Министерство образования Российской Федерации

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ им. Н.Э. БАУМАНА

Факультет: Информатика и системы управления Кафедра: Информационная безопасность (ИУ8)

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

Лабораторная работа №1 на тему:

«Исследование однослойных нейронных сетей на примере моделирования булевых выражений»

Вариант 23

Преподаватель: Коннова Н.С.

Студент: Соловьева Е.А.

Группа: ИУ8-61

Цель работы

Исследовать функционирование простейшей нейронной сети (HC) на базе нейрона с нелинейной функцией активации и ее обучение по правилу Видроу-Хоффа.

Постановка задачи

Получить модель булевой функции (БФ) на основе однослойной НС (единичный нейрон) с двоичными входами $x_1, x_2, x_3, x_4 \in \{0, 1\}$, единичным входом смещения $x_0 = 1$, синаптическими весами w_0, w_1, w_2, w_3, w_4 , двоичным выходом $y \in \{0, 1\}$ и заданной нелинейной функцией активации (ФА) $f: R \to (0, 1)$.

Для заданной БФ реализовать обучение НС для двух случаев:

- 1. с использованием всех комбинаций переменных x_1, x_2, x_3, x_4 ;
- 2. с использованием части возможных комбинаций переменных x_1, x_2, x_3, x_4 ; остальные комбинации используются в качестве тестовых.

Ход работы

Получим таблицу истинности для моделируемой БФ:

$$\overline{(\overline{x_2} + x_4)x_1 + x_1x_3}$$

x_1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
x_2	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
x_3	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1
x_4	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
F	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0

На начальном шаге l=0 (эпоха k=0) весовые коэффициенты берутся в виде:

$$w_0^{(0)} = w_1^{(0)} = w_2^{(0)} = w_3^{(0)} = w_4^{(0)} = 0$$

Норма обучения для всех случаев выбирается $\eta = 0.3$

- 1. Обучение HC с использованием всех комбинаций переменных x_1, x_2, x_3, x_4 .
 - 1.1. Используя пороговую ФА:

$$f(net) = \begin{cases} 1, net > 0, \\ 0, net \le 0 \end{cases}$$

Tаблица 1 Π араметры HC на последовательных эпохах (пороговая ΦA)

Номер эпохи, к	Вектор весов W, выходной вектор Y , суммарная ошибка E
0	Y = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
	W = (0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0), E = 9
1	Y = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
	W = (0.0, -0.3, 0.0, 0.0, -0.3), E = 9
2	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.3, -0.6, 0.0, 0.0, -0.3), E = 5
3	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.6, -0.6, 0.0, 0.0, -0.3), E = 1
4	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.6, -0.6, 0.0, 0.0, -0.6), E = 5
5	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.6, -0.9, 0.0, 0.0, -0.6), E = 5
6	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.9, -0.9, 0.0, 0.0, -0.6), E = 1
7	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.9, -0.9, 0.0, 0.0, -0.9), E = 5
8	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.9, -1.2, 0.0, 0.0, -0.9), E = 5
9	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.2, -1.2, 0.0, 0.0, -0.9), E = 1
10	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.2, -1.2, 0.0, 0.0, -1.2), E = 5
11	Y = (1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.2, -1.5, 0.0, -0.3, -0.9), E = 3
12	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.5, -1.5, 0.0, 0.0, -0.9), E = 1
13	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.5, -1.5, 0.0, 0.0, -1.2), E = 1

14	Y = (1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.5, -1.5, 0.0, -0.3, -1.2), E = 3
15	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.5, -1.8, 0.0, -0.3, -0.9), E = 1
16	Y = (1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.5, -1.8, 0.0, -0.6, -0.9), E = 3
17	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.8, -1.8, 0.0, -0.3, -0.9), E = 1
18	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.8, -1.8, 0.0, -0.3, -1.2), E = 1
19	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.8, -1.8, 0.0, -0.6, -1.2), E = 1
20	Y = (1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.8, -1.8, 0.0, -0.9, -1.2), E = 3
21	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (1.8, -2.1, 0.0, -0.9, -0.9), E = 1
22	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0),
	W = (2.1, -1.8, 0.3, -0.9, -0.9), E = 1
23	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0),
	W = (2.1, -1.8, 0.6, -0.9, -0.9), E = 1
24	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0),
	W = (1.8, -2.1, 0.6, -0.9, -0.9), E = 0

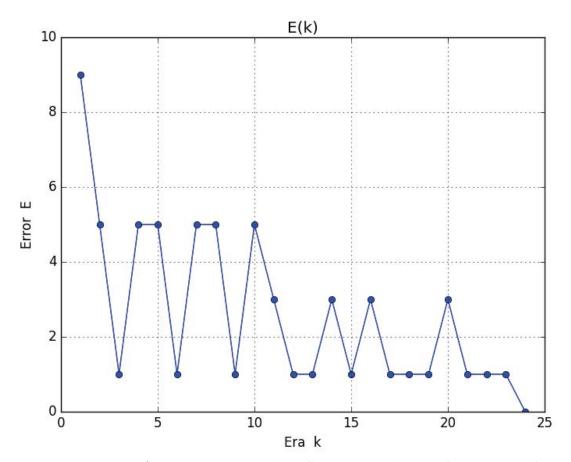


Рисунок 1 График суммарной ошибки HC по эпохам обучения (пороговая ΦA)

1.2. Используя сигмоидальную (логистическую) ФА:

$$f(net) = \frac{1}{1 + \exp(-net)},$$

производная которой

$$\frac{df(net)}{dnet} = f(net)(1 - f(net)).$$

Таблица 2 Параметры НС на последовательных эпохах (логистическая ФА)

Номер эпохи, к	Вектор весов W, выходной вектор Y , суммарная ошибка E
0	Y = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
	W = (0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0), E = 9
1	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.0, -0.075, 0.0, 0.0, -0.075), E = 5
2	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.0, -0.15, 0.0, 0.0, -0.075), E = 5
3	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.075, -0.15, 0.0, 0.0, -0.074), E = 1
4	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.075, -0.15, 0.0, 0.0, -0.149), E = 5
5	Y = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.075, -0.225, -0.0, 0.0, -0.149), E = 5
6	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.15, -0.225, -0.0, 0.0, -0.149), E = 1
7	Y = (1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.15, -0.225, 0.0, -0.075, -0.149), E = 3
8	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),
	W = (0.149, -0.3, -0.0, -0.075, -0.074), E = 1
9	Y = (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0),
	W = (0.224, -0.225, 0.074, -0.075, -0.074), E = 0

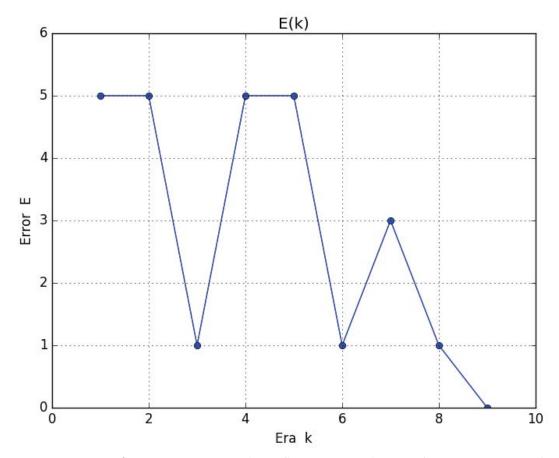


Рисунок 2 График суммарной ошибки HC по эпохам обучения (логистическая ΦA)

2. Обучение HC с использованием части комбинаций переменных x_1, x_2, x_3, x_4 .

Последовательно уменьшая выборку количества векторов, найдём наименьшее количество необходимых для обучения векторов.

2.1.Используя пороговую ФА.

Минимальный набор из четырёх векторов:

$$X^{(1)} = (0, 0, 0, 1), X^{(2)} = (0, 1, 0, 0), X^{(3)} = (0, 1, 1, 0), X^{(4)} = (1, 1, 1, 1)$$

Даёт следующие синаптические коэффициенты:

$$W = (0.9, -0.9, 0.3, -0.3, -0.3)$$

Для полного обучения потребовалось 4 эпохи.

Tаблица 3 Π араметры HC на последовательных эпохах (пороговая ΦA) при наборе из 4 векторов

Номер эпохи, к	Вектор весов W, выходной вектор Y , суммарная ошибка E
0	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0), E = 3
1	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.0, -0.3, -0.3, -0.3, 0.0), E = 3
2	Y = (1, 0, 0, 0),
	W = (0.3, -0.6, -0.3, -0.6, 0.0), E = 2
3	Y = (1, 1, 0, 0),
	W = (0.6, -0.9, 0.0, -0.6, -0.3), E = 1
4	Y = (1, 1, 1, 0),
	W = (0.9, -0.9, 0.3, -0.3, -0.3), E = 0

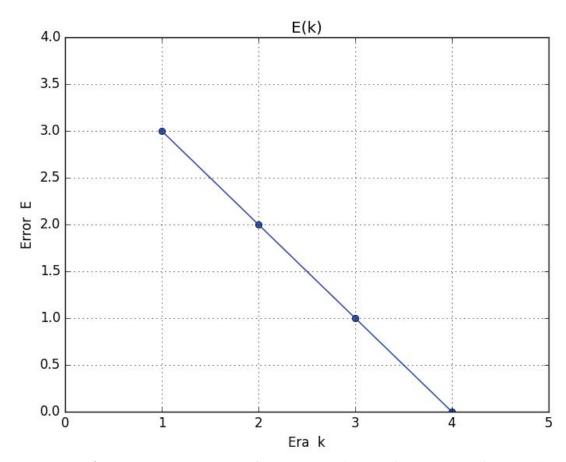


Рисунок 3 График суммарной ошибки HC по эпохам обучения (пороговая ΦA) при наборе из 4-х векторов

2.2. Используя сигмоидальную (логистическую) ФА.

Минимальный набор из четырёх векторов:

$$X^{(1)} = (0, 0, 1, 1), X^{(2)} = (1, 0, 0, 0), X^{(3)} = (1, 1, 0, 0), X^{(4)} = (1, 1, 1, 1)$$

Даёт следующие синаптические коэффициенты:

$$W = (0.225, -0.298, 0.077, -0.073, -0.073)$$

Для полного обучения потребовалось 10 эпох.

Таблица 4 Параметры HC на последовательных эпохах (логистическая ΦA) при наборе из 4 векторов

Номер эпохи, к	Вектор весов W, выходной вектор Y , суммарная ошибка E
0	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0), E = 2
1	Y = (1, 0, 0, 0),
	W = (0.002, -0.073, 0.002, 0.002, 0.002), E = 1
2	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.002, -0.073, 0.002, -0.073, -0.073), E = 2
3	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.001, -0.148, 0.002, -0.073, -0.073), E = 2
4	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.076, -0.148, 0.002, -0.073, -0.073), E = 2
5	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.076, -0.223, 0.002, -0.073, -0.073), E = 2
6	Y = (1, 0, 0, 0),
	W = (0.151, -0.223, 0.002, -0.073, -0.073), E = 1
7	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.151, -0.223, 0.002, -0.148, -0.148), E = 2
8	Y = (1, 1, 1, 0),
	W = (0.225, -0.223, 0.077, -0.073, -0.073), E = 1
9	Y = (0, 0, 0, 0),
	W = (0.15, -0.298, 0.077, -0.148, -0.148), E = 2
10	Y = (1, 0, 1, 0),
	W = (0.225, -0.298, 0.077, -0.073, -0.073), E = 0

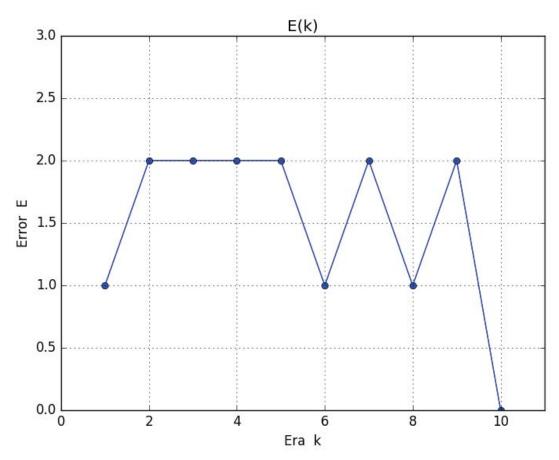


Рисунок 4 График суммарной ошибки HC по эпохам обучения (логистическая ΦA) при наборе из 4-х векторов

Выводы

В ходе проделанной работы была изучена работа простейшего нейрона НС на базе нейрона с нелинейной функцией активации и проведено обучение по правилу Видроу-Хоффа. В качестве функций активации брались две различные функции – пороговая и логистическая. В ходе обучения на полных наборах было выявлено, что с использованием логистической функции активации понадобилось меньше эпох, чем для обучения с использованием пороговой функции активации.

Кроме того, для случаев пороговой и логистической функций активации были найдены минимально возможные наборы векторов, на которых можно обучить НС. В обоих случаях удалось найти наборы, состоящие из четырёх векторов. В случае обучения с использованием пороговой функции активации понадобилось меньшее количество эпох, чем с использованием логистической.

Приложение А.

```
Файл 'lab-1.py'.
Лабораторная работа No 1
Исследование однослойных нейронных сетей на примере
моделирования булевых выражений.
Цель: Исследовать функционирование простейшей нейронной сети (НС) на базе нейрона с
нелинейной функцией активации и ее обучение по правилу Видроу-Хоффа.
Вариант 23.
import sys
from AF import *
from Education import *
from Tools import boolean_function, bin_generation, IntToByte
def initialize_components():
   Функция инциализирует необходимые для расчётов компоненты
    :param return: F - значения БФ, W - начальные весовые коэффициенты
   W = [0, 0, 0, 0, 0]
   n = 4 # число переменных
   X = bin generation(n)
   F = get F(X)
    return F, W
def get_F(X):
   Функция возвращает значения БФ на заданных ей наборах переменных
    :param X: наборы переменных значения БФ
    :param return: значения БФ
    111
    F = list()
    for x in X:
        # х0 в расчёт не берётся. Оно необходимо лишь для правила Видроу-Хоффа
        F.append(boolean_function(x[1], x[2], x[3], x[4]))
    return F
def nnm_BF(W, F, outputFile):
    Функция производит расчёт и построения нейросетевой модели БФ, используя пороговую и
логистическую ФА
    :param W: начальные весовые коэффициенты
    :param F: значения БФ
    :param outputFile: имя файла вывода
    :param return: none
```

Получим нейросетевую модель БФ, используя пороговую ФА