

# 人工智能导论大作业 (2)

## 猫狗识别

March 1, 2018

### 目录

1	概要	2
2	各种模型	2
3	最终模型	2
4	十倍交叉验证	5
5	优化	5
6	最后	5
	6.1 运行环境 . . . . .	5
	6.2 使用方法 . . . . .	5
7	附录	6

## 1 概要

对于猫狗识别这个二分类问题，我选择用 CNN 来解决。

本文将写出我在使用不同 CNN 模型得到的数据和结果。

我的最优成果是：抽取所给图片的后 20% 来作为测试集（猫和狗分别 10%），其余为训练集，在不做什么厉害的数据预处理的情况下，测试集有 80% 左右的正确率。

## 2 各种模型

由于这几天我调参训练的模型实在太多，而且没有很好的记录，所以在这里只说一下我调这些模型的一些参数，就不具体展开每个模型了：

调节的参数有：

1. conv 层数。最终我选择了 3 个 conv 层。
2. conv 层中的 filter 大小和步长还有层数。最终我选择了  $3 \times 3$ ，步长为 1，且用 0 补边界，每个 conv 层的特征层分别为 32, 32, 64。
3. max pooling 的大小和步长。最终我选择了  $2 \times 2$ ，步长为 2。
4. fc 层个数和大小。最终我选择了 1 个 fc 层，且大小为 128。
5. 图像的处理。一开始我是直接拉伸、压缩到相同大小，但这样感觉会损失一些结构信息，所以我选择同比例放大缩小然后用 0 填充。
6. 初始学习率。最终选择的初始学习率为  $1e-4$ 。
7. batch 的大小。最终使用的大小为 32。

基本相同的参数有：

1. 都使用 ReLU 作为激活函数。
2. 在 fc 层后 dropout（训练时概率为 0.5）。
3. 都使用 softmax 的交叉熵来作为 loss。
4. 都使用 tf 中的 AdamOptimizer。
5. 图片大小统一缩放成  $200 \times 200$ ，且只使用给定的数据集，且未做过数据增强。

## 3 最终模型

在自己调参陷入一脸懵逼的情形下，我最终还是用了别人的模型 [7]（其实之前自己调出来的和这个也差不多，但我已经分不清是哪份代码了...）

200 × 200 的 RGB 图片 → conv1-ReLU (3 × 3, 32 个特征图) → max-pooling (2 × 2, 步长 2) → conv2-ReLU (3 × 3, 32 个特征图) → max-pooling (2 × 2, 步长 2) → conv3-ReLU (3 × 3, 64 个特征图) → dense1 (128 个神经元) → softmax (2 个输出)

相关图像 (Accuracy、Loss、ROC) 如下 (蓝线为测试集、橙线为训练集, 不包括 ROC 图):

图 1 - 最终模型 Accuracy (Smoothing=0.945)

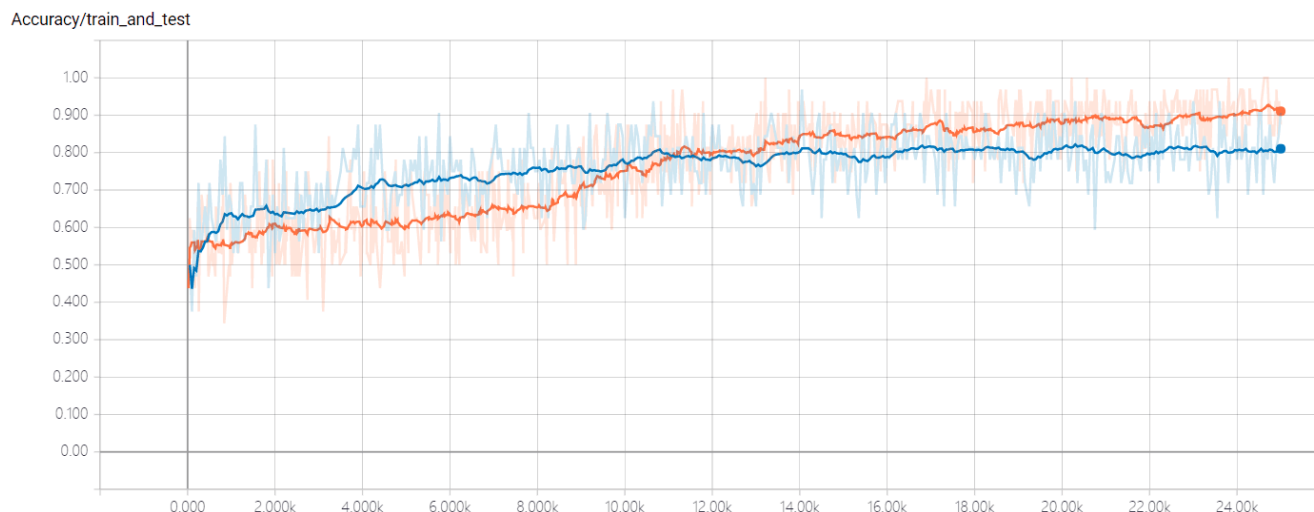
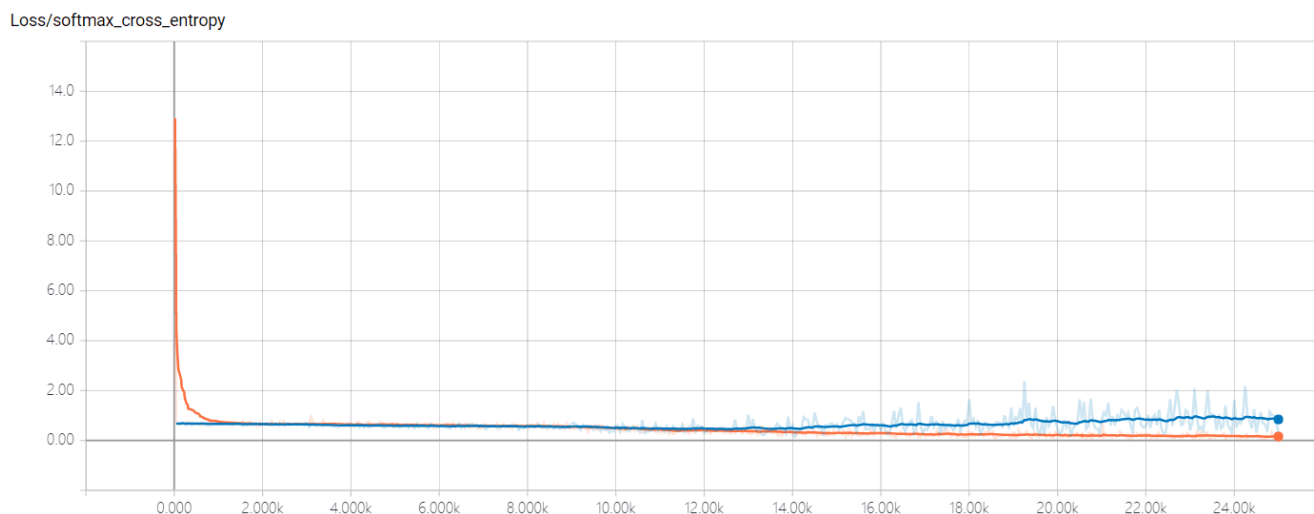


图 2 - 最终模型 Loss (Smoothing=0.945)



可以看出, 大概在第 1 万批次后, 测试集的 loss 开始波动变大, 训练集的准确率逼近 1 了, 说明已经开始过拟合了。

我们将第一个卷积层得到的 32 个特征图转换成灰度图 (如图4):

解释? 讲道理我无法解释这种特征图... 感觉好像是加强了线条。

图 3 - 最终模型 ROC 曲线

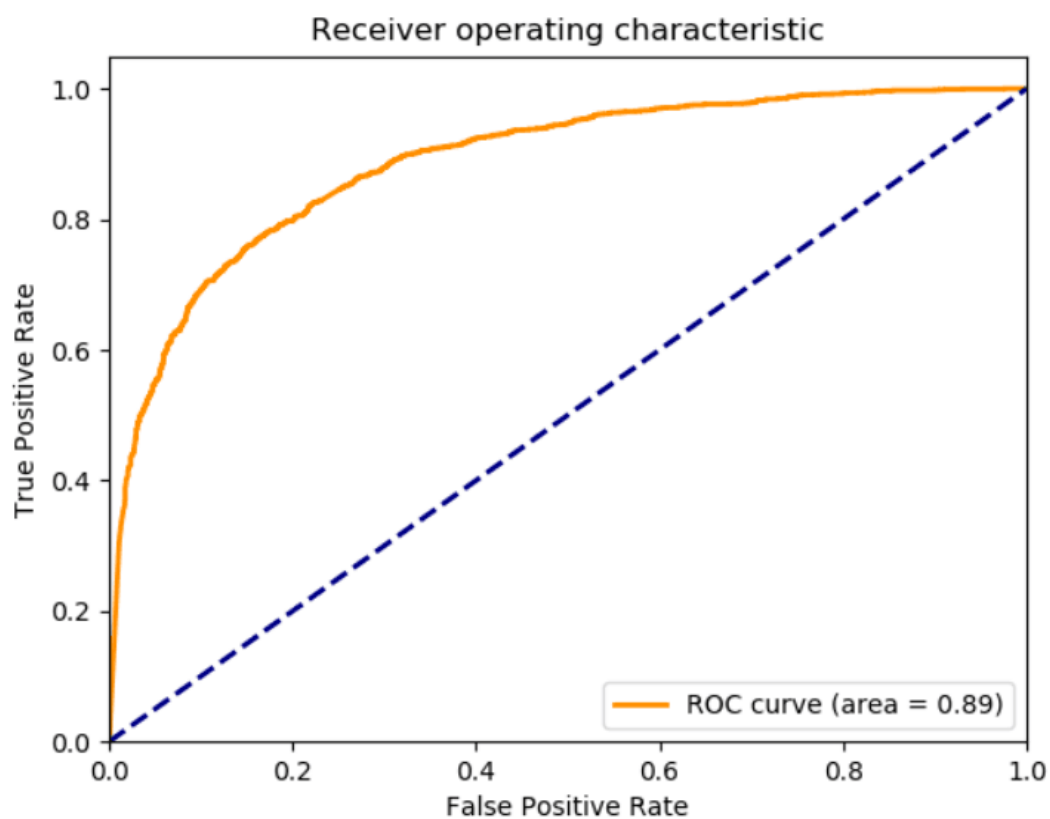
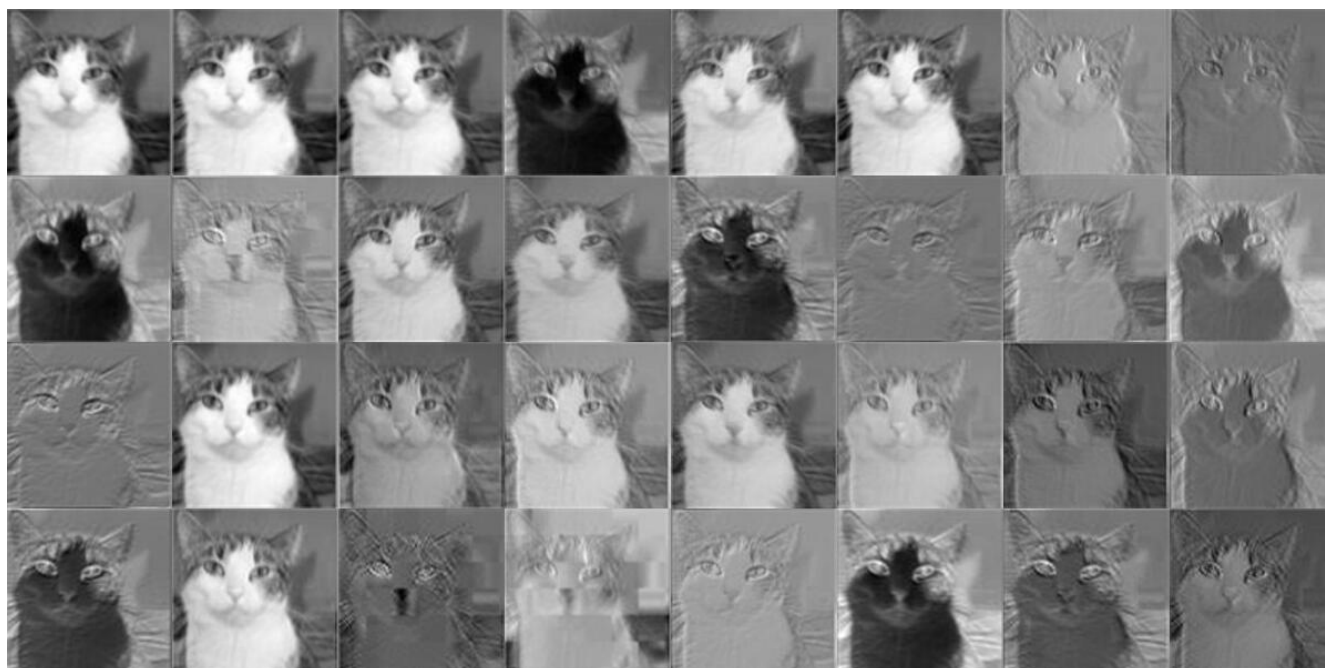


图 4 - conv1 提取出的 32 个特征图（原图为 cat.9967.jpg）



## 4 十倍交叉验证

一个模型都要花 5 个小时来训练了.... 十个....

我的代码是很容易修改参数（只需要修改几个数字）来得到这十个模型的... 但由于实在没有时间来训出这十个模型... 因此这一步我还是放弃吧...

## 5 优化

在搜索了相关资料和询问了一些人后，我认为可以这样做来提高正确率：

1. 使用更复杂的模型，比如 AlexNet、VGG 等，但硬件开销很大。
2. 数据增强，将一张图片做一些变换（剪裁、旋转、加入噪声等）得到更多图片。一些现有的库有 `imgaug` 等。
3. 换战略核显卡？

## 6 最后

项目主页：<https://github.com/xalanq/rgzndl>

协议: LGPL v3.0

### 6.1 运行环境

- Python 3
- pip 安装 tensorflow、tensorflow-gpu、pillow、scipy

### 6.2 使用方法

命令行里输入 `python judger.py [picture_names]` 可判断一张或多张图片（会输出概率和判断结果）。若要简化或使用输出（即对每张图片只输出 0、1 代表猫、狗或代表猫、狗的概率），请使用代码中 `judge` 函数的返回值。

## 7 附录

一些调参时得到的各种图片（前方高能，慎入）：

图 5 - 模型二 Accuracy

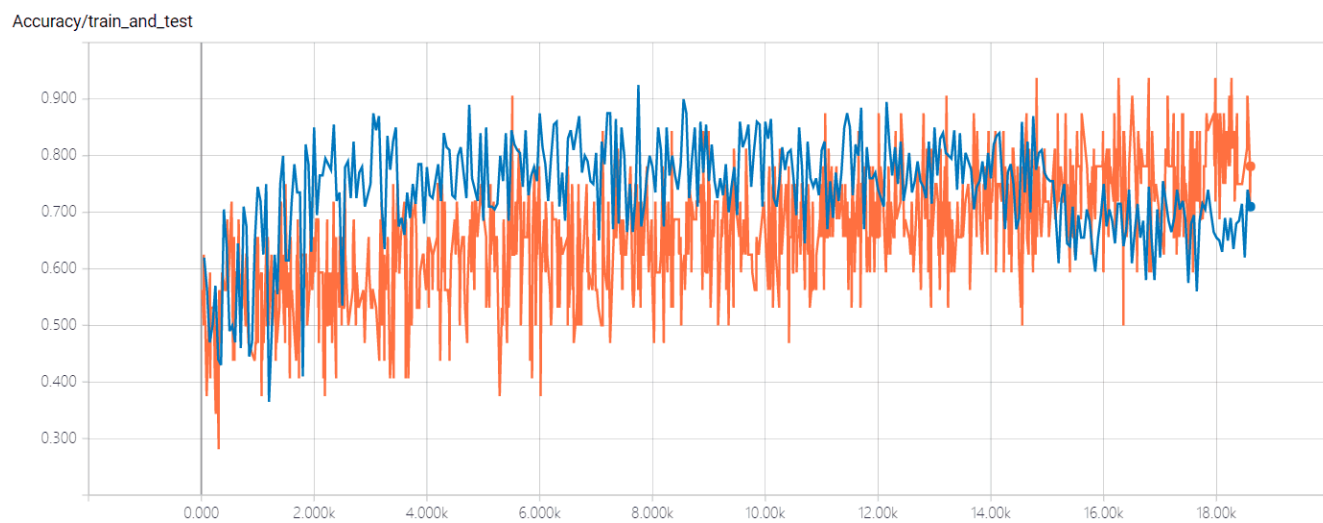


图 6 - 模型二 Loss

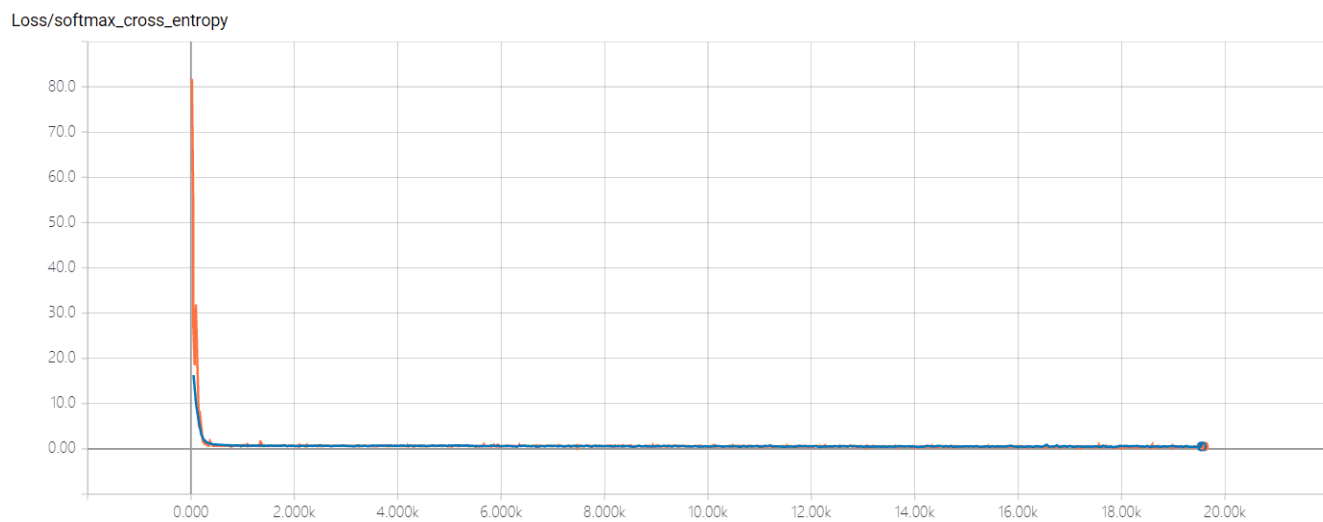


图 7 - 模型三 Accuracy

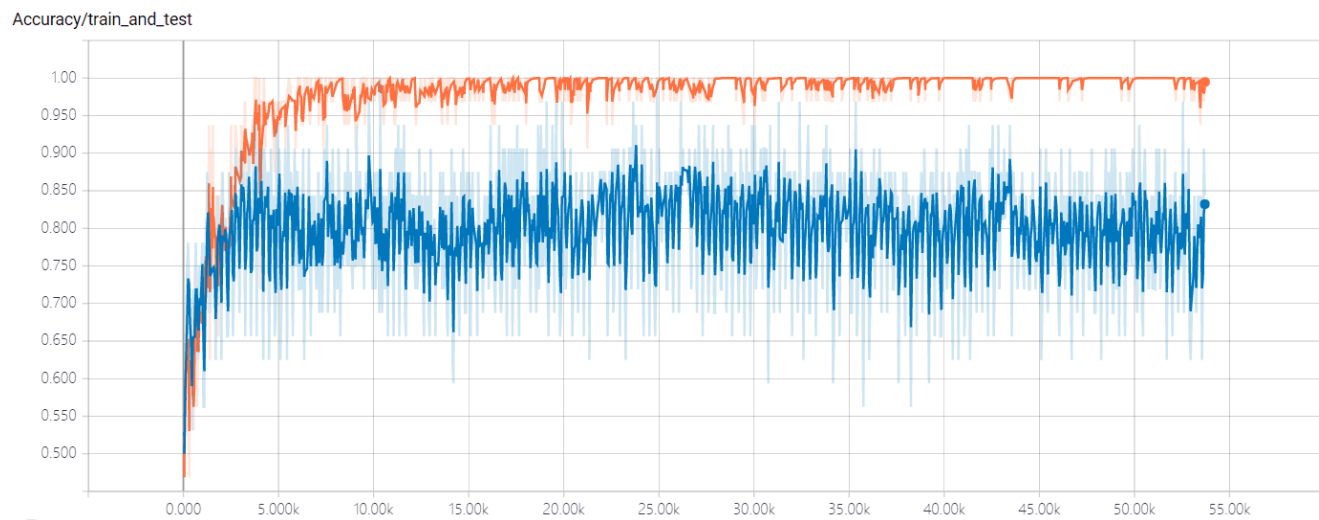


图 8 - 模型三 Loss

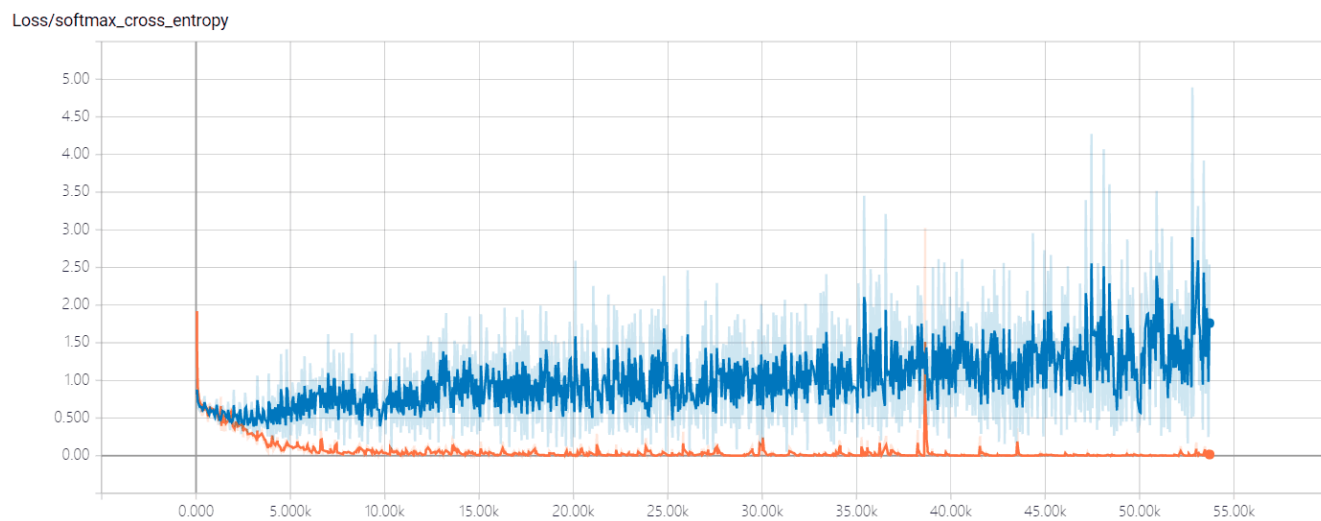


图 9 - 模型四 Accuracy

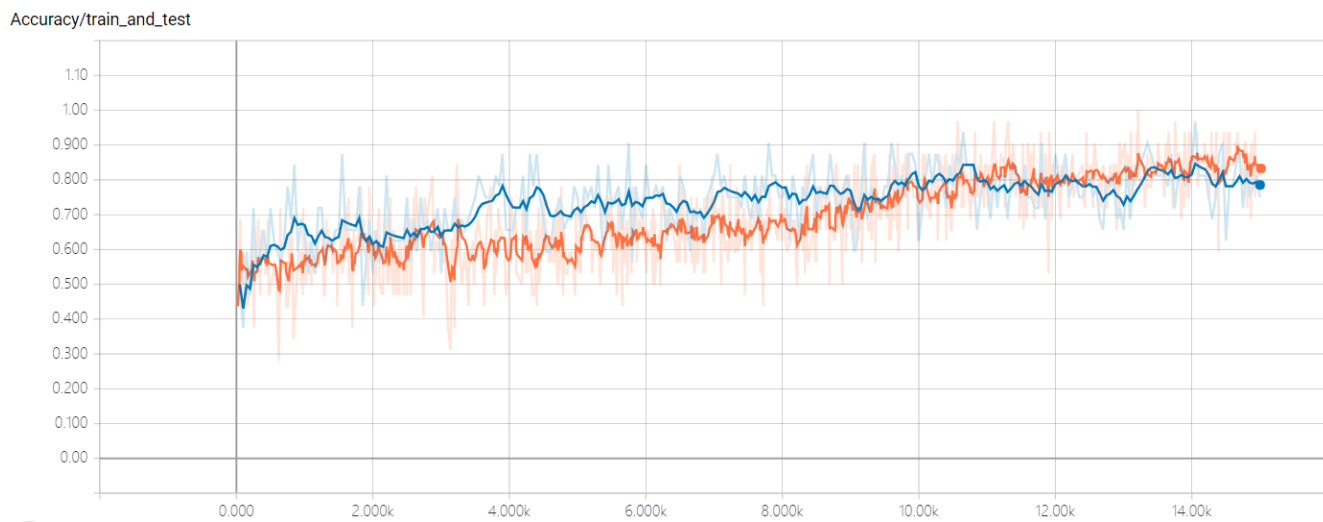
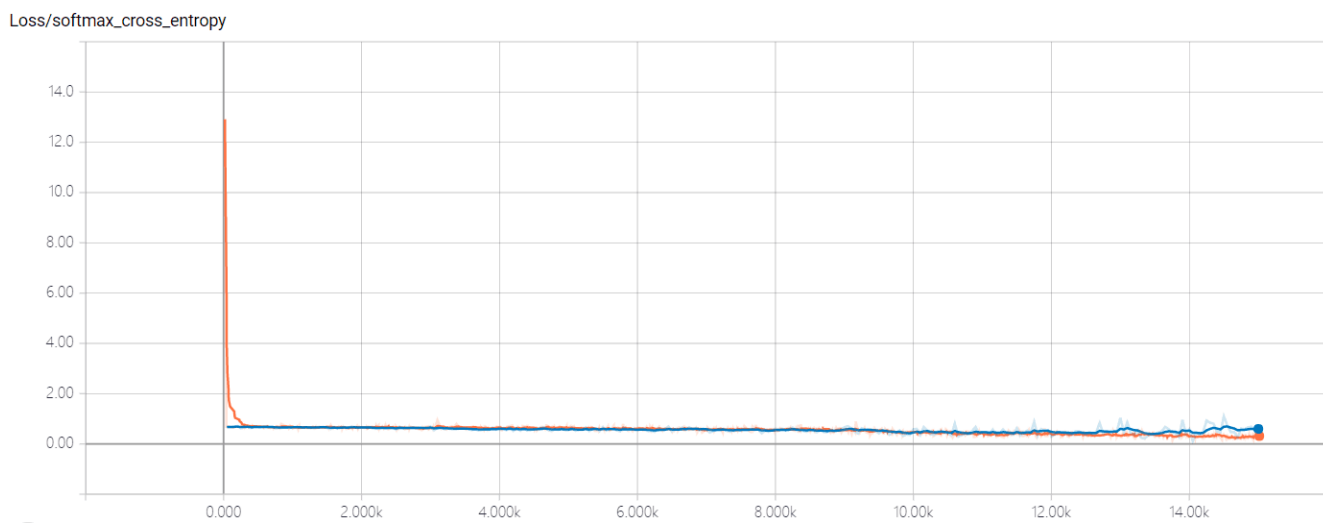


图 10 - 模型四 Loss





## 参考文献

- [1] Stanford University CS231n Lecture 1-6  
<http://cs231n.stanford.edu/>
- [2] 卷积神经网络 CS231n 笔记  
<http://blog.csdn.net/column/details/cs231n.html>
- [3] TensorFlow 卷积神经网络之猫狗识别  
<http://blog.csdn.net/u012373815/article/details/78768727>
- [4] 详解卷积神经网络 (CNN)  
[http://blog.csdn.net/qj\\_25762497/article/details/51052861](http://blog.csdn.net/qj_25762497/article/details/51052861)
- [5] Deep Learning 回顾之 LeNet、AlexNet、GoogLeNet、VGG、ResNet  
<https://www.cnblogs.com/52machinelearning/p/5821591.html>
- [6] Cats and dogs and convolutional neural networks  
<http://www.subsubroutine.com/sub-subroutine/2016/9/30/cats-and-dogs-and-convolutional-neural-networks>
- [7] Tensorflow Tutorial 2: image classifier using convolutional neural network  
<http://cv-tricks.com/tensorflow-tutorial/training-convolutional-neural-network-for-image-classification/>
- [8] Receiver Operating Characteristic (ROC)  
[http://scikit-learn.org/stable/auto\\_examples/model\\_selection/plot\\_roc.html](http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/model_selection/plot_roc.html)