

ЭКСПЛУАТАЦИЯ ВОДНОГО ТРАНСПОРТА, СУДОВОЖДЕНИЕ

DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-3-469-476

NEURAL NETWORK BASED APPROACH TO A VESSEL'S DEAD RECKONING POSITION FIXING SYSTEM CONSTRUCTION

V. V. Deryabin

Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping,
St. Petersburg, Russian Federation

It is known that the error of a ship's dead reckoning position, equipped with gyrocompass and log, measuring only longitudinal speed through the water, depends on accuracy of application of speed of drift (drift angle). As a rule, known methods of drift angle determination let us to take into account wind disturbances only, although speed of drift may be actually resulted from other factors. Furthermore, speed of drift is traditionally taken into account in stationary mode of a vessel motion. To avoid those disadvantages, it is necessary to construct and solve appropriate differential equation. An approximate solution of this equation may be obtained only, as, firstly, right part of the equation is calculated at discrete time moments, and it contains speed of drift itself, secondly. Simplified problem formulation is a case of approximation of speed of drift as multivariable function of input vector components. This vector contains variables, which being obtained at the bounds of a time step interval, determine unambiguously speed of drift at its right bound (for the current moment of time). The approximation task may be solved as precise as it is necessary with a neural network, satisfying conditions of the Universal approximation theorem. The above task may be solved on the basis of traditional approach too. The approach based on the use of empirical (non neural network based) mappings as for certain forces, acting on a ship's hull may be implemented too. But is no guarantee that such an approximation is optimal in terms of accuracy. The proposed general method of the neural network based system construction assumes definition of structure parameters (number of hidden layers and neurons within each of them, type of activation function), learning algorithm.

Keywords: dead reckoning of a vessel's track, speed of drift, differential equation, neural network, universal approximation.

For citation:

Deryabin, Victor V. "Neural network based approach to a vessel's dead reckoning position fixing system construction." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 10.3 (2018): 469–476. DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-3-469-476.

УДК 656.61.052:527.61:004.032.26

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К СОЗДАНИЮ СИСТЕМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СЧИСЛИМОГО МЕСТА СУДНА

В. В. Дерябин

ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С. О. Макарова»,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

Известно, что погрешность счислимого места судна, оборудованного лагом, измеряющим только продольную составляющую относительной скорости, и гирокомпасом, зависит от точности учёта скорости (угла) дрейфа. Существующие методы определения угла дрейфа позволяют, как правило, учитывать только ветровое воздействие, хотя в действительности дрейф может быть вызван и другими факторами. Более того, традиционно дрейф учитывается лишь в установившемся режиме движения судна. Для учёта указанных обстоятельств необходимо составить и решить соответствующее дифференциальное уравнение. Решение возможно лишь приближённое, так как, во-первых, правая часть уравнения может быть получена только в отдельные моменты времени, разделённые дискретностью

измерений, и, во-вторых, она содержит непосредственно саму скорость дрейфа. Исследована упрощённая формулировка задачи, которая представляет собой задачу аппроксимации скорости дрейфа как функцию компонентов входного вектора. Данный вектор содержит значения величин на границах временного промежутка, однозначно определяющих скорость дрейфа на его конце (для текущего момента времени). Задача аппроксимации может быть решена со сколь угодно высокой точностью при помощи нейронной сети, удовлетворяющей условиям теоремы об универсальной аппроксимации. Указанная задача может быть решена и в рамках традиционного подхода, предполагающего использование эмпирических (не нейросетевых) зависимостей для отдельных сил, действующих на корпус судна, но без гарантии, что такая аппроксимация будет оптимальной в смысле точности. Предлагается общий метод построения нейросетевой системы, который предполагает определение параметров структуры сети (числа скрытых слоёв и нейронов в каждом из них, вида функции активации нейронов скрытых слоёв), алгоритма обучения.

Ключевые слова: счисление пути судна, скорость дрейфа, дифференциальное уравнение, нейронная сеть, универсальная аппроксимация.

Для цитирования:

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. DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-3-469-476.

Введение (Introduction)

Погрешность счисления пути судна определяется двумя основными факторами. Первый из них представляют точность и комплектация навигационных датчиков, по информации от которых ведётся счисление. Второй заключается в несовершенствах алгоритма обработки навигационной информации, посредством которого данные от датчиков преобразуются в счисляемые координаты судна. Остановимся на последнем факторе. Алгоритм обработки навигационных данных напрямую зависит от комплектации используемых датчиков, поэтому будем в дальнейшем считать, что в качестве датчиков счисления используются относительный лаг, измеряющий только продольную составляющую относительной скорости, и гирокомпас. В соответствии с Конвенцией СОЛАС, такой набор измерителей должен обязательно присутствовать на борту судна валовой вместимостью 300 и более, но менее 50 000.

Данная схема счисления традиционно предполагает обязательный учёт дрейфа и течения. Учёт постоянных и приливо-отливных течений, как правило, не вызывает значительных затруднений, так как для районов интенсивного судоходства в настоящее время созданы достаточно достоверные базы данных течений, разработаны методы учёта приливо-отливных составляющих. Сложнее обстоят дела с учётом дрейфа, так как угол дрейфа и скорость дрейфа (при заданной продольной относительной скорости) зависят от физических характеристик конкретного судна.

В практике судовождения сформировались хорошо отработанные схемы учёта лишь ветрового дрейфа [1], [2], хотя в действительности дрейф судна (поперечная составляющая относительной скорости) может быть вызван и иными причинами. Например, при движении судна на циркуляции также образуется угол дрейфа, не связанный с воздействием ветра. Но даже при учёте только ветрового дрейфа существующие методы предполагают допущения, заключающиеся в том, что движение судна носит установившийся (стационарный) характер, что в действительности далеко не всегда выполняется. Поэтому для более адекватного учёта скорости дрейфа следует обратиться к теории дифференциальных уравнений. В настоящее время разработаны различные методы определения сил, действующих на судно. Например, в работах [3] – [8] приводятся математические модели движения судна, которые совместно с измерениями курса и скорости могут использоваться для определения скорости дрейфа судна.

Основным недостатком подхода, основанного на использовании дифференциальных уравнений, является то, что выражения, определяющие расчётные зависимости для вычисления отдельных сил, действующих на корпус судна, не являются зависимостями наилучшего приближения (аппроксимации). Например, известно, что гидродинамические коэффициенты судна (как функции

угла дрейфа и обобщённой безразмерной угловой скорости) могут быть аппроксимированы выражениями, которые в качестве параметров содержат величины, зависящие от гидродинамических характеристик корпуса [7], [8]. Однако при этом возникает вопрос: *могут ли выбранные зависимости гарантированно обеспечить требуемую точность аппроксимации?* Такая гарантия не может быть получена. В то же время известно, что универсальными аппроксимирующими свойствами обладают искусственные нейронные сети [9] – [11], что делает их перспективным инструментом моделирования движения судна, используемого, в частности, в целях прогноза скорости его дрейфа, т. е. для счисления.

Вопросам использования нейросетевых технологий для определения счислимых координат судна посвящены, например, работы [12], [13], в которых приводятся конкретные структуры нейросетевых и нейро-нечётких систем, прогнозирующих скорость дрейфа судна в зависимости от определяющих её величин, результаты обучения и тестирования таких систем. Однако в них отсутствует общая постановка проблемы нейросетевого моделирования для решения задач счисления пути, а также общий метод построения нейросетевых систем счисления. Данным вопросам посвящено содержание настоящей статьи.

Методы и материалы (Methods and Materials)

Постановка задачи. Кинематические уравнения движения судна имеют вид:

$$\begin{aligned} V_N &= V_{ox1} \cos K - V_{oy1} \sin K + V_{cur} \cos K_{cur}; \\ V_E &= V_{ox1} \sin K + V_{oy1} \cos K + V_{cur} \sin K_{cur}, \end{aligned} \quad (1)$$

где V_N , V_E — соответственно северная и восточная составляющие абсолютной скорости судна; K — истинный курс; V_{ox1} , V_{oy1} — соответственно продольная и поперечная составляющие относительной скорости; V_{cur} , K_{cur} — элементы постоянного течения (соответственно скорость и направление).

Интегрированием выражений (1) по времени могут быть получены геодезические координаты судна, движущегося по поверхности выбранного эллипсоида. При рассматриваемой комплектации навигационных датчиков скорость дрейфа V_{oy1} не подлежит измерению и может быть определена из решения следующего дифференциального уравнения [4], [7], [8]:

$$\frac{dV_{oy1}}{dt} = f(V_{oy1}, V_{ox1}, \omega, p_1, p_2, \dots, p_N), \quad (2)$$

где $\omega = dK / dt$ — угловая скорость поворота судна; $p_1, p_2, \dots, p_N$ — набор из N величин, которые не зависят от физических характеристик судна и его движительно-рулевого комплекса и совместно с тремя кинематическими параметрами (V_{oy1}, V_{ox1}, ω) однозначно определяют правую часть уравнения (2) в любой момент времени t ; f — функция, вид которой определяется физическими характеристиками судна и его движительно-рулевого комплекса.

Выполним интегрирование поперечного ускорения (2) по времени на промежутке $[0; \Delta t]$:

$$V_{oy1}(\Delta t) = V_{oy1}(0) + \int_0^{\Delta t} f(V_{oy1}(t), V_{ox1}(t), \omega(t), p_1(t), p_2(t), \dots, p_N(t)) dt. \quad (3)$$

Из данного выражения следует, что скорость дрейфа судна на конце промежутка длительностью Δt однозначно определяется её значением в начале, а также видом функции f на данном промежутке. Если Δt — дискретность измерений, то значения функции f невозможно получить на внутренних точках промежутка $[0; \Delta t]$, поэтому происходит «первая» потеря точности в определении вида f на промежутке $[0; \Delta t]$. «Вторая» потеря точности заключается в том, что значение $f(\Delta t)$ зависит от скорости дрейфа $V_{oy1}(\Delta t)$, которая и подлежит определению. Таким образом, уже на этапе физико-математической постановки задачи получается, что точно определить скорость дрейфа судна на конце временного промежутка невозможно.

Для получения приближённого решения необходимо определить входной вектор X , приближённо определяющий вид функции f на промежутке $[0; \Delta t]$:

$$X = [V_{oy1}(0), V_{ox1}(0), \omega(0), p_1(0), p_2(0), \dots, p_N(0), V_{ox1}(\Delta t), \omega(\Delta t), p_1(\Delta t), p_2(\Delta t), \dots, p_N(\Delta t)]^T, \quad (4)$$

и перейти к решению другой задачи — поиску функции многих переменных F вида

$$\tilde{V}_{oy1}(\Delta t) = F(X), \quad (5)$$

где $\tilde{V}_{oy1}(\Delta t)$ — оценка скорости дрейфа судна на конце промежутка длительностью Δt .

Построение функции F в рамках традиционного подхода, т. е. $F := F_{CL}$, реализуется следующим образом. С использованием известных расчётных методов определяются значения функции $f(0), f(\Delta t)$ на концах промежутка, затем используется схема численного интегрирования, позволяющая приближённо определить приращение скорости (интеграл), стоящее вторым слагаемым в правой части соотношения (3).

При решении задачи на основе нейронной сети, т. е. $F := F_{NN}$, определяется нейронная сеть, выполняющая аппроксимацию функции многих переменных в соответствии с выражением (5), что она может делать с любой наперёд заданной точностью в силу теоремы об универсальной аппроксимации. В случае использования традиционных методов расчёта сил утверждение об их способности к универсальной аппроксимации, т. е. приближению скорости дрейфа со сколь угодно малой погрешностью в соответствии с функцией (5), неверно. В этом смысле нейросетевая функциональная зависимость F_{NN} имеет преимущества перед классической зависимостью F_{CL} . Таким образом, приближённая задача прогноза скорости дрейфа судна является задачей аппроксимации функции многих переменных, для чего идеально подходят нейронные сети — универсальные аппроксиматоры функций, а традиционные алгоритмы таковыми не являются.

Обобщенная архитектура нейронной сети. Для реализации отображения $Y_{net} = \tilde{V}_{oy1}(\Delta t) = F_{NN}(X)$ используется многослойная сеть прямого распространения. Нейроны скрытых слоев имеют нелинейные (непрерывные ограниченные монотонно возрастающие) функции активации, а нейрон выходного слоя — тождественную функцию активации. Нейроны скрытых слоев имеют в общем случае ненулевые пороговые смещения. Несмотря на то, что для аппроксимации со сколь угодно высокой точностью достаточно одного скрытого слоя такой сети [11], её архитектура всё-таки предполагается многослойной, так как использование одного слоя, в общем случае, не гарантирует оптимальности в плане скорости обучения и качества обобщения. Общий вид нейронной сети представлен на рис. 1.

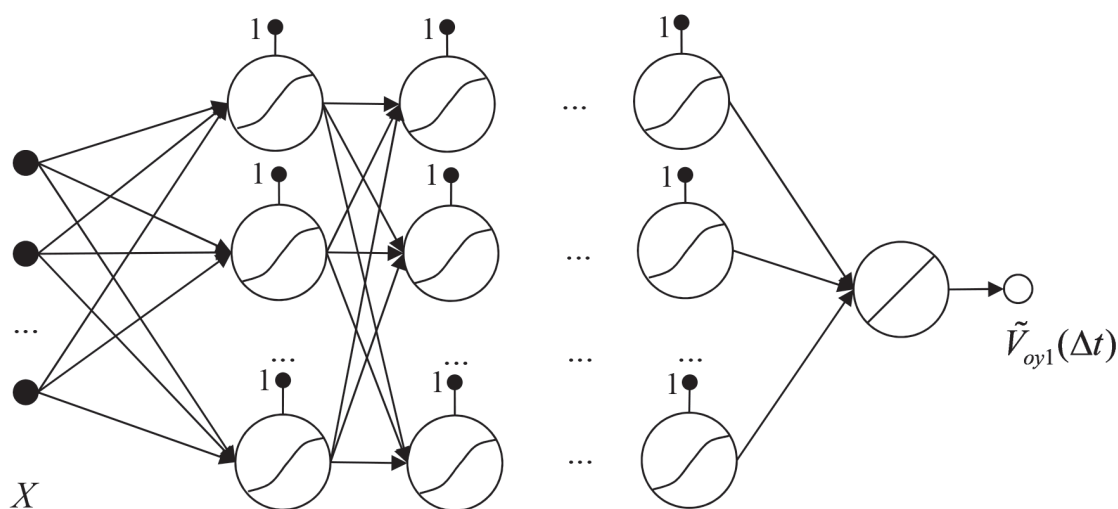


Рис. 1. Общий вид нейронной сети, прогнозирующей скорость дрейфа судна

Обобщённая архитектура нейронной сети, выполняющей функциональное преобразование входного вектора X в скорость дрейфа судна на конце отрезка $[0; \Delta t]$, определена на основе положений теоремы об универсальной аппроксимации [9], [11]. Для практической реализации ней-

ронной сети необходимо определить состав входного вектора X , а именно набор величин $p_1, p_2, \dots, p_N$, оказывающих влияние на скорость дрейфа судна. Для этого потребуются знания в области гидроаэродинамики судна. Дифференциальное уравнение для скорости дрейфа судна может быть записано в следующем виде [5], [7], [13]:

$$m(1 + k_{22}) \cdot \frac{dV_{oy1}}{dt} = -m(1 + k_{11}) \cdot V_{ox1} \cdot \omega + F_{vy1} + F_{py1} + F_{ry1} + F_{ay1} + F_{wy1},$$

где m — масса судна; k_{11}, k_{22} — коэффициенты присоединённых масс; F_{sy1} — поперечная составляющая сил, индекс S которых обозначает их характер следующим образом: v — неинерционного сопротивления корпуса, P — со стороны винта, R — со стороны руля, A — аэродинамического характера, W — со стороны волнения. Далее необходимо рассмотреть методы определения силовой составляющей каждого типа, составив список $p_1, p_2, \dots, p_N$. Например, составляющая F_{py1} зависит от оборотов винта n , а величина F_{ry1} — от угла перекладки руля δ , т. е. первые две величины из списка определены: $p_1 = n, p_2 = \delta$. Естественно, величины $p_1, p_2, \dots, p_N$ должны быть измеряемыми (определяемыми) в судовых условиях.

Для реализации сети следует также задать параметры структуры — число скрытых слоёв и нейронов в каждом таком слое, конкретный вид функции активации. Указанные параметры могут быть подобраны опытным путём на этапе настройки (обучения сети). Например, методом перебора можно определить оптимальное сочетание параметров структуры, при которых обеспечивается наилучшая точность прогноза скорости дрейфа на тестовой выборке.

Метод построения нейросетевой системы счисления. Метод построения нейронной сети, прогнозирующей скорость дрейфа судна, заключается в следующем.

1. Определяется архитектура нейронной сети.

1.1. Составляется дифференциальное уравнение скорости дрейфа судна (в форме для задачи Коши), правая часть которого является функцией многих переменных, зависящих от времени. В число переменных входят продольная и поперечная составляющие относительной скорости, угловая скорость поворота, а также другие величины. Последние определяются на основе анализа методов определения отдельных сил, действующих на корпус судна.

1.2. Формулируется упрощённая задача определения скорости дрейфа на конце временного промежутка, если известны значения определяющих её величин (переменных из предыдущего пункта) на его границах. Составляется входной вектор X , содержащий значения определяющих величин на границах временного отрезка. Значение скорости дрейфа в конце отрезка принимается равным значению в его начале.

1.3. Показывается, что упрощённая задача есть задача аппроксимации скорости дрейфа как функции многих переменных — компонент входного вектора X .

1.4. В качестве инструмента универсальной аппроксимации выбирается многослойная сеть прямого распространения. Её скрытые слои имеют нейроны с нелинейными монотонно возрастающими ограниченными непрерывными функциями активации, ненулевыми в общем случае пороговыми смещениями. Нейрон выходного слоя имеет тождественную функцию активации.

2. Формируется набор учебных данных (образцы).

3. Конкретизируются параметры структуры сети — число скрытых слоёв и нейронов в них, вид функций активации нейронов.

4. Выбирается алгоритм настройки свободных параметров сети (алгоритм обучения) и его параметры.

5. Выполняется обучение нейронной сети.

6. Выполняется тестирование нейронной сети.

7. Пп. 3 и 4 повторяются для обеспечения наилучшего результата на тестовой выборке.

Упрощённая блок-схема алгоритма построения нейросетевой системы прогноза скорости дрейфа судна представлена на рис. 2. Циклы по параметрам архитектуры и параметрам и / или типу алгоритма обучения показаны схематично, без блоков принятия решений и изменений цикловых пере-

менных. Смысл заключается том, что в результате прохождения двух этих циклов, один из которых является вложенным, определяется набор параметров (структуры и алгоритма обучения), при котором достигаются наилучшие результаты обобщения нейронной сетью для образцов тестовой выборки.

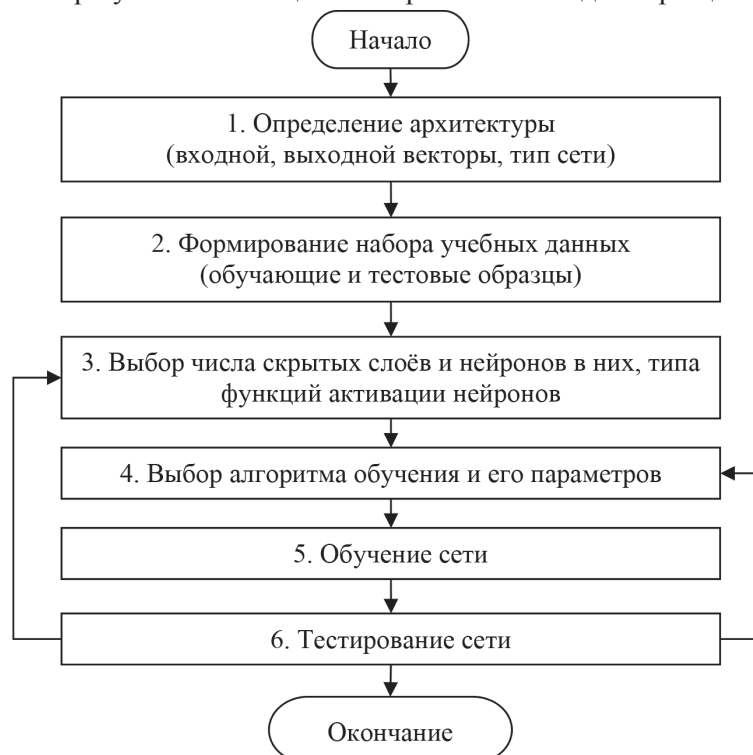


Рис. 2. Блок-схема алгоритма построения нейросетевой системы счисления пути судна

Возможно, имеет смысл ввести ещё один цикл «по образцам», так как форма представления образцов обучающей выборки также может оказывать влияние на результат обучения. В частности, можно организовывать случайные «перемешивания» образцов для уменьшения влияния систематических ошибок их определения в ходе натурных экспериментов.

Остановимся несколько подробнее на вопросах получения выходных образцов. В идеальном случае они могут быть получены на основе измерений поперечной составляющей относительной скорости судна, однако, как предполагалось ранее, лаг измеряет лишь продольную составляющую. Тем не менее эксперименты могут быть проведены для одного судна из серии, на котором установлен двухкомпонентный относительный лаг, а результаты затем распространены на все однотипные суда. При отсутствии возможности непосредственного измерения скорости дрейфа её можно получить на основе данных спутниковых навигационных систем с учётом действующих течений в районе плавания судна.

Обсуждение результатов (Discussion of Results)

Постановка задачи счисления пути судна, снабжённого однокомпонентным относительным лагом и гирокомпасом, позволяет приближённо рассмотреть задачу прогноза скорости дрейфа как задачу аппроксимации. Последняя, в свою очередь, может быть решена на основе нейронных сетей, удовлетворяющих условиям теоремы универсальной аппроксимации. Приведение задачи прогноза скорости дрейфа к задаче аппроксимации функции нескольких переменных имеет большое теоретическое значение, так как позволяет обосновать необходимость исследований в области использования нейронных сетей для определения счисляемых координат судна.

Определив тип нейронной сети, решающей задачу аппроксимации скорости дрейфа судна, необходимо конкретизировать её архитектуру — выбрать число слоёв и нейронов в них, тип функций активации скрытых слоёв так, чтобы обеспечить наилучшую точность. Более того, на точ-

ность сети может также оказывать влияние алгоритм обучения. Указанные обстоятельства могут быть учтены, если включить оптимизацию по перечисленным факторам с контролем на тестовой выборке. Предложенный метод построения нейросистемы прогноза скорости дрейфа позволяет реализовывать процедуру определения параметров архитектуры и алгоритма обучения, при которых обеспечивается наилучшая точность работы сети с использованием тестовых образцов.

Заключение (Conclusion)

Общая постановка задачи счисления пути судна, снабжённого однокомпонентным относительным лагом и гирокомпасом, позволяет сделать вывод о том, что неизвестной величиной является скорость (угол) дрейфа судна, которую можно определить, используя тот или иной метод. Указанная задача решается также на основе теории дифференциальных уравнений. Переход к приближённой дискретной модели измерений, показал, что задача прогноза скорости дрейфа является задачей аппроксимации функции многих переменных. Решение данной задачи на основе нейронных сетей, удовлетворяющих условиям теоремы об универсальной аппроксимации, позволяет теоретически приблизить скорость дрейфа судна нейронной сетью со сколь угодно высокой точностью. Алгоритмы аппроксимации, основанные на использовании стандартных решений по расчёту силовых воздействий на судно, такими свойствами не обладают. В этом заключается преимущество нейронной сети перед ними как структуры, обладающей гарантированными аппроксимационными свойствами (приближение функции многих переменных с любой заданной точностью).

Теорема об универсальной аппроксимации позволяет определить лишь общий вид архитектуры нейронной сети, используемой для приближения функции многих переменных. Вопросы выбора числа скрытых слоёв, нейронов в этих слоях, а также типа нелинейных функций активации остаются за пределами условий теоремы и требуют решения применительно к конкретной задаче. Конечно, выбор должен обеспечить наилучшую точность прогноза скорости дрейфа на данных тестовой выборки. В связи с этим в общем методе построения нейросетевой системы прогноза скорости дрейфа предусмотрены циклы, позволяющие перебором определить оптимальные параметры архитектуры и алгоритма обучения.

Нейронная сеть будет достаточно точно аппроксимировать скорость дрейфа судна только в том случае, если набор обучающих образцов достаточно полно отражает влияние входного вектора на скорость дрейфа судна. Поэтому одной из ключевых проблем, требующих решения для практической реализации нейронной сети, является разработка метода проведения натурных наблюдений, в ходе которых формируются образцы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Дмитриев В. И.* Навигация и лоция / В. И. Дмитриев, В. Л. Григорян, В. А. Катенин. — М.: Моркнига, 2009. — 457 с.
2. *Михальский В. А.* Метрология в кораблевождении и решение задач навигации / В. А. Михальский, В. А. Катенин. — СПб.: Элмор, 2009. — 288 с.
3. *Веремей Е. И.* Математические модели и методы в цифровых технологиях управления движением морских судов / Е. И. Веремей // Современные информационные технологии и ИТ-образование. — 2015. — Т. 2. — № 11. — С. 431–439.
4. *Дерябин В. В.* Модель движения судна в горизонтальной плоскости / В. В. Дерябин // Транспортное дело России. — 2013. — № 6. — С. 60–67.
5. *Дмитриев С. П.* Задачи навигации и управления при стабилизации судна на траектории / С. П. Дмитриев, А. Е. Пелевин. — СПб.: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2002. — 160 с.
6. *Пилюгин А. Г.* Математическая модель движения судна на установившейся циркуляции / А. Г. Пилюгин // Морской вестник. — 2014. — № 1 (49). — С. 111.
7. *Справочник по теории корабля: в 3 т. / под ред. Я. И. Войткунского.* — Л.: Судостроение, 1985. — Т. 3: Управляемость водоизмещающих судов. Гидродинамика судов с динамическими принципами поддержания. — 539 с.

8. Средства активного управления судами / А. Ш. Афремов [и др.]. — Изд. 2-е. — СПб.: Крыловский ГИИ, 2016. — 182 с.
9. Funahashi K.-I. On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks/ K.-I. Funahashi // *Neural Networks*. — 1989. — Vol. 2. — Is. 3. — Pp. 183–192. DOI: 10.1016/0893-6080(89)90003-8.
10. Guliyev N. J. On the approximation by single hidden layer feedforward neural networks with fixed weights/ N. J. Guliyev, V. E. Ismailov // *Neural Networks*. — 2018. — Vol. 98. — Pp. 296–304. DOI: 10.1016/j.neunet.2017.12.007.
11. Haykin S. S. *Neural Networks and Learning Machines* / S. S. Haykin. — Third Edition. — Upper Saddle River, NJ, USA: Pearson, 2009. — 906 p.
12. 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. — № 4 (32). — С. 7–16.
13. Дерябин В. В. Нейронная сеть как алгоритм прогноза скорости дрейфа судна // *Вестник компьютерных и информационных технологий* / В. В. Дерябин. — 2015. — № 6 (132). — С. 11–17. DOI: 10.14489/vkit.2015.06.pp.011-017.

REFERENCES

1. Dmitriev, V.I., V.L. Grigoryan, and V.A. Katenin. *Navigatsiya i lotsiya*. M.: MORKNIGA, 2009.
2. Mikhal'skii, V.A., and V.A. Katenin. *Metrologiya v korablevozhdenii i reshenie zadach navigatsii*. SPb.: Elmor, 2009.
3. Veremei, E.I. “Matematicheskie modeli i metody v tsifrovyykh tekhnologiyakh upravleniya dvizheniem morskikh sudov.” *Sovremennye informatsionnye tekhnologii i IT-obrazovanie* 2.11 (2015): 431–439.
4. Deryabin, V. “Model ship traffic above the horizontal plane.” *Transport business in Russia* 6 (2013): 60–67.
5. Dmitriev, S.P., and A.E. Pelevin. *Zadachi navigatsii i upravleniya pri stabilizatsii sudna na traektorii*. SPb.: GNTs RF TsNII «Elektropribor», 2002.
6. Pilyugin, A. G. “Matematicheskaya model' dvizheniya sudna na ustanovivsheysya tsirkulyatsii.” *Morskoi vestnik* 1(49) (2014): 111.
7. Voikunsky, Ya.I. “Manoeuvrability of conventional ships. Hydrodynamics of gliders hydrofoils and hovercrafts.” *Ship Theory Handbook*. L.: Sudostroenie, 1985.
8. Afremov, A.Sh., et al. *Sredstva aktivnogo upravleniya sudami*. 2nd ed. SPb.: Krylovskii GNTs, 2016.
9. Funahashi, Ken-Ichi. “On the approximate realization of continuous mappings by neural networks.” *Neural networks* 2.3 (1989): 183–192. DOI: 10.1016/0893-6080(89)90003-8.
10. Guliyev, Namig J., and Vugar E. Ismailov. “On the approximation by single hidden layer feedforward neural networks with fixed weights.” *Neural Networks* 98 (2018): 296–304. DOI: 10.1016/j.neunet.2017.12.007.
11. Haykin, Simon S. *Neural Networks and Learning Machines*. Third Edition. Upper Saddle River, NJ, USA: Pearson, 2009.
12. Deryabin, V.V., and A.E. Sazonov. “Neuro-fuzzy vessel's dead reckoning model.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S.O. Makarova* 4(32) (2015): 1–16.
13. Deryabin, V.V. “Neural Network Algorithm of Vessel's Drift Speed Prediction.” *Vestnik komp'yuternykh i informatsionnykh tekhnologii* 6(132) (2015): 11–17. DOI: 10.14489/vkit.2015.06.pp.011-017.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Дерябин Виктор Владимирович —
кандидат технических наук
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала
С. О. Макарова»
198035, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
ул. Двинская, 5/7
e-mail: gmavitder@mail.ru, kaf_nav@gumrf.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Deryabin, Victor V. —
PhD
Admiral Makarov State University of Maritime
and Inland Shipping
5/7 Dvinskaya Str., St. Petersburg 198035,
Russian Federation
e-mail: gmavitder@mail.ru, kaf_nav@gumrf.ru

Статья поступила в редакцию 3 мая 2018 г.

Received: May 3, 2018.