

УДК 004.932.72'1

## ***РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ***

***Базиев Т.Р.***

*магистрант,*

*Московский государственный технический университет имени*

*Н.Э.Баумана (национальный исследовательский университет),*

*Москва, Россия*

### **Аннотация**

В данной работе разрабатывается система распознавания дорожных знаков в реальном времени с применением искусственных нейронных сетей. Описывается создание блоков предобработки изображений, выделения и сегментации, классификации изображений, обнаружения и распознавания текста. Рассмотрены особенности разработки систем с применением искусственных нейронных сетей. В конце статьи рассматриваются недостатки разработанной системы с приведением примером реальной работы.

**Ключевые слова:** искусственные нейронные сети, распознавание дорожных знаков, обучение нейронных сетей, сверточные нейронные сети, обработка изображений.

### ***DEVELOPMENT OF A TRAFFIC SIGN RECOGNITION SYSTEM***

***Baziev T.R.***

*undergraduate*

*Bauman Moscow State Technical University (National Research University),*

*Moscow, Russia*

## Abstract

In this paper, a real-time traffic sign recognition system is developed using artificial neural networks. The creation of blocks for image preprocessing, selection and segmentation, image classification, text detection and recognition is described. The features of the development of systems using artificial neural networks are considered. At the end of the article, the shortcomings of the developed system are considered with an example of real work.

**Keywords:** artificial neural networks, traffic sign recognition, neural network training, convolutional neural networks, image processing.

## Введение

В настоящее время безопасности дорожного движения уделяется большое внимание, для повышения безопасности на дорогах используются не только методы пассивной защиты людей при дорожных происшествиях, но и активные, которые нацелены на предотвращение чрезвычайных ситуаций. Система распознавания дорожных знаков позволяет водителям не только не забывать о действующих ограничениях на участке дороги, но и считать значение дорожных знаков в условиях плохой видимости, когда не хватает времени, чтобы распознать изображение на знаке.

Данные системы в настоящее время активно развиваются крупными компаниями и используются в системах активной защиты транспортных средств и в системах навигации. Результаты работы системы распознавания дорожных знаков могут быть использованы системами автоматического управления транспортными средствами или системами автоматического построения карт дорожных знаков. Карты дорожных знаков могут быть очень полезны в вопросах навигации.

Целью данной работы является разработка системы распознавания дорожных знаков в реальном времени. При выполнении данной работы необходимо решить следующие задачи:

- а) провести анализ алгоритмов, необходимых в обработке изображений для использования в устройстве распознавания дорожных знаков;
- б) разработать структуру системы распознавания дорожных знаков;
- в) разработать алгоритм выделения дорожных знаков на изображении и провести моделирование его работы;
- г) синтезировать структуру нейронной сети для решения задачи распознавания дорожных знаков и провести её обучение;
- д) разработать модуль выделения и распознавания текста на изображении;
- е) провести моделирование работы всех модулей и выявить недостатки.

### **Основная часть**

Реализация подобных систем возможна как с использованием видеокамеры с одноплатным компьютером, так и с использованием персонального компьютера, который позволяет увеличить частоту обработки информации за счёт более высокой производительности. Производительность устройства будет определять максимальную частоту обработки информации, то есть количество кадров, которое система будет способна обработать за одну секунду.

Обобщая, можно представить систему в виде трех блоков, которых могут быть реализованы различными способами:

- блок получения и предобработки видеопотока,
- блок выделения области,
- блок классификации.

Блок предобработки информации должен решать задачу преобразования цветового пространства и получения пороговых изображений. Блок выделения области должен решать задачу нахождения областей с предполагаемыми

дорожными знаками. Блок классификации решает задачу отнесения выделенных областей к одному из классов.

Система будет работать по следующему алгоритму:

- получение изображения с видеокамеры;
- предобработка изображений, получение пороговых изображений;
- выделение области интереса. Область интереса может определяться, опираясь на априорные знания о способах размещения дорожных знаков и опираясь на формы границ объектов;
- классификация объектов, вырезанных с изображений в градациях серого. Данный этап подразумевает использование классификатора на основе искусственной нейронной сети;
- распознавание текста в выделенных областях.

### **Алгоритм обработки видеоряда**

При разработке были проанализированы существующие алгоритмы. Во многих работах работа с изображением начиналась с преобразованием цветового пространства и фильтрации высокочастотных помех [8], [9].

При получении кадра из видеоряда запускается преобразование цветного изображения из цветового пространства RGB в изображение с цветовым пространством HSV. Данное цветовое пространство является наиболее удобным для задачи сегментации изображения по цветовому признаку, так как модель этого пространства наиболее близка к человеческой модели восприятия цвета, что значительно облегчает работу.

После преобразования запускается алгоритм пороговой обработки, что позволяет получить бинарные изображения, на которых отчетливо видны области с максимальной интенсивностью определенного цвета из всего пространства HSV.

Далее производится заливка участков изображения, ограниченных непрерывными контурами. Этот эффект может быть получен с помощью базовых логических операций. Сначала получается бинарное изображение, и Дневник науки | [www.dnevniknauki.ru](http://www.dnevniknauki.ru) | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

производится заливка всего черного пространства фона, которое является одной областью связности. Далее сохраняется инвертированная копия полученного результата и применяется операция логического сложения с исходным изображением. В результате этого может быть получено бинарное изображение, на котором отсутствуют разрывы в светлых частях.

После применяется операция эрозии, что позволяет устранить тонкие соединения соседних контуров. Данные соединения несут негативный характер, так как при поиске границ объектов данные объекты могут быть считаны как один.

После окончания предобработки запускается алгоритм поиска контуров с применением алгоритма [7]. Найденные контуры подвергаются аппроксимации Рамера — Дугласа — Пекера, что позволяет сгладить неровности контуров.

Далее вычисляется площадь, которую ограничивают аппроксимированные контуры и находится описанный вокруг каждого контура прямоугольник. Высота и ширина прямоугольника должны быть больше 32 пикселей, так как при обучении классификатора были использованы изображения такого размера. После рассчитывается отношение ширины и высоты каждого прямоугольника. Если результат отношения лежит в промежутке от 0,8 до 1,2, то данная прямоугольная область является искомой. Она помечается в окне просмотра видеоряда и передается на вход классификатора.

### **Алгоритм отслеживания положения дорожных знаков**

Для фильтрации ложных срабатываний был разработан алгоритм динамического выделения области с дорожным знаком. Основной данного алгоритма стал тот факт, что ложные срабатывания детектора в некоторой области изображения не происходят несколько кадров подряд, что позволило следить за выделенными областями во времени.

При первом обнаружении интересующей области алгоритм записывает текущие координаты описывающего четырехугольника. При

обработке следующих нескольких кадров координаты выделенных областей сравниваются с сохраненными. Но при обработке данного условия необходимо учитывать смещение дорожного знака на изображении, так как видеокамера перемещается в пространстве.

В виду отсутствия данных о движении автомобиля было принято решение о реализации алгоритма, обрабатывающего координаты выделенных областей в некотором диапазоне. При обнаружении интересующей области алгоритм сохраняет координаты центра и переходит к обработке следующего кадра. При выделении новой области производится проверка нахождение координат нового участка в некоторой небольшой области от места первого обнаружения. Такая проверка позволяет уменьшить количество случайных срабатываний, так как передача области с дорожным знаком на вход классификатора происходит после нескольких обнаружений на последовательности изображений. Области, выделенные лишь на одном изображении, не будут переданы на вход классификатора, что уменьшает время обработки данных классификатором.

### **Разработка классификатора**

При реализации блока классификации дорожных знаков выбор пал на структуру из свёрточных нейронных сетей и полносвязных нейронных сетей на выходе. Свёрточные нейронные сети должны будут выделять признаки на входном изображении, а полносвязная сеть классифицировать дорожный знак на основе выходных данных свёрточных слоёв.

Архитектура сети содержит два свёрточных слоя, два слоя подвыборки (рисунок 1), которые уменьшают количество деталей, что позволяет уменьшить эффект переобучения. Общая структура сети показана на рисунке 2. Подобные архитектуры являются достаточно легкими в плане вычислений из-за небольшого количества фильтров, но при этом обладают высокой эффективностью, что было доказано в некоторых других работах [11].

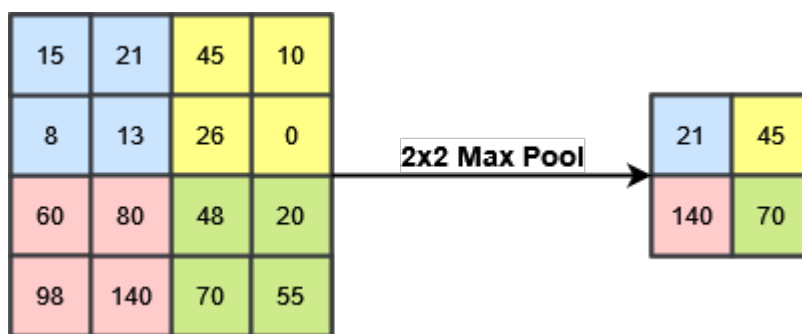


Рис. 1 – Пример работы подвыборочного слоя [авторская разработка]

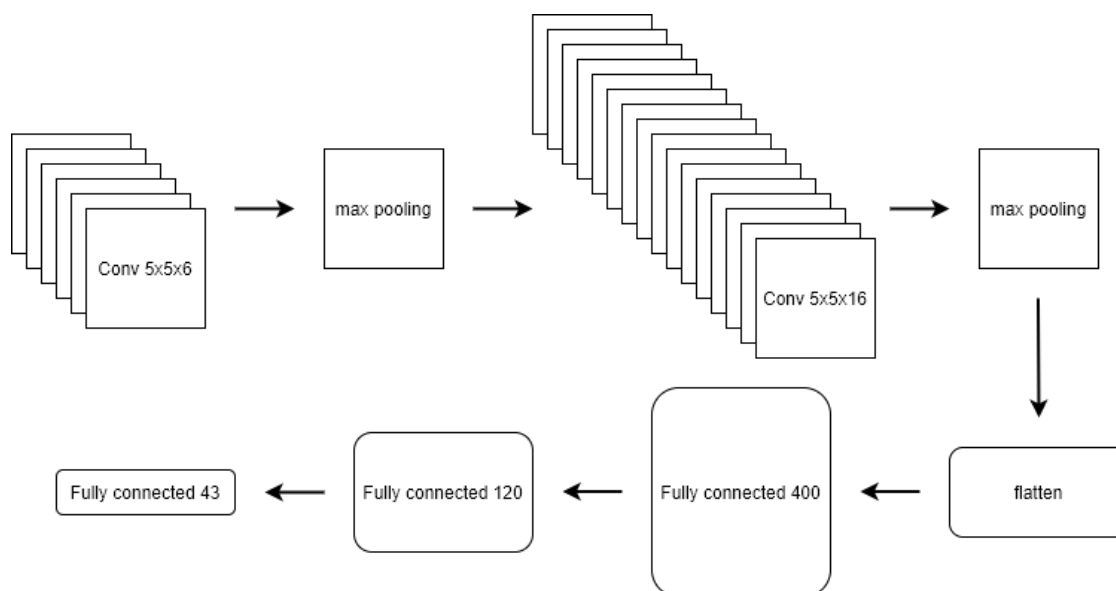


Рис. 2 – Архитектура сети [авторская разработка]

Первый сверточный слой состоит из шести фильтров с размерами 5x5. Второй сверточный слой состоит из шестнадцати фильтров с размерами 5x5.

Слой flatten преобразует многомерный массив данных в одномерный и передает данные на вход полносвязной сети. Полносвязная сеть состоит из трёх слоёв, где один из них скрытый. Выходной слой имеет 43 нейрона, каждый из которых соответствует одному классу знаков.

В качестве функции активации была выбрана ReLU, что позволит избежать эффектов обнуления градиента, при насыщении функции активации. Выбранная функция активации имеет существенных недостаток – меньшую надёжность. Большое значение частной производной может привести к такому обновлению весов, что данный нейрон никогда больше не активируется. То

есть с данного момента произведение частных производных, проходящее через него будет равно нулю. Этот недостаток нивелируется уменьшением скорости обучения и использованием дропаута.

Дропаут (dropout) – это вычислительно недорогой, но мощный метод регуляризации широкого семейства моделей. В первом приближении дропаут можно представлять себе как метод, посредством которого баггинг становится практичным для ансамблей, состоящих из очень большого числа больших нейронных сетей. Баггинг подразумевает обучение нескольких моделей и пропускание через них каждого тестового примера. Если в качестве модели используется большая нейронная сеть, то это непрактично, потому что обучение и оценка примера обходятся дорого с точки зрения времени и памяти. Дропаут предлагает дешевую аппроксимацию обучения и вычисления баггингового ансамбля экспоненциально большого числа нейронных сетей. Точнее говоря, в процессе прореживания обучается ансамбль, состоящий из подсетей, получаемых удалением невыходных блоков из базовой сети. В большинстве современных нейронных сетей, основанных на последовательности аффинных преобразований и нелинейностей, можно эффективно удалить блок, умножив его выход на 0.

При обучении использовался метод Adam. Adam – это алгоритм оптимизации адаптивной скорости обучения, разработанный специально для обучения глубоких нейронных сетей. Он является модификацией метода стохастического градиентного спуска и сочетает в себе идею накопления движения и идею более слабого обновления весов для типичных признаков.

Было применено уменьшение скорости обучения со временем, что позволит точнее попасть в точку локального минимума. Была также использована L2-регуляризация, которая предотвращает переобучения модели путём запрета непропорционально больших весов. Можно сказать, что она накладывает «штраф» на очень большие веса, что приводит к тому, что в сети постепенно исчезают веса с большими значениями.



Обучение проводилось пакетами изображений (по 128шт.), что позволило уменьшить время обучения. Обучение длилось 60 эпох.

### **Модуль выделения и распознавания текста на изображении**

Для решения задачи выделения и распознавания текста на изображении существуют классический и современный методы. Классический метод заключается в использовании алгоритмов, основанных на методах предобработки, описанных в теоретической части, и сопоставлении свойств выделенных букв с некоторыми эталонными значениями. В качестве таких свойств могут выступать различные характеристики контуров, распределение закрашенных пикселей по вертикали и горизонтали. Также существуют методы на сравнении с различными масками и шаблонами. Классические алгоритмы сильно зависят от условий, в которых они используются. Ухудшение качества работы таких алгоритмов могут быть вызваны плохой сегментацией знаков (букв и цифр), шумом, изменением формы знаков при смене шрифта и т.п. Современные методы используют достижения в области машинного обучения. Искусственные нейронные сети позволили детектировать и распознавать различные написания символов. В отличие от классического подхода современный способен показывать хорошие результаты при обработке пропорциональных шрифтов, шрифтов для лазерных принтеров и печатных машинок. По этой причине было принято решение реализовать современный метод обработки.

Данный метод содержит искусственную нейронную сеть детектирования и локализации текста и сеть распознавания. Разделение позволило получить две эффективные модели и повысить качество работы каждой нейронной сети.

При реализации использовали результаты статьи об алгоритме EAST[13], который решает задачу обнаружения текста.

Алгоритм обработки состоит из нескольких этапов:

- получения, предобработки,
- выделения области с дорожным знаком,
- обработки нейронной сетью детекции,

- обработки нейронной сетью распознавания.

Этапы получения, предобработки изображения и выделения области интереса проводятся одновременно для алгоритмов распознавания текста и распознавания дорожных знаков. Алгоритм выделения дорожных знаков передает координаты области интереса в алгоритм нахождения текста. После этого данные о расположении текста передаются на вход нейронной сети распознавания текста.

Распознавание текста проводилось предварительно обученной моделью на основе сети с долгой краткосрочной памятью, которая работала на основе признаков, полученных сверточной нейронной сетью.

### **Моделирование работы подсистемы распознавания дорожных знаков**

С целью проверки полученных результатов было проведено моделирование всей подсистемы распознавания дорожных знаков. Входными данными служил записанный видеопоток в разрешении 1920x1080 пикселей. Во время моделирования считывались данные о времени обработки каждого кадра видеопотока. На рисунке 3 представлена гистограмма распределения времени обработки одного изображения. Из гистограммы, что система в среднем может обрабатывать 15 изображений в секунду.

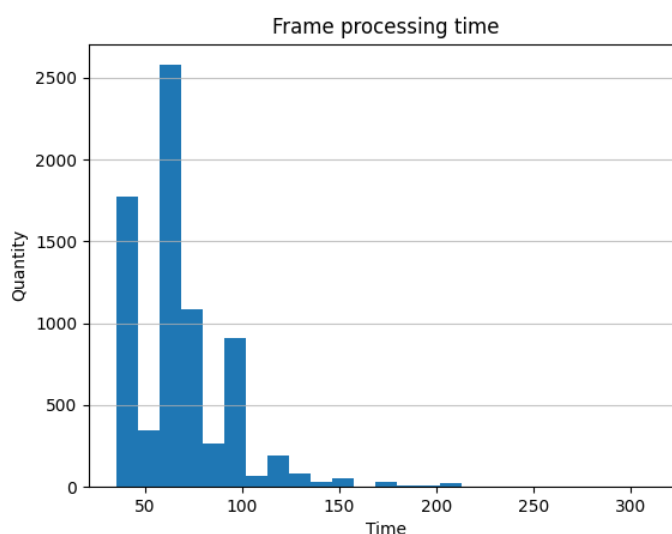


Рис. 3 – Распределение времени обработки кадра

[авторская разработка]

В ходе тестирования был выявлен ошибочные срабатывания, вызванные тем, что некоторые выделенные области, не содержащие дорожных знаков, были обнаружены на нескольких кадрах подряд и неверно классифицированы. Решить данную проблему можно введением дополнительного класса объектов, который будет содержать области изображений без дорожных знаков, при обучении классификатора.

### **Моделирование работы подсистемы распознавания текста**

Система локализации и распознавания текста тестировалась отдельно. Входными данными служили квадратные изображения с размерами, которые кратны 32 пикселям. Следует учитывать, что при малых размерах изображения текст не может быть распознан из-за недостающей разрешающей способности. Поэтому все моделирование проводило с изображениями 640x640 пикселей, так можно будет оценить распознавание текста разных размеров на одном изображении.

На рисунке 4 представлен результат работы детектора текста на российских дорожных знаках.

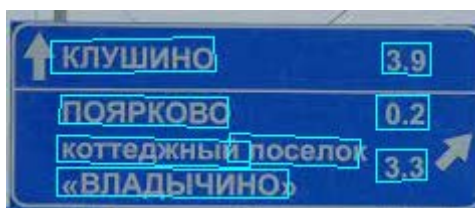


Рис. 4 – Пример работы алгоритма [авторская разработка]

При анализе полученных данных результатов было замечено, что в некоторых случаях пропускаются начальные и конечные символы строк из-за частичного перекрытия другими объектами или искажений изображения. Стоит отметить, что каждый тестовый пример имел свой шрифт, но это не помешало алгоритму показать высокую эффективность локализации текста.

Так же проведем моделирование системы распознавания текста, которая на данный момент работает только с латинскими буквами.



Рис. 5– Пример работы алгоритма в реальных условия  
[авторская разработка]



Рис. 6 – Пример работы алгоритма с перекрытием текста  
[авторская разработка]

На рисунках 5-6 представлены примеры работы алгоритма распознавания текста в реальных условиях. Видно, что алгоритм устойчив к некоторому повороту текста, но не может эффективно работать при частичном перекрытии области с текстом (рисунок 6). Стоит отметить большое время обработки

изображений, которое на данный момент не позволяет получить больше 6 кадров в секунду.

### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

По результатам моделирования и проведенной работы были получены необходимые данные, которые позволят продолжить развитие системы. Планируется работа по улучшению алгоритмов выделения областей с дорожными знаками и увеличение размера набора данных, планируется работа по оптимизации времени работы алгоритма выделения и распознавания текста и переобучение искусственной нейронной сети для работы с кириллицей.

### **Библиографический список**

1. Гонсалес Р [Gonzales R.]. Вудс Р. [Woods R.] Цифровая Обработка Изображений. М.: «Техносфера», 2005. 1072 с.
2. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Пер. с англ. М.: Мир, 1982. Кн. 2. 480 с.
3. Хайкин С [Haykin S.]. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. -М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
4. Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. Н63 Глубокое обучение. — СПб.: Питер, 2018. — 480 с.
5. Шолле Ф. Глубокое обучение на Python. СПб.: Питер, 2018. 400 с.
6. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение: пер. с англ. А. А. Слинкина. 2-е изд., испр. М.: ДМК Пресс, 2018. 652 с.
7. Urs Ramer. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves // Computer Graphics and Image Processing, 1972. № 1(3). P. 244–256.
8. Monika Singh, Dev Dutt, Avinash N., Ho Gi Jung, Hyuckmin Na. Traffic Sign Recognition-based Vehicle Speed Regulation. 2009. Url: <https://web.yonsei.ac.kr/hgjung/Ho%20Gi%20Jung%20Homepage/Articles/Traffic%20Sign%20Recognition-based%20Vehicle%20Speed%20Regulation.pdf> (дата обращения: 1.12.2022).

9. Markus Mathias, Radu Timofte, Rodrigo Benenson, Luc Van Gool. Traffic Sign Recognition – How far are we from the solution? // The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Dallas, 4–9 авг. 2013 г. 2013. P. 1–8.
10. Satoshi Suzuki, Keiichi Abe. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 1985. № 30. P. 32-46.
11. Pierre Sermanet, Yann LeCun. Traffic Sign Recognition with Multi-Scale Convolutional Networks. Url: <http://yann.lecun.com/exdb/publis/pdf/sermanet-ijcnn-11.pdf> (дата обращения: 19.11.2022).
12. Stallkamp J., Schlipsing M., Salmen J., Igel C.. Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition. Url: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0893608012000457> (дата обращения: 19.11.2022).
13. Xinyu Zhou, Cong Yao, He Wen, Yuzhi Wang, Shuchang Zhou, Weiran He, Jiajun Liang. EAST: An Efficient and Accurate Scene Text Detector, 2017. Url: <https://arxiv.org/abs/1704.03155v2> (дата обращения: 20.12.2022).

*Оригинальность 75%*