

МЕТОДЫ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ТОЧЕК ПЕРЕМЕЩЕНИЯ ПРИ ОБУЧЕНИИ КОЛЛАБОРАТИВНОГО РОБОТА

Евстифеева Н.А., Герасимова А.А.

Университет науки и технологий МИСИС, Москва

Ключевые слова: коллаборативный робот, нейросеть, манипулятор, детектирование.

Аннотация. В работе разработан и реализован алгоритм, позволяющий автоматизировать процесс формирования и управления сценариями для движения коллаборативного робота (Кобота) по базе данных точек без специфичных интерфейсов, сервисов и программных средств, характерных для каждой модели Коботов. Унификация разработанного единого графического интерфейса достигается за счет автоматизации работы с контроллерами Кобота через специализированные структурированные форматы файлов и систему Robot Operation System (ROS).

METHODS OF AUTOMATED DETECTION OF MOVEMENT POINTS IN THE TRAINING OF A COLLABORATIVE ROBOT

Evstifeeva N.A., Gerasimova A.A.

University of Science and Technology MISIS, Moscow

Keywords: collaborative robot, neural network, manipulator, detection.

Abstract. An algorithm has been developed and implemented that allows automating the process of forming and managing scenarios for the movement of a collaborative robot (Kobot) through a database of points without specific interfaces, services and software tools characteristic of each model of Kobots. The unification of the developed unified graphical interface is achieved by automating work with Kobot controllers through specialized structured file formats and the Robot Operation System (ROS).

Использование Коботов при автоматизации производства производится с целью удешевления конечного продукта, улучшения качества продукции, увеличения производительности и уменьшения процента брака. Однако, при установке и настройке возникает необходимость учитывать все информационные потоки входа, возможные сценарии работы и факторы, влияющие на исполнение функций и движений Кобота. А все действия Кобота должны выполняться с высокой точностью, деликатностью и безопасностью.

Одно из главных преимуществ Коботов по сравнению с промышленными способность работать вместе с человеком на производственной линии – легло в основы гипотезы применения унифицированного подхода к обучению Коботов не зависимо от их производителя и модели. Возможность Коботов выполнять задачи в непосредственной близости к людям позволяет использовать человека при обучении Кобота для прямого указания точек перемещения по средствам физического расположения меток в рабочей области Кобота. Если грузоподъемность, которую имеет конкретная модель Кобота, удовлетворяет требованиям промышленной задачи, автоматизация Коботами в целом имеет преимущества по сравнению с промышленными роботами.

При подключении захвата к манипулятору требуется позиционирование в правильном положении точки, которая называется Tool Central Point (TCP). TCP

расположена в центре инструмента, закрепленного на конечной оси Кобота. В зависимости от размера инструмента ТСР соответственно меняет свои координаты, а, следовательно, при движении Кобот должен учитывать ее новое расположение [1]. По умолчанию в заводских настройках ТСР указана для Кобота как точка на фланце его конечной оси. Поэтому, как только установлен инструмент, требуется изменить значение для ТСР на конечную точку инструмента в системе декартовых координат по трем осям X, Y, Z. Правильность расчета точки ТСР обеспечивает правильность расчета всех координат точек перемещения Кобота.

В целом процесс управления и обучения Коботов имеет тенденцию к соединению зрительного восприятия с непосредственно моторным воплощением полученных заданий [2].

В данной работе разработано программное обеспечение (ПО), обеспечивающее управление и обучение Кобота без специальных знаний программирования в унифицированном интерфейсе, с методами интеллектуального анализа изображений и обработки изображений на основе фильтров для автоматического определения координат точек перемещения Кобота. ПО в качестве входного информационного потока получает в режиме реального времени данные в формате кадров, сгенерированных стереокамерой Intel RealSense D435, установленной стационарно с полным одномоментным захватом всей рабочей зоны Кобота. Стереокамера этой модели отдает поток кадров изображений в формате RGB, а также глубины сцены [3]. Фактически видеопоток, получаемый от камеры, используется в сочетании данных о глубине и цвете, что позволяет более надежно обнаруживать объекты в сцене.

Разработанное ПО состоит из двух модулей:

- автоматизированное обучение Кобота;
- исполнение сценариев перемещения непосредственно Коботом.

Целью модуля 1, информационные потоки которого представлены в схеме на рисунке 1, является решение задачи детектирования метки и расчета координат точки перемещения по ее центру. В ходе реализации цели выделено три задачи, которые включают: формирование позиций Кобота по точкам несколькими методами, хранением и корректировкой базы данных (БД) точек.

Как видно из рисунка 1 детектирование метки и расчет координат точек осуществляется тремя блоками модуля.

- Ручной ввод. В поля графического интерфейса вводятся значения координат X, Y, Z для точки с жесткими проверками на валидность еще на моменте ввода.
- Нейросетевое детектирование.
- Детектирование с использованием методов анализа и обработки изображений.

Все три блока определяют координаты точки X, Y, Z в метрах относительно стереокамеры. Однако, для определения декартовых координат точек перемещения требуется перерасчет с учетом относительно точки ТСР, расположенной на фланце самого Кобота, с учетом смещения ТСР относительно применяемого инструмента захвата и общего положения нулевой точки системы декартовых координат относительно Кобота.



Рис. 1. Исполняемые блоки для формирования БД точек перемещения

Функциональная схема второго модуля, представленная на рисунке 2, показывает, что цель данного модуля состоит в выполнении сценария непосредственно на контроллере Кобота. При реализации исполняющего блока осуществляется включение ROS, если использовалась нейросетевая модель для детектирования точек перемещения.

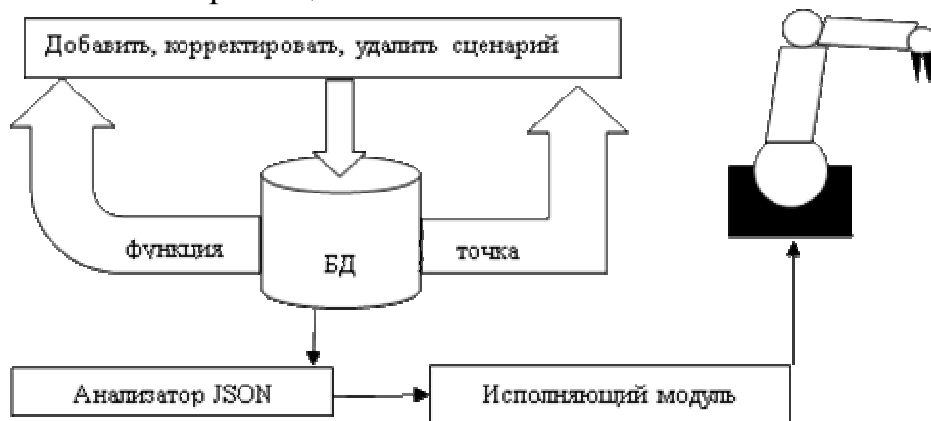


Рис. 2. Исполняемые блоки для формирования сценариев движения

ROS, то в данном случае используется стандартным способом, как среда с открытым программным кодом для разработки ПО для роботов, которое предоставляет сервисы для создания, управления и распределения программного кода управления робототехническими системами, поддерживаемая в настоящее время Open Robotics [4, 5].

Для написания программы в ROS использовалась библиотека MoveIt, основной задачей которой является как раз управление роботами. Она предоставляет сервисы для планирования движения, выполнения движения, взаимодействия со сценой и управления динамическими свойствами Кобота [6, 7]. С использованием MoveIt произведено планирование траектории движения манипулятора, учитывая ограничения его конфигурации и сцены и выполняется запланированная траектория движения манипулятора с учетом заданных ограничений.

Задача детектирования метки для определения координат точки движения решена двумя методами: с использованием предобученной нейросети SSD и на основе обработки изображений без интеллектуальной составляющей. В результате исследований, проведенных на более 300 экспериментах с Роботом модели Rozum Robotic выявлены усредненные сравнительные характеристики, приведенные в таблице 1.

Табл. 1. Результат исследования эффективности методов детектирования метки с интеллектуальной составляющей и без

Характеристика	Модель с нейросетью и ROS	Модель HSV и метод Хафа
Скорость нахождения метки	0,15 сек	0,03 сек
Точность детектирования метки	94%	95.7%
Точность определения центра	99%	97.8%
Точность определения расстояния	± 3 мм	± 6 мм

Таким образом, исследование показало, что оба метода сопоставимы по применимости в автоматизации обучения Роботов и эффективность того или иного метода должна скорее определяться готовностью дальнейшего применения точек в функциях движения, а именно наличием или отсутствием отестированных решений через систему ROS. Так, при решении задачи в отсутствие готовых нод для манипулятора в системе ROS или невозможности эффективной адаптации готового решения к текущей модели, целесообразнее применять модуль интерфейса без интеллектуальной обработки данных и наоборот.

Список литературы

1. Kober J., Bagnell J.A., Peters J. Reinforcement learning in robotics: A survey // International Journal of Robotics Research. 2013, vol. 32, no. 11, pp. 1238-1274.
2. Levine S., Chelsea F., Trevor D., Pieter A. End-to-end training of deep visuomotor policies // Journal of Machine Learning Research. 2016, vol. 17, no. 1, pp. 1334-1373.
3. Tadic V., Odry A., Kecskes I., Burkus E., Kiraly Z., Odry P. Application of Intel RealSense Cameras for Depth Image Generation in Robotics // WSAS Transactions on Computers. 2019, vol. 18, pp. 107-112.
4. Lynch K.M., Park F.C. Modern robotics. Mechanics, Planning, and Control. – Cambridge University Press, 2017. – 624 p.
5. Intisar M., Khan M.M., Islam M.R., Masud M. Computer Vision Based Robotic Arm Controlled Using Interactive GUI // Intelligent Automation & Soft Computing. 2021, no. 27, pp. 533-550.
6. Efremov D., Gerasimova A. Shotblasting process for surface hardening // International Conference on Modern Trends in Manufacturing Technologies and Equipment 2020 (ICMTMTE 2020), Materials Today: Proceedings, vol. 38, part 4, 2021, pp. 1685-1688. doi.org/10.1016/j.matpr.2020.08.210.
7. Кудрина М.А. Использование преобразования Хафа для обнаружения прямых линий и окружностей на изображении // Известия Самарского научного центра РАН. – 2014. – Т. 16, №4(2). – С. 476-478.

Сведения об авторах:

Евстифеева Наталья Александровна – к.т.н., доцент кафедры Инжиниринга технологического оборудования;

Герасимова Алла Александровна – к.т.н., доцент, доцент кафедры Инжиниринга технологического оборудования.