

OVERVIEW OF EXISTING METHODS OF AUTONOMOUS VESSELS COLLISION AVOIDANCE

O. Y. Tripolets

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

Collision avoidance is vital for safety of navigation at sea. At first scientists aimed at developing navigational assistance systems for supporting human operators in collision prevention and enhancing situational awareness. Nowadays the development of unmanned systems has gained appreciable amount of attention. The main purpose of modern researches is to solve collision avoidance problems. An overview of collision avoidance methods proposed by Russian and foreign researchers is offered in the paper. The authors offer different techniques for solving the collision avoidance problem, namely, Artificial Potential Fields, Ant Colony Optimisation, Velocity Obstacles and Velocity Resolution Method, Interval Programming, Fuzzy Logic, Neural Networks with different optimisation methods, Optimal Reciprocal Collision Avoidance, combined algorithms. However, some of the articles do not take into account using ship motion models, complying with the International Regulations for Preventing Collisions at Sea and collision avoidance with static objects. Some approaches consider only two-vessels collision avoidance, not all of them are capable of using engine maneuvers. Currents, tides, winds and seas are not considered in any method described in this paper. Many researches have simulation results carried out in computer-based systems, but only a few have results of natural trials. The reviewed researches are divided into three groups: approaches considering avoidance of static and dynamic objects, approaches considering collision avoidance in two-ship encounter situations and approaches considering multi-ship encounter situations. It is noted that the purpose of further researches will be developing the existing approaches, elimination of their deficiencies and supplementing them in order to solve the whole complex of existing problems.

Keywords: autonomous navigation, unmanned vessel, collision avoidance, collision prevention, neural networks, USV.

For citation:

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.

УДК 656.61.052

ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ РАСХОЖДЕНИЯ БЕЗЭКИПАЖНЫХ СУДОВ

О. Ю. Триполец

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

В работе выполнен обзор различных методов расхождения безэкипажных судов, реализованных российскими и зарубежными специалистами. Авторы рассмотренных исследований для расхождения безэкипажных судов предлагают использование различных методов, среди которых методы искусственных потенциальных полей, методы оптимизации муравьиной колонии, подход скоростных препятствий, интервальное программирование, нечеткая логика, алгоритмы оптимального взаимного предотвращения столкновений, нейронные сети с различными методами оптимизации, комбинированные алгоритмы. Учет гидродинамических характеристик судна, соблюдение «Международных правил предупреждения столкновения судов в море» (МППСС-72) и обход статических препятствий рассматриваются не во всех исследованиях. В некоторых работах рассмотрены лишь ситуации расхождения двух судов, и кроме того, не все подходы позволяют использовать маневры скоростью. Обращается внимание, что во всех рассмотренных публикациях учет ветра, течений и морского волнения отсутствует. Многие из представленных исследований имеют результаты симуляций в компьютерной среде, но лишь в единичных случаях содержатся

данные о проведении натурных испытаний. Рассмотренные исследования разделены на три группы: подходы, рассматривающие расхождение со статическими и динамическими препятствиями, подходы, рассматривающие автоматизированное расхождение двух судов, и подходы, рассматривающие расхождение с группой судов. Составлена сводная таблица для наглядного сравнения приведенных методов. Отмечается, что целью дальнейших разработок в области беспилотных технологий должно явиться совершенствование уже существующих алгоритмов, устранение имеющихся недостатков и дополнение существующих алгоритмов для решения всего комплекса задач.

Ключевые слова: безэкипажное судовождение, автономные суда, предотвращение столкновений, расхождение морских судов, нейронные сети, безэкипажные суда, безэкипажные надводные суда

Для цитирования:

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.

Введение (Introduction)

Проблема предотвращения столкновений судов на водном транспорте является одной из классических. Анализ морских аварий показал, что большинство из них происходят по вине человека [1]. Многие навигационные системы были разработаны для поддержки вахтенных помощников: электронно-картографические навигационно-информационные системы (ЭКНИС), автоматические идентификационные системы (АИС), средства автоматической радиолокационной прокладки (САРП) и т. д. Однако для полного устранения человеческого фактора исследователи обратились к разработке автономных систем, которые могут найти безопасные решения в задачах расхождения судов без участия человека, таким образом полностью заменив его.

Разработки беспилотных систем в судовождении получили широкий интерес с ускорением развития технологий, появлением роботов и искусственного интеллекта. В 2017 г. Международной морской организацией (ИМО) было принято предложение о включении в повестку дня проблемы беспилотных судов. Стратегический план ИМО на 2018–2023 гг. имеет ключевое направление в вопросах внедрения новых и прогрессивных технологий в правовую базу [2]. В 2019 г. были приняты временные руководства для проведения испытаний автономных судов (MSC.1-Circ.1604).

На современном водном транспорте сложность решения проблемы разработки безэкипажных технологий заключается в нахождении наиболее безопасного, безотказного и универсального подхода, который позволит судам совершать безопасные переходы по заданным маршрутам, маневрируя для предотвращения столкновений согласно «Международным правилам предупреждения столкновения судов в море (МППСС-72)» (далее — Правила МППСС-72). Существующие методы предотвращения столкновений разделяются на системы помощи судоводителю и системы, в которых *человеческий фактор* полностью отсутствует. Для того, чтобы расхождение безэкипажных судов (БЭС) на водном транспорте стало возможным, необходимо создание надежного алгоритма, способного выполнять следующие задачи:

- обнаружение и классификация объектов, встречающихся на пути судна;
- расхождение с подвижными и статичными объектами на безопасной дистанции;
- обход зон, запрещенных для навигации, а также отмелей, подводных скал и т. д.;
- учет Правил МППСС-72 при маневрировании;
- маневрирование как курсом, так и скоростью;
- учет гидродинамических характеристик судна, ветра, волнения, течений;
- безопасное расхождение как с одним, так и с несколькими судами с учетом экономической эффективности выполняемых маневров;
- наличие результатов симуляций в компьютерной среде и натурных испытаний.

Рассмотренные в данной статье исследования предлагают различные подходы к решению поставленных задач, однако до сих пор возникающие проблемы до конца не решены. Среди изученных исследований были выделены те, которые относятся к описанию методов расхождения со статическими и динамическими объектами, проанализированы подходы, рассматривающие

расхождение безэкипажного судна с одним судном, а также исследования, в которых описаны ситуации расхождения с группой судов.

Целью данного исследования является обзор существующих методов расхождения безэкипажных судов.

Задачи данной работы:

1. Рассмотреть подходы, описывающие расхождение безэкипажных судов со статическими и динамическими препятствиями, с одним судном и группой судов.
2. Выявить достоинства и недостатки приведенных подходов.
3. Составить сводную таблицу для сравнения рассмотренных исследований.

Методы и материалы (Methods and Materials)

Подходы, рассматривающие расхождение безэкипажных судов со статическими и динамическими препятствиями. Разработанная в подходе [3] модель представляет основанную на искусственных потенциальных полях (APFs — Artificial Potential Fields) систему предотвращения столкновений в реальном времени для морских судов, способную реагировать на статические и динамические препятствия поблизости. Модуль оценки риска, также представленный в исследовании, основан на стандартном методе кратчайшего расстояния сближения (CPA). Модуль принятия решений выбирает соответствующие правила, основанные на относительных курсах и позициях судов. В части обнаружения встроенные визуальная и основанная на лазере системы были разработаны для обеспечения сенсорной функциональности для множественных препятствий. Для внедрения в алгоритм Правил МППСС-72 был разработан специальный модуль принятия решений, который анализирует существование опасности столкновения между БЭС и препятствием. После анализа определяется подходящее правило, и затем система выясняет, какие из областей являются запрещенными для движения, затем создает виртуальные препятствия, которые генерируют отталкивающие положительно заряженные поля. Результаты симуляций показывают, что БЭС, ведомое алгоритмом, представленным в данном случае, способно успешно обходить движущиеся и статические препятствия, однако в некоторых симуляциях данный алгоритм попадал в локальный минимум и поэтому требует доработки. Кроме того, в данном алгоритме также не предусмотрен учет влияния погодных условий, а также маневренных характеристик различных судов; существует проблема сглаживания пути для предотвращения резких поворотов, и в настоящее время настройка этих параметров представляется затруднительной.

В статье [4] рассмотрен подход к проблеме предотвращения столкновений безэкипажных судов, основанный на оптимизации муравьиной колонии (ACO — Ant Colony Optimisation). ACO — алгоритм, выполненный на основе коллективного поведения групп насекомых (впервые предложен в 1999 г. в [5]). Муравьи используют особый механизм для отыскания кратчайшего пути между источником пищи и гнездом, при этом во время передвижения они оставляют на своем пути особые химические вещества — феромонные следы. В представленном исследовании группы агентов (БЭС) ACO, называемые *искусственными муравьями* (Artificial Ants), воплощают поведение прокладывания пути и следования по нему с помощью размещения виртуального феромонного следа (Pheromone Trail). В данном исследовании среда, в которой маневрируют суда, представляет собой множество E , включающее подмножества E_{free} (свободное пространство) и E_{obs} (препятствия: подвижные и неподвижные объекты, береговые линии, мели, фарватеры и т. д.).

После сбора данных САРП и АИС и расчета относительных скоростей, курсов и пеленгов выполняется проверка опасности целей и построение графика возможного движения муравьев (БЭС). В каждой путевой точке БЭС выбирает следующую на основе значения феромонного следа на близлежащих линиях. После того как муравьи завершили прохождение своего пути в данной итерации, происходит обновление феромонных следов, при этом неверные пути «забываются» посредством механизма «испарения» следов (Trail Evaporation), а наиболее благоприятные (кратчайшие) обновляются добавлением значений феромонов. Данный алгоритм выполнен в соответствии с Правилами МППСС-72 с учетом гидродинамических характеристик судна. В исследовании

приводятся результаты симуляции, выполненные в программной среде Matlab, которые показывают, что суда, управляемые при помощи данного алгоритма, расходятся на безопасном расстоянии в соответствии с правилами МППСС-72. При этом время расчетов не превышало 1 мин (в среднем составило около 30 с). Автор работы [4] обращает особое внимание на то, что маневр изменения скорости не принимался во внимание, а также не были учтены изменения скорости и курсов других судов. Кроме того, по мнению автора, время на выполнение расчетов необходимо уменьшить.

В исследовании [6] предлагается усовершенствованный подход скоростных препятствий (VO — Velocity Obstacles), впервые предложенный в [7] в 1998 г. Скоростные препятствия — это набор скоростей для БЭС, которые приведут к столкновению с другим БЭС в определенный момент времени при условии, что другое БЭС не маневрирует. Если БЭС выберет скорость внутри скоростного препятствия (изображается в виде конуса), то два БЭС столкнутся, однако если БЭС выберет скорость вне скоростного препятствия, то столкновения не произойдет. Этот подход имеет преимущества в том, что он позволяет просчитывать опасность столкновения на несколько шагов вперед, а также реагировать на неоднородный характер движения приближающихся судов: при изменении курса и/или скорости других судов подход скоростных препятствий отреагирует на эти изменения и перепланирует маршрут. В данном исследовании *подход скоростных препятствий* расширен за счет использования Правил МППСС-72 посредством внедрения искусственных препятствий на пути БЭС в ситуации, когда существует риск столкновения с другим судном.

Предлагаемый в данном исследовании алгоритм вначале выполняет проверку СРА/ТСРА на предмет опасности столкновения и если она существует, то производится выбор правила МППСС-72, которому соответствует данная ситуация сближения, после чего в фигуре скоростных препятствий вначале создаются искусственные зоны, в которые БЭС не может заходить в соответствии с Правилами МППСС-72, и только затем БЭС приступает к выполнению маневра. Данный алгоритм был успешно испытан как в компьютерной среде, так и на воде с использованием БЭС Powervent. Отмечается, что из-за того, что постоянный расчет риска столкновения выполняется заранее, значительно возрастает вычислительная нагрузка. В условиях реальной окружающей среды при обнаружении подвижных и неподвижных препятствий могут возникать ошибки, вызванные различными помехами, и просчет траекторий движения других судов может содержать в себе погрешности (точность расчетов будет во многом зависеть от точности информации, поступающей с сенсоров).

В статье [8] предложен подход к решению проблемы расхождения безэкипажных судов с использованием нейронных сетей и глубокого обучения с подкреплением и созданием соответствующего алгоритма принятия решений для расхождения с препятствиями (DRLOAD — Deep Reinforcement Learning Obstacle Avoidance Decision-Making). Математической основой такого обучения является *марковский процесс принятия решений*. В ячейке памяти текущее состояние БЭС используется как вход в нейронную сеть. Таблица значений выполняемых действий Q — выход. Освоение поведенческой стратегии достигается тренировкой соответствующих максимальных значений Q . Согласно любому состоянию s , использование алгоритма, содержащего любое состояние s , позволит безэкипажному судну реализовать соответствующее поведение a . Модель среды, в которой проходил тестирование данный подход, представляет собой сеточную карту с двумя измерениями (2D Grid Map). Для каждой точки координат определены значения состояний от 0 до 1, где 0 — препятствие, 1 — пространство возможных движений. Наиболее важной частью алгоритма является функция вознаграждения за предотвращение столкновения (Avoidance Reward Function), которая может косвенно описать цель задания для БЭС. Представленный алгоритм DRLOAD, протестированный в программной среде MATLAB, показал удовлетворительные результаты расхождения как со статическими, так и с динамическими препятствиями, хорошую способность к обучению, и наличие возможности маневрирования скоростью.

Исследование [9] посвящено объединенному алгоритму удержания судна на пути и предотвращения столкновений. Для расхождения со статическими и динамическими препятствиями авторы

предложили использовать *метод разложения скоростей* (Velocity Resolution Method). Основанный на методе скоростных препятствий (Velocity Obstacle), он позволяет обнаруживать опасность столкновения в реальном времени и вычислять обходной маневр, а после расхождения — возвращаться на заданный путь. Данные с сенсоров судна используются алгоритмом расхождения, и маневр расхождения рассчитывается согласно запланированному пути следования; используется гидродинамическая модель движения судна, имеющая три степени свободы; существует возможность маневрирования скоростью. Предложенный подход, который был апробирован на БЭС Lanxin, показал работоспособность системы в плане расхождения со статическими и динамическими препятствиями. При этом следует отметить, что в данном подходе не учитываются Правила МППСС-72.

Подходы, рассматривающие автоматизированное расхождение двух судов. Авторы публикации [10] предлагают использовать нейронные сети для решения задачи предотвращения столкновений. Для формирования обучающей выборки использовалась информация с маневренного планшета: выборка состоит из обучающих пар, входами которых являются пеленг, курсы и скорости судов, выходами — изменения курса судна-оператора. Методика формирования каждой обучающей пары заключается в приведенной последовательности действий:

- формирование путем перебора с некоторым шагом для диапазонов входов перечня различных ситуаций, возникающих при расхождении судов;
- раскладка каждой отдельной ситуации на маневренном планшете;
- определение величины изменения курса судна-оператора с учетом Правил МППСС-72.

Для обучения нейронной сети использовался многослойный персептрон, а в качестве оптимизации применялся метод градиентного спуска, модифицированный ParTan, а также метод сопряженных градиентов, BFGS. Анализ результатов обучения показал, что для расхождения морских судов в зоне чрезмерного сближения наилучшей является нейронная сеть типа четырехслойный персептрон, имеющая 40–60 нейронов в первом скрытом слое и 100 нейронов во втором скрытом слое, использующая в качестве оптимизатора метод сопряженных градиентов. Данный подход, однако, не затрагивает ситуаций с участием более двух судов. Курс и скорость судна-цели в данном подходе считаются постоянными, отсутствуют данные о проведении симуляций или апробаций данного подхода.

Развитие предложенного ранее подхода нашло отражение в статье [11]. При этом нейронечеткая система расхождения в зоне чрезмерного сближения представляет собой адаптивную систему нечеткого логического вывода (алгоритм Мамдани), состоящую из пяти уровней. Данная система представляет собой многослойную искусственную нейронную сеть, характеризующуюся прямым распространением связей; параметрами сети являются параметры нечеткого логического вывода (НЛВ), а алгоритмом принятия решения нейронной сети — алгоритм НЛВ. Входной уровень адаптивной системы НЛВ является уровнем функции принадлежности. Во входном уровне адаптивной системы НЛВ устанавливаются нечеткие множества, соответствующие термам входных и выходных нечетких лингвистических переменных (НЛП).

Описываемая система расхождения включает четыре входные НЛП: пеленг на судно-цель, курс судна-оператора, курс судна-цели, скорость судна-цели, а также единственную выходную НЛП, которой является заранее рассчитанное на маневренном планшете значение изменения курса судна-оператора. Раскладка на маневренном планшете выполнялась с учетом Правил МППСС-72 и комментариев к ним, а также рекомендаций так называемой «хорошей морской практики». Авторы статьи [11], используя программное обеспечение Matlab, произвели имитационное моделирование нейронечетких систем расхождения и выявили, что для расхождения морских судов целесообразно воспользоваться нейронечеткой системой расхождения с использованием генерирования по методу решетки без кластеризации. Отмечается, что гибридный метод оптимизации дает результаты, значительно лучшие, чем алгоритм обратного распространения ошибки. Расчеты, выполненные на планшете, охватывают только ситуацию сближения двух судов, при этом отсутствует учет гидродинамических характеристик судна и внешних условий.

В статье [12] предлагается подход интервального программирования (IvP — Interval Programming) и многокритериальной оптимизации (Multi-Objective Optimisation) с учетом Правил МППСС-72. Каждое правило данного нормативного международного документа соответствует определенному поведению БЭС, которое создает объективную функцию управления принятия решений. Объективные функции учитывают не только ситуации, описанные в Правилах МППСС-72 (в пиковых зонах функций), но также захватывают их гибкость (в непикувых зонах). Каждая итерация в круге (модуле) управления судном включает создание и решение проблемы мультикритериальной оптимизации, где каждый модуль содержит одну функцию. Управление БЭС является результатом действия совокупности независимых специальных модулей, работающих совместно для выбора оптимального решения. Таким образом, предлагается решить проблему с выполнением нескольких правил МППСС-72 одновременно. Так, авторы статьи разработали несколько типов поведения, опирающихся на Правила МППСС-72: поведение, основанное на ситуации сближения на противоположных курсах (Head-on Behavior), типы поведения, основанные на ситуации пересечения курсов для *судна, уступающего дорогу* и *судна, которому уступают дорогу* (Crossing Behaviors). Например, Head-on behavior создает функцию, базирующуюся на СРА для предполагаемых маневров, отдавая предпочтение к изменению курса вправо, чтобы другое судно прошло по левому борту.

Аналогичные функции были созданы для ситуации пересечения курсов для судов с преимуществами и без них. Тестирование данных алгоритмов было успешно проведено как на компьютере, так и с использованием двух автономных судов-каяков. Однако в данном случае описываются только два правила МППСС-72. Предлагаемый подход рассчитан только на ситуацию сближения двух судов. При этом имеется возможность маневрирования скоростью.

В работе [13] предлагается подход к расхождению безэкипажных судов, основанный на нечеткой логике. Устройство процесса принятия решения предполагает выполнение следующих шести шагов:

1. Идентификация ввода нечетких функций принадлежности (FMFs — Fuzzy Membership Functions).

2. Идентификация выходов FMFs.

3. Создание FMF для каждого входа и выхода.

4. Создание нечетких правил «если-то» для управления системой.

5. Назначение приоритета нечетких правил для выполнения действия.

6. Комбинация правил и дефаззификация выходов.

Для этого исследования были определены следующие лингвистические термы: дистанция до столкновения, область столкновения, относительный угол столкновения и относительная скорость для входов, изменение курса и скорости судна-оператора для выходов. Использовалась модель Мамдани, основанная на правилах нечеткой логики. Дефаззификация была проведена с использованием метода центра тяжести (Center Of Gravity Method). В этом методе вычисляется центроид результирующей FMF и используется ее абсцисса как окончательный результат вывода.

Первый шаг в нечеткой системе вывода (Fuzzy Inference System) — это сбор данных о судне-цели. На следующем шаге вычисляются относительные траектория, скорость и курс судна-цели. Затем происходит фаззификация данных согласно информации о дистанции до столкновения, области столкновения, относительном угле столкновения и относительной скорости, затем вступают в силу нечеткие правила «если-то», разработанные в соответствии с Правилами МППСС-72. Выходами системы, основанной на этих правилах, являются следующие системы: *предупреждение о риске столкновения* (Collision Risk Warning) и *нечеткие решения* (Fuzzy Decisions). Эти решения впоследствии проходят дефаззификацию, и окончательным выходным значением является изменение курса или скорости судна-оператора. Данный подход прошел симуляцию в программной среде Matlab для ситуаций расхождения двух судов, где показал результаты успешного расхождения в соответствии с Правилами МППСС-72.

Подходы, рассматривающие автоматизированное расхождение с группой судов. В статье [14] рассматривается проблема безопасного расхождения групп безэкипажных судов в районах интенсивного судоходства. Для решения задачи безопасного расхождения в данном исследовании предлагается в множестве судов в заданной акватории выделить подмножества опасно идущих судов, привилегированных судов, судов, обязанных маневрировать и судов, представляющих ограничения для выбора решения. Для каждого судна выполняют оценку навигационной ситуации, в которую входит информация о существующей навигационной обстановке и ее прогнозы, о районе плавания и заданном маршруте данного судна, а также учитываются риски выхода на мелководье, навигационные опасности, зоны, запретные для плавания, и в соответствии с этими данными получается оценка риска для каждого судна, для которой используются шкалы RED, YELLOW, GREEN (*опасно, внимание и безопасно* соответственно). Для каждого из судов группы строится комплексная оценка безопасности, значение которой является критерием для включения судна в множество G (*опасно сближающиеся суда*). При этом в множестве G суда делятся на класс A (привилегированные по отношению к другим в соответствии с Правилами МППСС-72) и класс B (все остальные суда, обязанные предпринять маневр).

После распределения судов по классам происходит поиск решения, результатом которого является набор траекторий движения для судов, обязанных маневрировать. В случае отсутствия решения предлагается процедура смягчения ограничений за счет перемещения судов из одного множества в другое и повторного поиска решений. Представленный алгоритм позволяет группе судов безопасно маневрировать друг относительно друга, однако эта система требует устойчивой связи между судами и совместимого программного обеспечения, она не подходит для использования в смешанной среде (БЭС и экипажных судов). Для обеспечения возможности коллективного маневрирования между судами должен быть установлен обмен информацией. Подробно эта проблема рассматривается в [15].

В подходе, представленном в публикации [16], автоматическое управление судном предлагается разделить на два режима: «нормальный» и «расхождение» (Collision Avoidance). Используются нейронные сети и глубокое обучение с подкреплением, формализованное согласно марковскому процессу принятия решений. Был использован алгоритм глубокого Q -обучения, предложенный в [17], человеческий опыт внедрен в систему посредством введения судового буфера, судового домена, спрогнозированной зоны опасности, включая статические препятствия, а также контура и векторов движения судна для достижения цели. При попадании препятствия в зону судового буфера управление судном переключается в режим «расхождение». Для расхождения с судами на безопасной дистанции вокруг опасных целей строятся ограничительные многоугольники. Для внедрения в алгоритм Правил МППСС-72 были добавлены ограничительные линии, которые заставляют суда совершать маневры расхождения. Отмечается также, что в экстренных случаях алгоритм отступит от Правил МППСС-72 если в буфере судна будет обнаружено препятствие. Для проведения симуляции использовалась модель *Номото* [18], в которой принимаются во внимание характеристики руля для описания движений судов. Симуляция в испытательном бассейне для трех моделей судов с различными маневренными характеристиками показала хорошие результаты обучения нейронной сети и успешного расхождения всех трех моделей. Следует отметить, что на всех трех судах был установлен алгоритм расхождения, представленный в подходе.

Авторы статьи [19] создают систему поддержки принятия решений для судоводителя, предлагая использовать количественный анализ опасности столкновения для нескольких судов в реальном времени и модель принятия решений для предотвращения столкновений. Для расчета индекса риска столкновения используется *метод нечеткой логики*. В данном подходе требования Правил МППСС-72 и *хорошая морская практика* учитываются таким образом, что действия по предотвращению столкновений рассчитываются максимально эффективно. Рассматривается изменение как курса, так и скорости. Симуляции, проведенные в компьютерной среде, показывают, что данный подход позволяет судоводителю принимать верные решения для предотвращения столкновений в условиях сближения нескольких судов.

В статье [20] использована *доказательная теория рассуждений* (Evidential Reasoning Theory), описанная в работе [21] для расчета опасности столкновения, затем рассчитан список возможных действий для БЭС, сближающегося с несколькими судами; используется алгоритм оптимального взаимного предотвращения столкновений (ORCA — Optimal Reciprocal Collision Avoidance), являющийся расширенным алгоритмом скоростных препятствий для выбора действия, соответствующего Правилам МППСС-72. Кроме того, в данном случае учитываются возможные действия встречных судов. Подход был протестирован в компьютерной среде с участием четырех судов, включая судно-оператор, на котором был апробирован рассматриваемый алгоритм. Данные симуляций, представленные в статье, показывают, что подход работоспособен и эффективен и БЭС маневрирует для предотвращения столкновений в соответствии с Правилами МППСС-72. В будущем планируется ввести учет ветра, течений и влияния волн.

В подходе, представленном в [22], система предотвращения столкновений представляет собой эволюционные нейронные сети, построенные с помощью кодирования на ассемблере с эволюционирующими операциями (Assembler Encoding with Evolvable Operations) и кооперативных коэволюционных нейронных сетей (Cooperative Co-Evolutionary Neural Networks). Береговая линия, опасные глубины, суда и другие объекты в этой работе названы *угрозами* (threats). Количество секторов, в которых наблюдаются угрозы, выбрано равным семи. Входными данными для нейросети являются следующие: 1 — угол, на который судно должно повернуть, двигаясь к следующей поворотной точке (два значения: отрицательное представляет собой изменение курса влево, положительное — вправо); 2–8 — наличие угроз в секторах наблюдения с первого по седьмой (в зависимости от уровня риска столкновения значения выбираются из диапазона $[-1; 1]$). Для выходных параметров разработаны два решения: первое — выходные параметры — изменение курса (от -180° до 180°) и скорости (5–20 уз), второе — выходные параметры — семь маневров изменения курса (разработано для облегчения архитектуры нейросети). Для тестирования подхода было разработано 170 тренировочных сценариев с участием нескольких судов, в создании которых принимали участие судоводитель (40 сценариев), дилетант (70) и программа (60). После обучения нейросети успешно справлялись с задачами расхождения с множественными судами. Автором публикации [22] отмечается, что другие суда, представленные в симуляциях, не маневрировали, МППСС в подходе использованы не были и судно-оператор могло предпринимать любые маневры для предотвращения столкновений.

В источнике [23] предлагается использовать модернизированный алгоритм, созданный на основе модели поиска «усами жука» (BAS — Beetle Antennae Search), впервые предложенный в [24]. В основе решения — модель поведения жуков-усачей, использующих свои усы для поиска областей с максимальной концентрацией феромона и передвижения в соответствующую сторону. Для судна используется *модель гидродинамического поведения* с тремя степенями свободы для упрощения оптимизации. Дано описание предсказательной системы предотвращения столкновений, учитывающей ограничения Правил МППСС-72 (правила 13–15), и фактор экономии топлива. Подход был испытан компьютерными симуляциями в различных ситуациях, в том числе с участием трех судов, и показал удовлетворительную способность к предотвращению столкновений. Также по результатам симуляций отмечается, что эта модификация значительно эффективнее оригинального алгоритма BAS.

В работе [25] предлагается система поддержки принятия решений для предотвращения столкновений с участием нескольких судов на основе Правил МППСС-72. На каждом судне, участвующем в симуляции, функционирует данный алгоритм, и каждое судно действует «от первого лица». Перед принятием решения маневрирования алгоритм рассчитывает, насколько эффективным будет маневр путем расчета СПА на запланированной траектории. Такая проверка может проводиться для каждой цели по очереди, но не для всех сразу. *Модель Номото* [26] используется для описания маневренных характеристик судна. Имеется возможность маневра скоростью. Описываются модели принятия решения для судов, уступающих дорогу и сохраняющих курс и скорость в ситуациях, описанных правилами 13–15. В симуляциях, проведенных в среде MATLAB, рассматриваются

ситуации, когда другие суда соблюдают Правила МППСС-72 и нарушают их, но при этом во всех случаях судно-оператор успешно расходится с опасно приближающимися судами.

Авторы исследования [27] представили обновленную версию эволюционных наборов безопасных траекторий судов (Evolutionary Sets of Safe Ship Trajectories) — метод, который содержит эволюционные алгоритмы и некоторые предположения из теории игры для решения ситуаций сближения судов. Для данных позиций и параметров судов метод находит оптимальный набор безопасных траекторий для всех судов, вовлеченных в ситуацию, а не только для одного судна. Метод «работает» в реальном времени, и решение, соответствующее Правилам МППСС-72, выдается в течение одной минуты. Данный подход был протестирован в компьютерной среде и, согласно выполненному сопоставлению с другими эволюционными алгоритмами, также описанными в данной статье, показывает более высокие результаты. Описывается система расхождения со статическими объектами. Авторы отмечают, что перед тем как тестировать данный метод в реальной среде, необходимо ввести более усовершенствованную гидродинамическую модель судна; необходимо расширить соответствие алгоритма Правилам МППСС-72 (ввести поддержку схем разделения движения).

В статье [28] представлен алгоритм автоматического расхождения нескольких судов с использованием глубокого обучения. Зона препятствий по цели (OZT — Obstacle Zone by Target) используется для расчета зоны, где в будущем может произойти столкновение. Данные по OZT, полученные путем сканирования пространства сеточным сенсором (Grid Sensor), конвертируются в форму, которая может быть использована как входные данные в нейронную сеть с использованием алгоритма проксимальной оптимизации (Proximal Policy Optimization Algorithm — PPO). Пространство для обучения состоит из судов-целей, путевой точки и целевой зоны, которая является открытым морем без статичных препятствий. Для описания моделей движения судов использовались уравнения Номото. Разработаны два типа управления судном: *команды на руль* (выходные данные — угол поворота пера руля) и *команды на автопилот* (выходные данные — изменение курса). Нейросеть обучена по проблеме Имазу (Imazu Problem), которая является набором сценариев ситуаций сближений судов. Используется долгая краткосрочная память (LSTM—Long Short-Term Memory) с учетом Правил МППСС-72 (правила 13–15). Проведенные в компьютерной среде симуляции показывают, что данный подход успешно справляется с предложенными ему ситуациями опасного сближения судов из списка проблемы Имазу, в том числе при участии большего количества судов, чем было предписано заранее. Отмечается, что обученная модель имеет низкую стабильность курса, что может ввести в замешательство другие суда.

Авторы статьи [29] для решения проблемы расхождения БЭС предлагают использовать методы глубокого обучения со сверточной нейронной сетью (Convolutional Neural Network) и долгой краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory) в комбинации с эвристическим планированием. Разработанная архитектура нейронной сети представлена в статье, в основе которой модифицированная архитектура GoogleNet. Нейронная сеть была обучена с использованием оптимизации ADAM (Adaptive Moment Estimation: представлена в [30]). Выходом нейросети является тренд следующей стратегии предотвращения столкновений, применяемый впоследствии для финального планирования пути с использованием эвристического планирования (применяется алгоритм электромагнетизма (Electromagnetism-like Mechanism)). Подход был смоделирован в компьютерной среде с участием трех–четырех судов, затем было выполнено сравнение с оригинальными алгоритмами: судно, на котором был смоделирован метод, представленный в статье, успешно расходилось с опасными судами, однако предпринимало лишние маневры, и оригинальные алгоритмы справлялись с задачей более эффективно. Данный подход не учитывает требования Правил МППСС-72.

Модель планирования пути БЭС, описанная в работе [31], использует глубокий градиент детерминистической политики (Deep Deterministic Policy Gradient — DDCP-algorithm), глубокое обучение с подкреплением и искусственные потенциальные поля для обучения модели по историческим данным и постоянному взаимодействию с окружающей неизвестной средой. МППСС-72 (правила 13–15) трансформированы в зоны, закрытые для навигации БЭС. Рассматривается ситуация расхождения с несколькими судами, при том, что суда-цели не маневрируют. Нейросеть обучена по реальным данным движения судов, полученным с АИС в период с 1 по 15 августа 2018 г. на маршруте Да-

лянь-Яньтай. Согласно данным симуляций, проведенных в компьютерной среде, предлагаемый подход имеет более высокие показатели точности и производительности, чем в других классических методах, основанных на фундаментальном обучении с подкреплением. Авторы отмечают, что в подходе не была учтена гидродинамическая модель движения судна.

В статье [32] для решения проблемы автоматического расхождения нескольких судов используется алгоритм асинхронного преимущества *субъект-критика* (Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C) Algorithm), долгая краткосрочная память и Q -обучение. Последнее используется для адаптивного принятия решений между контроллером на основе обратной модели долгой краткосрочной памяти и безмодельной политикой АЗС. Используется модель движения судна с тремя степенями свободы Абковица [33] и модель группы математических моделей (MMG — Math Model Group), а также модель риска столкновения для расчета индекса опасности столкновения. Для предотвращения столкновений нейронная сеть управляет только положением пера руля. Рассматривается ситуация расхождения с несколькими судами и только судно-оператор совершает маневры расхождений. По результатам проведенных в компьютерной среде симуляций авторами сделан вывод о том, что представленный комбинированный метод обучения «работает» быстрее и лучше, чем оригинальная АЗС-модель с традиционными методами оптимизации. В данном подходе не учитываются требования Правил МППСС-72.

Для удобства основные данные по всем рассмотренным в статье исследованиям были помещены в сводную таблицу (с. 348), в которой нашли отражение следующие вопросы: учет Правил МППСС-72, учет гидродинамических характеристик судна, возможность маневрирования скоростью и расхождения со статическими препятствиями, наличие результатов симуляций в компьютерной среде и натурных испытаний, учет ветра, течений и морского волнения, а также основной метод, используемый в работе.

Заключение (Conclusion)

Разработка надежных систем предотвращения столкновений необходима для создания полностью автономных безэкипажных судов. Авторы проанализированных в исследовании статей для решения задачи расхождения судов предлагают использование различных методик, среди которых искусственные потенциальные поля, методы оптимизации муравьиной колонии, подход скоростных препятствий, интервальное программирование, нечеткая логика, алгоритмы оптимального взаимного предотвращения столкновений, нейронные сети, комбинированные алгоритмы и т. д.

Цель данной работы достигнута, выполнены следующие задачи: рассмотрены подходы, описывающие расхождение безэкипажных судов со статическими и динамическими препятствиями, с одним судном и группой судов. Достоинства и недостатки приведенных подходов обнаружены и отражены в сводной таблице для сравнения рассмотренных исследований.

Широкое распространение в решении задачи безопасного расхождения судов получили нейронные сети. Для этого нейросети обучают по сделанным на планшете выборкам ситуаций, используя алгоритмы глубокого обучения принятию решений с подкреплением для расхождения с препятствиями, Q -обучение, глубокое обучение с подкреплением, долгую краткосрочную память, алгоритмы проксимальной оптимизации, оптимизации ADAM и др. Среди подходов, использующих нейронные сети, следует выделить изложенные в работах [8], [10], [11], [16], [22], [28], [29], [31], [32].

Решение таких задач, как учет гидродинамических характеристик судна, соблюдение Правил МППСС-72 и обхождение статических препятствий, отходит как бы на второй план, и не во всех исследованиях им уделяется внимание. Так, учет гидродинамических характеристик судна отсутствует в работах [3], [6], [8], [10]–[12], [14], [19], [20], [22] и [31], требования Правил МППСС-72 не учитываются в работах [4], [8], [9], [22], [29], [32]. Некоторые работы рассматривают лишь ситуации расхождения двух судов, несмотря на то, что в реальных условиях гораздо чаще в расхождении участвуют три и более судов, имеющих различный навигационный статус; не все подходы позволяют БЭС использовать маневры скоростью; учет ветра, течений и морского волнения отсутствует во всех описанных подходах.

Данные исследованных в работе публикаций

Вид и источник рассматриваемого исследования	Учет Правил МППСС-72	Учет гидродинамических характеристик судна	Маневрирование скоростью	Расхождение со статическими препятствиями	Результаты симуляций в компьютерной среде / натурных испытаний	Учет ветра, течений, морского волнения	Основной метод, используемый в работе
Подходы, рассматривающие расхождение со статическими и динамическими препятствиями	[3]	Да	Нет	Да	Да/Нет	Нет	Artificial Potential Fields
	[4]	Нет	Нет	Да	Да/Нет	Нет	Ant Colony Optimisation
	[6]	Да	Да	Да	Да/Да	Нет	Velocity Obstacles
	[8]	Нет	Да	Да	Да/Нет	Нет	Deep Reinforcement Learning Obstacle Avoidance Decision-making
Подходы, рассматривающие расхождение двух судов	[9]	Нет	Да	Да	Да/Да	Нет	Velocity Resolution Method
	[10]	Да	Нет	Нет	Нет/Нет	Нет	Нейронные сети
	[11]	Да	Нет	Нет	Да/Нет	Нет	Нейронные сети
	[12]	Да	Да	Нет	Да/Да	Нет	Interval Programming, Multi-objective Optimisation
Подходы, рассматривающие расхождение с группой судов	[13]	Да	Да	Нет	Да/Нет	Нет	Нечеткая логика
	[14]	Да	Нет	Нет	Нет/Нет	Нет	Кооперативное маневрирование
	[16]	Да	Да	Да	Да/Да	Нет	Нейронные сети, Deep Reinforced Learning, Q-learning
	[19]	Да	Да	Нет	Да/Нет	Нет	Нечеткая логика
	[20]	Да	Нет	Нет	Да/Нет	Нет	Evidential Reasoning Theory, Optimal Reciprocal Collision Avoidance
	[22]	Нет	Да	Да	Да/Нет	Нет	Cooperative Co-Evolutionary Neural Networks, Assembler Encoding with Evolvable Operations
	[23]	Да	Да	Нет	Да/Нет	Нет	Beetle Antennae Search
	[25]	Да	Да	Да	Да/Нет	Нет	Linear extension algorithms
	[27]	Да	Да	Да	Да/Нет	Нет	Evolutionary Sets of Safe Ship Trajectories
	[28]	Да	Нет	Нет	Да/Нет	Нет	Obstacle Zone by Target, Proximal Policy Optimization Algorithm
	[29]	Нет	Да	Нет	Да/Нет	Нет	Convolutional Neural Network, Long Short-Term Memory
	[31]	Да	Да	Да	Да/Нет	Нет	Deep Deterministic Policy Gradient, Deep Reinforced Learning, Artificial Potential Fields
[32]	Нет	Да	Нет	Нет	Да/Нет	Нет	Asynchronous Advantage Actor-Critic Algorithm, Q-learning

Многие из представленных исследований имеют результаты симуляций в компьютерной среде, но лишь в единичных случаях имеются данные о проведении натурных испытаний [6], [9], [12], [16]. Однако решение этих задач уже существует. Например, для описания гидродинамических характеристик судна можно использовать модель Номото или Абковица; интеграция МППСС-72 может быть выполнена с использованием искусственных потенциальных полей, скоростных препятствий, нечеткой логики, алгоритма оптимального взаимного предотвращения столкновений, интервального программирования или метода эволюционных наборов безопасных траекторий судов. Обход статических объектов и зон, запрещенных для навигации, может быть организован с использованием искусственных потенциальных полей. Однако даже представленные методы и алгоритмы имеют недостатки и ни одно из указанных ранее исследований не позволяет решить весь спектр существующих задач. Кроме того, решение совокупности этих задач потребует от процессоров БЭС высокой производительности.

Обзор указанных исследований показывает наличие только в некоторых из них результатов сравнения разработанных методов с более старыми алгоритмами. Однако при рассмотрении работ, где такие сравнения имеются, возникают вопросы о том, является ли тот алгоритм, с которым производилось сравнение, наиболее оптимальным решением задачи или существуют более усовершенствованные его варианты. Финальной целью применения всех ранее указанных технологий является полная автоматизация БЭС: совершенствование уже имеющихся методов, уменьшение ошибок вычислений, повышение уровня их надежности и возможность интеграции беспилотных судов в открытое морское пространство. На данный момент не существует алгоритмов, позволяющих решить все существующие задачи для того, чтобы безэкипажные суда могли войти в открытое морское пространство наравне с другими судами. Целью дальнейших разработок в области беспилотных технологий должно стать совершенствование уже существующих алгоритмов и устранение недостатков для решения всего комплекса задач.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Chauvin C.* Human and organisational factors in maritime accidents: Analysis of collisions at sea using the HFACS / C. Chauvin, S. Lardjane, G. Morel, J. P. Clostermann, B. Langard // *Accident Analysis & Prevention*. — 2013. — Vol. 59. — Pp. 26–37. DOI: 10.1016/j.aap.2013.05.006.
2. *Autonomous shipping.* IMO [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://www.imo.org/en/MediaCentre/HotTopics/Pages/Autonomous-shipping.aspx> (дата обращения 29.04.2021).
3. *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.
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. *Bonabeau E.* *Swarm Intelligence. From Natural to Artificial Systems* / E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz. — Oxford University Press, 1999. — 307 p. DOI: 10.1093/oso/9780195131581.001.0001.
6. *Kuwata Y.* Safe Maritime Navigation with COLREGS Using Velocity Obstacles / Y. Kuwata, M. T. Wolf, D. Zrazhitzky, 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. *Fiorini P.* Motion Planning in Dynamic Environments Using Velocity Obstacles / P. Fiorini, Z. Shiller // *International Journal of Robotics Research*. — 1998. — Vol. 17. — Is. 7. — Pp. 760–772. DOI: 10.1177/027836499801700706.
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. *Fan Y.* An autonomous dynamic collision avoidance control method for unmanned surface vehicle in unknown ocean environment / Y. Fan, X. Sun, G. Wang // *International Journal of Advanced Robotic Systems*. — 2019. — Vol. 16. — Is. 2. — Pp. 1729881419831581. DOI: 10.1177/1729881419831581.

10. Седова Н. А. Нейросетевое решение задачи расхождения двух судов в зоне чрезмерного сближения / Н. А. Седова, В. А. Седов // Перспективы развития информационных технологий. Труды Всероссийской молодежной научно-практической конференции. — Кемерово: Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева, 2014. — С. 278–279.
11. Седова Н. А. Метод расхождения морских судов в зоне чрезмерного сближения на основе нейронечетких технологий / Н. А. Седова, В. А. Седов // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. — 2018. — Т. 8. — № 4 (29). — С. 53–62.
12. 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.
13. Perera L. P. Autonomous Guidance and Navigation based on the COLREGs rules and regulations of collision avoidance / L. P. Perera, J. P. Carvalho, C. G. Soares // Proceedings of the international workshop advanced ship design for pollution prevention. — London, UK: Taylor & Francis Group, 2010. — Pp. 205–216. DOI: 10.1201/b10565-26.
14. Смоленцев С. В. Кооперативное маневрирование безэкипажных судов для безопасного расхождения в море / С. В. Смоленцев, А. Е. Сазонов, Ю. М. Искандеров // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2018. — Т. 10. — № 4. — С. 687–695. DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-4-687-695.
15. Rego F. C. Cooperative path-following control with logic-based communications: Theory and practice / F. C. Rego, N. T. Hung, C. N. Jones, A. M. Pascoal, A. P. Aguiar, S. Sharma, B. Subudhi // Navigation and Control of Autonomous Marine Vehicles. — 2019. — Pp. 187–224. DOI: 10.1049/PBTR011E_ch8.
16. 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.
17. Mnih V. Playing Atari with Deep Reinforcement Learning / V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver, A. Graves, I. Antonoglou, D. Wierstra, M. Riedmiller // arXiv preprint arXiv:1312.5602. — 2013. — 9 p.
18. Fossen T. I. Guidance and control of ocean vehicles. Doctors Thesis; University of Trondheim, Norway / T. I. Fossen. — Chichester, England: John Wiley & Sons, 1999. — 494 p.
19. Hu Y. Multi-ship collision avoidance decision-making based on collision risk index / Y. Hu, A. Zhang, W. Tian, J. Zhang, Z. Hou // Journal of Marine Science and Engineering. — 2020. — Vol. 8. — Is. 9. — Pp. 640. DOI: 10.3390/jmse8090640.
20. Zhao Y. A real-time collision avoidance learning system for Unmanned Surface Vessels / Y. Zhao, W. Li, P. Shi // Neurocomputing. — 2016. — Vol. 182. — Pp. 255–266. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.12.028.
21. 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.
22. Praczyk T. Neural anti-collision system for Autonomous Surface Vehicle / T. Praczyk // Neurocomputing. — 2015. — Vol. 149. — Pp. 559–572. DOI: 10.1016/j.neucom.2014.08.018.
23. Xie S. Ship predictive collision avoidance method based on an improved beetle antennae search algorithm / S. Xie, X. Chu, M. Zheng, C. Liu // Ocean Engineering. — 2019. — Vol. 192. — Pp. 106542. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2019.106542.
24. Jiang X. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems / X. Jiang, S. Li // International Journal of Robotics and Control. — 2018. — Vol. 1. — No. 1. DOI: 10.5430/ijrc.v1n1p1.
25. Zhang J. A distributed anti-collision decision support formulation in multi-ship encounter situations under COLREGs / J. Zhang, D. Zhang, X. Yan, S. Haugen, C. G. Soares // Ocean Engineering. — 2015. — Vol. 105. — Pp. 336–348. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2015.06.054.
26. Zhang J. F. Ship trajectory control optimization on anti-collision maneuvering / J. F. Zhang, X. D. Yang, D. Zhang, S. Haugen // TransNav: International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation. — 2013. — Vol. 7. — Nr. 1. — Pp. 89–93. DOI: 10.12716/1001.07.01.11.
27. Szlapczynski R. On evolutionary computing in multi-ship trajectory planning / R. Szlapczynski, J. Szlapczynska // Applied Intelligence. — 2012. — Vol. 37. — Is. 2. — Pp. 155–174. DOI: 10.1007/s10489-011-0319-7.

28. 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.

29. 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.

30. Kingma D. P. A method for stochastic optimization / D. P. Kingma, J. Ba // *The 3rd-International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015*. — ICLR, 2015.

31. 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.

32. Xie S. A composite learning method for multi-ship collision avoidance based on reinforcement learning and inverse control / S. Xie, X. Chu, M. Zheng, C. Liu // *Neurocomputing*. — 2020. — Vol. 411. — Pp. 375–392. DOI: 10.1016/j.neucom.2020.05.089.

33. Abkowitz M. A. Measurement of hydrodynamic characteristics from ship maneuvering trials by system identification / M. A. Abkowitz // *Transactions of Society of Naval Architects and Marine Engineers*. — 1981. — Vol. 88. — Pp. 283–318.

REFERENCES

1. Chauvin, Christine, Salim Lardjane, Gaël Morel, Jean-Pierre Clostermann, and Benoît Langard. “Human and organisational factors in maritime accidents: Analysis of collisions at sea using the HFACS.” *Accident Analysis & Prevention* 59 (2013): 26–37. DOI: 10.1016/j.aap.2013.05.006.

2. Autonomous shipping. Web. 29 Apr. 2021 <<https://www.imo.org/en/MediaCentre/HotTopics/Pages/Autonomous-shipping.aspx>>.

3. 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.

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/S0373463314000708.

5. Bonabeau, Eric, Marco Dorigo, and Guy Theraulaz. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems*. Oxford university press, 1999. DOI: 10.1093/oso/9780195131581.001.0001.

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. Fiorini, Paolo, and Zvi Shiller. “Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles.” *The International Journal of Robotics Research* 17.7 (1998): 760–772. DOI: 10.1177/027836499801700706.

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. Fan, Yunsheng, Xiaojie Sun, and Guofeng Wang. “An autonomous dynamic collision avoidance control method for unmanned surface vehicle in unknown ocean environment.” *International Journal of Advanced Robotic Systems* 16.2 (2019): 1729881419831581. DOI: 10.1177/1729881419831581.

10. Sedova, N. A., and V. A. Sedov. “Neirosetevoe reshenie zadachi raskhozhdeniya dvukh sudov v zone chrezmernogo sblizheniya.” *Perspektivy razvitiya informatsionnykh tekhnologii. Trudy Vserossiiskoi molodezhnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii*. Kemerovo: Kuzbasskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet imeni T. F. Gorbacheva, 2014. 278–279.

11. Sedova, N. A., and V. A. Sedov. “Ships Passing Method in the Heavy Traffic Zone on Neuro-Fuzzy Base.” *Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering* 8.4(29) (2018): 53–62.

12. 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.

13. Perera, L. P., J. P. Carvalho, and C. Guedes Soares. “Autonomous guidance and navigation based on the COLREGs rules and regulations of collision avoidance.” *Proceedings of the international workshop advanced ship design for pollution prevention*. London, UK: Taylor & Francis Group, 2010. 205–216. DOI: 10.1201/b10565-26.

14. Smolentsev, Sergey V., Anatolii E. Sazonov, and Yurii M. Iskanderov. "Cooperative maneuvering of unmanned ships for collision avoidance at sea." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 10.4 (2018): 687–695. DOI: 10.21821/2309-5180-2018-10-4-687-695.
15. Rego, Francisco C., Nguyen T. Hung, Colin N. Jones, António M. Pascoal, and A. Pedro Aguiar. "Cooperative path-following control with logic-based communications: Theory and practice." *Navigation and Control of Autonomous Marine Vehicles* (2019): 187–224. DOI: 10.1049/PBTR011E_ch8.
16. Shen, Haiqing, Hirofumi 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.
17. Mnih, Volodymyr, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Alex Graves, Ioannis Antonoglou, Daan Wierstra, and Martin Riedmiller. "Playing atari with deep reinforcement learning." *arXiv preprint arXiv:1312.5602*. 2013.
18. Fossen, Thor I. Guidance and control of ocean vehicles. Doctors Thesis; University of Trondheim, Norway. Chichester, England: John Wiley & Sons, 1999.
19. Hu, Yingjun, Anmin Zhang, Wuliu Tian, Jinfen Zhang, and Zebei Hou. "Multi-ship collision avoidance decision-making based on collision risk index." *Journal of Marine Science and Engineering* 8.9 (2020): 640. DOI: 10.3390/jmse8090640.
20. Zhao, Yuxin, Wang Li, and Peng Shi. "A real-time collision avoidance learning system for Unmanned Surface Vessels." *Neurocomputing* 182 (2016): 255–266. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.12.028.
21. 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.
22. Praczyk, Tomasz. "Neural anti-collision system for Autonomous Surface Vehicle." *Neurocomputing* 149 (2015): 559–572. DOI: 10.1016/j.neucom.2014.08.018.
23. Xie, Shuo, Xiumin Chu, Mao Zheng, and Chenguang Liu. "Ship predictive collision avoidance method based on an improved beetle antennae search algorithm." *Ocean Engineering* 192 (2019): 106542. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2019.106542.
24. Jiang Xiangyuan, and Shuai Li. "BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems." *International Journal of Robotics and Control* 1.1 (2018). DOI: 10.5430/ijrc.v1n1p1.
25. Zhang, Jinfen, Di Zhang, Xinping Yan, Stein Haugen, and C. Guedes Soares. "A distributed anti-collision decision support formulation in multi-ship encounter situations under COLREGs." *Ocean Engineering* 105 (2015): 336–348. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2015.06.054.
26. Zhang, J.F., X. D. Yang, D. Zhang, and S. Haugen. "Ship trajectory control optimization in anti-collision maneuvering." *TransNav: International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation* 7.1 (2013): 89–93. DOI: 10.12716/1001.07.01.11.
27. Szlapczynski, Rafal, and Joanna Szlapczynska. "On evolutionary computing in multi-ship trajectory planning." *Applied Intelligence* 37.2 (2012): 155–174. DOI: 10.1007/s10489-011-0319-7.
28. 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.
29. 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.
30. Kingma, Diederik P., and Jimmy Ba. "A method for stochastic optimization." *The 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015*. ICLR, 2015.
31. 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.
32. Xie, Shuo, Xiumin Chu, Mao Zheng, and Chenguang Liu. "A composite learning method for multi-ship collision avoidance based on reinforcement learning and inverse control." *Neurocomputing* 411 (2020): 375–392. DOI: 10.1016/j.neucom.2020.05.089.
33. Abkowitz, Martin A. "Measurement of hydrodynamic characteristics from ship maneuvering trials by system identification." *Transactions of Society of Naval Architects and Marine Engineers* 10 (1980): 283–318.

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, kaf_nav@gumrf.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, kaf_nav@gumrf.ru

*Статья поступила в редакцию 18 мая 2021 г.
Received: May 18, 2021.*