Разработка методов коррекции траектории движения робототехнического манипулятора

Рублева Елена Алексеевна

Центр когнитивного моделирования МФТИ

2024 - Научно-исследовательский семинар

Мотивация

Существующие методы планирования траектории движения робота-манипулятора плохо справляются с задачей:

- Не могут найти траекторию за оптимальное время;
- Не могут решить задачу планирования, если манипулятор пересекает сам себя или начальная траектория пересекает препятствия;
- Имеют большую вычислительную сложность;
- Не могут учитывать изменение среды (в частности расположение препятствий).

Предлагается разработать метод, который будет корректировать траекторию робота в зависимости от меняющихся условий среды.
Доработка метода направлена на:

- модификацию представления препятствий;
- поиск начального приближения (начальной догадки) траектории.

Мотивация доработки представления препятствий

Существующие варианты представления препятствий (mesh, octomap, pointcloud) имеют недостатки, снижающие эффективность планирования траектории робота-манипулятора.
Основные проблемы:

- низкая точность планирования из-за неточных форм представления;
- увеличение времени планирования из-за высоких вычислительных затрат на обработку мешей.

Недостатки существующих подходов:

- меши обеспечивают высокую детализацию, но требуют много вычислений;
- аппроксимация до кубов и эллипсоидов влечёт за собой потерю точности;
- octomap позволяет варьировать точность, но сложен в вычислениях.

Предлагается улучшить octomap для задач планирования траектории манипулятора.

Постановка задачи

Дано: текущее положение манипулятора, целевое положение манипулятора, данные с сенсоров (камеры, лидар).

Нужно:

1. **или** построить и выполнить траекторию T, которая будет проходить в свободном от препятствий пространстве;
2. **или** установить, что выполнение такой траектории невозможно;
3. **или** во время выполнения после изменения среды установить, что выполнение траектории невозможно.

Для доработки представления препятствий нужно:

1. отфильтровать данные с сенсоров, которые находятся за пределами достижимости робота-манипулятора;
2. преобразовать pointcloud в octomap;
3. объединить кубы в меши-параллелепипеды (объединение постролить от начального приближения траектории).

Формальная постановка

Задачу можно сформулировать как задачу оптимизации:

$$\min_T F(T) \quad = \begin{cases} T(0) = q_{\text{start}}, \\ T(1) = \phi(q_{\text{init}}, q_{\text{goal}}), \\ \forall\, t \in [0,1],\, T(t) \in \mathscr{C}_{\text{free}}, \\ S(T(t)) = 0 \end{cases}$$

где:

- q_{start} - начальное положение манипулятора в конфигурационном пространстве;
- q_{init} - начальное приближение траектории манирулятора в конф-ом пр-ве;
- q_{goal} - целевое положение манипулятора в конфигурационном пространстве;
- $\phi(q_{\text{init}}, q_{\text{goal}})$ — функция, определяющая конечное положение $T(1)$ (функция от начального положения q_{init} и предполагаемой цели q_{goal})
- $\mathscr{C}$ - конфигурационное пространство манипулятора ($\mathscr{C}_{\text{free}}$ - без препятствий, $\mathscr{C}_{\text{obs}}$ - с препятствиями, так что $\mathscr{C} = \mathscr{C}\text{free} \cup \mathscr{C}_{\text{obs}}$
- S - совокупность данных с сенсоров, которые могут быть представлены как отображение $S : \mathscr{C} \to 0, 1$, где $S(q) = 0$ означает, что конфигурация свободна, а $S(q) = 1$ означает, что конфигурация недоступна из-за препятствия;
- $T : [0, 1] \to \mathscr{C}$ - траектория, которая является непрерывной функцией в конф. пространстве.

Формальная постановка для представления препятствий

Объединение всей задачи в одну формальную формулу учитывая операции фильтрации, преобразования и создания мешей:

$$M = \text{агрегация}_{Z,Y,X}\left(\{\text{куб}(p, s(\|p - p_{\text{init}}\|)) \mid p \in \{p \in PC \mid I(p_x, p_y, p_z) = 1\}\}\right)$$

где:

- $I(x, y, z) = \begin{cases} 1 & \text{если точка } (x, y, z) \text{ в зоне достижимости} \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$
- $s(d) = s_{\min} + k(d - d_{\min})$, $s_{\min}$ - минимальный размер куба, k - коэффициент увеличения, $d_{\min}$ - минимальное расстояние для $s_{\min}$
- p_{init} - начальное положение робота-манипулятора

Используемый метод - алгоритм TrajOpt (численная оптимизация)

TrajOpt [1] - это алгоритм планирования траектории, который оптимизирует траектории движения робота, чтобы избежать препятствий.

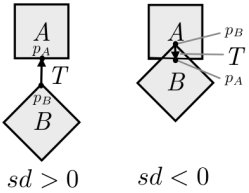


Рис. 1: Минимальное расстояние

$$sd_{AB}(\theta) \approx \hat{n}(P_B - P_A(\theta))$$

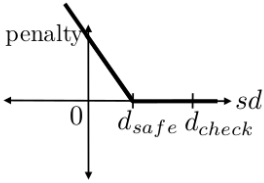


Рис. 2: Штраф за столкновение

$$dist(A,B) = inf\{\|T\| \mid (T+A) \cap B \neq \varnothing\}$$

- A and B - объекты,
- T - дистанция между объектами,
- sd - расстояние со знаком,
- θ – временной шаг,
- $\hat{n}$ - нормаль вектора,
- P_A and P_B – точки контакта между объектами.

[1] Schulman, J., et al.: Motion planning with equential convex optimization and convex collision checking. Int. J. Robot. Res. 33(9), 1251–1270 (2014)

Чтобы рассчитать штраф за столкновение, используется:

- Gilbert-Johnson-Kirti algorithm (GJK) для определения факта столкновения звена робота с препятствием;
- Алгоритм расширяющегося многогранника (EPA) для определения глубины проникновения.

$$d(A,B) = min\{\|x\| : x \in A - B\}, \text{ on condition } A \cap B \neq \emptyset \equiv 0 \in A - B$$

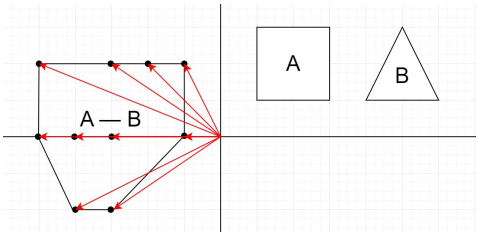


Рис. 3: Фигуры не пересекаются

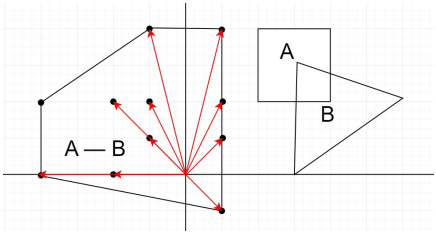


Рис. 4: Фигуры пересекаются

Улучшения алгоритма

Предлагаются следующие улучшения алгоритма:

- подобрать, доработать или переопределить параметры внутри алгоритма TrajOpt, чтобы улучшить результат работы алгоритма для планирования движения робота-манипулятора в среде с препятствиями (повысить успех расчетов, сократить время планирования);
- разработать метод поиска начальной траектории без пересечения с препятствиями;
- доработать представление препятствий так, чтобы найти баланс между производительностью алгоритма и скоростью обработки данных с сенсоров робота.

Программная реализация

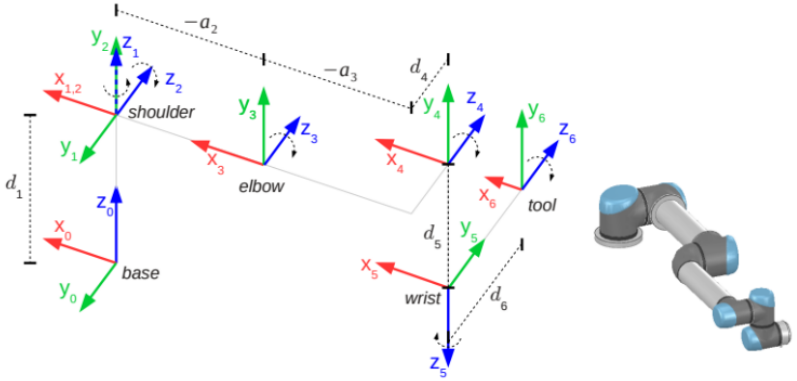
Программная реализация на текущий момент состоит из следующих модулей:

- модуль с реализацией алгоритма TrajOpt (включает сторонние библиотеки Tesseract Robotics);
- модуль с моделью робота (робот-манипулятор UR5, подвижная платформа Husky, гриппер Robotiq);
- модуль с реализацией управления роботом-манипулятором с помощью TrajOpt (узлы ROS);
- модуль для реализации прямой и обратной кинематики[1] (8 решений с выбором наилучшего варианта);
- модуль симуляции и визуализации (Gazebo и rViz);
- модуль для обучения нейросети;
- модуль для запуска экспериментов.

[1] Andersen R. S. Kinematics of a UR5. — 2018

Схема робота-манипулятора UR5

Пример кинематический схемы робота-манипулятора Universal Robots UR5.



Робот в стартовой позиции: слева – описание звеньев, справа – визуализация

$$T_6^0(\theta_1,\theta_2,\theta_3,\theta_4,\theta_5,\theta_6) = \begin{bmatrix} R_6^0 & P_6^0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{X}_6^0 & \hat{Y}_6^0 & \hat{Z}_6^0 & \hat{P}_6^0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{X}_{6x}^0 & \hat{Y}_{6x}^0 & \hat{Z}_{6x}^0 & \hat{P}_{6x}^0 \\ \hat{X}_{6y}^0 & \hat{Y}_{6y}^0 & \hat{Z}_{6y}^0 & \hat{P}_{6y}^0 \\ \hat{X}_{6z}^0 & \hat{Y}_{6z}^0 & \hat{Z}_{6z}^0 & \hat{P}_{6z}^0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Параметры Денавита-Хартенберга для UR5

i	α_{i-1}	a_{i-1}	d_i	θ_i
1	0	0	d_1	θ_1
2	$\alpha_1 = 90°$	0	0	θ_2
3	0	a_2	0	θ_3
4	0	a_3	d_4	θ_4
5	$\alpha_1 = 90°$	0	d_5	θ_5
6	$\alpha_1 = -90°$	0	d_6	θ_6

$$T_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin\theta_i\cos(\alpha_{i-1}) & \cos\theta_i\cos(\alpha_{i-1}) & -\sin(\alpha_{i-1}) & -\sin(\alpha_{i-1})d_i \\ \sin\theta_i\sin(\alpha_{i-1}) & \cos\theta_i\sin(\alpha_{i-1}) & \cos(\alpha_{i-1}) & \cos(\alpha_{i-1})d_n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Базовое решение

В качестве базового решения для планирования мы использовали алгоритмы RRT Connect и TrajOpt. Реализация RRT Connect взята из MoveIt!. RRT Connect учитывает препятствия.

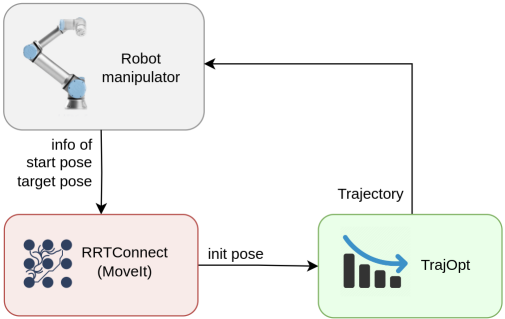


Рис. 5: Инструменты для планирования и оптимизации траектории

Представление препятствий

Для представления препятствий:

- получаем данные с сенсоров как PointCloud;
- отфильтровываем данные с сенсоров вне досягаемости робота-манипулятора;
- преобразуем PointCloud в Octomap и объединяем кубы в параллелепипеды.

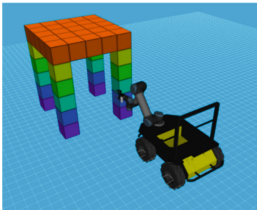


Рис. 6: Octomap

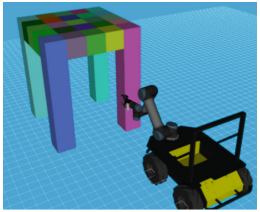


Рис. 7: по Z

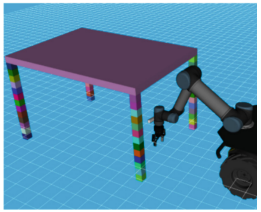


Рис. 8: по X, Y

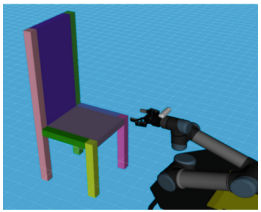


Рис. 9: по X, Y, Z

Представление препятствий

Объединение всей задачи в одну формальную формулу учитывая операции фильтрации, преобразования и создания мешей:

$$M = agg_{x,y,z}(cube(p, s(||p - p_{init}||)) | p \in p \in PC | I(p_x, p_y, p_z) = 1)$$

где:

- $s(d) = s_{min} + k(d - d_{min})$, s_{min} - минимальный размер куба, k - коэффициент увеличения, d_{min} is - минимальное расстояние для s_{min};
- p_{init} - исходное положение манипулятора робота.

$I(x, y, z)$ это:

$$I(x, y, z) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \text{ is the point (x, y, z) in the reach zone} \\ 0 & \text{else } n \end{cases}$$

Gazebo симулятор

Пример сцены в симуляторе Gazebo.



Рис. 10: Сцена



Рис. 11: Данные с камеры

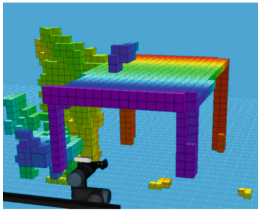


Рис. 12: Octomap

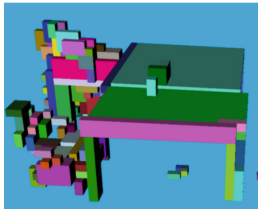


Рис. 13: Объединенные кубы по X, Y, Z

Библиотека

Для проведения экспериментов была разработана библиотека препятствий, в которую вошли такие препятствия, как: стол, стул, корзина, стена, шкаф.

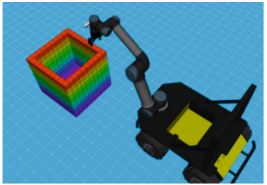


Рис. 14: Корзина

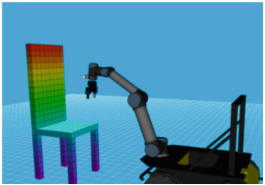


Рис. 15: Стул

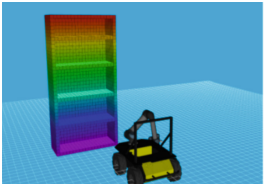


Рис. 16: Шкаф

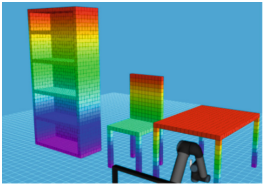


Рис. 17: Разные объекты

Эксперименты

Для экспериментов используется 2 сценария:

1. Только стол, исходное положение робота-захватчика находится под столом и направлено в пол;
2. Робот должен быть установлен между полками в шкафу.

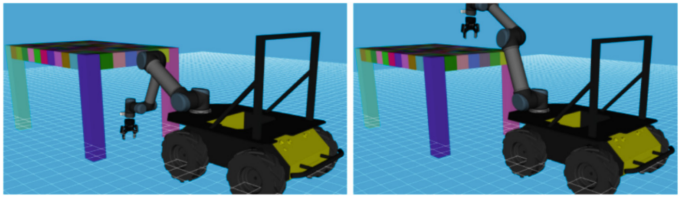


Рис. 18: Начальное и целевое положение робота

Эксперименты с представлением препятствий

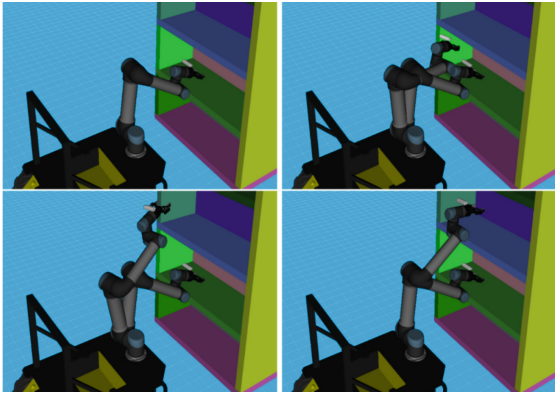


Рис. 19: Планирование между полками шкафа

Параметры эксперимента:

- модель робота - Universal Robots (UR5);
- ПО - ROS, Gazego, MoveIt!;
- алгоритмы - RRTConnect + TrajOpt, TrajOpt only;
- 2 сценария (со столом и со шкафом);
- размер кубов - 5 и 10 см;
- кубы объединены и не объединены;
- 20 сценариев для каждого параметра.

Результаты (время)

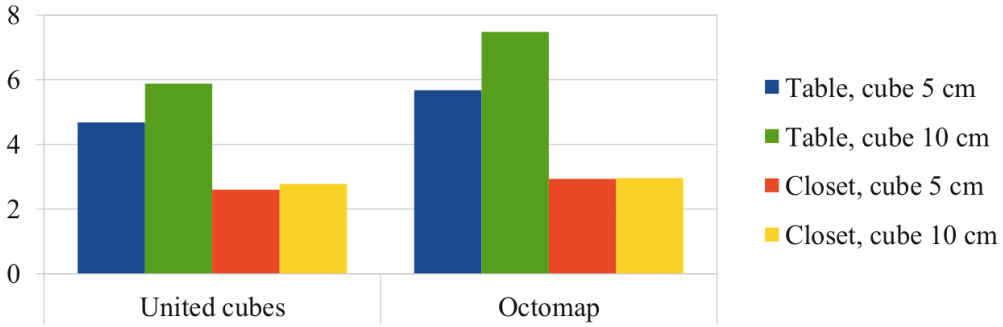
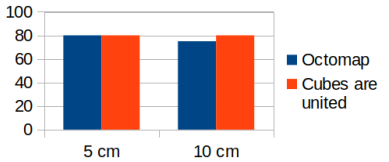
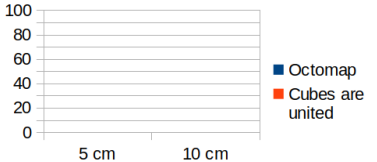
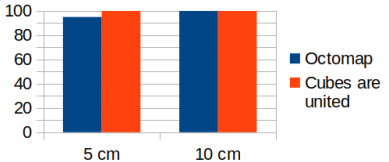
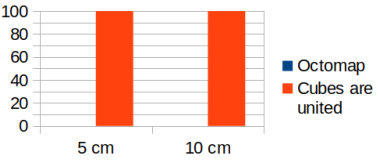


Рис. 20: Планирование, сек.

Результаты (success rate)

Type	RRTConnect + TrajOpt	TrajOpt only
Scene: table		
Scene: closet		

Генерация начальной догадки

Baseline (классическое решение) - **RRTConnect**. Baseline (нейросетевой подход) - **рекуррентная сеть**. В результате создаётся и обучается RNN с LSTM для обработки последовательных данных.
Параметры сети:

- вход - тензор (последовательности произвольной длины с 6 признаками);
- слой маскирования для исключения значений, равных 0;
- слой LSTM с 64 нейронами;
- слой TimeDistributed, который применяет плотный слой (Dense) с 6 выходами ко всем временным шагам выходных данных слоя LSTM;
- используется оптимизатор Adam, функция потерь MSE.

Обучалось на 50 эпохах, размер батча 32. Метрика MAE для оценки точности при обучении.
Данные для обучения:

- сцена в виде octomap;
- начальное и целевое положение робота (6 джоинтов);
- траектория, сгенерированная с помощью RRTConnect;
- результат оптимизации TrajOpt.

Сцены для сбора данных для обучения RNN

Данные для обучения RNN собирались на 3-х сценах. В датасет включены данные с траекториями от RRTConnect, которые TrajOpt мог оптимизировать и не мог оптимизировать.

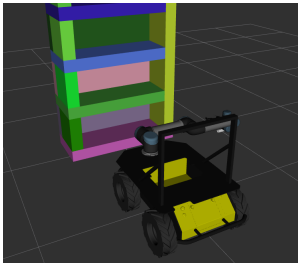


Рис. 21: Шкаф

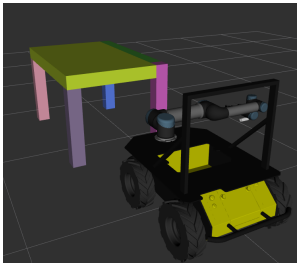


Рис. 22: Стол

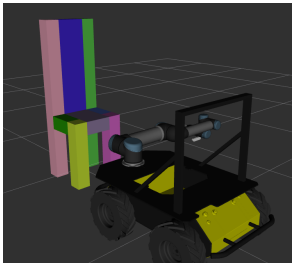


Рис. 23: Стул

Результаты работы RNN

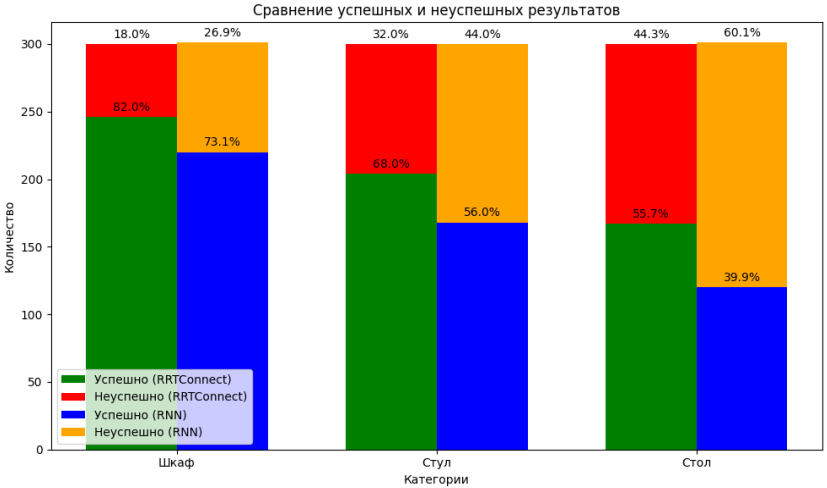


Рис. 24: Результаты экспериментов

Выводы

- Были проведены эксперименты в ROS с моделью UR5, исследуя различные сценарии, включая планирование под столами и между полками в шкафу, и показали, что большие кубы Octomap увеличили время планирования и показатели успешности.
- Было продемонстрировано, что объединение кубов в параллелепипеды значительно повышает эффективность планирования.
- Предложен нейросетевой подход для генерации начальной траектории робота-манипулятора.

Спасибо за внимание!

rubleva.ea@phystech.edu