

# 神经网络第二次实验报告

谢涵 PB19071443

2021 年 11 月 13 日

## 1 实验题目

根据所学过的 BP 网络设计及改进方案设计实现模糊控制规则为  $T = \text{int}((e + ec)/2)$  的模糊神经网络控制器，其中输入变量  $e$  和  $ec$  的变化范围分别是： $e = \text{int}[-2, 2]$ ,  $ec = \text{int}[-2, 2]$ 。网络设计的目标误差为 0.001。

## 2 实验设计

### 2.1 输入、输出矢量

输入矩阵：

$$P = \begin{pmatrix} -2 & -2 & -2 & -2 & -2 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ -2 & -1 & 0 & 1 & 2 & -2 & -1 & 0 & 1 & 2 & -2 & -1 & 0 & 1 & 2 & -2 & -1 & 0 & 1 & 2 & -2 & -1 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

目标矩阵（取下整）：

$$T = \begin{pmatrix} -2 & -2 & -1 & -1 & 0 & -2 & -1 & -1 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

### 2.2 网络结构

输入大小为  $2 \times 25$ ，输出大小为  $1 \times 25$ ，含有一个隐含层，一个输出层，层数为 2:n:1

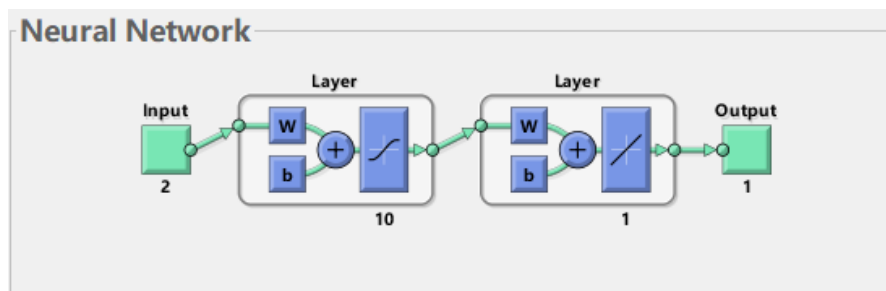


图 1: 网络结构

## 3 实验项目

### 3.1 S1 大小对实验的影响

#### 3.1.1 代码段

```

P = [-2 -2 -2 -2 -2 -1 -1 -1 -1 -1 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2;
     -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2];

T = [-2 -2 -1 -1 0 -2 -1 -1 0 0 -1 -1 0 0 1 -1 0 0 1 1 0 0 1 1 2];

S1 = 7; % vary from 7 to 13
[R, ~] = size(P);
[S2, Q] = size(T);

net = newff(minmax(P), [S1,1], {'tansig', 'purelin'}, 'traingd');
% 初始化
net.IW{1, 1} = rands(S1, R);
net.b{1} = rands(S1, 1);
net.LW{2, 1} = rands(S2, S1);
net.b{2} = rands(S2, 1);

net.trainParam.epochs = 10000;
net.trainParam.lr = 0.03;
net.trainParam.goal = 1e-3;

[net, tr] = train(net, P, T, 'mMATLAB');
Y = sim(net, P);
sse_error = perform(net, T, Y);
fprintf('SSE=%f\n', sse_error);

```

### 3.1.2 实验结果

取学习率为 0.03，由于测试发现经过数万次训练后均未达到  $1e-3$  误差期望值，故均以 10000 次为 max\_epochs

S1	时间/s	训练次数	SSE	收敛速度
7	9	10000	0.0574	开始几步误差下降很快，此后快速变慢，此后下降极为缓慢
8	9	10000	0.0575	开始几步误差下降很快，此后下降极为缓慢
9	9	10000	0.0519	开始几步误差下降很快，此后下降极为缓慢
10	9	10000	0.0215	开始几步误差下降很快，此后下降变缓但较为明显
11	9	10000	0.0347	开始几步误差下降很快，此后下降变缓但较为明显
12	9	10000	0.0584	开始几步误差下降很快，此后下降极为缓慢
13	9	10000	0.0525	开始几步误差下降很快，此后下降极为缓慢

表 1: S1 结果

根据测试结果，可以发现在 S1 取值为 10 或 11 的时候效果最好，因此取  $S1 = 10$

表 2: lr 结果

lr	时间/s	SSE	稳定性
0.01	25	0.0344	急剧下降-几乎不下降, 平滑
0.02	25	0.0234	急剧下降-几乎不下降, 平滑
0.03	25	0.0148	急剧下降-速度变缓-几乎不下降, 平滑
0.04	25	0.00825	急剧下降-速度变缓-较快速下降, 平滑
0.05	25	0.00251	急剧下降-速度变缓-较快速下降, 平滑
0.06	24	0.00137	急剧下降-速度变缓-较快速下降, 平滑
0.07	23	0.001	急剧下降-快速下降, 直至达到预期误差 $1e-3$ , 迭代次数 22789, 平滑
0.08	13	0.001	急剧下降-快速下降, 直至达到预期误差 $1e-3$ , 迭代次数 14833, 多次试验均平滑
0.09	15	0.001	急剧下降-快速下降, 直至达到预期误差 $1e-3$ , 迭代次数 15020, 有时出现波动, 有时完全平缓
0.1	24	0.0194	急剧下降-速度变缓, 中途出现许多细小的波动, 平滑
0.11	24	0.0139	急剧下降-速度变缓, 但是中途出现了两个尖锐的波动, 其余部分平滑
0.12	18	0.001	急剧下降-速度变缓, 后半段出现密集连续的波动, 波动逐步减小直至到达预期误差, 迭代次数 18864
0.13	20	0.001	急剧下降-速度变缓, 中途出现更多更尖锐的波动, 波动逐步减小直至到达预期误差, 迭代次数 21639
0.3	28	0.00296	出现密集连续的波动, 在某个值附近反复升降而总体下降极为缓慢, 25000 次迭代后仍未收敛

### 3.2 取定 S1, 观察 lr 大小对实验的影响

实验代码同 3.1.1, 修改如下: epoch=25000, 取定 S1=10, 改变 lr 的值。每个 lr 值重复多次, 取最有代表性的一次作为结果, 见表 2。

可以发现在 lr 逐渐增大的过程中, 首先收敛速度变快, 但当 lr 特别大时会出现波动, 但仍会较快地达到预期误差。实验中效果最好的学习率为  $lr = 0.08$

### 3.3 取定 S1 和 lr, 固定学习率与自适应值学习率进行对比

将学习方法改为'traingda', 取初始 lr=0.08, 进行实验, 得到结果, 见表 3。

表 3: gda 结果

学习方法	迭代次数	时间/s	SSE	观察
gd	14833	13	0.001	急剧下降-快速下降, 直至达到预期误差 $1e-3$ , 迭代次数 14833, 多次试验均平滑
gda	12883	11	0.000999	有密集的波动, 总体以较快速度降至指定误差, 波动符合 gda 学习法的特性

可以发现 gda 学习速率较快, 虽然有震荡, 但是能更快地收敛到给定误差内

## 4 实验分析和实验结论

### 4.1 优化算法对比

选定  $S1 = 10, lr = 0.08$ , 修改代码如下:

```
P = [-2 -2 -2 -2 -2 -1 -1 -1 -1 -1 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2;  
     -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2 -2 -1 0 1 2];
```

```
T = [-2 -2 -1 -1 0 -2 -1 -1 0 0 -1 -1 0 0 1 -1 0 0 1 1 0 0 1 1 2];
```

```
S1 = 10;
```

```
[R, ~] = size(P);
```

```
[S2, Q] = size(T);
```

```
% ???为待选择的训练方法
```

```
net = newff(minmax(P), [S1,1], {'tansig', 'purelin'}, '????');
```

```
% 初始化
```

```
net.IW{1, 1} = rands(S1, R);
```

```
net.b{1} = rands(S1, 1);
```

```
net.LW{2, 1} = rands(S2, S1);
```

```
net.b{2} = rands(S2, 1);
```

```
% 打印初始权重
```

```
net.IW{1, 1}
```

```
net.b{1}
```

```
net.LW{2, 1}
```

```
net.b{2}
```

```
net.trainParam.epochs = 25000;
```

```
net.trainParam.lr = 0.08;
```

```
net.trainParam.goal = 1e-3;
```

```
% net.trainParam.mc = 0.9; % 如果选择附加动量法则使用这行代码
```

```
[net, tr] = train(net, P, T, mMATLAB);
```

```
Y = sim(net, P);
```

```
sse_error = perform(net, T, Y);
```

```
fprintf('SSE=%f\n', sse_error);
```

```
% 打印训练完毕后的权重
```

```
net.IW{1, 1}
```

```
net.b{1}
```

```
net.LW{2, 1}
net.b{2}
```

#### 4.1.1 标准梯度下降法 gd

训练次数: 16251

训练前:

$$\begin{aligned}
 W_{11} &= \begin{pmatrix} -0.5638 & 0.8182 \\ 0.5447 & 0.1832 \\ -0.5439 & -0.3349 \\ -0.2583 & 0.7061 \\ 0.7819 & -0.1152 \\ 0.7128 & 0.8087 \\ -0.1951 & -0.9336 \\ -0.3640 & 0.0649 \\ 0.2173 & 0.4330 \\ 0.8204 & -0.6414 \end{pmatrix} & b_1 &= \begin{pmatrix} -0.3269 \\ -0.6246 \\ -0.3561 \\ -0.1923 \\ 0.0971 \\ -0.9025 \\ 0.1055 \\ -0.4504 \\ -0.5170 \\ -0.5137 \end{pmatrix} & W_{21}^T &= \begin{pmatrix} -0.6917 \\ 0.9128 \\ 0.8713 \\ 0.6374 \\ 0.4565 \\ -0.6484 \\ -0.2793 \\ -0.6224 \\ -0.9976 \\ -0.3672 \end{pmatrix} & b_2 &= (0.3992)
 \end{aligned}$$

训练后:

$$\begin{aligned}
 W_{11} &= \begin{pmatrix} -1.7815 & 0.2940 \\ 0.2629 & 0.3417 \\ -1.0599 & -1.3226 \\ -1.2449 & 1.1064 \\ 1.7894 & -0.2905 \\ 1.3699 & 1.4391 \\ -2.8287 & -2.5381 \\ -1.0009 & -0.8621 \\ 0.5668 & -0.8834 \\ 1.9805 & -0.9055 \end{pmatrix} & b_1 &= \begin{pmatrix} -0.2671 \\ -1.3431 \\ -2.5425 \\ 0.5865 \\ 0.8894 \\ -1.5661 \\ -1.3257 \\ -0.4214 \\ -0.5369 \\ -0.6297 \end{pmatrix} & W_{21}^T &= \begin{pmatrix} 1.1239 \\ 1.2695 \\ -1.1295 \\ 0.9885 \\ 0.8170 \\ 0.9766 \\ -1.6034 \\ 2.3424 \\ 0.6884 \\ 0.9597 \end{pmatrix} & b_2 &= (0.4768)
 \end{aligned}$$

$$SSE = 0.001000$$

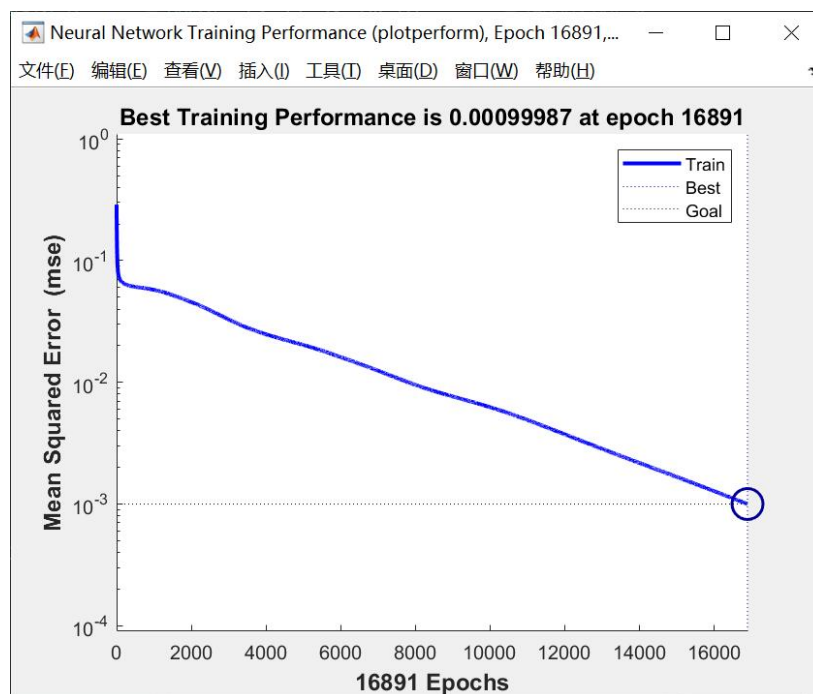


图 2: gd 损失函数

#### 4.1.2 附加动量的 BP 算法，取动量因子 mc=0.9

训练次数: 16891

训练前:

$$W_{11} = \begin{pmatrix} -0.4619 & -0.6355 \\ 0.3461 & -0.8018 \\ -0.0450 & -0.0205 \\ 0.2474 & -0.6135 \\ -0.5271 & 0.7918 \\ -0.6458 & -0.8018 \\ 0.6593 & -0.9117 \\ 0.5338 & 0.1146 \\ 0.8690 & 0.5450 \\ -0.7842 & -0.3761 \end{pmatrix} \quad b_1 = \begin{pmatrix} -0.6420 \\ -0.3221 \\ -0.5797 \\ 0.0203 \\ 0.8127 \\ 0.2578 \\ -0.7969 \\ -0.2183 \\ -0.8908 \\ 0.0026 \end{pmatrix} \quad W_{21}^T = \begin{pmatrix} -0.1366 \\ 0.9951 \\ 0.6232 \\ -0.0287 \\ 0.7889 \\ -0.7249 \\ -0.2200 \\ 0.8547 \\ 0.8350 \\ 0.4271 \end{pmatrix} \quad b_2 = (0.2367)$$

训练后:

$$W_{11} = \begin{pmatrix} -0.9573 & -0.2569 \\ 1.3049 & -1.2086 \\ -0.2774 & 0.5344 \\ 1.0700 & -1.9800 \\ -0.7717 & 0.9733 \\ -1.2740 & -1.2264 \\ 2.6109 & -2.8408 \\ 0.2721 & -0.9573 \\ 0.6979 & -0.1031 \\ -2.6447 & -2.6884 \end{pmatrix} \quad b_1 = \begin{pmatrix} -1.7565 \\ -0.7089 \\ -1.4201 \\ 1.1507 \\ 1.3040 \\ 0.7523 \\ -1.6655 \\ 0.3968 \\ -1.6833 \\ 1.5357 \end{pmatrix} \quad W_{21}^T = \begin{pmatrix} -0.7211 \\ 2.6790 \\ 0.9172 \\ -1.1196 \\ 1.1644 \\ -2.2634 \\ -1.6824 \\ 1.2569 \\ 0.4637 \\ 1.4626 \end{pmatrix} \quad b_2 = (0.1742)$$

$$SSE = 0.001000$$

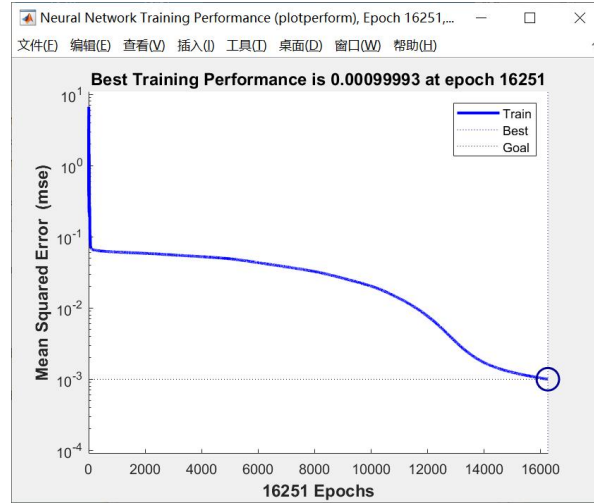


图 3: gdm 损失函数

#### 4.1.3 Levenberg-Marquardt 法

训练次数: 39

训练前:

$$W_{11} = \begin{pmatrix} -0.7803 & 0.2786 \\ -0.7805 & -0.4893 \\ -0.4602 & -0.8227 \\ 0.0493 & 0.6765 \\ 0.9453 & 0.1694 \\ 0.4208 & 0.8962 \\ -0.3763 & -0.8779 \\ -0.4171 & 0.1693 \\ 0.7007 & -0.4298 \\ 0.8233 & 0.6555 \end{pmatrix} \quad b_1 = \begin{pmatrix} -0.6180 \\ -0.1149 \\ -0.2132 \\ 0.6531 \\ 0.3537 \\ -0.5848 \\ -0.3638 \\ -0.7324 \\ 0.3429 \\ 0.1420 \end{pmatrix} \quad W_{21}^T = \begin{pmatrix} -0.6605 \\ -0.7047 \\ -0.0478 \\ 0.8162 \\ 0.1044 \\ -0.9341 \\ -0.8923 \\ 0.6101 \\ -0.0973 \\ -0.2347 \end{pmatrix} \quad b_2 = (0.5793)$$

训练后:

$$W_{11} = \begin{pmatrix} 0.4530 & 0.4104 \\ -0.7801 & -0.8170 \\ -1.2386 & -1.2801 \\ 1.2494 & 1.2425 \\ 0.3602 & 0.3428 \\ 3.5719 & 3.5260 \\ -0.8858 & 0.0796 \\ -0.7731 & -0.1004 \\ 1.1326 & 0.0859 \\ 1.2909 & 1.2316 \end{pmatrix} \quad b_1 = \begin{pmatrix} -0.6978 \\ 3.1564 \\ 0.6007 \\ 3.0192 \\ 0.5527 \\ -1.7111 \\ 0.8649 \\ -1.1725 \\ 1.4703 \\ -0.6260 \end{pmatrix} \quad W_{21}^T = \begin{pmatrix} -1.7882 \\ -2.1195 \\ -2.8277 \\ 1.6122 \\ -2.2055 \\ -2.5057 \\ -0.1581 \\ 0.7508 \\ 0.5739 \\ 2.3367 \end{pmatrix} \quad b_2 = (1.2189)$$

$$SSE = 0.000226$$

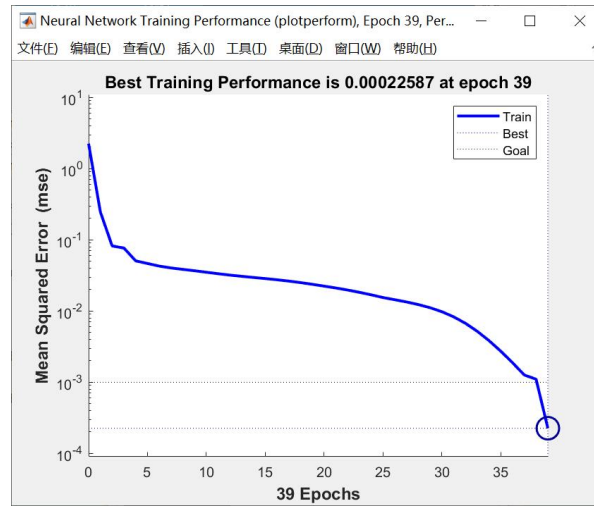


图 4: lm 损失函数

## 4.2 插值法验证

对于前面取  $S1 = 10, lr = 0.08$ , 用 gd 法已训练好的网络, 差值范围为  $-2 : 0.5 : 2$ , 进行差值测试如下

### 4.2.1 测试代码

```
% 样本插值测试
P1 = zeros();
T1 = zeros();
step = 0.5;
e1 = -2:step:2;
ec1 = -2:step:2;
[~, S] = size(e1);
for i = 1:S
    for j = 1:S
```



```

        col = (i-1) * S + j;
        P1(1, col) = e1(i);
        P1(2, col) = ec1(j);
        T1(col) = floor((e1(i) + ec1(j)) / 2);
    end
end
A = sim(net, P1);
L = cat(1, A, T1) % 输出结果与预期结果对比

sse_error = perform(net, T1, A);
fprintf('SSE=%f\n', sse_error);

```

## 4.2.2 输出

$$L = \begin{pmatrix} -2.0177 & -2.0791 & -2.0216 & -1.6328 & -1.0211 & -0.8245 & -1.0111 & -0.4463 & -0.0184 \\ -2 & -2 & -2 & -2 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 \\ -2.0766 & -2.0193 & -1.6303 & -1.018 & -0.8201 & -1.006 & -0.4437 & -0.0099 & -0.3476 \\ -2 & -2 & -2 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ -2.0186 & -1.6296 & -1.0166 & -0.8173 & -1.0023 & -0.4422 & -0.0017 & -0.339 & -0.0008 \\ -2 & -2 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ -1.6308 & -1.0172 & -0.8166 & -1.0004 & -0.442 & 0.0058 & -0.33 & 0.0057 & 0.8845 \\ -2 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1.0201 & -0.8181 & -1.0008 & -0.4438 & 0.0122 & -0.3209 & 0.0137 & 0.8898 & 1.0366 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -0.8222 & -1.0037 & -0.4478 & 0.017 & -0.3123 & 0.0226 & 0.8975 & 1.0423 & 0.953 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ -1.0094 & -0.4545 & 0.0197 & -0.3047 & 0.0322 & 0.9072 & 1.051 & 0.9595 & 1.0419 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ -0.4641 & 0.0199 & -0.2985 & 0.0418 & 0.9185 & 1.0622 & 0.9688 & 1.0479 & 1.4083 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0.0175 & -0.294 & 0.0511 & 0.9309 & 1.0754 & 0.9805 & 1.0561 & 1.4125 & 2.0117 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$SSE = 0.114718$$

## 5 心得体会

这次实验对单隐含层 BP 网络进行了较全面的测试，包括隐含层节点数、学习率大小、不同学习方法对收敛速度的影响，通过对参数变化的测试，我对 BP 网络各个参数对网络性能的影响有了更加深入的了解。对于理论有了更直观的了解。