

ОБЗОР ИССЛЕДОВАНИЙ, ПОСВЯЩЁННЫХ ИСПОЛЬЗОВАНИЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В СУДОВОЖДЕНИИ

Приводится обзор исследований российских и зарубежных учёных, посвящённый использованию нейронных сетей, а также гибридных нейро-нечётких систем при моделировании динамики судна, для определения его маневренных элементов, обработки навигационной информации, построения систем управления его движением. В связи с тем, что важной задачей судовождения является получение координат места судна в режиме счисления, обзор проводится именно с позиции возможности использования нейросетевых алгоритмов для решения данной задачи. Общей чертой рассмотренных в статье публикаций является то, что нейросетевые системы не учитывают волнение в качестве существенного для счисления внешнего фактора. Более того, в рассматриваемых исследованиях отсутствуют методики полноценного тестирования нейросетевых систем в различных навигационных ситуациях. Отмечается, что путь к созданию работоспособной системы нейросетевого счисления должен лежать в области разработки методик, уменьшающих влияние указанных недостатков.

Ключевые слова: нейронная сеть, нейро-нечёткая система, судовождение, счисление пути судна, адаптивное управление

В АЖНОЙ задачей судовождения является получение координат места судна в автономном режиме — *ведение счисления*. Роль счисления особенно велика, когда по тем или иным причинам в течение длительного периода времени определение координат судна по внешним измерениям невозможно. Изменение счислимых координат судна носит, в общем случае, нелинейный характер. Более того, измерение исходных величин, по которым рассчитываются координаты, происходит, как правило, в условиях значительной неопределённости и неполноты данных. Например, параметры волнения могут быть определены лишь на основе визуальной оценки. Отмеченные свойства процесса счисления должны быть обязательно учтены при разработке новых методов определения автономных координат судна. С позиции нелинейности и неопределённости перспективным представляется использование нейронных сетей, нечётких и гибридных нейро-нечётких систем при проектировании систем счисления, направленном на повышение точности определения места судна.

Применение нейросетевых технологий в судовождении, связанное с задачей построения системы счисления, происходит по двум основным направлениям. Первое направление включает исследования, в которых рассматривается использование нейронных сетей и гибридных нейро-нечётких систем в задачах обработки навигационной информации и определения параметров движения судна. Второе направление представляют исследования, в которых изучается возможность построения нейросетевых (нейро-нечётких) систем управления движением судна. Рассмотрим в обзорном порядке наиболее известные работы по каждому из указанных ранее направлений.

Нейронные сети в задачах обработки навигационной информации. В исследовании [1] предлагается подход к решению задачи комплексирования навигационной информации, поступающей от инерциальной и спутниковой системы. Комплексирование выполняется на основе фильтра Калмана. Элементы матриц перехода и измерения, а также матричного коэффициента усиления являются в то же время коэффициентами нейронной сети. Элементы матричного коэффициента подлежат коррекции в соответствии с поступающими измерениями вектора состояния, тем самым обеспечивается адаптивность фильтра. Результаты численного эксперимента позволяют сделать вывод о состоятельности предложенной технологии комплексирования для частного случая движения объекта.

Исследование [2] посвящено применению нейросетевых технологий в решении задачи комплексирования спутниковой и инерциальной систем. Слабосвязанное комплексирование выпол-

няется на основе фильтра Калмана. Для фильтрации шумовых погрешностей процесса и измерений используется сеть с радиальными базисными функциями (*RBF—Radial Basis Functions*), параметры структуры которой настраиваются с использованием метода роя частиц (*PSO—Particle Swarm Optimization*) в режиме реального времени. В результате определяются оценки ковариационных матриц процесса и измерений, которые используются в алгоритме фильтрации. Было выполнено моделирование движения летательного аппарата в течение 30 мин, координаты которого определялись с использованием корректируемой системы в условиях ошибок измерений датчиками навигационной информации. Результаты моделирования позволяют сделать вывод о том, что точность определения координат объекта с использованием предлагаемого подхода существенно выше по сравнению со стандартной методикой комплексирования, основанной на применении фильтра Калмана.

В статье [3] рассматривается применение нейронной сети *RBF* для прогноза координат объекта в случае выхода из строя инерциального блока корректируемой навигационной системы, когда траектория движения может быть получена только на основе данных спутниковой навигационной системы. Предлагается подход, заключающийся в том, что поступающий на вход нейронной сети вектор координат проходит предварительную обработку при помощи фильтра низких, средних или высоких частот. Рассматривается также стандартный подход, не предполагающий использование указанных фильтров. В том и другом случае нейронная сеть прогнозирует оптимальную траекторию движения объекта по данным спутниковой навигационной системы, характеризующейся шумами измерений. Основным результатом исследования состоит в том, что оба рассматриваемых подхода позволяют прогнозировать траекторию с практически одинаковой точностью, но использование фильтра значительно сокращает время обучения нейронной сети.

В работе [4] предлагается другой вариант использования нейронной сети для прогноза траектории движения наземного объекта в случае потери сигнала от спутниковой навигационной системы. Система состоит из трёх многослойных персептронов, каждый из которых прогнозирует приращения пространственных координат центра тяжести судна. На вход системы поступает сигнал, формирующийся из составляющих вектора скорости, координат на предыдущем шаге, интегралов линейного ускорения и угловой скорости поворота судна. Для выбора оптимальной структуры и алгоритма обучения используется следующий подход. Проводится десятиминутный натурный эксперимент, в котором фиксируются параметры движения, получаемые с использованием спутниковой и бесплатформенной инерциальной навигационных систем. На основе экспериментальных данных формируются две выборки: для обучения и тестирования нейронной сети. Варьированием алгоритма обучения и параметров структуры сети: числа слоёв и количества нейронов в них, находится оптимальная по точности и скорости сходимости процесса обучения архитектура системы. При этом исследуется точность прогноза вертикальной координаты судна. После выбора оптимальной структуры сеть проходит тестирование в другом натурном эксперименте, когда наземное транспортное средство совершает движение в течение 500 с. В течение первых 230 с интегрированная система работает в обычном режиме, используя всю необходимую информацию для прогноза траектории. В этот промежуток времени происходит также и обучение нейронной сети. В оставшиеся 270 с движение происходит при отсутствии сигнала спутниковой системы, а определение координат осуществляется инерциальной системой, а также её комбинацией с нейронной сетью. Использование одной лишь инерциальной системы приводит к накоплению пространственной ошибки определения координат, равной приблизительно 3 км. При использовании комбинированной с нейронной сетью системы величина ошибки составляет приблизительно 200 м.

Задача прогнозирования траектории движения судна может быть решена на основе фокусированной сети прямого распространения с задержкой по времени (*TLFN—Time Lagged Feed Forward Network*), как показано в [5]. Нейронная сеть состоит из двух слоев, первый из которых содержит нейроны с сигмоидальными функциями активации, а второй имеет один нейрон с тождественной функцией активации. Сеть, принимая на вход вектор задержанных значений координаты

судна в географической системе, прогнозирует её значение на шаг вперёд. Обучение сети происходит в режиме реального времени на основе выборки, содержащей определённое количество предшествующих точек траектории. Результаты тестирования сети показали, что в рассмотренных модельных ситуациях она прогнозирует траекторию движения судна с удовлетворительной для навигационных целей точностью. Синтезированная нейронная сеть может использоваться также и в качестве адаптивного фильтра. Проводилось сравнение работы нейросетевого фильтра и фильтра Калмана в условиях, когда координаты судна имеют шумовые погрешности, распределённые по нормальному и равномерному закону распределения. Результаты фильтрации в десятиминутной модельной ситуации свидетельствуют о том, что использование нейросетевого фильтра является более эффективным по сравнению с применением фильтра Калмана с позиции уменьшения максимума модуля невязки на промежутке времени плавания.

Исследование [6] посвящено проблемам оценивания текущего вектора состояния судна и прогнозирования его значения на шаг вперёд. Задача оценивания вектора горизонтальных координат судна выполняется при помощи рекуррентной нейронной сети с двумя скрытыми слоями. Задача прогнозирования решается с использованием рекуррентной сети с тремя скрытыми слоями. Принимая на вход текущее и несколько предыдущих значений координаты судна, сеть прогнозирует её значение на шаг вперёд. Работа нейронных сетей по прогнозированию траектории движения судна сравнивалась с фильтром Калмана. Параметры движения судна получались в ходе решения системы дифференциальных уравнений при плавании в условиях регулярного синусоидального волнения. При решении задачи прогнозирования использовались два фильтра Калмана. Один из них был синтезирован исходя из условия, что динамическая модель процесса движения судна известна, другой был построен при отсутствии подобной информации. Точность прогноза траектории нейронной сетью оказалась на приблизительно таком же уровне, как и фильтром Калмана, построенном с учётом информации о динамике судна. Преимущество нейросетевого метода прогнозирования параметров движения судна по сравнению с калмановским алгоритмом заключается в том, что не требуется использование динамической модели судна и знание статистической информации о погрешностях измерений и процесса.

В статье [7] предлагается использование трёхслойного персептрона для решения задачи сглаживания временных рядов, элементами которых являются координаты места судна. Эталонными для нейронной сети значениями координат являются их оценки, полученные на выходе фильтра Калмана, т. е. сеть используется для уточнения результатов фильтрации. Сравнение работы алгоритма Калмана и нейронной сети выполнялось на основе данных о движении наземного транспортного средства, полученных при помощи аппаратуры ГЛОНАСС, в течение 10 часов. Критерием точности выбрана среднеквадратическая ошибка определения координат транспортного средства. Результаты сравнения позволили авторам сделать вывод о более высокой точности нейросетевого предиктора наблюдаемых параметров движущегося объекта в системе ГЛОНАСС по сравнению с традиционным фильтром Калмана.

Исследование [8] посвящено использованию нейронной сети для прогноза траектории движения судна в режиме реального времени. Входной сигнал сети формируют путевой угол и модуль вектора абсолютной скорости судна. На выходе получают приращения к географическим координатам центра тяжести судна. Фактически, нейронная сеть выполняет функцию алгоритма счисления пути судна. Сеть содержит два слоя, нейроны которых имеют сигмоидальные функции активации. Дискретность прогноза траектории составляет одну минуту. Образцы формируются в ходе тридцатиминутного плавания реального судна по реке Янцзы с изменением курса в условиях влияния ветра и волнения. Тестирование обученной сети выполняется на образцах, полученных в процессе плавания в течение последующих 25 мин. В ходе тестирования сравнивались две траектории, одна из них получена при помощи нейронной сети, а другая с использованием соотношений, справедливых для проекции Меркатора. Результаты тестирования позволяют сделать вывод о том, что нейронная сеть прогнозирует траекторию судна с большей по сравнению с традиционным алгоритмом точностью.

В статье [9] исследуются взаимосвязь и отличия двух подходов, используемых при решении нелинейных задач оценивания. Первый из них — байесовский подход — основан на положениях теории вероятностей, другой заключается в использовании нейросетевых технологий. В исследовании показана взаимосвязь обоих подходов, заключающаяся в том, что при увеличении объёма обучающей выборки критерий, подлежащий минимизации в процессе настройки свободных параметров сети, стремится в данном классе нейронных сетей к среднеквадратичному критерию, используемому при синтезе оптимальных алгоритмов оценивания на основе байесовского подхода. Основное отличие подходов состоит в том, что для реализации байесовского подхода требуется исчерпывающая информация о свойствах оцениваемых параметров и ошибок измерений как случайных процессов, в то время как построение нейросетевых алгоритмов оценивания возможно без использования такой информации в явном виде.

Работа [10] посвящена использованию нейронных сетей для контроля целостности инерциальных навигационных систем в условиях избыточности информации. Для определения сбоя в работе конкретного датчика инерциальной системы используются два многослойных персептрона с задержками во времени входных сигналов. Один из них обучается на образцах, которые соответствуют работе системы с неисправностями в канале датчика, а другой — на образцах, соответствующих работе системы в исправном состоянии. В зависимости от того, какая сеть лучше прогнозирует в плане точности измерения на текущем временном шаге, делается вывод о наличии неисправности.

В статье [11] предлагается следующий подход к созданию модели движения судна на основе нейронной сети: составляется линейное уравнение состояния судна, содержащее матрицу перехода и матрицу управляющих воздействий. При помощи рекуррентной сети Хопфилда определяются коэффициенты данных матриц. Обучается сеть в режиме реального времени по мере поступления образцов, получаемых по результатам измерений. Вектор состояния включает координаты судна, угловую и линейную скорость, его курс, угол дрейфа на циркуляции. На основе уравнений движения судна были сформированы модельные ситуации для стандартных манёвров «циркуляция» (с углами перекладки руля 20° и 35°) и «зигзаг», в ходе которых непрерывно обучаемая нейронная сеть прогнозировала элементы матриц состояния и управления таким образом, что относительная ошибка параметров движения судна не превышала 1 % в рассмотренных модельных ситуациях.

Рассмотрим теперь исследования, в которых приводится построение моделей движения судна на основе нейронных сетей. Особенностью данных исследований является то, что настраиваемые параметры синтезированных систем остаются инвариантными к входным сигналам, поступающими на их вход.

В работе [12] предлагается построение модели движения судна на основе двухслойной нейронной сети NARX (Nonlinear Auto Regression with External inputs). Сеть принимает на вход скорость судна и угол перекладки руля, а прогнозирует рыскание и скорость дрейфа, которые подаются на вход сети по линии обратной связи. Настройка свободных параметров нейронной сети происходит на образцах, полученных в результате применения модели движения судна в горизонтальной плоскости на основе дифференциальных уравнений. Параметрами имитационной модели служат характеристики судна среднего тоннажа. Рассматриваются два типичных манёвра — «циркуляция» и «зигзаг». В каждом случае формируются выборки образцов, получаемые при различных сочетаниях скорости судна и угла перекладки руля. Множество образцов подразделяется на три подмножества, которые формируют выборки для обучения, проверки обобщающих свойств сети и её тестирования. В ходе тестирования нейронная сеть прогнозирует скорость дрейфа и угол рыскания с достаточной для навигационных целей точностью — наибольшая относительная погрешность в координатах в тестовых ситуациях не превосходит 5,7 % (на циркуляции). Особенность данного подхода к моделированию движения судна заключается в том, что нейронная сеть обучается для каждого типа манёвра отдельно. Иными словами, существует две сети, одна из которых обучена для манёвра «циркуляция», а другая — для манёвра «зигзаг».

В диссертации [13], подготовленной *Adel Ebada*, в Институте судовых технологий и транспортных систем Университета *Duisburg-Essen* (Германия) предлагается построение модели движения судна на основе нейронной сети. Используется многослойная нейронная сеть прямого распространения, прогнозирующая параметры движения судна на циркуляции (координаты, скорость, угол дрейфа, курс и др.) и имеющая своим входным сигналом величины, зависящие от управляющих воздействий со стороны движительно-рулевого комплекса судна (числа оборотов винта и угла перекаладки руля). Предлагается два подхода — прямой и силовой. При прямом подходе на вход сети подаются непосредственно угол перекаладки руля и число оборотов винта. В случае силового подхода, входной сигнал содержит силы, воздействующие на корпус судна со стороны винта и руля, которые вычисляются с использованием известных из теории судна зависимостей. Построение нейросетевой системы счисления и её дальнейшее тестирование было выполнено для четырёх крупнотоннажных судов различных серий, оборудованных стандартным рулевым устройством и имеющих один винт правого вращения. Обучение нейросети выполняется на образцах, полученных при помощи двух навигационных тренажёров: «*American Analytics ShipSimulators*» и «*Norcontrol Simulators*». Предполагается, что движение судна происходит на тихой глубокой воде в открытом море при отсутствии ветра. В рассмотренных модельных ситуациях, которые характеризовались различными значениями углов перекаладки руля при данной начальной скорости, сеть прогнозирует параметры движения судна на циркуляции с высокой навигационной точностью. Сеть, на вход которой подаются силовые воздействия, как показали результаты тестирования, имеет меньшую точность по сравнению с сетью, построенной из соображений прямого подхода, что, по мнению автора указанного исследования, объясняется тем, что используемые зависимости для расчёта сил не учитывают взаимозависимости в системе «руль — винт — корпус», которые в действительности существуют.

Статья [14] посвящена построению нейронной сети, которая прогнозирует элементы циркуляции судна в зависимости от его физических характеристик, параметров движительно-рулевого корпуса, а также элементов движения в момент начала циркуляции. Используется двухслойная нейронная сеть прямого распространения. На вход сети подаются следующие величины: длина судна между перпендикулярами, ширина судна, осадка, коэффициент общей полноты, абсцисса центра тяжести судна, диаметр винта, скорость в момент начала циркуляции, относительное удлинение руля и площадь его боковой проекции. Выходными сигналами сети служат: выбег, выдвиг, тактический диаметр циркуляции, время выхода на противоположный курс, диаметр установившейся циркуляции, потеря скорости и угол дрейфа на установившейся циркуляции. В основе имитационной модели движения судна в горизонтальной плоскости лежит система дифференциальных уравнений, правые части которых содержат силы и моменты, зависящие от характеристик конкретного судна и параметров его движительно-рулевого комплекса. Варьированием входных величин был получен набор образцов из 260 образцов, 230 из которых использовались для обучения нейронной сети, а 30 — для проверки её обобщающих свойств. Результаты тестирования показали, что нейронная сеть прогнозирует элементы циркуляции с относительной погрешностью, не превышающей 7 % в рассмотренных ситуациях. Похожая нейросетевая система с идентичным входным сигналом была синтезирована и для определения элементов другого стандартного манёвра — «зигзаг». Элементы данного манёвра: время изменения курса на 10° , углы первого и второго перерегулирования и др., прогнозировались нейронной сетью с приемлемой степенью точности.

Похожий подход к использованию нейронных сетей для прогнозирования элементов циркуляции судна изложен в работе [15], в которой предлагается использовать двухслойную нейронную сеть прямого распространения, прогнозирующую диаметр установившейся циркуляции судна в зависимости от физических характеристик его корпуса и рулевого устройства, кинематических характеристик движения, величины аэродинамических сил. Входными сигналами нейронной сети являются массовое водоизмещение, длина, ширина, осадка, угол дифферента, коэффициент общей полноты, абсцисса места установки руля, число рулей, абсцисса центра тяжести, скорость,

метацентрическая высота, индикатор стороны поворота судна, сила ветра, действующая на надводную часть корпуса судна. Сеть обучается на образцах, полученных в результате проведения серии натурных наблюдений для гидрографического судна и военного корабля. Тестирование нейронной сети выполнялось также с использованием экспериментальных данных, полученных при маневрировании указанных судов. В проведённых натурных испытаниях для каждого судна варьировались скорость, условия его загрузки и угол перекладки руля. Диаметр установившейся циркуляции прогнозировался нейронной сетью, а также с использованием модели движения судна в горизонтальной плоскости на основе дифференциальных уравнений. Результаты тестирования позволяют сделать вывод о том, что нейронная сеть справляется с задачей определения диаметра установившейся циркуляции не хуже, а в отдельных случаях даже лучше модели, основанной на положениях классической теории.

В статье [16] предлагается построение нейро-нечёткой системы для идентификации модели судна. Рассматривается гибридная система GEBF — FNN (*Generalized Ellipsoidal Basis Function Based Fuzzy Neural Network*), на вход которой поступает вектор, компонентами которого служат координаты и проекции скорости судна, угол рыскания и его производная, угол перекладки руля для текущего момента времени. Выходным сигналом системы является вектор этих же параметров для последующего момента времени, исключая угол перекладки руля. Система обучается в последовательном режиме с использованием имитационной модели танкера объёмным водоизмещением 220000 м³. При её использовании для получения необходимого количества образцов угол перекладки руля меняется в течение времени по закону синуса. Затем выполняется проверка нейро-нечёткой системы с использованием манёвра «зигзаг», результаты которой позволяют сделать вывод о том, что она прогнозирует параметры движения судна с высокой точностью. Так относительная погрешность координат не превосходит 1% при выполнении судном указанного манёвра.

Использованию гибридных нейро-нечётких систем для прогноза скорости судна в условиях внешних возмущений посвящена более ранняя работа [17]. В ней предложена система ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*), которая прогнозирует изменение скорости судна при наличии ветра, течения и волнения. Система обучается на образцах, полученных с использованием навигационного тренажёра Navi-Trainer NTPRO 4000 для модели крупнотоннажного навалочного судна. Количество модельных ситуаций было взято в одном случае равным 126, а в другом — 252. Кроме того, использовались различные функции принадлежности при создании и обучении системы. Основным результатом исследования состоит в том, что синтезированная гибридная система позволяет прогнозировать среднюю скорость судна в условиях внешних факторов с достаточно высокой точностью.

Применение нейросетевых технологий для построения системы, прогнозирующей относительную скорость судна в условиях влияния ветра и волнения, рассматривается в статье [18]. Система состоит из двух нейронных сетей. Первая сеть (сеть № 1) принимает на вход величины, характеризующие действующие на судно внешние факторы, а также кинематические параметры его движения. Выходным сигналом является скорость дрейфа судна. Сеть имеет два слоя, первый из которых содержит 15 нейронов с сигмоидальными функциями активации, а второй — один нейрон с тождественной функцией активации. Сеть реализует модель NARX с 15 задержками в линиях входного и выходного сигналов. Вторая сеть (сеть № 2), являясь статической, принимает на вход вектор, компоненты которого характеризуют кинематику судна, а прогнозирует составляющие вектора его относительной скорости в локальной географической системе координат. Данная сеть имеет два слоя, первый из которых содержит 20 нейронов с сигмоидальными функциями активации, а второй — два нейрона с тождественными.

Обучение сети № 1 выполняется на основе образцов для сухогрузного судна, полученных с использованием имитационной модели его движения в условиях влияния ветра и волнения. Формирование образцов для настройки сети № 2 производится на основе случайной выборки дискретных значений её входного сигнала с последующим вычислением выхода по известным кинематическим соотношениям. После обучения синтезированная система, состоящая из двух ней-

ронных сетей, проходит проверку работоспособности с использованием имитационной модели. Было рассмотрено 2000 модельных ситуаций, представляющих собой плавание судна в течение четырёх часов в условиях влияния ветра и волнения. Система нейронных сетей позволяет в указанных ситуациях прогнозировать траекторию движения судна таким образом, что наибольшее значение максимума модуля невязки за время плавания составляет 138 м.

В диссертационной работе [19] рассматриваются вопросы использования динамических нейронных сетей для прогнозирования курса судна. Формирование набора образцов осуществляется на основе дифференциального уравнения для нескольких типов судов. Результаты тестирования позволяют сделать вывод о том, что нейронная сеть прогнозирует курс судна в различных условиях плавания (ветра и волнения) с достаточной для целей управления точностью.

В работе [20] предлагается двухслойная нейронная сеть прямого распространения, которая выполняет задачу параметрической идентификации модели движения судна в горизонтальной плоскости. В качестве параметров, подлежащих идентификации, выступают коэффициенты демпфирования и гидродинамический коэффициент. На вход сети подаются угол перекладки руля и другие величины, характеризующие движение судна. Образцы формируются на основе данных, полученных в результате имитационного моделирования. В ходе тестирования нейронной сети сравниваются две траектории. Первая получена с использованием «истинных» коэффициентов, вторая — с использованием коэффициентов, идентифицированных нейронной сетью. При движении судна на циркуляции (с углами перекладки руля 15° и 35°) расхождение траекторий составило несколько метров за период циркуляции.

В диссертационном исследовании [21] предлагается построение интеллектуальной системы стабилизации судна на заданном курсе. Одной из её подсистем является блок, реализующий нейросетевую модель объекта регулирования. При использовании данной модели решаются вопросы выбора архитектуры сети, её алгоритма обучения, а также числа эпох, достаточного для обеспечения заданной точности прогноза курса. В работе было проведено имитационное моделирование движения судов шести типов в различных гидрометеорологических условиях плавания, характеризующихся высотой волны и скоростью истинного ветра. На образцах, полученных в ходе данного моделирования, было проведено обучение сетей различных типов различными алгоритмами обучения. Так, рассматривались сети прямого распространения с алгоритмами обучения Левенберга — Марквардта, Моллера, рекуррентные сети Элмана с такими же методами настройки свободных параметров. Мерой точности обучения был выбран средний квадрат ошибки курса. Основным результатом части исследования, посвящённой выбору нейронных сетей для системы управления курсом, заключается в том, что в рассмотренных модельных ситуациях наиболее адекватно динамику судна воспроизводят нейронные сети прямого распространения с алгоритмом обучения Левенберга — Марквардта.

Одним из последних исследований в области применения нейросетевых технологий при моделировании динамики судна является работа [22]. В ней предлагается использовать две статические двухслойные нейронные сети, одна из которых прогнозирует ускорение дрейфа судна, а другая — угловое ускорение рыскания. На вход указанных сетей поступает вектор, компоненты которого содержат угол перекладки руля, угловую скорость поворота и скорость дрейфа. Для формирования необходимого для обучения нейросети количества образцов используется линейная модель, представляющая собой систему из двух линейных уравнений с постоянными коэффициентами. Работа линейной модели проходит в условиях волнения, которое нарушает адекватность пар вход— выход. Обе нейронные сети были обучены на множестве из 200000 образцов, после чего они были линеаризованы относительно нулевого положения вектора состояния, и восстановлены коэффициенты линейной модели. Относительная погрешность определения указанных коэффициентов с использованием нейронных сетей не превосходит 9 %.

Интересное исследование выполнено в работе [23], где предлагается использовать двухслойную нейронную сеть с алгоритмом GMDH (*Group Method of Data Handling*) и гибридную систему ANFIS для прогнозирования величины просадки судна на мелководе. Входной сигнал систем

имеет своими компонентами коэффициент общей полноты судна, безразмерный запас воды под килем, а также число Фруда. Образцы, с использованием которых выполняется настройка параметров систем, получены на основе экспериментов с моделями двух судов в опытовом бассейне, корпуса которых относятся к серии 60. Суды имеют коэффициенты полноты 0,70 и 0,75. Множество учебных данных состоит из восьмидесяти двух пар вход—выход, первые шестьдесят из которых используются для настройки параметров систем, а оставшиеся двадцать две — для проверки их обобщающих свойств по мере обучения и тестирования. Результаты проверки работоспособности нейронной сети, нейро-нечёткой системы, а также модели линейной регрессии показали, что наилучшую точность прогноза просадки среди указанных систем имеет ANFIS.

Нейронные сети в задачах управления движением судна. В диссертации [24] предлагается использовать нейросетевой регулятор, стабилизирующий судно на заданном курсе с использованием нейросетевой модели объекта управления. Работа синтезированной системы управления сравнивается с работой регулятора на основе нечёткой логики, ПИД-регулятора с настройкой нейронной сетью, а также классического ПИД-контроллера. Моделирование движения контейнеровоза, имеющего объёмное водоизмещение 18541 м^3 , основано на использовании модели Номото 1-го порядка. Для каждого типа регулятора рассматривались четыре различных режима работы, среди которых изменение задающего воздействия, воздействие простого и сложного волновых возмущений, влияние резкого возмущения (порыв ветра или удар большой волны). Результаты моделирования позволяют сделать вывод о том, что нейросетевой контроллер решает задачу управления курсом судна лучше по сравнению с другими алгоритмами, что относится как к характеристикам переходного процесса, так и критериям точности в установившемся режиме. Более того, нейросетевая система обеспечивает стабилизацию судна на курсе с наименьшей нагрузкой на рулевую машину.

Интересный вариант системы автоматической стабилизации движения судна на основе нейронных сетей предлагается в статье [25]. Регулируемой величиной выступает вектор, содержащий в качестве своих компонентов углы рыскания и бортовой качки судна. Как и в предыдущем исследовании, движение судна моделируется при помощи многослойной нейронной сети, настройка параметров которой выполняется в режиме реального времени в соответствии с текущей динамикой судна. Однако при этом выход данной сети используется для расчёта рассогласования, поступающего на вход другого «воображаемого» контроллера – нейронной сети, коэффициенты которой настраиваются таким образом, чтобы минимизировать указанное рассогласование, и их значения используются уже в структуре реального нейросетевого регулятора. Таким образом, настройка параметров регулятора происходит с использованием модели системы автоматического регулирования, без непосредственного использования данных о векторе состояния судна. Было проведено моделирование движения судна массовым водоизмещением 442 т, в ходе которого выполнялась стабилизация углов бортовой качки и рыскания на интервале 200 с при помощи классического алгоритма LQG (*Linear Quadratic Gauss Algorithm*) и нейросетевой системы регулирования. Использование последней позволило получить уменьшение среднеквадратической ошибки регулирования от $0,92^\circ$ до $1,42^\circ$ по углу качки, и $0,74^\circ$ до $1,68^\circ$ для угла рыскания.

В статье [26] предлагается построение регулятора курса судна на основе двухслойной нейронной сети прямого распространения. Входными сигналами её являются отклонение судна от заданного курса, угловая скорость поворота и текущее положение пера руля. Выходным сигналом служит угол перекаладки руля. Для проверки работоспособности нейросетевого контроллера было выполнено имитационное моделирование движения контейнеровоза серии S-175 в различных режимах управления, характеризующихся определённой скоростью хода, начальной величиной рассогласования и ветровым воздействием. Стабилизация судна на курсе выполнялась с использованием нейросетевого регулятора и ПД-регулятора. Результаты проведённого исследования позволяют сделать вывод о том, что использование нейросетевого регулятора позволяет повысить точность стабилизации судна на заданном курсе в среднем более чем в два раза по сравнению с применением ПД-алгоритма, при немного более интенсивной работе рулевой машины.

В работе [27] описывается построение системы стабилизации судна на заданном курсе на основе регулятора NARMA-L2 с выделенной составляющей управления (*Nonlinear Auto Regressive Moving Average*). В структуре системы управления имеется многослойная нейронная сеть, выполняющая функцию идентификации судна как объекта управления и обучающаяся в режиме реального времени. Проверка работоспособности системы регулирования выполнялась путём моделирования движения транспортного судна дедвейтом 11560 т. В течение 400 с плавания заданное значение курса изменялось по определённой программе таким образом, что на указанном интервале времени были участки как постоянного заданного значения курса, так и меняющегося с определённой угловой скоростью в пределах 15 – 20 град / мин в сторону обоих бортов. Результаты сравнения заданного значения курса и фактического в каждый момент времени позволяют сделать вывод о том, что синтезированный NARMA-L2 контроллер выполняет задачу стабилизации судна на курсе с высокой для навигационных целей точностью.

Исследование [28] посвящено использованию двухслойной нейронной сети прямого пространства в качестве регулятора курса судна. Входным сигналом сети является вектор, компонентами которого служат курс судна и его угловая скорость поворота, а также отклонения указанных величин от заданных значений. Прогнозируемым сетью сигналом является угол перекадки руля. Параметрами имитационной модели выбраны характеристики танкера, имеющего массовое водоизмещение 220000 м³. Настройка коэффициентов сети выполняется *a priori* на основе модельных ситуаций, в которых судно на тихой глубокой воде при отсутствии ветра удерживается при помощи регулятора, реализующего следящий режим управления SMC (*Sliding Mode Control*) и выступающего в роли «учителя» для нейронной сети. Работоспособность нейронной сети проверялась в идеальных условиях плавания, на мелководье, а также при воздействии волнения. Результаты тестирования позволяют сделать вывод о том, что нейросетевой регулятор справляется с задачей удержания судна на заданном курсе не только в идеальных условиях плавания, при которых выполнялась настройка его параметров, но и в других условиях, характеризующихся изменением параметров объекта регулирования и силовых внешних воздействий. Иными словами, нейросетевой регулятор обладает свойством робастности к вариациям физических характеристик судна и возмущающих внешних сил, т. е. обладает качествами, присущими SMC-контроллеру.

Похожий подход к построению системы автоматического удержания судна на заданном курсе предложен в работе [29]. Двухслойная нейронная сеть выступает в качестве регулятора, прогнозируя угол перекадки руля в зависимости от текущего значения курса, угловой скорости поворота и скорости дрейфа. Обучение нейронной сети происходит с использованием образцов, полученных в ходе имитационного моделирования движения грузового судна водоизмещением 21200 м³, на основе уравнения Номото 2-го порядка. В ходе тестирования нейросетевого регулятора при плавании судна в течение 1000 с наибольшее значение модуля ошибки управления по курсу составило 2,5°, а по угловой скорости поворота — приблизительно 0,05 град /с.

Известен ряд исследований [30] – [32] и др., в которых предлагается использовать нейронные сети в комбинации с алгоритмами, основанными на теории нечётких множеств и нечёткой логики. Как правило, нейронные сети выполняют функцию алгоритма оптимизации в системах нечёткого вывода. В работе [33] предложено построение нейро-нечёткого регулятора для решения задачи стабилизации судна на заданной траектории. Указанная задача решается на основе системы ANFIS, имеющей два входных сигнала: ошибку регулирования курса и её первую производную по времени и один выходной сигнал — угол перекадки руля. Обучение системы выполняется с использованием образцов, получаемых в результате имитационного моделирования движения судна длиной 150 м, шириной 22 м на тихой воде при отсутствии ветра. В течение 1000 с плавания судно совершает манёвр — зигзаг $\pm 40^\circ$ при помощи нечёткого ПД-контроллера. В результате указанного манёвра формируется множество из 10000 образцов. Результаты тестирования синтезированного регулирующего устройства в стандартных ситуациях, включающих изменение курса на значительный угол, задачи проводки судна по заданному маршруту, на тихой воде и в условиях

волнения, показали его работоспособность и робастность по отношению к внешним возмущающим факторам.

Закключение. В рассмотренных исследованиях нейронные сети нашли самое разнообразное применение при решении навигационных задач. В одних случаях коэффициенты нейронной сети зависят от физических характеристик конкретного судна, его движительно-рулевого комплекса, оставаясь постоянными при любых значениях входных сигналов, в других — свободные параметры сети настраиваются в соответствии с текущей динамикой судна, характером изменения траектории его движения, не завися в явном виде от характеристик его корпуса, движителя и рулевого устройства. Нейронная сеть может также выступать в роли регулирующего устройства, стабилизирующего судно на заданном курсе или траектории. При этом коэффициенты сети могут настраиваться как в режиме реального времени на основе величины ошибки регулирования, так и определяться *a priori* на основе эталонных ситуаций, сформированных в процессе управления судном при помощи того или иного регулятора. Результаты проверки работоспособности нейросетевых регулирующих устройств позволяют судить об их эффективности и робастности к изменениям условий движения судна. Использование нейронных сетей также возможно для построения информационных систем, позволяющих прогнозировать параметры движения конкретного судна в режиме реального времени или элементы его циркуляции в статическом режиме. Находят применение нейронные сети и при решении задач комплексирования в интегрированных навигационных комплексах.

Конечно, указанные навигационные задачи могут быть решены и на основе известных классических алгоритмов, уже зарекомендовавших себя в качестве надежных, отработанных методов. Конечной целью применения нейросетевых и нечётких технологий в задачах судовождения является повышение эффективности их решения: увеличение точности счисления, уменьшение ошибок определения параметров движения судна, повышение качества управления и т.д. Тем не менее, обзор указанных исследований показывает наличие лишь в некоторых из них результатов сравнения синтезированных систем с классическими алгоритмами. Однако даже в тех исследованиях, где подобное сравнение имеется, возникают вопросы: *«Действительно ли тот стандартный известный алгоритм, с которым выполняется сравнение, имеет оптимальные параметры, или, быть может, имеется на его основе лучшее решение?»*, *«Какой классический алгоритм использовать для сравнения, если существует выбор из нескольких вариантов?»*.

Следует отметить, что распределение исследований на две основные группы в значительной степени условно. Так, например, модель судна на основе нейронной сети может использоваться как при решении задачи оптимального оценивания вектора состояния судна, так и в составе системы стабилизации параметров его движения. Кроме того, модель судна как объекта регулирования может представлять собой нейронную сеть с постоянными коэффициентами, оптимальные значения которых определяются на этапе идентификации в процессе обучения сети. Несмотря на указанную условность, особый интерес для построения модели счисления пути судна с использованием нейросетевых технологий представляют исследования, в которых нейронная сеть выступает в качестве системы, позволяющей прогнозировать параметры движения судна в конкретных условиях плавания. Обзор таких исследований, рассмотренных ранее, позволяет выявить следующие общие присущие им черты. Во-первых, нейросетевые или гибридные системы, предложенные в рассмотренных работах, не учитывают волнение, и, как правило, ветер в числе факторов, оказывающих существенное влияние на движение судна. Во-вторых, отсутствует полноценная методика тестирования указанных систем в различных условиях плавания судна. Как правило, проверка их работоспособности ограничивается рассмотрением стандартных манёвров наподобие «циркуляции» или «зигзаг». В-третьих, большинство работ не содержат методики выбора оптимальной структуры нейронной сети и алгоритм её обучения применительно к задаче прогноза параметров движения судна. Наконец, в рассмотренных исследованиях не уделяется должного внимания вопросам проведения натурного эксперимента как последнего этапа тестирования синтезируемых систем.

Таким образом, на основе выполненного в настоящей статье обзора исследований в области использования нейросетевых (нейро-нечётких) технологий для решения задач навигации и управления движением судна можно определить круг проблем, решение которых позволит подойти к построению полноценной системы счисления пути судна, её программной и аппаратной реализации в судовых навигационных комплексах. Проблема учёта внешних факторов может быть решена путём совершенствования структуры системы, разработки специальной технологии проведения натурных наблюдений, в ходе которых формируются учебные данные. При проведении натурных экспериментов следует учитывать ограниченность количества эталонных ситуаций движения судна и вариантов воздействия на него внешних сил со стороны ветра и волнения. Проблема тестирования синтезированной системы решается посредством разработки технологии проверки её работоспособности, позволяющей сделать вывод о точности прогнозируемых параметров движения судна с заданным уровнем вероятности. Ввиду невозможности рассмотрения всех навигационных ситуаций, задача тестирования нейронной сети может быть решена лишь в ограниченном их количестве, для чего перспективной выступает идея классификации вектора входного сигнала.

Актуальной является и проблема адаптации нейросетевой системы счисления по отношению к физическим характеристикам корпуса конкретного судна, особенностям его движительно-рулевого комплекса, а также условиям плавания, характеризующимся изменением плотности воды и воздуха, влиянием мелководья и другими подобными эффектами. Система счисления должна предусматривать также определение координат места судна с оценкой их точности, поэтому существует проблема разработки методики определения оценок погрешностей, прогнозируемых системой координат. На начальном этапе решение указанных ранее проблем возможно лишь с использованием имитационного моделирования движения судна, поэтому возникает проблема выбора оптимальной имитационной модели, обладающей, с одной стороны, высоким уровнем адекватности, а с другой стороны, не требующей, для своей реализации слишком больших вычислительных ресурсов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Числов К. А. Нейроподобный алгоритм коррекции безгироскопной инерциально-спутниковой гравиметрической системы / К. А. Числов // Информатика и системы управления. — 2013. — № 4 (38). — С. 093–099.
2. Jwo D. J. Neural network aided adaptive Kalman filter for GPS / INS navigation system design / D. J. Jwo, J. J. Chen // Proceedings of 9th IFAC Workshop «Adaptation and learning in control and signal processing» (ALCOSP'07). — 2007. — 7 p.
3. Nguyen-H. M. Improving GPS / INS Integration through Neural Networks / M. Nguyen-H., C. Zhou // Journal of Telecommunications. — 2010. — Vol. 2 (2). — Pp. 1–6.
4. Kaygisiz B. H. GPS / INS Enhancement for Land Navigation using Neural Network / B. H. Kaygisiz, I. Erkmen, A. M. Erkmen // Journal of Navigation. — 2004. — V. 57. — № 2. — Pp. 297–310. doi: 10.1017/S037346330400267X.
5. 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. — № 3 (22). — С. 6–13.
6. Lainiotis D. G. Neural network application to ship position estimation / D. G. Lainiotis, K. N. Plataniotis, Dinesh Menon, C. J. Charalampous // Proceedings of Conference «OCEANS'93. Engineering in Harmony with Ocean». — 1993. — Vol. 1. — Pp. 1384–1389.
7. Болодурина И. П. Применение и адаптация нейросетевых технологий в задаче идентификации динамических объектов / И. П. Болодурина, В. Н. Решетников, М. Г. Таспаева // Программные продукты, системы и алгоритмы. — 2012. — № 1. — С. 1–5.
8. Xu T. A Novel Approach for Ship Trajectory Online Prediction Using BP Neural Network Algorithm / T. Xu, X. Liu, X. Yang // Advances in information Sciences and Service Sciences (AISS). — 2012. — Vol. 4. — № 11. — Pp. 271–277. doi: 10.4156/AISS.vol4.issue11.33

9. Степанов О. А. Нейросетевые алгоритмы в задаче нелинейного оценивания. Взаимосвязь с байесовским подходом / О. А. Степанов // Материалы докладов XI конференции молодых учёных «Навигация и управление движением». — 2009. — С. 39–65.
10. Деева А. С. Методы контроля и диагностики информационных нарушений инерциальных навигационных систем / А. С. Деева, А. Г. Щипицин // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. — 2010. — № 2 (178). — С. 21–25.
11. Zak B. Modelling of ship's motion using artificial neural networks / B. Zak, J. Malecki, Z. Kitowski // Advances in Neural Networks and Applications, World Scientific and Engineering Society Press. — 2001. — Pp. 298–303.
12. Moreira L. Dynamic model of maneuverability using recursive neural networks / L. Moreira, C. Guedes Soares // Ocean Engineering. — 2003. — Vol. 30. — № 13. — Pp. 1669–1697. doi:10.1016/S0029-8018(02)00147-6
13. Ebada A. Intelligent techniques-based approach for ship maneuvering simulations and analysis (Artificial Neural Networks Application): Doktor-Ing. genehmigte Dissertation, Institute of Ship Technology und Transport Systems / A. Ebada, Germany. — 2007. — 156 p.
14. Abramowski T. Application of artificial neural networks to assessment of ship manoeuvrability qualities / T. Abramowski // Polish Maritime Research. — 2008. — Vol. 15. — № 2. — Pp. 15–21. doi: 10.2478/v10012-007-0059-0
15. Martins P. T. Estimating Maneuvering and Seakeeping Characteristics with Neural Networks / P. T. Martins, V. Lobo // OCEANS 2007-Europe. — IEEE, 2007. — Pp. 1–5.
16. Ning W. A Novel Vessel Maneuvering Model via GEBF Based Fuzzy Neural Networks / W. Ning, W. Dan, L. Tieshan // Control Conference (CCC), 2012. 31st Chinese. — IEEE, 2012. — Pp. 7026–7031.
17. Valcic M. Anfis Based Model for Ship Speed Prediction / M. Valcic, R. Antonic, V. Tomas // Brodo Gradnja. — 2011. — Vol. 62. — № 4. — Pp. 373–382.
18. Дерябин В. В. Применение нейронной сети в модели счисления пути судна / В. В. Дерябин // Эксплуатация морского транспорта. — 2011. — № 3. — С. 20–27.
19. Константинова Е. А. Системы управления движением морских судов на основе рекуррентных нейросетевых моделей: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.22.19 / Е. А. Константинова. — Владивосток, 2012. — 21 с.
20. Waclawek P. A neural network to identify ship hydrodynamics coefficients / P. Waclawek // Marine Simulation and Ship Manoeuvrability: Proceedings of the international conference, MARSIM '96, Copenhagen, Denmark, 9–13 September 1996, Rotterdam. — 1996. — Pp. 509–513.
21. Седова Н. А. Интеллектуальная система автоматического управления судном по курсу: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.22.19 / Н. А. Седова. — Владивосток, 2009. — 22 с.
22. Ведякова А. О. Идентификация в условиях внешнего возмущения с использованием нейронных сетей / А. О. Ведякова // International Journal of Open Information Technologies. — 2014. — Vol. 2. — № 3. — Pp. 18–22.
23. Salmalian K. ANFIS and Neural Network for Modeling and Prediction of Ship Squat in Shallow Waters / K. Salmalian, M. Soleimani // International journal of mathematical models and methods in applied sciences. — 2011. — Vol. 5. — № 4. — Pp. 848–856.
24. Виткалов Я. Л. Исследование проблем синтеза нейросетевого контроллера в задаче управления курсом судна: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.22.19 / Я. Л. Виткалов. — Владивосток, 2006. — 25 с.
25. Yang X. J. Self-Organizing Neural-Net Control of Ship's Horizontal Motion / X. J. Yang, X. R. Zhao // Journal of Physics: Conference Series 48. — 2006. — Pp. 1284–1288.
26. Пипченко А. Д. Разработка робастного регулятора курса судна на базе теории искусственных нейронных сетей / А. Д. Пипченко // Проблемы техники. — 2013. — № 1. — С. 137–142.
27. Подпорин С. А. Использование нейро-нечётких контроллеров в системах управления движением морских судов / С. А. Подпорин // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. — 2012. — Вип. 4 (33). — С. 181–187.
28. Pathan D. M. Neural Network Steering Controller For A Ship / D. M. Pathan, T. Hussain, J. Daudpoto, I. A. Memon // Sindh. Univ. Jour. (Sci. Ser.). — 2012. — Vol. 44. — № 3. — Pp. 399–404.
29. Khizer A. N. Design of Heading Controller for Cargo Ship using Feed Forward Artificial Neural Network / A. N. Khizer, D. Yaping, M. A. Unar // International Journal of Advancements in Computing Technology (IJACT). — 2013. — Vol. 5. — № 9. — Pp. 556–566. doi:10.4156/ijact.vol5.issue9.66

30. Minghui W. Adaptive Neural-Based Fuzzy Inference System Approach Applied to Steering Control /W. Minghui, Y. Yongquan, L. Wei // *Advances in Neural Networks*. — ISSN 2009. — Springer Berlin Heidelberg, 2009. — Pp. 1189–1196.
31. Yongqiang Z. Ship intelligent autopilot in narrow water / Z. Yongqiang, G. E. Hearn // *Control Conference (CCC)*, 2008. 27th Chinese. — IEEE, 2008. — Pp. 243–248.
32. Zhang X. Anfis Applied to a Ship Autopilot Design / Xian-Ku Zhang, Yi-Cheng Jin, Ge Guo // *Machine Learning and Cybernetics*, 2006. International Conference on. — IEEE, 2006. — Pp. 2233–2236.
33. Lee S. Ship Steering Autopilot Based on ANFIS Framework and Conditional Tuning Scheme / Sin-Der Lee, Ching-Yaw Tzeng, Wen-Wei Huang // *Marine Engineering Frontiers (MEF)*. — 2013. — Vol. 1. — № 3. — Pp. 53–62.

REVIEW OF RESEARCHES OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES IMPLEMENTATION IN NAVIGATION

In the article the review of national and international scientific investigations dedicated to neural network and hybrid neuro-fuzzy systems implementation to vessel's dynamic modeling, determination of its maneuvering elements, navigational information processing, and construction of vessel motion control systems is performed. As dead reckoning is important task of navigation, the review was made from the point of view of neural networks implementation possibility for solving this task. General feature of reviewed publications is that neural network systems don't take into account waves' influence as important for dead reckoning external factor. Furthermore methods of complete testing of constructed neural network systems in various navigation situations are not presented in the reviewed researches. It is noted, that way to operational neural network based dead reckoning system creation must be in field of development of methods, decreasing influence of weaknesses mentioned above.

Keywords: neural network, neuro-fuzzy system, navigation, dead reckoning of vessel track, adaptive control.

REFERENCES

1. Chislov, K. A. "Neurosimilar algorithm for correction of the nongyro-inertialsatellite gravimetric system". *Information Science and Control Systems* 4(38) (2013):093–099.
2. Jwo, Dah-Jing, and Jyh-Jeng Chen. "Neural network aided adaptive Kalman filter for GPS/INS navigation system design." *Proceedings of 9th IFAC Workshop "Adaptation and learning in control and signal processing" (ALCOSP'07)*. 2007.
3. Nguyen-H., Mathieu, and Chi Zhou. "Improving GPS/INS Integration through Neural Networks." *Journal of Telecommunications* 2(2) (2010): 1–6.
4. Kaygisiz, Burak H., Ismet Erkmen, and Aydan M. Erkmen. "GPS/INS Enhancement for Land Navigation using Neural Network." *Journal of Navigation* 57.02 (2004): 297–310. DOI: 10.1017/S037346330400267X
5. Sazonov, A.E., and V. V. Deryabin. "Forecasting to paths of the motion ship with the help of neyronnoy network." *Vestnik gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S.O. Makarova* 3(22) (2013): 6–13.
6. Lainiotis, D. G., K. N. Plataniotis, Dinesh Menon, and C. J. Charalampous. "Neural network application to ship position estimation." *Proceedings of Conference "OCEANS'93. Engineering in Harmony with Ocean"* 1 (1993):1384–1389.
7. Bolodurina, I. P, V. N. Reshetnikov, and M. G. Taspaeva. "Primenenie i adaptacia neyroseteviyh tehnologiy v zadache identifikacii dinamicheskikh obectov." *Programmiyeprodukty, sistemiyalgoritmy* 1 (2012): 1–5.
8. Xu, Tingting, Xiaoming Liu, and Xin Yang. "A Novel Approach for Ship Trajectory Online Prediction Using BP Neural Network Algorithm." *Advances in information Sciences and Service Sciences (AISS)* 4.11 (2012): 271–277. DOI: 10.4156/AISS.vol4.issue11.33
9. Stepanov, O. A. "Neyrosetevyy algoritmy v zadachene lineinogo ocenivania. Svyaz s bayesovskim podhodom." *Materialy dokladov XI konferencii molodyh uchjonyh "Navigacija i upravlenie dvizheniem"*. 2009: 39–65.
10. Deeva, A.S., and A. G. Shchipitsyn. "Methods of monitoring and diagnostic of information faults of inertial navigation systems." *Vestnik Yuzhno-Uralskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komputerniye tehnologii, upravlenie, radioelektronika* 2(178) (2010): 21–25.

11. Zak, B., J.Malecki, and Z.Kitowski. "Modelling of ship's motion using artificial neural networks." *Advances in Neural Networks and Applications, World Scientific and Engineering Society Press* (2001): 298–303.
12. Moreira, L., and C. GuedesSoares. "Dynamic model of maneuverability using recursive neural networks." *Ocean Engineering* 30.13 (2003): 1669-1697. DOI:10.1016/S0029-8018(02)00147-6
13. Ebada, Adel. Intelligent techniques-based approach for ship maneuvering simulations and analysis (Artificial Neural Networks Application): Doktor-Ing. genehmigte Dissertation, Institute of Ship Technology und Transport Systems.2007.
14. Abramowski, Tomasz. "Application of artificial neural networks to assessment of ship manoeuvrability qualities." *Polish Maritime Research* 15.2 (2008): 15-21. DOI: 10.2478/v10012-007-0059-0
15. Martins, Paulo Triunfante, and Victor Lobo. "Estimating Maneuvering and Seakeeping Characteristics with Neural Networks." *OCEANS 2007-Europe*. IEEE, 2007: 1-5.
16. Ning, Wang, Wang Dan, and Li Tieshan. "A novel vessel maneuvering model via GEBF based fuzzy neural networks." *Control Conference (CCC), 2012 31st Chinese*. IEEE, 2012: 7026-7031.
17. Valcic, Marko, Radovan Antonic, and Vinko Tomas. "Anfis Based Model for Ship Speed Prediction." *BrodoGradnja* 62.4 (2011): 373–382.
18. Deryabin, V.V. "Neural network implementation in vessel's dead reckoning model." *Ekspluatatsia morskogo transporta* 3 (2011): 20–27.
19. Konstantinova, E. A. Sistemy upravleniya dvizheniem morskikh sudov na osnove rekurrentnykh neuronnykh setey: Abstract of Ph.D. (Tech.) dissertation, Admiral Nevelskoy Maritime State University. Vladivostok, 2012.
20. Wacławek, P. "A neural network to identify ship hydrodynamics coefficients." *Marine Simulation and Ship Manoeuvrability: Proceedings of the international conference, MARSIM '96, Copenhagen, Denmark, 9-13 September 1996, Rotterdam*. 1996: 509–513.
21. Sedova, N. A. Intelktualnaya sistema avtomaticheskogo upravleniya sudnom po kursu: Abstract of Ph.D. (Tech.) dissertation, Admiral Nevelskoy Maritime State University. Vladivostok, 2009.
22. Vediaikova, A. O. "Neural network approach for identification under external disturbance." *International Journal of Open Information Technologies* 2.3 (2014): 18–22.
23. Salmalian, K., and M. Soleimani. "ANFIS and Neural Network for Modeling and Prediction of Ship Squat in Shallow Waters." *International journal of mathematical models and methods in applied sciences* 5.4 (2011): 848–856.
24. Viytkalov, Y. L. Issledovanie problem sinteza neyrosetevogo kontrollera v zadache upravleniya kursom sudna: Abstract of Ph.D. (Tech.) dissertation, Admiral Nevelskoy Maritime State University. Vladivostok, 2006.
25. Yang, X. J., and X.R. Zhao. "Self-Organizing Neural-Net Control of Ship's Horizontal Motion." *Journal of Physics: Conference Series* 48 (2006): 1284–1288.
26. Pipchenko, A.D. "Razrabotka robustnogo regulatora kursa sudna na baze teorii iskusstvennykh neyronnykh setey." *Problemy tekhniki* 1 (2013): 1–6.
27. Podporin, S. A. "Ispolzovanie neyro-nechetkikh kontrollerov v sistemah upravleniya dvizheniem morskikh sudov." *Sbornik nauchnykh prac Harkivskogo universitetu Povitryannykh Sil* 4(33) (2012): 181–187.
28. Pathan, D. M., T. Hussain, J. Daudpoto, and I.A. Memon. "Neural Network Steering Controller For A Ship." *Sindh. Univ. Jour. (Sci. Ser.)* 44.3 (2012): 399–404.
29. Khizer, Arab Nighat, Dai Yaping, and M.A. Unar. "Design of Heading Controller for Cargo Ship using Feed Forward Artificial Neural Network." *International Journal of Advancements in Computing Technology (IJACT)* 5.9 (2013): 556-566. DOI:10.4156/ijact.vol5.issue9.66
30. Minghui, Wang, Yu Yongquan, and Lin Wei. "Adaptive Neural-Based Fuzzy Inference System Approach Applied to Steering Control." *Advances in Neural Networks — ISSN 2009*. Springer Berlin Heidelberg, 2009: 1189–1196.
31. Yongqiang, Zhuo, and G.E. Hearn. "Ship intelligent autopilot in narrow water." *Control Conference, 2008. CCC 2008. 27th Chinese*. IEEE, 2008:243–248.
32. Zhang, Xian-Ku, Yi-Cheng Jin, and GeGuo. "Anfis Applied to a Ship Autopilot Design." *Machine Learning and Cybernetics, 2006 International Conference on*. IEEE, 2006: 2233–2236.
33. Lee, Sin-Der, Ching-Yaw Tzeng, and Wen-Wei Huang. "Ship Steering Autopilot Based on ANFIS Framework and Conditional Tuning Scheme." *Marine Engineering Frontiers (MEF)* 1.3 (2013): 53–62.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Дерябин Виктор Владимирович —
кандидат технических наук.
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени
адмирала С. О. Макарова»
gmavitder@mail.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Deryabin Victor Vladimirovich —
PhD.
Admiral Makarov State University
of Maritime and Inland Shipping
gmavitder@mail.ru

Статья поступила в редакцию 13 июля 2015.

УДК 656.1

А. В. Галин

**ОБОБЩЕННАЯ ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ
ПРОЦЕССА РАЗВИТИЯ ПОРТОВ**

В работе рассмотрены существующие модели развития портов и терминалов, движущие силы и ограничения, определяющие этот процесс. Выявлены причины интереса транспортного сообщества к моделированию развития портов. Определена необходимость создания модели нового типа портового развития и требования, которым она должна соответствовать. Обоснован выбор методической основы, опирающейся на грузоведческие аспекты портовых операций. Выделены основные действующие факторы, изучено их индивидуальное и совместное влияние на порт как единую систему. Разработан и обоснован алгоритм работы имитационной модели. Проведены испытания работы модели при различных вариантах развития грузопотоков. Определена адекватность работы имитационной модели. Показано, что модель, предложенная в работе, является математическим аппаратом. Модель не только объясняет существующее состояние порта и причины, приведшие к нему, но и дает определенный прогноз развития в будущем, что является наиболее ценным для практического применения.

Ключевые слова: порт, терминал, имитационная модель, логистика.

Введение

Теоретические подходы к развитию портов формировались на протяжении многих лет, в течение которых различные исследователи пытались объяснить комплексный процесс портового развития путем предложения различных моделей, имеющих качественный, дескриптивный характер. Если бы теория развития портов имела сугубо описательный характер и ее целью являлся анализ того, как и почему тот или иной порт достиг своего состояния развития, то этого могло бы быть достаточно [1] – [8]. К сожалению, в отличие от теории, на практике, в лице более чем прагматичных специалистов по управлению портами, требуется не ретроспективное объяснение причин создавшейся ситуации и их влияния на характеристики того или иного порта, а то, что обычно является необходимым в прикладной теории — практические рекомендации по выбору направлений развития и установлению ограничений его возможностей [9]. В данной работе предпринята попытка построения на основе одной из наиболее известных качественных моделей — *модели количественной*. Использование ее позволит не только выполнять качественный и количественный анализ процесса развития порта, но и осуществлять прогнозирование результатов наиболее вероятных направлений развития порта.

Основная часть

В качестве методической основы в работе взята дескриптивная модель, предложенная Конференцией ООН по торговле и развитию (UNCTAD) в 1985 г. [8]. Эта модель воплотила концепцию