

## АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ ОБОРУДОВАНИЯ НЕФТЕГАЗОВОЙ ОТРАСЛИ

Фазылова М.В.

*В статье рассматривается задача идентификации образов, возникающих в задачах диагностик состояния оборудования нефтегазовой отрасли на примере распознавания изображений арабских цифр, кириллицы и латиницы однослойной нейронной сетью (персептроном) с помощью обучения нейронной сети методом решения систем линейных неравенств. Приводятся формулы и предлагаются рекомендации для задания начального значения шага и начального значения матрицы весов, что позволит существенно сократить число эпох на этапе обучения нейронной сети и увеличить скорость сходимости алгоритма.*

Нейронные сети (НС) считаются эффективным способом анализа неполных данных.

В нефтегазовой отрасли задачи подобного рода весьма распространены, например, задачи диагностики состояния оборудования [5]. Создание НС состоит из двух этапов: обучение НС и рабочий ход.

В настоящее время общеупотребительным способом обучения персептронов с одним скрытым слоем и сигмоидальной функцией активации является алгоритм Back Propagation (BP) и его вариации. BP сводится к решению двух связанных систем линейных уравнений (СЛУ) (до и после скрытого слоя), т.е. нейросетевые алгоритмы решения СЛУ ищут решения в окрестности точки приближения функции активации к асимптоте (овалы на рис. 1).

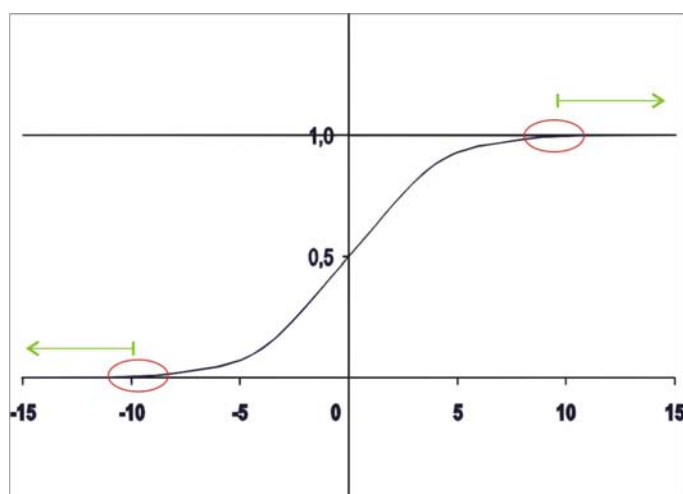


Рисунок 1. График функции активации

С другой стороны обучение нейронной сети можно свести к решению систем линейных неравенств (СЛН), т.е. искать решение в диапазоне от точек приближения к асимптоте до  $\pm$  бесконечности (стрелки на рис. 1), в этом случае диапазон в котором находятся искомые решения значительно больше, чем в СЛУ. Система линейных неравенств определяет область векторов, находящуюся на пересечении гиперплоскостей, соответствующих каждому из неравенств. Область может быть в частном случае пустой, может быть точкой, гиперплоскостью, может быть ограниченной или неограниченной.

Опубликованный алгоритм решения СЛН [1] (далее в тексте именуется по фамилии автора – алгоритм Сударикова), крайне требователен к объёму доступной оперативной памяти.

Например, при обучении персептрона на 1290 образах (43-выходных нейрона) объем выделяемой оперативной памяти составит:

$$\text{int SLN}[\text{countL3}*\text{countОбраз}][\text{countL3}*\text{countL1}+\text{countL3}+1] + \\ + \text{float } y[\text{countL3}*\text{countОбраз}] + \text{float } x[\text{countL3}*\text{countL1}+\text{countL3}+1], \quad (1)$$

где SLN – матрица коэффициентов системы;

y – вектор ошибок;

x – вектор неизвестных;

countL3 – количество нейронов в выходном слое;

countОбраз – количество входных образов для распознавания;

countL1 – количество нейронов входного слоя.

Подставляя данные в формулу (1) получаем:

$$\text{int SLN}[43*1290][43*1600+43+1] + \text{float } y[43*1290] + \text{float } x[43*1600+43+1] = \\ = 4 \text{ байта} * 55470 * 68844 + 4 \text{ байта} * 55470 + 4 \text{ байта} * 68844 = 15275106720 + 221880 + \\ + 275376 = 15275603976 = 14,2 \text{ Гб}$$

Это не укладывается в доступное адресное пространство, выделяемое ОС Windows (и другими ОС) для пользовательских приложений.

Поэтому было решено внести изменения в алгоритм. Алгоритм был модифицирован следующим образом:

- в качестве НС используется однослойный персептрон (рисунок 2);

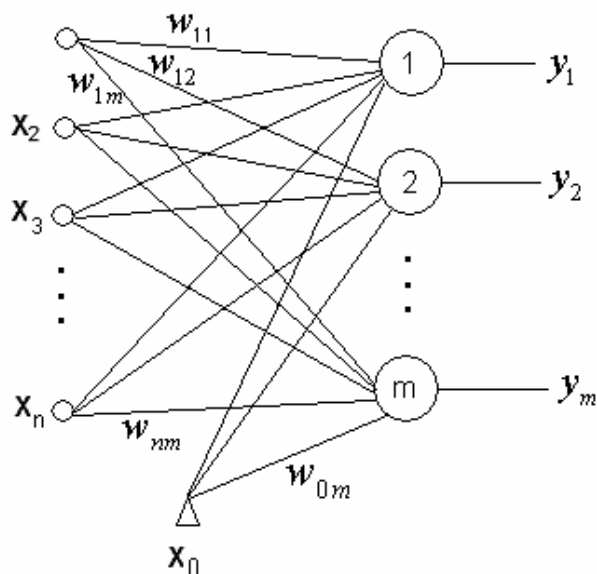


Рисунок 2. Однослойный персептрон

– в качестве функции активации используется пороговая функция, которая при аргументах более 5 возвращает 1, менее -5 возвращает 0, а в остальных случаях 0,5 (рисунок 3);

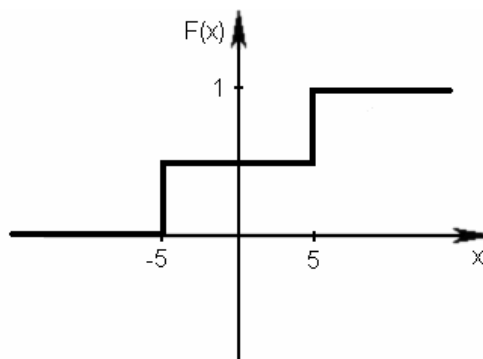


Рисунок 3. Функция активации нейронов

- входы сети: файлы размером 40x40 пикселей с изображениями букв (кириллицы и латиницы) и арабских цифр в разных написаниях;
- после составления СЛН матрица выходов сети удаляется (поскольку в ней нет больше необходимости);
- СЛН не хранится в оперативной памяти, а записывается в файл (на диск), и по мере необходимости данные загружаются в оперативную память.

В результате при обучении на 1290 образах (43-выходных нейрона) объем выделяемой оперативной памяти составит:

$$\text{float } y[43 \cdot 1290] + \text{float } x[43 \cdot 1600 + 43 + 1] =$$

$$4 \text{ байта} \cdot 55470 + 4 \text{ байта} \cdot 68844 = 221880 + 275376 = 497256 = 0,47 \text{ Мб}$$

В таблице 1 приводятся результаты распознавания изображений арабских цифр, латиницы и кириллицы в разных написаниях (шрифтах), из которых можно сделать вывод, что символы арабских цифр, кириллицы и латиницы относятся к линейно-разделимым наборам образов.

Таблица 1

Результаты распознавания изображений арабских цифр, латиницы и кириллицы

Набор данных	Количество образов	Количество нейронов в слоях
Арабские цифры шрифтов Georgia, Tahoma в написании обычном и курсив	40	Входной слой: 1600 Выходной слой: 10
Арабские цифры шрифтов Times New Roman, Courier New, Arial, Georgia, Tahoma в написании обычном и курсив	100	Входной слой: 1600 Выходной слой: 10
Латинские буквы шрифтов Times New Roman, Courier New, Arial верхнего регистра в написании обычном и курсив	156	Входной слой: 1600 Выходной слой: 26
Буквы кириллицы шрифтов Times New Roman, Courier New нижнего регистра в написании обычном, курсив, полужирный	198	Входной слой: 1600 Выходной слой: 33

Таким образом, при обучении персептронов, использование СЛН выгоднее, чем СЛУ, за счет увеличения области поиска решения и перехода к однослойной сети.

#### **Алгоритм определения начального значения шага и начальных значений матрицы весов**

На компьютере Pentium 4 CPU 2 GHz и оперативной памятью 768 MB для 33 образов обучение длится 30 минут, количество эпох 11. Впоследствии была разработана быстродействующая модификация алгоритма Сударикова, в которой

для 33 образов обучение длится 30 секунд при том же количестве эпох. Кроме того, эмпирически была найдена формула для определения начального значения шага и начальных значений матрицы весов.

Рассмотрим систему из  $M$  линейных неравенств (СЛН) в  $N$ -мерном пространстве.

$$A \cdot x \leq b \quad (2)$$

Алгоритм решения СЛН имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} x(0) &= [0]; \\ y(k) &= \psi(Ax(k) - b); \\ x(k+1) &= x(k) + HA^T y(k); \end{aligned} \quad (3)$$

$A$  – это матрица коэффициентов (входов), поскольку изображения черно-белые следовательно, она двоичная, когда элемент матрицы  $a_{i,j} = 0$ , нет смысла рассматривать неравенство, поэтому будем рассматривать случай, когда  $a_{i,j} = 1$ , то тогда получаем неравенство следующего вида  $x \leq b$ . Используя формулу (3) для нахождения  $x(k+1)$  получаем:

$$x(k) + h \cdot A^T \cdot y(k) \leq b \quad (4)$$

Функция активации:

$$\psi(g) = \begin{cases} 0, & g_i \leq 0; \\ 1, & g_i > 0 \end{cases} \quad i = 1 \dots M \quad (5)$$

$Y(k)$  – ошибка, может принимать два значения 0 или 1, рассмотрим случай, когда  $y(k)=1$ . Элемент транспонированной матрицы ( $A^T$ ) может быть равен 0 или 1, рассмотрим случай, когда элемент матрицы равен 1, тогда получаем неравенство следующего вида:

$$x(k) + h \leq b, \text{ или } x(k) + w_{i,j} \leq b \quad (6)$$

т.е. алгоритм решения СЛН будет сходиться, если задавать начальное значение шага и начальное значение матрицы весов по формуле (6). В таблице 2 приводятся данные тестирования программы при разных количествах входных образов.

Таблица 2

## Результаты тестирования программы

№ п/п	Начальное значение шага $h$	Начальное значение $w_{i,j}$	Количество эпох	Количество образов
1	10	0	расходится	5
2	-5	0	11	5
3	-3	-2	5	5
4	-2	-3	4	5
5	-1	-4	16	5
6	-4	-1	8	5
7	0	10	расходится	5
8	5	5	расходится	5
9	-15	0	11	5
10	-15	3	12	5
11	-2	-3	10	10
12	-5	0	17	10
13	-2	-3	17	20
14	-4	-1	26	33
15	-2	-3	11	33

Из таблицы 2 видно, что если задавать начальное значение шага  $h$  и веса  $w_{i,j}$  по формуле (6), то алгоритм будет сходиться, причем при  $h=-2$  и  $w_{i,j} = -3$  алгоритм будет сходиться в несколько раз быстрее, т.е. количество эпох будет меньше для одного и того же набора данных (время выполнения одной эпохи для одного и того же набора данных, но при разных значениях шага  $h$  и веса  $w_{i,j}$  будет одинаковым).

Все выше сказанное позволяет сделать следующие выводы:

- СЛН выгоднее, чем СЛУ;
- реализована модификация алгоритма Сударикова для обучения НС;
- символы арабских цифр, кириллицы и латиницы относятся к линейно разделимым наборам образов;
- разработан алгоритм по заданию начального значения шага и начального значения матрицы весов.

Таким образом, появляется перспектива создания эффективных НС для задач диагностики состояния оборудования нефтегазовой отрасли.

### Литература

1. «Нейроматематика», под редакцией Галушкина А.И., ИПРЖР, М. 2002 г.
2. Розенблатт Ф., «Принципы нейродинамики», Мир, М. 1965 г.
3. Минский М., Пайперт С., «Перцептроны», Мир, М. 1971 г.
4. Ивахненко А.Г., «Перцептрон – система распознавания образов», Наукова думка, Киев, 1975 г.
5. Жильцов А.А., Зозуля Ю.И. «Адаптивная балансовая модель инженерной сети нефтегазодобычи» // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности, 2006 г. № 3. С. 36-39.
6. Гиниятуллин В.М., Зозуля Ю.И., Муртазина В.А., Фазылова М.В. «Реализация бинарных решающих функций в нейросетевом базисе» // Нейрокомпьютеры, 2006 г. №10. С. 3-8.