



Литература

1. Иванова, Е. А. Применение информационных технологии на железнодорожном транспорте / Е. А. Иванова, Ю. В. Веселова // Финансовая культура населения как фактор экономического роста : Материалы VII Всероссийской научно-практической конференции, Уфа, 28 октября 2020 года. – Уфа: Первая типография, 2020. – С. 190-192.
2. Компетенции "будущего" в условиях цифровой экономики / Н. В. Кожухова, Е. П. Серпухова, Ю. В. Веселова, Д. А. Кожухова // Экономика, предпринимательство и право. – 2021. – Т. 11. – № 7. – С. 1875-1892. – DOI 10.18334/err.11.7.112993.
3. Цифровые технологии в логистике и управлении цепями поставок: аналитический обзор/В. В. Дыбская, В. И. Сергеев, Н. Н. Лычкина и др. ; под общ. и науч. ред. В. И. Сергеева ; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». — М.: Изд. дом Высшей школы экономики, 2020. — 190с.
4. Информационно управленческий портал [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://portal-u.ru/>
5. Тенденции развития логистических технологий [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.transmetrics.ai/blog/supply-chain-logistics-technology-trends/>

Т.И. Михеева, Н.М. Клепиков

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ В «ITSGIS»

(Самарский университет, ИнтелТранС)

Описание реализованной программы

В результате выполнения научно-исследовательской работы разработана программа на языке Python в среде разработки Jupyter Notebook с использованием в интеллектуальной транспортной геоинформационной системе «ITSGIS». Данный язык удобен и популярен в использовании, благодаря его синтаксису и большому количеству библиотек. На «ITSGIS», в которую внедрена подпрограмма, получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021616700.

В разработанном плагине «ITSGIS» на первом этапе использованы библиотеки OpenCV и PIL. Данные библиотеки необходимы для работы с цветовым пространством изображения, с его размером, а также позволяют читать, отображать и записывать изображения. Далее с помощью библиотек для глубокого обучения Keras и Tensorflow создана и обучена модель сверточной нейронной сети. Данные библиотеки, используемые в паре, позволяют работать с построенными моделями глубокого обучения.



Во время разработки программы также использовалась библиотека NumPy, помогающая обрабатывать многомерные массивы и создавать высокоуровневые математические функции.

При помощи библиотеки Pandas происходит обработка текстовых данных, в том числе и обработка названий знаков дорожного движения в таблицах формата .csv.

Библиотека Matplotlib позволяет нам реализовать визуализацию зависимости точности распознавания с увеличением эпох, а также график потерь с увеличением эпох.

Подготовка выборки для нейронной сети

В качестве данных для исследований и разработки использована выборка, состоящая из 51883 изображения знака дорожного движения. Изначально изображения имели различное разрешение, но в процессе предобработки данные приведены к единому размеру 50×50 пикселей.

Выборка состояла из изображений, разделенных на 43 класса в соответствии с наименованием знака дорожного движения.

На данный момент обучение проходит за 50 эпох, но в будущем с увеличением датасета количество эпох будет возрастать до 200.

Следует отметить, что изображения сделаны в различных условиях, то есть при различном скоростном режиме (присутствуют смазанные знаки), в различных погодных условиях и в различное время суток. Примеры изображений из выборки можно увидеть на рисунке 1.



Рис. 1. Пример исходных изображений из общей выборки

Так как изображения дорожных знаков в выборке имеют еще и разные цветовые переходы и получены с различных устройств, необходимо привести их к единому виду. Это важно сделать для того, чтобы увеличить точность алгоритма [1].



Чтобы изменить цветовое пространство каждого изображения в выборке, то есть привести все изображения к единому цветовому пространству, нужно применить метод компьютерного зрения для перевода цветного изображения в изображение в градации серого [2]. Примеры изображений из выборки в градации серого можно увидеть на рисунке 2.



Рис. 2. Пример изображений из общей выборки в градации серого

Таким образом, на вход нейронной сети подается 51883 изображение размером 50×50 пикселей в градации серого.

Распознавание дорожных знаков с использованием сверточной нейросети

Разработана сверточная нейронная сеть, состоящая из 5 сверточных слоев. Кроме сверточных слоев в сверточной сети было использовано 5 слоев пулинга и 2 полносвязных слоя.

Для обучения сверточной нейронной сети было использовано 80% изображений из всей выборки, то есть 41506 изображений. Для контроля и оценки эффективности сверточной нейронной сети были взяты оставшиеся 20% изображений от всей выборки, то есть 10377 изображений [3].

Данные, по которым обучается сверточная нейронная сеть, представляют собой обучающую выборку. Данные, на которых оценивается качество работы нейронной сети, представляют собой тестовую выборку. Тестовую выборку еще также называют контрольной.

Обучение сверточной нейронной сети производилось в течении 50 эпох и заняло несколько часов [4, 5].

После обучения, сеть выдает вероятность того, что изображение относится к каждому из 43 классов. Далее вычисляется максимальная вероятность из



этих трех вероятностей для каждого изображения. В итоге изображение относят к тому классу, вероятность принадлежности к которому выше всего.

Для исследования эффективности работоспособности данного нейросетевого алгоритма была рассчитана такая метрика как средняя точность ранжирования меток (LRAP). Данная метрика вычисляется по следующей формуле:

$$LRAP(y, \hat{f}) = \frac{1}{n_{\text{samples}}} \sum_{i=0}^{n_{\text{samples}}-1} \times \frac{1}{\|y_i\|_0} \sum_{j:y_{ij}=1} \times \frac{|\mathcal{L}_{ij}|}{\text{rank}_{ij}}. \quad (1)$$

Средняя точность ранжирования меток (LRAP) усредняет по выборкам ответ на следующий вопрос: для каждой основной метки истинности, какая доля меток с более высоким рейтингом была истинной? Данная метрика всегда строго больше 0, а идеальное значение равно 1 [6].

Для реализованной сверточной нейронной сети значение средней точности ранжирования меток составило 0,98 или 98%, что достаточно близко по значению к 1.

Кроме метрики также был построен график зависимости величины потерь от номера эпохи (рис. 3). С увеличением числа эпох величина потерь уменьшается, то есть мы можем сделать вывод о том, что обучение идет верно, и что переобучения нет [7].

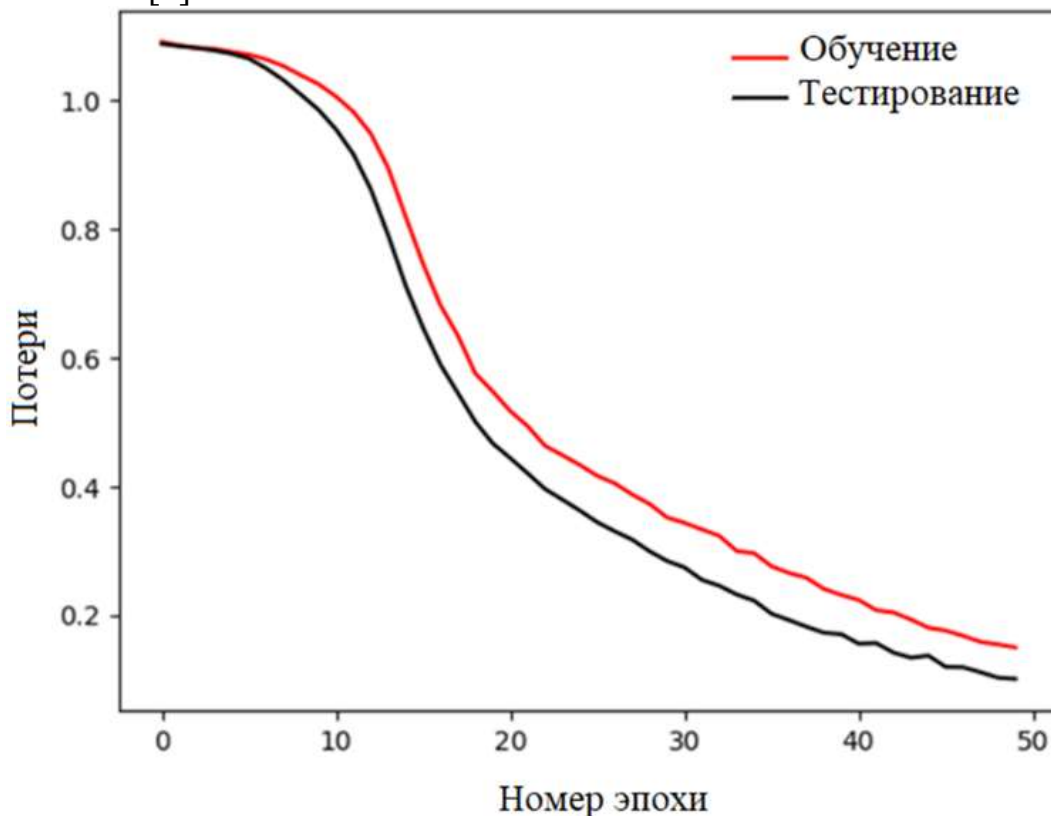


Рис. 3. График зависимости величины потерь от эпохи обучения

Кроме графика потерь также построен график точности в зависимости от эпохи (рис. 4). Точность увеличивается постепенно с увеличением эпохи и показывает отношение верных ответов к сумме всех ответов [8].

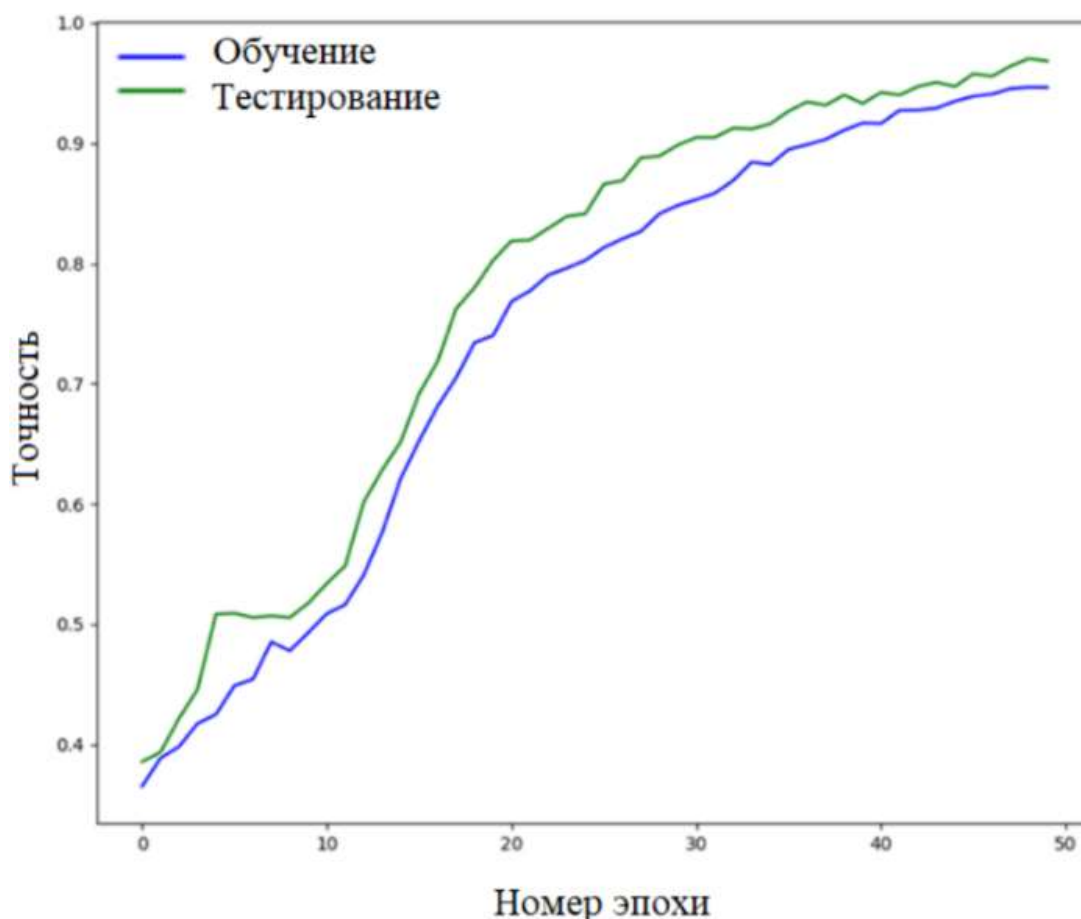


Рис. 4. График зависимости точности от эпохи обучения

Литература

1. Клепиков, Н.М. Исследование алгоритмов распознавания дорожных знаков / Н.М. Клепиков, Т.И. Михеева // IT & Transport.–2021. – №14. – С. 46-57.
2. Михеев С.В. Предикатные модели для экспертизы дислокации дорожных знаков [Текст] // Актуальные проблемы автотранспортного комплекса: межвуз. сб. науч. статей. – Самара: Самар. гос. техн. ун-т, 2012. – С. 157-163.
3. Belaroussi R. Road sign detection in images: A case study [Текст] / R. Belaroussi, P. Foucher, B. Soheilian // International conference on pattern recognition. – 2010. – P.23-26.
4. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] / С. Хайкин. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
5. Тадеусевич Р. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ [Текст] / Р. Тадеусевич. – М. : Горячая линия-Телеком, 2011. – 408 с.
6. Клепиков Н.М. Методы распознавания дорожных знаков в среде «ITSGIS» [Текст] / Н.М. Клепиков, Т.И. Михеева // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2021). – Самара, 2021. – С. 470-476.
7. Михеева Т.И. Системный анализ объектов транспортной инфраструктуры в геоинформационной среде [Текст] // Программные продукты и системы. – 2018. – № 1 (31). – С. 12–18.



8. Mikheeva T. Recognition of Urban Transport Infrastructure Objects Via Hyperspectral Images / T. Mikheeva, O. Saprykin, A. Fedoseev // Proceedings of the 2nd International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems. – Rome, Scitepress, 2016. – P.203-208.

9. Головнин, О.К. Автоматизированная система интеллектуальной поддержки принятия решений в распределенных средах / О.К. Головнин, Т.И. Михеева, А.В. Сидоров // Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета. 2014. Т. 18. № 5 (66). – С. 131-138.

10. Михеева, Т.И. Информационная технология автоматической дислокации геообъектов транспортной инфраструктуры на улично-дорожной сети / Т.И. Михеева, А.В. Сидоров, О.К. Головнин // Перспективные информационные технологии: труды Международной научно-технической конференции, Самара, 04–06 декабря 2013 года / Самарский государственный аэрокосмический университет им. академика С.П. Королева. – Самара: Самарский научный центр РАН, 2013. – С. 236-241.

11. Kaehler, A. Learning OpenCV 3, Computer Vision in C++ with the OpenCV Library [Текст] / A. Kaehler, G. Bradski // Learning OpenCV. – 2015. – P.31-42.

12. Healy, D. Transport accident commission [Текст] / D. Healy, J. Truong // Intelligent speed assist technology and navaid systems – seizing the moment. – 2009. – №1. – P. 35-39.

13. Satoshi, S. Topological structural analysis of digitized binary images by border following [Текст] / S. Satoshi // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. – 1985. – Vol. 30. – P.25-46.

Т.И. Михеева, Н.М. Клепиков

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ В «ITSGIS»

(Самарский университет, ИнтелТранС)

Экспериментальные исследования

Для каждого тестового изображения решим задачу классификации и найдём процент верной классификации (таблица 1).

Средний показатель качества распознавания на синтетической тестовой выборке составляет 98,21%, что является доверительным показателем [1].

Необходимо воспользоваться алгоритмом сегментации и экспериментально оценить качество работы на реальном видеопотоке (таблица 2). Следует отметить, что видео записано в ясную погоду.

Алгоритм сегментации из-за своих недостатков неустойчив к некоторому роду шумов, например, частичному перекрытию знаков. Шумы появляются из-за низкого качества видеоматериала – малого разрешения, плохой стабилизации записывающего устройства или недостаточной цветопередачи.