

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 многозвеного 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]. Роботизированные руки в последнее время стали повсеместно устанавливаться на человекообразных и мобильных роботах, функционирующих в неструктурированных средах [2, 3]. По этой причине требуются алгоритмы планирования траекторий манипуляторов, для обеспечения их автономности. Эти методы 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, который требуется перевести в точку $P_{\text{goal}} = (x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}}) \in \mathcal{W}$ с максимальной допустимой погрешностью δ_{xy} . При этом также задана абсолютная ориентация последнего звена θ_{goal} и допустимая ошибка ее достижения по углу δ_θ .

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 Δ 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:

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

В уравнении (1) первое слагаемое отвечает за достижение целевой точки рабочим органом манипулятора, а второе – за достижение целевой точки с заданной ориентацией последнего звена. Знаменатель позволяет сильнее учитывать ориентацию последнего звена при приближении рабочего органа к цели. Коэффициент β предотвращает деление на ноль, в то время как веса (w_1, w_2) определяются эмпирически.

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 конфигурация, которая наиболее близко к семплированной. Далее

манипулятор смещается (если этому не препятствуют препятствия в среде) в направлении семпла с некоторым шагом Δ , 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 решений целевая конфигурация 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 двумерную 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 значительно изгибаться для достижения целей. Для каждой сцены было 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: $\Delta = 6^\circ$, $p_g = 0.1$, $(w_1, w_2) = (10, 10)$ или $(100, 10)$, в зависимости, больше или меньше 90° 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). Сложными для A^* оказались те тесты, в которых манипулятору необходимо 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 большой группе тестов не завершается за разумное время (1000 секунд) и наблюдается снижение среднего затрачиваемого времени и количества узлов в дереве поиска. 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.

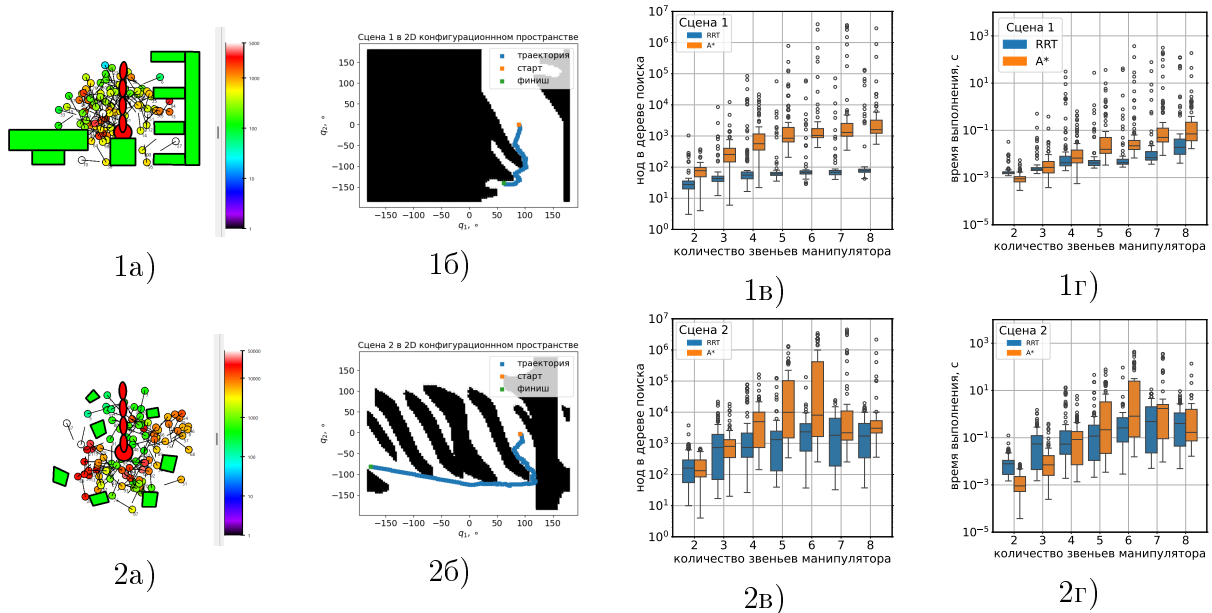


Рис. 1: Результаты сравнительного анализа алгоритмов A^* и RRT

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 их 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.

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. Vol. 39, No. 3. P. 281-311.
3. Миронов К. В. и др. STRL-ROBOTICS: интеллектуальное управление поведением робототехнической платформы в человеко-ориентированной среде // Искусственный интеллект и принятие решений. № 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. P. 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. P. 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. P. 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. Vol. RA-12, No. 4. P. 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. Vol. 2. P. 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. P. 489-494.
11. Kalakrishnan M. et al. STOMP: Stochastic trajectory optimization for motion planning // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2011. P. 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. P. 5478-5485.
14. Liu H., et al. Goal-biased bidirectional RRT based on curve-smoothing // IFAC-PapersOnLine. 2019. Vol. 52, No. 24. P. 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. P. 590-595.