Методы многоагентного планирования траекторий с учётом кинодинамических ограничений

Заварзин Н.Ю.
zavarzin.niu@phystech.edu

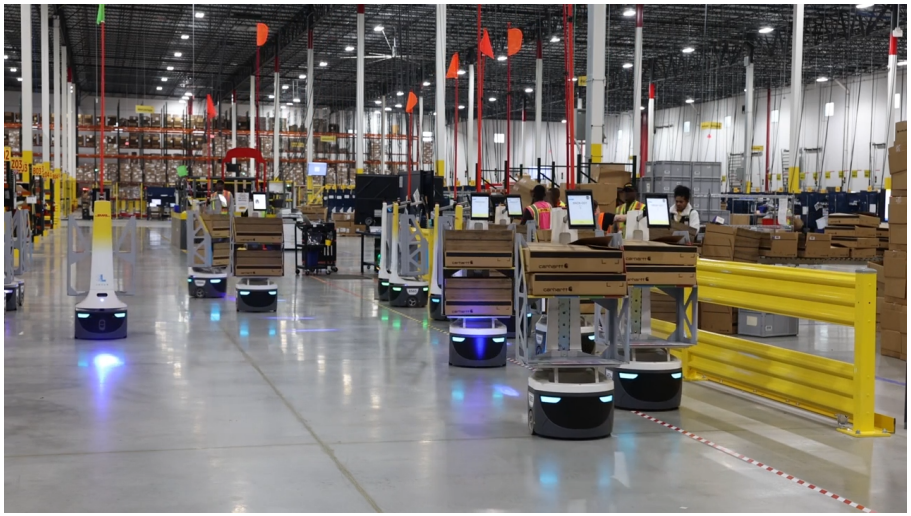
Московский физико-технический институт
Центр когнитивного моделирования МФТИ

2025 – Научно-исследовательский семинар

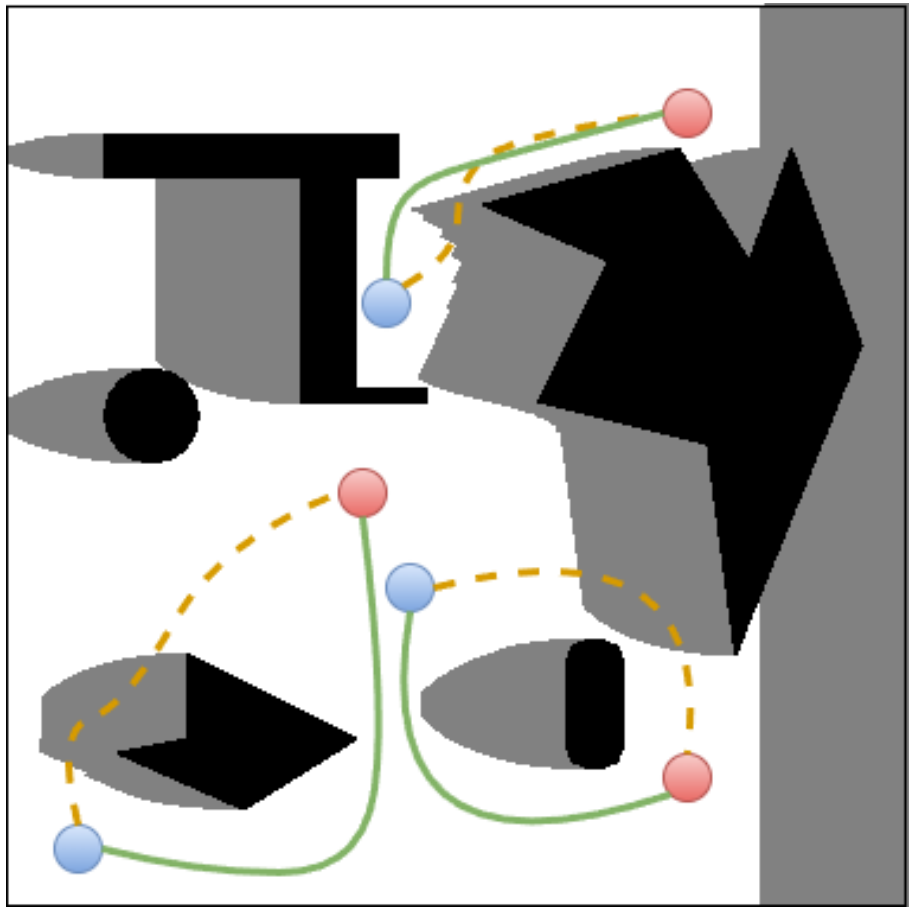




Мотивация







Цель и задачи

Цель

Разработать новый, эффективный метод многоагентного планирования траекторий с учётом кинодинамических ограничений.

Задачи:

1. Провести анализ предметной области и существующих подходов.
2. Определить наиболее перспективное направление для разработки нового метода.
3. Разработать собственный алгоритм.
4. Реализовать алгоритм в виде программного обеспечения.
5. Провести экспериментальное исследование и сравнительный анализ эффективности предложенного метода.

Постановка задачи

Модель движения:

$$\begin{cases} \dot{c}_i(t) = f_i(c_i(t), u_i(t)), \\ c_i(t_0) = c_{i,0}, \\ c_i(t_{i,1}) \in \mathcal{C}_{i,\text{goal}}, \end{cases} \qquad i = \overline{1, n}. \tag{1}$$

Обозначения:

- $c_i(t) \in \mathcal{C}_i$ — конфигурация i-го агента в момент времени t.
- $u_i(t) \in \mathcal{U}_i$ — управляющее воздействие на агента.
- $f_i(c_i, u_i)$ — дифференциальные ограничения.
- $c_{i,0}$ — стартовая конфигурация.
- $\mathcal{C}_{i,\text{goal}}$ — множество конечных конфигураций.
- $W \subseteq \mathbb{R}^2$ ($W \subseteq \mathbb{R}^3$) — рабочее пространство.
- $W_{\text{obs}}(t)$ — рабочая область статических и динамических препятствий.
- $\mathcal{C}^i_{\text{ric}}(t) = \{\text{cfg} \in \mathcal{C}_i \mid \forall u_i(\cdot) : c_i(t) = \text{cfg},\ \exists\ \bar{t}(u_i(\cdot)) \in [t, T_{\max}] : W_{\text{obs}}(\bar{t}) \cap \text{Proj}_W\, c_i(\bar{t}) \neq \emptyset\}$ — конфигурации, ведущие к неизбежному столкновению с препятствиями ввиду инерции.
- $\mathcal{C}^i_{\text{free}}(t) = \text{cl}\{\text{cfg} \in \mathcal{C}_i \mid \text{cfg} \notin \mathcal{C}^i_{\text{ric}}(t)\ \wedge\ \text{cfg} \neq c_k(t), k = \overline{1, n}, k \neq i\}$ — безопасные конфигурации для i-го агента в момент t.

Постановка задачи

Траекторией i-го агента будем называть отображение

$$\sigma_i \ : \ [t_0, T_{max}] \to \mathcal{C}_i,$$
$$\sigma_i(t_0) = c_{i,0},$$
$$\exists t_{i,1} \in [t_0, T_{max}] \ : \ \sigma_i(t_{i,1}) \in \mathcal{C}_{i,\text{goal}},$$
$$\forall t \in [t_0, t_{i,1}] \ : \ c_i(t) \in \mathcal{C}^i_{\text{free}}(t).$$

За Σ_i обозначим множество всевозможных траекторий i-го агента. Решением же системы (1) назовём $\sigma = \big(\sigma_1, \ldots, \sigma_n\big)$. Определим $\Sigma = \Sigma_1 \times \cdots \times \Sigma_n$ как множество всех решений.

Цель: минимизировать функцию стоимости $\texttt{Cost} : \Sigma \to \mathbb{R}_{\geqslant 0}$ на решениях системы (1), задаваемую выражением

$$\texttt{Cost}(\sigma) = \sum_{i=1}^{n} \texttt{Cost}_i(\sigma_i),$$

где $\texttt{Cost}_i : \Sigma_i \to \mathbb{R}_{\geqslant 0}$.

Анализ предметной области

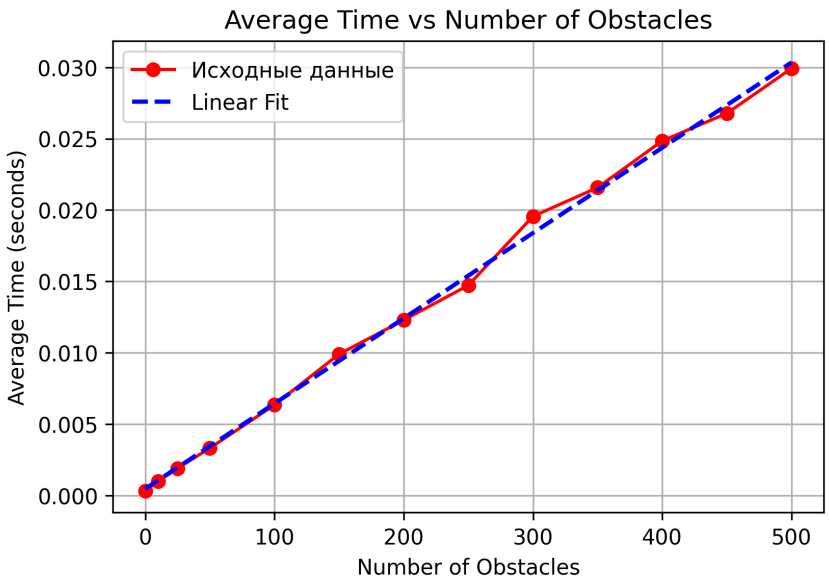
Наиболее зарекомендовавшие себя подходы:

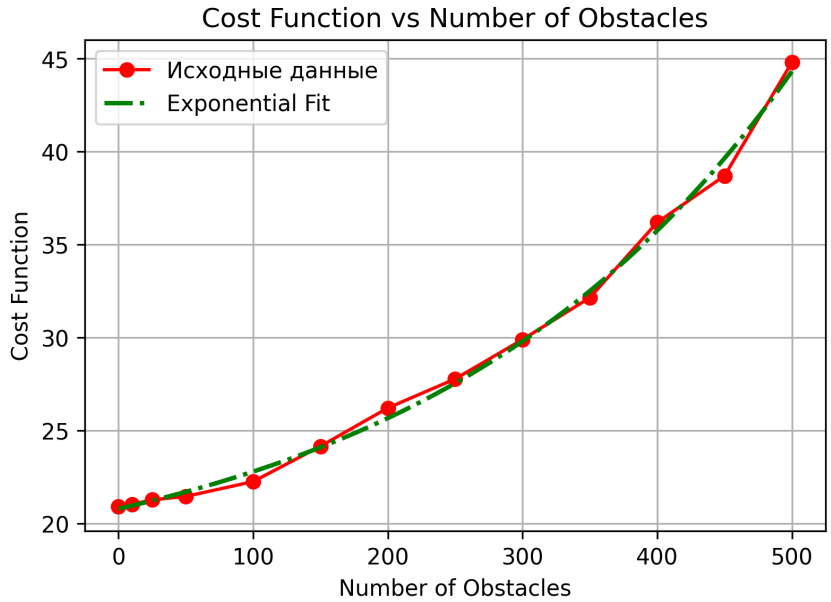
- **Эвристические методы** (OD, HCA*) строят графы и используют эвристические функции, вычислительно затратны, но как правило предоставляют теоретические гарантии оптимальности.
- **Методы на основе сэмплирования** (KRRT*) гибкие, легко адаптируются к меняющейся обстановке, но требуют сглаживания решений.
- **Оптимизационные алгоритмы** (Priority Planning + Potential Fields / Elastic Band) строят гладкие траекторий, но могут застревать в локальных минимумах.
- **Методы машинного обучения** (MADQN, MAPPO) могут учитывать много различных ограничений, но переобучаются.
- **Гибридные подходы** комбинируют классические методы с обучаемыми, извлекая их преимущества.

Реализация SIPP (Safe Interval Path Planning)

Подходы, использующие в качестве базового блока SIPP:

- Multi-Agent Motion Planning with Bezier Curve (PSB)
- Prioritized SIPP-IP





Заключение

Ближайшие направление исследования:

- Разработка собственного алгоритма планирования.
- Сравнение с существующими методами: Prioritized SIPP-IP, PSB.
- Интеграция элементов машинного обучения для улучшения адаптивности и эффективности.

Спасибо за внимание!

cogmodel.mipt.ru

zavarzin.niu@phystech.edu