

На правах рукописи



Белов Никита Вадимович

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ СОРТИРОВКИ ФЕРРОМАГНИТНЫХ
ДЕТАЛЕЙ ПРОМЫШЛЕННЫМ МАНИПУЛЯТОРОМ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ**

Специальность: 2.5.4 – «Роботы, мехатроника и робототехнические системы»

Автореферат

диссертации на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Москва - 2025

Работа выполнена в ордена Трудового Красного Знамени федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский технический университет связи и информатики» (МТУСИ)

Научный руководитель:

Воронова Лилия Ивановна,

доктор физико-математических наук, профессор,
ФГБОУ ВО «Московский технический университет связи и информатики», кафедра «Интеллектуальные системы в управлении и автоматизации», профессор

Официальные оппоненты:

Гданский Николай Иванович,

доктор технических наук, профессор,
ФГБОУ ВО «Росбиотех», кафедра «Автоматизированные системы управления биотехнологическими процессами», профессор

Шилин Денис Викторович,

кандидат технических наук, доцент,
ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет «МЭИ», кафедра «Управление и интеллектуальные технологии», доцент

Ведущая организация:

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт машиноведения им. А.А. Благонравова» Российской академии наук

Защита состоится «24» декабря 2025 г. в 14:00 на заседании диссертационного совета 24.2.276.07 созданного на базе Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова» по адресу: 308012, г. Белгород, ул. Костюкова, 46, ауд. 242.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Белгородский государственный технологический университет им. В. Г. Шухова» и на сайте www.bstu.ru по ссылке https://gos_att.bstu.ru/dis/Belov

Автореферат разослан «___» _____ 2025 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета



Владимир Семенович Севостьянов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. При цифровизации производства в Российской Федерации внедрение промышленных роботов становится одним из ключевых аспектов оптимизации технологических процессов. Использование сквозных цифровых технологий, таких как Интернет вещей, искусственный интеллект и большие данные, позволяет интегрировать роботов в существующие производственные линии, что ведет к значительному улучшению производительности, увеличению объемов производства и минимизации ошибок, связанных с человеческим фактором. Существенный вклад в развитие теории робототехнических систем различного назначения внесли многие российские ученые: Глазунов В.А., Каляев И.А., Макарова И.М., Юревич Е.И., Кулешов В.С., Зенкевич С.Л., Ющенко А.С.

Согласно анализу Национальной Ассоциации участников рынка робототехники России в 2023 году одной из основных задач является существенное расширение функциональности промышленных роботов, в том числе связанное с перемещением материалов. При этом предполагается, что объекты могут быть разной формы, находится в заранее неопределенном положении и ориентации, а также находятся в ограниченном пространстве, например в накопителе. В настоящее время на производствах используются специализированные транспортно-накопительные и загрузочные устройства, позволяющие подавать детали роботу в строго определенной ориентации и в заранее фиксированном положении, используя для этого накопители с ложементами. В случае невозможности использования подобных устройств предприятия применяют ручной труд для рассортировки накопителя, что приводит к предельным нагрузкам работников, связанных с многократным подъемом и перемещением тяжестей.

Задача интеллектуальной сортировки, связанная с распознаванием произвольно расположенных разнородных деталей в накопителе с помощью машинного зрения, остается не решенной учеными в течении последних нескольких десятилетий по двум причинам:

- производители роботов ориентированы на работу с помощью ручных пультов управления, поддерживающих только специализированные роботоориентированные языки программирования и позволяющие писать программы управления манипулятором для перемещения в заранее заданные координаты;

- использующиеся в робототехнике системы компьютерного зрения управляются отдельным контроллером, являются проприетарными и используют классические методы машинного зрения поиска по шаблону и ключевым точкам, позволяющие распознавать объекты только в двумерном 2D пространстве.

Известны разработки российских и зарубежных ученых, таких как Hyun Jun Jo, Chen Yang, Н.А. Андриянов и др, посвященные сортировке объектов из накопителя. Однако, при этом существует ряд проблем, связанных: с нестабильностью захвата в сложных сценах; сталкиванием фланца робота с другими объектами при захвате; нахождением объекта возле стенки контейнера.

Для разработки интегрированных с манипулятором систем компьютерного зрения, позволяющих решать задачу сортировки и перемещения разнородных деталей, расположенных «навалом», необходимо использовать методы интеллектуального анализа данных и работать с 3D данными, что возможно только при обработке информации не на контроллере робота, а на удаленном устройстве, поддерживающего высокоуровневые языки программирования. Для связи контроллера манипулятора и удаленного устройства необходима система дистанционного управления, обеспечивающая отработку управляющих программ, содержащих результаты обработки рабочей зоны манипулятора с помощью компьютерного зрения в потоковом режиме.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности и расширение функциональных возможностей промышленных манипуляторов для сортировки ферромагнитных деталей путем использования разработанных методов,

алгоритмов и программно-аппаратных средств, обеспечивающих захват произвольно расположенных объектов в сложных сценах с использованием дистанционного управления, нейросетевых методов и компьютерного зрения.

Для достижения поставленной цели в процессе работы решались следующие задачи:

1. Разработка архитектуры подсистемы дистанционного управления промышленным манипулятором, позволяющей осуществлять коммуникацию контроллера робота и удаленного устройства с помощью сетевых протоколов и обеспечивающей двухстороннюю связь с системой компьютерного зрения в потоковом режиме.

2. Разработка метода классификации и захвата манипулятором произвольно расположенных разнородных ферромагнитных деталей.

3. Разработка алгоритма, обеспечивающего определение пространственных координат объекта, на основании 3D данных.

4. Разработка конструкции пневматического захватного устройства, обеспечивающего надежный захват ферромагнитных объектов и позволяющего компенсировать неточности определения координат центра объекта вдоль вертикальной оси.

5. Разработка модульной архитектуры системы управления промышленным манипулятором, обеспечивающей дистанционное задание управляющих программ и решение задачи адаптивного захвата случайно расположенных разнородных объектов с использованием системы компьютерного зрения.

6. Экспериментальное исследование эффективности разработанных метода и алгоритмов автоматического распознавания, захвата и сортировки произвольно расположенных объектов в накопителе промышленным роботом в лабораторных условиях.

Объект исследования – система управления промышленным манипулятором на основе компьютерного зрения.

Предмет исследования – методы и алгоритмы автоматического распознавания, захвата и сортировки произвольно расположенных объектов в накопителе промышленным роботом.

Методы исследования. В диссертационной работе применены методы теории проектирования робототехнических систем, теории автоматического управления, математической статистики и математического анализа, методы планирования эксперимента, методы интеллектуального анализа данных, в том числе компьютерного зрения. Для научно-практической реализации результатов применялись современные методы объектно-ориентированного программирования, императивного и функционального программирования.

Научная новизна:

1. Предложена модульная архитектура системы управления манипулятором для сортировки, содержащая подсистему удаленного управления и методы компьютерного 3D зрения. **Показана** возможность за счет нейросетевых и методов компьютерного зрения разрабатывать адаптивные алгоритмы управления робототехническими системами.

2. Разработана архитектура подсистемы дистанционного управления промышленным роботом, в которой для обеспечения двухсторонней связи и передачи команд управления в потоковом режиме между контроллером робота и удаленным устройством используется параллельное выполнение процедур. **Показана** возможность в автоматическом режиме передавать управляющие программы, полученные с помощью компьютерного зрения на контроллер робота.

3. Разработан метод классификации и захвата произвольно расположенных разнородных деталей в накопителе, включающий: определение границ накопителя в рабочей зоне манипулятора методом конкурсного анализа, нейросетевой метод сегментации

объектов, выбор объекта захвата по данным RGB-D сенсора, алгоритм определения пространственных координат объекта, движение манипулятора и управление захватным устройством. При этом в методе **предусмотрена** возможность захвата объектов, расположенного возле стенки накопителя. По результатам **лабораторных экспериментов установлено**, что комбинирование методов компьютерного зрения позволяет работать в сложных сценах и увеличить стабильность захвата объекта.

4. Разработан алгоритм определения пространственных координат объекта на основе интеграции нейросетевого метода и облака точек; на первом этапе алгоритма выполняется определение центра объекта захвата на основе фокусного расстояния камеры и расстояния до объекта по вертикальной оси, а на втором определении наклона объекта относительно манипулятора на основе сравнения 3D модели объекта в формате полигональной сетки и облака точек. В алгоритме **предусмотрена** возможность определения 3D координат в случае частичного перекрытия объекта. По **результатам лабораторных экспериментов** подтверждено, что полученная точность достаточна для безошибочного захвата объекта.

5. Разработана конструкция пневматического магнитного захвата, позволяющая осуществлять захват ферромагнитных изделий, без смещения центра тяжести, относительно фланца робота, а также содержащего подпружиненный демпфер, который увеличивает допустимую погрешность сближения с захватываемой деталью. Такое решение **позволяет** предотвратить возможные аварии при захвате изделия, габариты/ориентация которого отличны от установленных, с минимальным понижением исходной грузоподъемности робота.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии научного направления создания интеллектуальных систем управления промышленными манипуляторами, с использованием адаптивных алгоритмов управления, нейросетевых методов и методов компьютерного зрения.

Практическая значимость работы заключается в разработке новых архитектурных решений и алгоритмов, а также в создании подходов к автоматизированному формированию наборов данных, нейросетевой сегментации и точному определению пространственных координат и ориентации произвольно расположенных объектов в сложных сценах.

1. Архитектура дистанционного управления промышленным роботом, позволяющая реализовать децентрализованное управление и производить обработку информации не на контроллере робота, а на удаленном устройстве, благодаря чему можно разрабатывать интеллектуальные системы компьютерного зрения.

2. Метод классификации и захвата произвольно расположенных разнородных деталей в накопителе для захвата промышленным манипулятором, позволяет снизить процент неудачного схвата объектов (более чем на 15% по сравнению с существующими), за счет возможности определения расположения объектов возле стенки накопителя.

3. Автоматизированный способ сборки набора данных для обучения нейронной сети позволяет сократить временные затраты, а также позволяет повысить качество обучения и улучшить результаты работы нейронных сетей, за счет исключения ошибок, связанных с человеческим фактором, при подготовке набора данных

4. Алгоритм, обеспечивающий определение пространственных координат объекта, позволяет сократить погрешности определения центра объекта на 0,5 миллиметра и сократить погрешность определения положения объекта более чем на 2° по сравнению с существующими методами

5. Разработанная конструкция пневматического магнитного захвата позволяет увеличить допустимую погрешность сближения с захватываемой деталью, что позволяет использовать его в системах, которые имеют погрешность вычисления расстояния до объекта по вертикальной оси.

Положения, выносимые на защиту:

1. Модульная архитектура системы управления промышленным манипулятором для сортировки ферромагнитных деталей, включающая подсистему удаленного управления с реализацией методов двусторонней связи и параллельной обработки команд, а также подсистему компьютерного 3D-зрения, обеспечивающую определение пространственного положения объектов за счет комбинации RGB-D сенсоров и нейросетевых алгоритмов, специально оптимизированных для задач сегментации ферромагнитных деталей в условиях производственной среды.

2. Архитектура подсистемы дистанционного управления промышленным роботом, обеспечивающая двухстороннюю связь и передачу команд управления в потоковом режиме между контроллером робота и удаленным устройством и позволяющая в автоматическом режиме передавать управляющие программы, полученные с помощью компьютерного зрения на контроллер робота.

3. Метод классификации и захвата манипулятором произвольно расположенных разнородных деталей из накопителя, обеспечивающий повышение стабильности захвата за счет учета возможности расположения объектов возле стенки накопителя, а также применению разработанной конструкции захватного устройства, позволяющего учитывать погрешность сближения с захватываемой деталью.

4. Алгоритм определения пространственных координат объекта на основе интеграции нейросетевого метода и облака точек; на первом этапе алгоритма выполняется определение центра объекта захвата на основе фокусного расстояния камеры и расстояния до объекта по вертикальной оси, а на втором определении наклона объекта относительно манипулятора на основе сравнения 3D модели объекта в формате полигональной сетки и облака точек.

Соответствие паспорту научной специальности. Область исследования и содержание диссертации соответствуют паспорту специальности 2.5.4 - «Роботы, мехатроника и робототехнические системы» в части:

– п. 5 «Методы, алгоритмы, программные и аппаратные средства управления роботами, робототехническими и мехатронными системами, включая адаптивное, оптимальное, распределенное, интеллектуальное и супервизорное управление»;

– п. 6 «Математическое и программное обеспечение, компьютерные методы и средства обработки информации в реальном времени в роботах, робототехнических и мехатронных системах».

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность результатов обеспечивается экспериментальным исследованием разработанных метода и алгоритмов сортировки ферромагнитных деталей промышленным манипулятором с использованием компьютерного зрения.

Основные результаты диссертационного исследования представлены на международных научно-технических конференциях:

1. СXXXII Студенческая международная научно-практическая конференция «Научное сообщество студентов XXI столетия. ОБЩЕСТВЕННЫЕ НАУКИ», Новосибирск, 2023;

2. Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, St. Petersburg, Russia, 2023;

3. International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies", Petrozavodsk, Russia, 2023;

4. International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies", Nalchik, Russia, 2024;

5. Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED), Moscow, Russia, 2024;

6. International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon), Sochi, Russia, 2024;

7. XV Молодёжный научный форум МТУСИ «Телекоммуникации и информационные технологии», Москва 2024;

8. Международная научно-техническая конференция "Автоматизация", Сочи, Россия, 2025.

Реализация и внедрение.

1. Результаты диссертационной работы используются в учебном процессе в кафедры «Интеллектуальные системы в управлении и автоматизации» Московского технического университета связи и информатики (МТУСИ) при подготовке магистров по направлению подготовки 15.04.04 «Автоматизация технологических процессов и производств», программа «Системы искусственного интеллекта промышленного интернета вещей», а именно:

- на основе полученных результатов модифицирована рабочая программа учебной дисциплины «Программная и аппаратная производственная интеграция. Тестирование» для магистрантов по направлению 15.04.04 «Автоматизация технологических процессов и производств», программа «Системы искусственного интеллекта промышленного интернета вещей». В нее введен раздел «Применение компьютерного зрения для промышленных манипуляторов», включающий методические подходы и рекомендации по интеграции систем стереозрения и методов определения координат объектов захвата для промышленных манипуляторов.

- система дистанционного управления промышленным манипулятором Kuka, предложенная в диссертации, применяется при разработке интеллектуальных программно-аппаратных комплексов магистрантами направления 15.04.04 «Автоматизация технологических процессов и производств» при написании магистерских диссертаций с использованием оборудования центра робототехники МТУСИ, в частности двух промышленных манипуляторов Kuka.

2. Полученные в диссертационной работе результаты внедрены и используются в научно-производственной деятельности ООО «Геларм» (г. Москва), а именно

- подсистема дистанционного управления промышленным манипулятором Kuka, для удаленного взаимодействия, в режиме потоковой передачи данных, с манипулятором;

- алгоритм распознавания объектов при обработке видеопотока на удаленном устройстве, обеспечивающий расчет координат объекта в рабочей зоне манипулятора, с помощью компьютерного зрения.

Публикации. По результатам работы опубликовано 8 статей, в том числе входящих в перечень ВАК – 2, в научных изданиях, индексируемых в международной базе Scopus – 4, в научных изданиях, индексируемых в РИНЦ - 2 работы. Свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ – 3. Свидетельство о регистрации полезной модели – 1.

Личный вклад. В опубликованных научных трудах диссертантом внесен основной вклад, касающийся разработки методов, алгоритмов и их реализации. Вклад соавторов ограничивался постановкой задач на исследование и обсуждением результатов.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка используемой литературы и приложений. Общий объем диссертации: 160 страниц. Диссертационная работа содержит 8 таблиц, 60 рисунков и 3 приложения. Список литературы включает 127 источников.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность изучаемой темы, определены объект, предмет, цель и задачи исследования, описаны методы исследования, выделена научная новизна, практическая ценность полученных результатов, а также излагаются научные положения, выдвигаемые на защиту.

В первой главе диссертации проведен анализ адаптивного и интеллектуального управления промышленными манипуляторами, а также систем управления, среди которых выделены три основных: системы, предполагающие онлайн программирование, системы в которых задание команд управления происходит с внешнего устройства и системы в которых существует внешний планировщик траектории. По результатам анализа сделан вывод, что для построения систем управления промышленными роботами с использованием компьютерного зрения необходимо задавать команды управления с внешнего устройства, так как обработка видео потока происходит на нем.

Проведен анализ исследований, связанных с распознаванием объектов в промышленной робототехнике, который показал, что основным направлением является использование нейросетевых методов для классификации и детектирования объектов и RGB-D сенсоров для определения глубины и построения 3D моделей объектов. Проблемами рассмотренных исследований является точность определения объектов и невозможность работы в сложных сценах.

В результате выделены основные требования, которым должна удовлетворять архитектура системы управления промышленным роботом для технологического процесса классификации и захвата случайно расположенных разнородных объектов. Архитектура управления должна: обеспечивать задание команд управления с внешнего устройства в режиме потовой передачи данных, производить классификацию объектов в рабочей зоне робота, определять пространственные координаты объекта, работать в сложных сценах и адаптироваться к изменяющимся условиям работы.

Во второй главе разработана архитектура подсистемы дистанционного управления промышленным роботом, позволяющая осуществлять двухстороннюю связь контроллера и внешнего устройства в режиме потоковой передачи данных.

Среди крупных промышленных предприятий в России являются наиболее распространёнными промышленные роботы KUKA, занимающие 44% рынка. Поскольку не существует универсальных систем управления, подходящих для роботов, произведенных разными производителями, разработанная архитектура системы управления ориентирована на промышленные манипуляторы компании Кука.

Архитектура подсистемы дистанционного управления приведена на рисунке 1 и состоит из двух основных модулей:

- программный модуль на внешнем вычислительном устройстве содержащий интерфейс связи с контроллером робота, библиотеку функций Кука и основную программу управления манипулятором с помощью системы технического зрения, обеспечивающую передачу данных, полученных с интеллектуальных методов;

- программный модуль на контроллере робота, включающий программный пакет C3 Bridge Interface, позволяющий удаленным клиентам выполнять запросы к подсистеме KUKA Cross 3 и передавать ответы, программы на языке KRL (Server.src).

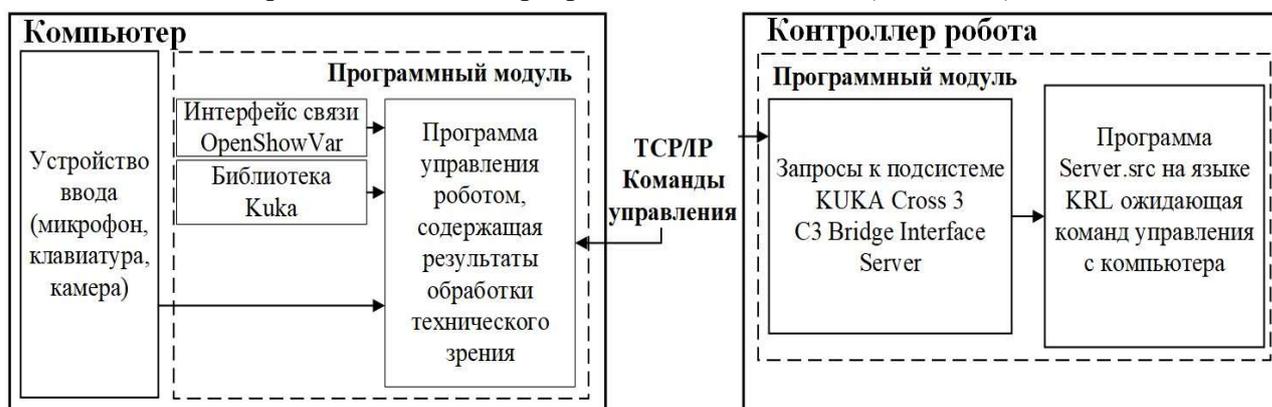


Рисунок 1. Архитектура подсистемы дистанционного управления промышленным роботом

Server.src находится в режиме ожидания до отправки команды с управляющими воздействиями с удаленного устройства. Алгоритм программы Server.src представлен на рис.2.

Подсистема дистанционного управления обеспечивает управление функциональностью манипулятора, без ручного программирования и возможность передачи управляющих программ, полученных с помощью систем технического зрения. Многопоточность, реализованная в подсистеме с помощью высокоуровневых языков программирования, обеспечивает возможность управлять манипулятором: получать информацию о положении захвата, скорости движения, напряжении на приводах и тд. в процессе перемещения фланца манипулятора, что позволяет в критических ситуациях остановить манипулятор и не допустить повреждения фланца, захватного устройства и объекта захвата.

Подсистема дистанционного управления реализована с помощью открытого программного обеспечения (open-source), что обеспечивает ее гибкость и возможность адаптации под новые контроллеры роботов.

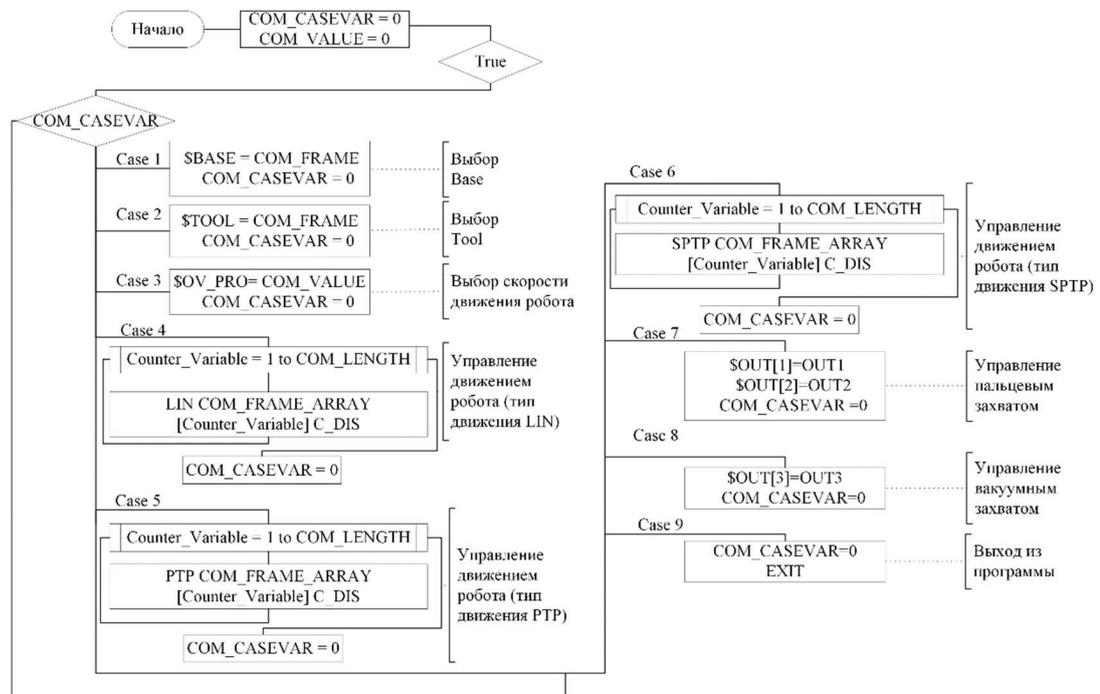


Рисунок 2. Алгоритм программы Server.src на контроллере робота

В третьей главе разрабатывается метод классификации с помощью нейронной сети и последующего захвата манипулятором объекта, произвольно расположенного в транспортно-накопительном устройстве. Предполагается расположение камеры на фланце робота. Ниже перечислены шесть основных этапов такого подхода и проиллюстрированы на рисунке 3.

1. Применение способа определения границ накопителя в рабочей зоне манипулятора.
2. Сегментация объектов, с применением нейронной сети.
3. Выбор объекта захвата.
4. Применение двухэтапного алгоритма определения пространственных координат центра объекта захвата.
5. Определение объекта возле стенок накопителя.
6. Реализация захвата объекта манипулятором.

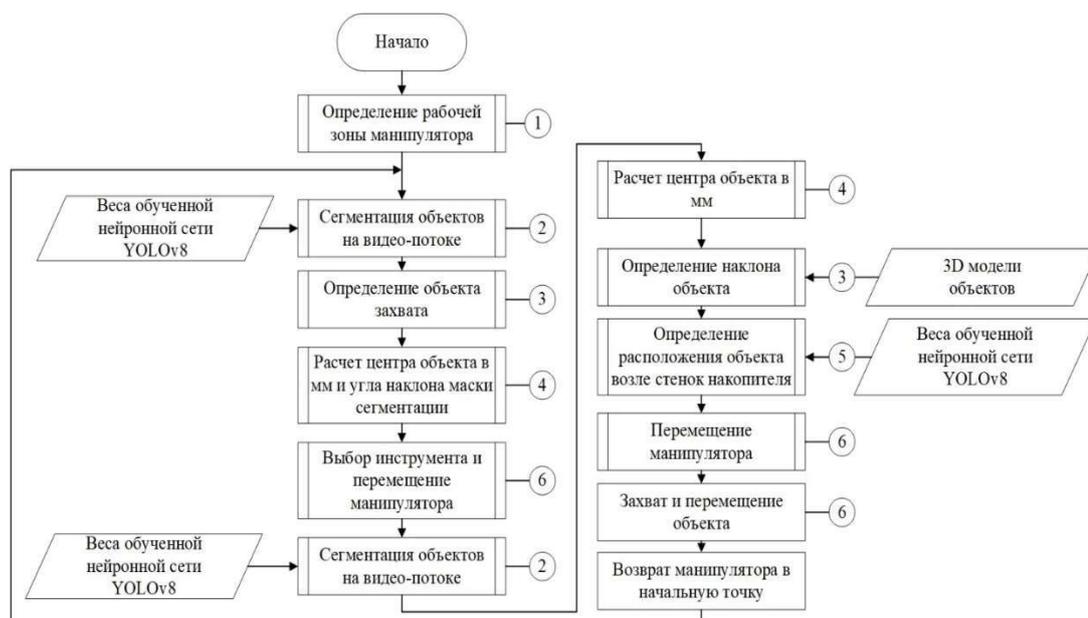


Рисунок 3. Основные этапы метода классификации и захвата манипулятором произвольно расположенных ферромагнитные детали в накопителе

Определение границ накопителя в рабочей зоне манипулятора на первом этапе производится с помощью алгоритма обнаружения краев Canny, производящего подавление шума, нахождение градиента интенсивности изображения и рассчитывающего порог гистерезиса. Полученное изображение передается в метод FindContours, выделяющий накопитель в рабочей зоне робота. В случае частичного нахождения накопителя в кадре происходит автоматическая подстройка манипулятора для центрирования камеры, что позволяет не допустить дополнительных ложных срабатываний.

Сегментация изображений объектов в накопителе проводится на втором этапе с помощью сверточной нейронной сети. В промышленной робототехнике применяются: R-CNN; Single-Shot MultiBox Detector; YOLO. В работе использовалась нейронная сеть YOLOv8 из-за ее высокой скорости и точности.

YOLOv8 используется в исследовании для сегментации объектов в накопителе и определении их характеристик: минимального и максимального значения по осям x и y ограничивающей рамки распознанного объекта, класса распознанного объекта, маски сегментации распознанного объекта. Для решения проблемы нахождения объекта возле стенок накопителя используется еще одна дообученная нейронная сеть YOLO той-же версии, которая позволяет выделять накопитель в рабочей зоне и находить его крайние точки.

Предобученная ИНС YOLOv8 содержит 80 классов для распознавания, обученных на наборе данных COCO, не содержащего объектов, применяемых в промышленной робототехнике. В связи с этим необходимо производить дообучение YOLOv8 на пользовательском наборе данных, формирование которого в ручном режиме занимает много времени и при этом не гарантирует высокое качество получаемых данных.

Автором разработан способ автоматического формирования дообучающего набора данных, позволяющий автоматически в циклическом режиме получать фотографии объектов, с помощью поворота камеры, закрепленной на фланце. Программа управления манипулятора реализует обход рабочей зоны с шагом задаваемым оператором и получение фотографии в точках останова.

При использовании способа автоматического формирования дообучающего набора данных на получение 1000 фотографий затрачивается 60 минут, что существенно меньше по сравнению с фотографированием объектов в ручном режиме. При этом увеличивается качество, получаемых данных, поскольку они собраны в обстановке максимально приближенной к последующей работе нейросетевого классификатора.

На третьем этапе определяется выбор объекта для безопасного захвата манипулятором. Захват объекта предполагает, что в процессе манипулятор не затрагивает другие и не повреждает фланец. Для этого рассчитывается расстояние по вертикальной оси к камере до всех распознанных объектов и выбирается тот, расстояние до которого минимальное, исходя из данных получаемых с RGB-D камеры.

Определение пространственных координат центра выбранного объекта производится на четвертом этапе с помощью алгоритма, разработанного автором, состоящего из двух подэтапов:

- определение насколько сдвинут центр объекта относительно системы координат фланца манипулятора через фокусное расстояние камеры и расстояние до объекта по вертикальной оси;
- определение углов наклона объекта, который основан на соответствии между облаком точек и САПР моделью.

Вычисление насколько сдвинут центр объекта относительно фланца манипулятора осуществляется согласно формулам (1,2). При этом объекты, находящиеся в центре кадра, имеют нулевую погрешность по координатам, а при отдалении от центра эта погрешность возрастает. Для решения проблемы расчета координат, удаленных от центра, предлагается определять координаты центра объекта захвата два раза. На первой итерации координаты центра объекта захвата определяются согласно формулам, затем фланец перемещается согласно рассчитанным значениям и алгоритм повторяет расчеты, тем самым исключая возникающую погрешность.

$$X(mm) = D_{x,y}(C_x - x_0(\text{пиксели})) / f_x, \quad (1)$$

$$Y(mm) = D_{x,y}(C_y - y_0(\text{пиксели})) / f_y, \quad (2)$$

где $D_{x,y}$ — расстояние до центра объекта по Оси Z (в миллиметрах), C_x — координата центра изображения по оси X (в пикселях), C_y — координата центра изображения по оси Y (в пикселях), f_x, f_y — внутренние параметры оптической системы камеры, используемой для получения изображения (фокусные расстояния по осям X и Y), (x_0, y_0) — координата центра обнаруженного объекта на изображении в пикселях.

На втором подэтапе решается основная проблема точного определения ориентации объекта захвата, с помощью сравнения координат 3D модели объекта, сформированной в системе координат с началом в точке $[0,0,0]$ и множеством координат облака точек реального объекта с системой координат начало которой находится в центре объекта. Алгоритм определения ориентации объекта захвата приведен на рис.4.

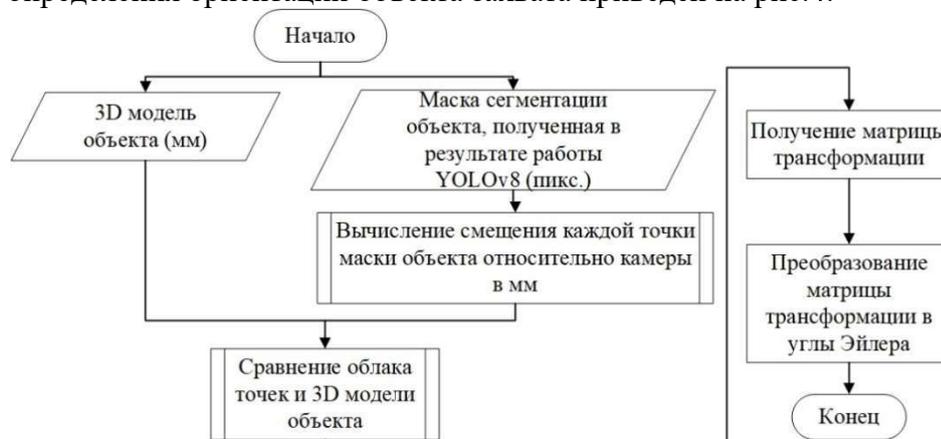


Рисунок 4. Алгоритм определение ориентации объекта захвата

Полученная, в результате сегментации с помощью нейросетевого классификатора YOLOv8, маска объекта в пикселях передается в функцию, рассчитывающую смещение

каждой точки маски относительно камеры по трем осям в миллиметрах. Полученные значения сравниваются с 3D моделью объекта, сформированной в САПР системе (Blender), с помощью аффинных преобразований.

В компьютерной графике аффинное преобразование выражается матрицей 4 на 4, представленной на формуле (3):

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & t_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & t_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

где x', y', z' – координаты после преобразований, матрица R – матрица поворота, x, y, z – исходные координаты, t – вектор переноса.

Матрица 4 на 4 в формуле (3) является частным случаем матрицы преобразований, где нули в последней строке указывают на аффинность.

Для параллельного переноса матрица аффинного преобразования будет иметь следующий вид:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4)$$

В работе решается задача, наложения САПР модели, созданной в формате плоских полигонов, и облака точек, то есть выравнивания двух частично перекрывающихся облаков точек таким образом, чтобы минимизировать расстояния между ними. Решение данной задачи затруднительно, поскольку неизвестна матрица преобразований трехмерной детали к облаку точек. Для нахождения этой матрицы принято решение дополнительно использовать алгоритм ICP (Iterative Closest Point).

Алгоритм ICP является итеративным алгоритмом и состоит из 4-х шагов.

1. Нахождение ближайших пар точек используя формулы (5,6):

$$S(\tau) = \|\tau_j - s_i\|_2, \quad (5)$$

$$(\tau) = \underset{s_j \in S, \tau_j \in T}{\operatorname{argmin}} S(\tau), \quad (6)$$

где $S(\tau)$ – расстояние между ближайшими точками, τ_j – точка из облака T , ближайшая к точке s_i из другого облака точек, $\|\cdot\|_2$ – евклидова норма или евклидово расстояние.

2. Вычисление матрицы вращения в соответствии с формулами (7,8):

$$J(R, t) = \sum_{i=1}^N \|(R s_i + t) - \tau_j\|_2^2, \quad (7)$$

$$(R, t) = \underset{R \in SO(3), t \in \mathbb{R}^3}{\operatorname{argmin}} J(R, t), \quad (8)$$

где R – матрица вращения, t – вектор смещения, τ_j – точка из облака точек, ближайшая к точке s_i из другого облака точек, $SO(3)$ – ортогональная группа вращений, $\|\cdot\|_2^2$ – квадрат евклидовой нормы.

3. Трансформация облака точек на основании полученной матрицы поворота:

$$s_i = R s_i + t, \quad (9)$$

где s_i – трансформируемая точка, $R s_i$ – матрица поворота, t – вектор трансформации.

4. Повторение всех предыдущих этапов пока $J(R, t) \geq \varepsilon$, где ε – некоторый показатель сходимости, только при этом используется уже трансформированное облако точек.

Полученную матрицу поворота необходимо преобразовать в углы Эйлера, согласно формулам (10-12):

$$\alpha = \arctan\left(\frac{-R_{12}}{R_{11}}\right), \quad (10)$$

$$\beta = \arcsin(R_{13}), \quad (11)$$

$$\gamma = \arctan\left(\frac{-R_{23}}{R_{33}}\right), \quad (12)$$

где α – угол поворота относительно Оси Z, β – угол поворота относительно Оси X, γ – угол поворота относительно Оси Y.

При анализе результатов экспериментов определено, что маска сегментации, получаемая в результате работы YOLOv8, выделяет не только точки, принадлежащие объекту, но и захватывает точки, которые находятся за его пределами, что является дополнительной проблемой и вносит значительную погрешность в результаты расчета углов наклона объекта относительно камеры, закрепленной на фланце. Для минимизации погрешности определения ориентации объекта необходимо производить расчет под прямым углом к маске сегментации, добиться чего возможно повернув фланец, предварительно определив поворот объекта по Оси Z. Для определения угла поворота используется метод FindContours, позволяющий выделять контур объекта на двухбитном изображении, получаемом в результате сегментации. Из полученного набора 2D точек определяется прямоугольник с минимальной площадью, охватывающий весь контур, а также угол поворота, который всегда лежит в пределах от -90 до 0 , т.к. это угол между линией, соединяющей начальную и конечную точку и ось X. Четыре угловые точки располагаются по часовой стрелке, начиная с точки с наибольшим значением Y. Если две точки имеют одинаковую максимальную величину Y, то начальной точкой является самая правая точка.

На пятом этапе производится определение объекта возле стенок накопителя. ИНС YOLOv8 производит определение границ накопителя и алгоритм сравнивает координаты ограничивающей рамки объекта и полученные значения. При приблизительном совпадении значений крайней координаты ограничивающей рамки объекта и координат стенок накопителя, манипулятор смещается от стенки. Общий алгоритм способа определения расположения объекта возле стенок накопителя, для магнитного захвата приведен на рис.5.

При использовании алгоритма, приведенного на рис.5, происходит захват объекта со смещением относительно его центра, что необходимо учитывать и использовать захватное устройство с достаточным удерживающим усилием.

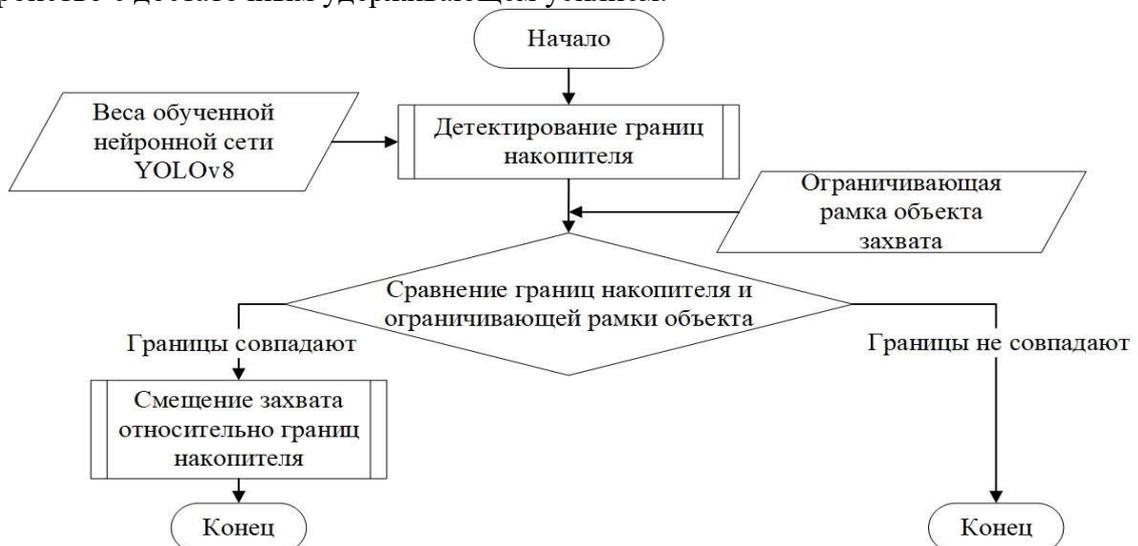


Рисунок 5. Алгоритм способа определения расположения объекта возле стенок накопителя

На шестом этапе реализуется захват объекта. Согласно техническим характеристикам RGB-D камер, они имеют погрешность измерений по вертикальной оси в среднем 2%, что может привести к столкновению с объектом захвата. Поэтому автором разработан «Пневматический магнитный захват робота манипулятора», содержащий подпружиненный демпфер, который увеличивает допустимую погрешность сближения с захватываемой деталью и имеет вертикальное крепление к фланцу робота.

На рис. 6 представлен пневматический магнитный захват, проекционный вид и продольный разрез - сечение А-А.

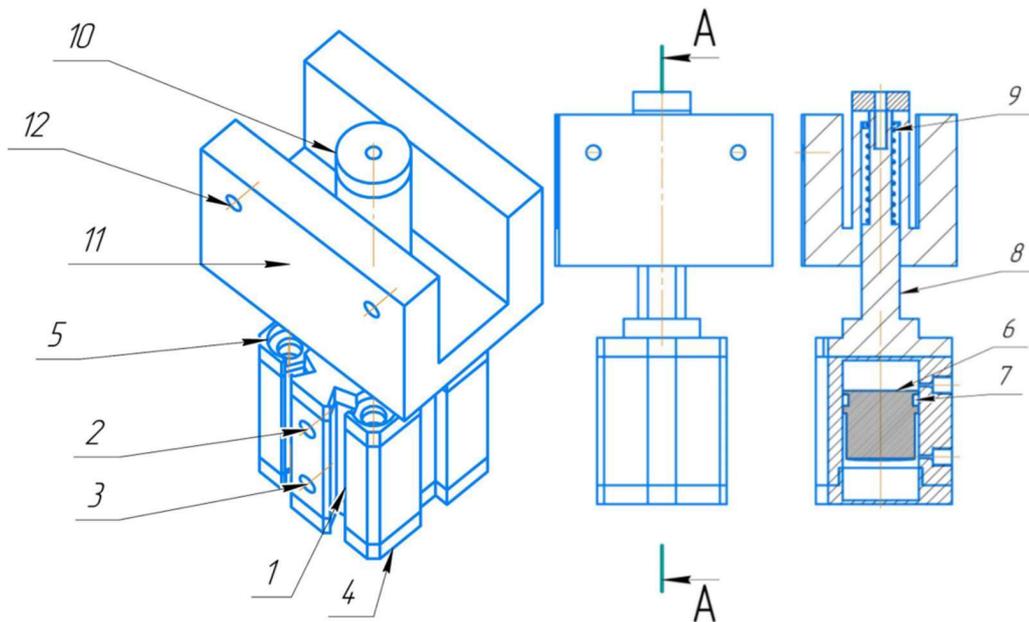


Рисунок 6. Пневматический магнитный захват, проекционный вид и сечение А-А

Пневматический магнитный захват состоит из алюминиевого корпуса 1, отверстия для подвода сжатого воздуха через пневматические магистрали 2, 3, защитной крышки 4, которая крепится через отверстие 5. Внутри корпуса 1 расположен поршень 6 с закрепленным неодимовым магнитом N38 и имеющий паз 7 под резиновый уплотнитель. Для перемещения корпуса 1 вертикально, относительно фланца робота, установлен шток 8 с пружиной 9 и заглушкой 10. Для крепления к роботу используется пластиковая платформа 11, с отверстиями для крепления 12.

Архитектура системы управления промышленным роботом, интегрирующая подсистему удаленного управления и методы компьютерного 3D зрения представлена на рис.7.

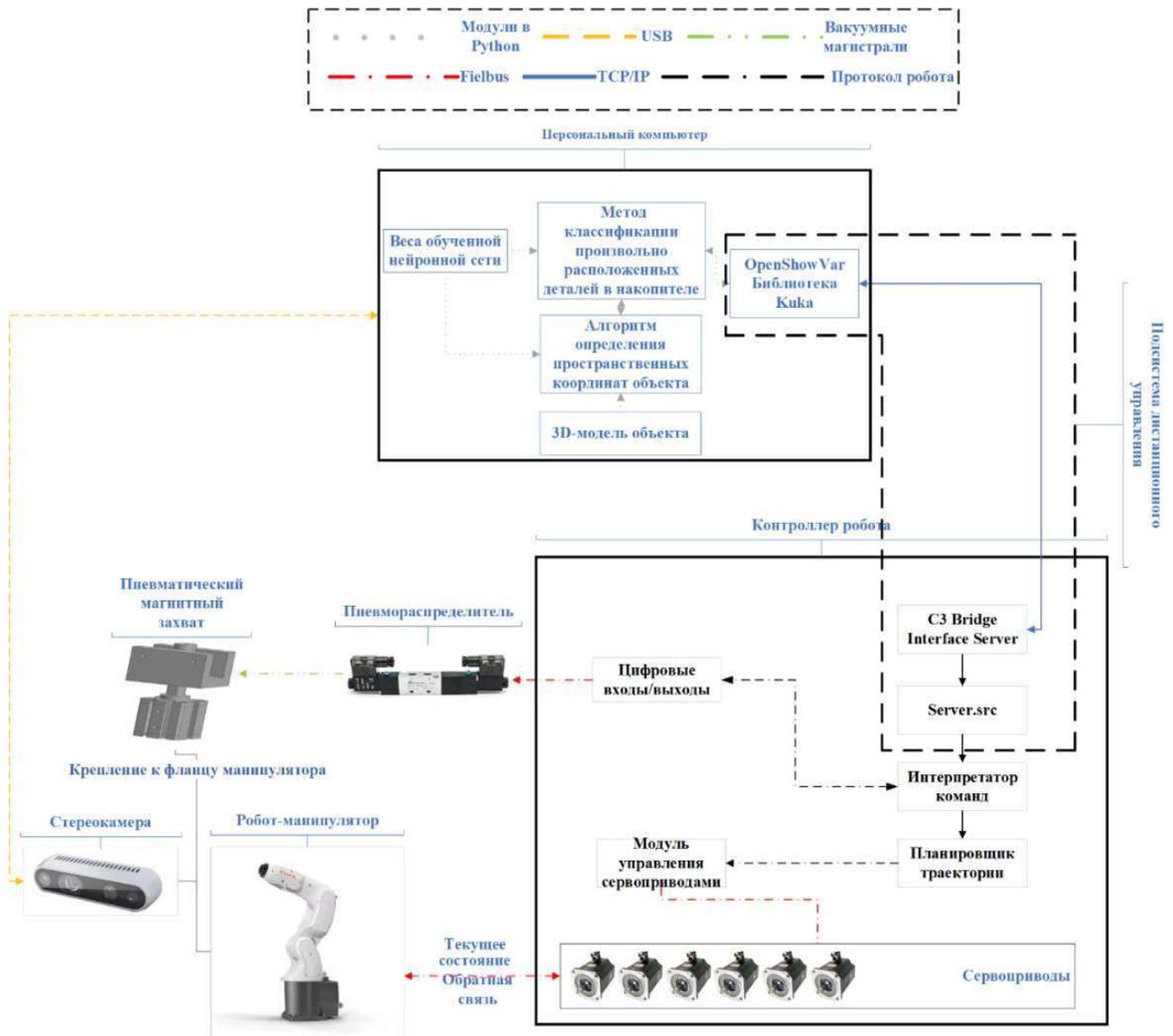


Рисунок 7. Архитектура системы управления промышленным роботом

В четвертой главе приведены результаты экспериментов, проведенных в лабораторных условиях в центре робототехники МТУСИ, на роботе Kuka KR4 R600 для решения задачи классификации и захвата ферромагнитных заготовок из накопителя, при закрепленной на фланце робота RGB-D камеры Intel RealSense D415i. В качестве объектов захвата выбраны ферромагнитные заготовки трех видов: труба (tube), квадратная цельная заготовка (square), шестигранная цельная заготовка (hexagon), находящиеся в неизвестном положении и ориентации.

Для дообучения ИНС YOLOv8 на сегментацию выбранных видов заготовок с помощью способа автоматического формирования дообучающего набора данных собрано 940 фотографий и время, затрачиваемое на автоматическое его формирование, составило около 80 минут. При этом в наборе содержались фотографии с различными цветами фона ячейки и разным расположением объектов: объекта лежали по отдельности, объекта располагались навалом, перекрывая друг друга.

Метрики качества дообученной модели YOLOv8 представлены на рис.8.

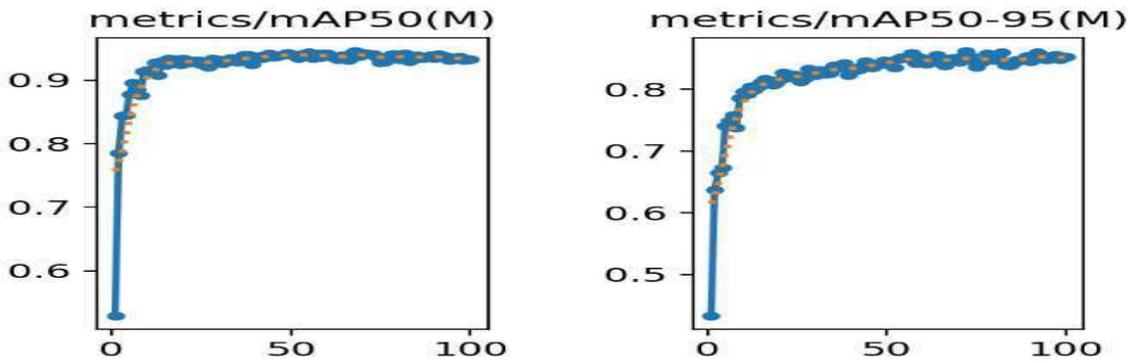


Рисунок 8. Метрики mAP50 и mAP50-95 дообученной модели YOLOv8

Ключевая метрика общей производительности модели mAP50-95 (mean Average Precision от IoU=0.5 до 0.95 с шагом 0.05), дающая комплексное представление о точности детекции, достигла значения 0.9. Достижение такого уровня метрики mAP50-95 свидетельствует о высоком качестве модели, способной надежно детектировать и сегментировать объекты с учетом их существенного перекрытия с IoU=0.5

Полученные веса дообученной нейронной сети применялись при экспериментальном тестировании, которое состояло из нескольких этапов:

1. Тестирование классификации и выбора объекта захвата из накопителя при усложнении конфигурации расположения объектов.

2. Тестирование двухэтапного алгоритма определения пространственных координат объекта.

3. Комплексное тестирование разработанного решения для сортировки ферромагнитных деталей промышленным манипулятором с использованием компьютерного зрения

Для тестирования выбора объекта захвата создано несколько конфигураций с постепенным увеличением количества объектов и изменением их расположения. Пример сцен приведен на рис.9:



Рисунок 9. Тестирование выбора объекта манипулирования

Анализ результатов тестирования с последовательно усложняющимися условиями проведения подтверждает высокую эффективность дообученной нейросетевой модели. Несмотря на увеличение количества объектов, их плотность и вариативности расположения, модель демонстрирует стабильно точную семантическую сегментацию, корректно идентифицируя и выделяя объекты в соответствии с их классами, а алгоритм выбора целевого объекта захвата принимает верные решения даже в условиях частичных перекрытий и сложных компоновок.

Для тестирования точности определения смещения координат центра объекта относительно фланца манипулятора проведено 54 замера с шагом 58мм по каждой из осей. Среднее значение погрешности по модулю равняется по Оси X≈4,4 мм, по Оси Y≈2,6. При

этом тестирование подтвердило, что объекты, которые находятся под центром фланца робота имеют нулевую погрешность, а на краях рабочей зоны манипулятора погрешность возрастает.

Далее произведено тестирование при аналогичных условиях с предложенной модификацией в работе, показывающее среднюю погрешность по модулю Оси $X \approx 0,7$ мм, по Оси $Y \approx 0,6$. Незначительная погрешность обусловлена двумя основными факторами. Во-первых, данные о глубине, получаемых с камеры Intel RealSense D415i изменяются в процессе измерения. Во-вторых, минимальные отклонения возникают из-за неидеального позиционирования объектов в эталонных точках в процессе проведения измерений.

Экспериментальные исследования определения углов наклона объекта захвата проводились в различных условиях для оценки надежности и точности предложенного решения. Тестирование выполнялось в трех основных сценариях: при расположении заготовки на дне накопителя, при использовании регулируемой подставки, позволяющей устанавливать углы наклона от 5 до 27° , и в условиях частичного перекрытия объектов при их совместном размещении в накопителе. Для измерения эталонных значений углов наклона использовался магнитный угломер RZ 838 с погрешностью $\pm 0,3^\circ$.

Для каждого класса объектов было выполнено по 9 замеров с изменением угла наклона по оси Y в диапазоне от -22° до $+22^\circ$. Изменение угла по оси X проводилось в меньшем диапазоне из-за особенностей геометрии заготовок. Для объектов класса Circle измерения по оси X не проводились в связи с тем, что объект имеет круглую форму. Дополнительно выполнено 23 замера в реальных условиях при наличии множества объектов в накопителе. Общее количество измерений составило 50.

На рис.10 приведены результаты тестирования данных для класса Square и Hexagon, при расположении деталей на дне накопителя и на подставке.

Наклон заготовки относительно Оси X камеры обозначен синим цветом, Наклон заготовки относительно Оси Y камеры, измеренный без поворота робота к маске сегментации обозначен оранжевым цветом, Наклон заготовки относительно Оси X камеры, измеренный под прямым углом к маске сегментации обозначен серым цветом. Аналогично для Оси Y .

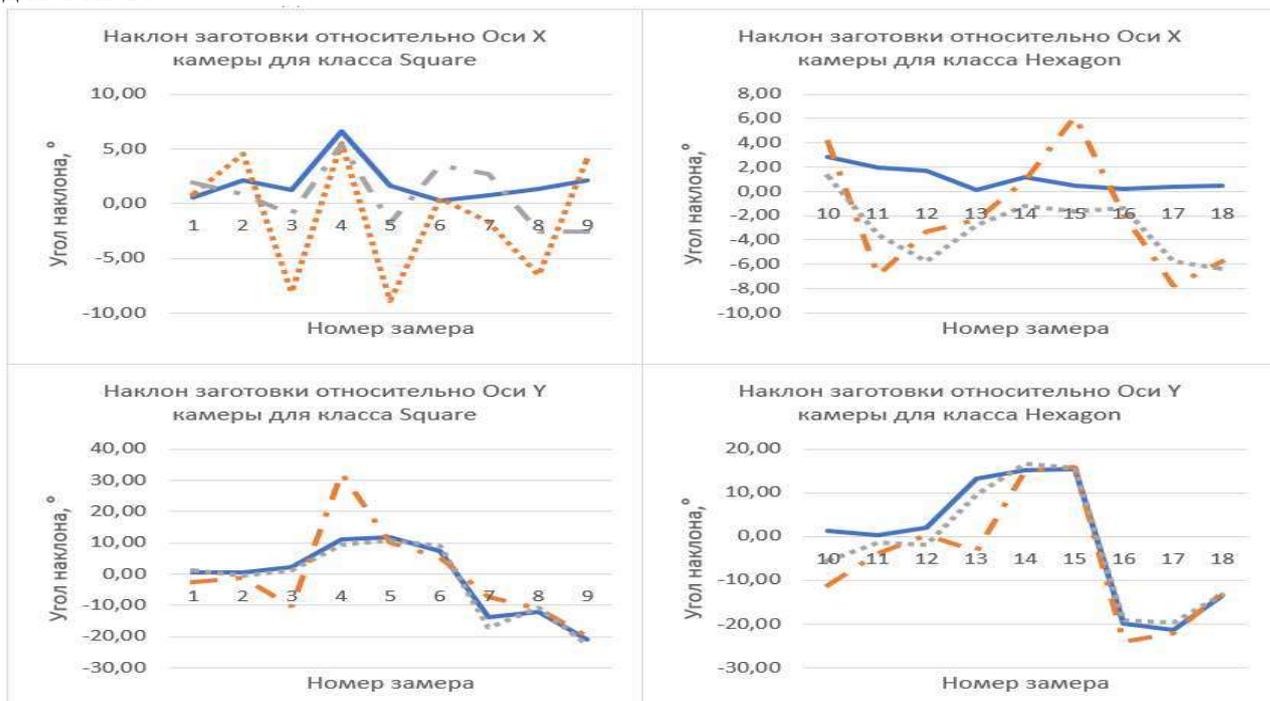


Рисунок 10. Тестирование наклона заготовки относительно Оси X и Оси Y камеры для класса Square и Hexagon

Проведенные эксперименты выявили существенное влияние ориентации камеры относительно маски сегментации на точность измерений. Для класса Square погрешность определения углов наклона без коррекции позиции робота составила по Оси X 4.01° , по Оси Y 5.65° , в то время как при повороте камеры под прямым углом к маске сегментации погрешность снизилась до 2.57° по Оси X, 1.55° по Оси Y. Аналогичная тенденция наблюдается для класса Hexagon: погрешность уменьшилась с 4.45° по Оси X, 4.57° по Оси Y до 4.06° по Оси X, 2.24° по Оси Y. Увеличенная погрешность по оси X может быть связана с особенностями геометрии объекта. Заготовка класса Hexagon имеет шесть идентичных граней, что приводит к неоднозначности при сопоставлении точек в алгоритме ICP (Iterative Closest Point). В некоторых случаях алгоритм ошибочно определяет ориентацию объекта, что проявляется в виде повышенной погрешности по оси X.

Для класса Circle значения погрешности по Оси Y без поворота робота к маске сегментации равняются $3,21^\circ$, а при расчете углов наклона под прямым углом к маске сегментации равняются $1,43^\circ$.

Для оценки надежности алгоритма в условиях, максимально приближенных к эксплуатационным, проведены замеры при наличии в накопителе множества объектов различных классов с частичным взаимным перекрытием. Результаты тестирования приведены на рис.11.

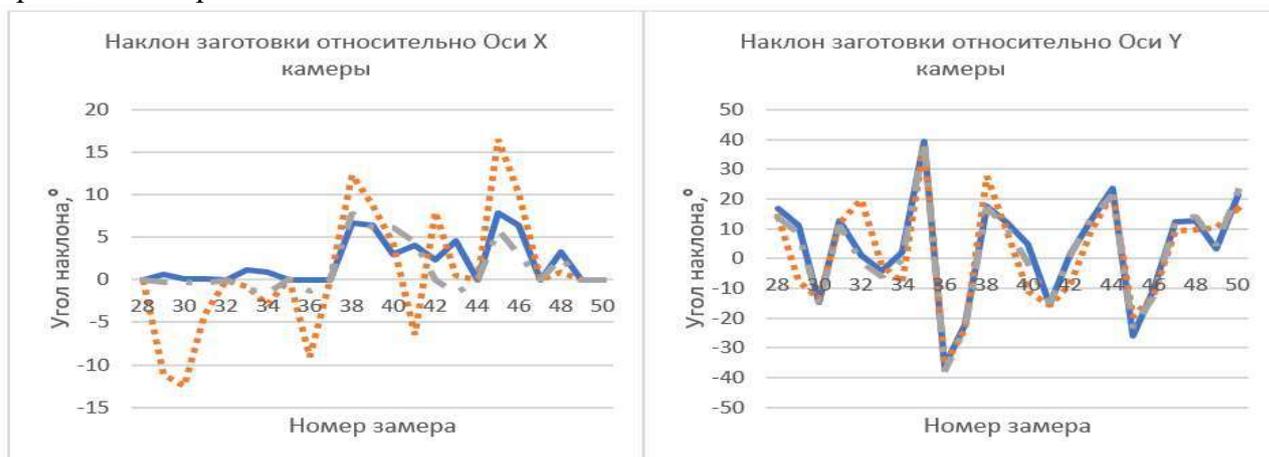


Рисунок 11. Тестирование наклона заготовки относительно Оси X и Оси Y камеры для реальных условий

Тестирование в реальных условиях подтвердило данные, которые получены ранее. Погрешность без поворота робота к маске сегментации равняется по Оси X 5.49° , по Оси Y 5.57° , а при расчете углов наклона под прямым углом к маске сегментации равняется по Оси X 1.73° , по Оси Y 1.77° .

Общая погрешность по результатам тестирования в различных условиях получилась без поворота робота к маске сегментации по Оси X 4.79° , по Оси Y 4.93° , а при расчете углов наклона под прямым углом к маске сегментации по Оси X 2.61° , по Оси Y 1.75° .

В результате проведенного тестирования можно сделать следующие выводы:

1. Поворот камеры под прямым углом к маске сегментации позволяет снизить погрешность в среднем на 45% по оси X и на 64% по оси Y.
2. Метод определения наклона маски сегментации по вертикальной оси имеет погрешность 0.62° , что никак не влияет на корректный захват объекта.
3. Погрешность измерений не зависит от класса объекта, а следовательно этот метод может быть применим не только к ферромагнитным заготовкам, рассматриваемым в диссертации, но и к другим ферромагнитным объектам.
4. При расчете углов наклона объекта относительно камеры без поворота робота к маске сегментации погрешность выше, что может приводить к ложным срабатываниям.

Поворот камеры под прямым углом к маске сегментации позволяет уменьшить погрешность на 2.18° по Оси X и на 3.18° по Оси Y.

Для проведения тестирования в накопителе случайным образом сформировано три конфигурации расположения объектов, где детали размещены навалом, каждая из которых содержит объекты всех трех классов. Конфигурации представлены на рис.12, где 1) Белый фон робототехнической ячейки, 2,3) Черный фон робототехнической ячейки.

В рамках проведения испытаний системы осуществлялась оценка следующих ключевых параметров.

- Идентификация класса объекта. Проверка корректности распознавания и классификации объектов (Square, Hexagon, Circle) с использованием дообученной нейросетевой модели.
- Измерение расстояния по вертикальной оси. Точность определения дистанции до объекта с использованием данных RGB-D камеры Intel RealSense D415i.
- Проверка успешности захвата. Контроль надёжности захвата объектов магнитным устройством с фиксацией неудачных попыток.
- Проверка точности позиционирования. Оценка отклонений установки объектов относительно эталонных значений по осям X и Y.



Рисунок 12. Конфигурации расположения объектов при проведении тестирования

В первой конфигурации в накопителе расположено 20 заготовок, ошибок с неверным определением класса нет, средняя погрешность вычисления расстояния по вертикальной оси составила $0,9 \pm 0,5$ миллиметра, средняя погрешность расположения объекта по Оси X равняется 0,72, по Оси Y 0,66.

Во второй конфигурации в накопителе расположено 21 заготовка, ошибок с неверным определением класса нет, средняя погрешность вычисления расстояния по вертикальной оси составила $0,76 \pm 0,5$ миллиметра, средняя погрешность расположения объекта по Оси X равняется 0,62, по Оси Y 0,81.

В третьей конфигурации в накопителе расположено 26 заготовок, ошибок с неверным определением класса нет, средняя погрешность вычисления расстояния по вертикальной оси составила $0,96 \pm 0,5$ миллиметра, средняя погрешность расположения объекта по Оси X равняется 0,8, по Оси Y 0,8.

Средняя погрешность вычисления расстояния по вертикальной оси по модулю во всех вычислениях равняется $0,88 \pm 0,5$ миллиметра. Максимальное отклонение по модулю равняется 2 миллиметра, что компенсируется за счет подпружиненного демпфера 3У.

В процессе тестирования выявлены случаи, когда на второй итерации сегментации не найден объект. В таком случае робот возвращается в исходное положение и повторяет цикл заново. На первой сцене для захвата 20 объектов выполнено 23 итерации, на второй сцене для захвата 21 объекта выполнено 25 итераций, на третьей сцене для захвата 26 объектов выполнено 32 итерации. Средний процент не нахождения объектов на второй

итерации сегментации составляет 16%, что не влияет на захват объектов, но увеличивает время, затрачиваемое на сортировку накопителя.

Ранее описанное тестирование проводилось в ручном режиме, но основной режим работы робота является автоматическим. Поэтому проведен ряд тестов на разных скоростях, которые показывают среднее затрачиваемое время на сортировки одного объекта. В таблице 1 приведены результаты 5 испытаний на скоростях 30,50,75,100%.

Таблица 1 – Тестирование времени сортировки одного объекта.

Скорость выполнения	1 итерация, сек.	2 итерация, сек.	3 итерация, сек.	4 итерация, сек.	5 итерация, сек.	Общее время, сек.
30%	20,55	18,45	23,25	22,44	23,82	108,51
50%	16,03	16,58	17,24	17,13	15,05	82,03
75%	12,98	14,21	12,88	14,45	12,57	67,09
100%	11,33	10,60	11,51	10,40	11,46	55,30

Скорость выполнения отличается в зависимости от первоначального наклона объекта к камере. При увеличении угла отклонения маски сегментации к камере время, затрачиваемое роботом на поворот, увеличивается.

В результате тестирования среднее количество кадров в секунду на видеопотоке на ноутбуке со следующими характеристиками: процессор Intel(R) Core (TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz 1.19 GHz, оперативная память 8 Гб, видеокарта NVIDIA GeForce MX350 составляет примерно 7, чего достаточно для работы в режиме реального времени.

В результате проведенных опытов получены следующие результаты:

- погрешность вычисления координат объекта по Оси $X \approx 0,7$ мм, по Оси $Y \approx 0,6$, что лучше существующих способов на $\approx 0,6$ мм по Оси X и на $\approx 0,9$ по Оси Y ;
- погрешность определения углов наклона по Оси $X \approx 2.61^\circ$, по Оси $Y \approx 1.75^\circ$, что лучше существующих методов на $\approx 2,18$ мм по Оси X и на $\approx 3,18$ по Оси Y .

Тестирование вычисления расстояния по вертикальной оси показало среднюю погрешность 0,88 миллиметров, что компенсируется за счет подпружиненного демпфера ЗУ.

В результате тестирования способа определения углов распознанного объекта и метода классификации и захвата произвольно расположенных ферромагнитных деталей в накопителе проведено 107 тестов, показавшие следующие основные результаты:

- во всех опытах класс объект распознан верно, что подтверждает стабильность работы и позволяет внедрить его в роботизированное производство;
- погрешность измерений не зависит от класса объекта, сложности сцены, а также расположения объекта возле стенок накопителя.

В заключении работы сформулированы основные результаты.

1. Проанализированы современные исследования и методы управления РТК, с использованием современных интеллектуальных технологий, выявлены ограничения в функциональности действующих систем управления промышленными манипуляторами и спроектирована модульная архитектура системы управления включающая подсистему удаленного управления с реализацией методов двусторонней связи и параллельной обработки команд, а также подсистему компьютерного 3D-зрения, обеспечивающую определение пространственного положения объектов за счет комбинации RGB-D сенсоров и нейросетевых алгоритмов, специально оптимизированных для задач сегментации ферромагнитных деталей в условиях производственной среды.

2. Разработана архитектура системы дистанционного управления, обеспечивающая двустороннюю связь и передачу команд управления в потоковом режиме между контроллером робота и удаленным вычислительным устройством. Система позволяет в автоматическом режиме передавать управляющие программы, полученные с

помощью компьютерного зрения на контроллер робота и производить непосредственное управление движением манипулятора и захватными устройствами.

3. Разработан алгоритм определения пространственных координат объекта на основе интеграции нейросетевого метода и построения облака точек. Реализованные в алгоритме методики позволяют точно определять координаты в трехмерной СК и пространственную ориентацию объектов в сложных условиях, включая случаи частичного перекрытия и наложения деталей. Проведенные лабораторные эксперименты подтвердили высокую эффективность алгоритма: достигнутая точность определения координат (погрешность не превышает ± 0.7 мм) и углов ориентации (погрешность в пределах $\pm 2.61^\circ$) является достаточной для надежного захвата объектов манипулятором в автоматическом режиме.

4. Предложен метод классификации и захвата произвольно расположенных разнородных деталей из накопителя промышленным манипулятором. Метод имеет преимущество перед существующими решениями, позволяя осуществлять захват объектов, расположенных в любом порядке, и обеспечивает стабильность выполнения операции захвата при различных конфигурациях расположения объектов.

5. Разработана конструкция пневматического магнитного захвата, отличающаяся от существующих моделей наличием пружинного демпфера. Это улучшение увеличивает допустимую погрешность при сближении с захватываемой деталью и позволяет вертикально крепить захват к фланцу робота, что делает его возможным для работы в системах сортировки объектов, где возможны погрешности при вычислении расстояния в вертикальном направлении.

6. Проведены экспериментальные исследования и тестирования разработанных методов и алгоритмов в лабораторных условиях на промышленном манипуляторе, позволившие оценить точность определения пространственных координат объекта и стабильность работы метода классификации и захвата произвольно расположенных деталей в накопителе. Нейросетевая классификация объектов демонстрирует стабильность при различном освещении и конфигурации расположения объектов, включая случаи частичного перекрытия деталей.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК при Минобрнауки Российской Федерации

1. Белов, Н. В. Система удаленного управления промышленным манипулятором KUKA / Н. В. Белов, Л. И. Воронова // Автоматизация в промышленности. – 2023. – № 12. – С. 51-54. – DOI 10.25728/avtprom.2023.12.09. – EDN EOPIZJ.
2. Белов, Н. В. Роботизированная сборка набора данных для обучения нейросетевого классификатора / Н. В. Белов // Автоматизация в промышленности. – 2024. – № 6. – С. 51-54. – DOI 10.25728/avtprom.2023.12.09. – EDN EOPIZJ.

Публикации в изданиях, индексируемых в международных наукометрических базах, в т.ч. Scopus и WoS

3. N. V. Belov and A. G. Vovik, "Adaptive Control System for the Process of Sorting Objects Using a Robotic Arm," 2024 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon), Sochi, Russian Federation, 2024, pp. 30-34, doi: 10.1109/SmartIndustryCon61328.2024.10516071
4. M. V. Khokhlova, I. V. Barsuk, L. I. Voronova and N. V. Belov, "Development of an Intelligent Robotic System for Recognizing and Transporting Postal Objects," 2023 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information

Technologies (IT&QM&IS), Petrozavodsk, Russian Federation, 2023, pp. 127-132, doi: 10.1109/ITQMTIS58985.2023.10346518

5. V. I. Voronov, V. A. Smolnikov, L. I. Voronova, O. L. Antonycheva and N. V. Belov, "The Training Set Automating for a Neural Network Model of an Industrial Robot Control System," 2024 International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies" (QM&TIS&IT), Nalchik, Russian Federation, 2024, pp. 130-136, doi: 10.1109/QMTISIT63393.2024.10762927.

6. N. V. Belov, L. I. Voronova and M. V. Khokhlova, "Development of a Method for Robotic Sorting of Metal Objects," 2024 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED), Moscow, Russian Federation, 2024, pp. 1-6, doi: 10.1109/TIRVED63561.2024.10769969.

Публикации в изданиях, индексируемых в РИНЦ

7. Белюженко, Д. Р. Разработка нейронной сети для системы технического зрения на производстве / Д. Р. Белюженко, Н. В. Белов // Научное сообщество студентов XXI столетия. Технические науки: сборник статей по материалам СXXXII студенческой международной научно-практической конференции, Новосибирск, 11 декабря 2023 года. – Новосибирск: Общество с ограниченной ответственностью "Сибирская академическая книга", 2023. – С. 31-39. – EDN IMCDDO.

8. Белов, Н. В. Определение объекта захвата для технологического процесса сортировки с применением промышленного манипулятора / Н. В. Белов // Телекоммуникации и информационные технологии. – 2024. – Т. 11, № 1. – С. 48-55. – EDN XUZIGF.

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

9. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023617951 Российская Федерация. Программный комплекс для дистанционного управления промышленным роботом Кука с применением алгоритмов компьютерного зрения: № 2023616473: заявл. 05.04.2023: опубл. 17.04.2023 / А. Г. Вовик, Н. В. Белов, Л. И. Воронова [и др.]; заявитель Ордена Трудового Красного Знамени федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский технический университет связи и информатики». – EDN QBTHSB.

10. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024663260 Российская Федерация. Программный комплекс интеллектуального управления промышленным манипулятором Кука для технологического процесса сортировки металлических объектов: № 2024661994: заявл. 29.05.2024: опубл. 05.06.2024 / Н. В. Белов, Л. И. Воронова, М. В. Хохлова; заявитель Ордена Трудового Красного Знамени федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский технический университет связи и информатики». – EDN QKQAQX.

11. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025661159 Российская Федерация. Программа поиска геометрического центра стороны посылки вакуумным захватным устройством робота-манипулятора: № 2025619314: заявл. 18.04.2025: опубл. 30.04.2025 / И.В. Барсук, Н. В. Белов, А.Ю. Селезнев; заявитель Ордена Трудового Красного Знамени федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский технический университет связи и информатики». – EDN QKQAQX.

Свидетельство о государственной регистрации полезной модели

12. Патент на полезную модель № 226513 U1 Российская Федерация, МПК В25J 15/06. Пневматический магнитный захват робота-манипулятора: № 2024104452: заявл. 22.02.2024:

опубл. 06.06.2024 / Н. В. Белов, А. Г. Вовик, Л. И. Воронова [и др.]; заявитель Ордена Трудового Красного Знамени федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Московский технический университет связи и информатики". – EDN MLRPQO.

Подписано в печать: 24.10.2025. Формат 60x80/16.
Усл. печ. л. 1. Тираж 100 экз. Заказ №312.
Типография «ТИСО ПРИНТ»
Москва, Складочная улица, 3 стр. 6