

# 数字图像处理课程项目报告——疲劳驾驶检测

15307130072-陈杨栋

## 摘要

在交通事故引发原因中,疲劳驾驶占据了很大一部分,为了对疲劳驾驶行为进行判断和监督,提出了一种基于脸部特征点位置的驾驶员疲劳驾驶行为检测方法.该方法使用 dlib 库对获取到的驾驶员影像进行脸部特征识别,并通过这些点,根据人的经验和疲劳表情规律选取计算出驾驶员面部表情和头部姿势特征,并通过 SVM 对这些特征进行分类,该方法能有效检出驾驶员的疲劳驾驶行为.实验结果表明,该方法平均准确率达到了 80%以上

**关键词** 人脸检测 表情特征 疲劳驾驶 SVM

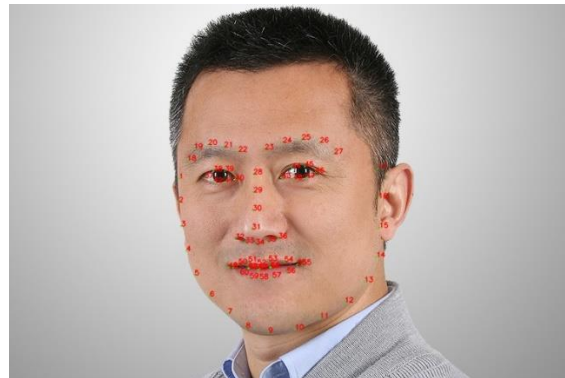
## 一、介绍

疲劳驾驶是引发交通事故死亡的重大原因,而疲劳驾驶难以通过交警、监控等手段有效抑制.如果能实现通过车内摄像头拍摄驾驶员脸部影像判断驾驶员是否处于疲劳状态,那么就可以及时作出提醒,让驾驶员停止这种危险行为.目前较为通用的可行方法是通过眼睛闭合的趋势、打哈欠、方向盘和行车轨迹的扭转趋势,如大众和奔驰目前主要采用方向盘的趋势,丰田更多采用表情特征的识别.甚至有采用脑电波等生理参数检测的方案,但是这种方案成本过高,暂不考虑.在已有的这些方案中,存在着各种问题,如生理特征的个体差异使得疲劳驾驶检测指标难以量化、反应较慢、检测效果不理想、难以提前发现疲劳驾驶状态,目前并没有一个完善的解决方案来应对疲劳驾驶检测这一课题.本文在已经有较为成熟的通

过图片检测人脸特征的方案基础上,研究如何通过检测出的人脸特征来迅速判断人是否处于疲劳状态.本文将人的驾驶状态分为三类:正常驾驶,哈欠状态和疲劳驾驶状态,根据日常经验,观察眼睛和嘴巴的开合程度,人脸的倾角等特征,寻找这些特征在这三种状态下的规律,筛选出最合适的几个特征,然后将这些特征在一个视频中分布的统计量作为该视频的特征,使用 SVM 进行分类,由于哈欠具有非常明显的嘴部特征,故可以先分出哈欠状态,然后进行正常状态和疲劳状态的二分类,这样也可以更有好的利用 SVM 的特性.

## 二、相关工作

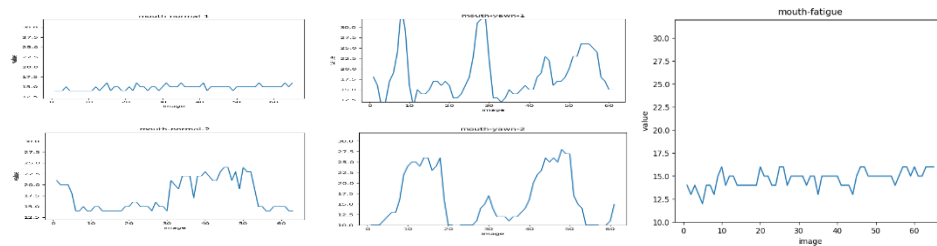
文中采用的人脸检测算法是 dlib 库中的 HOG 人脸 68 点检测算法,即通过构建方向梯度直方图来提取图片中到人脸特征,求导获取梯度的操作可以较好的弱化光照的影响,捕获人脸信息,收集到的人脸特征如图所示.



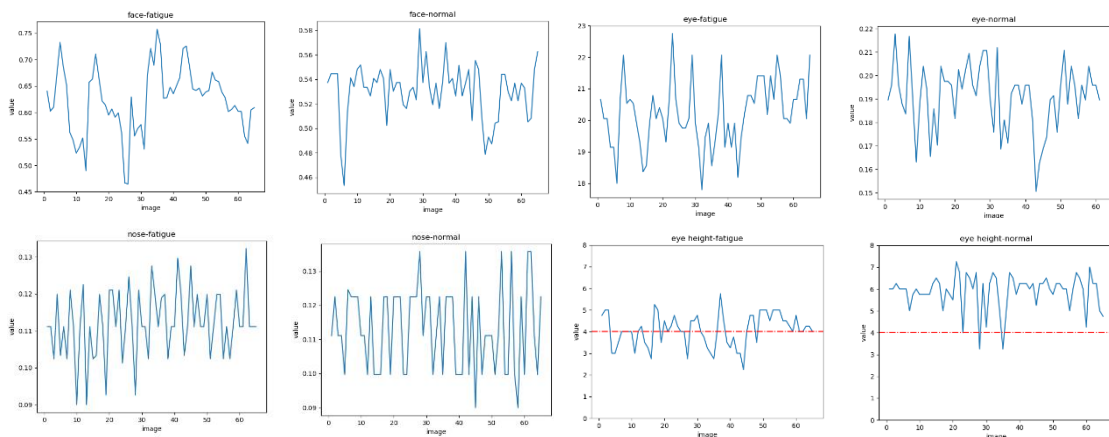
在提取出图像的特征后,需要对图像进行两次二分类,这里采用了 SVM 算法,其基本模型定义为特征空间上的间隔最大的线性分类问题,其学习策略是间隔最大化,最终可转化为一个凸二次规划问题求解.在本文提出的问题中,需要做的是利用 SVM 对提取好的特征进行分类处理,然后进行相应的判别.SVM 的一个特点是在样本数较少的情况下也能有不错的表现,比较符合本次课题的情境.

## 三、算法介绍

在已经通过 dlib 获得了人脸 68 个特征点的情况下,我们需要做的是提取对疲劳驾驶面部特征影响最大的一些点.根据经验,尝试使用以下这些特征: 1、嘴巴张开的程度; 2、眼睛张开的程度; 3、鼻根到鼻尖的距离和鼻根到鼻梁距离的比值; 4、脸部的宽和高的比值; 5、双眼外眼角距离和内眼角距离的比值.下面给出各个特征在典型情况下的数据波动状况



左侧为两种典型的正常嘴高,中间为哈欠状态,右侧为疲劳状态



从上至下,从左往右依次为脸部、眼角、鼻子、眼球大小的数据随视频推移的变化,左边为疲劳,右边为正常

这里采用的三个比值,主要是考虑到将人物摄制为平面图像时的透视原理,当人物的头部上下倾斜时,离摄像头近的横向线段会更长,纵向线段会根据倾角发生相应改变,而纵向线段之间的比值同样会有改变,头部左右摇晃时这一原理亦然.

从以上几张典型图像的数据分布可以看出,由于实际情况的影响,脸部、眼角、鼻子的比值变化受精神状态的影响并不太大,而眼睛纵向的距离 $D_e$ ,即两个眼球顶部和底部的距离均值则有明显的变化,根据对样本数据的分析,选择 4 作为一个阈值,可以清晰的看出,在正常样本的绝大部分情况下, $D_e$ 不会低于 4,而在疲劳样本

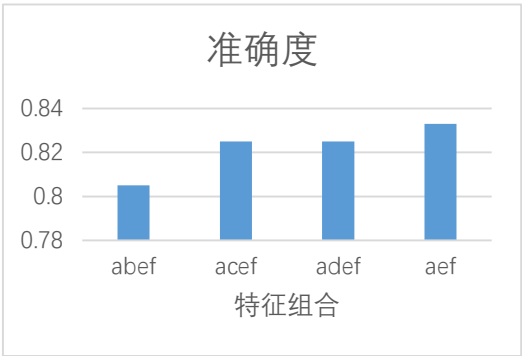
中,会有非常多的低于 4 的情况,并且样本的波动也较为剧烈,故而认为, $D_e$ 可以作为一个相当重要的特征进行学习.

接下来的问题是选取何种统计量作为一个对一个视频中某个特征的总体概述进行学习,这里考虑到,三个线段的比值主要是为了研究头部倾斜和左右转的特征,故而采用方差,对于嘴部的大小,考虑到不同个体的嘴部大小差异较大,难以确定合适的阈值,故而同样采取方差作为判定的依据,对于眼睛,由于在图像中,眼睛大小的差异相对一个像素点来说并不大,故可以采取方差和阈值两个参数来进行综合考量.

选取好特征向量之后,需要做的是利用 SVM 进行两次二分类,第一次利用嘴部的单一特征作为特征向量进行哈欠状态 Y 与非哈欠状态 NY 的分类,然后再对分到 NY 类中的样本,利用上面提到的多个特征进行综合分类,区分出正常和疲劳两种状态.

#### 四、实验

为了方便区分,我们对各个特征进行标记,标记嘴部高度的方差为 $F_a$ ,眼角两个距离的比值方差为 $F_b$ ,鼻子两个距离的比值方差为 $F_c$ ,脸部宽高比值方差为 $F_d$ ,眼睛纵向距离的方差为 $F_e$ ,低于阈值 4 的帧的数量为 $F_f$ ,显然,关于眼睛纵向距离和嘴部的特征是必选的,为了检验各个比值对分类所起作用,采取一组对比实验,采用留一法逐个检验正确率,检验正确率如下所示



发现在仅选取眼部和嘴部特征时效果反而最好,这一定程度上印证了目前可行的 PERCLOS(单位时间内眼睛闭合时间所占的百分率)方法的合理性.考虑其他特征失败原因如下:在疲劳状态下,主要特征即为眼睛的闪动,而由于样本获取方式主要靠表演,正常时的左右观察和疲劳是的前后倾斜都不稳定,不同样本差异过大,可能反而会混淆 SVM 的分类能力.若要进一步提高精确度,人力能解释的特征难以提高,可以考虑采用 CNN 以及提高样本质量和数量的方案.

## 参考文献

- [1]Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2005, 1: 886-893.
- [2]Hearst M A, Dumais S T, Osuna E, et al. Support vector machines[J]. IEEE Intelligent Systems and their applications, 1998, 13(4): 18-28.
- [3]Ma T, Cheng B. Detection of drivers drowsiness using facial expression features[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2010, 1(3): 1-8.