

ПЛАНИРОВАНИЕ МАРШРУТА И ПРЕДОТВРАЩЕНИЕ СТОЛКНОВЕНИЙ ДЛЯ АВТОНОМНЫХ НАДВОДНЫХ СУДОВ: ОБЗОР МЕТОДОВ, АЛГОРИТМОВ И ПРОБЛЕМ БЕЗОПАСНОСТИ

Корнев А.С.¹, Хабаров С.П.²

¹*Санкт-Петербургский государственный морской технический университет,
Санкт-Петербург, Россия;*

²*Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
им. С.М. Кирова, Санкт-Петербург, Россия*

Ключевые слова: автономные надводные суда, предотвращение столкновений, планирование маршрута, МППСС-72, обучение с подкреплением, детерминированные алгоритмы, ДСПА/ТСРА, навигационная безопасность.

Аннотация. Представлен систематический обзор современных методов планирования маршрута и предотвращения столкновений автономных надводных судов. Детально проанализированы классические детерминированные алгоритмы и подходы глубокого обучения с подкреплением. Выделены ключевые критерии оценки, включая соответствие МППСС-72. Определены основные преимущества, ограничения и перспективные направления развития гибридных навигационных систем.

PATH PLANNING AND COLLISION AVOIDANCE FOR AUTONOMOUS SURFACE VEHICLES: A REVIEW OF METHODS, ALGORITHMS, AND SAFETY ISSUES

Korenev A.S.¹, Khabarov S.P.²

¹*Saint-Petersburg State Marine Technical University, Saint-Petersburg, Russia;*

²*Saint-Petersburg State Forestry University named after S.M. Kirov,
Saint-Petersburg, Russia*

Keywords: autonomous surface vehicles, path planning, collision avoidance, COLREGs, deep reinforcement learning, deterministic algorithms, DCPA/TCPA, trajectory planning, navigational safety.

Abstract. A systematic review of path planning and collision avoidance methods for autonomous surface vehicles is presented. Classical deterministic algorithms and deep reinforcement learning approaches are analyzed. Key evaluation criteria, including COLREGs compliance, are highlighted. Advantages, limitations, and prospective directions for hybrid navigation systems are identified.

Введение. Автономные надводные суда (АНС) имеют потенциал для повышения безопасности морских перевозок, снижения эксплуатационных расходов и минимизации влияния человеческого фактора на навигацию [1]. Согласно данным Европейского агентства по морской безопасности (EMSA), в период с 2011 по 2018 год более 54% всех инцидентов с судами были связаны с навигационными происшествиями, включая столкновения, контакты и посадку на мель [2]. При этом анализ 4104 аварийных событий показал, что 65,8% из них были обусловлены ошибочными действиями человека [2]. Внедрение автономных систем управления позволяет снизить вероятность

таких ошибок, однако создает и новые вызовы в области планирования пути и предотвращения столкновений. Актуальность темы обусловлена быстрым ростом рынка автономных судов. Прогнозы исследовательской компании BIS Research указывают на то, что рынок автономных судов будет расти со скоростью 26,7% в период с 2024 по 2035 год, достигнув совокупного дохода в 3,48 миллиарда долларов к 2035 году [2]. Однако коммерциализация и внедрение АНС сдерживаются рядом проблем, включая неопределенность регуляторной базы, вопросы кибербезопасности и необходимость обеспечения надежности алгоритмов навигации в сложных динамических условиях [2]. Целью данной работы является проведение анализа современных методов планирования пути и предотвращения столкновений для автономных надводных судов.

Методы планирования пути. В работе [3] проведено сравнительное исследование алгоритмов для планирования пути и предотвращения столкновений АНС. В ней представлен систематический анализ 45 научных публикаций, опубликованных в период 2010-2020 гг. [3]. Авторы выделяют различные классы алгоритмов, включая эволюционные методы (генетические алгоритмы, оптимизация муравьиной колонией, роевой интеллект), методы на основе искусственных потенциальных полей (APF), методы быстрой маршрутизации (FMM), алгоритмы на основе графов (A^* , Dijkstra, диаграммы Вороного) и на основе выборки (RRT, PRM) [3].

Для унифицированной оценки алгоритмов введены восемь ключевых свойств (P1-P8): тип планирования (глобальное/локальное), соответствие МППСС-72 (COLREGs), категория трафика, тип препятствий, метод тестирования, учёт внешних возмущений, учёт динамики судна и наличие домена безопасности. На этой базе выполнен сравнительный анализ алгоритмов, результаты которого сведены в единую таблицу [3, табл. 3].

Дополнительно в этой работе проанализированы компоненты оценки риска столкновения (CRA) и структура целевых функций, используемых в рассмотренных алгоритмах. Авторы систематизируют преимущества и ограничения каждого подхода, подчёркивая необходимость создания единой платформы для оценки производительности различных алгоритмов с использованием единого набора стандартизированных тестов, метрик и условий, в реалистичных сценариях [3].

Обзор классических алгоритмов. Классические подходы обычно представляют собой двухэтапный процесс: моделирование окружающей навигационной обстановки и поиск оптимального пути. Для модели среды используются методы на основе карт (roadmap-based), такие как диаграммы Вороного, методы декомпозиции ячеек (cell decomposition) [2]. Эти методы наиболее распространены для глобального офлайн-планирования со статическими препятствиями. Однако для расхождения с динамическими объектами требуются другие подходы, такие как методы потенциальных полей, эволюционные алгоритмы [2] или планирование траекторий с использованием «Машины Дубинса» [4, 5]. В работе [3] отмечается, что 29% рассмотренных

алгоритмов выполняют глобальное планирование, 38% – локальное планирование и предотвращение столкновений, а 33% – комбинацию обоих типов [3]. При этом локальное планирование чаще всего выполняется в реальном времени, тогда как глобальное планирование не обязательно выполнять в реальном времени – это можно сделать заблаговременно, перед выходом в рейс [6].

Несмотря на рост популярности методов на основе искусственного интеллекта и эволюционных алгоритмов для предотвращения столкновений, детерминированные методы сохраняют свою актуальность благодаря предсказуемости времени вычислений и повторяемости результатов. Одним из последних предложенных детерминированных подходов, адаптированного для работы с динамическими объектами, является алгоритм PPC (Point of Potential Collision), предложенный в работе [7]. В отличие от стохастических методов, PPC использует кинематические параметры сближения (DCPA, TCPA, BCR, BCT) для каскадного поиска безопасного пути. Это позволяет обеспечивать соблюдение правил МППСС-72 и высокую скорость вычислений (до нескольких секунд даже для 20 целевых судов), что делает алгоритм пригодным для коммерческих систем автономной навигации, где критически важны надежность и объяснимость принятых решений.

Обзор алгоритмов на основе ИИ и обучения с подкреплением. В последнее время наблюдается повышенный рост интереса к методам машинного обучения, особенно к глубокому обучению с подкреплением (DRL), для решения задач навигации в автономном судовождении. В работе [3] отмечается, что алгоритмы на основе DRL обладают отличной адаптируемостью к неизвестным условиям, но имеют высокую сложность при получении выборки, что приводит к трудностям при обучении в реальных условиях. Кроме того, авторы [3] подчёркивают, что алгоритмы RL не используют стандартную целевую функцию, а опираются на функцию вознаграждения, что затрудняет прямое сравнение с классическими методами оптимизации.

В работе [6] исследуются возможности алгоритма Proximal Policy Optimization (PPO) для управления автономным судном. Основная цель — одновременное решение задачи следования по пути (path following) и предотвращения столкновений (collision avoidance) с соблюдением правил МППСС-72. Агент обучается в синтетической среде с упрощённой геометрией препятствий (круги, линейные траектории целей), но тестируется на реалистичных сценариях, реконструированных из данных цифровых моделей рельефа (DTM10) и исторических данных АИС фьорда Тронхейм [6]. Баланс между следованием по пути и безопасностью обеспечивается через сложную функцию вознаграждения, описанную в [3].

В работе [8] предлагается модель GEPA (Guided Exploration with Prior knowledge and Adaptive Penalty), основанная на Deep Q-Network (DQN). Авторы указывают на три основные проблемы существующих RL-методов:

- низкая эффективность обучения и избыточное количество неэффективных попыток в процессе обучения;
- упрощенный механизм вознаграждения, не позволяющий учитывать различные возникающие ситуации;
- традиционное моделирование среды с регулярными препятствиями, не отражающее сложность реальных морских условий [8].

Для преодоления указанных ограничений и повышения практической применимости методов глубокого обучения с подкреплением в автономной навигации, исследователи разрабатывают специализированные архитектуры и механизмы обучения. Ниже более детально рассматриваются два перспективных подхода, предлагающих различные решения проблем эффективности обучения и адаптивности к сложным морским условиям. Первый подход базируется на алгоритме PPO и фокусируется на непрерывном управлении судном и балансировании конкурирующих целей через функцию вознаграждения. Второй подход представляет собой модель GERA, которая интегрирует априорные знания и иерархическую систему штрафов для ускорения сходимости алгоритма и повышения безопасности в средах с препятствиями неправильной формы

Заключение. Проведенный анализ научных работ позволяет сделать вывод, что область планирования пути и предотвращения столкновений для автономных надводных судов находится в стадии активного развития. Выделяются два основных направления исследований: классические детерминированные алгоритмы и интеллектуальные методы на основе глубокого обучения с подкреплением.

Детерминированные подходы демонстрируют высокую надежность, гарантируя повторяемость решений и минимальное время вычислений. Это делает их пригодными для коммерческого внедрения в качестве систем поддержки принятия решений. Однако их главным ограничением остается недостаточная адаптивность к сложным и непредсказуемым ситуациям сближения.

В свою очередь, методы глубокого обучения с подкреплением показывают достаточно хорошие результаты с точки зрения адаптивности и оптимизации траектории в сложных условиях с препятствиями неправильной формы. Тем не менее, проблемы верификации («черный ящик»), математической устойчивости и разрыва между симуляцией и реальностью остаются критическими барьерами для их широкого использования в системах автономного судовождения, которые критичны к безопасности мореплавания.

Для обеспечения дальнейшего развития необходимо сосредоточить усилия научного сообщества на создании стандартизированных платформ для тестирования алгоритмов, разработке гибридных архитектур, синтезирующих надежность классических методов и гибкость алгоритмов с использованием искусственного интеллекта, а также на проведении масштабных натурных испытаний для верификации алгоритмов в условиях реального морского трафика.

Список литературы

1. Патент №2848867 РФ. Способ координированного предотвращения столкновений и безопасного расхождения морских судов и судов внутреннего плавания / В.В. Ефимов, А.С. Скрыпка, А.С. Коренев. – Заявка №2025110283 от 21.04.2025; опубл. 21.10.2025.
2. Vagale A., Oucheikh R., Bye R.T., Osen O.L., Fossen T.I. Path planning and collision avoidance for autonomous surface vehicles I: a review // *Journal of Marine Science and Technology*. 2021, vol. 26, pp. 1292-1306.
3. Vagale A., Bye R.T., Oucheikh R., Osen O.L., Fossen T.I. Path planning and collision avoidance for autonomous surface vehicles II: a comparative study of algorithms // *Journal of Marine Science and Technology*. 2021, vol. 26, pp. 1307-1323.
4. Коренев А.С., Хабаров С.П., Шпекторов А.Г. Формирование маршрута движения судна в ограниченной акватории с учетом требования к изменению скорости хода // *Морские интеллектуальные технологии*. – 2022. – №1-1(55). – С. 160-168.
5. Коренев А.С., Хабаров С.П., Шпекторов А.Г. Использование решения задачи “машины Дубинса” для исключения ситуации опасного сближения двух судов // *Морские интеллектуальные технологии*. – 2022. – №2-1(56). – С. 127-135.
6. Meyer E., Heiberg A., Rasheed A., San O. COLREG-Compliant Collision Avoidance for Unmanned Surface Vehicle Using Deep Reinforcement Learning // *IEEE Access*. 2020, vol. 8, pp. 165344-165364.
7. Lazarowska A. Safe path planning for autonomous ships based on the point of PPC concept // *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*. 2025, vol. 17, p. 100707.
8. Zhang H., Li J., Cao L., Wang S., Li R. Advancing ship automatic navigation strategy with prior knowledge and hierarchical penalty in irregular obstacles: a reinforcement learning approach to enhanced efficiency and safety // *Frontiers in Marine Science*. 2025, vol. 12, p. 1598380.

References

1. Patent No. 2848867 RU. Method for coordinated collision avoidance and safe passing of sea-going and inland navigation vessels / V.V. Efimov, A.S. Skryplya, A.S. Korenev. – Appl. No. 2025110283 from 21.04.2025; publ. 21.10.2025.
2. Vagale A., Oucheikh R., Bye R.T., Osen O.L., Fossen T.I. Path planning and collision avoidance for autonomous surface vehicles I: a review // *Journal of Marine Science and Technology*. 2021, vol. 26, pp. 1292-1306.
3. Vagale A., Bye R.T., Oucheikh R., Osen O.L., Fossen T.I. Path planning and collision avoidance for autonomous surface vehicles II: a comparative study of algorithms // *Journal of Marine Science and Technology*. 2021, vol. 26, pp. 1307-1323.
4. Korenev A.S., Khabarov S.P., Shpektorov A.G. Formation of a vessel route in a restricted water area taking into account the requirement for speed change // *Marine Intelligent Technologies*. 2022, no. 1-1(55), pp. 160-168.
5. Korenev A.S., Khabarov S.P., Shpektorov A.G. Using the solution of the "Dubins machine" problem to eliminate the situation of dangerous approach of two vessels // *Marine Intelligent Technologies*. 2022, no. 2-1(56), pp. 127-135.
6. Meyer E., Heiberg A., Rasheed A., San O. COLREG-Compliant Collision Avoidance for Unmanned Surface Vehicle Using Deep Reinforcement Learning // *IEEE Access*. 2020, vol. 8, pp. 165344-165364.

7. Lazarowska A. Safe path planning for autonomous ships based on the point of PPC concept // International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering. 2025, vol. 17, p. 100707.
8. Zhang H., Li J., Cao L., Wang S., Li R. Advancing ship automatic navigation strategy with prior knowledge and hierarchical penalty in irregular obstacles: a reinforcement learning approach to enhanced efficiency and safety // Frontiers in Marine Science. 2025, vol. 12, p. 1598380.

Корнев Алексей Сергеевич , аспирант	Korenev Alexey Sergeevich – Student
Хабаров Сергей Петрович – кандидат технических наук, с.н.с., доцент, доцент кафедры информационных систем и технологий	Khabarov Sergey Petrovich – candidate of technical sciences, senior researcher, associate professor, department of information systems and technologies
as.korenev@gmail.com	

Received 24.06.2026