РАЗДЕЛ VII. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Ивлиев Е.А., Обухов П.С., Ивлиев В.А.

Применение глубоких нейронных сетей для распознавания дорожных знаков

*Донской государственный технический университет
(Россия, Ростов-на-Дону)*

doi: 10.18411/sr-10-02-2021-21

idsp: sciencerussia-10-02-2021-21

Аннотация

Статья посвящена разработке системы распознавания дорожных знаков на основе глубокой нейронной сети. Представлена архитектура нейросети для задачи локализации дорожных знаков. Описана нейросеть для задачи классификации дорожных знаков. Разработано программное обеспечение по распознаванию дорожных знаков, представлены результаты качества распознавания.

Ключевые слова: распознавание объектов, классификация объектов, сверточные нейронные сети, дорожные знаки, глубокое обучение, TensorFlow.

Abstract

The article is devoted to the development of a system of recognition of road signs based on a deep neural network. The neural network architecture is presented for the task of localizing road signs. Described is a neural network for the task of classifying road signs. The software for recognition of road signs has been developed, the results of recognition quality are presented.

Keywords: object recognition, object classification, convolutional neural networks, traffic signs, deep learning, TensorFlow.

Введение. В последнее время наблюдается повсеместный рост исследований и использования приложений глубокого обучения для решения сложных и разных задач в различных областях исследований. Область транспортных средств не является исключением. В данной области компьютерное зрение проявляет себя в системах активной и пассивной помощи водителю. Основным направлением развития систем активной помощи водителю (ADAS) являются расширение функционала и качества работы систем с целью повышения безопасности дорожного движения. Одной из таких систем является система распознавания дорожных знаков.

Задачу распознавания дорожных знаков можно разделить на две составляющие:

1. Локализацию знаков, т.е. обнаружение местоположения дорожных знаков на изображении.
2. Классификацию знаков, т.е. определение какой именно это знак.

Локализация дорожных знаков. Наиболее оптимальным вариантом решения задачи локализации дорожных знаков является применение нейронных сетей. Было рассмотрено несколько различных базовых архитектур нейросетей, доступных в TensorFlow Object Detection API, который является платформой с открытым исходным кодом, разработанной компанией Google на базе TensorFlow [1] и позволяющей легко строить, обучать и развертывать модели обнаружения объектов.

Для целей данного исследования были рассмотрены следующие базовые модели: более быстрая R-CNN (Regions With CNNs) [2] с использованием Inception V2 [3], SSD (Single Shot Detector) [4] с использованием модели InceptionV2, и SSD, использующая MobileNetV2 [5]. Они были выбраны, поскольку они показали точность в предыдущих модельных оценках [6].

Для обучения нейросети была создана синтетическая обучающая выборка, так как существующие наборы данных не годятся. Непригодность заключается в том, что знаки на изображениях слишком маленькие. При использовании архитектуры нейросети, описанной выше, каждое входное изображение приводится к размеру 300x300 пикселей, и от дорожных знаков мало что остается. Кроме того, распределение данных в существующих базах было очень плохим, то есть были сотни выборок для одних знаков и всего по несколько выборок для других. Повышение эпох обучения на существующих наборах данных никак не влияет на точность нейронной сети.

При создании синтетической обучающей выборки знаки случайным образом были распределены на различных фоновых изображениях, при этом каждый знак был повернут, масштабирован, искажен, зашумлен и обесцвечен для приемлемого разнообразия характеристик. Таким образом было создано 8000 изображений с дорожными знаками 198 различных классов. Для аннотирования данных использовалось программное обеспечение с открытым исходным кодом для маркировки LabelImg.

При обучении нейросети ошибка длительное время не уменьшалась и не являлась приемлемой, рис. 1 (график 1). При тестировании нейросети было выявлено, что точность локализации нейросети составляет 43%. Было решено заменить все 198 классов дорожных знаков на один класс «дорожный знак». При использовании данного подхода ошибка уменьшилась до приемлемого значения за более быстрый промежуток времени, рис. 1 (график 2), и при тестировании точность локализации нейросети составила 91%.

Рис. 1. Зависимость ошибки от шага обучения

Классификация дорожных знаков. Для решения вопроса классификации дорожных знаков была применена сверточная нейронная сеть, архитектура которой представлена на рисунке 2. Для обучения данной нейросети использовалась российская база изображений автодорожных знаков [7], состоящая из 104000 изображений с 198 уникальными дорожными знаками.

Рис. 2. Архитектура сверточной нейронной сети

Параметры обучения сверточной нейронной сети были следующими:

1. Количество изображений при обучении в одной эпохе – 500.
2. Количество эпох – 100.
3. Тип оптимизатора для весов нейронных сетей – Adam optimizer.

При проверке данной нейронной сети на небольшой выборке, состоящей из 5594 изображений, точность составила 93,2%.

Описание работы программного обеспечения.

1. Извлечение кадра из видеопотока.
2. Обработка кадра нейросетью локализации, выходными данными которой являются ограничивающие рамки и значение вероятности нахождения знака в этой рамке, рис. 3.А.
3. Обработка выделенного участка изображения нейросетью классификации, выходными данными которой являются 198 значений, каждое из которых является вероятностью наличия знака определенного класса.
4. Выделение распознанных знаков на изображении и указание их типа, рис. 3.Б

Рис. 3. Отображение результата работы программы

Заключение. В современных системах распознавания дорожных знаков задача решается с помощью всего одной модели нейросети, но эти системы являются узконаправленными по распознаванию только знаков скоростного ограничения, и не решают проблему распознавания всех дорожных знаков. Как показала практика применение одной модели не подходит для решения задачи локализации и классификации большого количества разных знаков, поэтому для решения данной задачи был применен раздельный подход, который состоит из отдельных модулей локализации и классификации.

Раздельный подход к решению задачи также позволяет выполнять распределительные вычисления на нескольких маломощных вычислительных устройствах.

Благодаря тому, что система разработана с использованием технологии TensorFlow, распознавание может быть запущено на маломощных системах (Android-смартфоны, Raspberry pi и т.д.).

На экспериментальных данных проверена точность для нейронных сетей для задач локализации – 91% и классификации – 93,2%. Описана работа программного обеспечения по распознаванию дорожных знаков.

Потенциальная область практического применения данной работы довольно широка: может быть встроена в систему автопилота автомобиля, может применяться в системах построения автодорожных карт для автоматического внесения в базу данных обозначения и местонахождения дорожных знаков или выступать в качестве ассистента водителю автотранспорта.

1. Tensorflow documentation [Электронный ресурс]. Режим доступа - <https://www.tensorflow.org/guide/keras?hl=ru>
2. Ren, S. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks/ S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun // Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 39. 2015, P.1137–1149.
3. Szegedy, C. Rethinking the inception architecture for computer vision/ C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, Z. Wojna// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol.1. 2016, P.2818–2826.
4. Liu, W. SSD: Single shot multibox detector/ D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.Y. Fu, A.C. Berg // European Conference on Computer Vision 2016. Vol. 1. 2016, P.21–37.
5. Howard A.G. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications./ A.G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, H. Adam // arXiv 2017, arXiv:1704.04861.
6. Huang J. Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors / J. Huang, V. Rathod, C. Sun, M. Zhu, A. Korattikara, A. Fathi, I. Fischer, Z. Wojna, Y. Song, S. Guadarrama // 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. arXiv 2017, arXiv:1611.10012v3.
7. Шахуро, В.И., Конушин А.С. Российская база изображений автодорожных знаков // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 2. – С. 294-300.

Корнюшко В.Ф., Николаева О.М., Золотов С.Ю., Крюкова О.В., Садеков Л.В.
Интеллектуальные информационные технологии в экспериментальных
исследованиях разработки готовых лекарственных форм (ГЛФ) при производстве
лекарственных средств

МИРЭА – Российский технологический университет
(Россия, Москва)

doi: 10.18411/sr-10-02-2021-22

idsp: sciencerussia-10-02-2021-22

Аннотация

В статье рассматривается проблема применения интеллектуальных информационных систем при экспериментальных исследованиях и разработке готовых лекарственных форм при производстве лекарственных средств в твердой форме. Проведён информационный анализ жизненного цикла разработки и производства лекарственных средств и дана краткая характеристика интеллектуальных информационных систем, применяемых на различных этапах жизненного цикла. Для этапа разработки готовой лекарственной формы приведены информационная модель в нотации IDEF0 и схема интеллектуальной информационной системы. Дана краткая характеристика функциональных модулей системы. Подробно рассмотрено назначение и функционал базы данных вспомогательных и лекарственных веществ. Приведена математическая модель выбора технологической платформы разработки ГЛФ на основе