

## РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЕ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ

*Мамажанов Р. Я., Хайдаров Ш. И.*

*(доцент Денауский институт Предпринимательство и педагогики)*

*rmatajanov15avugust@gmail.com, sheralixaydarov19920318@gmail.com*

### Аннотация

*В данной статье разработана методов и алгоритмов распознавания знаков дорожного движения вызвана совершенствованием уровня безопасности на дорогах и автомагистралях, а также предельно высокой значимости информации, которая содержится на знаках дорожного движения. При применении автоматической системы распознавания крайне важно правильно и своевременно идентифицировать знаки дорожного движения, в транспортном средстве, при движении как в условиях города, так и автомагистрали.*

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received 6 Aug 2022

Revised form 5 Sep 2022

Accepted 10 Oct 2022

**Ключевые слова:** Алгоритм, распознавания знаков, автомагистраль, знаков дорожного движения, системы распознавания, идентификация, фотографии, классы, нейронных сет, распознавание образов.

© 2019 Hosting by Central Asian Studies. All rights reserved.

\*\*\*

За последние несколько десятилетий транспортные средства настолько сильно интегрировались в нашу повседневную жизнь, что сейчас трудно представить жизнедеятельность людей без них.

Цель работы на сегодняшний день, актуальной задачей является построение систем автоматического предупреждения водителя о дорожной ситуации. Главной задачей таких систем является обнаружение и распознавание знаков дорожного движения.

В настоящее время таких алгоритмов разработано огромное количество, но уровень точности и скорости распознавания не всегда дают качественно обнаруживать и распознавать объекты с заданной точностью.

Следовательно, проблема - создание такого алгоритма, который быстро и качественно будет распознавать знаки дорожного движения - остается актуальной.

Распознавание дорожных знаков в общем виде-это одна из многочисленных задач распознавания изображений или, в некоторых случаях, видеозаписей. Эта задача имеет большое практическое значение, так как распознавание дорожных знаков используется, например, в программах автоматизации управления автомобилем. Задача распознавания дорожных знаков имеет множество вариаций - например, идентификация наличия дорожных знаков на фотографии, выделение на изображении участка, представляющего собой дорожный знак, определение, какой конкретный знак изображен на фотографии, заведомо являющейся изображением дорожного знака и т.д.

Обычно выделяют три глобальные задачи, связанные с распознаванием дорожных знаков - их идентификация среди окружающего ландшафта, непосредственно распознавание, или

классификация, и так называемый трекинг - здесь подразумевается возможность алгоритма «следить», то есть держать в фокусе дорожный знак в видеоряде. Каждая из этих подзадач сама по себе является отдельным предметом для исследования и имеет обычно свой круг исследователей и традиционных подходов.

Данная задача является в том, что классификации для классов с несбалансированной частотой. Это значит, что вероятность принадлежности изображения различным классам различна, поскольку некоторые классы встречаются чаще, чем другим - например, на дорогах знак ограничения скорости «30» встречается существенно чаще, чем знак «Сквозной проезд запрещен». Кроме того, дорожные знаки образуют несколько групп классов таких, что классы внутри одной группы сильно схожи между собой - например, все знаки ограничения скорости выглядят очень похоже и отличаются лишь цифрами внутри них, что, конечно, существенно осложняет задачу классификации. С другой стороны, дорожные знаки имеют четкую геометрическую форму и небольшой набор возможных цветов, что могло бы существенно упростить процедуру классификации - если бы не тот факт, что реальные фотографии дорожных знаков могут быть сняты с разных ракурсов и при различном освещении. Таким образом, задача классификации дорожных знаков, хотя и может рассматриваться как типичная задача распознавания изображений, но для достижения наилучшего результата требует особого подхода.

Ситуация с разрозненностью исследования в сфере распознавания дорожных знаков изменилась в 2011 году, когда в рамках конференции IJCNN (International Joint Conference on Neural Networks) было проведено соревнование по распознаванию дорожных знаков. Для данного соревнования был разработан набор данных GTSRB (German Traffic Sign Recognition Benchmark), содержащий более 50000 тысяч изображений дорожных знаков, расположенных на дорогах России и принадлежащих 43 различным классам. На основе данного набора данных было проведено соревнование, состоящее из двух этапов. По результатам второго этапа была опубликована статья “Man vs. Computer: Benchmarking Machine Learning Algorithms for Traffic Sign Recognition”, где приводится обзор результатов конкурса и описание подходов, использованных наиболее успешными командами [35].

К числу наиболее успешных в данном соревновании алгоритмов относится комитет сверточных сетей (команда IDSIA), многошкальная сверточная сеть (Multi-Scale CNN, команда Sermanet) и случайный лес (Random Forests, команда CAOR).

Комитет нейронных сетей, предложенный командой IDSIA из итальянского Dalle Molle Institute for Artificial Intelligence Research во главе с D. Ciresan, достиг точности классификации знаков 99,46%, что выше точности человека (99,22%), оценка которой была проведена в рамках того же конкурса. Данный алгоритм был впоследствии более подробно описан в статье “Multi-Column Deep Neural Network for Traffic Sign Classification” [9]. Основная идея подхода заключается в том, что к исходным данным были применены 4 различных метода нормализации: корректировка изображения (Image Adjustment), выравнивание диаграммы (Histogram Equalization), адаптивное выравнивание диаграммы (Adaptive Histogram Equalization) и нормализация контраста (Contrast Normalization). Затем для каждого набора данных, полученных в результате нормализации, и исходного набора данных было построено и обучено по 5 сверточных сетей со случайно инициализированными начальными значениями весов, каждая из 8 слоев, при этом для входных значений сети при обучении применялись различные случайные трансформации, что позволило повысить размер и вариативность обучающей выборки. Результирующее предсказание сети формировалось путем усреднения предсказания каждой из сверточных сетей.

Алгоритм с использованием многошкальной сверточной сетью была предложена командой, состоящей из P. Sermanet и Y. LeCun из университета Нью Йорка. Данный алгоритм был подробно описан в статье “Traffic Sign Recognition with Multi-Scale Convolutional Networks” [33]. В данном алгоритме все исходные изображения были масштабированы до размера 32\*32 пикселя и преобразованы в оттенки серого, после чего к ним была применена нормализация контраста. Также размер исходного

обучающего множества был увеличен в 5 раз путем применения к исходным изображениям небольших случайных трансформаций. Результирующая сеть была составлена из двух этапов (stages), как представлено на рисунке 3, при этом в итоговой классификации были использованы выходные значения не только второго этапа, но и первого. Данная сеть показала точность 98,31%.

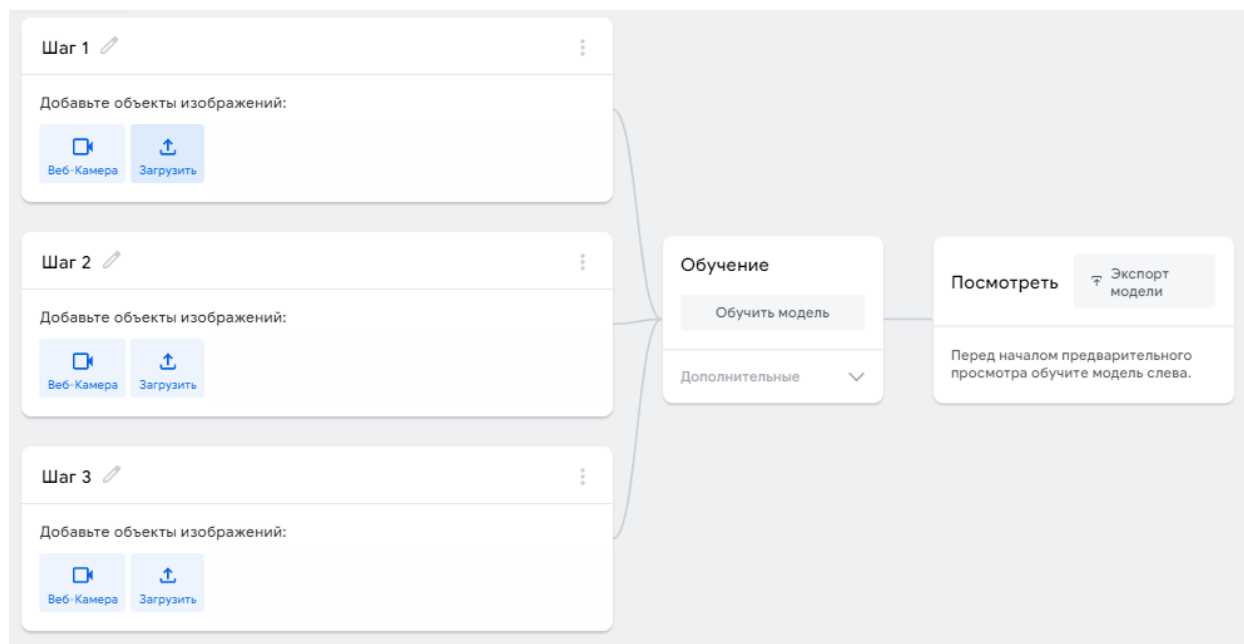


Рисунок 1. Многошкальная нейронная сеть

Третий успешный алгоритм с применением случайного леса был разработан командой CAOR из MINES ParisTech. Подробное описание их алгоритма было опубликовано в статье “Real-time traffic sign recognition using spatially weighted HOG trees” [36]. Данный алгоритм основан на построении леса из 500 случайных деревьев решений, каждое из которых обучено на случайно выбранном подмножестве обучающего множества, при этом итоговым выходным значением классификатора является получившее наибольшее количество голосов. Данный классификатор, в отличие от предыдущих рассмотренных, использовал не исходные изображения в виде набора пикселей, а предоставленные организаторами конкурса вместе с ними HOG-представления изображений (гистограммы ориентированного градиента). Итоговый результат работы алгоритма составил 96,14 % правильно классифицированных изображений, что, показывает, что для задачи распознавания дорожных знаков могут достаточно успешно использоваться также и методы, не связанные с нейронными сетями и deep learning, хотя их результативность все же отстает от результатов сверточных сетей.

### Python код

```
from keras.models import load_model
from PIL import Image, ImageOps
import numpy as np
# Загрузите модель
model = load_model('keras_model.h5')
# Создаем массив правильной формы для подачи в модель keras
# "Длина" или количество изображений, которые вы можете поместить в массив, равно
# определяется первой позицией в кортеже формы, в данном случае 1.
data = np.ndarray(shape=(1, 224, 224, 3), dtype=np.float32)
```

```

# Замените это на путь к вашему изображению
image = Image.open('<IMAGE_PATH>')
# измените размер изображения на 224x224 с той же стратегией, что и в TM2:
# изменение размера изображения до размера не менее 224x224, а затем обрезка от центра
size = (224, 224)
image = ImageOps.fit(image, size, Image.ANTIALIAS)
#превратить изображение в массив numpy
image_array = np.asarray(image)
# нормализовать изображение
normalized_image_array = (image_array.astype(np.float32) / 127.0) - 1
# Загружаем изображение в массив
data[0] = normalized_image_array
# запустить вывод
prediction = model.predict(data)
print(prediction)

```

Для реализации алгоритмов работы с нейронными сетями в разрабатываемой системе было принято решение использовать одну из существующих библиотек. Поэтому был проведен анализ существующего решений программного обеспечения для реализации алгоритмов deep learning, и по итогам данного анализа был осуществлен выбор. Анализ существующих решений состоял из двух фаз: теоретической и практической.

Теперь, рассмотрев алгоритм распознавания дорожных знаков с помощью нейронных сетей и дополнительного классификатора, перейдем непосредственно к описанию разработанной системы, использующей данный алгоритм.

Разработанная система представляет собой приложение с web-интерфейсом, позволяющим пользователю загрузить изображение дорожного знака и получить для этого знака результат классификации с применением описанного алгоритма. Данное приложение состоит из 4 модулей: web-приложение, модуль нейронных сетей, модуль классификации и интерфейс администратора. Схематично схема взаимодействия модулей представлена на (рис.1).

### Шаги для создания проекта Python

Наш подход к построению этой модели классификации дорожных знаков обсуждается в четыре этапа:

- Изучите набор данных
- Создать модель CNN
- Обучить и проверить модель
- Протестируйте модель с помощью тестового набора данных.

Цифрами на схеме указана последовательность действий при работе пользователя с системой. Пользователь загружает изображение. Запрос пользователя, обрабатывается web-сервером и загруженное изображение передается в модуль нейронных сетей, где над изображением выполняются все необходимые преобразования (масштабирование, изменение цветовой схемы и т.д.), после чего каждая из нейронных сетей формирует свое предсказание. Затем управляющая логика данного модуля выбирает для каждой сети два наиболее вероятных предсказания и возвращает эти данные web-серверу.

Web-сервер передает полученные данные о предсказаниях сети в модуль классификации, где они обрабатываются и формируется окончательный ответ о прогнозируемом классе изображения, который возвращается web-серверу и оттуда - пользователю. При этом взаимодействие между пользователем и web-сервером и web-сервером и модулями нейронных сетей и классификации осуществляется посредством REST-запросов с помощью протокола HTTP. Изображение передается в формате multipart form data, а данные о результатах работы классификаторов - в формате JSON. Данная логика работы делает отдельные модули достаточно изолированными друг от друга, что позволяет разрабатывать их независимо, в том числе с использованием различных языков программирования, а также в случае необходимости легко изменять логику работы каждого модуля в отдельности, не затрагивая логику работы других.

Для реализации пользовательского интерфейса в данной системе были использованы языки HTML и Java Script, для реализации web-сервера и модуля классификации - язык Java, а для реализации модуля нейронных сетей - язык Python. Внешний вид пользовательского интерфейса системы представлен на (рис.2).



Рис.2. Пользовательский интерфейс системы

Использование данной системы предполагает, что модули нейронных сетей и классификации уже содержат обученные модели. При этом для обучения моделей предоставляется интерфейс администратора, который представляет собой по сути набор скриптов на языке python для обучения нейронных сетей и консольную утилиту на языке Java для обучения итогового классификатора. Предполагается, что данные инструменты не должны использоваться часто или непрофессиональными пользователями, поэтому более продвинутого интерфейса для них не требуется.

В целом, разработанное приложение успешно выполняет все поставленные перед ним задачи, в том числе позволяет пользователю удобным образом получить предсказание класса для выбранного им изображения.

Исходные данные, распределение количества изображений по классам (рис.3).

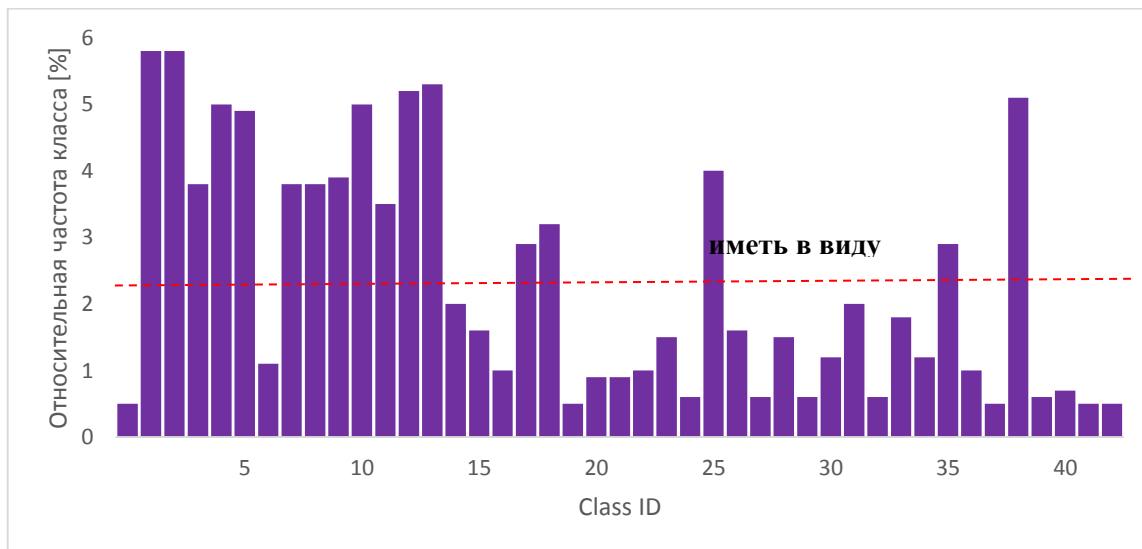


Рис.3. Распределение количества изображений по классам.

В качестве входных данных в данном исследовании был использован уже упомянутый ранее датасет GTSRB (German Traffic Signs Recognition Benchmark). Данный датасет состоит из 51840 изображений, принадлежащих 43 классам. При этом количество изображений, принадлежащих разным классам, различно. Распределение количества изображений по классам представлено на (рис.3).

Размеры входных изображений также различаются. Для самого маленького из изображений ширина равна 15 пикселей, для самого большого - 250 пикселей. Общее распределение размеров изображений представлено на (рис.4).

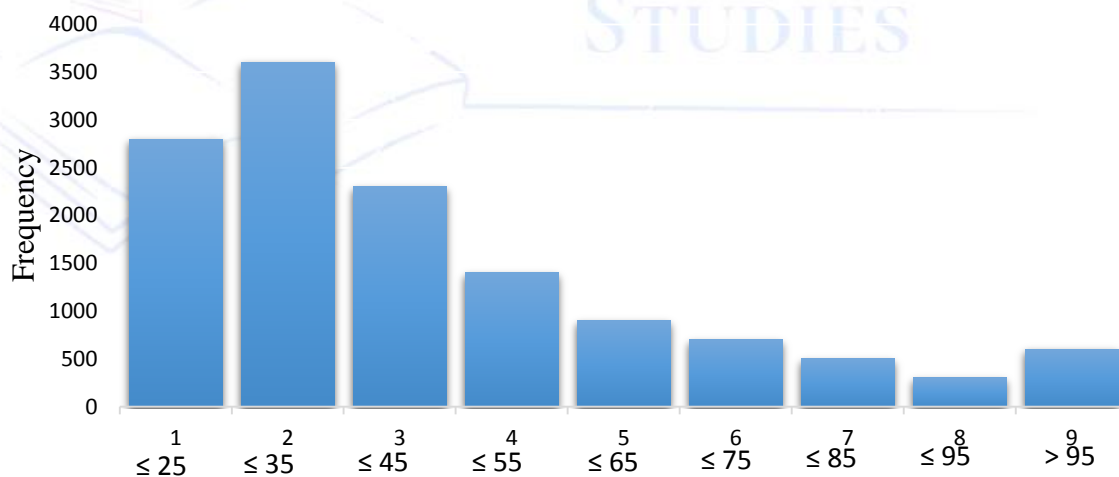


Рис.4. Распределение размеров изображений

Исходные изображения представлены в формате ppm, то есть в виде файла, где каждому пикселю соответствуют три числа - значения интенсивности красной, зеленой и синей компонент цвета.

Алгоритмы машинного обучения можно описать как обучение целевой функции  $f$ , которая наилучшим образом соотносит входные переменные  $x$  и выходную переменную  $y$ :  $y = f(x)$ .

Мы не знаем, что из себя представляет функция  $f$ . Ведь если бы знали, то использовали бы её напрямую, а не пытались обучить с помощью различных алгоритмов.

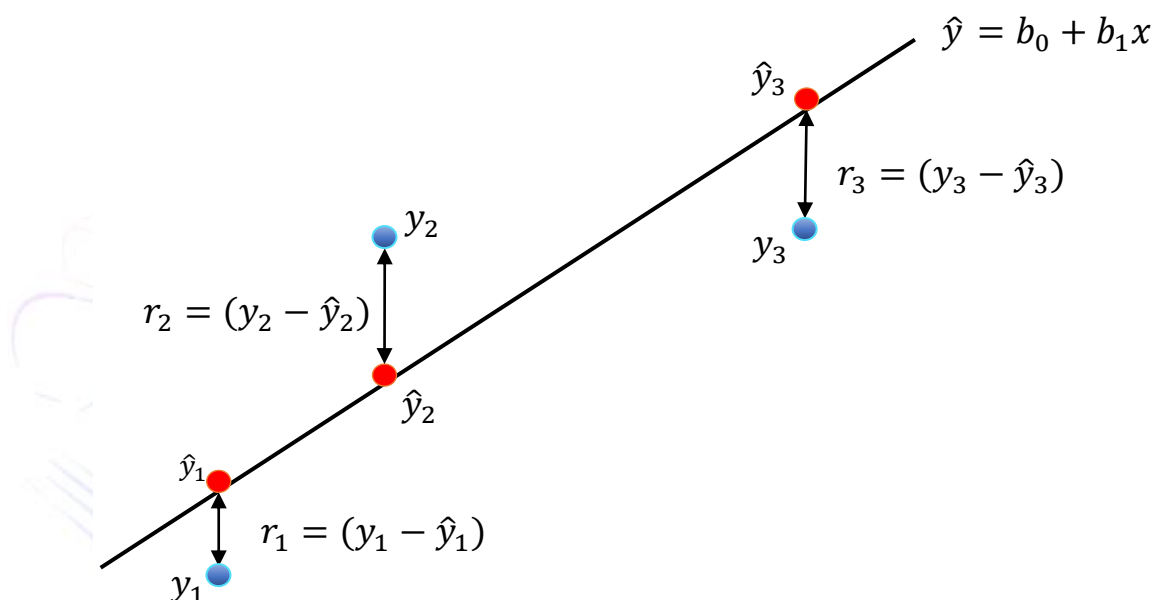
Наиболее распространённой задачей в машинном обучении является предсказание значений  $y$  для новых значений  $x$ . Это называется прогностическим моделированием, и наша цель — сделать как можно более точное предсказание.

Представляем вашему вниманию краткий обзор топ-10 популярных алгоритмов, используемых в машинном обучении.

Линейная регрессия — пожалуй, один из наиболее известных и понятных алгоритмов в статистике и машинном обучении.

Прогностическое моделирование в первую очередь касается минимизации ошибки модели или, другими словами, как можно более точного прогнозирования. Мы будем заимствовать алгоритмы из разных областей, включая статистику, и использовать их в этих целях.

Линейную регрессию можно представить в виде уравнения, которое описывает прямую, наиболее точно показывающую взаимосвязь между входными переменными  $x$  и выходными переменными  $y$ . Для составления этого уравнения нужно найти определённые коэффициенты  $B$  для входных переменных.



Например:  $y = b_0 + b_1 * x$

Зная  $x$ , мы должны найти  $y$ , и цель линейной регрессии заключается в поиске значений коэффициентов  $b_0$  и  $b_1$ .

Для оценки регрессионной модели используются различные методы вроде линейной алгебры или метода наименьших квадратов.

Линейная регрессия существует уже более 200 лет, и за это время её успели тщательно изучить. Так что вот пара практических правил: уберите похожие (коррелирующие) переменные и избавьтесь от шума в данных, если это возможно. Линейная регрессия — быстрый и простой алгоритм, который хорошо подходит в качестве первого алгоритма для изучения.

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.:

1. Желтов С. Ю. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. // М.: Физматкнига, 2010. - 672 с
2. Прэйт У. Цифровая обработка изображений. М.:Мир, 1982.-311с.

3. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. – Вильямс, 2004. – 928 с.
4. X. Gao, L. Podladchikova, D. Shaposhnikov, K. Hong, and N. Shevtsova, “Recognition of traffic signs based on their colour and shape features extracted using human vision models,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 17, no. 4, pp. 675–685, 2006.
5. Мамажанов Р. Я., Хайдаров Ш. И. “korxon va tashkilotlarda elektron tabel dasturini ishlab chiqish” [https://api.scienceweb.uz/storage/publication\\_files/1241/1610/61e7e0c3deb12\\_\\_\\_3-1.%20077.%20465-469.pdf](https://api.scienceweb.uz/storage/publication_files/1241/1610/61e7e0c3deb12___3-1.%20077.%20465-469.pdf) Table of Content - Volume 3 | No 1 (Jan 2022)
6. Мамажанов Р. Я., Хайдаров Ш. И. Разработка Программного Обеспечения QR-Code Для Формирования Электронных Баз Данных И Систем Управления Высшими Учебными Заведениями <https://cajmtcs.centralasianstudies.org/index.php/CAJMTCS/article/download/146/128> Table of Content - Volume 3 | No 1 (Jan 2022)
7. РЯ Мамажанов, ШИ “Создания Web Приложения И Распознавания Ограничения Скорости Дорожных” <https://cajmtcs.centralasianstudies.org/index.php/CAJMTCS/article/download/164/145> Volume: 03 Issue: 04 | Apr 2022
8. Lopez, L. Color-based road sign detection and tracking. *Image Analysis and Recognition / L. Lopez, O. Fuentes // Lecture Notes in Computer Science.* –Springer. – 2007. – P. 1138-1147.
9. Xiaojun Ma, Bo Li, Ying Zhang, Ming Yan. «The Canny Edge Detection and Its Improvement» Kunming University of Science and Technology Kunming China 2012:
10. Khaled Hammouda, "Texture Segmentation using Gabor Filters", Course Project of SD775 at the University of Waterloo, Ontario, Canada, May 2003.
11. Petra Bosilj, Ewa Kijak and Sébastien Lefèvre. Beyond MSER: Maximally Stable Regions using Tree of Shapes. // *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, pages 169.1-169.13. BMVA Press, September 2015.
12. P.E. Forssén. Maximally stable colour regions for recognition and matching. // *In Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2007.
13. Donoser, M. and Bischof, H. Efficient Maximally Stable Extremal Region (MSER) Tracking. // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 553–560. IEEE, 2006.
14. Š. Obdržálek and J. Matas. Object recognition using local affine frames on maximally stable extremal regions. // *In Toward Category-Level Object Recognition*, pages 83–104. Springer, 2006.
15. 15. Mikolajczyk, K., Tuytelaars, T., Schmid, C., Zisserman, A., Matas, J., Schaffalitzky, F., Kadir, T., Gool, L.V.: A comparison of affine region detectors. // *International Journal of Computer Vision* 65 (2005) pages 43–72
16. P. Viola and M. Jones, “Robust real-time object detection,” in *International Journal of Computer Vision*, 2001.
17. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Вильямс, 2006. - 1104 с.
18. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей // Пер. с англ. — М. Издательский дом «Вильямс», 2001.
19. Тадеусевич Р. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ: пер. с пол. // Р. Тадеусевич [и др.]. — М.: Горячая линия-Телеком, 2011. — 408 с.
20. Моисеев Б., Чигорин А. Классификация автодорожных знаков с