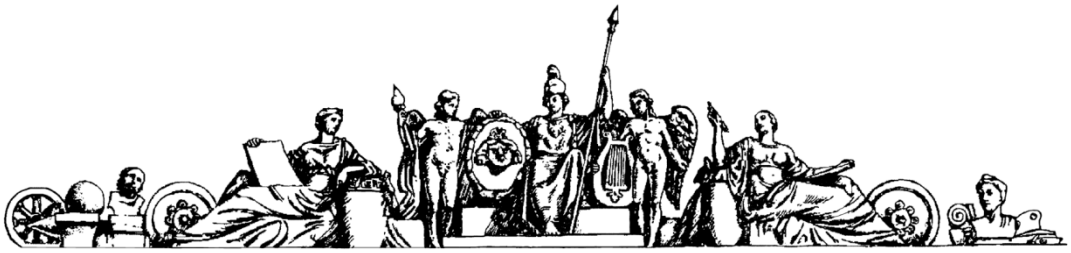


Министерство образования Российской Федерации
МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ им. Н.Э. БАУМАНА

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

Интеллектуальные технологии информационной безопасности

Лабораторная работа №1

“Исследование однослойных нейронных сетей на примере моделирования булевых выражений”

Вариант 12

Преподаватель: Строганов Иван Сергеевич
Студент: Кокин Даниил Сергеевич
Группа: ИУ8-61

2021 г.

Цель работы

Исследовать функционирование простейшей нейронной сети (НС) 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_1, w_2, w_3, w_4, двоичным выходом y $\in \{0,1\}$ и заданной нелинейной функцией активации (ФА) $f : R \rightarrow (0,1)$

Для заданной БФ реализовать обучение НС для двух случаев:

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

Моделируемая БФ:

$$(x_1 + x_2)x_3 + x_4$$

ФА:

- $f(net) = \begin{cases} 1, net \geq 0, \\ 0, net < 0. \end{cases}$ $\qquad f(\text{net}) = \frac{1}{2}(\tanh(\text{net}) + 1)$

Норма обучения: 0.3

Таблица истинности:

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	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1

1. Пороговая функция активации:

Эпоха	Веса *W*, выходной сигнал *Y*, суммарная ошибка *E*
0	Y=[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1], W=[0, 0, 0, 0, 0], E=5
1	Y=[1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1], W=[0.000 0.300 -0.300 0.000 0.600], E=3
2	Y=[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1], W=[0.000 0.600 0.000 0.300 0.600], E=5
…	…
19	Y=[0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1], W=[-1.500 1.500 0.300 0.600 1.200], E=0

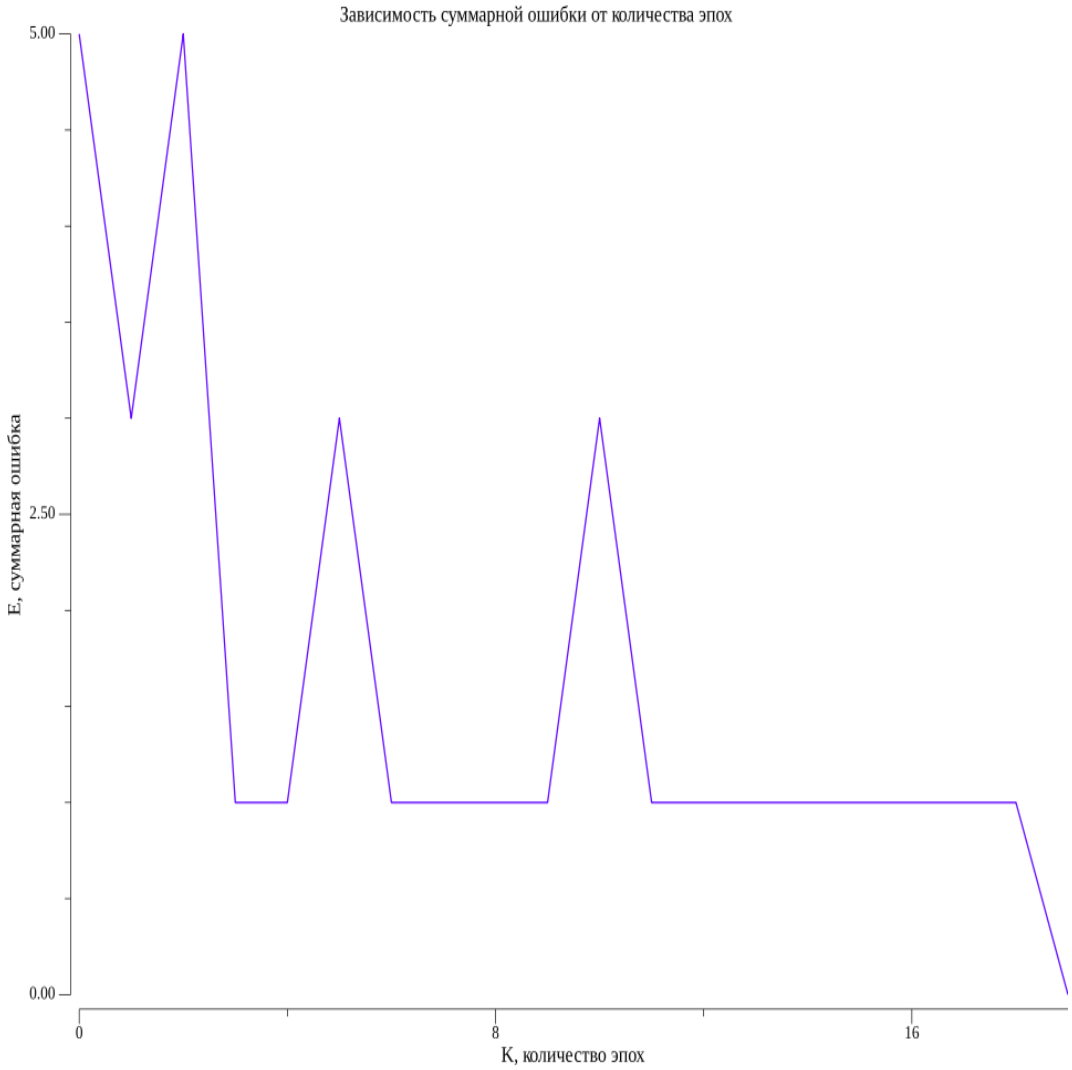


рис 1. Зависимость E(k) с пороговой ФА

2. Логистическая функция активации:

Эпоха	Веса *W*, выходной сигнал *Y*, суммарная ошибка *E*
0	Y=[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1], W=[0, 0, 0, 0, 0], E=5
1	Y=[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1], W=[0.000 0.000 0.011 0.148 0.416], E=5
2	Y=[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1], W=[0.000 0.150 0.020 0.307 0.535], E=5
…	…
20	Y=[0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1], W=[-0.900 1.008 0.189 0.245 0.770], E=0

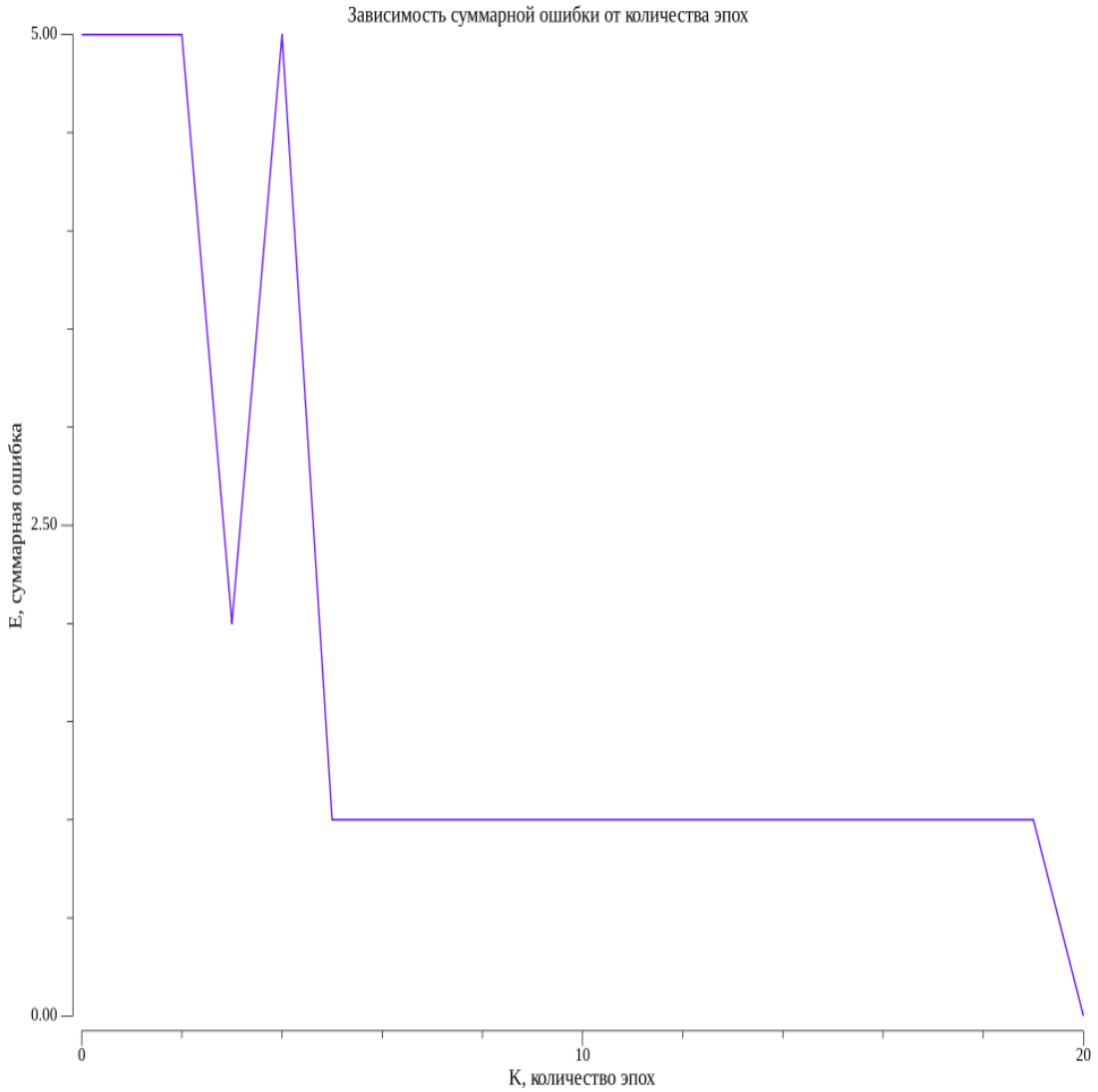
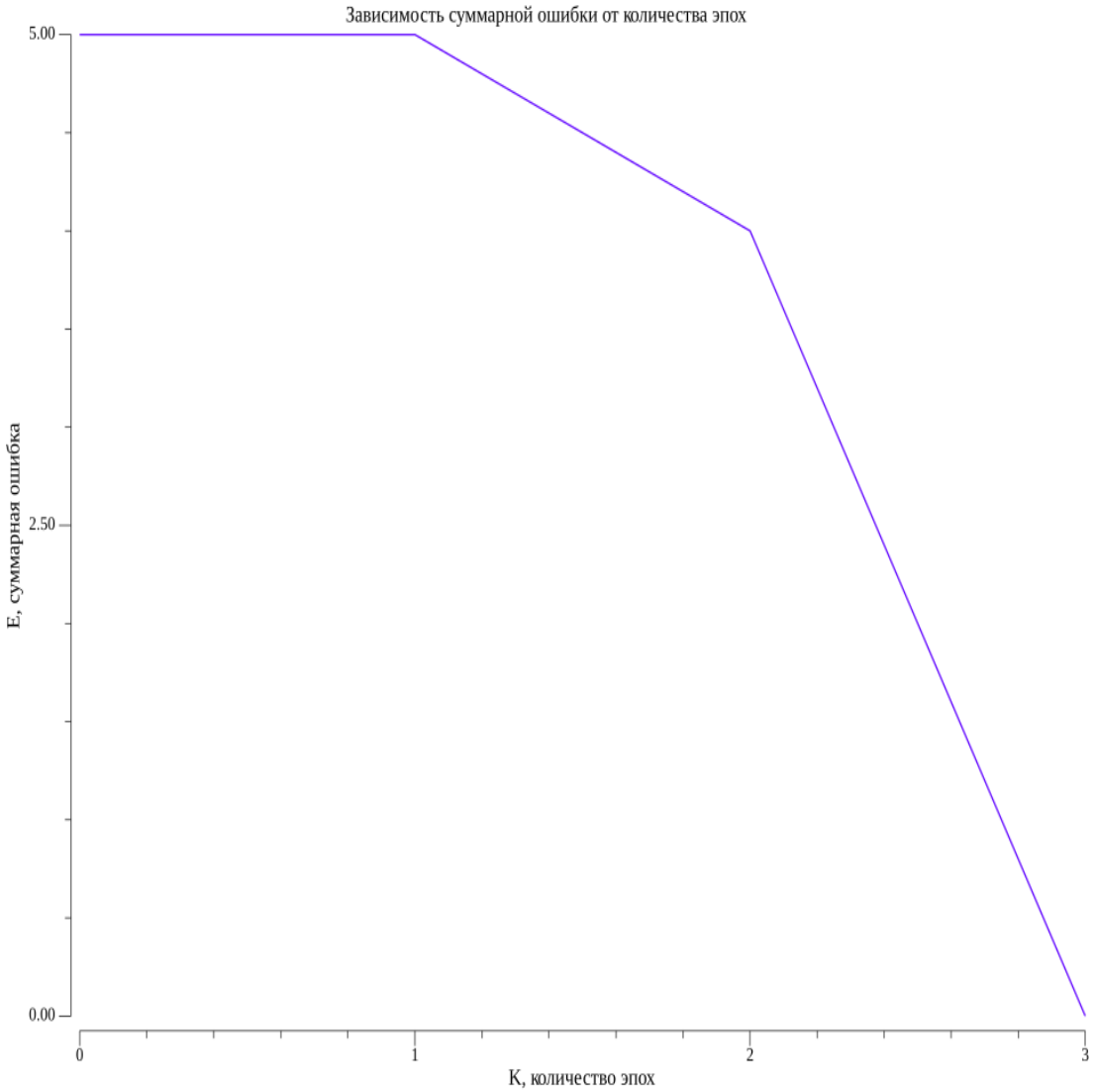


рис 2. Зависимость E(k) с логистической ФА

3. Обучение на 4 наборах [0 0 0 0] [0 1 1 0] [0 1 1 1] [1 1 1 1] с пороговой функцией активации:

Эпоха	Веса *W*, выходной сигнал *Y*, суммарная ошибка *E*
0	Y=[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1], W=[0, 0, 0, 0, 0], E=5
1	Y=[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1], W=[0.000 0.150 0.147 0.138 0.125], E=5
2	Y=[0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1], W=[-0.300 0.297 0.152 0.150 0.141], E=4
3	Y=[0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1], W=[-0.300 0.442 0.150 0.147 0.250], E=0



Зависимость E(k) с логистической ФА и ограниченной выборкой

Листинг основной части программы, остальное можно найти здесь: https://github.com/dankokin/ITIB/tree/main/lab1 (golang)

```go
package neuron
import (
    "fmt"
    "io"
    "itib/lab1/combinations"
    "itib/lab1/utils"
)
// Интерфейс для различных ФА с необходимыми двумя методами
// Вычисление ФА и ее производной
type ActivationFunction interface {
    Activate(float64) uint8
    Derivative([]float64, []uint8) float64
}
// Основная структура нейрона
/*
 * activationFunction - интерфейс для ФА
 * teachingRate - норма обучения
 * weights - вектор весов
 * target - вектор значений целевой функции
 * sets - все возможные наборы входных значений для БФ
 * variablesQuantity - кол-во переменных
 * writer - интерфейс для логирования: консоль либо файл
 */
type Neuron struct {
    activationFunction ActivationFunction
    teachingRate       float64
    weights            []float64
    target             []uint8
    sets               [][]uint8
    variablesQuantity  uint8
    writer             io.Writer
}
// Функция создания объекта структуры Neuron
func CreateNeuron(function ActivationFunction, weights []float64,
    teachRate float64, target []uint8, varsQuantity uint8, writer io.Writer)
*Neuron {
    sets := utils.MakeAllSets(varsQuantity)
    return &Neuron{
        activationFunction: function,
        weights:            weights,
        teachingRate:       teachRate,
        target:             target,
        sets:               sets,
        variablesQuantity:  varsQuantity,
        writer:             writer,
    }
}
```

```
func (n *Neuron) SetOutput(writer io.Writer) {
    n.writer = writer
}
// Вычисление ФА
func (n *Neuron) getActivationFunction(set []uint8) uint8 {
    net := n.weights[0]
    for i, weight := range n.weights[1:] {
        net += weight * float64(set[i])
    }
    return n.activationFunction.Activate(net)
}
// Вычисление выходного вектора
func (n *Neuron) calculateFunctionVector() []uint8 {
    vector := make([]uint8, 0, len(n.target))
    for i := 0; i < len(n.target); i++ {
        value := n.getActivationFunction(n.sets[i])
        vector = append(vector, value)
    }
    return vector
}
// Функция для логирования промежуточных результатов
func (n *Neuron) PrintInfo(epoch uint16, err uint8, out []uint8) {
    info := fmt.Sprintf("Эпоха № %d. Выходной вектор: %v. Вектор
весов: %.3f. Суммарная ошибка: %d",
        epoch, out, n.weights, err)
    fmt.Fprintln(n.writer, info)
}
// Обучение нейрона
func (n *Neuron) Train(epochs uint16, isPartly bool, graphicName string,
sets ...[]uint8) bool {
    // Точки для создания графика
    xPoints := make([]float64, 0, epochs)
    yPoints := make([]float64, 0, len(n.target))
    // Если наборы, на которых необходимо обучаться, не заданы,
берутся все возможные
    var teachSet [][]uint8
    if len(sets) == 0 {
        teachSet = n.sets
    } else {
        teachSet = sets
    }
    for epoch := uint16(0); epoch < epochs; epoch++ {
        vector := n.calculateFunctionVector()
        err := utils.HammingDistance(n.target, vector)
        xPoints = append(xPoints, float64(epoch))
        yPoints = append(yPoints, float64(err))
        // Флаг помогает избежать лишнего логирования в случае с
нахождением минимального набора
        if !isPartly {
            n.PrintInfo(epoch, err, vector)
        }
        if err == 0 {
```

```
            if isPartly {
                fmt.Fprintf(n.writer, "Минимальный набор из %d векторов:
%v\n", len(sets), sets)
            }
            p := utils.CreatePlotter()
            p.DrawGraph(xPoints, yPoints, len(xPoints), graphicName, 100, 10,
255)
            return true
        }
        for i := 0; i < len(teachSet); i++ {
            y := n.getActivationFunction(teachSet[i])
            for j := uint8(0); j < n.variablesQuantity + 1; j++ {
                if j == 0 {
                    n.weights[j] += n.teachingRate * (float64(n.target[i]) -
float64(y))
                } else {
                    n.weights[j] += n.teachingRate * (float64(n.target[i]) -
float64(y)) *
                        n.activationFunction.Derivative(n.weights, teachSet[i]) *
                            float64(teachSet[i][j-1])
                }
            }
        }
    }
    return false
}
// Функция для обучения на неполной выборке
func (n *Neuron) TrainPartly(epochs uint16, graphicName string) bool {
    for i := 2; i < 16; i++ {
        setCombinations := combinations.Combinations(n.sets, i)
        for _, setCombination := range setCombinations {
            n.weights = []float64{0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0}
            result := n.Train(100, true, graphicName, setCombination...)
            if result {
                n.weights = []float64{0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0}
                n.Train(epochs, false, graphicName, setCombination...)
                return true
            }
        }
    }
    return false
}
func (n *Neuron) GetWeights() []float64 {
    return n.weights
}
```

Вывод

В данной работе реализован перцептрон, обучающий по правилу Видроу-Хоффа простейшую нейронную сеть. В соответствии со входной функцией активации программа выдает отклик на входные данные. Был уменьшен размер обучающей выборки и для БФ были найдены четыре набора, на которых можно обучить функцию. При изменении нормы обучения меняется количество эпох. При правильном подборе можно избежать большого числа эпох.