

ИНФОРМАТИКА

Вестник Сыктывкарского университета.

Серия 1: Математика. Механика. Информатика.

Выпуск 1 (30). 2019

УДК 05.13.00

СЕГМЕНТАЦИЯ АВТОМОБИЛЬНОГО НОМЕРА НА ОСНОВЕ УСРЕДНЁННЫХ МОДЕЛЕЙ

Е. А. Белых

Данная работа посвящена проблеме разделения изображения с автомобильным номером на изображения отдельных символов, а также распознаванию этих символов. В работе предложен метод решения этой проблемы с помощью построения усреднённого изображения.

Ключевые слова: распознавание символов, автомобильные номера, компьютерное зрение, сегментация изображения.

1. Введение

Данная работа посвящена проблеме сегментации автомобильного номера. Её решение является необходимым для построения систем распознавания автомобильных номеров.

Проблема заключается в следующем: имеется изображение автомобильного номера, в котором исправлены все перспективные искажения, возникающие, когда номер был сфотографирован не под прямым углом, а также уже определён тип номера и его формат. Необходимо разбить это изображение на отдельные символы и распознать их.

Ряд решений этой проблемы уже существует, они все имеют свои плюсы и недостатки. Как правило, большинство из них основано на нахождении контуров, содержащихся в изображении с номером, и поиске компонент связности среди этих контуров.

Пример такого подхода представлен в работе [1]. Сначала изображение бинаризуется, потом находятся все возможные компоненты связности в бинаризованном изображении. Далее выбирается набор компонент связности, больше всего соответствующий формату автомобильного номера.

Это достаточно простой и эффективный алгоритм, однако часто возникают проблемы на этапе бинаризации, когда крепления номера и другие объекты распознаются как часть реальных символов. В данной работе предпринимается попытка решения этой проблемы, однако бинаризация является достаточно сложным этапом распознавания символов, при котором неизбежно теряется значительная часть информации. По этой причине, не имея крайней необходимости, её лучше избегать.

Подобный подход используется в работе [2]. Сначала также выполняется бинаризация с последующим поиском компонент связности, однако для дальнейшего распознавания используется иерархическая временная сеть. Помимо возможного возникновения описанных выше проблем с бинаризацией, метод, используемый для дальнейшего распознавания, может оказаться избыточным для этой задачи.

Еще один подход представлен в работе [3]. Как и в предыдущих работах, распознавание начинается с бинаризации. После этого выполняется сегментация с помощью метода Виолы – Джонса с последующим распознаванием символов.

Метод Виолы – Джонса отлично подходит для поиска самого автомобильного номера в кадре, однако для распознавания отдельных символов он избыточен, так как требует достаточно большой обучающей выборки, а также имеет достаточно сложный и требовательный к ресурсам алгоритм распознавания, который, скорее всего, потребует оптимизации.

Исходя из этого предлагается использовать подход, не полагающийся на бинаризацию и на то, что каждый предыдущий этап распознавания выполнен корректно. Предлагается отказаться от бинаризации и объединить сегментацию и распознавание символов в единый алгоритм,

где на каждом шаге сегментации проверяется схожесть выделенного сегмента изображения с *усреднённой моделью* искомого символа и на основе этой схожести принимается решение о дальнейших действиях.

Новизна этой работы заключается в том, что вместо сложных методов машинного обучения, обычно используемых для решения этой задачи, предпочтение было отдано более простому методу. При достаточной точности распознавания этот метод имеет высокую надёжность и множество возможностей для дальнейшей доработки. Также этот метод достаточно прост в применении.

2. Построение усреднённых моделей символов

Предлагаемый метод использует для распознавания усреднённые модели символов. Несмотря на простоту их построения, они достаточно эффективны и позволяют избежать построения более сложных моделей изображения, таких как в методе Виолы – Джонса [4].

Усреднённая модель строится на основе *обучающей выборки* для каждого возможного символа. Для этого все изображения выборки сначала переводятся в градации серого путём нахождения значения каждого пикселя в цветовой схеме *HSV* и нормализуются. После этого для них вычисляется *среднее изображение*, которое и является искомой моделью.

Нормализация изображения выполняется с помощью приведения математического ожидания множества его пикселей к 0, а среднеквадратического отклонения к 1, выполняется это так:

$$S = \sum_{i=1}^{I_w I_h} I[i], \quad E = \frac{S}{I_w I_h}, \quad \sigma = \sqrt{\frac{(\sum_{i=1}^{I_w I_h} I[i]^2) - \frac{S^2}{I_w I_h}}{I_w I_h - 1}}, \quad (1)$$

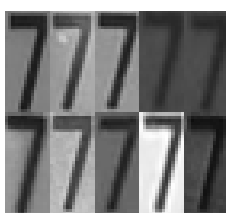
$$J[i] = \frac{(I[i] - E)}{\sigma}$$

где $I[i]$ – i -й пиксель изображения до нормализации, I_w и I_h – его высота и ширина, S – сумма значений его пикселей, E и σ – математическое ожидание и среднеквадратическое отклонение его пикселей, а $J[i]$ – i -й пиксель изображения после нормализации.

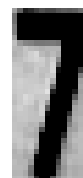
Среднее изображение находится с помощью вычисления математического ожидания нормализованных значений пикселей всех изображений обучающей выборки, находящихся на одинаковых позициях:

$$M[i] = \frac{\sum_{j=1}^N J_j[i]}{N}, \quad (2)$$

где $J_j[i]$ – значение i -го пикселя j -го нормализованного изображения, N – количество нормализованных изображений, а $M[i]$ – i -й пиксель среднего изображения.



(a) Обучающая выборка



(b) Модель

Рис. 1. Обучающая выборка и полученная усреднённая модель

Описанный выше способ используется для построения усреднённых моделей для каждого символа, который может встретиться в автомобильном номере. Для примера, на рис. 1b приведена усреднённая модель для цифры 7 на основе выборки, приведённой на рис. 1a.

3. Мера схожести изображения с усреднённой моделью

Описываемый алгоритм использует проверку схожести сегмента изображения с усреднённой моделью. Чтобы выполнять такую проверку, необходимо определить *меру схожести* изображения с моделью. Она была определена следующим образом:

$$s = \sum_{i=1}^{M_w M_h} (J[i]^2 - M[i]^2), \quad (3)$$

где $J[i]$ – значение i -го пикселя проверяемого изображения, $J[i]$ – значение i -го пикселя усреднённой модели, M_w и M_h – ширина и высота усреднённой модели.

Перед выполнением проверки на схожесть проверяемое изображение, так же как и изображения обучающей выборки, переводится в градации серого и нормализуется. Проверяемое изображение обязательно должно иметь такую же ширину и высоту, как и усреднённая модель.

4. Определение позиций символов на основе максимальной схожести

Поиск символов начинается с расстановки начальных позиций предполагаемых символов. Местонахождение этих позиций зависит от формата номера, который определяется ранее, на этапе исправления перспективных искажений. В данной работе это делается с помощью доработанного метода исправления перспективных искажений из работы [5].

На этом этапе также определяется, какие усреднённые модели могут соответствовать каждой позиции. К примеру, для автомобильного номера Российской Федерации первой, пятой и шестой позициям в соответствие ставятся только модели букв, второй, третьей и четвёртой – модели цифр, а седьмой и восьмой – модели цифр кода региона.

После того как были определены начальные позиции и соответствующие им модели, начинается итеративный процесс *уточнения* предполагаемых позиций символов, совмещённый с их распознаванием.

На каждом шаге предполагаемые места расположения символов смещаются на один пиксель в направлении возрастания схожести с любой из соответствующих им усреднённых моделей. После завершения работы алгоритма полученные на последней итерации позиции и будут являться искомыми, а представляемые ими символы будут соответствовать моделям, с которыми эти позиции имеют максимальную схожесть. Ниже приведен полный алгоритм:

1. Определить начальные позиции символов.
2. Определить модели, соответствующие каждой позиции.
3. Для каждой из N итераций:
 - Для каждой позиции p :

1. Проверить схожесть сегмента изображения s , соответствующего позиции p со всеми соответствующими p моделями, при её смещении на один пиксель во всех возможных восьми направлениях.
 2. Сместить p в том направлении, где было получено наибольшее значение схожести с любой из соответствующих ей моделей.
4. Полученные на последней итерации позиции символов считать искомыми. Представляемые ими символы считаются соответствующими той модели, с которой эти позиции имеют максимальную схожесть.

5. Заключение

Описанный метод был протестирован на выборке из 526 изоб-

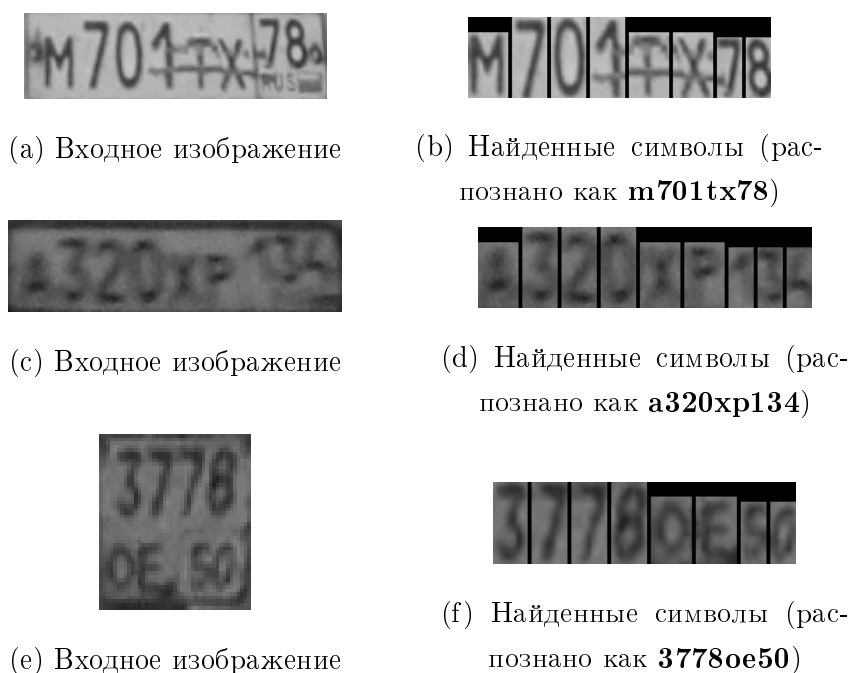


Рис. 2. Примеры удачной сегментации

ражений, полученных после исправления перспективных искажений. Несмотря на свою простоту и отсутствие сложных алгоритмов, метод показал хорошую работоспособность и невысокую требовательность к ресурсам.

68 % изображений тестовой выборки было успешно сегментировано, а также были распознаны все символы, входящие в них, примеры таких результатов приведены на рис. 2. 14 % изображений было сегментировано удовлетворительно – был неверно распознан или неточно выделен один или два символа. Как правило, в таком случае путаются похожие символы, например «X» и «K», или неточно распознаются символы кода региона, пример подобного результата приведён на 3б.



(a) Входное изображение (b) Найденные символы (распознано как **k888pt46**)

Рис. 3. Пример удовлетворительной сегментации



(a) Входное изображение (b) Найденные символы (распознаны как **o177be17**)

Рис. 4. Пример удовлетворительной сегментации

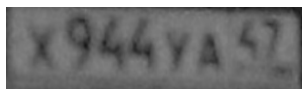


Рис. 5. Плохое входное изображение

6.0 % изображений также было сегментировано удовлетворительно из-за того, что они имели низкое качество или не до конца исправленные искажения перспективы, пример приведён на рис. 4а. 12.0 % изображе-

ний были сегментированы с ошибками, исключающими возможность дальнейшей обработки, однако, как и в предыдущем случае, большая их часть была искажена изначально. Как правило, подобные ошибки возникают как следствие неудачной попытки исправления искажений перспективы. Пример такого изображения приведен на рис. 5.

Как можно заметить из написанного выше, данный метод даёт сильные сбои только при частично или полностью испорченных входных данных. Так как нет возможности обеспечить входные данные, не имеющие искажений, необходимо либо свести эти искажения к минимуму, либо дополнить метод алгоритмами, способными их исправлять.

На данный момент рассматривается возможность использования нейронной сети, распознающей символы параллельно с основным алгоритмом. Если сеть даёт результат, отличный от результата основного алгоритма, предполагается использование дополнительных методов для исправления ошибки.

Список литературы

1. **Малыгин Е. С.** Устойчивая к шумам сегментация автомобильных номеров в низком разрешении: бакалаврская работа / *Санкт-Петербургский государственный университет. СПб., 2015. 26 с.*
2. **Болотова Ю. А., Спицын В. Г., Рудометкина М. Н.** Распознавание автомобильных номеров на основе метода связанных компонент и иерархической временной сети // *Компьютерная оптика. 2015. Т. 39. № 2. С. 275–280.*
3. **Серикова А. С.** Сегментация и распознавание автомобильных регистрационных номеров // *Молодежь и современные информационные технологии : сборник трудов XIV Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых 7–11 ноября 2016 года : в 2 т. Томск: Изд-во ТПУ, 2016. Т. 2. С. 219–220.*

4. **Viola P., Jones M.** Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features // *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2001. Vol. 1. Pp. 511–518.*
5. **Белых Е. А.** Оптимизация алгоритмов распознавания автомобильных номеров для работы с видеопотоком: выпускная квалификационная работа / *Сыктывкарский государственный университет имени Питирима Сорокина, Сыктывкар, 2017. 64 с.*

Summary

Belykh E. A. Car number plate segmentation based on averaged models

This paper is devoted to the problem of dividing an image with a car number into images of individual characters, as well as recognizing these characters. The paper proposes a method for solving this problem by constructing an averaged image.

Keywords: symbol recognition, car plate, computer vision, image segmentation.

References

1. **Malygin E. S.** *Ustoychivaya k shumam segmentatsiya avtomobil'nykh nomerov v nizkom razreshenii: bakalavrskaya rabota* (Low-noise, noise-free segmentation: bachelor's work), St. Petersburg State the university. St. Petersburg, 2015, 26 p.
2. **Bolotova Yu. A., Spitsyn V. G., Rudometkin M. N.** Raspoznavaniye avtomobil'nykh nomerov na osnove metoda svyaznykh komponent i iyerarkhicheskoy vremennoy seti (Recognition of license plates based on the method of connected components and hierarchical temporary network), *Computer Optics*, 2015, T. 39, 2, pp. 275–280.
3. **Serikov A. S.** Segmentatsiya i raspoznavaniye avtomobil'nykh registratsionnykh nomerov (Segmentation and recognition of car registration numbers), *Youth and modern information technologies: collection*

of works *XIV International Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and young scientists*, 2016, Tomsk: TPU publishing house, 2016, T. 2, pp. 219–220.

4. **Viola P., Jones M.** Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features, *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, Vol. 1, pp. 511–518.
5. **Belykh E. A.** *Optimizatsiya algoritmov raspoznavaniya avtomobil'nykh numerov dlya raboty s videopotokom: vypusknaya kvalifikatsionnaya rabota* (Optimization of license plate recognition algorithms for work with video stream: final qualifying work), Syktyvkar Pitirim Sorokin State University, Syktyvkar, 2017, 64 p.

Для цитирования: Белых Е. А. Сегментация автомобильного номера на основе усреднённых моделей // *Вестник Сыктывкарского университета. Сер. 1: Математика. Механика. Информатика. 2019. Вып. 1 (30). С. 67–76.*

For citation: Belykh E. A. Car number plate segmentation based on averaged models, *Bulletin of Syktyvkar University. Series 1: Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2019, 1 (30), pp. 67–76.