

Original article

**Geoinformation procedure for assessing the regional situation on the basis of operational ANN-analysis of hydrometeorological and environmental information (on the example of the Ob Bay)**

***Sergey I. Bidenko<sup>1</sup>, Igor S. Khramov<sup>2</sup>, Alexander A. Bengert<sup>3</sup>, Irina S. Muchkaeva<sup>4</sup>***

<sup>1</sup> PAO “Inteltech”, St. Petersburg, Russia

<sup>2</sup> State Institution of the Tver Region “Center of Information Technologies”, Tver, Russia

<sup>3</sup> FGUP “Hydrographic Enterprise”, St. Petersburg, Russia

<sup>4</sup> FKGU “9th Detachment of the Federal Fire Service for St. Petersburg”, St. Petersburg, Russia

*Summary.* The physical-geographical and socio-geographical conditions of the water area and the Ob Bay area as an integral part of the Arctic zone of the Russian Federation are analyzed. The directions of using geoinformation models and methods of representation and use of spatial data to support the management of territorial economic activity in the Arctic are determined. The methods of using artificial neural networks to assess the navigational-hydrographic, hydrometeorological and ecological situation in areas adjacent to specially protected Arctic natural territories have been developed. A geodata model based on artificial neural networks containing the minimum set of territorial parameters necessary for spatial analysis is proposed. The set of parameters necessary to achieve the specified accuracy in the analysis of the situation is justified. The requirements for the training surface of such a network are formulated. The comparison of different architectures of neural networks with a different number of internal layers and neurons on them is carried out. The application of a neural network by the type of recurrent neural structure with two hidden layers consisting of N neurons is justified, as well as a procedure for training a network on ten thousand sets with an error propagation algorithm. The problem of the estimated analysis of the navigational-hydrographic and ecological situation in the area of the Gulf of Ob, which is a typical classification problem for an artificial neural network, has been solved. Based on the results, evaluation cartoids were compiled, which make it possible to analyze and predict the environmental situation in the region.

*Keywords:* marine territorial activity, geoinformation management support, geoecology, artificial neural networks, territorial situation model.

*For citation:* Bidenko S. I., Khramov I. S., Bengert A. A., Muchkaeva I. S. Geoinformation procedure for assessing the regional situation on the basis of operational INS-analysis of hydrometeorological and environmental information (on the example of the Ob Bay). *Gidrometeorologiya i Ekologiya = Journal of Hydrometeorology and Ecology*. 2022;(68):508—524. (In Russ.). doi: 10.33933/2713-3001-2022-68-508-524.

**Введение**

Акватория Обской губы (рис. 1) занимает особое положение в Арктической зоне Российской Федерации (АЗ РФ). В этом районе сосредоточены значительные месторождения углеводородов (природный газ, нефть, уголь) и других полезных ископаемых [1]. По Морскому каналу Обской губы осуществляются интенсивные

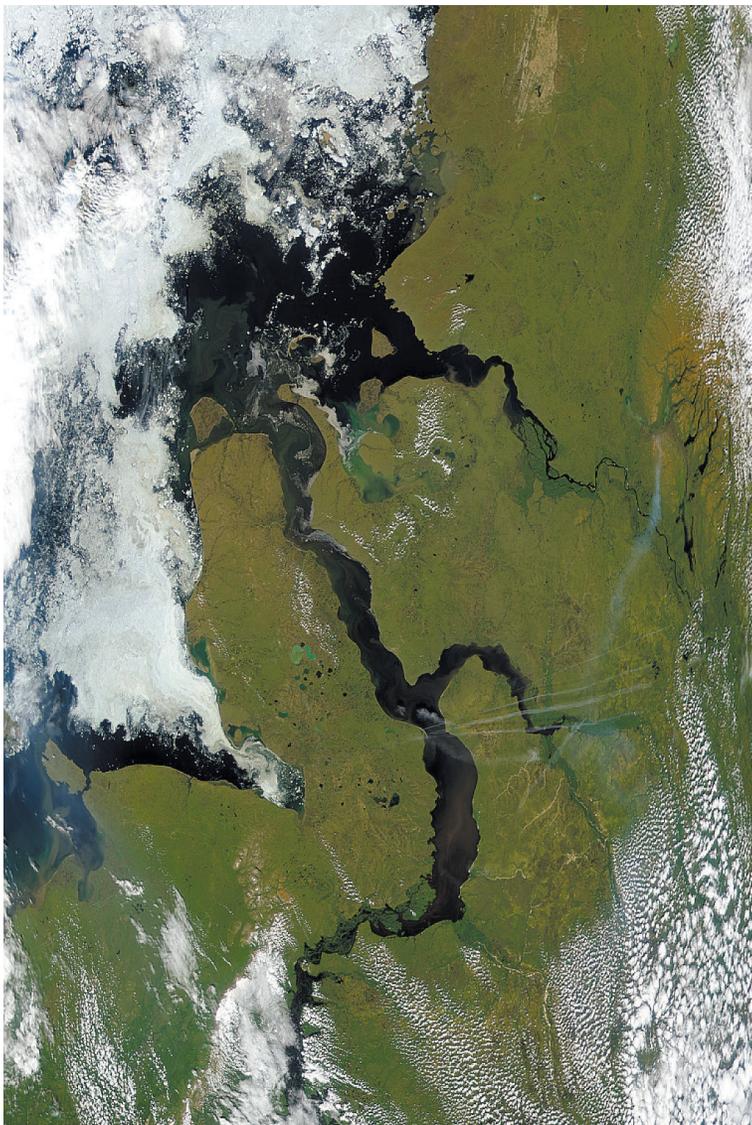


Рис. 1. Космоснимок района Обской губы.

Fig. 1. A satellite image of the Ob Bay area.

морские перевозки сжиженного природного газа, других значимых материалов и грузов.

В акватории Обской губы проводятся активные изыскания, научные исследования, прокладываются кабели и трубопроводы, бурятся скважины, решаются вопросы, связанные с обороной страны. В силу стратегической важности региона

в акватории Обской губы ведется интенсивное строительство новых терминалов, портов и других хозяйственных сооружений.

Акватории и району Обской губы присущи как общие для АЗРФ затрудняющие морскую территориальную активность (МТА) физико-географические условия (ФГУ) и хозяйственно-географические условия (ХГУ), так и специфические территориальные факторы. К негативным ФГУ относятся: низкие температуры, сильные ветры, аномалии геофизических полей Земли (в первую очередь магнитного поля), недостаточная инсоляция, тяжелые подвижные льды, длительность восстановления нарушенных экосистем, ионизация атмосферы. Отрицательные ХГУ: удаленность от промышленных центров, неразвитость инфраструктуры, демографические ограничения, высокая стоимость ресурсов и услуг. Специфические территориальные факторы — мелководность акватории, большая изменчивость рельефа дна из-за интенсивных выносов речного грунта, узость Морского канала, недостаточное навигационно-гидрографическое и гидрометеорологическое обеспечение, высокий уровень загрязнения акватории и прибрежной зоны.

Это требует особого внимания и учета при организации и управлении территориальной хозяйственной активностью в регионе. В силу геопространственного характера этой деятельности (располагается, распространяется и осуществляется на поверхности и относительно поверхности Земли) при регулировании территориальной активности в регионе может применяться модельно-методический аппарат геоинформационной поддержки управления [1, 2]. Суть геоинформационной поддержки управления территориальными объектами и системами состоит в пространственной интерпретации категорий и этапов управления, трансформации рабочей географической графики из пассивной карты-подложки в активное геоизображение, наглядно показывающее в каком районе и каким образом необходимо действовать.

Морская арктическая активность протекает в определенном функциональном геопространстве и включает в себя грузовые и пассажирские перевозки, ледовые проводки, добычу углеводородов и полезных ископаемых на шельфе, прокладку кабелей и трубопроводов, дноуглубительные работы, изыскания и исследования Мирового океана, спасательные операции, оборонную деятельность и т.д. [3]. Пространственный характер МТА предполагает геоинформационные процедуры поддержки управления видами морской территориальной активности [4]. Эти процедуры соответствуют традиционным этапам методики управления (уяснение задачи, оценка обстановки, принятие решения, планирование, реализация решения) и направлены на геопространственное представление и наглядное картографическое отображение базовых категорий управления (задача, решение, план, обстановка) [1, 3, 4] (рис. 2).

В работах [4, 5] отмечается, что категория «обстановка» является системообразующей в структуре геоинформационной методики управления территориальной активностью, т. к. к ней циклически обращаются все другие этапы и категории управления. Особенно активно эти обращения происходят на стадиях оценки ситуации и реализации решения (при выявлении рассогласования плановой информации и информации состояния) [6, 7].

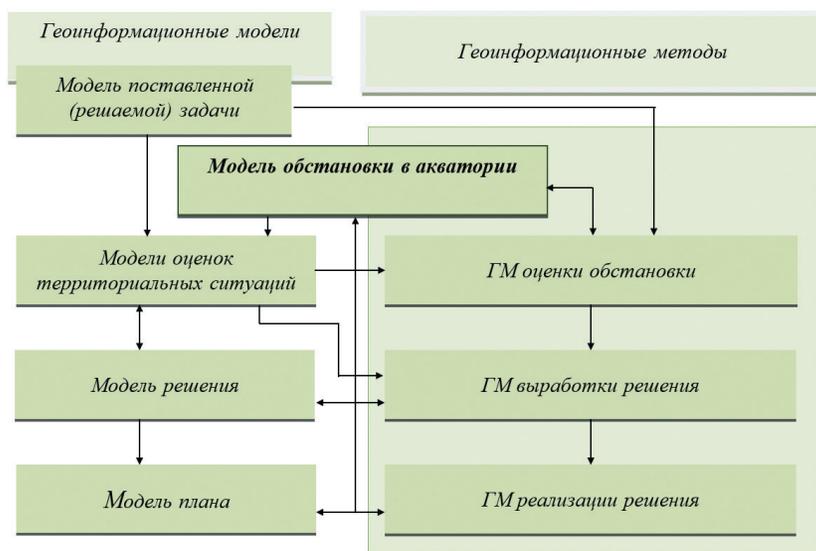


Рис. 2. Система геокибернетического моделирования (ГМ — геоинформационный метод).

Fig. 2. Cybernetic modeling system (GM — geoinformation method).

Геомодель обстановки [6, 7] постоянно наполняется (обновляется) текущей информацией об объектах МТА и среде, в которой протекает хозяйственная морская активность.

Наиболее динамической в системе «обстановка» является гидрометеорологическая и экологическая информация, связанная с быстроменяющимися процессами метеорологической и гидрологической среды. К примеру, интенсивное освоение в Арктике района Обской губы с целью эксплуатации энергетических ресурсов, их хранения и транспортировки морским путем требует проведения многочисленных продолжительных исследований гидрометеорологических (лед, осадки, течения, ветер, видимость, давление) и геоэкологических (разливы нефти, загрязненность акватории и грунта, концентрация вредных веществ в воздухе и др.) параметров, предполагающих в течение ограниченного времени многофакторный анализ больших объемов разноплановых оперативных данных обстановки.

Для оценки навигационно-гидрографических, гидрометеорологических и экологических факторов в системе арктической МТА представляется перспективным использование аппарата искусственных нейронных сетей [2, 4, 8, 9]. К настоящему времени уже накоплен определенный опыт применения нейросетевого моделирования для решения задач оценки обстановки, районирования, построения региональных границ, обработки навигационных измерений [3, 5, 10, 11] и др. Это обеспечивает оперативность оценок опасных факторов арктической геосреды, позволяет оптимизировать процедуры ледовой навигации и экологической безопасности в заданном районе.

Целью работы являлась разработка искусственной нейронной сети, позволяющей прогнозировать влияние добычи ресурсов в регионе на экологическую обстановку и состояние окружающей среды.

### Модель геоданных

Для использования искусственных нейронных сетей необходимо предварительно обработать массивы входных данных. Для этого представим данные в виде следующей модели. Базовым элементом модели является территория, то есть некоторая пространственная структура, графически на изображении ограниченная ломанной линией и имеющая связанные числовые данные, являющиеся характеристиками данного объекта [8].

Математически модель может быть представлена в виде:

$$M = \text{ГО} \cup (N_1 \dots N_s, E_1 \dots E_r, O(N_1 \dots N_s, E_1 \dots E_r)),$$

где  $N$ ,  $E$  — вектора, соответствующие наборам параметров обстановки для каждой территории (описаны ниже);  $O$  — оценка, соответствующая указанным наборам параметров обстановки; ГО — графическое отображение модели (геоизображение).

Предлагаемая модель не учитывает особенностей рельефа и реального масштаба в рассматриваемой зоне. Но сделанные упрощения позволяют оптимизировать формат хранения данных для их дальнейшего использования с помощью искусственных нейронных сетей. Основным массивом данных в нашем случае являются таблицы числовых данных, связанные с картой, а не сама карта.

Принципиальным отличием представленной модели являются топологический переход от географически конкретного представления территориальной ситуации к пространственно-абстрактному картоиду, что позволяет эффективно формировать наборы исходных геоданных для работы (обучения) ИНС [4, 5, 12].

Входными параметрами модели являются различные аспекты обстановки в ближней морской зоне. Предлагается разделить входные параметры модели представления окружающей обстановки на следующие группы:

- навигационно-гидрографические и гидрометеорологические параметры ( $N$ );
- экологические параметры ( $E$ ).

К навигационно-путевым параметрам текущей задачи относятся глубины и рельеф дна, ледовая обстановка, направление и сила ветра, течения, температурный режим, а также средства навигационного оборудования.

Экологические параметры важны в условиях текущей задачи ввиду того, что в рассматриваемой зоне находятся особо охраняемые природные территории на п-ове Явай (к северу от 72-й параллели); северная и северо-западная части п-ова Мамонта; п-ов Олений; побережье Юрацкой губы; о-ва Олений, Шокальского, Песцовые, Проклятые и Ровный [3]. Они включают в себя зоны традиционного экстенсивного природопользования коренных малочисленных народов (ненцев и эвенков), ареалы обитания белого медведя и атлантического моржа, места гнездовья краснокнижных видов птиц и места нереста рыб. Примеры экологических параметров района Обской губы приведены на рисунках 3 и 4.

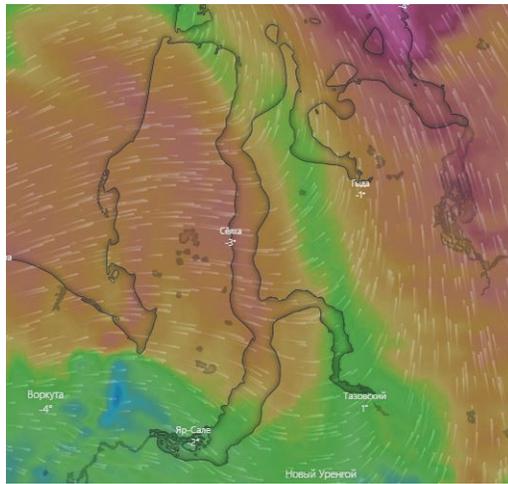


Рис. 3. Карта обстановки, отображающая навигационно-путевые параметры (зоны осадков, зоны давления) в рассматриваемой зоне.

Fig. 3. A situation map showing navigation and travel parameters (precipitation zones, pressure zones) in the zone under consideration.

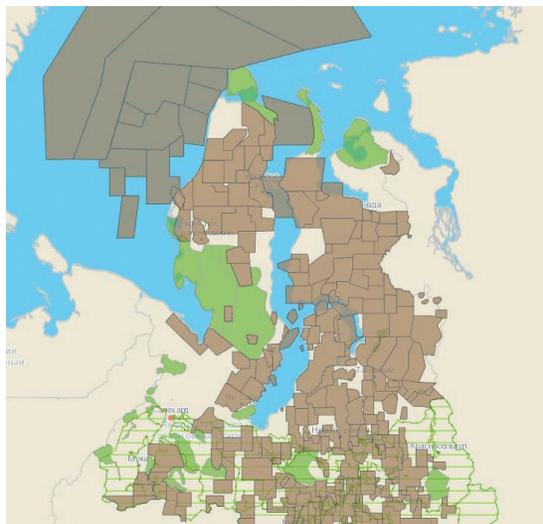


Рис. 4. Карта обстановки, отображающая экологические параметры в рассматриваемой зоне (ареалы обитания краснокнижных животных и растений (заштрихованные коричневым), зоны экстенсивного природопользования коренных народов (заштрихованы зеленым)).

Fig. 4. A map of the situation showing environmental parameters in the zone under consideration (habitats of red book animals and plants (shaded in brown), zones of extensive nature use of indigenous peoples (shaded in green)).

В результате работы нейронной сети получается число в диапазоне от 0 до 1. В связи с этим оценка будет представлять собой число от 0 до 10, полученное округлением результата работы НС до десятых с последующим умножением на 10. Существует возможность сделать более точную шкалу оценивания, однако это выходит за границы поставленной задачи и существенно усложняет работу программы. Будем считать, что чем больше оценка, тем хуже ситуация в рассматриваемой части морской зоны.

### Решение задачи оценки территориальной обстановки с помощью ИНС

В качестве базовой архитектуры выбрана рекуррентная нейронная сеть (РНС) с двумя скрытыми слоями [2, 4], состоящими из  $N$  нейронов (рис. 5). Здесь  $N$  — число входных параметров.

Базовые свойства РНС (запоминание результатов обработки предыдущего шага) используется в связи с тем, что физические поля Земли (ФПЗ) имеют континуальный характер, изменяются плавно, изменения ФПЗ, как правило, обуславливаются взаимным влиянием нескольких пространственных факторов.

После обучения нейронной сети достаточным количеством обучающих наборов данных получаем значение ошибки, близкое к заранее заданному.

Для получения большей точности к архитектуре нейронной сети были последовательно добавлены еще три скрытых слоя по  $N$  нейронов.

После сравнения полученных значений ошибки было установлено, что добавление скрытых слоев, начиная с пятого, не имеет практического смысла, ввиду незначительного улучшения значений точности при существенном росте затрат машинных ресурсов и времени на работу нейронной сети.

В качестве функции активации нейрона используется сигмовидная функция:

$$S(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}.$$

Данная функция позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки, используемого для обучения нейронной сети.

Обучающий набор для каждого анализируемого района (зоны) формировался из порядка 10 000 векторов территориальных параметров, оценками навигационно-гидрографической, гидрометеорологической и тактической ситуации, а также служебными признаками для каждого набора.

Оценивание условий и составление обучающего множества выполнялось вручную методом экспертной оценки. Само обучение нейронной сети выполнялось с помощью алгоритма обратного

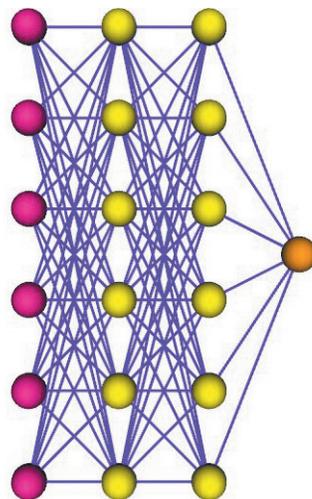


Рис. 5. Результирующая архитектура нейронной сети.

Fig. 5. The resulting neural network architecture.

распространения ошибки, который является оптимальным для задач территориальной классификации [2, 4, 10].

Необходимо отметить, что нейронная сеть, используемая для экологической оценки, нуждается в длительном обучении на большом количестве обучающих наборов [2, 12]. Обобщенный алгоритм (последовательность) обучения сети в данном случае выглядит следующим образом:

- 1) прямой проход сети;
- 2) вычисление ошибки выходного элемента;
- 3) расчет величины корректировки весов связей;
- 4) определение ошибки элементов первого скрытого слоя;
- 5) корректировка веса связей;
- 6) определение величины корректировки оставшихся весов;
- 7) завершение обратного прохода сети.

После определения архитектуры рабочей сети, требуется решить задачу получения оптимального управления, регулирующего динамику обучения ИНС.

Для этого сеть представляется дискретной системой векторов параметров (факторов) геосреды, физический смысл которых и составляет описание динамической обстановки в оцениваемой морской зоне. На каждом шаге  $k$  эти вектора обозначаются как набор  $x^{k-v}, x^{k-v+1}, x^k$ . Вводятся вектора управления  $u^{k-p}, u^k$ . Тогда минимизируемый функционал примет вид:

$$I([x][u]) = \sum_{(k=0)}^{(q-1)} f_k^0(x^{(k-n)}, \dots, x^k, u^{(k-m)}, \dots, u^k) + S(x^q); \quad (1)$$

Переход из  $k$ -ого состояния в  $k + 1$  описывается рекуррентными соотношениями:

$$x^{k+1} = f_k(x^{k-n}, \dots, x^k, u^{k-m}, \dots, u^k), \quad k = \overline{1, q-1}; \quad (2)$$

$$x^k = b^k \in \mathbb{R}^l, \quad k = -v, \dots, 0; \quad (3)$$

$$u^k = u^k \in \mathbb{R}_r, \quad k = -p, \dots, 0; \quad (4)$$

с заданными начальными условиями:

$$z^k = (x^{k-n}, \dots, x^k, u^{k-m}); \quad [u] = [u^0, \dots, u^{q-1}]; \quad [\tilde{u}] = [u^0, \dots, u^{i-1}, u^i + \Delta, u^{i+1}, \dots, u^{q-1}];$$

$$[x] = [x^0, \dots, x^q]; \quad [\tilde{u}] = [u^0, \dots, u^{i-1}, u^i + \Delta, u^{i+1}, \dots, u^{q-1}]; \quad [x] = [x^0, \dots, x^q];$$

$$[\tilde{x}] = [x^0, \dots, x^{i-1}, x^i + \Delta, x^{i+1}, \dots, x^q].$$

Дадим приращение вектору  $x^i + \Delta$ , тогда последующие векторы  $\widetilde{x}_{i+1}, \dots, \widetilde{x}_q$  вычисляются согласно формуле (2):

$$\tilde{x}^{i+1} = f_i(x^{i-n}, \dots, x^{i-1}, x^i + \Delta, \dots, x^{q-1}).$$

Определим сопряженный вектор:

$$p^i = \frac{dI([x],[u])}{d x^i} = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{i([\tilde{x}][\tilde{u}]) - I([x][u])}{\Delta}; \quad (5)$$

Из (5) следует, что если  $i = q$ , то имеет место равенство:

$$p^q = \frac{dI([x],[u])}{d_{x^q}} = \frac{\partial\Phi(x^q)}{\partial x^q}; \quad (6)$$

если  $i = q - 1$ , то

$$p^{q-1} = \frac{dI}{d_{x^{q-1}}} + \left( \frac{d_{x^q}}{d_{x^{q-1}}} \right)^T \frac{dI}{d_{x^{q-1}}}. \quad (7)$$

В общем случае имеем:

$$\begin{aligned} p^i &= \frac{\partial I}{\partial x^i} + \left( \frac{\partial x^{i+1}}{\partial x^i} \right)^T \frac{\partial I}{\partial x^i} + \dots + \left( \frac{\partial x^{i+v+1}}{\partial x^i} \right)^T \frac{dI}{dx^{i+v+1}} = \frac{\partial f_i^0(z^i)}{\partial x^i} + \dots + \\ &+ \frac{\partial f_{i+v}^0(z^{i+n})}{\partial x^i} + \left[ \frac{\partial f_i(z^i)}{\partial x^i} \right]^T p^{i+1} + \dots + \left[ \frac{\partial f_{i+v}^0(z^{i+v})}{\partial x^i} \right] p^{i+n+1} = \\ &= \sum_{l=0}^n \frac{\partial}{\partial x^i} \left[ \partial f_{i+l}^0(z^{i+l}) + (p^{i+l+1}, f_{i+l}(z^{i+l})) \right], \quad i = \overline{1, q-1}, \quad p^j = 0, \quad j > q. \end{aligned} \quad (8)$$

Введем функцию:

$$H_k(z^k, p^{k+1}) = \lambda_0 f_k^0(z^k) + (p^{k+1}, f_k(z^k)).$$

Тогда (8) с помощью этой функции преобразуется следующим образом:

$$p^i = \sum_{l=0}^v \frac{\partial H_{i+l}(z^{i+l}, p^{i+l+1})}{\partial x^i}, \quad i = \overline{q-1, 1}. \quad (9)$$

Множество векторов  $[x] = [x^1, \dots, x^q]$  зависит от начального набора состояния  $x^0$  и допустимых векторов  $[u] = [u^0, \dots, u^{q-1}]$ , или  $[x] = [x(u)]$ , и минимизирует сложную функцию  $I = I([x(u)], [u])$  аргумента  $u$ . Полная производная этой функции по вектору  $u^i$  определяется выражением:

$$\begin{aligned} \frac{dI([x(u)], [u])}{du^i} &= \frac{dI[x(u), [u])}{du^i} + \sum_{l=0}^p \frac{\partial x^{i+l+1}[u]}{\partial u^i} \frac{dI([x(u)], [u])}{dx^{i+l+1}} = \\ &= \sum_{l=0}^p \frac{\partial f_{i+l}^0(z^{i+l})}{\partial u^{i+l}} + \left[ \frac{\partial f_{i+l}^0(z^{i+l})}{\partial u^{i+l}} \right]^T p^{i+l+1} = \sum_{l=0}^p \frac{\partial}{\partial u^i} H_{i+l}(z^{i+l}, p^{i+l+1}). \end{aligned} \quad (10)$$

Функция Лагранжа для дискретной задачи оптимального управления (1)–(4) имеет вид:

$$L([x], [u], [p], \lambda_0) = \sum_{i=0}^{q-1} \left[ \lambda_0 f_i^0(z^i) + (p^{i+1}, f_i(z^i) - x^{i+1}) \right] + \lambda_0 \Phi(x^q).$$

Чтобы получить необходимые условия оптимальности, вычислим производные функции Лагранжа по переменным  $x^i$ ,  $i = \overline{1, q}$ ,  $i = \overline{1, q-1}$ :

$$\frac{\partial L}{\partial x^i} = \sum_{l=0}^v \frac{\partial H_{i+l}(z^{i+l}, p^{i+l+1})}{\partial x^i} - p^i = 0, \quad i = \overline{1, q-1}, \quad \frac{\partial L}{\partial x^q} = \frac{\partial \Phi(x^q)}{\partial x^q} - p^q = 0,$$

$$\frac{\partial L}{\partial u^i} = \sum_{l=0}^p \frac{\partial H_{i+l}(z^{i+l}, p^{i+l+1})}{\partial u^i} = 0, \quad i = \overline{0, q-1}. \quad (11)$$

Сравнивая формулы (10) и (11), получим следующее равенство:

$$\frac{\partial L}{\partial u^i} = \frac{dI([x(u)], [u])}{du^i}, \quad i = \overline{0, q-1}. \quad (12)$$

Формула (12) может использоваться для получения приближенного оптимального решения, например, градиентным методом.

Если в задаче (1)–(4) присутствуют ограничения на вектор управления  $u^i \in U_i, \overline{0, q-1}$ , например:

$$U_i = \left\{ v \in \mathbb{R}^r : g_l^i(v) \leq 0, \quad l = \overline{1, k}, \quad h_l^i(v) = 0, \quad l = \overline{k+1, s} \right\}, \quad (13)$$

то можно использовать метод Лагранжа с новой функцией Лагранжа. В этом случае новая функция Лагранжа  $\tilde{L}$  для задачи (1)–(4) определяется выражением:

$$\tilde{L} = L + \sum_{i=0}^{q-1} \left[ \sum_{l=0}^k \mu_l^i g_l^i(v) + \sum_{l=k+1}^s \nu_l^i h_l^i(v) \right].$$

Для решения задачи (1)–(4) в этом случае можно использовать метод штрафных функций [2].

Рассмотрим модель нейронной сети, в которой присутствует запаздывание по вектору состояния, а управляющими функциями являются весовые коэффициенты нейронной сети [4].

Пусть переход из  $k$ -ого состояния в  $k+1$  осуществляется по следующему правилу:

$$x^{k+1} = h(x^k, x^{k-v}) + (W_0 + W_k)g(x^{k-v}). \quad (14)$$

Весовые коэффициенты  $\omega_{ij}^k$  выбираются из условия минимума функции:

$$I(\omega) = \Phi(x^q) + \sum_{k=0}^{q-1} E_k(x^k, x^{k-v}) + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{q-1} \sum_{j=1}^n r_{ij}^k (\omega_{ij}^k)^2. \quad (16)$$

В выражении (16) коэффициенты  $r_{ij}^k > 0$  при каждом  $k = \overline{0, q-1}$  образуют положительно определенную матрицу, которую обозначим через  $R_0$ ,  $\omega_{ij}^0$ ,  $\omega_{ij}^q$  — набор  $n \times n$  матриц,  $E_k(x^k, x^{k-v})$  — заданные скалярные функции, то есть каждая компонента вектора  $x^{k-v}$  имеет свое запаздывание.

В модели (14)—(17) оптимальные весовые коэффициенты  $\bar{\omega}_{ij}^k$  определяются равенством:

$$\bar{\omega}_{ij}^k = p_i^{k+1} [r_{ij}^k]^{-1} g_j(x^{k-v}), \quad (17)$$

а сопряженные векторы удовлетворяют следующим рекуррентным соотношениям:

$$p_i^k =_0 \left[ \frac{\partial E_k(\bar{x}^k, \bar{x}^{k-v})}{\partial x_i^k} - \frac{\partial E_{k+v}(\bar{x}^{k+v}, \bar{x}^k)}{\partial x_i^k} \right] + p_i^{k+1} \frac{\partial h_i(x^k, x^{k-v})}{\partial x_i^k} + p_i^{k+1+v} \left[ \frac{\partial h_{i+v}(x^{k+v}, x^k)}{\partial x_i^k} + \sum_{j=1}^n \omega_{ij}^{k+1} \frac{\partial g_j(x^k)}{\partial x_i^k} \right]; \quad (18)$$

с граничными условиями:

$$p_i^q = \lambda_0 \frac{\partial \Phi(\bar{x}^q)}{\partial x_i^q}, \quad i = \overline{1, n}; \quad p_i^s = 0, s > q; \quad i = \overline{1, n}.$$

Практическая реализация предложенной методики территориального ИНС-анализа геоситуации выполнена с помощью разработанного авторами программного продукта «ЭкоВМ» [13], который реализован на языке Python 3 [14] и представляет собой консольное приложение, обрабатывающее shape-файлы и анализирующее навигационно-гидрографические, гидрометеорологические, ситуационные и экологические параметры окружающей обстановки. Программа использует технологии нейронных сетей (аппарат многослойного перцептрона) для решения задачи анализа и оценки (классификации) районов (участков) акватории на предмет безопасной навигации и пригодности к прохождению судов.

Для ускорения работы программы используется технология потоков и фреймов, позволяющая распараллелить процессы обучения нейронной сети с использованием графического процессора. В контексте работы под фреймом понимаются данные внутри потока данных об обстановке. То есть однотипные данные о геосреде распределяются по фреймам для их параллельной обработки.

Процедурно это реализовано через использование библиотеки CUDA для фреймов и библиотеки tensorflow для нейронной сети.

Алгоритмически программа реализована следующим образом. На автоматизированном рабочем месте с предустановленной системой Python 3-й версии для запуска программы открывается командная строка и вводится следующая команда:

*python inference.py — «опция режима работы» — «путь к исходному картоиду в формате .shp» — «путь для сохранения результата».*

Пример командной строки приведен на рис. 6.

На входе программы подается оцифрованная карта обстановки в формате shape-файла либо json-файла, то есть карты, разбитой на зоны (участки, подрайоны) с приписанными им параметрами-характеристиками.



Рис 6. Пример команды, запускающей приложение «ЭкоВМ».

Fig 6. Example of a command launching an application.

Значение точности оценки устанавливается, исходя из пространственной точности данных наблюдений, размеров обследуемого района и целеполагания по точности настройки сети. Чем меньше значение ошибки, тем больше и дольше надо учить нейронную сеть. Например, мы можем положить значение ошибки в 1 км, если размеры района находятся в пределах 100—300 км. А если территориальный охват составляет 5—10 км, то надо брать погрешность в 5—100 м, иначе работа нейросети смысла не имеет.

Далее нейронная сеть, обученная на 10 000 тестовых наборах, проводит классификацию (оценку) каждой зоны в зависимости от введенных опций и соответственно учитываемых условий геосреды.

Введены следующие пороговые цветовые обозначения:

- красный — критичная обстановка;
- желтый — средний уровень экологической обстановки;
- зеленый — угрозы экологии отсутствуют.

Программа забирает файл из папки-источника, осуществляет преобразование и кладет в папку в виде окрашенного `shape`-файла (либо картинки в формате `.png`, если добавлена соответствующая опция). Пример файла, преобразованного приведенной выше командой, указан на рис. 7.

Также авторами разработан программный продукт «СМПО-22.3» [15], который дополнительно к программе «ЭкоВМ» позволяет с помощью нейронных сетей анализировать и распознавать ледовую обстановку по получаемой от беспилотников мультисенсорной информации, учитывать влияние на геоэкологическую ситуацию в Арктике объектов с ядерной энергетической установкой (атомные ледоколы, атомный лихтеровоз-контейнеровоз, плавучие АЭС и др.), дноуглубительных снарядов, караванов судов, морских буровых платформ.

Выполнено тестирование пространственных матриц (наборов), описывающих экологическую обстановку в районе Обской губы, включающую такие параметры как ледовая обстановка, скорость и направление ветра, сила течения, вынос грунта, наличие нерестилищ рыб и мест обитания редких животных, наличие загрязненных участков территорий (могильников), наличие выбросов опасных веществ. Для данной области выделены территории, находящиеся в зоне риска (рис. 7). Зеленым обозначены территории с благополучной экологической обстановкой, чем цвет интенсивнее — тем обстановка вызывает меньше опасений. Желтые цвета характеризуют менее благополучные участки (как правило, имеются технологические выбросы). Белые участки имеют недостаточно информации для анализа нейронной сетью. Черные линии ограничивают участки со схожим экологическим положением.

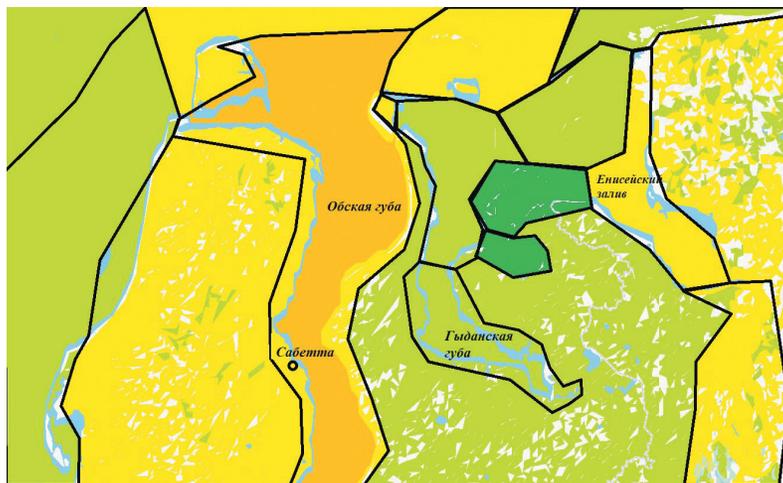


Рис 7. Картоид, характеризующий геоэкологическую ситуацию в районе Обской губы.

Fig 7. A cartoid characterizing the geoeological situation in the area of the Gulf of Ob.

### Выводы

1. Территориальная ситуация в регионе описывается: данными положением геообъектов в пространстве; характеристикой их содержания и собственного пространства; динамикой содержания и формы геообъектов; отношениями между объектами.

2. Оценка геоситуации в регионе связана с выявлением (выделением) определенных объектов и определенных отношений между объектами.

3. Эта «определенность» детерминируется задачей, для решения которой производится оценка обстановки. Это может быть навигационная безопасность, экологическая защищенность, биоразнообразие и др.

4. Наибольшую сложность представляет отображение и оценка обстановки с быстроизменяющимися (динамическими) факторами геосреды (гидрометеорологические и гидрологические условия (лед, ветер, течения, осадки, температура, давление, видимость и т.д.), геофизические характеристики, навигационные параметры, экологические показатели и т.п.).

5. Наиболее адекватной формой отображения оценки территориальной обстановки является их пространственно-картографическая интерпретация в виде результирующих (интегральных, обобщенных) качественных оценок-покрытий.

6. Построение указанных территориальных локаций с помощью нейронной сетевой модели (1) показало принципиальную возможность и порядок использования аппарата ИНС для многопараметрической оценки экологической ситуации в регионе, а также методические ограничения модели, связанные с необходимым большим количеством наборов для обучения нейронной сети.

7. Тонность и достоверность оценки территориальной ситуации напрямую связана с точностью, актуальностью, достоверностью, обоснованностью, репре-

зентативностью, надежностью данных ДЗЗ (дистанционного зондирования Земли), натуральных наблюдений и полевых исследований

8. В ходе тестирования установлено, что значение показателя ошибки применяемой нейронной сети не превышает изначально заданного значения пространственной точности. Это подтверждает допустимость применения данной ИНС при анализе территориальной экологической ситуации в регионе.

9. Достоверность итоговых качественных покрытий-оценок подтвердилась совпадением с оценками специалистов и экспертов, занимающихся вопросами экологии и безопасной навигации в акваториях арктических морей.

### *Список источников*

1. Bagnall A., Lines J., Bostrom A., Large J., Keogh E. The great time series classification bake off: a review and experimental evaluation of recent algorithmic advances. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2017. V. 31, issue 3. P. 606—660. doi: 10.1007/s10618-016-0483-9.
2. Aggarwal C.C. *Neural Networks and Deep Learning. A Textbook*. Springer International Publishing AG, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-94463-0 ISBN 978-3-319-94462-3.
3. Арктическое пространство России в XXI веке: факторы развития, организация управления. СПб.: Издательский дом «Наука», 2019. 1040 с.
4. Биденко С. И., Бородин Е. Л., Храмов И. С. Оценка обстановки в ближней морской зоне с использованием искусственных нейронных сетей // *Эксплуатация морского транспорта*. 2018. № 4. С. 82—90.
5. Биденко С. И., Храмов И. С., Якушев Д. И., Бородин Е. Л., Черный С. Г., Васильев А. Б. Повышение точности геолокации объектов арктической навигационной активности методом прогнозной аналитики результатов многократных РЛ-наблюдений // *Гидрометеорология и экология*. 2021. № 63. С. 297—310. doi: 10.33933/2713-3001-2021-63-297-310.
6. Бородин Е. Л., Биденко С. И., Травин С. В., Хекерт Е. В., Храмов И. С. Геоинформационная поддержка управления морской транспортной активностью: методический аспект // *Эксплуатация морского транспорта*. 2018. № 2. С. 80—85.
7. Панамарев Г. Е., Биденко С. И. Геоинформационная поддержка управления сложными территориальными объектами и системами. Новороссийск: Изд-во ГМУ, 2012. 202 с.
8. Красногорская Н. Н., Белозерова Е. А. Разработка геоинформационной системы поддержки принятия решений при управлении водными ресурсами // *Гидрометеорология и экология*. 2021. № 65. С. 702—725.
9. Минашкина А. В., Кондратенко С. В., Воробьева Е. А. Разработка программы мониторинга водных объектов вблизи рекультивированного полигона ТКО в пос. им. А. Космодемьянского Калининградской области // *Гидрометеорология и экология*. 2021. № 62. С. 96—112.
10. Редько В. Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: Ленанд, 2019. 224 с.
11. Шумский С. А. *Машинный интеллект. Очерки по теории машинного обучения и искусственного интеллекта*. М.: РИОР, 2019. doi: 10.29039/02011-1.
12. Рашка С., Мирджалили В. *Python и машинное обучение. Машинное и глубокое обучение с использованием Python, scikit-learn и TensorFlow*. 2-е изд. Вильямс, 2019.
13. Храмов И. С., Мучкаева И. С. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022664091. Российская Федерация. ЭкоВМ: № 2022664091: заявлено 05.07.2022: опубликовано 22.07.2022. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ.
14. Рашид Т. Создаем нейронную сеть. Математические идеи, лежащие в основе нейронных сетей, и поэтапное создание собственной нейронной сети на языке Python. Вильямс, 2018.
15. Храмов И. С., Биденко С. И., Бенгерг А. А. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022664000. Российская Федерация. СМПО-22.3, № 2022664000: заявлено 01.07.2022: опубликовано 21.07.2022. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ.

## References

1. Bagnall A., Lines J., Bostrom A., Large J., Keogh E. The great time series classification bake off: a review and experimental evaluation of recent algorithmic advances. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2017;31(3):606—660. doi: 10.1007/s10618-016-0483-9.
2. Aggarwal C. C. *Neural Networks and Deep Learning. A Textbook*. Springer International Publishing AG, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-94463-0.
3. *Arkticheskoe prostranstvo Rossii v XXI veke: factory razvitiya, organizacii I upravleniya = The Arctic space of Russia in the XXI century: factors of development, organization of management*. St. Petersburg: Nauka Publishing House, 2019: 1040 p. (In Russ.).
4. Bidenko S. I., Borodin E. L., Khramov I. S. Evaluation of the situation in the near sea zone using artificial neural networks. *Ekspluatatsia morskogo transporta = Operation of marine transport*. 2018;(4):82—90. (In Russ.).
5. Bidenko S. I., Khramov I. S., Iakushev D. I., Borodin E. L., Chernyi S. G., Vasil'ev A. B. Povishenie tochnosti gtolokatcii obyektov arkticheskoy navigacii metodom prognoznoy analitiki rezultatov mnogokratnykh RL-nablydeniy. Improving the accuracy of geolocation of objects of Arctic navigation activity by predictive analytics of the results of multiple radar observations. *Gydrometeorologiya i ekologiya = Hydrometeorology and ecology*. 2021;(63):97—310. doi: 10.33933/2713-3001-2021-63-297-310. (In Russ.).
6. Borodin E. L., Bidenko S. I., Travin S. V., Khekert E. V., Khramov I. S. Geoformatcionnaya podderzka upravleniya morskogo transportnoy aktivnjtyi: metodologicheskij aspect. Geoinformation support of marine transport activity management: methodological aspect. *Ekspluatatsia morskogo transporta = Operation of marine transport*. 2018;(2):80—85. (In Russ.).
7. Panamarev G. E., Bidenko S. I. *Geoformatcionnaya podderzka upravleniya sloznimy territorialnimy obektamy i sistemamy = Geoinformation support for the management of complex territorial objects and systems*. Novorossiysk: Publishing House of the State Maritime University, 2012: 202 p. (In Russ.).
8. Krasnogorskaya N. N., Belozerova E. A. Development of a geoinformation decision support system for water resources management. *Gydrometeorologiya i ekologiya (Uchenye zapiski RGGMU) = Hydrometeorology and Ecology (Scientific notes of RSHU)*. 2021;(65):702—725. (In Russ.).
9. Minashkina A.V., Kondratenko S.V., Vorobyeva E.A. Development of a monitoring program for water bodies near the recultivated landfill of SMW in the village named after A. Kosmodemyansky of the Kaliningrad region. *Gydrometeorologiya i ekologiya = Hydrometeorology and ecology*. 2021;(62):96—112.
10. Redko V. G. *Evjlyuciya, neyronnye sety, intelekt: modely i koncepcii evolyucionnoy kibernetiki = Evolution, neural networks, intelligence: Models and concepts of evolutionary cybernetics*. Moscow: Lenand, 2019: 224 p. (In Russ.).
11. Shumsky S. A. *Mashinnyy intellekt. Ocherki po teorii mashinnogo obucheniya i iskusstvennogo intellekta = Machine intelligence. Essays on the theory of machine learning and artificial intelligence*. Moscow: RIOR, 2019: doi: 10.29039/02011-1. (In Russ.).
12. Rashka S., Mirjalili V. *Python i mashinnoe obuchenie. Mashinnoe i glubokoe obuchenie s ispolzovaniem Python, scikit-learn i TensorFlow = Python and machine learning. Machine and deep learning using Python, scikit-learn and TensorFlow*. 2nd ed. Williams, 2019. (In Russ.).
13. Khramov I. S., Muchkaeva I. S. *Svidetelstvo o gosudarstvennoy registracii programmy dlya EVM № 2022664091. Rossiyskaya Federaciya. EkoVM. Zaregistrirvano v Reestre program dlya EVM = Certificate of state registration of the computer program No. 2022664091 Russian Federation. EcoVM: No. 2022664091: announced 05.07.2022: published 22.07.2022. Registered in the Register of computer programs*. (In Russ.).
14. Rashid T. *Sozdaem neyronnyuy set. Matematicheskie idei, lezashie v osnove neyronnoy seti na yazike Python = Creating a neural network. Mathematical ideas underlying neural networks, and step-by-step creation of your own neural network in Python*. Williams, 2018. (In Russ.).
15. Khramov I. S., Bidenko S. I., Bengert A. A. *Svidetelstvo o gosudarstvennoy registracii programmy dlya EVM № 2022664091 Rossiyskaya Federaciya. SMPO-22.3. Zaregistrirvano v Reestre program dlya EVM = Certificate of state registration of the computer program No. 2022664000. Russian Federation*.

*SMPO-22.3, No. 2022664000: announced 01.07.2022: published 21.07.2022. Registered in the Register of computer programs. (In Russ.).*

### ***Информация об авторах***

*Биденко Сергей Иванович*, д-р техн. наук, профессор, советник генерального конструктора, ПАО «Интелтех», [BidenkoSI@inteltech.ru](mailto:BidenkoSI@inteltech.ru).

*Храмов Игорь Сергеевич*, канд. техн. наук, главный специалист, ГКУ Тверской области «Центр информационных технологий» отдел аудита и мониторинга защищенности, [igorhramov@yahoo.com](mailto:igorhramov@yahoo.com).

*Бенгерт Александр Александрович*, генеральный директор, ФГУП «Гидрографическое предприятие», [A1ABengert@rosatom.ru](mailto:A1ABengert@rosatom.ru).

*Мучкаева Ирина Сергеевна*, старший инспектор, ФКГУ «9-й Отряд Федеральной противопожарной службы по Санкт-Петербургу», [irishk94@mail.ru](mailto:irishk94@mail.ru).

### ***Information about authors***

*Sergey I. Bidenko*, Dr. Sci. (Tech.), Professor, General Designer Advisor, PAO "Inteltech".

*Igor S. Khramov*, PhD (Tech. Sci.), Chief Specialist, State Institution of the Tver Region "Center of Information Technologies" Department of Audit and Security Monitoring.

*Alexander A. Bengert*, General Director, Federal State Unitary Enterprise "Hydrographic Enterprise".

*Irina S. Muchkaeva*, Senior Inspector, Federal State Institution "9th Detachment of the Federal Fire Service for St. Petersburg".

**Конфликт интересов:** конфликт интересов отсутствует.

*Статья поступила 04.05.2022.*

*Принята к публикации после доработки 26.08.2022.*

*The article was received on 04.05.2022.*

*The article was accepted after revision on 26.08.2022.*