

# 基于眼睛状态多特征融合的疲劳驾驶检测

任 俊, 魏 霞<sup>+</sup>, 黄德启, 刘 栋

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

**摘 要:** 为解决驾驶状态中光照及头部姿势变化等因素对眼睛状态检测影响的问题, 提出一种基于多特征融合的眼睛状态识别方法。采用级联回归树算法定位人脸特征点, 利用欧拉角对人脸特征点校正后得到人眼的纵横比特征、根据人眼二值图像得到累积黑色素差值特征以及人眼水平投影高宽比特征, 在此基础上提出融合这 3 个特征并使用支持向量机分类器进行眼睛状态识别, 根据筛选机制以及 PERCLOSE 准则判别疲劳状态。实验结果表明, 该算法疲劳检测准确率为 97.05%, 可以检测多种姿态下的眼睛状态, 满足实时性的要求。

**关键词:** 特征点检测; 眼部状态识别; 支持向量机分类器; 多特征疲劳检测; 眼睛筛选机制

**中图法分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2022) 11-3187-08

**doi:** 10.16208/j.issn1000-7024.2022.11.025

## Fatigue driving detection based on multi-feature fusion of eye state

REN Jun, WEI Xia<sup>+</sup>, HUANG De-qi, LIU Dong

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

**Abstract:** To solve the problem of the influence of illumination and the change of head posture on eye state detection in driving state, an eye state recognition method based on multi-feature fusion was proposed. Cascade regression tree algorithm was used to locate facial feature points, Euler angle of face feature points was used for correction to get aspect ratio characteristics of the human eye, accumulated melanin difference characteristics according to the human eye binary image and horizontal projection ratio characteristics. These three characteristics were fused and the support vector machine classifier was used for eye state recognition. The fatigue state was determined according to the screening mechanism and PERCLOSE criterion. Experimental results show that the fatigue detection accuracy of the algorithm is 97.05%, which can detect the state of eyes in a variety of postures and meet the real-time requirements.

**Key words:** feature point detection; eye state recognition; SVM classifier; multi-feature fatigue detection; eye screening mechanism

## 0 引 言

视觉检测<sup>[1-3]</sup>主要提取面部特征来判断疲劳状态, 然而这些特征提取会受到外界干扰, 如何避免光照、眼镜以及姿势等因素的影响, 提高疲劳状态检测的精度和速度是研究的关键。其中, 吴良超等<sup>[4]</sup>提出构建特征点动态变化图和神经网络的动态表情结合的识别法, 该方法通过特征点动态变化图提取人脸轮廓信息, 用卷积和循环神经网络提取人脸的纹理信息、人脸序列的时序信息。樊飞等<sup>[5]</sup>围绕着人脸特征点检测改进算法进行疲劳检测, 通过牛顿提升

树结合统计量特征, 提出 CNBT 人脸特征点检测算法, 能够有效提高疲劳识别准确率和稳定性, 但是没有考虑驾驶员头部姿势变化等情况, 在真实环境下的实用性有待提高。对于上述提到的问题, 需要设计一种实用性广泛的疲劳检测框架尤为重要, 同时由于驾驶员会有不同程度的头部偏转, 采用单眼检测来代替传统的双眼检测机制, 增强检测的范围, 提高实用性。根据特征点和二值图像得到的纵横比值、累积黑色素差值以及人眼水平投影高度和宽度比值作为支持向量机的 3 个输入特征, 进而在三维立体图形中得到眼睛状态分类结果, 最后根据眼睛状态计算 ECR 值作

收稿日期: 2021-04-21; 修订日期: 2021-09-10

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51468062)

**作者简介:** 任俊 (1996 -), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 研究方向为计算机视觉与疲劳驾驶检测; +通讯作者: 魏霞 (1976 -), 女, 新疆乌鲁木齐人, 硕士, 副教授, 研究方向为工业大数据技术与控制; 黄德启 (1972 -), 男, 湖北武汉人, 博士, 副教授, 研究方向为智能交通; 刘栋 (1996 -), 男, 辽宁大连人, 硕士研究生, 研究方向为智能算法。E-mail: 1207876082@qq.com

为眼部疲劳特征参数判断驾驶员的疲劳状态。

## 1 图像预处理及人脸检测与跟踪

### 1.1 本文整体流程设计图

本文框架分为 3 个部分, 经过图像预处理后检测和跟踪人脸, 对定位好的 3 类特征点进行提取和校正, 特征融合判别疲劳状态, 本文设计流程如图 1 所示。

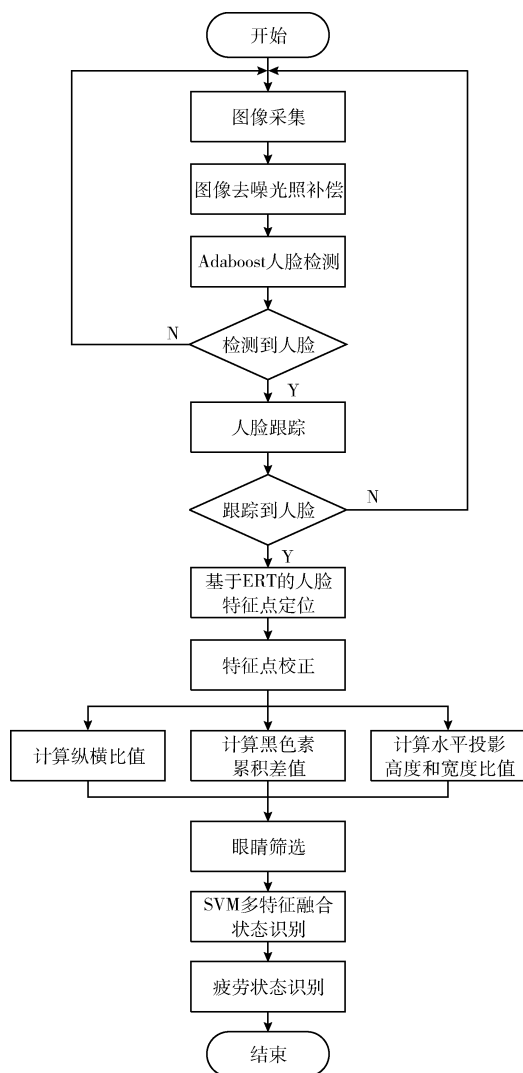


图 1 设计流程

### 1.2 图像滤波去噪与光照均衡化处理

在实际采集驾驶员视频和图片时可能会受到周围环境噪声和光照的影响, 使得图像变得模糊, 因此需要先对采集的图像进行滤波去噪, 提高后期人脸检测和特征提取的准确率。采用自适应中值滤波<sup>[6]</sup>的方式, 实际是利用中值滤波来消除孤立的斑点, 并采取自适应邻域中值代替是噪声的原始像素值, 再采用图像动态阈值的光照均衡化处理, 使图像的光照均匀分布, 如图 2 所示, 均衡化处理后, 图片光照和亮度得到较好的改善, 进而有效提取人脸的特征。



图 2 光照均匀化前后对比

### 1.3 基于 AdaBoost 人脸检测

#### 1.3.1 基于 Haar-like 特征的 AdaBoost 人脸检测算法

目前在人脸检测过程中, 人脸图像可以用图像灰度变化的特征来表征, 而 Haar-like 特征<sup>[7]</sup>可以反映灰度变化。先用积分图算法快速得到任意区域的像素和, 再可以由像素灰度和差值得到 Haar-like 模板特征。AdaBoost 算法<sup>[8]</sup>用于人脸检测, 是通过训练集训练弱分类器, 形成分类效果较好强分类器, 进而训练出最能代表面部特征, 从而加快检测速度和提高准确率。其算法流程如图 3 所示。

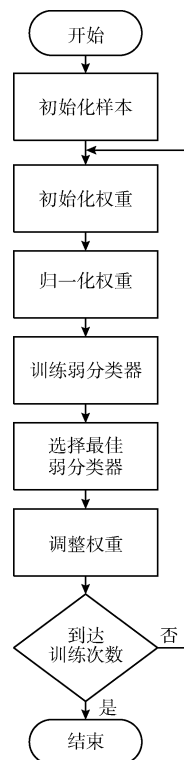


图 3 AdaBoost 算法流程

#### 1.3.2 实验结果分析

对人脸特征识别完成后进而对眼睛特征进行检测, 输出可以识别的人脸区域和眼睛区域的矩形框, 检测效果如

图 4 所示, 可以清楚标识出来。

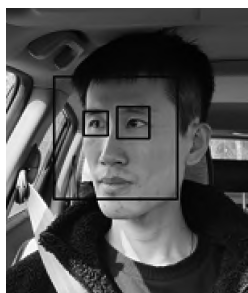


图 4 人脸检测效果

#### 1.4 面部目标跟踪算法

考虑到在实际图像采集的过程中, 由于驾驶员面部偏移距离较小, 都在一定范围内, 在第一次检测到人脸之后, 只需要跟踪人脸上一帧人脸信息, 快速获得下一帧人脸位置信息。采用基于帧间差分法的 Mean Shift 算法<sup>[9]</sup>进行人脸跟踪, 利用连续两帧图像之间的联系, 进行差分运算, 然后利用二分阈值法提取边缘区域, 获得下一帧人脸的位置信息, 提高检测速度。

### 2 基于 SVM 的睁闭眼状态识别

#### 2.1 基于级联回归树的人脸特征点定位

为了减少外界环境因素对人脸特征部位的检测及定位的影响, 在人眼检测定位之前先使用了基于级联回归树算法<sup>[10-12]</sup> (ERT) 对人脸的关键特征点进行定位, 然后在人脸特征点定位的基础上, 快速定位到人眼。基于级联回归树算法是一种人脸对齐算法, 不断检测特征点然后进行更新, 最后逐步定位到真实人脸位置。

如图 5 所示, ERT 算法可以实现多个角度的人脸特征点定位且效果较好。



图 5 不同角度人脸特征点定位

#### 2.2 基于人眼特征点计算人眼纵横比

在提取人脸特征点之后, 通过实验发现, 驾驶员在正常眨眼过程中, 眼睛的特征点也会随之变化, 因此我们根据人眼特征点来求取眼睛的纵横比值来表示人眼的状态信息。而且纵横比值不会因为驾驶员面部位置和摄像头距离改变而改变。如图 6 所示  $P_1$  到  $P_6$  分别对应人眼 6 个特征

点, 眼睛纵横比计算公式

$$EAR = \frac{|P_2 - P_6| + |P_3 - P_5|}{2 |P_1 - P_4|} \quad (1)$$

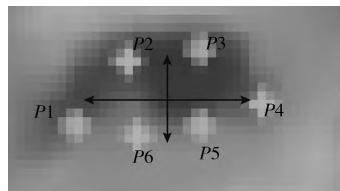


图 6 人眼特征点分布

由式 (1) 可知  $EAR$  由眼睛纵向长度与横向长度比值得来的, 当头部左右偏转时, 眼睛的横向长度发生变化, 当头部上下点动时, 眼睛的纵向长度发生变化。因此针对头部左右偏转和上下点动时进行特征点校正。图 7 为眼睛纵向长度变化。

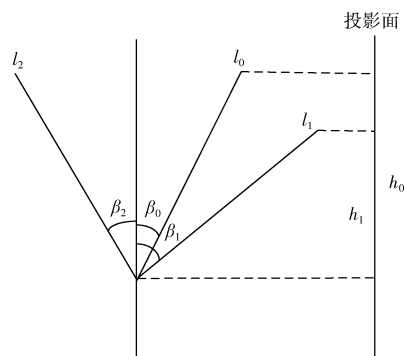


图 7 人眼纵向长度变化

图 7 中  $l_0$  表示初始状态下真实眼睛的纵向长度, 分别发生了点头和抬头, 导致俯仰角  $\beta_0$  变成  $\beta_1$  和  $\beta_2$ ,  $l_0$  也随之变化为  $l_1$  和  $l_2$ 。  $h_0$  为  $l_0$  投影到二维图像的高度,  $h_1$  为  $l_1$  投影的高度, 由于实际情况下点头和偏转眼睛真实纵向长度不变, 即  $l_0 = l_1$ , 则有

$$\frac{h_0}{\cos \beta_0} = \frac{h_1}{\cos \beta_1} \quad (2)$$

人眼左右偏转变化和上述过程类似, 以  $w_0$  和  $w_1$  分别表示初始状态下以及变化后的眼睛横向长度,  $\alpha_0$  和  $\alpha_1$  分别代表初始状态下以及变化后的偏转角, 得到  $w_0$  和  $w_1$  关系

$$\frac{w_0}{\cos \alpha_0} = \frac{w_1}{\cos \alpha_1} \quad (3)$$

由此可以得到图像中人眼纵横比为

$$EAR_0 = \frac{h_0}{w_0} = EAR_1 \times \frac{\cos \alpha_1 \cos \beta_0}{\cos \alpha_0 \cos \beta_1} \quad (4)$$

式中:  $EAR_1$  是校正前眼睛纵横比值, 图 8 是校正后的眼睛纵横比值随帧数变化的折线图, 由图 8 可以看出, 当眼睛睁开时纵横比维持在 0.32 左右, 当纵横比小于 0.2 时可视为闭眼状态。因此可以通过计算人眼纵横比值来判断人眼状态。

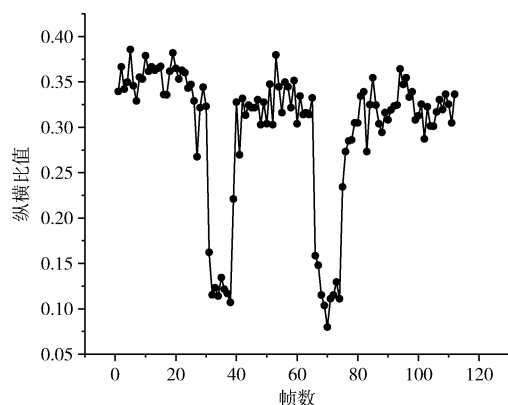


图 8 人眼纵横比值随帧数变化

### 2.3 基于自适应阈值计算人眼黑色像素累积差值

根据定位的人眼区域，先进行人眼图像二值化处理，再经过中值滤波处理后显示眼睛的轮廓，表 1 为人眼不同状态下的二值图像。

表 1 人眼不同状态二值图像

人眼状态	人眼图像	人眼二值图像
右睁眼		
右半闭		
右闭眼		

在眼睛闭上的情况下，计算眼睛区域内的黑色像素数的累积差值，虽然睫毛和眼睑等黑色区域可能会保留，但是瞳孔区域最大的黑色区域不会出现，也就是说，当眼睛闭上的时候，黑色像素数量会比睁眼的时候大幅减少，然而，黑色像素的数量不仅会随着眼睛状态变化而变化，还会随摄像头与驾驶员面部的距离变化而变化，当这个距离增大时，眼睛区域黑色像素的数量会减小。

如图 9 所示，图 (a) 显示了根据帧数变化的二值化区域内的黑色像素数，看到在第 101 帧之后当面部离开摄像头更远时，眼睛区域的黑色像素减小，因此仅使用第 101 帧之前的阈值，就无法区分第 101 帧之后的眼睛是睁开还是闭上的，可以采用连续图像中眼睛区域的黑色像素的差值。

当采用的连续图像中眼睛区域的黑色像素的差值作为特征时，可以识别部分闭眼状态，但如图 (b) 中在第 41 帧、105 帧和 106 帧的差值小于静态阈值，错误地识别眼睛状况，为了解决这一问题，使用一种新的特征，即眼睛图像中黑色像素数的累积差值，当检测连续两帧及以上图像的差值小于 0 的条件下，将连续的差值进行累加，如图 (c) 中第一个满足条件的情况出现在第 40 帧，而在第 102 帧时，尽管差值小于 0，但是它没有在超过两帧情况下

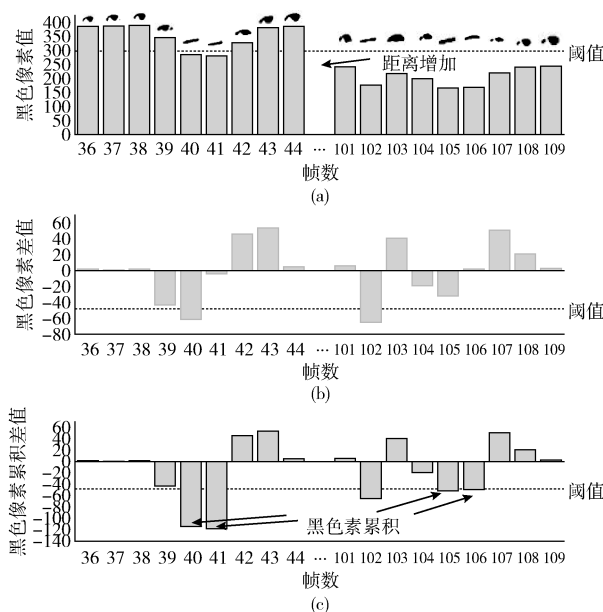


图 9 人眼睁开过程中黑色像素值随帧数变化

保持，因此它不累加。

然而对于如图 10 所示，图 (a) 这种情况，累积差值法在识别眼睛状态时存在以下问题，如图 (b) 的第 257 和 260 帧所示，虽然它们显示的是闭眼，但是由于差值大于 0，它们不是累积的，导致图 (b) 的第 255 帧到 260 帧都被错误地识别为睁开眼睛，因此使用了具有自适应阈值的累积差值作为特征。

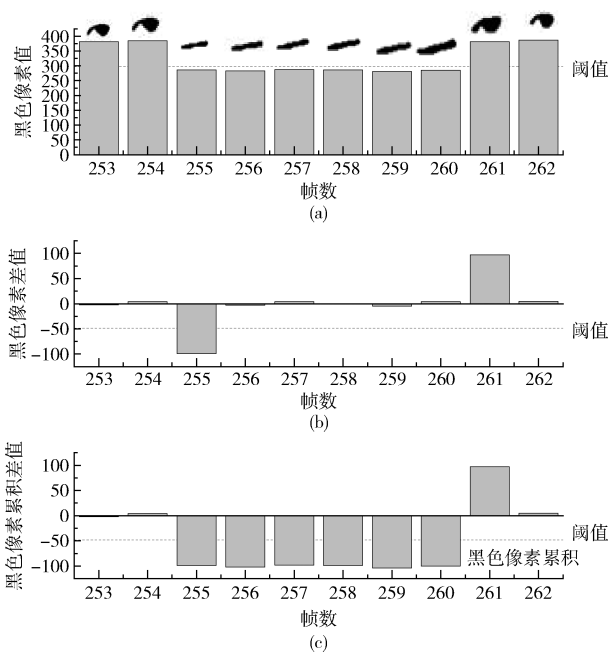


图 10 自适应人眼睁开过程中黑色像素值随帧数变化

如图 11 所示，将累积差与自适应阈值的使用规则建模



为有限状态机<sup>[13]</sup> (FSM), FSM有两种状态, 状态0和状态1, 首先检测当前帧黑色像素与前一帧的差值是否大于或等于0, 若大于或等于0设定为此时为状态0并保持状态不变, 否则由状态0变成状态1, 在状态1时, 再检测此时的差值是否小于阈值 $T(t)$ 时, 若小于 $T(t)$ 保持状态1, 并连续累积差值, 否则, 状态1变成状态0, 差值不累积。

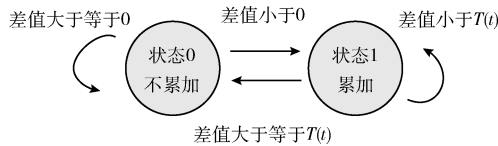


图11 有限状态机

基于自适应阈值黑色像素算法如下

$$F = \begin{cases} \Delta N(t), & (\text{状态 } 0) \\ \sum_{\Delta N(t) \leq T(t)} \Delta N(t), & (\text{状态 } 1) \end{cases} \quad (5)$$

$$T(t) = \alpha * |D(t-1)|, \alpha \in [0, 1] \quad (6)$$

FSM定义如下, 其中 $\Delta N(t)$ 为第 $t$ 帧与前一帧的黑色像素数差值,  $D(t-1)$ 为在 $t-1$ 帧的累积差值,  $\alpha$ 为0到1之间的定值。

通过自适应阈值算法, 如图10(c)中255帧开始差值小于0, 设定为状态1, 且差值小于阈值, 进行连续累加差值, 如图10(c)中257帧和260帧差值可以正确累计, 因此第255帧到260帧可以正确判断为闭眼状态。

#### 2.4 基于积分投影计算人眼水平投影高度和宽度比值

根据定位的人眼区域, 提取人眼二值化图像, 再对二值化图像进行水平投影, 得到如图12所示不同状态下人眼水平投影曲线。

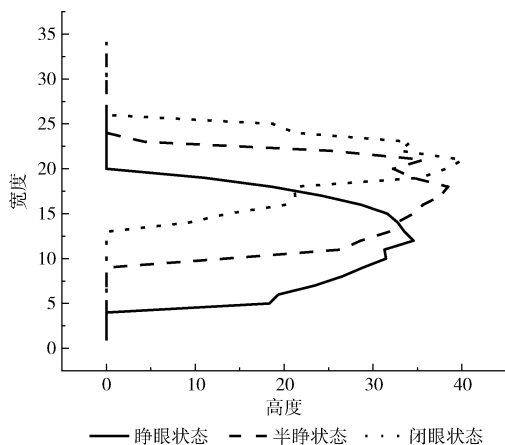


图12 不同状态下人眼水平投影曲线

如图12中所示, 眼睛睁开时纵坐标跨度较大, 横坐标峰值较小, 而闭眼时纵坐标跨度较小, 横坐标峰值较大, 但是实际情况二者差距不大, 因此通过计算人眼水平投影的高度与宽度的比值来识别眼睛状态。先计算水平投影曲

线的高度 $h$ 和宽度 $w$ , 计算并保存 $h$ 、 $w$ 和 $h/w$ 这3个值, 分别记为 $H$ 、 $W$ 、 $K$ 。当满足 $K$ 值大于0.4时, 可以定义睁眼状态, 否则为闭眼状态。

#### 2.5 SVM分类器融合多特征状态识别

SVM通过找出边际最大的决策边界, 来对数据进行分类的分类器。拥有更大的边际的决策边界在分类中泛化误差较小, 从而使实际样本间隔更大。通过SVM分类器来进行二分类, 其中数据选取、处理、训练、测试都是基于PyCharm开发环境和OpenCV视觉库等平台进行具体实现的。

##### 2.5.1 数据选取

本文从YawDD驾驶环境中拍摄的视频数据集<sup>[13]</sup>、ZJU眨眼数据集<sup>[14]</sup>中各选取20人, 男女各20人, 其中20人戴眼镜, 20人不带眼镜, 再从中采集4000张睁眼图像、4000张闭眼图像, 同时自己采集2000张睁眼图像、2000张闭眼图像, 一共采集12000张睁眼和闭眼状态图像。

##### 2.5.2 数据处理

首先对每个样本进行提取人脸特征点, 然后通过式(4)计算眼睛纵横比值记为第一个特征值 $F1$ 、由自适应阈值法得到的黑色像素累积差值记为第二个特征值 $F2$ 、把水平投影高度和宽度的比值 $h/w$ 记为第三个特征值 $F3$ , 即对每个样本提取3个特征值, 3个特征值分别对应 $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ 轴, 对每个睁眼样本和闭眼样本都进行特征提取操作。

##### 2.5.3 特征参数归一化

由于不同特征参数之间的量纲不同导致数值较小的特征参数在训练过程中的占比较小, 需要对每个特征参数数据进行归一化处理, 采用Z-score标准化方法, 即求取原始参数数据的均值和标准差, 再把均值和标准差进行数据的标准化处理, 使处理后的均值和标准差符合正态分布, 然后再进行以下转化函数

$$x^* = \frac{x - \mu_x}{\sigma_x} \quad (7)$$

式中:  $x^*$ 为归一化后的值,  $x$ 为原始特征值,  $\mu_x$ 为所有样本数据的均值,  $\sigma_x$ 为所有样本数据的标准差。

##### 2.5.4 模型训练即参数寻优

SVM分类器<sup>[15]</sup>可以表示为

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^N a_i y_i K(x, x_i) + b) \quad (8)$$

$$K(x, y) = e^{-\gamma \|x - y\|^2} \quad (9)$$

$$\min_{w, b} = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi \quad (10)$$

式中:  $N$ 是训练数据的总数,  $y_i \in \{-1, 1\}$ 为训练样本眼睛状态类别,  $-1$ 表示闭眼状态,  $1$ 表示睁眼状态,  $K(x, x_i)$ 表示核函数, 系数 $a_i$ 可以通过由线性约束的二次规划得到, 常数 $b$ 是偏差项。本文采取3个特征输入, 通过引入核函数, 支持向量机可以扩展到非线性决策面上, 然后利用支持向量确定可以区分两类的超平面, 来寻找让数据线

性可分的高位空间。根据最小分类误差, RBF 核函数分类非线性情况效果较好, 故本文采用 RBF 核函数进行模型训练, 式 (9) 为 RBF 核函数, 参数  $\gamma$  定义单个样本的影响大小, 式 (10) 为目标方程,  $w$  和  $b$  是模型参数,  $\xi$  参数为松弛变量, 惩罚参数  $C$  是在错误分类样本和分界面简单性之间进行权衡, 这两个参数的选取对预测结果的精度非常关键。我们通过分类器交叉验证法来寻找使预测结果最优的参数  $C$  和  $\gamma$ , 从收集到的特征值中选取 2000 组特征值分为 10 组, 每次选 9 组为训练集, 剩余 1 组为测试集, 选取的所有特征值都经过归一化处理, 测试结果标签保存到对应类别中, 经过寻优发现, 当参数  $C=1.92$ ,  $\gamma=0.9$  时, 模型预测分类效果较好。

### 2.5.5 实验检测

当用 SVM 分类器融合校正后的特征点计算人眼的纵横比值以及人眼二值图像计算累积黑色素差值这两个特征时, 得出的二维平面分类结果如图 13 所示, 睁眼和闭眼这两种类别基本可以区分开来, 但是还是有少量类别区分错误。当用 SVM 分类器融合校正后的特征点计算人眼的纵横比值和人眼二值图像计算累积黑色素差值以及人眼水平投影高度和宽度比值这 3 个特征时, 在三维立体坐标系中进行分类, 如图 14 所示, 图 (a) 和图 (b) 采用了不同的角度展示分类效果, 在二维平面分类错误的点在三维坐标系中得到正确的区分, 分类准确率提升到 97.51%。

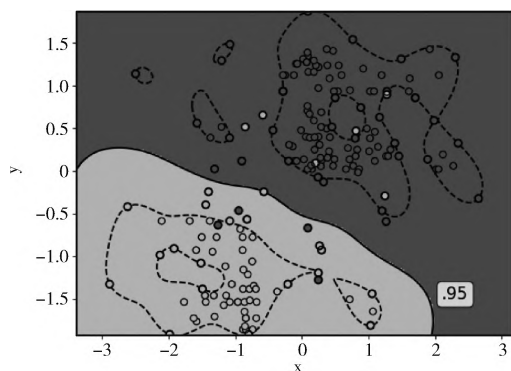


图 13 SVM 二维平面分类结果

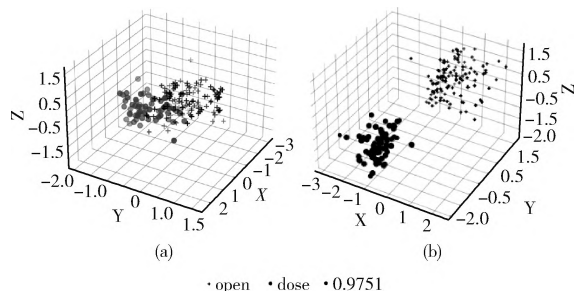


图 14 SVM 三维立体分类结果

通过表 2 可以看出, 提出基于融合多特征算法可以较准确的识别眼睛的两种状态, 表 3 为不同算法对眼睛状态

的分类准确率对比, 结果表明提出的 SVM 三维立体分类的识别方法相较于 SVM 二维平面分类的状态识别方法分类准确率更高, 与文献 [16] 相比, 本文算法睁眼和闭眼识别的准确率也都要更高。

表 2 基于 SVM 融合多特征算法分类测试结果

眼睛状态	识别状态		评估参数		
	睁眼	闭眼	准确率/%	精确率/%	召回率/%
睁眼	391	9	97.50	95.56	97
闭眼	6	194			

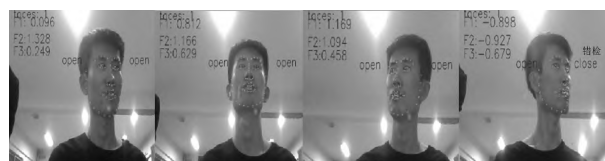
表 3 不同算法在眼睛状态分类对比

算法	闭眼准确率/%	睁眼准确率/%	平均准确率/%
SVM 二维平面分类	95.03	95.13	95.08
SVM 三维立体分类	97.26	97.76	97.51
文献[16]	—	—	97.18

### 2.6 基于眼睛筛选机制的实验对比

在实际驾驶过程中, 驾驶员会有多种头部姿态, 当左右偏头幅度过大时, 会出现一只眼睛被遮挡, 这时很难准确提取双眼的特征, 一旦出现一只眼睛错检, 就会影响最终眼睛状态的判断, 对实验结果有很大干扰。为验证头部多姿态时检测结果的准确率, 以驾驶员的正前方为中心轴, 头部向各个方向偏转一定角度进行双眼检测。

如图 15 所示, 给出部分具有代表性的 4 种头部偏转状态实验图。当驾驶员头部偏转较小方位内, 双眼检测可以达到较好效果, 图 (d) 当头部出现极端角度时, 眼睛状态检测时出现了错检, 准确率会大幅下降, 因此可以采用单眼检测机制, 用未被遮挡的单只眼睛代替双眼检测机制。具体操作如图 16 所示。



(a) 右偏30°睁眼 (b) 仰视30°睁眼 (c) 左偏30°睁眼 (d) 右偏60°睁眼

图 15 双眼检测示例

图 16 中  $x_1$  和  $x_2$  分别表示检测框的宽和高,  $s$  表示两个瞳孔中心间的距离,  $d$  表示瞳孔连线中心点到人脸右框的距离, 由于检测到的人脸大小不一, 所以要对边框进行切割, 提高准确率, 令  $w=3/4x_1$ , 当  $d$  大于  $w/2$  时只对图中右眼进行状态判断, 反之只对图中左眼进行状态判断。这里测试 600 张人脸图像, 分别选取在转动角度为  $-30^\circ$  到  $30^\circ$  以及转动角度为  $-60^\circ$  到  $60^\circ$  情况, 第一组检测睁眼状态, 第二组检测闭眼状态, 实验部分单眼检测不戴眼镜各种转动角检测结果如图 17 所示。

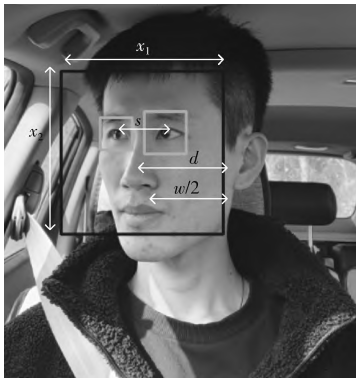


图 16 眼睛筛选机制



(a) 右偏60°睁眼 (b) 右偏30°睁眼 (c) 左偏30°闭眼 (d) 左偏60°闭眼

图 17 基于眼睛筛选机制单眼检测不戴眼镜示例

如图 18 所示, 第一组检测睁眼状态, 第二组检测闭眼状态, 戴眼镜时单眼检测不同转动角识别效果也较好。



(a) 右偏60°睁眼 (b) 右偏30°睁眼 (c) 左偏30°闭眼 (d) 左偏60°闭眼

图 18 基于眼睛筛选机制单眼检测戴眼镜示例

由表 4 和表 5 可知, 单眼检测对头部适应性较好, 当检测到头部大幅度偏转时采用单眼检测具有较高准确率。

表 4 单眼检测不戴眼镜结果

转动角	检测	错检	准确率/%
右偏 30°	100	0	100
右偏 60°	100	3	97
左偏 30°	100	0	100
左偏 60°	100	2	98

表 5 单眼检测戴眼镜结果

转动角	检测	错检	准确率/%
右偏 30°	100	1	99
右偏 60°	100	5	95
左偏 30°	100	0	100
左偏 60°	100	4	96

采用 YawDD 视频数据集、ZJU 眨眼数据集来测试单眼

检测和双眼检测的准确率, 各选取 20 组不戴眼镜, 10 组戴眼镜, 总共从拍摄的视频中选取 10 000 帧图片, 见表 6, 实验结果表明自适应单眼检测无论是在戴眼镜还是不戴眼镜情况下准确率都更高。

表 6 单眼检测和双眼检测眼睛状态对比

参数	戴眼镜		不戴眼镜		总计	
	双眼	单眼	双眼	单眼	双眼	单眼
检测	2000	2000	3000	3000	5000	5000
错检	212	108	174	72	386	180
准确率/%	89.4	94.6	94.2	97.6	91.8	96.4

2.7 疲劳驾驶检测

当在实际行驶过程中, 驾驶员疲劳时会出现频繁眨眼的现象, 同时眼部状态信息是最能显示疲劳状态, 为此可以通过获取驾驶员眼部的状态信息来判断驾驶员的疲劳状态。本文选取基于 PERCLOSE 准则<sup>[17]</sup>的 ECR 作为眼部疲劳特征参数, ECR 指检测到闭合状态时帧数与一次眨眼整个过程帧数的比率, 即

$$ECR = \frac{n}{N} \times 100\% \quad (11)$$

式中:  $n$  为闭合状态时帧数,  $N$  为眨眼整个过程帧数, 根据眼睛筛选机制判断眼睛状态方法得到参数  $n$  和  $N$ , 当 ECR 范围在 0.3 到 1 视为疲劳状态, ECR 范围在 0 到 0.2 视为正常状态, ECR 范围在 0.2 到 0.3 内时介于正常和疲劳状态之间, 为此对 ECR 这个范围的阈值进行 6000 组测试, 测试结果见表 7, 当 ECR 为 0.25 时, 检测的准确率最高。

表 7 不同 ECR 值的疲劳检测准确率对比

ECR	0.2	0.25	0.3
正常状态误检个数	67	21	7
疲劳状态误检个数	91	38	176
准确率/%	92.1	97.05	90.85

文献 [18] 采用 CNN 回归网络检测人脸关键点, 并用宽度学习对面部状态进行判别, 最后, 通过二级宽度学习网络融合眼睛, 嘴部和头部状态预测驾驶员疲劳状态。文献 [19] 采用深度卷积层学习获取图像和特征, 并利用相邻帧间关系预测疲劳状态, 不同算法疲劳检测对比见表 8, 相比之下本文精度更高。根据研究发现, 驾驶员正常情况下的眨眼频率为 15 到 30 次/分钟, 本文提出的方法检测每帧图片只需要 0.091 s, 正常平均每次眨眼 0.25 s 到 0.3 s, 所以本文算法可以检测多种姿态下的眼睛状态, 同时满足实时性的要求。

3 结束语

本文提出多特征融合的疲劳驾驶检测方法, 通过传统的方法进行特征提取, 基于 SVM 分类器融合人眼的纵横比

表 8 不同算法的疲劳检测性能对比

算法	准确率/%	精度/%	召回率/%	速率/ms
文献[18]	94.9	—	—	52
文献[19]	96.12	95.83	95.83	132
本文算法	97.05	97.86	96.2	91

值、累积黑色素差值、人眼水平投影高度和宽度比值 3 个特征,再结合眼睛筛选机制进行状态检测,不仅可以适应不同光照强度、减少头部姿态和戴眼镜的干扰,而且能实时更新检测的疲劳状况,实验结果表明该方法具有较高的识别率和较强的实用性。

### 参考文献:

- [1] Zhang Yingyu. Human factors related to major road traffic accidents in China [J]. Traffic Injury Prevention, 2019, 20 (8): 796-800.
- [2] Wang Jun. Research on key technologies of intelligent transportation based on image recognition and anti-fatigue driving [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2019 (1): 1-13.
- [3] XU Lian, REN Xiaohong, CHEN Runxue. Fatigue driving detection based on eye state recognition [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20 (20): 8292-8299 (in Chinese). [徐莲, 任小洪, 陈闰雪. 基于眼睛状态识别的疲劳驾驶检测 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20 (20): 8292-8299.]
- [4] WU Liangchao. Face expression recognition algorithm based on dynamic change of feature points [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019: 46-63 (in Chinese). [吴良超. 基于特征点动态变化的人脸表情识别算法 [D]. 广州: 华南理工大学, 2019: 46-63.]
- [5] FAN Fei. Improvement of face feature point detection algorithm and research of fatigue detection algorithm [D]. Nanjing: Southeast University, 2019: 23-31 (in Chinese). [樊飞. 人脸特征点检测算法的改进与疲劳检测算法的研究 [D]. 南京: 东南大学, 2019: 23-31.]
- [6] Bharat Garg. Restoration of salt-and-pepper-noise-corrupted images using novel adaptive trimmed median filter [J]. Signal, Image and Video Processing, 2020 (5): 1-9.
- [7] HU Fengsong. Fatigue driving identification method and system based on multi-feature [P]. China: CN111582086A, 2020-08-25 (in Chinese). [胡峰松. 基于多特征的疲劳驾驶识别方法及系统 [P]. 中国: CN111582086A, 2020-08-25.]
- [8] Yan Chen, Wang Zhengqun, Xu Chunlin. Gentle Adaboost algorithm based on multi-feature fusion for face detection [J]. The Journal of Engineering, 2019 (15): 609-612.
- [9] Jiao Ding. Improved face recognition with accelerated robust features improved by means of mean shift k-means clustering [J]. International Journal of Computer Applications in Technology, 2019, 6 (1): 1-6.
- [10] XU Qingyun. Research and implementation of fatigue driving recognition algorithm based on multi-feature [D]. Changsha: Hunan University, 2019: 28-31 (in Chinese). [徐青云. 基于多特征的疲劳驾驶识别算法研究与实现 [D]. 长沙: 湖南大学, 2019: 28-31.]
- [11] LI Yuelong, JIN Yan, WANG Jianming, et al. A review of facial feature point extraction methods [J]. Journal of Computers, 2016, 39 (7): 1356-1374 (in Chinese). [李月龙, 靳彦, 汪剑鸣, 等. 人脸特征点提取方法综述 [J]. 计算机学报, 2016, 39 (7): 1356-1374.]
- [12] Nagumo Kent. Face alignment in thermal infrared images using cascaded shape regression [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2021, 18 (4): 110-113.
- [13] Gadelhag Mohamed, Ahmad Lotfi, Amir Pourabdollah. Enhanced fuzzy finite state machine for human activity modelling and recognition [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020 (2): 1-15.
- [14] CHEN Xuexin. Deep belief network face recognition algorithm based on multi-level texture feature [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37 (4): 156-163 (in Chinese). [陈雪鑫. 基于多级纹理特征的深度信念网络人脸识别算法 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37 (4): 156-163.]
- [15] Dong Yanchao. Comparison of random forest, random ferns and support vector machine for eye state classification [J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75 (19): 11763-11783.
- [16] HUANG Xin, SHEN Yingchao. Fatigue driving detection method based on deep learning [J]. Journal of Guilin University of Electronic Science and Technology, 2020, 40 (3): 201-206 (in Chinese). [黄新, 沈英超. 基于深度学习的疲劳驾驶检测方法 [J]. 桂林电子科技大学学报, 2020, 40 (3): 201-206.]
- [17] HU Xizhi, HUANG Bingyu. Fatigue driving detection method based on facial feature analysis [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21 (4): 1629-1636 (in Chinese). [胡习之, 黄冰瑜. 基于面部特征分析的疲劳驾驶检测方法 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (4): 1629-1636.]
- [18] ZHU Yubin. Fatigue driving detection based on cascading width learning [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41 (2): 537-541 (in Chinese). [朱玉斌. 基于级联宽度学习的疲劳驾驶检测 [J]. 计算机工程与设计, 2020, 41 (2): 537-541.]
- [19] Xiao Z, Hu Z, Geng L, et al. Fatigue driving recognition network: Fatigue driving recognition via convolutional neural network and long short-term memory units [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13 (9): 1410-1416.