

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Н. А. Гаврук, А. В. Капинос

*Белорусский государственный университет, г. Минск;
rct.gavruk@bsu.by, rct.kapinos@bsu.by;
науч. рук. – Т. П. Янукович, канд. физ.-мат. наук, доц.*

Цель работы — определение оптимальной модели для решения задачи классификации. Выбраны необходимые библиотеки для реализации, произведена обработка данных, подготовлены обучающие и тестовые выборки. Был проведен анализ полученных результатов. В качестве инструмента для написания алгоритмов был выбран язык программирования — Python.

Ключевые слова: машинное обучение; обучение с учителем; классификация изображений; нейронные сети.

ВВЕДЕНИЕ

Множество транспортных проблем невозможно быстро и качественно решить человеческими ресурсами. На место человека для решения таких проблем приходят технологии.

Существует огромное количество различных видов нейронных сетей[2], с разными подходами к машинному обучению. Изучая их, стоит обратить внимание на задачу, которую следует решить. В нашем случае решается задача классификации изображений. Для решения проблемы поиска парковочных мест была выбрана сверточная нейронная сеть, для классификации объектов на спутниковых изображениях использованы метод опорных векторов и остаточная нейронная сеть.

ПРОБЛЕМА ПАРКОВОЧНЫХ МЕСТ

Исходными данными для решения первой задачи являются изображения, полученные со стационарных парковочных камер. Количество изображений: 1067 для свободных парковочных мест и 2195 для занятых. Предварительно изменяем размер каждого изображения (150x150 пикселей).

Для решения задачи используется сверточная нейронная сеть с параметрами обучения: количество эпох — 30, размер батча — 128.

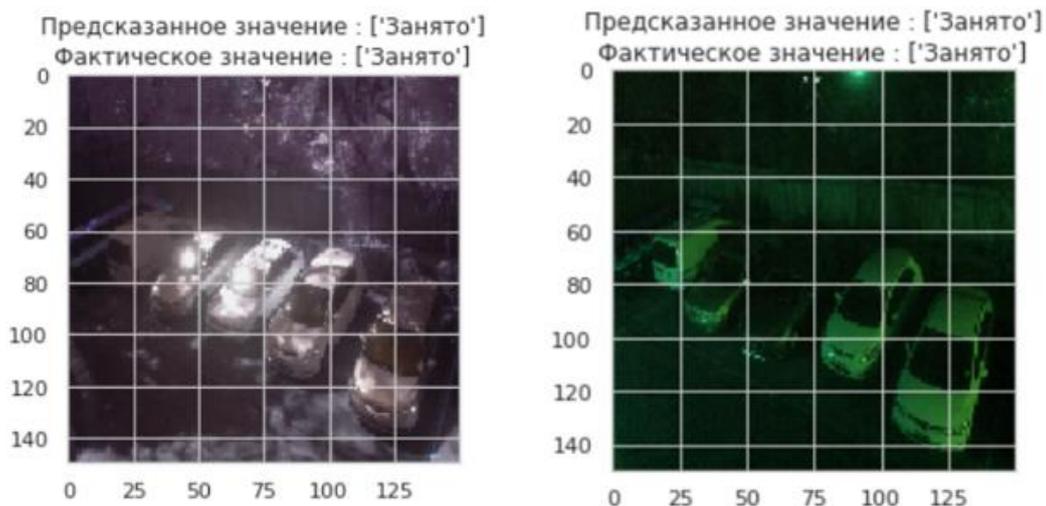


Рис. 1 Результат классификации

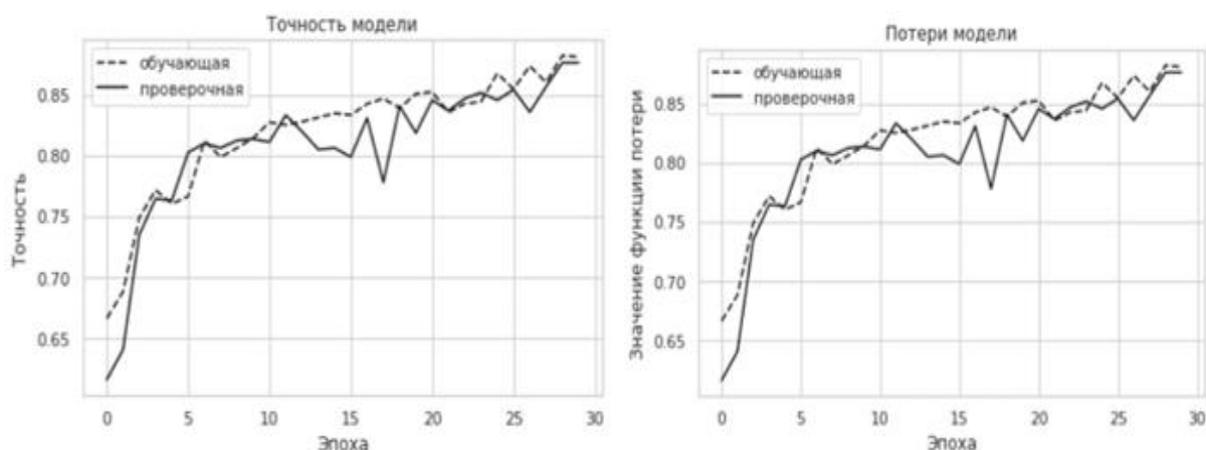


Рис. 2. Графики зависимости точности модели и значений функции потерь сверточной нейронной сети от количества эпох

КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Для решения второй задачи использованы SAR-изображения (рисунок 3), полученные от спутниковой группировки Sentinel-1A/B. Задача состоит в том, чтобы классифицировать данные на два класса: айсберг или корабль. Набор спутниковых данных состоит из 1604 SAR-изображений.

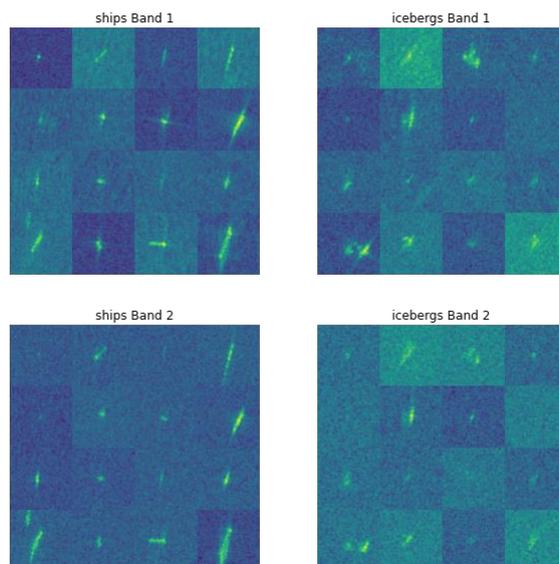


Рис. 3. Пример полученных квазиизображений

Для нахождения оптимальных параметров метода опорных векторов использована кросс-валидация. Функция близости — гауссова радиальная базисная функция, параметры: $\gamma = 0,01$; $C = 10$.

ResNet модель может быть обучена за 35 эпох[1]. Соответственно, для нашей модели выбраны следующие параметры: количество эпох — 35, размер батча - 32. Результаты классификаторов представлены на рисунке 4.

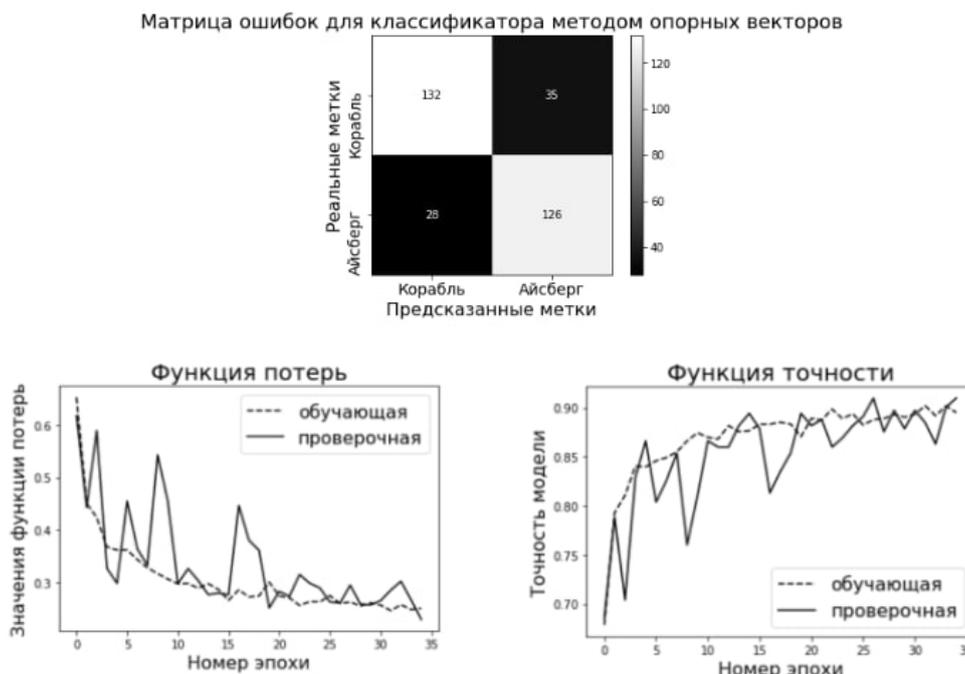


Рис. 4. Результаты классификаторов на основе метода опорных векторов (вверху) и функции потерь и функция точности модели с использованием остаточной нейронной сети (внизу)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

ResNet модель большую точность, при меньшем количестве обучающей выборки с одинаковым количеством эпох. Соответственно, она является самой оптимальной.

Точность моделей

Модель	Метод опорных векторов	Сверточная нейронная сеть	Остаточная нейронная сеть (ResNet)
Точность, %	81	87	90

Библиографические ссылки

1. Osawa Kazuki. Second-order Optimization Method for Large Mini-batch: Training ResNet-50 on ImageNet in 35 Epochs / Kazuki Osawa, Yohei Tsuji, Yuichiro Ueno, Akira Naruse, Rio Yokota, Satoshi Matsuoka // CoRR. — 2018. — Т. abs/1811.12019. — arXiv: 1811 . 12019. — Режим доступа: <http://arxiv.org/abs/1811.12019>.
2. Schmidhuber Jürgen. Deep learning in neural networks: An overview / Jürgen Schmidhuber // Neural Networks. — 2015. — Т. 61. — С. 85—117. — ISSN 0893-6080. — DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>. — Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608014002135>.