# ANN Lab1 Report

何秉翔 计04 2020010944

## 1. 单隐藏层 MLP

#### 1.1 实验环境

在该部分中,我们构建一个具有一层隐藏层的 MLP,并对三种激活函数和三种损失函数进行组合,共九种组合, numpy 的 seed 为 42。其余超参按如下给定:

• 对于以 HingeLoss 作为损失函数的 (共三种组合):

```
config = {
2
       'learning_rate': 1e-4,
3
       'weight_decay': 2e-4,
       'momentum': 0.9,
4
5
      'batch_size': 100,
       'max_epoch': 100,
6
7
       'disp_freq': 100,
       'test_epoch': 1
8
9 }
```

• 其余六种组合:

```
config = {
2
       'learning_rate': 1e-1,
3
       'weight_decay': 2e-4,
      'momentum': 0.9,
4
5
       'batch_size': 100,
6
      'max_epoch': 100,
7
       'disp_freq': 100,
8
       'test_epoch': 1
9 }
```

#### 二者只有 1r 的区别,原因是 HingeLoss 在 1r 较大时收敛很慢,甚至难以收敛

对于隐藏层的维度,在一层隐藏层实验中,隐藏层维度设置为 128, Linear 初始化 init\_std = 0.01 ; 对于 Hinge Loss ,选取 margin = 5

## 1.2 实验结果

#### **1.2.1 Train**

最后一步 Train 之后的结果为: (ACC / Loss)

Accuracy / Loss	EuclideanLoss	SoftmaxCELoss	HingeLoss
Sigmoid	0.9624/0.0527	0.9823/0.0710	0.9952/0.0245
ReLU	0.9628/0.0585	0.9827/0.0544	0.9996/0.0008
GeLU	0.9804/0.0422	0.9835/0.0491	1.0000/0.0000

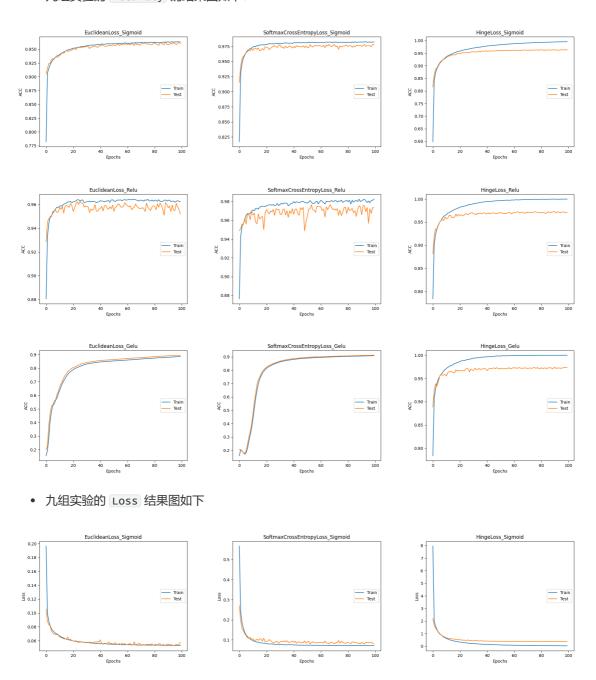
#### 1.2.2 Test

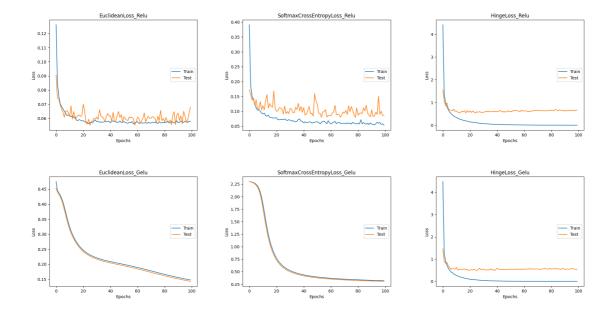
最后一步 Test 之后的结果为: (ACC / Loss)

Accuracy / Loss	EuclideanLoss	SoftmaxCELoss	HingeLoss
Sigmoid	0.96020/0.05761	0.97780/0.07993	0.96250/0.38458
ReLU	0.95190/0.06800	0.97330/0.08571	0.97150/0.66439
GeLU	0.97390/0.04740	0.97510/0.08543	0.97390/0.54971

## 1.2.3 结果图

• 九组实验的 Accuracy 的结果图如下:





#### 1.2.4 实验结果分析

#### • 训练时间:

在相同的 max\_epoch 和损失函数情况下,考虑三个激活函数, Gelu 激活函数对应的三组实验每个 epoch 的平均耗时明显最长,这可能是由于 Gelu 相比其他激活函数,前向和反向计算复杂度较高。 在相同的 max\_epoch 和激活函数情况下,考虑三个损失函数,同样由于计算量的关系, SoftmaxCrossEntropyLoss 对应的三组实验平均耗时较长,但不明显。

#### • 收敛速度:

在相同的损失函数情况下,考虑三个激活函数,三者的收敛速度接近,但 Sigmoid 激活函数对应的三组实验明显收敛更加稳定,无论是在 Train 上还是在 Test 上都很稳定,而另外两个激活函数在相同的激活函数情况下,由于不同的 lr , HingeLoss 和其他两个无法完全控制变量。但通过实验,在 lr 较小,即 lr = 1e-4 时, HingeLoss 的收敛速度最快,可以从 Loss 图像上看出其斜率绝对值最大;但在 lr = 1e-1,即其他几组实验的 lr 下, HingeLoss 会发散

# 2. 双隐藏层 MLP

### 2.1 实验环境

在该部分中,我们构建一个具有两层隐藏层的 MLP,并对三种激活函数和三种损失函数进行组合,共九种组合。 其余超参按如下给定:

# 2.2 实验结果