

Роботизированные комплексы и системы.
Технологии дистанционного зондирования неразрушающего контроля
Multiple robots (robotic centers) and systems. Remote sensing and non-destructive testing

УДК 004.89; 004.93
<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-26-35>



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

Алгоритмы визуального анализа внешней среды автономным мобильным роботом в задаче уборки территории

М.Э. Беляков[@],
С.А.К. Диане

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия
[@] Автор для переписки, e-mail: beliakow.m@gmail.com

Резюме

Цели. В настоящее время опасной глобальной тенденцией становятся нарастающие темпы загрязнения огромных по площади территорий различными типами бытовых отходов. В связи с этим актуальной потребностью является создание робототехнических комплексов, способных в автономном режиме осуществлять сбор такого мусора. Одной из ключевых составляющих подобных комплексов должна стать система технического зрения для детекции и взаимодействия с целевыми объектами. Цель работы – разработка алгоритмического обеспечения системы технического зрения робототехнических комплексов в задаче уборки территории.

Методы. В рамках предложенной структуры системы визуального анализа внешней среды были оптимизированы под задачу распознавания мусора алгоритмы детекции и классификации объектов различного внешнего вида с применением технологии сверточных нейронных сетей. Настройка нейросетевого детектора производилась методом градиентного спуска на открытой базе обучающих примеров TACO. Для определения геометрических параметров плоского участка местности в поле зрения робота и оценки координат объектов на местности использована матрица гомографии, формируемая с учетом информации о характеристиках и расположении видеокамеры в пространстве.

Результаты. Разработанное программно-алгоритмическое обеспечение системы технического зрения для мобильного робота, оснащаемого монокулярной видеокамерой, реализует функции нейросетевой детекции и классификации объектов в кадре, а также проекции найденных объектов на карту местности для их последующего сбора.

Выводы. Проведенные экспериментальные исследования показали, что разработанная система визуального анализа внешней среды автономного мобильного робота обладает достаточной эффективностью для решения поставленных задач, в т.ч. для обнаружения мусора в поле зрения автономного мобильного робота.

Ключевые слова: нейросетевая детекция, техническое зрение, гомография, мобильные роботы, уборка территории

• Поступила: 10.03.2022 • Доработана: 28.02.2023 • Принята к опубликованию: 02.05.2023

Для цитирования: Беляков М.Э., Диане С.А.К. Алгоритмы визуального анализа внешней среды автономным мобильным роботом в задаче уборки территории. *Russ. Technol. J.* 2023;11(4):26–35. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-26-35>

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

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

Algorithms for the visual analysis of an environment by an autonomous mobile robot for area cleanup

Maksim E. Beliakov[@],
Sekou Abdel Kader Diane

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[@] Corresponding author, e-mail: beliakow.m@gmail.com

Abstract

Objectives. At present, increasing rates of pollution of vast areas by various types of household waste are becoming an increasingly serious problem. In this connection, the creation of a robotic complex capable of performing autonomous litter collection functions becomes an urgent need. One of the key components of such a complex comprises a vision system for detecting and interacting with target objects. The purpose of this work is to develop the underlying algorithmics for the vision system of robots executing area cleaning functions.

Methods. Within the framework of the proposed structure of the system for visual analysis of the external environment, algorithms for detecting and classifying objects of various appearance have been developed using convolutional neural networks. The neural network detector was set up by gradient descent on the open dataset of TACO training samples. To determine the geometric parameters of a surface in the field of view of the robot and estimate the coordinates of objects on the ground, a homography matrix was formed to take into account information about the characteristics and location of the video camera.

Results. The developed software and algorithms for a mobile robot equipped with a monocular video camera are capable of implementing the functions of neural network detection and classification of litter objects in the frame, as well as projection of found objects on a terrain map for their subsequent collection.

Conclusions. Experimental studies have shown that the developed system of visual analysis of the external environment of an autonomous mobile robot has sufficient efficiency to solve the tasks of detecting litter in the field of view of an autonomous mobile robot.

Keywords: neural detection, computer vision, homography, mobile robots, territory cleaning

• Submitted: 10.03.2022 • Revised: 28.02.2023 • Accepted: 02.05.2023

For citation: Beliakov M.E., Diane S.A.K. Algorithms for the visual analysis of an environment by an autonomous mobile robot for area cleanup. *Russ. Technol. J.* 2023;11(4):26–35. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-26-35>

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

В большинстве стран мира, включая Россию, произведенные в ходе повседневной деятельности человека отходы подвергаются одному из двух способов уничтожения: либо сжигаются на мусоросжигательных заводах, либо закапываются на свалках и полигонах. Оба способа уничтожения негативно сказываются на экологии. Сжигание отходов сопровождается выбросом токсичных газов и пыли в атмосферу, что в свою очередь приводит к глобальному потеплению и загрязнению водоемов, лесов и городов на другом краю земли от места, где все это было выпущено в атмосферу. Большинство мусоросжигательных заводов в постиндустриальных странах избавляются от токсичной и загрязняющей части отходов иначе, таким образом, сохраняя чистый воздух, однако большая часть мусора при этом попросту закапывается на полигонах.

Вышеперечисленные факты обуславливают важность сортировки отходов по категориям, т.к. сортировка позволяет снизить объем загрязнений в результате уничтожения мусора. Отходы, производимые человеком, можно разделить на опасные и безопасные [1]. К безопасным отходам относятся пищевые остатки, картон и бумага, целлофан, органический мусор (листва, древесина). Такие отходы при разложении не отравляют почву, источники воды и не оказывают сильного негативного влияния на окружающую среду, кроме того, такие материалы легко подвергаются переработке в новую продукцию. К опасным можно отнести батарейки и аккумуляторы, лакокрасочные изделия, полиэтилен и пр. Такие отходы отравляют почву и водоемы в радиусе нескольких километров. Таким образом, сортировка отходов помогает снизить объем загрязнений за счет сокращения опасных отходов, попадающих на полигоны вместо надлежащих мест утилизации; уменьшения количества перерабатываемых отходов, попадающих на полигоны вместо станций переработки; снижения расходов на вывоз мусора, т.к. больше предметов пойдет на переработку.

Не в меньшей степени заслуживает внимания проблема оставления мусора в общественных местах. Эта проблема представляет непреднамеренное или умышленное засорение общественных мест, таких как улицы, парки, места для пикников и пляжи, мелким мусором. Согласно одному из исследований¹, наиболее часто встречающиеся объекты мусора в общественных пространствах – это сигаретные окурки, пищевые обертки, пластиковые бутылки и пр. Учитывая разнообразие и огромные площади

территорий, подверженных загрязнению, а также тенденцию повсеместной автоматизации, потребностью сегодняшнего дня является создание автоматизированных робототехнических систем, способных автономно собирать мусор.

В статье будет рассмотрена система визуального анализа внешней среды для автономного мобильного робота, позволяющая искать, распознавать категорию отходов и локализовать мусор на заданной местности для последующей сборки. Для работы системы достаточно наличия одной камеры на борту робота.

АНАЛИЗ РАЗРАБОТОК В ОБЛАСТИ РОБОТИЗИРОВАННОЙ УБОРКИ ТЕРРИТОРИЙ

Целый ряд исследовательских и научно-производственных организаций по всему миру работает над вопросом автоматизации уборки местности от мусора.

Так, в работе [2] описана робототехническая система (РТС) для распознавания объектов мусора и дальнейшего их сбора, оснащенная захватным устройством, камерой и системой визуального очувствления. Данная РТС представляет простой в реализации аппаратно-программный комплекс, который может являться базой и отправной точкой при создании автономного мобильного робота в задаче уборки территорий.

Поскольку в системе визуального анализа данной РТС используется предобученная модель машинного обучения MobileNet [3], то система способна распознавать как мусор только бутылки. Также в работе используется упрощенная система наведения и оценки расстояния до объекта. После обнаружения объекта на кадре с камеры используется разница между центром кадра и центром габаритной рамки объекта, полученной на выходе детектора MobileNet, для поворота и наведения робота на объект.

При управлении движением робота используется ПИД-регулятор (пропорционально-интегрально-дифференцирующий регулятор) [4]. Расстояние до объекта высчитывается по параметрам расположения камеры на базе робота. Учитываются угол наклона, высота от пола и угол раскрытия камеры. Недостаток такого подхода в том, что при распознавании нескольких объектов нет возможности построения оптимального маршрута сбора объектов. Кроме того, отсутствует функция сортировки мусора.

В работе [5] также описана робототехническая система для обработки мусора. Однако в данном случае представлена не мобильная, а конвейерная система, оснащенная механическим манипулятором и камерой для визуальной классификации и последующей сегрегационной сборки поступающих по конвейерной ленте отходов. Система визуального анализа способна

¹ https://www.legambienteverona.it/wp-content/uploads/2021/01/Report-Park-Litter_English-final.pdf. Дата обращения 25.01.2022 / Accessed January 25, 2022.

различать 4 класса объектов: бумага, металл, стекло, пластик. Данная система не использует нейросетевые алгоритмы. Ее работа основана на классических алгоритмах обработки изображения и состоит из следующих этапов: распознавание границ объектов на основе соответствующего алгоритма Кэнни [6]; определение порога для отделения объектов от фона и устранения шума; гауссовская фильтрация для размытия деталей объекта; преобразование фото в черно-белый формат с целью использовать яркость канала для поиска границ; контурное распознавание объектов на бинарном изображении. Дальнейшие действия обработки составляют использование дескрипторов Hu moments [7] и Fourier [8] для описания формы объектов и метода Hyperplane K-Nearest Neighbors [9] для классификации по дескрипторам объектов.

МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ТИПОВЫХ ОБЪЕКТОВ В ПОЛЕ ЗРЕНИЯ РОБОТА

Распознавание и локализация типовых объектов осуществляется путем обработки растровых изображений методами компьютерного зрения.

Существуют различные подходы и методы компьютерного зрения. К классическим методам относят алгоритмы для поиска ключевых точек, выделения границ объектов, геометрических преобразований. Такие алгоритмы хорошо подходят для более простых и детерминированных задач с точки зрения внешних факторов – освещение и расстояние до объекта съемки, небольшая вариация формы объекта. Выступающие в качестве альтернативы алгоритмы распознавания на основе глубокого обучения более устойчивы к ложным срабатываниям при изменении освещенности, размера или ракурса объекта. Такие алгоритмы строятся, как правило, с использованием сверточных нейронных сетей и позволяют создавать более совершенные и отказоустойчивые системы компьютерного зрения.

Свое название архитектура сверточной сети получила из-за наличия операции свертки, суть которой заключается в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свертки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения. Наилучшие результаты в обобщающей способности сети и ее вычислительной эффективности достигаются при чередовании сверточных слоев и субдискретизирующих слоев. Это приводит к последовательному понижению размерности входных данных и делает сеть устойчивой к незначительным трансформациям анализируемого изображения.

Среди задач компьютерного зрения, решаемых методами сверточных нейронных сетей, можно выделить задачу детекции объектов на изображении [10],

как подходящую для решения задачи, поставленной в данной статье. Задача детекции заключается в том, что обрабатываемый изображение алгоритм должен определить класс и координаты целевых объектов на изображении.

Нейронную сеть можно представить как многомерную функцию, поэтому процесс обучения заключается в оптимизации внутренних многочисленных параметров методом градиентного спуска [11].

Для обучения нейросетевой модели при решении задачи детекции мусора в поле зрения робота был выбран открытый датасет TACO² [12], содержащий 1500 изображений с 4784 размеченными объектами на 28 классов, глобально разделенных на бумагу, стекло, пластик, металл (рис. 1).

В качестве архитектуры нейросетевого детектора было решено использовать алгоритм YOLOv4 [13]. Данная архитектура предоставляет компромисс между точностью детектирования объектов и скоростью работы (до нескольких сотен кадров в секунду при работе на графическом ускорителе). В результате обучения модель была оптимизирована до 0.13 mAP (mean average precision) по 4 классам.



Рис. 1. Примеры размеченных изображений в базе обучающих примеров TACO

Отметим, что метрика mAP [14] является комплексной, учитывающей как погрешности классификации (FP, FN), так и погрешности локализации

² TACO – это растущий набор изображений отходов в дикой природе. Он содержит изображения мусора, сделанные в различных условиях: в лесах, на дорогах и пляжах. [TACO is a growing image dataset of waste in the wild. It contains images of litter taken under diverse environments: woods, roads and beaches.]

объектов на кадре. Поэтому полученное значение точности по метрике mAP является достаточным для практического применения. Результат работы детектора представлен на рис. 2.



Рис. 2. Результат работы детектора YOLOv4

МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ЛОКАЛИЗАЦИИ ТИПОВЫХ ОБЪЕКТОВ НА КАРТЕ МЕСТНОСТИ

Поскольку предполагается, что координаты робота на заданной местности известны, то для определения координат объектов мусора необходимо вычислить их координаты относительно робота (рис. 3). Сделать это возможно с помощью матрицы гомографии. Стоит заметить, что данное преобразование справедливо только для объектов на плоской поверхности. Таким образом, предложенная модель определения координат справедлива только для объектов, лежащих на ровной поверхности.

После определения координат объектов мусора на кадре с бортовой камеры мобильного робота, зная угол наклона, высоту над поверхностью, фокальное расстояние камеры, возможно устранить искажение перспективы, преобразовав их в координаты на виде сверху пространства перед роботом.

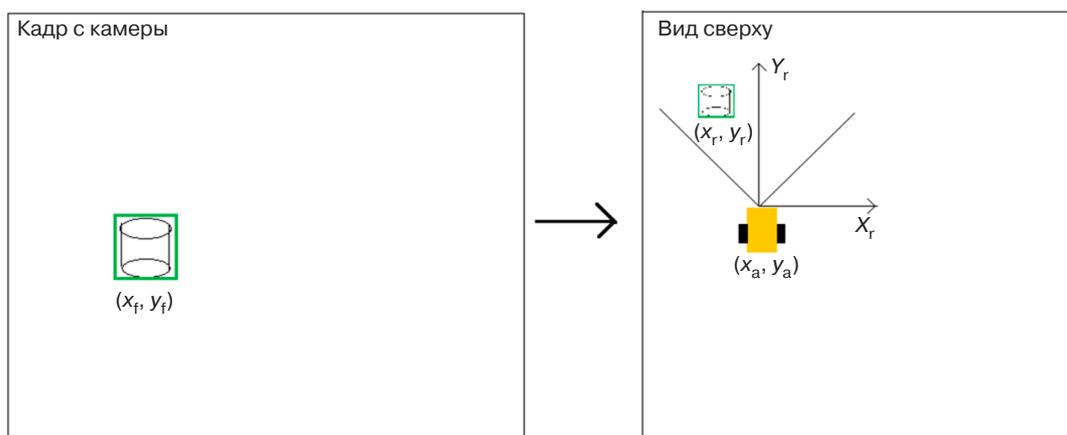


Рис. 3. Вычисление координат объекта относительно робота. (x_r, y_r) – координаты объекта в системе координат относительно робота, (X_r, Y_r) – система координат относительно робота, (x_a, y_a) – координаты робота в глобальной системе координат; (x_f, y_f) – координаты объекта на кадре

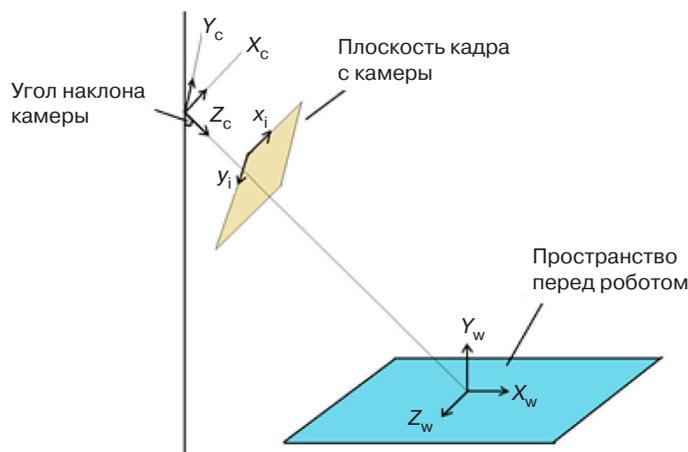


Рис. 4. Геометрическое пояснение матрицы гомографии. (X_c, Y_c, Z_c) – система координат относительно камеры, (X_w, Y_w, Z_w) – система координат в плоскости пространства перед роботом, (x_i, y_i) – координаты точек прямоугольника, обрамляющего объект

Координаты на плоскости кадра и на плоскости пространства определяются следующим соотношением:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H}_0 \times \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

В соответствии с геометрическим пояснением на рис. 4 матрица гомографии \mathbf{H}_0 может быть описана следующим образом [15]:

$$\mathbf{H}_0 = \begin{bmatrix} f & x_0 \cos \alpha & x_0 h \cos \alpha \\ 0 & f \sin \alpha + y_0 \cos \alpha & y_0 h \cos \alpha - f h \sin \alpha \\ 0 & \cos \alpha & h \cos \alpha \end{bmatrix}. \quad (2)$$

где f – фокусное расстояние камеры, h – высота камеры, α – угол наклона камеры, (x_0, y_0) – координаты точки пересечения осей изображения.

При условии, что угол наклона камеры отличен от 0° и 90° , к данному преобразованию существует обратное, поэтому вид сверху может быть получен из изображения с искаженной перспективой и наоборот.

Рис. 5 демонстрирует изображение с искаженной перспективой, снятое под углом наклона $\alpha = 45^\circ$, при высоте $h = 0.7$ м, и соответствующее ему преобразование к виду сверху.

Кадр с камеры робота анализируется нейросетевым алгоритмом YOLOv4, который определяет пиксельные координаты объекта на кадре в виде четырех координат точек $p_i = (x_i, y_i)$ обрамляющего прямоугольника (рис. 2), после чего за однозначную координату этого объекта принимается центр прямоугольника $p_c = \left\{ \frac{x_1 + x_2}{2}, \frac{y_1 + y_2}{2} \right\}$.

Данная координата претерпевает преобразование (3), таким образом, определяя относительные пиксельные координаты объекта в рамках видимого пространства перед роботом:



(а)



(б)

Рис. 5. Вид сверху: (а) изображение, снятое на камеру; (б) изображение после устранения искажения перспективы

$$\begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H}_0^{-1} \times \begin{bmatrix} x_f \\ y_f \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

где x_m, y_m – координаты объекта на пространстве перед роботом.

Для преобразования пиксельных координат объектов на видимом пространстве перед роботом в метровые координаты относительно робота необходимо вычислить размеры видимого пространства. В соответствии с пояснениями на рис. 6, геометрические параметры пространства перед роботом однозначно задаются горизонтальным углом раскрытия, вертикальным углом раскрытия, высотой и углом наклона камеры.

Расстояние от камеры до ближнего края видимого пространства d_f , расстояние от камеры до дальнего края видимого пространства d_r и длина видимого пространства Y определяются соотношениями:

$$d_f = h \cdot \operatorname{tg}(\alpha - \beta), \quad (4)$$

$$d_r = h \cdot \operatorname{tg}(\alpha + \beta), \quad (5)$$

$$Y = d_r - d_f \quad (6)$$

Полуширина ближнего края видимого пространства w_f , полуширина дальнего края видимого пространства w_r , ширина видимого пространства X определяются соотношениями:

$$w_f = \operatorname{tg} \gamma \sqrt{d_f^2 + h^2}, \quad (7)$$

$$w_r = \operatorname{tg} \gamma \sqrt{d_r^2 + h^2}, \quad (8)$$

$$X = 2w_r. \quad (9)$$

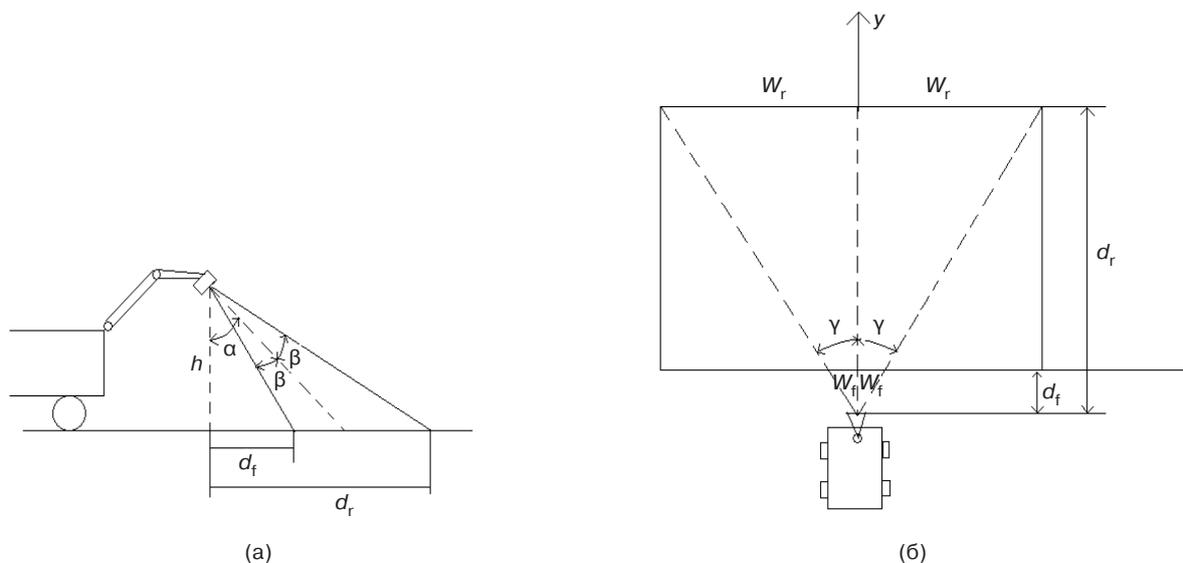


Рис. 6. Геометрия наблюдаемого пространства перед роботом: (а) поле зрения камеры в вертикальной проекции; (б) поле зрения камеры в горизонтальной проекции

В соответствии с вышеизложенным координаты объектов относительно робота определяются соотношениями:

$$x_0 = \frac{X \cdot x_{pxl}}{w_{pxl}} - w_r, \quad (10)$$

$$y_0 = Y \left(1 - \frac{X \cdot x_{pxl}}{h_{pxl}} \right) + d_f, \quad (11)$$

где x_{pxl}, y_{pxl} – экранные координаты объекта на видимом пространстве; w_{pxl}, h_{pxl} – экранная ширина и высота видимого пространства, соответственно.

СТРУКТУРА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

Проблематика и задачи, поставленные ранее, определяют структуру программно-алгоритмического обеспечения (рис. 7). Программное обеспечение включает подсистему пользовательского интерфейса, библиотеки приема и предобработки изображения, а также модули распознавания целевых объектов и вычисления его координат относительно мобильного робота.

Отметим, что в состав модуля распознавания объекта входят не только процедуры, непосредственно отвечающие за процесс детекции и классификации, но и файл с выбранной архитектурой нейронной

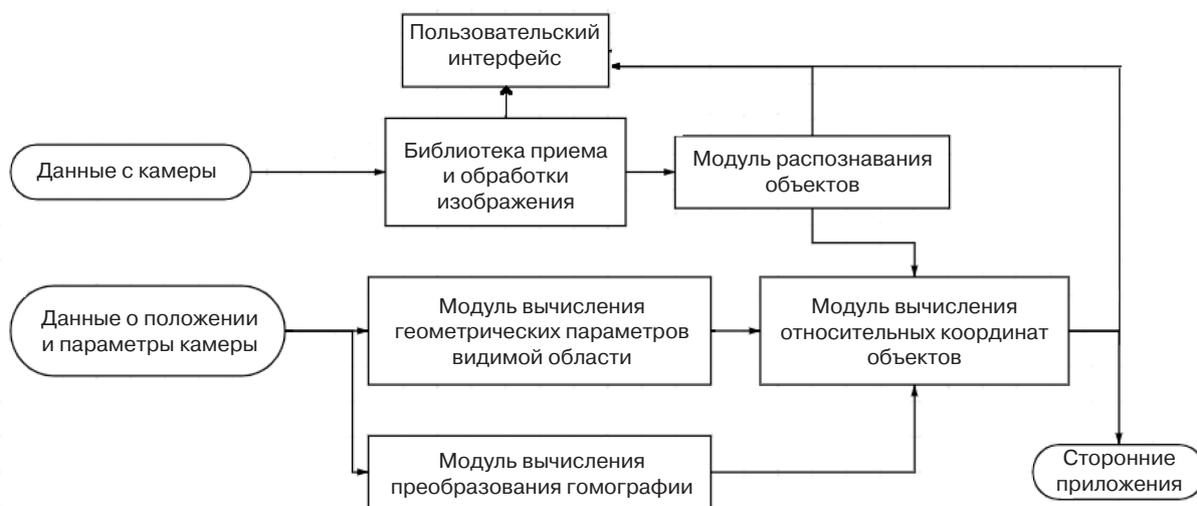


Рис. 7. Структура программно-алгоритмического обеспечения для визуального анализа среды мобильного робота

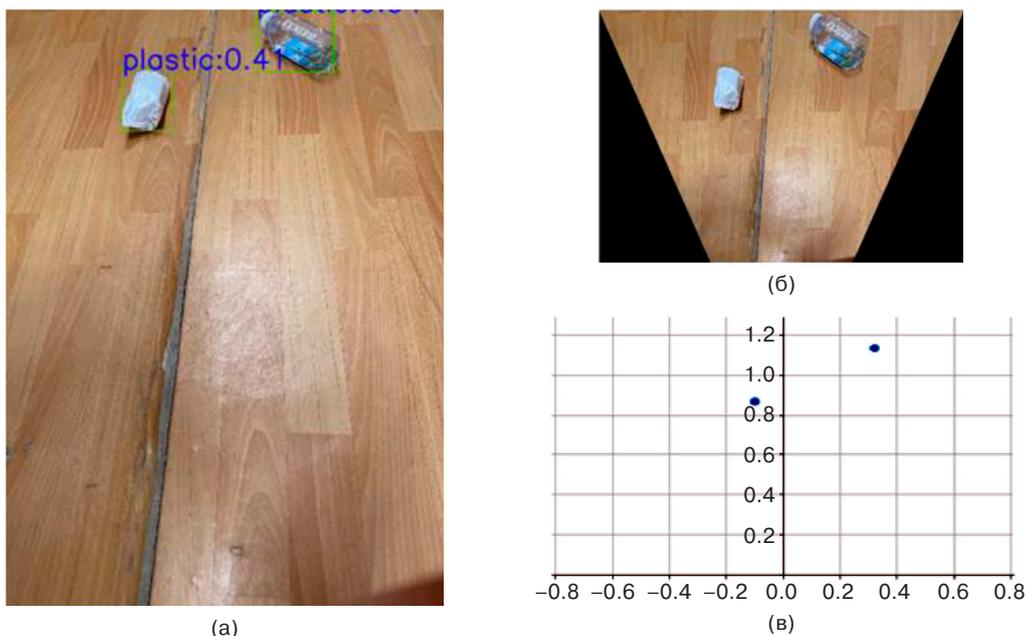


Рис. 8. Распознавание объектов: (а) вид с камеры; (б) вид сверху; (в) карта объектов в поле зрения робота с координатами в метрической системе

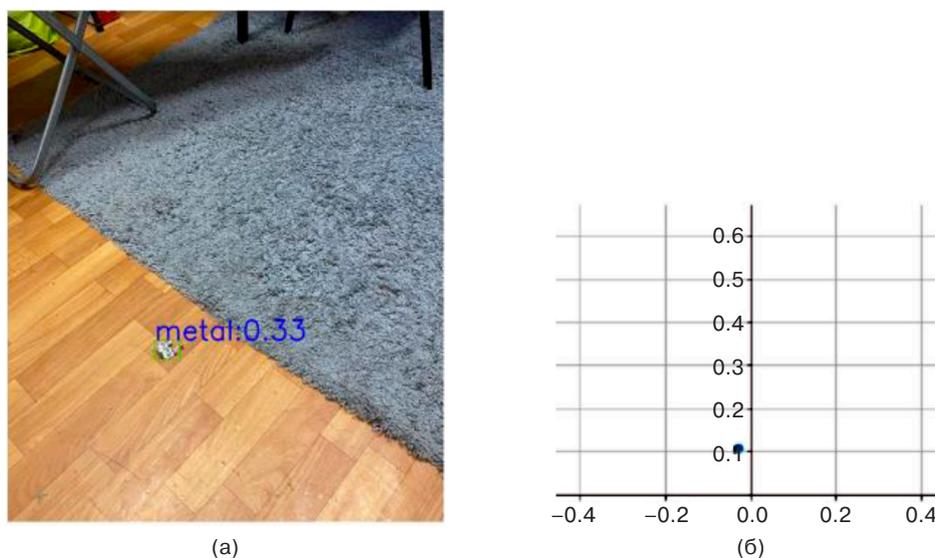


Рис. 9. Распознавание объектов: (а) вид с камеры; (б) карта объектов в поле зрения робота с координатами в метрической системе

сети и ее предварительно настроенными весовыми коэффициентами.

Реализация программного обеспечения на языке программирования Python позволяет упростить интеграцию различных технологий компьютерного зрения и уменьшить время отладки.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Проведенные эксперименты подтверждают работоспособность программно-алгоритмического обеспечения. Так, на рис. 8 продемонстрированы процедуры

распознавания и локализации нескольких объектов мусора в поле зрения робота, устранение искажения перспективы и вычисление координат объектов относительно робота в соответствии с высотой камеры $h = 0.5$ м, углом наклона $\alpha = 45^\circ$, вертикальным углом раскрытия камеры $\beta = 23.75^\circ$ и горизонтальным углом раскрытия камеры $\gamma = 30.41^\circ$.

В следующем экспериментальном исследовании (рис. 9) камера находится в положении с высотой $h = 0.5$ м, углом наклона $\alpha = 45^\circ$, другим фоном и объектом другой категории бытовых отходов. Этот случай демонстрирует, что программно-алгоритмическое обеспечение инвариантно к текстуре подстилающей

поверхности, количеству и категориям объектов, а также к их смещению относительно камеры.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках проведенного исследования показана актуальность автоматизированного раздельного сбора мусора. Существующие исследования и подходы в данной области не объединяют мобильность платформы и интеллектуальный раздельный сбор отходов. При этом большое значение имеет возможность именно гибкого интеллектуального сбора с автономным поиском объектов на заданной территории и возможность раздельного сбора отходов. В рамках данного исследования были достигнуты следующие результаты:

1. Предложена структура (рис. 7) программно-алгоритмического обеспечения для визуального анализа среды мобильного робота в задаче уборки территорий с функцией сортировки отходов.
2. Оптимизированы алгоритмы распознавания объектов разного внешнего вида и различных категорий отходов на изображениях с камеры робота с применением нейросетевых алгоритмов.
3. Разработана модель определения геометрических параметров плоского пространства в поле зрения робота.

4. Разработана модель определения координат объектов в поле зрения робота относительно него в соответствии с положением камеры в пространстве.

Проведенные экспериментальные исследования подтвердили работоспособность и универсальность разработанных алгоритмов. Получены корректные данные при распознавании различных объектов и дальнейшем определении их относительных координат. Кроме того, система показала свою работоспособность при обнаружении объектов разных категорий и различном положении камеры в пространстве с учетом неопределенностей в фоне подстилающей поверхности и количестве искомым объектов.

Дальнейшие перспективы развития представленных исследований связаны с разработкой алгоритмов планирования пути на местности и управления движением мобильного робота в процессе сбора и транспортировки обнаруженных объектов мусора.

Вклад авторов. Все авторы в равной степени внесли свой вклад в исследовательскую работу.

Authors' contribution. All authors equally contributed to the research work.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Черняева Т.К. Актуальные проблемы влияния отходов производства и потребления на объекты окружающей среды и состояние здоровья населения (обзор). *Гигиена и санитария*. 2013;3:32–35. [Chernyaeva T.K. Actual problems of the impact of production and consumption waste on environment and public health (review of literature). *Gigiena i sanitariya = Hygiene and Sanitation*. 2013;3:32–35 (in Russ.).]
2. Bansal S., Patel S., Shah I., Patel A., Makwana J., Thakker R. *AGDC: Automatic Garbage Detection and Collection*. arXiv preprint arXiv:1908.05849. 2019. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.05849>
3. Howard A.G., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T., Andreetto M., Adam H. *MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications*. arXiv preprint arXiv:1704.04861. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861>
4. Карпов В.Э. *ПИД-управление в нестрогом изложении*. М.: НИИ информационных технологий; 2012. 34 с. URL: http://radioservice.at.ua/_fr/0/Karpov_mobline1.pdf [Karpov V.E. *PID-upravlenie v nestrogom izlozhenii (PID-Control in a Loose Presentation)*. Moscow; 2012. 34 p. (in Russ.). URL: http://radioservice.at.ua/_fr/0/Karpov_mobline1.pdf]
5. Salmador A., Cid J.P., Novelle I.R. Intelligent Garbage Classifier. *Int. J. Interact. Multimedia Artif. Intell.* 2008;1(1):31–36.
6. Xu Z., Ji X., Wang M., Sun X. Edge detection algorithm of medical image based on Canny operator. *J. Phys.: Conf. Ser.* 2021;1955(1):012080. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1955/1/012080>
7. Ming-Kuei Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Inform. Theory*. 1962;8(2): 179–187. <https://doi.org/10.1109/TIT.1962.1057692>
8. El-ghazal A., Basir O., Belkasim S. A novel curvature-based shape Fourier Descriptor. *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2008. P. 953–956. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2008.4711914>
9. Pascal V., Yoshua B. K-Local Hyperplane and Convex Distance Nearest Neighbor Algorithms. In: Dietterich T.G., Becker S., Ghahramani Z. (Eds.). *Advances in Neural Information Processing Systems*. The MIT Press; 2001. V. 14. P. 985–992.
10. Deng J., Xuan X., Wang W., Li Z., Yao H., Wang Z. A review of research on object detection based on deep learning. *J. Phys.: Conf. Ser.* 2020;1684(1):012028. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1684/1/012028>
11. Бредихин А.И. Алгоритмы обучения сверточных нейронных сетей. *Вестник Югорского государственного университета*. 2019;1(52):41–54. <https://doi.org/10.17816/byusu20190141-54> [Bredikhin A.I. Training algorithms for convolutional neural networks. *Vestnik Yugorskogo gosudarstvennogo universiteta = Yugra State University Bulletin*. 2019;1(52):41–54 (in Russ.). <https://doi.org/10.17816/byusu20190141-54>]

12. Proença P.F., Simões P. *TACO: Trash Annotations in Context for Litter Detection*. arXiv preprint arXiv: 2003.06975. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.06975>
13. Bochkovskiy A., Wang C.Y., Liao H.Y.M. *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. arXiv preprint arXiv: 2004.10934. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>
14. Liu L., Özsu M.T. (Eds.). *Encyclopedia of Database Systems*. New York, NY, USA: Springer; 2009. V. 6. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-39940-9>
15. Yasuda T. (Ed.) *Multi-Robot Systems, Trends and Development*. London, United Kingdom: IntechOpen; 2011. 598 p. <https://doi.org/10.5772/544>

Об авторах

Беляков Максим Эдуардович, бакалавр, кафедра проблем управления Института искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: beliakow.m@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0001-7193-049X>

Диане Секу Абдель Кадер, к.т.н., доцент, кафедра проблем управления Института искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: sekoudiane1990@gmail.com. ResearcherID T-5560-2017, Scopus Author ID 57188548666, SPIN-код РИНЦ 8691-0290, <https://orcid.org/0000-0002-8690-6422>

About the authors

Maksim E. Beliakov, Bachelor, Department of Control Problems, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). beliakow.m@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0001-7193-049X>

Sekou Abdel Kader Diane, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Control Problems, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: sekoudiane1990@gmail.com. ResearcherID T-5560-2017, Scopus Author ID 57188548666, RSCI SPIN-code 8691-0290, <https://orcid.org/0000-0002-8690-6422>