

# ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПЛАНИРОВАНИЯ ПЕРЕМЕЩЕНИЯ АВТОНОМНОГО РОБОТА

## APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR PATH PLANNING OF AN AUTONOMOUS ROBOT

**D. Petrov**

*Summary.* The application of modern mobile robotics and various types of autopiloted transportation requires efficient motion planning algorithms. Such an algorithm should build both a global trajectory and consider local terrain parameters and state parameters of the controlled object, sensor indicators. Neural networks and machine learning are one of the promising areas that can realize an algorithm with the above requirements. The paper analyzes the algorithms for planning the movement of autonomous mobile objects based on neural networks, the features of each method are considered. Classification of these methods by the level of control and the amount of data used about the environment and the state of the object. Based on the analysis, an approach is selected for further research of solving the problem of efficient motion planning.

*Keywords:* path planning, mobile robotics, neural networks, machine learning, reinforcement learning, deep learning.

**Петров Денис Сергеевич**

аспирант, ФГБОУ ВО Чувашский государственный  
университет имени И.Н. Ульянова, г. Чебоксары  
amitie2104@gmail.com

*Аннотация.* Для применения современных средств мобильной робототехники и различных видов автопилотируемого транспорта требуются эффективные алгоритмы планирования перемещения. Подобный алгоритм должен строить как глобальную траекторию, так и учитывать локальные параметры местности и параметры состояния управляемого объекта, показатели сенсоров и прочее. Одним из перспективных направлений, которое может реализовать алгоритм с указанными требованиями, являются нейронные сети и машинное обучение. В работе проведен анализ алгоритмов планирования перемещения автономных подвижных объектов на основе нейронных сетей, рассмотрены особенности каждого метода. Проведена классификация данных методов по уровню управления и количеству используемых данных об окружении и состоянии объекта. На основе анализа выбирается подход для дальнейшего исследования решения проблемы эффективного планирования перемещения.

*Ключевые слова:* планирование перемещения, мобильная робототехника, нейронные сети, машинное обучение, обучение с подкреплением, глубокое обучение.

### Введение

В современном мире, где технологии играют все большую роль, автономные системы управления стали одной из ключевых областей исследований. Одной из важных задач, стоящих перед разработчиками автономных систем, является планирование перемещения подвижных объектов, зачастую мобильных роботов разной конструкции, которое выполнять различные миссии, такие как доставка грузов, мониторинг окружающей среды, поисково-спасательные операции и многие другие.

Планирование перемещения автономных подвижных объектов является сложной задачей, которая требует учета множества факторов, таких как ограничения на перемещение, время выполнения задач, взаимодействие с окружающей средой и другими объектами, а также обеспечение безопасности и надежности системы. В связи с этим, существует множество алгоритмов и методов, которые могут быть использованы для решения этой задачи [1].

Алгоритмы планирования перемещения можно подразделить на классические и эвристические, так

же существуют гибридные методы, сочетающие в себе классический и эвристический подход [2]. Классические методы являются первыми методами планирования, они, как правило, требуют больших вычислительных затрат и зачастую больших данных об окружении. К числу классических относят графоаналитические методы, потенциальные поля, дорожные карты [3]. Эвристические методы известны большей автономностью в неопределенном окружении. К эвристическим можно отнести алгоритмы нечеткой логики, биоинспирированные методы (генетический алгоритм, муравьиный алгоритм и другие) и методы на основе нейронных сетей.

Нейронные сети были впервые предложены для решения задачи планирования перемещения в 1995 году [4], описанный в статье метод позволял контролировать перемещение робота с меньшими вычислительными и энергетическими затратами в условиях как неподвижных, так и подвижных препятствий, что выгодно выделяло его на фоне классических подходов.

В то время как классические и эвристические подходы сформировали основу для решения задач планирования перемещения, их применение часто сталкивается с ограничениями в условиях высокой неопределенно-

сти, динамически меняющейся среды или при работе с неполными данными [5,6]. Эти методы, как правило, требуют точных моделей окружения и могут демонстрировать недостаточную гибкость в реальных сценариях.

В связи с этим, в последние годы активно развивается направление, использующее нейронные сети для формирования стратегий планирования. Данные методы позволяют обучаться на опыте, обобщать сложные пространственные зависимости и адаптироваться к изменяющимся условиям без явного программирования правил.

Цель настоящего обзора — систематизировать и проанализировать ключевые работы в области нейросетевого планирования перемещения, опубликованные преимущественно в период с 2019 по 2024 год. Основное внимание уделяется архитектурам, способам обучения и практическим результатам, достигнутым в различных прикладных областях.

### Состояние проблемы

На данное время существует множество работ в данной области, которые можно классифицировать различным образом [7, 8, 9, 10, 11]. Основные алгоритмы нейронных сетей в планировании пути робота включают алгоритм Q обучения, алгоритм SARSA, алгоритм R-обучения, использование сверточных нейронных сетей и сетей долгой краткосрочной памяти.

Первые попытки применения нейронных сетей в задачах планирования движения опирались на стандартные архитектуры прямого распространения и сверточные сети, адаптированные к специфике робототехнических задач. В работе [12] предложена система на основе полносвязной нейронной сети с небольшим числом слоев для планирования движения в неизвестном окружении. Благодаря алгоритму обучения и использованию анализа главных компонент удалось достичь высокой эффективности с учетом данных сенсоров и ограничений скорости робота. Одним из вариантов улучшения работы также может стать изменение архитектуры [13], авторами предложена модель каскадной нейронной сети, позволяющей точнее обходить препятствия и декомпозировать многомерную задачу классификации среды на отдельные задачи классификации. Другим вариантом может стать специфичный состав узлов сети [14] с итоговой структурой, которая позволила воспроизвести классические алгоритмы планирования перемещения, полученная путем использования набора многослойных нейронных сетей без обучения. Для решения проблем масштабируемости при генерации пути перемещения как для одного, так и для нескольких роботов, был предложен подход [15] на основе FCN (Fully Convolutional Networks) и двунаправленного поиска.

Особенностью предложенного метода является генерация за одну итерацию в противовес устоявшимся итерационным алгоритмам. Также FCN были использованы в [16] для планирования движения с учетом затрат на перемещение, под которыми понимается время, энергия и расход иных ресурсов. Другим способом решений проблемы масштабирования может быть [17] модифицированная модель нейронной сети Хопфилда, что ускорила построение нейронной карты в 1,5–2,5 раза в зависимости от параметров рабочего пространства. Алгоритмы корректировки траектории сохраняют эффективность планирования при неполной информации и появлении препятствий. Подобные алгоритмы [18] (2019) могут быть оптимизированы достижения требуемой точности движения за небольшое число итераций обучения.

Важным ограничением рассмотренных подходов оставалась их привязка к конкретному типу робота и размеру рабочего пространства, что существенно затрудняло перенос моделей между различными платформами.

Альтернативный подход к использованию нейронных сетей в целях планирования перемещения предполагает их использование для улучшения отдельных компонентов классических алгоритмов, таких как  $A^*$ ,  $D^*$  или их вероятностные варианты. Основная идея состоит в том, чтобы обучить сеть предсказывать значения, которые в классическом алгоритме вычисляются перебором или аналитически, но делать это быстрее и точнее за счёт обобщения паттернов, извлечённых из данных. Возникает широкий спектр гибридных методов, где нейросетевые модели используются для усиления классических алгоритмов. Так в работе [19] нейросеть была обучена имитировать поведение алгоритма  $D^*$ , при этом на этапе обучения из рассмотрения исключались ситуации без столкновений — это позволило сконцентрировать обучение на наиболее опасных сценариях и повысить качество работы алгоритма в сложных условиях без потери вычислительной эффективности. Схожим образом был модифицирован алгоритм  $A^*$  [20], где традиционная эвристика заменена нейросетевой моделью на основе графовых нейронных сетей. По результатам экспериментов, предложенное решение демонстрирует выигрыш по времени перепланирования, числу корректировок маршрута и его суммарной длине относительно базовой версии алгоритма  $A^*$ . В [21] предлагается модификация гибридного  $A^*$  путем применения глубокого обучения с подкреплением с добавлением двунаправленного поиска в гибридный алгоритм  $A^*$ . Также классические алгоритмы переформулируют и объединяют с различными архитектурами [22], после чего планировщик кодирует условия среды в навигационную карту с помощью сверточного энкодера и выполняет на её основе поиск. Схожим образом [23] алгоритмы машинного обучения можно дополнить поиском по дереву Монте-Карло

и сверточной нейронной сетью для уменьшения вычислительной нагрузки и перепланирования пути на ходу.

Еще одним способом улучшить уже существующие алгоритмы можно назвать [24] работу, сочетающую применение средств нечеткой логики и нейронных сетей. Автор экспериментально доказывает эффективность гибридного подхода, сочетающего гладкую траекторию, высокую точность работы и меньшие временные затраты на движение.

Подходы, рассмотренные выше, объединяет общая черта: нейронные сети обучаются на размеченных данных, будь то траектории, построенные классическими алгоритмами, или данные о правильном движении в определенных местностях. Такой способ обучения требует наличия знаний о том, какое поведение является подходящим для успешного движения или же наблюдения учителя для подтверждения правильности работы. Методы обучения с подкреплением предлагают другой подход: агент обучается эффективному поведению [25] путем взаимодействия со средой [26], получая обратную связь в форме вознаграждения [27, 28]. Работы в данной области [29] демонстрируют, что даже относительно простые архитектуры, обученные методом проб и ошибок в симуляторе, можно перенести на реальные робототехнические платформы с минимальным дообучением или вовсе без него. Это делает обучение с подкреплением особенно привлекательным для задач, где сбор данных на реальной системе затруднен, дорогостоящ или небезопасен, однако существует возможность создания адекватной модели среды для тренировки в виртуальном пространстве. Так [30] было исследовано применение робототехнического комплекса для автоматизированного сбора урожая в условиях теплицы и для управления данным комплексом предлагается использовать глубокую рекуррентную нейронную сеть DRQN. Для оптимизации её весов авторы применили обучение с подкреплением и экспериментально доказали применимость и эффективность предложенного метода. В работе [31] авторы предлагают подход с модифицированным DQN алгоритмом и дополненный путем проектирования системы вознаграждений, сетевой архитектуры и воспроизведения опыта, что позволило улучшить работоспособность в условиях сложного окружения и превзойти традиционные подходы к планированию траектории движения робота в условиях сложного окружения. Для решения проблемы дообучения был разработан [32] подход с использованием глубокого Q-обучения и коэффициента затухания обучения для сохранения эффективности движения при изменении параметров окружения, что позволяет роботу быть одинаково эффективным в разных помещениях и локациях. Также был предложен [33] улучшенный алгоритм двойной Q-сети с двойным Q-параметром (ID3QN), основанный на асимметричной структуре нейронной сети. В сравнении с классическими

алгоритмами, разработанный алгоритм сократил длину пути и сошелся быстрее. В [34] предложена методика с алгоритмом глубокой детерминированной политики с двойной задержкой, эффективный для марковских процессов с непрерывными действиями. Входными данными служат показания сенсоров аппарата о окружающей среде, при этом планирование осуществляется без предварительных знаний о среде. Система использует комплексную функцию вознаграждения и демонстрирует устойчивость к океаническим течениям. Также была предложена структура системы управления [35], интегрирующая несколько эффективных подходов. В её основе — Rainbow DQN, дополненная сетью актор-критик, преобразовывает зашумленные данные датчиков и целевые навигационные параметры, и выдающая команды перемещения, которые преобразуются в управляющие воздействия с помощью сети актор-критик. Предложенная структура позволяет исследовать возможность синергетического сочетания нейросетевых архитектур, показавших высокую результативность в задачах интеллектуальной навигации роботов. В работе [36] представлен алгоритм планирования траектории, основанный на глубоком обучении с подкреплением и использующий два пула опыта для воспроизведения данных. Ключевая особенность метода — сегментация данных между пулами и динамическая регулировка соотношения их использования, что способствует ускорению обучения модели. Алгоритм был апробирован в ходе симуляции с роботом Turtlebot3. Результаты показывают, что предложенный подход превосходит классические алгоритмы DQN и Double DQN по скорости сходимости и итоговой точности планирования траектории.

В исследованиях, посвященных обучению с подкреплением для задач навигации, активно развиваются иерархические и многослойные архитектуры. Такие методы позволяют разделить сложную задачу планирования на несколько уровней абстракции, что часто приводит к повышению эффективности и надежности получаемых решений. В частности, это достигается за счет комбинирования стратегий, работающих с информацией разного масштаба — от долгосрочного планирования до локального избегания препятствий. К примеру, в работе [37] был предложен многослойный алгоритм планирования траектории на основе Q-обучения, но в отличие от классического Q-обучения, данный подход объединяет глобальную и локальную информацию, что повышает эффективность планирования. Алгоритм включает два слоя: верхний обрабатывает локальную информацию, нижний — глобальную. Для сглаживания траектории в реальном времени применяется метод B-сплайнов. Результаты моделирования в различных сценариях подтверждают эффективность многослойного алгоритма. Несколько похожим образом в статье [38] представлен алгоритм планирования траектории, использующий топологическую карту. Алгоритм имеет

двухуровневую структуру. На первом уровне с помощью метода динамического роста регионов формируется топологическая область на основе сетки карты. На втором уровне применяется двухслойный алгоритм Multi-SARSA для поиска почти оптимальной глобальной траектории. Для ускорения обучения первая Q-таблица инициализируется методом искусственного потенциального поля, вторая — данными связной области, полученной из топологической карты, что обеспечивает использование априорной информации. Результаты имитационных экспериментов подтверждают, что предложенный метод позволяет находить траектории с меньшей длиной пути, демонстрируя свою эффективность.  $f — d$

Также особый интерес вызывают работы, посвященные конкретным примерам практического применения мобильных роботов и БПЛА [39] под управлением алгоритмов на основе машинного обучения. Такие алгоритмы зачастую настроены на учет специфичных параметров робота, вроде его размеров или данных сенсоров [40], и минимизацию затрат ресурсов [41, 42]. Как показано в [43], глубокое обучение с подкреплением для дронов позволяет рассчитывать оптимальные траектории для уклонения от препятствий, что ведет к снижению расхода пестицидов и общего энергопотребления, упрощая работы в сельскохозяйственной сфере. Примером учета специфики робота может выступить [44], где предложена комплексная система передвижения, с учетом использования четвероногого робота размера меньше среднего с одной камерой глубины. Небольшой размер робота требует поиска особых моделей походки. Для этого в ходе обучения используются дополнительные параметры: массив точек расстояния, данные об углах сервоприводов робота и данные окружения. Схожим образом данные о размерах робота используются в [45], где предлагается подход к уменьшению энергетических затрат перемещения четвероногих роботов. Был использован алгоритм TD3, также учитывалась длина конечностей робота и угол поворота сервоприводов, при обучении параметрами оптимизации были энергозатраты на перемещение и длина пути. Подобные алгоритмы учета данных сенсоров применимы и к БПЛА [46], где авторы обучают робота автономному полёту в динамически загроможденной среде с помощью глубокого обучения с подкреплением при учете данных лидара и камеры для более точного распознавания препятствий. Еще одним способом более тонкой работы с роботом можно назвать [47] с методом планирования траектории для неголономного мобильного робота при разворотах на узких участках дороги. Предложенный подход применяет глубокую Q-сеть для выработки стратегии управления роботом на узких участках. В процессе обучения робот определяет оптимальные команды скорости, обеспечивающие максимизацию долгосрочного вознаграждения. Функция вознаграждения сконструирована таким образом, чтобы достижение цели проис-

ходило с минимальным изменением скорости и минимальным количеством разворотов. С другой стороны подошли в [48], где ввели специализированную функцию вознаграждения, включающая «штраф за выживание», который мотивирует объект обучения достичь цели за наименьшее время, тем самым косвенно поощряя эффективные и безопасные траектории, что подтверждает важность выбора архитектуры и функции вознаграждения при интеграции восприятия и планирования. Также интересны сочетания подходов как в статье [49], объединяющий преимущества оптимизации проксимальной политики с интерактивным множественным модельным фильтром Калмана для улучшенной оценки состояния и адаптивного планирования траектории навигации летающих дронов в динамических средах.

Развитие получили и методы комплексной работы совместно работающих роботов или агентов. Основная сложность заключается в необходимости обеспечения не только локальной навигации каждого агента, но и глобальной согласованности действий всей системы для достижения общей цели, такой как совместное картографирование, распределённая доставка или коллективное избегание столкновений. В этой области нейросетевые методы, особенно основанные на обучении с подкреплением, демонстрируют значительный потенциал. Ключевым направлением является разработка архитектур, позволяющих агентам обучаться совместными стратегиями. Так в статье [50] предложена динамическая модель многоцелевого планирования траектории, построенная на основе многоагентного обучения с подкреплением. Архитектура модели включает два ключевых модуля: модуль оценки действий и модуль принятия решений. Они реализованы в рамках парадигмы «централизованное обучение — децентрализованное выполнение» (CTDE), где в процессе обучения доступна глобальная информация, но каждый агент в процессе эксплуатации действует автономно, основываясь только на своих локальных наблюдениях. В процессе обучения агенты внутри кластера совместно вырабатывают кооперативные стратегии, имея возможность коммуникации. Это позволяет им впоследствии эффективно действовать в среде без постоянного обмена данными, находя бесконфликтные траектории. Для реализации безопасного многоагентного движения в [51] авторы предлагают использование нейронной сети на основе сети Конохена с добавлением специальных правил и псевдоцелей движения.

### Обсуждение

Исходя из работ, рассмотренных выше, можно выделить некоторые особенности современных алгоритмов нейронных сетей (таблица 1).

Помимо указанных особенностей и описанных методов существует специфичные для разных видов подвиж-

Таблица 1.  
Особенности применяемых алгоритмов нейронных сетей

Особенность	Решаемая проблема	Условия применения
Коэффициент затрат	Позволяет оптимизировать расход ресурсов	Требуется наличие специальной функции, оценивающей затраты за единицу расстояния, или комплексной карты проходимости с рассчитанным коэффициентом
Состояние объекта	В случае роботов с ногами отслеживает положение суставов или сервоприводов, в общем случае, данные о центре масс, угле поворота и показания датчиков для надежной работы	Может выступать дополнительным параметром при обучении нейронной сети или дополнительным правилом в общей структуре

ных объектов алгоритмы перемещения, которые можно было бы классифицировать как алгоритмы перемещения наземных, воздушных или водных автономных объектов, однако они по большей части являются модификацией одного из ранее упомянутых классических или эвристических методов.

### Заключение

В ходе анализа было выявлено, что существующие подходы по большей части либо не учитывают специфику встроенных датчиков и систем мобильного робота,

Особенность	Решаемая проблема	Условия применения
Уровень управления	Может быть глобальным и составлять траекторию заранее по карте, может быть локальным и реагировать на наличие препятствий на глобальном пути.	Зависит от выбранной архитектуры, данных обучения и наличия возможности видеть локальные препятствия
Гибридность	Позволяет сочетать преимущества других алгоритмов, зачастую не нейросетевых, для уменьшения вычислительных затрат и нахождения эвристических решений	Требуются подходящие данные о траекториях для обучения в случае классических алгоритмов планирования перемещения или возможность модификации архитектуры

что ограничивает применение данных методов при наличии подвижных препятствий в целевой зоне, либо не учитывают практического применения роботов и обучают их в относительно стабильных условиях. Таким образом, вопрос эффективной работы в неопределенной среде все остается актуальным, что требует дальнейшей работы в данной области.

Исходя из вышеописанного можно сделать вывод, что наиболее перспективным подходом к эффективному планированию пути является метод глубокого обучения с подкреплением, способный учитывать данные об окружении и эффективно использовать данные о состоянии управляемого объекта, такие как показания датчиков и конфигурация объекта в пространстве.

### ЛИТЕРАТУРА

- Интеллектуальное планирование траекторий подвижных объектов в средах с препятствиями / Д.А. Белоглазов, Е.Ю. Косенко, М.Ю. Медведев [и др.]. — Москва: ФИЗМАТЛИТ, 2014. — 296 с.
- Казаков К.А. Обзор современных методов планирования движения / К.А. Казаков, В.А. Семенов // Труды Института системного программирования РАН. — 2016. — Т. 28. — № 4. — С. 241–294.
- Лю В. Методы планирования пути в среде с препятствиями (обзор) // Математика и математическое моделирование. — 2018. — №. 1. — С. 15–58.
- Glasius R., Komoda A., Gielen S.C.A.M. Neural network dynamics for path planning and obstacle avoidance // Neural Networks. — 1995. — Т. 8. — №. 1. — С. 125–133.
- Katona K., Neamah H. A., Korondi P. Obstacle avoidance and path planning methods for autonomous navigation of mobile robot // Sensors. — 2024. — Т. 24. — №. 11. — С. 3573.
- Yang L. et al. Path planning technique for mobile robots: A review // Machines. — 2023. — Т. 11. — №. 10. — С. 980.
- K. Zhu and T. Zhang, «Deep reinforcement learning based mobile robot navigation: A review,» in Singhua Science and Technology, vol. 26, no. 5, pp. 674–691, Oct. 2021, doi: 10.26599/TST.2021.9010012.
- Sun Huihui & Zhang Weijie & Y.U., Runxiang & Zhang Yujie. (2021). Motion Planning for Mobile Robots—Focusing on Deep Reinforcement Learning: A Systematic Review. IEEE Access. PP. 1–1. 10.1109/ACCESS.2021.3076530.
- Singh R., Ren J., Lin X. A review of deep reinforcement learning algorithms for mobile robot path planning // Vehicles. — 2023. — Т. 5. — №. 4. — С. 1423–1451.
- Okereke C.E. et al. An overview of machine learning techniques in local path planning for autonomous underwater vehicles // IEEE Access. — 2023. — Т. 11. — С. 24894–24907.
- Xiao X. et al. Motion planning and control for mobile robot navigation using machine learning: a survey // Autonomous Robots. — 2022. — Т. 46. — №. 5. — С. 569–597.

12. Shamsfakhr Farhad, Sadeghibigham Bahram. (2017). A neural network approach to navigation of a mobile robot and obstacle avoidance in dynamic and unknown environments. *TURKISH JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING & COMPUTER SCIENCES*. 25. 1629–1642. 10.3906/elk-1603–75.
13. Пшихопов В.Х., Медведев М.Ю., Васильева М.А. Нейросетевая система управления движением робота //XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019. — 2019. — С. 2130–2134.
14. Kulvicius T., Herzog S., Tamosiunaite M., Wörgötter F. Finding optimal paths using networks without learning—Unifying classical approaches //IEEE transactions on neural networks and learning systems. — 2021. — Т. 33. — №. 12. — С. 7877–7887.
15. Kulvicius T., Herzog S., Lüddecke T., Tamosiunaite M., & Wörgötter F. One-shot multi-path planning using fully convolutional networks in a comparison to other algorithms //Frontiers in Neurorobotics. — 2021. — Т. 14. — С. 600984.
16. Bian T., Xing Y., Zolotas A. End-to-End One-Shot Path-Planning Algorithm for an Autonomous Vehicle Based on a Convolutional Neural Network Considering Traversability Cost //Sensors. — 2022. — Т. 22. — №. 24. — С. 9682.
17. Юдинцев Б.С. Синтез нейросетевой системы планирования траекторий для группы мобильных роботов //Системы управления, связи и безопасности. — 2019. — №. 4. — С. 163–186.
18. Шестова Е.А. Разработка интеллектуальной системы управления автономным подвижным объектом на основе нейронной сети / Е.А. Шестова, О.В. Косенко, Е.Ю. Косенко // Математические методы в технике и технологиях — ММТТ. — 2019. — Т. 3. — С. 3–7.
19. Фархунд А.К. Управление мобильным роботом с применением нейронной сети для планирования движения в некартографированной среде с препятствиями / А.К. Фархунд. — Текст: электронный // Известия ЮФУ. — (Технические науки). — 2021. — №6 (223). — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/upravlenie-mobilnym-robotom-s-primeneniem-neyronnoy-seti-dlya-planirovaniya-dvizheniya-v-nekartografirovannoy-srede-s>.
20. Хачумов М.В. Решение задачи формирования строя бпла с применением нейронной сети и системы правил //Пятый Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта»(БТС-ИИ-2019): Труды семинара.—Переславль-Залесский: Российская ассоциация искусственного интеллекта, 2019.—264 с. — 2019. — С. 114.
21. Liu H. et al. Deep reinforcement learning for mobile robot path planning //arXiv preprint arXiv:2404.06974. — 2024.
22. Yonetani R. et al. Path planning using neural a\* search //International conference on machine learning. — PMLR, 2021. — С. 12029–12039.
23. Rückin J., Jin L., Popović M. Adaptive informative path planning using deep reinforcement learning for uav-based active sensing //2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). — IEEE, 2022. — С. 4473–4479.
24. Mirza N. Robotic path planning and fuzzy neural networks //Int. Arab J. Inf. Technol. — 2020. — Т. 17. — №. 4A. — С. 615–620.
25. Hu Y., Yang L., Lou Y. Path planning with q-learning //Journal of Physics: Conference Series. — IOP Publishing, 2021. — Т. 1948. — №. 1. — С. 012038.
26. Vashisth A. et al. Deep reinforcement learning with dynamic graphs for adaptive informative path planning //IEEE Robotics and Automation Letters. — 2024. — Т. 9. — №. 9. — С. 7747–7754.
27. Залогин Н.Е., Григорьев Д.С. Об обучении интеллектуальных агентов в виртуальной среде для задачи управления роботом-манипулятором //Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика. — 2024. — Т. 2. — №. 3. — С. 1–8.
28. Лукин Д.С., Косенко Е.Ю. Нейросетевой метод планирования пути в двумерном пространстве //Системы анализа и обработки данных. — 2023. — №. 4 (92). — С. 55–68.
29. Сидоренко А.В. Обучение с подкреплением при навигации мобильных роботов //Вестник Полоцкого государственного университета. Серия С. Фундаментальные науки. — 2021. — №. 12. — С. 21–24.
30. Петренко В.И. и др. Метод управления робототехническим комплексом на основе глубокого обучения с подкреплением рекуррентных нейронных сетей для автоматического сбора тепличных культур //Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений (ITTDS'2020). — 2020. — С. 78–85.
31. Deguale D.A. et al. Enhancing stability and performance in mobile robot path planning with pmr-dueling dqn algorithm //Sensors. — 2024. — Т. 24. — №. 5. — С. 1523.
32. Kumaar A.A.N., Kochuvila S. Mobile service robot path planning using deep reinforcement learning //IEEE Access. — 2023. — Т. 11. — С. 100083–100096.
33. Wu Z. et al. A novel path planning approach for mobile robot in radioactive environment based on improved deep Q network algorithm //Symmetry. — 2023. — Т. 15. — №. 11. — С. 2048.
34. Hadi B., Khosravi A., Sarhadi P. Deep reinforcement learning for adaptive path planning and control of an autonomous underwater vehicle //Applied Ocean Research. — 2022. — Т. 129. — С. 103326.
35. Звонарев И.С., Караваев Ю.Л. Анализ систем управления мобильных роботов с элементами интеллектуального управления //» Выставка инноваций-2021»(осенняя сессия). — 2021. — С. 62–67.
36. Yu J. et al. An Improved Deep Reinforcement Learning-based Path-planning Algorithm with Dual-experience Pool //Proceedings of the 2024 3rd International Symposium on Control Engineering and Robotics. — 2024. — С. 168–174.
37. Cui Z., Wang Y. UAV path planning based on multi-layer reinforcement learning technique // IEEE Access. — 2021. — Т. 9. — С. 59486–59497.
38. Wen S. et al. A hierarchical path planning approach with Multi-SARSA based on topological map //Sensors. — 2022. — Т. 22. — №. 6. — С. 2367.
39. Tullu A. et al. Machine learning approach to real-time 3D path planning for autonomous navigation of unmanned aerial vehicle //Applied Sciences. — 2021. — Т. 11. — №. 10. — С. 4706.
40. Sivashangaran S., Eskandarian A. Deep Reinforcement Learning for Autonomous Ground Vehicle Exploration Without A-Priori Maps // arXiv preprint arXiv:2301.04036. — URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.04036>
41. Luo H. et al. Intelligent logistics management robot path planning algorithm integrating transformer and gcn network //arXiv preprint arXiv:2501.02749. — 2025.
42. Wang W. et al. Multiple unmanned aerial vehicle autonomous path planning algorithm based on whale-inspired deep Q-network //Drones. — 2023. — Т. 7. — №. 9. — С. 572.

43. Huang Y.Y. et al. Automatic path planning for spraying drones based on deep q-learning // Journal of Internet Technology. — 2023. — Т. 24. — №. 3. — С. 565–575.
44. Agarwal A., Ashish Kumar, Jitendra Malik, Deepak Pathak Legged Locomotion in challenging terrains using egocentric vision / A. Agarwal, A. Kumar, J. Malik, D. Pathak // 6th Conference on Robot Learning (CoRL 2022), Auckland, New Zealand. — URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.07638>
45. Zhu W., Rosendo A. «PSTO: Learning Energy-Efficient Locomotion for Quadruped Robots». Machines 2022, 10, 185.
46. Рощупкин М.Э. Алгоритмы избегания препятствий для БПЛА в динамической среде на основе глубокого обучения с подкреплением // Вестник науки. — 2025. — Т. 1. — №. 4 (85). — С. 430–437.
47. Nakamura T., Kobayashi M., Motoi N. Path planning for mobile robot considering turnabouts on narrow road by deep Q-network // IEEE Access. — 2023. — Т. 11. — С. 19111–19121.
48. Jeng S.L., Chiang C. End-to-End Autonomous Navigation Based on Deep Reinforcement Learning with a Survival Penalty Function // Sensors. — 2023. — Т. 23. — №. 20. — С. 8651.
49. Marino F., Guglieri G. Beyond Static Obstacles: Integrating Kalman Filter with Reinforcement Learning for Drone Navigation // Aerospace. — 2024. — Т. 11. — №. 5. — С. 395.
50. Tao M., Li Q., Yu J. Multi-Objective Dynamic Path Planning with Multi-Agent Deep Reinforcement Learning // Journal of Marine Science and Engineering. — 2024. — Т. 13. — №. 1. — С. 20.
51. Хачумов М.В. Решение задачи формирования строя БПЛА с применением нейронной сети и системы правил // Пятый Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2019): Труды семинара. — Переславль-Залесский: Российская ассоциация искусственного интеллекта, 2019. — 264 с. — 2019. — С. 114.

---

© Петров Денис Сергеевич (amitie2104@gmail.com)  
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»