

# Планирование маршрута автономных роботов с вероятностной картой путей и улучшенным генетическим алгоритмом\*

Шаймаа М. Джавад Кадим Альзубайри

Институт новых материалов и технологий, Уральский федеральный университет

г. Екатеринбург, Российская Федерация

[shaymaaalzubairi77@gmail.com](mailto:shaymaaalzubairi77@gmail.com)

**Аннотация.** Вероятностный планировщик карты путей (PRM) – это алгоритм планирования движения в робототехнике, который решает проблему определения пути между начальной конфигурацией робота и целевой конфигурацией, избегая столкновений. PRM широко используются для генерации допустимых путей для автономных мобильных роботов, используя их сильные возможности оптимизации. Генетический алгоритм (GA) также используется для этих целей. Однако из-за рандомизированной природы GA и PRM результирующие пути, хотя и без столкновений, могут иметь резкие повороты. Поэтому их следует уточнять некоторыми генетическими операторами для достижения близких к оптимальным и при этом, плавных путей. В этом исследовании разработан улучшенный оператор абляции для генетического алгоритма (GA), который помогает сделать пути мобильных роботов более плавными и подходящими для реальной жизни. Чтобы продемонстрировать успешность предлагаемого метода, он применяется к среде с большим количеством препятствий, и его результаты сравниваются с результатами традиционных GA и PRM. Предложенный подход с улучшенным оператором абляции генерирует допустимый путь, который в существенно более плавный по сравнению с другими методами.

**Ключевые слова:** планирование пути; генетический алгоритм; PRM; автономные мобильные роботы.

## ВВЕДЕНИЕ

Автономные роботы используются во многих различных областях [1-3], включая разведку, медицину, образование, поиск опасностей и определение целей. Навигационный процесс мобильного робота включает в себя ряд предпосылок, включая планирование пути, локализацию положения робота и определение характеристик окружающей среды [4].

Планирование пути направлено на поиск оптимального или почти оптимального пути от начальной точки до цели. Задача планирования пути активно исследуется. Для решения этой проблемы разработано множество подходов [5].

Новый подход, основанный на геометрической структуре, предложенной исследователями [6], позволяет эффективно осуществлять поиск в конфигурационном пространстве и оптимальное планирование пути для роботов, но для этого необходимо найти баланс между точностью и скоростью. В [7] был предложен новый подход к повышению эффективности планирования пути робота и избегания препятствий путем добавления температурной составляющей к функции потенциального поля, однако чувствительность к настройке параметров является его недостатком. В

[8] был разработан гибридный метод PSO-SA для оптимизации планирования пути AGV. Благодаря более быстрой сходимости и меньшим затратам времени, снижается вероятность попадания в ловушку локального оптимума, но за счёт точности. Каждый подход имеет преимущества перед другими в определённых аспектах [9].

Генетические алгоритмы (GA) эффективно применяются для решения многочисленных задач оптимизации. Основанные на идее «выживания наиболее приспособленных», они представляют собой стохастические стратегии поиска, аналогичные естественной эволюции [10]. Многие исследователи использовали GA для планирования маршрутов мобильных роботов.

В [9] представлен новый метод оптимизации ACO-GA, использующий модифицированный алгоритм оптимизации колонии муравьёв ACO и генетический алгоритм, который предназначен для быстрого и эффективного перемещения по сетке, но не подходит для больших карт. Кроме того, у ACO есть ещё один недостаток: он требует тонкой настройки параметров. В [11] представлен новый генетический алгоритм, основанный на знаниях, для построения пути без столкновений в сложной среде. Он включает в себя метод локального поиска вместе с пятью операторами, адаптированными к конкретной ситуации, но за счёт увеличения затрат времени.

Однако подходы GA сталкиваются с некоторыми проблемами при планировании движения. Одна из них заключается в том, что случайный характер GA при генерации путей популяции может создавать пути с крутыми поворотами и зигзагообразными движениями, что делает их непригодными для реальных приложений.

В этом исследовании предложен подход к решению традиционной проблемы GA, представляющий собой гибридный метод вероятностной дорожной карты (PRM) и улучшенного GA (вероятностная дорожная карта и улучшенный генетический алгоритм) для планирования оптимального или почти оптимального пути. В рамках данного подхода предлагается новый оператор удаления для повышения качества и гладкости контуров.

Остальная часть статьи организована следующим образом: в разделе 2 описывается проблема. В разделе 3 представлена предлагаемая методология, а в разделе 4 анализируются экспериментальные результаты. В разделе 5 даются выводы и рекомендации по дальнейшей работе.

\* Статья публикуется по рекомендации программного комитета Всероссийской научно-технической конференции Автоматизация, <https://rusautocon.org>

ОПИСАНИЕ ЗАДАЧИ

В данном исследовании рассматривается задача планирования оптимального или почти оптимального пути между начальной точкой и единственной целью в условиях, заполненных различными препятствиями, как показано на рис. 1. В ходе исследования были приняты во внимание следующие допущения:

1. Все среды статичны;
2. Вся информация об окружающей среде предполагается заранее известной;
3. На протяжении всего исследования мобильный робот рассматривался как точка, а граница препятствия состояла из фактических границ препятствий и минимального безопасного расстояния, необходимого роботу [12].

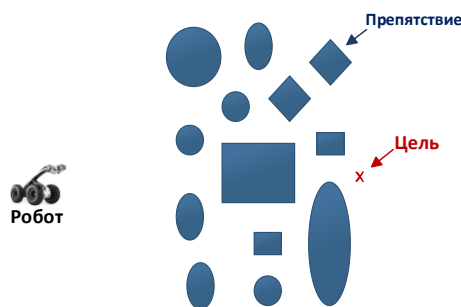


Рис.1. Окружающая среда, полная препятствий

ПРЕДЛАГАЕМЫЙ ПОДХОД

Представление окружения

В данном исследовании используются морфологические операции и обработка изображений для чтения и обработки карт, а также для составления окружения робота. Предлагаемый метод считывает двумерное изображение карты. Затем изображение преобразуется в бинарное. После этого определяются все объекты на изображении. Рамки объектов заключаются в рамки с помощью морфологических операций. Наконец, все объекты, обозначенные черным цветом, заполняются.

Представление пути

В задачах планирования пути потенциальными решениями являются пути, которые рассматриваются как хромосомы.

В предлагаемом методе путь содержит одну начальную точку, одну конечную точку и несколько средних точек, как показано на рис. 2. Пути имеют разную длину. Гены хромосомы, которые здесь являются узлами пути, представлены в виде декартовых чисел с плавающей точкой.

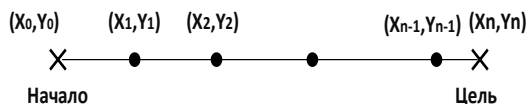


Рис. 2. Изображение хромосомы

Начальная популяция

Предлагаемый подход использует вероятностный алгоритм дорожной карты для генерации возможных путей между начальной и целевой точками, которые будут использоваться в качестве популяции для генетического алгоритма. В рамках этого подхода PRM запускает несколько раз, пока не будет получено необходимое количество путей популяции [13,14].

Функция приспособленности

Для оценки качества путей используется функция приспособленности. Поскольку пути популяции, сгенерированные PRM, являются допустимыми, необходимо уделять внимание длине и гладкости путей. Поскольку длина и количество сложных углов рассматриваются как критерии оптимизации, целевая функция для пути должна быть минимизирована согласно уравнению (1).

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^n d_i} + \frac{1}{Q} \tag{1}$$

где  $d_i$  – длина пути. Для её расчёта использовалось уравнение евклидова расстояния (уравнение (2))[15]

$$d_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \tag{2}$$

В уравнении (2)  $x_i$  и  $x_{i+1}$  X-координаты узлов  $i$ th и  $(i+1)$ th, соответственно. Аналогично,  $y_i$  и  $y_{i+1}$  Y-координаты узлов  $i$ th и  $(i+1)$ th, соответственно.

$Q$  это количество острых углов на пути.  $\text{CosTheta}$  Функция использовалась для расчета углов между сегментами пути (уравнения (3-5)) и  $a \cos d$  функция для расчета градусов этих углов (уравнения (6, 7)).

$$u = x(i+1) - x(i) \tag{3}$$

$$v = x(i+2) - x(i+1) \tag{4}$$

$$\text{CosTheta} = \frac{\text{dot}(u, v)}{(\text{norm}(u) * \text{norm}(v))} \tag{5}$$

$$th = a \cos d(\text{CosTheta}) \tag{6}$$

$$Q = \begin{cases} \text{If } th < 90 & \text{then } Q = Q + 1 \\ \text{Else } & Q = 0 \end{cases} \tag{7}$$

Операторы GA

Три генетических оператора (отбор, кроссовер и мутация), которые традиционные GA в первую очередь используют для имитации процесса естественного отбора, обеспечивают им мощные возможности поиска [14, 15]. Блок-схема предлагаемого подхода представлена на рис. 3.

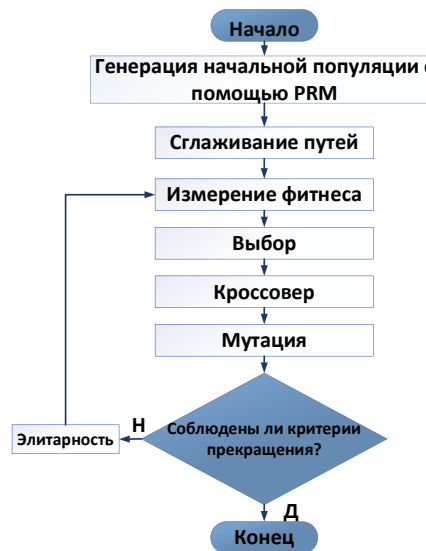


Рис. 3. Блок-схема предлагаемого подхода

### 1. Расширенный оператор удаления

Путь, сгенерированный PRM-GA, не содержит столкновений и имеет наивысшее значение пригодности.

Однако из-за рандомизированной природы обоих алгоритмов, PRM и GA, он содержит резкие повороты и зигзагообразные движения. Особенно это касается участков после начальной точки и до конечной точки запланированного пути, что делает его непригодным для реальных приложений.

Разработан оператор удаления для уточнения траектории, сгенерированной PRMGA, путём сглаживания резких поворотов и повышения её качества. Оператор использует уравнение наклона (уравнение 8) и фокусируется на первых двух узлах после начальной точки траектории и последних двух узлах перед целевой точкой.

$$Slope = \Delta y / \Delta x = (y_2 - y_1) / (x_2 - x_1) \quad (8)$$

где  $\Delta y$  изменение по Y, а  $\Delta x$  изменение по X.  $x_1$  и  $x_2$  соответствующие координаты X заданных точек, тогда как  $y_1$  и  $y_2$  соответствующие координаты Y заданных точек. Оператор вычисляет, в какой четверти окружности находятся первая и вторая точки относительно начальной точки траектории, применяя уравнение (Уравнение 8) к начальной точке и первой точке и к начальной точке и второй точке соответственно.

В первом случае, если две точки расположены в одной четверти, то оператор ничего не делает, рис. 4.

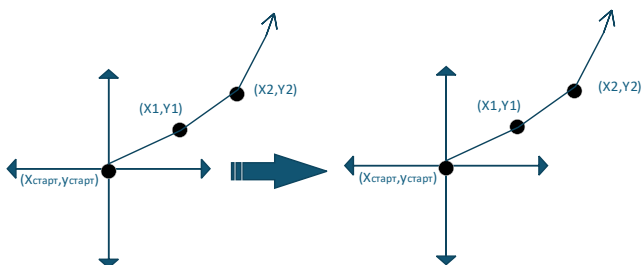


Рис. 4. Первый случай: первая и вторая точки расположены в одной четверти

Во втором случае, если они расположены в противоположных четвертях, то оператор удалит первую точку и соединит начальную точку со второй точкой напрямую, поскольку в этой области нет препятствий, рис. 5.

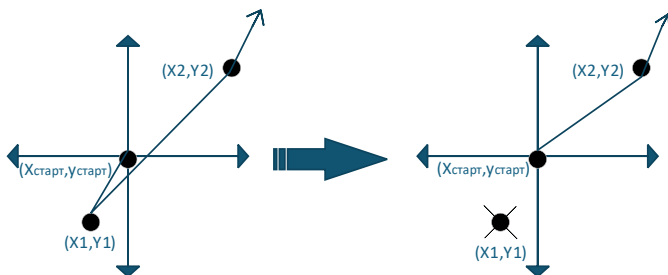


Рис. 5. Второй случай: первая и вторая точки расположены на противоположных четвертях

В третьем случае, если они расположены в двух горизонтальных смежных четвертях, то оператор удалит первую точку и сгенерирует новую, где  $x_2$  будет равно

$x_{start}$  и  $y_2$  сохранит прежнее значение, поэтому значение первой точки будет равно  $(x_{start}, y_2)$ . Это связано с возможным наличием препятствия между начальной и второй точками, рис. 6.

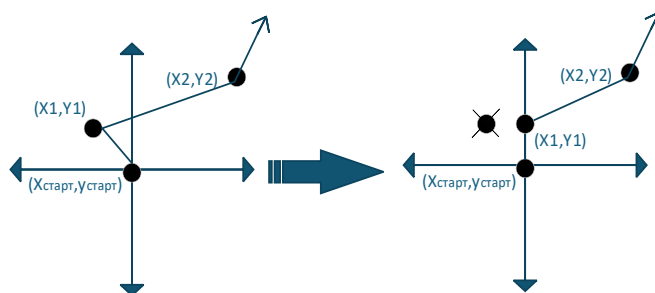


Рис. 6. Третий случай: первая и вторая точки расположены на горизонтально смежных четвертях

В четвертом случае, если они расположены в двух вертикальных смежных четвертях, то оператор удалит первую точку и сгенерирует новую,  $y_2$  которая будет равна  $y_{start}$  и  $x_2$  сохранит прежнее значение, поэтому значение первой точки будет равно  $(x_2, y_{start})$ . Это связано с возможным наличием препятствия между начальной и второй точками, рис. 7.

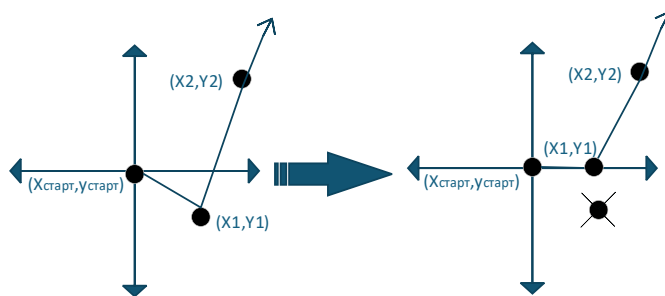


Рис. 7. четвертый случай: первая и вторая точки расположены на вертикально смежных четвертях

Тот же процесс применяется к целевой точке на пути, но в обратном направлении для последних двух точек перед целью.

### II. Оператор отбора

Оператор отбора — наиболее важный параметр, который может влиять на производительность GA [16], [17]. В данном исследовании использовался метод кругового отбора. Это механизм, при котором особи (пути) популяции отбираются для размножения в соответствии с их показателями приспособленности. Чем выше приспособленность, тем выше вероятность быть отобранными.

### III. Оператор кроссовера

Две родительские хромосомы обмениваются информацией друг с другом посредством одноточечного оператора кроссовера, производя двух потомков для следующего поколения [18].

### IV. Оператор мутации

Чтобы исследовать пространство решений и избежать попадания в ловушку локального оптимума, оператор мутации добавляет генетическое разнообразие в популяцию [18].

*Элитная стратегия*

В случаях генетического кроссингвера или мутации хромосомы могут изменяться; лучшая хромосома из предыдущего поколения может быть потеряна. По этой причине применяется элитная стратегия, позволяющая сохранить 10% лучших хромосом между поколениями [19].

*Условие завершения*

В данной работе алгоритм завершается, когда общее число поколений превышает 100 [20].

**ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ**

В этом разделе исследовалась эффективность предлагаемого подхода к задаче планирования пути, а также обсуждались экспериментальные результаты. Все эксперименты проводились на ноутбуке с процессором Core (TM) i7-11800H и 16 ГБ памяти с использованием языка MATLAB.

Чтобы доказать, что предлагаемый гибридный подход обеспечивает кратчайший и плавный путь с малыми затратами времени выполнения, был проведен эксперимент с использованием среды с перегруженными данными, и результаты предлагаемого подхода сравнивались с результатами PRM и традиционного GA. Все алгоритмы были выполнены 20 раз в двух экспериментах. Значения параметров алгоритмов указаны в табл. 1

Таблица 1

	Параметры		Ценности	
	номер поколения	размер популяции	вероятность кроссовера	вероятность мутации
Предлагаемый подход	100	100	0,8	0,01
GA	100	100	0,8	0,01
	количество узлов		количество ребер	
PRM	850		90	

Предложенный подход PRM-GA с оператором удаления PRM и традиционным GA был использован для планирования пути без столкновений на загроможденной карте площадью [20 на 20] м. На рис. 8 показан путь, сгенерированный предложенным подходом; большой круг представляет начальную точку, а маленький круг – конечную точку.

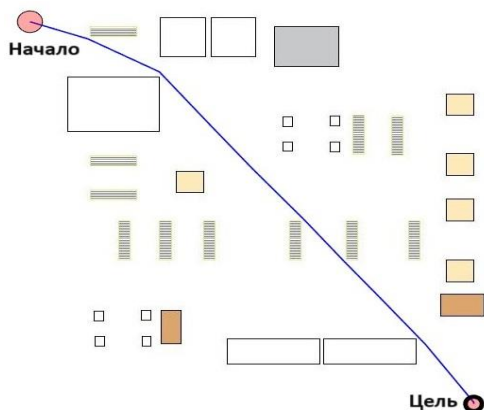


Рис. 8. Путь, спланированный предлагаемым подходом с оператором удаления

Путь, сгенерированный традиционным GA, показан на рис. 9. Путь, сгенерированный PRM, показан на рис. 10. Оптимальная длина пути, количество итераций и время выполнения алгоритмов приведены в табл. 2.

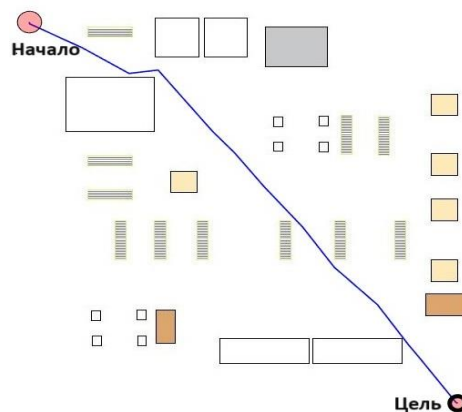


Рис. 9. Путь, запланированный GA

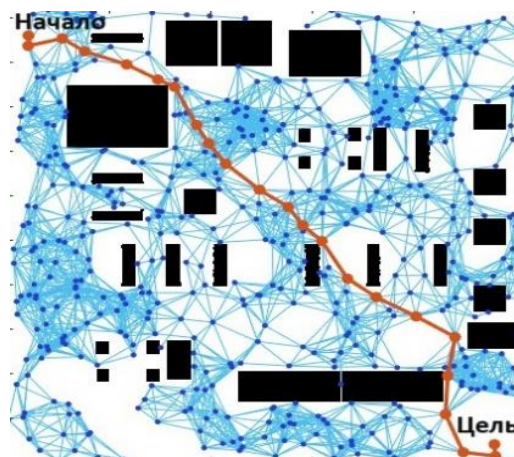


Рис. 10. Планируемая траектория PRM

Таблица 2

	PRM-GA	GA	PRM
Длина (М)	25,21	25,76	26,14
Номер итерации	27	58	-
Время выполнения (сек)	17,614	55,96	4,52

Результаты сравнения в табл. 2 и рис. 11-13 демонстрируют превосходство предложенного подхода, который спланировал плавный короткий путь длиной (25,21 м) за 27 итераций и время выполнения (17,6 с). С другой стороны, алгоритм GA спланировал путь с приемлемой длиной (25,76 м), но потребовал больше итераций и более длительного времени выполнения (58 и 55,96 с соответственно), а также меньшей гладкостью. В противоположность этому, алгоритм PRM спланировал короткий путь длиной (26,14 м) со сравнительным временем (4,52 с), но он имеет резкие повороты, особенно после начальной точки и перед целевой точкой из-за рандомизированной природы алгоритма PRM, что делает его непригодным для реальных приложений.

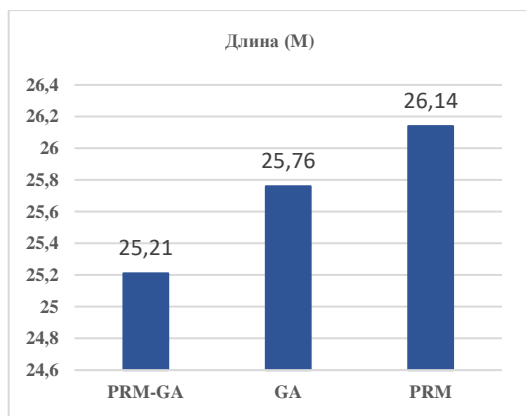


Рис. 11. Производительность PRM GA, GA и PRM в зависимости от длины пути

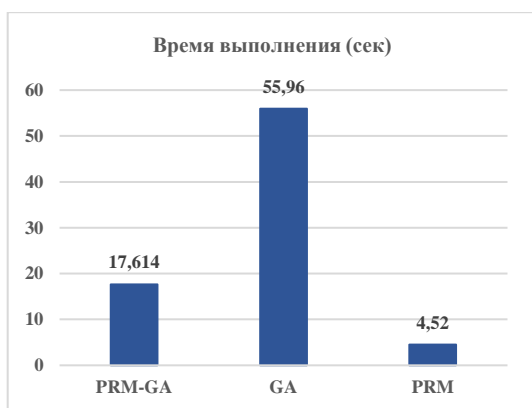


Рис. 12. Производительность PRM GA, GA и PRM в зависимости от времени выполнения

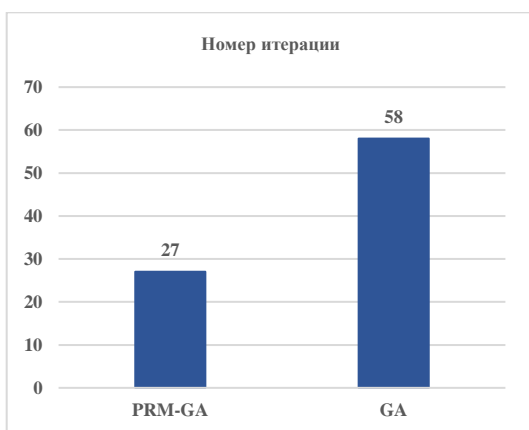


Рис. 13. Производительность PRM-GA и GA в зависимости от количества итераций

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном исследовании был адаптирован гибридный улучшенный генетический алгоритм и вероятностной дорожной карты, а также разработан новый оператор удаления для GA для задачи планирования маршрута мобильного робота. Усовершенствованный метод удаления сглаживает и повышает качество генерируемых путей, делая полученные пути более подходящими для реальных приложений. Чтобы продемонстрировать успешность метода, он был

применен в загроможденной среде и сравнен с традиционным GA и PRM. Из результатов ясно видно, что PRMGA с предлагаемым оператором удаления может находить допустимый и плавный путь гораздо чаще, чем другие методы. В будущем предлагаемый подход может быть адаптирован для работы в динамических и неизвестных средах.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Sharma G. Path Planning for Fully Autonomous UAVs-A Taxonomic Review and Future Perspectives / G. Sharma, S. Jain, R.S. Sharma // IEEE Access. – 2025.
2. Nahavandi S. A comprehensive review on autonomous navigation / S. Nahavandi et al. // ACM Comput. Surv. – 2025. – Vol. 57, no. 9. – P. 1-67.
3. Rasheed A.A.A. Static and dynamic path planning algorithms design for a wheeled mobile robot based on a hybrid technique / A.A.A. Rasheed, A.S. Al-Araji, M.N. Abdullah // Int. J. Intell. Eng. Syst. – 2022. – Vol. 15, no. 4. – P. 167-181.
4. Liu L. Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect / L. Liu, X. Wang, X. Yang, H. Liu, J. Li, P. Wang // Expert Syst. Appl. – 2023. – Vol. 227, no. August. – P. 120254. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120254.
5. Teja G.K. Review on path planning methods for mobile robot / G.K. Teja, P.K. Mohanty, S. Das // Proc. Inst. Mech. Eng. Part C J. Mech. Eng. Sci. – 2025. – P. 09544062251330083.
6. Lacevic B. Improved C-space exploration and path planning for robotic manipulators using distance information / B. Lacevic, D. Osmankovic // 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2020. – P. 1176-1182.
7. Wu Z. Robot path planning based on artificial potential field with deterministic annealing / Z. Wu, J. Dai, B. Jiang, H.R. Karimi // ISA Trans. – 2023. – Vol. 138. – P. 74-87.
8. Lin S. An intelligence-based hybrid PSO-SA for mobile robot path planning in warehouse / S. Lin, A. Liu, J. Wang, X. Kong // J. Comput. Sci. – 2023. Vol. 67. – P. 101938.
9. Heng H. ACO-GA-Based Optimization to Enhance Global Path Planning for Autonomous Navigation in Grid Environments / H. Heng, W. Rahiman // IEEE Trans. Evol. Comput. – 2025.
10. Yan B. A comprehensive survey and analysis on path planning algorithms and heuristic functions / B. Yan, T. Chen, X. Zhu, Y. Yue, B. Xu, K. Shi // Intelligent Computing: Proceedings of the 2020 Computing Conference. – 2020. – Vol. 1, Springer. – P. 581-598.
11. Li J. A novel knowledge-based genetic algorithm for robot path planning in complex environments / J. Li, Y. Hu, S.X. Yang // IEEE Trans. Evol. Comput. – 2025.
12. Hu Y. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot / Y. Hu, S.X. Yang // IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 2004. – P. 4350-4355.
13. Ma X. Path planning of mobile robot based on improved PRM based on cubic spline / X. Ma, R. Gong, Y. Tan, H. Mei, C. Li // Wirel. Commun. Mob. Comput. – Vol. 2022, no. 1. – P. 1632698.
14. Chen S. Improved Path Planning and Controller Design Based on PRM / S. Chen, G. Yang, G. Cui, S. Yi, L. Wu // IEEE Access. – 2025.
15. Yu M. Electric logistics vehicle path planning based on the fusion of the improved a-star algorithm and dynamic window approach / M. Yu, Q. Luo, H. Wang, Y. Lai // World Electr. Veh. J. – 2023. – Vol. 14, no. 8. – P. 213.

16. Sarkar R. Domain knowledge based genetic algorithms for mobile robot path planning having single and multiple targets / R. Sarkar, D. Barman, N. Chowdhury // J. King Saud Univ. Inf. Sci. – 2022. – Vol. 34, no. 7. – P. 4269-4283.

17. Ma J. Robot path planning based on genetic algorithm fused with continuous Bezier optimization / J. Ma, Y. Liu, S. Zang, L. Wang // Comput. Intell. Neurosci. – 2020. – Vol. 2020, no. 1. – P. 9813040.

18. Alabbadi A. Genetic Algorithm-Based Path Planning for Autonomous Mobile Robots / A. Alabbadi, A. Kanan // 2023

IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT). – 2023. – P. 177–180.

19. Yao Z. An improved genetic algorithm for robot path planning / Z. Yao, Y. Xu // J. Comput. Methods Sci. Eng. – 2024. – Vol. 24, no. 3. – P. 1331-1340.

20. Murthy C.A. In search of optimal clusters using genetic algorithms / C.A. Murthy, N. Chowdhury // Pattern Recognit. Lett. – 1996. – Vol. 17, no. 8. – P. 825-832.

DOI: 10.24892/RIJIE/20260105

# Route Planning of Autonomous Robots with Probabilistic Roadmap and Improved Genetic Algorithm

Shaymaa M. jawad Kadhim Alzubairi

Institute of New Materials and Technologies, Ural Federal University

Yekaterinburg, Russian Federation

[shaymaaalzubairi77@gmail.com](mailto:shaymaaalzubairi77@gmail.com)

**Abstract.** Genetic algorithm (GA) and probabilistic roadmap (PRM) have been widely used to generate feasible paths for autonomous mobile robots by taking advantage of their strong optimization abilities. But, because of the randomized nature of GA and PRM, the produced paths, although collision-free, may have sharp turns. So, they should be refined with some genetic operators to reach near-optimal and smooth paths.

In this study, an improved delete operator has been developed for the genetic algorithm (GA) that helps make the paths for mo-

bile robots smoother and better for real life. In order to demonstrate the success of the proposed method, it was applied to a cluttered environment, and its results were compared with conventional GA and PRM results. The proposed approach with the enhanced delete operator generates the feasible path smoother too many times compared to the other methods.

**Keywords:** path planning; Genetic algorithm; PRM; autonomous mobile robots.

## Библиографическое описание статьи

Шаймаа М.Д.К.А. Планирование маршрута автономных роботов с вероятностной картой путей и улучшенным генетическим алгоритмом // Машиностроение: сетевой электронный научный журнал. – 2026. – Т.13, №1. – С. 28-33. DOI: 10.24892/RIJIE/20260105

## Reference to article

Shaymaa M.j.K.A. Route planning of autonomous robots with probabilistic roadmap and improved genetic algorithm, *Russian Internet Journal of Industrial Engineering*, 2026, vol.13, no.1, pp. 28-33. DOI: 10.24892/RIJIE/20260105