机器学习(进阶)毕业项目开题报告

1 选题背景

该项目是 StateFarm 公司在 Kaggle 上发起的一个<u>竞赛项目</u>,目的是得到一个模型,用来检测驾驶员在驾驶过程中是否走神。

根据疾病预防控制中心(CDC)的研究成果,五分之一的汽车事故是由于驾驶过程中分心导致的,这意味着每年有约 425000 人因此受伤,3000 人丧命。典型的驾驶分心行为主要包括视野离开了路面、双手离开方向盘或注意力不在驾驶上。StateFarm公司希望通过仪表盘上的摄像头自动检测驾驶过程中的分心行为,进而提醒驾驶员集中注意。

2 问题陈述

该项目要求给定一张 2D 图片作为输入数据,输出 10 种驾驶状态的概率。本质上是监督学习中的分类问题,提供的作为训练的数据集已经做好了分类标记。构建合适的模型,利用交叉验证对训练集中的数据进行训练。训练完的模型用来预测测试集,将测试集的结果保存成 csv 文件,每一行记录图片名和 10 种行为的预测概率。最后将该文件上传到 kaggle 上,kaggle 上有两个榜单,Public Leaderboard 使用 31%的数据集计算 log loss,Private Leaderboard 使用剩下的 69%计算 log loss。

3 数据集和输入

此数据集可以从 kaggle 上下载,包含三个文件: 1) imgs. zip, train/test 图片文件的压缩包; 2) sample_submission.csv,给出了提交文件的格式模板; 3) driver_imgs_list.csv,训练集中驾驶员 ID、图片编号和标签的对应关系。

数据集为彩色图片,已经划分为训练集和测试集,图片内容是驾驶员在驾驶过程中的不同行为。训练集分为10类,标签为c0^c0,分别表示:

- c0: 安全驾驶
- c1: 右手打字
- c2: 右手打电话
- c3: 左手打字
- c4: 左手打电话
- c5: 调收音机
- c6: 喝饮料
- c7: 拿后面的东西
- c8: 整理头发和化妆

c9: 和其他乘客说话

同时,训练集提供了驾驶员编号、包含驾驶行为的图片编号和行为类别标签的对应关系;测试集为待预测图片的集合。

对数据中的训练集进行简单的分析可知,训练集中的数据共 22424 个,驾驶员编号共 26 个, c0~c9 每个标签对应的数据量比较均衡,均在 1900~2500 之间。按照驾驶员分类,每个驾驶员类别中都包含 c0~c9 所有标签,且大部分类别中的标签分布与整个数据集中的标签分布相似。为了能更好的泛化,训练集和验证集可以按照驾驶员 ID 进行分割。

4 解决方案

项目目的是通过学习训练集的图片数据,可以对测试集的图片进行分类,是一个基于监督学习的多分类识别问题。对于图片分类问题,卷积神经网络(CNN)可以说是目前公认的最有效的方法。从 2012 年 AlexNet 在 ImageNet 的 LSVRC(大规模视觉识别挑战赛)中以远超第二名的成绩夺得冠军,CNN 开始重新回到大众视野,此后的每年 LSVRC 大赛都是卷积神经网络的天下,并发展出更多的模型,如 VGGNet (2014.09)、GoogLeNet (2014.09)、ResNet (2015.12)、Inception v3(2015.12)、Inception v4(2016.02)、Xception(2016.10)和 ResNeXt(2016.11)。

一般这些模型已经在大数据集上进行了预训练,可以使用这些预训练过的模型作为初始模型或者特征提取器,进行迁移学习。该项目可以使用 opencv 进行图片预处理; scikit-learn 做交叉验证和评价指标的计算; keras 用来创建神经网络模型,是对 tensorflow 的高级封装。

5 基准模型

Keras 的应用模块中提供了带有预训练权重的模型,这些应用于图像分类的模型权重是在 ImageNet 的 1200 万张图片库中训练得到的。本项目可选取三个模型 VGG16、ResNet50 和 InceptionResNetV2 分别进行 finetune。

VGG16 是由 AlexNet 演化而来,分成 5 层(组),每层有 2^{\sim} 3 个 convolution 层,每层之间用 max pooling 层分开,最后再加三层 fully connected 层,filter 的大小为 3x3。默认输入尺寸是 224×224 。ResNet 即深度残差网络,其出现是为了解决网络深度增加性能下降的问题,这里选用 ResNet50 深度为 50 层,默认输入为 224x224。InceptionResNetV2 由 Inception v3 模型演化而来,同时结合了残差网络的思想,默认输入尺寸为 299x299。

6 评价指标

评价指标分为两部分,一部分是预测结果的准确性,另一部分是训练和预测

的时长。

准确性采用 multi-class logarithmic loss 评价,是对所有测试集预测概率取对数后加权得到的一个值,值越接近于 0 表示模型预测越准确,具体方程为:

logloss =
$$-\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} y_{ij} log(p_{ij})$$
,

其中,N是测试集中图片的数量;M是分类标签的数量;log是自然对数;当输入i属于j类时 y_{ij} 为 1,否则为 0; p_{ij} 为输入i属于j类时的预测概率。对于单个确定的输入图片,应该输出 10 种类别对应的预测概率,为避免 log 函数取极端值, p_{ij} 取值为 $max(min(p,1-10^{-15}),10^{-15})。$

7 项目设计

首先对数据进行预处理,将训练集中的数据按照驾驶员 ID 分类读取,读取图片的同时记录对应的分类,使图片和分类一一对应。对图片中的数据进行转换,存储为 numpy array 结构,对于 VGG16 和 ResNet50 模型,将图片缩放成 224x224 的尺寸;对于 InceptionResNetV2 模型,缩放为 299x299 尺寸。然后对图像数据进行零均值化处理,对标签数据进行独热编码。

然后使用 Keras 自带的模型进行迁移学习,分类器从 softmax-1000 classifier 改为 softmax-10。使用在 ImageNet 上预训练的 weights 作为卷积层的 weights,微调全连接层的 weights,等到全连接层趋近收敛,再微调感兴趣的层。训练过程中采用 K 折交叉验证,根据驾驶员 ID 切分训练集和验证集。

训练完成之后,批量读取测试集中的图片,并根据不同模型的需求对图片进行预处理,然后输入模型中进行预测,并将预测结果按照格式写入 csv 文件中。