

УДК 004.932.75

## СИСТЕМА ОПТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ НОМЕРНОГО ЗНАКА

*Фёдоров А.В., Федяев О.И.*

*Донецкий национальный технический университет*

Современное состояние развития компьютерных технологий позволяет применять системы распознавания в широком диапазоне областей, в том числе и в области автоматического распознавания символов [1].

Анализ подобных систем распознавания показал, что они, во-первых, дают неудовлетворительные результаты на изображениях низкого качества (которые, как правило, и получают с видеокамер), во-вторых, не распознают сложные (разноплановые) изображения, т. к. на них трудно локализовать требуемую область распознавания, и, в-третьих, все они ориентированы на строго определенные условия (освещенность, угол поворота камеры, яркость и т.д.).

Распознавание автомобильного номера включает следующие этапы: бинаризацию, сегментацию, локализацию номера, выделение отдельных номерных знаков и их распознавание.

В данной работе рассматриваются все эти этапы с последовательным анализом их эффективности. Детальный анализ проведен в работах [3, 4].

Целью работы является исследование и разработка методов, алгоритмов и программ распознавания знаков, символов, цифр и букв русского языка, обеспечивающих анализ и обработку информации на изображении с целью обнаружения, локализации и идентификации номерного знака отечественных автомобилей.

Достижение поставленной цели определило необходимость решения следующих задач:

- Анализ методов и средств сегментации.
- Разработка структуры и функций системы оптического распознавания символов.
- Выбор метода бинаризации исходного изображения.
- Разработка и исследование алгоритмов контурной сегментации.
- Выбор метода распознавания и оценка его эффективности.
- Разработка программного обеспечения системы оптического распознавания номеров автомобиля.

Графический образ представляет собой множество точек внутри выпуклой области. Для подачи графического образа на вход системе оптического распознавания символов необходимо представить это множество в виде цепочки нулей и единиц, или в виде вектора.

Для проведения численного эксперимента была выбрана двухслойная нейронная сеть прямого распространения с обратным распространением ошибки. В качестве функции активации использовалась сигмоидальная функция, которая позволяет осуществить наиболее гибкий или "естественный" подход к решению задачи. Выбранный метод бинаризации – основной, метод контурной сегментации – метод определенного окна.

Объектом исследования является архитектура системы оптического распознавания (рис. 1).

## Выбранный алгоритм

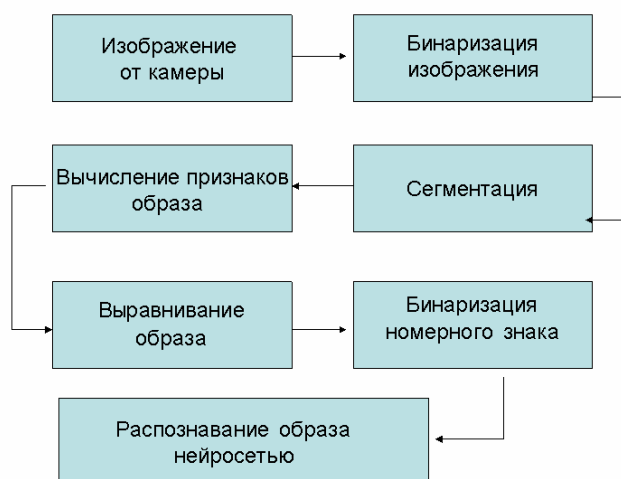


Рисунок 1 – Архитектура системы оптического распознавания

Перед непосредственным анализом изображенных предметов выполняется ряд предварительных операций, позволяющих получить изображение самих объектов без посторонних изображений [5]. Для этого при бинаризации изображения яркость каждого пикселя  $V(x,y)$  сравнивается с пороговым значением яркости  $V_T(x,y)$ ; если значение яркости пикселя выше значения яркости порога, то на бинарном изображении соответствующий пиксель будет «белым», или «черным» в противном случае.

Тестирование этапа бинаризации проводилось совместно с тестированием этапа сегментации в связи с тесной связью этих двух этапов.

В большинстве автоматизированных систем обработки изображений выполняется распознавание отдельных объектов (их фрагментов) по заданным объектно-геометрическим параметрам. При этом обрабатываемое изображение локально неоднородно и распознаваемый объект может делиться на подобъекты и элементарные объекты [5].

Для эффективного использования таких изображений используются разные подходы к декомпозиции модели данных, позволяющие представить общую модель как совокупность иерархически взаимосвязанных более простых моделей разного уровня иерархии [2].

Одним из самых распространенных методов решения этих задач является контурная сегментация. Методы контрастной сегментации используются во многих областях, где объекты на анализируемых изображениях обладают большой сложностью и многофакторностью, что обуславливает высокие требования к надёжности, точности и достоверности результатов исследований. Использование вычислительной техники и математических методов в этой области позволяет не только ускорить процесс обработки материала, но и повысить точность результатов исследования [2].

Наиболее типичный метод контрастной сегментации это метод определенного окна. Граница – контрастная область изображения, содержащая резкое различие яркости между двумя соседними пикселями. Такие перепады яркости, как правило, являются границами объекта, где фон и яркость самого объекта значительно отличаются. Существует множество различных методов выделения границ. Они могут сочетаться с коррекцией по гистограммам и бинаризацией изображения. Самые

распространенные методы выделения границ: алгоритмы Собеля, Кенни, Робинсона [5].

На подготовительном этапе метода определенного окна находят области, содержащие необходимую контрастность (высокую или, наоборот, низкую). Далее создается окно, исходя из примерных размеров и формы искомого объекта, и считается количество граней в «подозрительных» областях. Если оно находится в заданном диапазоне – объект выделен. Диапазон количества граней выбирается экспериментально [2].

Недостаток использования данного метода заключается в том, что выбранный порог бинаризации не может работать хорошо на всех изображениях. Освещение, цвета могут влиять на качество бинаризации изображения. Ещё один недостаток метода – низкая скорость работы, так как значения всех пикселей в выделенном окне должны быть неоднократно суммированы. Третий существенный недостаток – низкое качество распознавания. Поэтому необходимо дополнительно использовать другие методы.

Метод контурной сегментации способен определить местонахождение объекта с вероятностью около 95% (19 из 20 тестовых номерных знаков были выделены верно). Для уточнения этапа контурной сегментации используют дополнительные методы (сравнение результатов двух алгоритмов, прогонка на НС и сравнение коэффициента «уверенности» распознавания (отклонение поданного образа от образцов)).

Свойства искусственных нейронных сетей позволяют продуктивно использовать их на этапе распознавания выделенных номерных знаков (рис. 2).

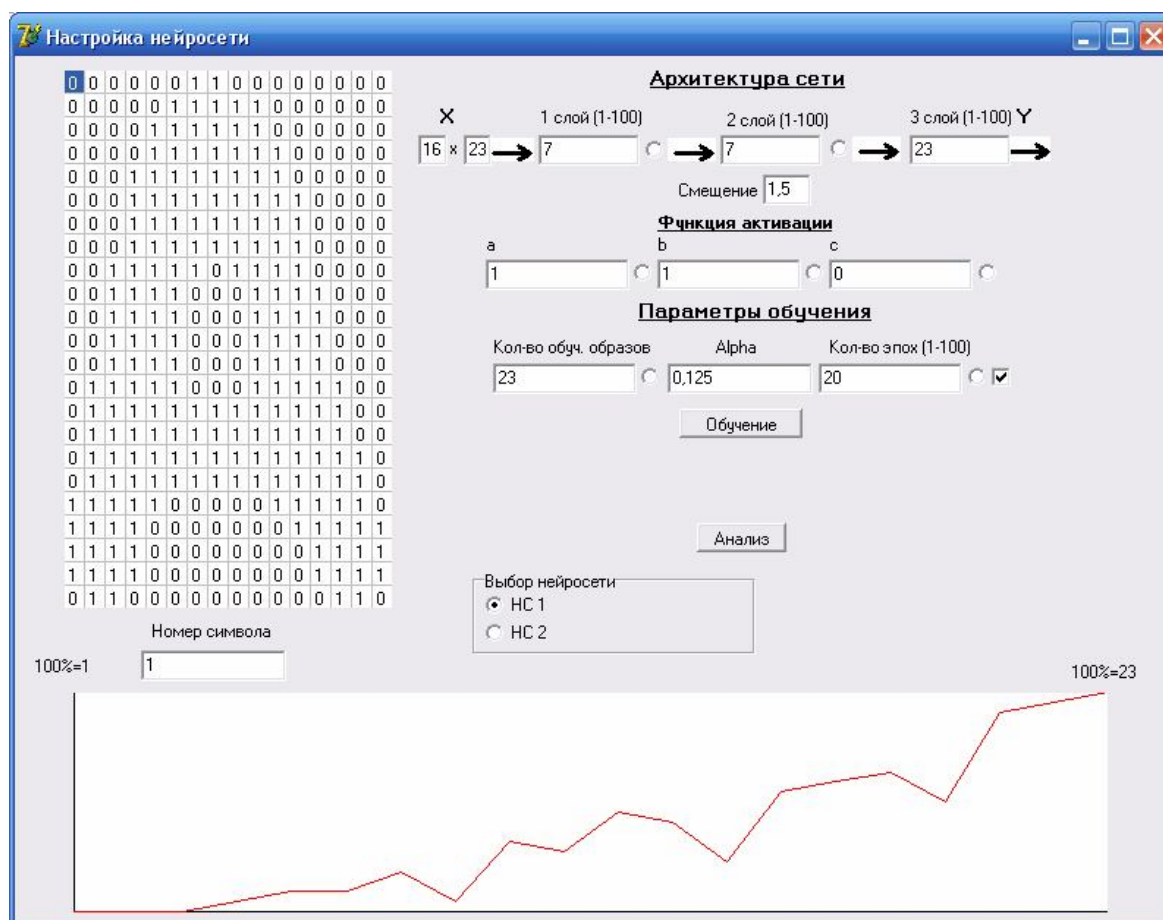


Рисунок 2 – Окно настройки архитектуры нейросети

Анализ показал, что хороший результат дают нейросети обратного распространения ошибки.

В нейронных сетях обратного распространения ошибки сигнал с выходных нейронов или нейронов скрытого слоя частично передается обратно на входы нейронов входного слоя (обратная связь) [3].

К недостаткам таких нейросетей относят то, что многокритериальная задача оптимизации в методе обратного распространения рассматривается как набор однокритериальных задач - на каждой итерации происходят изменения значений параметров сети, которые улучшают работу лишь с одним примером обучающей выборки. Такой подход существенным образом уменьшает скорость обучения [4].

Из преимуществ выделяют то, что с помощью обратного распространения решаются многочисленные практические задачи.

Модификации алгоритма обратного распространения связаны с использованием разных функций погрешности, разных процедур определения направления и величины шага [7].

Для оценки эффективности использовались 3 фундаментальных понятия: ёмкость, сложность образцов и вычислительная сложность [8]. Под ёмкостью понимают, сколько образцов может запомнить сеть, и какие границы принятия решений могут быть на ней сформированы. Сложность образцов определяет число обучающих примеров, необходимых для достижения способности сети к обобщению. Вычислительная сложность связана с мощностью процессора ЭВМ [8].

В таблице 1 сравниваются типы нейросетей по вышеописанным компонентам эффективности.

Таблица 1 – Анализ нейросетей по компонентам эффективности

Тип нейросети	Ёмкость	Сложность образцов	Вычислительная сложность
Кохонена	5.6	426	152
Обратного распространения	3.7	384	109

Из таблицы видно, что нейросеть обратного распространения, несмотря на низкую ёмкость, тем не менее дает прекрасные результаты по сложности образцов и вычислительной сложности – что очень критично в программах реального времени.

Тестирование приложения осуществлялось для различных конфигураций архитектуры нейросети на одинаковом наборе входных данных.

В результате исследований установлены параметры архитектуры нейронной сети, дающие лучшие результаты: распределение нейронов по слоям 10x10x13.

В данной работе разработана первая версия модели интерактивной системы распознавания образов.

В системе предусмотрена возможность визуализации графической БД с помощью битовых массивов.

Описана конфигурация системы оптического распознавания символов и проанализирована её эффективность на примере решения задачи распознавания символов номерного знака автомобиля. С помощью разработанной программной модели проанализирована эффективность каждого из этапов работы системы (бинаризация, контурная сегментация, распознавание печатных символов) (рис. 3).

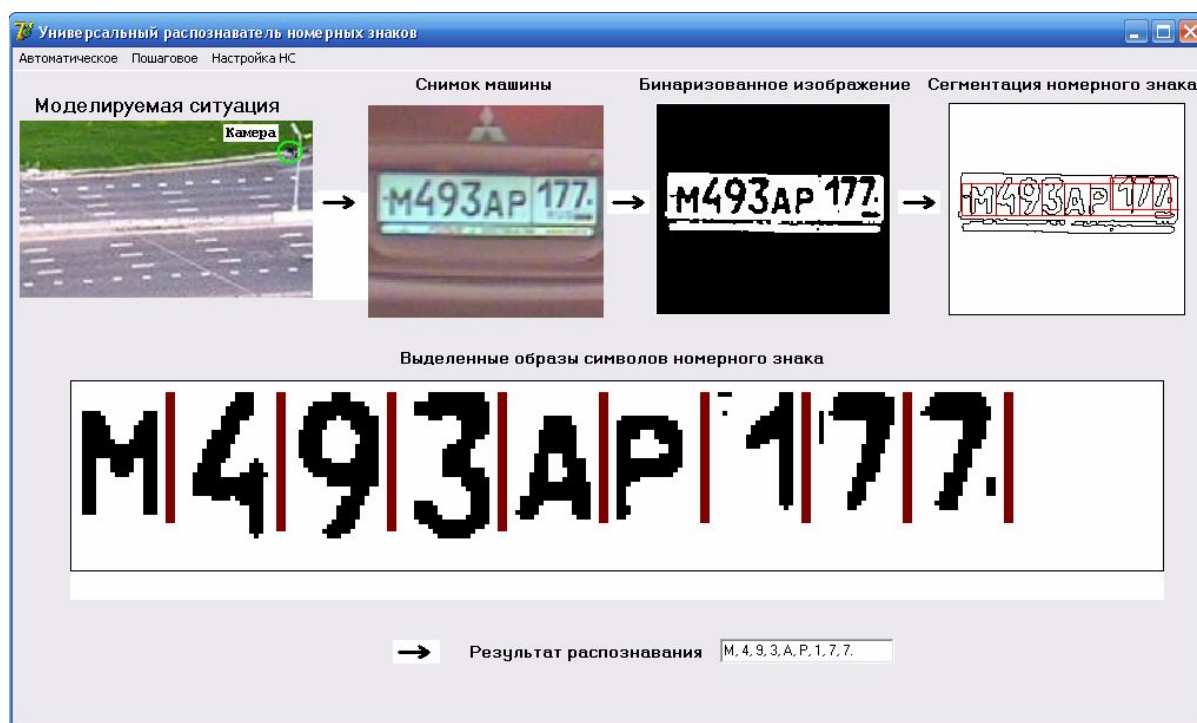


Рисунок 3 – Окно разработанной программной модели

### Литература

- [1] Аль-Рашайда Хасан Хусейн. Исследование и разработка методов локализации, идентификации и распознавания арабских символов (на примере номерного знака автомобиля). – СПб.: ЛЭТИ, 2008 – 18 с.
- [2] Методы компьютерной обработки изображений / под ред. Сойфера В.А. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
- [3] Федяев О.И., Фёдоров А.В. Анализ методов контурной сегментации изображения // Сборник материалов четвертой международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых "Информатика та комп'ютерні технології".- Донецк – ДонНТУ - 2008. – 64-65 с.
- [4] Федяев О.И., Фёдоров А.В. Сравнительный анализ методов контурной сегментации в системах оптического распознавания символов» // Сборник материалов пятой всеукраинской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых "Комп'ютерний моніторинг та інформаційні технології".- Донецк – ДонНТУ, 2009. – 120-121 с.
- [5] Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов. – М.: "Радио и связь", 1989.