DOI: 10.24892/RIJIE/20250303

Методика автоматического построения модели среды для задачи захвата априорно неизвестных объектов*

Воронков А.Д.
МИРЭА – Российский технологический университет
г. Москва, Российская Федерация
a.voronkov.rtu@yandex.ru

Аннотация. **Нейросетевые модели и методы обработки информации занимают одно из ключевых мест в современной манипуляционной робототехнике благодаря своей способности эффективно обрабатывать сложные данные и обобщать накопленный опыт на новые условия. В частности, большое распространение получили нейронные сети для обработки трехмерных данных, позволяющие извлечь полезную информацию об объектах внешней среды. Однако для корректной работы таких методов часто требуется детализированное облако точек внешней среды. Эта задача становится особенно актуальной при работе манипуляционного робота в априорно неизвестной среде, где необходимо предварительно осуществить построение некоторого представления окружающего пространства с помощью RGB-D камеры, закрепленной на конечном звене робота. Подобные задачи возникают в различных прикладных областях, таких как ликвидация последствий природных и техногенных катастроф, автоматизация складских процессов, включая захват и манипулирование новыми объектами. В данной работе представлена методика автоматического построения модели внешней среды, основанная на комбинации адаптивного алгоритма управления манипуляционным роботом и нейросетевого алгоритма обработки визуальной информации. Решается задача построения такой модели среды, которая была бы пригодна для ее использования в нейросетевых алгоритмах обработки информации для синтеза захватов на уровне контактных точек. Адаптивный алгоритм управления роботом обеспечивает перемещение RGB-D камеры с учетом изменений в текущей модели среды, вносимых новыми RGB-D изображениями. Нейросетевой алгоритм обработки информации позволяет сегментировать априорно неизвестные объекты сцены за счет кластерного анализа извлеченных признаков.**

Ключевые слова: **методика построения модели среды, адаптивный алгоритм, RGB-D камера, система восприятия, нейросетевая сегментация облака точек.**

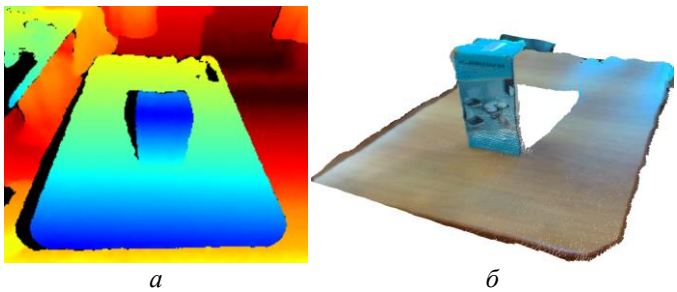
Введение

С развитием манипуляционной робототехники открываются широкие перспективы для автоматизации процессов захвата и манипулирования априорно неизвестными объектами. В соответствующей научной области известны различные подходы к синтезу захватов:

1. Вывод положения и ориентации захватного устройства [1, 2];
2. Вывод полной конфигурации захватного устройства [3, 4];
3. Выборка контактных точек на поверхности объекта [5, 6].

В отличие от первых двух групп подходов, планирование захвата на уровне контактных точек требует наличия детализированного облака точек, описывающего объект манипулирования. Это, в свою очередь, предполагает предварительное построение модели внешней среды. Кроме того, при планировании новой конфигурации робота необходимо учитывать как кинематические ограничения манипулятора, так и наличие препятствий в рабочей зоне. Эти факторы формируют основную проблематику и подчеркивают актуальность решаемой задачи.

Как правило, частичного облака точек, полученного с одного RGB-D кадра, недостаточно для создания детализированного представления внешней среды (рис. 1). Поэтому возникает необходимость в разработке специализированных алгоритмов управления движением робота, которые обеспечивают построение подробной модели среды. В большинстве существующих исследований, посвященных созданию моделей внешней среды в виде сегментированных RGBD-изображений или облаков точек, проблема решается путем размещения камеры в заранее заданных положениях [2, 6]. Однако такой подход не способен адаптироваться к сложной и априорно неизвестной геометрии окружающей среды, что ограничивает его применимость в реальных условиях.



а *б*

Рис. 1. Демонстрация искажений в изображении глубины: *а* – исходное изображение с камеры Intel RealSense D345 (разрешение кадра 640×480 пикселей); *б* – полученное облако точек

В рамках методики автоматического построения модели среды был разработан адаптивный алгоритм управления манипуляционным роботом, предназначенный для построения детализированного облака точек, описывающего внешнюю среду, и алгоритм нейросетевой обработки визу-

* Статья публикуется по рекомендации программного комитета Всероссийской научно-технической конференции "Пром-Инжиниринг", https://icie-rus.org

альной информации. В качестве основного источника данных используется RGB-D камера, закрепленная на захватном устройстве манипулятора (ЗУМ). Адаптивность реализуется на двух уровнях:

1. На стратегическом уровне информация, полученная на каждой итерации алгоритма, анализируется для определения новой оптимальной конфигурации робота;

2. На тактическом уровне осуществляется планирование траектории с учетом обновленной модели среды, что обеспечивает адаптацию к сложной геометрии априорно неизвестной среды и предотвращает столкновения с препятствиями.

Также был разработан алгоритм нейросетевой обработки визуальной информации. Данный алгоритм оперирует множеством супервокселей априорно неизвестных объектов на основе использования эвристического метода сегментации VCCS [7] и нейронной сети, основанной на архитектурах PointNet [8] и DGCNN [9].

Новизна предложенного подхода заключается в совокупности технических решений, включающих разработку адаптивного алгоритма управления роботом для исследования среды и нейросетевой архитектуры для обработки трехмерных данных.

Обзор разработок предметной области

Построение модели среды представляет собой фундаментальный этап при планировании задач захвата и манипулирования объектами. Модель внешней среды представляет собой структурированное представление окружающего пространства, которое может включать не только пространственные характеристики, но и дополнительные атрибуты точек. Для построения такой модели широко применяются методы сегментации сцены, которые являются частью более общей задачи восприятия, анализа и интерпретации окружающего пространства. Сегментация позволяет разделить сцену на отдельные объекты или области для последующего анализа и взаимодействия с ними.

Рассмотрим нейросетевые алгоритмы для построения модели среды. В работе [10] предложен метод, основанный на обучении с подкреплением, где полносвязная нейронная сеть анализирует топологические характеристики облака точек для определения оптимального нового положения камеры. В [11] представлена нейронная сеть PC-NBV, которая извлекает глобальный вектор признаков из частичного облака точек и на его основе вычисляет позицию камеры, обеспечивающую максимальное увеличение степени покрытия поверхности объекта. В [12] предложен метод управления манипуляционным роботом, который перемещает камеру, закрепленную на конечном звене, на основе оценки энтропии Шеннона по 2D-изображению. В [13] рассмотрен подход, который объединяет задачу выбора положения камеры с задачей захвата объекта параллельным захватным устройством. Метод работает итеративно, используя TSDF-представление сцены, и определяет позицию камеры, при которой вероятность успешного захвата, предсказанная нейронной сетью, достигает максимума.

Известны также аналитические подходы, основанные на воксельной сетке. Методы, основанные на применении воксельной сетки, функционируют по следующему принципу: формируется набор потенциальных положений камеры, после чего для каждой позиции оценивается ее вклад в увеличение покрытия поверхности. В [14] представлено программно-алгоритмическое обеспечение, разработанное для экспериментального исследования воксельного подхода и сравнения различных стратегий выбора положения камеры. В [15] предложен метод управления манипуляционным роботом, который фокусируется на исследовании граничных областей текущего TSDF-представления сцены.

Для присваивания дополнительных атрибутов точкам модели среды может быть применена сегментация – назначение признака L для каждой точки p облака в виде метки экземпляра, указывающей, к какому объекту или области принадлежит точка. Сегментацию принято делить на 3 вида: семантическая сегментация – объекты одного класса объединены одним сегментом; сегментация экземпляров – все объекты известных классов выделены в разные сегменты с присвоением класса; паноптическая сегментация – наиболее информативный вид сегментации – сочетание семантической сегментации и сегментации экземпляров объектов известных классов [16].

Основная сложность при сегментации заключается в обработке загроможденных сцен, где объекты расположены близко друг к другу или частично загорожены. Для настольных сцен с низкой степенью загроможденности применим алгоритм RANSAC (RANdom SAmple Consensus): выделяется плоскость, на которой расположены объекты, после чего точки плоскости удаляются, а оставшиеся данные кластеризуются для выделения отдельных объектов. Несмотря на простоту и эффективность, этот подход не применим в загроможденных сценах, где объекты расположены близко друг к другу или отсутствует видимая плоская поверхность.

Нейросетевые методы широко применяются для сегментации 3D-данных. В [17] авторы использовали модификацию Mask R-CNN, обученную на синтетическом наборе данных, созданном с помощью библиотеки PyBullet. Данная нейронная сеть была способна сегментировать неизвестные объекты на изображениях глубины. В [18] предложена нейронная архитектура LRGNet, которая итеративно сегментирует облако точек. Однако этот подход требует многократного запуска нейронной сети. В [19] для сегментации RGBD-изображений использовалась энкодер-декодерная архитектура с функцией потерь, которая заставляла сеть обучаться группировать векторы признаков пикселей одного объекта и разделять центроиды кластеров векторов признаков для пикселей разных объектов.

3D облака точек представляют большой интерес с точки зрения формата для представления пространственных данных: облако точек может содержать интегрированную с нескольких позиций камеры модель среды и сохраняет пространственные отношения между точками. Для обработки и анализа трехмерных облаков точек разработан ряд специализированных нейросетевых архитектур, среди которых выделяются PointNet [8], PointNet++ [20] и DGCNN [9]. Все три архитектуры подходят для задачи классификации и сегментации, так как прежде всего данные модели предназначены для эффективного извлечения признаков из облаков точек. PointNet обрабатывает каждую точку облака независимо с использованием многослойного перцептрона. На основе полученных локальных признаков точек выполняется операция максимальной подвыборки, которая агрегирует информацию в единый вектор глобальных признаков, описывающий все облако точек. PointNet++ является развитием PointNet и

имеет энкодер-декодерную архитектуру, на этапе кодирования применяются слои абстракции, на этапе декодирования – слои распространения признаков. DGCNN (Dynamic Graph CNN) реализует иной подход, представляя облако точек в виде ориентированного графа $G = (V, E)$, где V – узлы, соответствующие точкам, а E – ребра.

Таким образом, можно сделать вывод, что современные методы сегментации 3D-сцен сочетают в себе алгоритмы компьютерного зрения и нейросетевые подходы.

Реализация программно-алгоритмического комплекса

Рассмотрим реализацию системы управления роботом для построения модели среды. В процессе исследования внешней среды манипуляционным роботом учитывается ряд факторов, обеспечивающих построение детализированной модели среды в виде облака точек. К таким факторам относятся:

1. Нормализованная плотность d_n точек в окрестности границ облака точек, позволяющая уделять внимание зонам с высокой информативностью и минимизировать избыточность данных;

2. Удаленность точек интереса от центра сцены, что заставляет алгоритм сосредотачиваться на участках сцены вблизи центра;

3. Кинематическая осуществимость новой целевой конфигурации робота, учитывающая также угол избыточности β 7-звенного робота Kuka LBR iiwa 7R800. Задание β накладывает ограничение на конфигурацию робота и ограничивает наибольшее число решений ОЗК по положению до 8 [21].

4. Отсутствие столкновений с препятствиями среды при планировании траектории.

Схема системы управления приведена на рис. 2. Структура программного обеспечения для реализации управления приведена на рис. 3. Как видно из рис. 2., управление на стратегическом уровне осуществляется путем определения новой целевой конфигурации, в которую необходимо переместить робота для обновления модели среды. Управление на тактическом уровне осуществляется за счет поиска пути для робота в среде с препятствиями.

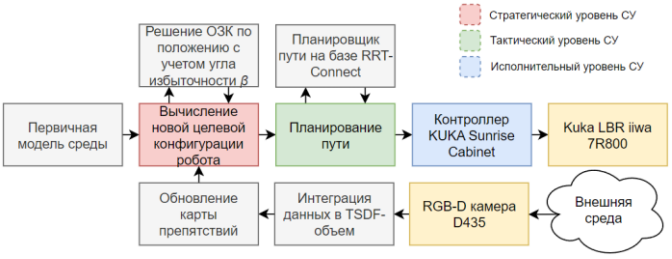


Рис. 2. Структура системы управления для построения модели внешней среды

Для обновления целевой конфигурации в облаке точек выделяется множество граничных точек B. Для них вычислена нормализованная плотность (1), используемая для ранжирования (2). Выбирается точка с наименьшим значением K_1

$$d_{ni} = \frac{d_i - d_{min}}{d_{max} - d_{min}} \quad (1)$$

где d_{ni} – число точек, лежащих в радиусе r_d от p_i;

$d_{min} = \min(\{d_1, \dots, d_m\})$;

$d_{max} = \max(\{d_1, \dots, d_m\})$,

$$K_1(p_i) = d_{ni} + w_d l_{ni} \quad (2)$$

где w_d – весовой коэффициент; d_{ni} – нормализованная плотность для локальной окрестности точки p_i; l_{ni} – нормализованное расстояние между точками центра сцены и p_i.

Рис. 3. Структура программного обеспечения для реализации управления

Для выбранной точки $p \in B$ формируется множество T^w_{cam} потенциальных положений СК камеры, расположенных на сфере радиуса l, причем p лежит на $O_c Z_c$, таких, что для любого $t^w_{cam} \in T^w_{cam}$ существует хотя бы одно решение ОЗК с углом избыточности $\beta \in [-\frac{\pi}{2}; \frac{\pi}{2}]$. Для каждого t^w_{cam} в T^w_{cam} вычисляется число граничных точек n_{bv}, для которых выполняется условие $\widehat{\overrightarrow{n_i, Z_c O_c}} < \frac{\pi}{2}$, и число n_h точек в $M_{t^w_{cam}}$, для которых выполняется условие $\widehat{\overrightarrow{n_i, Z_c O_c}} > \frac{\pi}{2}$. Определяется новая конфигурация робота $Q_g = IK\left(t^w_{cam\,g} T^c_g\right), t^w_{cam\,g} = \underset{t \in T^w_{cam}}{\operatorname{argmax}}\left(\mathrm{K}_2(t)\right)$.

$$K_2(t^w_{cam\,i}) = n_{bvi} + n_{hi} \quad (3)$$

Полученные в новой конфигурации данные с RGB-D камеры интегрируются в TSDF-представление. Основными параметрами описанного алгоритма управления является расстояние l между камерой и рассматриваемой точкой p и весовой коэффициент w_d, определяющий на приоритетность точек в зависимости от расстояния до центра сцены. На рис. 4. представлена демонстрация выбора новой конфигурации робота при построении модели среды.

Для дальнейшей обработки и получения информации из модели среды требуется разработка нейросетевого алгоритма обработки визуальной информации, которая позволит выделить сегменты априорно неизвестных объектов в модели среды. Для этого был реализован алгоритм, представленный на рис. 5.

Нейронная сеть осуществляет выделение подмножеств точек фона и переднего плана. Векторы признаков для точек, принадлежащих множеству переднего плана, используются для кластеризации. Как видно из рис. 5, предлагаемый подход состоит из 3 этапов:

1. Сегментации исходного облака точек с помощью алгоритма VCCS [7];

2. Обработка супервокселей с помощью нейронных сетей PointNet и DGCNN для извлечения признаков;

3. Кластеризации векторов признаков с помощью алгоритма кластеризации со сдвигом среднего.

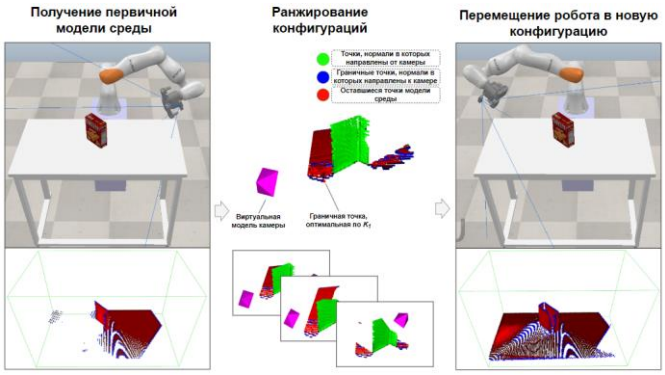


Рис. 4. Определение новой конфигурации робота Q_q по имеющейся модели среды

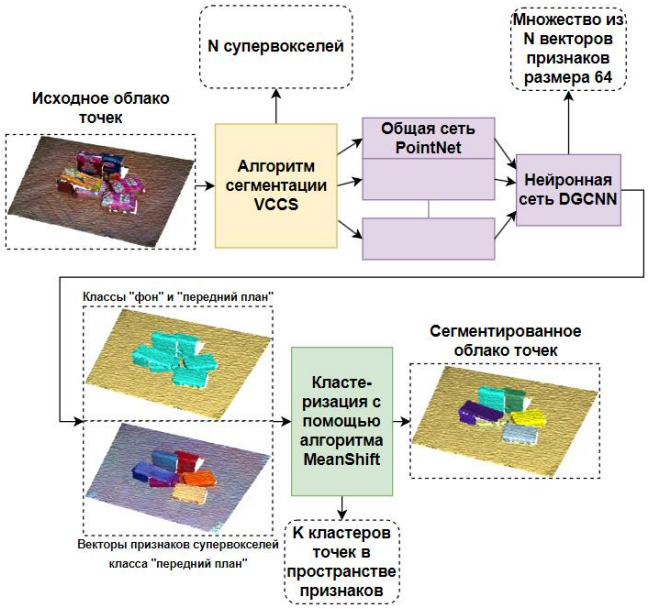
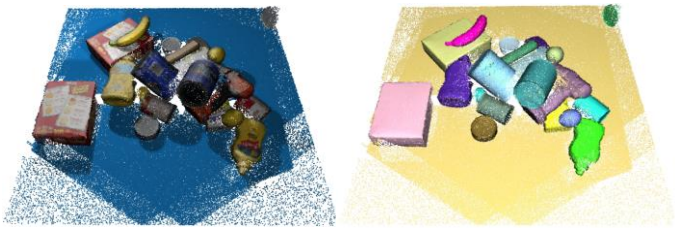


Рис. 5. Нейросетевой алгоритм обработки визуальной информации для извлечения сегментов неизвестных объектов

Для обучения нейронной сети используется обучающий набор данных, включающий сцены с упорядоченным и случайным расположением объектов. При формировании набора данных были использованы объекты из открытых наборов YCB, T-Less, ModelNet40 и программный комплекс [22] (рис. 6).



а *б*

Рис. 6. Элемент обучающего набора данных для задачи сегментации:
а – цветное облако точек сцены; *б* – аннотированные экземпляры объектов и область фона

Анализ полученных результатов

В ходе натурного эксперимента предложенный подход продемонстрировал существенное улучшение в построении модели среды. По сравнению со стратегией, основанной на равновероятной выборке положения камеры на сфере, площадь полученной сцены увеличилась в среднем на 13.07%. При сравнении со стратегией FPS-выборки (Farthest Point Sampling) положения камеры на сфере прирост площади составил 2.54%. Пример полученной модели среды в виде облака точек представлен на рис. 7.

Рис. 7. Результат работы алгоритм построения модели среды

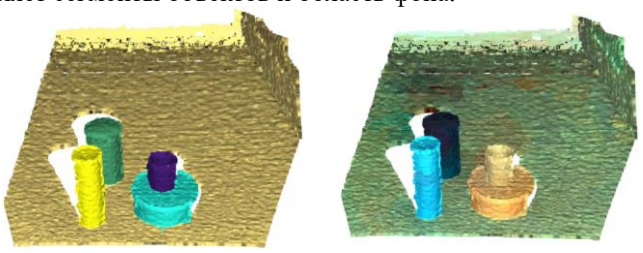
Временные затраты алгоритма, полученные при натурных экспериментальных исследованиях, приведены в табл. 1.

Таблица 1

Временные затраты алгоритма построения модели среды

№	Этап работы алгоритма	Среднее время выполнения, с
1	Формирование новой конфигурации робота	0.816
2	Планирование пути	0.135
3	Перемещение робота	3.877
4	Интеграция в TSDF-объем	0.083

Пример сегментированного облака точек из набора данных OSD приведен на рис. 8. Как видно из рис. 8, нейросетевой алгоритм обработки информации корректно выделяет сегменты объектов и область фона.



а *б*

Рис. 8. Сегментация облака точек из набора OSD:
а – исходное облако точек; *б* – визуализация извлеченных векторов признаков супервокселей

Заключение

В данном исследовании была описана разработка системы автоматического построения модели среды для задачи захвата априорно неизвестных объектов. За счет применения адаптивного алгоритма управления манипуляционным роботом и алгоритма нейросетевой обработки визуальной информации, разработанное решение позволяет сформировать модель среды в виде сегментированного облака точек, полученного путем интеграции нескольких RGB-D изображений.

Разработанные модели и алгоритмы для составления модели внешней среды позволяют в перспективе использовать их для синтеза захватов на уровне контактных точек. В частности, поверх разработанной системы могут быть использованы нейросетевые методы обработки облаков целевых объектов. Результаты данного исследования могут послужить основой для дальнейших разработок в области автономной робототехники и способствовать улучшению взаимодействия роботов с окружающей средой. Дальнейшая работа будет направлена на создание расширенной обучающей выборки и исследование влияния гиперпараетров на результаты работы сети.

Литература

1. Wang S. When Transformer Meets Robotic Grasping: Exploits Context for Efficient Grasp Detection / S. Wang, Z. Zhangli, Z. Kan // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2023. – vol. 7, no.3. – P. 8170-8177.

2. Breyer M. Volumetric Grasping Network: Real-time 6 DOF Grasp Detection in Clutter / M. Breyer, J. Chung, L. Ott, R. Siegwart, J. Nieto // 4th Conference on Robot Learning. – 2020. – P. 1602-1611.

3. Lundell J. Multi-FinGAN: Generative Coarse-To-Fine Sampling of Multi-Finger Grasps / Lundell J., Corona E., Nguyen T., Verdoja F., Weinzaepfel P., Rogez G., Moreno-Noguer F., Kyrki V. // 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 2021. – P. 4495-4501.

4. Mayer V. FFHNet: Generating Multi-Fingered Robotic Grasps for Unknown Objects in Real-time / V. Mayer, Q. Feng, J. Deng, Y. Shi, Z. Chen, A. Knoll // 2022 International Conference on Robotics and Automation. – 2022. – P. 762-769.

5. Воронков А.Д. Планирование захвата неизвестных объектов многопалым захватным устройством на основе нейросетевого механизма внимания / А.Д. Воронков, С.А.К. Диане // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2024. – Т. 26, № 5. – С. 80-95.

6. Lin S. UniGrasp: Learning a Unified Model to Grasp with N-Fingered Robotic Hands / S. Lin, F. Ferreira, M. Jorda, V. Nambiar, J. Luo, E. Solowjow, J. Aparicio, O. Khatib, J. Bohg // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2020. – vol. 5, no.2. – P. 2286-2293.

7. Papon J. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds / J. Papon, A. Abramov, M. Schoeler, F. Worgotter // Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Portland, USA, June 2013). – 2013. – P. 2027-2034.

8. Charles R.Q. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation / R.Q. Charles, S. Hao, M. Kaichun, J. G. Leonidas // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2017. – P. 652-660.

9. Wang Y. Dynamic Graph CNN for Learning on Point Clouds / Y. Wang, Y. Sun, Z. Liu, S.E. Sarma, M.M. Bronstein, J.M. Solomon // ACM Trans. Graphics. – 2019. – vol. 38, no.5. – P. 1-12.

10. Collander C. Learning the Next Best View for 3D Point Clouds via Topological Features / C. Collander, W. Beksi, M. Huber // Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 2021. – P. 12207-12213.

11. Zeng R. PC-NBV: A Point Cloud Based Deep Network for Efficient Next Best View Planning / R. Zeng, W. Zhao, Y. Liu // 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (Las Vegas, NV, USA). – 2020. – P. 7050-7057.

12. Morrison D. Multi-View Picking: Next-best-view Reaching for Improved Grasping in Clutter / D. Morrison, P. Corke, J. Leitner // 2019 International Conference on Robotics and Automation (Montreal, QC, Canada). – 2019. – P. 8762-8768.

13. Zhang X. Affordance-Driven Next-Best-View Planning for Robotic Grasping / X. Zhang, D. Wang, S. Han, W. B. Li, Zhao, Z. Wang, X. Duan, C. Fang, X. Li, J. He // The Conference on Robot Learning (Atlanta, GA, USA). – 2023. – vol. 229. – P. 2849-2862.

14. Delmerico J. A comparison of volumetric information gain metrics for active 3D object reconstruction / J. Delmerico, S. Isler, R. Sabzevari, D. Scaramuzza // Autonomous Robots. 2018. – vol. 42, no. 2. – P. 197–208.

15. Riccardo M. Contour-based next-best view planning from point cloud segmentation of unknown objects / M. Riccardo, A. Jacopo // Autonomous Robots. – 2017. – vol. 42. – P. 443-458.

16. Лукашик Д.В. Анализ современных методов сегментации изображений // Экономика и качество систем связи. – 2022. – Т. 24, №2. – С. 57-65.

17. Danielczuk M. Segmenting unknown 3D objects from real depth images using Mask R-CNN trained on synthetic data / M. Danielczuk, M. Matl, S. Gupta, A. Li, A. Lee, J. Mahler, K. Goldberg // 2019 International Conference on Robotics and Automation. – 2019. – P. 7283-7290.

18. Chen J. LRGNet: Learnable Region Growing for Class-Agnostic Point Cloud Segmentation / J. Chen, Z. Kira, Y.K. Cho // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2021. – vol. 6, no. 2. – P. 2799-2806.

19. Xiang Y. Learning RGB-D feature embeddings for unseen object instance segmentation / Y. Xiang, C. Xie, A. Mousavian, D. Fox / 4th Conference on Robot Learnin. – 2020. – P. 461-470.

20. Charles R.Q. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space / R.Q. Charles, S. Hao, M. Kaichun, J.G. Leonidas // Neural Information Processing Systems (4-9 December 2017, Long Beach, CA, USA). – 2017. – P. 5099-5108.

21. Artemiadis P. Closed-Form Inverse Kinematic Solution for Anthropomorphic Motion in Redundant Robot Arms // Advances in Robotics & Automation. – vol. 2, no 3. – P. 1-7.

22. Воронков А.Д. Разработка программного комплекса для моделирования алгоритмов захвата объектов априорно неизвестной формы // Машиностроение: сетевой электронный научный журнал. – 2023. – Т.10, №1. – С. 24-30.

DOI: 10.24892/RIJIE/20250303

Technique for Automatically Constructing an Environment Model for the Task of Unknown Objects Grasping

Voronkov A.D.
MIREA – Russian Technological University
Moscow, Russian Federation
a.voronkov.rtu@yandex.ru

Abstract. **Neural network models and information processing methods occupy one of the key places in modern manipulative robotics due to their ability to efficiently process complex data and generalize accumulated experience to new conditions. In particular, neural networks for processing 3D data have become widespread, which can extract useful information about environmental objects. However, for such methods to work correctly, a detailed cloud of environmental points is often required. This task becomes especially relevant when a manipulative robot is operating in an a priori unknown environment, where it is necessary to first build some representation of the surrounding space using an RGB-D camera mounted on the final link of the robot. Similar tasks arise in various applied fields, such as the elimination of the consequences of natural and man-made disasters, automation of warehouse processes, including the grasping and manipulation of new objects. The paper presents a technique for automatically constructing an environmental model based on a combination of an adaptive robot control algorithm and a neural network algorithm for processing visual information. The problem of constructing an environment model that would be suitable for its use in neural network algorithms for information processing for synthesizing grasps at the contact point level is being solved. The adaptive robot control algorithm ensures the replacement of the RGB-D camera, taking into account changes in the current environment model introduced by new RGB-D images. The neural network information processing algorithm allows to segment unknown objects of the scene through cluster analysis of the extracted feature vectors.**

Keywords: **methodology for constructing an environment model, adaptation to unknown conditions, RGB-D camera, perception system, neural network segmentation of a point cloud.**

Библиографическое описание статьи

Воронков А.Д. Методика автоматического построения модели среды для задачи захвата априорно неизвестных объектов // Машиностроение: сетевой электронный научный журнал. – 2025. – Т.12, №3. – С. 17-22. DOI: 10.24892/RIJIE/20250303

Reference to article

Voronkov A.D. A technique for automatically constructing an environment model for the task of unknown objects grasping, *Russian Internet Journal of Industrial Engineering*, 2025, vol.12, no.3, pp. 17-22. DOI: 10.24892/RIJIE/20250303
