершинин, Орлова, 2008).

При обработке данных многоспектральной космической съёмки содержание биогенных взвесей оценивается по величине концентрации хлорофилла *a*, которая одновременно служит и критерием при оценке запасов биомассы фитопланктона, и индикатором загрязнения вод (ГОСТ..., 1991). Для определения данного параметра, как правило, используют различные биооптические малопараметрические модели (Адаменко и др., 1991; Копелевич и др., 2006, 2018; Левин, 2014; Фефилов, 2003; Lee et al., 1998), основанные либо на физическом моделировании (полуаналитические модели), либо на статистических зависимостях (регрессионные модели).

Полуаналитические модели описывают теоретические закономерности переноса светового потока в водной среде с учётом процессов рассеяния и поглощения излучения пигментами фитопланктона и минеральными взвесями и основаны на использовании аналитических

формул для расчёта коэффициента яркости водной толщи и малопараметрических моделей для определения показателей поглощения и рассеяния назад воды. Применение полуаналитических моделей на практике связано со значительными трудностями. Это объясняется тем, что на коэффициент яркости выходящего из воды излучения и, как следствие, на результат работы любых алгоритмов, использующих эту величину в качестве входного параметра, влияют сразу несколько параметров водной среды (альбедо дна, глубина, показатели поглощения и рассеяния оптически активных веществ, взвешенных и растворённых в воде), определение которых представляется отдельной, достаточно сложной задачей. Регрессионные (эмпирические) модели создают на основе статистической обработки результатов локальных натурных измерений и представляют в виде функциональных зависимостей между спектрально-яркостными характеристиками водной поверхности и концентрацией хлорофилла *a*. Существенным недостатком этих моделей выступает проблематичность их использования для водных объектов, гидрооптические свойства которых отличаются от тех, что наблюдались при проведении экспериментов.

Компенсировать недостатки и усилить преимущества полуаналитических и регрессионных моделей возможно в случае их совместного применения. Данная идея была реализована в разработанном авторами полимодельном комплексе, который основан на использовании математического аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), позволяющего устанавливать и адаптивно настраивать зависимости между спектрально-яркостными характеристиками водных объектов и показателями их состояния.

Полимодельный комплекс оценивания степени загрязнения водных объектов биогенными взвесями

Структурная схема разработанного полимодельного комплекса оценивания загрязнений водных объектов биогенными взвесями приведена на *рис. 1*.

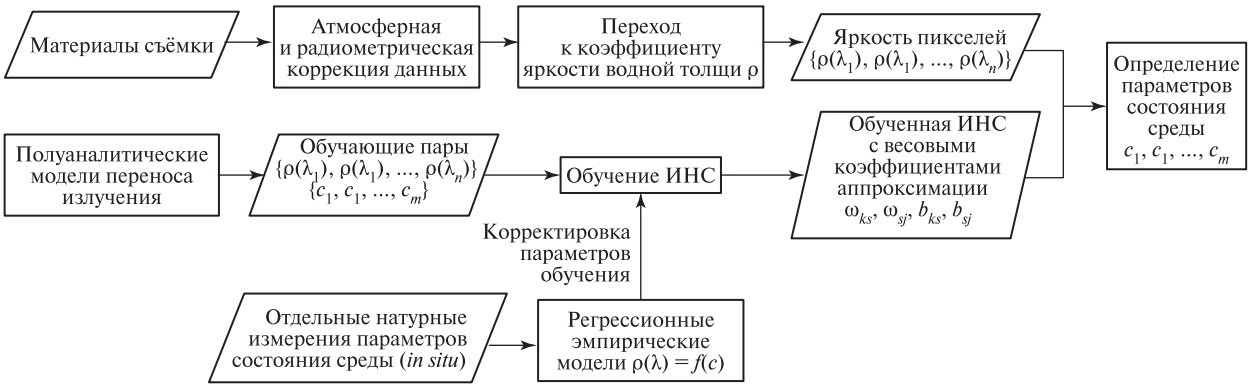


Рис. 1. Структурная схема полимодельного комплекса оценивания степени загрязнения водных объектов биогенными взвесями

Главный элемент комплекса — ИНС, которая устанавливает соответствие между коэффициентами спектральной яркости (КСЯ) водной толщи ρ(λ), т. е. яркости, непосредственно наблюдаемой под водной поверхностью, и основными параметрами c_i водного объекта, влияющими на его оптические свойства.

Наличие этой зависимости позволяет при обработке многоспектральных изображений решить обратную задачу: определение одного или нескольких параметров c_i по измеренным на снимках значениям КСЯ $R(\lambda)$ излучения, восходящего от водной поверхности, в *n* обоснованно выбранных информативных спектральных каналах. Обязательным условием получения корректных результатов при этом выступают качественные радиометрическая калибровка и атмосферная коррекция анализируемых снимков.

Связь между $\rho(\lambda)$ и $R(\lambda)$ выражается следующим образом. Яркость водной толщи при выходе излучения из воды уменьшается в результате преломления пучка лучей на границе раздела «вода – воздух» и частично ослабляется вследствие отражения назад излучения поверхностью воды. Яркость водной поверхности будет суммой яркости излучения, вышедшего из толщи вод, и яркости излучения неба, отражённого водной поверхностью (Маньковский, 1996).

Пересчёт величин $R(\lambda)$ в $\rho(\lambda)$ может осуществляться с помощью формулы (Lee et al., 1998):

$$R(\lambda) = \frac{0{,}165\rho(\lambda)}{1 - 0{,}497\rho(\lambda)}.$$

Для первоначального обучения ИНС применяется полуаналитическая модель (Lee et al., 1994, 1998), которая описывает процесс распространения излучения в водной среде с учётом зависимости спектрального распределения показателей поглощения $a(\lambda)$ и рассеяния $b(\lambda)$ света от содержания растворённого органического вещества (РОВ, или «жёлтое вещество»), хлорофилла и минеральных взвесей:

$$\rho(\lambda) = \rho_{dp}(\lambda)\left[1 - \mathrm{e}^{-2fk_d(\lambda)H}\right] + \rho_b(\lambda)\cdot \mathrm{e}^{-2fk_d(\lambda)H}. \quad (1)$$

где $\rho_b(\lambda)$ — спектральная величина альбедо дна; $k_d(\lambda) = b(\lambda) + a(\lambda)$ — спектральный показатель вертикального ослабления излучения (туда и обратно), м$^{-1}$; $\rho_{dp}(\lambda) = 0{,}0922\pi b(\lambda)/a(\lambda)$ — спектральный коэффициент диффузного отражения водной толщи для бесконечно глубокого водного объекта; H — глубина, м; $f = 1{,}04/\cos(Q)$ — показатель, зависящий от угла преломления солнечных лучей Q.

Отражательные свойства дна необходимо учитывать для глубин менее 15 м. При $H > 15$ м допускается $\rho(\lambda) = \rho_{dr}(\lambda)$. Для мелководных участков $\rho_b(\lambda)$ зависит от типа дна (открытый грунт, водоросли), который может быть идентифицирован непосредственно при обработке многоспектральных данных с помощью специальных алгоритмов (Григорьева и др., 2016а, б).

Параметр $a(\lambda)$ определяется как сумма показателей поглощения чистой водой $a_w(\lambda)$, «жёлтым веществом» $a_g(\lambda)$ и пигментами фитопланктона $a_{ph}(\lambda)$:

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + a_{ph}(\lambda) + a_g(\lambda), \quad (2)$$

параметр $b(\lambda)$ — как суперпозиция показателей рассеяния назад чистой водой $b_w(\lambda)$ и взвешенными частицами $b_{bp}(\lambda)$:

$$b(\lambda) = b_w(\lambda) + b_{bp}(\lambda). \quad (3)$$

Показатели поглощения $a_w(\lambda)$ и рассеяния назад $b_w(\lambda)$ чистой водой относятся к справочным данным (Буренков и др., 1983). Для определения входящих в формулы (2), (3) первичных гидрооптических характеристик оптически активных веществ использовались следующие известные зависимости:

$$a_{ph}(\lambda) = A(\lambda)C_{ph}^{1-B(\lambda)} \quad (4)$$

(Bricaud et al., 1995), где C_{ph} — концентрация хлорофилла, мг/м^3; $A(\lambda)$ и $B(\lambda)$ — эмпирические коэффициенты;

$$a_g(\lambda) = a_g(440)\cdot \mathrm{e}^{-S(\lambda-440)} \quad (5)$$

(Bricaud et al., 1981), где $a_g(\lambda_0)$ — поглощение РОВ на длине волны 440 нм; S характеризует наклон спектра поглощения «жёлтым веществом» и равняется 0,017 для $\lambda \leqslant 500$ нм и 0,011 для $\lambda > 500$ нм (Копелевич и др., 1989);

$$b_{bp}(\lambda) = b_{bp}(660)\cdot\left(\frac{660}{\lambda}\right)^{\xi} \quad (6)$$

(Gordon et al., 1988; Morel, 1988), где ξ — коэффициент формы и размера частиц (принимает значение 0,5 для прибрежных вод).

Следует отметить, что для первоначального обучения ИНС могут быть использованы и другие модели распространения излучения и зависимости для расчёта гидрооптических характеристик.

Таким образом, с помощью соотношений (1)–(6) возможно выполнить расчёт значений ρ(λ) для любых сочетаний четырёх переменных параметров, влияющих на оптические свойства водоёма: $a_g(440)$, $b_{bp}(660)$, C_{ph} и H, и тем самым сформировать обучающую выборку для ИНС. При этом в качестве входных данных будут использоваться наборы ρ(λ) для выбранных спектральных каналов, а выходных — соответствующие этим наборам сочетания параметров c_i водного объекта.

Для нахождения общего количества пар входных и выходных данных для обучения используется формула:

$$P = N_1 N_2 N_3 N_4,$$

где показатель $N_i = \left((c_{i\max} - c_{i\min}) \big/ \Delta c_i\right) + 1$ рассчитывается исходя из прогнозируемых (возможных на практике) максимальных и минимальных величин параметра c_i и шага изменения Δc_i, принимаемого, как правило, равным требуемой точности измерения этого параметра. При обучении ИНС значения параметров c_i менялись в следующих пределах:

- для концентрации хлорофилла *a*: $c_{\max} = 25$ мг/м^3; $c_{\min} = 0{,}2$ мг/м^3; $\Delta c = 0{,}8$ мг/м^3;
- для удельного показателя поглощения РОВ: $c_{\max} = 0{,}3$ м$^{-1}$; $c_{\min} = 0{,}05$ м$^{-1}$; $\Delta c = 0{,}05$ м$^{-1}$;
- для показателя обратного рассеяния взвесью: $c_{\max} = 0{,}1$ м$^{-1}$; $c_{\min} = 0{,}001$ м$^{-1}$; $\Delta c = 0{,}0099$ м$^{-1}$;
- для глубины *H*: $c_{\max} = 15{,}1$ м; $c_{\min} = 0{,}1$ м; $\Delta c = 1$ м.

Соответственно, количество пар входных и выходных данных в полученной обучающей выборке составило $P = 23\,250$.

Количество узлов (входных нейронов) во входном слое ИНС берётся из расчёта один узел на один спектральный канал съёмочной аппаратуры, в котором определяются КСЯ водной толщи. Анализ входных данных происходит в скрытом и выходном слоях нейронной сети. Количество узлов в выходном слое ИНС определяется количеством градаций оцениваемого показателя N_i. В качестве метода обучения ИНС был выбран метод обратного распространения ошибки. В процессе обучения устанавливаются весовые коэффициенты w_{ks}, w_{sj} и b_{ks}, b_{sj} (*s* — индекс нейрона в скрытом слое, *k* — индекс нейрона входного слоя, *j* — индекс нейрона выходного слоя), необходимые для определения параметров c_i. Эти коэффициенты — результат аппроксимации физической модели распространения излучения в воде и итеративно корректируются в направлении конфигурации, которая позволяет сети различать представляющие интерес образы.

В ИНС должны учитываться спектральные каналы, наиболее информативные в решаемой тематической задаче из числа реализованных в рассматриваемой многоспектральной съёмочной аппаратуре. При этом в их состав должны входить спектральные полосы, включающие длины волн 440 и 660 нм, используемые в полуаналитической модели, а в качестве дополнительных применительно к задаче определения C_{ph} целесообразно задействовать спектральные интервалы, соответствующие синей (0,45–0,52 мкм) и зелёной (0,51–0,58 мкм) областям спектра, значения яркости в которых характеризуют уровень поглощения хлорофилла и величину обратного рассеяния взвешенными веществами.

Как отмечалось, основным ограничением полуаналитических моделей считается невозможность учёта всех возможных факторов, встречающихся в реальной действительности, что неизбежно сказывается на точности создаваемых на их основе ИНС. Дополнительным фактором, влияющим на качество обучения сети, выступает её конфигурация (в особенности количество скрытых слоёв и нейронов), которая для каждой решаемой задачи уникальна, так как универсального метода выбора архитектуры ИНС не существует. Число скрытых сло-

ёв и количество элементов в каждом слое определяется сложностью многопараметрической модели (Хайкин, 2008). При этом ИНС с большим числом весов, хотя и моделируют более сложные функции, склонны к «переобучению». «Переобучение» наблюдается, когда обученная ИНС адаптируется только к обучающим примерам, вместо того чтобы учиться классифицировать примеры, не участвовавшие в обучении, теряя способность к обобщению. С другой стороны, сеть с небольшим числом весов может оказаться недостаточно гибкой, чтобы точно описать имитируемую физическую модель. Отмеченные обстоятельства вызывают необходимость адаптивной настройки ИНС по данным, полученным в результате натурных измерений *in situ* или по эмпирическим регрессионным моделям. Такой подход позволяет дополнительно обучать ИНС, уточнять границы изменения оцениваемого параметра и корректировать весовые коэффициенты в направлении уменьшения ошибки на выходе сети.

В задаче определения C_{ph} возможность адаптивной настройки ИНС (дообучения) в рассматриваемом полимодельном комплексе исследовалась на основе использования известных региональных регрессионных алгоритмов (Копелевич, 2018; Суслин и др., 2008).

Для Чёрного моря при настройке ИНС была использована модель, устанавливающая связь между содержанием хлорофилла *a* и яркостью восходящего от водной поверхности излучения по следующей зависимости (Копелевич, 2018):

$$C_{ph} = m\left(\frac{L_1}{L_2}\right)^{-n}, \tag{7}$$

где m и n — коэффициенты аппроксимации, получаенные по результатам наземных измерений (*in situ*); $L_1 = F_0(\lambda_1)R(\lambda_1)$ и $L_2 = F_0(\lambda_2)R(\lambda_2)$ — нормализованные яркости излучения, восходящего от поверхности воды, в районе длин волн λ_1 = 500–520 нм и λ_2 = 545–565 нм; $F_0(\lambda_1)$ и $F_0(\lambda_2)$ — значения солнечной постоянной.

Уточнение ИНС за счёт регрессионной модели (7) позволило исключить переобучение сети и уменьшить ошибки определения C_{ph}, что демонстрирует рассматриваемый далее пример применения полимодельного комплекса.

Пример применения

Практическая отработка полимодельного комплекса осуществлялась в процессе обработки материалов многоспектральной съёмки акватории Чёрного моря (Севастопольская бух.), полученных космическим аппаратом Sentinel-2A в 2016 г. Выбор данного спутника был обусловлен достаточно высоким пространственным разрешением (до 10 м) регистрируемых изображений (например, в сравнении со сканерами цвета MODIS-Aqua (*англ*. Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) и SeaWiFS (*англ*. Sea-Viewing Wide Field-of-View Sensor)), что позволило сформировать детальную картину распространения хлорофилла *a* по акватории.

Настройка ИНС производилась по величине ошибки на контрольной выборке (16 точек), границы которой не пересекались с обучающей. В случае, когда контрольная ошибка начинала расти, последовательно удалялись скрытые элементы ИНС или слои.

На *рис. 2* приведены результаты изменения ошибки ИНС с 20 нейронами в каждом из двух скрытых слоёв при обучении сети по многопараметрической модели (1) для оценки содержания хлорофилла в бухте.

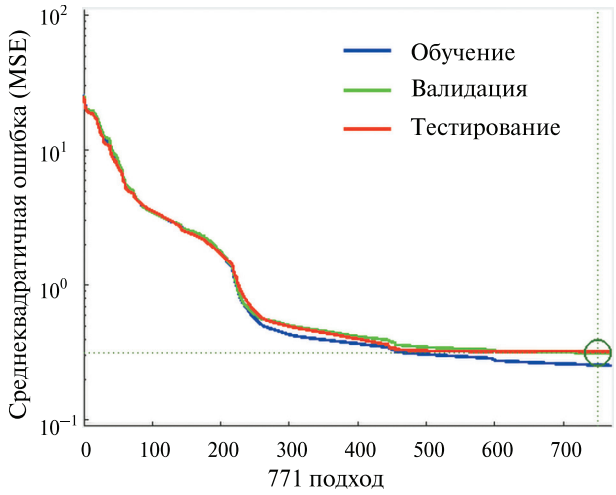


Рис. 2. Уменьшение ошибки сети в зависимости от числа эпох на выходе

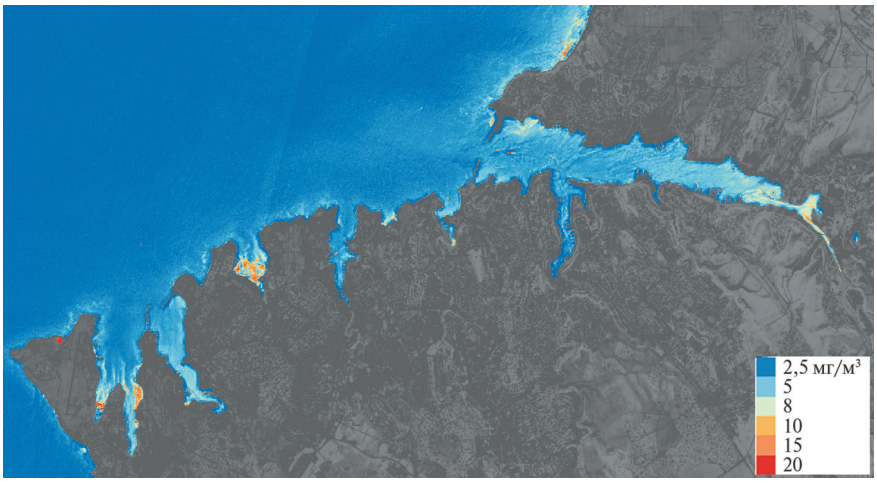
В качестве регрессионной модели использовалась зависимость (7). Применение данной модели в адаптивной настройке ИНС позволило исключить эффект «переобучения» сети, в результате которого были получены существенно завышенные значения концентрации хлорофилла *a*.

Результаты верификации показали, что при обработке снимков в четырёх наиболее информативных для оценки состояния воды спектральных каналах для аппроксимации выбранной модели переноса излучения наилучшим будет использование сети с 20 нейронами в каждом скрытом слое. Выходной слой, определяющий концентрацию хлорофилла *a* в диапазоне 0,2–25 мг/м^3 с шагом 0,8 мг/м^3, состоял из 31 элемента.

В соответствии с приведённым выше обоснованием при обработке использовались изображения Sentinel-2A в спектральных каналах с центральными длинами волн 443 нм (ширина канала 20 нм), 490 нм (ширина канала 30 нм), 560 нм (ширина канала 65 нм) и 665 нм (ширина канала 35 нм).

Результат оценки загрязнения водных объектов биогенными взвесями приведён на *рис. 3*. При этом предварительно выделялась водная поверхность (селекция суши) путём пороговой обработки изображения в спектральном канале с центром на длине волны 842 нм (см. *рис. 3а*), далее с помощью полимодельного комплекса формировалась карта содержания хлорофилла (см. *рис. 3б*).

а



б

Рис. 3. Результаты оценивания содержание хлорофилла *a*, мг/м^3, в акватории Севастопольской бух. Чёрного моря: *а* — данные Sentinel-2A (21.06.2016, 08:40) в виде изображения, синтезированного в естественных цветах; *б* — результат классификации акватории с использованием разработанного полимодельного комплекса

Верификация полученных результатов осуществлялась по разнородным источникам, сведения в которых о концентрации хлорофилла *a* в Севастопольской бух. в 2016 г. показали высокое совпадение между собой:

- Данные портала SDG6 World Water Quality Portal (The SDG 6 Reporting Portal, http://sdg6-hydrologytep.eu/), предназначенного для глобальной оценки качества воды по спутниковым данным. Портал располагает большой выборкой карт распределения C_{ph}, для получения которых используются алгоритмы, основанные на работе (Heege, Fischer, 2004) и высокоточной эталонной модели переноса излучения FEM (*англ.* Finite-Element Method) (Kiselev, Bulgarelli, 2004) в многослойной системе, включающей атмосферу, водную поверхность, водоём и морское дно.
- Результаты анализа проб, опубликованные Институтом биологии южных морей имени А. О. Ковалевского РАН (Севастополь, Россия) в статьях (Джулай, 2011; Стельмах, Мансурова, 2020).
- Данные судовых измерений, выполненных авторами в Севастопольской бух. Для этого осуществлялся отбор проб воды в поверхностном слое с последующим анализом в лаборатории спектрофотометрическим методом (ГОСТ..., 1991). Всего было отобрано 10 проб по маршруту, показанному на *рис. 4*. Одновременно для оценки точности калибровки спутниковых данных осуществлялись спектрометрические измерения водной поверхности с помощью видеоспектрометра «Лептон» (спектральное разрешение 0,4–13 нм, спектральный диапазон 402–1031 нм).

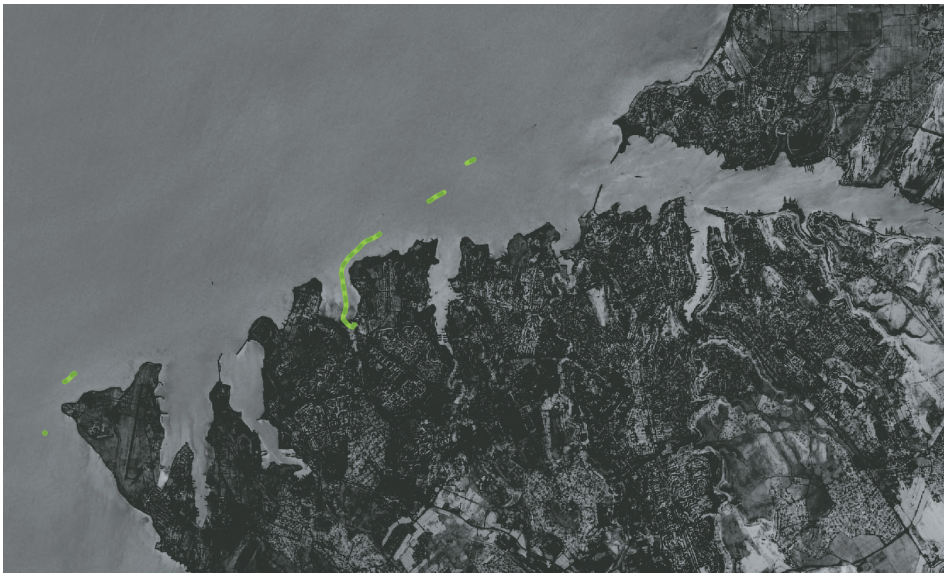


Рис. 4. Маршрут проведения отбора проб

Пример результатов спектральных измерений приведён на *рис. 5* (см. с. 266). По времени разница между судовыми измерениями и данными космической съёмки составила неделю. В обоих случаях наблюдения осуществлялись при одинаковых гидрометеорологических условиях.

Сравнение результатов расчёта концентрации хлорофилла *a*, полученных с помощью представленного в статье полимодельного комплекса, с опубликованными данными и данными натурных измерений осуществлялось по графику корреляции, пример которого приведён на *рис. 6* (см. с. 266). В качестве критерия статистических оценок были выбраны стандартные показатели (Гринин и др., 2003): коэффициент детерминации r^2, средняя абсолютная ошибка MAE (*англ.* Mean Absolute Error) и средняя относительная ошибка MSE (*англ.* Mean Square Error) восстановления хлорофилла *a*, которые составили: $r^2 = 0{,}89$; MAE = 0,7 мг/м^3; MSE = 1,1.

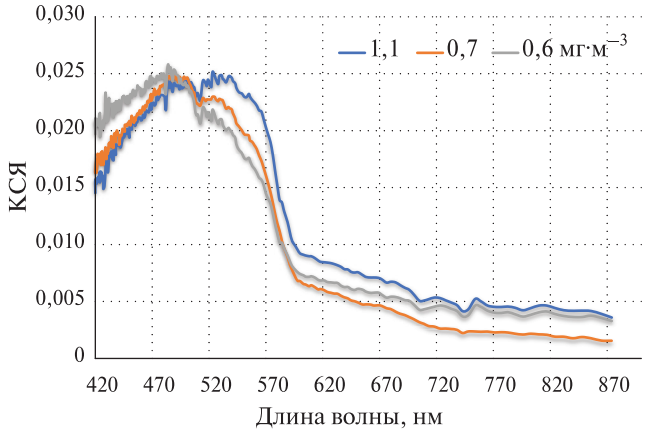


Рис. 5. Пример результатов спектральных измерений *in situ* с помощью видеоспектрометра «Лептон» в Севастопольской бух. (зависимость КСЯ поверхности воды от содержания хлорофилла *a*)

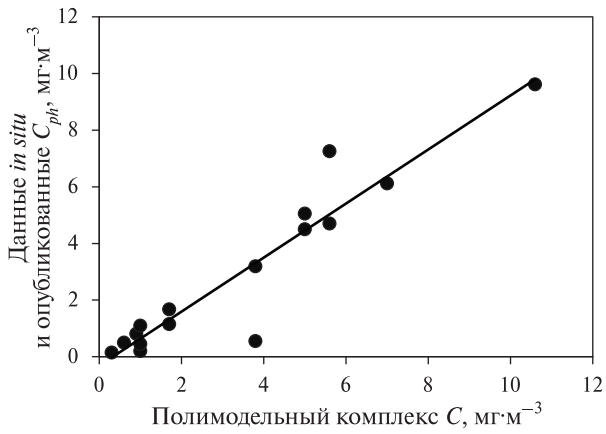


Рис. 6. Сравнение вычисленных значений хлорофилла *a* и тестовых (опубликованных и измеренных) величин концентрации хлорофилла *a*

При классификации бухты только по ИНС без адаптации оценки оказались сильно завышенными: $r^2 = 0{,}001$; MAE = 16 мг/м^3; MSE = 279, а только по регрессионной модели — заниженными (особенно в прибрежной части): $r^2 = 0{,}75$; MAE = 3 мг/м^3; MSE = 21, что ниже показателей достоверности, полученных с помощью адаптированного полимодельного комплекса. В первом случае причина больших ошибок связана с переобучением сети, во втором заниженные оценки, вероятно, были обусловлены тем обстоятельством, что регрессионная модель (7) разрабатывалась на всю акваторию Чёрного моря и, соответственно, в ней могли не учитываться особенности оптических свойств мелководных участков.

Выводы

Представленные в статье результаты показали, что адаптивно настраиваемые нейронные сети, обученные с помощью полуаналитических моделей распространения светового потока, позволяют решать обратные задачи восстановления свойств природных объектов по данным дистанционного зондирования.

Важно отметить, что рассмотренный полимодельный комплекс может использоваться не только в задаче оценивания концентрации хлорофилла *a* в море. В случае применения для обучения и адаптации ИНС соответствующих моделей он может быть настроен на расчёт показателей содержания и других оптически активных веществ (РОВ, минеральных взвесей), в том числе в пресных водоёмах (озёрах, водохранилищах и др.). В этом случае полуаналитическая модель для расчёта КСЯ водной толщи остаётся прежней, только дообучение сети осуществляется по регрессионным моделям, связывающим яркость восходящего излучения с концентрацией интересующего компонента водной среды.

В дальнейшем планируется усовершенствовать метод оптимизации параметров ИНС и выбора её конфигурации за счёт модификации и гибридизации эволюционных алгоритмов. В частности, представляют интерес алгоритмы роевого интеллекта или стохастический генетический алгоритм, где в качестве целевой функции используется ошибка оценивания состояния объекта по натурным измерениям. Перспективным также представляется применение ИНС в задаче определения относительных распространённостей конечных элементов в пикселях и субпикселях при анализе данных среднего пространственного разрешения, когда необходимо учитывать субпиксельное разделение смеси при отображении в пикселе различных элементов ландшафта.

Литература

1. *Адаменко В. Н.*, *Кондратьев К. Я.*, *Поздняков Д. В.*, *Чехин Л. В.* Радиационный режим и оптические свойства озер. Л.: Гидрометеоиздат, 1991. 300 с.
2. *Буренков В. И.*, *Васильков А. П.*, *Шифрин К. С.* Оптика океана. Физическая оптика океана. Т. 1. М.: Наука, 1983. 371 с.
3. *Вершинин А. О.*, *Орлова Т. Ю.* Токсичные и вредные водоросли в прибрежных водах России // Океанология. 2008. Т. 48. № 4. С. 568–582.
4. ГОСТ 17.1.4.02-90. Вода. Методика спектрофотометрического определения хлорофилла. Межгосударственный стандарт. 1991. 15 с.
5. *Григорьева О. В.*, *Жуков Д. В.*, *Марков А. В.*, *Мочалов В. Ф.* (2016а) Восстановление глубин прибрежных акваторий по данным много- и гиперспектральной съемки // Оптика атмосферы и океана. 2016. Т. 29. № 7. С. 553–559. DOI: 10.15372/AOO20160704.
6. *Григорьева О. В.*, *Жуков Д. В.*, *Марков А. В.*, *Мочалов В. Ф.*, *Николенко А. Н.* (2016б) Возможности использования много- и гиперспектральной аппаратуры в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах спектра для классификации мелководной части морей // Тр. Военно-косм. акад. им. А. Ф. Можайского. 2016. Вып. 653. С. 111–116.
7. *Гринин А. С.*, *Орехов Н. А.*, *Новиков В. Н.* Математическое моделирование в экологии. М.: ЮНИТИ-ДАТА, 2003. 269 с.
8. *Джулай А. А.* Сезонная динамика концентрации хлорофилла «а» и поглощения света пигментами фитопланктона в прибрежных водах Севастополя (2009–2010 гг.) // Экологическая безопасность прибрежной и шельфовой зон и комплексное использование ресурсов шельфа. 2011. № 25-2. С. 357–369.
9. *Копелевич О. В.*, *Люцарев С. В.*, *Родионов В. В.* Спектральное поглощение света «желтым веществом» океанской воды // Океанология. 1989. Т. 29. № 3. С. 409–414.
10. *Копелевич О. В.*, *Буренков В. И.*, *Шеберстов С. В.* Разработка и использование региональных алгоритмов для расчета биооптических характеристик морей России по данным спутниковых сканеров цвета // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2006. Т. 3. № 2. С. 99–105.
11. *Копелевич О. В.*, *Салинг И. В.*, *Вазюля С. В.*, *Глуховец Д. И.*, *Шеберстов С. В.*, *Буренков В. И.*, *Каралли П. Г.*, *Юшманова А. В.* Биооптические характеристики морей, омывающих берега западной половины России, по данным спутниковых сканеров цвета 1998–2017 гг. М.: ООО «ВАШ ФОРМАТ», 2018. 140 с.
12. *Левин И. М.* Малопараметрические модели первичных оптических характеристик морской воды // Фундаментальная и прикладная геофизика. 2014. Т. 7. № 3. С. 3–22.
13. *Маньковский В. И.* Основы оптики океана: метод. пособие. Севастополь, 1996. 119 с.
14. *Стельмах Л. В.*, *Мансурова И. М.* Многолетняя динамика фитопланктона и концентрации хлорофилла *a* в поверхностном слое прибрежных вод Черного моря (район Севастополя) // Вопросы современной альгологии. 2020. № 1(22). С. 66–81. DOI: 2311-0147-2020-1(22)-66-81.
15. *Суслин В. В.*, *Чурилова Т. Я.*, *Сосик Х. М.* Региональный алгоритм расчета концентрации хлорофилла *a* в Черном море по спутниковым данным SeaWiFS // Морской экологич. журн. 2008. № 2. Т. 7. С. 24–42.
16. *Фефилов Ю. В.* Разработка и создание информационной технологии дистанционного определения параметров первичной продуктивности в системах мониторинга океана: автореф. дис. ... канд. техн. наук. М.: Московский гос. ин-т электроники и математики, 2003. 17 с.
17. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс / пер. с англ.; пер. Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова. М.: Вильямс, 2008. 1103 с.
18. *Bricaud A.*, *Morel A.*, *Prieur L.* Absorption by dissolved organic matter of the sea yellow substance in the UV and visible domains // Limnology and Oceanography. 1981. V. 26. P. 43–53. DOI: 10.4319/lo.1981.26.1.0043.
19. *Bricaud A.*, *Babin M.*, *Morel A.*, *Claustre H.* Variability in the chlorophyll-specific absorption coefficients of natural phytoplankton: Analysis and parameterization // J. Geophysical Research: Atmospheres. 1995. V. 100. No. C7. P. 13321–13332. DOI: 10.1029/95JC00463.
20. *Carder K. L.*, *Chen F. R.*, *Lee Z. P.*, *Hawes S. K.*, *Kamykowski D.* Semi-analytic Moderate-Resolution Imaging Spectrometer algorithms for chlorophyll *a* and absorption with bio-optical domains based on nitrate-depletion temperatures // J. Geophysical Research: Atmospheres. 1999. V. 104. P. 5403–5422. DOI: 10.1029/1998JC900082.
21. *Heege T.*, *Fischer J.* Mapping of water constituents in Lake Constance using multispectral airborne scanner data and a physically based processing scheme // Canadian J. Remote Sensing. 2004. V. 30(1). P. 77–86. DOI: 10.5589/m03-056.

22. *Kiselev V.*, *Bulgarelli B.* Reflection of light from a rough water surface in numerical methods for solving the radiative transfer equation // J. Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer. 2004. V. 8. P. 419–435. DOI: 10.1016/S0022-4073(03)00236-X.
23. *Lee Z.*, *Carder K. L.*, *Hawes S. K.*, *Steward R. G.*, *Peacock T. G.*, *Davis C. O.* A model for interpretation of hyperspectral remote-sensing reflectance // Applied Optics. 1994. V. 33. P. 5721–5732. DOI: 10.1364/AO.33.005721.
24. *Lee Z.*, *Carder K. L.*, *Mobley C. D.*, *Steward R. G.*, *Patch J. S.* Hyperspectral remote sensing for shallow waters I. A semianalytical model // Applied Optics. 1998. V. 37. P. 6329–6338. DOI: 10.1364/AO.37.006329.
25. *Morel A.* Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (case I waters) // J. Geophysical Research. 1988. V. 93. No. C9. P. 10749–10768. DOI: 10.1029/JC093IC09P10749.

Development of a polymodel assessment complex of the content of biogenic suspensions in water using multispectral satellite imagery

O. V. Grigoreva, D. V. Zhukov, A. V. Markov

A. F. Mozhaisky Military Space Academy, *Saint Petersburg 197198*, *Russia*
E-mail: alenka12003@mail.ru

The paper considers the solution of the problem of estimating the content of biogenic suspensions in water bodies using artificial neural networks in the processing of multispectral optical-electronic space survey data. An original polymodel complex is proposed that allows determining the presence and intensity of impurities in water from the values of signals recorded in reasonably selected spectral channels of the survey equipment. The main feature of the complex is the use of a semi-analytical model of light flux transfer in an aqueous medium for training a neural network, which can be adaptively adjusted according to field measurements or empirical regression dependencies that establish a relationship between the spectral brightness characteristics of the water surface and the concentration of chlorophyll *a*. The combined use of semi-analytical and regression models ensures the classification of multispectral images of water bodies under conditions of a priori uncertainty (in the absence of training samples) with the simultaneous possibility of refining the results obtained from the available independent experimental data.

Keywords: biogenic suspensions, phytoplankton, multispectral data, regression and semi-analytical models, brightness of the water surface, artificial neural network

Accepted: 22.04.2022
DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-3-259-269

References

1. Adamenko V. N., Kondrat'ev K. Ya., Pozdnyakov D. V., Chekhin L. V., *Radiatsionnyi rezhim i opticheskie svoistva ozer* (Radiation regime and optical properties of lakes), Leningrad: Gidrometeoizdat, 1991, 300 p. (in Russian).
2. Burenkov V. I., Vasilkov A. P., Shifrin K. S., *Optika okeana. Fizicheskaya optika okeana* (Ocean optics. Physical optics of the ocean), Vol. 1, Moscow: Nauka, 1983, 371 p. (in Russian).
3. Vershinin A. O., Orlova T. Yu., Toxic and harmful algae in the coastal waters of Russia, *Oceanology*, 2008, Vol. 48, No. 4, pp. 524–537.
4. *GOST 17.1.4.02-90. Voda. Metodika spektrofotometricheskogo opredeleniya khlorofilla* (GOST 17.1.4.02-90. Water. Method of spectrophotometric determination of chlorophyll), USSR standard, 1991, 15 p. (in Russian).
5. Grigoreva O. V., Zukov D. V., Markov A. V., Mochalov V. F. (2016a), The Assessment of the Coastal Water Depths Using of Multi- and Hyperspectral Remote Sensing Imagery, *Optika atmosfery i okeana*, 2016, Vol. 29, No. 7, pp. 553–559, DOI: 10.15372/AOO20160704 (in Russian).

6. Grigor'eva O. V., Zukov D. V., Markov A. V., Mochalov V. F., Nikolenko A. N. (2016b), The possibilities of using multi- and hyperspectral equipment in the visible and near infrared spectral ranges for classification of the shallow part of the seas, *Trudy Voenno-kosmicheskoi akademii imeni A. F. Mozhajskogo*, 2016, Vol. 653, pp. 111–116 (in Russian).
7. Grinin A. S., Orekhov N. A., Novikov V. N., *Matematicheskoe modelirovanie v ekologii* (Mathematical modeling in ecology), Moscow: YuNITI-DATA, 2003, 269 p. (in Russian).
8. Dzhulai A. A., Seasonal dynamics of chlorophyll "a" concentration and light absorption by phytoplankton pigments in the coastal waters of Sevastopol (2009–2010), *Ekologicheskaya bezopasnost' pribrezhnoi i shel'fovoi zon i kompleksnoe ispol'zovanie resursov shel'fa*, 2011, No. 25-2, pp. 357–369 (in Russian).
9. Kopelevich O. V., Lyutsarev S. V., Rodionov V. V., Light spectral absorption by yellow substance of ocean water, *Okeanologiya*, 1989, Vol. 29, No. 3, pp. 409–414 (in Russian).
10. Kopelevich O. V., Burenkov V. I., Sheberstov S. V., Development and use of regional algorithms for calculating bio-optical characteristics of the seas of Russia according to satellite color scanners, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2006, Vol. 3, No. 2, pp. 99–105 (in Russian).
11. Kopelevich O. V., Sahling I. V., Vazyulya S. V., Glukhovets D. I., Sheberstov S. V., Burenkov V. I., Karalli P. G., Yushmanova A. V., *Biooptcheskie kharakteristiki morei, omyvayushchikh berega zapadnoi poloviny Rossii, po dannym sputnikovykh skanerov tsveta 1998–2017 gg.* (Bio-optical characteristics of the seas, surrounding the western part of Russia, from data of the satellite ocean color scanners of 1998–2017), Moscow: OOO "VASh FORMAT", 2018, 140 p. (in Russian).
12. Levin I. M., Few-parameter optical models of seawater inherent optical properties, *Fundamentalnaya i prikladnaya gidrofizika*, 2014, Vol. 7, No. 3, pp. 3–22 (in Russian).
13. Mankovskii V. I., *Osnovy optiki okeana* (Fundamentals of Ocean Optics), Sevastopol', 1996, 119 p. (in Russian).
14. Stelmakh L. V., Mansurova I. M., Long-term dynamics of phytoplankton and chlorophyll *a* concentration in the surface layer of the coastal waters of the Black Sea (Sevastopol region), *Voprosy sovremennoi al'gologii*, 2020, No. 1(22), pp. 66–81 (in Russian), DOI: 2311-0147-2020-1(22)-66-81.
15. Suslin V. V., Churilova T. Ya., Sosik Kh. M., The SeaWiFS algorithm of chlorophyll *a* in the Black Sea, *Morskoi ekologicheskii zhurnal*, 2008, No. 2, Vol. 7, pp. 24–42 (in Russian).
16. Fefilov Yu. V., *Razrabotka i sozdanie informatsionnoi tekhnologii distantsionnogo opredeleniya parametrov pervichnoi produktivnosti v sistemakh monitoringa okeana: Avtoref. diss. kand. tekhn. nauk* (Development and creation of information technology for remote determination of parameters of primary produktivnost v sistemah monitoringa okeana, Ext. abstract Cand. techn. sci. thesis), Moscow: Moskovskii gosudarstvennyi institut elektroniki i matematiki, 2003, 17 p. (in Russian).
17. Haykin S., *Neural networks: a comprehensive foundation*, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999, 842 p.
18. Bricaud A., Morel A., Prieur L., Absorption by dissolved organic matter of the sea yellow substance in the UV and visible domains, *Limnology and Oceanography*, 1981, Vol. 26, pp. 43–53, DOI: 10.4319/lo.1981.26.1.0043.
19. Bricaud A., Babin M., Morel A., Claustre H., Variability in the chlorophyll-specific absorption coefficients of natural phytoplankton: Analysis and parameterization, *J. Geophysical Research: Atmospheres*, 1995, Vol. 100, No. C7, pp. 13321–13332, DOI: 10.1029/95JC00463.
20. Carder K. L., Chen F. R., Lee Z. P., Hawes S. K., Kamykowski D., Semi-analytic Moderate-Resolution Imaging Spectrometer algorithms for chlorophyll a and absorption with bio-optical domains based on nitrate-depletion temperatures, *J. Geophysical Research: Atmospheres*, 1999, Vol. 104, pp. 5403–5422, DOI: 10.1029/1998JC900082.
21. Heege T., Fischer J., Mapping of water constituents in Lake Constance using multispectral airborne scanner data and a physically based processing scheme, *Canadian J. Remote Sen*sing, 2004, Vol. 30(1), pp. 77–86, DOI: 10.5589/m03-056.
22. Kiselev V., Bulgarelli B., Reflection of light from a rough water surface in numerical methods for solving the radiative transfer equation, *J. Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2004, Vol. 8, pp. 419–435, DOI: 10.1016/S0022-4073(03)00236-X.
23. Lee Z., Carder K. L., Hawes S. K., Steward R. G., Peacock T. G., Davis C. O., A model for interpretation of hyperspectral remote-sensing reflectance, *Applied Optics*, 1994, Vol. 33, pp. 5721–5732, DOI: 10.1364/AO.33.005721.
24. Lee Z., Carder K. L., Mobley C. D., Steward R. G., Patch J. S., Hyperspectral remote sensing for shallow waters I. A semianalytical model, *Applied Optics*, 1998, Vol. 37, pp. 6329–6338, DOI: 10.1364/AO.37.006329.
25. Morel A., Optical modeling of the upper ocean in relation to its biogenous matter content (case 1 waters), *J. Geophysical Research*, 1988, Vol. 93, No. C9, pp. 10749–10768, DOI: 10.1029/JC093IC09P10749.