

<b>Лабораторная работа 1</b>	<b>3</b>
Цель работы	3
Содержание	3
Постановка задачи	3
Исходные данные	3
Алгоритм решения	4
Построение сети	4
Обучение сети	6
Результаты обучения	10
Выводы	13
<b>Лабораторная работа 2</b>	<b>14</b>
Цель работы	14
Содержание	14
Постановка задачи	14
Исходные данные	14
Алгоритм решения	15
Обучение OR, NOR, AND, NAND	15
Обучение XOR, NXOR	16
Выводы	20
<b>Лабораторная работа 3</b>	<b>21</b>
Цель работы	21
Содержание	21
Постановка задачи	21
Используемые функции	21
Алгоритм traingd	22
Алгоритм trainrp	25
Алгоритм traingdx	28
Выводы	30
<b>Лабораторная работа 4.1</b>	<b>31</b>
Цель работы	31
Содержание	31
Постановка задачи	31
Используемые функции	31
Алгоритм traingdx	33
Алгоритм trainlm (default)	34
Выводы	36
<b>Лабораторная работа 4.2</b>	<b>37</b>

Цель работы	37
Постановка задачи	37
Используемые функции	37
Сравнение по количеству внутренних нейронов	38
Выводы	40
<b>Лабораторная работа 5</b>	<b>41</b>
Цель работы	41
Содержание	41
Постановка задачи	41
Алгоритм действий	41
Выводы	46
<b>Лабораторная работа 6</b>	<b>47</b>
Цель работы	47
Содержание	47
Аппроксимация функции одной переменной	47
Аппроксимация функции нескольких переменных	50
Выводы	51
<b>Лабораторная работа 7</b>	<b>52</b>
Цель работы	52
Содержание	52
Выводы	52

# Лабораторная работа 1

## Цель работы

Изучение основных свойств и основ работы с GUI – интерфейсом пакета Neural Networks Toolbox в программной среде MatLab.

## Содержание

### Постановка задачи

Построить и натренировать нейронную сеть для вычисления функции

$$y = x_1 * \sin(x_2), x_1, x_2 \in [-1; 1]$$

### Исходные данные

В качестве исходных данных с помощью написанного скрипта были сгенерированы значения для  $x_1$  и  $x_2$ , а затем по ним вычислены соответствующие значения  $y$ :

```
x =[-0.971744075369 -0.908085502026 -0.275879929245 -0.34233462519  
-0.534516732717 0.166042363216 -0.492364276638 0.557852348271  
0.803364729692 0.63603628916 -0.847704356355 0.0515582795791  
0.949948818347 0.8234815387 -0.636596416475 -0.233058037265  
0.412697908595 -0.259996319331 0.82482797877 -0.026113028086 ;  
-0.704394141359 0.662720300264 -0.0161233750095 -0.720889931336  
0.815524377274 -0.48498938254 -0.685808227007 0.87643916787  
-0.081113665884 0.736559535742 0.973447793537 0.223086935397  
0.278783480788 -0.0828220159893 -0.0250693227568 0.371137173967  
-0.114327560673 0.624237227564 -0.690246562882 0.408250344609]
```

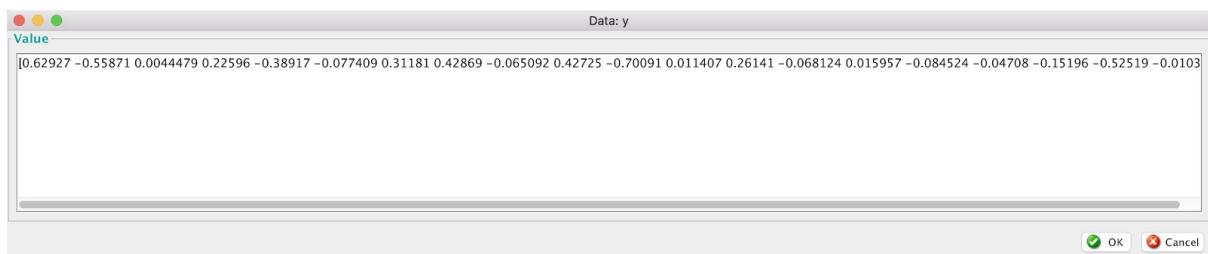
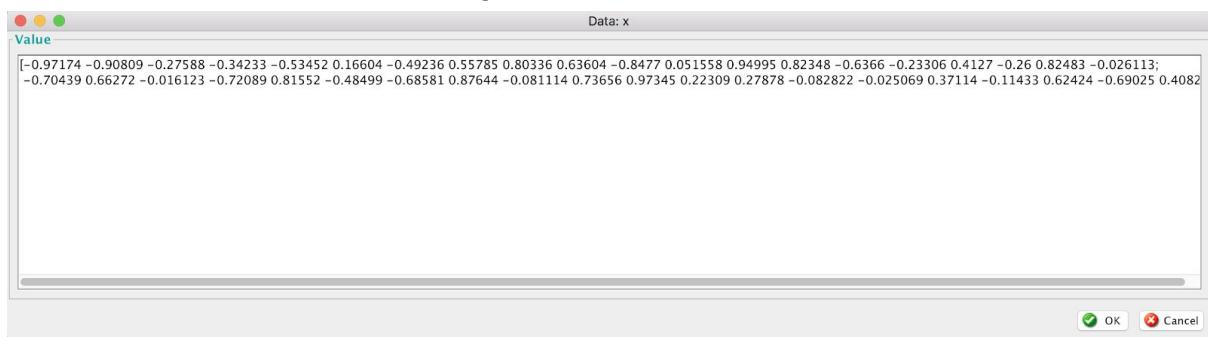
```
y =[0.629274528104 -0.55871195223 0.00444792283491 0.225959155974  
-0.389173696763 -0.0774087781133 0.311813661833 0.428690121478  
-0.0650924249649 0.427253084799 -0.700907259645 0.0114068110504
```

```
0.261412902368 -0.0681244556635 0.0159573694507 -0.0845244206891  
-0.0470800263705 -0.151962264571 -0.52519051128 -0.0103669785159]
```

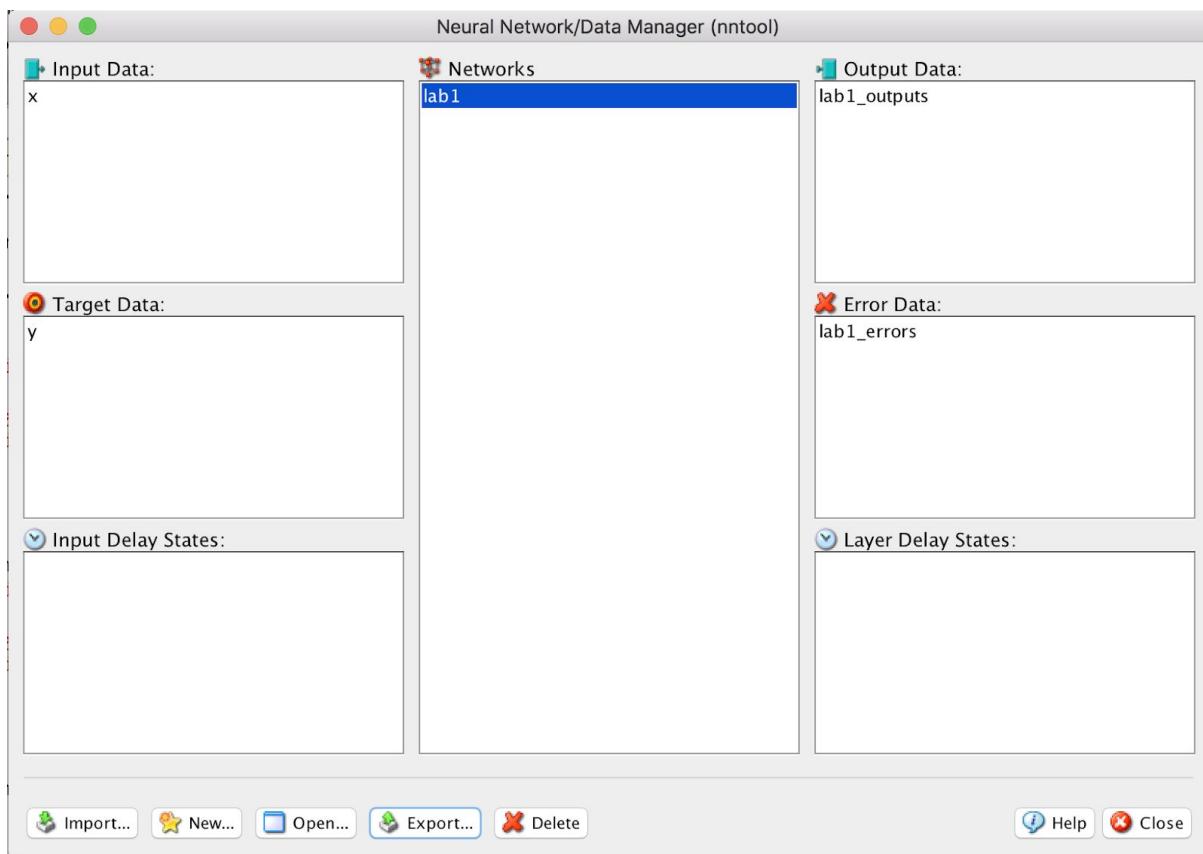
## Алгоритм решения

### Построение сети

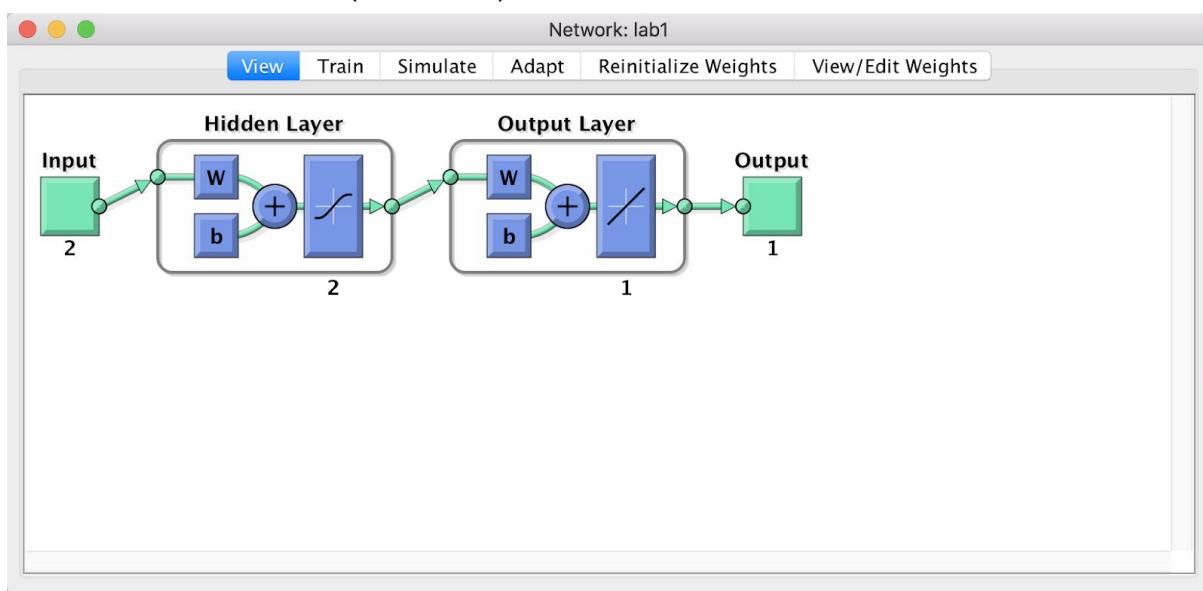
1. С помощью функции **nntool** откроем основное окно интерфейса и сформируем последовательность входов и целей в рабочей области.
2. Внесем исходные данные (*Input Data* и *Target Data*) в окно *Neural Network/Data Manager*.



3. Добавим сеть во вкладке *Networks*

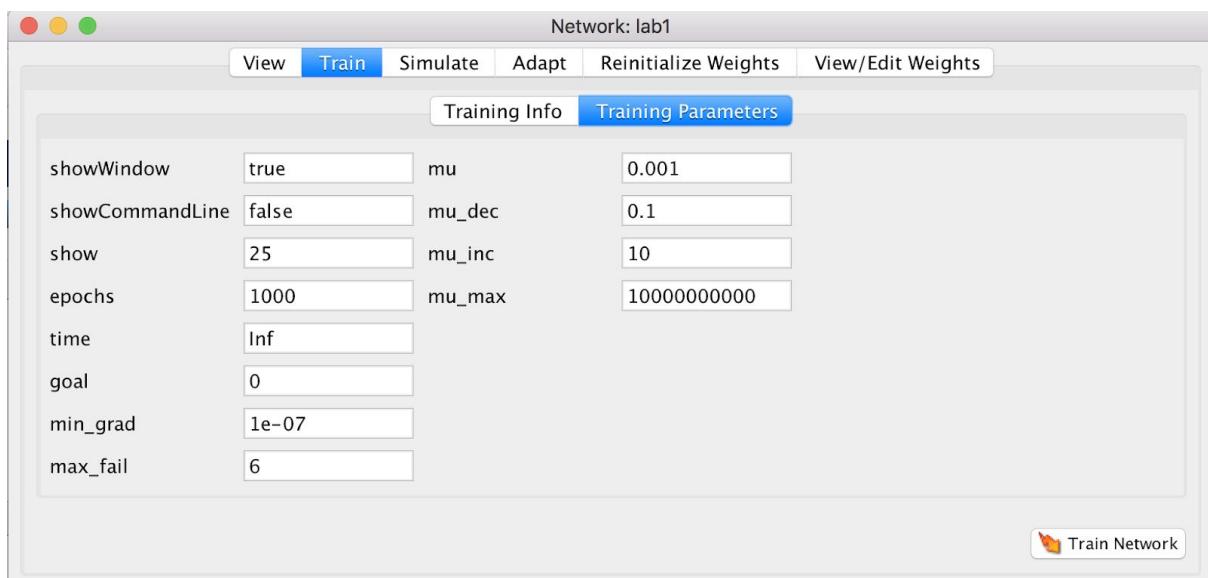
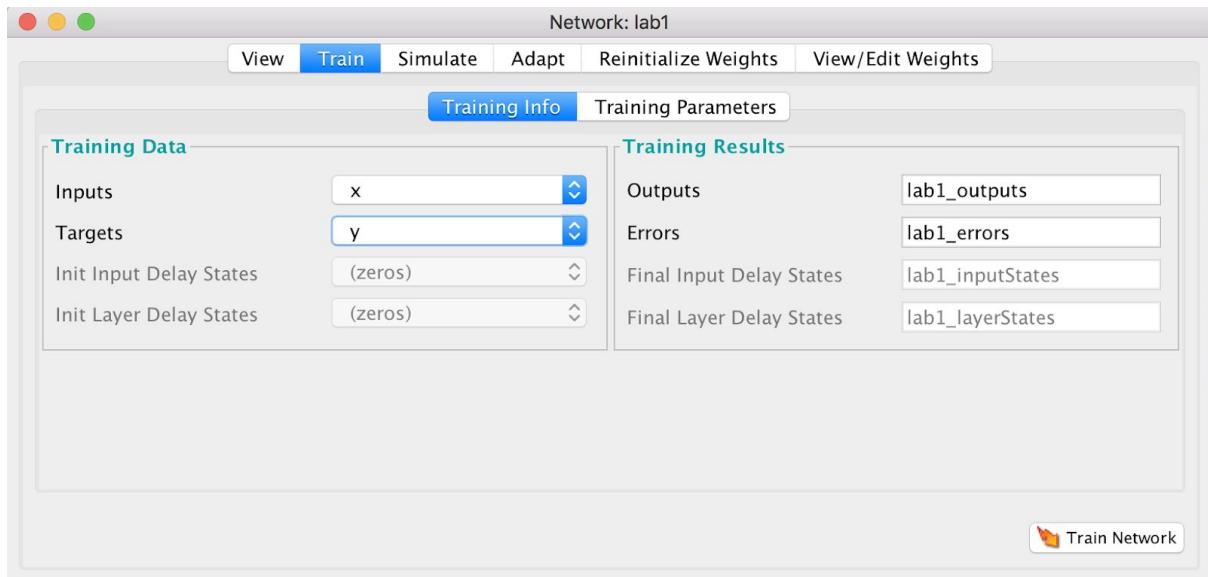


4. Зайдем в настройки сети. Выберем ее тип *Feed-forward backprop* с прямой передачей сигнала и обратным распространением ошибки.
5. Добавим сети *Input Data*, *Target Data*, количество нейронов первого слоя равно 2, функция активации во втором слое - линейная (*PURELIN*).

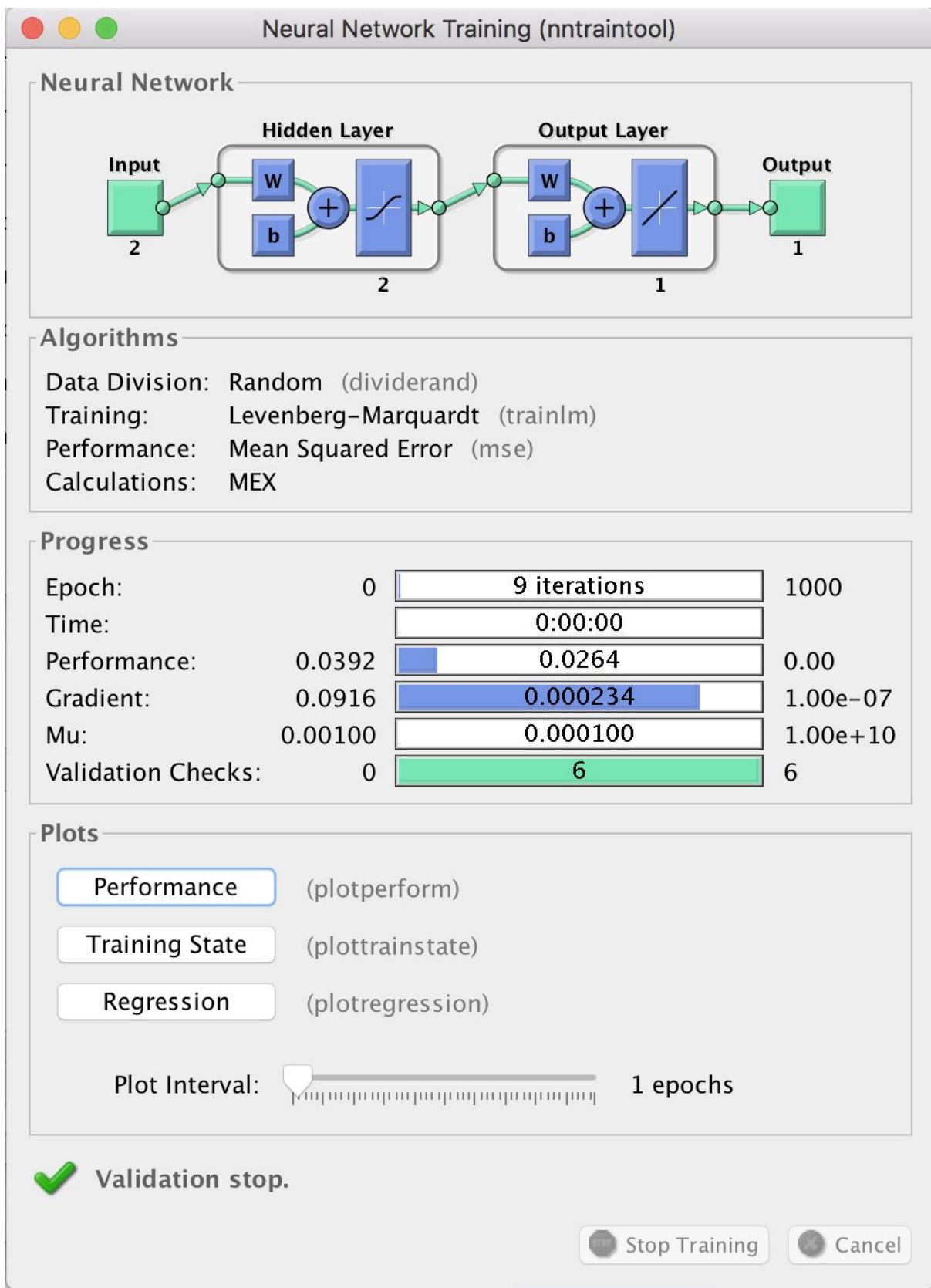


# Обучение сети

Установим значения параметров во вкладке Train, как сказано в условии:



И нажмем *Train Network*. Качество обучения сети на выбранной обучающей последовательности показано на следующих графиках:



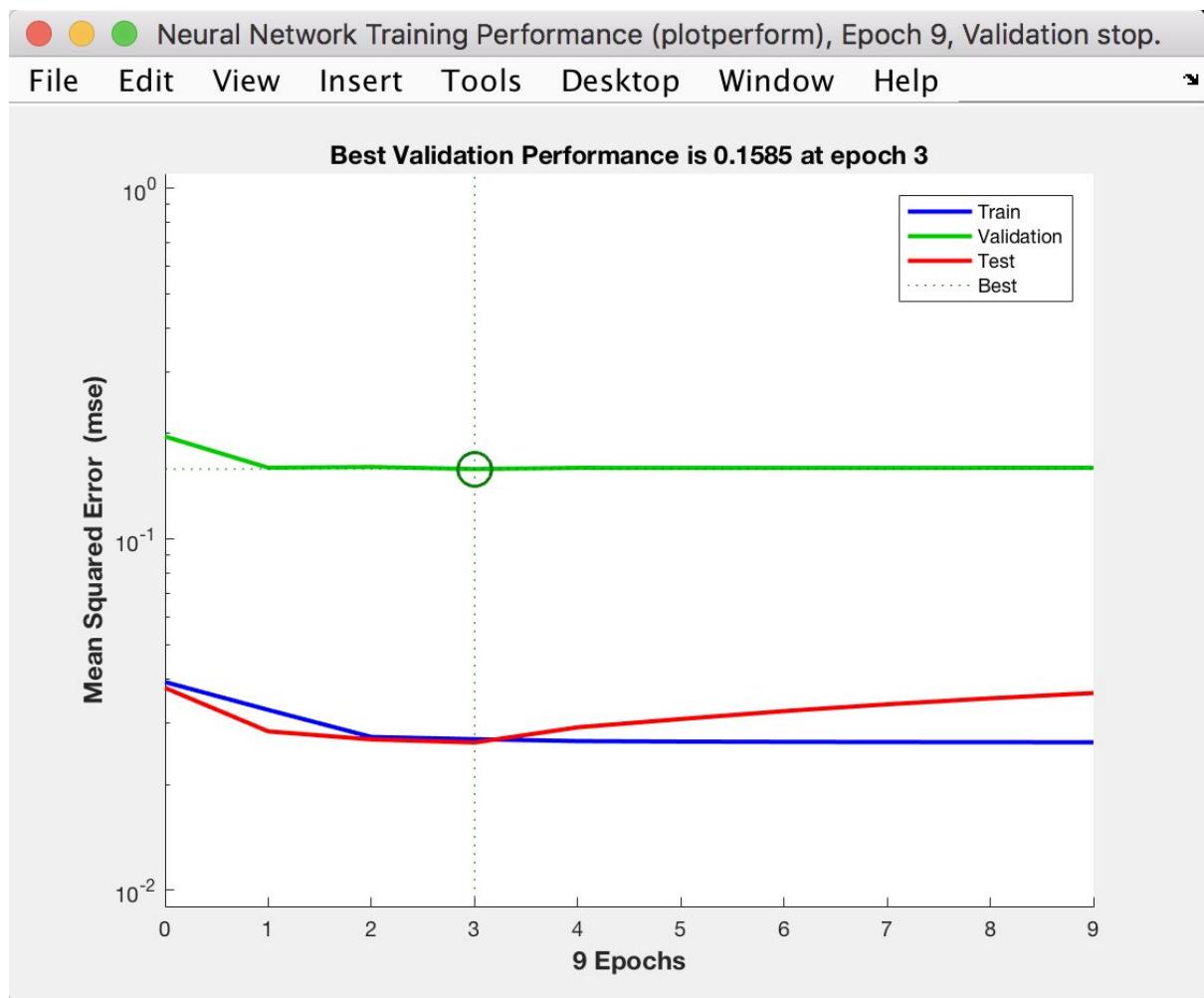


График Performance

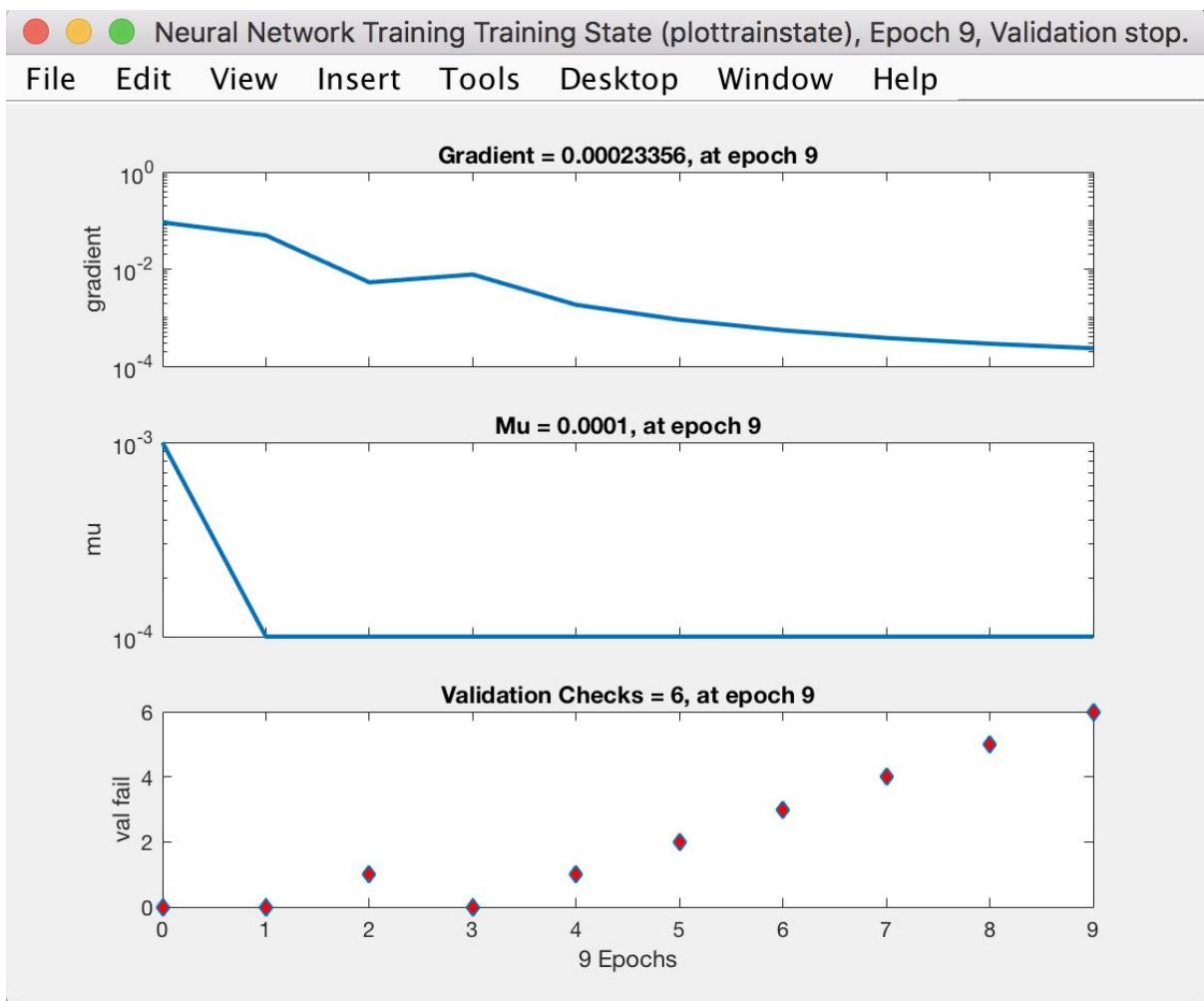


График Training State

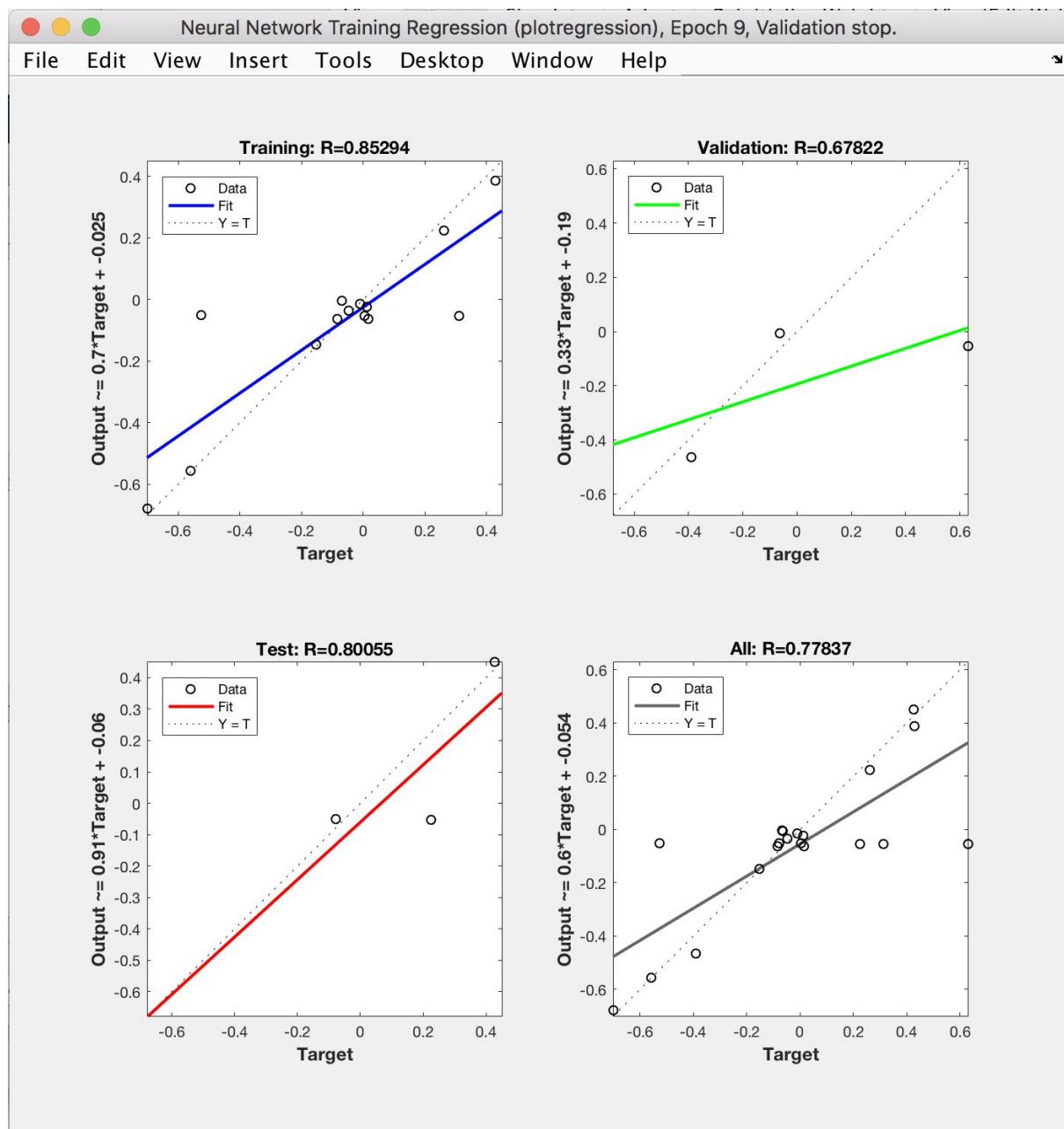


График Regression

## Результаты обучения

Результаты обучения сети можно посмотреть в окне *Network/Data Manager*, а именно выбирая параметры *lab1\_outputs* и *lab1\_errors*:

```
lab1_outputs = [-0.053503 -0.55667 -0.052302 -0.053126 -0.4651 -0.051539
-0.053213 0.3876 -0.005608 0.45023 -0.67868 -0.022636 0.22348 -0.0040626
-0.061654 -0.062779 -0.035276 -0.1466 -0.050654 -0.014699]
```

```

lab1_errors = [0.68278 -0.002041 0.05675 0.27909 0.075925 -0.025869
0.36503 0.041095 -0.059484 -0.022976 -0.022227 0.034042 0.037935 -0.064062
0.077612 -0.021746 -0.011804 -0.0053586 -0.47454 0.0043324]

```

Кроме того, мы можем выгрузить полученные результаты в рабочую область, что позволяет печатать/обрабатывать значения в дальнейшем:

```

Workspace | Current
y =
Columns 1 through 13
0.6293 -0.5587 0.0044 0.2260 -0.3892 -0.0774 0.3118 0.4287 -0.0651 0.4273 -0.7009 0.0114 0.2614
Columns 14 through 20
-0.0681 0.0160 -0.0845 -0.0471 -0.1520 -0.5252 -0.0104
>> lab1_errors
lab1_errors =
Columns 1 through 13
0.6828 -0.0020 0.0568 0.2791 0.0759 -0.0259 0.3650 0.0411 -0.0595 -0.0230 -0.0222 0.0340 0.0379
Columns 14 through 20
-0.0641 0.0776 -0.0217 -0.0118 -0.0054 -0.4745 0.0043
>> lab1_outputs
lab1_outputs =
Columns 1 through 13
-0.0535 -0.5567 -0.0523 -0.0531 -0.4651 -0.0515 -0.0532 0.3876 -0.0056 0.4502 -0.6787 -0.0226 0.2235
Columns 14 through 20
-0.0041 -0.0617 -0.0628 -0.0353 -0.1466 -0.0507 -0.0147

```

### *Результаты работы сети*

А также получить сам объект сети:

```
>> lab1

lab1 =
    Neural Network

        name: 'Custom Neural Network'
        userdata: (your custom info)

dimensions:

    numInputs: 1
    numLayers: 2
    numOutputs: 1
    numInputDelays: 0
    numLayerDelays: 0
numFeedbackDelays: 0
numWeightElements: 9
    sampleTime: 1

connections:

    biasConnect: [1; 1]
    inputConnect: [1; 0]
    layerConnect: [0 0; 1 0]
    outputConnect: [0 1]

subobjects:

    input: Equivalent to inputs{1}
    output: Equivalent to outputs{2}

    inputs: {1x1 cell array of 1 input}
    layers: {2x1 cell array of 2 layers}
    outputs: {1x2 cell array of 1 output}
    biases: {2x1 cell array of 2 biases}
```

*Свойства объекта сети*

# Выводы

При выполнении первой лабораторной работы были получены необходимые навыки в построении базовой модели нейронной сети, умение устанавливать параметры сети, а также возможности ее обработки.

# Лабораторная работа 2

## Цель работы

Изучить свойства линейного нейрона

## Содержание

### Постановка задачи

Построить и натренировать простую линейную нейронную сеть (персептрон) для выполнения логических функций двух переменных OR, AND, NOR, NAND, XOR, NXOR.

### Исходные данные

Для задач:

- AND:  
 $X_{train} = \{[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]\};$   
 $Y_{train} = \{0, 0, 0, 1\};$
- OR:  
 $X_{train} = \{[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]\};$   
 $Y_{train} = \{0, 1, 1, 1\};$
- NAND:  
 $X_{train} = \{[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]\};$   
 $Y_{train} = \{1, 1, 1, 0\};$
- NOR:  
 $X_{train} = \{[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]\};$   
 $Y_{train} = \{1, 0, 0, 0\};$
- XOR:  
 $X_{train} = \{[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]\};$   
 $Y_{train} = \{0, 1, 1, 0\};$
- NXOR:

```
X_train = {[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]};  
Y_train = {1, 0, 0, 1};
```

## Алгоритм решения

### Обучение OR, NOR, AND, NAND

Построим персепtron с помощью функции *newp*:

```
net = newp(inputs, neurons);
```

где inputs - [0 1; 0 1], поскольку все логические значения вкладываются в этот интервал, neurons - 1, поскольку достаточно одного.

Количество циклов адаптации:

```
net.adaptParam.passes = 20;
```

Тренируем сеть:

```
net = train(net, X_train, Y_train);
```

Симуляция работы нейрона на тестовых входах:

```
Y_test = sim(net, X_test);
```

Все это помещается в один скрипт:

```
function Main()  
    disp('Solving for logical AND');  
    X_train = {[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]};  
    Y_train = {0, 0, 0, 1};  
    X_test = X_train;  
    Y = build_logiq1(X_train, Y_train, X_test, [0 1; 0  
1], 1);  
    % Output:  
    Y  
  
    disp('Solving for logical OR');  
    X_train = {[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]};  
    Y_train = {0, 1, 1, 1};
```

```

X_test = X_train;
Y = build_logiql(X_train, Y_train, X_test, [0 1; 0
1], 1);
% Output:
Y

disp('Solving for logical NAND');
X_train = {[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]};
Y_train = {1, 1, 0};
X_test = X_train;
Y = build_logiql(X_train, Y_train, X_test, [0 1; 0
1], 1);
% Output:
Y

disp('Solving for logical NOR');
X_train = {[0; 0] [0; 1] [1; 0] [1; 1]};
Y_train = {1, 0, 0};
X_test = X_train;
Y = build_logiql(X_train, Y_train, X_test, [0 1; 0
1], 1);
% Output:
Y
end

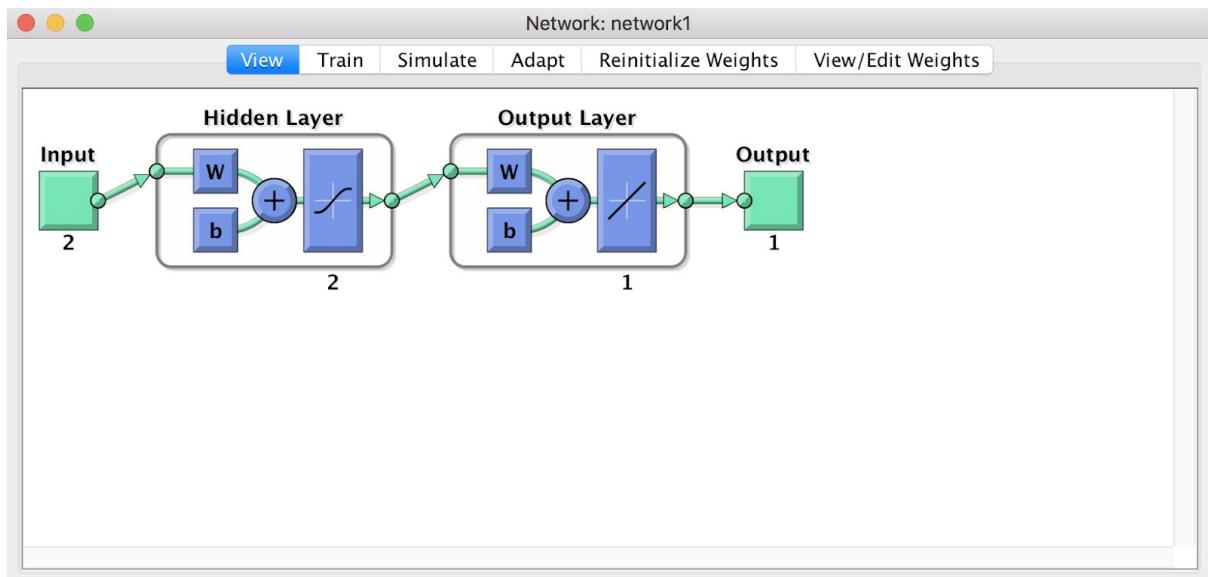
function [Y_test] = build_logiql(X_train, Y_train,
X_test, inputs, neurons)
% declaring a network with two inputs [0, 1] interval
each
    net = newp(inputs, neurons);
    net.adaptParam.passes = 20;
    net = train(net, X_train, Y_train);
    Y_test = sim(net, X_test);
end

```

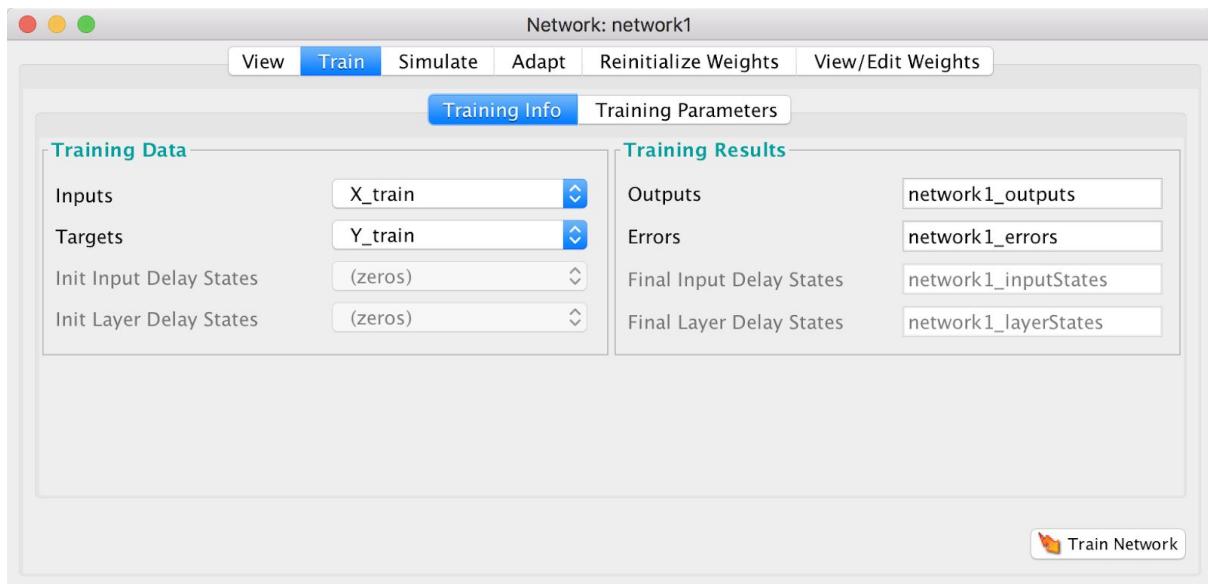
## Обучение XOR, NXOR

Как известно, точки выполнения операций XOR, NXOR не могут быть линейно разделяемыми, поэтому использование линейного нейрона (персептрана) не представляется возможным. Для обучения нейросети

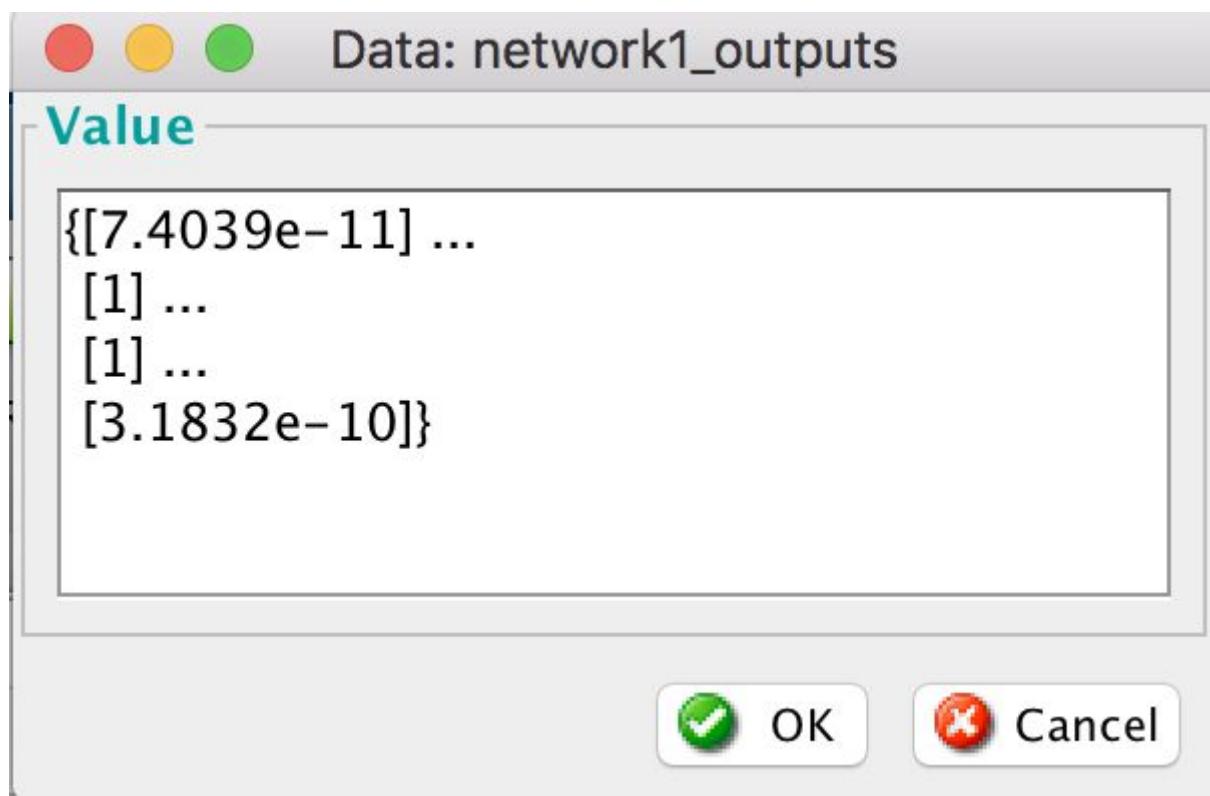
выполнению операций необходимо использовать как минимум 2 слоя. Для этого используем полученные знания и навыки из предыдущей л.р. Шаги будут выполнены похожие, поэтому приведу лишь необходимые скриншоты:



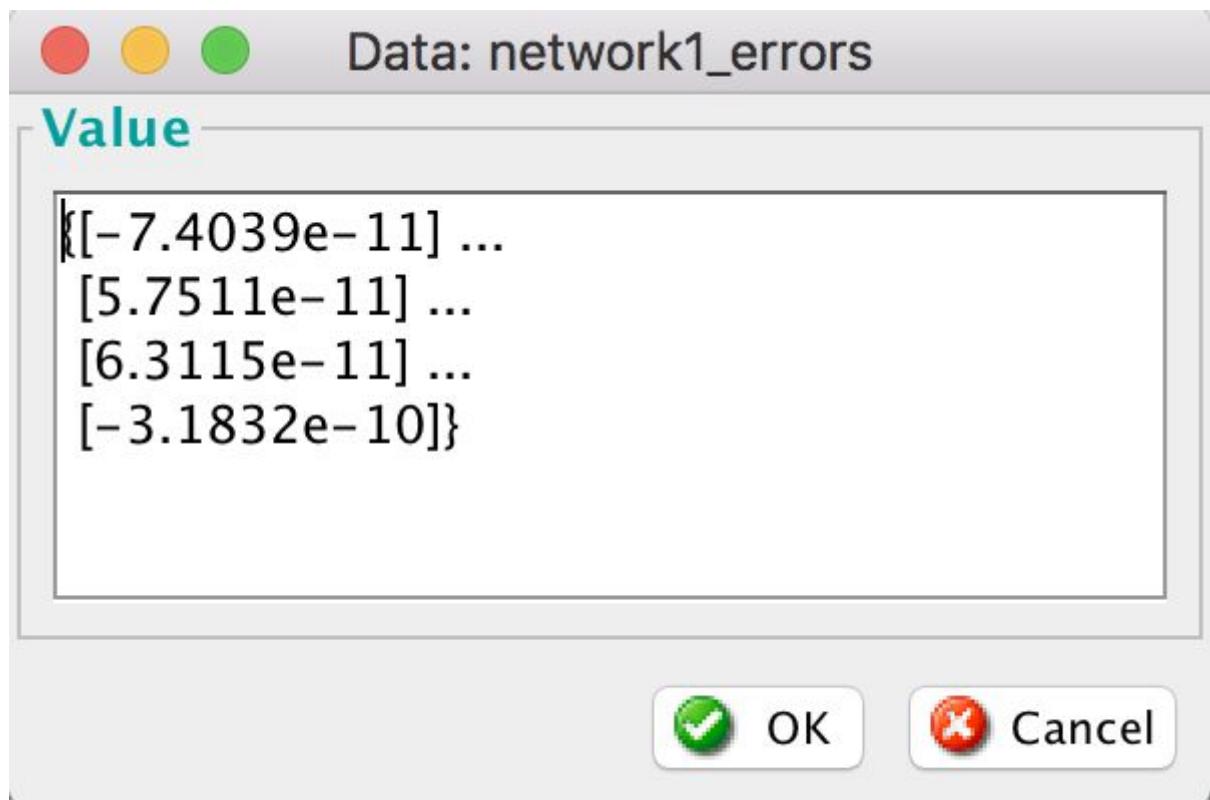
*Создали сеть с двумя скрытыми слоями*



*Указали Inputs/Targets*



Как видим, для XOR выход тестовых данных сходится с заложенными тестовыми данными



Ошибки нулевые

Аналогичная процедура проводится для операции NXOR, изменения касаются лишь входных параметров.

## Выводы

При выполнении данной лабораторной работы была изучена теория персептрона, были получены навыки в его построении и применении для простых линейно разделяемых функций, а также с использованием графического интерфейса была построена нейронная сеть с двумя скрытыми слоями для обучения с использованием данных, линейно не разделяемых.

# Лабораторная работа 3

## Цель работы

Изучить возможности многослойного персептрана как универсального аппроксиматора и классификатора.

## Содержание

### Постановка задачи

Сравнить в производительности и качестве методы обучения многослойного персептрана.

### Используемые функции

Функция, которая для переданного исследуемого метода генерирует обучающую выборку и вызывает обработчик метрик:

```
function try_method(method)
    [X,Y] = meshgrid(-2:.2:2, -4:.4:4);
    T = X .* exp(-X.^2 - Y.^2);
    P = [X; Y];

    figure(1);
    surf(X,Y,T, 'FaceColor','g');
    P = num2cell(P, 1);
    T = num2cell(T, 1);

    net = feedforwardnet(2, method);
    net.trainParam.show = 100;
    net.trainParam.lr = 0.001;

    net = train(net, P, T);
    Z_predict = sim(net, P);
    output_res(X, Y, Z_predict, T, 2, 'r');

    [X,Y] = meshgrid(-1:.1:1, -2:.2:2);
    P = [X; Y];
    P = num2cell(P, 1);
    Z_predict = sim(net, P);
    T = X .* exp(-X.^2 - Y.^2);
    T = num2cell(T, 1);
    output_res(X, Y, Z_predict, T, 3, 'b');
end
```

**Функция, которая рисует поверхность, а также выводит MSE:**

```
function output_res(X, Y, Z, T, fig, color)
    Z = cell2mat(Z);
    e = Z - cell2mat(T);
    disp('MSE');
    disp(mse(e));

    figure(fig);
    surf(X, Y, Z, 'FaceColor', color);
end
```

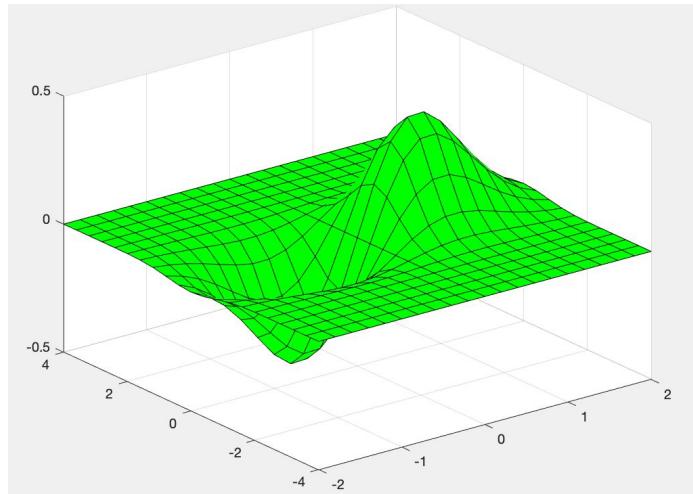
**Функция, замеряющая время выполнения:**

```
function measure_method(method)
    start = tic;
    try_method(method);
    disp('Time');
    disp(toc(start));
end
```

**Главная функция:**

```
function Main()
    measure_method('traingd');
    measure_method('trainrp');
    measure_method('trainlm');
end
```

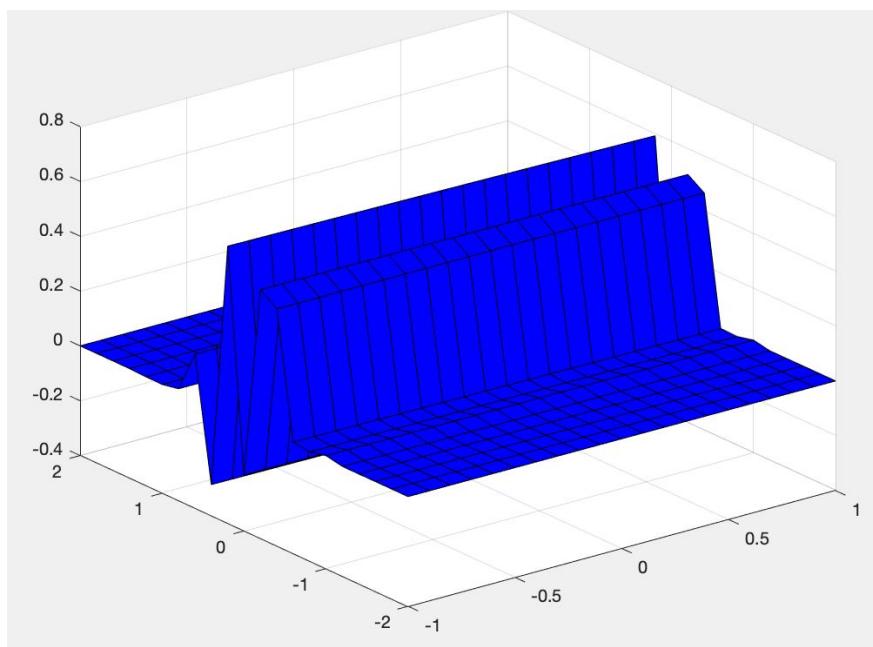
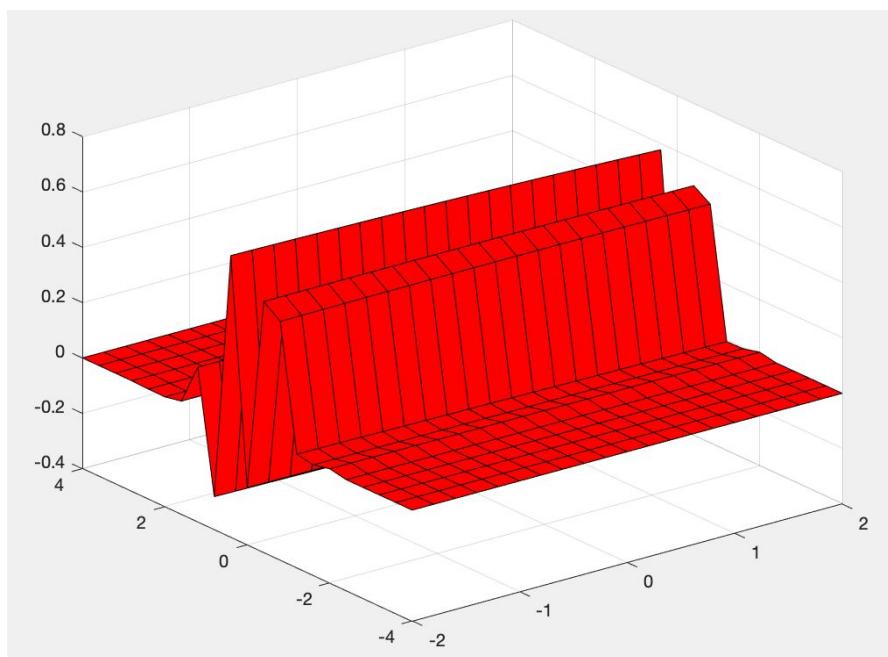
**Отрисованная функция для обучения для всех алгоритмов:**



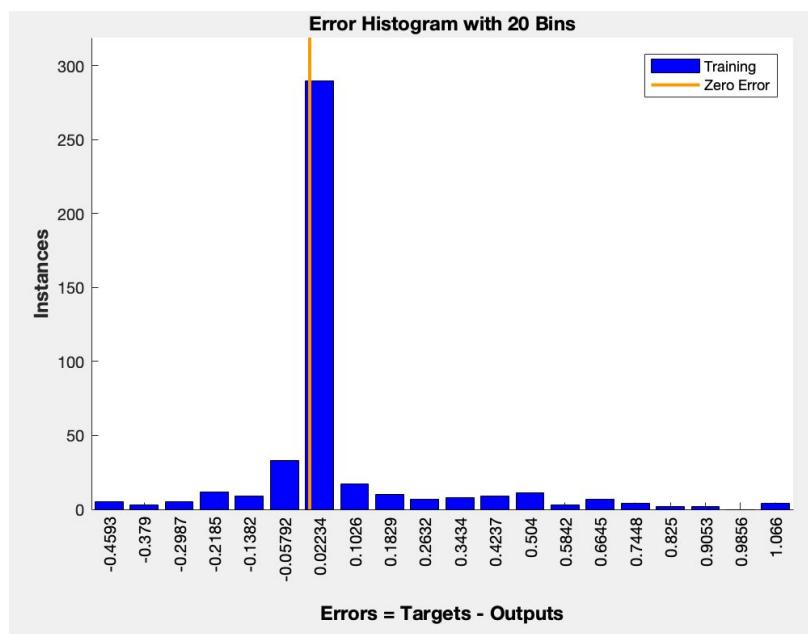
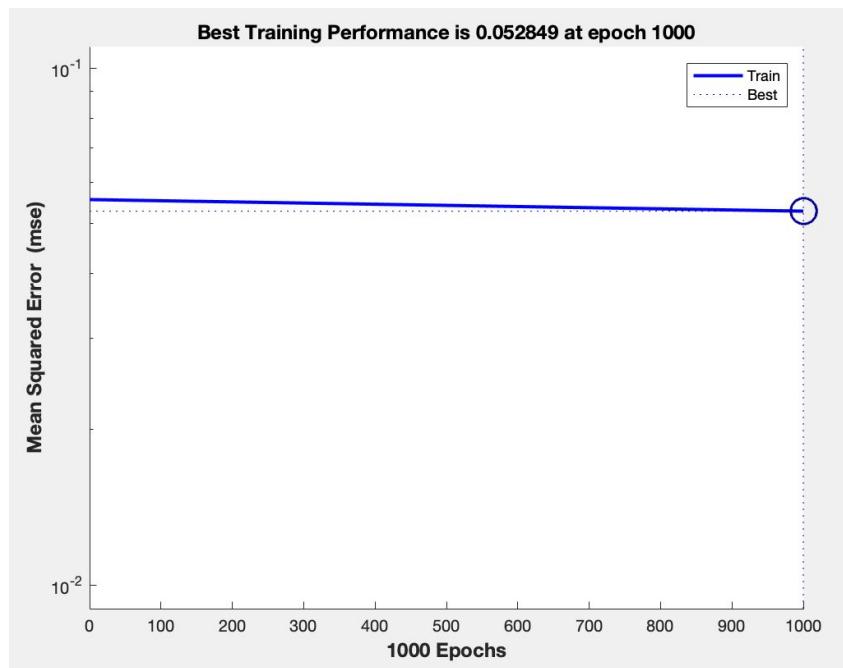
В качестве сравнения выберем алгоритмы `traingd`, `trainrp`, `traingdx`.

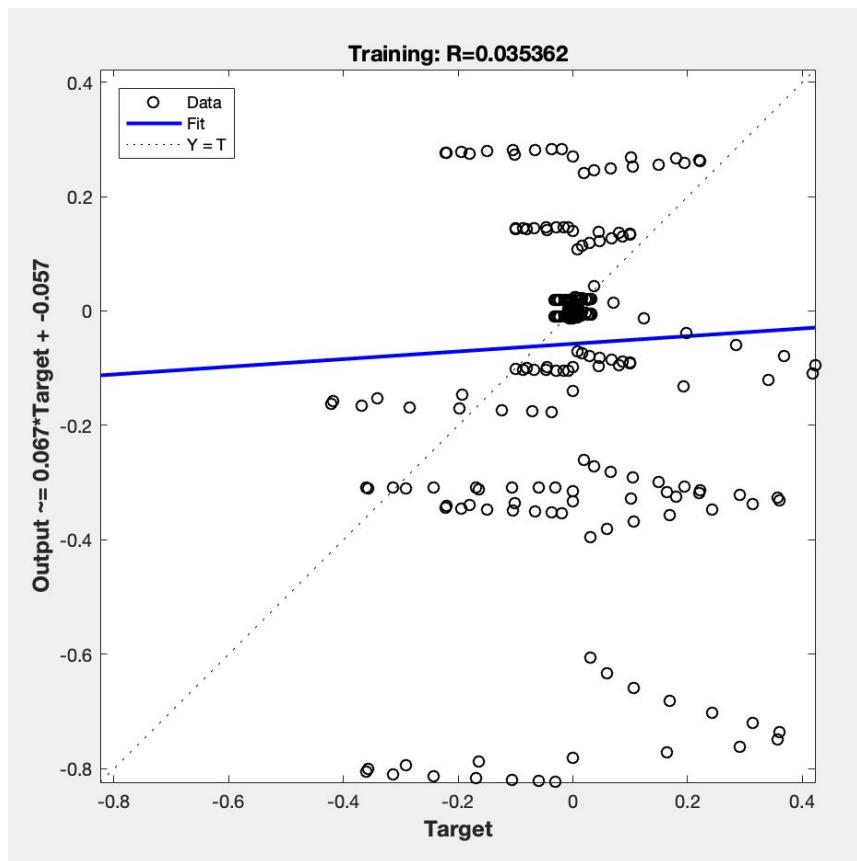
## Алгоритм `traingd`

Поверхности при запуске на данных для обучения и тестовых:



Графики, показывающие качество модели:





Ошибка и время работы:

MSE

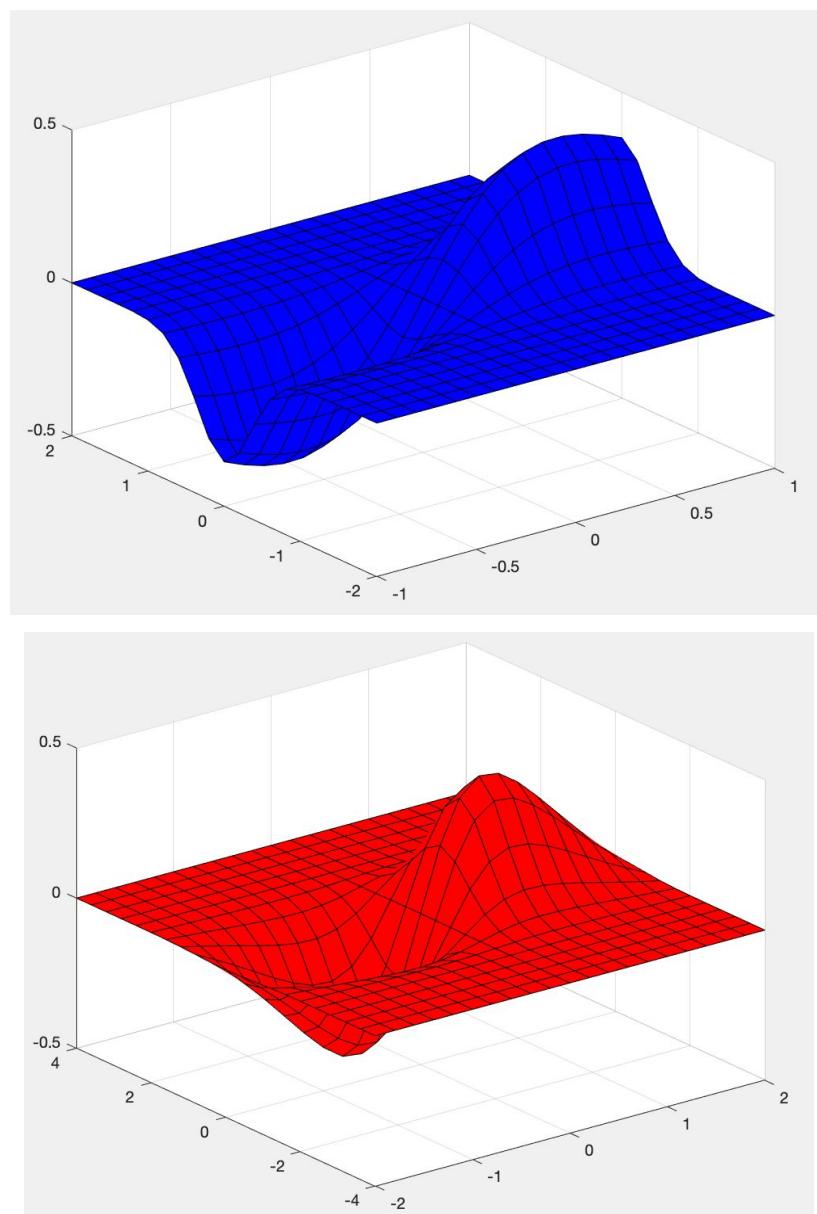
0.0821

Time

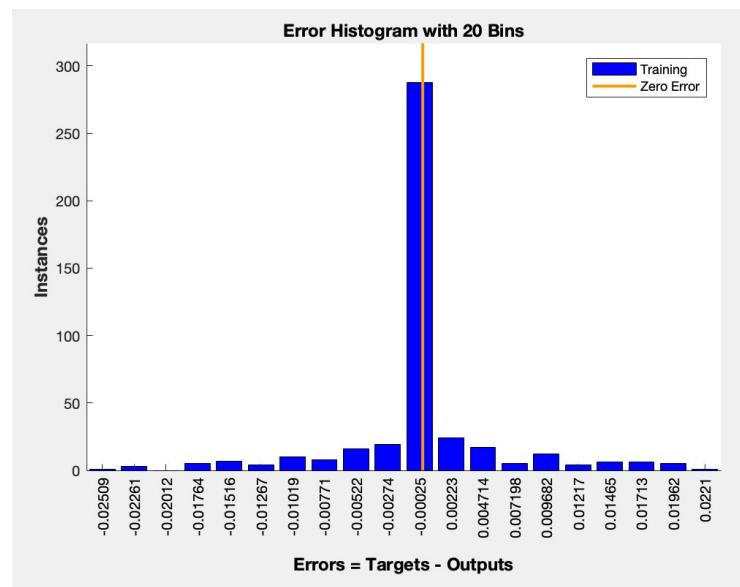
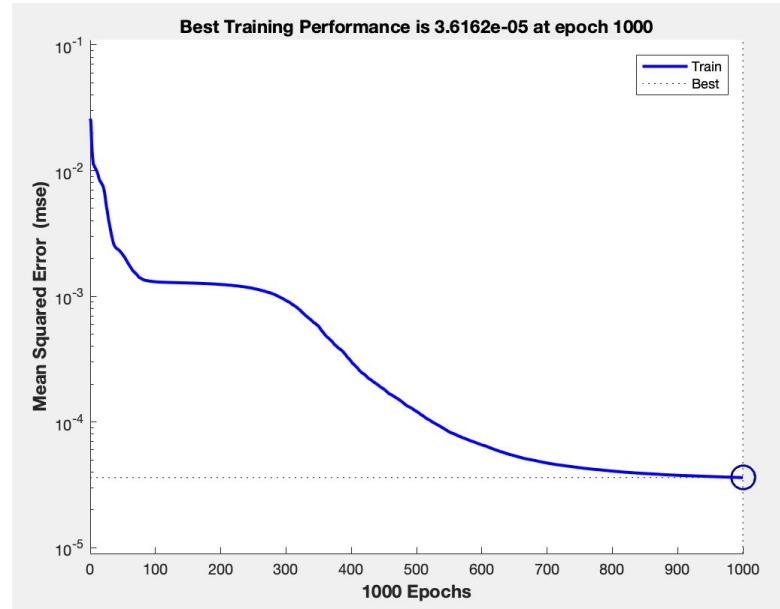
1.9608

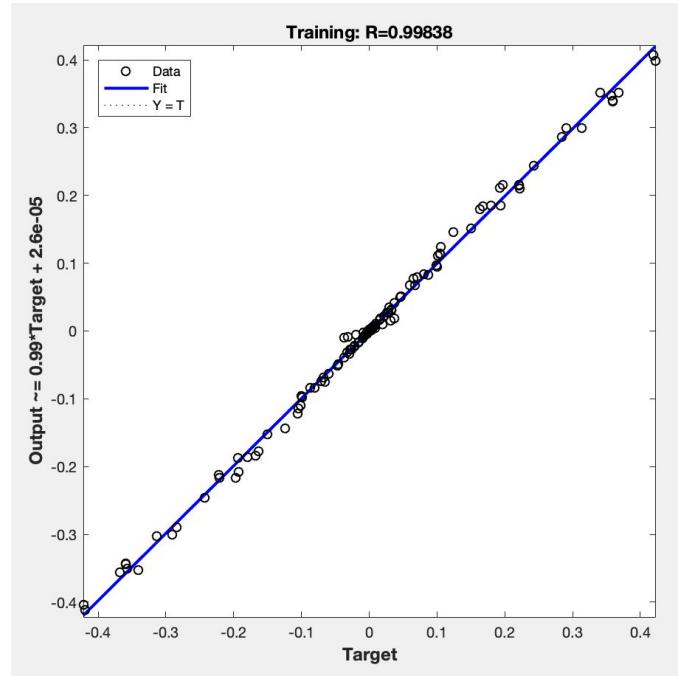
## Алгоритм trainrp

Поверхности при запуске на данных для обучения и тестовых:



Графики, показывающие качество модели:





Ошибка и время работы:

MSE

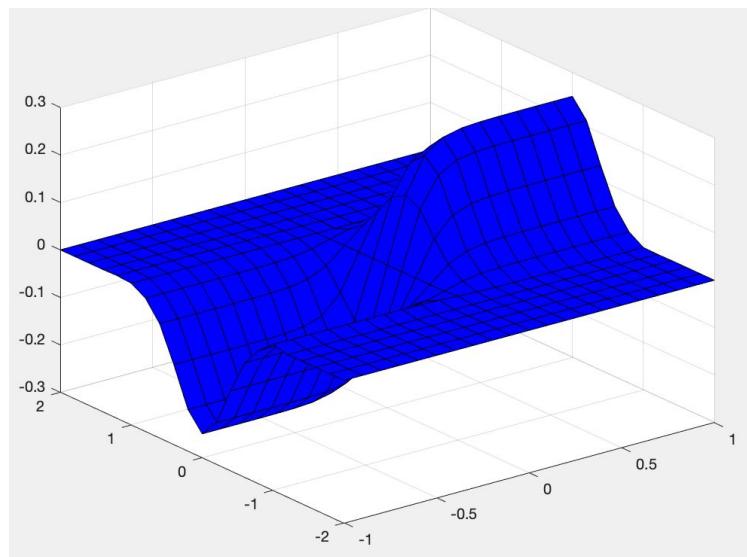
0.0084

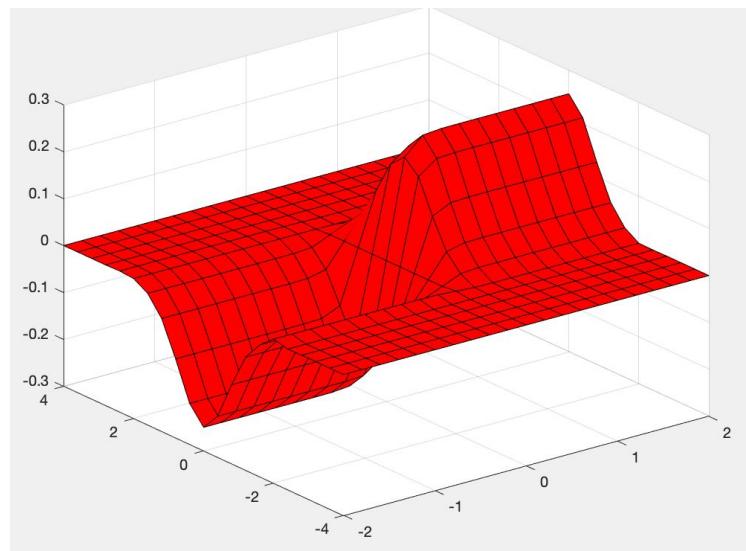
Time

2.5101

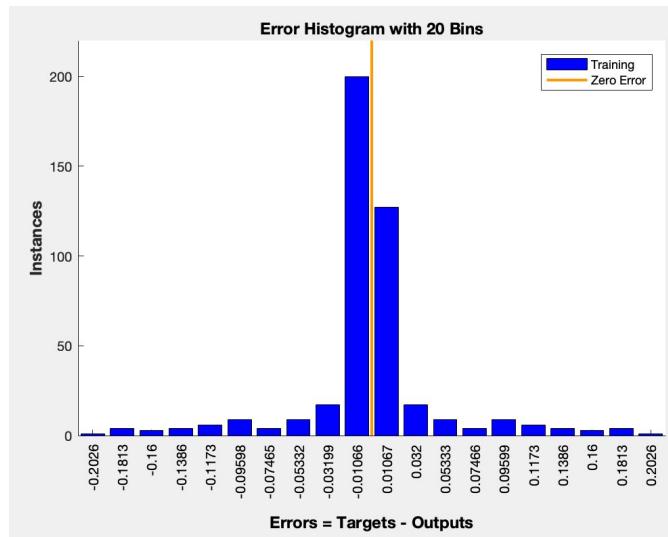
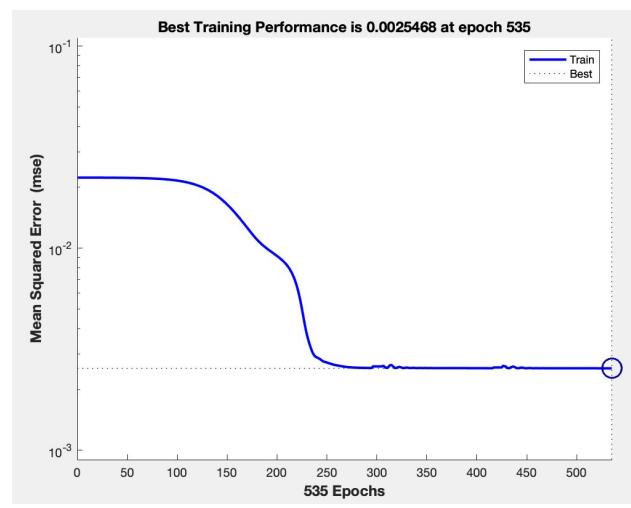
## Алгоритм traingdx

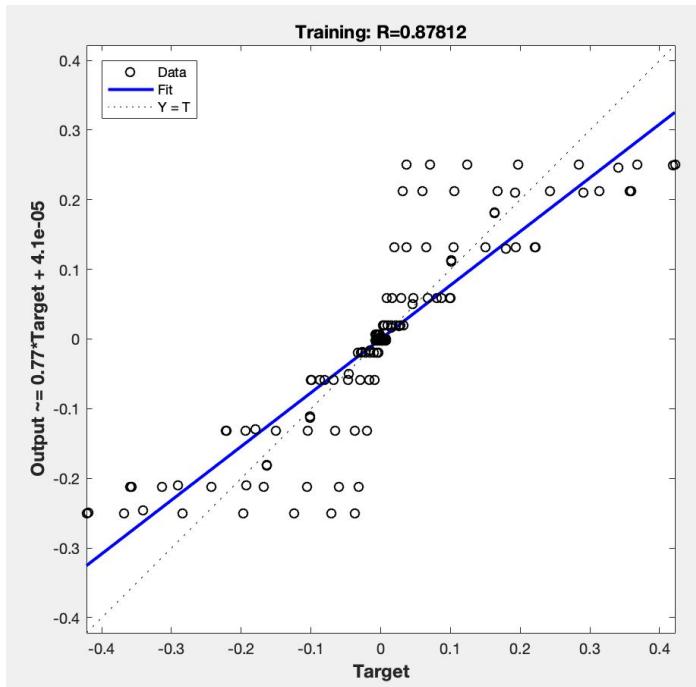
Поверхности при запуске на данных для обучения и тестовых:





Графики, показывающие качество модели:





Ошибка и время работы:

MSE

0.0137

Time

3.3786

## Выводы

Сравним полученные результаты (чем раньше, тем лучше):

1. MSE: trainrp - traingdx - traingd
2. Time: traingd - trainrp - traingdx
3. Сходимость (график MSE): traingd, trainrp - зависит от коэффициента lr, остальные два, traingdx, как и видно с его графика, при некотором количестве эпох (~250) сходится и дальше почти не улучшается.

По итогу в этой работе были получены знания в построении моделей нейронных сетей для Backpropagation алгоритмов.

# Лабораторная работа 4.1

## Цель работы

Выработать практические навыки при исследовании возможностей применения нейронных сетей для решения прикладных задач при помощи пакета прикладных программ MatLab.

Аппроксимировать заданный полином.

## Содержание

### Постановка задачи

Применение нейронных сетей для аппроксимации полинома

### Используемые функции

Главная функция:

```
function Main()
    range = -1:0.1:1;
    N = size(range, 2);

    a = -1; b = -1; c = -1; d = 1; e = 1; f = 1;

    [x1, x2] = meshgrid(range, range);
    x1 = reshape(x1, 1, []);
    x2 = reshape(x2, 1, []);

    Y = a*(x1.^2) + b*(x2.^2) + c*x1.*x2 + d*x1 + e*x2 +
f;
    show_surf(1, x1, x2, Y, N);

%
    net = feedforwardnet(2, 'traingda');
%
    try_net(net, x1, x2, Y, N);
```

```

net = feedforwardnet(2, 'traingdx');
try_net(net, x1, x2, Y, N);
end

```

Здесь устанавливаются исходные данные согласно варианту и вызывается метод `try_net` для обучения сети.

Функция обучения и запуска сети:

```

function try_net(net, x1, x2, Y, N)
    net = configure(net, [x1; x2], Y);

    net.trainParam.epochs = 1000;
    net.trainParam.goal = 0.01;

    net = train(net, [x1; x2], Y);
    outputs = net([x1; x2]);

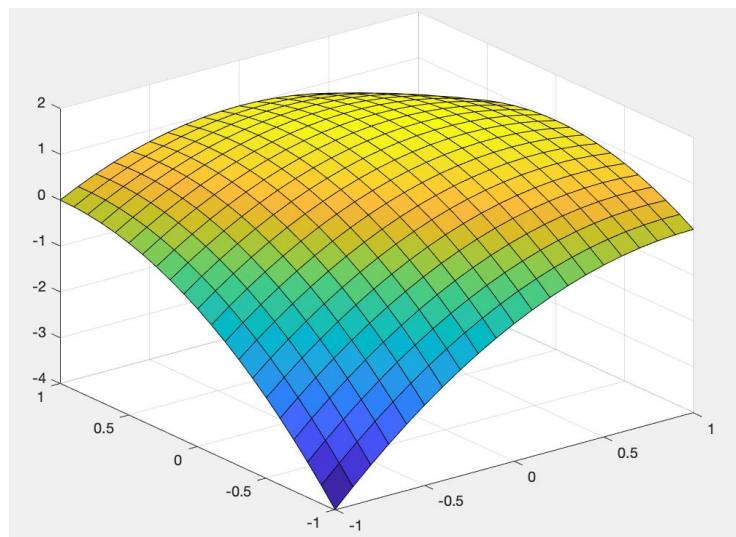
    show_surf(2, x1, x2, outputs, N);

    errors = outputs - Y;
    figure(3); plot(errors);
end

function show_surf(fignum, x1, x2, y, N)
    figure(fignum);
    surf(reshape(x1, N, N), reshape(x2, N, N), reshape(y,
N, N));
end

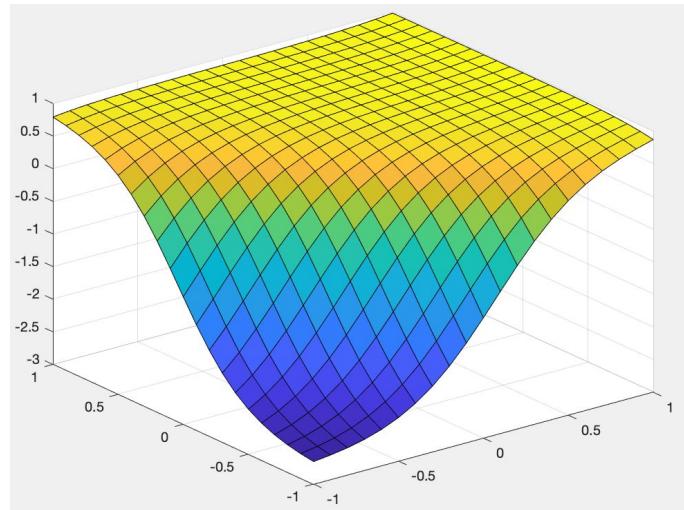
```

График исходной функции:



## Алгоритм traingdx

График функции на исходных данных, запущенных через обученную сеть:



Сводная информация по обучению:

Progress			
Epoch:	0	98 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	1.17	0.0248	0.0100
Gradient:	2.23	0.0177	1.00e-06
Validation Checks:	0	6	6

График ошибки:

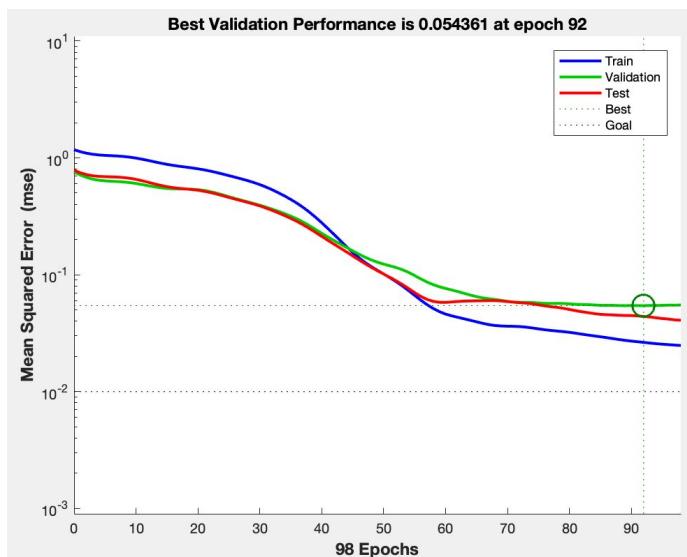


График Training State:

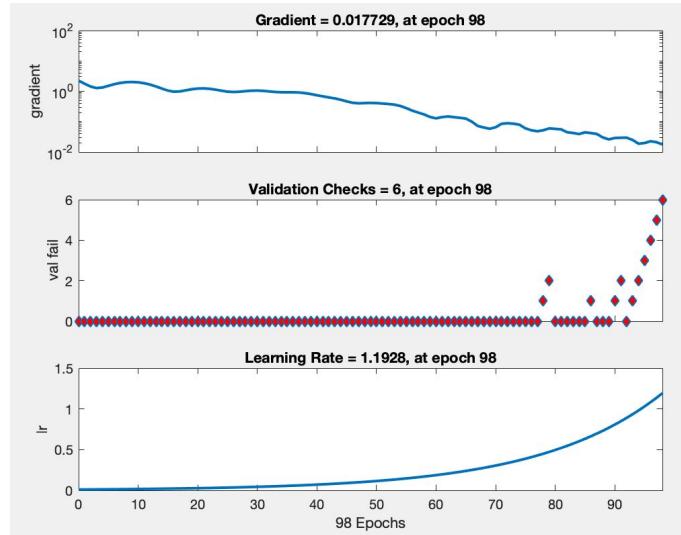
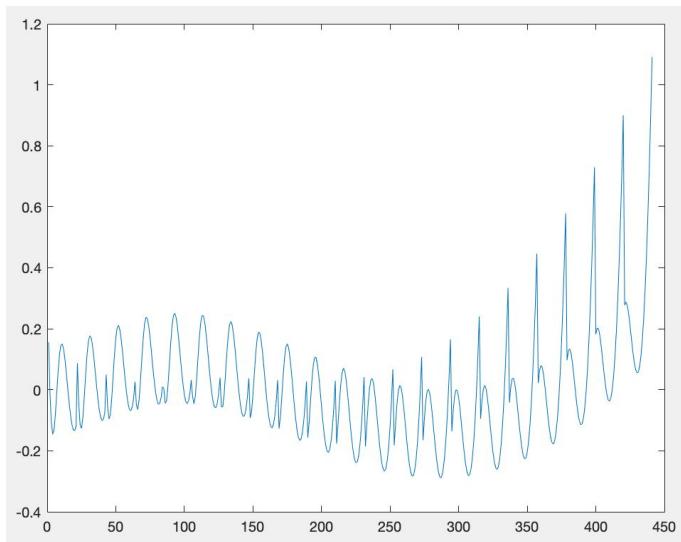
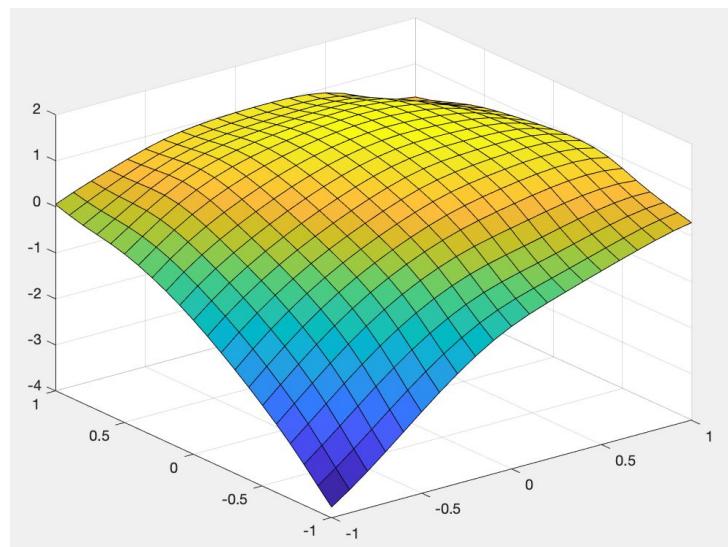


График разности outputs – Y:



## Алгоритм trainlm (default)

График функции на исходных данных, запущенных через обученную сеть:



Сводная информация по обучению:

Progress	
Epoch:	0      3 iterations      1000
Time:	0:00:00
Performance:	27.2      0.00302      0.0100
Gradient:	40.5      0.125      1.00e-06
Mu:	0.00100      0.000100      1.00e+10
Validation Checks:	0      0      6

График ошибки:

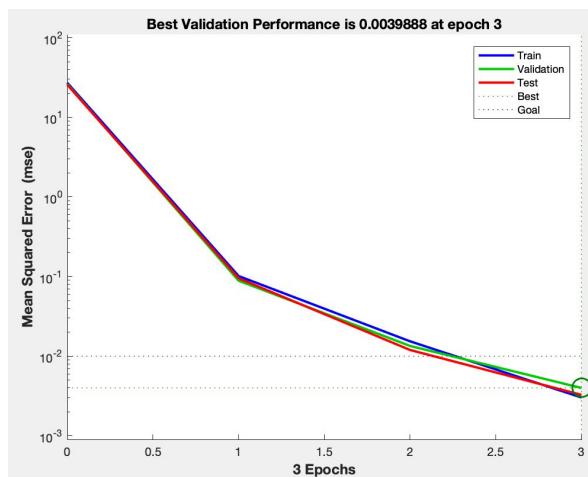


График Training State:

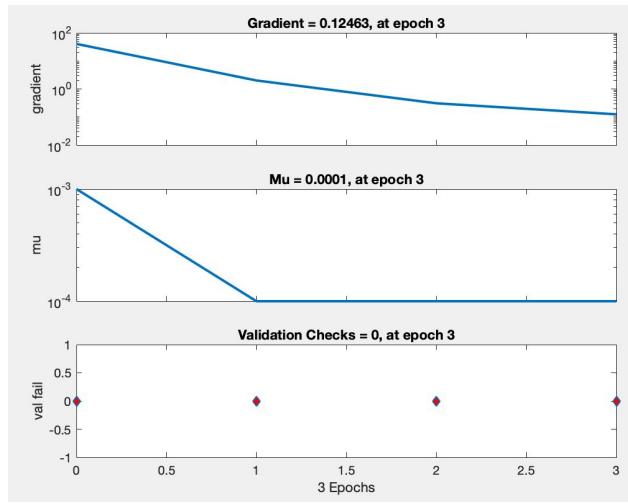
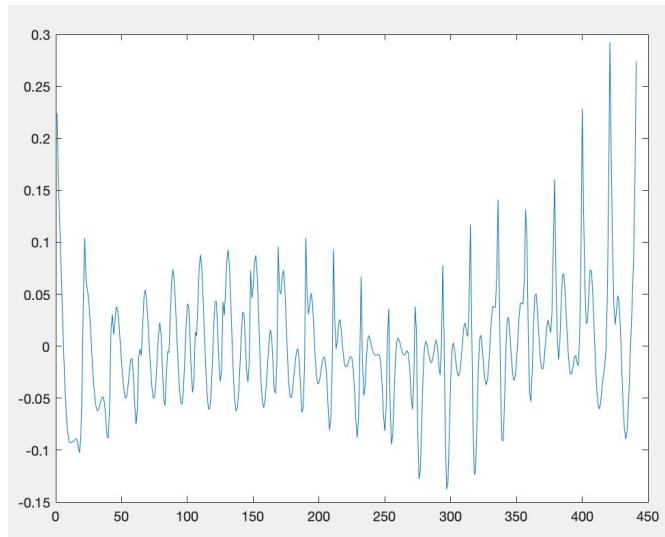


График разности outputs – Y:



## Выводы

Были опробованы два алгоритма: `traingdx` и `trainlm`. По результатам обучения лучше себя показал `trainlm`, поскольку он быстрее (меньше эпох) и качественнее.

# Лабораторная работа 4.2

## Цель работы

Выработать практические навыки при исследовании возможностей применения нейронных сетей для решения прикладных задач при помощи пакета прикладных программ MatLab.

Аппроксимировать заданную функцию.

## Постановка задачи

Применение нейронных сетей для аппроксимации функции

## Используемые функции

Главная функция, где задаются исходные данные:

```
function Main()
    X = 0:0.1:10;
    Y = X .* sin(X.^2 - X .* 5);
    % try_net(X, Y, 20);
    try_net(X, Y, 50);
end
```

Функция запуска сети и вывода результатов:

```
function try_net(X, Y, layers)
    net = feedforwardnet(layers);
    net = configure(net, X, Y);

    net.trainParam.epochs = 1000;
    net.trainParam.max_fail = 100;
    net.trainParam.mu_dec = 0.001;
    net.trainParam.mu_inc = 3.0;

    net = train(net, X, Y);
    outputs = net(X);
    show_performance(X, Y, outputs);
end
```

```

function show_performance(X, Y, outputs)
    figure(1); plot(X, Y, X, outputs,
'-r', 'MarkerSize',6,'LineWidth', 2);

    errors = outputs - Y;
    figure(2); plot(errors);
end

```

## Сравнение по количеству внутренних нейронов

1. 20 слоев:

Исходная функция и аппроксимирующая функция:

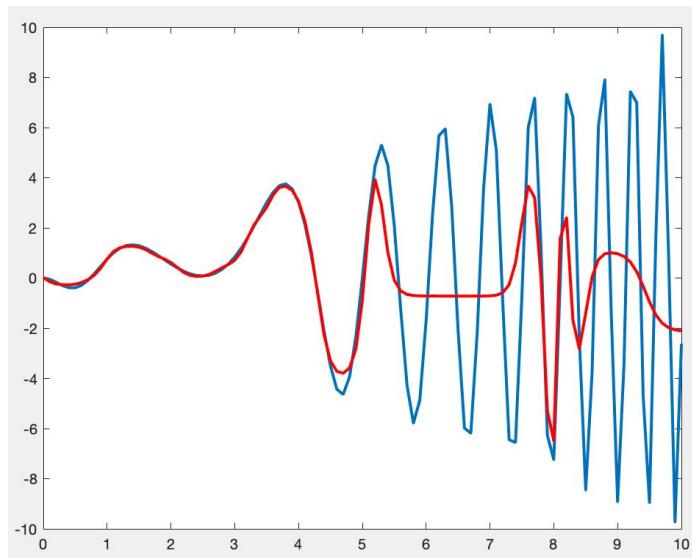
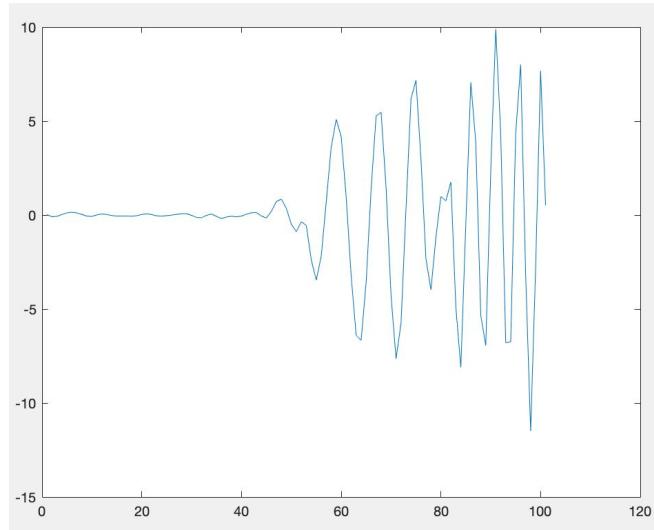


График разности  $\text{outputs} - Y$ :



2. 50 слоев:

Исходная и аппроксимирующая функция:

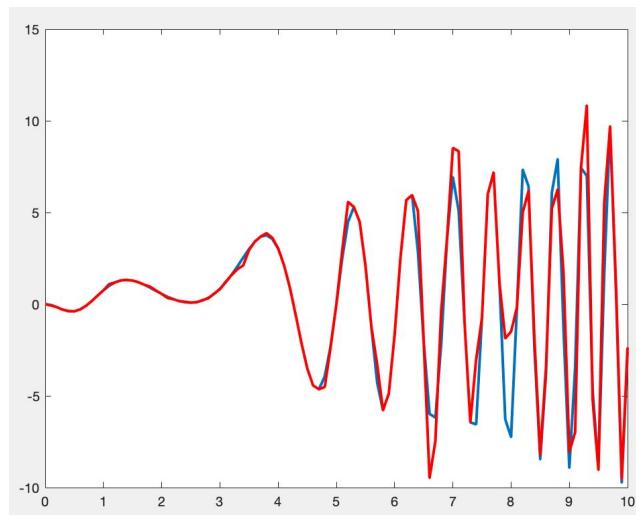
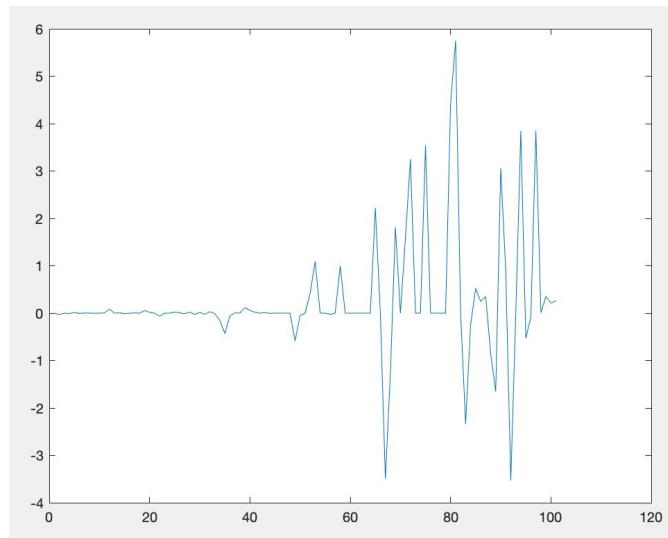


График разности outputs – Y:



## Выводы

Большинство параметров для сравнения оценены в предыдущей работе, здесь же явно наблюдается улучшение в результате при увеличении количества скрытых нейронов.

# Лабораторная работа 5

## Цель работы

Анализ работы многослойной нейронной сети по распознаванию букв методом обратного распространения ошибки.

## Содержание

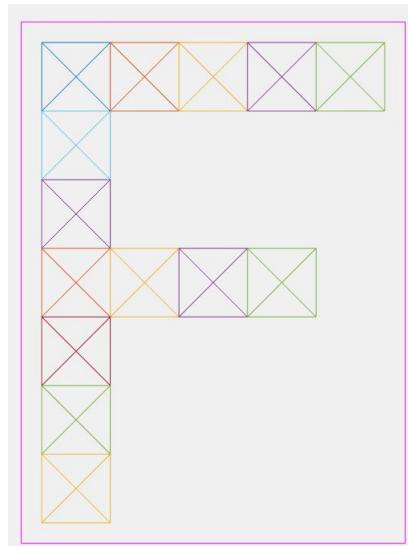
### Постановка задачи

Создать нейронную сеть для распознавания 26 символов латинского алфавита.

### Алгоритм действий

1. Загрузим исходные данные с помощью М-функции prprob:

```
[alphabet, T] = prprob;  
plotchar(alphabet(:, 6));
```



2. Построим необходимую сеть (берем как из примера):

```
[output_layer_size, Q] = size(T);  
hidden_layer_size = 10;  
net = newff(alphabet, T, [hidden_layer_size out_layer_size],  
{'logsig' 'logsig'}, 'traingdx');  
net.LW{2,1} = net.LW{2,1}*0.01;  
net.b{2} = net.b{2}*0.01;
```

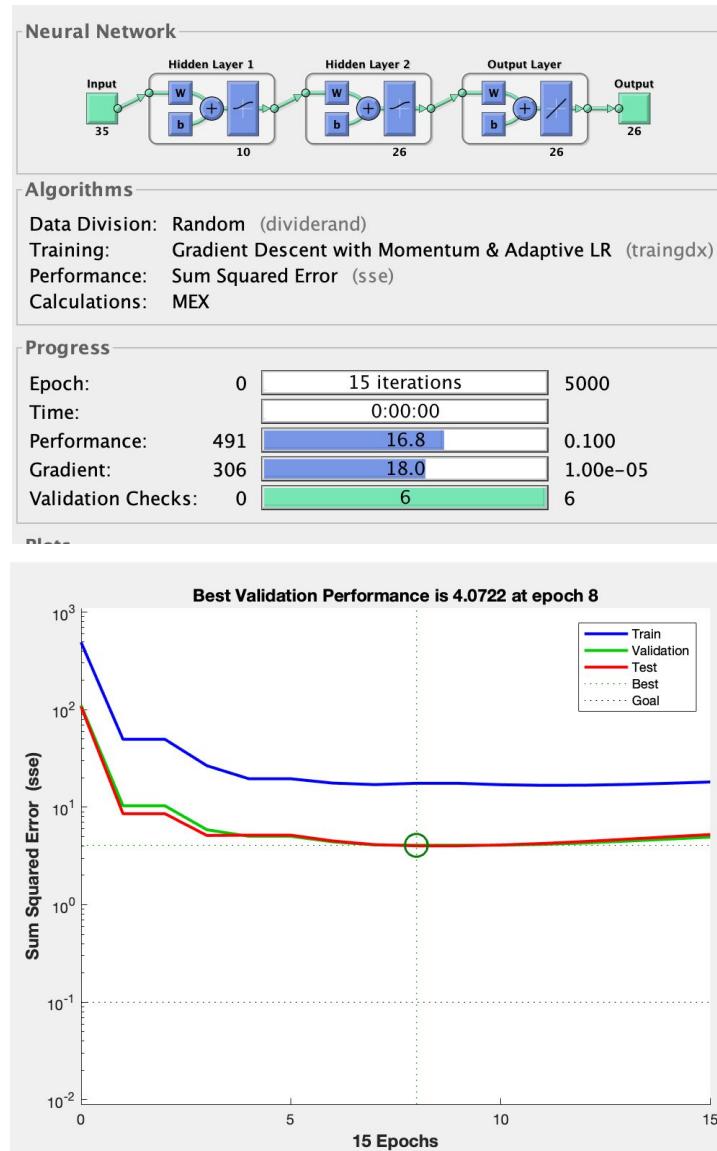
3. Выставляем такие же настройки, как и в разобранном примере:

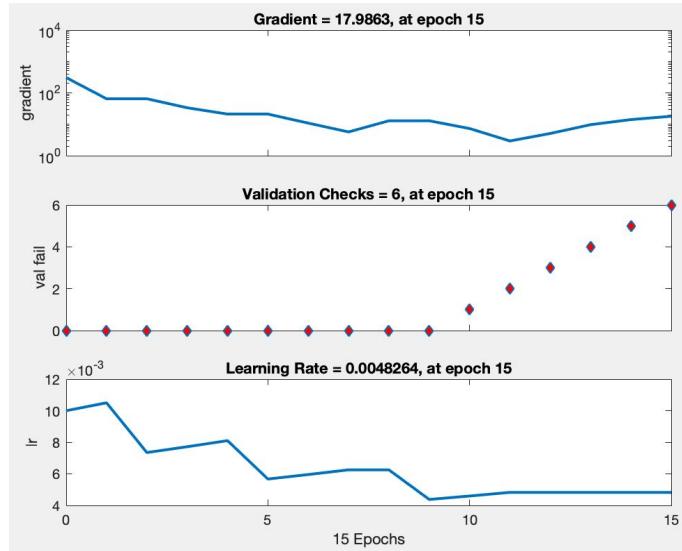
```

net.performFcn = 'sse';
net.trainParam.goal = 0.1;
net.trainParam.show = 20;
net.trainParam.epochs = 5000;
net.trainParam.mc = 0.95;
[net,tr] = train(net, alphabet, T);

```

И посмотрим на статистику по ее обучению:

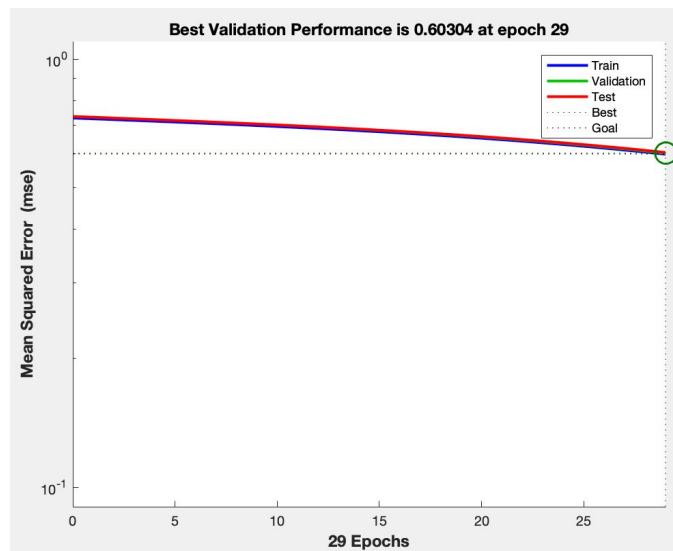


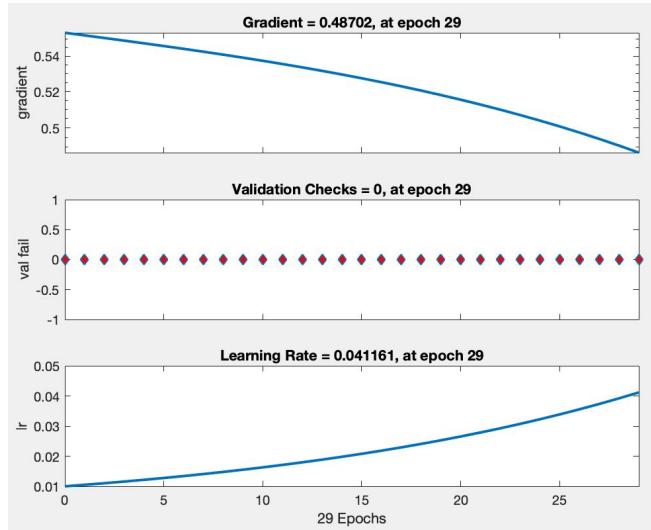


4. Обучим нейронную сеть, не чувствительную к шуму. С этой целью для обучения возьмем пару идеальных и пару зашумленных векторов на вход. Это позволит нейрону хорошо работать на зашумленных символах, но и не потеряет в качестве при чистых данных.

```
noised_n = net;
[R,Q] = size(alphabet);
noised_n.trainParam.goal = 0.6;
noised_n.trainParam.epochs = 300;
T = [targets targets targets targets];
P = [alphabet, alphabet, (alphabet + randn(R,Q)*0.1),
(alphabet + randn(R,Q)*0.2)];
[noised_n,tr] = train(noised_n,P,T);
```

Как видно, ошибка значительно ниже, чем в предыдущем запуске:



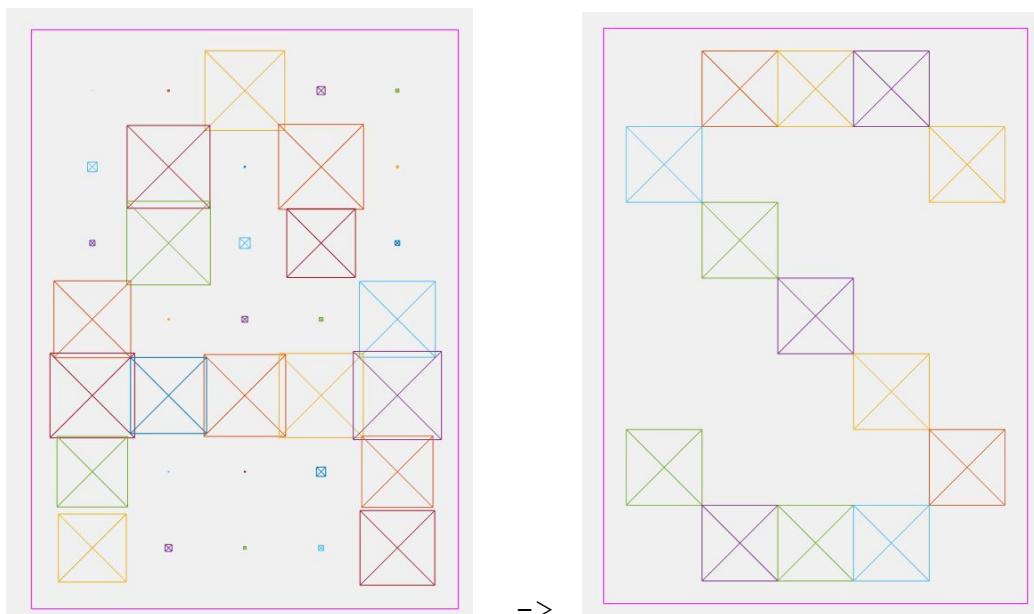


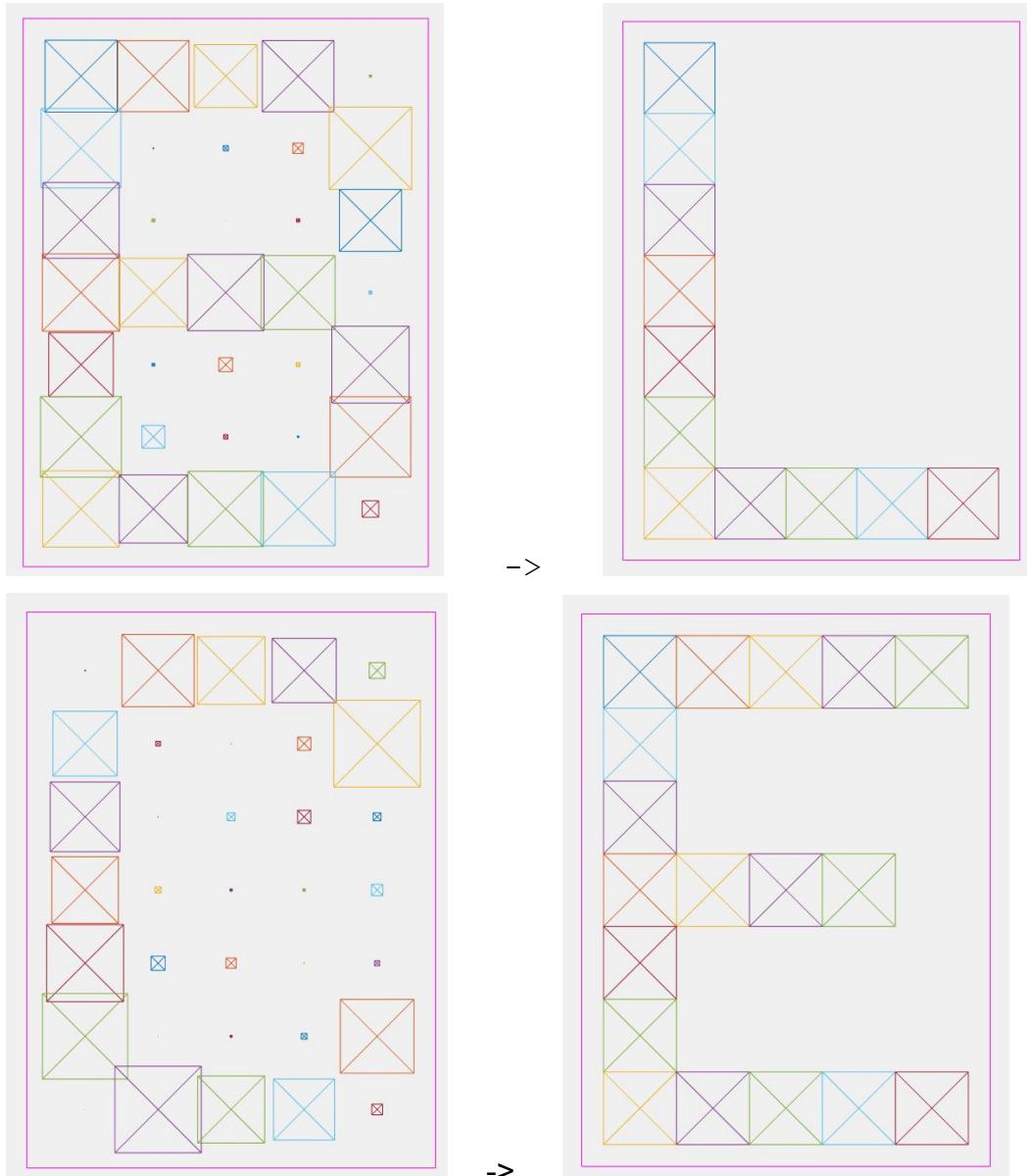
## 5. Обучим таким образом еще K (=5) раз:

```
for pass = 1:K
    P = [alphabet, alphabet, (alphabet + randn(R,Q)*0.1),
(alphabet + randn(R,Q)*0.2)];
    [noised_n,tr] = train(noised_n,P,T);
end
```

И с помощью скрипта выполним сравнения первых двух символов:

```
function try_letter(net, alphabet, letter)
    noised_letter = alphabet(:,letter) + randn(35,1) *
0.1;
    figure(1); plotchar(noised_letter);
    letter = sim(net, noised_letter);
    answer = find(compet(letter) == 1)
    figure(2); plotchar(alphabet (:,answer));
end
```





Опытным путем было установлено, что при  $K \approx 45$  были правильно даны ответы на все три первые буквы. Если изменить шум на:

`noised_letter = alphabet(:,letter) + randn(35,1) * 0.2;`  
 $(0.1 \rightarrow 0.2)$ , то уже  $K \approx 60$  дает уверенное попадание всех трех букв.

С помощью следующего скрипта:

```
function err_find(net, noised_n, alphabet, T)
    noise_range = 0:.05:.5;
    max_test = 100;
    network1 = [];
    network2 = [];
    for noiselevel = noise_range
        errors1 = 0;
```

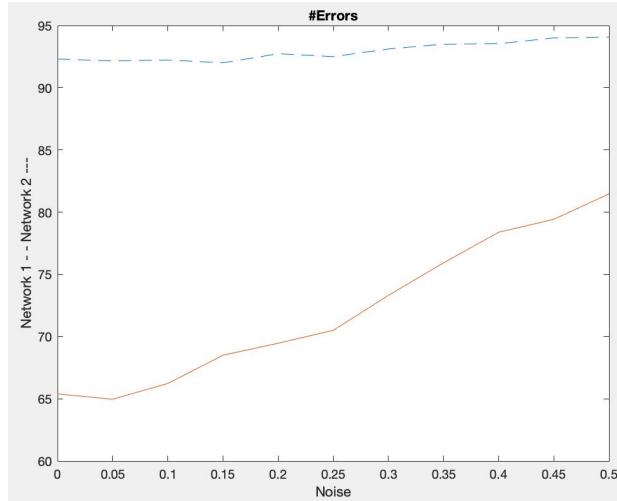
```

errors2 = 0;
for i = 1:max_test
P = alphabet + randn(35,26)*noiseflevel;
A = sim(net,P);
AA = compet(A);
errors1 = errors1+sum(sum(abs(AA-T)))/2;
An = sim(noised_n,P);
AAn = compet(An);
errors2 = errors2+sum(sum(abs(AAn-T)))/2;
end
network1 = [network1 errors1/26/100];
network2 = [network2 errors2/26/100];
end
figure(3);

plot(noise_range,network1*100,'--',noise_range,network2*100);
title('#Errors');
xlabel('Noise');
ylabel('Network 1 - - Network 2 ---');

```

Получим следующий график зависимости количества неотгаданных (в процентах) от уровня шума:



## Выводы

В результате выполнения этой работы были разобраны возможности распознавания букв для 35-мерного вектора-входа. Было установлено, насколько влияет обучение с шумом на результат распознавания ответа.

# Лабораторная работа 6

## Цель работы

Изучить архитектуру радиальной базисной сети, сетей регрессии, вероятностных нейронных сетей, возможность их применения задачи аппроксимации функции.

## Содержание

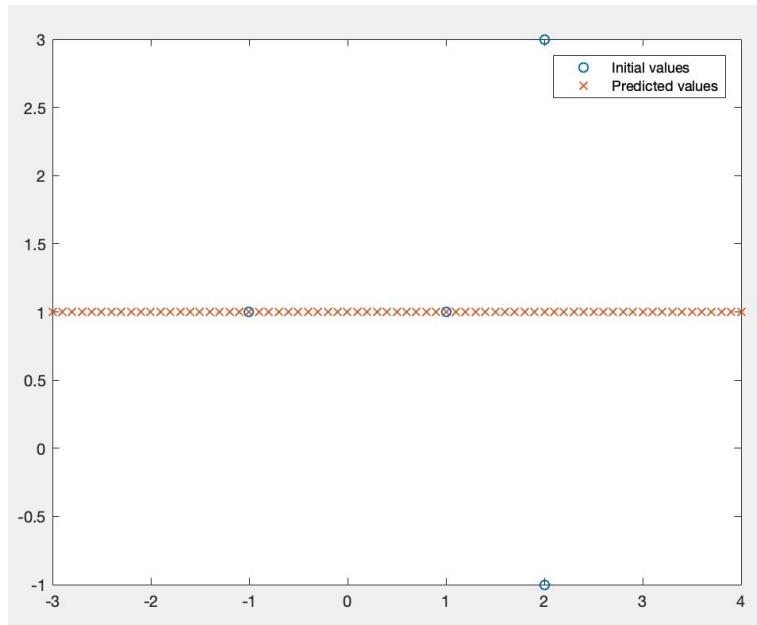
### Аппроксимация функции одной переменной

С помощью следующей функции будем создавать, обучать и аппроксимировать некоторую заранее заданную зависимость (используем сеть GRNN):

```
function try_func(spread, x, y, x_pred)
    net = newgrnn(x, y, spread);
    y_pred = net(x_pred);
    plot(x, y, 'o', x_pred, y_pred, 'x');
    legend('Initial values', 'Predicted values');
end
```

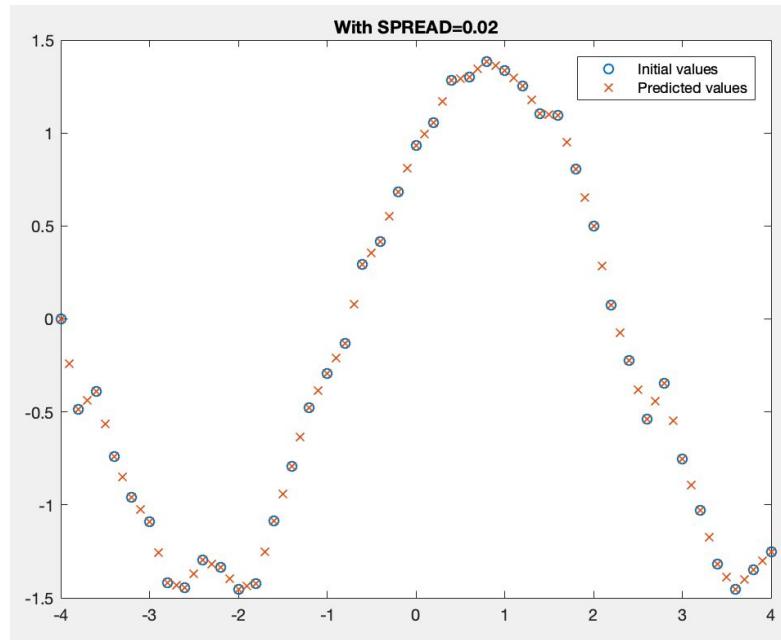
И запустим на следующих данных:

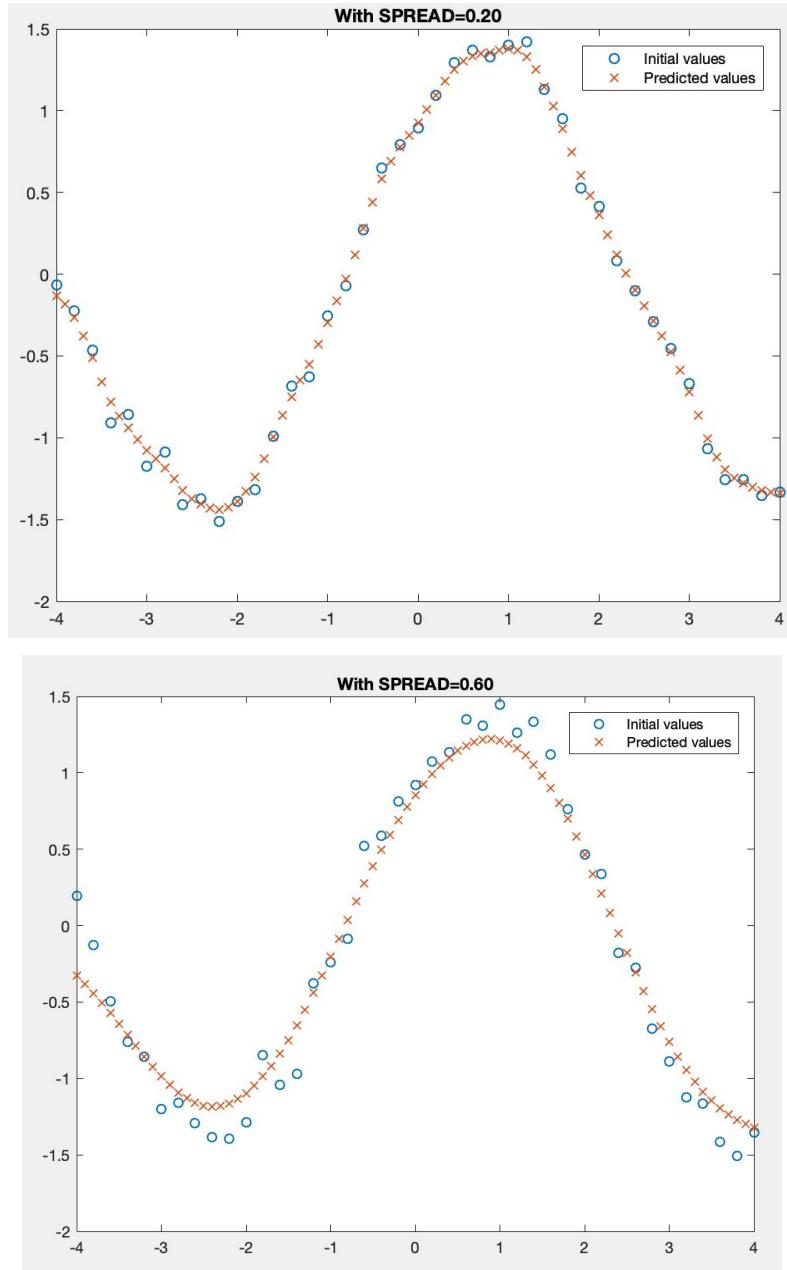
```
P = [2 -1 1 -1 2];
T = [-1 1 1 1 3];
spread = 0.4;
try_func(spread, P, T, -3:0.1:4);
```



Но на этом не будем останавливаться и попробуем аппроксимировать заданную функцию с небольшим шумом на заданном диапазоне значений. Помимо этого, посмотрим, насколько изменяется предсказание сети для различных значений разброса. Возьмем функцию  $\sin(x) + \cos(x) + \text{randn}(\text{size}(x)) * w_{\text{noise}}$  и запускаем с разными значениями SPREAD:

```
x = [-4:0.2:4];
w_noise = 0.1;
y = sin(x) + cos(x) + randn(size(x)) * w_noise;
spread = 0.02;
x_pred = [-4:0.1:4];
try_func(spread, x, y, x_pred);
```





Из приведенных графиков видно, что при SPREAD=0.6 функция аппроксимируется слабее, в то время как при SPREAD=0.2 подгоняется под самые тонкости. Это, как и говорится в документации, следует из того, что при больших значениях разброса в формировании среднего значения участвует большее значение нейронов, что на выходе генерирует более гладкую функцию. То есть этот параметр позволяет точнее предсказывать гладкие либо, наоборот, негладкие функции.

## Апроксимация функции нескольких переменных

Под функцией нескольких переменных будем понимать в данной работе функции всего лишь двух переменных. Из исходного задания будем рассматривать следующую зависимость:

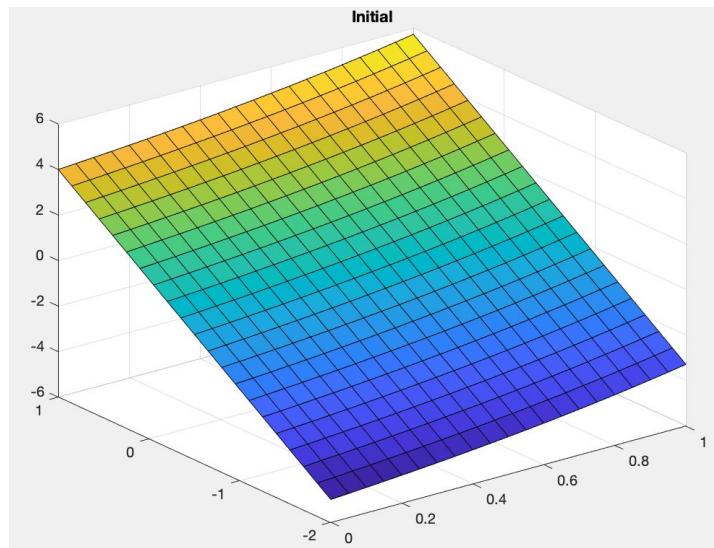
$$z = e^x + 3y, x \in [0, 1], y \in [-2, 1]$$

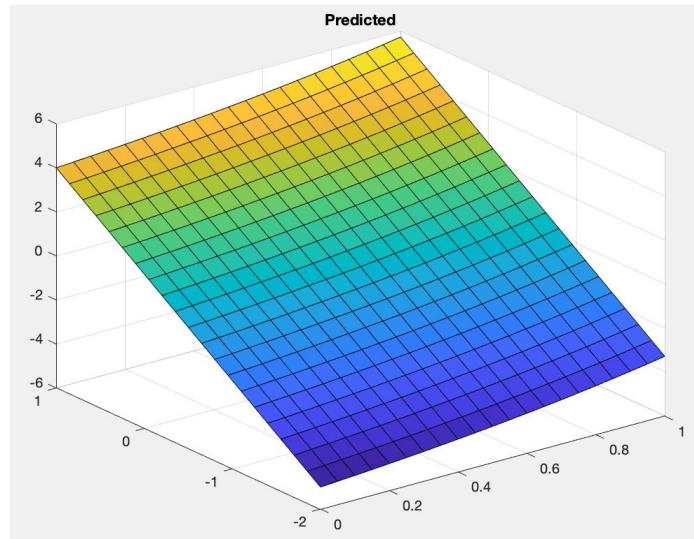
С помощью следующего кода сгенерируем необходимые входные данные и обучим радиальную базисную сеть:

```
x_range = [0:0.05:1];
Nx = size(x_range, 2);
y_range = [-2:0.15:1];
Ny = size(y_range, 2);
N = Nx;
[x, y] = meshgrid(x_range, y_range);
T = exp(x) + 3 .* y;

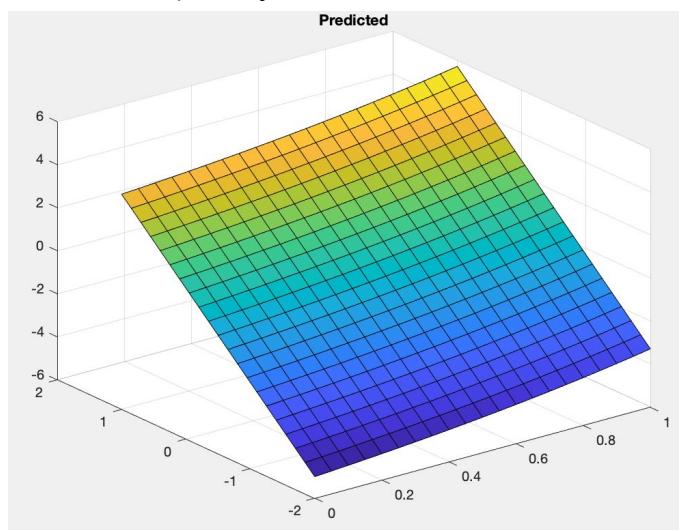
show_surf(1, x, y, T, N);
title('Initial');

spread = 0.6;
net = newrbe(x, y, spread);
y_pred = net(x);
show_surf(2, x, y_pred, T, N);
title('Predicted');
```





Как видно из приведенного примера, сеть аппроксимировала функцию хорошо. Сама по себе функция не самая подходящая для исследования, поскольку не содержит выбросов. При изменении значения разброса на более маленькое ( $spread = 0.01$ ), получаем:



## Выводы

Были рассмотрены радиальные базисные сети и нейронные сети регрессии для задачи аппроксимации функций одной и нескольких переменных. Как было показано на первом примере, большую роль в обучении и результате играет параметр разброса, поэтому необходимо анализировать полученные результаты и изменять его при обучении на реальных данных.

# **Лабораторная работа 7**

Цель работы

Содержание

Выводы