

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

УДК 681.327.12.001.362

В.Н. Князев, Р.Х. Садыхов

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ НОМЕРНЫХ
ЗНАКОВ АВТОМОБИЛЕЙ

Представлены типовая архитектура системы распознавания номерных знаков, методы и алгоритмы, применяемые в существующих системах, а также система распознавания автомобильных номерных знаков Республики Беларусь. Рассмотрены применение вейвлет-моментов и моментов псевдо-Цернике для выделения признаков и классификация с использованием искусственных нейронных сетей.

Введение

В настоящее время существует несколько десятков систем, предназначенных для распознавания номерных знаков (НЗ). Множество разработчиков по всему миру полностью или частично уже решили эту задачу. Почему же в таком случае подобные системы не нашли широкого применения? Дело в том, что стоимость этих систем довольно велика, если учитывать не только затраты на разработку, но и затраты на оборудование в каждом конкретном случае: специальные видеокамеры и осветительные приборы, модули обработки и передачи данных, установку, настройку, обслуживание. Кроме того, в мире существуют десятки самых разнообразных форматов номерных знаков, учесть каждый из которых – довольно непростая задача, да и достоверность распознавания зачастую оставляет желать лучшего. В то же время существует множество областей применения систем подобного рода: от государственного контроля над потоком транспортных средств, систем контроля скорости ГАИ (мобильные и стационарные системы) до учета транспорта на автостоянке.

1. Обзор существующих систем

Какие же трудности возникают перед разработчиками подобных систем? Во-первых, требования к скорости обработки являются довольно жесткими. Это обусловлено тем, что чем больше кадров в секунду обрабатывается модулем распознавания, тем больше максимальная допустимая скорость автомобиля, номерной знак которого необходимо распознать. Допустим, максимальная скорость автомобиля – 250 км/ч, участок дороги, контролируемый системой, – 30 м. В этом случае автомобиль проедет данный участок за 0,432 с. Для достоверного распознавания номера необходимо обработать несколько кадров, допустим 5. Значит, вся система должна захватить и обработать изображение менее чем за 0,1 с. Другими словами, система распознавания должна обеспечивать обработку видеопотока в реальном времени, т. е. 10-15 кадров в секунду и более. И чем больше разрешение видеокамеры, тем больше вероятность правильного определения НЗ, но тем больше времени требуется на обработку каждого кадра. Иногда одна система одновременно обрабатывает информацию сразу с нескольких видеокамер. В связи с этим широко используется параллельная обработка данных. Но нередко, с целью снижения стоимости системы, вся нагрузка по обработке видеопотока возлагается на персональный компьютер, что накладывает чрезвычайно жесткие ограничения на алгоритмы обработки.

Чтобы уменьшить нагрузку на систему, полный цикл распознавания выполняется только при наличии автомобиля в поле зрения видеокамеры, а для регистрации движущегося объекта применяются калибрующие линии на проезжей части дороги [1]. Как только автомобиль пересекает эти линии, активизируется распознающая часть системы и происходит считывание номера. В некоторых системах распознавание происходит только в том случае, если превышена допустимая скорость на данном участке дороги.

Во-вторых, прежде чем приступить к обработке, необходимо получить как можно более качественное изображение. Установка и калибровка видеооборудования требует определенных усилий в каждом конкретном случае применения системы. Как правило, применения одной видеокамеры недостаточно. Изображение с видеокамер, установленных сбоку от проезжей части, зачастую оказывается «смазанным», поэтому обычно видеокамера располагается над дорогой. Это позволяет получить изображение, наименее чувствительное к скорости автомобиля, но небольшая автомашина, движущаяся позади и в непосредственной близости от большого автомобиля, не будет замечена системой. Именно поэтому оптимальным вариантом является установка нескольких видеокамер, которые передают изображение проезжей части с разных сторон. Так можно повысить достоверность распознавания НЗ и устранить вероятность того, что автомобиль останется незамеченным.

В темное время суток на неосвещенных участках дорог, на автомобилях с включенными фарами, а также при отражении солнечного света даже человеку довольно сложно рассмотреть номерной знак. Обычным видеокамерам присущ тот же недостаток несмотря на то, что современные номерные знаки являются возвратно-отражающими и возвращают большую часть света, падающего на них. Чтобы компенсировать влияние условий освещения, некоторые разработчики применяют инфракрасные осветительные приборы и регистрирующие определенную длину волны приборы с зарядовой связью. Такое решение может помочь даже при плохих погодных условиях (дождь, град, туман, снег), но радиус действия этих приборов невелик.

Помимо распознавания НЗ некоторые системы позволяют получать дополнительную информацию об автомобиле, например о цвете автомобиля, а также о цвете НЗ, и, кроме этого, могут сохранять и передавать изображение автомобиля. К сожалению, возможность распознавать цвет приводит к увеличению стоимости оборудования, в частности видеокамер, а возможность сохранения изображений – к увеличению памяти, необходимой системе. В случае применения видеокамер, настроенных на инфракрасные волны, для определения цвета необходимо также дополнительно устанавливать обычные цветные видеокамеры, вместе с которыми возвращается проблема чувствительности к условиям освещения.

Несмотря на всю значимость этапа получения изображения, процесс распознавания остается наиболее важным звеном во всей системе.

2. Основные этапы распознавания

Рассмотрим подробнее алгоритмы, применяемые для распознавания НЗ. Непосредственно процесс распознавания можно разбить на следующие этапы, каждый из которых оказывает существенное влияние на производительность системы в целом:

- предварительная обработка;
- поиск области номерного знака (ОНЗ) на изображении;
- сегментация символов номера;
- выделение информативных признаков и классификация;
- дополнительный синтаксический анализ, поиск в базе данных по маске.

2.1. Предварительная обработка изображения

Полученное с видеокамеры изображение, как правило, требует дополнительной обработки, прежде чем оно поступит на вход алгоритмов поиска номерного знака. Исходное изображение может содержать «шумы», быть размытым, плохие условия освещения могут сделать номерной знак плохо читаемым и т. д. Применяемый набор алгоритмов предварительной обработки в каждой конкретной системе зависит от качества получаемого с камеры изображения. При доведении изображения до требуемого уровня качества могут применяться различные методы и алгоритмы: устранение размытости, аффинные преобразования, всевозможные фильтры, выравнивание и растягивание гистограммы, бинаризация и т. д. Фильтрация, например, позволяет устранить высокочастотные шумы, «сгладить» изображение. Применяемые при этом алгоритмы сильно варьируются по сложности: от простого применения маски до отбрасывания высокочастотных коэффициентов ортогонального преобразования.

Многие алгоритмы распознавания требуют использовать в качестве входных данных бинарное изображение. Бинаризацию изображений также можно отнести к предварительной об-

работке. Выделяют два наиболее общих способа бинаризации: статическую пороговую бинаризацию и адаптивную пороговую бинаризацию. В первом случае задается фиксированный порог, при превышении которого текущий обрабатываемый пиксель считается черным. Этот метод очень чувствителен к условиям освещения и качеству полутонового изображения. Адаптивная пороговая бинаризация менее чувствительна к этому. При такой бинаризации анализируется некоторая окрестность текущего обрабатываемого пикселя и на основе этого анализа определяется новое значение пикселя. Существует множество других алгоритмов бинаризации, выбор конкретного метода зависит от качества исходного изображения и формата НЗ.

2.2. Поиск области номерного знака на изображении

Прежде чем приступить к распознаванию НЗ, необходимо выделить ОНЗ. Это самый трудоемкий этап распознавания, требующий больших вычислительных затрат, поэтому приходится применять различные ухищрения для достижения приемлемой производительности.

Прежде всего необходимо минимизировать область поиска. Можно выделить движущийся объект и в дальнейшем работать только с ним до его ухода из области видимости. Это существенно ускоряет процесс обработки, но неприемлемо в случае работы с неподвижными объектами.

В работе [1] были предложены три алгоритма поиска ОНЗ. Первый основан на использовании преобразования Хафа для поиска рамки НЗ. Очевидно, что такой подход дает сбой, если номерной знак не заключен в рамку либо находится под углом к видеокамере, что превратит прямоугольник в параллелограмм и нарушит соотношение сторон. Также высока вероятность, что при бинаризации перед преобразованиями Хафа произойдет разрыв какой-либо из сторон четырехугольника, что сделает невозможным точное определение ОНЗ, несмотря на предложенный алгоритм объединения отрезков.

Второй алгоритм, основанный на взаимной корреляции всей ОНЗ, позволяет обнаружить только ОНЗ без наклона. Он инвариантен к повороту и масштабированию. Кроме того, это очень медленный алгоритм даже для одного типа НЗ.

Третий алгоритм основан на поиске однородных областей на бинарном изображении. Он очень чувствителен к условиям освещения при статической пороговой бинаризации и в результате может дать множество ложных областей, не являющихся ОНЗ.

При поиске ОНЗ с использованием сканирующей строки анализируются перепады интенсивности пикселей изображения под сканирующей строкой. Недостатком такого подхода является невозможность обнаружения НЗ под наклоном.

Очевидно, что наиболее существенным признаком номерного знака является набор символов в некоторой ограниченной области. Произведя поиск всех символов на изображении и разделив их на группы по некоторому признаку, можно обнаружить НЗ. Достоинством такого рода методов является возможность обнаружить НЗ практически с любым углом наклона. Как правило, инвариантность к повороту более чем на 30 % не требуется. Недостатком же посимвольного поиска является возможная потеря либо символов, либо всего номерного знака, если неправильно классифицирован некий промежуточный или краевой символ (рис. 1).

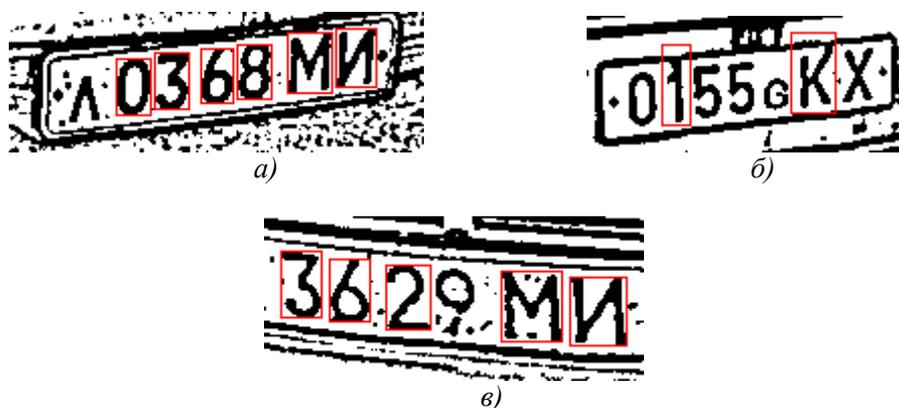


Рис. 1. Ошибки, возникающие в результате посимвольного поиска номерного знака на изображении: а) потеря краевых символов; б) и в) неправильная классификация промежуточных символов

При поиске символов на изображении можно применить те же методы, что и при обычной классификации, с тем различием, что выполняется двухклассовая идентификация: объект – не объект. При этом требуются значительные ресурсы, чтобы детектор мог быстро обработать изображение. Для ускорения этого процесса применяется многомасштабный анализ. В этом случае исходное изображение разбивается на ряд менее детальных изображений. Поиск производится начиная с самого «грубого» изображения с последующим уточнением результатов на более детальном изображении [2, 3]. Для разделения исходного кадра на изображения с различными уровнями детализации можно применять двумерное вейвлет-преобразование (ДВП), пирамиды Гаусса либо Лапласа.

2.3. Сегментация символов номерного знака

После обнаружения области номерного знака необходимо выделить символы номера. Несмотря на то, что некоторые алгоритмы выделения ОНЗ сразу оперируют отдельными символами, иногда бывает полезно провести дополнительный анализ. Чаще всего для сегментации используется анализ гистограммы: имея достаточно информации о ширине символов и расстоянии между ними, проводится анализ вертикальной и/или горизонтальной гистограмм [3, 15]. По экстремумам гистограммы определяются участки, соответствующие границам символов. Но даже небольшие помехи, такие как «слипание» символов, могут привести к неточной сегментации. В дальнейшем будет рассмотрен метод, основанный на анализе связанных областей на бинарных изображениях и использовании априорных знаний о формате НЗ.

2.4. Выделение признаков и классификация

Производительность этого этапа во многом зависит от результатов предыдущих этапов. Если удалось правильно выделить символ, классификатор может распознать печатный символ с высокой достоверностью. Как правило, перед классификацией проводится уменьшение размерности данных. Вот лишь некоторые из методов, применяемых для выделения информативных признаков:

- моментные функции: Ху [4], Цернике [4-6], Лежандра [7], вейвлет-моменты [8] и т. д.;
- частотные коэффициенты вейвлет- [3, 9] и Фурье-преобразований;
- анализ главных компонент [10];
- различные топологические признаки [11, 12].

Количество существующих классификаторов не уступает количеству методов выделения признаков, например:

- классификатор по минимальному расстоянию;
- классификатор по расстоянию Махаланобиса;
- искусственные нейронные сети (ИНС) различных видов и т. д.

2.5. Дополнительный анализ

После классификации и получения полного номерного знака или только его части необходимо найти информацию о владельце автомобиля. Естественно, ключом при таком поиске является номерной знак. Это позволяет убедиться, что номер распознан правильно, и даже дополнить частично распознанный НЗ. При неудачном распознавании проводится полная повторная обработка изображения с другим порогом при статической бинаризации.

3. Описание реализованного варианта

В рамках исследований в данной области была разработана система распознавания номерных знаков. На данный момент система способна обнаруживать и распознавать номерные знаки Республики Беларусь нового образца (рис. 2).



Рис. 2. Пример номерного знака Республики Беларусь нового образца

Поиск выполняется на статическом изображении при условии, что на нем отсутствует размытость, т. е. автомобиль неподвижен либо движется с небольшой скоростью, и нет необходимости применять алгоритмы устранения размытости. Несмотря на эти ограничения, система (рис. 3) может применяться на таможне, стоянках, пунктах дорожных сборов и всюду, где автомобиль неподвижен либо движется с минимальной скоростью.

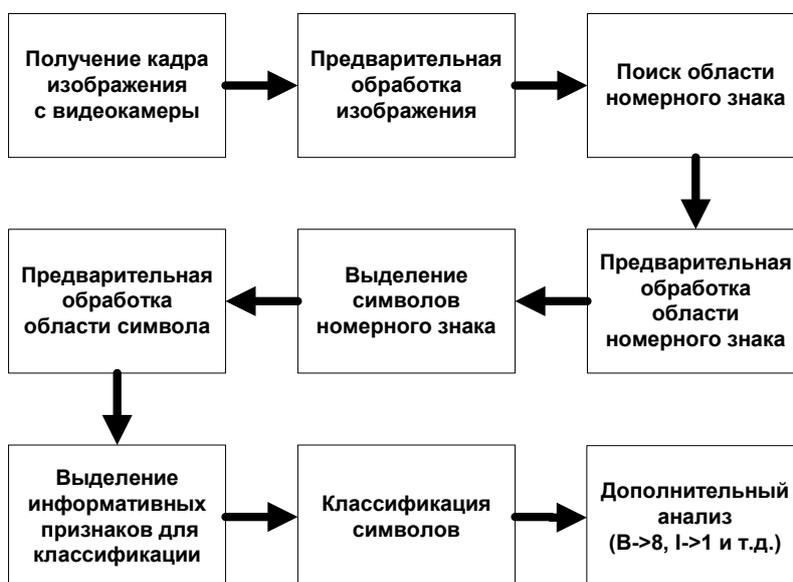


Рис. 3. Обобщенная структура разработанной системы распознавания номерных знаков

Рассмотрим подробнее основные компоненты системы.

3.1. Получение кадра изображения

С целью уменьшения стоимости системы для получения исходного изображения применяется черно-белая видеокамера. Поэтому все алгоритмы обработки изображения, связанные с цветом, не рассматриваются. На вход алгоритмов предварительной обработки подается полутоновое изображение с диапазоном интенсивности пикселей $[0 - 255]$, где 255 – интенсивность самого светлого пикселя.

3.2. Предварительная обработка

На первом шаге предварительной обработки изображение подвергается фильтрации для устранения высокочастотных шумов. После устранения шумов осуществляется растягивание гистограммы интенсивностей всех пикселей исходного изображения. Это позволяет устранить недостатки исходного изображения, вызванные недостаточным либо избыточным освещением. Затем осуществляется переход к бинарному изображению. Так как статическая пороговая бинаризация не дает хорошего результата при плохих условиях освещения, был использован алгоритм адаптивной пороговой бинаризации с применением маски 7×7 . Применение адаптивной пороговой бинаризации приводит к приемлемому результату за одну итерацию (рис. 4).



Рис. 4. Пример адаптивной пороговой бинаризации:
а) исходное полутоновое изображение; б) полученное бинарное изображение

3.3. Поиск области номерного знака

После получения бинарного изображения можно приступить к поиску ОНЗ. Из рис. 5 видно, что большинство символов номера не связано с другими объектами на изображении. Поэтому для выделения НЗ на изображении можно просто найти расположенные в определенном порядке области черного цвета. (Для инверсных номерных знаков, у которых цвет фона темнее, чем цвет символов, предварительно применяется инверсия, т. е. всегда выполняется обработка двух изображений: исходного и инверсного). В предложенном алгоритме рассматриваются все связные области черного цвета и находятся ограничивающие их прямоугольники. При этом заведомо большие и заведомо малые прямоугольники сразу отбрасываются и в дальнейшем не рассматриваются. Среди оставшихся прямоугольников выделяются группы расположенных рядом и приблизительно одинаковых по высоте прямоугольников. В результате с большой вероятностью остается только группа символов номерного знака (рис. 5, а).

Существует вероятность, что заданным ограничениям удовлетворяет группа объектов, не являющихся символами НЗ. Чаще всего эта область отбрасывается на последующих этапах распознавания.

Чтобы обнаружить более сложные номерные знаки, включающие, например, символы с разной высотой, можно просто применить другие, возможно даже более жесткие ограничения при выделении групп символов. Достоинством такого метода является его простота и скорость работы, а также возможность простой адаптации для различных типов НЗ. Недостатком же является довольно большая чувствительность к загрязненности НЗ.

После обнаружения области НЗ необходимо произвести некоторую дополнительную обработку, прежде чем перейти к сегментации символов. НЗ может иметь различный масштаб и ориентацию на изображении. Для устранения влияния таких искажений применяются проективные преобразования и масштабирование. Также имеет смысл возврат к исходному изображению НЗ, чтобы вернуть признаки, утерянные во время предварительной обработки. Поэтому преобразования проводятся над соответствующей частью исходного изображения, т. е. изображения до предварительной обработки. Результат этих преобразований можно видеть на рис. 5, б. Масштабирование производится таким образом, чтобы последующие морфологические операции не привели к «слипанию» символов.

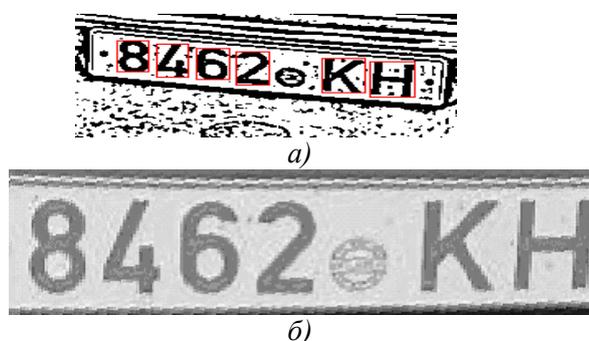


Рис. 5. Результат поиска области НЗ на изображении:
а) область номерного знака сразу после обнаружения; б) изображение номерного знака после проективного преобразования и масштабирования

3.4. Выделение символов номера

После нахождения ОНЗ необходимо выделить отдельные символы номера. Так как при переходе к исходному изображению вместе с полезной информацией вернулись шумы и другие искажения, то необходимо заново выполнить фильтрацию и преобразование гистограммы. После этих операций выполняется повторный переход к бинарному изображению с использованием адаптивной пороговой бинаризации. При этом размерность маски больше, чем при бинаризации исходного изображения. Это делается для более качественной бинаризации отмасштабированных символов (рис. 6).



Рис. 6. Результат бинаризации области НЗ

Небольшие разрывы между частями одного и того же символа могут привести к его неправильной сегментации. Для устранения таких разрывов, а также небольших «пустот» и шумов на изображении применяются операции отмыкания и замыкания.

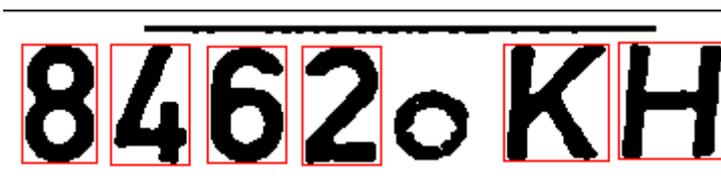


Рис. 7. Результат сегментации символов НЗ

Теперь изображение НЗ готово к сегментации. Она выполняется с использованием алгоритма, подобного тому, что применялся для поиска НЗ на изображении, но с некоторыми изменениями (рис. 7). Эти изменения связаны с учетом уже известной высоты символов и отсутствием значительного наклона НЗ. Выделенные символы очищаются от шумов, связанных с наложением сегментов соседних символов. Это выполняется при помощи все того же алгоритма поиска связных областей, с той лишь разницей, что обнаруженные небольшие сегменты удаляются с изображения символа. Затем символы окончательно масштабируются до фиксированного размера: 32 пикселя по ширине и 64 по высоте (рис. 8).



Рис. 8. Отмасштабированные символы НЗ, подготовленные для классификации

3.5. Выделение информативных признаков для классификации

В процессе разработки системы были опробованы следующие информативные признаки изображения:

- вейвлет-коэффициенты;
- вейвлет-моменты;
- моменты псевдо-Цернике (МПЦ).

Помимо этого применялся корреляционный анализ как для классификации, так и для решения проблемы, связанной с инвариантностью к повороту вейвлет-моментов и МПЦ.

Вначале были проведены эксперименты с вейвлет-коэффициентами. Изображение каждого символа подвергалось двухступенчатому вейвлет-анализу, и 128 полученных низкочастотных коэффициентов подавались на вход классификатора. Такой метод довольно хорошо рабо-

тает на символах, не подверженных повороту. К сожалению, при определенном искажении номерного знака (изгибы, наклоны) после сегментации символы могут быть повернуты на угол около 20° (рис. 9).



Рис. 9. Пример искажений, приводящих к повороту символов номера:
а) исходное изображение номерного знака; б) искаженные символы номерного знака

Обычные вейвлет-коэффициенты оказались не способны противостоять таким искажениям, да и обычная взаимная корреляция давала лучшие результаты. Поэтому в дальнейшем рассматривались методы, инвариантные к этим искажениям.

В работе [8] рассматривается применение вейвлет-анализа для выделения признаков, инвариантных к повороту, масштабированию и сдвигу. Это так называемый набор инвариантных вейвлет-моментов. Такие признаки хорошо зарекомендовали себя при распознавании печатных символов и других двумерных объектов. Семейство вейвлет-функций [8] может быть представлено в виде

$$\psi_{m,n}(r) = 2^{m/2} \psi(2^m r - 0.5n). \quad (1)$$

Материнская функция вейвлета

$$\psi(r) = \frac{4a^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_w \cos(2\pi f_0(2r-1)) * \exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_w^2(n+1)}\right), \quad (2)$$

где $n = 3$, $a = 0,697066$, $f_0 = 0,409177$, $\sigma_w^2 = 0,561145$.

Набор вейвлет-моментов, инвариантных к повороту, имеет вид

$$\| F_{m,n,q}^{wavelet} \| = \left\| \int S_q(r) \cdot \psi_{m,n}(r) \cdot r dr \right\|, \quad (3)$$

где $m = 0, 1, 2, 3$; $n = 0, 1, \dots, 2^{m+1}$, $q = 0, 1, 2, 3$,

$$S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{jq\theta} d\theta. \quad (4)$$

В качестве материнской функции (2) можно применить и другие известные функции. Вместо приведенного кубического бисплайна (2) была опробована функция Хаара, что привело к некоторому увеличению скорости алгоритма без значительного уменьшения разделяющей способности признаков.

Согласно (3) для фиксированного r (рис. 10) находится вейвлет-преобразование функции $S_q(r)$, при этом q обозначает исследуемую частоту сигнала по всей области $0 \leq \theta \leq 2\pi$. Таким же образом рассматриваются функции вдоль всех радиальных осей и исследуется q -я частота этих функций. Для изменения масштаба и смещения используются параметры m и n соответственно. В отличие от других моментных функций, которые рассматривают сразу всю область изображения, вейвлет-моменты позволяют выявить локальные особенности формы объекта. Это позволяет точнее описать форму и, следовательно, обнаружить более мелкие различия изображений. Кроме того, данные моменты инвариантны к повороту, что во многих случаях является преимуществом, однако иногда такая инвариантность приводит к конфликтам.

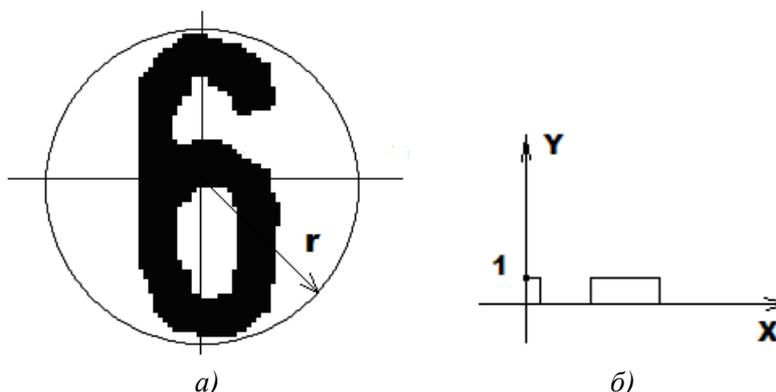


Рис. 10. Пример символа номерного знака: а) фигура, заключенная в единичную окружность для нахождения инвариантных вейвлет-моментов; б) график функции вдоль единичного вектора r

Например, цифры 6 и 9 становятся неотличимы. То же самое касается и симметрии относительно осей координат: довольно плохо различаются символы 3 и Е, 5 и 2. Согласно [8] набор дискриминантных коэффициентов выбирается с помощью формального алгоритма. Однако этот алгоритм требует множества вычислений для всего обучающего набора, поэтому ниже представлен упрощенный алгоритм. Производится расчет вейвлет-моментов для четырех похожих символов, расположенных определенным образом, и на основе простого визуального сравнения коэффициентов выбираются те из них, которые лучше других разделяют выбранные символы. Например, выберем по два экземпляра цифр 8 и 3 и расположим их в следующем порядке: 8338. После вычисления моментов производится простой выбор коэффициентов согласно правилу: моменты двух внутренних символов значительно меньше либо значительно больше моментов двух крайних символов. Этот метод целесообразно использовать, когда количество признаков невелико; но при использовании моментов Цернике, когда их количество может превышать 100, лучше использовать формальный алгоритм [8]. После выбора признаков 35 вейвлет-моментов с наибольшей разделяющей способностью использовались для классификации.

Вопреки ожиданиям, применение вейвлет-моментов не привело к высокому значению процента распознавания по сравнению с МПЦ. Это связано с тем, что символы одного и того же класса зачастую имеют нечеткую форму. Хотя в целом форма символа хорошо различима, часто имеются локальные искажения. Они обусловлены появлением артефактов в процессе масштабирования изображения, а также загрязненностью номерного знака. Так как вейвлет-моменты имеют высокую чувствительность к локальным признакам, это приводит к значительному разбросу признаков символов одного класса и, соответственно, ошибкам классификации.

Рассмотренные в дальнейшем МПЦ оказались менее чувствительными к таким искажениям. Другими словами, МПЦ обладают большей обобщающей способностью по отношению к вейвлет-моментам, хотя скорость вычисления МПЦ немного меньше. Для нахождения МПЦ используется соотношение

$$Z_{nm}^{pseudo} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) R_{nm}(r) \exp(jm\theta), \quad (5)$$

где $r = \sqrt{x^2 + y^2}$, $\theta = \arctg(y/x)$,

$$R_{nm}(r) = \sum_s^{n-|m|} (-1)^s \frac{(2n+1-s)!}{s!(n+|m|+1-s)!(n-|m|-s)!} r^{n-s}. \quad (6)$$

Как видно из (5), вычисления проводятся по всему изображению, вписанному в единичную окружность с выделением глобальных, а не локальных признаков, как в случае вейвлет-моментов. Для достижения инвариантности к сдвигу и масштабированию использовались регулярные моменты [4], при этом начало координат устанавливается в центр масс объекта, а сами моменты нормализуются с использованием коэффициента

$$k = \frac{1}{M_{00}},$$

где $M_{00} = \sum f(x, y)$.

МПЦ менее чувствительны к шумам по сравнению с обычными моментами Цернике [5], и, кроме этого, существуют алгоритмы быстрого вычисления таких моментов [13]. В данной системе был использован оптимизированный прямой метод вычисления МПЦ. Вместо непосредственного вычисления факториалов в (6) была использована таблица поиска. Почти все вычисления были вынесены из основного цикла обработки каждого пикселя. Такая оптимизация приводит к скорости вычисления моментов произвольного порядка, сравнимой с рекурсивными методами [13] (приблизительно 0,01 с на символ при тактовой частоте процессора 700 МГц) и вейвлет-моментами. Также стоит отметить, что этот алгоритм легко модифицируется для параллельной обработки.

Как и в случае вейвлет-моментов, для классификации выбирались моменты с наибольшей разделяющей способностью, и 35 лучших признаков до 13-го порядка подавались на вход классификатора.

3.6. Классификация

Для классификации символов были опробованы следующие методы:

- взаимная корреляция;
- классификатор по минимальному расстоянию;
- гибридная ИНС с радиальной базисной функцией (РБФ);
- многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями.

При использовании взаимной корреляции вычислялся коэффициент корреляции для каждого символа НЗ с каждым эталонным символом. Наибольший коэффициент корреляции соответствует более подходящему символу. Удалось получить довольно высокий процент распознавания (табл. 2), но символы даже с небольшим наклоном классифицировались неправильно (рис. 11). Использование же МПЦ дает верный результат (учитывая инвариантность моментов к повороту). Проблема «6-9» решается с помощью взаимной корреляции: сравниваются коэффициенты корреляции данного символа с эталонными символами 6 и 9. Больший коэффициент соответствует более подходящему символу. Решение проблемы «6-9» можно отнести к этапу дополнительного анализа, выполняющемуся по результатам классификации (см. рис. 3).



Рис. 11. Пример символов номерного знака с небольшим наклоном

В случае классификатора по минимальному расстоянию по признакам символа, полученным на предыдущем этапе, вычисляется расстояние до каждого из идеальных символов. Символ относится к тому классу, расстояние до которого является наименьшим. Это очень простой и быстрый метод, но без учета порядкового номера и веса каждого признака достоверность классификации слишком мала – расстояние до различных символов может быть одним и тем же.

В дальнейшем для классификации применялись нейронные сети двух видов: гибридная РБФ-сеть и многослойный перцептрон [9, 14]. В качестве обучающей выборки в обоих случаях были использованы 630 образцов печатных символов (по 30 для каждого символа). Из них 20 % использовались для проверки достоверности при обучении.

РБФ-сети обладают рядом преимуществ перед многослойным перцептроном: требуется значительно меньшее количество данных для обучения и само обучение проходит гораздо быстрее. Однако обобщающие способности радиальных сетей несколько хуже, чем у многослойных перцептронов с сигмоидальной функцией активации.

Многослойный перцептрон показал наибольшую производительность при классификации. Использованная многослойная нейронная сеть содержала два последовательно соединен-

ных решающих слоя [14]. По итогам обучения сети был сделан вывод, что для приемлемой классификации достаточно, чтобы внутренний слой содержал только 13 решающих элементов. Это позволило сократить время обучения и работы сети.

Сравнительные характеристики рассмотренных методов выделения признаков и классификации приведены в табл. 1, 2.

Таблица 1

Результаты сегментации номерного знака

Сегментация					
Поиск номерного знака			Выделение символов номера		
Найдено	Не найдено	Ложные срабатывания	Найдено	Не найдено	Ложные срабатывания
99/100 (99 %)	1/100 (1 %)	0	623/634 (98,3 %)	11/634 (1,7 %)	0

Таблица 2

Результаты классификации символов номерного знака

Классификация				
Взаимная корреляция	Вейвлет-моменты		Моменты псевдо-Цернике	
	ИНС с РБФ	Многослойный перцептрон	ИНС с РБФ	Многослойный перцептрон
571/623 (92,2 %)	532/623 (85,4 %)	587/623 (94,2 %)	547/623 (87,8 %)	595/623 (95,5 %)

Из данных табл. 1 и 2 можно видеть, что максимальная вероятность правильного распознавания НЗ, которой удалось достичь, равна $0,99 \times 0,983 \times 0,955 \approx 0,93$. Это достигается путем использования МПЦ и многослойного перцептрона. Скорость обработки составляет около 10 кадров в секунду на процессоре с тактовой частотой 700 МГц при разрешении каждого кадра 640 на 480.

Список литературы

1. Setchell C.J. Applications of Computer Vision to Road-traffic monitoring. PhD thesis. - University of Bristol, 1997. – 170 p.
2. Inigo R. Traffic Monitoring and Control Using Machine Vision: a survey // IEEE Transactions on Industrial Electronics, IE-32. – № 3. – 1985. – P. 177 – 185.
3. Schneiderman H., Kanade T. A statistical method for 3D-object detection applied to faces and cars // Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition. – USA. – P. 746 – 752.
4. Belkasim S.O., Sridhar M., Ahmadi M. Pattern Recognition with Moment Invariants: a Comparative Study and new Results // Pattern Recognition. – V. 24. – № 12. – 1991. – P. 1117 – 1138.
5. Lisboa P.J.G., Perantonis S.J. Invariant character recognition: Comparison of Zernike moment and high order neural networks // Proc. of the Int. Joint Conf. on Neural Networks. – Singapore, 1991. – P. 1421 – 1425.
6. Khotanzad A., Hong Y.H. Invariant Image Recognition by Zernike Moments // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1990. – P. 489 – 497.
7. Vatkin M., Selinger M. The system of handwritten characters recognition on the basis of Legendre moments and neural network // The Int. Workshop on Discrete-Event System Design. – Poland, 2001. – P. 259 – 263.
8. Shen D., Horace H.S. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2D-patterns // Pattern Recognition. – V. 32. – № 2. – 1999. – P. 151 – 166.
9. Huang J., Wechsler H. Eye Detection Using Optimal Wavelet Packets and Radial Basis Functions // Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. – V. 13. – № 7. – 1999. – P. 1009 – 1026.

10. Hjelmas F., Boon Kee Low. Face detection: a survey // *Computer Vision and Image Understanding*. – V. 83. – № 3. – 2001. – P. 236-274.
11. Torres-Mendez L.A., Ruiz-Suarez J.C. Scale-Invariant Object Recognition // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Application and Reviews*. – V. 30(1). – 2000. – P. 125 – 130.
12. Phokharatkul P., Kimpan Chow. Handwritten Thai Character Recognition Using Fourier Descriptors and Genetic Neural Networks // *Computational Intelligence*. – V. 18. – № 3. – 2002. – P. 270 – 293.
13. Chong C.W., Mukundan R., Raveendran P. An Efficient Algorithm for Fast Computation of Pseudo-Zernike Moments // *International Conference on Image and Vision Computing (IVCNZ-01)*. – New Zealand, 2001. – P. 237 – 242.
14. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. - М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
15. Bulas-Kruz J. Ali A.T., Dagless E.L. A Temporal Smoothing Technique for Real-Time Motion Detection // *Proc. of 5th Int. Conf. on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP-93)*. – 1993. – P. 379 – 386.

Поступила 14.01.04

*Объединенный институт проблем
информатики НАН Беларуси,
Минск, Сурганова, 6
e-mail: rsadykhov@gw.bsuir.unibel.by*

V.N. Knyazev, R.Kh. Sadykhov

METHODS AND ALGORITHMS FOR VEHICLE LICENSE PLATE RECOGNITION

Methods and algorithms for creating a system for vehicle license plates recognition are considered. A variant of a system is presented. Wavelets and pseudo-Zernike moments have been used to extract features and two kind of artificial neural networks have been examined as classifiers. The performance of optimized direct methods to calculate pseudo-Zernike moments for binary images was investigated.