

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЧЕРНО-БЕЛЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ключевые слова: *нейронные сети, классификатор изображений.*

ВВЕДЕНИЕ

В настоящей работе рассматривается задача классификации черно-белых изображений. Для ее решения использован аппарат искусственных нейронных сетей. Проведены эксперименты с нейронными сетями разных типов. В качестве набора данных для экспериментов использовалась база данных факсимильных сообщений, т.е. система работает с черно-белыми картинками размером 1728 точек по горизонтали и в общем случае не ограниченными по вертикали (ленты).

ОБЩАЯ СХЕМА СИСТЕМЫ КЛАССИФИКАЦИИ

Система классификации состоит из двух частей (рис. 1): характеристической функции и нейронной сети.

Характеристическая функция ставит в соответствие входной картинке точку в пространстве признаков (характеристику). Таким образом, из набора картинок получается множество точек.

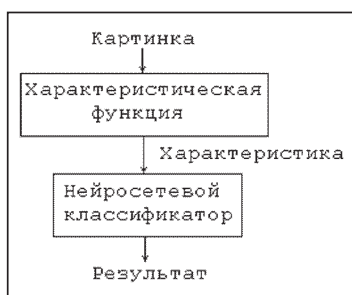


Рис. 1. Общая схема системы классификации изображений

Характеристика должна вычисляться за приемлемое время. Полученный характеристический вектор должен быть информативным, чтобы результативно обрабатываться нейронной сетью, но в то же время небольшим, чтобы этот процесс происходил достаточно быстро.

Для эффективной классификации картинок необходимо, чтобы картинки разных типов отображались характеристической функцией в разные области пространства признаков и эти точки не были хаотично смешаны.

Идеальная характеристическая функция формирует в пространстве признаков несколько (по количеству заданных классов) не пересекающихся областей, каждая из которых содержит характеристики только одного типа картинок.

В качестве нейросетевого классификатора в ходе экспериментов использовались прямосвязные нейронные сети с разным количеством слоев, а также нейронная сеть Кохонена.

ПРЯМОСВЯЗНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Топология прямосвязной трехслойной нейронной сети показана на рис. 2.

На вход подается характеристика картинки (x_0, \dots, x_m) , на выходе получаем вектор (y_0, \dots, y_m) , определяющий номер класса, к которому принадлежит входной образ. Таким образом, размер входного слоя равен размеру характеристического вектора, размер выходного слоя определяется количеством классов, скрытые слои содержат по десять нейронов каждый. Состояние нейрона номер i слоя k определяется следующим образом:

$$s_i^{[k]} = \sum_{j=0}^r x_j^{[k]} w_{ij}. \quad (1)$$

Здесь $x_j^{[k]}$ — вход номер j нейрона номер i слоя k , w_{ij} — весовой коэффициент связи нейрона i слоя k и нейрона j слоя $k-1$, r — количество нейронов в слое $k-1$.

В качестве функции активации нейронов использован сигмоид

$$y_i^{[k]} = \frac{1}{1 + \exp(-s_i^{[k]})}, \quad (2)$$

где $y_i^{[k]}$ — выход нейрона номер i слоя k , $s_i^{[k]}$ — состояние (1) нейрона номер i слоя k .

Для обучения сети использовался метод обратного распространения ошибки.

Более детально многослойные прямые нейронные сети рассмотрены в [1, 2].

Результаты экспериментов. Эксперименты с прямой нейронной сетью осуществлялись на выборке из 997 картинок с целью оценки возможностей такого подхода и поиска удачной характеристической функции. Эксперименты проводились в два этапа:

- 1) для двух классов картинок — рукописный текст и машинописный текст;
- 2) для четырех классов картинок — рукописный текст, рекламные проспекты, таблицы и простой машинописный текст.

Лучший результат прямой нейронной сети — 9,9% ошибок при делении исходного набора данных на два класса, с использованием характеристической функции, которая считает количество переходов цвета в столбцах (номер 1 в табл. 1).

Таблица 1. Результаты экспериментов с прямой нейронной сетью

№ пп.	Характеристическая функция	Время обработки одной картинки, с	Ошибки классификатора, %	
			2-го класса	4-го класса
1	Количество переходов цвета (столбцы)	0,02	9,9	50,6
2	Сумма черных точек в строках и столбцах («японский кроссворд»)	0,03	—	77,3
3	Отношение сумм черных точек в строках и столбцах	0,03	57,8	82,7
4	Количество переходов цвета (столбцы и строки)	0,04	39,2	—
5	Количество переходов цвета (строки)	0,01	—	70,3

КЛАСТЕРИЗАТОР НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ КОХОНЕНА

Кластеризация, или естественная классификация, — процесс объединения в группы объектов, обладающих схожими признаками. В отличие от обычной

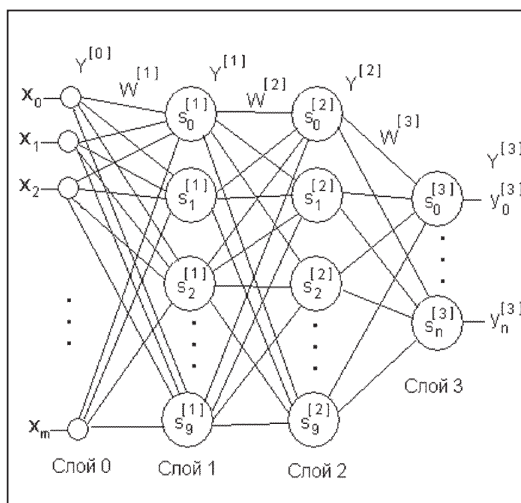


Рис. 2. Схема прямой нейронной сети

классификации, где количество групп объектов фиксировано и заранее определено набором идеалов, здесь ни группы, ни их количество заранее не определены и формируются в процессе работы системы, исходя из определенной меры близости объектов.

Существует несколько основных методов разбиения групп объектов на кластеры. В данной работе используется кластеризатор на основе нейронной сети Кохонена.

Искусственная нейронная сеть Кохонена [3], или самоорганизующаяся карта признаков (SOM), предложена финским исследователем Тойво Кохоненом в начале 1980-х годов. Она представляет собой двухслойную сеть (рис. 3). Каждый нейрон первого (распределительного) слоя соединен со всеми нейронами второго (выходного) слоя, которые расположены в виде двумерной решетки.

Нейроны выходного слоя называются кластерными элементами, их количество определяет максимальное количество групп, на которые система может разделить входные данные. Увеличив количество нейронов второго слоя, можно получить более подробные результаты процесса кластеризации.

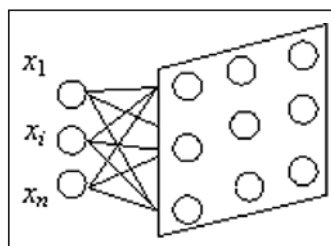


Рис. 3. Схема нейронной сети Кохонена

Система работает по принципу соревнования [4] — нейроны второго слоя «соревнуются» один с другим за право наилучшим образом сочетаться с входным вектором сигналов. Побеждает тот элемент-нейрон, чей вектор весов ближе всего к входному вектору сигналов. За меру близости двух векторов обычно берется евклидово расстояние между ними. Таким образом, каждый входной вектор относится к некоторому кластерному элементу.

Для обучения сети Кохонена используется соревновательный метод. На каждом шаге обучения из исходного набора данных случайно выбирается один вектор. Затем осуществляется поиск нейрона выходного слоя, для которого расстояние между его вектором весов и входным вектором минимально. По определенному правилу проводится корректировка весов для нейрона-победителя и нейронов из его окрестности, которая задается соответствующей функцией окрестности.

В данном случае в качестве функции окрестности использована функция Гаусса (рис. 4)

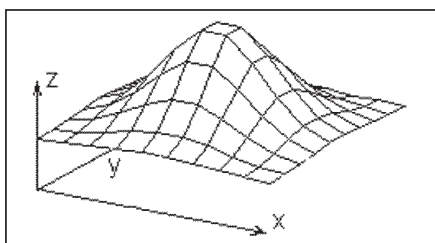


Рис. 4. Функция Гаусса

По определенному правилу проводится корректировка весов для нейрона-победителя и нейронов из его окрестности, которая задается соответствующей функцией окрестности.

В данном случае в качестве функции окрестности использована функция Гаусса (рис. 4)

$$h(t, j, m) = \exp\left(-\frac{(x_m - x_j)^2 + (y_m - y_j)^2}{\exp(-t)}\right). \quad (3)$$

Кластеризатор на основе нейронной сети Кохонена более детально рассмотрен в [5].

Результаты экспериментов. Эксперименты с нейронной сетью Кохонена проводилась в два этапа:

- 1) на выборке из 1032 картинок в целях изучения свойств существующих характеристических функций;
- 2) на выборке из 551 492 картинок с полученной на предыдущем этапе характеристической функцией в целях более глубокого изучения ее свойств.

Для данного типа нейронных сетей наиболее эффективной оказалась функция, которая считает количество переходов цвета в строках.

Сеть Кохонена с выходным слоем из 25 нейронов (кластерных элементов) показала лучший результат, чем прямосвязная нейронная сеть, а именно 0,44% ошибок при делении исходного набора данных на два класса.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе рассмотрена задача классификации черно-белых изображений. Проведены эксперименты с прямосвязной нейронной сетью, нейронной сетью Кохонена и характеристическими функциями для этих сетей, формализующие входные данные.

Наилучший результат по разделению исходного набора изображений на части (0,44% ошибок) показал кластеризатор на основе нейронной сети Кохонена при использовании характеристической функции, которая считает количество переходов цвета в строках.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Борисов Е.С. Классификатор на основе многослойной нейронной сети. — <http://www.mechanoid.kiev.ua>
2. Борисов Е.С. Использование языка МС# для реализаций параллельного классификатора образов // Кибернетика и системный анализ. — 2005. — № 3. — С. 179–182.
3. Kohonen T. Self-organizing maps. — Berlin–Heidelberg: Springer, 1995.
4. Головки В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Под ред. А.И. Галушкина. — М.: ИПРЖР, 2001. — 256 с.
5. Борисов Е.С. Кластеризатор на основе нейронной сети Кохонена. — <http://www.mechanoid.kiev.ua>

Поступила 15.02.2007