

На правах рукописи

Храмов Игорь Сергеевич

**ГЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ
ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И ОЦЕНКИ ОБСТАНОВКИ В БЛИЖНЕЙ
МОРСКОЙ ЗОНЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Специальность 25.00.35 – Геоинформатика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание учёной
степени кандидата технических наук

Санкт-Петербург, 2020

Работа выполнена на кафедре компьютерной безопасности и математических методов управления математического факультета ФГБОУ ВО «Тверской государственный университет»

Научный руководитель: **Биденко Сергей Иванович**, доктор технических наук, профессор, советник генерального конструктора ПАО «Интелтех»

Официальные оппоненты: **Якушев Денис Игоревич**, доктор технических наук, профессор кафедры специальных информационных технологий, ФГКОУ ВО «Санкт-Петербургский университет МВД России»

Вагизов Марсель Равильевич, кандидат технических наук, доцент кафедры Информационных систем и технологий, ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова»

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Государственный университет морского и речного транспорта имени адмирала С.О. Макарова»

Защита диссертации состоится « ____ » _____ 2020 года в _____ на заседании Диссертационного совета Д 212.197.03 по адресу: г. Санкт-Петербург, пр. Металлистов, дом 3.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Российского государственного гидрометеорологического университета.

Ваш отзыв на автореферат просим направлять по адресу 192007, Россия, Санкт-Петербург, ул. Воронежская, дом 79, Российский государственный гидрометеорологический университет, Диссертационные совет Д 212.197.03, ученому секретарю.

Автореферат разослан « ____ » _____ 2020 года.

Учёный секретарь
диссертационного совета Д 212.197.03
к. воен.н., доцент

Соколов А.Г.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность. Ближняя морская зона характеризуется высокой интенсивностью территориальной активности (грузовые и пассажирские перевозки, добыча углеводородов и полезных ископаемых, исследования, оборонная деятельность), множеством навигационных опасностей (сложный рельефом дна, малые глубины, лед, течения, влияние суши), изменчивостью гидрометеорологических условий.

Хозяйственная и иные виды деятельности в прибрежной акватории оказывают значительное влияние на экологическое состояние региона.

Обстановка в ближней морской зоне (БМЗ) меняется достаточно быстро и требует постоянной оценки для обеспечения безопасности хозяйственной деятельности и экологической ситуации.

Традиционно для отображения и анализа территориальной ситуации используются различные геоинформационные средства. Особенностью профессиональных ГИС является их ориентация на широкий круг различных пользователей. В связи с этим узкие приложения требуют создание дополнительных программных оболочек ГИС для решения конкретных задач территориального анализа.

В связи с тем, что обстановка в БМЗ содержит большое количество разнородных объектов и явлений, является высоко динамичной, представляется целесообразным рассмотреть возможность использования в ГИС-анализе модельно-методического аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), так как ИНС содержат значительный аналитический потенциал по классификации и оценке больших массивов высоко динамических данных.

Использование аппарата ИНС в пространственном анализе призвано устранить такие недостатки традиционных алгоритмов оценки обстановки, как:

При анализе текущего состояния методов оценки обстановки в морской зоне выявлены следующие проблемы оценке обстановки, как: эффективный учет большого количества разнородных факторов обстановки; обеспечение высокой скорости обработки пространственной информации; возможность быстрого обучения и перенастройки алгоритмов анализа (человеческий фактор).

Следовательно, актуальной является задача внедрения моделей и методов ИНС в пространственный ГИС-анализ, в том числе и в процедуры оценки обстановки и выработки рекомендаций в БМЗ.

Объект исследований: обстановка в ближней морской зоне.

Предмет исследований: модели и методы представления и анализа геопропространственной ситуации в ближней морской зоне.

Цель работы: Создание методики оценки обстановки и выработки рекомендаций в ближней морской зоне на основе искусственных нейронных сетей.

Научные задачи:

- Проанализировать предметную область оценки территориальной обстановки, модели и методы ИНС в аспекте процедур геопространственного регионального анализа.
- Создать и описать модель обстановки в ближней морской зоне, оптимальной для обозначенной цели
- Разработать математическую модель для последующей реализации методики оценки обстановки в ближней морской зоне
- Произвести отбор и последующее сравнение нескольких реализаций архитектур ИНС для выявления оптимальной для обозначенной цели
- Провести анализ эффективности предложенной методики
- Предложить варианты практического применения методики в алгоритмах построения пути судна в ближней морской зоне

Научные результаты, выносимые на защиту:

1. Топологическая модель представления обстановки в ближней морской зоне, основанная на анаморфировании и оптимизированная для работы с искусственными нейронными сетями.

2. Методика оценки обстановки в ближней морской зоне, основанная на работе искусственных нейронных сетей и анаморфированном представлении территориальной обстановки.

3. Методика построения оптимального маршрута перехода на основании оценки обстановки в ближней морской зоне, реализованная с применением каскада настраиваемых искусственных нейронных сетей.

Новизна научных результатов

1. Модель геосреды (обстановки) отличается топологическим переходом от географически конкретного представления территориальной ситуации к пространственно-абстрактной анаморфозе (картоиду), что позволяет формировать наборы исходных геоданных, применимых для работы (обучения) ИНС.

2. Методика оценки обстановки в ближней морской зоне отличается:

- применением специально спроектированных и обученных на оригинально сформированных априорных наборах геоданных ИНС, что позволяет повысить быстродействие процедур анализа и снизить нагрузку на аппаратные ресурсы;

- топологизацией результатов территориальных оценок, что позволяет более наглядно отображать проблемные зоны геосреды и упрощать процессы оптимизации решений на конкретной геоситуации (за счёт снижения размерности пространства обстановки);

3. Методика построения оптимального маршрута перехода в БМЗ отличается наличием дополнительных процедур топологизации для поиска вариантов решений в пространственно абстрактной среде и детопологизации первичного решения для адаптации его в географически конкретной обстановке с применением аппарата ИНС, что позволяет наглядно отображать опасные зоны, избегать потери общей обстановки в регионе при переходе к более крупным масштабам геоизображений районов, а также обеспечивает непрерывный контроль оператором процессов преобразования геоинформации при оценке территориальной обстановки и выработки рекомендаций.

Соответствие диссертации паспорту специальности. Полученные научные результаты соответствуют пунктам 3, 6, 7, 8, 9 паспорта специальности 25.00.35 – «Геоинформатика».

Ценность полученных результатов

Теоретическая значимость полученных результатов состоит в разработке модели представления обстановки в ближней морской зоне, оптимизированной как для работы с аппаратом ИНС, так и для визуального представления. Кроме того, была создана и апробирована новая математическая модель НС, оптимизированная для решения поставленной задачи.

Практическая ценность полученных результатов заключается в том, что предложенные методики показывают прирост быстродействия при обработке больших массивов входных данных в сравнении с традиционными алгоритмами за счет обученных ИНС, а также нивелируют воздействие субъективных факторов при оценке обстановки в ближней морской зоне и построении безопасных маршрутов

Публикации. Основные научные результаты диссертации опубликованы в 21 статье в научно-технических изданиях, в том числе 12 из рекомендованного ВАК перечня. Получено авторское свидетельство № 2018665037 о регистрации программы для ЭВМ (2018).

Апробация. Основное содержание диссертации опубликовано в научных журналах РИНЦ, в том числе в пяти изданиях, рекомендованных ВАК РФ. Результаты работы были доложены на конференциях: «Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика» (г. Воронеж) в 2015 и 2017 гг., Образование в XXI веке, 2017 г. (г. Тверь) Научно-практическая конференция «Современные проблемы гидрометеорологии и

устойчивого развития Российской Федерации», (Российский государственный гидрометеорологический университет, Санкт-Петербург, 2019).

Внедрение. Полученные в диссертации научные результаты внедрены в учебный процесс ФГБОУ ВО «Тверской Государственный университет», ФГБОУ ВО «Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова» и ФГБОУ ВО «Российский государственный гидрометеорологический университет», а так же НИР «Грифон-8-ТвГУ».

Структура и объём диссертации. Структура и объём диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, заключения, двух приложений, объём 139 листов, включая 42 рисунков, 5 таблиц, в списке литературы 117 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность исследования, сформулированы цель и задачи, основные положения, выносимые на защиту, определены объект и предмет исследования, охарактеризованы научная новизна и практическая значимость работы.

В **первой главе** проанализирована предметная область оценки обстановки в БМЗ с помощью средств геоинформатики и ИНС, определены проблемные вопросы, выполнена постановка задач исследования.

Рассмотрены современные ГИС-средства в контексте отображения и анализа территориальной обстановки. Выделены основные особенности работы классических ГИС-средств, состоящие в использовании сложных математических и логических алгоритмов, что в условиях больших объемов данных влечет загрузку аппаратных ресурсов и системные ошибки. Кроме того, алгоритмические ГИС-средства имеют сложную реализацию, и как следствие – большое время реакции на динамическую ситуацию.

Проанализированы базовые свойства ИНС в аспекте их применения в ГИС-анализе. Способность ИНС к обобщению позволяет пренебрегать незначительными колебаниями входных данных, что позволяет повысить точность и скорость вычислений. Обучаемость ИНС позволяет повысить скорость реакции ГИС на меняющуюся обстановку и дает возможность реализовывать самообучающиеся ГИС. Однако, существует проблема применимости ИНС – каждая сеть проектируется под конкретный набор задач и не способна решать задачи за его пределами.

Рассмотрены основные типы архитектуры нейронных сетей (Рисунок 1), алгоритмы их обучения для последующего использования при практической реализации модели представления и оценки территориальной ситуации. Определено, что наиболее подходящей для рассматриваемой задачи является

архитектура типа рекуррентная нейронная сеть, показавшая при тестировании большую скорость работы и более высокую точность при меньшей нагрузке на аппаратную часть.

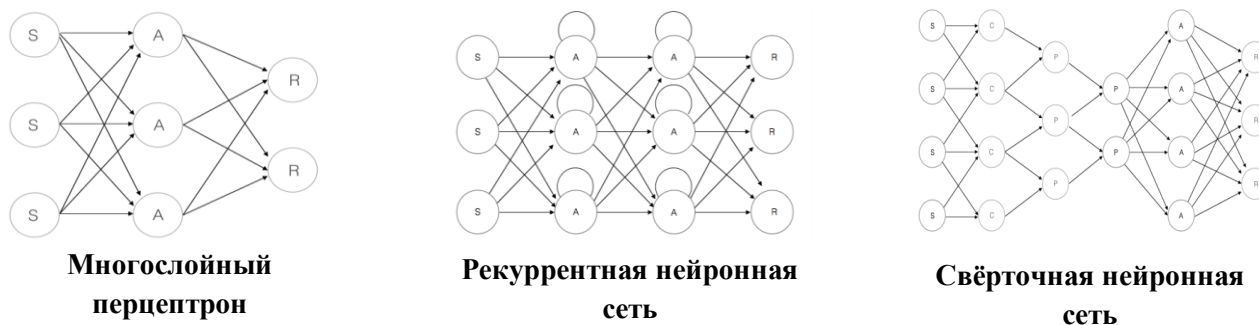


Рисунок 1. Рассматриваемые модели нейронных сетей

Выполнено сравнение работы классических алгоритмов территориального ГИС-анализа и ИНС, выявлены их достоинства и недостатки. Установлено, что:

- ГИС по естественным для человека причинам удобны для ввода, вывода территориально-ориентированной информации;

- математическое обеспечение ГИС может быть дополнено средствами обработки многомерных данных в абстрактных пространствах произвольной размерности;

- геоданные могут храниться, как в самой ГИС, так и за ее пределами;

- ГИС по своей программно-технологической природе связаны с базами данных, что обеспечивает пользователю с их помощью естественный доступ к первичной исходной геоинформации (ГИ);

- хранение, поиск и передача больших объемов ГИ– задача технологически сложная, ГИС обычно используют возможности работы с внешними СУБД;

- ГИ перед размещением в БД требует специальной предобработки, без которой пространственный анализ геоданных затруднен;

- ИНС-алгоритмы являются эффективным средством обработки больших динамических массивов первичной разнородной геоинформации. Параллельные по своей природе, ИНС-алгоритмы легко ложатся на вычислительные сети параллельной архитектуры.

Установлено, также, что ГИС имеют много общего с системами автоматизированного управления производственными объектами и технологическими процессами (САПР и АСУ). Если сложный объект управления представлен в виде структурно-функциональной схемы, то ГИС может стать удобным интерфейсом для доступа к первичной информации базы данных, электронным таблицам, датчикам. Геометрическая природа ГИС в принципе может обеспечить как построение, так и содержательный анализ структуры и топологии связей структурно-функциональных схем. Привлечение

методов современной геометрии и статистики позволяет автоматизировать построение графов и сетей, выполнять количественный анализ функциональных связей, строить экстраполяционные, интерполяционные и адаптивные модели технологических процессов.

Выявлено, что нейросетевые модели обеспечивают эффективное построения из нелинейных элементов многоуровневых схем практически любой разумной сложности. Они могут использоваться для автоматизации построения графов и технологических сетей, рассматриваемых как основа построения более сложных моделей включающих прямое математическое моделирование технологических процессов.

Нейросетевые решения применимы для задач оценки территориальной обстановки в силу многообразия своих архитектур, точности и быстроты принятия решения, а также низкими требованиями к технике, на которой они развернуты.

Во **второй главе** выполнена разработка **модели территориальной обстановки** с использованием аппарата ИНС, описаны семантика и примитивы 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.

Математически модель может быть представлена в виде $M=ГО+(N_1...N_s, A_1...A_k, P_1...P_q, E_1...E_r, S_1...S_l, O)$, где вектора N, A, P, E, S – вектора, соответствующие наборам параметров для каждой территории, описанных ниже, O – оценка, соответствующая указанным наборам, $ГО$ – графическое отображение модели.

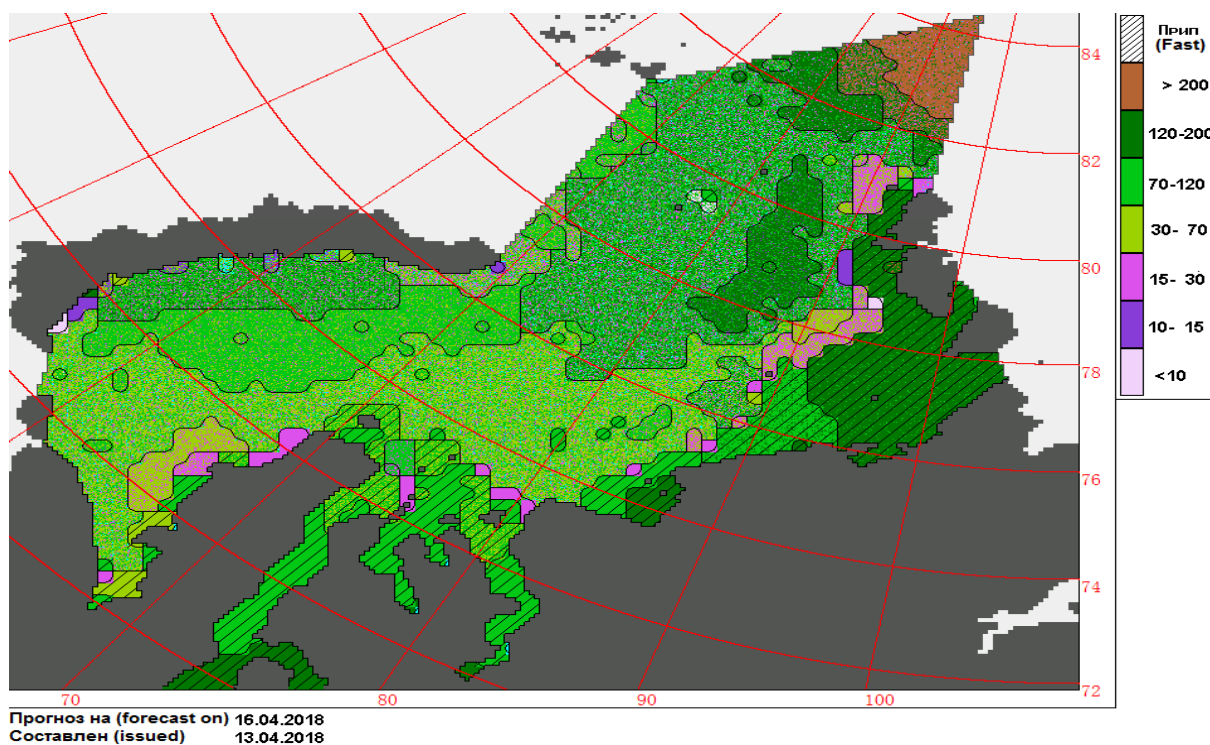


Рисунок 2. Обзорная карта ледовой обстановки в Карском море на 16.04.2018.

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. Пример подобного представления приведен на рисунке 2.

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.

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

- навигационные параметры (плотность и толщина льда, течения, глубины);
- антропогенные параметры (зоны, опасные для прохождения, например, из-за проводимых учений, радиационные могильники) (рисунок 3);
- гидрометеорологические параметры (рисунок 5);
- экологические параметры (рисунок 4) и др.

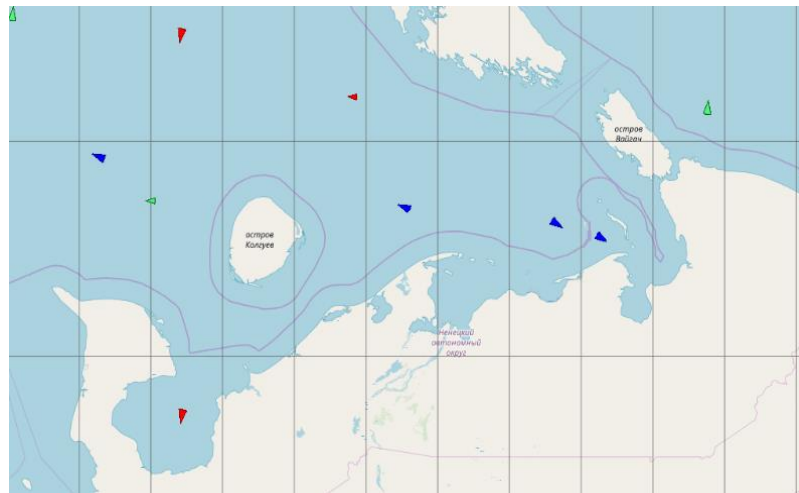


Рисунок 3. Карта обстановки, отображающая антропогенные параметры в рассматриваемой зоне.

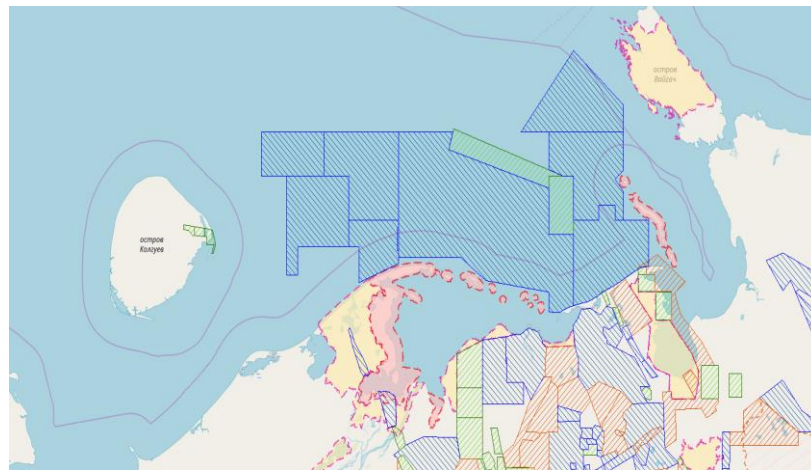


Рисунок 4. Карта обстановки, отображающая экологические параметры в рассматриваемой зоне.

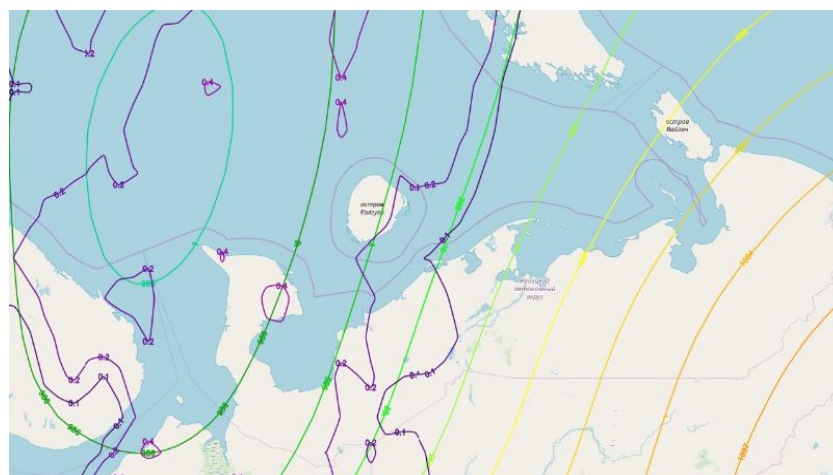


Рисунок 5. Карта обстановки, отображающая гидрометеорологические характеристики в рассматриваемой зоне.

Модель формируется на основе географической карты и математических данных по следующему алгоритму:

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

— осуществляется разбивка района на абстрактные зоны, в каждой из которых значения параметров имеют разброс не более 2 % своего значения. Чем мельче по площади данные территории, тем точнее получится оценка обстановки, однако будет затрачено больше ресурсов машинного времени на обработку. В качестве данных, связанных с данной территорией можно взять конкретные данные, по которым будет производиться оценка, например, величину ледяного покрова, ресурсы данной территории либо иные числовые данные, связанные с рассматриваемой местностью.

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

Полученное графическое представление модели представлено на рисунке 6.

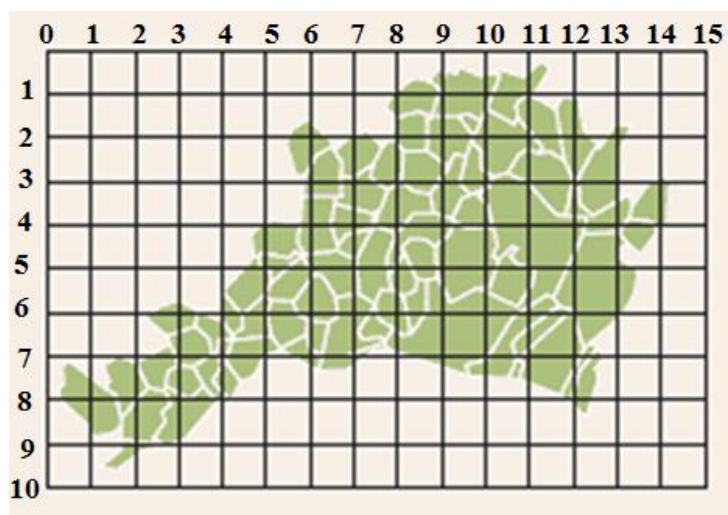


Рисунок 6. Графическое отображение модели обстановки в районе Печерского моря.

В памяти ЭВМ данная модель представляется в виде следующих файлов:

- .shp. Главный файл .shp содержит информацию о геометрических объектах. Файл состоит из заголовка фиксированной длины и одной или более записей переменной длины. Каждая запись переменной длины включает в себя заголовок записи и содержимое;

- .dbf. Файл, в котором записывается атрибутивная информация геометрических объектов, описанных файле .shp. Представляет собой базу данных;

- .shx. Файл связи между файлами .dbf и .shp.

Важный аспект модели – задание координат. Информация о системе координат пространственных объектов шейп-файла часто отсутствует. В этом случае, параметр Spatial Reference в поле Shape будет иметь значение Unknown или Assumed Geographic (предположительно географическая) (Рисунок 7). Если значения ограничивающих координат пространственных объектов лежат в пределах от -180 до 180 по x и от -90 до 90 по y, то система ArcGIS предполагает, что данные записаны в географической системе координат с датумом NAD27. Если ограничивающие координаты имеют другие значения, программа считает пространственную привязку неизвестной.

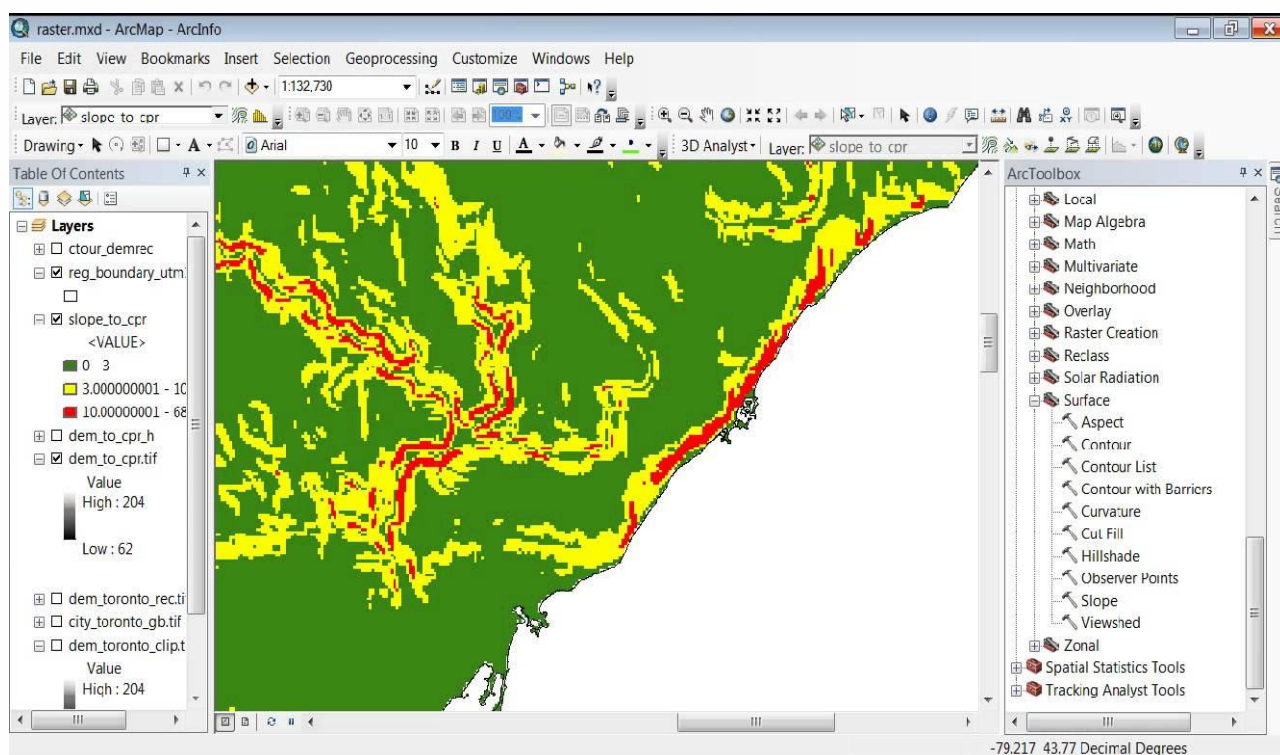


Рисунок 7. Задание стандартной системы координат для shape-файла в системе ArcGis

В третьей главе разрабатывается методика оценки окружающей обстановки с применением ИНС. Структура методики представлена на рис.8.



Рисунок 8. Структура методики оценки обстановки
в ближней морской зоне

В первой части формализуется задача оценки обстановки в терминах ИНС-анализа. Исходные геоданные задаются выражением (1):

$$\begin{aligned} \dot{x}_i(t) &= -\gamma_i x_i(t) + \sum_{j=1}^n (\omega_{ij}(t) g(x_j(t)) + u_i(t)); \quad i, j = \overline{1 \dots n}; \\ \dot{x}_i(t) &= -\gamma_i x_i(t) + g_i(z_i(t)) + u_i(t); \quad i, j = \overline{1 \dots n}; \\ z_i(t) &= \sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t) x_j(t - h); \\ g_i(z_i(t)) &= (1 + \exp(-\lambda \sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t) x_j(t - h)))^{-1}; \\ \dot{x}_i(t) &= -\gamma_i x_i(t) + \left(1 + \exp\left(-\lambda \sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t) x_j(t - h)\right)\right)^{-1} + u_i(t); \\ & \quad i, j = \overline{1 \dots n}; \end{aligned} \tag{1}$$

где $x_i(t) = (N_1 \ N_2 \ A_1 \ A_2 \ A_3 \ P_1 \ P_2 \ P_3 \ E_1 \ E_2 \ S_1)$ – вектор данных в определенный момент времени (значения нейрона), $\dot{x}_i(t)$ – вектор геоданных, преобразованный для оценки обстановки, $\omega_{ij}(t)$ – вектор приоритетов параметров в конкретный момент времени (веса связей нейронов), $u_i(t)$ – вектор внешних воздействий (принудительного управления) в конкретный момент времени, $g(x_j(t))$ – функция активации нейрона (сигмоидального типа), $z_i(t)$ – сумма воздействия ансамблей (групп) нейронов, γ_i – затухание нейрона (специальный поправочный коэффициент).

Апробированы базовые архитектуры ИНС, которые могли бы подойти для решения данной задачи оценки обстановки: многослойный перцептрон, рекуррентная нейронная сеть и сверточная нейронная сеть.

С учетом того, что перцептрон является классическим решением для задач классификации, данная архитектура является одной из самых очевидных для решения поставленной задачи.

В качестве базовой архитектуры выбран перцептрон с двумя скрытыми слоями, состоящими 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.

Следовательно, для решения поставленной задачи оптимальной является нейронная сеть типа многослойный перцептрон, с 4 скрытыми слоями по N нейронов в каждом, N входными нейронами и 1 выходным нейроном.

При апробировании рекуррентной нейронной сети так же использован многослойный перцептрон. Принципиальным отличием от обычной нейронной сети прямого распространения является наличие так называемых обратных связей, что дает повышенную точность в реализации, при этом усложняя структуру нейронной сети. При этом 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 (рисунок 9).

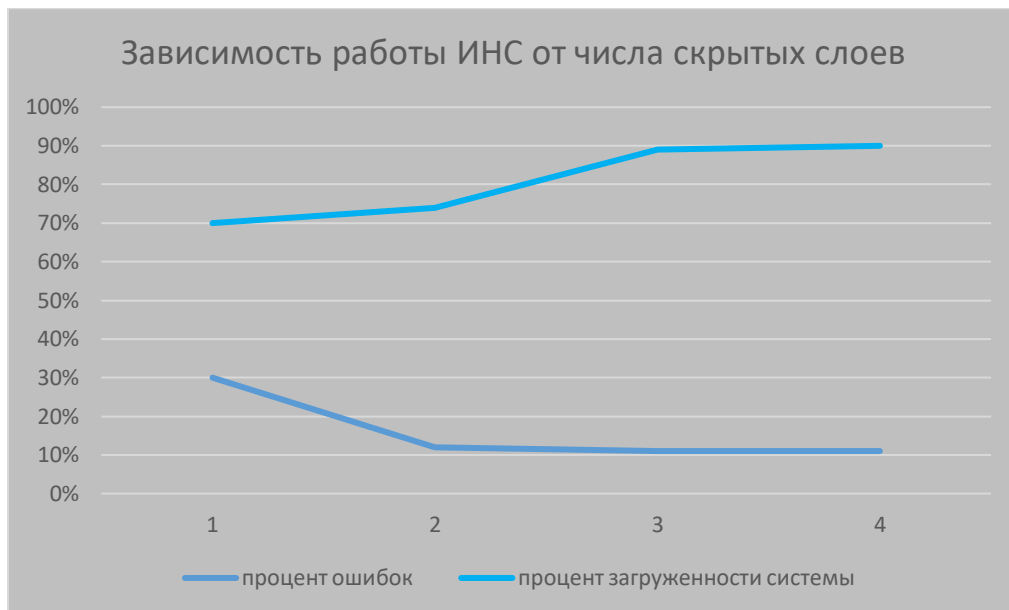


Рисунок 9. Зависимость точности работы и загрузки системы от числа слоев

Свёрточная нейронная сеть 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 степень двойки). К конечным слоям добавляются несколько персептронов (сеть прямого распространения), для последующей обработки данных.

Результаты: Анализ временных рядов

N	Архитектура	Производ...	Контр. про...	Тест. прои...	Ошибка о...
100	МП s15 1:15-8-8-...	0,945446	1,048701	1,032718	0,137689
101	МП s15 1:15-8-1:1	0,952204	1,034231	1,029858	0,139921
102	МП s15 1:15-8-8-...	0,950881	1,028542	1,250648	0,143733
103	МП s13 1:13-8-1:1	0,945619	1,026886	1,028696	0,140963
104	МП s16 1:16-8-3-...	0,782788	1,012729	0,994285	0,107673
105	МП s15 1:15-6-1:1	0,883035	1,012122	1,103379	0,121513
106	Линейная s24 1:...	0,930558	1,009821	1,150623	0,127998

Выборки для вывода результатов

- Все
- Все*
- Обучающая
- Контрольная
- Тестовая
- Игнорировать

Удаление ПД

- Построенное
- Замена средним

Рисунок 10. Сравнение архитектур ИНС в интерфейсе программы статистика

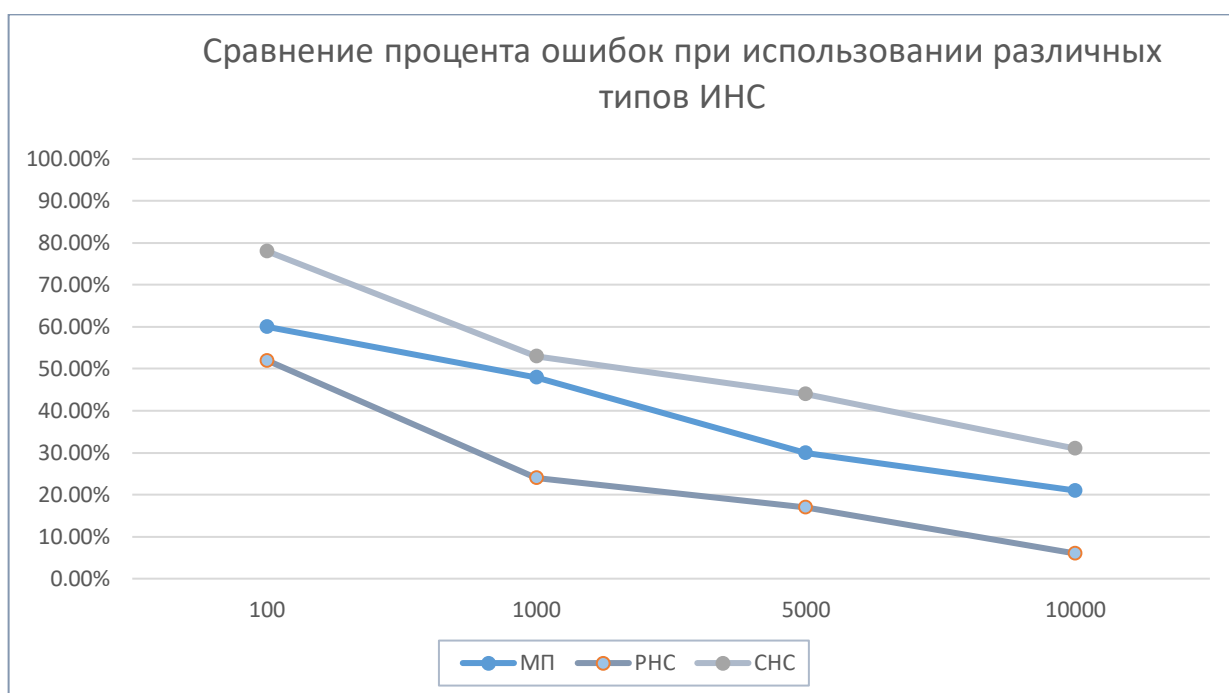


Рисунок 11. График зависимости ошибок различных архитектур ИНС от количества обучающих наборов

По результатам сравнения данных архитектур (рисунки 10-11) предложена оптимальная архитектура для решения задачи оценки обстановки (рисунок 12), которая может быть определена, как рекуррентная нейронная сеть с двумя скрытыми слоями по N нейронов в каждом, где N – число входных параметров.

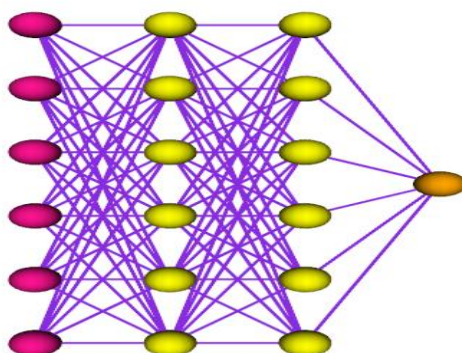


Рисунок 12. Результирующая архитектура нейронной сети

Предложена оригинальная процедура обучения предложенной нейронной сети. Именно в алгоритме обучения и заложена процедура оценки территориальной геоситуации с использованием ИНС.

Последовательность обучения ИНС формализуется следующим образом:

- В конечный момент времени характеристики нейронов должны совпадать с входными данными
- Во время выполнения процесса, характеристики нейронов не должны выходить за пределы заданного диапазона значений.
- Вектора приоритетов u_i должны стремиться к минимальному значению для данного процесса.
- Вектора внешних воздействий ω_{ij} также должны стремиться к минимальному значению для данного процесса.

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

Обобщенно последовательность процесса 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, завершение обратного прохода сети.

Обучающий набор состоял из 10 000 векторов параметров, дополненных оценкой обстановки в зоне с параметрами для каждого набора. Оценивание условий и составление обучающего множества производилось вручную методом экспертной оценки.

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.

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 $Er = 2\%$. В условиях проведенного тестирования ошибка Er составила не более 1% на каждом из 10 000 обучающих наборов.

Далее происходит непосредственная работа обученной ИНС по оценке обстановки. На вход подаются из модели, состоящие из графического представления и непосредственно связанных с ним числовых векторов. По результатам обучения нейронная сеть выдает оценку в диапазоне от 0 до 10 для каждой территории оценочной модели.

Картографическое покрытие-оценка, полученное по результатам работы обученной ИНС, подвергается топологическому преобразованию анаморфирования, которое обеспечивает наглядное отображение общей и частных оценок обстановки (за счет локального увеличения масштаба геоизображения), приводит к снижению размерности пространства обстановки, а также при локальном увеличении масштаба района обеспечивает сохранение отображения общей обстановки исходного геоизображения анализируемого региона (естественно меньшего масштаба, чем у покрытия-оценки). Таким образом преодолевается так называемое «проклятие» увеличенного масштаба, когда исходное изображение локального района увеличивается и выводит (выталкивает) за рамки исходную карту меньшего масштаба.

Предложена следующая методика анаморфирования.

1. Проводится разбиение района (покрытия-оценки) на подрайоны по однородности оценочного показателя.
2. Границы района интерпретируются ломаной линией, проходящей через характерные (ключевые) точки.
3. В зависимости от значения анализируемого показателя ключевые точки к центру или от центра района.

В качестве предмета анаморфирования предполагается использовать картоид, разбитый на территории, согласно приблизительной однородности плотности рассматриваемого показателя. Такая форма представления наиболее удобна для дальнейшей обработки и визуализации.

За центральную точку принимается центр тяжести фигуры, определяемый следующими выражениями:

$$x_c = \frac{\iint_D x \rho(x,y) dx dy}{m}, \quad y_c = \frac{\iint_D y \rho(x,y) dx dy}{m}, \quad (3)$$

где $m = \iint_D \rho(x,y) dx dy$ – масса фигуры, $\rho(x,y)$ – плотность параметра фигуры, D – площадь фигуры. Стоит отметить, что функция плотности может быть как рассмотрена не только как функция положения $\rho(x,y)$, но и как функция времени $\rho(x,y,t)$.

Строятся уравнения прямых, на каждой из которых лежит ключевая точка границы $A(x_a, y_a)$ и центр $C(x_c, y_c)$ (рис. 13). Уравнения таких прямых будут иметь вид:

$$\frac{x-x_c}{x_a-x_c} = \frac{y-y_c}{y_a-y_c} \quad (4)$$

Каждая ключевая точка границы смещается от/к центру района на расстояние k . Расстояние считается в метрике евклидова или иного пространства. Данное действие выполняется для каждой территории в отдельности, так как ключевые точки принадлежат как минимум двум смежным (пограничным) территориям. В алгоритме обход границы района начинается из левого нижнего угла карты.

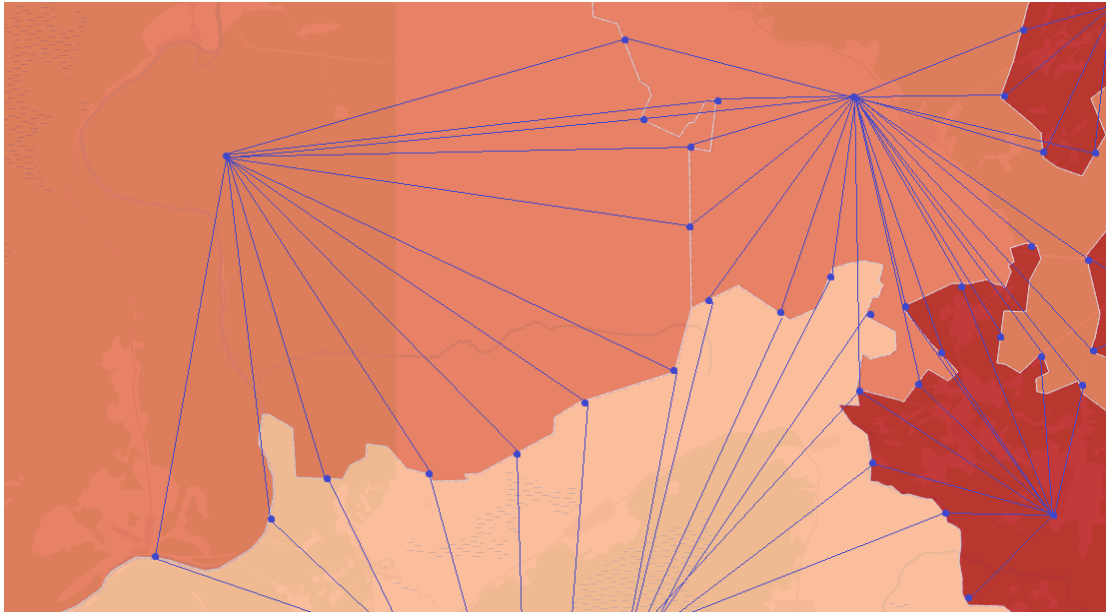


Рисунок 13. Фрагмент карты с заданными прямыми

$k = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}$ – формула расстояния между ключевой точкой и центром, где $k = \frac{\max(p_i) - p_i}{q}$. При этом q – расстояние между двумя максимально удаленными точками границы, иначе говоря диаметр области, p_i – параметр анаморфирования конкретной области. Из вышеприведенных формул следует формула итогового сдвига.

$$\begin{cases} \frac{x - x_c}{x_a - x_c} = \frac{y - y_c}{y_a - y_c}; \\ k = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \end{cases} \quad (5)$$

После выполнения аффинного преобразования всех координат необходимо отобразить область внутрь прямоугольника, с ограничениями $x_{min} = 0$, $x_{max} = L_x$, $y_{min} = 0$, $y_{max} = L_y$. Для упрощения, параметры L берутся целочисленными.

Отличие предложенного подхода состоит в применении оценки состояния совокупности параметров в каждой зоне, произведенной с помощью нейронной сети, как коэффициента k . Таким образом, коэффициент преобразования данной

территории представляет собой некоторое число от 0,0 до 1,0 и является представлением не одного конкретного параметра, а их совокупности. То есть полученный картоид будет являться графическим представлением оценки окружающей обстановки в зоне.

В четвертой главе рассмотрены возможности практического применения ИНС-методики оценки обстановки: разработана процедура построения безопасного маршрута перехода на основе оценки обстановки в районе плавания.

Для формализации задачи, рассмотрим дискретную систему, состоящую из векторов, физический смысл которых описан выражением (2). На каждом шаге k обозначим их как набор x_{k-v}, x_{k-v+1}, x_k и введем вектора управления u_{k-p}, u_k . Тогда минимизируемый функционал примет вид:

$$I([x][u]) = \sum_{(k=0)}^{(q-1)} f_k^0(x^{(k-n)}, \dots, x^k, u^{(k-m)}, \dots, u^k) + \Phi(x^q); \quad (6)$$

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

$$x^{k+1} = f_k(x^{k-n}, \dots, x^k, u^{k-m}, \dots, u^k), k=0, q-1; \quad (7)$$

$$x^k = b^k \in \mathbb{R}^l, k=-v, \dots, 0; \quad (8)$$

$$u^k = u^k \in \mathbb{R}^r, k=-p, \dots, 0; \quad (9)$$

с заданными начальными условиями $z^k = (x^{k-n}, \dots, x^k, u^{k-m}, u^k)$; $[u] = [u^0, \dots, u^{q-1}]$;

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

Дадим приращение вектору $x^i + \Delta$, тогда последующие векторы $\tilde{x}^{i+1}, \dots, \tilde{x}^q$ вычисляются согласно формуле (8),

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

Определим сопряженный вектор

$$p^i = \frac{dI([x],[u])}{dx^i} = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{I([\tilde{x}][\tilde{u}]) - I([x][u])}{\Delta} \quad (10)$$

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

$$p^q = \frac{dI([x][u])}{dx^q} = \frac{\partial \Phi(x^q)}{\partial x^q}; \quad (11)$$

если $i=q-1$, то

$$p^{q-1} = \frac{\partial I}{dx^{q-1}} + \left(\frac{\partial x^q}{\partial x^{q-1}}\right)^T \frac{dI}{dx^{q-1}} = \frac{\partial}{\partial x^{q-1}} \left[f_{q-1}^0(z^{q-1}) + \left(p^q, f_{q-1}(z^{q-1}) \right) \right]. \quad (12)$$

Рассмотрен участок Печёрского моря, ищется оптимальный маршрут перехода судна в условиях ледовой обстановки из пункта Бугрино в пункт Варнек. Главный критерий безопасного плавания – ледовая опасность (толщина льда), учитываются и другие параметры обстановки – видимость, ветер, течение, рельеф дна, осадки и т.д.

Строится модель обстановки в рассматриваемой зоне, разбитую на территории крупного размера, с предварительно нанесенной координатной сеткой и соответствующими векторами данных. Она представлена на рис. 14.

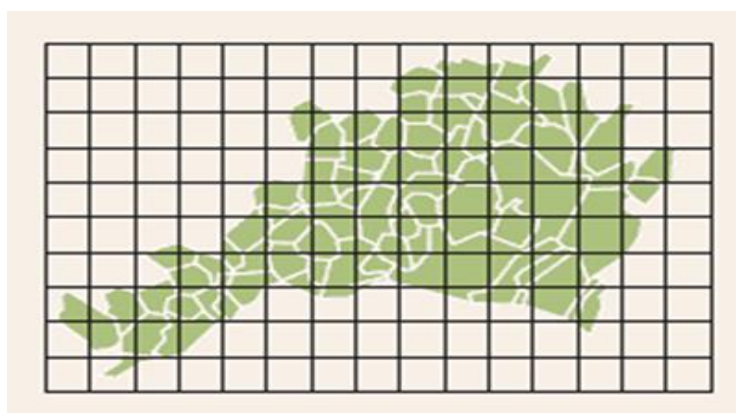


Рисунок 14. Карта ледовой обстановки на участке Печёрского моря с нанесенной координатной сеткой

По результатам работы обученной нейронной сети строится оценочный картоид. Для наглядности геоизображения результирующей оценки обстановки применяется процедура анаморфирования. В качестве параметра анаморфирования используется толщина ледового покрова. Результатом анаморфозы будет картоид, представленный на рис. 15. 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.

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.



Рисунок 15. Анаморфоза оценочной карты ледовой обстановки

Проанализировав полученный картоид, можно выделить районы, оптимальные для прохождения судна. По ним нейронная сеть составит оптимальный маршрут прохождения судна (рисунок 16),

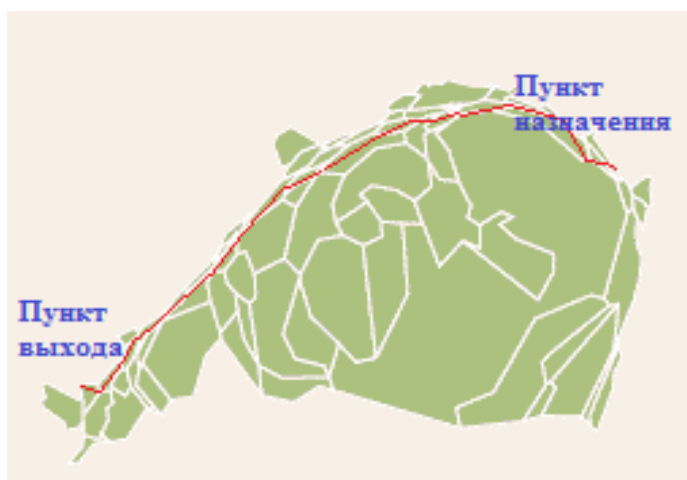


Рисунок 16. Маршрут на картоиде

который затем переносится на картоид с координатной сеткой.

В качестве финального этапа исследований осуществляется детопологизация картоида и перенос маршрута на географическую карту. Перенос представлен на рисунке 17.

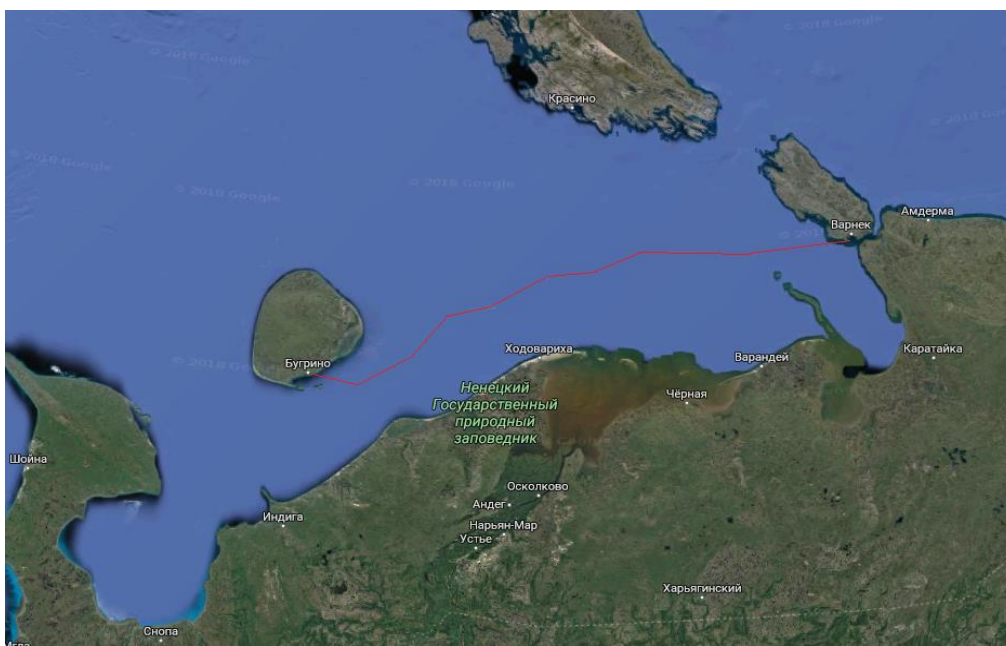


Рисунок 17. Перенос маршрута на географическую карту

Следует отметить, что разбиение карты на области было в испытательных целях взято мелкомасштабным. При увеличении разбиения точность построения маршрута вырастает. Однако, вырастает и сложность обучения нейронной сети, то есть количество наборов, необходимых для обучения нейронной сети.

Установлено, что по сравнению с существующими методами поиска оптимального маршрута на графах, ИНС-методика обеспечивает оперативность расчетов на 9-11%.

Выводы

1. Выполнен анализ проблемных вопросов оценки обстановки в БМЗ, определены направления использования аппарата ИНС в ГИС-анализе.

2. Создана и описана модель представления обстановки в ближней морской зоне, основанная на анаморфировании и оптимизированная для работы с искусственными нейронными сетями.

3. Разработана математическая модель оценки геопространственной обстановки в ближней морской зоне, ориентированная на форматы обмена данными с ИНС.

4. Произведено сравнение точности и быстродействия различных архитектур ИНС (многослойный перцептрон, рекуррентная нейронная сеть, сверточная нейронная сеть) и предложена архитектура сети, оптимальная для оценки обстановки в ближней морской зоне.

5. Разработана и апробирована методика ИНС-оценки обстановки в ближней морской зоне с использованием топологических процедур преобразования геоизображения территориальной ситуации.

6. Разработана методика построения оптимального маршрута перехода с применением аппарата ИНС в топологическом пространстве рекомендаций с последующим отображением решения в географическое пространство БМЗ.

7. Проведено сравнение ИНС-методики с методикой, основанной на логическом выводе, который показал прирост быстродействия системы порядка 19%, снижение нагрузки на аппаратные ресурсы порядка 11% и снижение доли ошибок порядка 5%.

Публикации по теме диссертации

А. В изданиях, рекомендованных ВАК:

1. Алгоритм построения приближенного оптимального решения задач на основе искусственных нейронных сетей с учетом запаздывания. Андреева Е.А., Храмов И.С. Информационные технологии. 2017. – Т. 23. – № 12. – С. 904-909. 0,3 п.л. (авт. 0,2 п.л.)

2. Геоинформационная поддержка управления морской транспортной активностью: методический аспект. Биденко С.И., Бородин Е.Л., Травин С.В., Хекерт Е.В., Храмов И.С. Эксплуатация морского транспорта. – Новороссийск: ГМУ им. адм. Ф.Ф.Ушакова. – 2018. – № 2. – С. 80 – 95. 1 п.л. (авт. 0,8 п.л.)

3. Применение аппарата нейронных сетей в задачах поддержки безопасного маневрирования в районах интенсивной морской активности флота. Биденко С.И., Храмов И.С. Сборник научных трудов «Проблемы обороноспособности и безопасности». – М.: ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», 2018. – Вып. 19. – С. 127 – 134. 0,4 п.л. (авт. 0,2 п.л.)

4. Оценка тактической обстановки в районах интенсивной морской активности флота с использованием аппарата искусственных нейронных сетей. Биденко С.И., Храмов И.С. Сборник научных трудов «Проблемы обороноспособности и безопасности». – М.: ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», 2018. – Вып. 19. – С. 135 – 143. 0,5 п.л. (авт. 0,4 п.л.)

5. Топологизация геоизображения района интенсивной морской активности флота при оценке тактической обстановки. Биденко С.И., Храмов И.С. Сборник научных трудов «Проблемы обороноспособности и безопасности». – М.: ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», 2018. – Вып. 19. – С. 144 – 152. 0,5 п.л. (авт. 0,4 п.л.)

6. Модель геоданных для представления тактической обстановки в районе интенсивной морской территориальной активности. Храмов И.С. Сборник научных трудов «Проблемы обороноспособности и безопасности». – М.: ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», 2018. – Вып. 20. – С. 219 - 229. 0,6 п.л. (авт. 0,4 п.л.)

7. Методика построения оптимального маршрута перехода судна в районе морской территориальной активности с применением аппарата искусственных нейронных сетей. Храмов И.С. Сборник научных трудов «Проблемы обороноспособности и безопасности». – М.: ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», 2018. – Вып. 20. – С. 230 – 241. 0,7 п.л. (авт. 0,5 п.л.)

8. Топологические преобразования аналитических карт местности в аспекте ИНС-оценок района морской территориальной активности. Биденко С.И., Храмов И.С. Сборник научных трудов «Проблемы обороноспособности и безопасности». – М.: ФГБНУ «Экспертно-аналитический центр», 2018. – Вып. 20. – С. 242 – 255. 0,8 п.л. (авт. 0,6 п.л.)

9. Представление и оценка экономической ситуации в регионе с использованием искусственных нейронных сетей Представление и оценка экономической ситуации в регионе с использованием искусственных нейронных сетей. Храмов И.С. // Вестник ТвГУ. – Серия "Экономика и управление". – Тверь: ТвГУ, 2018. – № 4. – С. 146 – 155. 0,5 п.л. (авт. 0,4 п.л.)

10. Оценка обстановки в ближней морской зоне с использованием искусственных нейронных сетей. Биденко С.И., Бородин Е.Л., Храмов И.С. // Эксплуатация морского транспорта. – Новороссийск: ГМУ им. адм. Ф.Ф.Ушакова, 2018. – № 4. – С. 82 – 90. 0,5 п.л. (авт. 0,3 п.л.)

11. Анаморфирование карты обстановки как элемент управления морской территориальной активностью. Биденко С.И., Бородин Е.Л., Храмов И.С. // Эксплуатация морского транспорта. – Новороссийск: ГМУ им. адм. Ф.Ф.Ушакова, 2019. – № 1. – С. 89 – 102. 0,8 п.л. (авт. 0,6 п.л.)

12. Оценка территориальной ситуации с использованием искусственных нейронных сетей. Биденко С.И., Храмов И.С., Шилин М.Б. // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. – СПб: РГГМУ, 2019. – Вып. 54. – С. 109 – 123. 0,9 п.л. (авт. 0,7 п.л.)

Б. Патенты:

1. Авторское свидетельство № 2018665037 о регистрации программы для ЭВМ «Анаморф» от 29.11.2018 на имя Храмова И.С..

В. Другие публикации:

1. Перспективы развития искусственного интеллекта. Храмов И.С. Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. – 2015. – Т. 3. – № 8-1 (19-1). – С. 375-377.
2. Сравнение быстродействия реализации искусственной нейронной сети в различных средах программирования. Храмов И.С. В сборнике: МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЯ Сборник научных трудов. Тверь, 2016. – С. 108-112.
3. Исследование работы искусственной нейронной сети в условиях помех. Храмов И.С. В сборнике: ОБРАЗОВАНИЕ В XXI ВЕКЕ материалы Всероссийской научной заочной конференции. Министерство образования и науки РФ, Тверской государственный технический университет. 2015. – С. 184-186.
4. Интеграция искусственных нейронных сетей с геоинформационными системами Храмов И.С. В сборнике: Математические методы управления. Сборник научных трудов. Тверь, 2017. – С. 118-120.
5. Биологические нейронные сети. Андреева Е.А., Храмов И.С. // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. 2017. – Т. 5. – № 10 (36). – С. 32-39.
6. Экспертная ГИС-поддержка управления морской территориальной активностью. Биденко С.И., Бородин Е.Л., Травин С.В., Кратович П.В., Храмов И.С. // Информационные технологии и системы: управление, экономика, транспорт, право. – 2017. – № 2 (20). – С. 77-83.
7. Структура ГИС-поддержки управления морской территориальной активностью. Биденко С.И., Бородин Е.Л., Травин С.В., Кратович П.В., Храмов И.С. // Информационные технологии и системы: управление, экономика, транспорт, право. – 2017. – № 2 (20). – С. 64-68.
8. Задача оптимального управления, описывающая динамику осцилляторной нейронной сети, состоящей из n нейронов. Храмов И.С. // Norwegian Journal of Development of the International Science. 2018. – № 4-1 (17). – С. 3-5.