

Роботизированные комплексы и системы. Технологии дистанционного зондирования
и неразрушающего контроля

Multiple robots (robotic centers) and systems. Remote sensing and non-destructive testing

УДК 004.023

<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-1-18-30>



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

Непрерывный генетический алгоритм в задаче захвата манипуляционным роботом объекта априорно неизвестной формы

А.Д. Воронков[@],
С.А.К. Диане

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

[@] Автор для переписки, e-mail: a.voronkov.rtu@yandex.ru

Резюме

Цели. Задача взаимодействия манипуляционного робота с априорно неизвестными объектами рабочей области представляет большой интерес для научного сообщества и множества отраслей. Решение этой задачи позволит сократить время адаптации робота к новым средам и объектам в них. Один из главных этапов взаимодействия манипуляционного робота с объектами сцены – поиск целевого положения захватного устройства на основе бортовой сенсорной подсистемы – может быть осуществлен рядом методов. Методы, связанные с технологиями машинного обучения и самообучения, могут быть неподходящими для некоторых областей применения (например, во время аварийно-спасательных работ), когда требуется быстро осуществить поиск целевого положения захватного устройства для априорно неизвестного объекта, информации о котором нет в базе данных робота. Поэтому для этой задачи представляются применимыми эвристические подходы, например, генетический алгоритм. Целями работы являются реализация поиска целевого положения захватного устройства с избеганием столкновений на основе непрерывного генетического алгоритма и исследование его работоспособности в условиях виртуального моделирования.

Методы. Использован эвристический алгоритм поиска – непрерывный генетический алгоритм. В комплексном алгоритме анализа сцены использованы классические методы обработки изображения. Использовано виртуальное моделирование для оценки эффективности алгоритма.

Результаты. В работе рассмотрена возможность применения непрерывного генетического алгоритма в задаче захвата объекта априорно неизвестной формы с избеганием столкновений с другими объектами статической сцены. Представлен комплексный алгоритм анализа сцены и реализация непрерывного генетического алгоритма для решения задачи поиска целевого положения захватного устройства робота избыточной кинематики Kuka LBR iiwa 7 R800. Проведены эксперименты и приведены результаты виртуального моделирования полученного алгоритма.

Выводы. Проведенное исследование позволяет утверждать, что непрерывный генетический алгоритм достаточно эффективен в задачах поиска целевого положения захватного устройства манипуляционного робота при условиях, когда статическая сцена представляет собой хаотично расположенные объекты разной формы.

Ключевые слова: непрерывный генетический алгоритм, захват объектов неизвестной формы, позиционирование захватного устройства, избегание столкновений, манипуляционный робот

• Поступила: 17.03.2022 • Доработана: 12.04.2022 • Принята к опубликованию: 26.10.2022

Для цитирования: Воронков А.Д., Диане С.А.К. Непрерывный генетический алгоритм в задаче захвата манипуляционным роботом объекта априорно неизвестной формы. *Russ. Technol. J.* 2023;11(1):18–30. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-1-18-30>

Прозрачность финансовой деятельности: Авторы не имеют финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

Continuous genetic algorithm for grasping an object of a priori unknown shape by a robotic manipulator

Andrey D. Voronkov[@],
Sekou A.K. Diane

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[@] Corresponding author, e-mail: a.voronkov.rtu@yandex.ru

Abstract

Objectives. The problem of providing the interaction of a robotic manipulator with a priori unknown objects in a given workspace is of great interest both to the research community and many industries. By developing a solution to this problem, it will be possible to reduce the time taken for robots to adapt to new environments and objects therein. One of the primary stages of providing the interaction of the robotic manipulator with objects is the search for the target position of the robot gripper based on the onboard sensor subsystem, which can be carried out by a number of methods. Methods associated with machine learning and self-learning technologies may not be suitable for some applications (for example, during rescue operations) when it is necessary to quickly search for the target position of the gripper for an a priori unknown object, about which there is no relevant information in the robot database. Therefore, for this problem, heuristic approaches – for example, genetic algorithms – seem to be applicable. The objectives of this work are to implement a search based on a continuous genetic algorithm for the target position of the robot gripper including collision avoidance and study its performance under virtual simulation.

Methods. A heuristic search algorithm (continuous genetic algorithm) is used. The complex scene analysis algorithm uses classical image processing methods. In order to evaluate the effectiveness of the algorithm, virtual simulation is used.

Results. The possibility of using a continuous genetic algorithm is analyzed in the problem of grasping an object of an a priori unknown shape avoiding collisions with other objects of a static scene. A complex scene analysis algorithm and implementation of a continuous genetic algorithm are presented for finding the target position of the gripper of a Kuka LBR iiwa 7 R800 robotic control system with redundant kinematics. The results of an experimental virtual simulation of the obtained algorithm are presented.

Conclusions. The conducted research demonstrates the effectiveness of the continuous genetic algorithm in obtaining the target position of the gripper of the robotic manipulator under conditions when the static scene represents randomly located objects of various shapes.

Keywords: continuous genetic algorithm, grasping of objects of unknown shape, positioning of gripper, collision avoidance, robotic manipulator

• Submitted: 17.03.2022 • Revised: 12.04.2022 • Accepted: 26.10.2022

For citation: Voronkov A.D., Diane S.A.K. Continuous genetic algorithm for grasping an object of a priori unknown shape by a robotic manipulator. *Russ. Technol. J.* 2023;11(1):18–30. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-1-18-30>

Financial disclosure: The authors have no a financial or property interest in any material or method mentioned.

The authors declare no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Зачастую актуальные задачи современной манипуляционной робототехники подразумевают функционирование робота внутри помещения. В этих условиях робот может столкнуться с большим количеством объектов априорно неизвестной формы, цвета, текстуры. Источником значительного объема исходных данных для задач робототехники являются изображения, полученные с помощью RGBD-камер¹. Среди задач манипуляционной робототехники, для решения которых достаточно наличия одной RGBD-камеры, наиболее актуальными являются: уборка помещения, аварийно-спасательные работы, работа с продукцией на конвейерной ленте. Все эти задачи не требуют от управляющей системы верхнего уровня определять принадлежность объектов к какому-либо классу. Таким образом, в настоящий момент актуальна задача взаимодействия манипуляционных роботов с объектами рабочей области, форма, класс и текстура которых неизвестны заранее. Решение этой задачи позволило бы манипуляционным роботам эффективнее взаимодействовать с десятками различных объектов, которые встречаются в окружающем мире. Задача корректного позиционирования рабочего органа манипуляционного робота играет ключевую роль во взаимодействии робота со сценой.

Можно утверждать, что модели, методы и алгоритмы для захвата и переноса априорно неизвестных объектов, работающие на основе RGBD-изображения, открывают широкие возможности для таких сфер, как сервисная робототехника и специальная робототехника для выполнения аварийно-спасательных работ. Эти возможности могут быть использованы, когда робот работает в неподготовленных и неконтролируемых условиях реального мира.

¹ RGBD-камера – сенсор, широко используемый в робототехнике, обеспечивающий помимо цветного изображения окружающего пространства информацию о глубине, т.е. информацию о расстоянии от камеры до препятствия для каждого пикселя. [An RGBD camera is a sensor widely used in robotics that provides, in addition to a color image of the environment, depth information, i.e., information about the distance from the camera to the obstacle for each pixel.]

СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ РАССМАТРИВАЕМОЙ ПРОБЛЕМЫ

Рассматриваемая проблема осуществления захвата априорно неизвестного объекта манипуляционным роботом комплексна, т.к. она включает в себя необходимость обработки данных с сенсоров, процесс анализа сцены, оценку планируемого захвата в соответствии с некоторыми критериями, необходимость минимизации временных затрат на поиск вариантов положений захватного устройства. Множество исследовательских работ посвящено решению задачи захвата априорно неизвестных объектов с избеганием столкновений [1–4]. Ее полноценное решение включает в себя выполнение ряда подзадач, среди которых могут быть: сегментация априорно неизвестных объектов на RGBD-изображении, реконструкция формы объектов, определение положения и ориентации выделенных априорно неизвестных объектов, синтез гипотез об оптимальном расположении захватного устройства с избеганием столкновений.

В исследованиях [1, 5] авторы прибегают к аппроксимации формы захватного устройства с помощью математической модели смещенного и ориентированного цилиндра, что впоследствии используется для синтеза возможных положений захватного устройства и отборе оптимального. В работах отмечается, что большинство существующих подходов, анализирующих RGBD-изображение, выделяют плоскую поверхность стола или пола, на котором расположены предметы, с помощью RANSAC². Это позволяет избежать этапа сегментации всей сцены с помощью нейронной сети и получить набор кластеров точек, которые отражают предметы на поверхности. Помимо этого, авторы делят подходы к анализу сцены при захвате неизвестных объектов на глобальные – такие, где подбор положения схвата совершается на основе реконструированной 3D-модели объекта, и локальные – которые полагаются на границы, сегменты объектов на изображении. В данном

² RANSAC (random sample consensus) – итерационный алгоритм оценки параметров математической модели с использованием случайных выборок из исходных данных. [Random sample consensus (RANSAC) is an iterative algorithm for estimating the parameters of a mathematical model using random samples from initial data.]

контексте предлагаемый в настоящей работе подход является по большей части глобальным, т.к. поиск целевого положения захватного устройства осуществляется на основе выделенного подмножества облака точек. Работа с трехмерными данными (облако точек), увеличивает время поиска решения, но позволяет проводить проверку наличия столкновений схвата с предметами сцены.

Основой для синтеза захватных конфигураций робота может стать информация о сегментах всех видимых отдельных объектов статической сцены. Для этого в работе [6] исследована сегментация объектов без априорного знания их классов. Используется иерархическая структура нейронной сети. При таком подходе нейронная сеть способна сегментировать видимые части объектов, выделять прогнозируемые полные сегменты объектов, включающие их скрытые части, и сегментировать «загороженные» области объектов на RGBD-изображении. Иерархичность заключается в том, что каждая новая единица информации получается на основе предыдущих, что составляет новизну подхода. Манипуляционный робот, использующий подобную нейронную сеть, способен достать целевой предмет из кучи предметов. Для этого он один за другим убирает предметы, загромождающие целевой предмет, получая целевое положение манипулятора с помощью нейронной сети Contact-GraspNet [2], генерирующей положение и ориентацию параллельного захватного устройства, до тех пор, пока у целевого предмета имеются «загороженные» области. Таким образом, достигается последовательный захват и перенос предметов, препятствующих доступу к целевому предмету, а затем и захват самого целевого предмета.

Реконструкция выделенных объектов также является предметом большого количества исследований. Реконструированная модель объекта позволяет синтезировать множество вариантов расположения захватного устройства относительно нее, после чего выбирается оптимальный вариант. Так, задача может быть решена с помощью аппроксимации найденного подмножества облака точек моделью суперквадрика или моделью тела-примитива, реконструкции с помощью алгоритма машинного обучения, анализирующего часть поверхности.

В работе [7] используется подход, основанный на замене выделенного и обработанного подмножества облака точек, отражающего отдельный объект, на тело-суперквадрик. Все возможные конфигурации членов семейства суперквадриков описываются одиннадцатью параметрами. В ходе работы алгоритма выделяются плоскость стола и кластеры точек, принадлежащих отдельным предметам. Для обеспечения надежного захвата используются 2 критерия: размещение захватного устройства как можно ближе

к центроиду суперквадрика и размещение точек касания в местах с наименьшей кривизной поверхности. Захват предмета осуществляется путем синтеза набора возможных захватов и выбора первого достижимого захвата.

Исследование [8] предлагает подход к захвату предметов любой формы путем их представления в виде набора тел-примитивов, таких как сферы, цилиндры, прямоугольные параллелепипеды и конусы. Подход основывается на логике поведения человека при попытке взять предмет. Также в работе рассмотрен набор правил, которые описывают стартовые положения захватного устройства относительно тела-примитива. Таким образом, обобщающая информация о требуемом расположении захватного устройства может быть заложена в управляющую систему верхнего уровня заранее.

В работе [9] исследуется возможность реконструкции сцены, полученной на основе изображения глубины с одной позиции камеры. Для полученного неполного представления сцены алгоритм «случайного леса» сопоставляет каждой 3D-точке, полученной из Depth-изображения, предсказание значений TSDF-функции³ для ее окрестности. Массив таких предсказаний формирует результирующую поверхность. Обучающая выборка формируется из 3D-модели сцены. Данная работа интересна тем, что в ней не используется информация о классах объектов, которые содержит сцена. Это дает большое преимущество, поскольку в этом случае решение может быть применено для реконструкции формы отдельного объекта.

Непрерывный генетический алгоритм представляет собой классическую версию генетического алгоритма за тем исключением, что гены особей являются вещественными числами [10]. Таким образом, сама особь популяции – это вектор вещественных чисел, который содержит решение задачи. Такой подход позволяет осуществлять поиск решения в непрерывном пространстве решений, что предпочтительнее для ряда задач. Непрерывный генетический алгоритм пригоден для решения задачи поиска положения и ориентации в пространстве, удовлетворяющих некоторому критерию.

В работе [11] авторами предлагается метод определения положения и ориентации объекта с недеформируемой структурой по черно-белому снимку объекта и известной заранее 3D-модели объекта.

³ TSDF (truncated signed distance function) – функция для представления трехмерной поверхности в виде воксельной сетки, каждый воксель которой помечается расстоянием до ближайшей поверхности. [Truncated signed distance function (TSDF) is a function for representing a three-dimensional surface as a voxel grid, each voxel being marked by the distance to the nearest surface.]

Исходными данными являются набор ключевых точек, найденных на черно-белом снимке объекта алгоритмом для детектирования SUSAN⁴, и 3D-модель объекта с множеством отмеченных на ней ключевых точек. В качестве генов хромосомы особи авторы использовали три угла Эйлера α , β , γ и три проекции вектора переноса T_x , T_y , T_z . Функция приспособленности вычислялась как среднее значение расстояния между каждой ключевой точкой, распознанной алгоритмом SUSAN, и ближайшей к ней ключевой точкой модели, спроецированной на плоскость изображения. В результате генетическим алгоритмом были подобраны такие решения, при которых ключевые точки смоделированного объекта совпадали с исходными. Критерий окончания работы алгоритма – пороговое значение среднего расстояния, при котором визуально положение и ориентация были найдены правильно, определялся экспериментальным путем. В схеме алгоритма использовалось одноточечное скрещивание, отбор методом вращения рулеточного колеса, элитная поколенческая репродукция – переход наиболее приспособленной особи текущего поколения в следующее поколение⁵.

Пример локального подхода в терминологии [5] представлен в работе [12]. Здесь авторы используют в качестве исходных данных 2D-изображение глубины. На основе поиска граней объектов определяется положение и ориентация захватного устройства робота. Недостатком подхода является отсутствие избегания столкновений с другими препятствиями, достоинством – высокая скорость работы.

Работы [3] и [13] также используют подходы, основанные на применении нейронных сетей. В [3] на основе TSDF-представления сцены сверточная нейронная сеть за один проход осуществляет вычисление предполагаемого качественного показателя захвата, ориентации и ширины открытия захватного устройства для каждого вокселя сцены. Для этого нейронная сеть была обучена на достоверных данных, полученных в симуляторе. В работе [13] для сегментации априорно неизвестных объектов

нейронная сеть выдает карту признаков, которая отражает, где на изображении сосредоточены области с одинаковыми свойствами. Затем на основе этой карты алгоритм кластеризации определяет количество кластеров на изображении и выдает информацию о результирующих сегментах. Данные о сегментах априорно неизвестных объектов могут быть основой для дальнейшего анализа сцены с целью поиска целевого положения захватного устройства.

В рамках решения задачи анализа сложной сцены для взаимодействия манипуляционного робота с априорно неизвестными объектами сцены также разработаны несколько обучающих наборов данных, таких как The Object Segmentation Database. Датасет предназначен для обучения нейронных сетей в задаче сегментации хаотично расположенных неизвестных объектов разной формы и содержит 111 единиц данных, которые представляют собой RGB-изображение сцены, Depth-изображение и информацию о сегментации. Сегментированные объекты отнесены только к одному классу – «объект», а на тренировочных изображениях выделены все экземпляры данного класса по отдельности. Каждый элемент данного датасета состоит из RGB-изображения, изображения глубины и проаннотированного изображения с сегментами объектов. Сцены, представленные в датасете, состоят из нескольких хаотично расположенных предметов разной формы и текстуры.

Таким образом, задача, рассматриваемая в статье, является актуальной, т.к. позволяет с помощью эвристического подхода найти требуемое положение захватного устройства за несколько эпох генетического алгоритма.

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ПОИСКА ЦЕЛЕВОГО ПОЛОЖЕНИЯ ЗАХВАТНОГО УСТРОЙСТВА В СЛОЖНОЙ СЦЕНЕ

В данной работе для поиска целевого положения захватного устройства в сложной сцене с хаотично расположенными объектами неизвестной формы использовался непрерывный генетический алгоритм. Общий алгоритм состоит из нескольких этапов, отраженных на рис. 1. Как видно, в начале работы алгоритма производится генерация случайной сцены, состоящей из различных хаотично расположенных объектов. Затем манипуляционный робот Kuka LBR iiwa 7 R800 (производитель – компания KUKA, Германия) перемещается в такую predetermined конфигурацию, чтобы оптическая ось RGBD-камеры, закрепленной на захватном устройстве, была направлена перпендикулярно плоскости сцены. В этом положении RGBD-камера делает RGB- и Depth-снимки сцены. Полученные изображения обрабатываются

⁴ SUSAN – алгоритм для детектирования признаков на изображении, анализирующий яркостные изменения в локальной окрестности рассматриваемой точки. [SUSAN is an algorithm for detecting features in an image that analyses brightness changes in the local neighborhood of the considered point.]

⁵ Батищев Д.И., Неймарк Е.А., Старостин Н.В. *Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации*. Учебно-методические материалы по программе повышения квалификации «Информационные технологии и компьютерное моделирование в прикладной математике». Нижний Новгород: ННГУ; 2007. 85 с. [Batishchev D.I., Neimark E.A., Starostin N.V. *Application of genetic algorithms to solving discrete optimization problems*. Teaching and methodological materials for the advanced training program “Information technology and computer modeling in applied mathematics.” Nizhny Novgorod: UNN; 2007. 85 p. (in Russ.).]

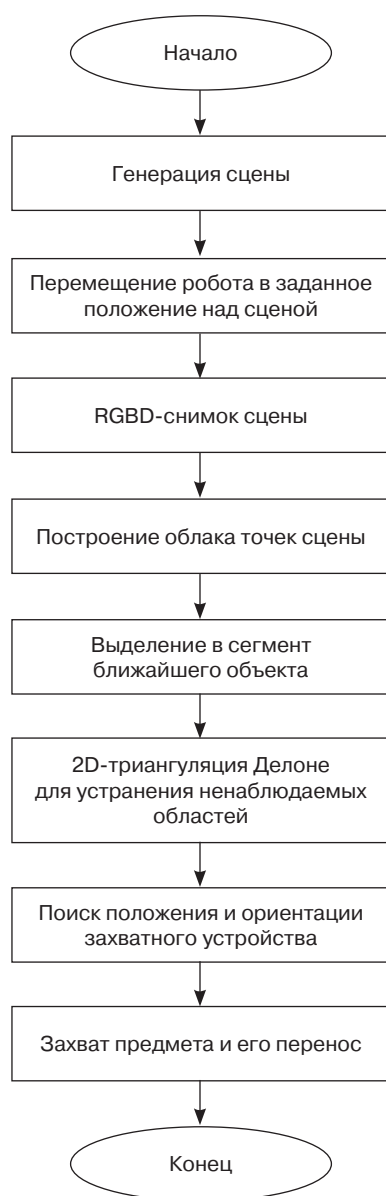


Рис. 1. Общая схема алгоритма

для формирования RGBD-изображения, подаваемого на вход нейронной сети с архитектурой U-Net, выходные данные которой также обрабатываются и представляют собой сегмент ближайшего к камере объекта, который далее рассматривается как целевой. На основе Depth-изображения строится облако точек сцены, которое делится на 2 подмножества на основе информации о сегменте целевого объекта. В подмножестве облака точек объекта и препятствия с помощью 2D-триангуляции Делоне устраняются ненаблюдаемые области. Затем с помощью непрерывного генетического алгоритма осуществляется поиск положения захватного устройства для захвата целевого объекта. Для достижения целевой точки робот перемещается вначале в предзахватное положение, затем итеративно смещает захватное устройство по направлению к объекту до достижения целевого положения. Захваченный объект переносится в целевую область для объектов. Описанные этапы более подробно рассматриваются далее.

Исходными данными является RGBD-изображение с камеры, закрепленной на схвате робота. Результатом работы алгоритма является вектор обобщенных координат, описывающий углы приводов робота, при которых возможен захват целевого объекта.

Для создания хаотичной сцены были смоделированы 20 объектов, таких как кирпичи, камни, балки и др. Объекты имеют однородную текстуру, разную форму, в т.ч. несимметричную, и соответствующие параметры массы. В процессе генерации сцены алгоритмом случайно выбирался объект, добавлялся на сцену, к нему применялось вращение и смещение, после чего алгоритм ожидал 10 с, чтобы в симуляторе предмет упал и перестал двигаться. Таким образом, достигалось наличие в нужной области сцены заданного количества случайно выбранных и хаотично расположенных объектов. На рис. 2. представлены объекты и сгенерированная случайная сцена.

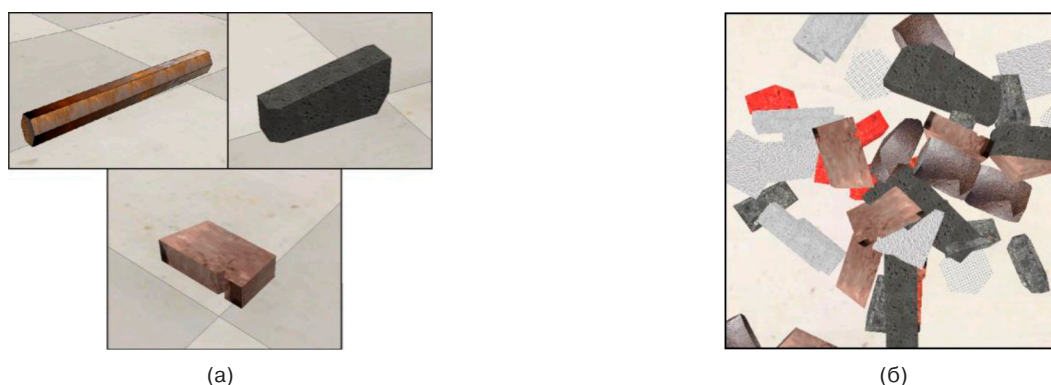


Рис. 2. Создание хаотичной сцены:

(а) модели отдельных объектов сцены; (б) сгенерированная случайная сцена

После формирования случайной сцены манипуляционный робот перемещался в начальное положение, которое было задано предопределенным вектором обобщенных координат. На основе RGB- и Depth-снимков сцены производилось построение облака точек и формировались данные, подаваемые на вход нейронной сети с архитектурой U-Net [14]. Нейронная сеть была предварительно обучена сегментации ближайшего объекта на RGBD-изображении по собранной с помощью симулятора и проаннотированной обучающей выборке. Необходимо было обработать как данные перед подачей на вход нейронной сети, так и полученные данные с выхода нейронной сети. Этапы обработки представлены на рис. 3. Как видно из рисунка, предварительная обработка заключалась в поиске точки Depth-изображения с минимальным значением расстояния, кадрировании участка изображения с этой точкой в центре, формировании 4-канального RGBD-изображения из RGB- и Depth-изображений, масштабировании до размера входного слоя нейронной сети 256×256 и нормализации. Окончательная обработка требовалась для устранения ложных сегментов, обнаруженных нейронной сетью. Для этого выход нейронной сети с порогом $t = 0.5$ преобразовывался в бинарную маску, морфологические операторы дилатации и эрозии удаляли малые ошибочно сегментированные области,

за истинный сегмент принимался наибольший по площади сегмент.

Для увеличения скорости работы алгоритма строилась только часть облака точек вблизи выделенного сегмента. Ввиду того, что изображение глубины, полученное с одного положения камеры, являлось единственным источником данных для построения облака точек, в построенном облаке существовали ненаблюдаемые области. Это могло бы помешать генетическому алгоритму верно оценивать приспособленность особи и осуществлять поиск корректного положения захватного устройства. Для решения этой проблемы облако точек на основе выделенного сегмента разделялось на 2 подмножества: подмножество точек, принадлежащих препятствию, и подмножество точек, принадлежащих целевому объекту. Далее с помощью двумерной триангуляции Делоне достраивались полигоны между точками. Полученные модели с полигонами затем подавались на вход алгоритма, преобразующего 3D-модель в облако точек. Полученные 2 облака точек не содержали ненаблюдаемых областей и были пригодны для работы непрерывного генетического алгоритма (рис. 4).

Положение и ориентация рабочего инструмента манипуляционного робота относительно базовой системы координат однозначно описываются вектором из 6 параметров: 3 проекции вектора переноса

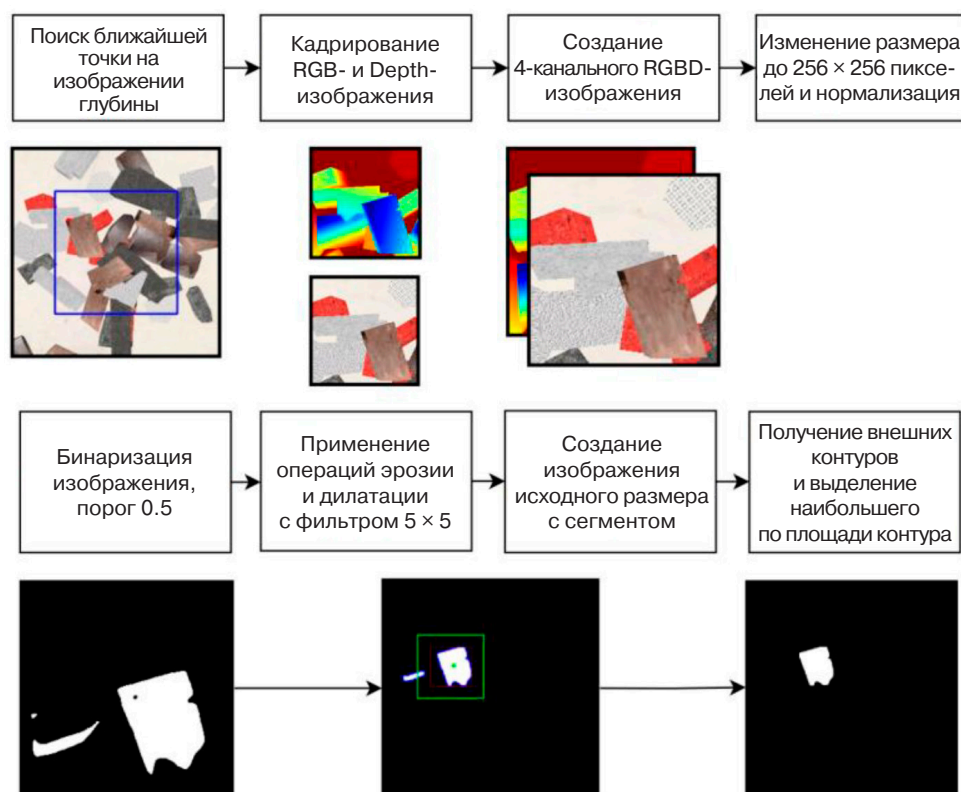


Рис. 3. Предварительная и окончательная обработка данных для сегментирующей нейронной сети с архитектурой U-Net



Рис. 4. Преобразование облака точек с целью устранения ненаблюдаемых областей

и 3 угла Тейта – Брайана, описывающих последовательные повороты объекта в порядке ZYX – эти 6 вещественных чисел составляют хромосому особи. Для работы генетического алгоритма использовалась 3D-модель захватного устройства. Была задана область детекции, внутри которой должен располагаться целевой объект для захвата. Для уменьшения временных затрат на работу с 3D-моделью захватного устройства она была аппроксимирована низкополигональной моделью, повторяющей геометрию исходной модели (рис. 5).

Для вычисления приспособленности особи используется вычисление количества точек целевого объекта и препятствия, находящихся внутри модели схвата и области детекции захвата. Для этого использовался алгоритм на основе метода бросания лучей, определяющего факт расположения точки внутри замкнутой трехмерной поверхности. Для того чтобы полученное положение рабочего органа было ориентировано вертикально, были заданы желаемые интервалы для углов поворота относительно осей X и Y : $-20^\circ < \alpha_g < 20^\circ$, $-20^\circ < \beta_g < 20^\circ$. При вычислении функции приспособленности учитывался выход за границы этих интервалов. Приспособленность особи вычислялась по формуле:

$$F(p) = \begin{cases} 1000 + x, & \text{если } O_{\text{inside gr}} > 0 \text{ или } I_{\text{inside gr}} > 0, \\ 500 + x, & \text{если } O_{\text{inside gr}} = 0 \text{ и } I_{\text{inside gr}} = 0 \text{ и } I_{\text{inside vol}} = 0, \\ \frac{1}{I_{\text{inside vol}}} + x, & \text{если } I_{\text{inside vol}} > 0 \text{ и } O_{\text{inside gr}} = 0 \text{ и } I_{\text{inside gr}} = 0, \end{cases}$$

где x – сумма абсолютных величин превышения подобранных углов α и β над заданными интервалами; $O_{\text{inside gr}}$ – количество точек облака точек препятствия внутри модели схвата; $I_{\text{inside vol}}$ – количество точек объекта внутри области детекции; $I_{\text{inside gr}}$ – количество точек объекта внутри модели схвата.

Использованные генетические операторы скрещивания и мутации представлены на рис. 6. Как

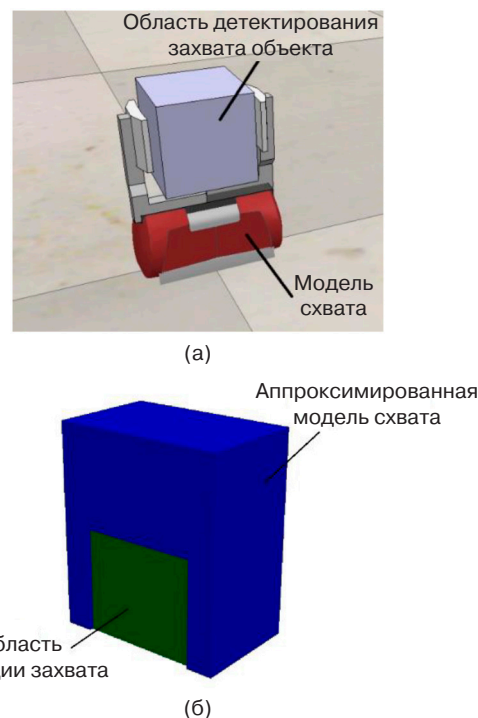


Рис. 5. Модели захватного устройства:
(а) исходная модель, (б) аппроксимированная модель

видно из рисунка, оператор скрещивания представляет собой поэлементную взвешенную сумму генов двух исходных родительских хромосом, причем весовой коэффициент является случайным числом. Оператор мутации, предназначенный для внесения случайных изменений в хромосому особи, представлен в 3 вариациях: внесение случайного изменения каждого гена исходной хромосомы с вероятностью 50%, внесение изменения случайно выбранного гена каждой логической подгруппы генов и внесение изменения одного случайно выбранного гена. Выбор оператора мутации производится с равной вероятностью.

В реализованном непрерывном генетическом алгоритме была использована следующая схема:

- построение начальной популяции вблизи центральной точки сегментированного объекта;
- размер популяции: 34 особи;
- для скрещивания отбираются 16 особей: 10 лучших и 6 случайных;

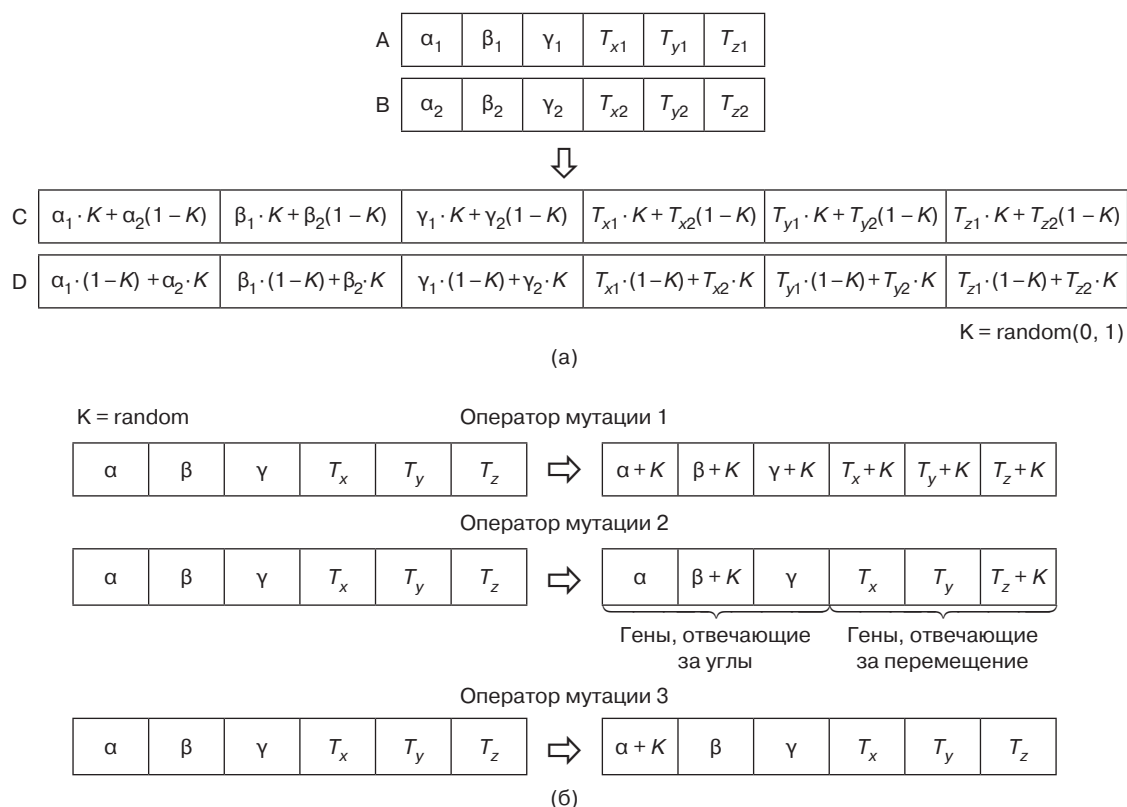


Рис. 6. Генетические операторы: (а) оператор скрещивания, (б) набор операторов мутации

- пары для скрещивания составляются случайным образом. Каждая пара особей скрещивается дважды, давая 4 потомка;
- потомки подвергаются мутации с вероятностью 30%, при этом тип мутации выбирается с равной вероятностью;
- элитная поколенческая репродукция: 2 наиболее приспособленные особи предыдущего поколения копируются в следующее поколение и не подвергаются мутации;
- критерий окончания работы алгоритма – достижение заданного количества эпох или достижение определенного значения функции приспособленности.

В качестве критериев остановки поиска решения генетическим алгоритмом были выбраны следующие условия:

- количество точек объекта, находящихся внутри области детектирования захвата, составляет более 40% от их общего количества;
- прошло более 50 эпох.

Критерии остановки поиска были выбраны, исходя из анализа результатов моделирования манипуляционного робота. В ходе ряда запусков алгоритма с разными целевыми объектами было замечено, что пороговое значение доли точек объекта, находящихся в области детектирования захвата, от общего числа точек, равное 40%, в большинстве случаев обеспечивает успешный захват объекта.

В то же время выбранное предельное количество эпох алгоритма, равное 50, обеспечивает баланс между скоростью работы и вероятностью нахождения решения, при том, что в большинстве случаев поиск положения захватного устройства для успешного захвата объекта занимал значительно меньше 50 эпох.

Целевое положение и целевая ориентация захватного устройства определяются особью с наибольшей степенью приспособленности в конце работы генетического алгоритма. На основе этих данных вычисляется предзахватное положение путем смещения полученного положения по оси OZ на -0.1 м. Затем с помощью решения обратной задачи кинематики вычисляются углы приводов для десяти промежуточных положений захватного устройства между предзахватным положением и целевым. Для захвата объекта робот приближает схват путем последовательной уставки на приводы углов для каждого промежуточного положения. Таким образом достигается приближение вдоль вектора для избежания столкновений с другими объектами сцены. Робот с захваченным объектом перемещается в положение над целевой областью с помощью заранее определенного вектора обобщенных координат, и схват открывается. Для решения обратной задачи кинематики была использована процедура `least_squares` Python-библиотеки `SciPy`, реализующая нелинейный метод наименьших квадратов, при котором

осуществляется поиск минимума целевой функции нескольких переменных:

$$F(\mathbf{Q}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^4 \left(A_{ij}^{08}(\mathbf{Q}) - A_{ij}^{08_goal} \right)^2,$$

где $A^{08}(\mathbf{Q})$ – однородная матрица преобразования, описывающая переход от мировой системы координат к системе координат, закрепленной на схвате, вычисленная на основе вектора обобщенных координат \mathbf{Q} , найденного численным методом и представляющего собой матрицу из 1 столбца и 7 строк, элементами которой являются углы сочленений манипуляционного робота; A^{08_goal} – целевая однородная матрица преобразования, вычисленная с помощью заданного положения и ориентации.

Таким образом, можно определить допущения, сделанные в процессе разработки алгоритма: предполагается, что объекты сцены имеют однородную текстуру и не деформируемы; одно из измерений каждого объекта сцены меньше, чем максимальная ширина открытия захватного устройств; все объекты находятся в рабочей области робота; аппроксимированная модель захватного устройства имеет максимальную ширину открытия.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ОЦЕНКА МЕТОДА

Для моделирования взаимодействия манипуляционного робота с объектами сложной визуальной сцены была разработана виртуальная сцена в симуляторе CoppeliaSim. Ее исходный вид представлен на рис. 7. Сцена представляет собой модель

манипуляционного робота Kuka LBR iiwa 7 R800 с закрепленной на захватном устройстве RGBD-камерой разрешением 512×512 пикселей и модулем рассеянного освещения, предназначенным для придания RGB-изображению однородности путем устранения теней. Присутствует исходная зона для генерации сцены и целевая зона.

Для исследования работоспособности непрерывного генетического алгоритма при поиске целевого положения захватного устройства было проведено 5 экспериментальных запусков алгоритма на сгенерированной сцене. Процесс захвата одного объекта представлен на рис. 8. Графики сходимости непрерывного генетического алгоритма представлены на рис. 9. Как видно из графиков, во всех экспериментальных запусках алгоритм сошелся к удовлетворительному решению менее, чем за 31 эпоху. Начальная приспособленность лучшей особи в большинстве случаев была высокой, т.к. особи начальной популяции создавались в окрестности центральной точки сегментированного объекта, и ширина открытия захватного устройства у аппроксимированной модели была максимальной. Это увеличивало вероятность того, что часть облака точек объекта у созданной особи находилась в области детекции захвата, и захватное устройство не сталкивалось с объектом. Увеличение времени сходимости алгоритма связано с увеличением размеров целевого объекта, т.к. в этом случае генетическому алгоритму требуется большее количество итераций чтобы найти положение захватного устройства без столкновений с облаком точек объекта. Среднее время сходимости составило 1.9 секунды на компьютере, оснащенный процессором AMD Ryzen 5 3500U, графический процессор не задействовался.

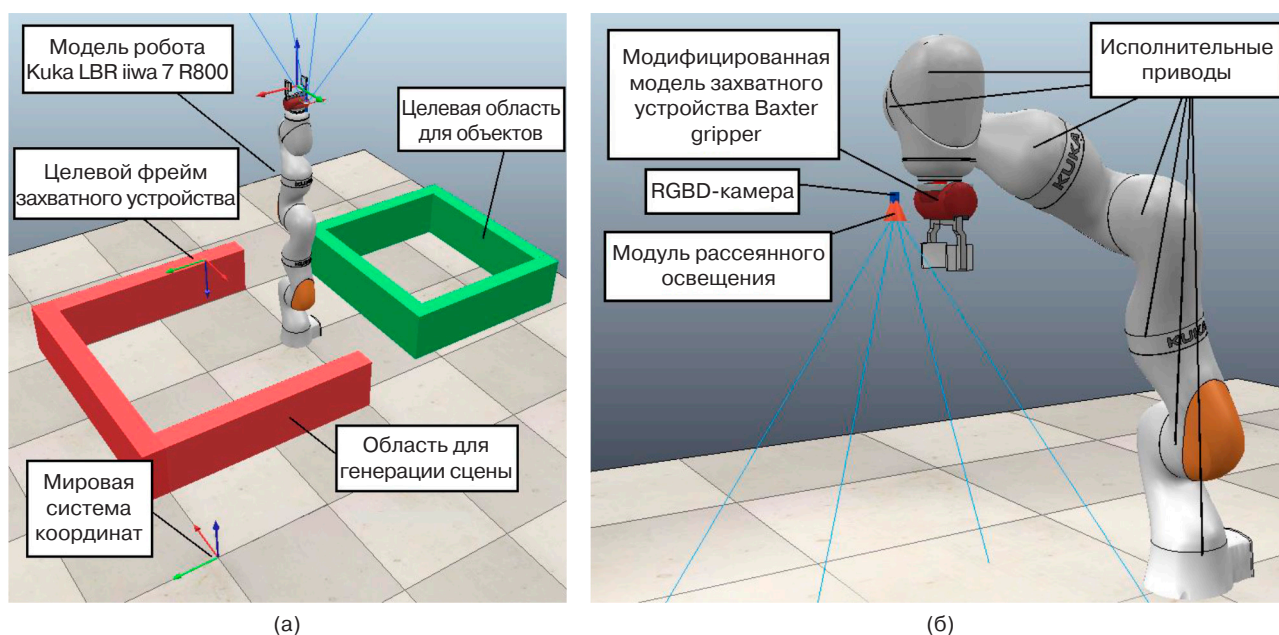


Рис. 7. Сцена для проведения моделирования: (а) состав сцены, (б) модель робота

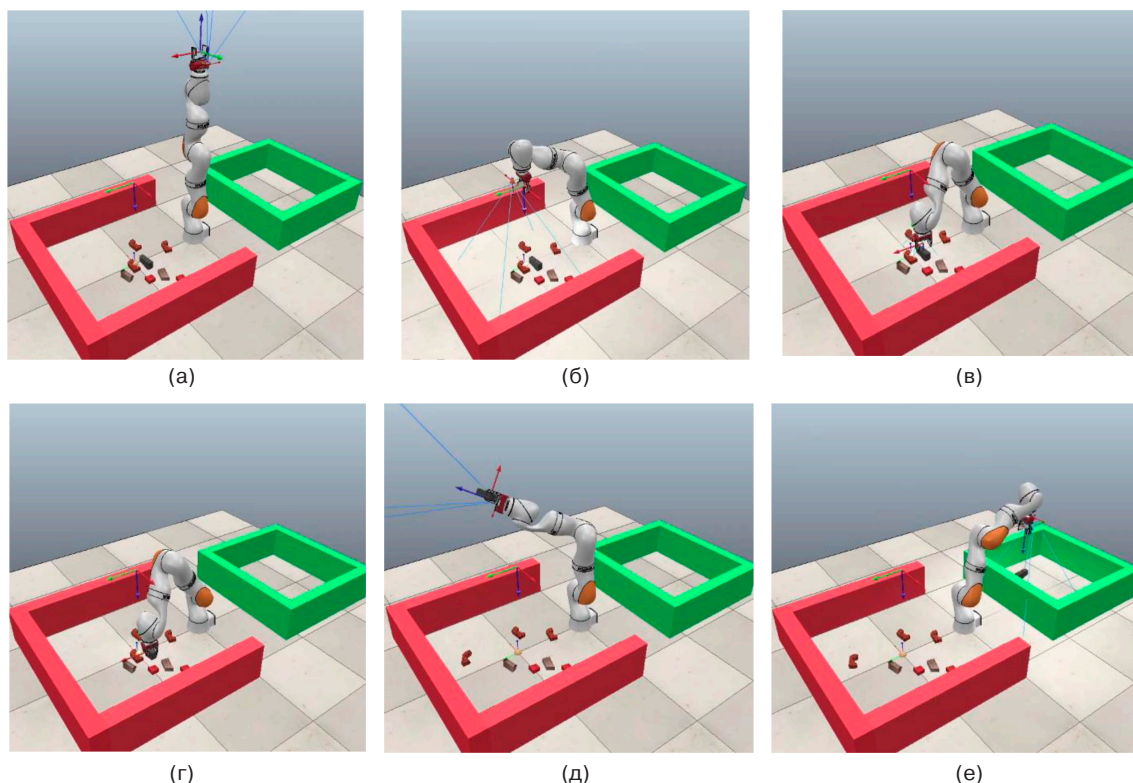


Рис. 8. Процесс захвата одного объекта: (а) конфигурация робота на старте программы, (б) конфигурация робота для получения RGB- и Depth-изображений сцены, (в) предзахватная конфигурация, (г) последняя промежуточная конфигурация, (д) перемещение в конечное положения, (е) конфигурация для сброса объекта в целевую область

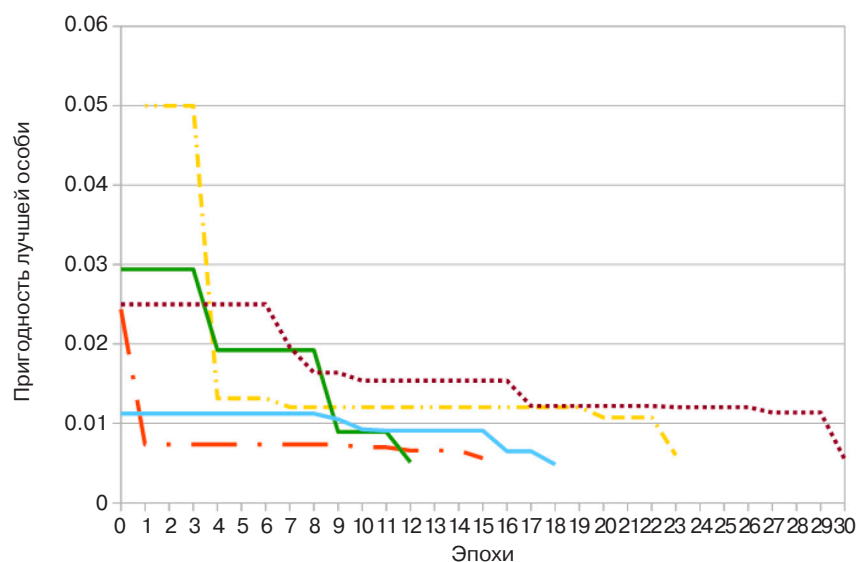


Рис. 9. Графики сходимости

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанное программное обеспечение, реализующее анализ RGBD-изображения сцены, позволяет утверждать, что генетический алгоритм может быть применим в задаче поиска целевого положения захватного устройства. Достоинствами разработанного решения являются возможность

работы на основе облака точек, полученного с одного положения камеры, и функционал для устранения ненаблюдаемых областей. Большую роль играют генетические операторы и реализация функции приспособленности, т.к. время их вычисления напрямую влияет на среднюю скорость поиска решения и должно быть минимальным. Поэтому были приняты меры для повышения скорости работы алгоритма:

использование подмножества исходного облака точек и аппроксимация захватного устройства примитивной низкополигональной моделью.

Существуют возможности усовершенствования полученного решения. В частности, исследование [5] явно указывает, что камера, закрепленная на конечном звене робота, является преимуществом по сравнению с камерой, закрепленной над сценой, т.к. появляется возможность построения более детального облака точек сцены с нескольких позиций по заранее заданной траектории сканирования. Построение облака точек на основе RGBD-снимков с нескольких позиций камеры позволит строить его более информативно и по большей части не использовать триангуляцию Делоне для достраивания облака. Также в ряде работ [4, 15] используется параллельность действий, когда во время движения робота в некоторое промежуточное положение над сценой выполняются вычисления с целью поиска целевого положения захватного устройства. Наконец, представляет интерес исследование оптимальной схемы генетического алгоритма в терминах количества особей популяции, наиболее эффективного оператора скрещивания и мутации.

Новизна полученных результатов заключается в исследовании применимости непрерывного генетического алгоритма в задаче позиционирования рабочего органа манипуляционного робота. Результаты исследования могут быть использованы для решения задач позиционирования манипуляционного робота в среде с априорно неизвестными объектами. Примерами таких задач может служить уборка помещения, работа на складе, разбор завалов.

Вклад авторов

А.Д. Воронков – участвовал в разработке концепции применения непрерывного генетического алгоритма в задаче позиционирования захватного устройства манипулятора; разработал алгоритмическое и программное обеспечение, реализующее непрерывный генетический алгоритм и комплексный алгоритм анализа сцены; участвовал в составлении текста и внесении правок в статью.

С.А.К. Диане – участвовал в разработке концепции применения непрерывного генетического алгоритма; предложил сценарий финального эксперимента; осуществлял научное руководство; участвовал в составлении текста и внесении правок в статью.

Authors' contributions

A.D. Voronkov participated in the development of the concept of using a continuous genetic algorithm in the task of positioning the gripper of the manipulator; developed algorithmic and software implementing a continuous genetic algorithm and a complex algorithm for scene analysis; participated in the drafting of the text and making edits to the article.

S.A.K. Diane participated in the development of the concept of the application of the continuous genetic algorithm; proposed the scenario of the final experiment; provided scientific guidance; participated in the drafting of the text and making edits to the article.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Lei Q., Wisse M. Fast grasping of unknown objects using cylinder searching on a single point cloud. In: *Ninth International Conference on Machine Vision (ICMV 2016)*. 2016. V. 10341. <https://doi.org/10.1117/12.2268422>
2. Sundermeyer M., Mousavian A., Triebel R., Fox D. *Contact-GraspNet: efficient 6-DoF grasp generation in cluttered scenes*. arXiv [Preprint]. 2021. 7 p. Available from URL: <https://arxiv.org/abs/2103.14127>
3. Breyer M., Chung J., Ott L., Siegwart R., Nieto J. Volumetric grasping network: Real-time 6 DOF grasp detection in clutter. In: *4th Conference on Robot Learning (CoRL 2020)*. P. 1602–1611. Available from URL: <https://proceedings.mlr.press/v155/breyer21a/breyer21a.pdf>
4. Lippiello V., Ruggiero F., Siciliano B., Luigi V. Visual grasp planning for unknown objects using a multifingered robotic hand. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2013;18(3):1050–1059. <https://doi.org/10.1109/TMECH.2012.2195500>
5. Lei Q., Meijer J., Wisse M. A survey of unknown object grasping and our fast grasping algorithm-C shape grasping. In: *2017 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*. P. 150–157. <https://doi.org/10.1109/ICCAR.2017.7942677>
6. Back S., Lee J., Kim T., Noh S., Kang R., Bak S., Lee K. *Unseen object amodal instance segmentation via hierarchical occlusion modeling*. arXiv [Preprint]. 2021. 8 p. Available from URL: <https://arxiv.org/abs/2109.11103>
7. Abhijit M., Federico T., Perez-Gracia A. Grasping unknown objects in clutter by superquadric representation. In: *2018 Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC)*. P. 292–299. <https://doi.org/10.1109/IRC.2018.00062>
8. Miller A., Knoop S., Christensen H., Allen P. Automatic grasp planning using shape primitives. In: *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. P. 1824–1829. <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2003.1241860>
9. Firman M., Aodha O., Julier S., Gabriel J. Structured prediction of unobserved voxels from a single depth image. In: *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. P. 5431–5440. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.586>
10. Гридин В.Н., Солодовников В.И. Непрерывный генетический алгоритм предобработки данных осуществляющий поиск коэффициентов аппроксимирующей функции. *Новые информационные технологии в автоматизированных системах*. 2018;21:302–306. [Gridin V.N., Solodovnikov V.I. A continuous genetic data preprocessing algorithm searching coefficients of the approximating function. *Novye informatsionnye tekhnologii v avtomatizirovannykh sistemakh = New Information Technologies in Automated Systems*. 2018;21:302–306 (in Russ.).]
11. Rossi C., Abderrahim M., Diaz J. EvoPose: A model-based pose estimation algorithm with correspondences determination. *2005 IEEE International Conference Mechatronics and Automation*. V. 3. P. 1551–1556. <https://doi.org/10.1109/ICMA.2005.1626786>

12. Jabalameli A., Behal A. From single 2D depth image to gripper 6D pose estimation: A fast and robust algorithm for grabbing objects in cluttered scenes. *Robotics*. 2019;8(3):63. <https://doi.org/10.3390/robotics8030063>
13. Xiang Y., Xie C., Mousavian A., Fox D. Learning RGB-D feature embeddings for unseen object instance segmentation. In: *4th Conference on Robot Learning (CoRL 2020)*. P. 461–470. Available from URL: <https://proceedings.mlr.press/v155/xiang21a/xiang21a.pdf>
14. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. 2015. P. 234–241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
15. Dune C., Marchand E., Collewet C., Leroux C. Active rough shape estimation of unknown objects. In: *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. P. 3622–3627. <https://doi.org/10.1109/IROS.2008.4651005>

Об авторах

Воронков Андрей Дадашевич, аспирант кафедры проблем управления Института искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: a.voronkov.rtu@yandex.ru. <https://orcid.org/0000-0003-4688-9346>

Диане Секу Абдель Кадер, к.т.н., доцент кафедры проблем управления Института искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). Scopus Author ID 57188548666, ResearcherID T-5560-2017, <https://orcid.org/0000-0002-8690-6422>

About the authors

Andrey D. Voronkov, Postgraduate Student, Department of Control Problems, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: a.voronkov.rtu@yandex.ru. <https://orcid.org/0000-0003-4688-9346>

Sekou A.K. Diane, Cand. Sci. (Eng.), Assistant Professor, Department of Control Problems, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). Scopus Author ID 57188548666, ResearcherID T-5560-2017, <https://orcid.org/0000-0002-8690-6422>