

ЛОКАЛИЗАЦИЯ И РАСПОЗНАВАНИЕ НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ И ГИСТОГРАММ НАПРАВЛЕННЫХ ГРАДИЕНТОВ

Введение

В настоящее время существует достаточное количество систем распознавания номерных знаков (НЗ) транспортных средств (ТС), обладающих высоким быстродействием и точностью распознавания даже при большой скорости автомобилей. Однако для обеспечения их бесперебойного функционирования требуется специальное дорогостоящее аппаратное обеспечение, приобретение и установка которого не всегда целесообразны для таких типов объектов, где скорость проезда ТС невелика. К таким объектам относятся, например, автозаправочные станции, парковки, стоянки, гаражные кооперативы и др. Поэтому проведение исследований и разработка технологий распознавания изображений, в частности НЗ, поступающих от обычных цифровых и веб-камер, является весьма актуальной задачей. Отметим также, что значимость таких разработок обусловлена возрастающими требованиями к обеспечению контроля безопасности дорожного движения ввиду непрерывного роста числа автомобилей.

Постановка задачи

Как правило, каждая страна имеет свои стандарты и правила оформления номерных знаков. На территории Казахстана номерные знаки собственного стандарта были введены в 1993 г. В настоящее время в Казахстане существует два стандарта, регламентирующих форму и изготовление номерных знаков: СТ РК 986-2003 [1] и СТ РК 986-2012 [2]. Национальный стандарт СТ РК 986-2012 был введен в связи с новыми образцами номерных знаков. Принцип изготовления новых образцов номерных знаков остался неизменным, однако появились важные отличия: слева добавлен флаг Казахстана и индекс KZ, а справа, в обособленном окне, — код региона из двух цифр (рис. 1).

В настоящей работе постановка задачи формулируется следующим образом: необходимо исследовать и разработать методы локализации и классификации НЗ ТС на изображениях, полученных с помощью обычных цифровых и веб-камер, осуществить их алгоритмическую и программную реализацию.

Общая структура системы распознавания НЗ ТС включает в себя несколько этапов: получение изображения, его предварительная обработка, локализация НЗ, сегментация символов и их распознавание. В результате выполнения этапа локализации НЗ выделяются области изображения, имеющие признаки, присущие номерному знаку. От результатов этапа локализации зависят дальнейшие этапы сегментации и распознавания символов. Заявленная точность у многих распространенных систем распознавания НЗ превышает 95 % [3], однако добиться таких результатов в реальных условиях очень сложно, поскольку существуют различные факторы, влияющие на

© А.С. ТЛЕБАЛДИНОВА, Ю.В. КРАК, А.В. БАРМАК, Н.Ф. ДЕНИСОВА, 2015

Международный научно-технический журнал
«Проблемы управления и информатики», 2015, № 5



Рис. 1

работу этапа локализации НЗ: зашумленность изображения, различные условия освещенности, угол поворота НЗ и др.

Одними из распространенных методов локализации номерного знака являются методы выделения вертикальных краев на изображении, поскольку на изображении большинства автомобилей гораздо больше горизонтальных линий, чем вертикальных. Недостаток данного метода — повышенная чувствительность к нахождению лишних краевых точек [4]. Использование информации о цвете [5, 6] также имеет свои недостатки, поскольку на него могут повлиять различные условия естественной освещенности, совпадение цвета транспортного средства и покрытия номерного знака. Еще один из возможных подходов к решению задачи локализации номерного знака — использование методов на основе обучения [7]. Построение моделей осуществляется путем обучения тренировочной выборки, которая состоит из различных образцов изображений определенного размера с номерными и без номерных знаков. Эти обученные модели затем используются для локализации НЗ.

Учитывая вышеперечисленные факторы, в данной работе предложен алгоритм локализации НЗ на изображении в условиях наличия искажений, связанных с применением оборудования низкого качества. Как базовый алгоритм локализации НЗ применяется метод, впервые описанный в работе [8] и затем использующийся для эффективного распознавания различных объектов, в том числе и для идентификации жестов дактильной азбуки [9].

Локализация области номерных знаков на основе метода гистограмм направленных градиентов

В настоящей работе для локализации номерных знаков использован метод, основанный на построении характерных признаков тех областей исходного изображения, которые предположительно могут являться номерным знаком. Построение модели состоит из двух основных этапов: извлечение характерных признаков и тренировка модели на полученных признаках для распознавания.

Векторы характеристических признаков строятся на основании метода гистограмм направленных градиентов (Histogram of Oriented Gradients — HOG) [8], преимуществами которого являются: инвариантность к геометрическим и фотометрическим искажениям, к степени освещенности и к размеру скользящего окна.

Классификация области номерного знака осуществляется с помощью метода опорных векторов (Support Vector Machine — SVM). Схема алгоритма распознавания области номерного знака представлена на рис. 2.

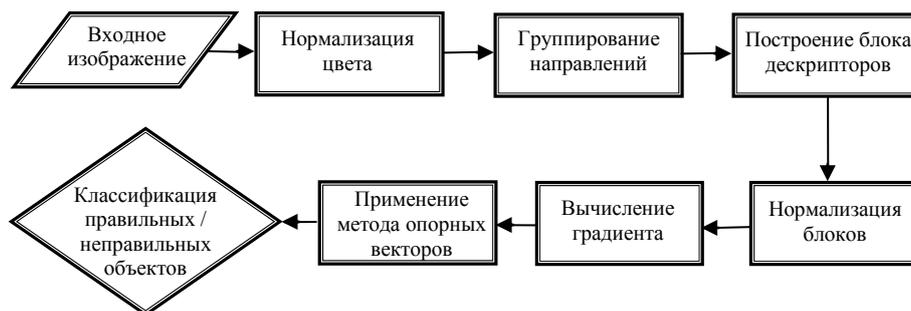


Рис. 2

Основная идея метода заключается в том, что внешний вид и форма объекта на участке изображения описываются распределением градиентов интенсивности. Реализация дескрипторов осуществляется путем разделения изображения на небольшие связанные области — ячейки, и расчетом для каждой ячейки гистограммы направленных градиентов, находящихся внутри ячейки. Комбинация этих гистограмм и является дескриптором (рис. 3).

Построение дескриптора проводится в несколько этапов.

1. Нормализация яркости, контраста и других параметров монохромного изображения I_{ij} , $i = 0, \dots, M$, $j = 0, \dots, N$.

Данный этап позволяет достичь устойчивости системы признаков по отношению к изменениям яркости и контрастности изображения.

2. Вычисление градиента изображения по горизонтальному и вертикальному направлениям. Для аппроксимации градиента изображения могут использоваться различные дискретные дифференциальные операторы, например оператор Собеля. Выбор оператора, аппроксимирующего градиент изображения, оказывает влияние на качество классификации.

3. Вычисление для каждого (i, j) пиксела изображения направления Θ_{ij}

и величины G_{ij} градиента: $\Theta_{ij} = \arctan(G_{ij}^y / G_{ij}^x)$, $G_{ij} = \sqrt{(G_{ij}^x)^2 + (G_{ij}^y)^2}$.

4. Построение для каждой непересекающейся ячейки C_{mn} из (w, v) пикселей изображения гистограммы направлений градиентов по t направлениям $(0, 2\pi/t, \dots, 2\pi)$ следующим образом:

$$H_{mn} = \left\{ \sum_{|\Theta_{ij} - 2\pi k/t| \leq \pi/t} |G_{ij}| \mid (i, j) \in C_{mn}, k = 0, \dots, t \right\}.$$

Размер ячейки и количество направлений градиентов t — важные параметры метода, существенно влияющие на информативность признаков и их эффективность для задач классификации. Отметим, что при нормализации гистограмм в ячейках допустимо использование различных размеров ячеек среди изображений.

5. Нормализация гистограмм в блоках B_{qp} , содержащих ячейки:

$$H'_{mn} = H_{mn} / \left\| \bigcup_{H_{mn} \subset B_{qp}} H_{mn} \right\|.$$

Отметим, что для блоков гистограмм допустимо пересечение между собой.

6. Формирование вектора признаков из нормализованных гистограмм в ячейках изображения: $HOG(I) = [H'_{00}, \dots, H'_{mn}, \dots]$.

Приведенную схему построения признаков можно обобщить для цветных изображений с K различными цветовыми каналами I_{ijk} , $i = 0, \dots, M$, $J = 0, \dots, N$, $k = 0, \dots, K$, простым объединением гистограмм ориентированных градиентов для каждого из изображений I_{ijk} .

Согласно [10] описанный HOG-алгоритм обладает самым высоким качеством обнаружения, значительно опережая каскадный алгоритм, основанный на Хаар-вейвлет-признаках.

Классификация номерных знаков с помощью метода опорных векторов

Для ускорения процесса локализации номерного знака необходимо уточнить область с номерным знаком, что существенно ускорит процесс локализации, поскольку поиск будет осуществляться именно в выделенной зоне (рис. 4), а не по всему изображению. Следовательно, для нахождения зоны локализации номерного знака необходимо обучить классификатор SVM.

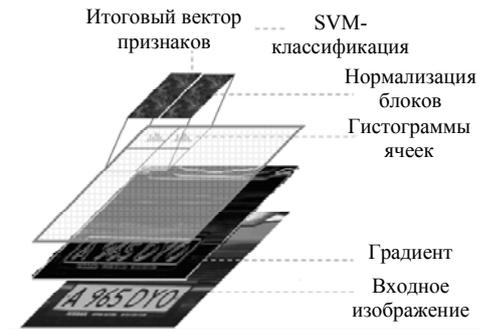


Рис. 3

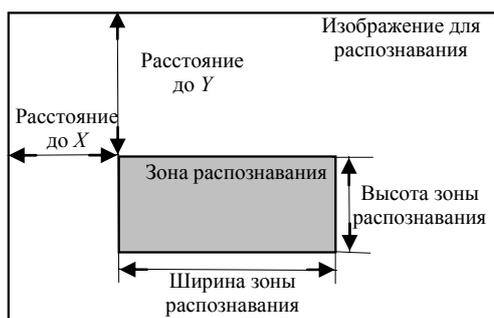


Рис. 4

обычных веб-камер и цифровых фотоаппаратов. Все изображения нормализованы до 152×32 . Размер блока составил 16×16 , размер ячеек — 8×8 . Для нормализации блоков использован метод L2-нормы. Ускорение процесса обнаружения зависит от соотношения области с передней либо задней частью автомобиля и с областью всего изображения.

Используемая в алгоритме модель машинного обучения локализации номерного знака представлена на рис. 5.

Для уточнения области с НЗ протестировано 1400 реальных изображений, которые разделены на два класса. Из них 1000 использованы в качестве позитивных, 400 — в качестве негативных изображений. Данная выборка содержит изображения с однострочными номерными знаками, снятыми в реальных условиях с помощью



Рис. 5

На следующем этапе проводится поиск номерного знака из зоны распознавания. Для этого классификатору предлагаются различные образцы изображений определенного размера с номерными и без номерных знаков.

Результаты экспериментов по выделению области НЗ

Для проведения экспериментальной оценки качества классификации на основе реальных изображений сформирована база изображений, состоящая из N_p позитивных и N_n негативных объектов. Приведем параметры тестовых изображений :

- формат — JPG;
- максимальное разрешение — 800×600 ;
- минимальное разрешение — 640×480 ;
- формат цветового пространства — RGB;
- размер номерного знака в кадре — $1/4$ до $1/3$ ширины кадра.

В результате работы предложенного алгоритма получены следующие типы ошибок распознавания: неточное обнаружение, ложное обнаружение и ложный пропуск номерного знака в зоне распознавания. При неточном обнаружении номерного знака программой предусмотрена настройка обнаружения зоны номерного знака, где можно априорно задать значение начальной точки по оси OX и OY , а также значения ширины и высоты зоны номерного знака, тем самым минимизируя ошибки обнаружения номерного знака для последующего их распознавания.

Экспериментальная оценка качества классификации осуществлялась на основе определения уровней ошибок первого и второго рода [11]. Ошибка первого рода — «ложный пропуск», когда номерной знак ошибочно не обнаруживается. Ошибка второго рода — это «ложное обнаружение», когда вместо номерного знака принимается какой-либо объект фона.

Пусть FN — количество ложных пропусков, а FP — количество ложных обнаружений, тогда для подсчета количества верных пропусков и верных обнаружений используются следующие формулы:

$$TP = N_p - FN, \quad (1)$$

$$TN = N_n - FP. \quad (2)$$

С помощью этих величин (1), (2) можно рассчитать нормированные уровни ошибок первого nFN и второго nFP рода, а также долю верно распознаваемых пропусков nTN и обнаружений nTP :

$$nFN = \frac{FN}{N_p \cdot 100\%}; \quad nFP = \frac{FP}{N_n \cdot 100\%}; \quad nTN = \frac{TN}{N_n \cdot 100\%}; \quad nTP = \frac{TP}{N_p \cdot 100\%}. \quad (3)$$

Рассмотрим результаты экспериментов использования HOG-алгоритма и SVM-классификатора и малые значения характеристик (3):

- количество найденных НЗ = $FN, FP, TP, TN, nFN, nFP, nTN, nTP$;
- 559 (85,1) = 136, 21, 340, 136, 0,008, 0,0004, 0,008, 0,007.

Экспериментальные исследования описанного алгоритма распознавания НЗ ТС позволили выявить потенциальные возможности (критерий) его применимости:

- среднее время обработки изображения, с — 0,188;
- процент точного распознавания — 85,1;
- процент точного распознавания на зашумленных изображениях — 80,5;
- допустимый угол наклона НЗ — до 10° ;
- минимальная освещенность сцены — 50 лк;
- тип номерного знака — однострочный.

Эксперименты проведены на компьютере следующей конфигурации: ЦПУ Intel® Core™ i5-3230 M, 2,6 ГГц, ОЗУ 8.00 Гб. Алгоритм реализован на языке C# (Microsoft Visual Studio 2013) с использованием библиотеки EmguCV.

Использование предложенного алгоритма для идентификации символьных значений номерного знака

Для следующего этапа, после локализации НЗ, идентификации символов на найденном НЗ, предлагается использовать уже рассмотренный алгоритм. Принцип обучения остается таким же, как выше, только обучение необходимо провести для всех символов, которые встречаются в НЗ (цифры 0–9, буквы А, В, С, D, Е, F, Н, I, К, L, М, N, О, Р, R, S, T, U, V, W, X, Y, Z).

После обучения каждая локализованная область НЗ будет проверяться на наличие определенного символа, общая схема процесса распознавания представлена на рис. 6.

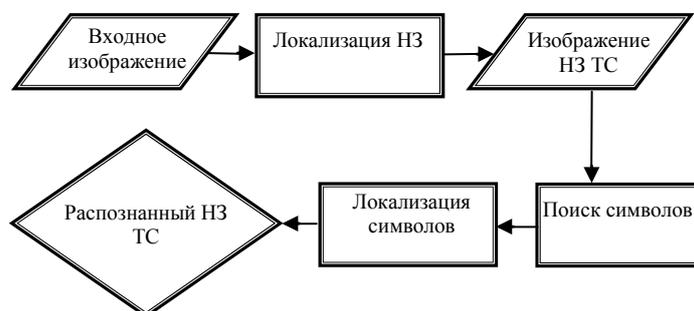


Рис. 6

Тестирование предложенного алгоритма для локализации символов на НЗ ТС показало свою эффективность. Неудовлетворительное распознавание проявлялось только в случае дефектов НЗ (стертая краска, дефекты).

Заклучение

В данной статье предложен алгоритм локализации НЗ ТС, разработанный на основе выбора характеристических признаков НОГ-алгоритмом и классификации методом SVM. Примененные в алгоритме обучающая и тестовая выборки получены с помощью обычных цифровых и веб-камер. На основе экспериментальных исследований определены основные условия применимости алгоритма локализации НЗ ТС. Этот же алгоритм предлагается использовать для идентификации буквенно-цифровых значений НЗ ТС. Результаты экспериментов показали эффективность предложенного подхода для решения поставленной задачи. Дальнейшие исследования будут направлены на усовершенствование метода и использование в качестве характеристических признаков отношений высоты к ширине символов НЗ, размеры которых описаны в Приложениях Б, В СТ ЗЛ 986-2003 [1] и Приложении В СТ ЗЛ 986-2012 [2].

А.С. Тлебалдинова, Ю.В. Крак, О.В. Бармак, Н.Ф. Денисова

ЛОКАЛІЗАЦІЯ І РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДУ ОПОРНИХ ВЕКТОРІВ І ГІСТОГРАМ ОРІЄНТОВАНИХ ГРАДІЄНТІВ

Запропоновано алгоритм локалізації та розпізнавання номерних знаків, що базується на методі машинного навчання. Для отримання векторів-ознак поверхні номера на зображенні та символічної інформації використовувався метод гістограм орієнтованих градієнтів. Для ідентифікації використовувався метод опорних векторів. На базі експериментальних досліджень визначено основні умови застосування запропонованого алгоритму.

A.S. Tlebaldinova, , Yu.V. Krak, A.V. Barmak, N.F. Denisova

NUMBER PLATE LOCALIZATION AND RECOGNITION BY THE METHOD OF SUPPORT VECTOR MACHINE AND HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS

The algorithm of localization and recognition of license plates based on machine learning method is proposed. For vector features and character information receiving on the number plates surface the method of oriented gradients histograms is used. The method of support vectors is used for number plates identification. Based on experimental studies key conditions for the application of the proposed algorithm have been identified.

1. СТ РК 986-2003. Транспорт дорожный. Знаки государственные регистрационные номерные со световозвращающей поверхностью для механических транспортных средств и их прицепов. Технические условия. — http://online.zakon.kz/Document/?doc_id=30020908.
2. СТ РК 986-2012. Транспорт дорожный. Знаки государственные регистрационные номерные со световозвращающей поверхностью для механических транспортных средств и их прицепов. Технические условия. — http://online.zakon.kz/Document/?doc_id=30020908.
3. *Востриков М.С., Тассов К.Л.* Метод поиска автомобильных номеров с использованием модификации алгоритма распознавания государственных регистрационных знаков. — <http://engbul.bmstu.ru/doc/457930.html>.
4. *Лукьяница А.А., Шишкин А.Г.* Цифровая обработка видеоизображений. — М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. — 518 с.
5. *Shapiro L. G., Stockman G.* Computer vision. — New York.: Prentice-Hall, 2001. — 608 p.
6. *Jia W., X. He, H. Zhang, Q. Wu.* Combining edge and colour information for number plate detection // Proceedings of image and vision computing. — Hamilton, New Zealand. — 2007. — P. 227–232.

7. *Половинкин П.Н.* Детекторы и дескрипторы ключевых точек. Алгоритмы классификации изображений. Задача детектирования объектов на изображениях и методы ее решения. — Нижний Новгород: НГУ им. Н.И. Лобачевского, 2013. — 18 с.
8. *Dalal N., Triggs B.* Histograms of oriented gradients for human detection // Conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). — 2005. — **1**. — P. 886–893.
9. *Kryvonos Iu.G., Krak Iu.V., Barmak O.V.* Construction and identification of elements of sign communication // Cybernetics and systems analysis. — 2013. — **49**, N 2. — P. 163–172.
10. *Enzweiler M., Gavrilu D. M.* Monocular pedestrian detection: survey and experiments // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 2009. — **31**, N 12. — P. 2179–2195.
11. *Mohan A., Papageorgiou C., Poggio T.* Example-based object detection in images by components // Ibid. — 2001. — **23**, N 4. — P. 349–361.

Получено 22.07.2015

Статья представлена к публикации членом редколлегии академиком НАН Украины Ю.Г. Кривоносом.

Поправка к статье «Оптимальное управление процессом колебаний тонкого прямоугольного стержня» / Конец М.М. — 2015. — № 3. — С. 53–58.

В указанной статье автором были допущены неточности. Правильный вариант следующий:

— на протяжении всей статьи выражение « a^4 » следует заменить выражением « $-a^4$ »;

— с. 41, краевые условия (3) правильно должны быть заданы так:

$$z(t, 0) = 0, \quad \frac{\partial z(t, 0)}{\partial x} = 0, \quad \frac{\partial^2 z(t, l)}{\partial x^2} = 0, \quad \frac{\partial^3 z(t, l)}{\partial x^3} = 0; \quad (3)$$

— с. 49, последний абзац, правильно должно быть так:

Исходя из соотношения $\delta(x - y) = \frac{4}{l} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\varphi_n(x)\varphi_n(y)}{\varphi_n^2(\lambda_n l)}$, где $\varphi_n(x) = [\sinh(\lambda_n l) + \sin(\lambda_n l)][\cosh(\lambda_n x) - \cos(\lambda_n x)] - [\cosh(\lambda_n l) + \cos(\lambda_n l)][\sinh(\lambda_n x) - \sin(\lambda_n x)]$, где λ_n — положительные корни уравнения, $\cosh(\lambda l) \cos(\lambda l) = -1$, $\int_0^l \varphi_n^2(x) dx = \frac{1}{4} \varphi_n^2(\lambda_n l)$,

[1, с. 204], ищем функции $R_{ij}(t, x, y)$, $i = 1, 2$; $j = 1, 2$, в следующем виде:

$$\left\{ \begin{array}{l} R_{11}(t, x, y) = \frac{4}{l} \sum_{n=1}^{\infty} r_{n11}(t) \frac{\varphi_n(x)\varphi_n(y)}{\varphi_n^2(\lambda_n l)}, \\ R_{12}(t, x, y) = \frac{2}{l} \sum_{n=1}^{\infty} r_{n12}(t) \frac{\varphi_n(x)\varphi_n(y)}{\varphi_n^2(\lambda_n l)}, \\ R_{21}(t, x, y) = \frac{2}{l} \sum_{n=1}^{\infty} r_{n21}(t) \frac{\varphi_n(x)\varphi_n(y)}{\varphi_n^2(\lambda_n l)}, \\ R_{22}(t, x, y) = \frac{2}{l} \sum_{n=1}^{\infty} r_{n22}(t) \frac{\varphi_n(x)\varphi_n(y)}{\varphi_n^2(\lambda_n l)}, \end{array} \right. \quad (37)$$

и дальше по тексту с учетом предложенных изменений;

— с. 52, соотношение (47) должно иметь следующий вид:

$$\mathbf{x}_n(t_1) = \mathbf{F}_{n11}(t_1 - t) \mathbf{x}_n(t) + \mathbf{F}_{n12}(t_1 - t) \lambda_n(t), \quad \lambda_n(t_1) = \mathbf{F}_{n21}(t_1 - t) \mathbf{x}_n(t) + \mathbf{F}_{n22}(t_1 - t) \lambda_n(t). \quad (47)$$

— *Крылов А.Н.* Собрание трудов. Т. 3. Математика, ч. 2. — М.: Изд. АН СССР, 1949. — 481 с.

М.М. Конец