

УДК: 004.89

Нейросетевая модель распознавания знаков дорожного движения в интеллектуальных транспортных системах

А. И. Сабиров^а, А. С. Катасёв^б, М. В. Дагаева^с

Казанский национальный исследовательский технический университет им. А. Н. Туполева — КАИ,
Россия, 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, д. 10

E-mail: ^а sabirovai@outlook.com, ^б ASKatasev@kai.ru, ^с dagaevam@rambler.ru

*Получено 14.09.2020, после доработки — 16.01.2021.
Принято к публикации 18.01.2021.*

В данной статье проводится анализ проблемы распознавания знаков дорожного движения в интеллектуальных транспортных системах. Рассмотрены основные понятия компьютерного зрения и задачи распознавания образов. Самым эффективным и популярным подходом к решению задач анализа и распознавания изображений на данный момент является нейросетевой, а среди возможных нейронных сетей лучше всего показала себя искусственная нейронная сеть сверточной архитектуры. Для решения задачи классификации при распознавании дорожных знаков использованы такие функции активации, как Relu и SoftMax. В работе предложена технология распознавания дорожных знаков. Выбор подхода для решения поставленной задачи на основе сверточной нейронной сети обусловлен возможностью эффективно решать задачу выделения существенных признаков и классификации изображений. Проведена подготовка исходных данных для нейросетевой модели, сформирована обучающая выборка. В качестве платформы для разработки интеллектуальной нейросетевой модели распознавания использован облачный сервис Google Colaboratory с подключенными библиотеками для глубокого обучения TensorFlow и Keras. Разработана и протестирована интеллектуальная модель распознавания знаков дорожного движения. Использованная сверточная нейронная сеть включала четыре каскада свертки и подвыборки. После сверточной части идет полносвязная часть сети, которая отвечает за классификацию. Для этого используются два полносвязных слоя. Первый слой включает 512 нейронов с функцией активации Relu. Затем идет слой Dropout, который используется для уменьшения эффекта переобучения сети. Выходной полносвязный слой включает четыре нейрона, что соответствует решаемой задаче распознавания четырех видов знаков дорожного движения. Оценка эффективности нейросетевой модели распознавания дорожных знаков методом трехблочной кросс-валидации показала, что ее ошибка минимальна, следовательно, в большинстве случаев новые образы будут распознаваться корректно. Кроме того, у модели отсутствуют ошибки первого рода, а ошибка второго рода имеет низкое значение и лишь при сильно зашумленном изображении на входе.

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, анализ данных, распознавание дорожных знаков, интеллектуальные транспортные системы

UDC: 004.89

A neural network model for traffic signs recognition in intelligent transport systems

A. I. Sabirov^a, A. S. Katasev^b, M. V. Dagaeva^c

Kazan National Research Technical University named after A. N. Tupolev,
10 K. Marx st., Kazan, 420111, Russia

E-mail: ^asabirovai@outlook.com, ^bASKatasev@kai.ru, ^cdagaevam@rambler.ru

Received 14.09.2020, after completion — 16.01.2021.

Accepted for publication 18.01.2021.

This work analyzes the problem of traffic signs recognition in intelligent transport systems. The basic concepts of computer vision and image recognition tasks are considered. The most effective approach for solving the problem of analyzing and recognizing images now is the neural network method. Among all kinds of neural networks, the convolutional neural network has proven itself best. Activation functions such as Relu and SoftMax are used to solve the classification problem when recognizing traffic signs. This article proposes a technology for recognizing traffic signs. The choice of an approach for solving the problem based on a convolutional neural network due to the ability to effectively solve the problem of identifying essential features and classification. The initial data for the neural network model were prepared and a training sample was formed. The Google Colaboratory cloud service with the external libraries for deep learning TensorFlow and Keras was used as a platform for the intelligent system development. The convolutional part of the network is designed to highlight characteristic features in the image. The first layer includes 512 neurons with the Relu activation function. Then there is the Dropout layer, which is used to reduce the effect of overfitting the network. The output fully connected layer includes four neurons, which corresponds to the problem of recognizing four types of traffic signs. An intelligent traffic sign recognition system has been developed and tested. The used convolutional neural network included four stages of convolution and subsampling. Evaluation of the efficiency of the traffic sign recognition system using the three-block cross-validation method showed that the error of the neural network model is minimal, therefore, in most cases, new images will be recognized correctly. In addition, the model has no errors of the first kind, and the error of the second kind has a low value and only when the input image is very noisy.

Keywords: convolutional neural network, data analysis, road sign recognition, intelligent transportation systems

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2021, vol. 13, no. 2, pp. 429–435 (Russian).

1. Введение

В настоящее время многие исследователи в своих теоретических и прикладных разработках большой интерес проявляют к области компьютерного зрения [Зуева, 2009; Ismagilov et al., 2019]. Такой рост популярности к данному направлению искусственного интеллекта связан в первую очередь с развитием нейросетевых технологий [Сорокин, Железняк, 2019; Katasev, Kataseva, 2017; Emaletdinova et al., 2020], в частности моделей сверточных нейронных сетей [Уласевич, 2017]. Такие задачи, как распознавание образов, анализ изображений, построение маршрута для беспилотных летательных аппаратов и роботов, могут быть эффективно решены с помощью нейронных сетей.

Одной из наиболее актуальных практических задач в данной области является распознавание знаков дорожного движения [Козырь, 2017; Гурин, 2020]. Актуальность этой задачи связана с вопросами безопасности дорожного движения и повышенным интересом к технологиям беспилотных транспортных средств [Кремлев, Тырышкин, 2019]. При использовании последних задача распознавания знаков дорожного движения выдвигается на первый план, так как от правильности их распознавания в целом зависит безопасность на дорогах будущего.

Целью данного исследования являются разработка и оценка эффективности сверточной нейросетевой модели распознавания знаков дорожного движения в интеллектуальных транспортных системах [Makhmutova et al., 2020].

2. Компьютерное зрение и сверточные нейронные сети

На практике интеллектуальная система распознавания знаков дорожного движения, как правило, применяется как часть системы компьютерного зрения [Бахшиев и др., 2018]. Компьютерное зрение представляет собой теорию и технологию создания систем, способных обнаруживать, отслеживать и классифицировать объекты. Такие системы получают данные из изображений. Информация может быть представлена в различных видах, таких как видеопоследовательность, отдельные изображения, трехмерные данные, полученные с нескольких камер или сканеров. Задача разработки интеллектуальной системы распознавания знаков дорожного движения относится к данной предметной области. Ее решение может быть получено с применением технологий интеллектуального анализа данных и глубокого обучения [Dagaeva et al., 2019].

Существует большое количество готовых к использованию программ глубокого обучения нейронных сетей. При этом не требуется реализовывать глубокое обучение самостоятельно. Достаточно взять готовую библиотеку и использовать ее для решения практических задач, например, на основе сверточных нейронных сетей.

Сверточные нейронные сети — это категория нейронных сетей, которые показали свою эффективность в таких предметных областях, как распознавание и классификация изображений [Shleymovich et al., 2018]. В частности, сверточные нейронные сети успешно идентифицируют лица, объекты и дорожные знаки на изображениях. Кроме того, они используются в роботах и беспилотных автомобилях. Таким образом, сверточные нейронные сети являются эффективным инструментом для большинства исследований в области машинного обучения.

К достоинствам нейросетевых методов распознавания объектов на изображениях можно отнести дешевизну реализации, быстрое и надежное распознавание изображений, способность хорошо распознавать искаженные и зашумленные изображения. К недостаткам данного подхода можно отнести необходимость получения исходных данных для анализа, а также сложность в выборе архитектуры нейронной сети.

Архитектура LeNet была одной из первых сверточных нейронных сетей, которые помогли продвинуть область глубокого обучения. Эта новаторская работа Яна Лекуна была названа LeNet5 после многих предыдущих успешных итераций с 1988 года [Камалова, 2019]. В то время архитектура LeNet использовалась для задач распознавания символов (считывание почтовых

индексов, цифр и т. д.). В последние годы было предложено несколько новых архитектур, которые улучшают работу LeNet, но все они используют основные концепции LeNet. Сверточная нейронная сеть аналогична архитектуре оригинального LeNet и позволяет классифицировать входные изображения. Такие сети обычно реализуют четыре основные операции [Камалова, 2019]: свертка, нелинейность, объединение и классификация.

3. Нейросетевая технология распознавания дорожных знаков

Распознавание знаков дорожного движения относится к задаче классификации. В данной работе классами являются 4 вида дорожных знаков, а для распознавания объекта и отнесения его к определенному классу используется сверточная нейронная сеть. Для ее построения использованы исходные данные в виде изображений знаков дорожного движения, полученных вручную при формировании поисковых запросов в системах «Яндекс» и Google. Объем исходных данных составил 800 изображений (по 200 изображений каждого вида дорожного знака) с разной степенью освещенности и зашумленности. Каждое изображение приведено к единому разрешению 150×150 пикселей. На рис. 1 приведены примеры исходных изображений.



Рис. 1. Пример исходных изображений для обучения нейронной сети

Полученные изображения использовались для построения нейросетевой модели. Решение задачи распознавания дорожных знаков состояло из следующих этапов:

- 1) ручная разметка исходных данных на классы;
- 2) предварительная подготовка (масштабирование) изображений;
- 3) обучение и тестирование нейронной сети;
- 4) применение обученной нейронной сети для распознавания дорожных знаков.

Процесс разработки нейронной сети состоял из следующих этапов:

- 1) подготовка данных для всех распознаваемых классов (для каждого класса из исходных данных случайным образом сформированы три набора данных: обучающая (70 % исходных данных), тестовая (15 %) и валидационная (15 %) выборки; изображения подготавливались, приводились к виду, пригодному для обучения нейронной сети, производился контроль сбалансированности данных в сформированных выборках, подготовленные данные загружались в Google Drive для дальнейшего использования в облачном сервисе Google Colaboratory [Halyal, 2019]);

- 2) создание проекта в Google Colaboratory, подключение библиотек для глубокого обучение, подключение Google Drive с обучающими наборами данных;

- 3) проведение экспериментов и определение оптимальной архитектуры сверточной нейронной сети: количество сверточных и полносвязных слоев, определение количества нейронов в скрытом слое полносвязного уровня, выбор функций активации;

- 4) обучение нейронной сети, настройка значений соответствующих параметров;

- 5) оценка адекватности нейросетевой модели распознавания дорожных знаков.

Реализация описанных этапов позволила построить нейросетевую сверточную модель для распознавания знаков дорожного движения.

4. Разработка нейросетевой модели

Рассмотрим структуру сверточной нейронной сети, использованную для построения нейросетевой модели распознавания знаков дорожного движения (см. рис. 2).

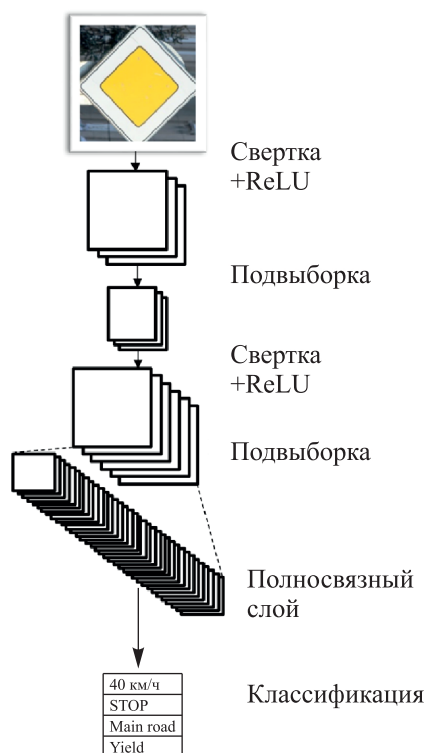


Рис. 2. Структура нейросетевой модели распознавания знаков дорожного движения

Как видно из данного рисунка, структура сверточной нейросетевой модели полностью соответствует этапам алгоритма распознавания знаков дорожного движения. Сеть включает четыре каскада свертки и два каскада подвыборки. Размер сверточных ядер — 3×3 , размер подвыборки — 2×2 . Используется выбор максимального значения. Сверточная часть сети предназначена для выделения характерных признаков на изображениях дорожных знаков.

После сверточной части идет полносвязная часть нейронной сети, которая отвечает за классификацию изображений. Для этого используются два полносвязных слоя. Первый слой включает 512 нейронов с функцией активации Relu. Затем идет слой Dropout, который используется для уменьшения риска переобучения. Выходной полносвязный слой включает четыре нейрона, что соответствует задаче классификации четырех знаков дорожного движения. На выходном слое используется функция активации SoftMax. Используется бэкенд TensorFlow с форматом хранения изображений channels_last.

5. Оценка ошибки модели

В данной работе для оценки ошибки построенной нейросетевой модели использован метод трехблочной перекрестной проверки (кросс-валидации). При этом на каждой итерации перекрестной проверки из исходных данных одна треть отбиралась для тестового множества, а две трети — для обучающего. Процедура повторялась три раза. Итоговые результаты расчетов ошибки нейросетевой модели усреднялись. Результаты проведенных экспериментов по оценке ошибки нейросетевой модели представлены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты расчетов ошибки нейросетевой модели

Ошибка модели на 1-й итерации	Ошибка модели на 2-й итерации	Ошибка модели на 3-й итерации	Средняя ошибка модели
0.23	0.07	0.23	0.176
0.15	0	0.07	0.073
0	0.07	0.07	0.046
Итого (усредненное значение ошибки):			0.098

Итоговое (усредненное) значение ошибки нейросетевой модели составило 0,098. Следовательно, разработанная нейросетевая модель является адекватной и пригодной для распознавания дорожных знаков.

6. Заключение

В данной статье была разработана и описана интеллектуальная нейросетевая модель для распознавания знаков дорожного движения. Реализована высокоточная сверточная нейронная сеть для распознавания образов дорожных знаков на изображениях. Проведена оценка адекватности нейросетевой модели на основе метода трехблочной кросс-валидации. По результатам оценки можно сделать вывод, что разработанная модель для распознавания знаков дорожного движения является адекватной и обладает высокой точностью распознавания. Таким образом, данная модель может быть эффективно использована в интеллектуальных транспортных системах для решения поставленной задачи.

Список литературы (References)

- Бахшиев А. В., Орлова С. Р., Комаров А., Степанов Д. Н.* Классификация сценариев и алгоритмов в системах технического зрения беспилотных транспортных средств // Экстремальная робототехника. — 2018. — Т. 1, № 1. — С. 400–409.
- Bahshiev A. V., Orlova S. R., Komarov A., Stepanov D. N.* Klassifikaciya scenariy i algoritmov v sistemah tekhnicheskogo zreniya bespilotnyh transportnyh sredstv [Classification of scenarios and algorithms in vision systems of unmanned vehicles] // Ekstremal'naya robototekhnika. — 2018. — Vol. 1, No. 1. — P. 400–409 (in Russian).
- Гурин В. И.* Обнаружение и распознавание знаков дорожного движения с использованием методов технического зрения и машинного обучения // Наука без границ. — 2020. — № 5 (45). — С. 75–82.
- Gurin V. I.* Obnaruzhenie i raspoznavanie znakov dorozhnogo dvizheniya s ispol'zovaniem metodov tekhnicheskogo zreniya i mashinnogo obucheniya [Traffic sign detection and recognition using vision and machine learning techniques] // Nauka bez granic. — 2020. — No. 5 (45). — P. 75–82 (in Russian).
- Зуева Е. Ю.* Компьютерное зрение в ИПМ им. В. М. Келдыша РАН — история развития // Математические машины и системы. — 2009. — № 4. — С. 18–26.
- Zueva E. Yu.* Komp'yuternoe zrenie v IPM im. V. M. Keldysha RAN — istoriya razvitiya [Computer vision at the Institute of Applied Mathematics V. M. Keldysh RAS — history of development] // Matematicheskie mashiny i sistemy. — 2009. — No. 4. — P. 18–26 (in Russian).
- Камалова Ю. Б.* Программа для автоматической кластеризации многочисленных (свыше 1000) изображений зерен пыльцы, полученных с помощью оптического микроскопа, в Python, для обучения сверточной нейронной сети LeNet // Интеллектуальные системы в производстве. — 2019. — Т. 17, № 3. — С. 67–74.
- Kamalova Yu. B.* Programma dlya avtomaticheskoy klasterizacii mnogochislennyh (svyshe 1000) izobrazhenij zeren pyl'cy, poluchennyh s pomoshch'yu opticheskogo mikroskopa, v Python, dlya obucheniya svertochnoj nejronnoj seti LeNet [A program for automatic clustering of numerous (over 1000) images of pollen grains obtained with an optical microscope in Python, for training the LeNet convolutional neural network] // Intel'ktual'nye sistemy v proizvodstve. — 2019. — Vol. 17, No. 3. — P. 67–74 (in Russian).

- Козыр М. В.* Сверточная нейронная сеть для распознавания символов номерного знака автомобиля // Россия молодая: передовые технологии — в промышленность. — 2017. — № 2. — С. 73–78.
Kozyr' M. V. Svertochnaya nejronnaya set' dlya raspoznavaniya simvolov nomernogo znaka avtomobilya [Convolutional neural network for car license plate character recognition] // Rossiya molodaya: peredovye tekhnologii — v promyshlennost'. — 2017. — No. 2. — P. 73–78 (in Russian).
- Кремлев И. А., Тырышкин А. В.* Объекты инфраструктуры для беспилотных транспортных средств // Мир транспорта. — 2019. — Т. 17, № 2 (81). — С. 64–71.
Kremlev I. A., Tyryshkin A. V. Ob'ekty infrastruktury dlya bespilotnykh transportnykh sredstv [Infrastructure for unmanned vehicles] // Mir transporta. — 2019. — Vol. 17, No. 2 (81). — P. 64–71 (in Russian).
- Сорокин А. Б., Железняк Л. М.* Компьютерное зрение на основе искусственных нейронных сетей // Тенденции развития науки и образования. — 2019. — № 55-2. — С. 24–27.
Sorokin A. B., Zheleznyak L. M. Komp'yuternoe zrenie na osnove iskusstvennykh nejronnykh setej [Computer vision based on artificial neural networks] // Tendencii razvitiya nauki i obrazovaniya. — 2019. — No. 55-2. — P. 24–27 (in Russian).
- Уласевич С. А.* Сверточная нейронная сеть для классификации изображений // Синергия Наук. — 2017. — № 15. — С. 372–377.
Ulasevich S. A. Svertochnaya nejronnaya set' dlya klassifikacii izobrazhenij [Convolutional neural network for image classification] // Sinergiya Nauk. — 2017. — No. 15. — P. 372–377 (in Russian).
- Halyal S. V.* Running Google Colaboratory as a server — transferring dynamic data in and out of colabs // International Journal of Education and Management Engineering. — 2019. — Vol. 9, No. 6. — P. 35–39.
- Dagaeva M., Garaeva A., Anikin I., Makhmutova A., Minnikhanov R.* Big spatio-temporal data mining for emergency management information systems // IET Intelligent Transport Systems. — 2019. — No. 13 (11). — P. 1649–1657.
- Emaletdinova L. Yu., Mukhametzyanov Z. I., Kataseva D. V., Kabirova A. N.* A method of constructing a predictive neural network model of a time series // Computer Research and Modeling. — 2020. — No. 12 (4). — P. 737–756.
- Ismagilov I. I., Mustafin A. N., Shleymovich M. P., Katasev A. S., Lyasheva S. A., Kataseva D. V.* Methods and algorithms for solving problems in the automatic recognition of license plates // Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems. — 2019. — Vol. 11 (8 Special Issue). — P. 1732–1736.
- Katasev A. S., Kataseva D. V.* Neural network diagnosis of anomalous network activity in telecommunication systems // Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines. — 2017. — 7819020.
- Makhmutova A., Anikin I. V., Dagaeva M.* Object Tracking Method for Videomonitoring in Intelligent Transport Systems // Proceedings — 2020 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2020, 9208032. — P. 535–540.
- Shleymovich M. P., Dagaeva M. V., Katasev A. S., Lyasheva S. A., Medvedev M. V.* The analysis of images in control systems of unmanned automobiles on the base of energy features model // Computer Research and Modeling. — 2018. — No. 10 (3). — P. 369–376.

