

УДК 004.932.75:519.76

Г.А. Галуев, А.С. Тараненко

Таганрогский государственный радиотехнический университет, Россия

Нейросетевая система автоматической идентификации номерных знаков автомобилей

В данной работе предлагается разработка нейросетевой системы автоматической идентификации номерных знаков автомобилей. В качестве математического аппарата для решения данной задачи была использована нейронная сеть с алгоритмом обучения методом обратного распространения ошибки. В работе также описаны алгоритмы цифровой обработки изображений, необходимые для улучшения качества изображений, выделения номерного знака автомобиля из общего фона изображения и сегментации.

Введение

В настоящее время важное практическое значение имеет проблема создания эффективных средств автоматизации интеллектуальных функций человека, связанных с восприятием, обработкой и распознаванием зрительных образов. Потребность в решении указанных задач постоянно увеличивается во многих прикладных областях как военного, так и гражданского назначения. При этом наблюдается объективная необходимость в переходе от относительно простых и узких классов задач к постановке и решению задачи обработки и распознавания зрительных образов в полном ее объеме, с учетом неконтролируемых изменений воспринимаемых объектов и параметров внешней среды, что неизбежно переводит эту задачу в класс особо сложных нерегулярных задач, для которых формальная постановка и построение алгоритма решения существенно усложняются, а во многих случаях и невозможны. Попытки эффективного решения таких задач традиционными средствами обработки информации, работающими по жестко заданным алгоритмам, несмотря на целый ряд положительных примеров их применения при решении узких и простых классов задач, успехов не принесли и желаемого результата не достигли. В этих условиях проблема автоматизации процессов обработки визуальной информации остается открытой и требует поиска новых, перспективных подходов к построению средств для эффективной реализации сложных нерегулярных задач обработки и распознавания зрительных образов. Перспективным подходом к решению данной задачи является использование нейросетевых методов и средств обработки информации, важнейшими свойствами которых являются естественным образом реализуемый параллелизм функционирования и способность автоматического формирования алгоритма решения поставленной задачи путем обучения на примерах.

К числу подобных задач можно отнести задачу идентификации номерных знаков автомобилей. В огромных потоках автомобильного транспорта, наводнивших улицы городов, не всегда возможно узнать автомобили, находящиеся в розыске, или находящиеся в розыске их владельцы. Поэтому необходимо создание такой системы, которая по статической информации, с установленной на улице системы видеонаблюдения, сможет идентифицировать и впоследствии использовать для выявления нарушителей, автомобилей по их регистрационным номерам. Существуют различные статистические методы решения данной проблемы, однако в реальных условиях, при нерегулярности изображения, несовершенстве систем видеонаблюдения и помех, создаваемых погодными условиями и временем суток, данная задача становится в ряд практически неформализуемых, решение которых статистическими методами становится затруднительным и сопровождается сложностью реализации. Поэтому для устранения данных трудностей предлагается нейросетевой подход к решению данной задачи, преимуществом которого является способность решения неформализованных задач за счет способности к классификации предъявляемых образов, обучаясь на минимальном количестве предъявляемых образов. Кроме того, нейросетевая система, представляя собой вычисление некоторой функции, работает гораздо быстрее статистических методов, а высокий уровень естественного параллелизма работы алгоритмов предварительной обработки дает возможность аппаратной реализации в виде многопроцессорной системы, способной справиться с большим потоком данных в реальном времени.

Структура нейросетевой системы автоматической идентификации номерных знаков автомобилей

Анализ задачи идентификации номерных знаков показал, что при ее решении возникает объективная необходимость во внесении в алгоритмический базис алгоритмов предварительной обработки изображения, выделения номерного знака из общего фона и сегментации номерного знака на отдельные символы.

Исходя из этого, общая структура предлагаемой системы, представленной на рис. 1, состоит из двух основных блоков:

1. Подсистема предварительной обработки.
2. Подсистема непосредственно распознавания номерного знака нейронной сетью.

В подсистему предварительной обработки входят блоки по улучшению качества изображения, выделения номерного знака из общего фона изображения и сегментации номерного знака на отдельные символы.

В подсистему распознавания номерного знака входят блоки по формированию входного вектора для предъявления заранее обученной нейронной сети и непосредственно распознавания сегментированных символов номерного знака (рис. 1).



Рис. 1. Структура нейросетевой системы

Алгоритмический базис нейросетевой системы автоматической идентификации номерных знаков автомобилей

Прежде, чем приступить к сегментации номерного знака, необходимо провести ряд мероприятий по улучшению изображения. Процедура улучшения изображений сводится к выполнению комплекса операций с целью либо улучшения визуального восприятия изображения, либо преобразования его в форму, более удобную для визуального или машинного анализа. В системах улучшения изображений не делаются попытки приблизить воспроизводимое изображение к некоторому идеализированному оригиналу (такая задача решается при реставрации изображений). Известны случаи, когда искаженное изображение субъективно воспринимается лучше, чем неискаженный оригинал. Примером может служить изображение с подчеркнутыми границами (контурами).

При машинной обработке улучшение изображения тесно связано с задачей извлечения информации. В настоящее время не существует общей теории улучшения изображений. Это объясняется тем, что до сих пор еще не выработан общепринятый стандарт качества изображения, который мог бы послужить критерием при проектировании систем улучшения изображений.

К методам улучшения изображения можно отнести методы сглаживания и увеличения контрастности изображений.

Сглаживание изображений

Среди известных алгоритмов сглаживания на современном этапе развития систем цифровой обработки изображений наиболее эффективным при наличии импульсного шума является медианный метод [1].

Суть метода заключается в замене каждой точки a_{ij} изображения медианой, вычисленной в заданной окрестности $n \times n$. Медиана в окрестности $n \times n$ вычисляется следующим образом:

- 1) все точки окрестности $n \times n$ ранжируются в порядке возрастания своих значений;
- 2) медианой такой ранжированной последовательности точек является значение яркости точки, средней по счету в этой последовательности, т.е. значение яркости точки с номером $\lfloor n^2/2 \rfloor$, где $\lfloor \cdot \rfloor$ – операция округления до большего целого числа.

Увеличение контрастности

Слабый контраст – наиболее распространенный дефект фотографических и телевизионных изображений, обусловленный ограниченностью диапазона воспроизводимых яркостей, нередко сочетающийся с нелинейностью характеристики передачи уровней. Во многих случаях контраст можно повысить, изменяя яркость каждого элемента изображения. Для увеличения контрастности изображения будем использовать алгоритм, описываемый следующей формулой:

$$p_{i,j}^* = \begin{cases} 0, & p_{i,j} < B \\ \frac{255}{W-B} * (p_{i,j} - B), & p_{i,j} \in [B, W] \\ 255, & p_{i,j} > W \end{cases}$$

где $p_{i,j}$ – исходная яркость точки изображения,

$p_{i,j}^*$ – результирующая яркость точки изображения,

B, W – пороговые значения.

Данный алгоритм предусматривает ограничение экстремальных значений яркости обработанного изображения максимальным и минимальным пороговыми уровнями. Этот способ часто обеспечивает более высокое субъективное качество изображения, особенно если обработанное изображение содержит относительно мало элементов с превышением уровней ограничения. В результате работы данного алгоритма линейно увеличивается разность яркостей точек, за счет чего и достигается увеличение контрастности изображения. Кроме того, наиболее темные области изображения становятся еще более темными, а наиболее светлые еще более светлыми. Наиболее наглядно работа данного алгоритма продемонстрирована на рис. 2.

Выделение номерного знака из общего фона изображения

В результате исследований, проводившихся Массачусетским университетом по проблеме выделения текстовых областей из общего фона изображения [2], были получены следующие данные. При построчном сканировании изображения, раз-

биении строк на окна размером $N=32$ оказалось, что при применении дискретного преобразования Фурье в тех участках изображения, где содержится текстовая информация, спектр коэффициентов преобразования Фурье имеет пик на низких частотах, в то время как для других участков изображения пик находится либо на высоких частотах, либо на нулевой частоте (хаотический аperiodический сигнал).

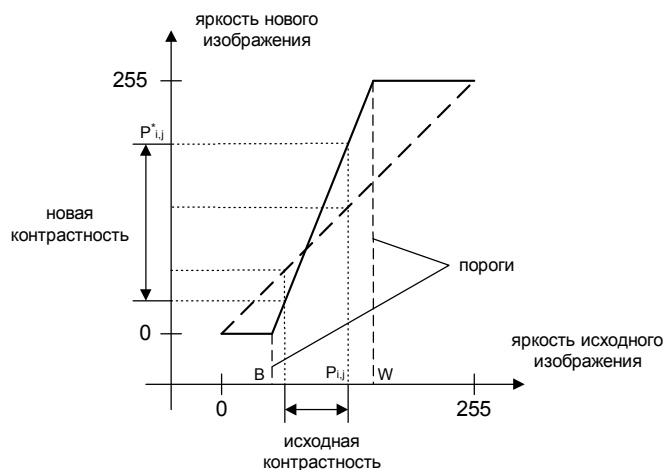


Рис. 2. Алгоритм увеличения контрастности изображения

Коэффициенты дискретного преобразования Фурье рассчитываются по формуле:

$$C_x(k) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X(m)W^{km}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1,$$

где $W = e^{-i2\pi/N}$.

На рис. 3 приведены графики представляющие анализируемое окно изображения, выделенное из той его области, где присутствует номерной знак и, соответственно, график коэффициентов преобразования Фурье, вычисленного над данным окном. На графике четко выражены низкочастотные составляющие, что говорит о том, что в данной области изображения с большой долей вероятности присутствует номерной знак.

В случае же работы с областью изображения, не содержащей номерной знак, пик спектра коэффициентов Фурье приходится на нулевую частоту, что продемонстрировано на рис. 4.

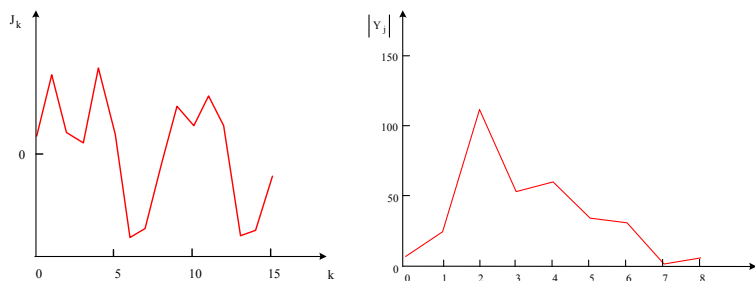


Рис. 3. Сигнал участка изображения с наличием номерного знака

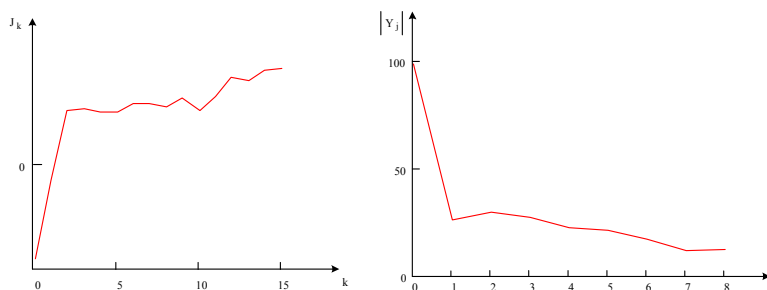


Рис. 4. Сигнал произвольного участка изображения

Таким образом, задача выделения номерного знака из общего фона изображения сводится к задаче выделения из изображения областей с преобладанием низкочастотной составляющей спектра.

Сегментация цифр номерного знака

После того как номерной знак выделен из общего фона изображения, для работы нейронной сети необходимо сегментировать номерной знак, т.е. выделить из изображения области соответствующие различным символам номерного знака. Решение данной задачи сопряжено с рядом трудностей. Во-первых, сегментацию невозможно проводить, опираясь на контуры изображения, т.к. в случае сильной зашумленности изображения контуры отдельных цифр могут сливаться друг с другом и с другими объектами. Кроме того, современные системы обработки изображений не располагают эффективными алгоритмами выделения контуров, и, как правило, в результате их работы контуров выделяется гораздо больше, чем есть на самом деле. Во-вторых, из-за неоднородности помех, возникающих по тем или иным причинам, становится невозможным однозначно выбрать порог для бинаризации изображений.

В результате проведенных исследований был получен алгоритм, который в общем случае может быть использован для сегментации номерного знака на отдельные цифры, инвариантный к воздействию на изображение помехам.

Работа предлагаемого алгоритма заключается в том, что, сканируя изображение по горизонтали, вычисляется функция как сумма квадратов перепадов яркости точек в каждом вертикальном столбце изображения:

$$f(x) = \sum_i (R_{i,x} - R_{i+1,x})^2.$$

Полученная в результате такой операции функция имеет периодический характер, причем вершины соответствуют тем участкам изображения, в области которых располагаются цифры номерного знака, в то время как минимумы этой функции соответствуют промежуткам между символами. Пример работы такой функции представлен на рис. 5.

Анализируя таким образом вид полученной функции можно построить вертикальные разделяющие линии, отделяющие отдельные цифры номерного знака друг от друга. Аналогичным образом построенный алгоритм, сканирующий изображение по вертикали построит горизонтальные разделяющие линии, которые в комплексе и локализируют отдельные участки изображения, соответствующие отдельным символам номерного знака.

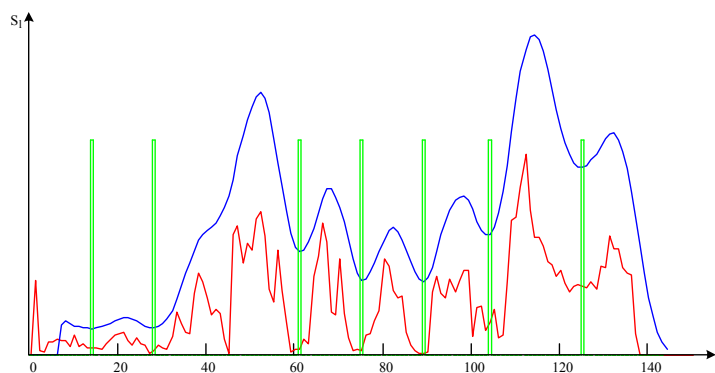


Рис. 5. Пример работы алгоритма сегментирования номерного знака

Формирование входного вектора

Особо важной задачей, которая одной из первых встает перед разработчиком нейросетевых систем, является задача выбора способа формирования входного вектора для предъявления сети и задача преобразования информации из представляемого вида в вид доступный нейронной сети. Главным при этом остается тот факт, что нейронная сеть представляет собой универсальный математический аппарат, способный аппроксимировать функцию любой сложности (чем сложнее функция, тем больше времени затрачивается на обучение сети), и основным правилом, которое необходимо соблюдать при выборе способа формирования входного вектора, является то, чтобы входные векторы обучаемой выборки не противоречили друг другу, иначе в процессе обучения сеть впадет в состояние паралича.

В разработанной модели предлагается следующий способ формирования входного вектора. Каждый символ номерного знака разбивается прямоугольной матрицей на фиксированное число ячеек. Каждой ячейке соответствует элемент входного вектора, который равен отношению площади ярких точек предъявляемого образа к общей площади ячейки. Так, например, для образа, представленного на рис. 6, входным вектором будет являться следующая последовательность чисел: (0.31, 0.79, 0.56, 0.38, 0.06, 0.75, 0.00, 0.46, 0.38, 0.15, 0.67, 0.00, 0.67, 0.69, 0.60).



Рис. 6. Формирование входного вектора

Такой способ формирования входного вектора не является самым эффективным, особенно при малых размерностях накладываемой на образ решетки, однако даже при таком способе можно добиться хороших результатов при увеличении размерности накладываемой решетки, но в этом случае увеличивается количество нейронов во входном слое и возрастает в среднем время обучения такой сети. Кроме того, данный способ не противоречит указанному выше правилу, т.к. это соответствует естественному восприятию символов глазом человека.

Распознавание нейронной сетью

В качестве рабочей сети для реализации данной системы была использована нейронная сеть типа многослойного персептрона, обучаемого методом обратного распространения ошибки.

Для нормального функционирования системы нейронная сеть была обучена выборке, состоящей из печатных символов, используемых при написании российских номерных знаков нового образца. Кроме того, для увеличения надежности работы в обучающую выборку добавлены искаженные символы. Необходимость в этом продиктована тем что, несмотря на все прелести алгоритмов предварительной обработки, в итоге результирующие изображения, предъявляемые на входы нейронной сети, могут быть искажены. На рис. 7 показан график обучения нейросетевой системы решению задачи идентификации символов, используемых при написании российских номерных знаков.

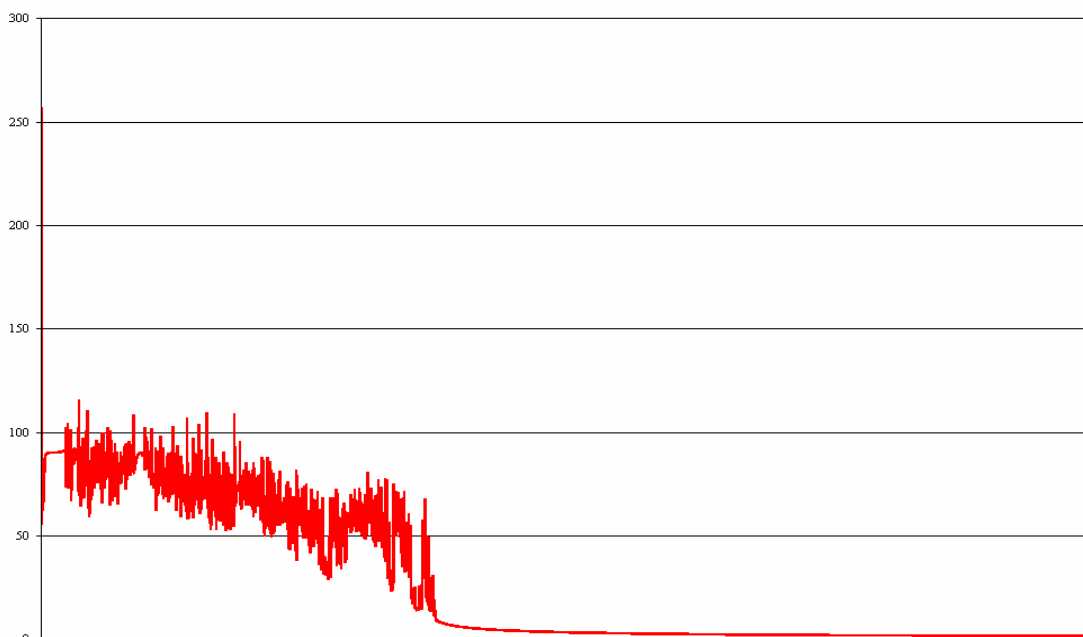


Рис. 7. График процесса обучения сети

Заключение

Предлагаемая нейросетевая система была реализована в виде программного модуля на языке Visual C++ 6.0 для операционных систем семейства Windows и апробирована на реальных изображениях автомобильных знаков. На рис. 8 показан пример работы нейросетевой системы при идентификации номерного знака.

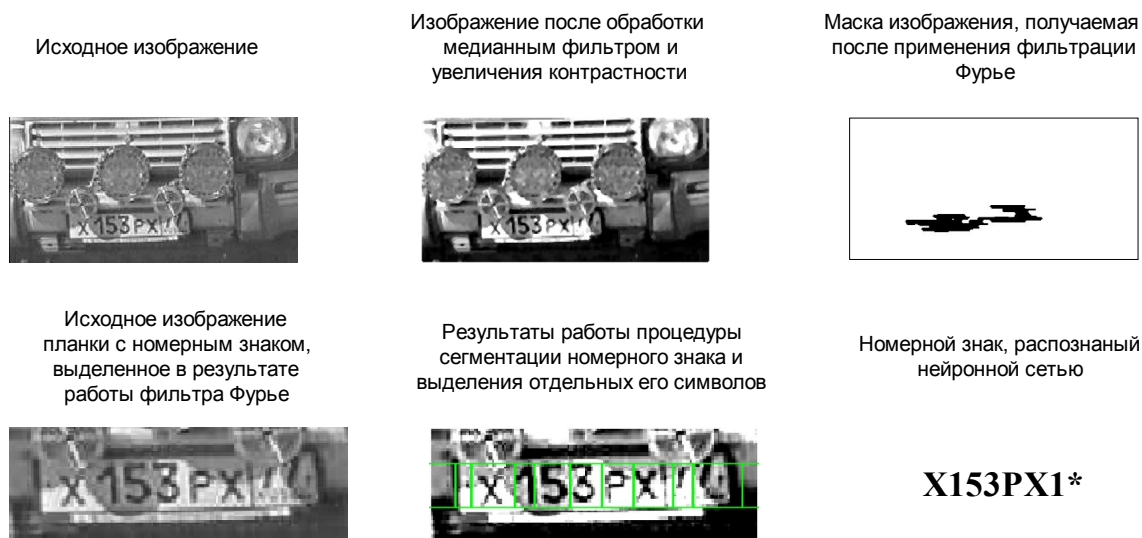


Рис. 8. Пример работы нейросетевой системы

Результаты исследования программной модели нейросетевой системы показали возможность надежной идентификации номерных знаков при их смещениях и поворотах в поле зрения, а также при наличии загрязненности и атмосферных помех.

Литература

1. Бакут П.А., Колмогоров Г.С. Сегментация изображений: методы выделения границ областей // Зарубежная радиоэлектроника. – 1987. – № 10. – С. 25-47.
2. Victor Wu, Manmatha R., Edward M. Riseman. Automatic text detection and recognition. – University of Massachusetts.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика: Пер. с англ. – М.: Мир, 1992. – 240 с.
4. Прэйт У. Цифровая обработка изображений. – М.: Мир, 1982. – Кн. 1. – 312 с.; Кн. 2. – 480 с.
5. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. – М.: Сов. радио, 1979. – 312 с.
6. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Под ред. Т.С. Хуанга. – М.: Радио и связь, 1984. – 224 с.
7. Галуев Г.А. Параллельные цифровые нейрокомпьютерные системы и нейросетевые процессоры обработки и распознавания зрительных образов. – Таганрог: НИИ МВС ТРТУ, 1997. – 136 с.
8. Ахмед Н., Рао К.Р. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов: Пер. с англ. / Под ред. И.Б. Фоменко. – М.: Связь, 1980. – 248 с.
9. Галуев Г.А., Тараненко А.С. Нейросетевой видеопроектор идентификации номерных знаков автомобилей для систем комплексного обеспечения информационной безопасности // Сб. трудов науч.-практ. конф. «Информационная безопасность». – Таганрог: Изд-во ТРТУ. – 2002. – С. 96-97.

The development of neural network system of automatic cars number identification is suggested in the given work. Neural network with the algorithm of teaching by backpropagation method is used as a mathematical apparatus to solve the given problem. Algorithms of digital images processing which are necessary to improve the quality of images, to single out numbers of car from the general image background and to break into segments, are also described in the work.

Статья поступила в редакцию 11.07.02.