

# 项目总结报告

## 一、 回顾项目阶段步骤：

回顾整个项目经历了一以下几个步骤，这也是以后类似项目所要经历的步骤：

- 1、 选择检测模型
- 2、 下载合适的检测模型 `model zoo`，并导入测试
- 3、 选择分类模型
- 4、 下载合适的分类模型 `model zoo`
- 5、 用项目数据在 `finetune` 的模型上训练网络，并用网络汽车照片验证分类网络效果
- 6、 用检测网络预测出的框分割输入图片，输出多张只包含汽车的小图片
- 7、 对分割出来汽车小图片进行预处理，输出等大的、方便分类网络使用的一批数据
- 8、 将预处理好的数据输入分类网络，预测出每张汽车图片的车型
- 9、 将输入图片、框、车型文字合成结果图片
- 10、 将预测过程封装成方法，用 `flask` 方式发布成 `web` 服务，输入和输出都采用 `web` 形式
- 11、 对整个系统进行优化
- 12、 整理代码，编写并归集文档，录制项目结果视频

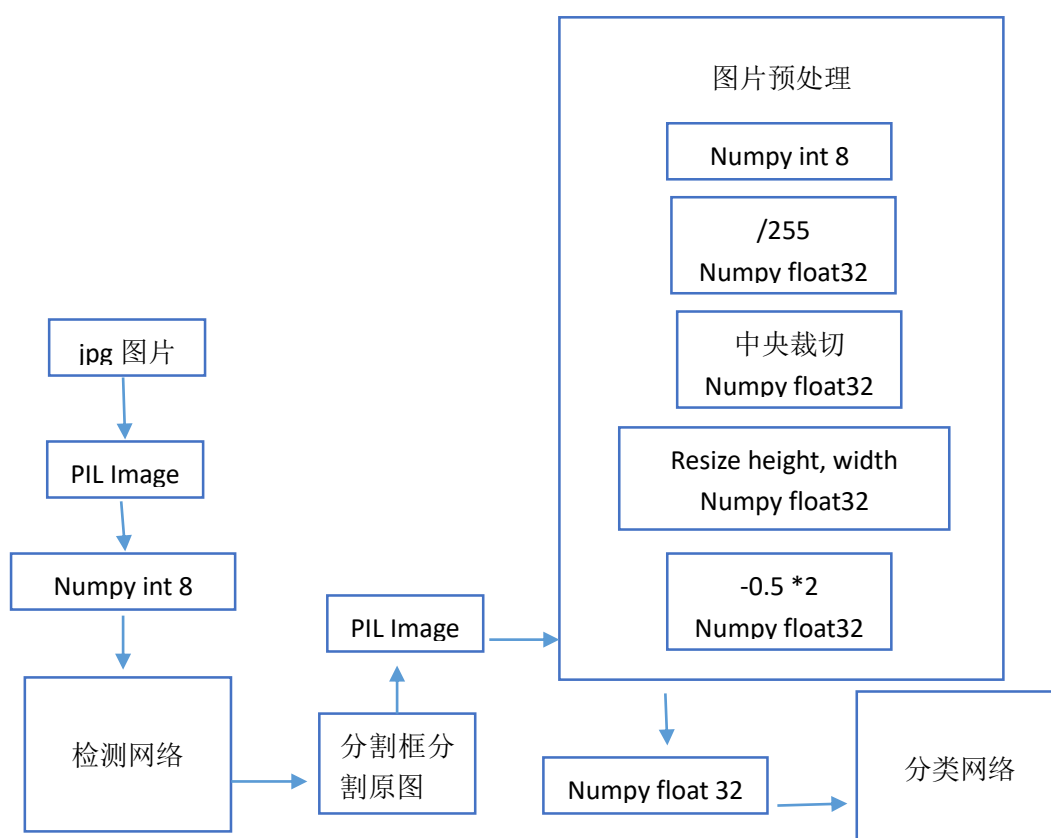
## 二、 项目心得经验：

很多具体细节的经验和心得，在一至四周的项目过程记录中都有详细的记录，这里就不再重复，以下只是抽取出几个印象特别深和比较耗时间的点再总结一下

- 1、 拿到一个 `AI` 项目，需要了解项目的需求，根据已有的数据确定模型方案，本次项目就是受到数据所限，选择了检测，分类串行结构。因此，数据很大程度决定了项目的选型，这个是和传统项目不太一样的地方。
- 2、 用 `model zoo finetune` 训练网络的时候，注意 `checkpoint` 的哪些部分是需要

checkpoint\_exclude\_scopes 排除，哪些部分是需要 trainable\_scopes 指定训练，或者全部节点训练。这个项目就需要排除一些冲突的节点，并且进行全节点训练的。

- 3、训练网络的时候，学习率的调整很重要，注意观察 loss 的变化情况，调整学习率。
- 4、Tensorflow 的机制特殊，基于图的计算，数据不能任意传输，feed 进入模型的只能是 numpy，要用 Tensor 的数据也要用 eval() 进行转换，但是转换的速度非常慢，因此，在数据流动的过程的设计，需要充分考虑数据格式。比如这次项目各个阶段数据的流动格式如下：

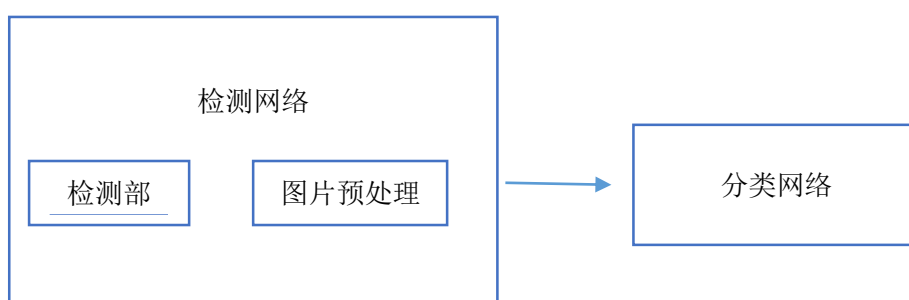


4、flask 发布 tensorflow 模型的时候，是可以将加载 Graph 和 Session 部分放在 request 之外，这样就不需要每次验证图片的时候都要重新加载一次，只需要跑验证过程，节省很多时间，但是有一点要注意的时，在启动 web 服务前，需要先调用一次预测，Graph 和 Session 才算是真正加载，这个我还是搞不明白为什么。

### 三、项目扩展展望

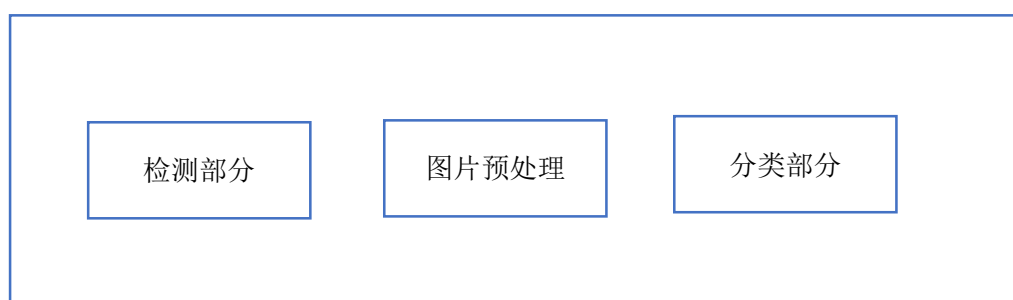
1、在项目完成后，可以再考虑用其他的项目结构来实现，以下考虑了两种结构

1)之前已经尝试过把图片预处理把入到分类网络的模型之中，由于输入的图片大小不一致，无法 **feed** 传入，因此把预处理抽取出分类网络之外，放置在检测网络与分类网络之间。同样的，也可以考虑把出片预处理部分连接到检测网络之中，如下图：



这样可以吧检测部分的代码和图片预处理的代码合在一起，并用 `export inference_graph.py` 导出，冻结

2) 按照这个思路, 是否可以把 3 部分合在一起, 尝试以下结构:



把检测部分、图片预处理、分类部分 3 部分代码合在一起，并用 `export inference_graph.py` 导出，冻结。

以上两种方式，是尽量把数据流在 `tensorflow` 图中完成，提高运行效率。但是估计这样做会遇到很多问题需要克服。

2、既然是毕业项目，可以考虑租用一个云服务器，将这个 web 项目部署到云端，用微信小程序作为前端，通过微信社交工具可以给更多人展示自己的成果。

3、基于这个项目的经验，尝试做成 App 单机版本的，通过 tensorflow lite 等方式改写，不用通过把图片传到云端预测，而在手机移动设备本地完成整个车型的预测，但是由于手机的计算性能很低，需要使用 ssd、mobilenet 等运行速度更快的网络重新训练。

4、再扩展这个项目，最好的产品形态是，通过手机摄像头实时的拍摄现实视频画面，动态的在视频画面中完成车辆的检测、定位、和车型分类，并在画面中叠加各种 2D 的，3D 的信息，这个除了需要非常高效的算法和系统结构之外，还需借助很多其他领域的技术，例如 AR 技术，AR 也是我现在工作的领域，希望未来真的能把 AI 结合到 AR 和 VR 领域中来，这也是我的发展方向。