

Алгоритм для автоматического удаления статичных погодных явлений на основе билатерального фильтра

Г. Е. Эдель, М. Е. Сукотнова

Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники (ТУСУР)

Аннотация: Данная статья посвящена предобработке изображений, полученных в условиях плохой видимости. Такие явления, как туман или дымка, способны существенно снижать точность нейронных сетей, предназначенных для обнаружения объектов, тем самым не давая системам, основанным на компьютерном зрении, нормально функционировать. В данной работе был реализован алгоритм для автоматического удаления статичных погодных явлений на основе билатерального фильтра. Алгоритм был протестирован совместно с нейронной сетью, обученной распознавать дорожные знаки.

Ключевые слова: компьютерное зрение, предобработка изображений, обнаружение объектов, статичные метеоусловия, билатеральный фильтр, повышение точности обнаружения, условия плохой видимости.

Для цитирования: Эдель Г. Е., Сукотнова М. Е. Алгоритм для автоматического удаления статичных погодных явлений на основе билатерального фильтра // Вестник СибГУТИ. 2024. Т. 18, № 4. С. 43–51. <https://doi.org/10.55648/1998-6920-2024-18-4-43-51>



Контент доступен под лицензией
Creative Commons Attribution 4.0
License

© Эдель Г. Е., Сукотнова М. Е., 2024

Статья поступила в редакцию 07.02.2024;
переработанный вариант – 14.04.2024;
принята к публикации 17.04.2024.

1. Введение

Распознавание дорожных объектов в системах компьютерного зрения представляет собой сложный вычислительный процесс, в ходе которого система, основываясь на обучающих данных, создает модель для классификации входящих изображений. Основной целью данного процесса является извлечение информации из фото- и видеоданных. Основной проблемой в задачах распознавания все еще является несовершенство входных параметров, характеризующее внутриклассовой изменчивостью [1–2]. Под внутриклассовой изменчивостью понимаются различные условия съемки: изменение освещения, размеры объектов, угол обзора. Также неблагоприятные погодные условия, такие как дождь, туман или снег, приводящие к пиксельным перекрытиям, существенно снижают точность распознавания. Подобные погодные условия могут создавать локальные темные или светлые области на изображениях и вызывать нежелательные искажения. Это представляет собой одну из важнейших проблем при создании систем, способных распознавать объекты, такие как дорожные знаки. Распознавание дорожных элементов сегодня используется как в автономных системах помощи водителям, так и для камер безопасности дорожного движения, способствуя уточнению дорожных ситуаций сотрудниками государственной инспекции безопасности дорожного движения (ГИБДД), поэтому точность распознавания

при любых возможных метеоусловиях на дороге – важный элемент подобных алгоритмов [2–5].

Разработка стабильной системы распознавания требует применения различных алгоритмов предобработки входных данных, так как использование материалов, полученных в условиях, близких к идеальным, недостаточно. Существует множество методов и алгоритмов для улучшения качества фото- и видеоданных в сложных условиях видения, включая локальную фильтрацию, разнообразные алгоритмы фильтров, удаление тех или иных участков изображения, выравнивание гистограмм, применение нейронных сетей и так далее. Однако все они делятся на две большие категории – аппаратные и программные. Аппаратные методы не нашли широкого практического применения в задачах распознавания, в отличие от программных методов, которые легче внедряются, современны и способны работать с различными искажениями [3–6].

Таким образом, разработка алгоритмов, способных повысить качество сцен, полученных в сложных метеоусловиях – актуальная задача компьютерного зрения в вопросах распознавания дорожных знаков.

2. Разработка алгоритма для снижения влияния статических эффектов, вызванных сложными метеоусловиями

Выбор метода и алгоритма повышения качества фото- и видеоданных, полученных в сложных условиях видения, зависит от целей, которые стоят перед разработчиком. Условно программные методы делятся на две категории – локальные и глобальные. Локальные методы направлены на работу с пространственным распределением пикселей в кадре, тогда как глобальные методы в ходе своей работы влияют на все пиксели фото- и видеоизображения. В данной работе будет рассмотрена проблема перекрытия дорожного возникшим в результате тумана [4–6].

Нейронная сеть для обнаружения и распознавания дорожных знаков была обучена на 100 классах. В среднем для каждого класса было отобрано 700 изображений. Объекты интереса были отобраны из открытой базы данных российских дорожных знаков, что позволило создать базу данных из более чем 70 тысяч изображений различных знаков. Для распределения изображений по классам использовался файл формата .csv, содержащий названия файлов и соответствующие классы. Эта операция была выполнена автоматически, что позволило создать по одной директории для каждого из 100 классов. Каждый класс включал в себя изображения дорожного знака при различных условиях освещения, углах поворота и размерах. Размер всех изображений составлял 48×48 пикселей, чтобы на них присутствовал только объект интереса – дорожный знак. Набор данных был разделен на обучающую и тестовую выборки, при соотношении 80% на 20% соответственно. В данном случае обучение нейронной сети на 100 классах с более чем 70000 изображений заняло более 6 часов при 100 эпохах обучения. Технические характеристики компьютера, использовавшегося для обучения, включают процессор AMD Ryzen 5 5600G, 6 ядер, 64 Гб оперативной памяти и видеокарту 3060ti.

Для данной работы в качестве статичного условия был выбран туман на изображении, характеризуемом пониженной контрастностью. Из-за тумана создавалось цветовое несоответствие между входящими в нейронную сеть дорожными знаками и знаками, на которых она была обучена, тем самым препятствуя получению стабильных результатов работы нейронной сети и детектора.

Для удаления статичных метеоусловий из кадра был выбран алгоритм фильтрации, основанный на работе билатерального фильтра. Фильтрационные алгоритмы по своей работе более просты, нежели нейросетевые, но при этом также достаточно эффективно удаляют нежелательные эффекты с изображений.

Для реализации алгоритма был выбран метод фильтрации и слияния изображений с использованием билатерального фильтра с параметрами: $d = 5$ (диаметр окрестности

пикселя); $\sigma_s = 100$ (пространственный вес); $\sigma_r = 100$ (ранговый вес) для удаления тумана с изображения. Данный алгоритм применим как для фото, так и для видеоизображений, более того, предобработка фото- или видеоизображений при помощи алгоритмов фильтрации показывает высокую скорость и эффективность в удалении нежелательных эффектов из кадра.

На рис. 1 (а) представлено входное тестовое изображение для реализации работы алгоритма для автоматического удаления статичных погодных явлений (тумана), а на рис. 1 (б) представлен результат работы данного алгоритма.



Рис. 1. Применение автоматического удаления статичных погодных явлений
а – исходное изображение; б – обработанное изображение

На рис. 2 представлены гистограммы для исходного (а) и обработанного (б) изображений.

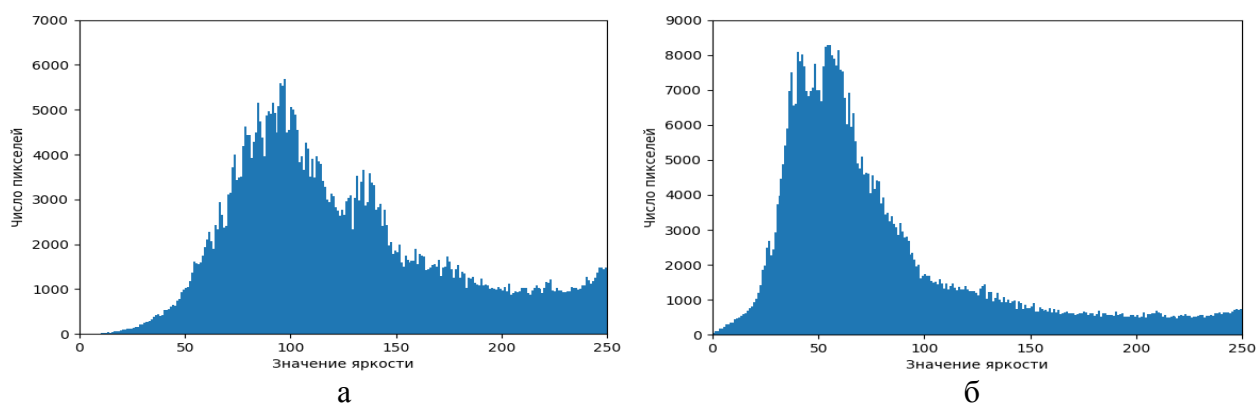


Рис. 2. Гистограммы изображений
а – исходное изображение; б – обработанное изображение

Как можно заметить, обращаясь к рис. 2, алгоритм справился с обработкой низкоконтрастного изображения, гистограмма сместилась в сторону темных участков изображения за счет процесса эквализации гистограммы и смешивания двух изображений.

Сам алгоритм делится на несколько шагов:

1. Получение значений соседних пикселей для сглаживания изображения за счет нелинейной комбинации значений соседних изображений. Каждый пиксель заменяется средневзвешенным значением соседнего пикселя. Учитывается разница интенсивности между центральным и соседними пикселями. Чем больше будет эта разница, тем меньше вклад соседних пикселей при сглаживании, а значит, каждый пиксель заменяется средневзвешенным значением его соседей.

2. Нормализация данных.

3. Применение билатерального фильтра с помощью встроенной функции `cv2.bilateralFilter`.

4. Смешивание исходного изображения и полученного для повышения контрастности с помощью функции `cv2.addWeighted`.

Эффективность работы алгоритма определялась по следующим критериям точности:

- ракурс съемки;
- пространственное разрешение знака в кадре.

Поскольку в ночное время суток использование алгоритма удаления тумана из кадра затруднительно, данный критерий не рассматривался.

На рис. 3 представлена блок-схема полученного алгоритма для распознавания дорожных знаков, зафиксированных в неблагоприятных условиях съемки. Изначальным этапом построения такого алгоритма является составление базы данных, затем – постобработка кадров базы данных, на которых впоследствии обучается нейронная сеть. Далее поступающие в систему кадры обрабатываются с помощью встроенного алгоритма удаления тумана и подаются в обученную модель для верного отнесения входящих знаков к тому или иному классу. Если знак не был классифицирован вовсе, алгоритм возвращается к обращению нейронной сети к базе данных, пока знак не будет распознан. После процесса распознавания на результирующем изображении выводится обработанный кадр с выделенными знаками, которые промаркированы классом с его названием. На этом работа алгоритма заканчивается.

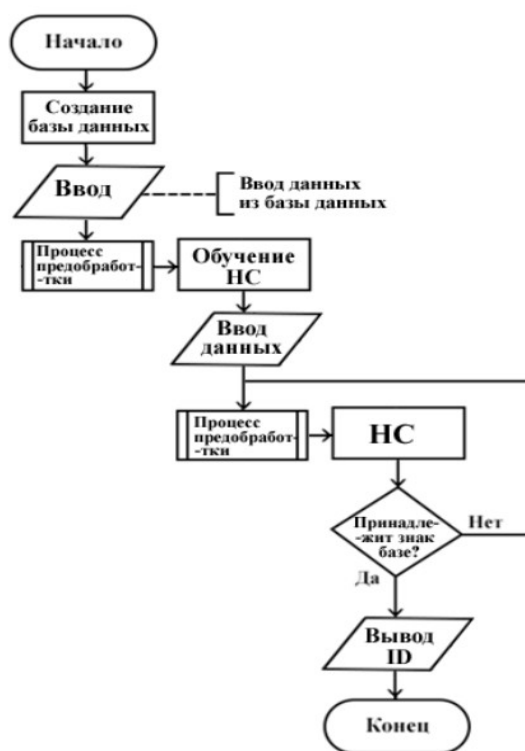


Рис. 3. Блок-схема алгоритма

3. Исследование эффективности разработанного алгоритма для повышения точности распознавания дорожных знаков в сложных метеоусловиях

После того как алгоритм был полностью готов, были проведены исследования его влияния на точность обнаружения в кадрах с плохими условиями видимости. На рис. 4 представлены результаты применения алгоритма удаления тумана вместе с обученной нейронной сетью.



Рис. 4. Применение построенного алгоритма

а – исходное изображение; б – обработанное изображение; в – распознавание дорожного знака

Итак, первым критерием точности является ракурс съемки при повороте знака в плоскости. Данный критерий является наиболее важным из всех предложенных ранее, поскольку для более точного представления ситуации на дороге необходимо, чтобы алгоритм верно определял знак вне зависимости от угла поворота. Алгоритм был протестирован на 100 изображениях различных классов при разрешении 1280×720 пикселей, сделанных во время тумана и смога. Пример работы нейронной сети для данного критерия точности без удаления тумана (а) и с ним (б) представлен на рис. 5–6.

Рис. 5. Результаты распознавания дорожных знаков при прямой съемке (0°)

а – исходное изображение; б – обработанное изображение

Рис. 6. Результаты распознавания дорожных знаков при угловой съемке (20°)

В случае с прямым ракурсом съемки (поворот знака в плоскости равен 0°), алгоритм верно определял входящие в систему дорожные знаки, однако при различных поворотах знака в кадре нейронной сети было сложно верно отнести входящий в систему знак к нужному классу. В частности, при маленьком разрешении знака в кадре (до 100×100

пикселей), алгоритм и вовсе не распознавал необходимый знак, поэтому результат распознавания при угловой съемке будет приведен только для кадра, для которого был удален туман.

Таким образом, среднее значение числа точности у кадров с содержанием тумана для прямой съемки (0°) составило 90 – 97 %, тогда как среднее значение числа точности у кадров с удаленным туманом составило 95 – 99 %, что говорит об эффективности работы алгоритма в сложных условиях видения. Средние значения данного критерия точности для угловой съемки (20°) при использовании кадров с туманом не оценивались, однако в случае удаления тумана средние значения числа точности составили 96 – 99 %, что говорит о достаточно точном результате распознавания, но все еще недостаточной стабильности комбинации алгоритма при различных поворотах, в особенности для знаков с низким пространственным разрешением (до 100×100 пикселей).



а



б

Рис. 7. Результаты распознавания дорожных знаков при высокой детализации
а – исходное изображение; б – обработанное изображение



а



б

Рис. 8. Результаты распознавания дорожных знаков при низкой детализации

Следующий критерий точности – пространственное разрешение области знака в кадре (детализация знака в кадре). Необходимо проверить точность обнаружения и распознавания знака как при малой детализации, так и при высокой. Для каждого случая алгоритм был протестирован на 100 изображениях различных классов при разрешении 1280×720 пикселей, сделанных во время тумана и смога. На рис. 7 представлены результаты распознавания при высокой детализации объекта интереса (165×165 пикселей), а на рис. 8 (а) – результаты распознавания при низкой детализации объекта интереса (38×38 пикселей). Знаки для кадров, у которых не удалялся туман, при малой детализации не распознавались, поэтому результаты распознавания будут приведены только в случае использования удаления тумана.

Таким образом, распознавание дорожных знаков при высокой детализации знака в кадре не стало проблемой для построенной модели нейронной сети: знак верно распознавался как для кадров, содержащих туман, так и для кадров, на которых туман был удален. Так, среднее значение точности для высокого пространственного разрешения области знака в кадре (165×165 пикселей) составило 93 – 97 %, тогда как комбинация алгоритма удаления тумана с построенной моделью нейронной сети дала средние значения числа точности в районе 98 – 100 %, что говорит о повышении точности распознавания в результате предобработки.

Поскольку распознавание дорожных знаков при низкой детализации знака в кадре (38×38 пикселей) с туманом было в большинстве своем выполнено неверно, средние значения числа точности не учитывались. Однако в результате удаления тумана из кадра нейронная сеть могла определить и верно классифицировать входящие в него дорожные знаки для низкой детализации кадра. Так, среднее значение числа точности при низкой детализации знака в кадре (38×38 пикселей) в результате работы комбинации двух алгоритмов составило 94 – 99 %. Стоит указать, что при более низкой детализации знака в кадре или же в тех случаях, когда знаков в кадре слишком много, нейронная сеть смогла определить не все знаки, которые присутствовали в кадре. На рисунке 8 (б) представлен пример подобной ситуации.

Была проведена проверка быстродействия. Так, при разрешении 1280×720 быстродействие составило 28 мс или 35 FPS. Это говорит о том, что алгоритм вполне способен работать в реальном времени. На данный момент существует множество разрабатываемых алгоритмов, направленных на обнаружение и распознавание дорожных знаков в сложных метеоусловиях. Однако методы достижения цели используются весьма разнообразные, так, например, недавние модификации алгоритма YOLOv5 привели к значительному улучшению распознавания размытых или удаленных объектов [7]. Еще один подход предполагает использование управляемой фильтрации изображений в сочетании с Faster R-CNN для повышения точности распознавания дорожных знаков в условиях тумана или дождя [8]. Хотя эти инновации существенно повысили надежность систем распознавания дорожных знаков, исследования в этой области еще не привели к разработке достаточно эффективных систем обнаружения и распознавания объектов в реальном времени. В связи с этим проблема обнаружения и распознавания дорожных знаков в сложных метеоусловиях остается крайне актуальной. Существуют алгоритмы более точные и надежные, а также менее точные, но с лучшим быстродействием, в данной работе удалось достичь баланса между этими величинами.

В ходе данной работы был разработан автоматический алгоритм предобработки изображений, способный удалять с них статичные погодные явления, тем самым повышая точность обнаружения дорожных знаков нейронной сетью.

Литература

1. *Mathias M., Timofte R., Benenson R. and Van Gool L.* Traffic sign recognition — How far are we from the solution?// IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2013. P. 1–8.
2. *Levinson J., Askelad J., Becker J. and Dolson J.* Towards fully autonomous driving: Systems and algorithms // IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011. P. 163–168.
3. *Timofte R., Zimmermann K., Van Gool L.* Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localization, Machine vision and applications // Machine vision and applications, 2009. P. 633–647.
4. *Sermanet P., LeCun Y.* Traffic sign recognition with multi-scale convolutional networks // IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2011. P. 2809–2813.

5. Houben S., Stallkamp J., Salmen J., Schlipsing M. and Igel C. Detection of traffic signs in real-world images: The German Traffic Sign Detection Benchmark // IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2013. P. 1–8.
6. Qi Y., Zhang P. The Tracker with Online Training Based on the TLD Algorithm // Proceedings of the 2nd International Conference on Information Technology and Intelligent Transportation Systems, 2017. P. 76–81.
7. Dang P., Tran N. T., To V. H. and Thi M. T. Improved YOLOv5 for real-time traffic signs recognition in bad weather conditions // The Journal of Supercomputing, vol. 79, no. 13, 2023. P. 10706–10724.
8. Xing J., Nguyen M. and Yan W. Q. The Improved Framework for Traffic Sign Recognition Using Guided Image Filtering // SN Computer Science, 2022. P. 85–99.

Эдель Герман Евгеньевич

аспирант кафедры телевидения и управления, инженер лаборатории телевидения и автоматики, Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники (ТУСУР, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 40), тел. +7 952 683 3197, e-mail: german.edel99@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-5935-9710.

Сукотнова Марина Евгеньевна

магистр, инженер лаборатории телевидения и автоматики, Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники (ТУСУР, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 40), e-mail: msukotnova@mail.ru, ORCID ID: 0009-0002-7703-3081.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Вклад соавторов: Каждый автор внес равную долю участия как во все этапы проводимого теоретического исследования, так и при написании разделов данной статьи.

Algorithm for automatic removal of static weather phenomena based on a bilateral filter

German E. Edel, Marina E. Sukotnova

Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics (TSUCSR)

Abstract: This article is devoted to the preprocessing of images obtained in poor visibility conditions. Phenomena such as fog or haze can significantly reduce the accuracy of neural networks designed to detect objects. Thus, preventing systems based on computer vision from functioning normally. In this work, an algorithm was implemented for automatic removal of static weather phenomena based on a bilateral filter. The algorithm was tested on a neural network trained to recognize road signs.

Keywords: computer vision, image preprocessing, object detection, static weather conditions, bilateral filter, increasing detection accuracy, poor visibility conditions.

For citation: Edel G. E., Sukotnova M. E. Algorithm for automatic removal of static weather phenomena based on a bilateral filter (in Russian). Vestnik SibGUTI, 2024, vol. 18, no. 4, pp. 43-51. <https://doi.org/10.55648/1998-6920-2024-18-4-43-51>.



Content is available under the license
Creative Commons Attribution 4.0
License

© Edel G. E., Sukotnova M. E. 2024

The article was submitted: 07.02.2024;
revised version: 14.04.2024;
accepted for publication 17.04.2024.

References

1. *Mathias M., Timofte R., Benenson R. and Van Gool L.* Traffic sign recognition — How far are we from the solution?// IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2013. P. 1–8.
2. *Levinson J., Askelad J., Becker J. and Dolson J.* Towards fully autonomous driving: Systems and algorithms // IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011. P. 163–168.
3. *Timofte R., Zimmermann K., Van Gool L.* Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localization, Machine vision and applications // Machine vision and applications, 2009. P. 633–647.
4. *Sermanet P., LeCun Y.* Traffic sign recognition with multi-scale convolutional networks // IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2011. P. 2809–2813.
5. *Houben S., Stallkamp J., Salmen J., Schlipsing M. and Igel C.* Detection of traffic signs in real-world images: The German Traffic Sign Detection Benchmark // IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2013. P. 1–8.
6. *Qi Y., Zhang P.* The Tracker with Online Training Based on the TLD Algorithm // Proceedings of the 2nd International Conference on Information Technology and Intelligent Transportation Systems, 2017. P. 76–81.
7. *Dang P., Tran N. T., To V. H. and Thi M. T.* Improved YOLOv5 for real-time traffic signs recognition in bad weather conditions // The Journal of Supercomputing, vol. 79, no. 13, 2023. P. 10706–10724.
8. *Xing J., Nguyen M. and Yan W. Q.* The Improved Framework for Traffic Sign Recognition Using Guided Image Filtering // SN Computer Science, 2022. P. 85–99.

German E. Edel

postgraduate student of the Department of Television and Control, engineer of the Laboratory of Television and Automation, Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics (TSUCSR, 634050, Tomsk, Lenin Ave., 40), tel. +7 9526833197, e-mail: german.edel99@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-5935-9710.

Marina E. Sukotnova

master, engineer of the laboratory of television and automation, Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics (TSUCSR, 634050, Tomsk, Lenin Ave., 40), e-mail: msukotnova@mail.ru, ORCID ID: 0009-0002-7703-3081.