

# دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

سید عادل میرشرجی

مبانی هوش محاسباتی

پیاده سازی شبکه عصبی و آموزش به روش BGD

در این گزارش، نحوه پیاده سازی شبکه عصبی با یک لایه میانی و دو لایه میانی و آموزش آنها به روش BGD در Matlab توضیح داده شده و سپس نمودار خطای اعتبارسنجی و آموزش رسم شده و در آخر خطای نهایی هر یک از شبکه‌های عصبی بیان شده است و شبکه‌های عصبی یک و دو لایه میانی و روش BGD و SGD مقایسه شده اند.

هدف تخمین تابع  $f(x,y)$  است، در لایه میانی اول از تابع  $f$  (tansig) و در لایه میانی دوم از تابع  $g$  (logsig) استفاده میکنیم:

تابعی که می‌خواهیم تخمین بزنیم:

$$f(x,y) = (x^2 + y^2)humps(x)$$

توابع فعالساز لایه اول و دوم میانی به ترتیب از بالا به پایین:

$$f(x) = tansig(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$$

$$\frac{d(f(x))}{dx} = \frac{4e^{-2x}}{(1 + e^{-2x})^2}$$

$$g(x) = logsig(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$\frac{d(g(x))}{dx} = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2}$$

در روش BGD در هر epoch برای تمام داده آموزشی feedforward انجام می‌شود و در همین حین، هر بار مقدار خطای لایه آخر محاسبه و با حاصل جمع خطاهای iteration قبلی جمع می‌شود و در نهایت پس از آخرین iteration در feedforward، این حاصل جمع خطاهای لایه آخر

تقسیم بر تعداد داده‌های آموزشی می‌شود یا به عبارت دیگر میانگین می‌گیریم و سپس با این مقدار بدست آمده یکبار `backpropagate` می‌کنیم، بنابراین در هر `epoch` یکبار `backpropagate` می‌کنیم و وزن‌ها و بایاس‌های لایه‌ها بروزرسانی می‌شوند که این روش BGD است.

به طور مثال در این پیاده سازی تعداد ۷۰ داده آموزشی داریم، در هر `epoch` ۷۰ `iteration` در `feedforward` داریم، در هر `iteration` مقدار خطای لایه آخر محاسبه و با حاصل جمع خطاهای لایه آخر در `iteration` های قبلی جمع می‌شود. بعد از ۷۰مین `iteration` در `feedforward` میانگین این خطاها که آنها را باهم جمع کردیم گرفته میشود، یعنی حاصل جمع آنها تقسیم بر می‌شود ۷۰ و سپس با توجه به خطای نهایی برای لایه آخر بدست آمده از این میانگین، یکبار `backpropagate` کرده و وزن‌ها و بایاس‌های تمام لایه‌ها را با روش دلتا بروزرسانی می‌کنیم.

الف) شبکه عصبی با یک لایه میانی:

پاک کردن حافظه و `command window` و بستن تمام `plot` ها:

```
1 clear;
2 clc;
3 close all;
4
```

حال داده‌ها را مقدار دهی می‌کنیم، به این صورت که از صفر تا یک با گام های ۰.۰۱ یک ماتریس ورودی می‌سازیم، یعنی کل داده‌های ورودی یک ماتریس ۲ در ۱۰۰ است که هر `element` این ماتریس به صورت رندوم مقداردهی شده است. و سپس ۷۰ داده اول برای آموزش، ۲۰ داده بعدی برای اعتبارسنجی و ۱۰ داده آخر برای تست در نظر گرفته میشوند.

```

5 %-----Initializing-----%
6 X=[0:0.01:1; 0:0.01:1];
7
8 Xin = X(:, 1:70);
9 D_Learn = (Xin(1,:).^ 2 + Xin(2,:) .^ 2) .* humps(Xin(1,:));
10 D_Learn = D_Learn / max(D_Learn(:));
11
12 X_valid = X(:, 71:90);
13 D_valid = (X_valid(1,:).^ 2 + X_valid(2,:) .^ 2) .* humps(X_valid(1,:));
14 D_valid = D_valid / max(D_valid(:));
15
16 X_test = X(:, 91:101);
17 D_test = (X_test(1,:).^ 2 + X_test(2,:) .^ 2) .* humps(X_test(1,:));
18 D_test = D_test/max(D_test(:));
19
20

```

حال به آموزش شبکه عصبی با روابط پیشرو (feedforward) و پس انتشار خطا بر اساس BGD می پردازیم. ابتدا مقادیر وزن ها و بایاس ها در هر لایه را به صورت رندوم تعیین می کنیم و سپس شمارنده epoch و مقدار اولیه خطای اعتبارسنجی برای استفاده از while تعریف می کنیم.

```

21 %-----Feedforward and Backpropagation-----
22
23 eta=0.01;
24 epsilon=0.1;
25 %-----16 neuron in 1st hidden layer
26 W1=rands(16,2);
27 Wb1=rands(16,1);
28 %-----1 neuron in ouput layer
29 W2=rands(1,16);
30 Wb2=rands(1);
31 %-----Kth epoch
32 k=0;
33 %-----Validation error initializing
34 E_valid1=100;

```

حال روابط feedforward برای هر لایه به صورت زیر:

به این صورت که از لایه اول شروع کرده و net لایه را به صورت ماتریسی حساب می کنیم که برابر است با مجموع حاصل جمع ماتریس بایاس های این لایه با مجموع حاصل ضرب ماتریس وزن ها در ورودی که در لایه اول ورودی داده های آموزشی هستند. سپس مقدار خروجی این لایه با محاسبه net, tansig لایه اول محاسبه می شود و در آخر نیز مقدار مشتق خروجی لایه اول برای استفاده در ادامه محاسبات نوشته شده است. سپس به سراغ لایه بعدی یعنی لایه خروجی رفته و net این لایه را بر

اساس خروجی لایه اول محاسبه کرده، خروجی لایه آخر به خاطر خطی بودن تابع فعالساز آن برابر خود net است و پرواضح است که مشتق آن برابر ۱ است و در آخر نیز مقدار خطای لایه آخر محاسبه می شود.

چون روش BGD است ابتدا برای تمام داده آموزشی (۷۰ تا) feedforward را انجام می دهیم و در هر iteration مقدار خطای لایه آخر (e) با حاصل جمع خطاهای لایه آخر iteration های قبلی (ee) جمع میشود.

```
36 while(k < 100 && E_valid1 > epsilon)
37     k = k+1;
38     ee(k) = 0;
39     for m = 1:70
40         %-----Feedforward
41         %-----1st layer
42         net1 = W1 * Xin(:, m) + Wb1;
43         O1 = tansig(net1);
44         diff_O1 = 4 * exp(-2 .* net1) ./ (1 + exp(-2 .* net1)) .^2;
45         %-----output layer
46         net2 = W2 * O1 + Wb2;
47         O2 = net2;
48         diff_O2 = 1;
49         %-----Calculating output layer error and
50         %storing it
51         e = D_Learn(:, m) - O2;
52         ee(k) = ee(k) + e;
53     end
54
```

حال روابط backpropagation برای هر لایه به صورت زیر:

چون از روش BGD استفاده میکنیم بعد از feedforward برای تمام داده های آموزشی با میانگین حاصل جمع خطاهای لایه آخر در هر iteration به backpropagate می پردازیم و مقادیر وزن ها و بایاس های تمام لایه ها را به روز رسانی می کنیم.

```

55 %-----Backpropagation
56 %-----output layer
57 W2 = W2 + eta * ee(k)/70 * O1';
58 Wb2 = Wb2 + eta * ee(k)/70;
59 %-----1st layer
60 e1 = W2' * ee(k)/70;
61 delta1 = e1 .* diff_O1;
62 W1 = W1 + eta * delta1 * (Xin(:, m))';
63 Wb1 = Wb1 + eta * delta1;
64
65

```

قابل ذکر است که دو شرط توقف در نظر گرفته شده است: یکی اینک اگر به ۱۰۰ epoch برسیم یا اینک خطا اعتبار سنجی کمتر از epsilon که در ابتدا تعریف کردیم بشود که این دو شرط در while شروع فرآیند یادگیری قرار داده شده‌اند.

حال خطای اعتبار سنجی را بصورت زیر حساب می‌کنیم:

```

66 %-----Validation error
67 WB1=ones(16,101);
68 for p=1:16
69 WB1(p,:)=Wb1(p,1)*ones(1,101);
70 end
71
72 net1_valid = W1 * X_valid + WB1(:,1:20);
73 O1_valid = tansig(net1_valid);
74
75 WB2 = Wb2 * ones(1,20);
76 net2_valid = W2 * O1_valid + WB2(:, 1:20);
77 O2_valid = net2_valid;
78
79 e_valid = D_valid - O2_valid;
80 E_valid = 0.5 * trace(e_valid * e_valid');
81 E_v1(k)= E_valid;
82

```

حال خطای آموزش را بصورت زیر حساب می‌کنیم:

```

83         %-----Learning error
84         net1_Learn = W1 * Xin + WB1(:,1:70);
85         O1_Learn = tansig(net1_Learn);
86
87         WB2 = Wb2 * ones(1,70);
88         net2_Learn = W2 * O1_Learn + WB2(:,1:70);
89         O2_Learn = net2_Learn;
90
91         e_Learn = D_Learn-O2_Learn;
92         E_Learn = 0.5 * trace(e_Learn * e_Learn');
93         E_L(k) = E_Learn;
94     end
95

```

در نهایت نمودارهای خطای اعتبارسنجی و آموزش را به صورت زیر در MATLAB رسم می کنیم:

```

96     %-----Plots-----%
97     p = length(E_L);
98     m = 1:1:p;
99     figure;
100    plot(m, E_L, 'g');
101    hold on;
102    plot(m, E_v1, 'b');
103    title('Error of Learning (green) and Evaluation 1 (blue) Using Tansig');
104    xlabel('epoch')
105    ylabel('Learning and Evaluation 1 Error');
106
107    %-----Test-----%
108    WB1 = ones(16,101);
109    for p=1:16

```

و مرحله آخر که تست است:

```

107    %-----Test-----%
108    WB1 = ones(16,101);
109    for p=1:16
110        WB1(p,:)=Wb1(p,1)*ones(1,101);
111    end
112
113    net1_test=W1*X_test+WB1(:,1:11);
114    O1_test=tansig(net1_test);
115
116    WB2=Wb2*ones(1,11);
117    net2_test=W2*O1_test+WB2(:,1:11);
118    O2_test=net2_test;
119
120    e_test = D_test-O2_test;
121    E_test = 0.5*trace(e_test * e_test');

```

## ب) شبکه عصبی با دو لایه میانی:

تمام مراحل و عملیات مانند قسمت الف است با این تفاوت که یک لایه میانی جدید اضافه شده است که شامل ۱۶ نرون است و تابع فعالساز آن  $g(\text{logsig})$  است.

مانند قسمت الف:

```
BGD_one_Layer.m  BGD_two_Layer.m  +
1  clear;
2  clc;
3  close all;
4
5  %-----Initializing-----%
6  X=[0:0.01:1; 0:0.01:1];
7
8  Xin = X(:, 1:70);
9  D_Learn = (Xin(1,:).^ 2 + Xin(2,:) .^ 2) .* humps(Xin(1,:));
10 D_Learn = D_Learn / max(D_Learn(:));
11
12 X_valid = X(:, 71:90);
13 D_valid = (X_valid(1,:).^ 2 + X_valid(2,:) .^ 2) .* humps(X_valid(1,:));
14 D_valid = D_valid / max(D_valid(:));
15
16 X_test = X(:, 91:101);
17 D_test = (X_test(1,:).^ 2 + X_test(2,:) .^ 2) .* humps(X_test(1,:));
18 D_test = D_test/max(D_test(:));
19
```

حال آموزش با یک لایه اضافی نسبت به قسمت الف:

```
21 %-----Feedforward and Backpropagation-----
22
23 eta=0.01;
24 epsilon=0.1;
25 %-----16 neuron in 1st hidden layer
26 W1=rands(16,2);
27 Wb1=rands(16,1);
28 %-----16 neuron in 2nd hidden layer
29 W2=rands(16,16);
30 Wb2=rands(16,1);
31 %-----1 neuron in ouput layer
32 W3=rands(1,16);
33 Wb3=rands(1);
34 %-----Kth epoch
35 k=0;
36 %-----Validation error initializing
37 E_valid1=100;
```

حال feedforward با یک لایه اضافی نسبت به قسمت الف:



لایه دوم اضافه شده است که تابع فعالساز آن **logsig** است و ورودی آن **O1** و سایر موارد همانطور که توضیح داده شد هستند.

```
38 %-----Starting Learning Process
39 while(k < 100 && E_valid1 > epsilon)
40     k = k+1;
41     ee(k) = 0;
42     for m=1:70
43         %-----Feedforward
44         %-----1st layer
45         net1 = W1 * Xin(:, m) + Wb1;
46         O1 = tansig(net1);
47         diff_O1 = 4 * exp(-2 .* net1) ./ (1 + exp(-2 .* net1)).^2;
48         %-----2nd layer
49         net2 = W2 * O1 + Wb2;
50         O2 = logsig(net2);
51         diff_O2 = exp(-net2) ./ ((1 + exp(-net2))).^2;
52         %-----output layer
53         net3 = W3 * O2 + Wb3;
54         O3 = net3;
55         diff_O3 = 1;
56         %-----Calculating output layer error and
57         %storing it
58         e = D_Learn(:, m) - O3;
59         ee(k) = ee(k) + e;
60     end
```

حال **backpropagation** با یک لایه اضافی نسبت به قسمت الف:

همه چیز مانند قسمت الف یعنی یک لایه میانی است با این تفاوت که دلتای لایه اول از دلتای لایه دوم و دلتای لایه دو از دلتای لایه آخر محاسبه میشود.

```
62 %-----Backpropagation
63 %-----output layer
64 W3 = W3 + eta * ee(k)/70 * O3';
65 Wb3 = Wb3 + eta * ee(k)/70;
66 %-----2nd layer
67 e2 = W3' * ee(k)/70;
68 delta2 = e2 .* diff_O2;
69 W2 = W2 + eta * delta2 * O1';
70 Wb2 = Wb2 + eta * delta2;
71 %-----1st layer
72 e1 = W2' * e2;
73 delta1 = e1 .* diff_O1;
74 W1 = W1 + eta * delta1 * (Xin(:, m))';
75 Wb1 = Wb1 + eta * delta1;
76
```

و در آخر هم محاسبه خطاهای اعتبارسنجی و یادگیری و رسم نمودار آنها و تست به صورت زیر:

```

78 %-----Validation error
79 WB1=ones(16,101);
80 WB2=ones(16,101);
81 for p=1:16
82 WB1(p,:)=wb1(p,1)*ones(1,101);
83 WB2(p,:)=wb2(p,1)*ones(1,101);
84 end
85
86 net1_valid = W1 * X_valid + WB1(:,1:20);
87 O1_valid = tansig(net1_valid);
88
89 net2_valid = W2 * O1_valid + WB2(:,1:20);
90 O2_valid = logsig(net2_valid);
91
92 WB3 = Wb3 * ones(1,20);
93 net3_valid = W3 * O2_valid + WB3(:,1:20);
94 O3_valid = net3_valid;
95
96 e_valid = D_valid - O3_valid;
97 E_valid = 0.5 * trace(e_valid * e_valid');
98 E_v1(k)= E_valid;
99
100 %-----Learning error
101 net1_Learn = W1 * Xin + WB1(:,1:70);
102 O1_Learn = tansig(net1_Learn);
103
104 net2_Learn = W2 * O1_Learn + WB2(:,1:70);
105 O2_Learn = logsig(net2_Learn);
106
107 WB3 = Wb3 * ones(1,70);
108 net3_Learn = W3 * O2_Learn + WB3(:,1:70);
109 O3_Learn = net3_Learn;
110
111 e_Learn = D_Learn-O3_Learn;
112 E_Learn = 0.5 * trace(e_Learn * e_Learn');
113 E_L(k) = E_Learn;
114 end
115 %-----Plots-----%
116 p = length(E_L);
117 m = 1:1:p;
118 figure;
119 plot(m, E_L,'g');
120 hold on;
121 plot(m, E_v1,'b');
122 title('Error of Learning (green) and Evaluation 1 (blue) Using Tansig and Logsig');
123 xlabel('epoch')
124 ylabel('Learning and Evaluation 1 Error');
125

```

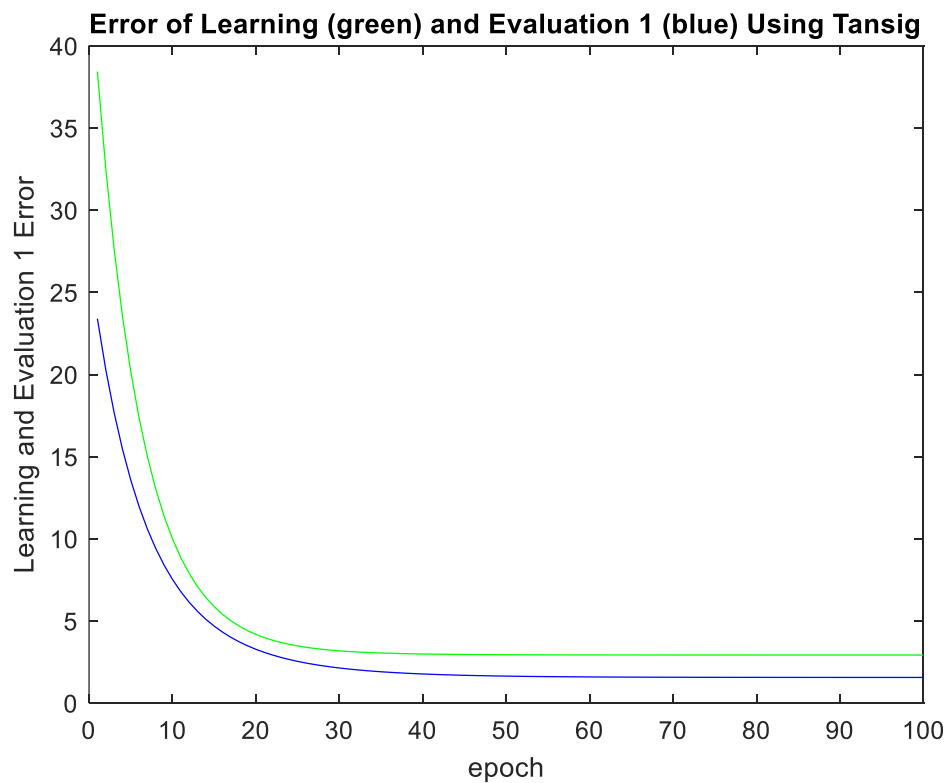
```

126 %-----Test-----%
127 WB1 = ones(16,101);
128 WB2 = ones(16,101);
129 for p=1:16
130     WB1(p,:)=wb1(p,1)*ones(1,101);
131     WB2(p,:)=wb2(p,1)*ones(1,101);
132 end
133
134 net1_test=W1*X_test+WB1(:,1:11);
135 O1_test=tansig(net1_test);
136
137 net2_test = W2 * O1_test + WB2(:,1:11);
138 O2_test = logsig(net2_test);
139
140 WB3=Wb3*ones(1,11);
141 net3_test=W3*O2_test+WB3(:,1:11);
142 O3_test=net3_test;
143
144 e_test = D_test-O3_test;
145 E test = 0.5*trace(e test * e test');

```

ج و د) نمایش نمودار و مقدار خطای نهایی قسمت الف و ب:

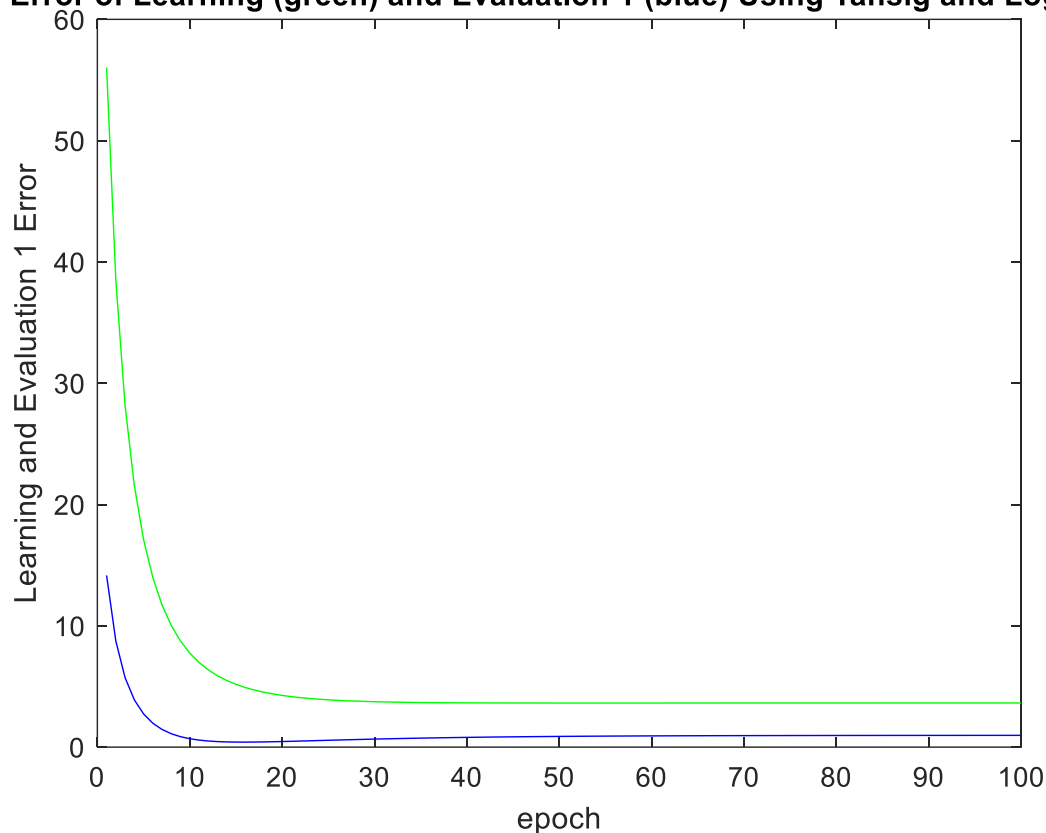
(الف)



خطای نهایی = ۰.۹۶۲۷

(ب)

Error of Learning (green) and Evaluation 1 (blue) Using Tansig and Logsig



خطای نهایی = ۰.۲۰۹۱

#### (د) مقایسه و نتیجه گیری

با مقایسه شبه عصبی با یک لایه میانی و دو لایه میانی متوجه می شویم که شبکه عصبی با دو لایه میانی پیچده تر است و آموزش آن هم از نظر پیچیدگی محاسبات (Computational Complexity) و هم از نظر پیچیدگی محاسباتی (Time Complexity) هزینه بیشتری دارد، اما دقت شبکه عصبی با دو لایه میانی از شبکه عصبی با یک لایه میانی بیشتر است، اما خب این امر می تواند باعث overfitting در شبکه عصبی با لایه بیشتر نیز می تواند بشود. حال با مقایسه روش BGD و SGD در می یابیم که

سرعت روش BGD بیشتر از SGD است اما دقت کمتری در تخمین یک تابع یکسان با تعداد epoch یکسان دارد.