# 优达学城机器学习开题报告

#### 课题背景

根据 CDC 部门的数据, 五分之一的车祸是由一名走神司机引起的。 可悲的是, 这意味着每年有 425,000 人受伤, 3000 人因驾驶走神而死亡。

如果能有效的区分驾驶员是否在专心驾驶,并制定相关的一系列规范,可以从一定程度上降低驾驶事故。

这是 KAGGLE 上两年前的竞赛题目。

对应网页地址: <a href="https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection">https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection</a> 对于图像分类,现在有比较成熟的深度学习算法。对于 IMAGENET 训练集,深度学习的图像分类算法模型准确率已经超过了人类的分辨准确率。

因此使用深度学习分类算法完成项目的实现。

#### 问题陈述

首先问题是一个监督学习图像多分类问题,需要根据提供的图片,判断司机当前的状态。

目标是通过程序实现从输入图片到判断出司机状态的功能,可以通过计算交叉熵的方式来描述程序的准确度。

基于图像分类的主要算法模型有:

- VGGNet 14.09<sup>1</sup>
- ResNet 15.12<sup>2</sup>
- Inception v3 15.12 3
- InceptionResNetV2 16.02 <sup>4</sup>
- Xception 16.10 5
- NASNet 17.07 <sup>6</sup>

从中选择一个算法模型作为基准算法模型进行相关的改造和训练。

## 数据集和输入

数据集的下载地址: <a href="https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection/data">https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection/data</a>

从输入数据集可以看到 3 列数据,分别是司机编号、状态分类、对应的图片文件。

从项目描述可以看到,这是一个 **10** 分类的问题,共有 **10** 个状态需要判定。图片和分类之间是有关联性的,司机和分类的联系需要探索。训练数据一共有 22424 张图片。10 个分类:

- 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

共有26个司机的数据供训练。

每类图片选择同一个司机可视化展示,人眼观察图片的区别,跟最后的 CAM 可视化做对比。

竞赛提交到 KAGGLE 的测试集共有 79726 张图片。

通过可视化模型展示每个分类有多少张训练图片。

KAGGLE 不同的项目评价标准也会有不同。本项目的评判是使用了 Multi class log loss 多分类的对数损失函数。

具体可以参看: <a href="https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection#evaluation">https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection#evaluation</a>

## 解决方案

- 1. 通过 OPENCV 读取图片,选用基准模型的不同,读取的图片向量也不同。
- 2. 选择合适的算法模型,如 VGG16,VGG19, Inception V3,Xception 其一作为基础模型。
- 3. 调整模型,由于图片之间差距很小,考虑放开全部层,全模型训练。
- 4. 调整模型和训练算法以及各类超级参数,需要在训练过程中,看到 VAL\_LOSS 的下降,避免过拟合。
- 5. 在训练集数据的基础上训练算法,最后通过提交 KAGGLE 判断训练结果。

#### 项目设计

分以下几步走吧:

- 1. 数据处理。参见前面数据集和输入的描述。
- 2. 开始分析原始数据之间可能有什么联系,对数据进行切割重组。可以根据不同的司机来进行训练集和验证集的拆分,查看在不同司机上训练出的结果能

否在不认识的司机图片中识别出来。

- 3. 因为是图像分类问题,选择一个基础模型作为基础模型,并针对性的做预处理。(不同模型的输入图像和预处理方式是不同的,需要对不同的模型采用不同的输入图片大小和输入预处理方式),先使用 VGG16 进行第一步的实践。可以参考 KAGGLE KERNAL 进行实现。对应地址: https://www.kaggle.com/c/state-farm-distracted-driver-detection/kernels
- 4. 分类图片之间区别不大,放开所有层进行训练。
- 5. 优化判断结果,使用交叉验证法,对模型预测结果进行增强。
- 6. 如果选用基础算法模型性能低于预期,需要考虑更换算法模型。同时考虑修改超参数进行调整(如:选择不同的优化器如 ADAM<sup>7</sup>/SGD 等,各种优化器的超级参数如学习率等,整个模型的 BATCH\_SIZE、EPOCH 等)。先从简单的VGG16 开始训练,后续考虑 XCEPTION 的模型,开始调参之旅。
- 7. 最后对预测结果做一下 CAM8 可视化。

实现目标: 提交到 KAGGLE 测试集的 LOSS 在 KAGGLE 排名 10%以内,即 0.25634以内。

## 参考文献:

- [1] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.(arXiv:1409.1556,2014)
- [2] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun.Deep Residual Learning for Image Recognition.(arxiv:1512.03385,2015)
- [3] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jonathon Shlens, Zbigniew Wojna .Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. (arXiv:1512:00567,2015)
- [4] Christian Szegedy, Sergey Ioffe, Vincent Vanhoucke, Alex Alemi. Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. (arXiv:1602.07261,2016)
- [5] François Chollet .Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions. (arXiv:1610.02357,2016)
- [6] Barret Zoph, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, Quoc V. Le.Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition. (arXiv:1707.07012,2017)
- [7] Diederik P. Kingma, Jimmy Ba.Adam: A Method for Stochastic Optimization (arXiv:1412.6980,2014).
- [8] B. Zhou, A. Khosla, A. Lapedriza, A. Oliva, and A. Torralba. Learning Deep Features for Discriminative Localization. CVPR'16 (arXiv:1512.04150, 2015).