

DOI: 10.21821/2309-5180-2022-14-5-713-721

TRAINING A NEURAL NETWORK TO CALCULATE THE CLOSEST POINT OF APPROACH

O. Y. Tripolets

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

The process of training a neural network on calculation of closest point of approach (CPA) between two ships, and testing its performance and accuracy is described in the paper. The architecture of the neural network, the type of input and output data, and creation of training data set are also described in the paper. Feed Forward Neural Networks with Backpropagation algorithm are used; training method is Supervised with Levenberg-Marquardt algorithm. The input data are positions, courses and speeds of vessels in a certain area, the output data are Closest Points of Approach (CPA) between them. The process of writing a script in MATLAB software environment is described. The script allows a user to generate training data with any number of vessels in an area. Comparison of the time spent on CPA calculation using formulas and using neural networks is carried out. It has been proven that when processing large data arrays, the CPA calculation with neural networks is much faster than by means of formulas. After neural networks training process and the calculations results comparison, one neural network with mean squared error of 0.21 is chosen. It can be used for CPA calculations in MATLAB-based simulations. In the future this network might become a base for a collision-avoidance neural network system, which will allow vessels to manoeuvre safely in order to avoid collisions in a certain area.

Keywords: neural network, CPA, collision avoidance, unmanned surface vessel, MATLAB.

For citation:

Tripolets, Oleg Y. "Training a neural network to calculate the closest point of approach." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admiral S. O. Makarova* 14.5 (2022): 713–721. DOI: 10.21821/2309-5180-2022-14-5-713-721.

УДК 656.61.052

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ВЫЧИСЛЕНИЮ ДИСТАНЦИИ КРАТЧАЙШЕГО СБЛИЖЕНИЯ МЕЖДУ СУДАМИ

О. Ю. Триполец

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

В статье исследован процесс обучения нейронной сети вычислению дистанции кратчайшего сближения между двумя судами, а также проверки ее производительности и точности. Описаны архитектура нейронной сети, вид входных и выходных данных, а также создание обучающей выборки. В работе были использованы нейронные сети прямого распространения с алгоритмом обратного распространения ошибки, метод обучения с учителем, алгоритм Левенберга — Марквардта. На вход сети подавались данные о позициях, скоростях и курсах судов в данной акватории, выходными данными являлись их дистанции кратчайшего сближения. Рассмотрен процесс написания в программной среде MATLAB скрипта, позволяющего генерировать обучающие выборки с неограниченным количеством образцов и судов в акватории. Выполнено сравнение времени, затраченного на вычисление дистанции кратчайшего сближения между двумя судами по формулам и с помощью нейронных сетей, в ходе которого доказано что при обработке больших массивов данных вычисление дистанций кратчайшего сближения между судами при помощи нейронных сетей происходит значительно быстрее, чем при помощи формул. После обучения, проведенного в данном исследовании, и сравнения результатов расчетов была выделена нейронная сеть, позволяющая вычислять дистанции кратчайшего сближения между двумя судами со среднеквадратической погрешностью, равной 0,21. Данная нейронная сеть может быть использована в симуляциях, построенных на базе компьютерной среды MATLAB, которая в дальнейшем может служить основой для нейросети, позволяющей судам в определенной акватории безопасно маневрировать с целью предотвращения столкновений.

Ключевые слова: нейронная сеть, дистанция кратчайшего сближения, предотвращение столкновений, безэкипажное судно, MATLAB.

Для цитирования:

Триполец О. Ю. Обучение нейронной сети вычислению дистанции кратчайшего сближения между судами / О. Ю. Триполец // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2022. — Т. 14. — № 5. — С. 713–721. DOI: 10.21821/2309-5180-2022-14-5-713-721.

Введение (Introduction)

Желание человека минимизировать количество аварий на морском транспорте, причиной которых является так называемый *человеческий фактор*, сократить расходы на содержание и конструкцию судов, а также повысить эффективность морских перевозок — обстоятельство, обуславливающее особый интерес научного сообщества к безэкипажному судоходству [1], [2]. Авторы различных исследований предлагают следующие методы решения задачи расхождения безэкипажных судов (далее — БЭС): доказательная теория рассуждения (Evidential Reasoning Theory) [3]; оптимизация муравьиной колонии (Ant Colony Optimisation) [4]; система предотвращения столкновений, основанная на искусственных потенциальных полях (Artificial Potential Fields) [5]; метод скоростных препятствий (Velocity Obstacles) [6]; подход интервального программирования [7] и др.

Особый интерес представляют подходы, основанные на использовании нейронных сетей: алгоритм DRLOAD (Deep Reinforcement Learning Obstacle Avoidance Decision-Making — глубокое обучение с подкреплением для принятия решений при расхождении с препятствиями) [8]; алгоритм глубокого Q -обучения [9]; использование долгой краткосрочной памяти (Long Short-Term Memory) [10]; использование искусственных потенциальных полей и нейронных сетей (далее — НС) с глубоким обучением с подкреплением [11]; использование сверточных нейронных сетей и обучение без учителя [12]; использование архитектуры GoogleNet долгой краткосрочной памяти в комбинации с эвристическим планированием [13] и т. д.

Решение задачи расхождения безэкипажных судов предполагает как минимум наличие данных о том, что опасность столкновения существует. Для получения этой информации необходимо иметь надежную систему вычисления дистанции кратчайшего сближения, позволяющую обрабатывать различные объемы данных в кратчайшие промежутки времени. Для этих целей была обучена нейронная сеть с тем, чтобы впоследствии на ее основе создать собственный метод расхождения безэкипажных судов в определенной акватории.

Целью исследования является разработка нейросетевой модели определения дистанции кратчайшего сближения между двумя судами.

Задачи исследования:

1. Создать массив данных для обучения нейронных сетей (обучающую выборку), содержащий данные о позициях, курсах и скоростях судов.
2. Доказать, что вычисление дистанций кратчайшего сближения между судами при помощи нейронных сетей происходит значительно быстрее, чем при выполнении расчетов с помощью формул (в одинаковых условиях).

Методы и материалы (Methods and Materials)

Архитектура нейронной сети. Для решения задачи нахождения дистанции кратчайшего сближения между судами с помощью НС был использован метод обучения НС с учителем, т. е. «учитель» должен передавать НС желаемый отклик, соответствующий данному входному вектору. Производительность такой системы можно оценивать в терминах среднеквадратической ошибки (СКП) на обучающей выборке, при этом выходные данные НС следует сопоставлять с данными, вычисленными по формулам. На вход сети должны подаваться данные двух судов: координаты по оси x и y , их курсы и скорости, т. е. вектор-столбец, содержащий восемь элементов.

Выходом нейронной сети должна являться дистанция кратчайшего сближения между судами (далее — СРА (Closest Point of Approach)). Поскольку каждый входной образец (данные двух судов) будет иметь соответствующий ему целевой выходной образец (СРА), в данном исследовании было решено использовать нейронные сети прямого распространения (Feed Forward Neural Networks) с алгоритмом обратного распространением ошибки (Backpropagation Algorithm). Прежде чем НС сможет правильно вычислять СРА, необходимо произвести ее обучение. В процессе обучения прямой поток в нейронной сети продвигает входные векторы через сеть, в результате чего в выходном слое получаются выходные значения НС, обратный поток продвигает входные векторы назад по сети через взвешенные связи значения ошибок, в результате чего определяются величины, в соответствии с которыми корректируются весовые коэффициенты [14].

Выбранный метод обучения НС предполагает наличие «образцов» — совокупностей элементов движения пар судов и их СРА, вычисленных по формулам. Наличие вычисленных по формулам СРА также необходимо для измерения производительности НС и величины ее СКП. После успешного обучения НС может быть протестирована на случайных данных с измерением ее быстродействия и точности.

Создание обучающей выборки. Перед тем как приступить к обучению нейронной сети, необходимо составить обучающую выборку. Такой выборкой в настоящей работе является массив, содержащий случайные данные о расположении, курсах и скоростях следования различных судов в акватории. Была создана матрица A размерностью $[4, n]$, где n — количество судов в данной акватории (в проводимом исследовании $n = 2$). Элементами матрицы являются координаты судов по X и Y , а также скорости и курсы, с которыми они следуют по акватории:

$$A := \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ y_1 & y_2 & \dots & y_n \\ v_1 & v_2 & \dots & v_n \\ K_1 & K_2 & \dots & K_n \end{pmatrix}$$

где x — координаты судна по оси X ;

y — координаты судна по оси Y ;

v — скорость судна;

K — курс судна.

Матрица A заполнена случайными значениями в следующих диапазонах:

$$x_1, x_2 \dots x_n \in [-20; 20] \text{ морских миль};$$

$$y_1, y_2 \dots y_n \in [-20; 20] \text{ морских миль};$$

$$v_1, v_2 \dots v_n \in [1; 20] \text{ уз};$$

$$K_1, K_2 \dots K_n \in [0; 6, 28] \text{ рад.}$$

Единичный отрезок на осях X и Y полагается равным одной морской миле. В данной статье используется фиксированная система координат с центром в точке $[0; 0]$, т. е. положение каждого судна определяется его удаленностью от этого центра. В действительности такое возможно, если рассматривается система управления движением судов (далее — СУДС) является координирующей движение судов в зоне ее действия. Системы СУДС получают данные о позициях, курсах и скоростях судов в акватории, вычисляют СРА между судами, корректируя траектории их движения.

За матрицей A формируется матрица B , состоящая из значений СРА. Матрица B имеет размерность $n \times n$, ее элементами являются СРА между судами от 1 до n , значение ij -го элемента соответствует СРА между судами i и j (соответственно элементы B_{ij} и B_{ji} равны); диагональ матрицы заполняется нулевыми значениями, так как они соответствуют СРА между одним и тем же судном:

$$B := \begin{pmatrix} 0 & CPA_{1-2} & CPA_{1-3} & CPA_{1-n} \\ CPA_{2-1} & 0 & CPA_{2-3} & CPA_{2-n} \\ CPA_{3-1} & CPA_{3-2} & 0 & CPA_{3-n} \\ CPA_{n-1} & CPA_{n-2} & CPA_{n-3} & 0 \end{pmatrix}.$$

Дистанция между двумя судами в момент времени t вычисляется по следующей формуле:

$$D(t) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} = \sqrt{[x_2 - x_1 + (v_2 \cos K_2 - v_1 \cos K_1)t]^2 + [y_2 - y_1 + (v_2 \sin K_2 - v_1 \sin K_1)t]^2}. \quad (1)$$

Из выражения (1) следует, что дистанция между судами является функцией времени и в общем случае при сближении судов сначала уменьшается, достигая некоторого минимума, а затем увеличивается. Таким образом, величина $D(t)$ как функция времени будет иметь одномодальный экстремум — минимум, представляющий собой CPA.

В точке экстремума скорость изменения дистанции между судами как функции времени равна нулю. Поэтому приравняв производную по времени от дистанции между судами нулю, получим уравнение, из которого можно найти такое значение времени, при котором данное равенство будет иметь место и которое будет являться временем ТСРА (Time to Closest Point of Approach) сближения судов на кратчайшую дистанцию. Определив таким способом значение ТСРА и подставив его в исходное выражение (1), найдем значение CPA [15].

В программной среде MATLAB минимум функции находится при помощи команды `Fminbnd`. В данной работе указанная команда использовалась для нахождения минимума функции на промежутке $[0; 60]$. Подстановка значения `Fminbnd` в формулу (1) дает значение CPA. При помощи циклов значения CPA для различных судов подставляются в элементы матрицы B , таким образом формируя ее. Для того, чтобы привести получившиеся данные о скоростях, позициях и курсах судов, а также об их дистанциях кратчайшего сближения в вид, подходящий для обучения нейронной сети, были сформированы матрица X и вектор Y :

$$X := \begin{matrix} & \begin{matrix} 1\text{-й образец} & 2\text{-й образец} & n\text{-образец} \end{matrix} \\ \begin{pmatrix} x_1 & x_1 & x_1 \\ y_1 & y_1 & y_1 \\ v_1 & v_1 & v_1 \\ K_1 & K_1 & K_1 \\ x_2 & x_2 & x_2 \\ y_2 & y_2 & y_2 \\ v_2 & v_2 & v_2 \\ K_2 & K_2 & K_2 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & x_n & x_n \\ y_n & y_n & y_n \\ v_n & v_n & v_n \\ K_n & K_n & K_n \end{pmatrix} \end{matrix}$$

На каждом этапе внешнего цикла кода MATLAB формируется один образец входных значений обучающей выборки: создается матрица A , содержащая информацию о позициях, курсах и скоростях n судов, которая разворачивается в вектор-столбцы, которые формируют матрицу X . Далее в матрице B происходит поиск *наименьшей дистанции кратчайшего сближения* среди n судов, находящихся в образце, т. е. происходит поиск *наиболее опасного* CPA на данной акватории (среди n судов), и таким образом формируется вектор Y , являющийся вектором выходных значений для обучения НС, содержащий данные о *минимальных CPA* среди судов каждого образца, где k — общее количество образцов:

$$Y := (\text{MinCPA}_1 \quad \text{MinCPA}_2 \quad \text{MinCPA}_3 \quad \dots \quad \text{MinCPA}_k).$$

В данной работе описывается обучение НС нахождению CPA между двумя судами, поэтому вектор Y содержит данные о CPA пары судов. Описанный выше скрипт позволяет формировать обучающие выборки с любым количеством судов в акватории (количество образцов не ограничено), что позволит обучать нейронные сети нахождению CPA между двумя и более судами.

Результаты (Results)

Обучение нейронных сетей. Обучение нейронных сетей выполнялось в Neural Network Toolbox программной среды MATLAB в одинаковых условиях, т. е. независимо друг от друга на одном компьютере в разное время. Для нахождения дистанции кратчайшего сближения между двумя судами были обучены восемь нейронных сетей с различными гиперпараметрами: количеством скрытых слоев, количеством нейронов в скрытых слоях и размером обучающих выборок. При обучении НС использовался алгоритм Левенберга – Марквардта, соотношение образцов обучающей / валидационной / тестовой выборок составило 70 % / 15 % / 15 % соответственно.

Для оценки производительности НС был написан и использован скрипт, позволяющий определить среднеквадратическую погрешность вычислений CPA по формуле Гаусса (значения CPA, вычисленные по формулам, принимались за абсолютные). Результаты обучения НС были собраны в табл. 1 (вычисление СКП выполнялось на тестовой выборке в 250 тыс. образцов). Обученные нейронные сети были отсортированы в порядке уменьшения СКП.

Таблица 1

Результаты обучения нейронных сетей

Номер п/п.	Количество скрытых слоев	Количество нейронов в скрытом слое	Обучающая выборка, количество образцов	Время обучения, ч	СКП
1	1	50	100 000,00	2,33	5,388
2	1	80	150 000,00	4,88	5,49
3	1	50	50 000,00	1,24	5,32
4	1	80	250 000,00	6,14	5,27
5	1	50	1 000 000,00	12,80	5,23
6	2	80	50 000,00	9,22	0,624
7	2	80	100 000,00	21,52	0,384
8	3	80	150 000,00	108,52	0,21

Как видно из строки 8 табл. 1, нейронная сеть с наименьшей СКП (0,21), протестированная на случайной выборке в 250 тыс. образцов, имела три скрытых слоя, 80 нейронов в каждом слое, размер обучающей выборки составил 150 тыс. образцов.

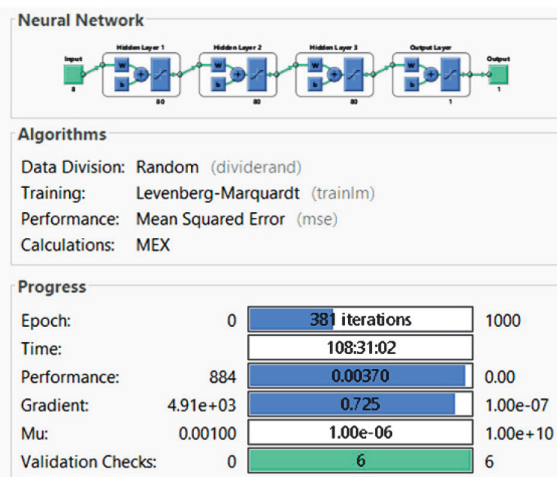


Рис. 1. Результаты обучения НС для нахождения CPA между двумя судами

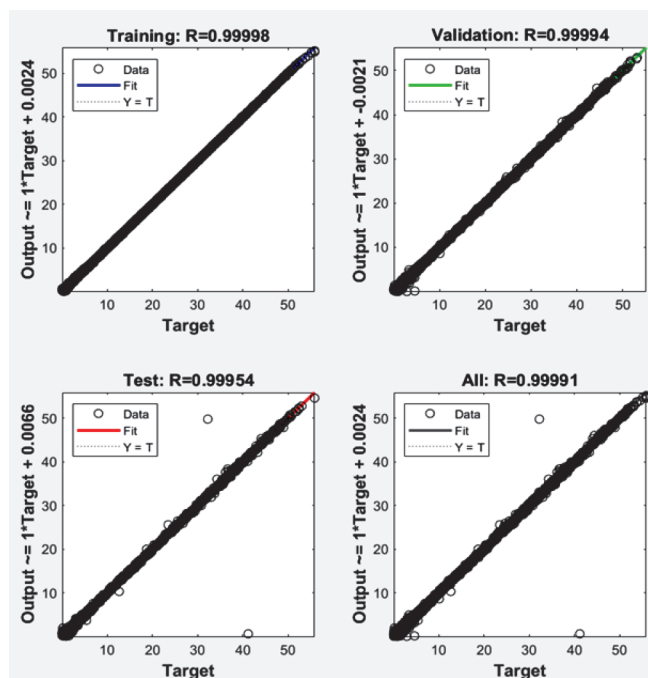


Рис. 2. График регрессии обучения НС для нахождения СРА между двумя судами

Результаты обучения данной НС представлены на рис. 1 и 2. В конце обучения градиент составлял 0,725, а СКП для тренировочной выборки — 0,0037.

Сравнение производительности НС и формул. Для сравнения скорости вычисления СРА по формулам и с помощью нейронных сетей был написан скрипт, позволяющий увидеть разницу в производительности этих методов. Проверка проходила следующим образом: из матрицы X , содержащей информацию о позициях, курсах и скоростях судов, по формулам с контролем затраченного времени получалась матрица Y , содержащая данные о СРА между судами, а затем из той же матрицы X получалась матрица Y_{net} , но уже с применением обученной нейронной сети. Вычисления проводились последовательно, независимо друг от друга. Результаты сравнения быстродействия нейронной сети и вычислений по формулам представлены в табл. 2.

Таблица 2

Сравнение скорости вычислений по формулам и с помощью НС

Количество образцов		100	1000	10000	50000	100000	250000	500000	750000
Время вычислений, с	НС	0,039	0,03	0,07	0,27	0,42	1,35	2,18	3,33
	Формулы	0,037	0,22	1,85	8,7	16,99	41,16	81,36	121,81

Как видно из табл. 2, НС и формулы справляются с вычислением СРА для 100 пар судов в течение примерно одинакового времени (0,04 с). Однако с увеличением количества пар судов (количества образцов) можно наблюдать следующее: с 1 тыс. пар судов НС справляется в 6,8 раза быстрее формул, с 10 тыс. — в 24,6 раза, с 50 тыс. — в 32 раза, с 750 тыс. — в 36,5 раз.

Таким образом, на основе ранее изложенного можно сделать вывод о том, что использование формул при обработке больших объемов данных значительно уступает в быстродействии нейронным сетям, что обосновывает целесообразность их использования для вычисления СРА при обработке больших объемов данных. Такая необходимость может возникнуть, например, если в отдельных акваториях с повышенной плотностью трафика движением безэкипажных судов будет управлять СУДС. При этом данные о позициях, курсах и скоростях будут передаваться в СУДС с каждого отдельно взятого БЭС. Системы СУДС, в свою очередь, должны быстро рассчитывать

СРА между каждой парой судов, следующей в ее зоне действия, при этом дискретность вычислений может быть больше, чем одно вычисление СРА в секунду.

Заключение (Conclusion)

Наличие надежной и высокопроизводительной системы обнаружения опасности столкновения необходимо для реализации системы автоматического расхождения судов. Задачи данного исследования выполнены: в ходе работы написан скрипт, позволяющий генерировать обучающие выборки, содержащие данные о позициях, курсах и скоростях неограниченного количества судов для обучения нейронных сетей распознаванию ситуаций опасного сближения судов в море. С помощью программной среды MATLAB были обучены и протестированы нейронные сети, позволяющие находить СРА между двумя судами.

В результате сравнения времени, затраченного на вычисления СРА между двумя судами при помощи НС и формул, выявлено, что нейронная сеть справляется с вычислением СРА для 1 тыс. пар судов в 6,8 раза быстрее, чем при вычислении по формулам, для 10 тыс. — в 24,6 раза, для 50 тыс. — в 32 раза, для 750 тыс. — в 36,5 раз, т. е. при обработке больших массивов данных нейронные сети имеют значительное преимущество по сравнению с классическими методами вычислений СРА по формулам, что обуславливает целесообразность использования нейронных сетей для обнаружения ситуаций опасного сближения судов и доказывает, что вычисление СРА между судами при помощи нейронных сетей происходит значительно быстрее, чем при помощи формул.

Таким образом, после обучения НС, выполненного в данном исследовании, и сравнения результатов расчетов была выделена НС, СКП которой составляет 0,21, т. е. средняя квадратическая ошибка определения дистанции кратчайшего сближения между двумя судами может составлять 2,1 кбт. Данная НС может быть использована для обнаружения ситуаций опасного сближения в симуляциях, построенных на базе компьютерной среды MATLAB, и в дальнейшем явиться основой для нейросети, позволяющей судам в определенной акватории безопасно маневрировать с целью предотвращения столкновений.

В дальнейших исследованиях планируется повышение точности вычислений для НС, позволяющих находить СРА между двумя судами, а также обучение нейронных сетей вычислению минимальной дистанции кратчайшего сближения среди трех, четырех и более судов, находящихся в одной акватории. В будущем это поможет реализовать метод автоматического расхождения сразу нескольких безэкипажных судов в данной акватории.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Триполец О. Ю. Обзор существующих методов расхождения безэкипажных судов / О. Ю. Триполец // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2021. — Т. 13. — № 4. — С. 480–495. DOI: 10.21821/2309-5180-2021-13-4-480-495.
2. Кондратьев А. И. О необходимости внедрения беспилотных судов в торговый флот России / А. И. Кондратьев, О. А. Худяков, А. Н. Попов // Транспортное дело России. — 2016. — № 6. — С. 138–140.
3. Wang Y. M. Environmental impact assessment using the evidential reasoning approach / Y. M. Wang, J. B. Yang, D. L. Xu // European Journal of Operational Research. — 2006. — Vol. 174. — Is. 3. — Pp. 1885–1913. DOI: 10.1016/j.ejor.2004.09.059.
4. Lazarowska A. Ship's Trajectory Planning for Collision Avoidance at Sea Based on Ant Colony Optimisation // The Journal of Navigation. — 2015. — Vol. 68. — Pp. 291–307. DOI: 10.1017/S0373463314000708.
5. Naeem W. Collision avoidance of maritime vessels / W. Naeem, S. C. de Oliveira Henrique, M. Abu-Tair // Navigation and Control of Autonomous Marine Vehicles. — 2019. — Pp. 61–84. DOI: 10.1049/PBTR011E_ch3.
6. Kuwata Y. Safe Maritime Navigation with COLREGS Using Velocity Obstacles / Y. Kuwata, M. T. Wolf, D. Zarzhitsky, T. L. Huntsberger // 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. — IEEE, 2011. — Pp. 4728–4734. DOI: 10.1109/IROS.2011.6094677.
7. Benjamin M. R. Navigation of Unmanned Marine Vehicles in Accordance with the Rules of the Road / M. R. Benjamin, J. A. Curcio, J. J. Leonard, P. M. Newman // Proceedings of the 2006 IEEE International

Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. — IEEE, 2006. — Pp. 3581–3587. DOI: 10.1109/ROBOT.2006.1642249.

8. Wang C. Research on intelligent collision avoidance decision-making of unmanned ship in unknown environments / C. Wang, X. Zhang, L. Cong, J. Li, J. Zhang // *Evolving Systems*. — 2019. — Vol. 10. — Is. 4. — Pp. 649–658. DOI: 10.1007/s12530-018-9253-9.

9. Shen H. Automatic collision avoidance of multiple ships based on deep Q-learning / H. Shen, H. Hashimoto, A. Matsuda, Y. Taniguchi, D. Terada, C. Guo // *Applied Ocean Research*. — 2019. — Vol. 86. — Pp. 268–288. DOI: 10.1016/j.apor.2019.02.020.

10. Sawada R. Automatic ship collision avoidance using deep reinforcement learning with LSTM in continuous action spaces / R. Sawada, K. Sato, T. Majima // *Journal of Marine Science and Technology*. — 2020. — Pp. 1–16. DOI: 10.1007/s00773-020-00755-0.

11. Guo S. An autonomous path planning model for unmanned ships based on deep reinforcement learning / S. Guo, X. Zhang, Y. Zheng, Y. Du // *Sensors*. — 2020. — Vol. 20. — Is. 2. — Pp. 426. DOI: 10.3390/s20020426.

12. Wright R. G. Intelligent autonomous ship navigation using multi-sensor modalities / R. G. Wright // *TransNav: International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*. — 2019. — Vol. 13. — No. 3. — Pp. 503–510. DOI: 10.12716/1001.13.03.03.

13. Li Y. Deep learning structure for collision avoidance planning of unmanned surface vessel / Y. Li, J. Zheng // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment*. — 2021. — Vol. 235. — Is. 2. — Pp. 511–520. DOI: 10.1177/1475090220970102.

14. Каллан П. Основные концепции нейронных сетей / П. Каллан. — М.: ИД «Вильямс», 2001. — 51 с.

15. Букатый В. М. Точностные характеристики метода непосредственного определения дистанции кратчайшего сближения судов по информации от АИС / В. М. Букатый, С. Ю. Морозова // *Эксплуатация морского транспорта*. — 2012. — № 2 (68). — С. 9–15.

REFERENCES

1. Tripolets, Oleg Y. “Overview of existing methods of autonomous vessels collision avoidance.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 13.4 (2021): 480–495. DOI: 10.21821/2309-5180-2021-13-4-480-495.

2. Kondratiev, A., O. Khudyakov, and A. Popov. “On the implementation of unmanned vessels in the Russian merchant marine.” *Transport business of Russia* 6 (2016): 138–140.

3. Wang, Ying-Ming, Jian-Bo Yang, and Dong-Ling Xu. “Environmental impact assessment using the evidential reasoning approach.” *European Journal of Operational Research* 174.3 (2006): 1885–1913. DOI: 10.1016/j.ejor.2004.09.059.

4. Lazarowska, Agnieszka. “Ship’s trajectory planning for collision avoidance at sea based on ant colony optimisation.” *The Journal of Navigation* 68.2 (2015): 291–307. DOI: 10.1017/S037346314000708.

5. Naeem, Wasif, Sable Campbell, and Mamun Abu-Tair. “Collision avoidance of maritime vessels.” *Navigation and Control of Autonomous Marine Vehicles* (2019): 61–84. DOI: 10.1049/PBTR011E_ch3.

6. Kuwata, Yoshiaki, Michael T. Wolf, Dimitri Zarzhitsky, and Terrance L. Huntsberger. “Safe maritime navigation with COLREGS using velocity obstacles.” *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2011. 4728–4734. DOI: 10.1109/IROS.2011.6094677.

7. Benjamin, Michael R., J. A. Curcio, J. J. Leonard, and P. M. Newman. “Navigation of unmanned marine vehicles in accordance with the rules of the road.” *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006*. IEEE, 2006. 3581–3587. DOI: 10.1109/ROBOT.2006.1642249.

8. Wang, Chengbo, Xinyu Zhang, Longze Cong, Junjie Li, and Jiawei Zhang. “Research on intelligent collision avoidance decision-making of unmanned ship in unknown environments.” *Evolving Systems* 10.4 (2019): 649–658. DOI: 10.1007/s12530-018-9253-9.

9. Shen, Haiqing, Hirotada Hashimoto, Akihiko Matsuda, Yuuki Taniguchi, Daisuke Terada, and Chen Guo. “Automatic collision avoidance of multiple ships based on deep Q-learning.” *Applied Ocean Research* 86 (2019): 268–288. DOI: 10.1016/j.apor.2019.02.020.

10. Sawada, Ryohei, Keiji Sato, and Takahiro Majima. “Automatic ship collision avoidance using deep reinforcement learning with LSTM in continuous action spaces.” *Journal of Marine Science and Technology* (2020): 1–16. DOI: 10.1007/s00773-020-00755-0.

11. Guo, Siyu, Xiuguo Zhang, Yisong Zheng, and Yiquan Du. "An autonomous path planning model for unmanned ships based on deep reinforcement learning." *Sensors* 20.2 (2020): 426. DOI: 10.3390/s20020426.
12. Wright, R. Glenn. "Intelligent autonomous ship navigation using multi-sensor modalities." *TransNav: International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation* 13.3 (2019): 503–510. DOI: 10.12716/1001.13.03.03.
13. Li, Yun, and Jian Zheng. "Deep learning structure for collision avoidance planning of unmanned surface vessel." *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment* 235.2 (2021): 511–520. DOI: 10.1177/1475090220970102.
14. Kallan, R. *Osnovnye kontseptsii neironnykh setei*. M.: Izdatel'skii dom «Vil'yams», 2001.
15. Bukaty, V. M., and S. Y. Morozova. "Direct determination of the close-quarter distance on the basis of importation received from automatic identification systems." *Ekspluatatsiya morskogo transporta* 2(68) (2012): 9–15.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Триполец Олег Юрьевич — аспирант
Научный руководитель:
Дерябин Виктор Владимирович —
доктор технических наук, доцент
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала
С. О. Макарова»
198035, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
ул. Двинская, 5/7
e-mail: tripolets.97@mail.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Tripolets, Oleg Y. — Postgraduate
Supervisor:
Deryabin, Viktor V. —
Dr. of Technical Sciences, associate professor
Admiral Makarov State University of Maritime
and Inland Shipping
5/7 Dvinskaya Str., St. Petersburg, 198035,
Russian Federation
e-mail: tripolets.97@mail.ru

Статья поступила в редакцию 14 сентября 2022 г.
Received: September 14, 2022.