

После выделения «конечных» и «узловых» точек выполняем векторизацию образа методом Хафа [3]. Для этого обрабатываем участки образа между «ближайшими» выделенными точками. Можно составить следующую таблицу:

Таблица. Признаки образов (через запятую указаны возможные значения).

Цифра	Количество конечных точек	Количество узловых точек	Количество дуг	Количество окружностей	Количество отрезков
1	2, 3	1, 2	0	0	1, 2, 3
2	2	1	1	0	1
3	2	1, 2	2	0	2
4	1, 3	2, 3	0	0	3
5	2	2	1	0	2
6	1	1	1	1	0, 1
7	2, 4	1, 2	0	0	2, 3
8	0	1	0	2	0
9	1	1	1	1	0, 1
0	0	0	0	1	0

Для более качественного распознавания образа можно также в качестве его признаков использовать некоторые геометрические свойства составляющих данный образ примитивов, их взаимное расположение.

После выполнения всех этапов образу можно сопоставить некоторую арабскую цифру.

Литература. 1. <http://www/recognition.mccme.ru/pub/RecognitionLab.html>.

2. Абрамеев С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: технология, методы, применение – Мн.: Амалфея, 2000 – 303 с. **3.** <http://cgm.graphicon.ru:8080/issue1/hough/index.html>.

РАСПОЗНАВАНИЕ РЕГИСТРАЦИОННЫХ НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ АВТОМОБИЛЕЙ

Кириш А.Н., БГТУ, Брест

Введение

Распознавание образов (а часто говорят - объектов, сигналов, ситуаций, явлений или процессов) - самая распространенная задача, которую человеку приходится решать практически каждую секунду от первого до последнего дня своего существования.

Распознавание речи и текста значительно упрощает взаимодействие человека с компьютером. Растущий геометрической прогрессией поток транспорта требует постоянного контроля, что даже нескольким людям на оживленных участках не под силу. Здесь на помощь могут придти компьютеры.

1. Технология распознавания

Технология распознавания автомобильных номеров предназначена для быстрой и точной идентификации номерного знака движущихся или стоящих автомобилей.

Процесс распознавания автомобильных номеров состоит из этапов:

1. Исходное изображение (рис. 1) приводится к виду, который не зависит от таких условий регистрации изображения, как степень освещённости, неравномерное распределение яркости от источников света, расфокусировка, зашумлённость, цветовая неравномерность символов (неравномерная окраска, грязь, пыль, блики), наличие рисунков или иной графики на подложке номера.



Рис. 1. Исходное изображение.

2. На полученном изображении выделяются области, которые могут содержать номер, в этих областях проводится подробный анализ на основе формального представления масштабных характеристик номерного знака. В результате определяется и выделяется область, содержащая номерной знак (рис.2).



Рис. 2. Область изображения с номерным знаком.

3. Приведение к стандартному размеру графического изображения номера, выделение символов (рис 3.).



Рис. 3. Секционирование номерного знака.

4. Очистка изображения с помощью фильтрации и приведение его к стандартному размеру (рис.4). В качестве фильтров используются пороговый и медианный, с адаптированными параметрами. В результате получаются изображения, очищенные от помех и готовые к распознаванию. На практике выяснилось, что применение фильтров очистки изображения может очень значительно увеличить правильность распознавания.



Рис.4. Последовательность очистки изображения.

5. Алгоритм распознавания анализирует символы по ключевым характеристикам независимым от масштаба, используемого шрифта, геометрических искажений оптикой, налипании грязи и разрывов.

2. Нейросетевое распознавание

Нейросетевые методы обеспечивают быстрое и надёжное распознавание изображений. Для распознавания образов используется нейронная сеть векторного квантования (рис.5), которая осуществляет топологическое упорядочивание входного пространства паттернов. Она представляет собой двухслойную сеть с прямым распространением сигналов. В процессе поступления эталонных векторов на сеть она обучается так, что образуются кластеры различных эталонов, каждому из которых соответствует свой нейрон.

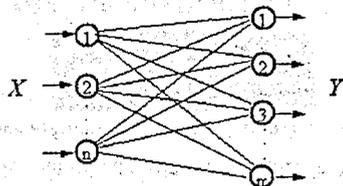


Рис.5. Нейронная сеть векторного квантования.

Для обучения векторного квантователя используется конкурентный метод. В соответствии с ним определяется нейрон победитель с номером k , который соответствует минимальному евклидовому расстоянию между входным и весовым вектором:

$$D_k = \min_j |X - W_j|, \quad (2.1)$$

где $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ - входной образ, $W_j = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}\}$ - вектор столбец весовых коэффициентов j -го выходного нейрона, n -размерность входного образа.

Тогда настройка весового вектора k -го нейрона-победителя происходит следующим образом:

$$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t) + \gamma(x_i - w_{ik}(t)), \quad (2.2)$$

где $i=1, n$. А для остальных нейронов весовые коэффициенты не изменяются.

3. Тестирование системы распознавания

Распознавание осуществляется в соответствии с этапами, описанными в первом пункте. Следует уделить особое внимание процессу нейросетевого распознавания. После секционирования номерного знака на отдельные составляющие происходит их распознавание нейронной сетью. Причём используются две сети, одна настроенная для распознавания цифр, другая—для букв. После распознавания результаты объединяются в единый номерной знак. Тестирование проводилось на выборке образов. Отдельно определялось качество распознавания цифр и букв латинского алфавита. На первом этапе оценю качество распознавания букв латинского алфавита. Распознавание 223 графических образов, содержащих 5-18 изображений букв, дало результат 98.52% (рис.6).

Recognition accuracy:

I:	18 entries	96.40 %
F:	16 entries	97.50 %
M:	8 entries	97.75 %
A:	12 entries	96.00 %
P:	16 entries	99.04 %
O:	17 entries	98.18 %
B:	18 entries	97.22 %
C:	15 entries	95.21 %
D:	13 entries	97.23 %
E:	9 entries	95.56 %
G:	7 entries	99.00 %
Z:	7 entries	97.14 %
N:	9 entries	98.56 %
S:	7 entries	97.86 %
Y:	5 entries	99.00 %
T:	8 entries	96.50 %
R:	7 entries	99.43 %
L:	7 entries	97.86 %
U:	8 entries	96.46 %
X:	6 entries	97.16 %
V:	10 entries	98.00 %

Total accuracy: 223 entries 98.52 %

Рис.6. Статистика распознавания букв.

На втором этапе производилось распознавание цифр (от 0 до 9). Пример образов для распознавания представлен на рис.7. Цифры представлены 178 образами, от 11 до 21 образа на каждую цифру. Результат распознавания 97.89% (рис. 8).



Рис. 7. Образы цифр для распознавания

Recognition accuracy:

0:	26	entries	99.77	%
1:	21	entries	98.59	%
2:	11	entries	99.03	%
3:	26	entries	96.93	%
4:	12	entries	98.03	%
5:	24	entries	96.09	%
6:	10	entries	98.23	%
7:	22	entries	96.01	%
8:	11	entries	97.11	%
9:	17	entries	99.32	%

Total accuracy: 178 entries 97.89 %

Рис. 8. Статистика распознавания цифр.

По результатам тестирования можно сделать вывод о корректности алгоритма, что позволяет его рекомендовать к использованию в качестве составной части в автоматизированной системе распознавания автомобильных регистрационных знаков.

Литература. 1. Teuvo Kohonen, Jussi Hynninen. The Learning Vector Quantization Program Package. — http://cochlea.hut.fi/research/lvq_pak/, 1995. 2. В.А. Головки. Нейрокомпьютеры и их применение: книга 4. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Под редакцией А.И. Галушкина.- М.: ИПРЖР, 2001. 3. В.С.Ануров. Системы распознавания образов (идентификации).— <http://www.codenet.ru/>, 2001. 4. Д.В.Брилюк. Нейросетевые методы распознавания изображений. — <http://rusnauka.narod.ru/>, 2002.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА НЕЗАВИСИМЫХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Кирьянов Д.П., БГТУ, Брест

1. Введение

Компьютерные ЭЭГ-комплексы достаточно широко используются уже более 15 лет, но даже сегодня нельзя сказать, что они позволили решить большинство проблем, возникающих при исследовании электрической активности мозга. Энцефалограф, как физический прибор, регистрирует не только сигналы, исходящие от коры головного мозга, но и электрические сигналы внесозгового происхождения. Эти сигналы, а также искажения основного сигнала называются артефактами. Проявление артефактов в сигнале ЭЭГ часто очень похоже на