

- vodnym putyam / S. N. Nekrasov, A. A. Prokhorenkov // Zhurnal Universiteta vodnykh kommunikatsiy. – 2011. – № 1. – С. 106–108.
7. Dzhavuktsyan, M.L. Ispol'zovanie nechetkikh chisel dlya otsenki tochnosti OMS / M. L. Dzhavuktsyan, D. E. Studenikin // Ekspluatatsiya morskogo transporta. – 2016 – № 2(79). – С. 41–45.
8. Aref'ev I.B., Modelirovanie sostoyaniya i povedeniya sudna na baze fil'tra Kalmana / I.B. Aref'ev, Ya. Troyanovskiy // Programmnye produkty i sistemy. – 2009 – №1. – С. 39–41.
9. Pontrjagin L.S., Boltjanskij V.G., Gamkrelidze R.V., Mishhenko E.F. Matematicheskaja teorija optimal'nyh processov. – M.: Nauka, 1976 – 384 s.
10. Kondrat'ev S.I., Studenikin D.E., Dzhavuktsyan M.L., Glimbotskiy V.V. Sposob i Sistema kontrolya mestopolozheniya sudna s pomoshch'yu nechetkoy logiki // Patent Rossii № 2678761, 31.01.2019 Byul. №4
11. Shtovba S.D. Proektirovanie nechetkikh system sredstvami MATLAB. – M.: Goryachyaliniya – Telekom, 2007. – 288 s.
12. Studenikin D.E. Analiz predpolagaemoj traektorii dvizheniya krupnotonnazhnogo sudna s uchytom ego manevrennykh vozmozhnostej [Tekst] / D.E. Studenikin, S.I. Kondrat'ev // Estestvennye i tekhnicheskie nauki. 2013. № 5 (67). S. 335–340.

УДК 656.61

DOI: 10.34046/aumsuomt95/7

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПЕРЦЕПТРОНА В РАЗРАБОТКЕ АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ РУЛЕМ СУДНА

*В.Е. Обдымко, ассистент*

В данной статье рассматривается разработка нейронной сети многослойного перцептрона в качестве регулятора автоматической системы управления рулем судна. Также рассматривается основание применения метода обратного распространения ошибки для обучения сети.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, нейрон, многослойный перцептрон, метод обратного распространения ошибки, пропорционально-интегрально-дифференцирующий регулятор.

Developing of the multilayer perceptron neural network in capacity of ship's autopilot controller was considered at this article. Also practical using of back-propagation algorithm at network training was considered.

**Keywords:** neural network, neuron, multilayer perceptron, back-propagation algorithm, proportional-integral-derivative controller.

С появлением пропорционально-интегрально-дифференцирующих (ПИД) регуляторов, эффективность работы судовых авторулевых резко возросла. Главным недостатком таковых регуляторов является необходимость корректировки их работы вручную с целью скомпенсировать влияние внешних факторов. Более того, процесс регулировки вручную является весьма трудоемким и длительным. Также ПИД регуляторы работают нестабильно при выполнении судном крупных маневров (в большинстве случаев, не связанных с прямолинейным движением судна).

Искусственные нейронные сети обладают некоторыми полезными преимуществами в области применения их к управлению рулем судна. К ним можно отнести способность нейро-сетевых регуляторов к обучению на сотнях образцах, сотнях вариаций соотношения статических и динамических характеристик судна с внешней средой, другими словами - теми или иными условиями плавания. В своей работе такой регулятор поможет решить несколько важных задач судовождения – способствовать снижению расхода топлива,

удерживать судно на курсе с более высокой точностью, то есть с меньшим отклонением от заданного пути, что особенно важно при следовании в плохую погоду, в стесненных водах и вблизи различных навигационных опасностей.

Нейронная сеть с прямой связью, возможно, является одним из наиболее популярных видов искусственных нейронных сетей, вследствие чего широко применима в различных технических системах управления и контроля. Ее архитектура столь известна благодаря двум причинам – нейронная сеть весьма проста в использовании, а также способна к «обучению с учителем» (supervised learning).

Нейронная сеть с прямой связью состоит из нескольких слоев, каждый из которых вмещает в себя определенное количество искусственных нейронов. В большинстве случаев все нейроны в слое имеют одинаковую функцию активации (пороговое значение). Архитектура данной нейронной сети подразделяется на три слоя – входной, скрытый и слой выхода. Сигнал, следующий по

нейронной сети, всегда движется последовательно - от одного слоя к другому, как показано на рисунке 1.

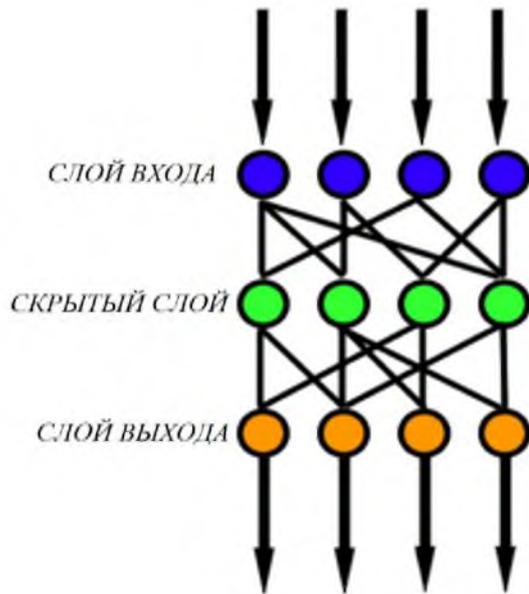


Рисунок 1 – Архитектура Нейронная сеть с прямой связью

В данной статье будет рассматриваться нейронная сеть с прямой связью, именуемая многослойным перцептроном. Его архитектура идентична той, что показана на рисунке 1. Однако, количество слоев, а также нейронов в слое может быть не фиксированным, а зависеть от цели работы перцептрона. Другими словами, данная сеть может иметь различное количество искусственных нейронов и различные синаптические весовые коэффициенты для различных слоев. Все нейроны скрытого слоя обладают сигмоидной функцией активации, которую можно понимать как логистическую функцию:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (1)$$

или функцию гиперболического тангенса:

$$y_i = a \tanh b(u_i), \quad (2)$$

где:  $u_i$  – пороговый сигнал активации нейрона  $i$ ;  $y_i$  – выходной сигнал нейрона  $i$ ,  $a$  &  $b$  – константы.

Необходимо заметить, что многослойный перцептрон с активацией функции гиперболического тангенса обучается намного быстрее, чем логистической функции. Искусственные нейроны выходного слоя сети могут иметь ту же функцию активации, что и нейроны скрытого слоя. Впрочем, многие случаи применения данной нейронной сети включали в себя использование линейной функции активации нейронов выходного слоя. То есть выходной сигнал этих нейронов был равным входному сигналу сети.

В большинстве случаев многослойный перцептрон обучается методом обратного распространения ошибки (back-propagation). Данный метод основывается на передачи сигналов ошибки от нейронов слоя выхода сети к нейронам входного слоя, то есть в направлении, обратном распространению сигнала в нормальной работе. Данный алгоритм корректирует весовые коэффициенты сети для уменьшения среднеквадратических ошибок работы перцептрона.

На рисунке 2 представлен нейрон  $j$ , расположенный в выходном слое перцептрона. Входной сигнал нейрона с итерацией  $n$  можно представить формулой:

$$u_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ij}(n) y_i(n), \quad (3)$$

где:  $p$  – общее количество входных сигналов,  $p_0$  – их предельное значение.

Выходной сигнал нейрона можно представить формулой:

$$y_j(n) = f(u_j(n)), \quad (4)$$

где:  $f(\cdot)$  – функция активации нейрона. Положим, что  $d_j(n)$  – есть заданный выходной сигнал с итерацией  $n$ . Тогда ошибку сигнала можно выразить формулой:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (5)$$

Если  $N$  – есть общее количество образцов в пакете обучения, то среднеквадратическая ошибка нейронной сети будет равна:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (6)$$

Дифференцируя  $E(n)$  по весовым коэффициентам  $w_{ij}(n)$  получим:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ij}(n)}, \quad (7)$$

$$\text{где: } \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n); \quad \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1;$$

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = f'_j(u_j(n)); \quad \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ij}(n)} = y_j(n).$$

Теперь уравнение (7) получает вид:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)} = -e_j(n) f'_j(u_j(n)) y_j(n) \quad (8)$$

Поправка  $\Delta w_{ji}(n)$  к весовому коэффициенту  $w_{ji}(n)$  равна:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\gamma \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)}, \quad (9)$$

где:  $\gamma$  – коэффициент скорости обучения, который определяет насколько быстро позволено изменение весов на каждом временном промежутке. Знак минуса отображает уменьшение ошибки.

Локальный градиент примет вид:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) f'_j(u_j(n)) \quad (10)$$

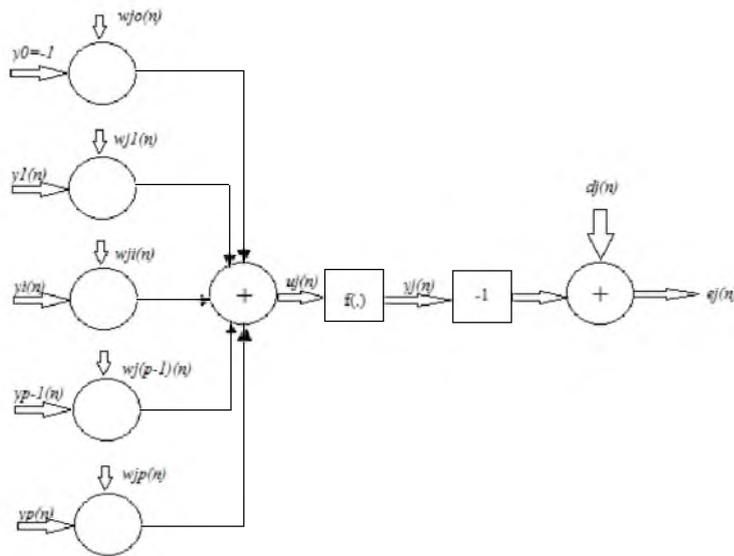


Рисунок 2 – Нейрон  $j$ , расположенный в выходном слое перцептрона

Уравнение (10) показывает, что локальный градиент  $\delta_j(n)$  есть результат взаимной зависимости сигнала ошибки  $e_j(n)$  и производной функции активации -  $f'_j(u_j(n))$ . Данная зависимость основана на допущении о том, что искусственный

нейрон  $j$  находится в выходном слое сети, что является самым простым случаем. Рассмотрим далее случай, в котором нейрон  $j$  находится не в выходном слое, а в скрытом слое сети, как показано на рисунке 3.

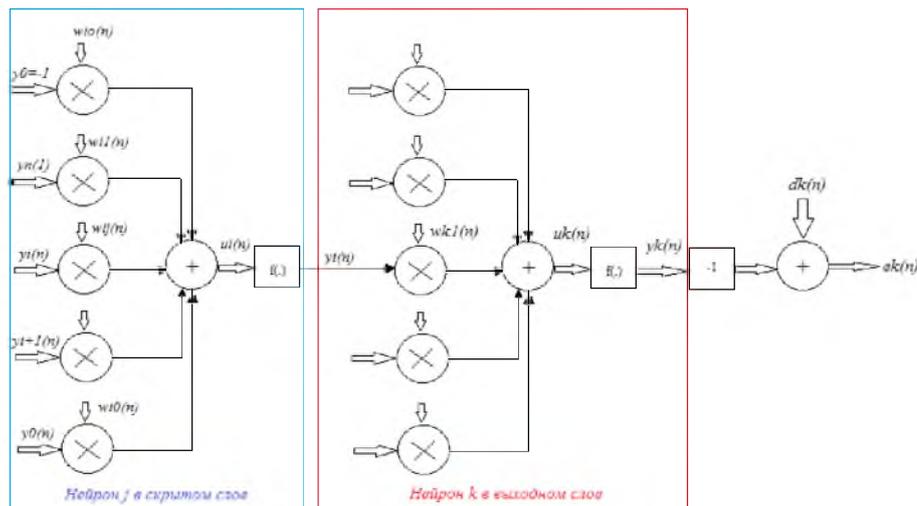


Рисунок 3 – Скрытый нейрон  $j$  и нейрон  $k$  в выходном слое нейронной сети

В данном случае локальный градиент примет значение:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = -\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} f'_j(u_j(n)), \quad (11)$$

где:  $\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial u_k(n)} \frac{\partial u_k(n)}{\partial y_j(n)}$ ;

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial u_k(n)} = -f'_k(u_k(n)); \frac{\partial u_k(n)}{\partial y_j(n)} = w_{kj}(n);$$

следовательно:

$$\delta_j(n) = f'_j(u_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (12)$$

Уравнение (12) показывает, что вычисление локального градиента  $\delta_j(n)$  скрытого нейрона  $j$  требует знания сигнала ошибки выходного слоя. Это означает, что сигнал ошибки распространя-

ется назад – с выходного слоя сети к входному через скрытые слои. (Метод обратного распространения ошибки).

Для разработки модели автоматического управления рулем судна «С» воспользуемся вышеупомянутой нейронной сетью многослойного перцептрона. При этом метод обратного распространения ошибки послужит инструментом обучения данной нейронной сети.

Один пропорционально-интегрально-дифференцирующий (ПИД) регулятор, настроенный в фиксированный режим работы может быть использован как источник обучения нейронной сети, как показано на рисунке 4.

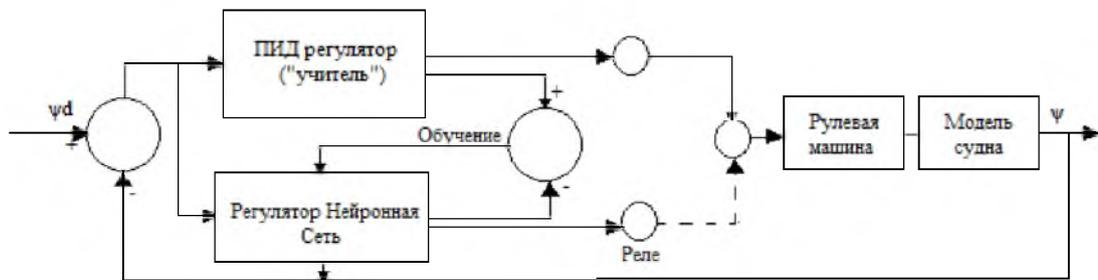


Рисунок 4 – Схема обучения нейронной сети:  $\psi_d$  – заданный курс судна,  $\psi$  – фактический курс судна

В результате обучения, нейронная сеть будет работать подобно ПИД регулятору. Но если мы будем использовать несколько ПИД регуляторов, настроенных на различные режимы работы, мы получим нейронную сеть, способную функционировать несколько за пределами границ ее обучения, благодаря свойству обобщения. Такой способ обучения сети может быть применим к данным, сгенерированным с судна, на котором используется обычный регулятор, тем самым формируя данные для обучения.

Регулятор, разработанный на основе нейронной сети, в данном случае будет иметь неизменяемую конфигурацию на протяжении всего процесса обучения сети. В результате система по управлению рулем будет обладать более точными свойствами к прогнозированию, по отношению к большинству современных автоматических самоадаптирующихся систем.

Выбор структуры нейронной сети является ключевым шагом для ее успешного применения. Нейронная сеть многослойного перцептрона с одним скрытым слоем способна к общей аппроксимации, а если использовать функцию гиперболического тангенса (2) в качестве функции активации нейронов скрытого слоя – это ускорит процесс обучения сети. Данная сеть будет иметь лишь один искусственный нейрон в выходном слое с линейной функцией активации. Выходной сигнал нейронной сети и будет использоваться авторулевым в качестве соответствующего сигнала управлением пера руля. Количество входных данных будет зависеть от используемых ПИД регуляторов сети. Таким образом, для разработки нейронной сети многослойного перцептрона в качестве автоматических систем управления рулем судна потребуется:

1. Определить количество входных данных и количество нейронов в скрытом слое.
2. Создать данные для обучения сети.
3. Использовать метод обратного распространения ошибки для обучения сети.

4. Проверить эффективность процесса обучения сети, в случае низкой эффективности расширить конфигурацию нейронной сети и вернуться к шагу 3.

В данной статье были приняты следующие допущения:

1. Разработанная система будет иметь возможность управлять только пером руля.
2. Если судно имеет два пера руля, тогда они начнут работать парно, двигаясь одинаково.
3. Успешное функционирование системы возможно только при движении судна вперед.
4. Нейронная сеть обучается в режиме оффлайн.

Итак, в соответствии с вышеупомянутыми допущениями рассчитаем нейронную сеть для судна «С» с длиной 250 метров. Динамика данного судна может быть представлена нелинейной моделью Норбина, основанной на дифференциальных уравнениях классической механики:

$$\delta = m\ddot{\psi} + d_1\dot{\psi} + d_3\psi^3, \quad (13)$$

где:  $\delta$  – угол перекадки руля,  $\psi$  – угол рыскания,

$$m = \frac{T}{K}; d_1 = \frac{\alpha_1}{K}; d_3 = \frac{\alpha_3}{K},$$

где:  $T, K$  – коэффициенты эффективности управления рулем, а  $\alpha_1$  и  $\alpha_3$  называются коэффициентами Норбина.

Для судна «С» приняты следующие параметры (см. таблицу 1).

Таблица 1 – Параметры судна «С»

Параметр	Значение	Параметр	Значение
Длина судна (L)	250 м	$T_1$	5.74
Скорость	5 м/с	$T_2$	0.42
K	-3.19	$T_3$	0.92
		$\alpha_1 = \alpha_3$	1

Максимальный угол перекадки руля для данного судна является 35 градусов, а угловая скорость 7 градусов в секунду.

Заклучим результаты работы:

1. Генерация данных для обучения. Как указывалось выше в качестве «учителя» было

- использовано два ПИД регулятора, работающих при скорости 5м/с и 8м/с.
- Входными данными сети будут являться:  $(\psi_d - \psi)$ ;  $\dot{\psi}$ ;  $\int_0^1 (\psi_d - \psi) dt$ ;  $V$ . Как показано на рисунке 5.
  - Сигнал на выходе сети:  $\delta_c$  – угол перекладки руля.

- В результате сгенерировано 600 образцов для скоростей судна 5м/с и 8м/с и курсов судна  $\pm 10^\circ$  и  $\pm 60^\circ$ .
- Количество нейронов в скрытом слое – 11, что обеспечило хорошую производительность сети. Время на обучение составило 36,6 минут.

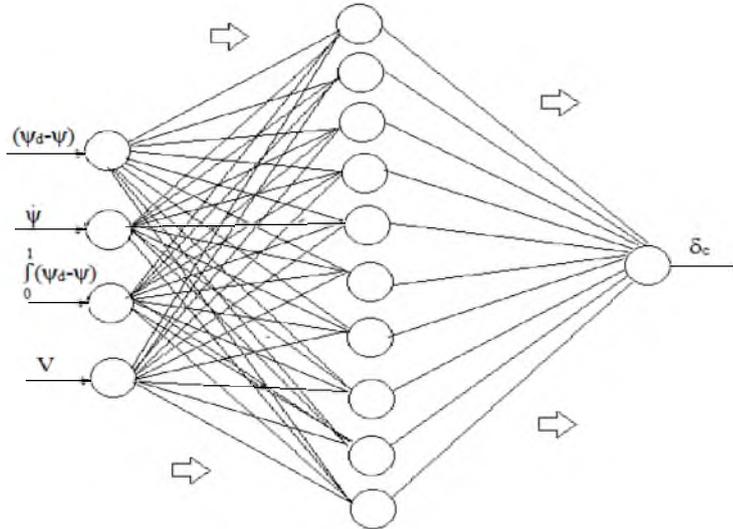


Рисунок 5 – Нейронная сеть судна «С»

Разработанная нейронная сеть на основе многослойного перцептрона оказалась весьма удовлетворительной в работе в диапазоне скорости судна от 5 м/с до 8 м/с, впрочем, эффективность работы сети оказалась несколько хуже на

скорости ниже 5 м/с. Результаты работы нейронной сети при изменении курса на  $20^\circ$  представлены на рисунках 6 и 7.

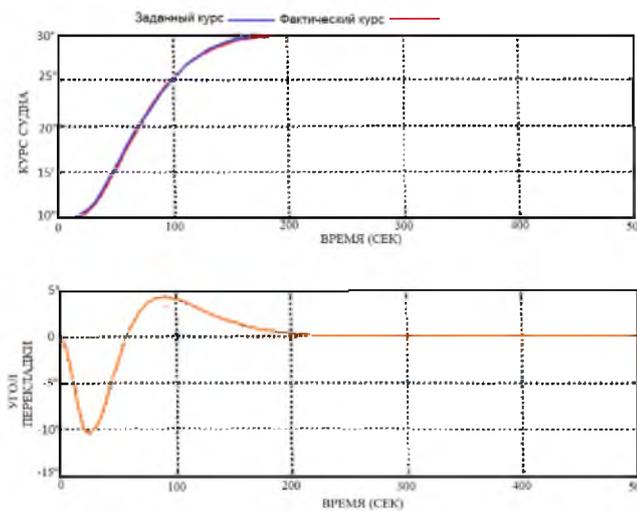


Рисунок 6 – Работа нейронной сети при скорости судна 5м/с

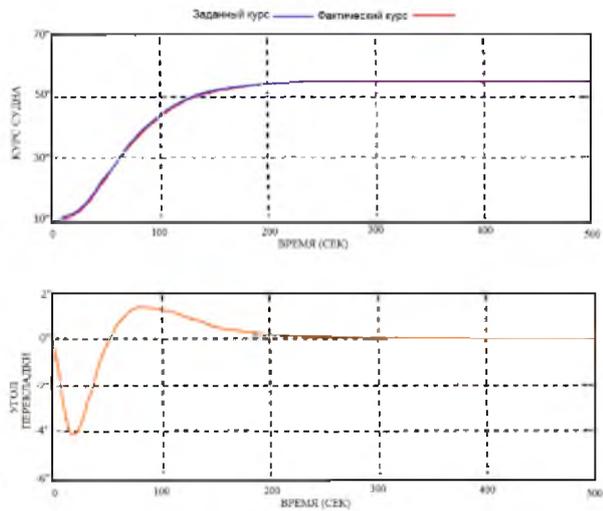


Рисунок 7 – Работа нейронной сети при скорости судна 8 м/с.

Очевидно, что разработанная в данной статье нейронная сеть на основе многослойного перцептрона обладает большими перспективами в применении к системам управления судна. Сеть проста в своей работе, ее вычислительная стоимость низка, а эффективность и надежность удовлетворяет поставленной задаче. Единственным

недостатком сети является длительное время обучения. Ускорение процесса обучения многослойного перцептрона является одной из будущих актуальных задач, способных быть решенными несколькими главными путями:

- Уменьшением количества данных для обучения сети.

- 2) Использование ускоренного вида алгоритма обратного распространения ошибки при обучении сети.

#### Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Bech, M. I., and L. W. Smith, 1969. Analogue simulation of ship manoeuvres, Technical Report Hy-14, Hydro- and Aerodynamics Laboratory, Lyngby, Denmark.
3. Bech, M. I., 1972. Some aspects of the stability of automatic course control of ships. The Journal of Mechanical Engineering Science 14(7), Supplementary Issue, 123-131.
4. Nomoto, K., T. Tagushi, K. Hunda, and S. Hirano, 1957. On the steering qualities of ships, International Ship Building Progress 4(35), 354-370.
5. Norrbin, N. H., 1970. Theory and observation on the use of a mathematical model for ship manoeuvring in deep and confined waters, Proceedings of the 8<sup>th</sup> Symposium on Naval Hydrodynamics, Pasadena, California.
6. Rosenblatt, F., 1958. The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review 65,386-408.
7. Rosenblatt, F., 1960a. Perceptron simulation experiments, Proceedings of the Institute of Radio Engineers 48,301-309.

#### REFERENCES

1. Hajkin S. Neuronnye seti: polnyj kurs: Per. s angl. / S. Hajkin. – M.: Izdatel'skij dom «Vil'yams», 2006. – 1104 s.
2. Bech, M. I., and L. W. Smith, 1969. Analogue simulation of ship manoeuvres, Technical Report Hy-14, Hydro- and Aerodynamics Laboratory, Lyngby, Denmark.
3. Bech, M. I., 1972. Some aspects of the stability of automatic course control of ships. The Journal of Mechanical Engineering Science 14(7), Supplementary Issue, 123-131.
4. Nomoto, K., T. Tagushi, K. Hunda, and S. Hirano, 1957. On the steering qualities of ships, International Ship Building Progress 4(35), 354-370.
5. Norrbin, N. H., 1970. Theory and observation on the use of a mathematical model for ship manoeuvring in deep and confined waters, Proceedings of the 8<sup>th</sup> Symposium on Naval Hydrodynamics, Pasadena, California.
6. Rosenblatt, F., 1958. The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review 65,386-408.
7. Rosenblatt, F., 1960a. Perceptron simulation experiments, Proceedings of the Institute of Radio Engineers 48,301-309.

УДК 656.61.052:629.5.072

DOI: 10.34046/aumsuomt95/8

## ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТЕПЕНИ ВАЖНОСТИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ВЕКТОРА СОСТОЯНИЯ СУДНА

*М.Л. Джавуқян, аспирант*

*Д.Е. Студеникин, кандидат технических наук, доцент*

*В.В. Попов, доктор технических наук, профессор*

В статье рассматривается важность идентификации вектора состояния судна. На основании уравнения Риккати построено несколько имитационных моделей динамического объекта в среде моделирования Simulink. Первая модель предназначена для определения счислимых координат судна. Вторая модель, дополнена блоком ошибки, представленным в виде случайного сигнала с нормальным распределением «RandomNumber». Указанная ошибка включена в относительную скорость судна, получаемую от судового лага. Третья модель, созданная в работе, определяет степень важности идентификации параметров вектора состояния судна, а именно, показывая погрешности, возникающие при определении счислимого места судна.

На основании результатов, полученных в процессе исследования, можно с уверенностью сказать, что недостаточная идентификация вектора состояния судна может привести к трагическим последствиям: авариям, человеческим жертвам, загрязнению морской среды. Поэтому необходима система способная своевременно обнаруживать ложные данные, поступающие с судовых приборов.

**Ключевые слова:** вектор состояния, параметры движения судна, важность идентификации, модель движения судна, счисление судна

The article discusses the importance of identifying a ship's state vector. Based on the Riccati equation, several simulation models of a dynamic object are constructed in the Simulink simulation environment. The first model is designed to determine the calculated coordinates of the vessel. The second model, supplemented by an error block, presented in the form of a random signal with a normal distribution of "Random Number". The indicated error is included in the relative speed of the vessel received from the ship's log. The third model created in the work determines the degree of importance of identifying the parameters of the ship's state vector, namely, showing the errors that occur when determining the dead reckoning position of the ship.