

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Севастопольский государственный университет»

Петраков Василий Александрович

Институт информационных технологий и управления в технических системах
курс 1 группа ИС/м-11-о
09.04.02 Информационные системы и технологии (уровень магистра)

ОТЧЕТ

по Расчетно-графической работе
по дисциплине «Нейрокомпьютерные технологии»
на тему «Аппроксимация функций RBF нейронными сетями»

Отметка о зачете _____ (дата)

Руководитель практикума

доцент
(должность)

(подпись)

Бондарев В.Н.
(инициалы, фамилия)

Севастополь 2019

1 Цель работы

Изучение архитектуры RBF сетей, формирование умений в области расчетов параметров RBF-сетей, приобретение навыков самостоятельного решения прикладной задачи с помощью нейросетей.

2 Вариант задания и алгоритм работы

Требуется выполнить с помощью RBF-сети со структурой 1-S-1 аппроксимацию одномерной функции $f(x)$, номер которой соответствует варианту задания и которая задана в N точках, равномерно распределенных на отрезке:

9. Функция $f(x) = \log_2(\sin x + 1)\sqrt{e^{-\cos x}}$, $N=30$, на отрезке $[0, \pi/2]$.

Для выполнения данной расчетной работы были произведены действия по данному алгоритму:

- 1) определить на языке Scilab заданную функцию и построить её график (см. рисунок 1);
- 2) изобразить архитектуру сети при $S=N$;
- 3) подготовить обучающее множество с числом элементов, равным N ;
- 4) выбрать значения весов первого слоя в соответствии с входными данными;
- 5) определить смещения первого слоя, обеспечив адекватное перекрытие базисных гауссовых функций;
- 6) выполнить вычисление весов и смещений второго слоя в соответствии с алгоритмом LS, используя систему Scilab.
- 7) выполнить моделирование RBF сети при вычисленных значениях параметров. Для этого определить соответствующую функцию на языке Scilab, назвав её `ann_rbf_run`.
- 8) сравнить значения функции, вычисляемые по заданной формуле и с помощью модели RBF-сети как в заданных точках N , так и в тех точках, которые не использовались для обучения. Для этого построить соответствующие графики.

9) вычислить среднюю относительную ошибку аппроксимации функции с помощью модели RBF-сети.

10) подготовить отчет по работе в соответствии с пунктами выполнения, указанными выше, защитить отчет.

3 ХОД РАБОТЫ

Архитектура RBF сети, используемая в данной работе представлена на рисунке 1.

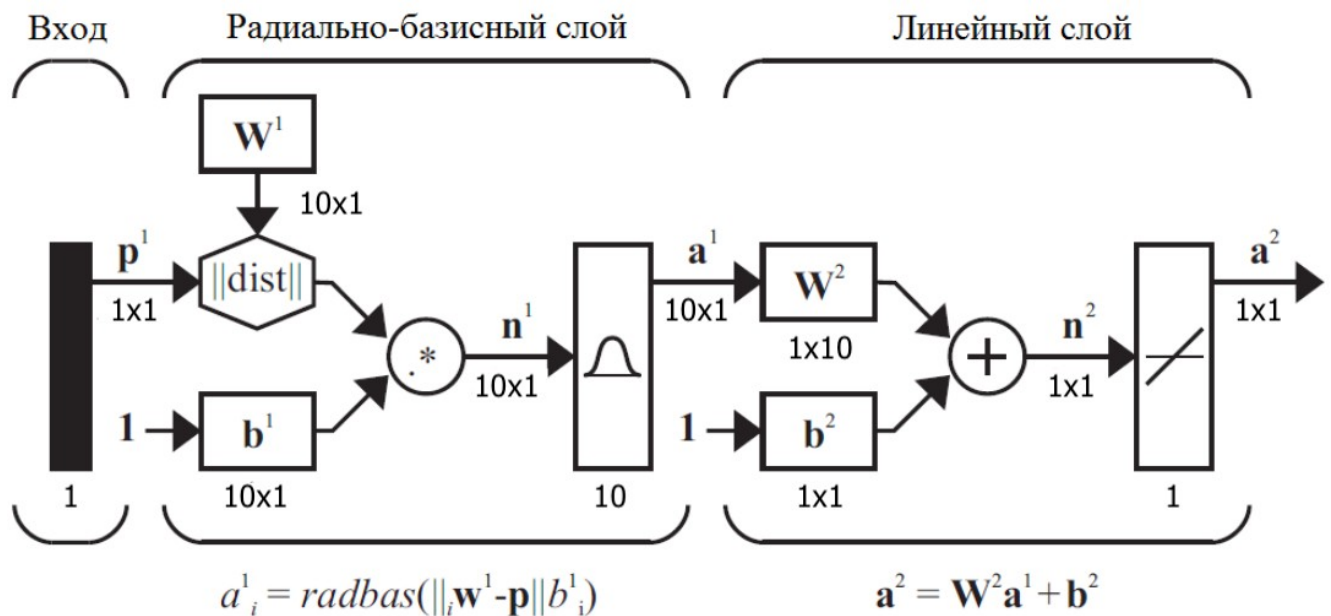


Рисунок 1 – Архитектура RBF сети

Произведена кластеризация входного пространства и выбор центров кластеров в качестве центров базисных функций для настройки центров и смещений нелинейного первого слоя благодаря чему центры базисных функций размещаются в областях входного пространства со значительной активностью.

Обучение линейного слоя происходило на основе алгоритма LS.

В ходе выполнения работы были получены результаты, представленные на рисунках 2-8.

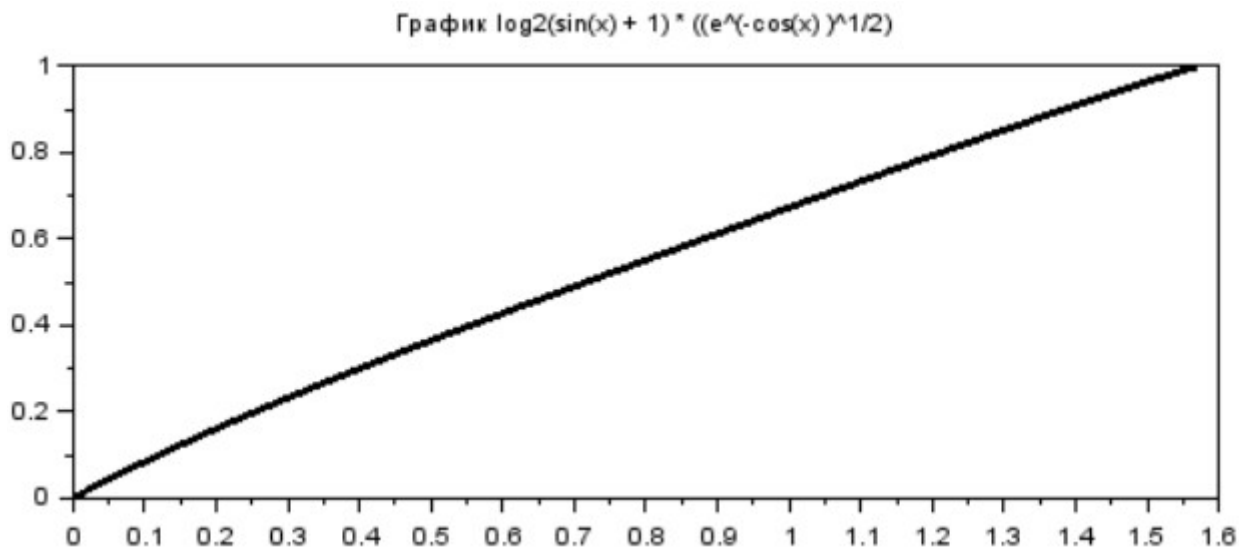


Рисунок 2 – График функции

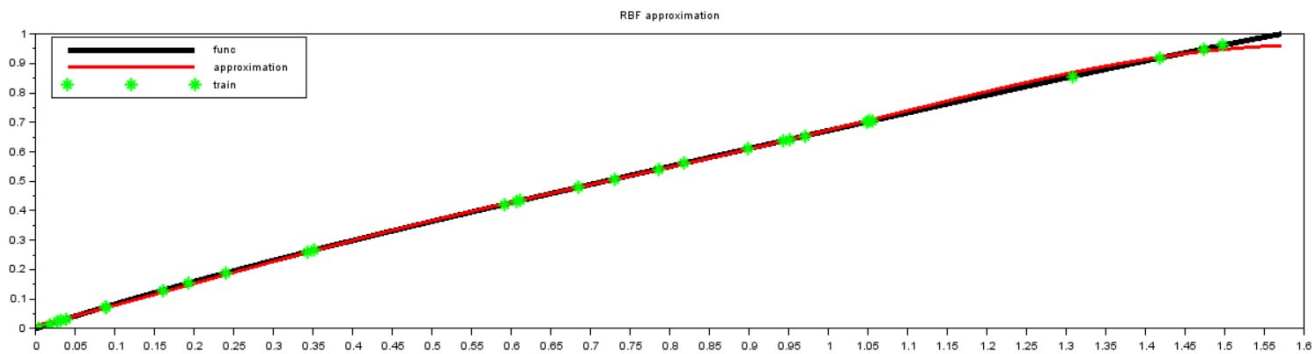


Рисунок 3 – Тренировка

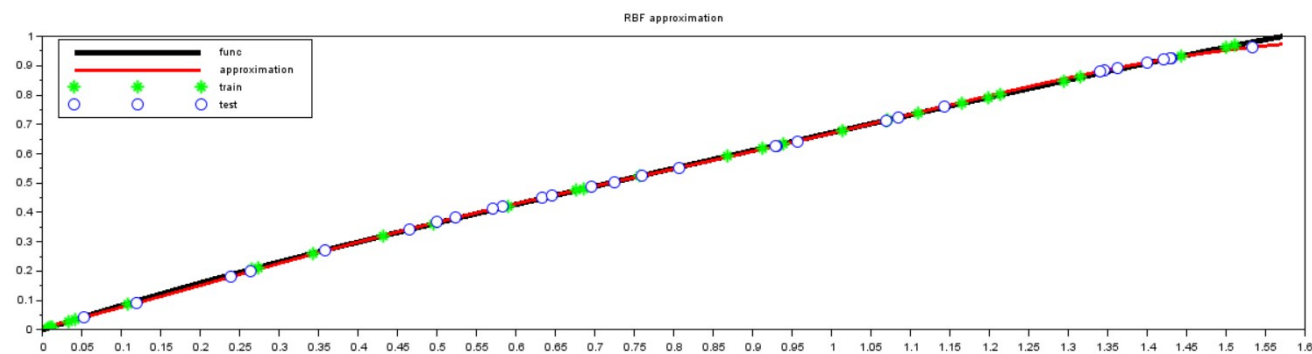


Рисунок 4 – Тест

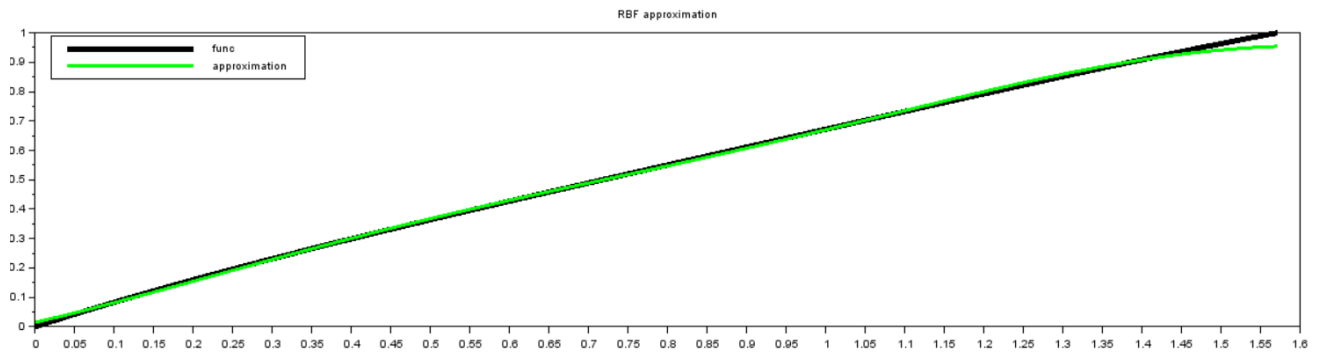


Рисунок 5 - Аппроксимация

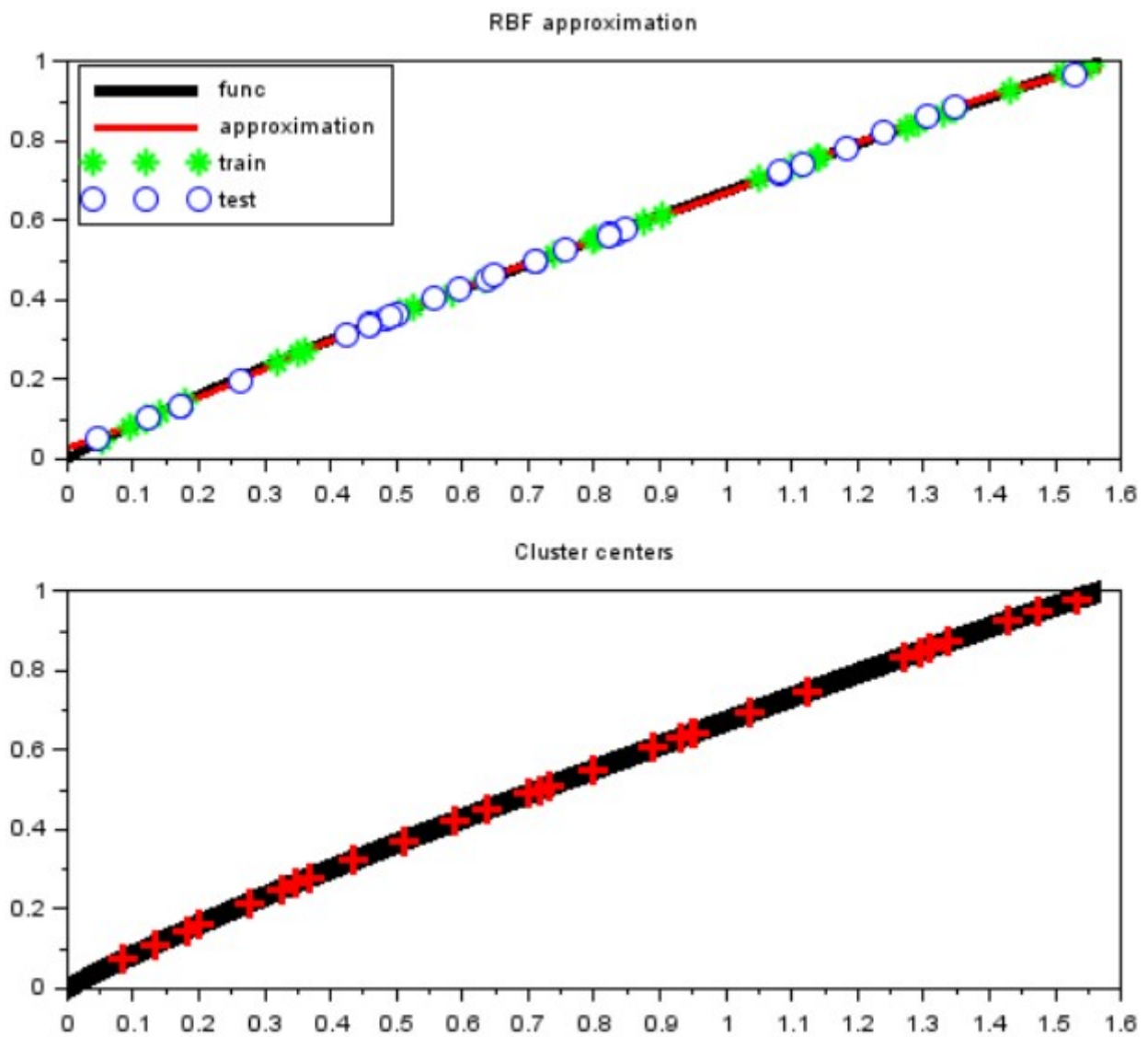


Рисунок 6 – Сводные результаты и центры кластеров

```

train_er =

    0.0000275

test_er =

    0.0000202

```

Рисунок 7 – Ошибки при обучении и тестировании

Можно заметить, что переобучения не произошло, т.к. ошибка при тестировании меньше чем при обучении. Ошибка при обучении равна 0.0000275, а при тестировании – 0.0000202 (см. рис. 7).

Веса и смещения представлены на рисунке 8.

```

--> W(2)
ans =

    column 1 to 6
-0.0079548  0.1637678  0.1394173 -0.0033842  0.0549454  0.0801942

    column 7 to 13
-0.1163136 -0.088415  0.1079316  0.1483337  0.0428493 -0.0194173 -0.0332347

    column 14 to 20
 0.1168229 -0.0618037  0.0835421  0.0705889  0.1110382  0.1631292  0.086086

    column 21 to 27
 0.0239291 -0.0891652  0.0905473  0.0498319 -0.1264677 -0.1252225 -0.07846

    column 28 to 30
-0.1393331 -0.0326739  0.167496

```

```

--> W(1)
ans =

1.1894516
1.4815555
1.4220304
0.4124131
0.5081075
0.5537684
1.040686
1.0847606
0.6948197
1.4423823
1.2570785
0.385478
1.1573132
1.3759242
0.3080667
1.317966
1.2976457
0.6437263
1.4798164
0.7405671
0.7953755
0.8728427
1.3294109
1.266969
0.9157959
0.1536562
0.2736704
0.9718309
0.3624346
1.4919453

--> b(1)
ans =

1.1913918
0.9281332
0.9719116
1.153966
1.2682954
1.3312256
1.3923456
1.3260978
1.5721882
0.956487
1.1180015
1.1254103
1.2297468
1.008762
1.0506856
1.0592404
1.0781534
1.4754505
0.9293563
1.6702341
1.7398688
1.7191056
1.0488768
1.1080178
1.6217672
0.9278018
1.0205754
1.5101563
1.1020788
0.9208924

--> b(2)
ans =

0.0369417

```

Рисунок 8 – Веса и смещения

ВЫВОДЫ

В результате выполнения лабораторной работы была изучена архитектура RBF сетей, сформированы умения в области расчетов параметров RBF-сетей, приобретены навыки самостоятельного решения прикладной задачи с помощью нейросетей. Можно подтвердить, что результат аппроксимации в сильно зависит от выбора весов первого слоя, а, следовательно, от распределения векторов входных данных. Это было подтверждено многократным прогоном модели сети (различной инициализации векторов весов)

ПРИЛОЖЕНИЕ А

```

clear;
xdel(winsid());
clc;
mode(2);

xmin = 0;
xmax = %pi/2;
N = 30;

function y=f(x)
    y = log2(sin(x) + 1).*(((%e).^(-cos(x))).^0.5);
endfunction

function y=ann_RBF_run(P, W, b)
    a1 = ann_radial_basis_func_run(P, W(1), b(1));
    a2 = ann_ADALINE_run(a1, W(2), b(2));
    y = a2;
endfunction

function y=ann_radial_basis_func_run(P, w, b)
    d = ann_dist(w, P);
    b = repmat(b, 1, size(d,2));
    n = d .* b;
    y = ann_radbas_activ(n);
endfunction

function y=ann_radbas_activ(x)
    y = exp(-x .* x);
endfunction

function [W, b]=ann_RBF(P, T, N2, lr, itermax, nc, ro)
    rhs=argn(2);

    if rhs < 3; error("Expect at least 3 arguments, P,T and N2");end
    if rhs < 4; lr = 0.01; end
    if rhs < 5; itermax = 100; end
    if rhs < 6; nc = floor(length(P) / N2); end
    if rhs < 7; ro = 0.01; end
    if lr == []; lr = 0.01; end
    if itermax == []; itermax = 100; end
    if nc == []; nc = floor(length(P) / N2); end
    if ro == []; ro = 0.001; end

    // Мампуца вєєєє
    [N1,col1]=size(P);
    N=[N1,N2,1];
    W = list();
    b = list();

    W(1) = grand(N1, N2, 'unf', min(P), max(P));

    function w=center_by_clustering()
        w = W(1);
        for itercnt = 1:itermax
            for Pcnt = 1:size(P,2)

```



```

most_close = ann_COMPET_run(w, P(Pcnt));
update_neuron = find(most_close);

w(update_neuron) = w(update_neuron) + lr*(P(Pcnt) - w(update_neuron));
end

end

function b2=biases()
dist = ann_dist(W(1),P);
dist = gsort(dist, 'c', 'd');
dist = dist(1:$, 1:nc);
dist = (sum(dist.^2, 2) .^ 0.5) ./ nc;
b2 = 1 ./ (sqrt(2) .* dist);
endfunction

W(1) = center_by_clustering();
b(1) = biases();

function [W, b]=LS()
a1 = ann_radial_basis_func_run(P, W(1), b(1));
z = a1;
z($+1, 1:$) = 1;
t = T';
U = z';
I = eye(size(U, 2), size(U, 2));
x_star = inv(U'*U + ro*I) * U' * t
W = x_star(1:$-1);
b = x_star($);
endfunction

[W2, b2] = LS();
W(2) = W2;
b(2) = b2;
endfunction

Q = 2*N;

x = grand(1,Q,'unf',xmin,xmax);
x_train = x(1:N);
T_train = f(x_train);
x_test = x(N+1:$);
T_test = f(x_test);
[W, b] = ann_RBF(x_train,T_train,N, [],[],3);
y_train = ann_RBF_run(x_train, W, b);
e_train = y_train - T_train;
train_er = mean(e_train .^ 2)
y_test = ann_RBF_run(x_test, W, b);
e_test = y_test - T_test;
test_er = mean(e_test .^ 2)
x = linspace(xmin, xmax, 100);
y = f(x);
y2 = ann_RBF_run(x, W, b);

figure; clf(); gcf().background = 35;
subplot(2,1,1);
plot(x,y, 'k', 'linewidth', 5);
plot2d(x,y2,style=color('red'));

```

```
p = gca().children(1).children(1);
p.thickness = 3;
plot(x_train, T_train, 'g*', 'MarkerSize', 10, 'linewidth', 2);
plot(x_test, y_test, 'bo', 'MarkerSize', 10, 'linewidth', 1);
legend(['func', 'approximation', 'train', 'test'], "in_upper_left");
title('RBF approximation')
subplot(2,1,2);
plot(x,y, 'k', 'linewidth', 10);
center_y = f(W(1));
plot(W(1), center_y, 'r+', 'MarkerSize', 10, 'linewidth', 3);
title('Cluster centers')
```