

АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ВАНГА-МЕНДЕЛЯ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПЕЧАТНЫХ СИМВОЛОВ В РАБОТЕ ПОЧТОВОЙ СЛУЖБЫ

И. Ф. Астахова, В. А. Мищенко, А. В. Краснояров

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 12.10.2011 г.

Аннотация. Рассматривается алгоритм реализации нечеткой нейронной сети Ванга-Менделя для решения задачи распознавания рукопечатных символов.

Ключевые слова: нечеткая нейронная сеть, система искусственного интеллекта, язык программирования Delphi.

Annotation. The algorithm fuzzy logic neuron network Vanga-Mendelja is considered. The problem recognition manuscript and printed letters is solved.

Key words: fuzzy logic neuron network, the system of artificial intellect, the language programming Delphi

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в работе почтовой службы активно используются различные ИТ-технологии на разных стадиях учета, обработки и отслеживания почтовых отправлений. Несмотря на то, что практически все почтовые отправления имеют почтовый индекс со специфическим шрифтом, в технологических процессах эти индексы практически не используются. Однако ясно, что автоматизированная обработка индексов мест назначения могла бы в значительной степени улучшить прохождение почтовых отправлений, как со стороны скорости обработки и доставки корреспонденции, так и относительно трудозатрат.

В настоящее время отсутствуют средства, позволяющие исследовать с помощью вычислительной техники, информационных процессов, почтовые потоки корреспонденции с использованием алгоритмов и методов искусственного интеллекта.

В данной работе предлагается алгоритм обучения нечеткой нейронной сети Ванга-Менделя для распознавания рукопечатных символов конверта после предварительной обработки графической информации [1].

ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

На принципах нечеткой логики построено большое количество нейронных сетей [2-6], в

работе предлагается одна из них - сеть Ванга-Менделя. Структура такой сети представляет собой четырехслойную нейронную сеть, в которой первый слой выполняет фазификацию входных переменных, второй – агрегирование значений активации условия, третий (линейный) – агрегирование M правил вывода (первый нейрон) и генерацию нормализующего сигнала (второй нейрон), тогда как состоящий из одного нейрона выходной слой осуществляет нормализацию, формируя выходной сигнал.

В этой сети первый и третий слой являются параметрическими: первый слой содержит $M \cdot N \cdot 2$ параметров функции Гаусса (где N - количество входов сети), а третий - M линейных параметров w_i .

Выходной сигнал сети Ванга-Менделя рассчитывается по формуле:

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^M w_i \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j)}, \quad (1)$$

где w_i - весовой коэффициент, $\mu_{ij}(x_j) = \left(1 + \frac{(x_j - c_{ij})^2}{d_{ij}^2}\right)^{-1}$ - функция Гаусса с параметрами центра c_{ij} и ширины d_{ij} .

Задача сети состоит в построении такого отображения пар данных (x, d) , чтобы ожидаемое значение, соответствующее входному вектору x , формировалось выходной функцией $y(x)$.

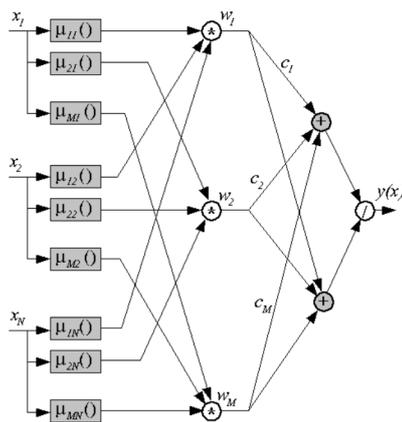


Рис. 1. Структура сети Ванга-Менделя

Обучение нечетких сетей, так же как и классических сетей, может проводиться с учителем, основанное на минимизации целевой функции, задаваемой с использованием евклидовой нормы как

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p (y(x^{(i)}) - d^{(i)})^2,$$

где p – количество обучающих пар (x, d) .

Для обучения нечеткой нейронной сети, применяют алгоритм, включающий последовательное чередование следующих шагов:

- для фиксированных значений параметров c_{ij} и d_{ij} первого слоя вычисляются значения линейных параметров w_i третьего слоя сети;
- при зафиксированных значениях линейных параметров w_i третьего слоя уточняются параметры c_{ij} и d_{ij} первого слоя сети.

Таким образом, на первом этапе для K обучающих выборок $\langle X^k, d^k \rangle, k=1, 2, \dots, K$, получаем систему K линейных уравнений $PV * W = D$, где W – вектор, составленный из линейных коэффициентов w_i , D – вектор эта-

лонных ответов сети, $PV_i^k = \frac{\prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j^k)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j^k)}$.

Количество строк K матрицы PV значительно больше количества ее столбцов. Решение этой системы линейных алгебраических уравнений может быть получено за один шаг следующим образом: $W = PV^+ * D$, где PV^+ – псевдообратная матрица для матрицы PV .

На втором этапе, фиксируются значения коэффициентов полиномов третьего слоя, и осуществляется уточнение (обычно много-

кратное) коэффициентов функции Гаусса для первого слоя сети стандартным методом градиента:

$$c_{ij}^{k+1} = c_{ij}^k - v_c \frac{\partial E^k}{\partial c_{ij}^k}, \quad d_{ij}^{k+1} = d_{ij}^k - v_d \frac{\partial E^k}{\partial d_{ij}^k},$$

где k – номер очередного цикла обучения.

Поскольку в чередовании этапов этап уточнения параметров функции Гаусса имеет много меньшую скорость сходимости, то в ходе обучения реализацию этапа 1, как правило, сопровождает реализация нескольких этапов 2.

К универсальным способам нахождения псевдообратной матрицы относятся рекуррентные алгоритмы Гревилля и Фадеева. В данной работе приведем алгоритм Гревилля для псевдообращения матриц.

Пусть дана матрица $A \in R^{m \times n}$ и a_k – ее k -й столбец, $k = 1, \dots, n$.

Пусть A_k – матрица, составленная из k первых столбцов матрицы A :

$$A_k = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_k]$$

При $k = 1$: $A_1 = a_1$, а при $k = 2, \dots, n$: $A_k = [A_{k-1} \quad a_k]$; $A_n = A$.

Матрица $A^+ \in R^{n \times m}$ может быть вычислена с помощью рекуррентного алгоритма:

1. Инициализация

$$A_1^+ = \begin{cases} 0, & \text{если } a_1 \\ \frac{a_1^T}{\|a_1\|^2}, & \text{иначе} \end{cases}$$

2. Цикл по $k=2, \dots, n$.

$$A_k^+ = \begin{bmatrix} A_{k-1}^+ (I - a_k f_k) \\ f_k \end{bmatrix},$$

где I – единичная матрица порядка m ,

$$f_k = \begin{cases} \frac{c_k^T}{\|c_k\|^2}, & c_k = (I - A_{k-1} A_{k-1}^+) a_k, c_k \neq 0, \\ \frac{a_k^T (A_{k-1}^+)^T A_{k-1}^+}{1 + \|A_{k-1}^+ a_k\|^2}, & c_k = 0 \end{cases}$$

Полученная на последнем шаге матрица A_n^+ и есть искомая псевдообратная матрица.

Практическая реализация задач большой размерности представляется невозможным при полностью связанной нечеткой сети. С целью обойти указанное ограничение, была построена неполносвязная нечеткая нейросеть, входными переменными для которой являлись вектора – горизонтальные полосы изображения. Число нечет-

ких множеств составляло 10, по количеству цифр. Предложенная схема, однако, по-видимому, не обладала достаточной памятью для построения необходимых правил на большом разнообразии возможных входных переменных. Это обстоятельство побудило к поиску других решений.

Система состоит из 10 (по числу цифр) независимых функциональных частей, каждая из которых является нечеткой нейронной сетью Ванга-Менделя. Входами сети являются результаты работы стандартных нейросетевых алгоритмов. Выходом каждой реализованной в работе нейронной сети является вектор, указывающий на принадлежность поданного на вход изображения определенному классу. Размерность вектора равно 10. В качестве входов для гибридной сети Ванга-Менделя используются выходные векторы других нейросетей, прошедшие предварительную нормализацию. Количество входов (соответственно, используемых нейросетей) и их вид настраивается. Так же и количество нечетких множеств. Учитывая, что входы сети имеют вероятностную интерпретацию, при трех нечетких множествах, лингвистическая переменная «вероятность» может быть задана следующим образом:

«вероятность» = {малая, средняя, большая};

при пяти нечетких множествах:

«вероятность» = {очень малая, малая, средняя, большая, очень большая} и т.п.

Каждая функциональная часть нечеткой системы соответствует некоторой цифре. Поэтому ее входы представляют вероятность соответствующей цифры на каждой нейросети. Исходя из этого, нечеткие предикатные правила имеют следующий вид:

1. Если {вероятность буквы А у сети X_1 высокая}, {вероятность буквы А у сети X_2 высокая}, ..., {вероятность буквы А у сети X_n высокая}, то на вход была подана буква А.

2. Если {вероятность буквы А у сети X_1 низкая}, {вероятность буквы А у сети X_2 низкая}, ..., {вероятность буквы А у сети X_n низкая}, то на вход была подана не буква А.

и т.д.

В качестве функций принадлежности нечетких множеств возьмем функции Гаусса с двумя параметрами – центра c_{ij} и ширины d_{ij} .

Каждая функциональная часть нечеткой нейросети имеет следующее строение: число

нейронов на первом слое равно количеству обычных нейросетей, участвующих в системе. Каждому входному нейрону на втором слое соответствует столько нейронов, сколько нечетких множеств задано в системе. На третьем слое находятся нейроны-генераторы нечетких правил. Их количество равно a^b , где a – число входных переменных, b – число нечетких множеств. На четвертом слое находятся 2 нейрона: первый вычисляет взвешенную сумму выходов нейронов предыдущего слоя S_1 , второй – просто их сумму, без весовых коэффициентов S_2 . Выходом сети является отношение S_1/S_2 . Таким образом, параметрическими являются второй и четвертый слои.

В процессе обучения осуществляется чередование двух этапов. На первом за один шаг вычисляются параметры четвертого слоя. На втором происходит многократный пересчет параметров второго слоя по формулам:

$$c_{i_0j_0}^{N+1} = c_{i_0j_0}^N - v_c \cdot \frac{\partial E}{\partial c_{i_0j_0}},$$

$$d_{i_0j_0}^{N+1} = d_{i_0j_0}^N - v_d \cdot \frac{\partial E}{\partial d_{i_0j_0}},$$

где $i = 1..N$ (N – количество нейронов в первом слое сети), $j = 1..M$ (M – количество нечетких множеств), v_c – скорость обучения для коэффициентов c_{ij} , v_d – скорость обучения для коэффициентов d_{ij} , E – ошибка сети.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (y_l - y_l^e)^2,$$

где L – общее число обучающих выборок, y_l – выход сети Ванга-Менделя для данной выборки, y_l^e – эталонное значение выхода сети Ванга-Менделя.

ПРАКТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

Для реализации поставленной задачи по созданию нейросетевой системы, обладающей указанными характеристиками, и исследований поведения нейронных сетей на различных этапах работы (жизни сети) был выбран язык программирования Delphi. Среда разработки – CodeGear Delphi 2009 (Version 12.0.3170.16989).

Для сравнения рассматриваются различные способы организации нейронных сетей для решения задачи распознавания [3-6]: однослойный персептрон, многослойный персептрон, сеть Хэмминга, нечеткая нейронная сеть Ванга-Менделя.

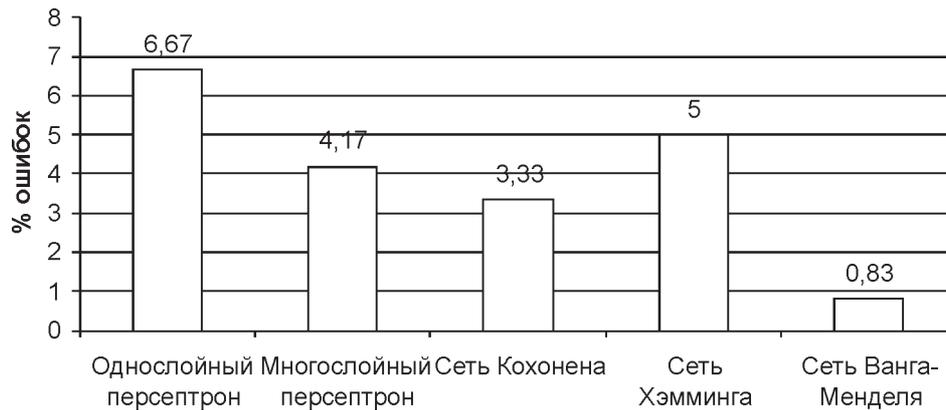


Рис. 2. Оценка точности работы различных сетей

В качестве контрольного множества было взято 120 цифр индекса (по 12 образов каждой цифры). В результате, однослойный персептрон не верно распознал 8 из представленных 120 образов, многослойный персептрон - 5, сеть Кохонена - 4, сеть Хэмминга - 6, а сеть Ванга-Менделя - 1. Для реализации алгоритма распознавания была выбрана нечеткая нейронная сеть Ванга-Менделя в связи с высокой оценкой точности распознавания (рис. 2).

На рис. 3 изображено основное окно программы, в правой части которого находится панель управления весовой матрицей. Правее от панели настройки весовой матрицы расположена панель управления общими настройками программы, а именно, управление направлениями сортировки почтовой корреспонденции и управление списком отделений почтовой связи. По нажатию кнопки «Список маршрутов» открывается форма управления списком, в которой можно добавлять, удалять и редактиро-

вать уже существующие почтовые маршруты. Управление списком осуществляется через панель, расположенную в нижней части формы, в которой находятся кнопки: перемещение в начало списка, перемещение на одну позицию вверх, перемещение на одну позицию вниз, перемещение в конец списка, добавить запись, удалить запись, редактировать запись, сохранить изменения, отменить изменения и обновить список.

Управление списком отделений почтовой связи организовано аналогично управлению списком маршрутов по нажатию кнопки «Список ОПС», за исключением того, что данные заносятся в три колонки: в первой храниться индекс ОПС, во второй наименование ОПС, а в третьей порядковый номер маршрута, которые мы определили ранее в списке маршрутов.

В верхнем левом углу расположен блок работы с WEB-камерой. На прямоугольник транслируется изображение с камеры, выбранной из списка «Источник видео».

После того, как произведена инициализация web-камеры и сформирована весовая матрица, программа готова к работе. Пользователь подносит конверт к считывателю (в основе которого лежит обычная web-камера) и нажимает на кнопку «Получить изображение», после чего происходит захват кадра с видеокamеры. После этого следует нажать на кнопку «Анализ», которая собственно и запускает процедура распознавания символов, по окончании которой, пользователю выдаются данные о полученном индексе, наименовании отделения почтовой связи и направлении дальнейшей сортировки данного отправления (рис. 4).

В случае, если распознавание по какой-либо причине прошло некорректно, пользователь в

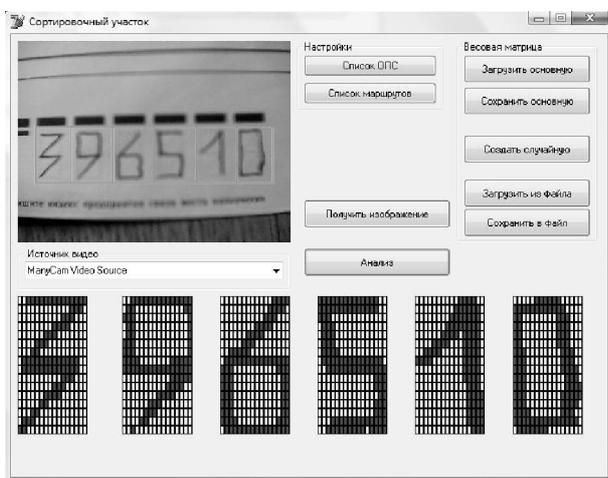


Рис. 3. Основное окно программы

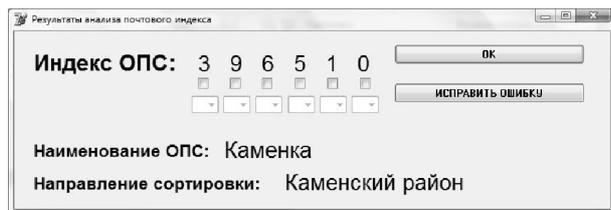


Рис. 4. Результаты распознавания

этом же окне отмечает ошибочно определенные символы индекса соответствующими кнопками, после чего становится доступным для выбора выпадающий список, в котором выбирается правильный символ. Затем, по нажатию кнопки «Исправить ошибку» нейронная сеть начинает обучение по тем символам, в которых были допущены ошибки. Далее производится повторный поиск отделения почтовой связи по базе данных и обновленные результаты выводятся в окно приложения.

Далее рассматривается общая структура программного продукта «Сортировочный участок» и взаимодействие его функциональных модулей.

В структуре программы можно выделить четыре основных функциональных блока:

- модуль работы с web-камерой;
- модуль распознавания символов;
- модуль работы с весовой матрицей;
- модуль работы с базой данных.

Модуль работы с web-камерой. В основу устройства для считывания почтовых индексов с конвертов, как оптимальное и наиболее доступное решение, была выбрана обычная web-камера.

После того, как получено видео с изображением конверта, происходит захват одного кадра, конвертирование его в графический формат и передача *модуль распознавания символов*. Здесь в первую очередь производится преобразование цветного изображения в оттенки серого, затем

Астахова И. Ф. – д.т.н., проф. каф. МОЭВМ, Воронежский государственный университет. E-mail: astachova@list.ru

Мищенко В. А. – аспирант, Воронежский государственный педагогический университет.

Краснояров А. В. – аспирант, Воронежский государственный педагогический университет.

проводится бинаризация изображения, т.е. преобразование изображения таким образом, чтобы оно состояло только из белых и черных точек.

В процессе работы модуль распознавания тесно взаимодействует с *модулем работы с весовой матрицей*. Данный программный блок служит для обработки операций над весовой матрицей.

После того как индекс был распознан, управление работой программы передается в *модуль работы с базой данных*. Доступ к данным в этом модуле реализован с помощью технологии Microsoft ActiveX Data Objects (ADO).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе было разработан алгоритм распознавания с помощью нечеткой нейронной сети Ванга-Менделя и программное обеспечение, предоставляющее возможность распознавания рукописного или иного текста с возможностью обучения и дообучения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. *Мищенко В.А.* Предварительная обработка изображения в процессе распознавания текста. / В.А.Мищенко // *Фундаментальные исследования*, М.: – 2011. – №8 – С. 652–655.
2. *Яхьева Г.Э.* Нечеткие множества и нейронные сети: Учебное пособие / Г.Э. Яхьева. – М.: Интернет-Университет Информационных технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 316 с.
3. *Круглов В.В.* Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001- 224 с.
4. *Круглов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. / В.В. Круглов, В.В. Борисов – М.: Горячая Линия – Телеком, 2001- 382 с.
5. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации. / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. *Хайкин Саймон* Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Astachova I. F. – Doctor of Technic Sciences, Professor, Voronezh State University. E-mail: astachova@list.ru

Mishenko V. A. – Post-Graduate Student, Voronezh State Pedagogical University.

Krasnojarov A. V. – Post-Graduate Student, Voronezh State Pedagogical University.