ГЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 913(470.12):910.27 doi: 10.33933/2074-2762-2019-54-109-123

ОЦЕНКА ТЕРРИТОРИАЛЬНОЙ СИТУАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

С.И. Биденко[1], И.С. Храмов[1], М.Б. Шилин[2]

[1] Тверской государственный университет, igorhramov@yahoo.com
[2] Российский государственный гидрометеорологический университет

Приведены подходы к представлению территориальной ситуации в ближней морской зоне для последующей оценки обстановки с помощью искусственной нейронной сети. Установлен порядок формирования целевых параметров. Определен диапазон выходных оценок. В качестве архитектуры нейронной сети выбрана рекуррентная нейронная сеть с архитектурой типа многослойный перцептрон. Данный выбор повышает точность в реализации, усложняя при этом структуру нейронной сети. Для обучения нейронной сети использован алгоритм обратного распространения ошибки, представляющийся оптимальным для задачи классификации с применением рекуррентной нейронной сети. Данная нейронная сеть нуждается в длительном обучении на большом количестве обучающих наборов. Алгоритм обучения сети 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.

Ключевые слова: территориальная ситуация, оценка обстановки, искусственная нейронная сеть.

ASSESSMENT OF THE TERRITORIAL SITUATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

S.I. Bidenko[1], I.S. Khramov[1] , M.B. Shilin[2]

[1] State University of Tver
[2] Russian State Hydrometeorological University

Approaches to the representation of the near maritime zone territorial situation for the assessment of the situation with using an artificial neural network are presented. The order of formation of target parameters is established. The range of output estimates is determined. As a neural network architecture, a recurrent neural network with a multilayer perceptron type architecture has been selected. This improves accuracy in implementation, thus complicating the structure of the neural network. For the training of a neural network, an algorithm for back propagation of the error is used. This algorithm is optimal for the classification problem with using a recurrent neural network. This neural network needs a long training on a large number of training kits. The learning algorithm for this network is as follows: (1) direct network access; (2) calculation of the error of the output element; (3) calculation of the adjustment value of the connection weights; (4) determine the error of the elements of the first hidden layer; (5) correction of the weight of bonds; (6) determine the amount of adjustment of the remaining balance; (7) completion of the return pass of the network.

Keywords: territorial situation, assessment of the situation, artificial neural network.

Введение

Анализ и оценка территориальной ситуации осуществляются во многих научных исследованиях и практических приложениях, таких как геологические изыскания, оборона, гидрометеорологические прогнозы, районная планировка, навигация и др. Наиболее сложным процесс оценки обстановки является там, где условия окружающей среды изменяются достаточно быстро (гидрометеорология, морские и воздушные перевозки, боевые действия и др.).

Актуальным направлением является внедрение искусственного интеллекта в системы территориального анализа и управления. Искусственные нейронные сети [5], являющиеся характерным представителем систем искусственного интеллекта, широко используются во многих научных и технических приложениях (сложные динамические системы, системы диагностики, классификационные системы) [6], но до настоящего времени в системах территориального анализа не применялись. Тем не менее аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) содержит значительный аналитический потенциал по классификации и оценке больших массивов высоко динамических данных.

Цель настоящей работы — внедрение аппарата ИНС в процедуры территориального анализа. Конкретно, решается задача оценки обстановки в ближней морской зоне для выбора маршрутов или районов безопасного маневрирования судов с учетом различных территориальных факторов: ледовая обстановка, ветер, течения, экологические ограничения, хозяйственная активность, социальные факторы и др.

Основные понятия и определения

Под ближней морской зоной (БМЗ), как и в других источниках [1, 3, 9], в работе подразумевается прилегающая к береговой линии акватория шириной около 200 морских миль (примерно 400 км). Интерес к ближней морской зоне обусловливается наибольшей интенсивностью грузоперевозок в этих районах (подходы к портам), навигационными опасностями (сложным рельефом дна, малая глубина, наличие льда, влияние суши), высокой экономической активностью (добыча углеводородов и других полезных ископаемых).

Территориальная ситуация (обстановка) — это совокупность природных, социальных и технических объектов и явлений, расположенных, протекающих и функционирующих в конкретном географическом районе. Применительно к ситуации в БМЗ это водная среда, корабли и суда, навигационные опасности (отмели, острова, подъемы морского дна (малая глубина), затонувшие суда), элементы морской хозяйственной активности (нефтяные и газовые вышки, оборудование для добычи донных полезных ископаемых), навигационное оборудование района, системы связи, береговая инфраструктура, лед, течения, ветер, трубопроводы и др.

Под оценкой обстановки понимается получение количественных и качественных характеристик физико-географических и технико-хозяйственных условий района плавания с точки зрения решаемой задачи, а именно определение, в какой мере факторы обстановки способствуют или препятствуют решению

поставленной перед кораблем (судном) задачи. Оценка обстановки предполагает решение следующих задач: 1) оценка своих объектов (корабли, суда, объекты хозяйственной деятельности); 2) оценка противодействующих или ограничивающих факторов (терроризм, пиратство, эпидемии, карантин, экологические угрозы и т.д.); 3) оценка самого района плавания, а именно физико-географических условий района плавания (рельеф дна, глубина, ветер, течения, лед, видимость), а также инфраструктурно-географических условий района (навигационно-гидрографическая оборудованность, причальная инфраструктура, система связи и оповещения, система спасения). Оценка обстановки включает выполнение частных оценок обстановки и получение общей (обобщенной) оценки. Частные оценки определяют территориальное расположение и содержательные характеристики опасных явлений (лед, мелководье, течения, социальные угрозы). Общая оценка призвана определить пространственную (территориальную) зону, где судно может безопасно решать поставленную задачи, а также обобщенную количественную или качественную оценку успешности решения судном поставленной задачи.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) — модельно-программный инструмент для проведения анализа массивов данных на основе обучающих алгоритмов и методик [5, 6]. Для обработки геоинформации (данные, имеющие координатную привязку к поверхности Земли) с помощью ИНС требуется определенное ее представление в виде, приемлемом для входов нейронной сети.

Для этого географическая (навигационная) карта района плавания представляется (преобразуется) в виде картоида (геолизображения района плавания, упрощенного в аспекте географической конкретики), разбитого на зоны, каждой из которых соответствует некоторая группа параметров (частные составляющие обстановки).

Эти параметры можно разделить на следующие группы [5]:

— природные абиотические параметры (плотность и толщина льда, ветер, течения, глубины, погодные условия);

— антропогенные параметры (зоны, опасные для прохождения, например, из-за проводимых учений, радиационные могильники);

— биотические параметры (нахождение на маршруте животных, занесенных в Красную книгу, сезонное поведение животных);

— специфические (или негативные) параметры, зависящие от решаемых задач.

Каждому параметру входного вектора (данные о состоянии параметров геосреды) приписывается вес, который задает приоритет параметра при распространении сигнала по нейронной сети. В связи с этим разбиение параметров на группы позволяет приписывать вес не отдельно каждому параметру, а группе параметров, что упрощает реализацию нейронной сети. Задание таких весовых коэффициентов физически необходимо для возможности проведения разностороннего анализа ситуации: меняя приоритеты, возможно рассматривать территориальную обстановку с различных сторон, например с точки зрения ледовой обстановки или экологической ситуации в регионе.

При оценке обстановки рассматриваемые факторы могут играть как положительную, так и отрицательную роль. Кроме того, некоторые факторы будут

целевыми, то есть их приоритет будет искусственно завышен. Отметим, что такое завышение требует переобучения нейронной сети с учетом расставляемых приоритетов. Целевые факторы не всегда являются положительными. Например, если необходимо испытать судно в штормовых условиях, в качестве целевых факторов могут быть заданы соответствующие погодные условия, не являющиеся положительным фактором при иных обстоятельствах.

Таким образом, на вход нейронной сети подаются векторы, состоящие из данных параметров. Стоит отметить, что в модели используются числовые параметры, однако нейронная сеть способна работать с входными данными в диапазоне от 0 до 1, потому предварительно стоит проводить первичное преобразование данных путем деления их на 10^k, где k — размерность каждого параметра.

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 шкалу оценивания более точной, однако это выходит за границы поставленной задачи и существенно усложняет работу программы.

Будем считать, что чем меньше оценка, тем хуже ситуация в рассматриваемой части морской зоны.

Постановка задачи

Рассмотрим работу нейронной сети на конкретном примере. Необходимо провести оценку обстановки в ближней морской зоне участка Печорского моря для последующего безопасного прохождения судна из пункта Бугрино в пункт Варнек. При этом особое внимание будет уделяться ледовой обстановке. Географическая карта представлена на рис. 1.

Рис 1. Географическая карта рассматриваемого района Печорского моря.

Для оценки обстановки в ближней морской зоне с помощью аппарата нейронной сети необходимо преобразовать географические данные в виде картоида формата .shp, представляющего собой совокупность графического представления и файлов данных. На следующем этапе необходимо построить нейронную сеть для анализа данных. Для этого необходимо выполнить следующие действия:

— выбрать архитектуру нейронной сети;

— реализовать архитектуру с последующим тестированием и выбором оптимальной конфигурации (число входных/выходных нейронов, число скрытых слоев, число нейронов в скрытых слоях);

— формализовать нейронную сеть, определить целевой функционал для минимизации;

— сформировать априорно правильные обучающие наборы и провести обучение нейронной сети.

После создания и обучения нейронной сети на вход ей подается преобразованный картоид. Нейронная сеть проводит оценку обстановки в морской зоне согласно ранее проведенному обучению, после чего по результатам ее работы формируется картоид [2], представляющий собой графическое выражение обстановки в рассматриваемой зоне. Данный картоид является формой геоизображения, удобной для дальнейшего анализа и построения зоны возможных маршрутов.

Выбор и преобразование входных данных

Для проведения оценки обстановки воспользуемся данными, полученными из открытых источников, размещенных на геопорталах map.openseamap.org и gis.adm-nao.ru. Обстановка в ближней морской зоне является динамической, поэтому целесообразно выбирать данные за достаточно короткий промежуток времени. В работе рассматриваются данные на 12:00 16 сентября 2018 г.

Отметим, что по условиям задачи в первую очередь рассматриваются параметры ледовой обстановки (в учебном примере толщина ледяного покрова). На рис. 2—4 приводятся отображения различных параметров, используемых для оценки обстановки. В рассматриваемом примере это глубина (N1), расстояние до берега (N2), наличие военных конфликтов или учений (A1), наличие транспортного маршрута (A2), наличие судов в данной зоне (A3), количество осадков (P1), атмосферное давление (P2), наличие опасных погодных условий (P3), лицензионные участки УВС (E1), наличие животных из Красной книги региона (E2), толщина ледяного покрова (S1). На основе перечисленных параметров будут сформированы обучающие наборы.

На вход системы подается карта местности в формате .shp (формально ее тоже можно считать картоидом), представляющая собой карту, разбитую на территории, с сопоставленными ей файлами данных. Для оптимизации работы нейронной сети картоид получается из географической карты области следующими преобразованиями:

— осуществляется топологизация — переход от географически конкретной карты к абстрактному в территориальном отношении представлению конкретной местности на поверхности Земли;

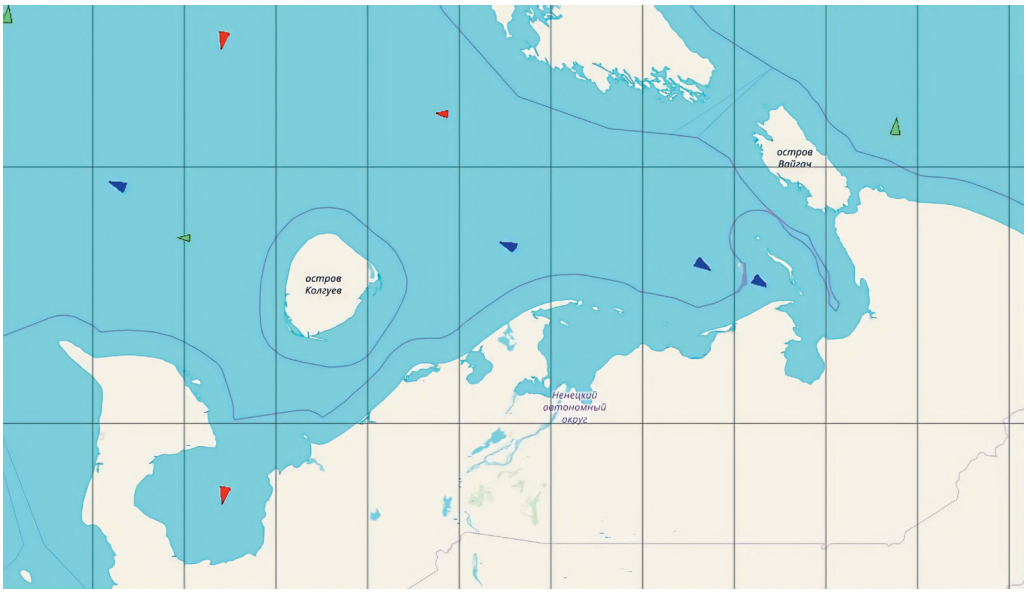

Рис. 2. Карта обстановки,
отображающая антропогенные параметры в рассматриваемой зоне.

Синие треугольники — суда, находящиеся на маршрутах (А3); зеленые — военные корабли (А1); красные — иные объекты морской транспортной активности (А2).

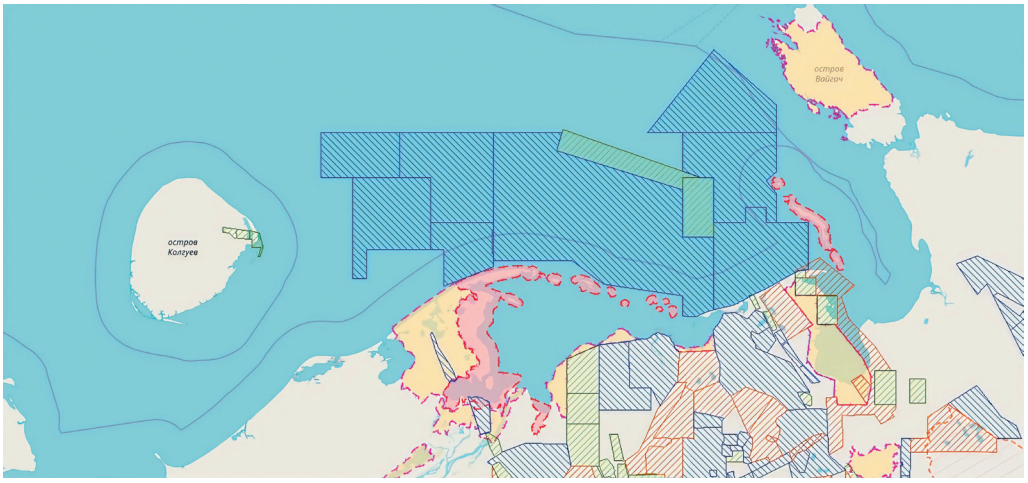

Рис. 3. Карта обстановки,
отображающая экологические параметры в рассматриваемой зоне.

Заштрихованные области — лицензионные участки УВС (Е1) (цвет различается в зависимости от способа добычи), красными штриховыми линиями ограничены ареалы обитания животных, занесенных в Красную книгу (Е2) (цвет зоны зависит от статуса территории: красный — заповедник, желтый — памятник природы).

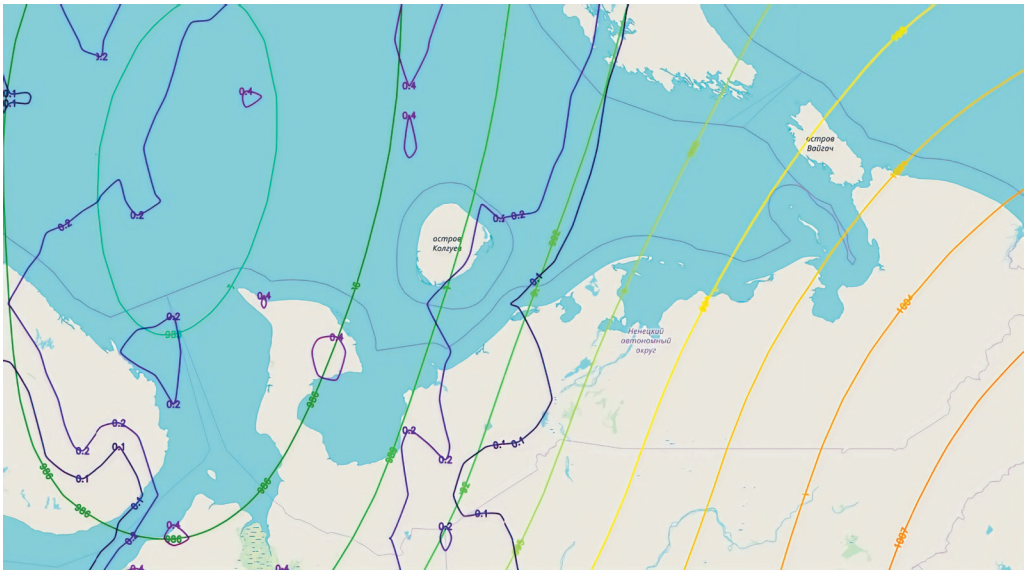

Рис. 4. Карта обстановки,
отображающая гидрометеорологические характеристики в рассматриваемой зоне.

Фиолетовые кривые — изолинии количества осадков (P2);
желтые, зеленые и оранжевые кривые — изолинии давления (P1).

— выполняется переход от географических координат (широты и долготы) к прямоугольным (местным);

— осуществляется разбивка района на абстрактные зоны, в каждой из которых значения параметров имеют разброс не более 2 % своего значения;

— наносится прямоугольная (местная) координатная сетка для последующей обработки данных картоида.

Полученный картоид представлен на рис. 5.

Затем картоид подается на вход искусственной нейронной сети, которая проводит анализ. Картоид воспринимается нейронной сетью как совокупность файлов данных.

Разработка нейронной сети

В качестве архитектуры нейронной сети выберем многослойный перцептрон [5], представляющий собой рекуррентную нейронную сеть. Рекуррентные нейронные сети являются одними из наиболее популярных и удобных нейронных сетей, используемых в основном в вопросах классификации и анализа. Принципиальным отличием выбранного многослойного перцептрона от обычной нейронной сети прямого распространения является наличие так называемых обратных связей. Это позволяет использовать обратное распространение ошибки, что значительно повышает точность в реализации, при этом усложняя структуру нейронной сети (рис. 6).

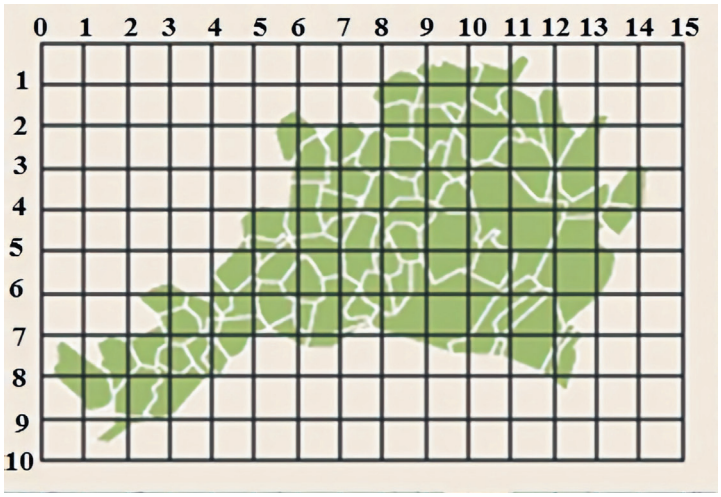

Рис. 5. Картоид района Печорского моря
с нанесенной прямоугольной координатной сеткой.

В качестве функции активации нейрона будем использовать сигмовидную функцию $S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$.

Данная функция позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки, который будет использован для обучения нейронной сети [7]. Для обучения нейронной сети будем использовать алгоритм обратного распространения ошибки. Данный алгоритм оптимален для задачи классификации с применением нейронной сети.

В качестве базовой архитектуры возьмем один скрытый слой, состоящий из N нейронов. После обучения нейронной сети достаточным числом обучающих наборов (более 10 000 векторов) получаем значение ошибки, близкое к заранее заданному. Для получения большей точности к архитектуре нейронной сети были последовательно добавлены еще два скрытых слоя по N нейронов. После сравнения полученных значений ошибки было выявлено, что добавление скрытых слоев, начиная с третьего, не имеет практического смысла ввиду незначительного улучшения значений точности при существенном росте затрат машинных мощностей и времени на работу нейронной сети. Следующим рассмотренным вариантом улучшения нейронной сети стало увеличение нейронов в скрытых слоях. Однако, как и в случае со слоями, увеличение не принесло существенных преимуществ.

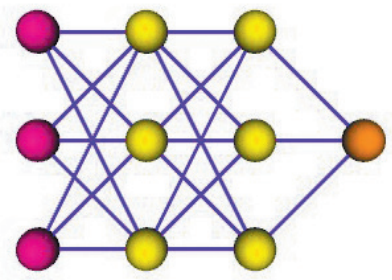

Рис. 6. Проект рекуррентной
нейронной сети.

По результатам рассмотрения данной модели видно, что для решения задачи использовалась нейронная сеть типа многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями по *N* нейронов в каждом, *N* входными нейронами и одним выходным нейроном. Решим задачу оптимального управления, моделирующую динамику рассматриваемой искусственной нейронной сети. Динамика сети из нейронов описывается системой дифференциальных уравнений с запаздыванием:

$$\dot{x}_i(t) = -\gamma_i x_i(t) + \sum_{j=1}^{n}\left(\omega_{ij}(t)\, g\left(x_j(t)\right) + u_i(t)\right);\ i, j = \overline{1\ldots n}; \tag{1}$$

$$\dot{x}_i(t) = -\gamma_i x_i(t) + g_i\left(z_i(t)\right) + u_i(t);\ i, j = \overline{1\ldots n};$$

$$z_i(t) = \sum\nolimits_{(j=1)}^{n} \omega_{ij}(t)\, x_j(t-h);$$

$$g_i\left(z_i(t)\right) = \left(1 + e\left(-\lambda \sum_{j=1}^{n} \omega_{ij}(t)\, x_j(t-h)\right)\right)^{-1};$$

$$g_i\left(z_i(t)\right) = \left(1 + e\left(\sum\nolimits_{(j=1)}^{n} \omega_{ij}(t)\, x_j(t-h)\right)\right)^{(-1)};$$

$$\dot{x}_i(t) = -\gamma_i x_i(t) + \left(1 + e\left(\sum\nolimits_{(j=1)}^{n} \omega_{ij}(t)\, x_j(t-h)\right)\right)^{(-1)} + u_i(t);$$

$$g_i\left(z_i(t)\right) = \left(1 + e\left(\sum\nolimits_{(j=1)}^{n} \omega_{ij}(t)\, x_j(t-h)\right)\right)^{(-1)};$$

$$i, j = \overline{1, n.}$$

Все входящие в систему уравнений величины будут описаны ниже.

С точки зрения биологического прототипа, то есть нейронной сети, можно сказать, что уравнение описывает накапливаемый потенциал (электрический импульс) нейрона в данный момент времени, а также его изменение с течением времени.

Потенциал нейрона образуется и изменяется под воздействием многих факторов:

$x_i(t)$ — собственный потенциал нейрона в данный момент времени;

γ_i — собственное затухание *i*-го нейрона, описывает воздействие на нейрон собственных сил, которые негативно влияют на потенциал, а также затухание сигнала при передаче от одного нейрона к другим.

Сумму $\sum_{j=1}^{n} \omega_{ij}(t)\, x_j(t-h)$ можно назвать суммой потенциалов ансамбля нейронов. Эта сумма воздействия всех соседних нейронов на *i*-й нейрон.

Сумма $\sum_{j=1}^{n}\omega_{ij}(t)x_j(t-h)$ является главным элементом в формировании потенциала *i*-го нейрона, поэтому данную сумму назовем телом *i*-го нейрона:

$$\omega_{ij}(t)x_j(t).$$

Величина $x_j(t-h)$ показывает запаздывание сигнала нейронной сети.

Таким образом, на потенциал *i*-го нейрона достаточно сильным образом воздействует остаточный импульс нейронов в предыдущий момент времени.

Функции управления $\omega_{ij}(t)$ описывают аксоны нейронов — электрический или химический импульс, который передается от одного нейрона к другим, тем самым изменяя потенциалы. Он является важнейшим связующим элементом нейронной сети, так как отвечает за взаимодействие и работоспособность всей сети. В данном случае это воздействие на *i*-й нейрон *j*-го нейрона.

Функция активации $g_i(z_i(t))$ преобразует накопленный потенциал нейрона согласно некоторой функциональной зависимости. Прототипом являются процессы, происходящие в теле нейрона, вызванные, например, сигналами или импульсами со стороны периферической нервной системы организма (вследствие каких-либо изменений внешней среды).

Собственный потенциал нейронов не должен выходить за рамки ограничений:

$$x_i(t) \le B_i,\ i=\overline{1,n}. \tag{2}$$

Характеристики нейронов в начальный момент времени известны:

$$x_i(0) = a_i,\ i=\overline{1,n}; \tag{3}$$
$$x_i(t) = \varphi_i(t),\ t=\overline{-h,0}.$$

Функция управления $u_i(t)$ характеризует внешнее воздействие на *i*-й нейрон. Это могут быть какие-либо изменения среды, на которые организм реагирует изменением скорости передачи электрических и химических импульсов нервной системы. Известны ограничения на управляющие функции:

$$|\omega_{ij}| \le b,\ |u_i| \le c. \tag{4}$$

Задачи управления можно формализовать в виде следующего целевого функционала:

$$\mathrm{I}([x],[\omega],[u],[t]) = S\sum_{i=1}^{n}\left(x_i(T)-A_i\right)^2 + \sum_{i=1}^{n}\int_0^T M_i\left[\max\left(0;x_i(t)-B_i\right)\right]^2 dt +$$
$$+L\sum_{i=1}^{n}\int_0^T u_i^2(t)\,dt + K\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\int_0^T \omega_{ij}^2(t)\,dt \to inf;\ i=\overline{1,n}. \tag{5}$$

Основной практической целью является получение оптимальных управлений процесса, при помощи которых достигается минимум целевого функционала.

Оптимальные управления процесса мы получим методом градиентного спуска или, в терминологии обучения ИНС, методом обратного распространения ошибки.

Обучение нейронной сети

Инструментом управления динамикой нейронной сети является обучение сети, которое подразумевает следующие задачи (критерии).

1. В конечный момент времени характеристики нейронов должны совпадать с входными данными A_i.
2. Во время выполнения процесса характеристики нейронов не должны выходить за пределы заданного диапазона значений (B_i).
3. Управление u_i должно стремиться к минимальному значению для данного процесса.
4. Управление ω_{ij} также должно стремиться к минимальному значению для данного процесса.

Кратко алгоритм обучения сети в данном случае выглядит следующим образом [6]:

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, завершение обратного прохода сети.

В табл. 1 представлен фрагмент файла данных, подаваемого на вход нейронной сети. Каждая строка таблицы представляет собой вектор данных, сопоставленный с конкретной территорией картоида.

Таблица 1

Фрагмент набора входных данных (вектор-строк)

Связанная территория	Параметр	ID территории картоида			
		1	2	3	4
Навигационные параметры	Глубина, м (N1)	17	36	54	12
	Расстояние до берега, км (N2)	26	36	65	84
Антропогенные параметры	Наличие военных конфликтов/учений (A1)	0	0	1	1
	Наличие транспортного маршрута (A2)	0	1	0	1
	Наличие судов в данной зоне (A3)	0	1	1	1
Погодные параметры	Количество осадков, мм (P1)	7	3	6	4
	Давление, мм рт.ст. (P2)	756	751	745	745
	Наличие опасных погодных условий (P3)	0	1	1	0
Экологические параметры	Лицензионные участки УВС (E1)	0	1	0	1
	Наличие животных из Красной книги региона (E2)	1	1	1	0
Специфические параметры	Толщина ледяного покрова, м (S1)	1,2	0	0,3	0,6

Обучающий набор состоял из 10 000 векторов, аналогичных представленным в табл. 1, но дополненных оценкой обстановки в зоне с приведенными параметрами для каждого набора. Оценивание условий и составление обучающего множества производилось вручную методом экспертной оценки. Как было сказано выше, для решения данной задачи используется архитектура типа многослойный перцептрон. Экспериментальным путем было дополнительно выявлено, что оптимальной является архитектура с двумя скрытыми слоями по десять нейронов в каждом.

На вход нейронной сети подавался обучающий вектор без оценки и осуществлялся прямой проход нейронной сети с выставлением весов связей. Нейронная сеть оценивала данный набор и выдавала оценку обстановки в соответствии с описанной выше оценочной шкалой. В рассматриваемой ситуации нейронная сеть обратит особое внимание на толщину ледового покрова в данной области ввиду заранее заданного веса для параметра ледовой обстановки, большего, чем у иных параметров.

Рассмотрим для примера вектор, принадлежащий территории с ID 2 из табл. 1. Экспертная оценка для этого набора составляла 8, «близко к оптимальному». После выполнения прямого прохода алгоритма оценка нейронной сетью составила 6. По результатам обратного прохода была осуществлена корректировка весов: понижены веса экологических и антропогенных параметров, повышен вес параметра толщины ледового покрова. В результате повторного прохода результат составил 8, что означает удачно выполненную корректировку весов.

Для контроля точности обучения рассмотрим ошибку обучения нейронной сети *Er*. В теории машинного обучения это разность между желаемым (целевым) y и реальным y' выходом модели: $Er = y - y'$. Для рассматриваемой задачи классификации предельным допустимым значением ошибки рекомендуется $Er = 2$ % [5]. В условиях проведенного тестирования ошибка *Er* составила не более 1 % на каждом из 10 000 обучающих наборов.

По результатам работы обученной нейронной сети строится оценочный картоид. Для наглядности геоизображения результирующей оценки обстановки применяется процедура анаморфирования [2] по алгоритму Гастнера — Ньюмана [10]. В качестве параметра анаморфирования используется толщина ледового покрова (параметр S1). Результатом анаморфирования является картоид, представленный на рис. 7. На рисунке белыми линиями показаны границы рассматриваемых территорий с измененными (искаженными) анаморфированием площадями. Чем сложнее ледовая обстановка в районе, тем больше его площадь на картоиде-анаморфозе. Математическая координатная сетка убирается для улучшения визуального восприятия оператором.

Предлагается два варианта графического представления: одноцветное с разбиением на территории и многоцветное с разбиением на меньшие территории и раскраской в различные цвета. Первое представление оптимально в задачах, где важна скорость реакции и число входных параметров невелико (до десяти), второе позволяет проводить более подробный анализ оценки и оптимально для задач долгосрочного планирования. На рис. 7 представлен первый вариант графического представления.

Рис. 7. Оценочный картоид после анаморфирования.

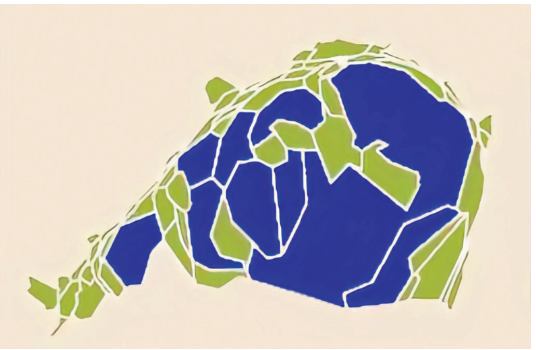

Рис. 8. Картоид-анаморфоза
с выделенными (фиолетовым цветом) оптимальными районами плавания.

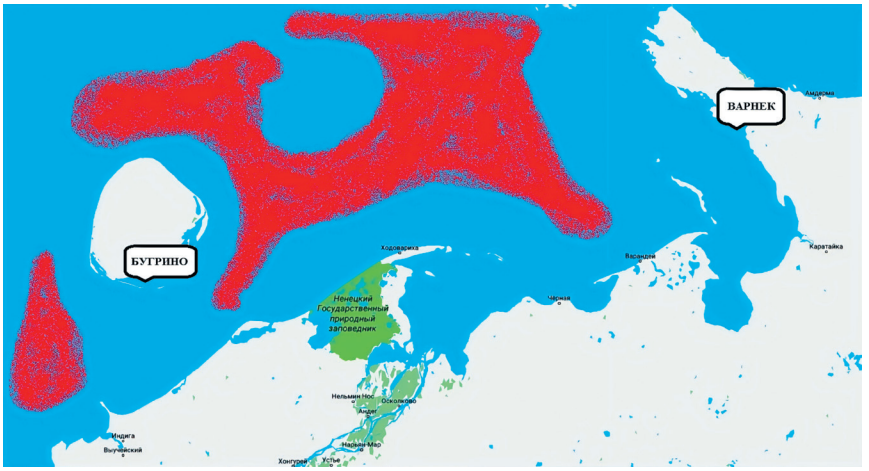

Рис. 9. Детопологизация полученных оценок —
перенос оптимальных районов плавания на географическую карту.

Проанализировав полученный картоид, можно выделить районы, оптимальные для прохождения судна. Эти районы выделены на рис. 8 синим цветом.

В качестве финального этапа исследований можно осуществить детопологизацию картоида и перенос результатов оценки на географическую карту. Перенос представлен на рис. 9. Голубым цветом на географической карте выделены оптимальные для прохождения судов районы. Размытость изображения обусловлена приблизительным характером перехода.

Выводы

1. По результатам выполненной работы установлено, что аппарат ИНС может быть использован для обработки и анализа больших массивов динамических геопространственных данных (ветер, течения, ледовая обстановка, осадки и др.).

2. Для представления и обработки геоинформации о быстро меняющейся гидрометеорологической и навигационной обстановке в ближней морской зоне может быть использована такая модель ИНС, как многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями по N нейронов в каждом, N входными нейронами и одним выходным нейроном. Предложенная модель достаточно адекватно и оперативно отображает оперативную территориальную ситуацию в БМЗ.

3. Доказана работоспособность метода. Предложенная нейронная сеть прошла обучение и была протестирована на практической задаче оценки ледовой обстановки в конкретном районе Баренцева моря. Получены частные оценки территориальной ситуации, а также результирующая общая оценка обстановки в виде пространственной зоны (покрытия, области) рекомендованных маршрутов перехода в районе. Вычислена ошибка тестирования, которая составляет не более 1 % отклонения от априорно верного результата на векторах тестового множества наборов. При допустимом значении 2 % это позволяет говорить о работоспособности метода.

4. Определены ограничения предложенных модели и метода: неуниверсальность архитектур нейронной сети (необходимость создавать обучающие наборы для каждого отдельного случая в зависимости от целей оценки и оцениваемых областей), пренебрежение отдельными факторами обстановки, не оказывающими существенного влияния на условия текущей задачи, длительность процедуры обучения, а также зависимость точности первичной работы нейронной сети от качества обучающих наборов.

5. Предложенные в первом приближении процедуры топологизации (анаморфирования) геоизображения исследуемого района требуют дальнейшей детализации и доработки как для оптимизации структуры входных наборов исходной ГИ, так и для построения визуальных графических оценок территориальной ситуации.

Список литературы

1. *Апальков Ю.В.* Противолодочные корабли. М.: Моркнига, 2010. 148 с.
2. *Биденко С.И., Панамарев Г.Е.* Геоинформационная поддержка управления сложными территориальными объектами и системами. Новороссийск: изд-во МГА, 2011. 202 с.

3. *Ведерников Ю.В.* Красный дракон: современные военно-морские силы Китая / В кн.: Флот Тихого океана. Владивосток, 2007. 140 с.
4. *Гусейн-Заде С.М., Тикунов В.С.* Анаморфозы: что это такое? М.: Эдиториал УРСС, 1999. 168 с.
5. *Сигеру О., Марзуки Х., Рубия Ю.* Нейроуправление и его приложения. Изд. 2-е / М.: ИПРЖР, 2000. 272 с.
6. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. Изд. 2-е / Пер. с англ. М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
7. *Храмов И.С.* Интеграция искусственных нейронных сетей с геоинформационными системами // Вестник ТвГУ. Сер. Математические методы управления. 2017. С. 118—120.
8. *Храмов И.С.* Перспективы развития искусственного интеллекта // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. 2015. Т. 3, № 8-1 (19-1). С. 375—377.
9. *Шилин М.Б., Биденко С.И., Кравченко П.Н.* Концепция моделирования геоэкологической ситуации // Ученые записки РГГМУ. 2015. № 39. С. 157—164.
10. *Gastner M.T., Newman M.E.J.* Density-equalizing map projections: diffusion-based algorithm and applications. PNAS, 2004, 101 (20). P. 7499—7504.