

# ЭКСПЛУАТАЦИЯ ВОДНОГО ТРАНСПОРТА, СУДОВОЖДЕНИЕ

DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-4-665-678

## NEURAL NETWORKS IMPLEMENTATION FOR A VESSEL TRACK CONTROL

**V. V. Deryabin**

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

*A vessel's neural networks based model is proposed for predictive track control. Predicting model consists from three neural networks, interconnected with blocks of summing, multiplying and tap delaying. First neural network takes as input vector variables, which determine a vessel dynamics at three consequent moments of time, which is supposed to be discrete. The network predicts longitudinal, transverse velocities through water and heading of a vessel for the third more recent moment of time. Second net takes as input signal values of output of the first network, taken at two consequent moments of time. The network predicts integrals from northern and eastern components of relative speed vector at the interval between the above moments of time. Third neural network takes as input variables geodetic latitude and longitude of a ship, parameters of a reference route. Output vector of the network is a regulation error that is current deviation of a vessel's centre of gravity from reference route. This deviation is calculated into the shortest (orthogonal) direction. Each of the networks has two layers. Neurons of the first layer have continuous bounded monotonically increasing nonlinear activation functions. Neurons of the second layer have identical activation functions. Neurons of the first layer only have biases units. Neural networks based predicting model have been generated with MATLAB software. It has view of a neural net with a custom architecture, which cannot be considered as a network of known type. Such net has 16 layers. There are connections with inputs for more than one layer. Realization of training procedure for this network has been checked.*

*Keywords: vessel's route, adaptive control, predicting model, neural network, universal approximation.*

**For citation:**

Deryabin, Victor V. "Neural networks implementation for a vessel track control." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 10.4 (2018): 665–678. DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-4-665-678.

**УДК 656.61.052:629.4.076:004.032.26**

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СТАБИЛИЗАЦИИ СУДНА НА ТРАЕКТОРИИ

**В. В. Дерябин**

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

*Предлагается построение прогнозирующей модели для стабилизации судна на траектории на основе нейронных сетей. Прогнозирующая модель состоит из трёх нейронных сетей, связанных между собой блоками суммирования, умножения и операциями единичных задержек. Первая нейронная сеть принимает на вход вектор величин, определяющих динамику судна в три последовательных момента дискретного времени, и прогнозирует продольную и поперечную относительную скорость судна, а также его курс на более поздний третий момент времени. Вторая нейронная сеть принимает на вход значения выхода первой сети, взятые в два последовательных момента времени, и прогнозирует значения интегралов от северной и восточной составляющих относительной скорости, взятых по времени на промежутке между указанными моментами. Третья нейронная сеть принимает на вход геодезические широту и долготу судна, параметры заданного маршрута. На выходе сети получается ошибка регулирования, т. е. текущее отклонение центра тяжести судна от заданной траектории, рассчитанное в кратчайшем (перпендикулярном) направлении. Каждая из сетей содержит два слоя. Нейроны первого слоя имеют непрерывные ограни-*

ченные монотонно возрастающие нелинейные функции активации. Нейроны второго слоя имеют тождественные функции активации. Только нейроны первого слоя имеют пороговые смещения. Нейросетевая прогнозирующая модель была реализована в среде MATLAB в виде единой нейронной сети произвольной структуры, которую нельзя отнести к известным типам. Такая сеть имеет 16 слоёв, и связь с входом существует не только для нейронов первого слоя. Проверена возможность обучения такой сети.

Ключевые слова: траектория судна, адаптивное управление, прогнозирующая модель, нейронная сеть, универсальная аппроксимация.

**Для цитирования:**

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. DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-4-665-678.

## Введение (Introduction)

Задача удержания судна на заданной траектории является стандартной штурманской задачей, решаемой в процессе выполнения навигационной составляющей рейса судна. С появлением авторулевых возникла возможность автоматизированного или полностью автоматического варианта решения данной задачи. Вопросы автоматической стабилизации судна на траектории достаточно хорошо изучены с точки зрения оптимального управления, что подтверждают исследования [1] – [5]. Тема адаптивного управления судном по траектории разработана не так полно. В последнее время появилось достаточно много исследований, в которых предлагается адаптивный вариант траекторной стабилизации судна на основе нейронных сетей. Например, в источнике [6] предлагается использование двухслойной сети прямого распространения, которая обучается работе контроллера, обеспечивающего стабилизацию судна вдоль траектории на основе дифференциальных уравнений его движения (Sliding Mode Controller). В работе [7] радиальная базисная функция используется для моделирования неопределённости в алгоритме управления движением по поверхности (Dynamic Surface Control — DSC). В статье [8] рекуррентная двухслойная нейронная сеть используется совместно с ПИД-регулятором, прогнозируя скорость поворота судна. Отличительной особенностью указанных ранее и многих других моделей адаптивного управления является то, что нейронная сеть выполняет обычно если не вспомогательную, то, во всяком случае, не полностью самостоятельную функцию по определению угла перекаладки руля. В связи с этим имеет смысл обратиться к использованию нейронных сетей в качестве основы построения прогнозирующей модели судна как объекта управления.

Технология адаптивного управления на основе нейронных сетей в настоящее время хорошо известна [9], [10]. В качестве прогнозирующей модели судна могут использоваться также обыкновенные дифференциальные (разностные) уравнения [11]. Преимущества нейронных сетей перед аппаратом обыкновенных дифференциальных уравнений заключаются в следующем: во-первых, нейронные сети обладают универсальными аппроксимирующими свойствами, что, в общем случае, несправедливо для дифференциальных уравнений, традиционно используемых для моделирования движения судна; во-вторых, нейросетевая архитектура позволяет организовать быстрый поиск оптимального набора углов перекаладки руля на горизонте управления, что особенно актуально при использовании модели в режиме реального времени.

## Методы и материалы (Methods and Materials)

**Прогнозирующая модель в задаче адаптивного управления.** Пусть управляемая (выходная), в общем случае, векторная величина  $Y$  для объекта управления (ОУ) рассматривается как непрерывная функция времени:  $Y(t) = A(U(t), F(t))$ , где  $U(t), F(t)$  — вектора управляющих и возмущающих воздействий, каждая составляющая которых непрерывно зависит от времени;  $A$  — нелинейный оператор. Под прогнозирующей моделью будем понимать алгоритм, который позволяет спрогнозировать значение  $Y(t)$  на промежутке будущего времени  $(t_0; t_1]$ , где  $t_0$  — текущий момент времени;  $t_1$  — произвольный момент будущего времени, если известны  $U(t), F(t)$  на промежутке  $(t_{-1}; t_1]$ , где  $0 \leq t_{-1} \leq t_0$ .

Прогнозирующая модель устанавливает взаимосвязь между выходом  $Y(t)$  и управлением  $U(t)$ , рассматриваемыми на интервале будущего времени  $(t_0; t_1]$ . Указанное обстоятельство позволяет, выбрав функционал качества управления  $J = J(Y(t), U(t))$  и целевое условие для него, рассмотреть задачу обеспечения целевого условия как задачу оптимизации в пространстве компонент вектора управляющих воздействий  $U(t)$ . Как правило, в качестве целевого условия выбирается минимизация функционала  $J$  на отрезке  $(t_0; t_1]$ . В качестве алгоритма прогнозирующей модели могут выступать, например, системы обыкновенных дифференциальных (разностных) уравнений, модели авторегрессии, нейронные сети.

Конкретизируем понятие прогнозирующей модели для случая дискретного времени. Пусть  $t_1, t_2, \dots, t_n$  — последовательность, состоящая из  $n$  моментов времени, разделенных промежутком времени  $\Delta t$ . Пусть  $\{U(t_i)\}_{i=1:n} = U(t_1), U(t_2), \dots, U(t_n)$  — временная последовательность значений вектора управлений;  $\{F(t_i)\}_{i=1:n} = F(t_1), F(t_2), \dots, F(t_n)$  — последовательность вектора возмущений;  $\{Y(t_i)\}_{i=1:n} = Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_n)$  — последовательность управляемой величины. Прогнозирующей моделью дискретного времени будем называть алгоритм, который позволяет однозначно определить значение управляемой величины на шаг вперед:  $Y(t_{n+1})$ , если известны последовательности управлений  $\{U(t_i)\}_{i=1:n}$  и возмущений  $\{F(t_i)\}_{i=1:n}$ , а также выходного вектора  $\{Y(t_i)\}_{i=1:n}$ .

**Нейронная сеть как дискретная прогнозирующая модель стабилизации судна на траектории.** При решении задачи стабилизации судна на траектории в качестве регулируемой величины  $Y$  выступает  $e_{\perp}$  — отклонение от заданной траектории (маршрута) в перпендикулярном (кратчайшем) направлении. На поверхности эллипсоида указанное отклонение определяется следующим образом:

$$Y = e_{\perp} = h(\varphi, \lambda, Q), \quad (1)$$

где  $\varphi$  — геодезическая широта центра тяжести судна  $G$ ;  $\lambda$  — его геодезическая долгота;  $Q = (q_1, q_2, \dots, q_m)$  — вектор  $m$  параметров заданной траектории движения судна;  $h$  — некоторая функция, определяющая алгоритм вычисления  $e_{\perp}$ .

На основе анализа соотношения (1) становится понятным, что для получения значения ошибки регулирования на шаг вперед, т. е. величины  $e_{\perp}(t_{n+1})$ , необходимо спрогнозировать координаты на шаг вперед, т. е. найти величины  $\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1})$ . Таким образом, сначала необходимо смоделировать зависимость вида

$$Y(t_{n+1}) = e_{\perp}(t_{n+1}) = h(\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1}), Q), \quad (2)$$

т. е. решить задачу аппроксимации функции многих переменных, для чего достаточно использовать нейронную сеть, удовлетворяющую условиям теоремы об универсальной аппроксимации [12]. Такая сеть содержит два слоя. Первый слой содержит нейроны с нелинейными монотонно возрастающими непрерывными и ограниченными функциями активации, второй — один нейрон с тождественной функцией активации. Будем называть в дальнейшем данную нейронную сеть *НС «Ошибка»*. Входной сигнал сети имеет вид  $X_{\text{error}} = (\varphi(t_{n+1}), \lambda(t_{n+1}), Q)^T$ . Общий вид архитектуры представлен на рис. 1.

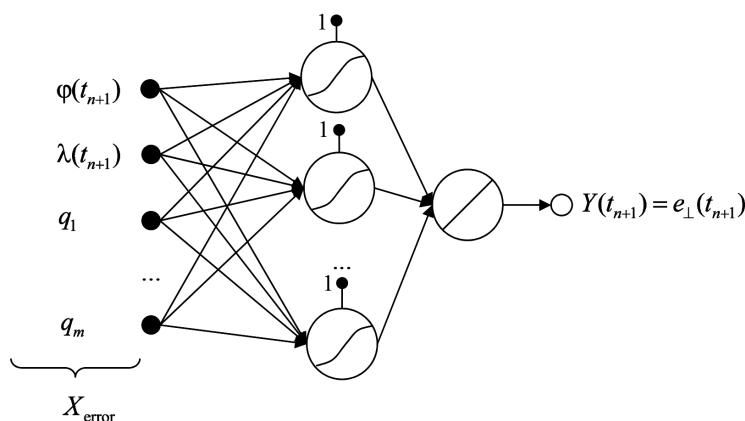


Рис. 1. Архитектура нейронной сети *НС «Ошибка»*

После определения структуры сети, прогнозирующей ошибку регулирования на шаг вперёд, в соответствии с выражением (2), возникает закономерный вопрос о прогнозе геодезических координат судна:  $\varphi(t_{n+1})$ ,  $\lambda(t_{n+1})$ .

Дифференциальные уравнения координат имеют следующий вид:

$$\begin{aligned} \frac{d\varphi}{dt} &= \frac{V_N}{M}; \\ \frac{d\lambda}{dt} &= \frac{V_E}{N \cos \varphi}, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $M, N$  — главные радиусы кривизны, зависящие, как известно, от широты  $\varphi$ .

Интегрируя соотношения (3) на промежутке времени  $[t_n; t_{n+1}]$  и вынося за знак интеграла величины, обратные радиусу кривизны меридиана и параллели (строго говоря, неявно зависящие от времени), получим следующие приближённые соотношения:

$$\begin{aligned} \varphi(t_{n+1}) &\approx \varphi(t_n) + (1/M_n) \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t) dt; \\ \lambda(t_{n+1}) &\approx \lambda(t_n) + (1/N_n \cos \varphi(t_n)) \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t) dt, \end{aligned} \quad (4)$$

где  $M_n, N_n$  — значения, которые принимают главные радиусы кривизны в момент времени  $t_n$ .

Данные соотношения реализуются двумя узлами суммирования, на входы которых поступают слагаемые в соотношениях (4). При этом перед суммированием интегралы умножаются на постоянные весовые коэффициенты  $(1/M_n)$  и  $(1/N_n \cos \varphi(t_n))$ . Схема блоков суммирования и умножения представлена на рис. 2.

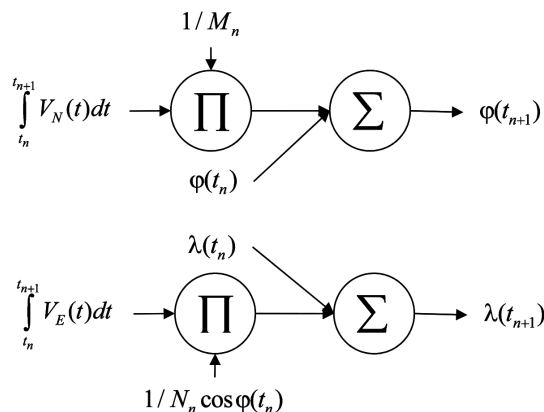


Рис. 2. Узлы суммирования и умножения для расчёта координат: общий вид

Значения интегралов  $\int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t) dt$  и  $\int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t) dt$  однозначно определяются видом подынтегральных функций на отрезке времени  $[t_n; t_{n+1}]$ . Данные функции, в свою очередь, определяются следующими соотношениями:

$$\begin{aligned} V_N &= V_x \cos K - V_y \sin K + V_T \cos K_T; \\ V_E &= V_x \sin K + V_y \cos K + V_T \sin K_T, \end{aligned} \quad (5)$$

где  $V_x, V_y$  — продольная и поперечная составляющие относительной скорости судна;  $K$  — истинный курс судна.

С учётом соотношений (5) упомянутые интегралы могут быть записаны в виде:

$$\begin{aligned} \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_N(t) dt &= \int_{t_n}^{t_{n+1}} (V_x \cos K - V_y \sin K) dt + \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_T \cos K_T dt; \\ \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_E(t) dt &= \int_{t_n}^{t_{n+1}} (V_x \sin K + V_y \cos K) dt + \int_{t_n}^{t_{n+1}} V_T \sin K_T dt. \end{aligned} \quad (6)$$

Первые слагаемые в соотношениях (6), формирующие вектор  $Y_{\text{cin}}$ , могут быть спрогнозированы при помощи двухслойной нейронной сети, на вход которой поступает вектор  $X_{\text{cin}} = (V_x(t_n), V_y(t_n), K(t_n), V_x(t_{n+1}), V_y(t_{n+1}), K(t_{n+1}))^T$ . Будем называть такую сеть *НС «Кинематика»*. Её общий вид представлен на рис. 3.

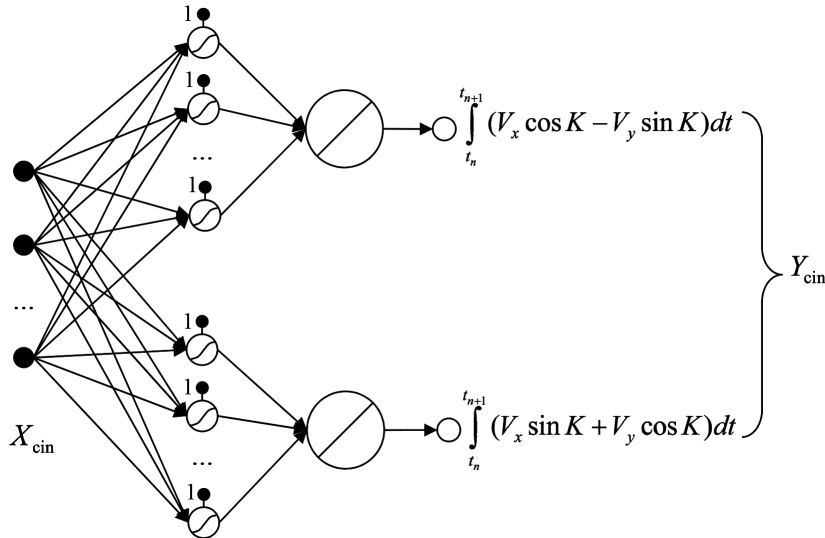


Рис. 3. Архитектура нейронной сети *НС «Кинематика»*

Непосредственно для получения интегралов, стоящих в левой части соотношения (6), необходимо к выходу *НС «Кинематика»* прибавить интегралы от составляющих течения, что можно сделать, используя обычные сумматоры (рис. 4).

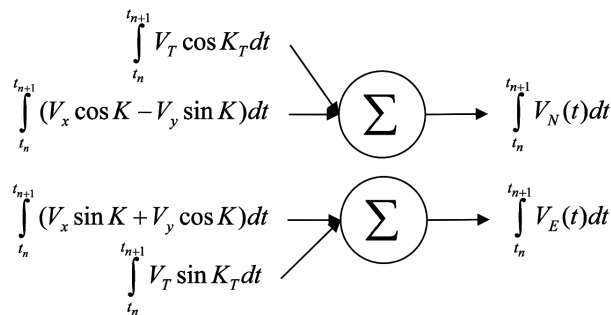


Рис. 4. Узлы суммирования выхода *НС «Кинематика»* и интегралов от составляющих скорости течения: общий вид

Остаётся теперь решить задачу прогноза на шаг вперёд составляющих скорости и курса. В соответствии с принципом кинестатики, уравнения движения судна могут быть записаны в виде:

$$\begin{aligned} F_x &= 0; \\ F_y &= 0; \\ M_z &= 0, \end{aligned} \tag{7}$$

где  $F_x, F_y$  — проекции суммарного (главного) вектора сил, включая силы инерции, на оси подвижной системы координат ( $Gx$  направлена в сторону носа,  $Gy$  — в сторону правого борта);  $M_z$  — проекция главного момента, включая момент силы инерции, сил на вертикальную ось  $Gz$  (направлена вниз).

Рассмотрим более подробно структуру сил и момента, действующих на судно. Запишем силы и момент, содержащиеся в левых частях выражений (7), в виде:

$$\begin{aligned} F_x &= F_x^c + F_x^{in} + F_x^v + F_x^P + F_x^R + F_x^A + F_x^W; \\ F_y &= F_y^c + F_y^{in} + F_y^v + F_y^P + F_y^R + F_y^A + F_y^W; \\ M_z &= M_z^c + M_z^{in} + M_z^v + M_z^P + M_z^R + M_z^A + M_z^W, \end{aligned} \quad (8)$$

где верхние индексы при слагаемых обозначают силы и момент следующим образом:  $c$  — центробежные;  $in$  — инерционной природы;  $v$  — неинерционной природы;  $P$  — со стороны движителя (например, винта);  $R$  — со стороны руля;  $A$  — аэродинамические;  $W$  — со стороны набегающих волн.

Центробежные силы и момент определяются следующим образом [4]:

$$\begin{aligned} F_x^c &= mV_y\omega; \\ F_y^c &= -mV_x\omega; \\ M_z^c &= 0, \end{aligned}$$

где  $m$  — масса судна;  $\omega = \frac{dK}{dt}$  — угловая скорость поворота судна.

Силы и момент инерционной природы (при условии пренебрежения асимметрией судна относительно плоскости  $Gyz$ ) определяются следующими выражениями [13]:

$$\begin{aligned} F_x^{in} &= -(m + \lambda_{11})\dot{V}_x + (m + \lambda_{22})V_y\omega; \\ F_y^{in} &= -(m + \lambda_{22})\dot{V}_y - (m + \lambda_{11})V_x\omega; \\ M_z^{in} &= -(J_z + \lambda_{66})\dot{\omega} + (\lambda_{11} - \lambda_{22})V_xV_y. \end{aligned}$$

где  $J_z$  — момент инерции относительно оси  $Gz$ ;  $\lambda_{11}, \lambda_{22}$  — присоединённые массы судна;  $\lambda_{66}$  — присоединённый момент инерции относительно оси  $Gz$ .

Силы и момент неинерционной природы содержат, как известно, две составляющие — позиционные и вращательные. Первые зависят от угла дрейфа и относительной скорости судна, т. е. являются функциями  $V_x, V_y$ , вторые — от скорости поворота  $\omega$  и относительной скорости. Причём вращательными воздействиями для продольной оси можно пренебречь. Таким образом, приходим к выводу, что

$$\begin{aligned} F_x^v &= F_x^v(V_x, V_y); \\ F_y^v &= F_y^v(V_x, V_y, \omega); \\ M_z^v &= M_z^v(V_x, V_y, \omega). \end{aligned}$$

Силовые воздействия со стороны винтового движителя определяются следующими соотношениями [13], [14]:

$$\begin{aligned} F_x^P &= k_1 \rho n^2 D^4; \\ F_y^P &= \rho n^2 D^4 \left[ 2k_{q0} - J_p (dk_{q0} / dJ_p) \right] J_p \operatorname{tg} \chi \beta_k; \\ M_z^P &= -F_y^P l_K, \end{aligned} \quad (9)$$

где  $k_1$  — коэффициент упора винта;  $\rho$  — плотность воды;  $D$  — диаметр винта;  $n$  — число оборотов (частота вращения) винта;  $k_{q0}$  — коэффициент момента винта на валу в швартовном режиме;  $J_p$  — относительная поступь;  $\chi$  — коэффициент скоса потока;  $\beta_k$  — местный угол дрейфа;  $l_K$  — расстояние от центра тяжести судна до места установки винта.

Коэффициент упора винта зависит от относительной поступи  $k_1 = k_1(J_p)$ , которая, в свою очередь, определяется соотношением  $J_p = (1 - \psi_p) V_x / (nD)$ , где  $\psi_p$  — коэффициент попутного потока. Известно также, что в случае косоугольного потока составляющая  $F_x^P$  будет изменяться по сравнению с её значением при осевом натекании [15]. Это происходит в том числе и потому, что  $\psi_p$  зависит от местного угла дрейфа  $\beta_k$ . Местный же угол дрейфа рассчитывается по следующей формуле:

$$\beta_k = -\arcsin \left( \frac{V_y - l_K \omega}{\sqrt{(V_y - l_K \omega)^2 + V_x^2}} \right), \text{ и получается, что тяга } F_x^P \text{ зависит также и от величин } V_y, \omega.$$



На основе соотношений (9) и вышеприведённых рассуждений можно прийти к выводу о том, что боковая сила винта  $F_y^P$  будет зависеть от четырёх величин:  $V_x$ ,  $V_y$ ,  $\omega$ ,  $n$ . Однако при практических расчётах управляемости учитывается только её момент [13]. Таким образом, получим следующие зависимости:

$$\begin{aligned} F_x^P &= F_x^P(V_x, V_y, \omega, n); \\ F_y^P &\approx 0; \\ M_z^P &= M_z^P(V_x, V_y, \omega, n). \end{aligned}$$

Силы и моменты, воздействующие на корпус судна со стороны руля, записываются следующим образом [13]:

$$\begin{aligned} F_x^R &= C_{XR}(\rho/2)(V_x^2 + V_y^2)A_{RE}; \\ F_y^R &= C_{YR}(\rho/2)(V_x^2 + V_y^2)A_{RE}; \\ M_z^R &= F_y^R l_R, \end{aligned}$$

где  $C_{XR}$ ,  $C_{YR}$  — коэффициент продольной и поперечной сил руля соответственно;  $A_{RE}$  — приведённая (эффективная) площадь руля в плане;  $l_R$  — расстояние от центра тяжести судна до места установки руля.

Коэффициенты  $C_{XR}$ ,  $C_{YR}$  зависят от угла атаки на руль  $\alpha$ , который определяется с использованием следующей формулы [13]:

$$\alpha = \delta - \gamma_E \left( \beta + \frac{l_R}{\sqrt{V_x^2 + V_y^2}} \omega \right),$$

где  $\gamma_E$  — приведённый коэффициент влияния корпуса и винта на направление потока, набегающего на руль;  $\beta$  — угол дрейфа судна.

Коэффициент  $\gamma_E$ , в свою очередь, представляет собой произведение  $\gamma_E = \gamma_1 \gamma_2$ , где  $\gamma_1$  — коэффициент влияния корпуса;  $\gamma_2$  — коэффициент влияния винта, зависящий от частоты его вращения  $n$ .

Приведённая площадь  $A_{RE} = A_{RO} + A_{RD}(1 + C_T)$ , где  $A_{RO}$  — площадь руля, не попадающая в поток от винта;  $A_{RD}$  — площадь руля, расположенная в винтовой струе;  $C_T$  — коэффициент нагрузки винта по упору, зависящий от  $n$  при фиксированной скорости осевого натекания.

На основе приведённых выше рассуждений приходим к выводу, что

$$\begin{aligned} F_x^R &= F_x^R(V_x, V_y, \omega, \delta, n); \\ F_y^R &= F_y^R(V_x, V_y, \omega, \delta, n); \\ M_z^R &= M_z^R(V_x, V_y, \omega, \delta, n). \end{aligned}$$

Аэродинамические воздействия определяются следующими соотношениями [13]:

$$\begin{aligned} F_x^A &= C_{AX}(\rho/2)V_R^2 A_{VB}; \\ F_y^A &= C_{AY}(\rho/2)V_R^2 A_{VL}; \\ M_z^A &= C_{AM}(\rho/2)V_R^2 A_{VL}L, \end{aligned}$$

где  $C_{AX}$ ,  $C_{AY}$ ,  $C_{AM}$  — аэродинамические коэффициенты, зависящие от курсового угла относительного ветра  $\alpha_R$ ;  $V_R$  — модуль вектора скорости относительного ветра;  $L$  — длина судна по ватерлинии;  $A_{VB}$ ,  $A_{VL}$  — площади проекций надводной части корпуса на плоскость мидель-шпангоута и диаметрально плоскость соответственно.

Таким образом, аэродинамические силы и момент являются функциями элементов относительного ветра  $V_R$ ,  $\alpha_R$ .

Средние силы и момент, воздействующие на судно со стороны регулярного волнения, могут быть оценены с использованием следующих соотношений [14]:

$$F_x^W = C_{wx} \rho g L (0, 1 - \cos \gamma) (h/2)^2 \cdot \left( 1, 0 + A_{2x} \frac{V_n \omega_w}{g} \right) \cdot \exp \left( -A_1 \frac{2\pi g}{\omega_w^2 L} \right);$$

$$F_y^W = C_{wy} \rho g L \sin \gamma (h/2)^2 \cdot \left( 1, 0 + A_{2y} \frac{V_n \omega_w}{g} \right) \cdot \exp \left( -A_1 \frac{2\pi g}{\omega_w^2 L} \right);$$

$$M_z^W = C_{wm} \rho g L^2 \sin 2\gamma (h/2)^2 \cdot \left( 1, 0 + A_{2m} \frac{V_n \omega_w}{g} \right) \cdot \exp \left( -A_1 \frac{2\pi g}{\omega_w^2 L} \right),$$

где  $C_{wx}, C_{wy}, C_{wm}, A_{2x}, A_{2y}, A_{2m}$  — коэффициенты, зависящие от геометрических характеристик корпуса;  $A_1 = \text{const}$ ;  $h, \gamma, \omega_w$  — высота, курсовой угол, круговая частота волнения соответственно;  $g$  — ускорение свободного падения;  $V_n$  — проекция вектора относительной скорости на направление распространения волн. Круговая частота волнения, в свою очередь, выражается через его период  $\tau$  известным соотношением  $\omega_w = 2\pi / \tau$ .

Таким образом, силы и момент волнового характера представляются как функции своих переменных в виде:

$$F_x^W = F_x^W(h, \gamma, \tau, V_x, V_y);$$

$$F_y^W = F_y^W(h, \gamma, \tau, V_x, V_y);$$

$$M_x^W = M_x^W(h, \gamma, \tau, V_x, V_y).$$

Проанализировав полученные выше зависимости для отдельных слагаемых правых частей уравнений (8), получим:

$$\begin{aligned} \dot{V}_x &= f_x(V_x, V_y, \omega, n, \delta, V_R, \alpha_R, h, \gamma, \tau); \\ \dot{V}_y &= f_y(V_x, V_y, \omega, n, \delta, V_R, \alpha_R, h, \gamma, \tau); \\ \dot{\omega} &= f_\omega(V_x, V_y, \omega, n, \delta, V_R, \alpha_R, h, \gamma, \tau), \end{aligned} \quad (10)$$

где  $f_x, f_y, f_\omega$  — непрерывные функции.

Интегрируя соотношения (10) на промежутке времени  $[t_{n-1}; t_n]$ , получим:

$$\begin{aligned} V_x(t_n) &= V_x(t_{n-1}) + \int_{t_{n-1}}^{t_n} f_x(\cdot) dt; \\ V_y(t_n) &= V_y(t_{n-1}) + \int_{t_{n-1}}^{t_n} f_y(\cdot) dt; \\ \omega(t_n) &= \omega(t_{n-1}) + \int_{t_{n-1}}^{t_n} f_\omega(\cdot) dt. \end{aligned} \quad (11)$$

Значения интегралов, стоящих в правой части выражений (11), определяются видом функций  $f_x, f_y, f_\omega$  на промежутке  $[t_{n-1}; t_n]$ . В рамках дискретной модели можно утверждать, что интегралы приближённо определяются значениями данных функций на концах временного отрезка, так как поведение их на внутренних точках неизвестно. Более того, интегралы определяются приближённо также ещё и потому, что величины  $V_x, V_y, \omega$  на правой границе  $t_n$  неизвестны, так как они сами и являются искомыми параметрами. С учётом указанных ранее двух приближений будут справедливы следующие соотношения:

$$\begin{aligned} V_x(t_n) &= F_{VX}^1(X_{n-1}); \\ V_y(t_n) &= F_{VY}^1(X_{n-1}); \\ \omega(t_n) &= F_\omega^1(X_{n-1}), \end{aligned}$$

где входной вектор  $X_{n-1} = \begin{pmatrix} V_x(t_{n-1}), V_y(t_{n-1}), \omega(t_{n-1}); \\ n(t_{n-1}), \delta(t_{n-1}), V_R(t_{n-1}), \alpha_R(t_{n-1}), h(t_{n-1}), \gamma(t_{n-1}), \tau(t_{n-1}); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n). \end{pmatrix}$



Аналогичные соотношения могут быть записаны и для момента времени  $t_{n+1}$ :

$$\begin{aligned} V_x(t_{n+1}) &= F_{VX}^2(X_n); \\ V_y(t_{n+1}) &= F_{VY}^2(X_n); \\ \omega(t_{n+1}) &= F_{\omega}^2(X_n), \end{aligned}$$

где входной вектор  $X_n = \begin{pmatrix} V_x(t_n), V_y(t_n), \omega(t_n); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n); \\ n(t_{n+1}), \delta(t_{n+1}), V_R(t_{n+1}), \alpha_R(t_{n+1}), h(t_{n+1}), \gamma(t_{n+1}), \tau(t_{n+1}). \end{pmatrix}$

Перепишем последний вектор в виде  $X_n = \begin{pmatrix} F_{VX}^1(X_{n-1}), F_{VY}^1(X_{n-1}), F_{\omega}^1(X_{n-1}); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n); \\ n(t_{n+1}), \delta(t_{n+1}), V_R(t_{n+1}), \alpha_R(t_{n+1}), h(t_{n+1}), \gamma(t_{n+1}), \tau(t_{n+1}). \end{pmatrix}$

Замечая, что вторая условная строка вектора  $X_n$  входит в состав вектора  $X_{n-1}$ , приходим к следующему выводу:

$$\begin{aligned} V_x(t_{n+1}) &= F_{VX}(X_{\text{din}}); \\ V_y(t_{n+1}) &= F_{VY}(X_{\text{din}}); \\ \omega(t_{n+1}) &= F_{\omega}(X_{\text{din}}), \end{aligned} \tag{12}$$

где вектор  $X_{\text{din}} = \begin{pmatrix} V_x(t_{n-1}), V_y(t_{n-1}), \omega(t_{n-1}); \\ n(t_{n-1}), \delta(t_{n-1}), V_R(t_{n-1}), \alpha_R(t_{n-1}), h(t_{n-1}), \gamma(t_{n-1}), \tau(t_{n-1}); \\ n(t_n), \delta(t_n), V_R(t_n), \alpha_R(t_n), h(t_n), \gamma(t_n), \tau(t_n); \\ n(t_{n+1}), \delta(t_{n+1}), V_R(t_{n+1}), \alpha_R(t_{n+1}), h(t_{n+1}), \gamma(t_{n+1}), \tau(t_{n+1}). \end{pmatrix}$

Курс судна на момент времени  $t_{n+1}$  может быть получен с использованием формулы трапеций:

$$K(t_{n+1}) = K(t_n) + [\omega(t_n) + \omega(t_{n+1})](\Delta t / 2).$$

С учётом выражения (12) для  $\omega(t_{n+1})$  и соответствующего соотношения для  $\omega(t_n)$  получим

$$K(t_{n+1}) = K(t_n) + [F_{\omega}^1(X_{n-1}) + F_{\omega}(X_{\text{din}})](\Delta t / 2).$$

Так как все составляющие вектора  $X_{n-1}$  являются в то же время и составляющими вектора  $X_{\text{din}}$ , можно записать следующее:  $K(t_{n+1}) = F_K(X_{\text{din}}, K(t_n))$ .

Обозначив  $Y_{\text{din}} = (V_x(t_{n+1}), V_y(t_{n+1}), K(t_{n+1}))^T$ , получим отображение

$$Y_{\text{din}} = F_{\text{din}}(X_{\text{din}}, K(t_n)), \tag{13}$$

где  $F_{\text{din}}$  — отображение векторного пространства, которому принадлежит составной вектор  $[X_{\text{din}}, K(t_n)]$ , на векторное пространство, элементом которого является  $Y_{\text{din}}$ .

Отображение (13) может быть выполнено с любой наперед заданной точностью нейронной сетью, удовлетворяющей условиям теоремы универсальной аппроксимации, точнее, — связкой из трёх таких сетей. Будем называть такую сеть в дальнейшем *НС «Динамика»*. Её архитектура приведена на рис. 5. В связке сетей имеется нейронная сеть, прогнозирующая скорость дрейфа судна. Варианты реализации такой сети содержатся, например, в исследованиях [16] – [18].

На основе вышеизложенного может быть получена общая схема прогнозирующей модели, основанная на использовании нейронных сетей (рис. 6).

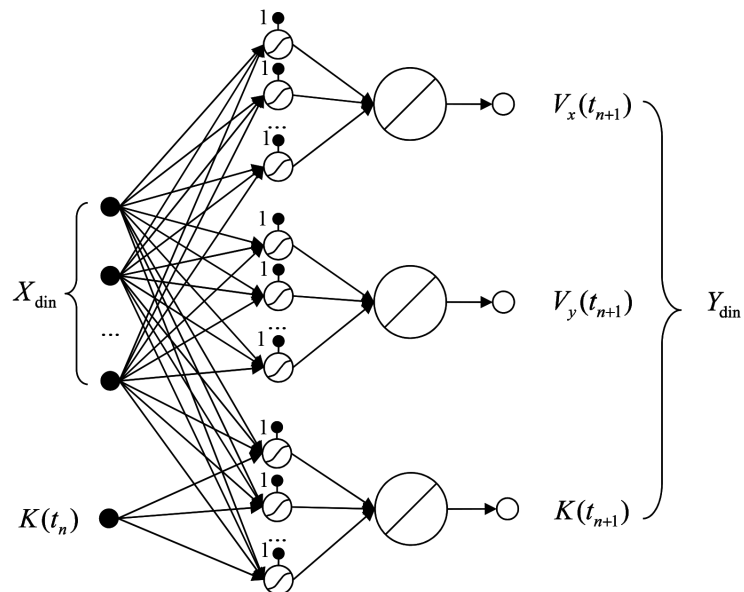


Рис. 5. Архитектура нейронной сети НС «Динамика»

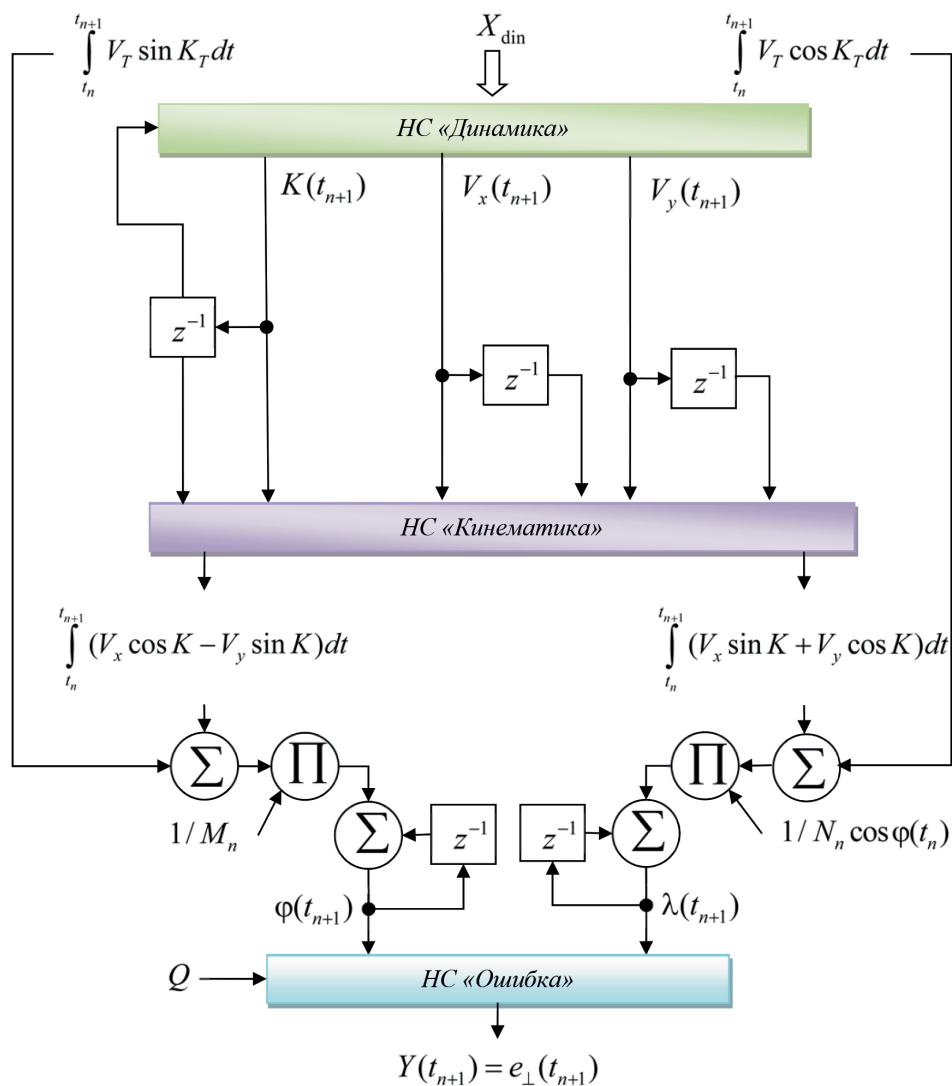


Рис. 6. Нейросетевая прогнозирующая модель ошибки стабилизации судна на траектории: общая схема

В состав прогнозирующей модели входят три нейронных сети: *НС «Динамика»*, *НС «Кинематика»*, *НС «Ошибка»*. Свободные параметры первой сети зависят от физических характеристик конкретного судна, а остальных сетей — нет. Поэтому последние две сети могут быть обучены заранее, в «лабораторных условиях», а *НС «Динамика»* должна обучаться на образцах, полученных в результате проведения натурных наблюдений. Здесь возможны три варианта. В первом варианте сеть обучается непосредственно по её входным образцам:  $\{[X_{\text{din}}, K(t_n)], Y_{\text{din}}\}$ . Во втором варианте используются образцы  $\{[X_{\text{din}}, K(t_n)], Y_{\text{cin}}\}$ . Наконец, в третьем случае для настройки сети используются пары  $\{[X_{\text{din}}, K(t_n)], Y = e_{\perp}\}$ . В последнем случае должны быть предприняты попытки для обеспечения того, чтобы в ходе эксперимента ошибка стабилизации  $e_{\perp}$  варьировалась в достаточно широких пределах. Для первых двух случаев натурные наблюдения могут проводиться специально или формирование образцов происходит в процессе текущей эксплуатации судна.

Предложенную архитектуру нейросетевой прогнозирующей модели удалось реализовать в пакете Neural Network Toolbox на основе MATLAB®R2018a (рис. 8). При этом все сумматоры и блоки умножения были представлены в виде нейронных сетей. В результате получилась единая нейронная сеть, состоящая из шестнадцати слоёв, шести входов (одного векторного  $X_{\text{din}}$  и пяти скалярных) и одного выхода  $Y = e_{\perp}$ . Скалярные входы составили величины  $K(t_n)$ ,  $\varphi(t_n)$ ,  $\lambda(t_n)$ , а также два интеграла от составляющих течения (вторые слагаемые правых частей соотношений (6)). Встроенными средствами MATLAB также было установлено, что данная нейронная сеть технически способна к обучению, т. е. процесс обучения такой сети может быть запущен в MATLAB.

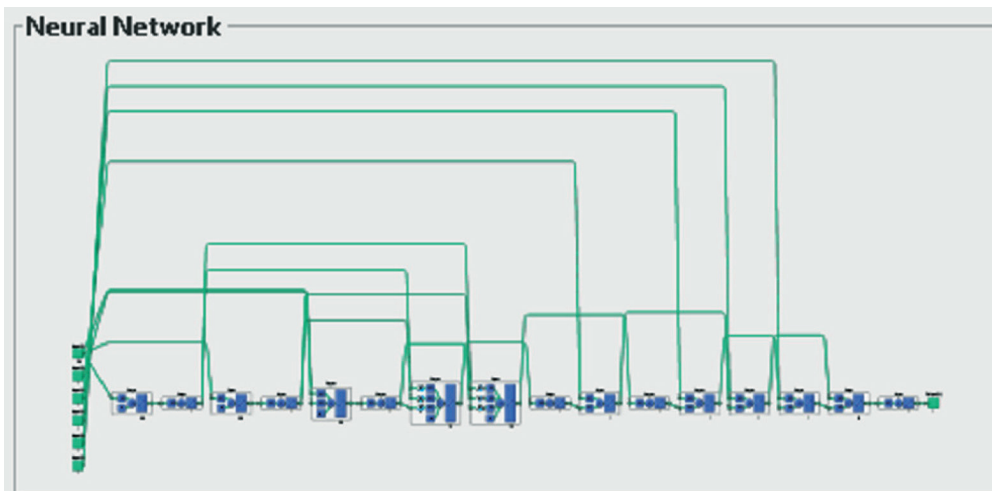


Рис. 8. Нейросетевая прогнозирующая модель ошибки стабилизации судна на траектории: реализация в MATLAB

### Обсуждение результатов (Discussion of Results)

Предлагаемая архитектура (схема) прогнозирующей модели ошибки стабилизации судна на траектории состоит из трёх нейронных сетей, соединённых блоками суммирования, умножения, единичных задержек. Формально весь состав модели может быть представлен в виде единой нейронной сети, не относящейся к какому-либо стандартному типу. После определения общей схемы прогнозирующей модели возникает вопрос о том, как настроить нейросетевую прогнозирующую модель. Нейронные сети *НС «Ошибка»*, *НС «Кинематика»* могут быть обучены заранее, ведь их свободные параметры не зависят от физических характеристик конкретного судна. Сложнее обстоят дела с *НС «Динамика»*. Здесь можно выделить два подхода к её обучению. Первый подход заключается в том, что сеть обучается «раз и навсегда» для конкретного судна. Образцы для такого обучения могут быть получены в результате специально проведённых экспериментов или даже генерироваться на основе имитационной модели, в достоверности которой имеется боль-

шая степень уверенности. При таком подходе логично использовать преимущественно пакетный режим обучения. Второй подход состоит в том, что сеть «собирает» информацию о физических свойствах судна, последовательно обучаясь на образцах, поступающих по мере текущей его эксплуатации, т. е. в данном случае коэффициенты сети настраиваются всякий раз, когда поступает новый образец.

Преимуществом первого подхода по сравнению со вторым является то, что он обеспечивает, скорее всего, более быстрое обучение. Однако такой подход требует проведения специальных экспериментов, и в этом его недостаток. При последовательной настройке нейронной сети, по мере текущей эксплуатации судна, проведение специальных экспериментов не требуется, однако при таком подходе может потребоваться большее количество времени для достижения необходимой точности прогноза. Возможно также комбинирование двух подходов. Например, сеть предварительно обучается на основе накопленной выборки образцов (пакетный режим), а в процессе эксплуатации лишь несколько адаптируется к текущим условиям (последовательный режим).

Другим интересным выводом является тот факт, что для получения вектора  $X_{\text{дин}}$  необходимо знать значения величин  $V_R, \alpha_R, \gamma$  на шаг вперёд, которые, строго говоря, зависят от параметров движения судна, прогнозируемых *НС «Динамика»*. В связи с этим использование данной сети может быть расширено с целью прогноза указанных параметров, если только они не могут считаться постоянными в данных условиях плавания судна.

Создание модели в среде MATLAB доказывает возможность построения прогнозирующей модели стабилизации судна на траектории в нейросетевом базисе, что имеет большое значение для быстрого поиска оптимального вектора углов перекладки руля на горизонте управления.

Конечно, предлагаемый вид нейросетевой прогнозирующей модели не является единственным возможным. В частности, *НС «Кинематика»* может принимать на вход также и элементы течения, что позволит не использовать блоки суммирования для учёта скорости постоянного течения.

### Заключение (Conclusion)

Анализ уравнений движения судна в заданных условиях плавания показал, что в рамках весьма стандартных ограничений (упрощений) на их основе может быть построена прогнозирующая модель, которая предназначена для использования в алгоритме адаптивной стабилизации судна на заданной траектории (маршруте). Прогнозирующая модель состоит из трёх нейронных сетей, связанных блоками сложения, умножения и единичных задержек. Каждая нейронная сеть удовлетворяет условиям теоремы об универсальной аппроксимации и является двухслойной сетью прямого распространения, нейроны скрытого слоя которой имеют нелинейные функции активации, а нейроны выходного слоя — тождественные. Первая нейронная сеть отражает алгоритм получения ошибки отклонения от маршрута в перпендикулярном направлении и не имеет прямого отношения к движению вообще. Для определения отклонения необходимо знать лишь геодезические координаты объекта в данный момент и параметры, задающие маршрут на эллипсоиде. Вторая сеть преобразует кинематические параметры подвижного объекта, движущегося по поверхности эллипсоида. На вход поступают курс, продольная и поперечная относительная скорость. В итоге на её основе определяются приращения координат, пройденные относительно воды. Третья нейронная сеть отвечает за динамику судна.

На основе синтеза модели в MATLAB показано, что прогнозирующая модель может быть представлена в виде единой нейронной сети, имеющей фиксированную архитектуру. Предложенная нейросетевая модель имеет, скорее, концептуальный, теоретический характер, т. е. для её практического использования следует ещё решить ряд задач. Одной из таких задач является определение методов обучения всех трёх сетей, входящих в её состав. Метод обучения включает алгоритм формирования набора учебных данных и алгоритм настройки свободных параметров сети. Другой важной задачей является синтез алгоритмов тестирования сетей, содержащих, в частности, решение вопроса о разработке характеристик критериев, позволяющих судить о возможности

использования сетей в структуре прогнозирующей модели. После решения вопроса об адекватности прогнозирующей модели можно заняться вопросами её использования для решения задачи адаптивного удержания судна на траектории.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вагущенко Л. Л. Системы автоматического управления движением судна / Л. Л. Вагущенко, Н. Н. Цымбал.— Одесса: Фенікс, 2007. — 328 с.
2. 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.
3. Довгобород Г. М. Синтез системы обработки информации и управления движением судна, использующей данные спутниковых навигационных систем: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.14 / Георгий Моисеевич Довгобород. — М., 2000. — 208 с.
4. Fossen T. I. Handbook of Marine Craft Hydrodynamic and Motion Control / T.I. Fossen. — Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2011. — xviii. — 575 p.
5. Timchenko V. L. Optimization of nonlinear systems of variable structure for control of marine moving vehicles / V. L. Timchenko, O. A. Ukhin, D. O. Lebedev // Journal of Automation and Information Sciences. — 2017. — Vol.49.— Is.7. — Pp. 33–47. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v49.i7.30.
6. Hui Z. Neural network robust control of ship trajectory tracking / Z. Hui, S. Ji-hong // Mechatronics and Automation (ICMA), 2014 IEEE International Conference on. — IEEE, 2014. — Pp. 1371–1375. DOI: 10.1109/ICMA.2014.6885899.
7. Liu C. Adaptive NN-DSC Control Design for Path Following of Underactuated Surface Vessels with Input Saturation / C. Liu, C.P. Chen, Z. Zou, T. Li // Neurocomputing. — 2017. — Vol. 267. — Pp. 466–474. DOI: 10.1016/j.neucom.2017.06.042.
8. Kula K. S. Model-based controller for ship track-keeping using neural network / K.S. Kula // Cybernetics (CYBCONF), 2015 IEEE 2nd International Conference on. — IEEE, 2015. — Pp. 178–183. DOI: 10.1109/CYB-Conf.2015.7175928.
9. Reese B. M. A graph search and neural network approach to adaptive nonlinear model predictive control / B.M. Reese, E.G. Collins Jr. // Engineering Applications of Artificial Intelligence. — 2016. — Vol.55. — Pp. 250–268. DOI: 10.1016/j.engappai.2016.07.001.
10. Soloway D. I. Neural generalized predictive control / D. Soloway, P.J. Haley // Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control. — IEEE, 1996. — Pp. 277–282. DOI: 10.1109/ISIC.1996.556214.
11. Сотникова М. В. Многоцелевые законы цифрового управления подвижными объектами: дис. ... д.-ра физ.-мат. наук: 05.13.01 / М. В. Сотникова. — СПб., 2016. — 371 с.
12. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines: Third Edition / S. Haykin. — New York: Prentice Hall, 2009. — xxx. — 906 p.
13. Справочник по теории корабля: в трех томах / под ред. Я. И. Войткунского. — Л.: Судостроение, 1985. — Т. 3. Управляемость водоизмещающих судов. Гидродинамика судов с динамическими принципами поддержания. — 539 с.
14. Средства активного управления судами / А. Ш. Афремов [и др.]. — Изд.2-е. — СПб.: Крыловский ГНЦ, 2016. — 182 с.
15. Гофман А. Д. Движительно-рулевой комплекс и маневрирование судна: справ. / А. Д. Гофман. — Л.: Судостроение, 1988. — 360 с.
16. 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.
17. 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. — № 5 (33).— С. 7–14. DOI: 10.21821/2309-5180-2015-7-5-1-14.
18. 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.



## REFERENCES

1. Vagushchenko, L. L., and N. N. Tsymbal. *Sistemy avtomaticheskogo upravleniya dvizheniem sudna*. Odessa: Feniks, 2007.
2. Dmitriev, S. P., and A. E. Pelevin. *Zadachi navigatsii i upravleniya pri stabilizatsii sudna na traektorii*. SPb.: GNTs RF TsNII «Elektropribor», 2002.
3. Dovgoborod, G. M. Sintez sistemy obrabotki informatsii i upravleniya dvizheniem sudna, ispol'zuyushchei dannye sputnikovykh navigatsionnykh system. PhD diss. M., 2000.
4. Fossen, Thor. I. *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 2011.
5. Timchenko, Victor L., Oleg A. Ukhin, and Denis O. Lebedev. "Optimization of Nonlinear Systems of Variable Structure for Control of Marine Moving Vehicles." *Journal of Automation and Information Sciences* 49.7 (2017): 33–47. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v49.i7.30.
6. Hui, Zhao, and Shen Ji-hong. "Neural network robust control of ship trajectory tracking." *Mechatronics and Automation (ICMA), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE, 2014: 1371–1375. DOI: 10.1109/ICMA.2014.6885899.
7. Liu, Cheng, C. Philip Chen, Zaojian Zou, and Tieshan Li. "Adaptive NN-DSC control design for path following of underactuated surface vessels with input saturation." *Neurocomputing* 267 (2017): 466–474. DOI: 10.1016/j.neucom.2017.06.042.
8. Kula, Krzysztof S. "Model-based controller for ship track-keeping using Neural Network." *Cybernetics (CYBCONF), 2015 IEEE 2nd International Conference on*. IEEE, 2015: 178–183. DOI: 10.1109/CYBCONF.2015.7175928.
9. Reese, Brandon M., and Emmanuel G. Collins Jr. "A graph search and neural network approach to adaptive nonlinear model predictive control." *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 55 (2016): 250–268. DOI: 10.1016/j.engappai.2016.07.001.
10. Soloway, Donald, and Pamela J. Haley. "Neural generalized predictive control. A Newton-Raphson Implementation" *Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control*. IEEE, 1996. 277–282. DOI: 10.1109/ISIC.1996.556214.
11. Sotnikova, M. V. *Mnogotsel'evy ezakonnyy sifrovoy upravleniyapodvizhnykhmiob"ektami*. Dr. diss. SPb., 2016.
12. Haykin, Simon. *Neural Networks and Learning Machines: Third Edition*. New York: Prentice Hall, 2009.
13. Voitkunsky, Ya. I. "Manoeuvrability of conventional ships. Hydrodynamics of gliders hydrofoils and hovercrafts." *Ship Theory Handbook*. L.: Sudostroenie, 1985.
14. Afremov, A. Sh., et al. *Sredstva aktivnogo upravleniya sudami*. 2<sup>nd</sup> ed. SPb.: Krylovskii GNTs, 2016.
15. Gofman, A. D. *Dvizhitel'no-rulevoi kompleks i manevrirovaniye sudna: spravochnik*. L.: Sudostroenie, 1988.
16. 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.
17. Deryabin, Victor Vladimirovich. "Neural network based vessel's speed of drift prediction systems." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S.O. Makarova* 5(33) (2015): 7–14. DOI: 10.21821/2309-5180-2015-7-5-1-14.
18. 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): 7–16.

### 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 27 июня 2018 г.

Received: June 27, 2018.