

## СРАВНИТЕЛЬНАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА НЕКОТОРЫХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ПЕЧАТНЫХ СИМВОЛОВ.

Калюхович Д. О., БГТУ, Брест

**Исходные данные.** Имеется  $K$  различных распознаваемых символов. Каждый распознаваемый символ представлен черно-белым изображением (матрицей)  $A$  размера  $m \times n$ , где  $m$  – высота изображения,  $n$  – ширина изображения. Полагаем, что точка  $a_{ij} = 1$  принадлежит распознаваемому символу,  $a_{ij} = 0$  – точка фона, где  $i = \overline{1, m}$ ,  $j = \overline{1, n}$ .

**Алгоритм распознавания №1.** Используется многослойный персептрон:

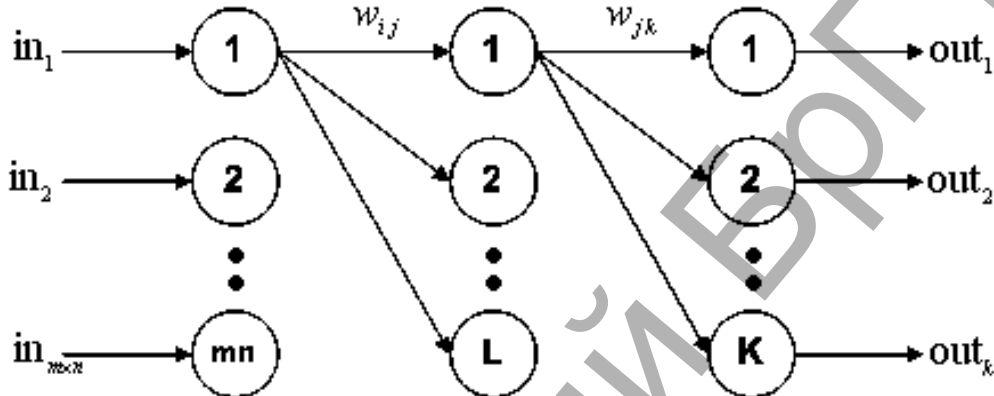


Рис. 1. Архитектура многослойного персептрона

где размерность входного вектора  $m \times n$ , количество нейронов скрытого слоя равно  $L$ , а выходного слоя –  $K$ . В качестве функции активации  $F(S)$  нейронов скрытого и выходного слоя используется линейная, сигмоидная функции. Для обучения сети на ее входы последовательно подаются матрицы  $A$  распознаваемых символов, представленные в виде вектора  $in$  размерности  $m \times n$ . На выходе сети значение нейрона, соответствующего распознаваемому символу, равно 1, остальных – 0 (вектор  $out$ ). Сеть обучается до достижения требуемой среднеквадратической ошибки  $E$  согласно алгоритму обратного распространения ошибки:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^K \sum_{i=1}^K (\overline{out}^{(n)}(i) - out^{(n)}(i))^2 \rightarrow \min, \quad (1)$$

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - \alpha \cdot (\overline{out}(i) - out(i)) \cdot F'(S_k) \cdot y_j, \quad (2)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \alpha \cdot F'(S_j) \cdot in(i) \cdot \sum_{k=1}^K ((\overline{out}(k) - out(k)) \cdot F'(S_k) \cdot w_{jk}(t)), \quad (3)$$

где  $\overline{out}$  – выходной вектор, полученный многослойным персептроном,  $\alpha$  – шаг обучения,  $S_k$  – взвешенная сумма  $k$ -ого выходного нейрона,  $y_j$  – выходное значение  $j$ -ого нейрона скрытого слоя,  $S_j$  – взвешенная сумма  $j$ -ого нейрона скрытого слоя. Распознаваемым считается символ с номером  $k^*$ , удовлетворяющий условию:

$$k^* = \max_{i=1, K} (\overline{out}(i)). \quad (4)$$

**Алгоритм распознавания №2.** Используется нейронная сеть Кохонена:

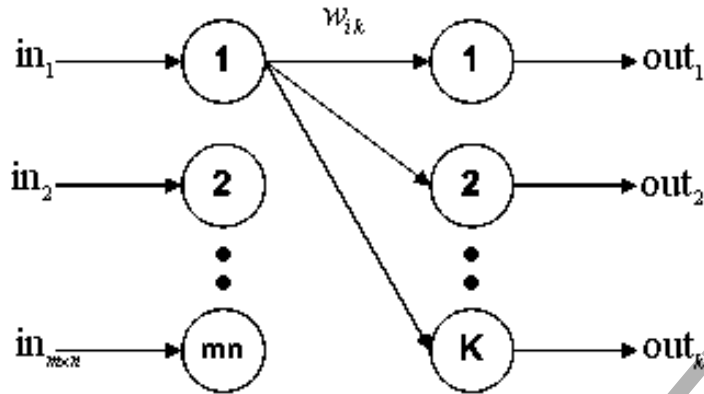


Рис. 2. Архитектура сети Кохонена

Структура входных и выходных данных аналогична при применении многослойного персептрона. Для обучения сети используется контролируемое конкурентное обучение с одним нейроном-победителем:

$$\begin{cases} W_k(t+1) = W_k(t) + \alpha \cdot (in - W_k(t)), & \text{при корректном распознавании,} \\ W_k(t+1) = W_k(t) - \alpha \cdot (in - W_k(t)), & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (5)$$

где  $W_k$  – весовые коэффициенты  $k$ -ого нейрона конкурентного слоя,  $\alpha = \frac{1}{t}$  – шаг обучения, уменьшающийся с течением времени. Распознанным считается символ, соответствующий номеру нейрона-победителя.

**Алгоритм распознавания №3.** К матрице изображения  $A$  применяется разложение в ряд Фурье:

$$F_k = F(k) = \sum_{i=0}^{m \times n - 1} in(i) \cdot \exp\left(-j \cdot \frac{2 \cdot \pi \cdot k \cdot i}{m \times n}\right), \quad (6)$$

где  $k = \overline{0, m \times n - 1}$ . В результате получаем частотное описание распознаваемого символа:

$$\bar{F} = [F_0, F_1, \dots, F_{m \times n - 1}]. \quad (7)$$

Для инвариантности полученного описания символа относительно системы координат выполняется следующее преобразование:

$$\bar{F}^* = \left[ F_0 - \frac{1}{m \times n} \cdot F_0, F_1 - \frac{1}{m \times n} \cdot F_0, \dots, F_{m \times n - 1} - \frac{1}{m \times n} \cdot F_0 \right]. \quad (8)$$

Для инвариантности относительно масштаба образа осуществляется нормирование всех компонент разложения Фурье:

$$\bar{F}^{**} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=0}^{m \times n - 1} |F_i^*|^2}} \bar{F}^*. \quad (9)$$

Для обеспечения неизменности частотного описания символа относительно угла поворота осуществляем следующее преобразование:

$$\bar{F}^{***} = \exp\left(-j \cdot \frac{1}{m \times n} \cdot \sum_{i=0}^{m \times n - 1} \text{Arg}[F_i^{**}]\right) \cdot \bar{F}^{**}. \quad (10)$$

Для понижения размерности частотного описания символа применяется метод главных компонент. В результате имеется частотное описание всех распознаваемых символов, не зависящее от масштаба и угла поворота изображения символа. На полученных данных согласно формулам (1)-(3) обучается многослойный персептрон, согласно формуле (5) – сеть Кохонена.

В докладе представлено сравнение рассматриваемых методов.

### Литература

1. Станислав Осовский. Нейронные сети для обработки информации. Финансы и статистика. Москва, 2002. – 343 с.

## РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ И АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ОБЛАСТИ БЕЗОПАСНОСТИ

*Проходцов И. В., Брестский филиал "Государственного института переподготовки кадров "Газ-институт", Брест*

В настоящее время всё большую актуальность приобретают методы обработки информации в области обеспечения общественной безопасности, борьбы с терроризмом. События последних лет (разрушение всемирного торгового центра в Нью-Йорке, взрывы домов в Москве, взрывы станций метро в Лондоне) демонстрируют серьёзные проблемы в обеспечении безопасности общества, в значительной степени связанные с неэффективностью используемых методов анализа и распознавания изображений.

Первый метод заключается в сравнении двух изображений. Первое изображение (назовём его контрольным) должно быть предварительно внесено в базу данных, второе получается при прохождении контроля. Оба изображения "раскладываются" на пиксели и соответствующие пиксели сравниваются. Такой метод широко использовался для переноса фотографий на холст. На фотографию и на холст наносилась сетка с одинаковым количеством клеток (чем больше клеток, тем точнее изображение после переноса на холст). Однако для распознавания человеческого лица при контроле этот метод имеет ряд серьёзных недостатков. Во-первых, для стопроцентного совпадения условия при проверке (освещение, положение лица, макияж, причёска, очки и т.п.) должны в точности соответствовать условиям, при которых было сделано контрольное изображение, во-вторых, системы, использующие данный метод распознавания должны иметь огромные вычислительные ресурсы для хранения информации о каждом пикселе контрольного изображения и для процесса сравнения.

Второй метод заключается в анализе и сравнении геометрических параметров лица. Этот метод издавна используется в криминалистике при составлении фотороботов. При распознавании используется информация о наборе расстояний между контрольными точками (уголками рта, центрами глазных яблок, кончиками ушей и носа и т.п.) и их соотношениями. В отличие от первого метода не требуются огромных вычислительных мощностей, однако условия проверки должны быть такими же, т.к. даже смена настроек может привести к отрицательному результату сравнения.

Третий метод использует сравнение контуров лица (контуры носа, бровей, глаз и т.д.). В каждом контуре определяются контрольные точки, а сам контур вычисляется интерполированием. Но и данному методу присущи недостатки первого.