

CNN for AffNIST classification

姓名：张毅 学号：21721190 日期：2018-5

1 问题描述

在 AffNIST 数据集上训练模型进行分类任务，识别 0-9 十个数字。

数据集：AffNIST (<https://www.cs.toronto.edu/~tijmen/affNIST/>)，训练数据与测试数据默认已经划分好，试验中采用默认的划分方式。

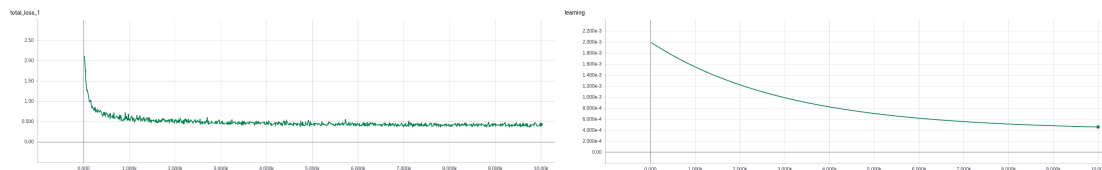
2 方法及原理

实验中采用了 CNN（包括 4 个卷积层，1 个全连接层与一个 softmax 层）进行分类，模型结构见 tensorflow 计算图，代码已经上传到 github 仓库 (yizhangzc/course)，本次实验与第一次实验代码均放置在 classification 文件夹下，运行方式及运行环境见 README.md。

3 实验结果

本次实验在全部数据集上进行，结果如下：

DNN: 准确率：98.8% f1 值：98.8%



(a) loss 下降过程 (b) 学习速率下降过程

```
step 9900 accuracy: 0.9880806502031885 f1_score: 0.9880550205142118
[[ 31162  3  26  12  0  1  41  87  11  7]
 [  0 36030  58  53  3  6  7  148  0  1]
 [  85  46 32595  23  8  0  12  223  7  6]
 [  1  1  40 32062  0  87  0  103  12  6]
 [  0  26  19  0 30773  5  23  77  30 463]
 [  24  41  7 125  4 28104 159  32  16 27]
 [ 172 160  33  11  64  88 30047  0  66  6]
 [  1  64 104  9  23  3  0 32651  0  30]
 [  20  5 104  48  45  18  23  40 30752 106]
 [ 10  16  17  2 140  32  1 134  16 31911]]
```

(c) DNN 混淆矩阵

当与第一次实验使用相同数据量（每个.mat 文件中均取 1000 个样本），CNN 模型的识别准确率可以达到 97.1%，大大超过 KNN 的 68.8% 和 SVM 的 82.2%。

4 总结

(1) batch normalization 有效的加快了训练过程，提高了模型的性能。(2) 模型学习速率可变能够使模型训练过程更好，实验中，采用了按指数规律下降的学习速率。(3) 使用 tensorboard 能监控模型训练过程，对 debug 有帮助。(4) 模型训练采用了传统的交叉熵损失结合 L2_norm 防止过拟合，采用 Adam 优化器。(5) 为防止过拟合还引入了 dropout。(6) 模型结果受参数初始化以及 batch 大小等影响，每次不完全相同，但大致相近。实验中 batch 大小取 100。

5 计算图

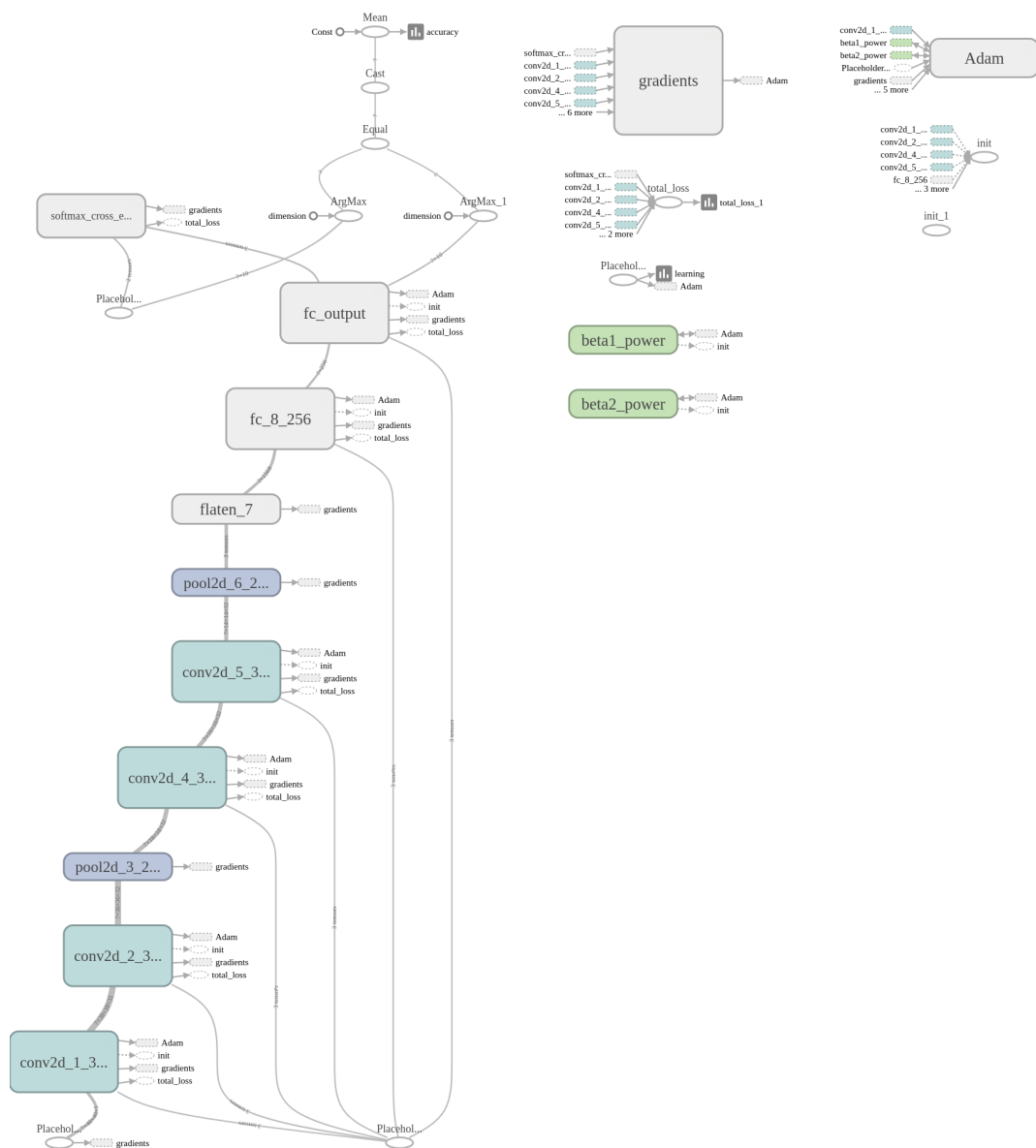


图 2: DNN 计算图 (tensorflow 自动生成)