



4. С.А. Пиявский, В.В. Ворошилов Математические модели оптимальной систематизации фактографической информации в электронных библиотеках, Интернет и современное общество: сборник научных статей. Труды XVI Всероссийской объединенной конференции «Интернет и современное общество» (IMS-2013), Санкт-Петербург, 9 – 11 октября 2013 г. — СПб.: НИУ ИТМО, 2013. — 304 с.

Л.Р. Габдрахманова

ПОСТРОЕНИЕ СИСТЕМЫ ОПТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ

(Казанский национальный исследовательский
технический университет им А. Н. Туполева – КАИ)

Проблема распознавания символов остро стоит при компьютерном чтении, распознавании отсканированного текста, выделении и распознавании символов на фотографии (например, чтение автомобильного номера нарушителя дорожного движения).

Целью работы является разработка программы распознавания цифр и букв, обеспечивающих анализ и обработку информации на изображении с целью идентификации номерного знака отечественных автомобилей.

Задача распознавания номеров требует описания 10 цифр и 12 букв. Общая структура типовой системы распознавания автомобильных номеров состоит из устройства съема изображения, предварительной обработки изображения, обнаружения номерной пластины, извлечения символов и собственно распознавания символов.

Алгоритм распознавания номерного знака состоит из следующих этапов: предварительная обработка изображения, сегментация и распознавание.

Предварительная обработка изображения заключается в обработке изображения различными фильтрами с целью улучшения качества. Процедуры сегментации и распознавания работают с бинарным изображением, т.е. только с черными и белыми пикселями. Поэтому прежде чем передавать работу этим процедурам, нужно исходное цветное изображение привести к бинарному виду. Эта задача решается в два этапа.

На первом этапе цветное изображение превращается в черно-белое и представляется в градациях серого. Для каждого пикселя вычисляется его яркость в пределах от нуля до 255. Уровню яркости 0 соответствует черный цвет, уровню 255 – белый. Таким образом, для хранения изображения приходится один байт на пиксель. Яркость пикселя вычисляется по одной из следующих формул:

$$I = \frac{R+G+B}{3}, I = \frac{\max(R, G, B) + \min(R, G, B)}{2}$$

где R, G, B – нормированный на 256 (один байт) красный, зеленый и голубой



компонент цвета пикселя соответственно.

Вторым этапом является собственно бинаризация. Примеры бинаризации изображения с различными параметрами приведены на рис. 2.

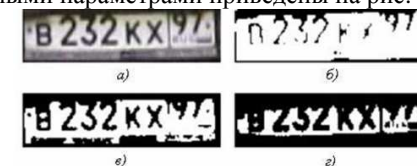


Рис. 2. Бинаризация, а) исходное изображение, б) 25% черных пикселей, в) 50% черных пикселей, г) 75% черных пикселей

Недостатком предобработки изображения с бинаризацией является то, что выбираемый порог бинаризации не обеспечивает необходимого качества для любого типа изображения. Такие факторы, как освещение или даже цвет транспортного средства влияют на качество бинаризации изображения.

На этапе сегментации выделяются символы, которые затем распознаются каким-либо методом. Для решения задачи сегментации изображения используется кластеризация К - средних. Метод К - средних считается наиболее быстрым [1], [2].

Процесс распознавания символов автомобильного номера базируется на обучении нейронной сети, а именно, обучение нейронной сети, используя генетические алгоритмы для поиска весов синаптических связей и/или структуры сети.

Использование генетического алгоритма для обучения нейронных сетей обладает следующими достоинствами [4,5]:

- изучение пространства поиска при помощи множества решений, а не одного. Это дает значительный эффект при поиске глобальных минимумов адаптивных рельефов;

- генетические алгоритмы малочувствительны к росту размерности множества оптимизации.

Управляемыми параметрами в генетическом алгоритме являются:

- длина хромосомы;
- наполнение хромосомы (локусы и аллели);
- параметры оператора кроссовера;
- параметры оператора мутации;
- параметры оператора инверсии;
- параметры выбора лучших особей;
- параметры генерации начальной и последующих популяций и т.д.

Были рассмотрены варианты обучения нейронной сети с помощью алгоритма обратного распространения ошибки и с помощью генетических алгоритмов. Обучение в обоих случаях заканчивается, когда на всем обучающем реальный выходной сигнал был равен требуемому выходному сигналу.

Результаты работы операторов генетических алгоритмов были сравнены с



результатами работы алгоритма обратного распространения ошибки.

Результат сравнения показан на рисунке 3. На оси X лежит количество итераций, а на оси Y - лучший показатель (минимальное значение суммы квадратов ошибок), определенный к этому времени.



Рис. 3. Сравнение результатов работы генетических алгоритмов и алгоритма обратного распространения.

Пример работающей программы приведен на рисунке 4.

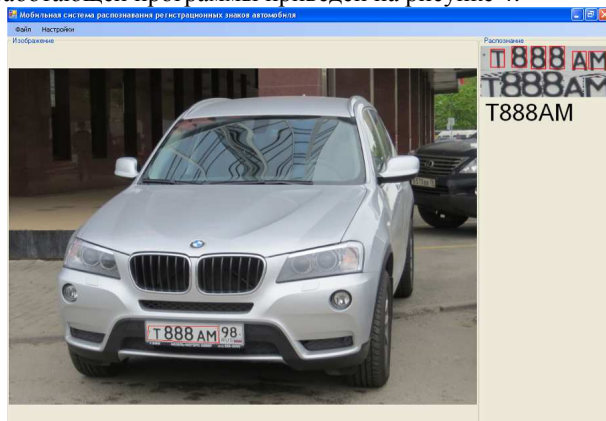


Рис. 4. Скриншот работающей программы

В дальнейшем предполагается решить задачу распознавания при слабой освещенности. Также улучшение функциональности при плохих погодных условиях (дождь, снег, туман), наличие грязи на номерной пластине.

Литература

1. Методы компьютерной обработки изображений/ под ред. Соифера В.А. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
2. Bishop, C. M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford, England: Oxford University Press, 1995.
3. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. - М.: Горячая линия -Телеком, 2006. - 452 с.



4. Божич В.И., Лебедев О.Б., Шницер Ю.Л. Разработка генетического алгоритма обучения нейронных сетей // Известия ТРТУ. Тематический выпуск. 2001. Т. 22. №4. С. 170-174.

5. Чипига А.Ф., Воронкин Р.А. Обучение искусственных нейронных сетей путем совместного использования методов локальной оптимизации и генетических алгоритмов // Известия ТРТУ. Т. 33. №4. С. 172-174.

В.В. Графкин

АВТОМАТИЗАЦИЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КООРДИНАТ ОБЪЕКТА ПО ИЗОБРАЖЕНИЮ

(Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва)

Вопрос «Где?» является одним из наиболее часто используемых людьми при запросах в поисковых системах. Нам важно знать, где находится тот, кто нам нужен, или то место, которое нас интересует. Мы не хотим ничего и никого терять из вида. В помощь нам существует множество сервисов, например, использующих спутниковые навигационные системы, позволяющие определить местоположение различных объектов. Однако для функционирования подобных систем необходимо иметь на интересующем объекте специальные приемопередатчики, что не всегда возможно. Также задача определения местоположения может быть реализована посредством использования мобильных телефонов или иных мобильных устройств, работающих в определенных зонах покрытия. Указанные системы при применении их в общедоступном режиме обладают определенными особенностями, главные из которых – невысокая точность передаваемых координат и временная задержка при пеленгации. И если стоит задача определения местоположения объекта в определенном радиусе с точностью до десятков или сотен метров (в большинстве случаев зависит от скорости перемещения объекта), то указанные системы вполне подходят в качестве решения.

Как решить поставленную задачу, если передающее устройство или весь объект могут быть повреждены или уничтожены? Особенно, учитывая тот факт, что может быть утеряна связь с устройством, что является вполне ординарным событием для указанных систем. Данные обстоятельства будут вносить большую неопределенность в то, как поступать при потере сигнала: принимать экстренные меры, которые, в свою очередь могут быть весьма финансово-затратными или вообще недопустимыми при ложной внештатной ситуации, либо ждать возобновления передачи данных с объекта? Не приведет ли ожидание к критической или фатальной ситуации? И если в стационарных адресных системах можно просто предпринять определенные действия по истечению заданного периода времени, то какие значения принимать за координаты переме-