

УДК (004.8)

# Методы эвристического поиска и случайного семплирования для планирования траектории многозвенного манипулятора

**А. С. Онегин**

*Центр когнитивного моделирования МФТИ*

Россия, 141701, Московская область, г. Долгопрудный, Институтский пер., 9.

E-mail: onegin.as@phystech.edu

**Н. М. Керимов**

*Центр когнитивного моделирования МФТИ*

Россия, 141701, Московская область, г. Долгопрудный, Институтский пер., 9.

E-mail: kerimovnm@mail.ru

**К. С. Яковлев**

*ФИЦ ИУ РАН*

Россия, 119333, Москва, ул. Вавилова, 44-2

E-mail: yakovlev@isa.ru

**Ключевые слова:** планирование пути, планирование траектории, манипулятор,  $A^*$ , RRT, эвристический поиск, семплирование

**Аннотация:** В работе рассматриваются два наиболее часто используемых подхода к решению задачи планирования траектории многозвенного манипулятора в пространстве с препятствиями: эвристический поиск (алгоритм  $A^*$  и его модификации) и поиск на основе случайного семплирования конфигураций (алгоритм RRT и ему подобные). Приводятся результаты сравнительного эмпирического исследования двух подходов.

## 1. Введение

Автономные роботы являются одной из ключевых технологий «Индустрии 4.0» [1]. Для обеспечения автономности многозвенных манипуляторов требуется планирование траектории, поскольку их стали устанавливать на человекообразных и мобильных роботах, функционирующих в неструктурированной среде [2, 3]. Методы планирования для манипуляторов можно разделить на 4 семейства: основанные на графовом поиске [4–6], случайном семплировании [7–9], методах оптимизации [10, 11] и на методах машинного обучения [12, 16]. В данной работе сравниваются методы, использующие выборку и поиск, поскольку они, с одной стороны, наиболее распространены на практике, с другой – работы, в которых приводится их прямое сравнение достаточно редки.

## 2. Постановка задачи

Пусть  $\mathcal{W} \subseteq \mathbb{R}^2$  – рабочее пространство манипулятора, состоящего из  $n$  звеньев, первое из которых закреплено в начале координат. В пространстве присутствуют произвольные препятствия. Конфигурация манипулятора – это вектор  $\mathbf{q} = \{q_1, \dots, q_n\}$ , где  $q_i$  – угол поворота  $i$ -го звена относительно предыдущего сочленения. Пусть  $\mathcal{C} \subseteq \mathbb{R}^n$  – пространство допустимых конфигураций (таких, в которых не происходит столкновения манипулятора с препятствиями), в котором задано начальное положение робота  $\mathbf{q}_0$ . На конце последнего звена закреплен рабочий орган, которые требуется перевести в точку  $P_{\text{goal}} = (x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}}) \in \mathcal{W}$  с максимальной погрешностью  $\delta_{xy}$ . При этом задана также абсолютная ориентация последнего звена  $\theta_{\text{goal}}$  и допустимая ошибка выхода в нее по углу  $\delta_\theta$ .

Требуется найти свободный от столкновений путь вида  $Q = \{\mathbf{q}_k\}_{k=0}^{k=K}$ , т.ч. (а)  $\|EE(\mathbf{q}_K) - P_{\text{goal}}\|_2 < \delta_{xy}$ , (б)  $|\theta_n(\mathbf{q}_K) - \theta_{\text{goal}}| < \delta_\theta$ , (в)  $\mathbf{q}_i + t(\mathbf{q}_{i+1} - \mathbf{q}_i) \in \mathcal{C} \forall i \in [1, K) \forall t \in [0, 1]$ . Здесь запись  $EE(\mathbf{q}_K)$  обозначает положение рабочего органа в  $K$ -й конфигурации,  $\theta_n(\mathbf{q}_K)$  – абсолютный угол  $n$ -го звена в  $K$ -й конфигурации. Условие (в) говорит о том, что путь не должен приводить к столкновениям с препятствиями.

## 3. Методы

**Методы на основе эвристического поиска** опираются на дискретизацию пространства состояний с шагом  $\Delta$  и последующим поиском пути в этом пространстве. Для поиска пути используется эвристическая функция, оценивающая стоимость пути до цели и таким образом фокусирующая поиск. Развивая идеи, изложенные в [4], в данной работе, вводится оригинальная эвристическая функция вида:

$$(1) \quad h(\mathbf{q}) = w_1 (|x - x_{\text{goal}}| + |y - y_{\text{goal}}|) + w_2 \frac{|\theta(\mathbf{q}) - \theta_{\text{goal}}|}{\beta + |x - x_{\text{goal}}| + |y - y_{\text{goal}}|}$$

Коэффициент  $\beta$  предотвращает деление на ноль, веса  $(w_1, w_2, w_3)$  определяются эмпирически. В (1) первый компонент отвечает за достижение рабочим органом манипулятора целевой точки, второй – за достижение целевой точки с заданной ориентацией последнего звена, а знаменатель позволяет сильнее учитывать ориентацию последнего звена при приближении к цели.

Также в работе предлагается при поиске пути смещать лишь одно звено манипулятора за одну итерацию. Это позволяет сократить перебор вариантов и повышает вычислительную эффективность алгоритма.

**Методы, основанные на случайной выборке**, оперируют в непрерывном пространстве и не требуют дискретизации. На каждой итерации выбирается случайная конфигурация из  $\mathcal{C}$ . Затем, из уже имеющегося дерева состояний, выбирается то, которая наиболее близко к семплированному. Далее манипулятор смещается (если этому не препятствуют препятствия в среде) в направлении семпла с некоторым шагом  $\Delta$  и результирующее состояние добавляется в дерево. В работе также была реализована методика GOALBIAS [14], т.е. на каждой итерации с вероятностью,  $p_g$ , вместо случайного семпла используется целевая

конфигурация (и затем ветвь дерева продолжается до встречи с препятствием либо до достижения цели). Поскольку цель в рассматриваемой задаче задана координатами в рабочем пространстве и ориентацией последнего звена, то для реализации GOALBIAS решалась обратная кинематическая задача методом триангуляции [15]. Из полученного множества конфигураций целевая выбиралась случайным образом.

## 4. Экспериментальное исследование

Для проведения численных экспериментов использовались две сцены размером 5 на 5 метров. База манипулятора расположена в центре каждой сцены, а препятствия представляют собой многоугольники. Сумма длин всех звеньев фиксирована и составляет 2 метра, при этом число звеньев,  $n$ , меняется в ходе эксперимента. Ширина звена равна 0.2 метра. Рабочий диапазон каждого шарнира составляет  $[-170^\circ, 170^\circ]$ . Сцена 1 представляет собой двухмерную проекцию рабочего пространства манипулятора, стоящего на платформе, который должен перемещать предметы с полок шкафа на стол. Сцена 2 содержит большое количество небольших препятствий, и может быть представлена как вид сверху на манипулятор, лежащий на столе. Несмотря на небольшую площадь, занимаемую препятствиями, эта сцена сложна из-за узких коридоров, требующих от манипулятора изгибаться для достижения целей. Для каждой сцены сгенерировано по 100 случайных тестов с разным числом степеней свободы манипулятора (от двух до восьми), т.е. всего 1400 тестов. Каждый тест повторялся 1 раз для алгоритма эвристического поиска (т.к. он является детерминированным) и 20 раз для семплирующего планировщика. Параметры алгоритмов имеют следующие значения:  $\Delta = 6^\circ$ ,  $g = 0.1$ ,  $(w_1, w_2) = (10, 10)$  или  $(100, 10)$ , в зависимости, больше или меньше  $90^\circ$  угол между вектором из положения рабочего органа в начальном состоянии в положение рабочего органа в конечном состоянии и вектором ориентации последнего звена в конечном состоянии.

**Результаты** представлены на рис. 1. Алгоритм эвристического поиска обозначен как  $A^*$ , алгоритм на основе случайного семплирования как RRT. Верхний ряд на рисунке соответствует Сцене 1, нижний – Сцене 2. На рисунках 1а) и 2а) приведены примеры различных целевых состояний. Цветом показано число рассмотренных состояний поиска алгоритмом  $A^*$  (чем ближе цвет к красному, тем больше требуется перебрать состояний, т.е. тем сложнее тест). Видно, что сложными для  $A^*$  тестами оказались те, в которых манипулятору надо сильно поворачивать и обходить препятствия, что согласуется с принципом работы алгоритма – систематическим изучением конфигурационного пространства. Для RRT наиболее сложными оказались те тесты, у которых наблюдались узкие коридоры, что согласуется с семплинговым характером исследования конфигурационного пространства. На рисунках 1б) и 2б) – представление сцен в конфигурационном пространстве двухзвенного манипулятора. Заметно, что Сцена 2 сложнее в конфигурационном пространстве, хотя вид ее рабочего пространства может показаться достаточно простым. На рисунках 1в), 2в) и 1г), 2г) приведены диаграммы размаха количества рассмотренных состояний для сравниваемых алгоритмов и времен выполнения тестов. Результаты  $A^*$  отмечены оранжевым, RRT – синим. Для  $A^*$  наблюдается

экспоненциальный рост времени работы с увеличением размерности пространства, поэтому для  $n = 7, 8$  поиск в большинстве тестов не завершается за разумное время (1000 секунд). Вычислительная эффективность RRT с ростом размерности пространства тоже снижается, но не так критично, как у  $A^*$ . Отметим, что для малых  $n$  (например,  $n = 2$ )  $A^*$  предпочтительней т.к. лучше справляется с прохождением узких коридоров в конфигурационном пространстве. Так же отметим, что тесты, в которых возможно простое решение “почти по прямой”,  $A^*$  решает быстро для всех размерностей конфигурационного пространства, а основную трудность для него представляют тесты, в ходе которых он встречает препятствие.

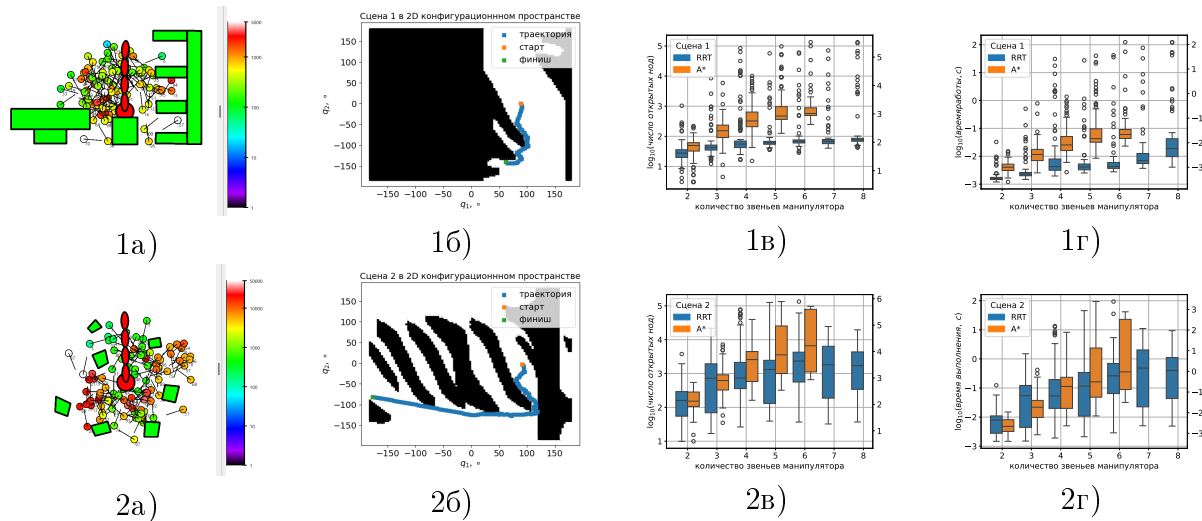


Рис. 1: Результаты сравнительного анализа алгоритмов  $A^*$  и RRT

## 5. Заключение

В работе было проведено сравнение двух представителей наиболее популярных семейств планирования траектории для манипуляторов: алгоритмов на основе поиска ( $A^*$ ) и алгоритмов на основе случайной выборки (RRT). По результатам экспериментов были выявлены из достоинства и недостатки.  $A^*$  хорошо решает задачи, где есть узкие коридоры, и работает быстрее с манипуляторами, у которых малое количество звеньев, однако при большом количестве звеньев его время работы слишком велико. Поэтому  $A^*$  подойдет для манипуляторов с малым числом звеньев и для манипуляторов, у которых будет много узких мест в препятствиях при эксплуатации. RRT хорошо работает с манипуляторами с большим количеством звеньев. Однако, из-за использования случайного выбора, RRT плохо решает задачи с узкими коридорами. RRT подойдет для манипуляторов с большим количеством степеней свободы при отсутствии слишком узких коридоров в рабочем и конфигурационном пространстве. Исходный код программ и результаты исследования доступны по ссылке [https://github.com/kaizer-nurik/manipulator\\_planning\\_simple](https://github.com/kaizer-nurik/manipulator_planning_simple).

## Список литературы

1. Тарасов И. В. Технологии Индустрии 4. 0: влияние на повышение производительности промышленных компаний //Стратегические решения и риск-менеджмент. 2018. №. 2 (107). С. 62-69.
2. Chen X. et al. A review of soft manipulator research, applications, and opportunities //Journal of Field Robotics. 2022. Т. 39. №. 3. С. 281-311.
3. Миронова К. В. и др. STRL-ROBOTICS: Интеллектуальное управление поведением робототехнической платформы в человеко-ориентированной среде //Искусственный интеллект и принятие решений. Учредители: Федеральный исследовательский центр "Информатика и управление"РАН. №. 2. С. 45-63.
4. Cohen B. J., Chitta S., Likhachev M. Search-based planning for manipulation with motion primitives //2010 IEEE international conference on robotics and automation. IEEE, 2010. С. 2902-2908.
5. Ferguson D., Stentz A. Anytime, dynamic planning in high-dimensional search spaces //Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2007. С. 1310-1315.
6. Li F., Huang Z., Xu L. Path planning of 6-DOF venipuncture robot arm based on improved a-star and collision detection algorithms //2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 2019. С. 2971-2976.
7. LaValle S. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning //Research Report 9811. 1998.
8. Kavraki L. E. et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces //IEEE transactions on Robotics and Automation. 1996. Т. 12. №. 4. С. 566-580.
9. Kuffner J. J., LaValle S. M. RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning //Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). IEEE, 2000. Т. 2. С. 995-1001.
10. Ratliff N. et al. CHOMP: Gradient optimization techniques for efficient motion planning //2009 IEEE international conference on robotics and automation. IEEE, 2009. С. 489-494.
11. Kalakrishnan M. et al. STOMP: Stochastic trajectory optimization for motion planning //2011 IEEE international conference on robotics and automation. IEEE, 2011. С. 4569-4574.
12. Кожевников М. М., Пашкевич А. П., Чумаков О. А. Планирование траекторий промышленных роботов-манипуляторов на основе нейронных сетей //Доклады Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. 2010. №. 4 (50). С. 54-61.
13. Cohen B. J. et al. Planning for manipulation with adaptive motion primitives //2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2011. С. 5478-5485.
14. Liu H. et al. Goal-biased bidirectional RRT based on curve-smoothing //IFAC-PapersOnLine. 2019. Т. 52. №. 24. С. 255-260.
15. Muller-Cajar R., Mukundan R. Triangulation-a new algorithm for inverse kinematics. 2007.
16. Nguyen H., La H. Review of deep reinforcement learning for robot manipulation //2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). IEEE, 2019. С. 590-595.