

Техника и технология транспорта: научный Интернет-журнал <http://www.transport-kgasu.ru>
2019. № S13 http://transport-kgasu.ru/index.php?option=com_content&view=article&id=10&Itemid=2
URL статьи: <http://transport-kgasu.ru/files/N13-62RTS19.pdf>
Статья опубликована 09.09.2019

Ссылка для цитирования этой статьи:

Никифоров Н.А., Лавренов Р.О., Сагитов А.Г., Шабалина К.С., Магид Е.А., Свинин М.М., Хсия К.Х. Сравнительный анализ алгоритмов распознавания дорожных знаков для беспилотного автомобиля Unior компании Avrora Robotics // Техника и технология транспорта. 2019. № S13. С. 62. URL: <http://transport-kgasu.ru/files/N13-62RTS19.pdf>

УДК 007.52, 519.878, 519.1, 004.942

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ ДЛЯ БЕСПИЛОТНОГО АВТОМОБИЛЯ UNIOR КОМПАНИИ AVRORA ROBOTICS

**Никифоров Н.А.¹, Лавренов Р.О.¹, Сагитов А.Г.¹, Шабалина К.С.¹, Магид Е.А.¹,
Свинин М.М.², Хсия К.Х.³**

¹ *Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань, Россия*

² *Университет Рицумейкан, г. Киото, Япония*

³ *Национальный университет науки и техники, г. Юньлинь, Тайвань*

Аннотация

Трудно добиться высокой точности распознавания и обнаружения дорожных знаков в режиме реального времени. Причинами являются неидеальные условия окружающей среды: окклюзия, чрезмерная или низкая экспозиция, погодные условия и др. В данной работе предлагается сравнить несколько алгоритмов, которые, благодаря большому количеству примеров с правильными ответами, позволяют распознавать дорожные знаки нескольких типов в разных положениях и ориентациях. Мы используем обнаружение и сопоставление признаков в процессе идентификации типа дорожных знаков. Мы проверяем наш алгоритм в моделируемой среде в Gazebo, используя соответствующую модель робота Unior.

Ключевые слова: распознавание дорожных знаков, роботомобиль Unior.

Распознавание дорожных знаков является важной задачей для беспилотных автомобилей и авто-подобных роботов. Поскольку дорожное движение в основном состоит из людей-водителей на дороге, роботам необходимо строго соблюдать правила дорожного движения и гарантировать безопасность дорожного движения для других участников дорожного движения. Благодаря этому многие задачи компьютерного зрения стали классическими задачами при разработке интеллектуальных дорожных агентов: распознавание дорожных знаков [1], светофоров [2], дорожной разметки [3] и определение скорости и направления движения других участников дорожного движения [4].

В данной работе мы сосредоточимся на задаче распознавания дорожных знаков для автомобильного робота Unior. Это необходимо для возможности автономного передвижения робота по рельсам. И для совместной работы с такими алгоритмами, как парковка и обгон. Кратко алгоритм описан в виде блок-схем в Приложении 1.

Для решения задачи распознавания дорожных знаков мы решили использовать каскадную технологию в сочетании с методами обнаружения. Изображения для тренировки были взяты из базы данных GTRSB [5]. Этот набор данных был выбран по следующим причинам: соответствующий формат изображений, которые имеют небольшой размер и состоят только из одного знака, и наличие текстового документа с необходимой информацией (координатами объектов). Большинство знаков из набора используются на территории Российской Федерации.

Библиотека OpenCV имеет встроенные программы для каскадного обучения. Обучение проходит в два этапа: создание обучающего набора и само обучение.

Создание обучающего набора

Каскад может найти нужные объекты точно и быстро, если эти объекты имеют одинаковые пропорции и формы. Поэтому все знаки были разделены на две группы: знаки треугольной формы и знаки круглой формы. Мы подготовили два файла с информацией о знаках для каждой группы. Рис. 1 и рис. 2 приведены примеры каждой группы дорожных знаков.



Рис. 1. Знаки треугольной формы



Рис. 2. Знаки круглой формы

Обучение

После создания примеров, необходимо создать каскад классификаторов для существующей базы данных объектов. Есть две функции обучения на выбор: HAAR (в честь Альфреда Хаара) [6] и LBP ("Local Binary Patterns") [7]. Первый более точный, разница в точности составляет 10-20%, но обучение этой функции занимает до нескольких дней. LBP требует в несколько раз меньше времени на тренировку, интервал времени на тренировку составляет несколько минут. В случае дорожных знаков разница в точности между функциями HAAR и LBP не была замечена. Было решено использовать LBP, так как в случае изменений в базе данных можно было бы переобучить каскад, не теряя много времени. Kuranov et. al. [8] установили, что при размере изображений 20x20 пикселей выборки достигли самой высокой точности. Рис. 3 показывает результат обнаружения каскадами.

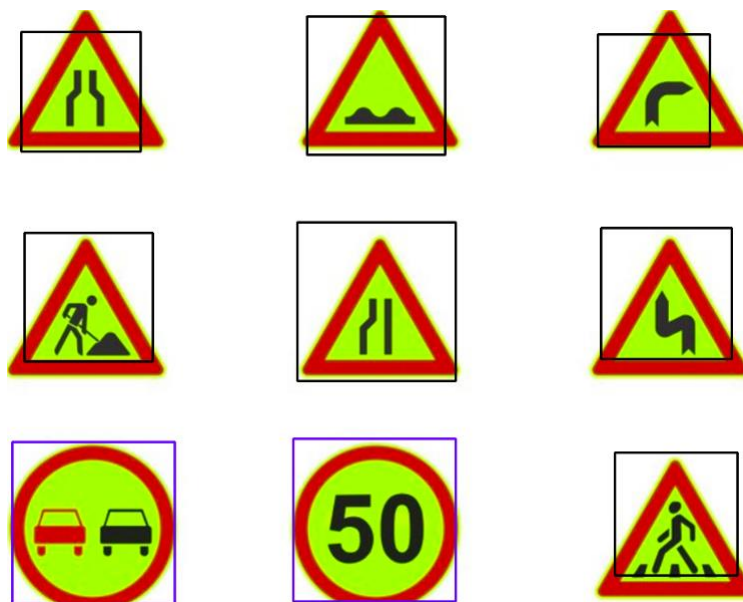


Рис. 3. Обнаружение объектов обоими каскадами. Черный контур-каскад для треугольных знаков, синий контур-каскад для круговых знаков

Наш алгоритм работает в два этапа:

1) Вначале с помощью одного из детекторов (ORB [9], SURF [10], SIFT [11]) осуществляется поиск ключевых значений для изображений-примеров, результаты записываются в их коллекции. Далее идет поиск потенциальных объектов с помощью

каскадов. Поскольку диапазон камеры Microsoft Kinect низок, мы можем найти приблизительные размеры объектов, которые каскад должен найти, проще. Отмеченные фрагменты сохраняются в коллекцию для дальнейшей обработки. Изображение с Microsoft Kinect преобразовывалось в программу ROS с помощью написанного ранее видео сервера [12].

2) Каждый каскад имеет свою собственную коллекцию, чтобы уменьшить количество итераций цикла. Каждый объект из коллекции сравнивается с готовыми примерами. Сравнение выполняется с помощью BFMacher или FLANN для ключевых пикселей. Если объект находит совпадение с одной из готовых копий, то на изображении отображается текстовая информация о знаке (рис. 4). Некоторые изображения больше не выделяются из-за недостаточного количества совпадений между ключевыми значениями.

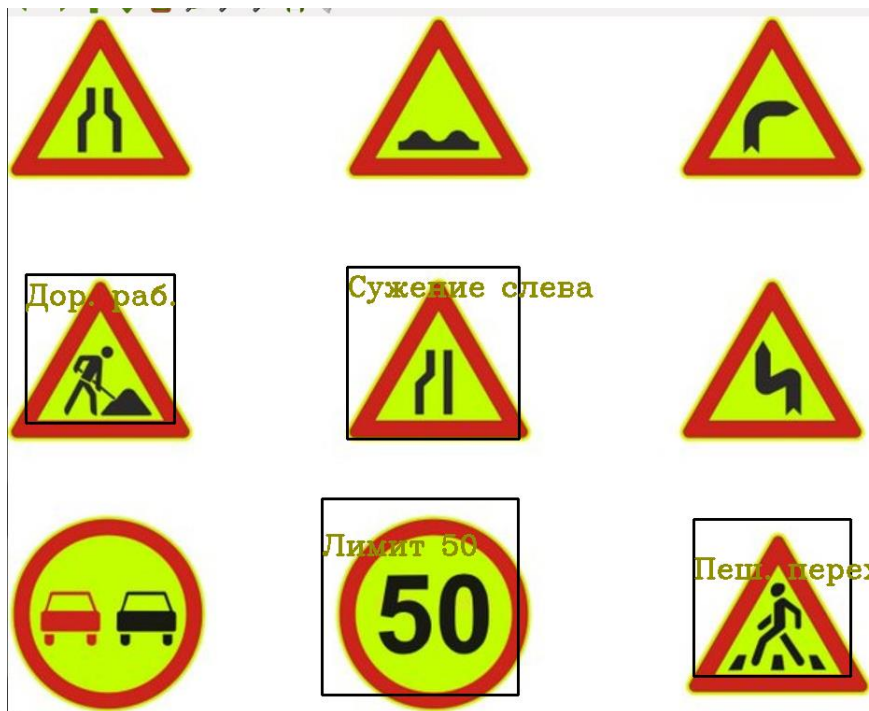


Рис. 4. Распознавание знаков на статическом изображении

Эксперименты

Валидация проводилась в моделируемой среде. Мы использовали Gazebo и создали несколько моделей для тестов. Все созданные модели дорожных знаков были организованы в виде базы данных моделей. Мы сохранили модели дорожных знаков в формате SDF, который описывает геометрические характеристики модели и поддерживается Gazebo.

Для экспериментов мы создали мир с дорожными знаками (рис. 5) и модель робота Unior оборудованная с симулированной камерой Kinect [13].



Рис. 5. Модели дорожных знаков для Gazebo

Процедура эксперимента была следующей:

- 1) Робот движется только прямо.
- 2) Камера Kinect делает снимки со всеми дорожными знаками в мире Gazebo.
- 3) Пакет ROS с алгоритмом распознавания дорожных знаков отображает изображение камеры с полученной информацией.

Пример распознавания с комбинацией SURF и FLANN показан на рис. 6.



Рис. 6. Распознавание знаков

Были проведены эксперименты в различных условиях. В первом эксперименте использовалось нормальное освещение. Во втором эксперименте использовалось затемнение; в третьем – использовалось избыточное освещение. «Всегда» означает, что знак определяется с периодичностью меньше, чем 1 секунда. «Иногда» – знак определяется и помечается с периодичностью больше, чем 1 секунда. «Никогда» – знак не определяется.

При таком сочетании и при указанных выше параметрах алгоритм распознавания дорожных знаков не смог правильно распознать 4 из 39 знаков, существующих в мире моделирования, то есть 10,3%.

Комбинации детекторов ORB и BFMatcher, а также SIFT с BFMatcher были протестированы, но их точность в определении типа знака хуже, чем комбинация SURF и FLANN. Результаты приведены на рис. 7.

ORB+BFMatcher			
знаки, которые распознаются			
Эксп. №	всегда	иногда	никогда
1	0.307	0.18	0.513
2	0.103	0.359	0.538
3	0.18	0.41	0.41
сред. зн.	0.197	0.316	0.487

SIFT+BFMatcher			
знаки, которые распознаются			
Эксп. №	всегда	иногда	никогда
1	0.538	0.205	0.256
2	0.538	0.129	0.333
3	0.462	0.23	0.308
сред. зн.	0.513	0.282	0.299

SURF+FLANN			
знаки, которые распознаются			
Эксп. №	всегда	иногда	никогда
1	0.719	0.18	0.103
2	0.59	0.256	0.155
3	0.667	0.23	0.103
сред. зн.	0.659	0.222	0.120

Рис. 7. Результаты сравнения комбинаций

Выводы

В ходе исследования была разработана симуляционная модель тестирования алгоритмов распознавания дорожных знаков. В работе предложен способ распознавания дорожных знаков с использованием нескольких каскадов: каскад для знаков треугольной формы и каскад для знаков круглой формы.

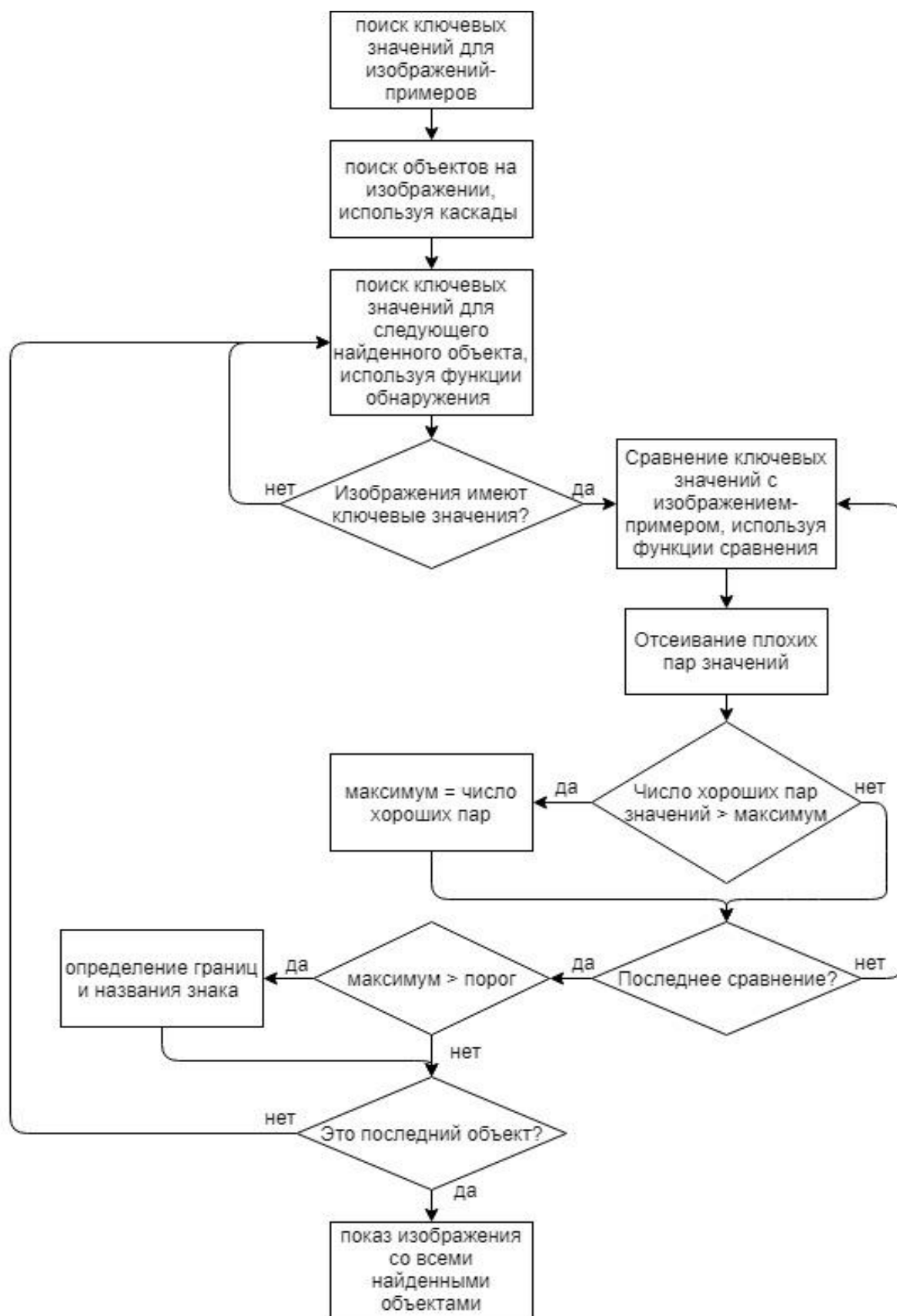
Был проведен сравнительный анализ алгоритмов-детекторов объектов в разных условиях освещенности. Наилучшие результаты показала комбинация SURF и FLAN.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского Фонда Фундаментальных Исследований (РФФИ), проект № 19-58-70002.

Список библиографических ссылок

1. Greenhalgh J., Mirmehdi M. Real-time detection and recognition of road traffic signs //IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2012. – Т. 13. – №. 4. – С. 1498-1506.
2. De Charette R., Nashashibi F. Real time visual traffic lights recognition based on spot light detection and adaptive traffic lights templates //2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – IEEE, 2009. – P. 358-363.
3. Aufrere R., Chapuis R., Chausse F. A model-driven approach for real-time road recognition //Machine Vision and Applications. – 2001. – Т. 13. – №. 2. – P. 95-107.
4. Horn B. K. P., Schunck B. G. Determining optical flow //Artificial intelligence. – 1981. – Т. 17. – №. 1-3. – P. 185-203.
5. Stallkamp J. et al. The German Traffic Sign Recognition Benchmark: A multi-class classification competition //IJCNN. – 2011. – Т. 6. – P. 7.
6. Soo S. Object detection using Haar-cascade Classifier //Institute of Computer Science, University of Tartu. – 2014. – P. 1-12.
7. Mu Y. et al. Discriminative local binary patterns for human detection in personal album //2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2008. – P. 1-8.
8. Kuranov A. An empirical analysis of boosting algorithms for rapid objects with an extended set of haar-like features //Intel Tech. Rep. – 2002.
9. Rublee E. et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF //ICCV. – 2011. – Т. 11. – №. 1. – P. 2.
10. Bay H. et al. Speeded-up robust features (SURF) //Computer vision and image understanding. – 2008. – Т. 110. – №. 3. – P. 346-359.
11. Vedaldi A. An open implementation of the SIFT detector and descriptor //UCLA CSD. – 2007.
12. Safin R., Lavrenov R. Implementation of ROS package for simultaneous video streaming from several different cameras //Int. Conf. on Art. Life and Robotics. – 2018. – P. 220-223.
13. Shabalina K., Sagitov A., Su K.L., Hsia K.H., Magid E. (2019). Aurora Unior Car-like Robot in Gazebo Environment //International Conference on Artificial Life and Robotics (ICAROB2019). -2019. - P. 116-119.

Приложение 1



COMPARISON OF TRAFFIC SIGN RECOGNITION ALGORITHMS FOR AVRORA ROBOTICS UNIOR VEHICLE

Nikiforov N.A.¹, Lavrenov R.O.¹, Sagitov A.G.¹, Shabalina K.S.¹, Magid E.A.¹,
Svinin M.M.², Hsia Kuo-Hsien³

¹ *Kazan Federal University, Kazan, Russia*

² *Ritsumeikan University, Kyoto, Japan*

³ *National Yunlin University of Science and Technology, Yunlin, Taiwan*

Annotation

It is difficult to achieve high accuracy of traffic signs recognition and detection in real-time. The reason is non-ideal environment conditions: occlusion, over or low exposure, weather conditions, etc. In this paper, we propose to use several cascades that, due to a large number of examples with the correct answers, can recognize the road signs of several types in different positions and orientations. We use feature detection and feature matching in the process of traffic sign type identification. We validate our algorithm in a simulated environment in Gazebo, using an appropriate Unior robot model.

Keyword: traffic sign recognition algorithm, Unior robot car.