

На входы нейронной сети подавались длина контура (1 вход), длина плеч хромосом (4 входа), данные гистограммы (62 входа). Предварительно обученная нейронная сеть относила хромосому к одной из 13 пар или к случаю с пересечением или аберрацией.

Применение предложенного метода позволяет ускорить процесс кариотипирования и облегчить работу исследователя, избавив его от рутинной работы. Предложенные алгоритмы применяются на кафедре генетики и биотехнологии Биологического факультета Белгосуниверситета для анализа влияния пестицидов триазинового ряда на генетический аппарат травяной и остромордой лягушек (*Rana temporaria* и *Rana arvalis*).

Литература. 1. Павлидис Т. Цифровая обработка изображений. М.: "Мир", 1981. 2. Абламейко С. В., Лагуновский Д. М., Обработка изображений. Мн.: "Алмафея", 2000. 3. Фу К., Гонсалес Р., Ли К., Робототехника. М.: "Мир", 1989. 4. Алькоффаиш М. С., и др., Алгоритм идентификации двухмерных объектов в динамических сценах. PRIR'2002, т. 2, с. 188-200. 5. Bishop M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford: Clarendon Press, 1997.

ВЫБОР ОПТИМАЛЬНОЙ СТРУКТУРЫ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ГРАФИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ

Селезнев П. В., БГТУ, Брест

Введение

Под проблемой распознавания графической информации понимают способность машины, то есть компьютера, "понимать", что представлено ему на рассмотрение. Любая задача распознавания сводится к самостоятельной классификации машиной изображения, без помощи человека.

При построении адаптивных систем распознавания перспективным является использование нейронных сетей (НС), которые обладают такими свойствами как обучаемость и способность аппроксимировать любые вычислимые функции. Это позволяет использовать их для построения математических моделей сложных процессов и объектов даже в тех случаях, когда другими способами это сделать затруднительно.

Такой моделью НС, перспективной для распознавания является многослойная нейронная сеть. Для изучения возможностей многослойной нейронной сети предлагалось применить следующий подход.

Предлагалось использовать многослойную нейронную сеть с прямым распространением сигналов, данные для этого подхода были предварительно обработаны с помощью быстрого преобразования Фурье.

Многослойная нейронная сеть способна осуществлять любое отображение входных векторов в выходные. Для обучения нейронной сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation algorithm), который является эффективным средством обучения многослойных нейронных сетей [1].

1. Нейронная сеть для распознавания образов

Архитектура многослойной нейронной сети состоит из множества слоев нейронных элементов (рисунок 1).

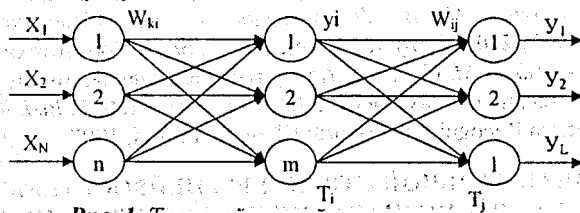


Рис. 1. Трехслойная нейронная сеть.

Входной слой (input layer) нейронных элементов выполняет распределительные функции. Выходной слой (output layer) нейронов служит для обработки информации от предыдущих слоев и выдачи результатов.

Слой нейронных элементов, расположенный между входным и выходным слоем, называется промежуточным или скрытым (hidden layer). Как и выходной слой, скрытый слой является обрабатывающим. Выход каждого нейронного элемента предыдущего слоя нейронной сети соединен синаптическими связями со всеми входами нейронных элементов следующего слоя. Таким образом, топология многослойной нейронной сети является однородной и регулярной.

В качестве функции активации нейронных элементов использовалась сигмоидная функция.

Рассмотрим нейронную сеть, состоящую из трех слоев (рисунок 1).

Обозначим слои нейронных элементов от входа к выходу соответственно через n, m, l . Тогда выходное значение l -го нейрона последнего слоя равняется:

$$y_j = F(S_j),$$

$$S_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} * Y_i + T_j,$$

где S_j — взвешенная сумма j -го нейрона выходного слоя; Y_i — выходное значение i -го нейрона предпоследнего слоя; W_{ij} — соответственно весовой коэффициент; T_j — порог j -го нейрона выходного слоя.

Аналогичным образом выходное значение m -го нейрона скрытого слоя определяется, как:

$$Y_i = F(S_i),$$

$$S_m = \sum_{k=1}^n W_{ki} * X_k + T_i,$$

Алгоритм обратного распространения ошибки минимизирует среднеквадратичную ошибку нейронной сети. Для этого с целью настройки синаптических связей используется метод градиентного спуска в пространстве весовых коэффициентов и порогов нейронной сети.

Согласно методу градиентного спуска изменение весовых коэффициентов и порогов нейронной сети происходит по следующему правилу:

$$\omega_{nm}(t+1) = \omega_{nm}(t) - \alpha \frac{\partial E}{\partial \omega_{nm}(t)},$$

$$T_j(t+1) = T_j(t) - \alpha \frac{\partial E}{\partial T_j(t)},$$

где E — среднеквадратичная ошибка нейронной сети для одного образа.

Она определяется, как

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_j - b_j)^2,$$

где b_j — эталонное выходное значение j -го нейрона.

Опишем технологию подготовки исходных данных. Данные о фото или видео изображении приняты из некоего внешнего устройства (датчика, цифровой камеры) и преобразованы в файл формата BMP рисунок 2.

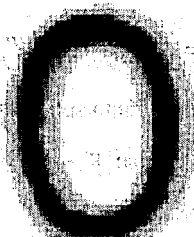


Рис. 2. Исходное изображение

Далее эти данные проходят дополнительную обработку по которой они преобразуются в текстовый файл. Опишем формат этого файла. Данные о каждой цифре записываются в строку через пробел в числовом формате по 58 элементов в строке. Каждая цифра состоит из 44 строк. Каждое число обозначает интенсивность одного пиксела от 0 до 255. Число 0 соответствует абсолютно белому, а 255 абсолютно черному. Этот промежуточный файл преобразуется в один файл, в котором содержатся данные о всех цифрах преобразованных по определенному правилу, в основе которого положено быстрое преобразование Фурье [3]. Смысл его заключается в представлении изображения в виде матрицы, обозначим её X размерности 57×44 :

$$\begin{array}{cccccc} X_{11} & X_{12} & X_{13} & \dots & X_{157} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & \dots & X_{257} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{441} & X_{442} & X_{443} & \dots & X_{4457} \end{array}$$

Далее матрица трансформируется в вектор V размерностью $K = 44 \times 57$:

$$V = (X_{11}, X_{12}, X_{13}, \dots, X_{157}, X_{21}, X_{22}, X_{23}, \dots, X_{157}, X_{441}, X_{442}, X_{443}, \dots, X_{4457}).$$

Для вектора вычисляется быстрое преобразование Фурье:

$$Y = \text{FFT}(V).$$

При этом мы получаем ряд в котором u_0 постоянная составляющая сигнала, а $u_1 \dots u_{12542}$ элементы ряда Фурье в комплексном виде.

Образ для распознавания формируем следующим образом:

- а) из вектора Y извлекаем первые 50 комплексных элементов ряда,
 б) элементы формируются в вектор D из действительных и мнимых чисел:

$$D = (\text{Re}(y_1), \text{Im}(y_1), \text{Re}(y_2), \text{Im}(y_2), \dots, \text{Re}(y_{50}), \text{Im}(y_{50})),$$

- в) элементы вектора нормируются по формуле:

$$D^* = (1/y_0) * D.$$

Получившийся вектор из 100 элементов готов к использованию (рис. 3).

-0.0180093 0.03727 0.0421236 0.0153725 0.0200956 -0.0151795 -0.00208822
 -0.00890089 -0.009860730.00360261
 -0.0104648 0.016358 0.00330166 0.00478061 -0.00380786 -0.00259795 -0.0031879
 -0.00239827

Рис.3. Пример части вектора из 100 элементов

2. Тестирование системы и результаты исследования

После того как, были проведены исследования, выяснилось, что применение к исходному изображению быстрого преобразования Фурье дало отличные результаты. При проведении тестирования выяснилось, что максимальный процент распознавание достигается сетью с количеством нейронных элементов от 36 до 42, все зависит от начальной инициализации сети и скорости её обучения.

Это демонстрирует рисунок 4.

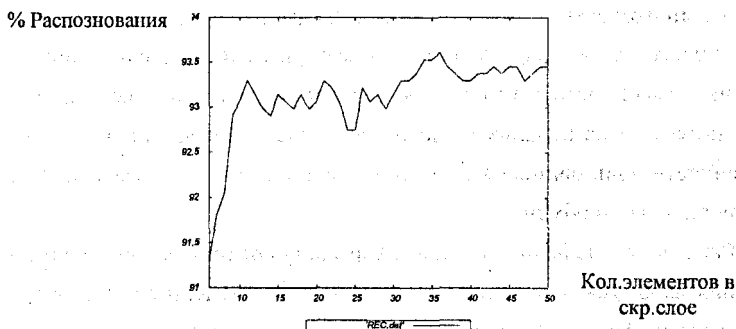


Рис. 4. График процента распознавания входной информации.

С помощью, данной архитектуры возможно распознавать графические изображения, в частном случае это были цифры с точностью 92-94%, что подтверждается практикой.

Литература. 1. В.А. Головкин Нейрокомпьютеры и их применение: книга 4 /; Под редакцией А.И. Галушкина «Нейронные сети: обучение, организация и применение», М.: ИПРЖР 2001. 2. Warren S. Sarle, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA Июль 17, 1999. Описание деталей обучения, модифицированных 1 Мая , 2001. Авторское право 1999, 2001 by Warren S. Sarle, Cary, NC, USA. URL: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/dojo/dojo.html>. 3. А.Б.Сергеев « Цифровая обработка сигналов»; СПб.: Питер,2003.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ИНТЕРФЕЙСОВ ОБМЕНА ЧЕЛОВЕК-КОМПЬЮТЕР

Семченко Д.Е., ПГУ, г. Новополюцк

Для обмена информацией между компьютером и человеком существуют визуальные, акустические и осязательные каналы передачи. Текстовые данные могут быть введены с помощью клавиатуры, произнесены в микрофон или быть оцифрованы из рукописной формы с помощью камеры, сканера или графического планшета. Для представления текстовой, равно как и графической, информации стандартными являются визуальные средства, однако возможности акустического обмена на сегодняшний день используются не в полной мере. Можно сказать, что практически решена задача передачи данных от компьютера человеку: визуальных через монитор, акустических через динамик. Обратная же задача является гораздо более сложной.

Любая оценка преимуществ и недостатков вышеперечисленных каналов передачи во многом зависит от конкретной предметной области, где они используются. Однако, можно сформировать некоторые универсальные критерии оценки – например, достижимые *надежность* и *скорость* передачи, которые связаны с затратами на используемые технические средства, либо степенью подготовленности пользователя к сеансам обмена и степенью загруженности пользователя процессом обмена.

Распознавание речи – это трансформация представленного речевого высказывания из формы изменяющегося с течением времени сигнала в правильную письменную форму. Можно выделить три основных фактора, оказывающих существенное влияние на используемые технологии распознавания речи – форма представления, объем словарного запаса и степень зависимости от диктора.

Под обработкой произносимой речи понимается манипуляции с цифровым представлением сигнальных форм речевого высказывания, в особенности их