## HW2 Report

## 卢华昊 2017011477 计 72

## 一、 实验目标

- a) 使用 MLP、CNN 等网络进行分类。
- b) 观察实验结果并且回答思考题。

## 二、网络结构及参数设置

1. MLP 使用双线性层的结构,第一层为 512 个神经元,第二层为 10 个神经元。激活函数为 Relu。

Lr=3e-4, Epoch=100, dropout\_rate=0.4

2. CNN 使用双层卷积与最大池化的结构。第一层卷积 filters 数量为 32, kernal\_size 为 8, 最大池化池化尺寸为 4x4, 步长为 1; 第二层卷积与第一层卷积相同,最大池化与第一层相同。

Lr=3e-4, Epoch=100, dropout\_rate=0.2

# 三、实验结果

- 1. 在 MLP 结构中, 在 37 个 Epoch 之后达到最优效果, 测试集上准确率为 55.84%
- 2. 在 CNN 结构中, 在 31 个 Epoch 之后达到最优, 测试集上准确率达到 69.07%

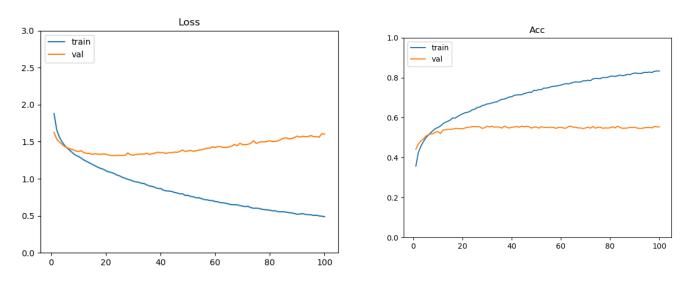
# 四、问题回答及附录

1. 在训练时 is\_train=True,测试时 is\_train=False,这一选项涉及 batch\_normalisation、dropout 等算法的使用。训练时 reuse=False,测试时 reuse=True,这一选项设计是否重用参数。

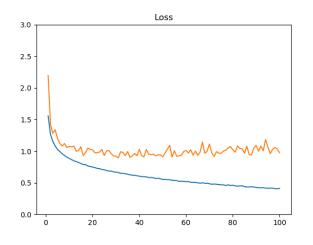
Batch\_norm 在训练时和测试时使用不同的计算策略,训练时使用参与当前训练的 mini-batch 进行计算,而在测试时使用之前训练集所有计算结果的均值进行 normalize。

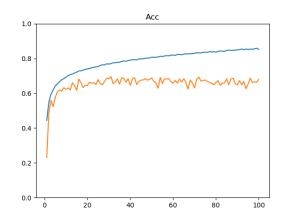
Dropout 在训练时随机扔掉一些神经元,而在测试时则不会扔掉神经元,而是使用全部的神经元参与计算。

2.



MLP 模型, dropout=0.4。lr=3e-4





CNN 模型,dropout=0.2, lr=3e-4

### 3. MLP与CNN的不同点:

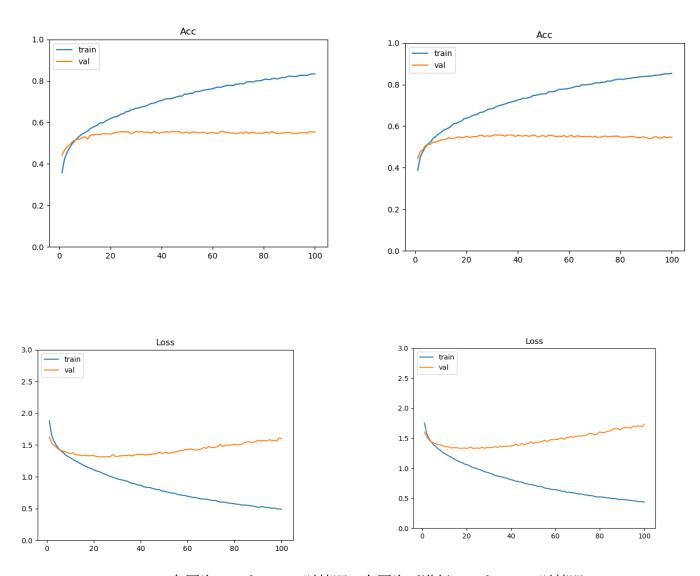
- a) CNN 在测试集上的准确率超过了 MLP。MLP 的准确率最高为 55%左右,而 CNN 的准确率可以达到 68%左右。
- b) MLP 在训练集上对 Dropout Rate 的变化更敏感。从下文中的表格中可以看出,同样 Dropout Rate 的变化下,MLP 在训练集上的结果变化更加明显。
- c) CNN 在测试集上对 Dropout Rate 的变化更敏感。从下文中的表格中可以看出,同样 Dropout Rate 的变化下,CNN 在测试集上的结果变化更加明显。
- d) Batch Norm 有无对 CNN 影响更显著。从下文可以看出,Batch Norm 的有无显著影响了 CNN 在测试集上的稳定性,而 MLP 则影响不明显。

#### 4. Batch Normalization 的效果:

a) MLP:

由于在进行 Batch Norm 时经过测试,dropout=0.4 时训练效果最好,于是选择在 dropout=0.4 的情况下进行测试。

经过测试发现,是否进行 Batch Normalization 对训练结果无显著影响,最终准确率均为55%左右;测试集上达到最高点的速度也近似。

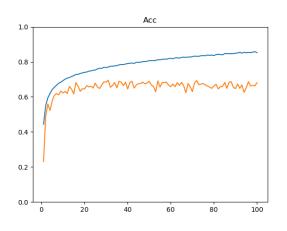


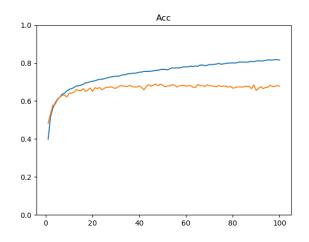
左图为 BatchNorm 时情况,右图为不进行 BatchNorm 时情况

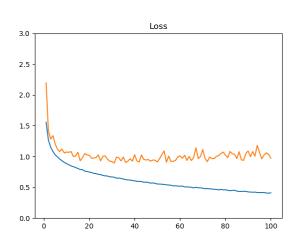
### b) CNN:

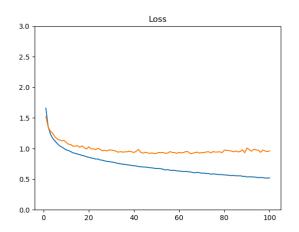
由于在进行 Batch Norm 时经过测试,dropout=0.2 时训练效果最好,于是选择在 dropout=0.2 的情况下进行测试。

依然没有发现明显的改变,最终准确率均为 69%左右。反而 Batch Norm 后在测试集上训练结果波动更大。







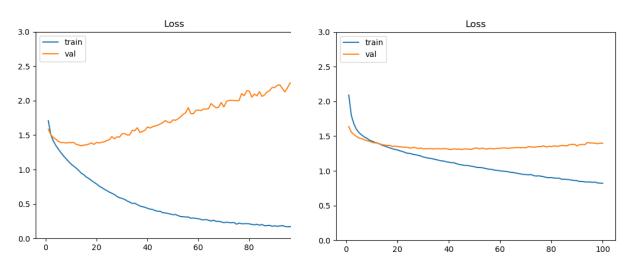


左图为 Batch Norm,右图不适用 Batch Norm

5. Dropout Rate 的大小影响在训练时扔掉神经元的概率,这一值越大,扔掉神经元的概率就越大。

在进行训练的过程中,我发现随着 dropout rate 的增加:

a) val\_loss 在到达最低点后重新上升的速度变慢,同时上升的幅度更小,这一曲线更加平缓。



ML 左图为 rate=0.1 时的 loss 曲线, 右图 rate=0.6

- b) 训练集上的准确率和 loss 在同样的 Epoch 后也逐渐下降;
- c) 在测试集上的准确率有小幅提升。

以下是测试情况的统计表格。

最高准确率(100个 Epoch 之内)及达到验证集最佳所需 Epoch

	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
MLP_train	94.67%	91.48%	87.66%	83.29%	77.74%	71.96%	64.44%	56.01%
MLP_val	54.93%	54.37%	55.22%	55.84%	55.55%	55.32%	54.99%	54.62%
MLP_epoch	19	43	37	37	67	64	77	92
CNN_train	88.07%	85.21%	83.16%	81.40%	79.26%	79.40%	74.00%	69.55%
CNN_val	67.08%	69.07%	68.58%	67.75%	66.41%	66.38%	54.75%	45.87%
CNN_epoch	33	31	50	67	42	95	54	87

6. 在训练的开始部分,训练集与测试集上的 loss 类似,相差不大;而在训练多轮 Epoch 后之后,训练集上的 loss 持续减小,而测试集上的 loss 先保持不变随后开始上升。

这可能是因为模型在训练集上出现了过拟合现象,因此我们对 dropout 的概率进行了调整与测试,这可能会减轻过拟合现象。具体的测试结果可以见上表。