

DOI: 10.21821/2309-5180-2024-16-2-251-258

ANALYSIS OF THE NEURAL NETWORK APPLICATION EFFECTIVENESS IN PREDICTING COLLISION AVOIDANCE MANEUVERS FOR TWO VESSELS

O. Y. Tripolets

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

The effectiveness of using neural networks to determine collision avoidance maneuvers between two vessels is analyzed in the paper. A brief description of the algorithm and MATLAB script that facilitates finding course alterations to prevent collisions between pairs of vessels is provided. The process of creating training data using a previously developed script, including the preliminary data processing to eliminate unrealistic scenarios of vessel approach, as well as situations where there is no risk of collision, is described. The neural networks are trained using Levenberg-Marquardt and Adam algorithms. Throughout the study, 11 neural networks with various parameters are trained. The one that allows predicting course changes for safe distance avoidance for pairs of vessels with an accuracy of 94.8 % is selected. The accuracy of the neural networks predictions in this study is defined as the number of initially dangerously approaching vessel pairs whose closest point of approach after being processed by the neural network is within 0.8 to 1.2 miles, divided by the total number of vessel pairs. The time spent on calculating avoidance maneuvers using the algorithm and the neural network is compared. It is shown that as the number of dangerously approaching vessels increases to four or more, the neural network takes five times less time to predict an avoidance maneuver than the algorithm. With an increasing number of dangerously approaching vessels, the gap in data processing time between the neural network and the algorithm widens, which confirms the appropriateness of using neural networks in processing large data sets with pairs of dangerously approaching vessels. Future research is aimed at developing an algorithm to address the challenge of calculating safe collision avoidance maneuvers for groups of vessels through pairwise analysis of collision risks.

Keywords: collision avoidance, closest point of approach, CPA, neural networks, MATLAB, VTS, unmanned systems, maritime transportation

For citation:

Tripolets, Oleg Y. "Analysis of the neural network application effectiveness in predicting collision avoidance maneuvers for two vessels." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 16.2 (2024): 251–258. DOI: 10.21821/2309-5180-2024-16-2-251-258.

УДК 656.61.052

АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ МАНЕВРОВ РАСХОЖДЕНИЯ ДВУХ СУДОВ

О. Ю. Триполец

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

В данной статье проанализирована эффективность использования нейронной сети для определения маневров расхождения двух судов. Дано краткое описание алгоритма и скрипта MATLAB, позволяющего находить изменения курсов для предотвращения столкновений пар судов. Описывается процесс создания обучающей выборки с помощью ранее разработанного скрипта, включающий предварительную обработку данных для устранения нереалистичных сценариев сближения пар судов, а также ситуаций, в которых отсутствует опасность столкновения. Обучение нейронных сетей выполнялось с помощью алгоритмов оптимизации Левенберга – Марквардта и Adam. В ходе исследования было обучено одиннадцать нейронных сетей с различными параметрами, из которых выбрана сеть, позволяющая прогнозировать изменения курсов для расхождения на безопасной дистанции для пар судов с точностью 94,8 % (точность прогнозов нейронной сети в данном исследовании определена как количество пар изначально опасно сближающихся судов, дистанция кратчайшего сближения которых после обработки нейронной сетью находилась в пределах 0,8–1,2 мили, поделенной на общее количество пар судов). В исследовании выполнено сравнение времени,

затраченного на вычисление маневров расхождения с использованием алгоритма и нейронной сети. Исследование показало, что при увеличении количества опасно сближающихся судов до четырех и выше нейронная сеть затрачивает на прогнозирование маневра расхождения в пять раз меньше времени, чем алгоритм. С увеличением числа опасно сближающихся судов разрыв во времени обработки данных между нейронной сетью и алгоритмом увеличивается, что подтверждает целесообразность применения нейронных сетей в обработке больших массивов данных с парами опасно сближающихся судов. В дальнейших исследованиях планируется создать алгоритм для решения задачи безопасного расхождения группы судов, осуществляемого на основе попарного анализа опасности столкновений.

Ключевые слова: предотвращение столкновений, дистанция кратчайшего сближения, нейронные сети, MATLAB, СУДС, морские перевозки, беспилотные системы, морские перевозки, беспилотные системы.

Для цитирования:

Триполец О. Ю. Анализ эффективности применения нейронной сети в прогнозировании маневров расхождения двух судов / О. Ю. Триполец // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2024. — Т. 16. — № 2. — С. 251–258. DOI: 10.21821/2309-5180-2024-16-2-251-258.

Введение (Introduction)

С увеличением объемов морских перевозок возрастает сложность навигации, особенно в плотно загруженных акваториях. Для уменьшения влияния человеческого фактора, а также оптимизации расходов и увеличения эффективности работы флота разработки беспилотных систем и методов автоматического расхождения судов в море вызывают особый интерес [1], [2]. С развитием технологий и искусственного интеллекта решение многих задач в различных областях науки все чаще доверяют нейронным сетям. Так, нейронные сети (далее — НС) используются для решения задач прогнозирования чрезвычайных ситуаций, а также в биологии, экономике, медицине и других областях науки. Преимущества использования нейронных сетей по сравнению с традиционными алгоритмами описано в работе [3], авторы которой пришли к выводу, что нейронные сети имеют значительные преимущества по сравнению с традиционными алгоритмами благодаря их гибкости, способности к обучению и высокой производительности при решении различных задач. Подобные выводы сделали также авторы статьи [4], добавив к преимуществам НС возможность обработки нескольких потоков информации одновременно, устойчивость к входным помехам и адаптивность к изменениям окружающей среды. Такая универсальность нейронных сетей также находит применение в более специализированных областях, например, в управлении морским трафиком. В исследовании [5] для создания системы предотвращения столкновений судов в море авторы использовали ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) — тип искусственной нейронной сети, основанный на нечеткой логике, для создания системы, способной к обучению и адаптации. При этом следует отметить, что интеграция нейронных сетей и нечеткой логики может повысить безопасность морского движения за счет улучшения систем предотвращения столкновений.

После рассмотрения общих преимуществ нейронных сетей в морской безопасности важно также изучить специфические методы и системы управления, которые могут оптимизировать процесс предотвращения столкновений. Опасность столкновения между судами возрастает с увеличением их числа в определенной морской зоне. Для регулирования морского движения может применяться система управления движением судов (СУДС), задачей которой является координация движения в зоне ее действия. СУДС анализирует позиции, направления и скорости судов, рассчитывает дистанцию кратчайшего сближения и корректирует их маршруты. Авторами статьи [6] выполнены исследование и анализ методов и систем управления для предотвращения столкновений судов в условиях плотного морского трафика. Вычисление оптимальных маневров для предотвращения столкновений судов предлагается выполнять при помощи метода оптимальных дискретных процессов, а управление динамической системой предлагается доверить «внешнему управленцу», например, СУДС. В одном из подходов, описанных в исследовании [7], отмечаются достоинства внешнего управления судами (при помощи СУДС) и перспективы его применения

для предотвращения столкновений двух опасно сближающихся судов, особенно в районах плавания с интенсивным движением.

В настоящее время отсутствуют исследования, в которых рассматривается возможность использования СУДС нейронных сетей для прогнозирования маневров расхождения двух судов в акватории. Описанный в данной статье метод позволяет решить задачу нахождения маневра для безопасного расхождения пары судов под внешним контролем с помощью нейронных сетей. Обученные в рамках данной работы нейронные сети позволяют прогнозировать изменения курсов для безопасного расхождения двух судов в заданной акватории. Данное исследование направлено на анализ эффективности использования нейросетей для прогнозирования маневров расхождения двух судов, в нем выполнено сравнение двух подходов для прогнозирования маневров расхождения: с использованием нейросетей и с использованием алгоритма и формул.

Целью исследования является оценка масштабируемости и быстродействия указанных двух подходов в контексте увеличения числа судов в акватории. В статье описывается сравнительный анализ быстродействия вычислений, проведенных с использованием алгоритма и нейросетей.

Методы и материалы (Methods and Materials)

В [8] разработан метод для определения безопасных маневров расхождения двух беспилотных судов, основанный на уменьшении значения функции стоимости (Cost Function), а также описан скрипт, созданный в программной среде MATLAB, который способен рассчитывать маневр для предотвращения столкновения между судами. Данный скрипт анализирует информацию об опасно сближающихся судах и определяет наиболее подходящее изменение их скоростей и / или курсов, чтобы обеспечить расхождение на заданной безопасной дистанции. Проведенные в программной среде MATLAB симуляции показали эффективность алгоритма вычисления безопасных маневров. Эти метод и скрипт были использованы для создания обучающих данных для нейронной сети, описываемой в данном исследовании.

В программной среде MATLAB функция `fmincon` (сокр. от англ. Find Minimum of Constrained Nonlinear Multivariable Function) — функция, предназначенная для нахождения минимума ограниченной функции нескольких переменных, используемая в оптимизационных задачах, где ее необходимо минимизировать при определенных ограничениях. В описываемом здесь скрипте целевая функция определена как функция стоимости, которая измеряет квадрат разницы между желаемой дистанцией кратчайшего сближения (далее — CPA (Closest Point of Approach)) и рассчитанной CPA. Функция `fmincon` используется для минимизации целевой функции, т. е. для нахождения оптимального изменения курса и скорости судов, которые предотвращают опасность столкновения и увеличивают CPA до заданного (или выше). В работе были установлены следующие ограничения: суда не могут изменять свой курс более, чем на 60 град., оба судна могут маневрировать путем изменения курса. Возможно маневрирование курсом как вправо, так и влево, что будет являться оптимальным маневром для предотвращения столкновения.

Для сравнения эффективности и скорости вычислений, выполненных с помощью алгоритма и нейросетей, метод расчета маневров расхождения из работы [8] было решено упростить с целью ускорения обучения нейронных сетей — в условиях данной работы алгоритм позволял судам маневрировать только изменением курсов. Скрипт для расчета маневров, обеспечивающих безопасное расхождение, получает на вход данные о двух судах: их координаты по осям x и y , курсы и скорости — всего восемь входных элементов в каждом столбце, составляющих матрицу X , каждый столбец которой соответствует одной ситуации движения пары судов. Для каждой пары судов расчет CPA и времени до ее наступления (далее — TCPA (Time to Closest Point of Approach)). Зная CPA и TCPA для всех пар судов из матрицы X , алгоритм вычисляет маневры для двух судов, необходимые для предотвращения столкновения.

В описываемом скрипте были установлены следующие условия: если CPA больше безопасной дистанции (задается пользователем), то расчет маневра расхождения не производится. Если CPA меньше безопасной дистанции, но TCPA больше опасного TCPA (задается пользователем), то расчет

маневра расхождения не производится. В случае если CPA меньше безопасной дистанции и ТСРА меньше опасного ТСРА, то выполняется расчет маневра расхождения судов. После вычисления маневров для n -количества пар судов формируется матрица $X_{adjusted}$, содержащая данные о парах судов, среди которых нет опасно сближающихся, т. е. содержащая данные о парах судов, расходящихся на безопасных дистанциях.

Формирование набора учебных данных выполнялось следующим образом: сначала создавалась матрица X , содержащая 1000000 образцов. Значения координаты задавались случайно из интервала $[-20; 20]$, курсы — из интервала $[0; 360]$ град. (в алгоритме выполняется перевод градусов в радианы), скорости из интервала $[1; 20]$ уз. Далее производилась проверка дистанций между сгенерированными судами в матрице X в целях обеспечения для них возможности маневрирования для предотвращения столкновений, а также во избежание ситуации, когда суда находятся изначально «друг на друге». Для этого в компьютерной среде MATLAB был написан скрипт, рассчитывающий изначальные дистанции между судами в парах из матрицы X .

Координаты пар, в которых суда находятся на расстоянии менее 3 миль друг от друга, изменяются в данном скрипте случайным образом до тех пор, пока дистанция между ними не достигнет 3 мили или более. Теперь матрица X , «обработанная» таким скриптом, не содержит судов, находящихся на недостаточном расстоянии друг от друга, так же, как и в действительности СУДС обнаруживает сближение судов заблаговременно, используя данные с АИС и радаров. Затем в процессе исследования формировалась матрица, содержащая только опасно сближающиеся суда. Написанный для этого скрипт MATLAB вычислял CPA и ТСРА между судами и оставлял в матрице X только те пары, в которых присутствовала опасность столкновения ($CPA < 1$ мили, $ТСРА < 30$ мин). Из каждого миллиона случайно сгенерированных образцов примерно 60 тыс. пар судов имели *ситуацию опасного сближения*. Описанные ранее шаги повторялись до тех пор, пока матрица X не наполнилась 563 435 образцами опасно сближающихся судов.

Далее матрица X была обработана с помощью алгоритма, расчета оптимальных маневров для пар судов в матрицу $X_{adjusted}$, из которой была сформирована (выделена) матрица Y для обучения сети, содержащая только данные о новых (безопасных) курсах судов. Проверка CPA для пар судов, обработанных ранее описанным алгоритмом, показала, что маневры, выбираемые программой, полностью удовлетворяют требованию о том, что *опасная ситуация сближения двух судов становится неопасной*. Таким образом, была создана обучающая выборка для НС — 563435 образцов, содержащая восемь параметров на вход нейросети (Input Data — матрица X) и по два соответствующих им выходных параметра (Target Data — матрица Y).

Обучение нейронных сетей прогнозированию безопасного маневра для расхождения двух судов проводилось в программной среде MATLAB. Использовались нейронные сети прямого распространения (Feedforward Neural Networks). Общее количество образцов обучающей выборки было разделено на обучающую, валидационную и тестовую выборки в соотношении, соответственно, 70 %, 15 % и 15 %.. Обучение нейросетей производилось при помощи алгоритмов оптимизации Левенберга – Марквардта и Adam, доступных в среде MATLAB, так как существующие теории аппроксимации для нейронных сетей не содержат конкретных указаний относительно необходимого количества нейронов для достижения определенной степени точности. Вопрос определения количества скрытых нейронов часто решается на основе эмпирического подхода. Несмотря на то, что теоретически одного скрытого слоя достаточно для аппроксимации различных функциональных зависимостей, фактический размер этого слоя (количество нейронов) может оказаться чрезмерно большим для эффективного решения задачи, что может привести к замедлению процесса обучения или даже сделать его невозможным в зависимости от доступных вычислительных ресурсов. Однако для определенных классов функций, подлежащих аппроксимации, использование глубокой архитектуры может обеспечить аналогичную точность, как и более простая структура, однако с меньшим количеством настраиваемых параметров [9], [10]. Это позволит не только ускорить процесс обучения, но и повысить скорость вычислений в режиме реального времени.

Так как при создании обучающей выборки безопасная дистанция была задана равной одной миле, необходимо выявить, сколько образцов будет обработано нейросетью «правильно», т. е. сколько пар судов разойдутся на дистанции, близкой одной миле. Добавим некий «буфер» для контроля результатов: будем считать, что если СРА в паре судов после обработки нейросетью достигает 0,8–1,2 мили, то образец обработан правильно. Таким образом, *точность* в данной статье — это количество пар судов, дистанция кратчайшего сближения которых после обработки НС находится в пределах 0,8–1,2 мили, поделенное на общее количество образцов.

Точность обработки результатов НС проверялась на выборке данных, состоящей из 100000 опасно сближающихся образцов (СРА в парах была менее 1 мили, а ТСРА — менее 30 мин). Последовательность действий при создании тестовой выборки была такой же, как и при создании обучающей выборки, с той лишь разницей, что общее количество образцов в этом случае составило 100 000. Результаты обучения нейронных сетей приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты обучения нейронных сетей

№ п/п.	Алгоритм оптимизации	Количество скрытых слоев / нейронов в слоях	Функции активации / особенности обучения	Размер mini-batch	Точность
1	Левенберга – Марквардта	3 / 80, 40, 20	Скрытые слои имеют функцию активации tansig. Purelin на выходном слое	–	0,854
2	Adam	3 / 80, 40, 20	Нормализация Rescale-symmetric. Скрытые слои имеют функцию активации tanh	512	0,581
3	Adam	3 / 100, 60, 30	Нормализация Rescale-symmetric. Скрытые слои имеют функцию активации tanh	512	0,73674
4	Adam	3 / 150, 75, 30	Нормализация отсутствует. Скрытые слои имеют функцию активации tanh	512	0,167
5	Adam	4 / 150, 75, 30, 15	Нормализация Rescale-symmetric. Скрытые слои имеют функцию активации tanh	512	0,42691
6	Adam	2 / 80, 60	Нормализация Rescale-symmetric. Скрытые слои имеют функцию активации tanh. Shuffle-never	512	0,268
7	Adam	2 / 160, 80	Нормализация Rescale-symmetric. Скрытые слои имеют функцию активации tanh. Shuffle — every epoch	256	0,443
8	Adam	3 / 160, 80, 40	Нормализация Rescale-symmetric. Скрытые слои имеют функцию активации tanh. Shuffle — every epoch	256	0,421
9	Adam	3 / 160, 100, 60	Нормализация отсутствует. Скрытые слои имеют функцию активации tanh. Shuffle — every epoch. Initial rate — 0,1–10 % каждые пять эпох	256	0,22
10	Левенберга – Марквардта	4 / 160, 80, 40, 20	Скрытые слои имеют функцию активации tansig	–	0,452
11	Левенберга – Марквардта	3 / 100, 50, 25	Скрытые слои имеют функцию активации tansig. Purelin на выходном слое	–	0,94789

Как видно из табл. 1, наибольшую точность показала нейронная сеть под номером 11. В результате обработки тестовой выборки опасно сближающихся судов данной нейросетью 94,8 % изначально опасно сближающихся пар судов разошлись на безопасной дистанции, находящейся в диапазоне 0,8–1,2 мили.

Результаты (Results)

Несмотря на то, что описанная в данной работе нейросеть предполагает расчет маневров расхождения только для двух судов, планируется ее использование для попарного расчета маневров в ситуациях сближения групп судов. При выборе количества образцов, для которых следует производить сравнение быстродействия вычислений по формулам / алгоритмам и с помощью нейросетей, учитывалось возможное количество опасно сближающихся пар судов в акватории. Так как описанный в данной работе алгоритм и НС позволяют обрабатывать суда попарно, ситуации сближения более чем двух судов будут «разбиваться» на общее количество ситуаций сближения (и соответствующих СРА), возможных между всеми судами в данном случае. Количество комбинаций СРА увеличивается с ростом числа судов: для двух судов будет рассчитан один маневр, для четырех судов — шесть, для ста судов наблюдается уже 4950 комбинаций СРА. Выполнять вычисления для большего числа судов не имеет смысла, так как ситуация одновременного опасного сближения более ста судов в одной акватории (зоне ответственности СУДС) маловероятна.

В ходе исследования было выполнено сравнение времени, затраченного на расчет маневров расхождения с помощью НС и алгоритма для различного количества судов. Для каждого цикла вычислений составлялась новая выборка, содержащая только опасно сближающиеся пары судов (для каждой был необходим расчет маневра расхождения). Количество образцов в этих тестовых выборках для различного количества судов равнялось количеству комбинаций СРА (например, для четырех судов — шесть образцов, для восьми — 28 и т. д.). Для сравнения производительности вычисления выполнялись в программной среде MATLAB на одном компьютере последовательно (процессор Intel(R) Core (TM) i5–9300H 2.40GHz). Для фиксации времени, затраченного на вычисления, использовалась функция tic-toc.

Время, затраченное на вычисления маневров расхождения при помощи алгоритма и нейронной сети, согласно количеству судов и соответствующих ему комбинаций СРА, приведено в табл. 2. Чтобы минимизировать элемент случайности при фиксации времени t на вычисления, было принято решение выполнять расчеты каждым методом для каждой выборки трижды, получая t_1, t_2, t_3 для каждого случая, и в табл. 2 вносить среднее арифметическое значение. Данные каждого столбца в таблице заполнялись в соответствии с количеством образцов — комбинаций СРА, которые необходимо обработать при заданном количестве опасно сближающихся судов в акватории.

Таблица 2

Время, затраченное на вычисления маневров расхождения при помощи алгоритма и нейронной сети для различного количества судов

Количество судов / комбинаций СРА	Время t , затраченное на вычисления	
	Алгоритм, с	Нейронная сеть, с
2 / 1	0,0012	0,0089
4 / 6	0,049	0,0104
8 / 28	0,193	0,0111
10 / 45	0,358	0,0121
15 / 105	0,697	0,0121
20 / 190	1,299	0,0122
25 / 300	2,14	0,0133
50 / 1225	8,62	0,0147
100 / 4950	31,56	0,0271

Как видно из табл. 2, при увеличении опасно сближающихся судов до четырех и более, нейронные сети показываюткратно лучшие результаты в прогнозировании маневра расхождения, чем традиционные методы вычислений: для четырех опасно сближающихся судов НС найдет безопасный маневр в 5 раз быстрее алгоритма, для восьми — в 17 раз, для десяти — в 29 раз, для пятнадцати — в 57 раз, для двадцати — в 106 раз, для двадцати пяти — в 160 раз, для пятидесяти — в 586 раз, для 100 — в 1164 раза.

Быстродействие алгоритма становится недостаточно для одного вычисления в секунду при увеличении числа опасно сближающихся судов в акватории до двадцати: время, необходимое для обработки соответствующего количества комбинаций СРА, составило в данном исследовании 1,299 с. Нейронная сеть успешно справилась с обработкой всех выборок образцов, при этом затратив на прогнозирование безопасных манёвров меньше десятой доли секунды в каждом случае. Таким образом, можно сделать вывод о том, что нейросети демонстрируют лучшую масштабируемость по сравнению с формулами и алгоритмами при прогнозировании маневров расхождения двух судов, т. е. при обработке больших объемов данных они показывают гораздо большую эффективность.

Заключение (Conclusion)

В данной статье выполнено сравнение производительности вычислений маневра расхождения для двух судов с помощью алгоритма и НС. Описан процесс создания обучающей выборки и предварительной обработки данных, во избежание нереалистичных сценариев сближения судов, а также процесс обучения нейронной сети прогнозированию безопасных маневров для расхождения двух судов. Выборка формируется на основе существующего скрипта, написанного на языке MATLAB с учетом различных сценариев сближения судов. Нейронная сеть с наиболее «удачной» архитектурой позволила спрогнозировать маневры, приводящие к расхождению пар судов на дистанции 0,8–1,2 мили, в 94,8 % случаев.

В ходе сравнения была продемонстрирована эффективность НС для прогноза маневров расхождения судов по сравнению с традиционными вычислительными методами. Исследование показало, что при нахождении безопасного маневра для пар судов нейросети обладают высокой скоростью обработки данных, значительно превосходя алгоритм: при четырех опасно сближающихся судах НС прогнозирует маневры расхождения в пять раз быстрее алгоритма и это опережение увеличивается с ростом количества опасно сближающихся судов. Полученные в данной статье результаты подтверждают целесообразность применения нейронных сетей для обработки больших массивов данных и потенциал применения нейронных сетей в обеспечении безопасности судоходства.

В дальнейших исследованиях планируется создать алгоритм, попарно обрабатывающий группу сближающихся судов для совместного маневрирования и расхождения всей группы судов на безопасной дистанции. НС, обученная в данной работе, может быть использована с целью повышения повышения быстродействия этого алгоритма для эффективной работы с большими группами судов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Huang Y. Ship collision avoidance methods: State-of-the-art / Y. Huang, L. Chen, P. Chen, R. R. Negenborn, P. H. A. J. M. Van Gelder // *Safety science*. — 2020. — Vol. 121. — Pp. 451–473. DOI: 10.1016/j.ssci.2019.09.018.
2. 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.
3. Головинов А. О. Преимущества нейронных сетей перед традиционными алгоритмами / А. О. Головинов, Е. Н. Климова // *Экспериментальные и теоретические исследования в современной науке: сб. статей по материалам V Междунар. науч.-практ. конф.* — Новосибирск: Ассоциация научных сотрудников «Сибирская академическая книга», 2017. — С. 11–15.
4. Кононова Н. В. Преимущества нейронных сетей / Н. В. Кононова, Т. И. Авдеева, П. Е. Обласов, И. В. Григорьева // *Актуальные проблемы информатизации образования: опыт, проблемы, перспективы развития. Сборник материалов международной научно-практической конференции*. — Черкесск: Библиотечно-издательский центр Северо-Кавказской государственной академии, 2020. — С. 91–93.
5. Ahn J. H. A study on the collision avoidance of a ship using neural networks and fuzzy logic / J. H. Ahn, K. P. Rhee, Y. J. You // *Applied Ocean Research*. — 2012. — Vol. 37. — Pp. 162–173. DOI: 10.1016/j.apor.2012.05.008.
6. Бурмака И. А. Управление группой судов в ситуации опасного сближения / И. А. Бурмака, А. Ю. Булгаков // *Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова*. — 2014. — № 6 (28). — С. 1–13.

7. Бурмака И. А. Управление парой судов в ситуации опасного сближения / И. А. Бурмака, Г. Е. Калинин, М. А. Кулаков // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2016. — № 3 (37). — С. 64–70. DOI: 10.21821/2309-5180-2016-7-3-64-70.

8. Триполец О. Ю. Расчет маневра расхождения двух безэкипажных судов путем минимизации функции стоимости в компьютерной среде MATLAB / О. Ю. Триполец // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2023. — Т. 15. — № 5. — С. 876–884. DOI: 10.21821/2309-5180-2023-15-5-876-884.

9. Mhaskar H. When and why are deep networks better than shallow ones? / H. Mhaskar, Q. Liao, T. Poggio // Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. — 2017. — Vol. 31. — No. 1. DOI: 10.1609/aaai.v31i1.10913.

10. Liang S. Why deep neural networks for function approximation? / S. Liang, R. Srikant // 5th International Conference on Learning Representations (ICLR). — 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1610.04161.

REFERENCES

1. Huang, Yamin, Linying Chen, Pengfei Chen, Rudy R. Negenborn, and P.H.A.J.M. van Gelder. “Ship collision avoidance methods: State-of-the-art.” *Safety science* 121 (2020): 451–473. DOI: 10.1016/j.ssci.2019.09.018.

2. 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.

3. Golovinov, A., and E. Klimova. “Advantages of neural networks before traditional algorithms.” *Ekspериментal’nye i teoreticheskie issledovaniya v sovremennoi nauke*. Novosibirsk: Assotsiatsiya nauchnykh sotrudnikov «Sibirskaya akademicheskaya kniga», 2017. 11–15.

4. Kononova, N. V., T. I. Avdeeva, P. E. Oblasov, and I. V. Grigorieva. “Advantages of neural networks.” *Aktual’nye problemy informatizatsii obrazovaniya: opyt, problemy, perspektivy razvitiya*. Cherkessk: Bibliotechnoizdatel’skii tsentr Severo-Kavkazskoi gosudarstvennoi akademii, 2020. 91–93.

5. Ahn, Jin-Hyeong, Key-Pyo Rhee, and Young-Jun You. “A study on the collision avoidance of a ship using neural networks and fuzzy logic.” *Applied Ocean Research* 37 (2012): 162–173. DOI: 10.1016/j.apor.2012.05.008

6. Burmaka, I. A., and A. Yu. Bulgakov. “Management of the group of vessel in the situation of dangerous approach.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 6(28) (2014): 1–13.

7. Burmaka, I. A., G. E. Kalinichenko, and M. A. Kulakov. “Management by pair of vessels in situation of dangerous rapprochement.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 3(37) (2016): 64–70. DOI: 10.21821/2309-5180-2016-7-3-64-70.

8. Tripolets, Oleg Y. “Calculating a collision avoidance maneuver for two unmanned ships by minimizing a cost function in MATLAB.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 15.5 (2023): 876–884. DOI: 10.21821/2309-5180-2023-15-5-876-884.

9. Mhaskar, Hrushikesh, Qianli Liao, and Tomaso Poggio. “When and why are deep networks better than shallow ones?” *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*. Vol. 31. No. 1. 2017. DOI: 10.1609/aaai.v31i1.10913.

10. Liang, Shiyu, and Rayadurgam Srikant. “Why deep neural networks for function approximation?” *5th International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1610.04161.

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 4 марта 2024 г.

Received: March 4, 2024.