

ГЕНЕРАЦИЯ ПОЛОЖЕНИЯ РОБОТИЗИРОВАННОЙ КИСТИ В ЗАДАЧЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО ЗАХВАТА

Чайковский М.Е. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – к.т.н. Борисов И.И. (Университет ИТМО)

Введение. Функциональным называется способ захвата объекта роботизированной кистью, ориентированный на дальнейшее использование данного объекта в соответствии с его назначением. Таким образом, функциональный захват это первый шаг в задаче обучения роботов сложным навыкам, требующим использования инструментов. Большая часть объектов имеющих функциональное назначение адаптированы для использования человеком, поэтому для функционального захвата, в основном, применяются антропоморфные роботизированные кисти с большим числом степеней свободы, способные имитировать основной набор движений доступных человеческой кисти. Для осуществления функционального захвата необходимо определить области объекта, используемые для его фиксации, а так же области имеющие отношение к назначению объекта. Источником данной информации являются прямые или косвенные демонстрации использования объекта человеком.

Основная часть. Существует несколько подходов к осуществлению функционального захвата. Условно, подходы можно разделить по характеру использования демонстраций для осуществления захвата:

- 1) Демонстрации могут быть использованы для подробной разметки объектов, включающих указание для каждой точки на объекте какой части роботизированной кисти эта точка может касаться в процессе захвата. Подробная разметка объектов позволяет использовать алгоритмы оптимизации для получения конечного положения роботизированной кисти [1].
- 2) В качестве демонстрации может быть использовано дистанционное управление роботизированной кистью. С помощью этого метода может быть получен датасет положений пригодных для выполнения функционального захвата. В свою очередь, полученный датасет используется для обучения генеративной нейронной сети семплировать положения роботизированной кисти для функционального захвата объекта [2].
- 3) Анализ изображений применения объекта может быть использован для определения областей этого объекта, используемых для его фиксации и для выполнения присущей ему функции [3]. Данный анализ позволяет обучить нейронную сеть обрабатывать изображение объекта и предсказывать для него соответствующие области. Полученные области используются вместе с алгоритмом обучения с подкреплением для осуществления функционального захвата объекта.

Наша работа направлена на построение алгоритма функционального захвата, способного адаптироваться к новым наборам объектов и различным вариантам роботизированных кистей. Существующие подходы не отвечают данным требованиям, так как либо требуют трудоёмких методов сборки данных для новых объектов, либо зависят от конкретной конструкции роботизированной кисти.

Выводы. Проведен анализ существующих методов выполнения функционального захвата. В результате, предложен алгоритм, позволяющий для заданного набора объектов, генерировать позиции функционального захвата для различных вариантов роботизированных кистей.

Список использованных источников:

1. Y. Zhang et al., "FunctionalGrasp: Learning Functional Grasp for Robots via Semantic Hand-Object Representation," in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 8, no. 5, pp. 3094-3101, May 2023,

doi: 10.1109/LRA.2023.3264760.

2. Hang, J., Lin, X., Zhu, T., Li, X., Wu, R., Ma, X., & Sun, Y. (2024). DexFuncGrasp: A Robotic Dexterous Functional Grasp Dataset Constructed from a Cost-Effective Real-Simulation Annotation System. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 38(9), 10306-10313. <https://doi.org/10.1609/aaai.v38i9.28897>

3. Fan Yang, Wenrui Chen, Kailun Yang, Haoran Lin, DongSheng Luo, Conghui Tang, Zhiyong Li, Yaonan Wang “Learning Granularity-Aware Affordances from Human-Object Interaction for Tool-Based Functional Grasping in Dexterous Robotics”