

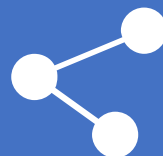
基于可解释深度学习的 公交驾驶员行为感知和安全监测系统

Bus driver behavior perception and safety monitoring
system base on Interpretable deep learning



同济大学 交通运输工程学院

Tongji University



指导老师：沈煜

小组成员：朱劭杰 朱明志 孙奥 赵冠华 陈康捷



研究背景

RESEARCH BACKGROUNDS

1

数据处理

HETERGENEOUS DATA PROCESSING

2

模型建立

MODELING

3

4

行为评估

BEHAVIOR ASSESSMENT

5

数据平台

DATA PLATFORM

6

结论与展望

CONCLUSION AND OUTLOOK



1

RESEARCH BACKGROUNDS 研究背景

案例：近年来因公交司机自身突发状况引起的事故频繁出现



2020年7月12日中午，贵州一公交司机因拆迁问题心生不满，喝酒后蓄意驾车冲进湖中，致21人死亡，15人受伤。



2020年7月28日上午，广东深圳，公交车司机疑弯腰捡东西撞上行人致其当场死亡。28日下午，深圳市公安局交警支队一工作人员回应称，事发时，涉事公交司机在捡一个自用的水杯。

附着在公交司机个体上的驾驶行为及突发状况已经成为了影响公共交通运营安全的一大制约因素。



1.1 项目背景

- 公交司机**个体上的驾驶行为及突发状况**已经成为了影响公共交通运营安全的最大制约因素。 ➡ **社会成本高**
- 为了监督司机遵守安全驾驶规章制度，**视频监控**被运用到汽车内部场景中。 ➡ **改造成本高**

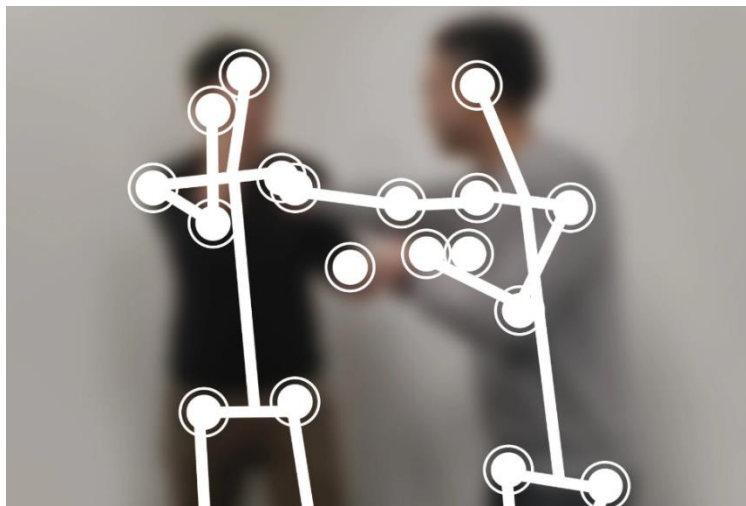


1.2 现有问题

- 现存行为识别技术无法应用到公交车驾驶员监控系统中
- 市面上具有人脸识别功能摄像头进行车载安装需对硬件改造，耗费成本
- 缺少对于侧方位驾驶员行为识别系统



现有技术



3D行为识别技术



基于海康威视摄像头的人脸识别技术



公交车监控系统

存在的问题

部署复杂

成本高

缺少侧方位识别

针对以上不足且结合所需，我们提出基于可解释深度学习模型的**公交驾驶员行为感知和安全监测系统**



- 低成本
- 部署方便

该安全监测系统只需要以现有的公交车监控摄像头为基础，对监控所得数据进行处理，不改装硬件设备与现有体系构架，不耗费多余成本。

研究意义

- 效果显著
- 节省资源

基于Inception V3模型的监测系统能够实时监控并自动识别驾驶员行为，并同时告警，对驾驶员安全驾驶成效显著。

并且将人力资源从监测系统中节省出来，使得工作变得更加方便高效。



需求分析

公交公司

- 降低交通事故率，从而降低由于交通事故带来的成本损耗
- 公交公司需要通过可解释的行为感知模型来评价司机驾驶规范性，并合理分配驾驶员工作的强度与路线
- 在降低公交车监控员的人力成本的同时，可以提高实时监控的效率，监控范围可以涵盖所有正在运行的公交车

政府

- 降低驾驶员异常驾驶行为导致的交通事故数量，提高公共交通安全通行效率
- 实时监管驾驶员行车状态，通过大数据技术分析驾驶员不良驾驶情况，当有紧急情况发生时，可以快速联系救援力量



2

Heterogeneous data processing 数据处理



数据获取

- 上海市嘉定区113路公交车司机位置监控
- 每秒12帧
- 两个不同驾驶员
- 晴天和雨天的天气状况
- 站点、坐标、车速、时间
- 驾驶员手部、头部动作及安全带、方向盘、控制面板等设备

方案

- 现有数据传输方案：车载硬盘转移到电脑人工操作
- 未来数据传输方案：利用流媒体技术实现云端实施传输数据并分析





关键问题

数据
预处理

数据量

测试数据需要的图片帧更多，
司机更多，场景更多。

过拟合

数据中司机不同，摄像头拍摄有差异。
玻璃外的画面是循环的，车的行驶路径相似，司机进行同一个动作时，窗外的画面差不多。

后期分析

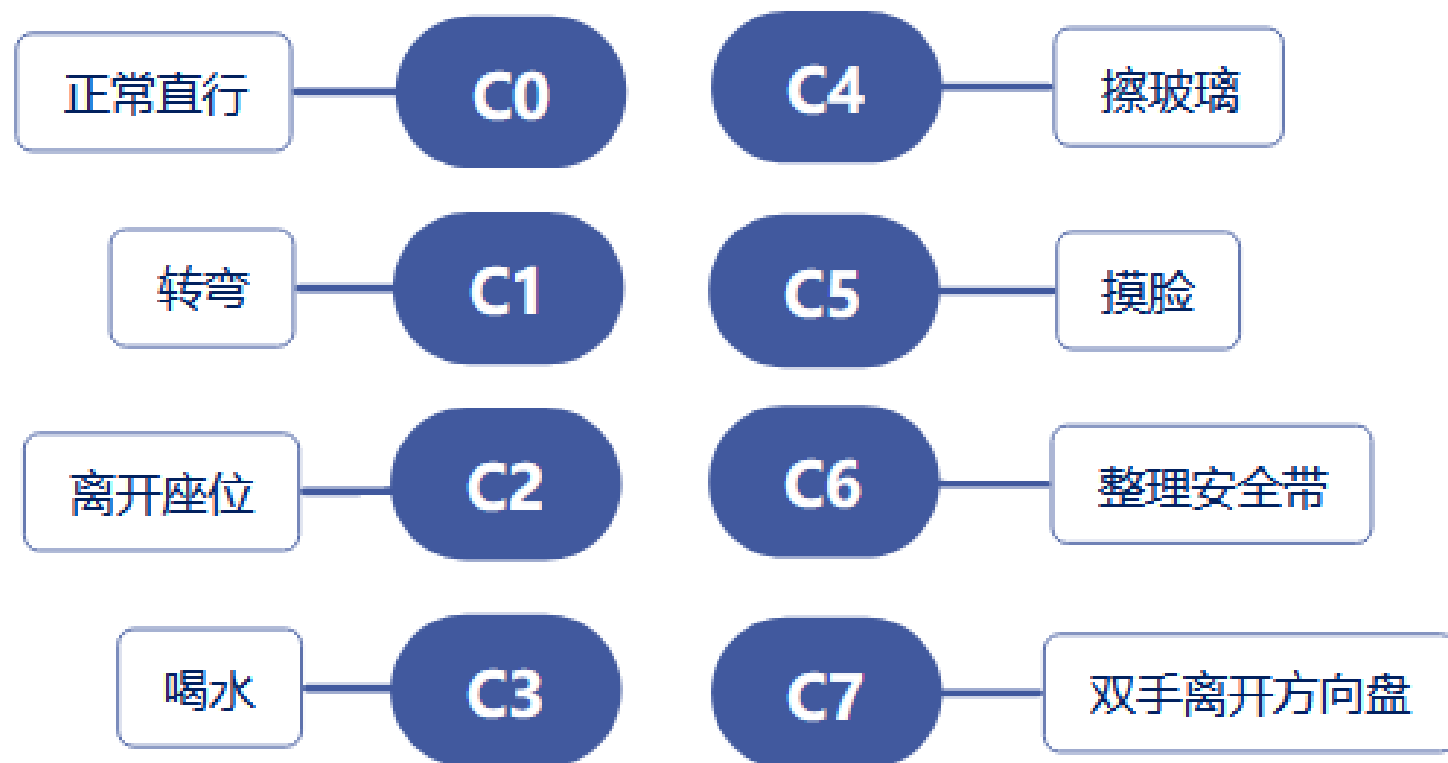
对于所要评判的视频以帧为基础进行图片分类，并计算其中的异常行为，最终得到对该公交司机的驾驶评分。

将司机驾驶中的各非正常动作的视频片段人工筛选并截取出来，并将其每一帧转化为图片方便后续模型识别。



图片分类

使用CNN提取图片特征，进行分类



1

所要评判的视频划分为帧

2

对每一帧的图片进行分类

3

计算其中的异常行为

4

得到公交司机的驾驶评分



3

Modeling 模型建立



模型选择

将大的卷积层换成1*1、3*3、5*5的小卷积；
将类似于3*3的卷积转化为1*3与3*1的两层串联，以及非对称分解

Inception v3

Network	Models Evaluated	Crops Evaluated	Top-1 Error	Top-5 Error
VGGNet [18]	2	-	23.7%	6.8%
GoogLeNet [20]	7	144	-	6.67%
PReLU [6]	-	-	-	4.94%
BN-Inception [7]	6	144	20.1%	4.9%
Inception-v3	4	144	17.2%	3.58%*

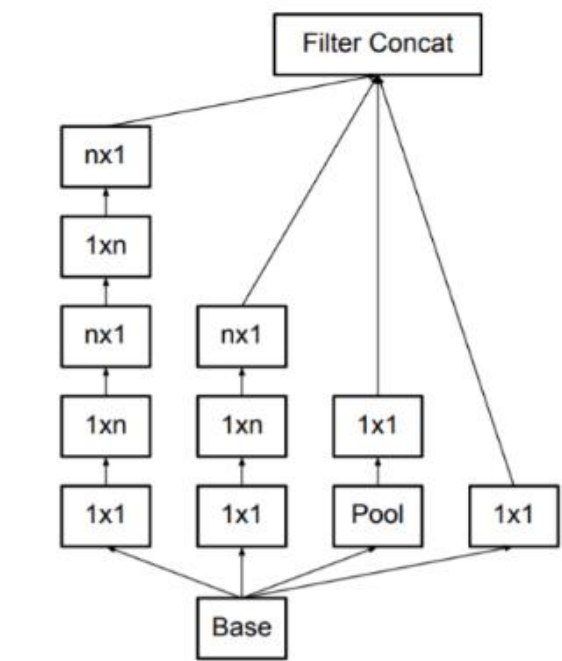


Figure 6. Inception modules after the factorization of the $n \times n$ convolutions. In our proposed architecture, we chose $n = 7$ for the 17×17 grid. (The filter sizes are picked using principle 3)

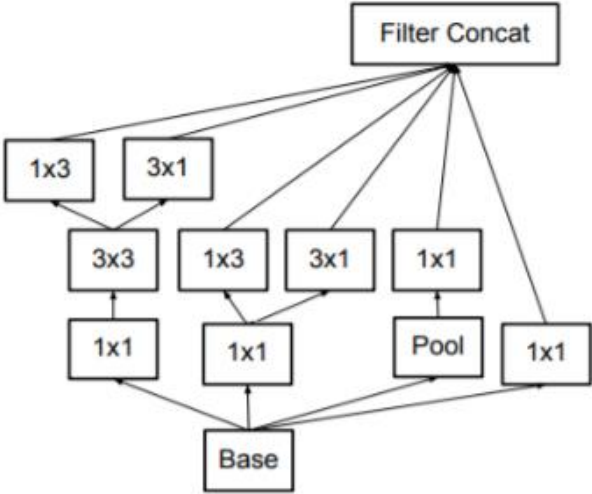


Figure 7. Inception modules with expanded the filter bank outputs. This architecture is used on the coarsest (8×8) grids to promote high dimensional representations, as suggested by principle 2 of Section 2. We are using this solution only on the coarsest grid, since that is the place where producing high dimensional sparse representation is the most critical as the ratio of local processing (by 1×1 convolutions) is increased compared to the spatial aggregation.

https://blog.csdn.net/qq_38412266



损失函数 Loss

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

Adam主优化器

$$\begin{cases} m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \\ v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \\ \hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \quad \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \\ W_{t+1} = W_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \hat{m}_t \end{cases}$$

RMSprop副优化器

$$\begin{cases} E[g^2]_t = \alpha E[g^2]_{t-1} + (1 - \alpha) g_t^2 \\ W_{t+1} = W_t - \frac{\eta_0}{\sqrt{E[g^2]_t + \epsilon}} \odot g_t \end{cases}$$

Dropout层优化

为了防止模型过拟合，
在最后的全连接层使用dropout
层来提升模型的泛化能力。
采取的Dropout概率值为0.5

模型优化

以损失函数为标准对模型进行评价，并进行模型的优化与改善



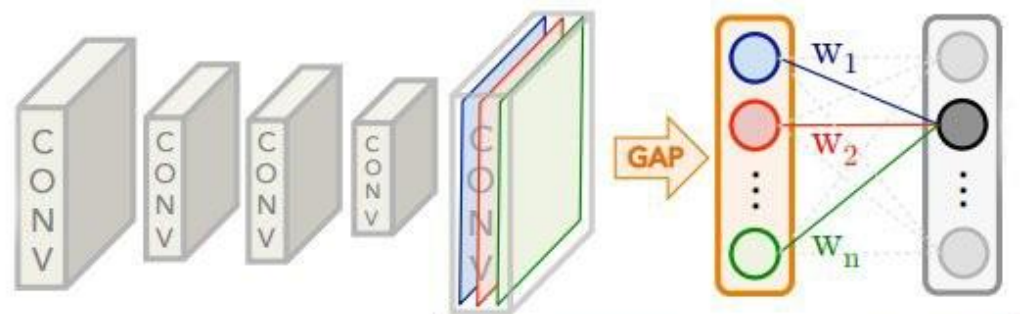
模型输出

利用注意力机制即机器视觉可以发现机器所专注的区域与人眼专注的区域基本一致，即该算法得出的结果符合人们的直观感受。

1 GAP替换全连接层

2 求特征图像素均值

3 合成并输出



✓ 重要的特征点权重增加,显示为红色

✓ 非特征点就几乎没有权重, 显示为蓝色



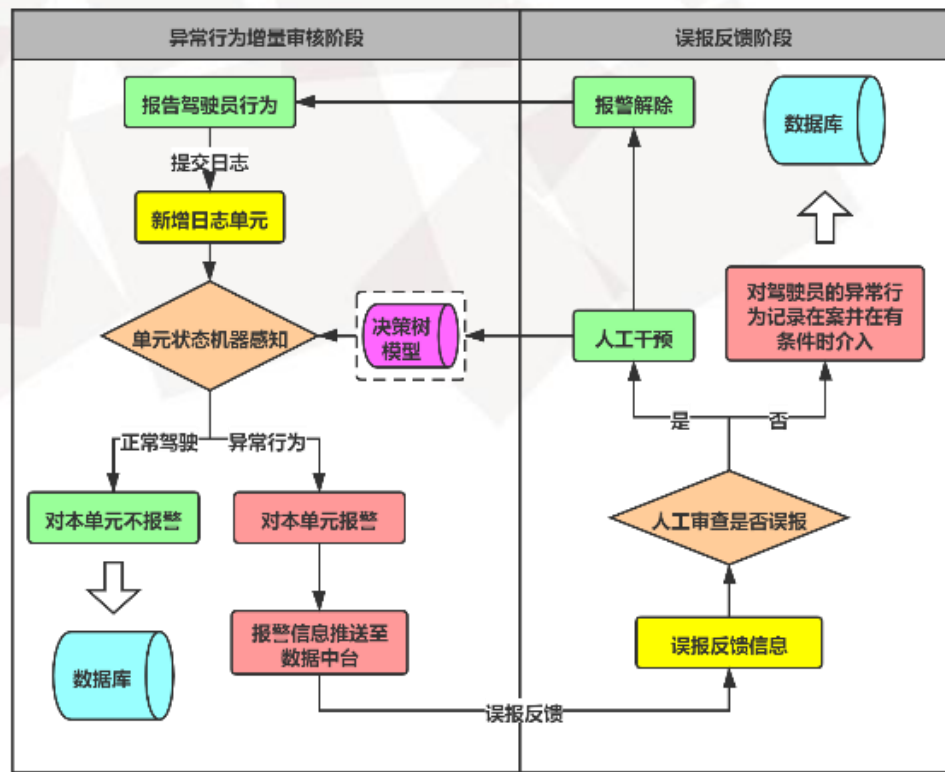
4

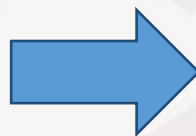
Behavior assessment

行为评估



- 1 使用OCR技术，调用模型识别坐标、速度等信息并与每一帧图片一一对应。
- 2 设置报警失效区间以增大模型的容错率。
- 3 建立决策树模型对公交驾驶员行为进行分类，筛选出异常信息，并发出告警。





公交司机动作	危险	17-09-13/9:53
丰庄北路丰庄路		
c1转弯		
公交司机动作	非常危险	17-09-13/9:52
丰庄北路丰庄路		
c2离开座位		
公交司机动作	安全	17-09-13/9:55
丰庄北路丰庄路		

评估手段

通过公交车坐标位置判断司机行为合理性，建立对应模型，进而评估驾驶安全性



5

Data platform

数据平台



平台构建

构建驾驶员驾驶行为大数据监控平台，实现大平台监控

- 不改变现有体系结构，无需硬件支持，充分利用现有数据和硬件资源
- 实现驾驶员监控从人工到人工智能的转变
- 将驾驶员面部监控转为侧面监控，实现对于驾驶员面部表情与驾驶动作的监测
- 成本低、风险小、见效快





- 实时监控并自动感知驾驶员行为，对其中异常行为**发出告警**
- 将数据储存到后台服务器以便在需要时进行**回看、留证**
- 实时更新所有线路的驾驶员驾驶信息，且使用者可以查看每辆公交车的**实时前方监控、带类激活图的驾驶位监控及位置**
- 辅助调度员检查具体情况**

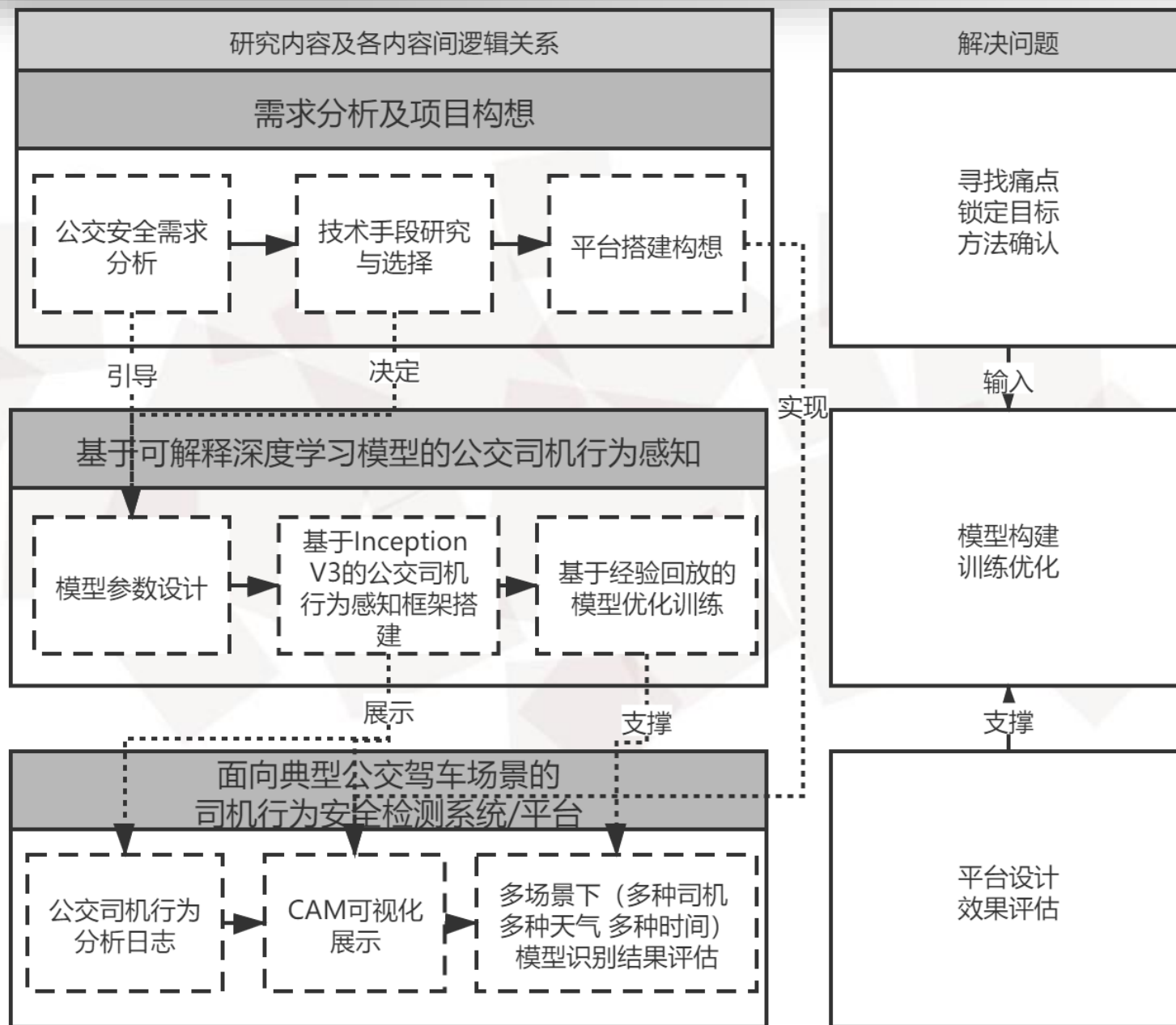


平台的Demo展示: <http://www.datacenterofbusdriver.cn:8003/>



6

CONCLUSION AND OUTLOOK 结论与展望





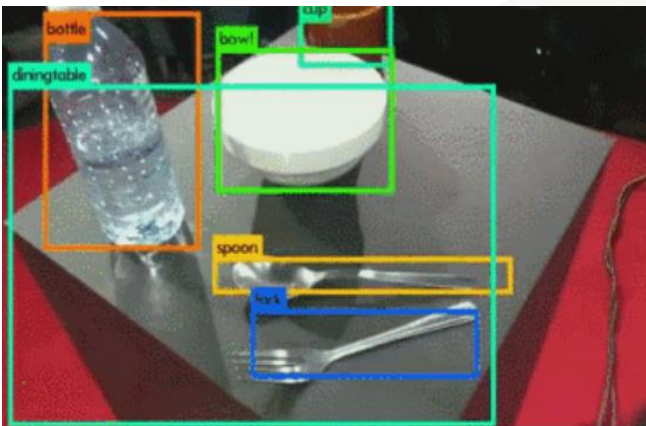
结论

本课题面向公交安全运营需求，构建了基于可解释的驾驶员行为感知模型的驾驶员安全监测大数据平台。配合公交公司评估驾驶员行为，通过数据驱动公交驾驶员安全决策，实现公共交通安全运营。

展望

人体行为识别和深度学习的结合是一个极具研究价值和实用意义的研究方向，本项目所做的工作主要针对实际应用场景进行研究和实现，司机驾驶行为识别系统还有一些值得改进的地方。

小物体检测



其他车型监测



结合GIS数据





感谢!

指导教师：沈煜 | 小组成员：朱劭杰 朱明志 孙奥 赵冠华 陈康捷

THANK YOU!

