

Разработка цифровой версии системы распознавания космического мусора на базе искусственного интеллекта

А.В. Шавшин^{1,*}, Р.А. Дмитриев¹, В.В. Давыдов¹, Д.А. Болдарев², Д.Ю. Клименко², А.А. Худина²

¹Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
Санкт-Петербург, 193232, Россия

²Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого
Санкт-Петербург, 195251, Россия

(Поступила в редакцию 10.06.2024; подписана в печать 22.07.2024)

Обоснована актуальность разработки системы распознавания космического мусора на базе искусственного интеллекта. Разработана цифровая версия системы распознавания космического мусора на базе искусственного интеллекта, которая может служить основой для создания полноценной системы. Проведена разработка кода искусственного интеллекта, его обучения и тестирования на экспериментальных данных. Установлено, что созданная цифровая версия системы распознавания космического мусора на базе искусственного интеллекта имеет потенциал для успешного детектирования и классификации космического мусора на орбите планеты Земля.

PACS: 42.60.-v. УДК: 53.07

Ключевые слова: искусственный интеллект, космический мусор, персептрон, лазерное детектирование, нейроны.

ВВЕДЕНИЕ

С каждым годом количество космического мусора на Земной орбите увеличивается, из-за чего данная проблема становится одной из опаснейших для действующих спутников, космических аппаратов и космонавтов на Земной орбите [1]. Космическая спутниковая группировка не может в таких условиях нормально функционировать из-за большой опасности столкновения с космическим мусором [2–5]. Также необходимо решать проблему космического мусора по причине увеличения требований по точности позиционирования спутниковых группировок на Земной орбите и их маневрирования от столкновения с космическим мусором, так как наземные средства наблюдения не обеспечивают достаточную точность наблюдения за космическим мусором. [6, 7].

Создание системы распознавания космического мусора на основе искусственного интеллекта, использующей информацию, полученную с помощью отражённого оптического сигнала лазерного излучения, позволит специальным спутникам, собирающим космический мусор, детектировать пролетающий мимо мусор, устраняя опасность его столкновения с работающими аппаратами [8]. Общая структурная схема системы распознавания космического мусора представлена на рис. 1. Оптический лазер 1 используется для генерации исходного оптического сигнала. По принципу лазерной локации, луч света направляется на исследуемый космический объект 2, отражённый сигнал, от которого будет содержать в себе важную информацию, касательного его характеристик, таких как размер, форма, состав и траектория движения. Далее отражённый оптический сигнал будет принимать оптиче-

ский датчик 3, способный трансформировать оптический сигнал в электрический. Полученный электрический сигнал поступает на аналогово-цифровой преобразователь (АЦП) 4, для преобразования аналогового сигнала, пришедшего с оптического датчика, в цифровой формат. Затем цифровая информация поступает на вход микроконтроллера 5, который является основным элементом системы искусственного интеллекта. Используя алгоритмы машинного обучения, нейросеть классифицирует исследуемые объекты на основе входных данных отражённого оптического сигнала.

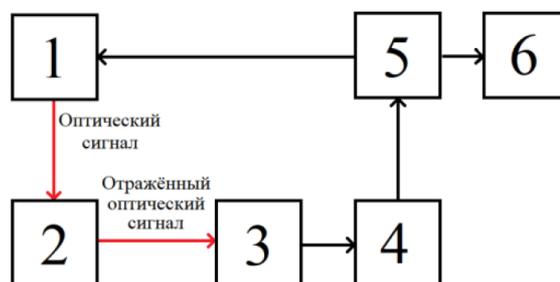


Рис. 1. Структурная схема системы распознавания космического мусора: 1 — оптический лазер; 2 — исследуемый объект; 3 — оптический датчик для приёма отражённого оптического сигнала; 4 — аналогово-цифровой преобразователь; 5 — микроконтроллер; 6 — пользовательский интерфейс программного обеспечения

Первым шагом к созданию физического прототипа системы является реализация цифровой версии системы рис. 2.

В целях отработки алгоритмов искусственного интеллекта и всех функциональных узлов программного обеспечения микроконтроллера 2, на его вход поступают сигналы из заранее подготовленной базы данных отражённых от различных объектов оптических сигналов 1, информация, для которой собиралась путём ла-

* shavshin2107@gmail.com

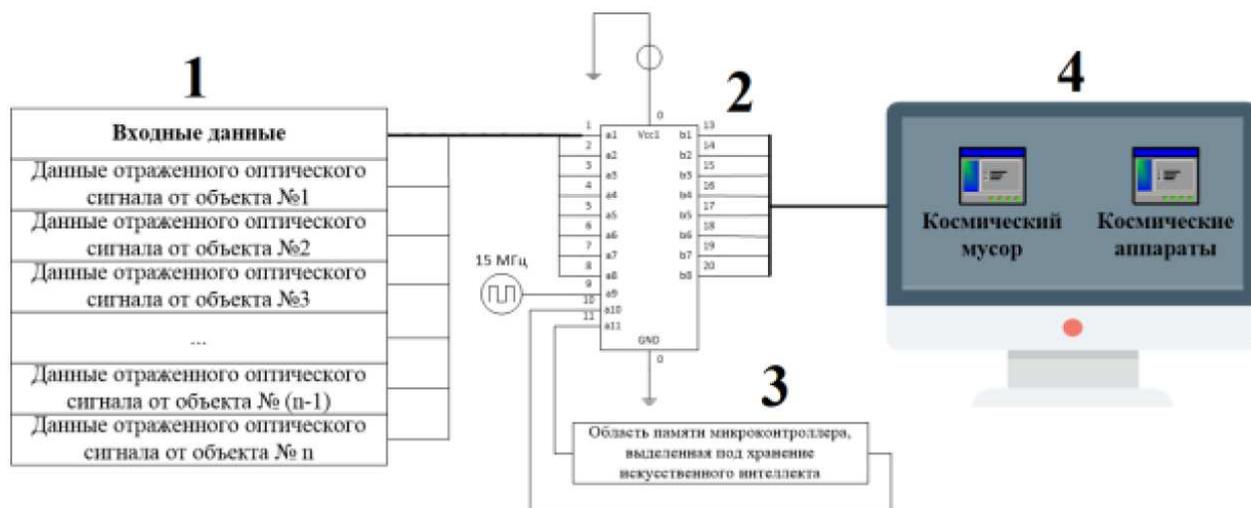


Рис. 2. Структурная схема цифровой версии системы распознавания космического мусора: 1 — база данных отражённых от различных объектов оптических сигналов; 2 — микроконтроллер; 3 — область памяти, выделенная для хранения нейросети; 4 — пользовательский интерфейс программного обеспечения для отображения выходных данных

бораторных исследований и информации из открытых источников. Далее с помощью алгоритмов машинного обучения [9] происходит обучение модели искусственного интеллекта 3 на базе известных сигналов, чтобы далее нейросеть могла самостоятельно классифицировать новые объекты, которых не было в первоначальной выборке [10].

1. ПРОЦЕСС МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Построение искусственного интеллекта происходит на основе многослойных нейронных сетей. В многослойных нейронных сетях нейроны объединяются в слои. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. [11] Внешние входные сигналы подаются на входы нейронов входного слоя, а выходами сети являются выходные сигналы последнего слоя. Кроме входного и выходного слоев в многослойной нейронной сети есть несколько скрытых слоев. [12]. В процессе разработки кода для искусственного интеллекта были изучены различные архитектуры сетей для создания перцептрона. В итоге была выбрана сеть AlexNet, которую адаптировали под нужные параметры [13]. В нашем случае нейронная сеть состоит из восьми слоев с весовыми коэффициентами. Первые пять слоев являются сверточными, а оставшиеся три — полносвязными. Выходные данные проходят через функцию потерь softmax, которая формирует распределение по 15 классам. Сеть оптимизирует многоклассовую логистическую регрессию, что эквивалентно максимизации среднего логарифма вероятности правильной классификации для всех обучающих примеров. Ядра второго, четвертого и пятого сверточных

слоев соединены только с соответствующими картами в предыдущем слое, которые находятся на одном процессоре. Ядра третьего сверточного слоя соединены со всеми картами второго слоя. Нейроны в полносвязных слоях связаны со всеми нейронами предыдущего слоя.

Таким образом, сеть включает 5 сверточных и 3 полносвязных слоя. После каждого слоя применяется функция активации ReLU. Дропаут используется перед первым и вторым полносвязными слоями. Сеть содержит 570 тысяч параметров и выполняет 780 миллионов вычислений при прямом проходе. Сверточные слои, на которые приходится 6% всех параметров, выполняют 93% вычислений (рис. 3).

Во время обучения сеть проходит через 10 эпох, что занимает 29 ч. Применяется стохастический градиентный спуск с начальной скоростью обучения 0.01, импульсом 0.9 и затуханием весов 0.0005. Скорость обучения уменьшается в 10 раз после стабилизации точности и еще в 3 раза в процессе обучения. Обновление весовых коэффициентов w происходит по следующим формулам (1) и (2):

$$v_i + 1 = 0.9 \times v_i - 0.0005 \times \varepsilon \times W_i - \varepsilon \left(\frac{\partial dL}{\partial W} | W_i \right) D_i, \quad (1)$$

$$W_i + 1 = W_i + v_i + 1, \quad (2)$$

где i — номер итерации, v — переменная импульса, а ε (epsilon) — скорость обучения. В ходе всего этапа обучения скорость обучения выбиралась равной для всех слоев и корректировалась вручную. Необходимо было разделить скорость обучения на 10, когда количество ошибок при проверке переставало уменьшаться.

Создание нейронной сети происходило в IDE среде Visual Studio, на языке программирования Python с использованием TensorFlow CPU. TensorFlow CPU — это

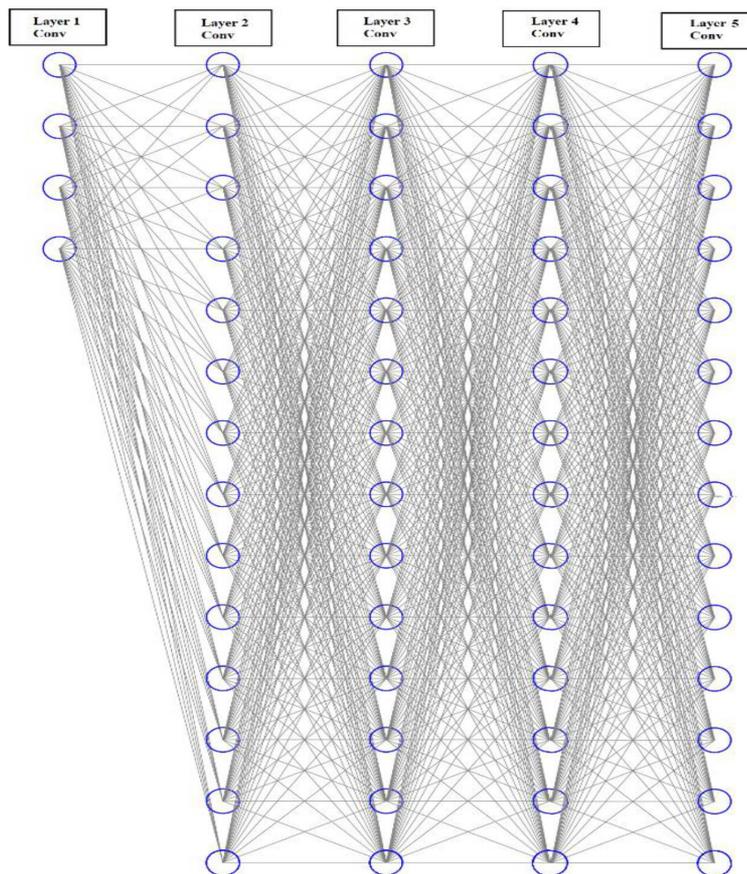


Рис. 3. Структура свёрточных слоев персептрона

версия фреймворка машинного обучения TensorFlow, оптимизированная для работы на центральном процессоре (CPU). TensorFlow CPU использует ресурсы центрального процессора для выполнения вычислений, связанных с обучением моделей искусственного интеллекта.

Набор обучающих данных, на основании которого обучалась нейросеть, состоял из искусственно сгенерированной информации о материале объекта, угле падения лазерного луча, интенсивности отраженного лазерного луча. Всего было 15 типов объектов: Metal, Iron, Plastic, Aluminum, Duralumin, Copper, Carbon, Solar panel, Gilded foil Rubber, Glass, Iron objects painted, Aluminum objects painted, Stainless steel, Nickel-plated objects, Textolite. Угол отражения менялся в диапазоне от 0 до 45°. Диапазон генерируемых значений интенсивности отраженного лазерного луча выбирался в соответствие с экспериментальными данными по излучению и детектированию оптического сигнала с длиной волны 800нм на разные объекты. В итоге программа по заданным параметрам сгенерировала по 187500 измерений для каждого из описанных выше типов объекта, что в сумме даёт 3 миллиона измерений. По одному из параметров для каждого класса объекта представлено в табл. 1.

2. РЕЗУЛЬТАТЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ПРОТОТИПА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ КОСМИЧЕСКОГО МУСОРА

Обучение проводилось в течение 29 ч на процессоре Intel Core 5-11400. Размер созданной модели ИИ равняется 13.59 Мб, что считается достаточно большим для памяти микроконтроллеров. В связи, с чем была использована конвертация модели с помощью TensorFlow Lite (TFLite). Это облегченная версия фреймворка TensorFlow, разработанная для запуска моделей машинного обучения на мобильных и встроенных устройствах. Важным достоинством сохраненной модели, является возможность её последующего обучения на новых данных без потерь предыдущей информации внутри модели, а также небольшой размер, позволяющий её с легкостью загружать в память недорогих и компактных микроконтроллеров.

Результаты обучения и классификации оптических сигналов, отражаемые в пользовательском интерфейсе, изображены в табл. 2

Для тестирования работоспособности обученной модели была создана тестовая выборка характеристик отраженных оптических сигналов в размере 10000 измерений. В результате тестирования созданной моде-

Таблица 1. Часть из набора обучающих данных для нейросети

Класс объекта	Угол падения лазерного луча, °	Интенсивность отражённого сигнала
Metal	34	0.6793
Iron	14	0.6344
Plastic	3	0.1891
Aluminum	41	0.4448
Duralumin	40	0.2031
Copper	5	0.6701
Carbon	8	0.3863
Solar panel	10	0.4406
Gilded foil Rubber	17	0.5796
Glass	9	0.4805
Iron objects painted	42	0.2193
Aluminum objects painted	39	0.2464
Stainless steel	21	0.6213
Nickel-plated objects	8	0.7220
Textolite	14	0.2491

Таблица 2. Результаты тестирования обученной модели для каждого класса объектов

Класс объекта	Угол падения лазерного луча, °	Интенсивность отражённого сигнала	Точность классификации, %
Металл	34	0.6793	97.943
Железо	14	0.6344	97.785
Пластик	3	0.1891	98.654
Алюминий	41	0.4448	98.864
Дюралюминий	40	0.2031	99.345
Медь	5	0.6701	99.055
Углерод	8	0.3863	97.523
Солнечная панель	10	0.4406	99.068
Позолоченная фольга	17	0.5796	99.901
Стекло	9	0.4805	99.768
Окрашенные железные предметы	42	0.2193	90.832
Окрашенные алюминиевые предметы	39	0.2464	91.789
Нержавеющая сталь	21	0.6213	99.804
Никелированные предметы	8	0.7220	98.781
Текстолит	14	0.2491	97.152

ли 9775 из 10000 отраженных оптических сигналов были классифицированы правильно, что соответствует 97.75% точности. Основную сложность при работе модели создавали классы «Окрашенные железные предметы» и «Окрашенные алюминиевые предметы» в силу их большой схожести по интенсивности отраженного оптического сигнала.

Полученные результаты показывают корректную работу искусственного интеллекта, который классифицирует объекты на основе входных данных отражённого оптического сигнала.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты исследований и проделанной работы показывают, что система распознавания космического мусора на базе искусственного интеллекта, имеет по-

тенциал для успешного обнаружения и классификации космического мусора. Алгоритмы искусственного интеллекта, реализованные в системе, позволяют эффективно обрабатывать и анализировать большие объёмы данных о космическом мусоре.

-
- [1] Вениаминов С.С., Червонов А.М. Космический мусор — угроза человечеству. М.: ИКИ РАН. 2012. С. 164.
- [2] Petrov A.A., Shabanov V.E., Zalyotov D.V. et al. // IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics, EExPolytech. **8564389**. 52 (2018).
- [3] Shavshin A.V. // Development of automatic control of optical signal gain in a atomic frequency standard based on rubidium-87 atoms. IEEE/VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology. **21991987**. 56 (2022).
- [4] Lukashev N.A., Davydov R.V., Glinushkin A.P. et al. // J. of Phys.: Conference Series. **1326**, N 1. 012046. (2009).
- [5] Arinushkina K., Valov A., Isupova E. et al. // Improvement of the frequency standard on cesium atoms used in spacecraft for remote sensing of the Earth, in: Proceedings of 8th International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT), Samara, Russian Federation. **21992028**. 20302. (2022).
- [6] Logunov S.E., Koshkin A.Y., Davydov V.V. et al. // J. of Phys.: Conference Series. **741**, N 1. 012092. (2016).
- [7] Petrov A.A., Davydov V.V. et al. // Journal of Communications Technology and Electronics. **62**, N 2. 289 (2017).
- [8] Murphy K. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. MIT Press, 2012. USA. P. 1104
- [9] Bishop C. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, USA, 2006. P. 738
- [10] Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Глубокое обучение. Я. Гудфеллоу, И. Бенджио, А. Курвилль. Пер. с англ. А. А. Слинкина. М.: ДМК Пресс. 2012. С. 652.
- [11] Галушкин А. Синтез многослойных систем распознавания объектов. М.: Энергия, 1974.
- [12] Круглов В., Борисов В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия–Телеком, 2001. С. 382.
- [13] Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. et al. // Communications OF THE ACM. **3065386**. **60**, N 6. (2017).

Development of a digital version of a space debris recognition system based on artificial intelligence

A.V. Shavshin^{1,a}, R.A. Dmitriev¹, V.V. Davydov¹, D.A. Boldarev², D.Yu. Klimenko², A.A. Hudina²

¹The Bonch-Bruевич Saint-Petersburg State University of Telecommunications
Saint Petersburg 193232, Russia

²Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University. Saint Petersburg 195251, Russia
E-mail: ^ashavshin2107@gmail.com

The relevance of developing a space debris recognition system based on artificial intelligence is substantiated. A digital version of a space debris recognition system based on artificial intelligence has been developed, which can serve as the basis for creating a full-fledged system. The development of artificial intelligence code, its training and testing on experimental data was carried out. It has been established that the created digital version of the space debris recognition system based on artificial intelligence has the potential for successful detection and classification of space debris in the orbit of planet Earth.

PACS: 42.60.-v.

Keywords: artificial intelligence, space debris, perceptron, laser detection, neurons.

Received 10 June 2024.

Сведения об авторах

1. Шавшин Артём Владимирович — аспирант; e-mail: shavshin2107@gmail.com.
2. Давыдов Вадим Владимирович — доктор физ.-мат. наук, доцент; e-mail: davydov_vadim66@mail.ru.
3. Болдарев Дмитрий Александрович — студент, магистр; e-mail: boldarev2001@inbox.ru.
4. Дмитриев Роман Алексеевич — аспирант
5. Клименко Дарья Юрьевна — студент, магистр; e-mail: dasha.klimenko.01@inbox.ru.
6. Худина Анастасия Алексеевна — студент, бакалавр.