

ОПТИМИЗАЦИЯ ТРАЕКТОРИИ БЕСПИЛОТНОГО НАЗЕМНОГО ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА

¹Чжан Цзин, ¹Бай Цзэцуй, ²Купцова О.В.

¹*Хэйхэский университет, 164300, Хэйхэ, Китай*

²*Сахалинский государственный университет, 693008, Южно-Сахалинск, Россия*

e-mail: korsuncevaolesya@gmail.com

В статье решается проблема низкой гладкости глобальных путей, генерируемых классическим алгоритмом A*, и склонности традиционного метода динамического окна (DWA) к попаданию в локальные оптимумы при обходе препятствий. Целью исследования является повышение эффективности, точности и стабильности планирования траектории для дифференциально-приводных беспилотных наземных транспортных средств. Предложена гибридная методика, в рамках которой алгоритм A* модифицирован за счет динамически взвешенной эвристической функции и штрафа за изменение курса. Метод DWA, в свою очередь, дополнен механизмом мультитраекторного прогнозирования (горизонты 1.5, 2.5, 3.5 с), шестимерной системой оценки (согласование с курсом, дистанция до препятствия, скорость, плавность, расстояние до цели, согласованность с глобальным путем) и динамической регулировкой весов. Эксперименты проведены в среде MATLAB на сетке 20×30 м (шаг 0.1 м) при плотности статических препятствий 20% и с двумя равномерно движущимися динамическими препятствиями (0.2 м/с). Научная новизна заключается в системной интеграции улучшенных версий обоих алгоритмов с учетом кинематических ограничений дифференциального привода. Вклад авторов: Бай Цзэцуй – разработка математических моделей и проведение вычислительных экспериментов; Чжан Цзин – адаптация алгоритмов и анализ данных; О.В. Купцова – постановка задачи и обобщение результатов. В статической среде гибридный алгоритм повысил эффективность навигации на 59.5%, точность слежения на 77.6% и стабильность слежения на 94.7% по сравнению с базовым вариантом (традиционный A* + традиционный DWA). В динамическом сценарии за пять независимых запусков не произошло ни одной коллизии, а эффективность навигации возросла на 53%. Разработанный алгоритм рекомендуется для геоинформационной поддержки беспилотных наземных транспортных средств в логистике и экологическом мониторинге.

Ключевые слова: геоинформационное моделирование, планирование пути, беспилотное наземное транспортное средство, алгоритм A*, метод динамического окна (DWA), гибридизация алгоритмов, MATLAB.

OPTIMIZATION OF UNMANNED GROUND VEHICLE TRAJECTORY PLANNING BASED

¹Zhang Jing, ¹Bai Zexu, ²Kuptsova O.V.

¹*Heihe University, 164300, Heihe, China*

²*Sakhalin State University, 693008, Yuzhno-Sakhalinsk, Russia*

The paper addresses the problem of low smoothness of global paths generated by the traditional A* algorithm and the tendency of the traditional Dynamic Window Approach (DWA) to fall into local optima during obstacle avoidance. The aim of the study is to increase the efficiency, accuracy, and stability of trajectory planning for differential-drive unmanned ground vehicles. A fusion methodology is proposed, in which the A* algorithm is modified by introducing a dynamically weighted heuristic function and a heading angle penalty. The DWA is enhanced with a multi-trajectory prediction mechanism (1.5 s, 2.5 s, 3.5 s horizons), a six-dimensional evaluation system (heading, obstacle distance, velocity, smoothness, goal distance, path consistency), and dynamic weight adjustment. Experiments are conducted in MATLAB on a 20×30 m grid (0.1 m/cell) with 20% static obstacles and, separately, with two uniformly moving dynamic obstacles (0.2 m/s). The scientific novelty lies in the systematic integration of the improved versions of both algorithms while respecting the kinematic constraints of differential drive. Author contributions: Bai Zexu – development of mathematical models and computational experiments; Zhang Jing – algorithm adaptation and data analysis; Olesya V. Kuptsova – problem formulation and generalization of results. In the static environment, the fusion algorithm improved navigation efficiency by 59.5%, tracking accuracy by 77.6%, and tracking stability by 94.7% compared to the baseline (traditional A* + traditional DWA). In the dynamic scenario, no collisions occurred in any of the five runs, and navigation efficiency increased by 53%. The developed algorithm can be recommended for GIS-based support of unmanned ground vehicles in logistics and environmental monitoring.

Keywords: geographic information modelling, path planning, unmanned ground vehicle, A* algorithm, Dynamic Window Approach (DWA), algorithm fusion, MATLAB.

Введение

Применение беспилотных наземных транспортных средств (БНТС) в последнее десятилетие стремительно расширяется. Сферы использования включают складскую логистику, сельскохозяйствен-

ный мониторинг, патрулирование границ и научные наблюдения на охраняемых природных территориях. Ключевым требованием к автономному БНТС является способность планировать безопасную и эффективную траекторию. Эта задача обычно

разделяется на два уровня: глобальное (офлайн) планирование с использованием статической карты и локальное (онлайн) планирование, реагирующее на динамические препятствия [2,5,12].

Алгоритм A* (A-star) является одним из наиболее распространённых методов графового поиска, используемых для глобального планирования пути в статической среде [Hart et al., 1968]. Его популярность обусловлена сочетанием двух важнейших свойств: полноты (алгоритм всегда находит решение, если оно существует) и оптимальности (найденное решение является кратчайшим по стоимости при условии допустимости эвристики) [7]. Для локального планирования широко применяется метод динамического окна (DWA), предложенный Fox et al. [6], из-за его низкой вычислительной сложности и прямого учета скоростных ограничений. Однако оба метода имеют известные недостатки [1,4,13].

Оригинальный A* генерирует пути, состоящие из горизонтальных, вертикальных или диагональных сегментов, что приводит к появлению резких поворотов, невыполнимых для дифференциально-приводных платформ [3,9]. Классический DWA учитывает лишь короткий горизонт прогнозирования (обычно 2-3 с) и оценивает траектории по трем критериям, что часто вызывает застревание робота в тупиках или колебания при встрече с движущимися препятствиями [10,11].

Многочисленные исследования были направлены на улучшение этих алгоритмов. Yao et al. [14] объединили A* и DWA с коррекцией эвристической функции, но не модифицировали локальные критерии оценки. Guo et al. [8] ввели динамику транспортного средства в целевую функцию A*, однако их DWA по-прежнему использовал только три термина. Китайские исследователи также внесли вклад: Dong et al. [3] улучшили расширение окрестностей в A*, Wang и Ling [13] оптимизировали эвристическую функцию, Shen et al. [11] предложили адаптивные веса, Gong et al. [5] добавили ограничение безопасной дистанции, а Guo et al. [9] интегрировали ограничения уклона для пересеченной местности. Тем не менее, ни одна из этих работ не предложила системного решения, сочетающего улучшенный A* со штрафом за повороты и улучшенный DWA

с многокритериальной оценкой и динамической адаптацией весов для дифференциально-приводных БНТС.

Настоящее исследование заполняет этот пробел. Цели работы: (1) улучшить A* путем добавления динамического эвристического веса и штрафа за угол поворота, (2) улучшить DWA с помощью мультитракторного прогнозирования, шестимерной оценочной функции и динамической регулировки весов, (3) объединить оба улучшенных алгоритма в иерархическую схему. Экспериментальная верификация проведена в MATLAB для сценариев со статическими и динамическими препятствиями.

Методы и материалы исследования

Модель дифференциально-приводного транспортного средства

В качестве объекта исследования принята дифференциально-приводная платформа (два независимо приводимых колеса). Пусть V_L и V_R – линейные скорости левого и правого колес, а $L=0.5$ м – колея. Линейная скорость V и угловая скорость ω определяются как:

$$V = \frac{V_L + V_R}{2} \quad (1)$$

$$\omega = \frac{V_L - V_R}{2L} \quad (2)$$

Движение подчинено ограничениям: максимальная линейная скорость $V_{\max}=1.0$ м/с, максимальная угловая скорость $\omega_{\max}=\pi/4$ рад/с, максимальное линейное ускорение $a_{\max}=0.5$ м/с², максимальное угловое ускорение $\alpha_{\max}=\pi/2$ рад/с². Минимальный радиус поворота составляет $R_{\min}=V_{\max}/\omega_{\max}=1.273$ м. Параметры сведены в табл. 1.

Моделирование рабочей среды: растровая карта

Используется растровое представление. Рабочее пространство представляет собой прямоугольник 20×30 м. Размер ячейки – 0.1 м, что дает сетку 200×300 ячеек. Свободные ячейки отмечены как 0, ячейки со статическими препятствиями – как 1. Плотность препятствий составляет ≈20%. Карта построена интерактивно в MATLAB и включает узкие

Таблица 1

Физические и кинематические параметры дифференциально-приводного ТС

Символ	Величина	Значение	Единица
L	Колея	0.5	м
r	Радиус колеса	0.1	м
$V_{\max}$	Максимальная линейная скорость	1.0	м/с
$\omega_{\max}$	Максимальная угловая скорость	$\pi/4$	рад/с
$a_{\max}$	Максимальное линейное ускорение	0.5	м/с ²
$R_{\min}$	Минимальный радиус поворота	1.273	м

проходы и беспорядочно расположенные блоки (рис. 1). Для динамических экспериментов добавлены два движущихся препятствия.

Улучшенный алгоритм глобального планирования A*

Алгоритм A* осуществляет поиск пути от начальной узла (start) до целевого узла (goal) на графе, которым в данном исследовании является растровая карта. Каждый узел n характеризуется координатами (x_n, y_n) и набором связей с соседними узлами. Основой алгоритма является оценочная функция $f(n)$, которая определяет приоритет обработки узлов:

$$f(n)=g(n)+h(n), \quad (3)$$

где $g(n)$ – фактическая стоимость пути от начального узла до текущего узла n (сумма стоимостей всех переходов вдоль построенного маршрута); $h(n)$ – эвристическая оценка стоимости пути от текущего узла n до целевого узла (прогноз оставшегося пути).

Ключевым элементом A* является эвристическая функция $h(n)$. От её выбора зависят как эффективность поиска (скорость), так и оптимальность результата. В настоящем исследовании в качестве эвристической функции используется евклидово расстояние (кратчайшее расстояние по прямой):

$$h(n)=\sqrt{(x_n-x_g)^2+(y_n-y_g)^2} \quad (4)$$

где (x_n, y_n) – растровые координаты текущего узла n , а (x_g, y_g) – координаты целевой точки.

Традиционный алгоритм A* обладает двумя существенными недостатками: генерируемый путь состоит из отрезков, ориентированных по осям или диагоналям, что приводит к резким поворотам, и алгоритм не учитывает кинематические ограничения транспортного средства. Для устранения этих недостатков введено два улучшения.

Вместо фиксированного веса применяется коэффициент $\omega(n)$, убывающий при приближении к

цели. Модифицированная оценочная функция принимает вид:

$$f(n)=g(n)+\omega(n)\cdot h(n) \quad (5)$$

$$\omega(n)=1+\omega\max\left(1-\frac{h(n)}{hstart}\right) \quad (6)$$

где $\omega\max=0.5$, а $hstart$ – эвристическое значение от старта до цели (евклидово расстояние между начальной и целевой точками). Вдали от цели вес $\omega(n)$ больше, что усиливает направляющее действие эвристики и ускоряет поиск. При приближении к цели вес стремится к 1, сохраняя оптимальность пути. Данная модификация сокращает количество расширяемых узлов, не ухудшая качества найденного маршрута.

Для учёта кинематических ограничений дифференциально-приводного транспортного средства в стоимость пути вводится штраф за угол поворота. Пусть δ (в радианах) – угол между направлениями двух последовательных сегментов пути. Штрафная добавка рассчитывается как:

$$\text{penalty}=k\cdot|\delta| \quad (7)$$

с эмпирически подобранным коэффициентом $k=5$. Модифицированная стоимость перемещения становится равной:

$$f(n)=g(n)+\text{penalty} \quad (8)$$

Данный механизм побуждает алгоритм выбирать последовательности узлов, формирующие плавную траекторию с постепенным изменением направления, что принципиально важно для дифференциально-приводных платформ, имеющих минимальный радиус поворота.

В сетке размером 20×30 ячеек с плотностью статических препятствий 20% благодаря улучшенному алгоритму A* средняя длина глобального пути

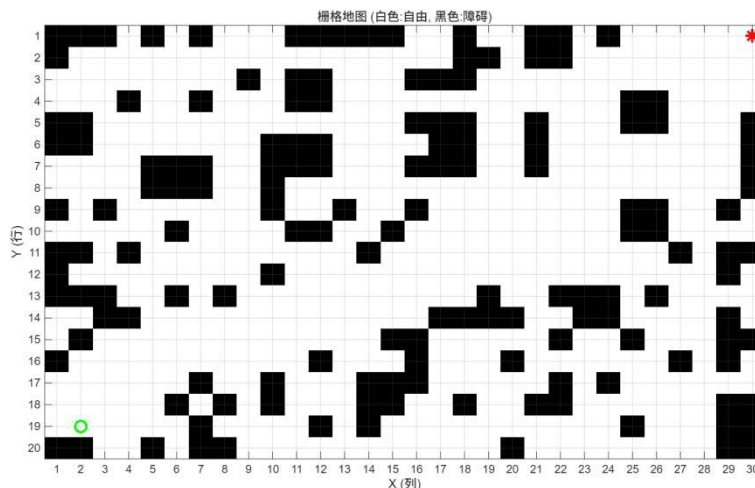


Рис. 1. Пример статической растровой карты

сократилась с 30.0 до 17.0 ячеек (сокращение на 43%); число смен направления движения уменьшилось с 15.0 до 6.0 (сокращение на 60%). На рис. 2 представлено сравнение траекторий, построенных традиционным и улучшенным алгоритмами A*.

Улучшенный метод локального планирования DWA

Классический метод динамического окна (Dynamic Window Approach, DWA) дискретизирует пары скоростей (V, ω) в динамическом окне, ограниченном ускорениями, прогнозирует траекторию на фиксированном горизонте T_{pred} и оценивает её как взвешенную сумму трех членов: согласования с направлением к цели, дистанции до ближайшего препятствия и величины поступательной скорости [6]. Однако классическая версия DWA склонна к застреванию в локальных минимумах и не учитывает долгосрочную согласованность с глобальным планом. В настоящей работе предложены три улучшения.

Вместо единственного горизонта прогнозирования (традиционно 3.0 с) используются три различных горизонта. $T_1=1.5$ с – для быстрой реакции на ближайшие препятствия. $T_2=2.5$ с – для баланса между оперативностью и дальновидностью. $T_3=3.5$ с – для учёта долгосрочной целевой ориентации.

Для каждой пары скоростей (V, ω) генерируются три траектории – по одной на каждый горизонт. Из всего множества сгенерированных траекторий выбирается та, которая набрала наибольшую суммарную оценку. Если на коротком горизонте траектория ведёт к столкновению, более длинный горизонт может обнаружить безопасный альтернативный путь.

Классическая трёхчленная оценочная функция не позволяет одновременно учитывать плавность движения, близость к глобальному пути и точное расстояние до конечной цели. В настоящем исследовании оценочная функция расширена до шести терминов [11]:

$$G = \alpha \cdot \text{heading} + \beta \cdot \text{dist} + \gamma \cdot \text{speed} + \delta \cdot \text{smooth} + \varepsilon \cdot \text{goal_dist} + \zeta \cdot \text{path_cons}$$

где heading – степень согласования конечной ориентации траектории с направлением на локальную подцель (в диапазоне [0,1], где 1 – идеальное совпадение); distobs – нормализованное минимальное расстояние от траектории до ближайшего статического или динамического препятствия (ограничено сверху безопасной дистанцией 1.0 м); speed – нормализованная поступательная скорость (поощряет более быстрое движение); smooth – интегральная мера плавности, обратная интегралу квадрата углового ускорения (штрафует резкие рыскания); goal_dist – евклидово расстояние от конечной точки траектории до глобальной цели (используется только для самого длинного горизонта T3T3); path_consistency – среднее евклидово отклонение точек траектории от глобального пути, построенного улучшенным A* (обеспечивает следование глобальному коридору).

Все шесть компонент нормализованы к интервалу [0,1]. Весовые коэффициенты подобраны эмпирически в ходе серии предварительных экспериментов и приведены в табл. 2.

Сумма всех весов равна 1.0, что обеспечивает

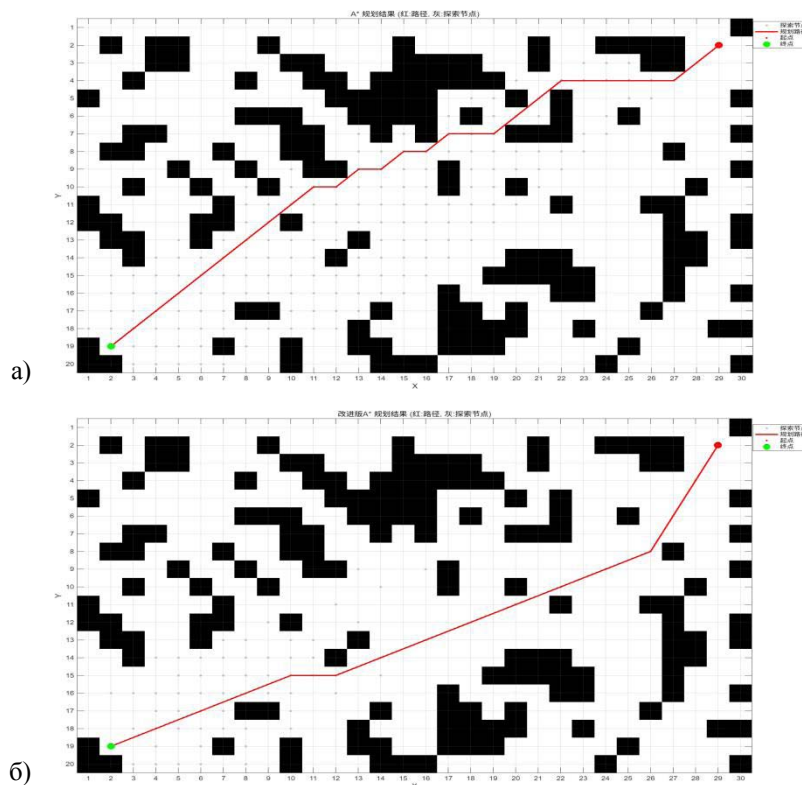


Рис. 2. Сравнение траекторий глобального планирования: а) – традиционный алгоритм A*; б) – улучшенный алгоритм A*

Таблица 2

Веса шестимерной системы оценки DWA

Параметр	heading	dist_obs	speed	smooth	goal_dist	path_consistency
Значение	0.25	0.25	0.20	0.15	0.10	0.05

сбалансированность критериев.

Фиксированные веса не позволяют адаптировать поведение робота к изменяющейся обстановке. Поэтому в данной работе реализован механизм динамической регулировки весов в зависимости от текущей ситуации [11]: при расстоянии до глобальной цели менее 1.0 м α и ε умножаются на 1.5; при расстоянии до препятствия менее 0.5 м β умножается на 2.0; при скорости ниже 0.3 м/с более 2 с γ умножается на 2.0. После адаптации веса перенормируются так, чтобы их сумма оставалась равной 1.0. Это сохраняет математическую корректность оценочной функции.

Общая схема гибридного алгоритма

Алгоритм работает циклически. Сначала улучшенный A* вычисляет глобальный путь от старта до цели. Затем на каждом шаге управления ($\Delta t = 0.1$ с) локальный планировщик (улучшенный DWA) определяет ближайшую точку на глобальном пути и выбирает точку с упреждением 2.0 м в качестве локальной подцели; DWA дискретизирует скорости, прогнозирует траектории (с тремя горизонтами), оценивает их и выбирает наилучшую скорость; вы-

бранная скорость применяется к модели, состояние обновляется; при приближении к подцели на < 0.2 м выбирается следующая точка. Процесс повторяется до достижения глобальной цели (расстояние < 0.2 м). Структурная схема предложенной системы представлена на рис. 3.

Результаты

Сравнивались четыре конфигурации: базовый вариант (традиционный A* + традиционный DWA); только A*_imp + DWA; A + DWA_imp; предложенная конфигурация (A*_imp + DWA_imp). Каждая тестировалась пять раз на статической карте (рис. 1). Старт – (5.5), цель – (285.195). Результаты представлены в табл. 3, а примеры траекторий – на рис. 4-6.

Предложенный метод сократил число шагов до цели на 59.5% (243 против 600). Среднее отклонение от глобального пути уменьшилось на 77.6% (0.19 против 0.85). Число циклов без допустимой скорости снизилось с 3.8 до 0.2, что соответствует улучшению на 94.7%.

В динамическом сценарии (два препятствия, движущихся прямолинейно со скоростью 0.2 м/с) получены результаты, представленные в табл. 4 и на

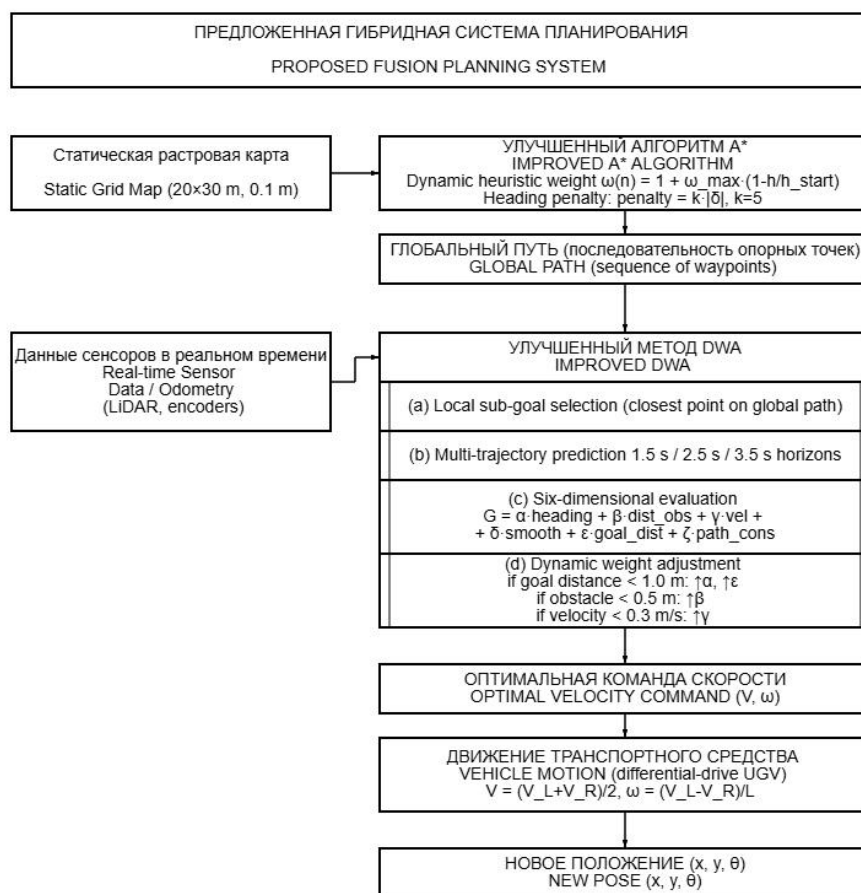


Рис. 3. Блок-схема гибридного алгоритма планирования траектории

Таблица 3

Сравнение производительности в статической среде (5 запусков, средние значения)

	Конфигурация	Длина глоб. пути (яч.)	Число поворотов	Шагов до цели	Кол-во недопуст. скоростей	Среднее отклонение (яч.)
1	Базовый (A*+DWA)	30.0	15.0	600	3.8	0.85
2	A*_imp + DWA	17.0	6.0	535	0.4	0.62
3	A* + DWA_imp	30.0	15.0	354	2.2	0.32
4	Предложенный (A*_imp + DWA_imp)	17.0	6.0	243	0.2	0.19

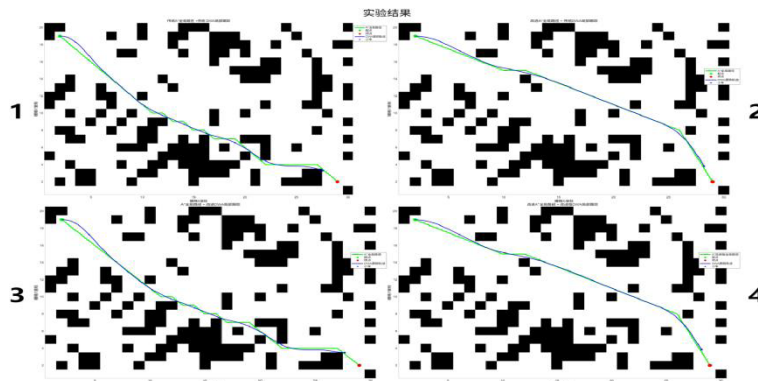


Рис. 4. Результат первой группы экспериментов со статическими препятствиями

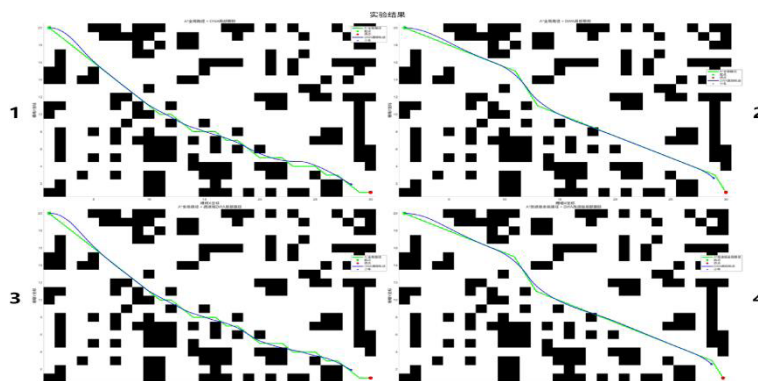


Рис. 5. Результат второй группы экспериментов



Рис. 6. Результат эксперимента со статическим препятствием третьей группы

рис. 7-9. Предложенный метод достиг нуля коллизий за пять запусков и повысил эффективность навигации на 53% (с 577 до 271 шага).

Полученные результаты демонстрируют преимущества предложенного подхода. Динамическое эвристическое взвешивание в A* ускоряет глобальное планирование без потери оптимальности, а штраф за поворот создает путь, учитывающий

минимальный радиус поворота. Мультитраекторный механизм в DWA обеспечивает устойчивость к ошибкам прогноза. Шестимерная система балансирует конфликтующие цели (безопасность, эффективность, комфорт, глобальное целеуказание). Динамическая регулировка весов автоматически смещает приоритеты в критических ситуациях.

Таблица 4

Сравнение производительности в среде с динамическими препятствиями (5 запусков, средние значения)

Конфигурация	Длина глоб. пути (яч.)	Число поворотов	Шагов до цели	Кол-во недопуст. скоростей	Эффект. маневров
Базовый (A*+DWA)	30.0	15.0	577	>150	12
A*_imp + DWA	17.0	6.0	562	50	12
A* + DWA_imp	30.0	15.0	377	3	30
Предложенный (A*_imp + DWA_imp)	17.0	6.0	271	45	32

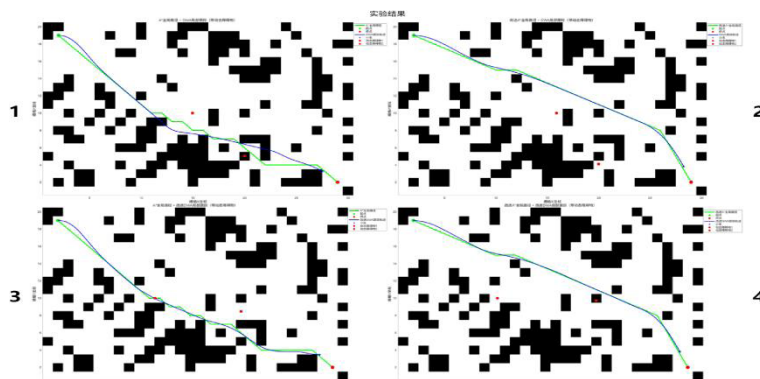


Рис. 7. Результаты первой группы экспериментов с динамическими препятствиями

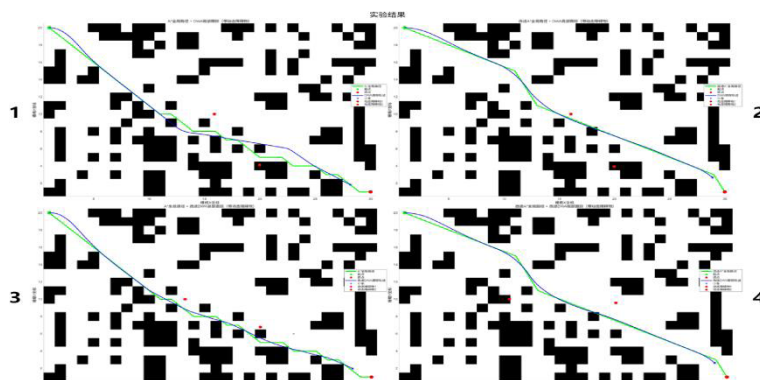


Рис. 8. Результаты второй группы экспериментов с динамическими препятствиями

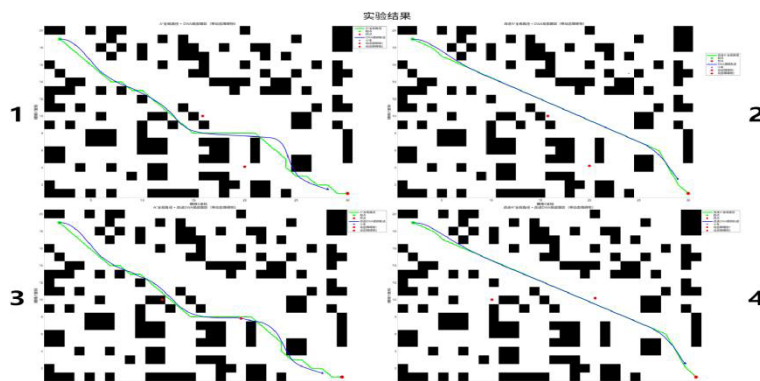


Рис. 9. Результаты третьей группы экспериментов с динамическими препятствиями

Заключение

В ходе выполнения настоящего исследования решена актуальная научно-техническая задача – повышение эффективности, точности и стабильности планирования траектории для беспилотных наземных транспортных средств с дифференциальным приводом. Основным научный результат заключается в разработке и экспериментальной верификации гибридного алгоритма, объединяюще-

го улучшенный метод глобального планирования A* и улучшенный метод локального планирования DWA. Улучшенный A* с динамической эвристикой ($\omega_{\max}=0.5$) и штрафом за изменение курса ($k=5$) сократил длину глобального пути на 42% и число поворотов на 60% на сетке 20×30 м с плотностью препятствий 20%.

Улучшенный DWA с мультитраекторным прогнозированием (1.5, 2.5, 3.5 с), шестимерной

оценкой и динамической регулировкой весов снизил число случаев отсутствия допустимой скорости с >150 до 3 в динамических сценах и полностью исключил коллизии за пять независимых запусков.

В среде со статическими препятствиями предложенный гибридный алгоритм повысил эффективность навигации на 59.5%, точность слежения за путем на 77.6% и стабильность слежения на 94.7% по сравнению с базовым вариантом.

В среде с динамическими препятствиями (два объекта, 0.2 м/с) предложенный алгоритм достиг

нуля коллизий и повысил эффективность навигации на 53% относительно базового варианта.

Предложенный метод вычислительно эффективен (среднее время цикла <0.05 с на тестовом оборудовании) и может быть реализован на встроенных управляющих платформах. Он рекомендуется для геоинформационной поддержки городских логистических роботов, сельскохозяйственных платформ мониторинга и патрульных машин на природных территориях.

Благодарности

Исследование выполнено в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема «Лаборатория мониторинга и прогнозирования чрезвычайных ситуаций с применением беспилотных авиационных систем», номер государственного учета ЕГИСУ ННАОКР 1025091500035-5, шифр FEEF-2026-0005). Работа также поддержана грантом Департамента образования провинции Хэйлунцзян (проект № 2023-KYYWF-1135). Авторы выражают благодарность Сахалинскому государственному университету (Российская Федерация) и Хэйхэскому университету (Китай) за содействие в проведении исследований.

Список литературы

1. Dai J., Chai Y., Xiong P. Path Planning of Underground Robots via Improved A* and Dynamic Window Approach. Applied Sciences. 2025. V. 15. No. 13. Article 6953. DOI: 10.3390/app15136953.
2. Dong Y.W., Yang J.W., Zhang B.F. Mobile Robot Path Planning with Improved Neighbourhood Expansion A* Algorithm. Mechanical Design and Manufacturing. 2025. No. 1. Pp. 291-295. (in Chinese).
3. Fox D., Burgard W., Thrun S. The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance. IEEE Robotics & Automation Magazine. 1997. V. 4. No. 1. Pp. 23-33. DOI: 10.1109/100.580977.
4. Gong P., Li W.B., Ma Q.S. Path Planning of Unmanned Vehicles Based on Improved A* Algorithm. Modular Machine Tool and Automatic Processing Technology. 2023. No. 3. Pp. 17-24. (in Chinese).
5. Guo J.G., Yu J.Q., Feng C.Y. Global Path Planning for Robots on Uneven Terrain Based on Improved A* Algorithm. Computer Engineering and Applications. 2025. V. 61. No. 5. Pp. 309-322. (in Chinese).
6. Guo T., Sun Y., Liu Y. An Automated Guided Vehicle Path Planning Algorithm Based on Improved A* and Dynamic Window Approach Fusion. Applied Sciences. 2023. V. 13. No. 18. Article 10199. DOI: 10.3390/app131810199.
7. Hart P.E., Nilsson N.J., Raphael B. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics. 1968. V. 4. No. 2. Pp. 100-107. DOI: 10.1109/TSSC.1968.300136.
8. Liu J.J., Xue L.Q., Zhang H.J. Dynamic Path Planning for Robots by Integrating Improved A* and DWA Algorithms. Computer Engineering and Applications. 2021. V. 57. No. 15. Pp. 73-81. (in Chinese).
9. Shen D., Li L.Q., Cao M. Robot Path Planning Integrating Improved A* Algorithm and Dynamic Window Approach. Journal of Aerospace Early Warning Research. 2025. V. 39. No. 6. Pp. 445-451. (in Chinese).
10. Wang R.M., Ling M. Unmanned Vehicle Path Planning with Improved A* and DWA Fusion Algorithm. Modern Electronics Technology. 2025. V. 48. No. 14. Pp. 143-146. (in Chinese).
11. Yao M., Feng X., Deng H. A Dynamically Hybrid Path Planning and Obstacle Avoidance Algorithm for Mobile Robots Based on Improved A-star and Dynamic Windows Approach. Results in Engineering. 2026. V. 29. Article 108924. DOI: 10.1016/j.rineng.2025.108924.
12. Zhang J.M., Dong F. Mobile Robot Path Planning Based on Gravity Search Algorithm Fused with DWA. Sensors and Microsystems. 2025. V. 44. No. 8. Pp. 110-119. (in Chinese).

References

1. Dai J., Chai Y., Xiong P. Path Planning of Underground Robots via Improved A* and Dynamic Window Approach. Applied Sciences. 2025. V. 15. No. 13. Article 6953. DOI: 10.3390/app15136953.
2. Dong Y.W., Yang J.W., Zhang B.F. Mobile Robot Path Planning with Improved Neighbourhood Expansion A* Algorithm. Mechanical Design and Manufacturing. 2025. No. 1. Pp. 291-295. (in Chinese).
3. Fox D., Burgard W., Thrun S. The Dynamic Window Approach to Collision Avoidance. IEEE Robotics & Automation Magazine. 1997. V. 4. No. 1. Pp. 23-33. DOI: 10.1109/100.580977.
4. Gong P., Li W.B., Ma Q.S. Path Planning of Unmanned Vehicles Based on Improved A* Algorithm. Modular Machine Tool and Automatic Processing Technology. 2023. No. 3. Pp. 17-24. (in Chinese).
5. Guo J.G., Yu J.Q., Feng C.Y. Global Path Planning for Robots on Uneven Terrain Based on Improved A* Algorithm. Computer Engineering and Applications. 2025. V. 61. No. 5. Pp. 309-322. (in Chinese).
6. Guo T., Sun Y., Liu Y. An Automated Guided Vehicle Path Planning Algorithm Based on Improved A* and Dynamic Window Approach Fusion. Applied Sciences. 2023. V. 13. No. 18. Article 10199. DOI: 10.3390/app131810199.
7. Hart P.E., Nilsson N.J., Raphael B. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics. 1968. V. 4. No. 2. Pp. 100-107. DOI: 10.1109/TSSC.1968.300136.
8. Liu J.J., Xue L.Q., Zhang H.J. Dynamic Path Planning for Robots by Integrating Improved A* and DWA Algorithms. Computer Engineering and Applications. 2021. V. 57. No. 15. Pp. 73-81. (in Chinese).
9. Shen D., Li L.Q., Cao M. Robot Path Planning Integrating Improved A* Algorithm and Dynamic Window Approach. Journal of Aerospace Early Warning Research. 2025. V. 39. No. 6. Pp. 445-451. (in Chinese).

10. Wang R.M., Ling M. Unmanned Vehicle Path Planning with Improved A* and DWA Fusion Algorithm. Modern Electronics Technology. 2025. V. 48. No. 14. Pp. 143-146. (in Chinese).
11. Yao M., Feng X., Deng H. A Dynamically Hybrid Path Planning and Obstacle Avoidance Algorithm for Mobile Robots Based on Improved A-star and Dynamic Windows Approach. Results in Engineering. 2026. V. 29. Article 108924. DOI: 10.1016/j.rineng.2025.108924.
12. Zhang J.M., Dong F. Mobile Robot Path Planning Based on Gravity Search Algorithm Fused with DWA. Sensors and Microsystems. 2025. V. 44. No. 8. Pp. 110-119. (in Chinese).

Сведения об авторах
Принадлежность к организации

Чжан Цзин

преподаватель, Институт естественных наук, Хэйхэский университет, 164300, Хэйхэ, Китай

Бай Цзэцуй

аспирант, Хэйхэский университет, 164300, Хэйхэ, Китай

Купцова Олеся Витальевна

кандидат технических наук, доцент кафедры безопасности жизнедеятельности Института естественных наук и техносферной безопасности, Сахалинский государственный университет, 693008, Южно-Сахалинск, Россия

Information about authors
Affiliations

Zhang Jing

Lecturer, Institute of Natural Sciences, Heihe University, 164300, Heihe, China

Bai Zexu

Graduate Student, Heihe University, 164300, Heihe, China

Kuptsova Olesya Vitalievna

Candidate of Technical Science, Associate Professor of the Department of Life Safety, Institute of Natural Sciences and Technosphere Safety, Sakhalin State University, 693008, Yuzhno-Sakhalinsk, Russia

Поступила в редакцию 22.05.2026 г.