

基于卷积专家神经网络的疲劳驾驶检测

董超俊, 林庚华⁺, 吴承鑫, 黄尚安

(五邑大学 智能制造学部, 广东 江门 529000)

摘要: 针对疲劳驾驶引发众多交通事故的问题, 提出一种结合核相关滤波器与卷积专家局部约束模型的多特征融合疲劳驾驶检测算法。为多任务级联卷积神经网络检测到的人脸建立自适应核相关滤波器, 获取每帧图像人脸位置, 利用卷积专家局部约束模型检测人脸 68 个关键特征点; 分别运用基于角度的检测算法、基于相对位置的检测算法和 PnP (perspective-n-point) 算法检测眼睛闭合度、嘴巴张开度和低头行为; 通过支持向量机进行多特征融合疲劳状态分类。实验结果表明, 该方法准确率达到 95.5%, 能有效识别疲劳状态。

关键词: 卷积专家局部约束模型; 疲劳驾驶检测; 核相关滤波器; 多特征融合; 人脸关键点检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2020) 10-2812-06

doi: 10.16208/j.issn1000-7024.2020.10.019

Fatigue driving detection based on convolution expert neural network

DONG Chao-jun, LIN Geng-hua⁺, WU Cheng-xin, HUANG Shang-an

(Department of Intelligent Manufacturing, Wuyi University, Jiangmen 529000, China)

Abstract: Aiming at the problem of many traffic accidents caused by fatigue driving, a multi-feature fusion fatigue driving detection algorithm combining kernelized correlation filter (KCF) and convolution expert constraint local model (CE-CLM) was proposed. The adaptive kernelized correlation filter was used to track the face detected through multi-task cascaded convolutional networks, the face position of each frame image was obtained, and the convolution expert constraint local model was used to detect 68 facial landmarks. The angle-based detection algorithm, the relative position based detection algorithm and the perspective-n-point (PnP) algorithm were used to detect eye closure, mouth opening and bowing behavior respectively. Multi-feature fusion fatigue state classification was implemented using support vector machine (SVM). Experimental results show that the accuracy of the proposed method reaches 95.5%, which can effectively identify the fatigue state.

Key words: convolutional experts constrained local model; driver fatigue detection; kernelized correlation filter; multi-feature fusion; facial landmark detection

0 引言

目前疲劳驾驶检测研究主要为 3 个方向: 基于人体生理信号、基于计算机视觉、基于车辆运行状况的疲劳驾驶检测, 基于计算机视觉的非接触性检测目前是研究的热门^[1]。在文献 [2] 中, 作者提出一种基于实时增强局部约束模型的多信息疲劳检测方法, 该方法能够克服光照和位姿变化的影响, 实现对驾驶员的实时疲劳驾驶检测, 具有较强的鲁棒性。在文献 [3] 中, 作者进行疲劳驾驶中的人脸检测研究, 该算法针对使用 ASM (active shape model)

算法实现人脸 194 关键点检测, 并通过定位眼睛位置, 计算眼睛闭合度而判断驾驶员疲劳状态。由于眼睛的闭合在疲劳驾驶检测中占据极其重要的分量, 文献 [4] 通过眼白分割, 实现了高精度的眼睛检测与定位, 从而实现准确率较高的疲劳检测。以上方法关键都在于人脸、人眼的提取, 并且疲劳状态判断过分依赖于眼睛的闭合度。

针对以上问题, 通过多任务级联卷积神经网络对人脸进行粗提取后, 使用一种自适应核相关滤波器进行人脸跟踪, 替换逐帧检测人脸, 以提高其鲁棒性, 降低漏检概率。通过计算 CE-CLM 所检测到的人脸 68 个关键特征点的像素

收稿日期: 2019-07-10; 修订日期: 2019-09-18

基金项目: 广东省省级科技计划基金项目 (2017A010101019)

作者简介: 董超俊 (1967-), 男, 湖北荆州人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为智能交通系统; 十通讯作者: 林庚华 (1995-), 男, 广东汕头人, 硕士研究生, 研究方向为图像处理与模式识别; 吴承鑫 (1994-), 男, 江西上饶人, 硕士研究生, 研究方向为计算机视觉; 黄尚安 (1993-), 男, 湖北武汉人, 硕士研究生, 研究方向为计算机视觉。E-mail: 183065042@qq.com

位置, 得出一定时间内眨眼次数、平均眨眼速度、PERCLOS (percentage of eye closure over the pupil over time)、打哈欠次数、打哈欠帧数占比、低头次数以及低头帧数占比, 实现高精度的疲劳检测参数提取, 最终通过 SVM 进行多特征融合分类, 实验结果表明本文方法具有较高的准确率。

1 KCF 目标跟踪算法

首先通过多任务级联卷积神经网络进行人脸检测, 并为人脸建立 KCF^[5] 跟踪器。在 KCF 算法中, 使用循环矩阵来提高 KCF 跟踪器对跟踪目标的辨别能力。设有一维数据 $x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \cdots \ x_n]$, 将其进行循环移位操作, 给定一个置换矩阵 P 进行循环移位得 $Px = [x_n \ x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_{n-1}]$, 因此所有循环移位可以表示为 $\{P^u x \mid u = 0, 1, 2, \dots, n-1\}$, 并且可以级联为如下的数据矩阵

$$X = C(x) = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_n \\ x_n & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_{n-1} & x_n & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

循环矩阵可以在傅里叶域下对角化为 $X = F \text{diag}(\hat{x}) F^H$, 其中 F 为常数矩阵, “ \wedge ” 表示离散傅里叶变换, 并且对于每个输入 F 矩阵是唯一的, 其表达式为 $\mathcal{F}(x) = \sqrt{n} F x$; \hat{x} 表示 x 的离散傅里叶变换, 即 $\hat{x} = \mathcal{F}(x)$ 。再根据最小二乘法的岭回归算法来训练样本, 该权重系数在矩阵的形式如下

$$\min_{\omega} \sum_i (X\omega - y)^2 + \lambda \omega^2 \quad (2)$$

其中, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, ω 为权重系数, X 中的每个元素代表着一个向量, y 代表每个元素所对应的标签, λ 为岭参数, 求其闭式解并转化为复数域形式, 其表达式如下

$$\omega = ((X^H X + \lambda I)^{-1} X^H y) \quad (3)$$

其中, H 表示共轭转置。对上式两边同时傅里叶变换, 其表达式如下

$$\mathcal{F}(\omega) = \frac{\hat{x}}{\hat{x} \odot \hat{x}^* + \lambda} \odot \mathcal{F}(y) = \frac{\hat{x} \odot \hat{y}}{\hat{x} \odot \hat{x}^* + \lambda} \quad (4)$$

令 $\omega = \sum_i \alpha_i \varphi(x_i)$, 把求解 ω 转换为求解 α 。 $\varphi(x_i)$ 为非线性映射函数, KCF 算法中运用了核方法, 在核空间中, 用 K 表示核矩阵, 其元素 $K_{mn} = \kappa(x_m, x_n)$, 其中 κ 为核函数, 其表现形式为 $\varphi(x)^T \varphi(x') = \kappa(x, x')$, 其表达式如下

$$\alpha = (K + \lambda I)^{-1} y \quad (5)$$

通过核矩阵傅里叶变换, 可以将式 (5) 对角化, 并且使其在新的空间线性可分, 其表达式如下

$$\alpha = \frac{\hat{y}}{\hat{k}^{xx} + \lambda} \quad (6)$$

其中, k^{xx} 表示核矩阵 $K = C(k^{xx})$ 的第一行, 采用高斯核可以得到下式

$$k^{xx'} = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} (\|x\|^2 + \|x'\|^2 - 2\mathcal{F}^{-1}(\hat{x}^* \odot \hat{x}'))\right) \quad (7)$$

由于传统 KCF 算法无法自适应目标尺寸变化, 而驾驶员在驾驶位上操作时, 人脸尺寸变化范围较小, 其尺寸倍数为 0.4 至 1.6, 所以为人脸建立小幅度图像金字塔, 从而获得目标不同的尺度值的尺寸集。人脸通过核相关滤波器之后得到响应值, 将输出的响应进行比较, 综合判断并筛选其最佳尺度值作为输出, 为下一帧目标更新尺度值再进行跟踪, 解决了 KCF 跟踪器无法自适应目标尺寸变化的问题^[6,7], 如图 1 所示。

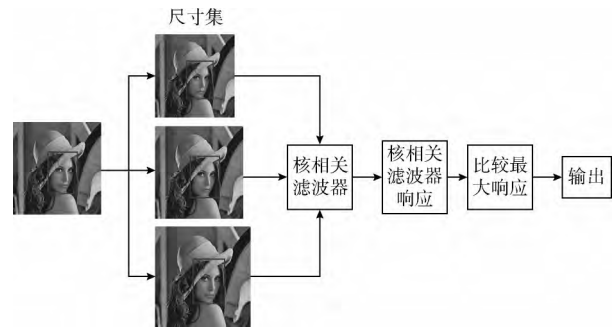


图1 改进的核相关滤波器

2 CE-CLM 人脸关键点检测

人脸关键点检测使用 CE-CLM, 该模型主要由两个部分组成: 响应图的计算和形状参数更新, 前者由卷积专家网络实现, 后者由点分布模型实现^[8,9]。在迭代过程中, 所有标记点的位置更新是互相影响的, 并使用下式进行优化目标函数

$$p^* = \underset{p}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{i=1}^n -\mathcal{D}_i(x_i; I) + \mathcal{R}(p) \right] \quad (8)$$

其中, p^* 是控制标记点位置的最佳参数集, p 为当前的估计值, \mathcal{D}_i 为输入面部图像 I 中 x_i 的对齐概率。 $\mathcal{R}(\cdot)$ 是点分布模型实施的正则项。

卷积专家网络为局部分类器, 首先采用卷积神经网络计算响应图, 通过评估各个像素位置的标记点对齐概率, 对标记点进行准确定位。它采用以标记点为中心的 $n \times n$ 像素区域作为输入, 输出为每个像素位置评估标记点校准概率的响应图。在卷积专家网络中 (如图 2 所示), 首先作为输入的 ROI 在规格为 $500 \times 11 \times 11$ 的对比度归一化卷积层进行 Z-score 归一化, 然后计算输入与内核之间的相关性, 将输出作为输入传送到 $200 \times 1 \times 1$ 的卷积层进行卷积操作。

卷积专家网络最重要的连接层为混合专家层, 能通过专家组合对不同标记点外观原型进行建模, 建立最终对准概率模型。该层是以 sigmoid 作为激活函数的 $100 \times 1 \times 1$ 的

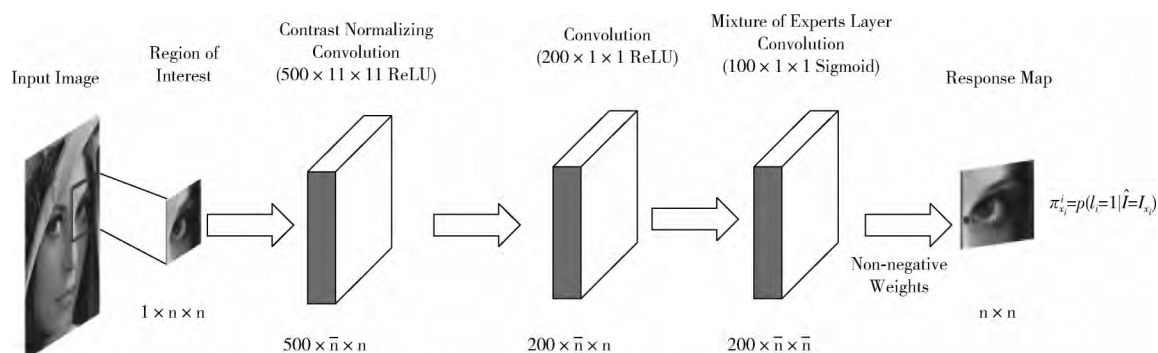


图2 卷积专家神经网络结构

卷积层。由每个独立的专家对对齐概率的投票，将所得到的概率用 sigmoid 激活函数激活，与最后一层的非负权重结合得出响应图。为了确保计算效率，ME 层中不包含池化层，因为池化层将会降低检测的精度。

式 (8) 的迭代过程可以简述为将图片的 ROI 作为输入，输出为评估单个标记点对齐的概率响应图，通过式 (9) 将标记点 i 拟合到位置 x_i ：

$$\pi_{x_i}^i = p(l_i = 1 | \hat{I} = I_{x_i}) \quad (9)$$

其中， l_i 表示第 i 个标记点是否对齐， \hat{I} 表示在图像 I 中 ROI 的位置 x_i ，响应图 π^i 用于优化式 (8)。

3 结合 KCF 与 CE-CLM 的疲劳参数检测算法

3.1 结合 KCF 与 CE-CLM 算法

本文结合 KCF 人脸跟踪算法和 CE-CLM 人脸关键点检测算法如图 3 所示，通过相机进行人脸粗定位，再用 KCF 算法取代逐帧检测人脸，降低漏检、误检的概率，再使用 CE-CLM 算法进行人脸关键点检测，结果如图 4 所示。根据关键点的像素位置以及 3.2 节、3.3 节所阐述的算法检测眨眼次数、PERCLOS、眨眼速度、哈欠次数、哈欠帧数占比、低头次数及低头帧数占比，其中 PERCLOS 为眼睛闭合度大于 80% 所占帧数比例，平均眨眼速度为上下眼睑之间的距离与每次眨眼的耗时之比，上下眼睑的距离为亚洲人的平均距离 7.54 mm。

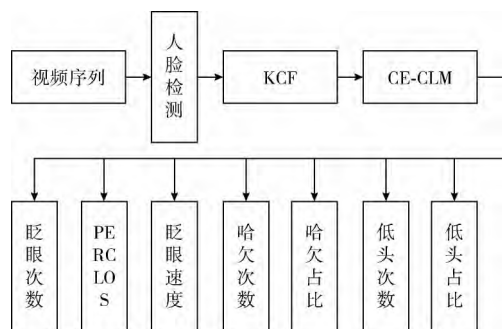


图3 结合 KCF 与 CE-CLM 算法疲劳参数检测



图4 结合 KCF 与 CE-CLM 的面部关键点检测

3.2 眼睛闭合度及嘴巴开度的检测算法

基于计算机视觉的疲劳驾驶检测，人眼的睁开、闭合检测起到至关重要的作用，并且直接影响到疲劳状态的判定。目前比较流行的眼睛闭合度检测算法为 EAR (eye aspect ratio)，先通过人眼检测、定位，再运用 EAR 算法计算眼睛长度和宽度的比值来确定眼睛的闭合程度，并且适用于嘴巴张开程度的计算，即 MAR (mouth aspect ratio)，如图 5 (a) 所示。

通过计算眼睛的 6 个关键点 $P_2(X_2, Y_2)$ 和 $P_6(X_6, Y_6)$ 、 $P_3(X_3, Y_3)$ 和 $P_5(X_5, Y_5)$ 以及 $P_1(X_1, Y_1)$ 和 $P_4(X_4, Y_4)$ 之间的欧式距离可以得到 EAR 值，其表式如式 (10) 所示

$$EAR = \frac{\|P_2 - P_6\| + \|P_3 - P_5\|}{2\|P_1 - P_4\|} \quad (10)$$

$$\|P_2 - P_6\| = \sqrt{(X_2 - X_6)^2 + (Y_2 - Y_6)^2}$$

$$\|P_3 - P_5\| = \sqrt{(X_3 - X_5)^2 + (Y_3 - Y_5)^2}$$

$$\|P_1 - P_4\| = \sqrt{(X_1 - X_4)^2 + (Y_1 - Y_4)^2}$$

由于 EAR 算法依赖于人眼 6 个关键点检测的精确度，当其中某个点产生检测误差，会在一定程度影响眼睛闭合的检测，针对于此，本文提出一种以角度计算眼睛闭合度的算法，称为角度检测法 (angle detect, TD)。通过眼睛的上眼睑与眼睛两侧之间的夹角来判断眼睛是否闭合。如图 5 (b) 所示。 $P(X, Y)$ 可以由 $P_2(X_2, Y_2)$ 和 $P_3(X_3, Y_3)$ 计算得出， α 的表达式如式 (11) 所示

$$\alpha = \frac{\|X_3 - X_2\| + \min(X_3, X_2)}{2}$$

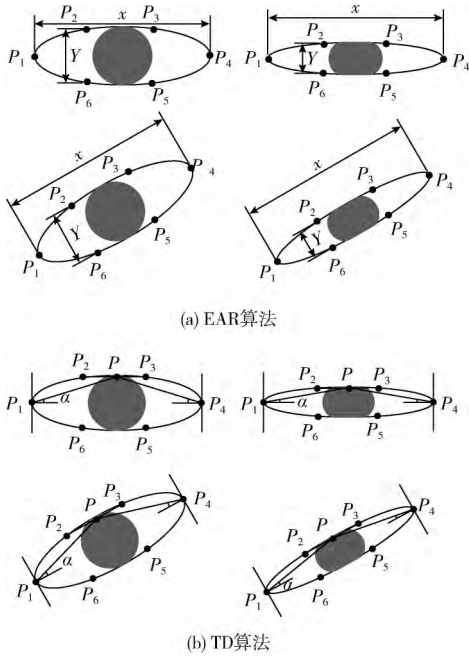


图5 眼睛闭合度算法

$$Y = \frac{|Y_3 - Y_2|}{2} + \min(Y_3, Y_2)$$

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{\text{dis}(P, \overline{P_1 P_4})}{\text{dis}(P, P_1)}\right) \quad (11)$$

式中: $\min(a, b)$ 表示取 a 和 b 两者中的最小值, $\overline{P_1 P_4}$ 表示 P_1 与 P_4 组成的线段, $\text{dis}(a, b)$ 表示 a 与 b 之间的欧式距离。分别计算点 P 到点 P_1 、 P_4 之间的欧式距离, 再通过反正弦函数计算眼角与上眼皮的弧度, 从而求得其角度。由此可根据角度而得出眼睛的闭合度, 降低对于下眼睑关键点检测的依赖性, 减少下眼睑关键点检测的误差带来的影响, 提高了眼睛睁闭检测的鲁棒性, 为后续的疲劳检测提供最佳的检测参数。

通过计算嘴巴的张开度以检测驾驶员的打哈欠行为, 如图6所示, 由于在交流、微笑等情况下嘴巴形状变化较大, 通过EAR算法计算显然会出现误差, 所以本文采取分别计算点 $P_{33}(X_{33}, Y_{33})$ 与点 $P_{62}(X_{62}, Y_{62})$ 和点 $P_{66}(X_{66}, Y_{66})$ 之间的欧式距离, 由式(12)计算得到嘴巴张开度 H , 该算法称为“H”, 从而判断驾驶员是否打哈欠

$$H = \frac{h_1}{h_2} \quad (12)$$

3.3 头部姿态估计

在计算机视觉中, 物体的姿态是指相对于相机的相对取向和位置。文献[10]中给定5个关键点, 采用PNP算法计算投影关系从而估计头部姿态, 取得了不错的效果。本文同样采用PNP算法, 选取眼睛、鼻子和嘴巴的7个特征点形成姿态估计面。如图7所示, 其中头部模型引自文献[11]并自行标点。

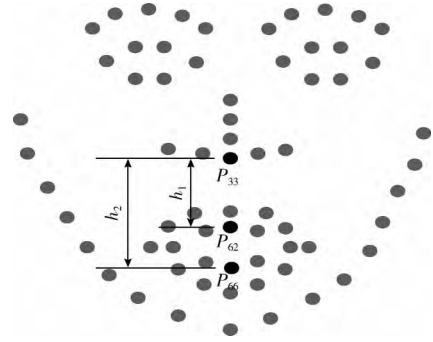


图6 嘴巴张开度计算

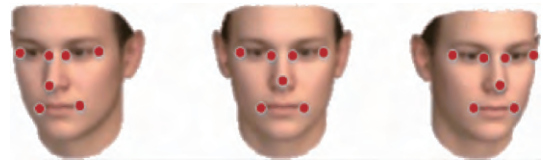


图7 头部姿态估计

相机坐标、世界坐标以及图像平面的关系如图8所示。通过世界坐标系可以计算出 P 点在相机坐标系的位置

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} + T \quad (13)$$

其中, R 、 T 为头部姿态估计参数, p 点在成像平面坐标系中可知, 若相机不存在径向畸变, 令图像中心为光学中心并且令焦距近似为像素宽度。如式(14)所示

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = q \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} & t_x \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} & t_y \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} & t_z \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, q 为投影比例, 通过求解 R 、 T 矩阵获取头部姿态信息。

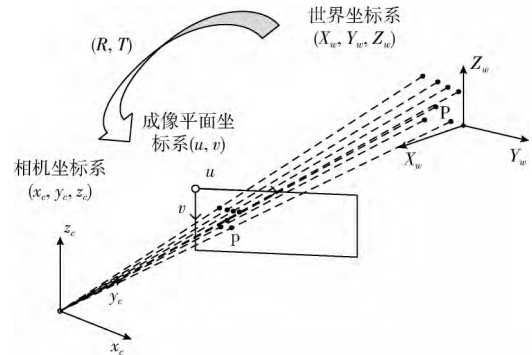


图8 世界坐标、相机坐标与成像平面坐标关系

4 实验结果及分析

本文实验主要在数据集“YAWDD^[21]”及自制数据集

上进行。“YAWDD”数据集主要由 349 个视频组成,包括男性、女性在驾驶位上的正常状态、交流状态以及眨眼、打哈欠状态;自制数据集包含多个实验人员进行眨眼、打哈欠、低头动作的视频序列,称为“Fatigue”。

4.1 眼部参数检测分析

根据本文所提出的眼睛闭合度检测算法 TD 与 EAR 算法。如表 1 所示,在 YAWDD 数据集和 Fatigue 数据集中检测出的数据中,KCF 算法能够克服脸部部分遮挡,从而降低由于部分遮挡导致无法检测到人脸所带来的误差,结合 KCF 和 CE-CLM 的算法,使用本文所提出的“TD”算法能够提高眨眼的检测精确率,达到了 93.36%与 95.24%,比 EAR 算法提高了 6.85%与 1.65%,并降低误检率,鲁棒性更强。

表 1 眨眼检测精确率数据

数据集	眨眼次数	正检次数	误检次数	精确率/%
TD-YAWDD	203	197	8	93.36
EAR-YAWDD	203	186	12	86.51
TD-Fatigue	222	220	9	95.24
EAR-Fatigue	222	219	12	93.59

4.2 嘴巴参数检测分析

如图 9 所示,在“YAWDD”数据集中选取同个人的不同状态的 3 段视频,分别为正常状态、交谈状态、打哈欠状态,在普通状态下 MO(嘴巴张开度)值曲线趋近于一条直线,而交谈状态波动较小,打哈欠时幅值较大且维持帧数较长。由此通过设置阈值与低于阈值持续帧数,判断驾驶员是否打哈欠。

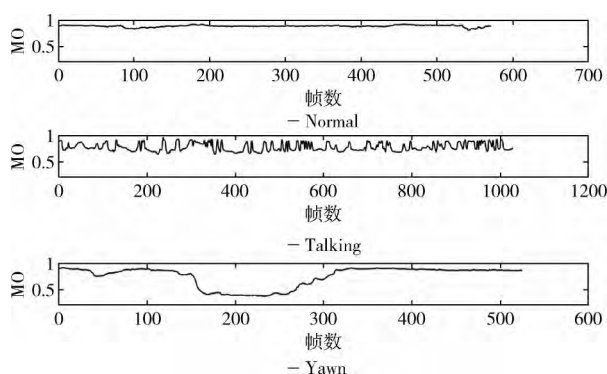


图 9 不同状态下 MO 值曲线

如表 2 所示,在 YAWDD 数据集和 Fatigue 数据集中检测出的数据中,结合 KCF 和 CE-CLM 的算法,使用本文所提出的“H”算法能够提高眨眼的检测精确率,达到了 91.67%与 98.83%,比 MAR 算法分别提高了 3.67%与 1.64%,并降低误检率,鲁棒性更强。

表 2 哈欠检测精确率数据

数据集	哈欠次数	正检次数	误检次数	精确率/%
H-YAWDD	23	22	1	91.67
MAR-YAWDD	23	22	2	88.00
H-Fatigue	118	118	2	98.33
MAR-Fatigue	118	117	3	96.69

4.3 头部参数检测分析

经过头部姿态估计,可以计算出人脸的 3 个 Euler(欧拉)角: yaw(偏航角)、pitch(俯仰角)、roll(翻滚角),当头部姿态发生变化时,各个角的角度值也会发生变化,低头动作主要取决于俯仰角,当 Pitch 值达到一定值时便视为点头,而通过俯仰角计算头部是否进行了点头动作。

由于 YAWDD 数据集中缺少低头动作的数据,本文在“Fatigue”数据集上进行实验,12 个视频分为 3 组进行检测,其中部分视频的 Pitch 值曲线如图 10 所示,当发生点头动作时,Pitch 的幅值较大,通过设置阈值判断是否有低头动作,其精确率分别达到了 94.34%、94.00%、93.33%,见表 3。

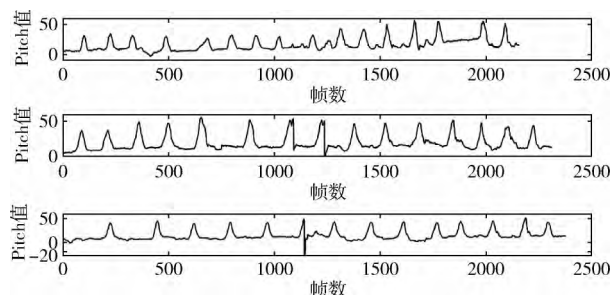


图 10 Pitch 值变化曲线

表 3 低头检测精确率数据

视频流	低头次数	正确检测	误检	精确率/%
data1	52	50	1	94.34
data2	48	47	2	94.00
data3	45	42	0	93.33

4.4 疲劳状态检测

通过本文所提出算法,获取驾驶员在一分钟内眨眼次数、PERCLOS、平均眨眼速度、打哈欠次数、打哈欠帧数占比、低头次数、低头帧数占比 7 项疲劳判断参数,使用 SVM 算法进行多特征融合分类。本次实验召集 12 名实验人员,获取 2000 组数据,其中通过主观判断和数据对比进行人工贴标签,分类为“疲劳”、“清醒”,训练集设置为

1600组, 测试集设置为400组, 正确分类382组, 准确率达到95.5%, 与文献[1, 3, 13]所使用的算法对比, 本文算法准确率较高(表4)。

表4 疲劳状态识别方法比较

方法	检测正确率/%
本文	95.5
文献[13]	94.8
文献[3]	92.5
文献[1]	91.4

5 结束语

本文结合自适应KCF算法和CE-CLM算法, 并提出基于角度的眼睛闭合度计算、嘴巴开度计算, 在实测中取得了不错的效果, 希望在接下来的研究中能克服光线问题, 实现光线条件恶劣的情况下准确检测。经研究单纯的眼睛闭合检测无法准确识别疲劳驾驶员的疲劳状态, 本文精确的多参数提取, 能够计算眨眼次数、PERCLOS、平均眨眼速度、打哈欠次数、打哈欠帧数占比、低头次数及低头帧数占比并进行多特征融合分类, 希望接下来的工作能够实现多类别疲劳状态判断, 如清醒、轻度疲劳、中度疲劳、严重疲劳、极度疲劳。

参考文献:

- [1] GENG Lei, YUAN Fei, XIAO Zhitao, et al. Driver fatigue detection method based on facial behavior analysis [J]. Computer Engineering, 2018, 44 (1): 274-279 (in Chinese). [耿磊, 袁菲, 肖志涛, 等. 基于面部行为分析的驾驶员疲劳检测方法 [J]. 计算机工程, 2018, 44 (1): 274-279.]
- [2] LI Changyong, WU Jinjiang, FANG Aiqing. Fatigue state recognition method based on multi-information [J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2018, 55 (10): 239-245 (in Chinese). [李长勇, 吴金强, 房爱青. 基于多信息的疲劳状态识别方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55 (10): 239-245.]
- [3] YAN He, YANG Xiaolong, ZHANG Yang, et al. ASM-based method for driver facial fatigue state recognition [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39 (10): 3240-3245 (in Chinese). [闫河, 杨晓龙, 张杨, 等. 基于ASM的驾驶员面部疲劳状态识别方法 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39 (10): 3240-3245.]
- [4] KUANG Wenteng, MAO Kuancheng, HUANG Jiakai, et al. Fatigue driving detection based on Gaussian eye white model [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21 (11): 1515-1522 (in Chinese). [旷文腾, 毛宽诚, 黄家才, 等. 基于高斯眼白模型的疲劳驾驶检测 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21 (11): 1515-1522.]
- [5] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37 (3): 583-596.
- [6] Li Y, Zhu J. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration [C] //European Conference on Computer Vision. Springer, 2014: 254-265.
- [7] JU Chao, HUANG Yingping, HU Xing. An anti-occlusion scale adaptive kernel correlation filter tracking algorithm [J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2018, 40 (5): 409-415 (in Chinese). [居超, 黄影平, 胡兴. 一种抗遮挡尺度自适应核相关滤波器跟踪算法 [J]. 上海理工大学学报, 2018, 40 (5): 409-415.]
- [8] Zadeh A, Lim Y C, Tadas Baltrušaitis, et al. Convolutional experts constrained local model for 3D facial landmark detection [C] //IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2017: 2519-2528.
- [9] Baltrušaitis T, Robinson P, Morency L P. Continuous conditional neural fields for structured regression [C] //European Conference on Computer Vision. Springer, 2014: 593-608.
- [10] WANG Guan, LI Zhenlong. Driver distraction detection based on reverse binocular recognition [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18 (17): 82-88 (in Chinese). [王冠, 李振龙. 基于反向双目识别的驾驶员分心检测 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18 (17): 82-88.]
- [11] Yu Y, Mora K A F, Odobez J M. Robust and accurate 3d head pose estimation through 3 dmm and online head model reconstruction [C] //12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition. IEEE, 2017: 711-718.
- [12] Abtahi S, Omidyeganeh M, Shirmohammadi S, et al. YawDD: A yawning detection dataset [C] //Proceedings of the 5th ACM Multimedia Systems Conference. ACM, 2014: 24-28.
- [13] HE Jun, FANG Lingzhi, CAI Jianfeng, et al. Fatigue driving detection based on ASM and skin color model [J]. Computer Engineering and Science, 2016, 38 (7): 1447-1453 (in Chinese). [何俊, 房灵芝, 蔡建峰, 等. 基于ASM和肤色模型的疲劳驾驶检测 [J]. 计算机工程与科学, 2016, 38 (7): 1447-1453.]