- and Tehnology. //RUT-Wuhan: The 5st International Conference for Innovation and Cooperation of Naval Architecture and Marine Engineering (IC-NAME-2021) & The 1st International High-level Forum on Smart and Autonomous Navigation Technology of Ships 16/11/2021
- Using Operational Scenarios in a Virtual Reality Enhanced Design Process Katie Aylward, Joakim-Dahlman, KjetilNordby and Monica Lundh / Educ. Sci. 2021, 11(8), 448; https://doi.org/10.3390/educsci11080448
- The research work on the intelligent ship. Zhu Qidan / Harbin Engineering University // RUT-Wuhan: The 5st International Conference for Innovation and Cooperation of Naval Architecture and Marine Engineering (ICNAME-2021) & The 1st International High-level Forum on Smart and Autonomous Navigation Technology of Ships 16/11/2021.
- 10. Developments of Maritime Autonomous Surface Ships in China. Xinping YAN. Intelligent Transport and Safety Center (ITSC), Wuhan University of Technology, National Engineering Research Centre for Water Transport Safety (WTS) // RUT-Wuhan: The 5st International Conference for Innovation and Cooperation of Naval Architecture and Marine Engineering (ICNAME-2021) & The 1st International High-level Forum on Smart and Autonomous Navigation Technology of Ships 16/11/2021.

References

- Identification of the Relationship between Maritime Autonomous Surface Ships and the Operator's Mental Workload. Masanori Yoshida, Etsuro Shimizu, Masashi Sugomori and Ayako Umeda. Appl. Sci. 2021, 11(5), 2331; https://doi.org/10.3390/app11052331.
- Sitronics News https://www.sitronics.com/reports/6945

- 3. https://www.korabel.ru/news/comments/noveshiy_trenazher_vveli_v_makarovke.html
- 4. https://primpress.ru/article/83490
- 5. https://sitronics-kt.ru/simulators.html
- 6. https://www.offshore-technology.com/contractors/communications/offshore-simulator-centre/
- Remote support distributed maritime capabilities. Hans Peter Hilde. Norwegian University Science and Tehnology. //RUT-Wuhan: The 5st International Conference for Innovation and Cooperation of Naval Architecture and Marine Engineering (IC-NAME-2021) & The 1st International High-level Forum on Smart and Autonomous Navigation Technology of Ships 16/11/2021.
- Using Operational Scenarios in a Virtual Reality Enhanced Design Process Katie Aylward, Joakim-Dahlman, KjetilNordby and Monica Lundh / Educ. Sci. 2021, 11(8), 448; https://doi.org/10.3390/educsci11080448
- The research work on the intelligent ship. Zhu Qidan / Harbin Engineering University // RUT-Wuhan: The 5st International Conference for Innovation and Cooperation of Naval Architecture and Marine Engineering (ICNAME-2021) & The 1st International High-level Forum on Smart and Autonomous Navigation Technology of Ships 16/11/2021
- 10. Developments of Maritime Autonomous Surface Ships in China. Xinping YAN. Intelligent Transport and Safety Center (ITSC), Wuhan University of Technology, National Engineering Research Centre for Water Transport Safety (WTS) // RUT-Wuhan: The 5st International Conference for Innovation and Cooperation of Naval Architecture and Marine Engineering (ICNAME-2021) & The 1st International High-level Forum on Smart and Autonomous Navigation Technology of Ships 16/11/2021.

УДК 629.5.053; 656.615 DOI: 10.34046/aumsuomt105/9

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АППАРАТА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБЕСПЕЧЕНИЯ НАВИГАЦИОННОЙ И ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ СУДОХОДСТВА В УСЛОВИЯХ СЛОЖНОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ ОБСТАНОВКИ

Е.Л. Бородин, кандидат технических, наук, доцент

А.А. Бенгерт, соискатель

И.С. Мучкаева, соискатель

А.Д. Кириленко, старший преподаватель

И.С. Храмов, кандидат технических наук, доцент

С.И. Биденко, доктор технических. наук, професор

На примере акватории Обской губы рассмотрены особенности учета факторов навигационной и экологической безопасности судоходства при плавании в районах (акваториях) с быстро меняющейся обста-

новкой. Предложен аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) для оперативной оценки обстановки в ближней морской зоне судна. Предложены основные типы архитектуры ИНС, подходящие для задач анализа динамической территориальной ситуации. Выполнено сравнение архитектур ИНС по параметрам быстродействия и точности применительно к задаче оценки обстановки, которое показало преимущество рекуррентной нейронной сети.

Ключевые слова: ближняя морская зона, обстановка, перцептрон, архитектура нейронной сети, рекуррентная нейронная сеть.

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPARATUS FOR SECURINGNAVIGATIONAL AND ECOLOGICAL SAFETY IN COMPLICATED DYNAMIC SITUATION

E.L. Borodin, A.A. Bengert, I.S. Moochkaeva, A.D. Kirilenko, I.S. Khramov, S.I. Bidenko

Particulars of factors of navigational and ecological safety on the example of the Obb Bay when sailing in areas with the situation quickly changed. Apparatus of artificial neural networks for operational situation appraisal in the nearest marine ship's zone has been suggested. Basic types of neural network architecture suitable for analysis of dynamic territorial situation has been also advised. Comparison of artificial neural structure on parameter of fast acting and exactness applicable for the task of situation appraisal has been made. It shows the advantage of recurrent neural network.

Keywords: nearest marine zone, situation, perceptron, architecture of neural network, recurrent neural network.

Анализ физико-географических (ФГУ) и хозяйственно-географических условий (ХГУ) Арктической зоны Российской Федерации (АЗРФ) и акватории Обской губы [8] показывает следующие особенности российской Арктики:

- глобальный территориальный охват, что обусловливает видимые отличия ФГУ в разных секторах и участках региона (рельеф дна и побережья, глубины, климат, грунт и т. д.), а также требует значительных средств и усилий для организации навигационно-гидрографического и гидрометеорологического обеспечения навигационной и экологической безопасности (НГГМО) в общирных акваториях региона;
- сложные климатические условия низкие температуры, слабая освещенность, сильные ветры, течения, значительные осадки, что обусловливает ледовитость акваторий, интенсивное обледенение судов, почти круглогодичное существование льда, высокую подвижность льда, значительную экологическую уязвимость региона и большое время на восстановление нарушенных экосистем, что требует значительных усилий на НГГМИ-поддержку арктической территориальной активности (АТА);
- мелководность акватории обусловливает дополнительный факторы навигационной опасности арктического судоходства:
- ионизация атмосферы, аномалии МПЗ, магнитные бури обусловливают затруднение работы навигационного и связного оборудования:
- недостаточная изученность и НГГМ-оборудованность театра;

- неразвитость инфраструктуры, удаленность от промышленных центров, что обусловливает трудности проведения спасательных операций в регионе;
- отсутствует единая система освещения обстановки (СОО), однородная система НГО и ГМО территориальной активности в АЗРФ, что негативно влияет на навигационную и экологическую безопасность АТА;
- лед вкупе с мелководьем ограничивает возможности выбора маршрутов движения в АЗРФ, выполнения маневров расхождения, уклонения от выявленных в ходе плавания опасностей:
- высоко динамический характер больших разнородных данных о ледовой и другой ГМ-обстановке, НГ-обстановке требует специальных адаптивных методов оперативного сбора, представления и анализа НГГМ-информации о ФГУ и ХГУ арктического театра.

Наряду с быстроменяющейся навигационной обстановкой наиболее динамической является гидрометеорологическая и экологическая информация, связанная с быстроменяющимися процессами метеорологической и гидрологической среды. Причем следует учитывать следующие неоднозначные моменты в системе взаимодействия и взаимовлияния трех составляющих обстановки в акватории: навигационной (тактической), экологической и навигационно-гидрометеорологической (рис. 1).



Рисунок 1 – Соотношение факторов навигационной и экологической безопасности и среды

Однозначно трактуется прямое воздействие (влияние) НГГМ-обстановки (ветер, течения, осадки, туман, плохая видимость, мелководье, рифы, скалы, отсутствие или неисправность СНО и др.) на навигационные и экологические риски, а, следовательно, и на навигационную и экологическую безопасность. Это факторы, приводящие к той или иной морской аварии (посадка судна на мель (рифы, скалы), навал на портовые сооружения, разрушение конструкции судна и попадание опасных веществ в окружающую среду, распространение опасных загрязнений в акватории, территории и атмосфере) или происшествию. Соотношение факторов навигационной безопасности (НБ) и экологической безопасности (ЭБ) не всегда однозначно.

Традиционно считается, что ЭБ является функцией НБ, что безопасное судовождение обеспечивает безопасность перевозимого опасного (для окружающей среды) груза: авария судна приводит к попаданию загрязняющих веществ в окружающую природу. Однако ЭБ и экологическая обстановка (ЭО) напрямую или опосредованно влияют на приемы и методы судоходства (обеспечения НБ).

Это проявляются в следующих моментах:

- перевозимый опасный груз (экологический риск вероятность аварии) оказывает влияние на выбор навигационных параметров движения судна скорость, курс, район плавания, маршрут,
- неблагоприятная ЭО в каком-либо районе (акватории) может привести к изменению маршрута перехода или пункта назначения.

В арктических морях наиболее динамично изменяется НГГМИ в так называемой ближней морской зоне судна. В качестве ближней морской зоны (БМЗ) рассматривается акватория, в которой действуют средства наблюдения судна — РЛС, эхолот, метеостанция и др. Указанное оборудование наряду с другими источниками информации

призвано оперативно освещать окружающую обстановку для обеспечения задач безопасной навигации и эффективной экономики морских перевозок [4].

Именно в ближней зоне судоводитель получает большие объемы быстроменяющейся информации об обстановке. Поэтому требуются специальные методы представления и гибкой адаптивной оперативной обработки НГИ и ГМИ. Анализ работ показывает, что таким механизмом может служить аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) [2, 3, 5].

Для использования ИНС необходимо предварительно сформировать массивы входных данных обстановки. 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 [3].

Математически модель может быть представлена в виде

$$M = \Gamma O \cup O(N_1...N_s, E_1...E_r)$$
,

где: N, E — группы векторов, соответствующие наборам параметров для каждой территории, описаны ниже; O — оценка, соответствующая указанным наборам; Γ O — 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.

Входными параметрами модели являются различные аспекты обстановки в ближней мор-

ской зоне. Предлагается разделить входные параметры модели представления окружающей обстановки на следующие группы:

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

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 пова Мамонта; п-ов Олений; побережье Юрацкой губы; о-ва Олений, Шокальского, Песцовые, Проклятые и Ровный [8]. 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 рис. 2.

Первым этапом работы по применению ИНС в оценке БМЗ-остановки является выбор архитектуры нейронной сети (НС). Основными архитектурами, с которыми возможна работа с пространственными данными, являются многослойный перцептрон, рекуррентная нейронная сеть и сверточная нейронная сеть [1,6]. Необходимо рассмотреть все эти архитектуры применительно к поставленной задаче оценки обстановки в БМЗ.

Построение, обучение и сравнение архитектур производилось в программном пакете STATISTIKA 8.0, что позволило автоматизировать процедуры сравнения и существенно сократить время обучения тестируемых ИНС.

Многослойный перцептрон. В качестве первого варианта архитектуры нейронной сети рассмотрим многослойный перцептрон (рис. 2). С учетом того, что перцептрон является классическим решением для задач классификации, данная архитектура является одной из самых очевидных для решения поставленной задачи. Также, перцептрон - это система, включаюящая нейроны трех типов: сенсоры, ассоциативные и реагирующие. На вход, то есть на сенсоры, подается вектор исходных данных обстановки, состоящий из значений параметров обстановки - навигационных, антропогенных, экологических и специфических параметров.

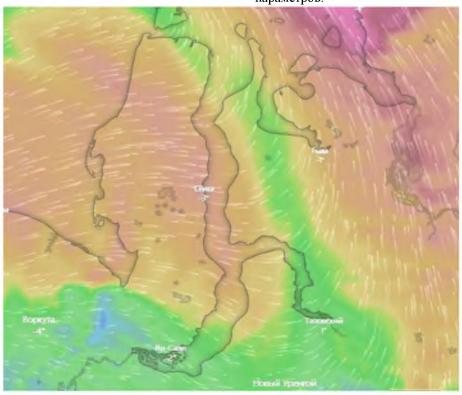


Рисунок 2 – Карта обстановки, отображающая навигационно–путевые параметры (зоны осадков, зоны давления) в рассматриваемой зоне

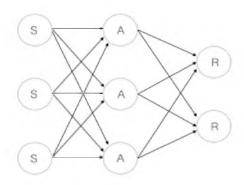


Рисунок 3 – Архитектура многослойного перцептрона прямого распространения

С учетом поставленной задачи нам необходим один выходной нейрон, который, как известно, принимает значения от 0 до 1.

В качестве функции активации нейрона будем использовать сигмовидную функцию

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

Данная функция позволяет усиливать слабые сигналы, что делает ее предпочтительной для решения конкретной задачи. Алгоритм обучения нейронной сети следующий:

- 1. Инициализировать синаптические веса случайными значениями, меньшими некоторого заранее заданного достаточно малого значения.
- 2. Выбрать очередную обучающую пару из обучающего множества; подать входной вектор на вход сети.
 - 3. Вычислить выход сети.
- 4. Вычислить разность между выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары).
- 5. Осуществить коррекцию весов сети для минимизации ошибки. Стоит отметить, что в конкретной задаче будем рассматривать корректировку весов нейронов скрытых слоев, так как корректировка выходного слоя не несет практической пользы.
- Повторить шаги с 2 по 5 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня.

В качестве базовой архитектуры возьмем два скрытых слоя, состоящих из N нейронов. После обучения нейронной сети достаточным количеством обучающих наборов, 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 выявлено, что добавление скрытых слоев, начиная с пятого, 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 несло существенных преимуществ.

Таким образом, можно сделать вывод, что для решения нашей задачи целесообразно использовалась НС типа многослойный перцептрон с 4 скрытыми слоями по N нейронов в каждом, N входными нейронами и 1 выходным нейроном.

Рекуррентная НС. В качестве следующей архитектуры нейронной сети также выберем многослойный перцептрон, однако теперь связи между нейронами будут работать в обе стороны. Такая сеть называется рекуррентной (рис. 3). Принципиальным отличием от обычной НС прямого распространения является наличие так называемых обратных связей, что дает повышенную точность в реализации, при этом усложняя структуру НС.

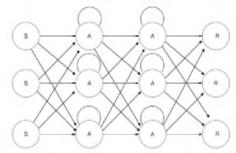


Рисунок 4 – Рекуррентная НС

В качестве функции активации нейрона также будем использовать сигмовидную функ-

цию
$$S(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

Данная функция кроме описанного выше позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки, который будет использован для обучения нейронной сети.

Для обучения нейронной сети будем использовать алгоритм обратного распространения ошибки. Данный алгоритм оптимален для задачи классификации с применением HC [1, 2, 6].

Стоит также отметить, что данная НС нуждается в длительном обучении на большем количестве обучающих наборов, нежели предыдущий рассмотренный вариант HC. Кратко алгоритм обучения сети в данном случае выглядит следующим образом:

- 1. Прямой проход сети
- 2. Вычисление ошибки выходного элемента
- 3. Расчёт величины корректировки весов связей
- 5. Определение ошибки элементов первого скрытого слоя
 - 6. Корректировка веса связей
- 7. Определение величины корректировки оставшихся весов.
 - 8. Завершение обратного прохода сети.

В качестве базовой архитектуры возьмем один скрытый слой, состоящий из N нейронов. После обучения нейронной сети достаточным количеством обучающих наборов (см. Приложение), 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 (рис. 4) было выявлено, что добавление скрытых слоев начиная с третьего не имеет прак-

тического 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 несло существенных преимуществ.

По результатам рассмотрения данной модели видно, что для решения задачи использовалась нейронная сеть типа многослойный перцептрон, с 2 скрытыми слоями по N нейронов в каждом, N входными нейронами и 1 выходным нейроном (рис. 5).

Свёрточная НС. Рассмотрим архитектуру сверточной нейронной сети (рис. 6). Эта архитектура обрабатывает данные не целиком, а фрагментами, но при этом данные не дробятся на части, а осуществляется своего рода последовательный прогон. Затем данные передаются дальше по слоям. Кроме свёрточных слоёв используются также слои объединения. Слои объединения сжимаются с глубиной (обычно степенью двойки). К конечным слоям добавляются несколько персептронов (сеть прямого распространения), для последующей обработки данных.

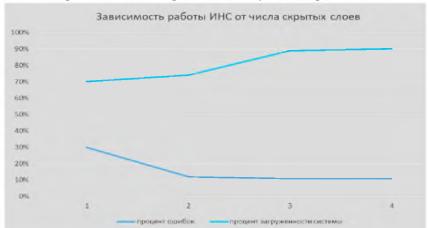


Рисунок 5 – Сравнение точности работы и нагрузки на систему ИНС при увеличении числа скрытых слоев

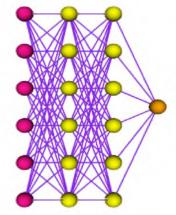


Рисунок 6 – Результирующая архитектура НС

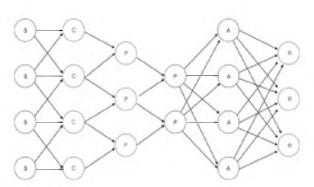


Рисунок 7 – Сверточная НС

Однако в процессе реализации данной НС возникли проблемы технического характера, связанные с форматом входных данных и используемой моделью, что не позволило реализовать данную сеть и адекватно оценить возможности данной архитектуры.

Стоит отметить, что при использовании карты в формате графического изображения данная сеть показывает хорошие результаты, однако рассмотрение подобной модели выходит за пределы данной работы.

Сравнение предложенных архитектур НС. Сравнивая предложенные архитектуры можно сделать вывод, что для поставленной задачи оптимальным вариантом будет рекуррентная нейронная сеть. Данная нейронная сеть после обучения позволяет получить процент ошибок меньший в сравнении со сверточной нейронной сетью и многослойным перцептроном (графики сравнения приведены на рисунке), кроме того обладает более простой реализацией нежели сверточная сеть.

Данная архитектура предполагает более оптимальный метод обучения НС. В качестве недостатка будет выступать большее количество обучающих наборов и большее время обучения, что компенсируется большей точностью вычислений (рис. 8).

Практическая реализация территориального ИНС-анализа обстановки выполнена с помощью разработанного авторами программного продукта «ЭкоВМ» [9], который реализован на языке Python 3 [10] и представляет собой консольное приложение, обрабатывающее shape-файлы и анализирующее навигационно-гидрографические, гидрометеорологические, ситуационные и экологические параметры окружающей обста-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.

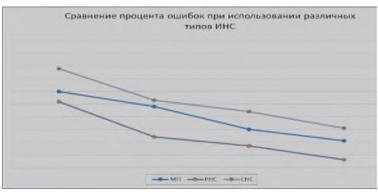


Рисунок 8 – Сравнение процента оппибок классических архитектур ИНС, предназначенных для работы с картами. МП - многослойный перцептрон, PHC - рекуррентная нейронная сеть, CHC - сверточная нейронная сеть

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 рисунке 9.

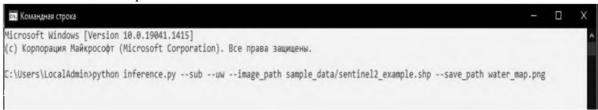


Рисунок 9 – Пример команды, запускающей приложение «ЭкоВМ»

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. На рис. 10 приведен такой файл в графическом и программном виде.

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. 11.

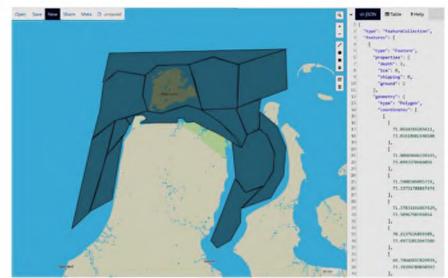


Рисунок 10 – Оцифрованная карта обстановки – зоны с приписанными им параметрами

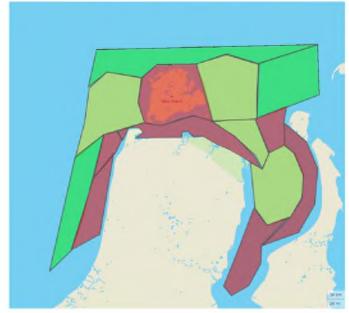


Рисунок 11 – «Окрашенный shape-файла (картинка в формате .png)

Также авторами разработан программный продукт «СМПО-22.3» [7], 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 лихтеровозконтейнеровоз, 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. 12). 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.



Рисунок 12 – Картоид, характеризующий геоэкологическую ситуацию в районе Обской губы

Выводы

- 1. Территориальная ситуация в регионе описывается: данными положением объектов АТА в пространстве; характеристикой их содержания и собственного пространства; динамикой содержания и формы объектов; отношениями между объектами.
- 2. Оценка обстановки 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

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, репрезентативностью, надежностью данных ДЗЗ, натурных наблюдений и полевых исследований

Литература:

- 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, pp.606-660. DOI 10.1007/s10618-016-0483-9
- 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.
- Бородин Е.Л., Биденко С.И., Храмов И.С. Оценка обстановки в ближней морской зоне с использованием искусственных нейронных сетей // Эксплуатация морского транспорта. – 2018. – № 4. – С. 82 – 90.
- Бородин Е.Л., Биденко С.И., Храмов И.С. и др. Геоинформационная поддержка управления морской транспортной активностью: методический аспект // Эксплуатация морского транспорта. – 2018. – № 2. – С. 80 – 85.
- Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики. - М.: Ленанд, 2019. – 224 с.
- 6. Шумский С.А. Машинный интеллект. Очерки по теории машинного обучения и искусственного интеллекта.— М. РИОР, 2019. DOI: 10.29039/02011-1
- Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022664000. Российская Федерация. СМПО-22.3, № 2022664000: заявлено 01.07.2022: опубликовано 21.07.2022, / Храмов И.С., Биденко С.И., Бенгерт А.А. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ, регистрационный № 2022664000 от 21.07.2022.
- Арктическое пространство России в XXI веке: факторы развития, организация управления / под ред. акад. В.В. Ивантера. – СПб.: Издательский дом «Наука», 2019. – 1040 с.
- 9. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022664091. Российская Федерация. ЭкоВМ: № 2022664091: заявлено 05.07.2022: опубликовано 22.07.2022, /

- Храмов И.С., Мучкаева И.С. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ, регистрационный № 2022664091 от 22.07.2022.
- Рашид Т.. Создаём нейронную сеть. Математические идеи, лежащие в основе нейронных сетей, и поэтапное создание собственной нейронной сети на языке Python. Вильямс, 2018. ISBN 978-1530826605.

References

- A. Bagnall, J. Lines, A. Bostrom, J. Large, E. Keogh. The great time series classification bake off: a review and experimental evaluation of recent algo-rithmic advances. Data Mining and Knowledge Discovery, 2017, V.31, issue 3, pp.606-660. DOI 10.1007/s10618-016-0483-9
- C.C. Aggarwal. 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.
- Borodin E.L., Bidenko S.I., Hramov I.S. Ocenka obstanovki v blizhnej morskoj zone s ispol'zovaniem iskusstvennyh nejronnyh setej // Ekspluataciya morskogo transporta. 2018. № 4. S. 82 90.
- Borodin E.L., Bidenko S.I., Hramov I.S. i dr. Geoinformaci-onnaya podderzhka upravleniya morskoj transportnoj aktivnosťyu: metodiche-skij aspekt // Ekspluataciya morskogo transporta. – 2018.–№ 2. – S. 80 – 85.
- Red'ko V.G. Evolyuciya, nejronnye seti, intellekt: modeli i kon-cepcii evolyucionnoj kibernetiki. - M.: Lenand, 2019. – 224 c.
- SHumskij S.A. Mashinnyj intellekt. Ocherki po teorii mashinnogo obucheniya i iskusstvennogo intellekta. M., RIOR, 2019. DOI: 10.29039/02011-1
- Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlya EVM № 2022664000. Rossijskaya Federaciya. SMPO-22.3, № 2022664000: zayavleno 01.07.2022: opublikovano 21.07.2022, / Hramov I.S., Bidenko S.I., Bengert A.A. Zaregistrirovano v Reestre programm dlya EVM, registracionnyj № 2022664000 ot 21.07.2022.
- Arkticheskoe prostranstvo Rossii v XXI veke: faktory razvitiya, or-ganizaciya upravleniya / pod red. akad. V.V. Ivantera. – SPb.: Izdatel'skij dom «Nauka», 2019. – 1040 s.
- Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlya EVM № 2022664091. Rossijskaya Federaciya. EkoVM: № 2022664091: zayav-leno 05.07.2022: opublikovano 22.07.2022, / Hramov I.S., Muchkaeva I.S. Zaregistrirovano v Reestre programm dlya EVM, registracionnyj № 2022664091 ot 22.07.2022.
- T. Rashid. Sozdayom nejronnuyu set'. Matematicheskie idei, lezha-shchie v osnove nejronnyh setej, i poetapnoe sozdanie sobstvennoj nejronnoj seti na yazyke Python. Vil'yams, 2018. ISBN 978-1530826605.