

На правах рукописи



Дерябин Виктор Владимирович

**АЛГОРИТМИЗАЦИЯ СЧИСЛЕНИЯ ПУТИ СУДНА НА ОСНОВЕ
НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

05.22.19 — Эксплуатация водного транспорта, судовождение

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

Санкт-Петербург — 2019

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Государственный университет морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова».

Научный консультант: доктор технических наук, профессор, член-корреспондент РАН Сазонов Анатолий Ефимович.

Официальные оппоненты:

– Тархов Дмитрий Альбертович, доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», профессор кафедры высшей математики;

– Осипов Василий Юрьевич, доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук», заведующий лабораторией информационно-вычислительных систем и технологий программирования;

– Кутейников Михаил Анатольевич, доктор технических наук, Федеральное автономное учреждение «Российский морской регистр судоходства», начальник отдела конструкции корпуса и судовых устройств.

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук».

Защита состоится 26 марта 2020 года в 14-00 часов на заседании диссертационного совета Д 223.009.05 при ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С. О. Макарова» по адресу: 198035, г. Санкт-Петербург, ул. Двинская, д. 5/7, ауд. 235а.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С. О. Макарова» по адресу https://gumrf.ru/naudejat/gna/dissov_22300905/zd22300905/

Автореферат разослан «__» _____ 2020 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Изотов Олег Альбертович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Проблема повышения точности счисления имеет большое прикладное значение для решения ряда частных задач судовождения. Одной из таких задач является автономное получение координат места судна, когда в течение длительного промежутка времени невозможно получить обсервацию по внешним измерениям. К другой задаче относится определение местоположения судна на основе совместного использования данных от различных датчиков (комплексирования навигационной информации). При этом точность определения счислимых параметров движения судна влияет на величину погрешности его координат, получаемых при помощи корректируемой навигационной системы. С определением точных координат судна тесно связана другая задача судовождения — обеспечение его движения по заданному маршруту. Эффективность решения указанной задачи находится в прямой зависимости от точности определения текущих координат судна.

В теоретическом плане, проблема повышения точности счисления решается как путём увеличения точности датчиков навигационной информации, так и путём совершенствования алгоритмов обработки такой информации. Современные алгоритмы обработки информации для целей счисления решают задачи аппроксимации (приближения) функций многих переменных. Для решения данных задач используются, как правило, традиционные методы, как-то: дифференциальные (разностные) уравнения и численные методы их решения, статистические регрессионные модели, формулы численного интегрирования Ньютона-Котеса и т.п. Недостатками указанных методов являются лежащие в их основе допущения и предположения, которые теоретически не позволяют им гарантированно решать упомянутые задачи аппроксимации с приемлемой точностью.

При использовании аппарата обыкновенных дифференциальных уравнений (для определения, например, скорости дрейфа судна) к таким допущениям относятся предположения о виде конкретного алгоритма, используемого для преобразования вектора исходных данных (например, параметров относительного ветра, высоты волны и т.д.) в вектор выходных данных (например, скорость дрейфа судна). Вид алгоритма может быть весьма несовершенным, не универсальным (для всех условий плавания), и это отразится на точности идентификации его параметров в ходе натурных испытаний. При использовании традиционных методов численного интегрирования (в том числе, дифференциальных уравнений), регрессионных моделей, также используются различного рода предположения о виде аппроксимируемой функции. Например, метод трапеций работает исходя из предположения о линейном поведении функции между узлами интегрирования.

Иными словами, основная теоретическая проблема использования традиционных алгоритмов в области счисления пути судна заключается в

том, что они не могут рассматриваться как алгоритмы универсальной аппроксимации (гарантированной адекватности), т.е. они не могут потенциально моделировать (представлять) реально существующие зависимости с любой (наперёд заданной) степенью точности.

Из теории нейронных сетей известно, что они могут выступать в качестве инструментов универсальной аппроксимации функций многих переменных, почему их использование в алгоритмах счисления и может рассматриваться как целесообразное. Ряд гибридных (нейро-нечётких) систем также обладают данными свойствами. Более того, нейронные сети имеют преимущества перед некоторыми алгоритмами (например, вычислительной гидродинамики) в плане быстродействия. Следовательно, проблема разработки потенциально более точных и «быстрых» методов счисления на основе нейросетевых технологий — технологий *искусственного интеллекта* — является актуальной.

Степень разработанности темы исследования. Проблема синтеза системы счисления пути судна на основе нейросетевых и нейро-нечётких методов тесно связана с вопросами моделирования динамики судна, управления его движением, обработки навигационной информации в судовых навигационных комплексах и системах.

Большой вклад в изучение возможностей использования нейросетевых и других интеллектуальных технологий по перечисленным выше направлениям внесли А. Е. Сазонов, С. В. Глушков, С. В. Смоленцев, Ю. И. Нечаев, Ю. Л. Сиек, а также В. А. Седов, Д. Е. Студеникин, Е. А. Константинова, Н. А. Седова, Ю. С. Жук, Я. Л. Виткалов и др. Значительную роль в развитии применения интеллектуальных технологий на морском транспорте имеют труды А. В. Бухановского, А. С. Девятисильного, В. И. Богданова, О. А. Степанова, а также А. Д. Пипченко, А. К. Снигур, В. М. Гриняк, Н. В. Ивановского, Н. Н. Жеретинцевой, П. Н. Звягина, С. А. Подпорина и др.

Среди зарубежных исследователей можно назвать А. Ebada, М. А. Unar, а также, В. Zak, С. G. Soares, D. M. Pathan, I. A. Memon, J. Daudpoto, J. Malecki, L. Moreira, M. Valcic, P. T. Martins, P. Waclawek, R. Antonic, R. Burns, R. Richter, T. Abramowski, T. Hussain, T. Xu, V. Lobo, V. Tomas, X. Liu, X. Yang, Z. Kitowski и др.

Отличительной общей особенностью исследований в области использования нейросетевых технологий для моделирования движения судна является отсутствие в них такой постановки задачи, решение которой позволило бы подойти к созданию полноценной навигационной системы счисления, работоспособность которой обеспечивалась бы в большом количестве различных навигационных ситуаций. Как правило, способность моделирующих динамику судна систем прогнозировать параметры его движения проверяется лишь путём использования стандартных манёвров, наподобие «циркуляции» и «зигзаг». Синтезированные системы также не

учитывают в явном виде и такой важный для счисления внешний фактор как волнение.

Цель и задачи исследования. Цель исследования заключается в создании качественно новой алгоритмической базы для разработки систем счисления пути судна на основе нейросетевых технологий как потенциально более точных систем по сравнению с традиционными решениями.

Научная проблема заключается в разработке методических основ методологии алгоритмизации счисления пути судна на основе нейросетевых технологий, которая необходима для достижения обозначенной выше цели исследования.

Решение научной проблемы достигается путём решения следующих частных задач:

- разработка моделей счисления пути судна для различных вариантов комплектации навигационных датчиков на основе нейросетевых технологий;

- разработка методов формирования набора учебных данных для настройки (обучения) систем, созданных на основе указанных моделей;

- разработка метода выбора оптимального по скорости сходимости алгоритма настройки свободных параметров указанных систем;

- модификация метода настройки свободных параметров систем с учётом специфики задачи счисления пути;

- разработка методов тестирования созданных моделей.

Объект исследования — безопасность плавания судна в аспекте влияния алгоритмического обеспечения для определения счислимых координат в судовых навигационных комплексах и системах.

Предмет исследования — нейросетевые и нейро-нечёткие модели счисления пути судна, а также методы, которые необходимо использовать для их настройки и тестирования.

Данная постановка цели и задач исследования соответствует объектам 3 и 4, и области исследования 5 паспорта научной специальности 05.22.19 «Эксплуатация водного транспорта, судовождение».

Исследование проводится в границах алгоритмов счисления пути судна, которые могут быть реализованы в навигационной аппаратуре.

Научная новизна исследования заключается в следующем:

1. Разработан метод проведения натурального эксперимента, по результатам которого формируются образцы для обучения нейросетевой и нейро-нечёткой системы счисления пути судна, моделирующих его динамику.
2. Разработан метод формирования образцов для обучения нейросетевых систем счисления пути судна, моделирующих его кинематику.
3. Разработан метод выбора оптимального (по скорости сходимости) алгоритма обучения систем счисления пути на основе нейросетевых технологий.

4. Предложен метод настройки параметров нейросетевых и нейро-нечёткой систем счисления пути судна, моделирующих его динамику.
5. Разработан метод тестирования синтезированных нейросетевых и нейро-нечёткой систем счисления пути судна в различных навигационных ситуациях на стадии имитационного моделирования.
6. Предложен подход к оценке отказоустойчивости нейросетевой системы счисления пути судна.
7. Предложен подход к созданию системы счисления пути судна на основе нейронной сети, позволяющей прогнозировать координаты места судна в режиме реального времени с оценкой их точности.
8. Предложены некоторые принципы построения навигационного фильтра, основанные на использовании нейронных сетей и гибридных (нейро-нечётких) систем.

Теоретическая и практическая значимость работы. Теоретическая значимость работы определяется развитием основных элементов теории построения систем счисления пути судна на основе нейронных и нейро-нечётких моделей. Предложенная совокупность методов создания алгоритмов счисления определяет общий вектор развития теории построения таких систем, включающей вопросы их синтеза, настройки и тестирования. Определён общий порядок построения систем счисления пути судна на основе нейросетевых технологий, включая необходимые для достижения этой цели методы и порядок их применения.

Результаты проведённых исследований в области построения нейросетевых (нейро-нечётких) систем счисления позволяют на практике:

- применять нейросетевые и нечёткие технологии для синтеза алгоритмов определения счислимых координат места судна;
- выполнять аппаратную реализацию нейросетевых алгоритмов в виде нейрокомпьютерных систем счисления пути судна;
- выполнять построение адаптивных фильтров для оценки параметров движения судна на основе нейронных сетей и гибридных (нейро-нечётких) систем.

Методология и методы исследования. В работе использован аппарат теории нейронных сетей и нечётких множеств, теории вероятностей, калмановской и адаптивной фильтрации, численных методов, теории оптимизации, теории алгоритмов, прикладной гидродинамики.

Положения, выносимые на защиту:

- нейросетевые и нейро-нечёткая модели счисления пути судна;
- метод проведения натурных наблюдений, по результатам которых формируется набор учебных данных для настройки свободных параметров нейросетевых и нейро-нечёткой систем счисления пути судна, моделирующих его динамику;

– метод формирования набора учебных данных для настройки нейронных сетей — систем счисления пути, моделирующих кинематику судна;

– метод выбора оптимального по скорости сходимости алгоритма настройки нейросетевых систем счисления;

– метод настройки свободных параметров синтезированных нейросетевых (нейро-нечёткой) систем счисления пути судна;

– метод тестирования синтезированных нейросетевых (нейро-нечёткой) систем счисления на стадии компьютерного моделирования.

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность полученных результатов обеспечивается использованием имитационного моделирования движения судов различных типов в различных условиях плавания, выполненного в программной среде MATLAB. Для некоторых судов адекватность имитационной модели подтверждается результатами натуральных наблюдений.

Основные результаты диссертационного исследования были доложены на научно-технической конференции профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников и курсантов, проводимой ФГОУ ВПО «Государственная морская академия имени адмирала С.О. Макарова» в 2012 г.; на региональной научно-технической конференции «Региональная наука как основа дальнейшего развития морской деятельности Архангельской области», проводимой на базе архангельского филиала ФГБОУ ВПО «ГУМРФ имени адмирала С.О. Макарова» в 2013 г.; на XVII Конференции молодых учёных «Навигация и управление движением», проводимой АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор» в 2015 г., на международной научно-практической конференции «Макаровские чтения — 2016», ежегодных научно-практических конференциях профессорско-преподавательского состава ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С.О. Макарова» 2016 г. и 2017 г., III-ей Научно-практической конференции «Макаровские чтения — 2018», Всероссийской научно-практической конференции «Технологии построения когнитивных транспортных систем» 2018 и 2019 г., научном семинаре памяти доктора технических наук профессора А. А. Сикарева (21.03.2019), национальной научно-практической конференции профессорско-преподавательского состава ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С.О. Макарова» 2019 г., XXI международной научно-технической конференции «Нейроинформатика-2019».

Основные научные результаты диссертации опубликованы в 26-ти статьях, 18 из которых — в рецензируемых научных изданиях из перечня ВАК, 1 — в издании, входящем в систему цитирования Scopus.

Работа состоит из введения, шести глав и заключения, имеет одно приложение. Изложена на 287 страницах, содержит 78 рисунков, 86 таблиц.

Список используемых литературных источников состоит из 262 наименований, из которых 79 – на иностранном языке.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы исследования; формулируются научная проблема, степень её разработанности и необходимые для её решения задачи, положения, выносимые на защиту; приводятся сведения о научной новизне, теоретической и практической значимости исследования, применяемых методах, достоверности и апробации его результатов.

В первой главе приводится математическая формулировка задачи, а также выполнен обзор исследований, имеющих отношение к сформулированной проблеме.

Математическая постановка (формулировка) задачи

Система дифференциальных уравнений движения судна в горизонтальной плоскости имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} \frac{dV_x}{dt} &= f_1(V_x, V_y, \omega, p_{1x}, p_{2x}, \dots, p_{Nx}), \\ \frac{dV_y}{dt} &= f_2(V_x, V_y, \omega, p_{1y}, p_{2y}, \dots, p_{Ny}), \\ \frac{d\omega}{dt} &= f_3(V_x, V_y, \omega, p_{1\omega}, p_{2\omega}, \dots, p_{N\omega}), \end{aligned} \quad (1)$$

где V_x — продольная составляющая относительной скорости; V_y — поперечная составляющая относительной скорости (скорость дрейфа); ω — угловая скорость рыскания судна; $p_{1x}, p_{2x}, \dots, p_{Nx}$ — набор из N_x параметров, определяющих силовые воздействия на судно в продольном направлении; $p_{1y}, p_{2y}, \dots, p_{Ny}$ — набор из N_y параметров, определяющих силовые воздействия в поперечном направлении; $p_{1\omega}, p_{2\omega}, \dots, p_{N\omega}$ — набор из N_ω параметров, определяющих силовые воздействия вокруг вертикальной оси; f_1, f_2, f_3 — некоторые непрерывные функции.

Система кинематических уравнений движения судна имеет вид:

$$\begin{aligned} \frac{d\varphi}{dt} &= \frac{V_x \cos K - V_y \sin K + V_m \cos K_m}{M}, \\ \frac{d\lambda}{dt} &= \frac{V_x \sin K + V_y \cos K + V_m \sin K_m}{N \cos \varphi}, \quad \frac{dK}{dt} = \omega, \end{aligned} \quad (2)$$

где φ — геодезическая широта судна; λ — геодезическая долгота судна; M и N — радиусы кривизны меридиана и первого вертикала земного эллипсоида; K — истинный курс судна; V_m — скорость и K_m — направление течения.

Пусть τ — промежуток времени, на котором выполняется интегрирование систем (1) и (2). Разобьём указанный промежуток на n интервалов моментами времени $\{t_0 = 0, t_1, t_2, \dots, t_n = \tau\}$. Можно показать, что система (1) представима в следующем виде:

$$\begin{aligned}
 V_x(\tau) &\approx V_x(0) + \\
 &+ f_x \left(\{V_x(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_y(t_i)\}_{i=0:n}, \{\omega(t_i)\}_{i=0:n}, \{P_{1x}(t_i)\}_{i=0:n} \dots \{P_{Nx}(t_i)\}_{i=0:n} \right), \\
 V_y(\tau) &\approx V_y(0) + \\
 &+ f_y \left(\{V_x(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_y(t_i)\}_{i=0:n}, \{\omega(t_i)\}_{i=0:n}, \{P_{1y}(t_i)\}_{i=0:n} \dots \{P_{Ny}(t_i)\}_{i=0:n} \right), \\
 \omega(\tau) &\approx \omega(0) + \\
 &+ f_\omega \left(\{V_x(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_y(t_i)\}_{i=0:n}, \{\omega(t_i)\}_{i=0:n}, \{P_{1\omega}(t_i)\}_{i=0:n} \dots \{P_{N\omega}(t_i)\}_{i=0:n} \right),
 \end{aligned} \tag{3}$$

где f_x, f_y, f_ω — некоторые непрерывные функции.

Также можно показать, что система (2) приближается таким образом:

$$\begin{aligned}
 \varphi(\tau) &\approx \varphi(0) + \\
 &+ f_\varphi \left(\begin{array}{l} \{\varphi(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_x(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_y(t_i)\}_{i=0:n}, \\ \{K(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_m(t_i)\}_{i=0:n}, \{K_m(t_i)\}_{i=0:n} \end{array} \right), \\
 \lambda(\tau) &\approx \lambda(0) + \\
 &+ f_\lambda \left(\begin{array}{l} \{\varphi(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_x(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_y(t_i)\}_{i=0:n}, \\ \{K(t_i)\}_{i=0:n}, \{V_m(t_i)\}_{i=0:n}, \{K_m(t_i)\}_{i=0:n} \end{array} \right), \\
 K(\tau) &\approx K(0) + f_K \left(\{\omega(t_i)\}_{i=0:n} \right),
 \end{aligned} \tag{4}$$

где $f_\varphi, f_\lambda, f_K$ — некоторые непрерывные функции.

Функции $f_y, f_\varphi, f_\lambda$ используются для режимов «обычного» счисления на судне, оборудованном однокомпонентным относительным лагом и гирокомпасом. Остальные функции f_x, f_ω, f_K используются, когда один или оба из указанных датчиков выходят из строя. Указанные шесть непрерывных функций реализуются на основе алгоритмов, адекватность которых невозможно гарантировать для всех условий плавания. Примерами таких алгоритмов являются стандартные методы расчёта силовых воздействий, известные из теории корабля; методы численного интегрирования (трапеций, Симпсона и др.).

Нейронные сети и нейро-нечёткие системы известны как универсальные аппроксиматоры непрерывных функций многих переменных, поэтому их использование для приближённого представления

функций $f_x, f_y, f_\omega, f_\varphi, f_\lambda, f_K$ представляется целесообразным. В рамках настоящего исследования решаются задачи нейросетевого и нейро-нечёткого представления функции f_y , а также нейросетевого представления функций f_φ, f_λ .

Обзор исследований

На основе изучения отечественных и зарубежных научных изданий выполнен обзор по теме исследования. Выявлено два основных направления. Первое связано непосредственно с моделированием движения судна, второе — с решением задач управления. Делается вывод, что в существующих работах отсутствует постановка задачи построения именно системы счисления пути судна, работоспособность которой обеспечивалась бы в широком диапазоне возможных навигационных ситуаций. Кроме того, известные нейросетевые системы не учитывают совместное влияние ветра и волнения, что существенно для счисления.

Во второй главе приводится описание имитационной модели движения судна, которая используется в дальнейшем для моделирования процесса получения образцов и тестирования синтезированных нейросетевых и нейро-нечёткой систем.

В основу имитационной модели положена следующая система дифференциальных уравнений движения судна в горизонтальной плоскости:

$$\begin{aligned} m(1+k_{11})\frac{dV_x}{dt} &= m(1+k_{22})V_y\omega + T + F_{Rx} + F_{Vx} + F_{Ax} + F_{Wx}, \\ m(1+k_{22})\frac{dV_y}{dt} &= -m(1+k_{11})V_x\omega + F_{Py} + F_{Ry} + F_{Vy} + F_{Ay} + F_{Wy}, \\ I_z(1+k_{66})\frac{d\omega}{dt} &= M_{Pz} + M_{Rz} + M_{Vz} + M_{Az} + M_{Wz}, \end{aligned} \quad (5)$$

где m — масса судна; k_{11}, k_{22} — «продольный» и «поперечный» коэффициенты присоединённых масс; k_{66} — коэффициент присоединённого момента инерции; T — упор винта; I_z — момент инерции судна относительно вертикальной оси; символ F обозначает силу, а символ M — момент вокруг вертикальной оси, проходящей через центр масс (ЦМ) судна; индексы указанных символов имеют следующий смысл: P — воздействия со стороны винта, R — воздействия со стороны руля, v — неинерционное сопротивление корпуса, A — аэродинамические воздействия, W — воздействия со стороны регулярного волнения.

Силы и моменты (за исключением сил волнения), входящие в правые части уравнений (5), определяются на основе известных из теории корабля соотношений (за основу взят справочник по теории корабля под ред. Я. И.

Войткунского (в трёх томах) и справочник А. Д. Гофмана «Двигательно-рулевой комплекс и маневрирование судна»). Для определения поперечной силы и момента, действующих на корпус судна со стороны регулярного волнения, используется гидростатический подход, определяющей особенностью которого является предположение о том, что корпус судна не искажает поле давления жидкости в волне. Профиль волны предполагается синусоидальным. На основе линейной теории волн для заданного момента времени определяется давление в каждой узловой точке смоченной поверхности корпуса, заданной в неподвижной прямоугольной (топоцентрической) системе координат. Последняя определяется следующим образом. Начало — положение ЦМ судна в нулевой момент времени. Ось абсцисс направлена по касательной к меридиану в сторону Севера. Ось аппликат — по нормали к эллипсоиду вниз. Ось ординат дополняет систему до правой (направлена в сторону Востока).

Интегрирование системы уравнений (5) выполняется методом Рунге-Кутты 4-го порядка. В результате, получаются скорости V_x, V_y, ω , на основе которых рассчитываются координаты ЦМ судна в неподвижной системе координат x_G, y_G . Кинематические уравнения имеют вид:

$$\begin{aligned} \frac{dx_G}{dt} &= V_x \cos K - V_y \sin K + V_m \cos K_m, \\ \frac{dy_G}{dt} &= V_x \sin K + V_y \cos K + V_m \sin K_m, \quad \frac{dK}{dt} = \omega. \end{aligned}$$

Их интегрирование выполняется с использованием метода трапеций.

В качестве параметров имитационной модели использовались физические характеристики 5 судов, информация о которых приводится в таблице 1.

С целью проверки адекватности модели движения судна были предприняты следующие действия:

1. Для теплохода проекта «В-352» были проведены три четырёхчасовых натуральных эксперимента, в ходе которых фиксировались кинематические параметры судна и величины, характеризующие влияние сил, действующих на корпус судна. Значения невязок составили 1,1; 1,9 и 1,7 мили (за 4 часа). Точные координаты были получены с использованием спутниковой навигационной системы GPS «NAVSTAR».

2. Для других судов было проведено моделирование их движения для определения параметров поворотливости. Использовались два стандартных манёвра: циркуляция с переложением на борт рулём, изменение курса на 10° . В ходе компьютерного моделирования фиксировались выдвиг, тактический диаметр циркуляции, а также расстояние, проходимое судном за время, когда его курс изменится на 10° при условии, что изменение курса обеспечивается перекладкой руля на 10° . Данные величины затем

сравнивались с их допустимыми значениями, установленными резолюцией Международной морской организации (ИМО) MSC.137 (76). Также для некоторых судов имеются данные о значениях этих величин, полученных в ходе натурных наблюдений. При моделировании предполагалось, что рулевое устройство судна соответствует требованиям п.3.2 правила 29 Конвенции СОЛАС-74 (с поправками). То есть ограничение рулевой машины по скорости перекладки руля устанавливается исходя из того, что время перекладки с 35° одного борта до 30° другого составляет 21 с, не превышая предельно допустимое — 28 с. Результаты моделирования говорят о том, что характеристики поворотливости судов, параметры которых используются в имитационной модели, удовлетворяют требованиям ИМО в отношении поворотливости. Для т/х «Инженер Плавинский» (Проект «В-352») и лихтеровоза «Севморпуть» они (выдвиг и тактический диаметр циркуляции) оказались близки по своим значениям к вычисленным на основе имитационной модели.

Таблица 1 — Основные характеристики используемых для модели судов

Характеристика	Проект «232»	Проект «В-352»	Серия «584Е»	«Севморпуть»	Проект «1511»
Длина по КВЛ, м	83,1	147,0	176,3	237,3	284,1
Осадка, м	4,65	7,0	9,8	10,4	17,0
Массовое водоизмещение, т	3138	14300	31795	53678	185567
Тип судна	лесовоз	лесовоз-контейнеровоз	балкер	лихтеровоз	танкер
Номинальная скорость хода, уз.	15,8	13,0	15,3	19,7	15,5

3. Для моделей всех используемых судов был проведён манёвр «набор скорости» из неподвижного состояния с наибольшим значением частоты вращения винта. Наибольшее отклонение установившейся скорости от соответствующих номинальных значений по модулю не превосходит 8,2%.

4. Для проверки адекватности алгоритма учёта волновых воздействий на судно расчёт траекторий в трёх экспериментах был выполнен с отключением блока волнения. Результаты расчёта показывают, что отключение данного блока приводит к существенному увеличению невязки, что говорит косвенно в пользу адекватности используемого алгоритма.

Таким образом, можно считать, что имитационная модель вполне адекватно отражает динамику судна.

В третьей главе приводятся алгоритмы методов формирования набора учебных данных (образцов) и тестирования нейросетевых и нейро-нечёткой моделей систем счисления пути судна.

Метод формирования образцов для систем счисления, моделирующих динамику судна, заключается в проведении специальных натуральных наблюдений. Алгоритм выглядит следующим образом:

1) для всякой модельной ситуации длительностью $t_{пл}$ задаются постоянными с использованием генераторов псевдослучайных чисел равномерного распределения:

- скорость истинного ветра (от 15 до 20 м/с);
- направление истинного ветра (от 0 до 360°);
- высота волны (от 5 до 6 м);
- длина волны (от 140 до 160 м);
- направление распространения волн (от 0 до 360°);
- начальный курс (от 0 до 360° или последнее значение с предыдущей ситуации*);

- начальная продольная скорость (от 0 до наибольшего возможного значения в заданных условиях, или последнее значение с предыдущей ситуации*);

- начальная поперечная скорость (0 или последнее значение с предыдущей ситуации*);

- начальная угловая скорость (0 или последнее значение с предыдущей ситуации*);

- угол перекладки руля (от -35° до +35°);

- частота вращения винта (от 0 до наибольшего номинального значения n_{max} , об/мин.);

2) на основе заданных величин определяются и записываются (регистрируются) входные образцы, а также записываются выходные;

3) пункты 1)–2) повторяются на всякой итерации следующего цикла:

```
for  $\delta = -35; d_\delta : 35^\circ$ 
```

```
  for  $n = 0; d_n : n_{max}$ 
```

```
    % пункты 1)-2)
```

```
  end
```

```
end
```

На любой итерации цикла угол перекладки руля δ и частота вращения винта n выдерживаются постоянными в течение времени $t_{пл}$.

4) п. 3) повторяется два раза. Первый раз ($d_\delta = 5^\circ, d_n = n_{max}/(10-1)$) формируется набор обучающих данных. Второй раз ($d_\delta = 7^\circ, d_n = n_{max}/(7-1)$) получается набор тестовых (контрольных) данных.

*Примечание. Значения с предыдущих ситуаций используются, когда запись движения судна не прерывается при переходе от одной ситуации к другой.

Блок-схема алгоритма представлена на рисунке 1.

Метод формирования образцов для систем счисления, моделирующих кинематику судна предполагает проведение компьютерного моделирования. Алгоритм выглядит следующим образом:

- 1) задаются временная дискретность модели Δt , длина обучающей выборки (количество образцов), границы возможных значений компонент исходного* и выходного векторов, дискретность компонент исходного вектора, алгоритм численного интегрирования;
- 2) формируется дискретное множество исходного вектора;
- 3) в каждый момент дискретного времени при помощи датчиков случайных чисел (равномерного распределения) выбираются элементы из указанного в п. 2) множества**; формируются входные образцы;
- 4) путём численного интегрирования компонент исходного вектора (или, в общем случае, функций от них) определяется выходной сигнал (выходные образцы) нейронной сети (НС);
- 5) пункты 3)–4) повторяются до тех пор, пока выходной вектор (сигнал) не будет принимать значения в установленных пределах на всей выборке (т.е. для каждого момента времени).
- 6) запись значений входного и выходного векторов на всей выборке.

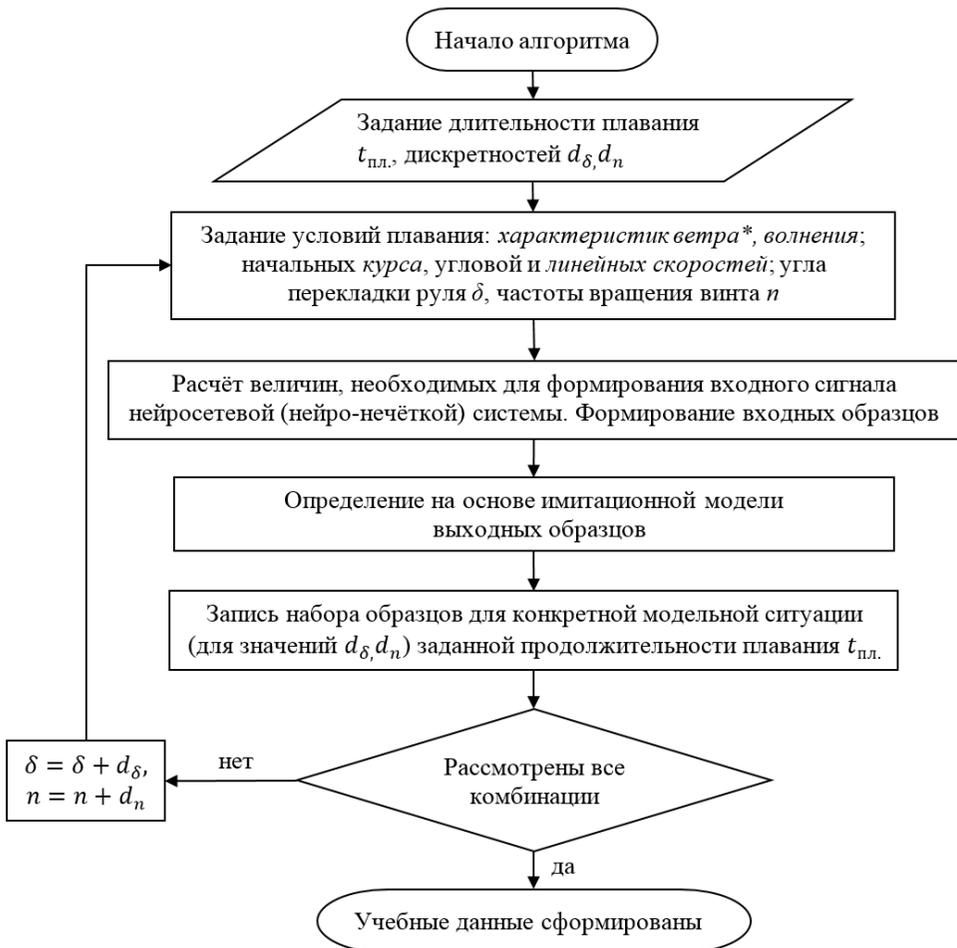
* Исходный вектор — набор величин, которые используются для формирования входного сигнала НС. В частном случае, входной вектор может быть равен исходному.

** Для того чтобы удержать выходной сигнал сети в заданных пределах, для компонент входного сигнала в соседние моменты времени могут устанавливаться ограничения следующего вида:

- по знаку (компоненты любых двух входных последовательно идущих векторов должны иметь в пределах каждой строки разные знаки). Например, если в момент времени 10 с северная составляющая ускорения $+0,3 \text{ м/с}^2$, то в следующий момент времени (11 с) она может быть только отрицательной, например, $-0,2 \text{ м/с}^2$;

- по максимально допустимому модулю разности их модулей Δ (для соответствующих компонент должен находиться в установленных пределах).

Блок-схема алгоритма представлена на рисунке 2.



* выделенные курсивом величины задаются с использованием датчиков случайных чисел равномерного распределения

Рисунок 1 — Блок-схема алгоритма формирования набора учебных данных для нейросетевых и нейро-нечёткой систем счисления пути судна, моделирующих его динамику

Метод тестирования нейросетевых (нейро-нечёткой) систем счисления пути судна используется для проверки их работоспособности в различных навигационных ситуациях, которые могут иметь место в действительности.

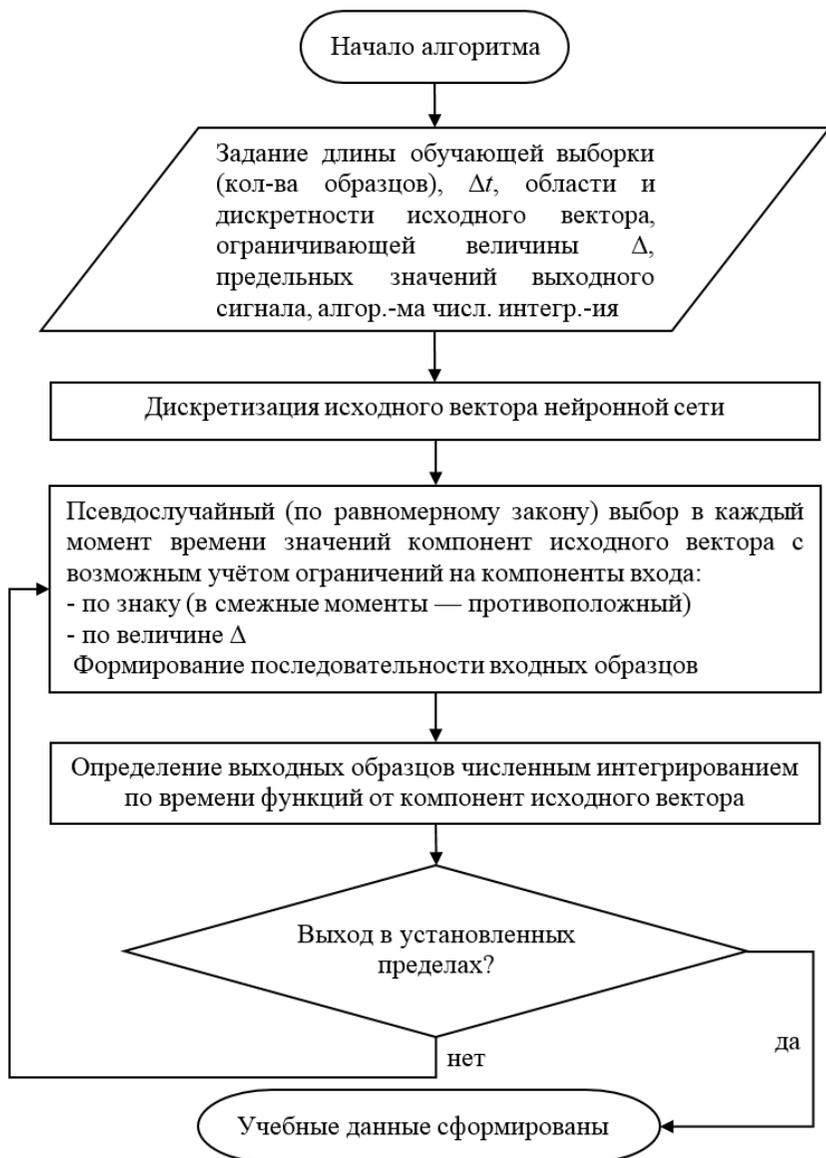


Рисунок 2 — Блок-схема алгоритма формирования набора учебных данных для нейросетевых систем счисления пути судна, моделирующих его кинематику

Необходимо ввести следующие понятия. Гидрометеорологическая ситуация (ГС) — это набор характеристик ветра и волнения на акватории в данный момент времени. Скорость истинного ветра, высота волн,

направление их распространения являются примерами параметров, характеризующих ГС в определённом районе плавания. Гидрометеорологическая ситуация никаким образом не связана с движением какого-либо судна. Ветер и волнение существуют «сами по себе» в данном районе плавания в данный момент времени. Навигационная ситуация (НавС) — это набор характеристик ветра и волнения, определённых по отношению к конкретному судну, которое следует в данном районе плавания. Примерами характеристик НавС могут быть курсовой угол относительного ветра, его скорость, курсовой угол и высота волнения. НавС определяется ГС и величинами, которые характеризуют управляющие воздействия (УВ) на судно. Для судна с одним стандартным рулём и винтом фиксированного шага, величинами, характеризующими УВ, являются частота вращения винта и угол перекладки руля. С другой стороны, УВ и ГС однозначно определяют возмущающие воздействия (ВВ) — силы со стороны внешней среды. Например, скорость и курсовой угол относительного ветра определяют аэродинамическую силу, действующую на надводную часть корпуса. Таким образом, схематично можно считать, что $НавС = ГС + УВ = ВВ$.

Данная схема позволяет предложить классификацию НавС по характеру поведения во времени УВ и ВВ. С данной позиции, возможны четыре варианта НавС:

- 1) УВ постоянны во времени, и ВВ постоянны во времени;
- 2) УВ постоянны во времени, а ВВ изменяются;
- 3) УВ изменяются, а ВВ постоянны во времени;
- 4) УВ изменяются, и ВВ изменяются с течением времени.

Рассмотрим более подробно каждый из вариантов НавС.

Вариант №1 наблюдается, когда, например, судно идёт постоянным курсом и скоростью в условиях строго попутного или встречного ветра на тихой воде. При этом его руль находится в диаметральной плоскости, а частота вращения винта также удерживается постоянной.

Вариант № 2 выполняется, например, когда частота вращения винта и угол перекладки руля остаются постоянными в течение плавания в условиях постоянного (установившегося) ветра на тихой воде. В общем случае, судно совершает циркуляцию при постоянном ветре на тихой воде.

Вариант № 3, строго говоря, не может наблюдаться в действительности при плавании реального судна, т.к. если изменяются УВ, то, как правило, изменяются и возмущения. Однако, приближённо всё-таки можно считать, что такие НавС наблюдаются. Например, в режиме управления судном по курсу авторулевой обеспечивает перекладки руля таким образом, чтобы противостоять дестабилизирующим периодическим факторам (ветер, волнение) — средние относительные характеристики НавС сохраняются.

Вариант № 4 НавС наблюдается, если угол перекадки руля и частота вращения винта изменяются во времени определённым образом. Параметры же ГС могут при этом как изменяться, так и нет.

Рассмотренные выше варианты возможных НавС могут быть объединены в три класса (см. таблицу 2).

Таблица 2 — Классы навигационных ситуаций

Номер класса	Характеристика	Правила моделирования навигационной ситуации
I	ВВ приблизительно постоянны, а УВ могут либо изменяться, либо нет (в зависимости от настройки авторулевого)	ГС постоянна. Судно удерживается на заданном курсе при постоянных оборотах винта.
II	УВ в среднем постоянны во времени, а ВВ изменяются с течением времени	ГС постоянная или переменная. Задаются частота вращения винта и угол перекадки руля, которые остаются неизменными во время плавания судна.
III	УВ изменяются, и ВВ изменяются с течением времени	ГС постоянная или переменная. Частота вращения винта и угол перекадки руля изменяются в течение времени по определённому закону.

Полученные три класса НавС могут наблюдаться в условиях реальной эксплуатации судна. Для моделирования НавС указанных типов необходимо проработать ряд вопросов.

Во-первых, для имитации ситуаций 1-го класса требуется использовать систему автоматической стабилизации судна на заданном курсе, т.е. авторулевой. В качестве алгоритма авторулевого используется ПИД-регулятор, коэффициенты которого учитывают скорость V_x .

Во-вторых, следует сделать ряд предположений, касающихся имитации ГС. Постоянный характер ГС предполагает, что в течение всего плавания её параметры остаются неизменными во времени и просто выбираются с использованием датчиков случайных чисел равномерного распределения из промежутков, указанных в таблице 3. Для моделирования регулярного волнения используются предположения линейной теории морских волн. Предполагается, что крутизна волны (h / λ) не превышает 0,2. Истинный период волн равен $\sqrt{2\pi\lambda / g}$, где g — ускорение свободного падения.

Если же имеет место переменная ГС, то параметры ветра и волнения предполагаются изменяющимися во времени t как следующая сумма:

$$x(t) = x_0 + A_1 \sin(2\pi t / \tau_1) + A_2 \sin(2\pi t / \tau_2) + A_3 \sin(2\pi t / \tau_3),$$

где x_0 — среднее значение моделируемой величины, выбираемое случайным образом из промежутков возможных значений в соответствии с таблицей 3; $A_1, A_2, A_3, \tau_1, \tau_2, \tau_3$ — амплитуды и периоды первой, второй и третьей гармоник соответственно.

Границы возможных значений амплитуд и периодов представлены в таблице 4. Единицы измерения величин для амплитуд берутся такими, как указано в таблице 3.

Таблица 3 — Величины, характеризующие ГС

Наименование параметра	Обозначение	Единицы измерения	Границы
Направление истинного ветра	K_{tr}	°	[0;360]
Скорость истинного ветра	V_{tr}	м/с	[0;30]
Направление волнения (откуда приходят волны)	K_w	°	[0;360]
Длина волны	λ	м	[10;250]
Высота волны	h	м	[0;10]

Таблица 4 — Параметры гармоник величин, характеризующих ГС

Величина	I гармоника		II гармоника		III гармоника	
	A	τ	A	τ	A	τ
V_{tr}	[0;30]	2-10 ч	[0;5]	10 мин-1 ч	[0;2]	10 с-1 мин
K_{tr}	[0;360]	*)	[0;30]	*)	[0;10]	*)
h	[0;5]	**)	-	-	-	-
K_w	[0;90]	***)	-	-	-	-
λ	[30;100]	1-10 ч	-	-	-	-

*) Период направления истинного ветра может отличаться от периода соответствующих гармоник для его скорости (модуля) не более, чем соответственно на 1 час, 1000 и 30 секунд.

***) Период изменения высоты волнения может отличаться от периода изменения первой гармоники скорости истинного ветра на величину, не превосходящую по модулю 1 час.

***) Период изменения направления волнения может отличаться от периода изменения первой гармоники направления истинного ветра на величину, не превосходящую по модулю 1 час.

Моделирование НавС третьего класса предполагает, что угол перекладки руля и частота вращения винта изменяются в течение времени по следующему закону:

$$\delta(t) = 35^\circ \sin(2\pi t / \tau_\delta), n(t) = (n_{\text{max}} / 2) \cdot (1 + \sin(2\pi t / \tau_n)),$$

где τ_δ — период изменения угла перекладки руля; τ_n — период изменения частоты вращения винта.

Наименьшие значения указанных величин выбираются исходя из ограничений движительно-рулевого комплекса (ДРК), а наибольшие — выбраны равными удвоенному времени плавания в каждой ситуации.

Алгоритм метода тестирования записывается следующим образом:

- 1) задаётся число модельных (навигационных) ситуаций для каждого из трёх классов, длительность каждой модельной ситуации;
- 2) моделируются условия плавания судна на промежутке времени заданной продолжительности (навигационная ситуация одного из трёх классов в соответствии с таблицей 2). Условия определяются: параметрами ветра и волнения; режимом работы ДРК судна; начальной кинематикой (курс, угловая и линейная скорости);
- 3) определяется траектория движения судна на основе имитационной модели;
- 4) определяется траектория движения судна на основе НС (нейро-нечёткой системы);
- 5) определяется невязка между траекториями, упомянутыми в п. 3) и 4);
- 6) пункты 2)–5) повторяются до тех пор, пока не будет рассмотрено заданное количество навигационных ситуаций каждого класса;
- 7) определяются наибольшее и среднее значения максимума модуля невязки (за время плавания заданной продолжительности) во всех рассмотренных модельных ситуациях.

Блок-схема метода тестирования представлена на рисунке 3.

В четвёртой главе рассматриваются нейросетевые модели счисления пути судна, а также вспомогательные методы, относящиеся к их настройке.

Метод настройки свободных параметров разработан для нейросетевых (нейро-нечёткой) систем счисления пути, моделирующих динамику судна. Алгоритм метода записывается следующим образом:

1. Задаются параметры «локального» алгоритма обучения (например, «дельта-правила», Левенберга-Марквардта (Л-М), сопряжённых градиентов и т.д.): наибольшее число эпох N_{it} (эпоха — итерация, на которой корректируются веса и пороги НС после рассмотрения всех образцов из обучающего множества), минимальное значение градиента и др. — а также максимальное общее время настройки T_{max} .

2. Осуществляется коррекция параметров сети в пакетном режиме.

3. По прошествии заданного числа эпох N_{it} , выполняется расчёт характеристики точности: максимальное значение модуля невязки c_{max} или модуля погрешности скорости e_{max} для образцов из тестовой выборки*.

4. Если её значение уменьшилось, то состояние сети сохраняется.

5. Пункты 2)–4) повторяются, пока не будет исчерпано время T_{max} **.

Примечания

*Выбор характеристики точности зависит от прогнозируемой системой величины. Если она прогнозирует координаты (приращения, поправки и т.п.), то используется c_{max} . Если она прогнозирует скорость (дрейфа), то используется e_{max} .

**Алгоритм может быть остановлен и раньше, если становится очевидно, что дальнейшая настройка не может привести к существенному увеличению точности в пределах отведённого времени T_{max} .

Блок-схема алгоритма представлена на рисунке 4.

Метод выбора оптимального по скорости сходимости алгоритма настройки нейросетевых систем счисления заключается в следующем:

- 1) предварительно отбираются алгоритмы, подходящие для решения поставленной задачи — настройка НС для целей счисления;
- 2) формируется набор учебных данных (обучающая и тестовая выборки);
- 3) задаётся последовательность наибольших значений числа эпох (итераций), при достижении которых обучение следует прекратить;
- 4) выполняется настройка нейросетевой системы счисления пути судна с использованием нескольких алгоритмов (см. п.1)) с фиксированным числом эпох (критерий окончания обучения — наибольшее число эпох); повтор N_{train} раз;
- 5) для каждого случая обучения (с заданным наиб. числом эпох) фиксируется среднее время работы того алгоритма, использованием которого достигается наименьшая погрешность сети (наилучший (наименьший) максимум модуля невязки $\min[c_{max}]$ или ошибки скорости $\min[e_{max}]$) на образцах тестовой выборки;
- 6) задаётся последовательность наибольших продолжительностей обучения, каждый элемент которой есть среднее время наиболее точного алгоритма, определённое в п. 5);
- 7) выполняется настройка нейросетевой системы с использованием нескольких алгоритмов (см. п.1.)) с фиксированной продолжительностью обучения (критерий окончания обучения — наибольшее время настройки); повтор N_{train} раз;
- 8) для каждого случая обучения (с заданным временем) фиксируется погрешность ($\min[c_{max}] / \min[e_{max}]$) на образцах тестовой выборки.



Рисунок 3 — Блок-схема алгоритма тестирования нейросетевых и нейро-нечёткой систем счисления пути судна

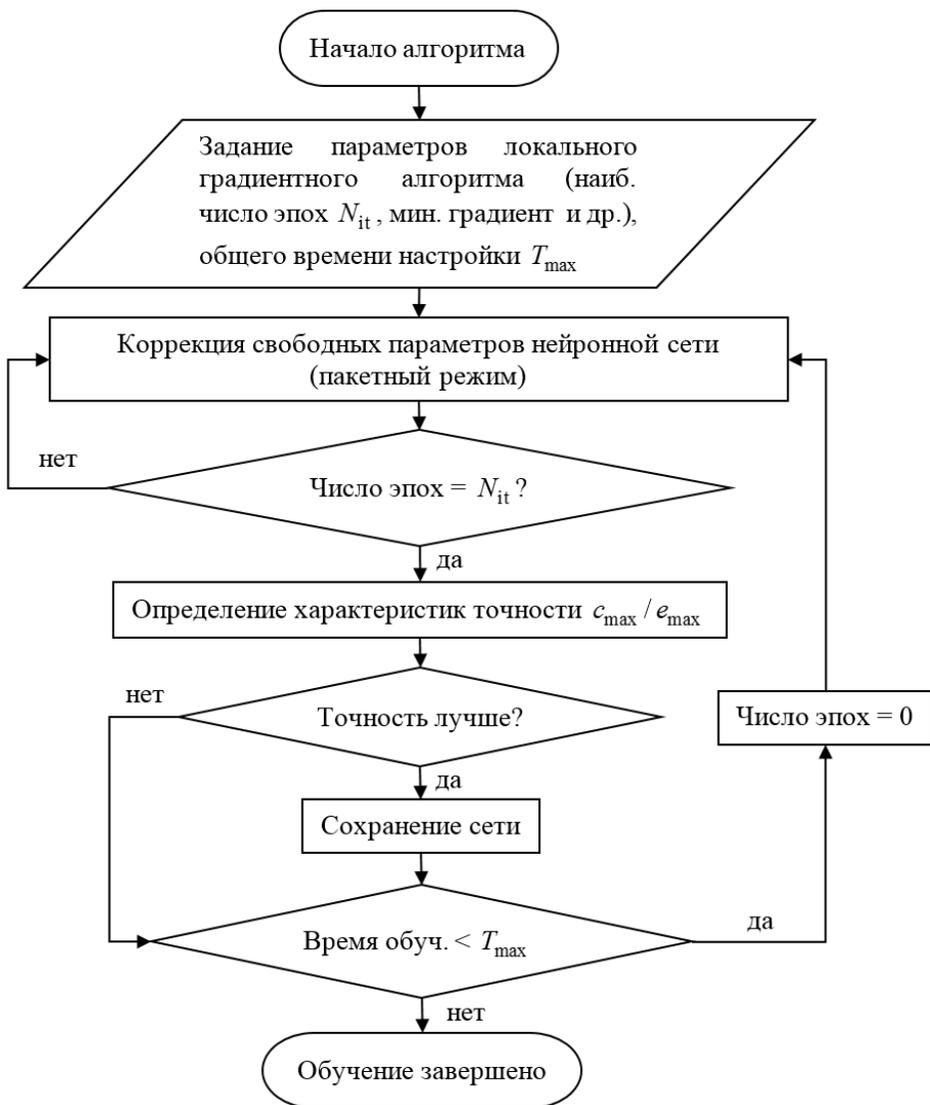


Рисунок 4 — Блок-схема алгоритма настройки нейросетевых и нейро-нечёткой систем счисления пути судна

- 9) определяется оптимальный по сходимости алгоритм как алгоритм, который настраивает сеть с наименьшей погрешностью (рассчитанной по тестовой выборке) в большинстве случаев (с фикс. наиб. временем).

Блок-схема алгоритма изображена на рисунке 5.

НЕЙРОМОДЕЛИ СЧИСЛЕНИЯ ПУТИ СУДНА

Рассматриваются четыре способа счисления пути, соответствующих различным вариантам комплектации измерителей, а именно:

- 1) относительный лаг (продольный канал) и гирокомпас;
- 2) относительный лаг (продольный и поперечный канал) и гирокомпас;
- 3) абсолютный лаг (продольный и поперечный канал) и гирокомпас;
- 4) гиросtabilизированная (платформенная) инерциальная система.

Для каждого варианта была разработана нейросетевая система счисления пути судна.

В качестве базовой архитектуры используется полно связанная двухслойная НС прямого распространения с задержками по времени как вариант реализации модели нелинейной авторегрессии с внешними входами — NARX (nonlinear auto regression with exogenous inputs). Первый (скрытый) слой содержит N нейронов, каждый из которых имеет функцию активации в виде гиперболического тангенса, второй — l нейронов с тождественной функцией активации, где l — размерность выходного вектора Y . Размерность входного вектора сети X равна p . Количество единичных задержек по входу и выходу равно d . Общий вид архитектуры НС представлен на рисунке 6.

Моделирование всех систем выполнено в MATLAB.

Относительный лаг (продольный канал) и гирокомпас

Выходным сигналом сети является поперечная относительная скорость V_y (скорость дрейфа). Входной сигнал X зависит от применяемого подхода:

1. Силовой подход. $X = (\omega V_x, F_{Py}, F_{Ry}, F_{Vy}, F_{Ay}, F_{Wy})$.
2. Непосредственный подход. $X = (\omega V_x, V_x, \delta, n, V_R^2 \sin \alpha_R, \rho g (h^2 / \lambda) \sin \gamma)$
, где V_R, α_R — скорость и курсовой угол относительного ветра, ρ — плотность морской воды, γ — курсовой угол волнения.
3. Непосредственный подход (статический вариант).

$$X = \left(\begin{array}{l} x_1 = \int_0^{\Delta\tau} V_x dt, x_2 = \int_0^{\Delta\tau} V_y dt, x_3 = \int_0^{\Delta\tau} (V_x \omega) dt, x_4 = \int_0^{\Delta\tau} \delta dt, \\ x_5 = \int_0^{\Delta\tau} n dt, x_6 = \int_0^{\Delta\tau} V_R^2 \sin \alpha_R dt, x_7 = \int_0^{\Delta\tau} \rho g (h^2 / \lambda) \sin \gamma dt, \end{array} \right), \quad (6)$$

где $\Delta\tau = 5$ мин. — длина промежутка интегрирования.

Параметры архитектуры НС приведены в таблице 5.

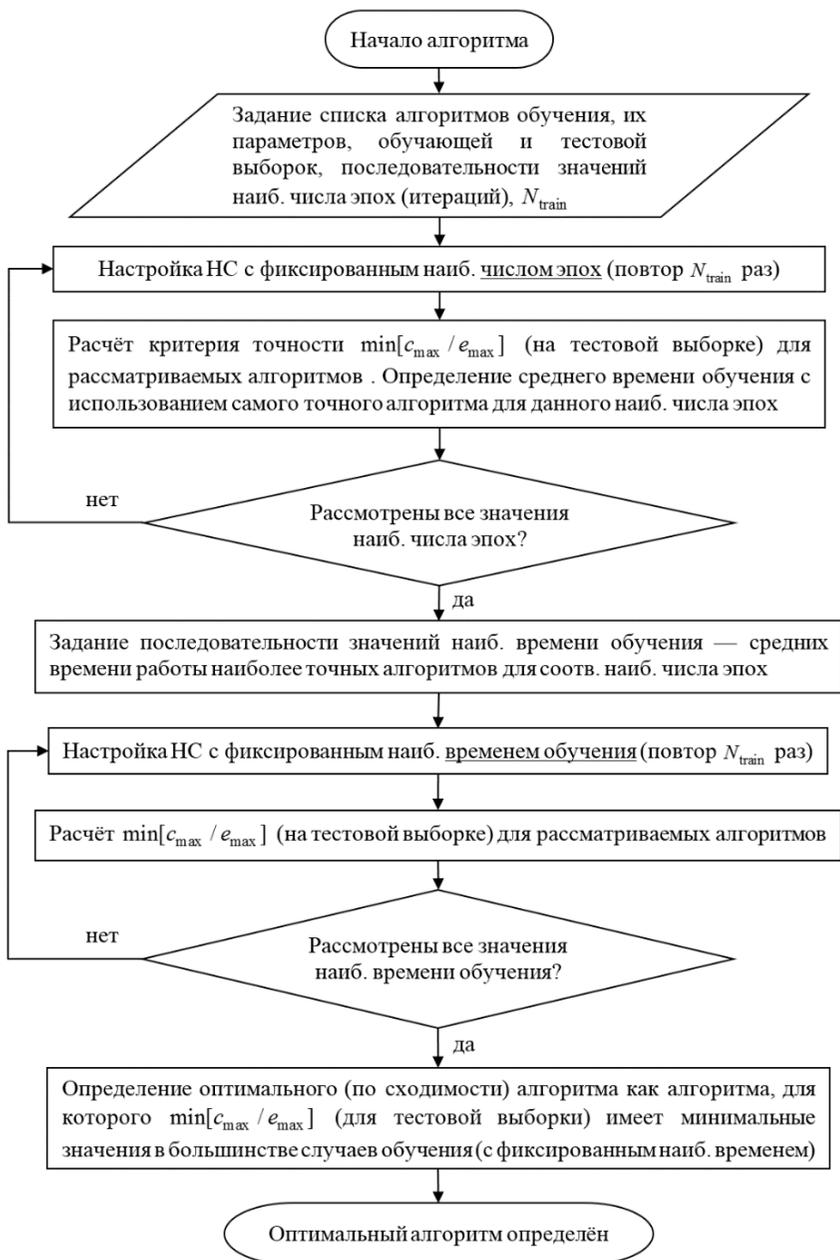


Рисунок 5 — Блок-схема определения оптимального (по скорости сходимости) алгоритма настройки нейросетевых систем счисления пути судна

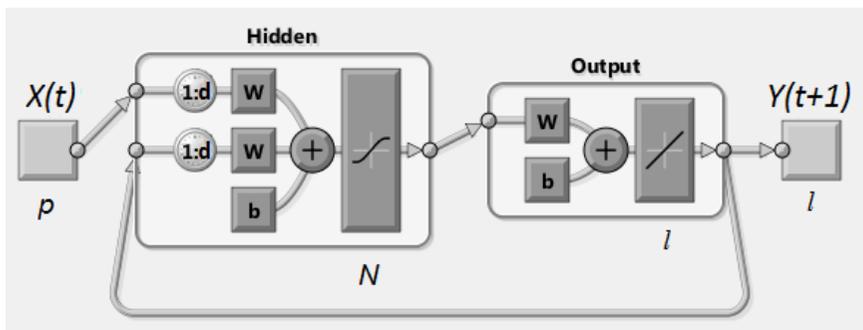


Рисунок 6 — Общий вид базовой НС (W — матрицы весовых коэффициентов, b — векторы пороговых смещений, $X(t)$ — значение входного сигнала в момент времени t , $Y(t+1)$ — значение выходного сигнала в момент времени $t+1$)

Таблица 5 — Параметры архитектуры НС, прогнозирующих скорость дрейфа судна

Параметр \ Тип системы	Силовой подход	Непосредственный подход	Непосредственный подход (статический вариант)
Размерность входа p	6	6	7
Размерность выхода l	1	1	1
Количество задержек d	5	5	0
Размер скрытого слоя N	20	20	20

Для формирования набора учебных данных использовался алгоритм, блок-схема которого приведена на рисунке 1. Параметры алгоритма $t_{пл} = 4$ часа, $d_n = 15$ об./мин. (обучающее множество), $d_n = 20$ об./мин. (тестовое множество). Для статической НС запись образцов происходит через промежуток времени, равный $\Delta\tau / 2 = 2,5$ мин. Временная дискретность (шаг) для всех трёх моделей составляет 1 с.

Параметры алгоритма настройки НС приводятся в таблице 6. В процессе обучения контролируемая характеристика точности (наибольшее значение модуля ошибки скорости дрейфа e_{max}) принимает минимальное значение и далее не уменьшается по прошествии значительного количества эпох, на основе чего делается вывод о нецелесообразности дальнейшего обучения.

Для динамических НС кроме алгоритма, задаваемого блок-схемой рисунка 4 (способ 1), была использована его модификация (способ 2), которая заключается в следующем. Образцы всех модельных ситуаций не объединяются в одну общую выборку, а предъявляются для коррекции в составе отдельных выборок (пакетов) для каждой ситуации. Т.е. коррекция состояния сети происходит после предъявления каждого пакета учебных данных, и веса корректируются на основе применения одного шага

градиентного метода в пакетном режиме. Такой способ обучения можно назвать «последовательно-пакетным». При этом эпохой общего алгоритма обучения является однократное рассмотрение всех имеющихся пакетов. Таблица 6 — Параметры алгоритма настройки НС, прогнозирующих скорость дрейфа судна

Тип системы Параметр	Силовой подход	Непосре- дственн ый подход	Непосредственный подход (статический вариант)
Тип градиентного алгоритма	Л-М с регуляризацией Байеса		Л-М
Число итераций N_{it}	10		1
Общее время настройки T_{max}	+∞		
Характеристика точности	e_{max}		

Самый лучший результат для систем выглядит следующим образом: $e_{max} = 0,5595$ м/с (силовой подход, способ 1), $e_{max} = 0,3486$ м/с (силовой подход, способ 2); $e_{max} = 1,1933$ м/с (непосредственный подход, способ 1), $e_{max} = 2,0706$ м/с (непосредственный подход, способ 2); $e_{max} = 1,0609$ м/с (непосредственный подход, статический вариант).

Тестирование систем выполняется по технологии, алгоритм которой представлен на рисунке 3, для судна проекта «В-352». Всего было рассмотрено 10000 четырёхчасовых ситуаций, каждая из которых принадлежит к одному из трёх классов. В ходе тестирования контролировался выход компонент входного сигнала сети за пределы, которые наблюдались в процессе её настройки. Если все компоненты входного вектора лежат в предельных границах, которые были зафиксированы в ходе обучения, то такая ситуация называется ситуацией первого класса (сеть работает в режиме «интерполяции»). В противном случае, ситуация относится ко второму классу, и сеть работает в режиме «экстраполяции». Для навигационных ситуаций первого класса результаты тестирования приведены в таблице 7. Для ситуаций второго класса погрешность систем весьма значительна и здесь не приводится.

Как видно из таблицы 7, удовлетворительные результаты получены лишь для системы, реализующей силовой подход: в 2120 четырёхчасовых ситуациях первого класса наибольшая погрешность в координатах составляет 2,76 мили за четыре часа плавания.

Другой альтернативой реализации нейросетевого подхода для рассматриваемого варианта комплектации навигационных датчиков

является построение системы, прогнозирующей поправки к числимым координатам.

Входной вектор X системы определяется таким образом $X = (\sin K, \cos K, V_x, \omega V_x, \delta, n, V_R^2 \sin \alpha_R, F_{wy})$.

Таблица 7 — Результаты тестирования НС, прогнозирующих скорость дрейфа судна («режим интерполяции»)

Тип системы	Кол-во ситуаций 1-го класса		Погрешность в координатах			
			Наибольший максимум невязки, мили		Средний максимум невязки, мили	
	Способ обучения					
	1	2	1	2	1	2
Силовой подход	2120	2032	2,89	2,76	0,17	0,44
Непосредственный подход	852	857	12,31	5,82	0,71	0,83
Непосредственный подход (статический вариант)	3547	-	8,72	-	0,84	-

Выходной сигнал имеет вид:

$$Y = \begin{pmatrix} x_G(t_k) - x_G(t_{k-1}) - [V_x(t_k) \cos K(t_k) - V_x(t_{k-1}) \cos K(t_{k-1})] \cdot \Delta t \\ y_G(t_k) - y_G(t_{k-1}) - [V_x(t_k) \sin K(t_k) - V_x(t_{k-1}) \sin K(t_{k-1})] \cdot \Delta t \end{pmatrix},$$

где $\Delta t = t_k - t_{k-1}$.

Параметры архитектуры НС (см. таблицу 5 и рисунок 6) следующие: $p = 8$; $l = 2$; $d = 2$; $N = 15$.

Результаты тестирования представлены в таблице 9.

Относительный лаг (продольный и поперечный канал) и гироскопас

Входной сигнал НС имеет вид $X = (\sin K, \cos K, V_x, V_y)$.

Выходной вектор — радиус-вектор ЦМ судна в топоцентрической системе координат: $Y = (x_G, y_G)$.

Параметры архитектуры сети (см. таблицу 5 и рисунок 6) следующие: $p = 4$; $l = 2$; $d = 15$; $N = 15$.

Для получения набора учебных данных используется метод (см. рисунок 2), параметры алгоритма которого следующие: 1) длина обучающей выборки (число образцов): 139700; 2) временная дискретность: 1 с; 3) границы исходного вектора (см. таблицу 8); 4) дискретность исходного вектора: (см. таблицу 8); 5) границы выходного вектора: не задавались; 6) значение ограничивающей величины Δ : не использовалось; 7) вид алгоритма численного интегрирования: Эйлера (левых прямоугольников).

Таблица 8 — Дискретность и диапазон изменения исходного и выходного векторов

Наименование, обозначение	Единицы измерения	Интервал изменения	Дискретность
Истинный курс, K	°	0...360	0,1
Продольная составляющая относительной скорости, V_x	уз.	-10...+30	0,1
Поперечная составляющая относительной скорости, V_y	уз.	-10...+10	0,1
Абсцисса, x_G	м	-120,7...+104,9	-
Ордината, y_G	м	-112,2...+125,0	-

Для настройки (обучения) сети используется метод Левенберга-Марквардта совместно со способом регуляризации Байеса, определённый в качестве самого быстрого по сходимости по алгоритму, блок-схема которого представлена на рисунке 5. При этом $N_{\text{train}} = 10; 10, 50, 100, 150, \dots, 300$ — последовательность наиб. значения числа эпох. Критерий окончания обучения — общее время настройки, а также общий характер поведения функции ошибок (1/2 от их среднего квадрата). Режим обучения — пакетный. Обратная связь сети в процессе обучения размыкается. По прошествии 48 часов значение функции ошибок достигло величины порядка 10^{-7} м^2 , и далее не уменьшалась существенным образом. Максимум модуля невязки c_{max} для образцов из обучающей выборки достиг 2,26 м.

Результаты тестирования представлены в таблице 9.

Модель будет работать и в том случае, когда на вход сети будут поданы составляющие абсолютной скорости.

Абсолютный лаг (продольный и поперечный канал) и гироскопас

Входной вектор НС $X = (V_N, V_E)$, где V_N — северная и V_E — восточная составляющие абсолютной скорости судна.

Выходной вектор $Y = (x_G, y_G)$.

Параметры архитектуры: $p = 2; l = 2; d = 5; N = 15$.

Для формирования набора учебных данных используется метод, блок-схема алгоритма которого приведена на рисунке 2. Параметры алгоритма следующие: 1) длина обучающей выборки (число образцов): 34700; 2) временная дискретность: 1 с; 3) границы исходного (= входного) вектора: от -15 до 15 м/с (по каждой составляющей); 4) дискретность исходного

вектора: 0,1 м/с; 5) границы выходного вектора: от ± 100 до ± 150 м (по каждой составляющей); 6) значение ограничивающей величины Δ : 3 м/с; 7) вид алгоритма численного интегрирования: Эйлера (левых прямоугольников).

Для непосредственной настройки сети используется метод Левенберга-Марквардта в рамках процедуры регуляризации Байеса. Параметры процедуры настройки: 1) критерий останова: время обучения, положительный вывод о нецелесообразности обучения по характеру изменения функции ошибок; 2) режим обучения: пакетный; 3) модификация структуры сети: переход к последовательно-параллельной форме (с разомкнутой обратной связью).

На момент прекращения обучения сети (в дальнейшем, НС «Координаты») значение функции ошибок составило $1,9953 \cdot 10^{-13} \text{ м}^2$, при этом максимальный модуль невязки равен $3,7812 \cdot 10^{-4} \text{ м}$. Для предварительной проверки работоспособности НС «Координаты» было проделано следующее. Задаётся последовательность моментов времени, которая соответствует четырёхчасовому плаванию судна. В каждый момент времени при помощи генератора псевдослучайных чисел равномерного распределения выбирается значение каждой компоненты вектора скорости (V_N, V_E) из промежутка $[-15; +15] \text{ м/с}$. Их численным интегрированием (по методу левых прямоугольников) получают эталонные значения координат. С другой стороны, значения вектора скорости подаются и на вход НС «Координаты», которая также вычисляет значения координат. Определяется наибольшее значение модуля невязки между траекториями за время плавания. Другим вариантом тестирования является выбор случайного значения вектора скорости и удержание его постоянным в течение всего времени плавания в каждой модельной ситуации. Для обоих вариантов было рассмотрено по 100 модельных ситуаций. Результаты предварительного тестирования показывают, что в рассмотренных 200 ситуациях модуль вектора невязки за 4 часа плавания не превосходит 8 мм. Результаты дополнительного тестирования представлены в таблице 9.

Модель будет работать и в том случае, когда на вход сети будут поступать составляющие относительной скорости. При этом течение учитываться не будет.

Гиросtabilизированная (платформенная) инерциальная система

Входной вектор НС определяется следующим образом $X = (a_N, a_E)$,

где a_N — северная и a_E — восточная составляющие ускорения судна относительно Земли, получаемые на основе измерений акселерометров.

Выходной вектор образуют координаты ЦМ судна, т.е. $Y = (x_G, y_G)$.

Сеть состоит из двух последовательно соединённых НС с параметрами архитектуры, упомянутыми выше (случай абсолютного лага). Первая сеть (НС «Скорость») прогнозирует вектор абсолютной скорости ЦМ судна (V_N, V_E), который, в свою очередь, подаётся на вход второй сети (НС «Координаты»), прогнозирующей координаты судна $Y = (x_G, y_G)$. НС «Координаты» рассмотрена выше. НС «Скорость» имеет такую же архитектуру, что и НС «Координаты». Осталось задать параметры алгоритмов формирования образцов и обучения.

Параметры алгоритма формирования образцов (см. рисунок 2) для НС «Скорость» следующие: 1) длина обучающей выборки (число образцов): 34700; 2) временная дискретность: 1 с; 3) границы исходного (= входного) вектора: от -5 до 5 м/с² (по каждой составляющей); 4) дискретность исходного вектора: 0,05 м/с²; 5) границы выходного вектора: от ± 15 до ± 20 м/с (по каждой составляющей); 6) значение ограничивающей величины Δ : 0,35 м/с²; 7) вид алгоритма численного интегрирования: Эйлера (левых прямоугольников).

Алгоритм настройки НС «Скорость» такой же, как для НС «Координаты». На момент прекращения обучения для НС «Скорость» значение функции ошибок составило $3,4833 \cdot 10^{-15}$ (м/с)², при этом максимальный модуль погрешности скорости составил $3,7374 \cdot 10^{-5}$ м/с. Результаты предварительного тестирования системы «НС «Скорость» + НС «Координаты» показывают, что в рассмотренных 200 модельных ситуациях модуль вектора невязки за 4 часа плавания не превосходит 3,2 м. Результаты дополнительного тестирования представлены в таблице 9.

Обобщение результатов тестирования нейронных сетей, прогнозирующих координаты места судна (их приращения)

Тестирование систем выполнялось по методу, алгоритм которого записан блок-схемой на рисунке 3. Общее количество модельных ситуаций — 300, среди них: 60 ситуаций 1-го класса, 60 ситуаций 2-го класса (ГС постоянная), 60 ситуаций 2-го класса (ГС переменная), 60 ситуаций 3-го класса (ГС постоянная), 60 ситуаций 3-го класса (ГС переменная). Результаты представлены в таблице 9.

Тестирование показало, что нейросетевые системы, моделирующие кинематику судна, имеют высокую точность определения его счислимых координат. Для системы, моделирующей динамику судна («Одноканальный относительный лаг и гирокомпас»), можно говорить лишь об удовлетворительной средней точности. Причина низкой точности может заключаться в том, что компоненты вектора входного сигнала выходят за границы, которые были зафиксированы на этапе настройки НС. В таблице 10 приводятся данные, когда тестовые сигналы лежат в указанных пределах,

т.е. сеть работает в режиме «интерполяции». Действительно, результаты в таком случае получаются значительно лучше.

Таблица 9 — Обобщение результатов тестирования нейросетевых систем счисления

Тип судна / Тип нейро сетевой системы	Проект «232»	Проект «В-352»	Серия «584Е»	«Севмор путь»	Проект «1511»
«Двухканальный относительный лаг и гирокомпас»	14,2 (2,7) м	13,9 (3,1) м	17,1 (3,3) м	15,8 (3,5) м	12,8 (2,9) м
«Двухлучевой абсолютный лаг и гирокомпас»	2,1 (1,3) мм	2,2 (1,4) мм	2,4 (1,3) мм	2,3 (1,3) мм	2,3 (1,3) мм
«Инерциальная система»	6,9 (2,0) м	3,7 (1,6) м	4,0 (1,4) м	4,5 (1,2) м	3,7 (1,3) м
«Одноканальный относительный лаг и гирокомпас»	10,2 (1,6) мили	9,5 (0,8) мили	5,3 (0,7) мили	6,9 (0,9) мили	5,1 (0,5) мили

Для сетей, моделирующих кинематику судна, было проведено дополнительное тестирование в идеализированном варианте движения ЦМ судна по окружности (приближённо, движения в режиме установившейся циркуляции). При таком варианте координаты ЦМ судна могут быть представлены как функции времени:

$$x_G(t) = R \sin(\omega t), y_G(t) = R \cos(\omega t), \quad (7)$$

где R — радиус установившейся циркуляции; ω — угловая скорость радиус-вектора судна, при этом: $\omega = V / R$, где V — относительная скорость судна.

Дифференцированием (7) получаются составляющие скорости судна:

$$V_x(t) = x'_G(t) = V \cos\left(\frac{V}{R}t\right), V_y(t) = y'_G(t) = -V \sin\left(\frac{V}{R}t\right). \quad (8)$$

Дифференцированием (8) получаются составляющие ускорения судна:

$$a_x(t) = V'_x(t) = -\frac{V^2}{R} \sin\left(\frac{V}{R}t\right), a_y(t) = V'_y(t) = -\frac{V^2}{R} \cos\left(\frac{V}{R}t\right). \quad (9)$$

На основе соотношений (7) и (8) моделируются точные значения пар «вход-выход» для тестирования НС «Координаты» («Двухлучевой абсолютный лаг и гирокомпас»). На основе соотношений (7) и (9) получаются эталонные ситуации для тестирования системы «НС «Скорость» + НС «Координаты» («Инерциальная система»). Для системы «Одноканальный относительный лаг и гирокомпас» для формирования

входного сигнала необходимо также задать угол дрейфа на установившейся циркуляции β .

Таблица 10 — Результаты тестирования модели «Одноканальный относительный лаг и гироскомпас» (режим «интерполяции»)

Тип судна	Проект «232»	Проект «В-352»	Серия «584Е»	«Севмор путь»	Проект «1511»
Кол-во НавС режима «интерполяции»	45	50	68	111	80
Наибольшее (среднее) значения максимума модуля невязки за 4 часа	3,8 (1,0) мили	2,3 (0,4) мили	3,2 (0,5) мили	2,1 (0,6) мили	2,1 (0,4) мили

Схема тестирования предполагает варьирование трёх величин R , V и β в рамках реализации вложенных циклов, прохождение которых предполагает рассмотрение всех возможных комбинаций дискретных значений указанных величин. R варьируется от 50 до 1000 м с шагом 50 м. V варьируется от 1 до 25 уз. с шагом 5 уз. β варьируется от 10 до 30° с шагом 10°. Всего было рассмотрено 360 модельных ситуаций. Результаты тестирования представлены в таблице 11 и позволяют сделать ряд выводов.

Во-первых, ошибки нейронной системы счисления оказываются ближе к ошибкам того алгоритма, который был использован для вычисления выходных образцов.

Во-вторых, несмотря на приблизительно одинаковую точность НС и алгоритма Эйлера для случая инерциальной системы, погрешность сети всё-таки меньше. Уменьшение погрешности по сравнению с методом Эйлера составляет для среднего и наибольшего значений максимума модуля невязки соответственно 5,2 и 285,6 м за один час плавания. Таким образом, будучи обученной на основе определённого способа численного интегрирования, НС в рассмотренных модельных ситуациях может демонстрировать лучшую (по отношению к данному способу) точность определения кинематических параметров судна.

Прогнозирование временных рядов и фильтрация

Пусть $x_G(t_0), x_G(t_1), \dots, x_G(t_i), \dots$ — временная последовательность дискретных значений абсциссы ЦМ судна. Пусть известны значение координаты на момент времени t_i , а также s предыдущих значений, т.е. $x_G(t_{i-s}), x_G(t_{i-s+1}), \dots, x_G(t_i)$. Возникает задача прогноза (определения) координаты на момент времени t_{i+1} . На практике, такая задача может возникнуть при, например, кратковременном нарушении работы датчика местоположения судна (как правило, спутниковой навигационной системы).

Задача решается при помощи фокусированной НС (прямого распространения) с задержками по времени (Time Lagged Feedforward Network — TLFN). Входной вектор сети — временная последовательность координаты. Выходной сигнал — значение координаты на шаг вперёд. Параметры архитектуры: количество слоёв: 2; количество нейронов в скрытом слое: 10; тип функции активации скрытых нейронов: гиперболический тангенс; тип функции активации выходного нейрона: тождественная; количество единичных задержек: 10.

Таблица 11 — Результаты тестирования нейросетевых систем счисления в «точных» навигационных ситуациях

	Алгоритм численного интегрирования							
	Сеть		Метод Эйлера		Метод Рунге-Кутты 2-го порядка		Метод трапеций	
Тип нейросетевой системы	Значение максимума модуля невязки за 1 ч плавания, м							
	С — среднее, Н — наибольшее							
	С	Н	С	Н	С	Н	С	Н
«Двухканальный относительный лаг и гирокомпас»	7,3	14,4	6,9	12,9	0,1	1,7	0,04	0,6
«Двухлучевой абсолютный лаг и гирокомпас»	6,9	12,9						
«Инерциальная система»	418,9	5664,3	424,1	5949,9	6,8	258,2	6,70	255,2

Смоделировано движение т/х «Инженер Плавинский» с использованием одной модели счисления, позволяющей найти скорость дрейфа судна в условиях ветро-волновых возмущений как результат интегрирования соответствующего дифференциального уравнения. Использовались следующие параметры модели: элементы относительного ветра (90° пр. борта, 15 м/с); высота волны: 5 м; длина волны: 150 м; курсовой угол волны: 90° лев. борта; кажущийся период волн: 15 с; средний курс судна: 45°; продольная относительная скорость: 15 уз; начальная скорость дрейфа: 0; время работы модели: 5 мин.

В процессе моделирования использованы две сети TLFN описанной выше архитектуры. Одна из них прогнозирует абсциссу, другая – ординату ЦМ судна. Количество образцов для обучения выбирается равным 200. Время обучения – 100 с. Метод обучения: алгоритм Левенберга-Марквардта. Обучение сетей происходит в пакетном режиме, но во псевдо-

реальном времени. То есть, по мере поступления образцов сеть настраивается в течение 100 с, хотя наибольшее время для использования режима реального времени – 1 с. Проверяется способность сетей к прогнозу траектории на 10 с вперёд. Среда моделирования — MATLAB 7.12.0.

Для сетей с 20-ю нейронами в скрытом слое при использовании 350 образцов был получен следующий результат: наибольшее значение модуля невязки на интервале времени 10 с составило 0,28 м.

На основе упомянутых TLFN-сетей был разработан навигационный фильтр, сглаживающий погрешности соответствующих временных рядов. Отличие от вышеуказанных сетей состоит в том, что прогнозируется значение координаты не на момент времени t_{i+1} , а на момент t_i . Количество скрытых нейронов — 10. Количество образцов — 100.

Описанный выше эксперимент был повторен на интервале времени, равном 10 минут. Погрешности задавались датчиками случайных чисел (равномерного и нормального распределений) со СКП 10 м. Работа фильтра сравнивалась с прогнозом фильтра Калмана. В итоге, на основе НС выполняется более точное определение координат по отношению к фильтру Калмана. Для случая равномерного распределения погрешностей, НС уменьшают максимум невязки на 11% больше, чем калмановский фильтр. Для случая нормального — на 8%.

Задача фильтрации решалась также с использованием гибридной нейро-нечёткой системы ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). Вход и выход её формируются таким же образом как и для нейросетевого фильтра. Параметры архитектуры модели: тип системы: Сугено (первого порядка); число единичных задержек s (порядок фильтра): 3; число функций принадлежности для каждой входной переменной: 2; тип функций принадлежности входных переменных: трапециевидные.

В качестве алгоритма настройки ANFIS был выбран алгоритм, который представляет собой комбинацию адаптивного градиентного метода (первого порядка) обратного распространения ошибки и среднеквадратического оценивания. Использовались следующие параметры алгоритма: количество эпох (циклов обучения) — 500; желаемое значение функции ошибок — 0; начальное значение шага коррекции параметров — 0,1; коэффициент увеличения шага — 1,1; коэффициент уменьшения шага — 0,9.

Как и для случая с НС, используются две нейро-нечёткие системы, отдельно прогнозирующие абсциссу и ординату ЦМ судна. Обучающая выборка формировалась на интервале 100 с. Результаты тестирования нейро-нечёткого фильтра (в условиях, близким к условиям тестирования нейросетевого фильтра) на интервале времени 15 мин., позволяют говорить о работоспособности предлагаемого алгоритма фильтрации.

В пятой главе рассматривается построение гибридной *нейро-нечёткой модели счисления* пути, прогнозирующей скорость дрейфа судна V_y .

Входной вектор системы X определяется в соответствии с соотношением (6). Выходным сигналом является V_y . В качестве базовой используется нечёткая система типа Сугено (нулевого порядка).

Правила нечёткого вывода строятся таким образом:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = x_1^* \text{ И } x_2 = x_2^* \text{ И } \dots \text{ И } x_7 = x_7^* \text{ ТО } y = e,$$

где $x_1^*, x_2^*, \dots, x_7^*$ — некоторые определённые значения составляющих входного сигнала; e — некоторое действительное число.

Общее количество правил $2^7 = 128$. Фаззификация входного вектора выполняется на основе функций принадлежности (ФП) разных типов (см. ниже), параметры которых являются одновременно весовыми коэффициентами НС. Каждая лингвистическая переменная описывается только двумя термами. Для агрегирования условий в правилах продукций используется операция «И». Для активизации подзаключений в правилах продукций используется операция min-активизация. Для ускорения вычислений используются только активные правила. Так как в расчётах используются обычные (чёткие) числа, то аккумуляция фактически отсутствует. Для дефаззификации используется метод центра тяжести. Система относится к классу ANFIS. Общий её вид представлен на рисунке 7.

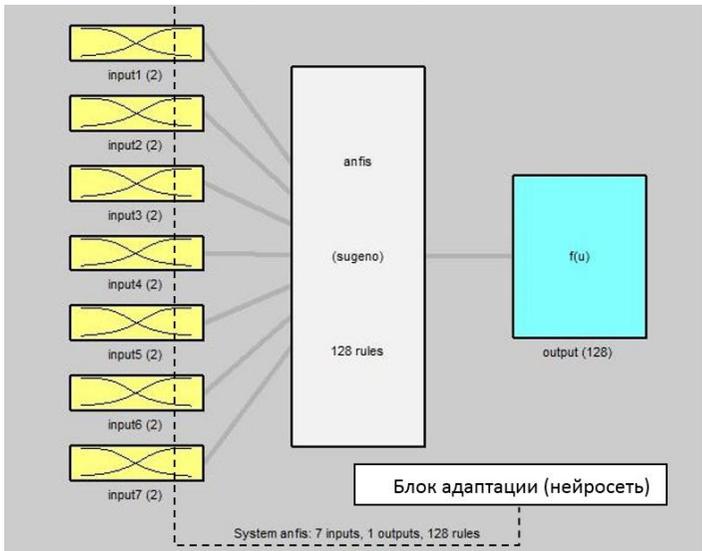


Рисунок 7 — Общий вид нейро-нечёткой системы ANFIS, прогнозирующей скорость дрейфа судна

Рассматривались следующие варианты ФП: треугольные, трапециевидные, колоколообразные, гауссовы, комбинация гауссовых

функций, П-образные, разность сигмоидальных функций, произведения сигмоидальных функций.

Для формирования набора учебных данных использовался алгоритм, который применялся для НС, прогнозирующей скорость дрейфа судна (см. рисунок 1). Все значения его параметров были использованы теми же, за исключением времени плавания $t_{пл} = 1$ час.

Алгоритм можно назвать методом вариаций управляющих воздействий. Использовался также и метод «текущей эксплуатации судна». Его смысл заключается в том, что образцы записываются в процессе нормальной эксплуатации судна без проведения специальных манёвров. Для контроля количества близких (по критерию евклидова расстояния) входных образцов используется простейшая классификация входного вектора. Сама же «текущая эксплуатация» моделируется на основе навигационных ситуаций трёх классов, формирование которых предусмотрено алгоритмом тестирования (таблица 2, рисунок 3). Общее количество навигационных ситуаций — часовых плаваний судна — составляет 1000. Их распределение по классам имеет вид: ситуации 1-го класса: 200; ситуации 2-го класса, постоянная гидрометеорологическая ситуация (ГС): 200; ситуации 2-го класса, переменная ГС: 200; ситуации 3-го класса, постоянная ГС: 200; ситуации 3-го класса, переменная ГС: 200;

Набор учебных данных был сформирован на основе имитационной модели с использованием параметров судов пяти типов (см. таблицу 1). Параметры алгоритма обучения, описываемого блок-схемой на рисунке 4, следующие: тип градиентного алгоритма: комбинация адаптивного «дельта-правила» и метода среднеквадратического оценивания; наиб. число эпох $N_{it} = 10$; максимальное время настройки T_{max} : как правило, достаточное для прохождения 300 циклов; время может быть увеличено, если характеристика точности e_{max} убывает для последних циклов, и её значение близко к абсолютному минимуму, наблюдаемому в процессе обучения.

Тестирование нейро-нечёткой системы было выполнено по методу, алгоритм которого записывается блок-схемой рисунка 3. Параметры алгоритма: время плавания — 1 час; количество модельных ситуаций — 100 (1-го класса: 20; 2-го класса, постоянная гидрометеорологическая ситуация (ГС): 20; 2-го класса, переменная ГС: 20; 3-го класса, постоянная ГС: 20; 3-го класса, переменная ГС: 20). Результаты тестирования представлены в таблице 12.

Как следует из таблицы, нейро-нечёткие системы демонстрируют лишь удовлетворительную среднюю точность определения координат.

Таблица 12 — Результаты тестирования нейро-нечёткой системы счисления

Характеристика точности	Проект «232»	Проект «В-352»	Серия «584Е»	«Севморпуть»	Проект «1511»
Наибольший максимум модуля невязки за 4 часа плавания, мили	8,15	12,53	10,57	15,47	15,12
Средний максимум модуля невязки за 4 часа плавания, мили	1,83	2,27	2,97	2,08	2,31

В шестой главе предлагаются идеи, связанные с использованием нейросетевых технологий для решения других, близких к счислению, задач судовождения.

Во-первых, предлагается алгоритм оценки точности нейросетевой системы счисления. Он учитывает два вида неопределённости – текущих измерений и измерений, которые выполнялись для формирования набора учебных данных. Выборки, используемые для настройки сети, произвольно искажаются случайными погрешностями, получаемыми при помощи генераторов псевдослучайных чисел. Для каждого такого искажённого набора сеть обучается отдельно, и получается набор НС. В рабочем режиме, значения измеряемых величин также искажаются псевдослучайными погрешностями, и каждая искажённая выборка рассматривается с каждой сетью из набора. В результате, получается набор реализаций координат судна, который характеризует влияние упомянутых выше источников ошибок на точность места. По реализациям определяются СКП координат.

Во-вторых, предлагается построение прогнозирующей модели для управления судном по траектории на основе НС. На вход трёх НС подаётся вектор величин, который определяет значения кинематических параметров судна V_x, V_y, K на конец отрезка времени $[0; \tau]$. Одна из сетей прогнозирует скорость $V_x(\tau)$, вторая — $V_y(\tau)$, третья — курс $K(\tau)$. Затем указанные величины совместно с начальными условиями и элементами течений подаются на вход двух других НС, прогнозирующих широту $\varphi(\tau)$ и долготу судна $\lambda(\tau)$. Наконец, координаты и параметры, задающие геометрию маршрута, поступают на вход другой НС, прогнозирующей ошибку управления $e_{\perp}(\tau)$ — отклонение ЦМ судна от отрезка маршрута в кратчайшем направлении на момент времени τ . В качестве базовой архитектуры используется двухслойная НС прямого распространения с нелинейными функциями активации нейронов в скрытом слое, тождественной — в выходном, обладающая свойствами универсальной аппроксимации. Всего прогнозирующая модель состоит из шести сетей.

В-третьих, делается вывод о возможности повышения эффективности тренажёрной подготовки судоводителей (штурманов) на основе тренажёров, использующих в своих алгоритмах нейросетевые модели движения судна как потенциально более адекватные, чем существующие (основанные на дифференциальных уравнениях).

Наконец, приводится логико-информационная схема взаимодействия предложенных нейросетевых методов, показывающая их роль в разработке нейросетевых моделей счисления пути судна, их отношение к реальности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения настоящего исследования были решена научная проблема, заключающаяся в разработке методических основ методологии алгоритмизации счисления пути судна на основе теории нейронных сетей и нечётких множеств. Методические основы заключаются в разработке: нейросетевых и нейро-нечёткой моделей, используемых для определения счислимых координат места судна; методов формирования наборов учебных данных (образцов) для настройки систем, построенных на основе вышеуказанных моделей; метода выбора оптимального (по скорости сходимости) алгоритма настройки свободных параметров указанных систем; метода настройки систем, моделирующих динамику судна; метода тестирования нейросетевых и нейро-нечёткой моделей счисления.

Разработка нейросетевых моделей счисления выполнена для различных вариантов комплектации навигационных приборов. Тестирование преследовало цель учесть разнообразие навигационных ситуаций, которое наблюдается в процессе эксплуатации судна. В основу метода тестирования положено представление о различных вариантах поведения во времени управляющих и возмущающих воздействий. Универсальные системы (моделирующие кинематику судна) имеют высокую навигационную точность и могут заменять те алгоритмы, на основе которых формировались образцы для их настройки. Точность системы, разработанной для одноканального относительного лага и гирокомпаса, намного меньше: можно говорить лишь о хорошей точности в среднем или при конкретных ограничениях на компоненты её входного вектора. Системы счисления были построены также и на основе нечёткой и нейро-нечёткой моделей. В процессе тестирования такие системы обнаружили невысокую точность. Тем не менее, они всё же обнаруживают тенденцию к обучению.

Вообще, все разработанные в диссертации модели можно разделить на три группы: 1) системы высокой точности (практически работоспособные системы); 2) условно-работоспособные системы (с учётом ограничений по величине входного сигнала); 3) практически неработоспособные (демонстрирующие лишь удовлетворительную среднюю точность).

Нейросетевые (нечёткие, нейро-нечёткие) системы, моделирующие динамику судна, могут использоваться для создания моделей судов (в том

числе, используемых для счисления), параметры которых идентифицируются в ходе натуральных наблюдений по мере плавания судна. В отличие от системы дифференциальных уравнений, система нейросетей (нечётких или гибридных моделей) не требует использования алгоритмов расчёта отдельных сил, действующих на корпус судна, в универсальной адекватности которых нет абсолютной уверенности. Более того, для реализации дифференциальной модели могут потребоваться дополнительные сведения о геометрии корпуса судна и его ДРК.

Нейросетевые системы, моделирующие кинематику судна, на данном этапе имеют скорее теоретическое, чем практическое значение. Однако их применение может быть перспективным с точки зрения быстродействия, отказоустойчивости систем счисления, а также в задачах управления.

Указанные выше методические основы представляют собой совокупность информационно связанных методов, являющихся основой для создания в будущем общей методологии алгоритмизации счисления пути судна на основе нейросетевых и нечётких технологий. Для разработки данной методологии необходимо усовершенствование, доработка уже разработанных в рамках настоящего исследования методов, относящихся к формированию образцов, настройке и тестированию нейросетевых (нечётких, нейро-нечётких) систем счисления пути судна в аспекте повышения их точности. Важным вопросом является и традиционная проблема выбора оптимальных значений параметров архитектуры нейросетевой (нейро-нечёткой) системы счисления (например, количества скрытых нейронов).

В перспективе должен быть осуществлён переход от имитационной модели (какой бы точной она ни была) к реальности, т.е. к проведению натуральных экспериментов на конкретных судах. При этом важнейшим этапом является разработка критериев, позволяющих ответить на два вопроса, а именно: «когда остановить обучение» и «когда остановить тестирование». После разработки указанных критериев, дополняющих упомянутые выше модернизированные методы, можно будет говорить о разработке полноценной методологии, определяющей, в частности, технологию создания нейросетевых, нечётких и гибридных моделей движения судна, предназначенных, в том числе, и для целей определения счислимых параметров его кинематики.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Работы автора, опубликованные в перечне рецензируемых научных изданий, рекомендованных ВАК:

1. Дерябин, В. В. Модель движения судна в горизонтальной плоскости / Дерябин В. В. // Транспортное дело России. – 2013. – № 6 (109). – С. 60–67.

2. Сазонов, А. Е. Прогнозирование траектории движения судна при помощи нейронной сети / А. Е. Сазонов, В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2013. – Вып. 3 (22). – С. 6–13.
3. Дерябин, В. В. Адаптивные алгоритмы фильтрации в задаче прогноза координат места судна / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2014. – Вып. 1 (23). – С. 12–19.
4. Дерябин, В. В. Прогнозирование скорости дрейфа судна на основе нейронной сети / Дерябин В. В. // Транспортное дело России. – 2014. – № 5 (114). – С. 3–7.
5. Дерябин, В. В. Нейросетевой метод прогноза счислимых координат места судна / Дерябин В. В. // Транспортное дело России. – 2014. – № 6 (115) – С. 92–96.
6. Дерябин, В. В. Нейросетевая идентификация модели движения судна в условиях влияния внешних факторов / Дерябин В. В. // Транспортное дело России. – 2015. – № 1(116). – С. 73–77.
7. Дерябин, В. В. Нечёткая модель прогноза скорости дрейфа судна / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2015. – Вып. 3 (31). – С. 14–23.
8. Дерябин, В. В. Нейронная сеть как алгоритм прогноза скорости дрейфа судна / В. В. Дерябин // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2015. – № 6 (132). – С. 11–17.
9. Дерябин, В. В. Нейро-нечёткая модель счисления пути судна / В. В. Дерябин, А. Е. Сазонов // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2015. – Вып. 4 (32). – С. 7–16.
10. Дерябин, В. В. Оценка точности нейросетевой системы счисления пути судна / В. В. Дерябин // Транспорт Российской Федерации. – 2015. – № 4 (59). – С. 40–43.
11. Дерябин, В. В. Исследование отказоустойчивости нейросетевой системы счисления пути судна / Дерябин В. В. // Транспорт: наука, техника, управление. – 2015. – № 9. – С. 46–51.
12. Дерябин, В. В. Нейросетевые системы прогноза скорости дрейфа судна / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2015. – Вып. 5 (33). – С. 7–14.

13. Дерябин, В. В. Прогноз счислимых координат судна на основе нейронных сетей / Дерябин В. В. // Транспортное дело России. – 2015. – № 4 (119). – С. 159–165.
14. Дерябин, В. В. Системы счисления пути судна на основе нейронных сетей / Дерябин В. В. // Транспортное дело России. – 2015. – № 5 (120). – С. 137–142.
15. Дерябин, В. В. Обзор исследований, посвящённых использованию нейросетевых технологий в судовождении / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2015. – Вып. 6 (34). – С. 29–43.
16. Дерябин, В. В. Алгоритмы обучения нейросетевой системы счисления пути судна / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2016. – Вып. 3 (37). – С. 23–33.
17. Дерябин, В. В. Нейросетевой подход к созданию системы определения счислимого места судна / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2018. – Т. 10. – № 3. – С. 469–476.
18. Дерябин, В. В. Использование нейронных сетей для стабилизации судна на траектории / В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. – 2018. – Т. 10. – № 4. – С. 665–678.

Работы, опубликованные в изданиях, индексируемых в SCOPUS:

1. Deryabin, V.V. A Vessel's Dead Reckoning Position Estimation by Using of Neural Networks / Victor V. Deryabin and Anatoly E. Sazonov // Advances in Intelligent Systems and Computing: Proceedings of the Third International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (ITI, 18): Volume 1. – 2019. – Vol. 874. – P. 493–502.

Работы, опубликованные в других изданиях:

1. Дерябин, В. В. О возможности построения нейронной сети, прогнозирующей координаты судна / В. В. Дерябин // Научно-техническая конференция профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников и курсантов: тезисы докладов. – Ч.2. – СПб.: Изд-во ГМА им. адм. С.О. Макарова, 2012. – С. 172–173.

2. Дерябин, В. В. Использование нейронных сетей при построении модели счисления пути судна / В. В. Дерябин // Материалы XVII конференции молодых ученых «Навигация и управление движением». – СПб.: Изд-во ЦНИИ Электроприбор, 2015. – С. 127–136.
3. Дерябин, В. В. Вопросы оптимального оценивания счислимых координат судна / В. В. Дерябин // Сборник научных трудов профессорско-преподавательского состава Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. – СПб.: Изд.-во ГУМРФ имени адмирала С.О. Макарова, 2017. – С. 136–141.
4. Дерябин, В. В. Нейрокогнитивный подход к созданию системы определения счислимого местоположения судна / В. В. Дерябин // Технологии построения когнитивных транспортных систем. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. 30-31 мая 2018 г. – СПб.: ИПТ РАН, 2018. – С. 87–93.
5. Дерябин, В. В. Нейросетевая прогнозирующая модель для управления судном по траектории // Сборник научных статей национальной научно-практической конференции профессорско-преподавательского состава ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С.О. Макарова» Том 1: 10 сентября – 20 октября 2018 года. – СПб.: Изд.-во ГУМРФ имени адмирала С.О. Макарова, 2018. – С. 157–162.
6. Дерябин, В. В. Удержание судна на траектории на основе нейронной сети / В. В. Дерябин // Технологии построения когнитивных транспортных систем. 28-29 мая 2019 г. Материалы Всероссийской научно-практической конференции с международным участием. – СПб.: ИПТ РАН, 2019. – С. 185–189.
7. Дерябин, В. В. Расчёт широты места судна на основе нейронной сети / В. В. Дерябин // XXI Международная научно-техническая конференция. Нейроинформатика-2019. Сборник научных трудов. Часть 2. – М.: МФТИ, 2019. – С. 132–140.