



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109389806 A

(43)申请公布日 2019.02.26

(21)申请号 201811325931.3

A61B 5/18(2006.01)

(22)申请日 2018.11.08

(71)申请人 山东大学

地址 250061 山东省济南市历下区经十路
17923号

(72)发明人 杨立才 边军

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

代理人 黄海丽

(51)Int.Cl.

G08B 21/06(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

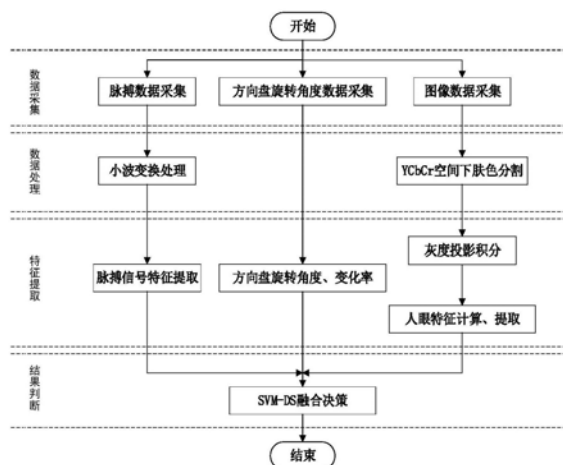
权利要求书3页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、
系统及介质

(57)摘要

本公开公开了基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、系统及介质,通过汽车驾驶室内置高清摄像头获取驾驶人员驾驶状态下的面部图像信息,并对获取的图像信息进行身份识别以及眼部特征提取、分析;通过带有光电脉搏传感器的电子手环采集脉搏数据,进行特征提取分析;通过方向盘转角传感器获取方向盘转向数据;将所提取特征进行融合通过MCU判断是否处于疲劳驾驶状态,并作出相应警示。与现有技术相比较,本公开首次提出了面部信息、脉搏数据、方向盘旋转角度以及驾驶时长四种信息融合,数据信息采集过程最大限度减少了对驾驶员的干扰,且通过多源信息处理疲劳驾驶判断精确度更高。



1. 基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法,其特征是,包括:

提取驾驶员的人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征;

基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征进行特征融合和疲劳识别,对疲劳识别结果进行预警。

2. 如权利要求1所述的基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法,其特征是,采集驾驶员的人眼状态特征的具体步骤为:

步骤(101):通过汽车后视镜上安装的高清摄像头获取驾驶员驾驶状态下的面部图像;

步骤(102):对面部图像在YCbCr空间中基于肤色的人脸检测算法实现人脸定位,得到人脸定位图像;

步骤(103):在人脸定位图像上,根据灰度积分投影实现人眼区域定位;

步骤(104):根据定位的人眼区域,计算出眼睛张开时长、眼睛闭合时长、眨眼频率和单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS;

步骤(105):将眼睛张开时长超过设定阈值的特征视为疲劳特征;将眼睛张开时长小于或等于设定阈值的特征视为非疲劳特征;

将眼睛闭合时长超过设定阈值的特征视为疲劳特征;将眼睛闭合时长小于等于设定阈值的特征视为非疲劳特征;

将眨眼频率小于设定阈值的特征视为疲劳特征;将眨眼频率大于等于设定阈值的特征视为非疲劳特征;

将单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS小于设定阈值的特征视为疲劳特征;将单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS大于设定阈值的特征视为非疲劳特征;

将疲劳特征划分为训练集和测试集;将非疲劳特征也划分为训练集和测试集。

3. 如权利要求2所述的基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法,其特征是,步骤(103)的具体步骤为:

步骤(1031):选取人脸定位图像的 $\frac{2}{5}h$ 到 $\frac{4}{5}h$ 的图像, h 为人脸定位图像高度,求出 $\frac{2}{5}h$ 到 $\frac{4}{5}h$ 的图像最低点 b_m ,取图像纵坐标 $[b_m-30, b_m+30]$ 的区域作为近似眼睛区域;

步骤(1032):对近似眼睛区域图像进行垂直灰度积分投影函数的计算,对该函数进行归一化,求出眼球最低点坐标记为 a_m ,得到 $[a_m, b_m]$;

步骤(1033):从定位的眼球最低点坐标 $[a_m, b_m]$ 向左右各取22的像素,上下各取16的像素,进而确定人眼区域,然后对人眼区域图像进行直方图均衡化,再进行二值化处理,最终得到用于人眼特征计算的二维特征图;

步骤(1034):记录二维特征图的高 l_y 和宽 l_x ,高与宽的比值 L 作为眼睛开合度值;

步骤(1035):将所有人眼区域图像的眼睛开合度归一化至 $[0, 1]$,小于20%的眼睛开合度被认为人眼处于闭合状态,进而计算出眼睛张开时间、眼睛闭合时间、眨眼频率和单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS。

4. 如权利要求1所述的基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法,其特征是,采集驾驶员的脉搏特征:

通过带有光电式脉搏传感器的无线手环获取脉搏数据,基于小波变换对脉搏数据进行

滤波处理,提取脉搏特征。

5.如权利要求4所述的基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法,其特征是,通过带有光电式脉搏传感器的无线手环获取脉搏数据,基于小波变换对脉搏数据进行滤波处理,提取脉搏特征的具体步骤为:

步骤(200):对于光电式脉搏传感器采集到的信号使用db6小波进行构解,记为 $\omega(m,n)$ 为含噪声信号经小波变换后得到的系数矩阵, m 是伸缩因子, n 是平移因子;

步骤(201):计算相关系数 $R(m,n)$, $R(m,n)$ 表示伸缩因子和平移因子的乘积;

步骤(202):对相关系数 $R(m,n)$ 进行归一化处理:

$$N_{R(m,n)} = R(m,n) \cdot \sqrt{\frac{\sum_m \omega(m,n)^2}{\sum_m R(m,n)^2}}, n > 0, n \in Z$$

其中, $N_{R(m,n)}$ 表示归一化后的相关系数矩阵; Z 表示整数;

步骤(203):比较 $N_{R(m,n)}$ 的绝对值和 $\omega(m,n)$ 的绝对值的大小;若 $N_{R(m,n)}$ 的绝对值大,则认为 $\omega(m,n)$ 是来自原始信号,把 $\omega(m,n)$ 赋给重构信号函数 $\omega_f(m,n)$,并将 $\omega(m,n)$ 置零;若 $\omega(m,n)$ 的绝对值大,则认为 $\omega(m,n)$ 来自噪声信号,保留 $\omega(m,n)$;

步骤(204):计算噪声均方差 $\sqrt{\sum_m \omega(m,n)/(L-1)}$ 与无偏估计 $\sigma(m,n)$ 比为 λ ;

$$\lambda = \frac{\sqrt{\sum_m \omega(m,n)/(L-1)}}{\sigma(m,n)}$$

其中, L 表示置零点数;

步骤(205):如果 λ 值大于1,则迭代步骤(200)–步骤(204)过程;如果 λ 小于等于1,得到重构信号 $\omega_f(m,n)$,去噪完成;

步骤(206):在重构信号中提取主波波峰位置:

选择正交小波作为小波基,采用正交小波变换的方法对脉搏信息进行三层小波分解;提取分解后的第三层高频系数,并以第三层高频系数重构第三层高频信号;在第三层高频系数中,采用自适应阈值法,检测每个周期范围内的最大值点;将检测到的最大值点作为基准点,并对应到原始信号中;在原始信号中,前后各取 M 个点作为搜索范围,检测该范围内原始信号的最大值点,该点即为脉搏的主波波峰位置;

求出两个相邻主波波峰之间的时间差,记作 x_i , i 为正整数,则 x_i 的均值即为主波波峰均值, x_i 的标准差即为主波波峰标准差;

将脉搏信号通过FFT变换至频域,分别计算变换至频域的脉搏信号在高频分量的功率HF与低频分量的功率LF,将高频分量的功率HF与低频分量的功率LF两者相比得到脉搏的高低频功率之比;

将脉搏的主波波峰位置、主波波峰均值、主波波峰标准差和脉搏的高低频功率之比视为脉搏特征;

将脉搏的主波波峰位置超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征;将脉搏的主波波峰位置低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征;

将主波波峰均值超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征;将主波波峰均值低于设定阈

值的脉搏特征视为非疲劳特征；

将主波波峰标准差超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征；将主波波峰标准差低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征；

将脉搏的高低频功率之比超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征；将脉搏的高低频功率之比低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征；

将疲劳特征划分为训练集和测试集；将非疲劳特征也划分为训练集和测试集。

6. 如权利要求1所述的基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法，其特征是，采集驾驶员的方向盘旋转特征：

通过旋转角度传感器获取方向盘的旋转频率和旋转角度；

将方向盘旋转频率超过设定阈值的特征视为疲劳特征；将方向盘旋转频率低于设定阈值的特征视为非疲劳特征；

将旋转角度超过设定阈值的特征视为疲劳特征；将旋转角度低于设定阈值的特征视为非疲劳特征；

将疲劳特征划分为训练集和测试集；将非疲劳特征也划分为训练集和测试集。

7. 如权利要求1所述的基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法，其特征是，

基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征进行特征融合和疲劳识别的具体步骤为：

将训练集的疲劳特征和非疲劳特征输入到支持向量机中，对支持向量机进行训练，得到训练好的支持向量机；

将测试集的特征输入到支持向量机中，计算各个支持向量机的后验概率 P_i ；

将测试集的特征输入到支持向量机中，获得各个支持向量机的混淆矩阵；

基于各个混淆矩阵计算出对应支持向量机的局部可信度；

当支持向量机对某一样本 x 识别的样本类别为 w_i 时，该支持向量机输出的结果可信度为 $PC(w_i)$ ；

基于每个支持向量机的后验概率 P_i 和该支持向量机输出的结果可信度为 $PC(w_i)$ 计算得到决策融合时的BPA；

$$m_1(w_i) = P_i \times PC(w_i)$$

其中， $m_1(w_i)$ 表示分类器1对样本 x 属于 w_i 类的概率赋值；

通过DS融合得到最终疲劳识别结果。

8. 基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警系统，其特征是，包括：

数据采集模块：采集驾驶员的人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征；

识别预警模块：基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征进行特征融合和疲劳识别，对疲劳识别结果进行预警。

9. 一种电子设备，其特征是，包括存储器和处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令，所述计算机指令被处理器运行时，完成权利要求1-7任一方法所述的步骤。

10. 一种计算机可读存储介质，其特征是，用于存储计算机指令，所述计算机指令被处理器运行时，完成权利要求1-7任一方法所述的步骤。

基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、系统及介质

技术领域

[0001] 本公开涉及交通安全防护领域,具体涉及基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、系统及介质。

背景技术

[0002] 随着全球经济的不断发展,交通运输量的需求不断增加,私人轿车的保有量也持续高速增长,交通事故随之增多,其中疲劳驾驶作为交通事故诱发的重要因素之一,成为交通安全的主要隐患。

[0003] 驾驶疲劳即驾驶员在长时间不间断行车或非精神饱满状态下,产生生理机能和心理机能的失调,而在客观上出现驾驶技能下降的现象。驾驶人睡眠质量差或不足,若长时间驾驶车辆,则容易出现疲劳。驾驶疲劳会影响到驾驶人的注意、感觉、知觉、思维、判断、意志、决定和运动等诸方面。疲劳分为主动疲劳和被动疲劳,由于睡眠不足或者疾病引起的疲劳叫做主动疲劳;由于作业环境单调乏味缺少激励而引起的疲劳称为被动疲劳。疲劳后继续行驶,驾驶员会感到困倦乏力、四肢乏力、视线模糊,注意力无法集中,反应迟钝,判断能力下降,甚至出现精神恍惚瞬时记忆消失,出现失误操作导致车辆失控,极易导致重大交通事故。

[0004] 据统计,美国每年由于驾驶员疲劳驾驶导致的交通事故约有10万起,在我国每年的交通事故也有超过30%是由驾驶员疲劳驾驶所导致,且事故伤亡惨重,严重影响人民的生命和财产安全。因此,研究设计一种疲劳驾驶检测装置提高汽车主动安全性尤为重要。

[0005] 作为预防驾驶员疲劳驾驶的检测方法,大量学者已经对其进行了研究,目前为止采用的方法主要分为以下两大类:

[0006] (1) 以车辆信息作为主要检测对象。通过采集车辆的行驶状态信息,比如车速变化、车辆行驶轨迹等,间接判断驾驶员是否进入疲劳状态。这种方法的不足在于识别精度不高,采集分析数据时路况等干扰较大,无法准确识别驾驶员的驾驶状态。

[0007] (2) 以驾驶员作为主要检测对象。通过采集驾驶员生理数据,比如脑电波、脉搏、心率、呼吸等,以及通过摄像头获取驾驶员的面部图像信息,分析驾驶员的眼睛、嘴巴等状态,来判断驾驶员的疲劳状况。但是这种方法的不足在于不干扰驾驶员正常驾驶的情况下数据采集难度大,一般都需要佩戴带有传感器的耳机、眼镜、帽子等,对驾驶员的正常驾驶造成干扰,增加驾驶安全隐患,以及涉及驾驶员的安全隐私问题等。

[0008] 综上所述,现有技术存在的主要问题是:如何解决疲劳驾驶识别过程中所存在的信号源单一、识别精度低和实用性差等不足之处。

发明内容

[0009] 为了解决现有技术的不足,本公开提供了基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、系统及介质,其具有识别精度高,实用性高的效果;

[0010] 第一方面,本公开提供了基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法;

- [0011] 基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法,包括:
- [0012] 提取驾驶员的人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征;
- [0013] 基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征进行特征融合和疲劳识别,对疲劳识别结果进行预警。
- [0014] 在一些可能的实现方式中,还包括:通过汽车后视镜上安装的高清摄像头,采集驾驶员的人脸图像,通过人脸图像进行驾驶员身份的识别。其有益效果是,如果车辆属于出租公司等运营车辆,可能存在司机的替换班现象,通过驾驶员身份的识别,可以将驾驶记录实时上传给监控服务器进行远程监控,便于驾驶员的身份管理和疲劳驾驶导致的交通事故肇事者身份甄别。
- [0015] 在一些可能的实现方式中,采集驾驶员的人眼状态特征的具体步骤为:
- [0016] 步骤(101):通过汽车后视镜上安装的高清摄像头获取驾驶员驾驶状态下的面部图像;
- [0017] 步骤(102):对面部图像在YCbCr空间中基于肤色的人脸检测算法实现人脸定位,得到人脸定位图像;
- [0018] 步骤(103):在人脸定位图像上,根据灰度积分投影实现人眼区域定位;
- [0019] 步骤(104):根据定位的人眼区域,计算出眼睛张开时长、眼睛闭合时长、眨眼频率和单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS (Percentage of Eyelid Closure over the Pupil over Time);
- [0020] 步骤(105):将眼睛张开时长超过设定阈值的特征视为疲劳特征;将眼睛张开时长小于或等于设定阈值的特征视为非疲劳特征;
- [0021] 将眼睛闭合时长超过设定阈值的特征视为疲劳特征;将眼睛闭合时长小于等于设定阈值的特征视为非疲劳特征;
- [0022] 将眨眼频率小于设定阈值的特征视为疲劳特征;将眨眼频率大于等于设定阈值的特征视为非疲劳特征;
- [0023] 将单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS小于设定阈值的特征视为疲劳特征;将单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS大于设定阈值的特征视为非疲劳特征;
- [0024] 将疲劳特征划分为训练集和测试集;将非疲劳特征也划分为训练集和测试集。
- [0025] 在后视镜上安装高清摄像头的有益效果是,可以避免摄像头安装位置对驾驶员操作活动空间的影响,又可以避免对驾驶员观察范围的遮挡。
- [0026] 在一些可能的实现方式中,步骤(103)的具体步骤为:
- [0027] 步骤(1031):选取人脸定位图像的 $\frac{2}{5}h$ 到 $\frac{4}{5}h$ 的图像, h 为人脸定位图像高度,求出 $\frac{2}{5}h$ 到 $\frac{4}{5}h$ 的图像最低点 b_m ,取图像纵坐标为 $[b_m-30, b_m+30]$ 的区域为近似眼睛区域,;
- [0028] 步骤(1032):对近似眼睛区域图像进行垂直灰度积分投影函数的计算,对该函数进行归一化,求出眼球最低点坐标并记为 a_m ,得到 $[a_m, b_m]$;
- [0029] 步骤(1033):从定位的眼球最低点坐标 $[a_m, b_m]$ 向左右各取22的像素,上下各取16的像素,进而确定人眼区域,然后对人眼区域图像进行直方图均衡化,再进行二值化处理,最终得到用于人眼特征计算的二维特征图;

[0030] 步骤(1034):记录二维特征图的高 l_y 和宽 l_x ,高与宽的比值 L 作为眼睛开合度值;

[0031] 步骤(1035):将所有人眼区域图像的眼睛开合度归一化至 $[0,1]$,小于20%的眼睛开合度被认为人眼处于闭眼状态,进而计算出眼睛张开时间、眼睛闭合时间、眨眼频率和单位时间内眼睛闭合的比例PERCLOS。

[0032] 在一些可能的实现方式中,采集驾驶员的脉搏特征:

[0033] 通过带有光电式脉搏传感器的无线手环获取脉搏数据,基于小波变换对脉搏数据进行滤波处理,提取脉搏特征。

[0034] 所述无线手环,包括:控制芯片,所述控制芯片分别与电源模块、脉搏采集模块、震动模块、液晶显示模块、蓝牙模块和GPS模块连接。所述脉搏采集模块为光电式脉搏传感器。所述液晶显示模块为液晶显示屏,用于显示时间信息。

[0035] 在一些可能的实现方式中,通过带有光电式脉搏传感器的无线手环获取脉搏数据,基于小波变换对脉搏数据进行滤波处理,提取脉搏特征的具体步骤为:

[0036] 步骤(200):对于光电式脉搏传感器采集到的信号使用db6小波进行构解,记为 $\omega(m,n)$,为含噪声信号经小波变换后得到的系数矩阵, m 是伸缩因子, n 是平移因子;

[0037] 步骤(201):计算相关系数 $R(m,n)$, $R(m,n)$ 表示伸缩因子和平移因子的乘积;

[0038] 步骤(202):对相关系数 $R(m,n)$ 进行归一化处理:

$$[0039] \quad N_{R(m,n)} = R(m,n) \cdot \sqrt{\frac{\sum_m \omega(m,n)^2}{\sum_m R(m,n)^2}}, n > 0, n \in Z$$

[0040] 其中, $N_{R(m,n)}$ 表示归一化后的相关系数矩阵; Z 表示整数。

[0041] 步骤(203):比较 $N_{R(m,n)}$ 的绝对值和 $\omega(m,n)$ 的绝对值的大小;若 $N_{R(m,n)}$ 的绝对值大,则认为 $\omega(m,n)$ 是来自原始信号,把 $\omega(m,n)$ 赋给重构信号函数 $\omega_f(m,n)$,并将 $\omega(m,n)$ 置零;若 $\omega(m,n)$ 的绝对值大,则认为 $\omega(m,n)$ 来自噪声信号,保留 $\omega(m,n)$;

[0042] 步骤(204):计算噪声均方差 $\sqrt{\sum_m \omega(m,n)/(L-1)}$ 与无偏估计 $\sigma(m,n)$ 比为 λ ;

$$[0043] \quad \lambda = \frac{\sqrt{\sum_m \omega(m,n)/(L-1)}}{\sigma(m,n)};$$

[0044] 其中, L 表示置零点数;

[0045] 步骤(205):如果 λ 值大于1,则迭代步骤(200)至步骤(204)的过程;如果 λ 小于等于1,得到重构信号 $\omega_f(m,n)$,去噪完成;

[0046] 步骤(206):在重构信号中提取主波波峰位置:

[0047] 选择正交小波作为小波基,采用正交小波变换的方法对脉搏信息进行三层小波分解;提取分解后的第三层高频系数,并以第三层高频系数重构第三层高频信号;在第三层高频系数中,采用自适应阈值法,检测每个周期范围内的最大值点;将检测到的最大值点作为基准点,并对应到原始信号中;在原始信号中,前后各取 M 个点作为搜索范围,检测该范围内原始信号的最大值点,该点即为脉搏的主波波峰位置;

[0048] 求出两个相邻主波波峰之间时间差,记作 x_i , i 为正整数,则 x_i 的均值即为主波波峰均值, x_i 的标准差即为主波波峰标准差;

[0049] 将脉搏信号通过FFT变换至频域,分别计算变换至频域的脉搏信号在高频分量的功率HF与低频分量的功率LF,将高频分量的功率HF与低频分量的功率LF两者相比得到脉搏的高低频功率之比;

[0050] 将脉搏的主波波峰位置、主波波峰均值、主波波峰标准差和脉搏的高低频功率之比视为脉搏特征;

[0051] 将脉搏的主波波峰位置超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征;将脉搏的主波波峰位置低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征;

[0052] 将主波波峰均值超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征;将主波波峰均值低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征;

[0053] 将主波波峰标准差超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征;将主波波峰标准差低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征;

[0054] 将脉搏的高低频功率之比超过设定阈值的脉搏特征视为疲劳特征;将脉搏的高低频功率之比低于设定阈值的脉搏特征视为非疲劳特征;

[0055] 将疲劳特征划分为训练集和测试集;将非疲劳特征也划分为训练集和测试集。

[0056] 在一些可能的实现方式中,采集驾驶员的方向盘旋转特征:

[0057] 通过旋转角度传感器获取方向盘旋转频率和旋转角度;

[0058] 将方向盘旋转频率超过设定阈值的特征视为疲劳特征;将方向盘旋转频率低于设定阈值的特征视为非疲劳特征;

[0059] 将旋转角度超过设定阈值的特征视为疲劳特征;将旋转角度低于设定阈值的特征视为非疲劳特征;

[0060] 将疲劳特征划分为训练集和测试集;将非疲劳特征也划分为训练集和测试集。

[0061] 在一些可能的实现方式中,对疲劳识别结果进行预警的具体步骤为:

[0062] 如果判断为疲劳驾驶,设备将通过语音以及手环震动的方式警示驾驶员;

[0063] 若为出租车公司或车队使用,将车辆驾驶信息上传到服务器。

[0064] 在一些可能的实现方式中,基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征进行特征融合和疲劳识别的具体步骤为:

[0065] 将训练集的疲劳特征和非疲劳特征输入到支持向量机中,对支持向量机进行训练,得到训练好的支持向量机;

[0066] 将测试集的特征输入到支持向量机中,计算各个支持向量机的后验概率 p_i ;

[0067] 将测试集的特征输入到支持向量机中,获得各个支持向量机的混淆矩阵;

[0068] 基于各个混淆矩阵计算出对应支持向量机的局部可信度;

[0069] 当支持向量机对某一样本 x 识别的样本类别为 w_i 时,该支持向量机输出的结果可信度为 $PC(w_i)$;

[0070] 基于每个支持向量机的后验概率 p_i 和该支持向量机输出的结果可信度为 $PC(w_i)$ 计算得到决策融合时的BPA;

[0071] $m_1(w_i) = p_i \times PC(w_i)$

[0072] 其中, $m_1(w_i)$ 表示分类器1对样本 x 属于 w_i 类的概率赋值;

[0073] 通过DS融合得到最终疲劳识别结果。

[0074] 第二方面,本公开还提供了基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警系统;

- [0075] 基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警系统,包括:
- [0076] 数据采集模块:采集驾驶员的人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征;
- [0077] 识别预警模块:基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征和方向盘旋转特征进行特征融合和疲劳识别,对疲劳识别结果进行预警。
- [0078] 第三方面,本公开还提供了一种电子设备,包括存储器和处理器以及存储在存储器上并在处理器上运行的计算机指令,所述计算机指令被处理器运行时,完成第一方面任一可能的实现方式中的方法。
- [0079] 第四方面,本公开还提供了一种计算机可读存储介质,用于存储计算机指令,所述计算机指令被处理器执行时,完成第一方面任一可能的实现方式中的任一方法的步骤;
- [0080] 与现有技术相比,本公开的有益效果是:
- [0081] 基于SVM-DS算法对人眼状态特征、脉搏特征、方向盘旋转特征和驾驶时长特征进行特征融合和疲劳识别,对疲劳识别结果进行预警,通过对多个特征的融合识别,能够提高疲劳检测的准确度,且数据信息采集过程最大限度减少了对驾驶员的干扰。

附图说明

- [0082] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本申请的进一步理解,本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请,并不构成对本申请的不当限定。
- [0083] 图1为本公开的整体流程图;
- [0084] 图2为本公开的P80(眼睑遮住瞳孔面积超过80%时,单位时间眼睛闭合所占时间比)计算方法示意图;
- [0085] 图3为本公开的无线手环模块硬件结构示意图;
- [0086] 图4为本公开的脉搏信号采集电路原理图;
- [0087] 图5为本公开的脉搏采集图像示意图;
- [0088] 图6为本公开的疲劳识别算法模型示意图。

具体实施方式

- [0089] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本申请提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本申请所属技术领域的普通技术人员通常理解的含义。
- [0090] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本申请的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。
- [0091] 本公开提供一种能够自动识别驾驶员是否进入疲劳状态以及对其进行预警的车载安全装置,整体流程如图1和图6所示,其算法的主体流程分为传感器的数据采集和预处理、特征的提取、三种特征的融合、疲劳识别和示警,其实现步骤如下:
- [0092] (一)通过汽车驾驶室内置高清红外摄像头获取驾驶人员驾驶状态下的面部图像信息;由于驾驶员驾驶时必定会通过后视镜来察看后方车辆信息,且摄像头安装在后视镜上也不会对驾驶员造成驾驶视线的干扰,是采集驾驶员视频信息的最佳位置。

[0093] 进行人脸定位。

[0094] 将图像转化为YCbCr空间图像进行聚类计算和肤色分割, $Y_{\max}$ 和 $Y_{\min}$ 为聚类区域中的最大值与最小值,根据测试结果有如下参数: $Y_{\max}=153$, $Y_{\min}=31$, $Cb_{\max}=128$, $Cb_{\min}=113$, $Cr_{\max}=153$, $Cr_{\min}=126$ 。

[0095] 当图像中Cb和Cr分量在这一范围内的时候,识别为人脸潜在区域,反之识别为非人脸潜在区域。通过以上肤色算法对图像进行肤色分割,对人脸位置进行初步判定,然后把面部图像潜在区域设置为白色,非面部图像潜在区域设置为黑色,将处理后的图像二值化。

[0096] 为了使图像识别更加精准,对图像进行形态学处理。作为形态学操作中的基础运算,腐蚀运算和膨胀运算具有降噪滤波、特征提取、边界检测、对比增强等功能。

[0097] 腐蚀运算能够消减边界点,可以滤去小而没有意义的区域。使用结构元素B对图像进行腐蚀运算处理,其表达式为:

$$[0098] \quad I \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq I\}$$

[0099] 膨胀运算能够使外边界外部扩充,合并部分被误割裂的区域。使用结构元素B对图像进行膨胀运算处理,其表达式为:

$$[0100] \quad I \oplus B = \{z | (B)_z \cap I \neq \emptyset\}$$

[0101] 进行如下后期处理:

[0102] (1) 滤去连通域外接矩形面积小于 15×15 的区域;

[0103] (2) 人脸区域外接矩形宽高比为P,其值不会太大也不会太小,将P值在 $[0.4, 1.2]$ 范围内的区域滤掉。

[0104] (3) 对图像再次进行膨胀操作,获得包含面部区域的存在单个连通域的二值图像作为掩膜模板。

[0105] 进行人眼定位。

[0106] 将确定后的人脸区域转化为灰度图像,再利用中值滤波进行滤波降噪处理,利用直方图均衡化运算对图像整体灰度进行调整,把图像整体灰度在 $[0, 255]$ 范围内延展,使得各个区段像素数量趋于相同,灰度分布更均匀,减少光照影响。

[0107] 设变量 $I(a, b)$ 为图像上坐标为 (a, b) 的点的灰度信息,则位于 $[a_1, a_2]$ 、 $[b_1, b_2]$ 范围内的水平灰度积分投影函数 $H(b)$ 和垂直积分投影函数 $V(a)$ 表达式即为:

$$[0108] \quad H(b) = \int_{a_1}^{a_2} I(a, b) da$$

$$[0109] \quad V(a) = \int_{b_1}^{b_2} I(a, b) db$$

[0110] 在数字图像中,其离散表达为:

$$[0111] \quad H(b) = \sum_{a=a_1}^{a_2} I(a, b)$$

$$[0112] \quad V(a) = \sum_{b=b_1}^{b_2} I(a, b)$$

[0113] 将图像范围缩小至原图像的 $\frac{2}{5}h$ 到 $\frac{4}{5}h$ (h 为图像高度)的范围,求出图像最低点 b_m ,为了完整保留眼睛区域的有效信息,取图像纵坐标为 $[b_m-30, b_m+30]$ 区域。对图像进行垂直

灰度积分投影函数计算,对该函数进行归一化,求出眼球最低点坐标为 a_m ,得到 $[a_m, b_m]$ 。

[0114] PERCLOS P80参数计算示意图如图2所示,计算公式如下:

$$[0115] \quad P = \frac{t_3 - t_2}{t_4 - t_1} \times 100\%$$

[0116] P80的定义:眼睑遮住瞳孔面积超过80%时,单位时间眼睛闭合所占时间比。P是比例, $t_1 \sim t_4$ 代表的四个时间点分别是眼睑遮住瞳孔80%、闭眼、睁眼、眼睑遮住瞳孔80%这个过程。

[0117] 从定位的人眼坐标向左右各取20的像素,上下各取15的像素,区域包含整只眼睛,然后进行直方图均衡化,再进行二值化处理最终得到用于人眼特征计算的二维特征图。记录其高 l_y 和宽 l_x ,其比值L作为眼睛开合度值;将所有开合度归一化至 $[0, 1]$,小于20%开合度即认为处于闭合状态。进而提取眼睛张开时间、眼睛闭合时间、眨眼频率、PERCLOS等特征。

[0118] (二)通过带有光电式脉搏传感器的无线手环采集脉搏信息。

[0119] 本脉搏信号采集终端使用STM8S207R8芯片作为控制芯片。手环硬件结构如图3所示,控制芯片分别与电源模块、脉搏采集模块、震动模块、液晶显示模块、蓝牙模块和GPS模块连接。使用光电心率传感器采集脉搏信号。经过AD转换后,信号经过无线蓝牙传给主机。此外,终端具有OLED液晶显示屏,用于显示时间等信息。终端使用标准电压为3.8V、容量为250mAH的锂电池电源供电,使用AP5056芯片等构成充电模块。充电接口为Micro-USB口,充电电流应在0.5A-1A之间。电池电源通过TPS7333稳压电路,使电压稳定在3.3V后,供给内部各模块使用。

[0120] 使用YK1303光电心率传感器、HR6706心率芯片等构成脉搏信号采集模块,信号采集原理图如图4所示。光电心率传感器YK1303的1号引脚通过电阻R8连接3.3V电源VCC;光电心率传感器YK1303的2号引脚接地;光电心率传感器YK1303的3号引脚通过电阻R10连接3.3V电源VCC;光电心率传感器YK1303的4号引脚连接3.3V电源VCC;光电心率传感器YK1303的5号引脚接地;光电心率传感器YK1303的6号引脚通过电阻R11接地;光电心率传感器YK1303的6号引脚还通过电阻R12和电容C18与3.3V电源VCC连接;光电心率传感器YK1303的6号引脚还依次通过电容C16、电阻R9与HR6706心率芯片的2号引脚连接;HR6706心率芯片的1号引脚依次通过电容C15和电阻R6与HR6706心率芯片的6号引脚连接;HR6706心率芯片的2号引脚依次通过电阻R18和电阻R7与HR6706心率芯片的1号引脚连接;HR6706心率芯片的2号引脚通过电容C14和电阻R5接地;HR6706心率芯片的1号引脚通过电阻R5接地;HR6706心率芯片的3号引脚通过电容C18与3.3V电源VCC连接;HR6706心率芯片的3号引脚与HR6706心率芯片的5号引脚连接;HR6706心率芯片的4号引脚接地;HR6706心率芯片的6号引脚通过并联的电容C17和电阻R13与HR6706心率芯片的7号引脚连接;HR6706心率芯片的7号引脚依次通过电阻R16和电阻R17接地;HR6706心率芯片的8号引脚与3.3V电源VCC连接。电阻R16和电阻R17之间的连接点作为信号输出点,以数字信号的形式输出到手环控制器STM8。

[0121] 心率传感器采用光电式容积描记PPG的方式感应人体的脉搏信息并加以提取,最后输出脉搏波形。HR6707是被设计用来配合YK1303P心率传感器的一款心率IC,输出脉搏波传给MCU进行AD转换。图5为脉搏采集图像。

[0122] 对于采集到的信号使用db6小波进行构解,记为 $\omega(m, n)$ 为含噪声信号经小波变换

后的系数矩阵。

[0123] 相关系数 $R(m,n)$ 表示 m 分解尺度和 n 邻接尺度的乘积,对 $R(m,n)$ 进行归一化处理:

$$[0124] \quad N_{R(m,n)} = R(m,n) \cdot \sqrt{\frac{\sum_m \omega(m,n)^2}{\sum_m R(m,n)^2}}, n > 0, n \in Z$$

[0125] 比较 $N_{R(m,n)}$ 和 $\omega(m,n)$ 绝对值的大小,若 $N_{R(m,n)}$ 的绝对值大,则认为 $\omega(m,n)$ 是来自原始信号,将其赋给 $\omega_f(m,n)$ 并置零,若 $\omega(m,n)$ 的绝对值大则视其来自噪声信号,保留 $\omega(m,n)$ 。

$$[0126] \quad \lambda = \frac{\sqrt{\sum_m \omega(m,n) / (L-1)}}{\sigma(m,n)}$$

[0127] 其中, L 表示置零点数;

[0128] 得噪声均方差与无偏估计比为 λ , λ 值大于1,则迭代步骤(200)–步骤(204)过程。最终重构 $\omega_f(m,n)$,去噪完成。

[0129] 在重构信号中提取主波位置。为了简化计算,选择对称性较好的正交小波Coiflet1作为小波基,采用正交小波变换的方法进行计算,具体步骤如下:

[0130] (1)以Coiflet1作为小波基,对脉搏信号进行三层小波分解;

[0131] (2)单独提取分解后的第三层高频系数,并以此重构第三层高频信号;

[0132] (3)在第三层高频系数中,采用自适应阈值法,检测每个周期范围内的最大值点;

[0133] (4)将步骤(3)中检测到的最大值点作为基准点,并对应到原始信号中。在原信号中,前后各取100个点作为搜索范围,检测该范围内原始信号的最大值点,该点即为脉搏的主波波峰位置。

[0134] 求出两个相邻主波之间的时间差,记作 $x_i (i=1,2,3,\dots,n)$,则 x_i 的均值即为主波间期均值, x_i 的标准差即为主波间期标准差。将脉搏信号通过FFT变换至频率域,分别计算其在高频(0.15~0.4Hz)与低频(0.04~0.15Hz)分量的功率HF和LF,两者相比便得脉搏的高低频功率之比。

[0135] (三)通过旋转角度传感器获取方向盘旋转频率及角度数据。

[0136] 正常驾驶时,方向盘的转动频率及角度会保持在一个正常范围内。当驾驶员疲劳时,无法集中精力,反应速度迟缓,相应的方向盘转动频率会明显下降,甚至会出现小角度的急打方向盘。通过安装在方向盘转轴处的旋转角度传感器来记录方向盘旋转频率 f ,以及旋转角度 a 。

[0137] (四)特征融合与疲劳识别。

[0138] 基于矩阵分析的DS合成算法

[0139] 对于 n 类特征同时识别一个目标的情况,用矩阵将 n 类特征赋予 m 种目标类型的相互独立的基本可信任分配值 m_{ij} 和不确定性概率 θ_i 表示为

$$[0140] \quad M = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1m} & \theta_1 \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2m} & \theta_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \cdots & m_{nm} & \theta_n \end{pmatrix}$$

[0141] 由于同一特征赋予m种目标状态的相互独立的基本可信任分配值 m_{ij} 和不确定性概率 θ_i 之和应为1,所以矩阵的每一行的元素之和应满足归一化条件,即

[0142] $m_{i1}+m_{i2}+\dots+m_{im}+\theta_i=1 (i=1,2,\dots,n)$

[0143] 用矩阵中的一行的转置与另一行相乘得到一个 $(m+1) \times (m+1)$ 的新矩阵R

$$[0144] \quad R = M_i^T M_j = \begin{pmatrix} m_{i1}m_{j1} & m_{i1}m_{j2} & \cdots & m_{i1}m_{jm} & m_{i1}\theta_j \\ m_{i2}m_{j1} & m_{i2}m_{j2} & \cdots & m_{i2}m_{jm} & m_{i2}\theta_j \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ m_{im}m_{j1} & m_{im}m_{j2} & \cdots & m_{im}m_{jm} & m_{im}\theta_j \\ \theta_im_{j1} & \theta_im_{j2} & \cdots & \theta_im_{jm} & \theta_i\theta_j \end{pmatrix}$$

[0145] 其中,不确定因子k为矩阵中前 $m \times m$ 阶子矩阵的非对角线元素的和,即

$$[0146] \quad k = \sum_{p \neq q} R_{pq} (p, q = 1, 2, \dots, m)$$

[0147] 1.单特征识别。

[0148] 在图像预处理的基础上,提取三类特征维数,用支持向量机SVM对三类特征进行初步识别。

[0149] 2.BPA函数构造。

[0150] 对“一对一”多分类SVM疲劳识别采用将多个2分类的概率结果进行组合的方式进行概率建模。用sigmoid函数来估计配对类的概率,即

$$[0151] \quad r_{ij} \approx p(y=i | y=i \text{ or } j, x)$$

[0152] 对于后验概率 p_i 有:

$$[0153] \quad \min_p \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^h \sum_{j: j \neq i} (r_{ji}p_i - r_{ij}p_j)^2 \right)$$

[0154] 然后对学习样本集进行测试,得到识别正确率 q_i ,则BPA函数可定义为:

$$[0155] \quad m_j(A) = p_i q_i$$

[0156] 3.决策融合及判断规则。

[0157] 设 $A_i (i=1,2,3,4)$ 为驾驶状态, A_ω 为目标状态;

[0158] 得到证据对框架 Θ 中 A_i 的信度和证据的不确定性 $m_j(\theta)$ 后,分类决策需遵循以下规则:

[0159] ① $m(A_\omega) = \max \{m(A_i)\}$,即最大信度的状态是目标状态。

[0160] ② $m(A_\omega) - m(A_i) > \varepsilon_1 (\varepsilon_1 > 0)$,即目标状态要与其他状态的信度差值必须大于某一门限。

[0161] ③ $m(A_\omega) - m(\theta) > \varepsilon_2 (\varepsilon_2 > 0)$,即目标状态的信度必须大于不确定性信度指派值。

[0162] ④ $m(\theta) < \varepsilon_3 (\varepsilon_3 > 0)$,即不确定性信度指派值必须小于某一门限,也就是对目标状态的证据的不确定信度不能太大。

[0163] (五)对驾驶员进行警示及数据上传。

[0164] 若判断为疲劳驾驶,MCU通过蓝牙发送指令到手环,使手环产生振动以提醒驾驶员,同时MCU还通过外置扬声器发出语音警报。若为出租车公司或车队等使用,MCU将车辆行驶数据以及判别结果上传至服务器。

[0165] 以上所述仅为本申请的优选实施例而已,并不用于限制本申请,对于本领域的技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。

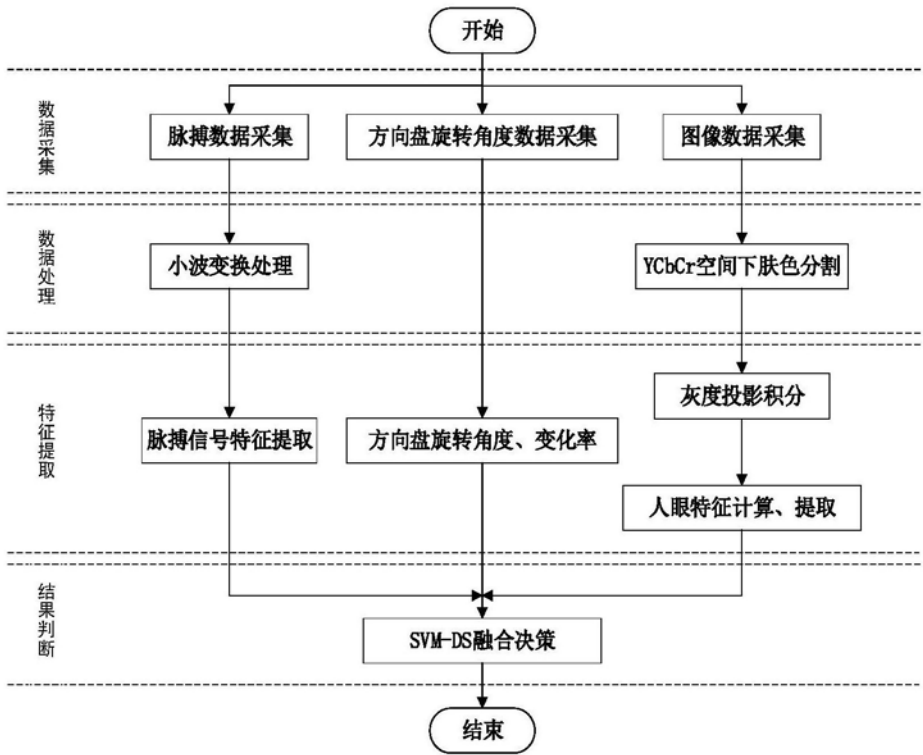


图1

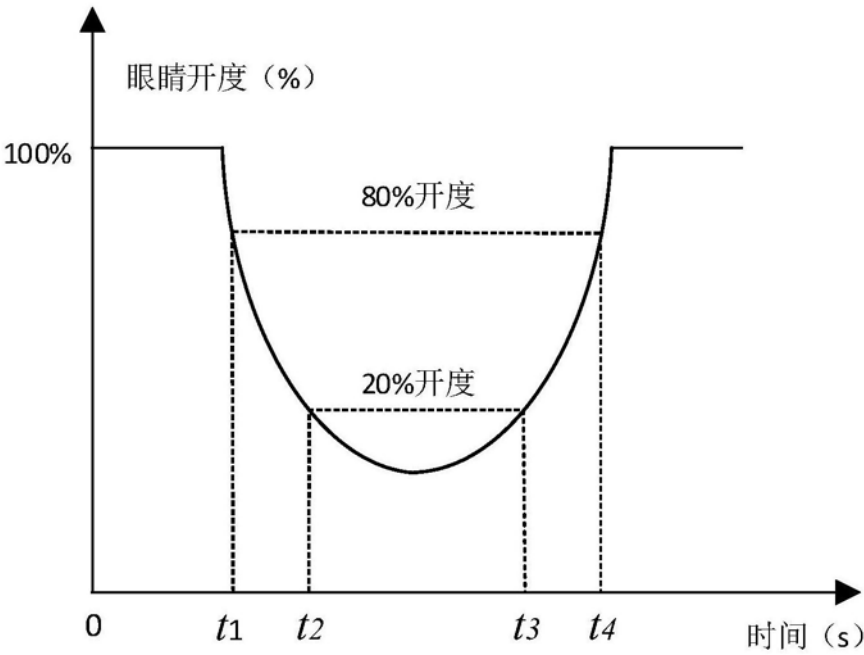


图2

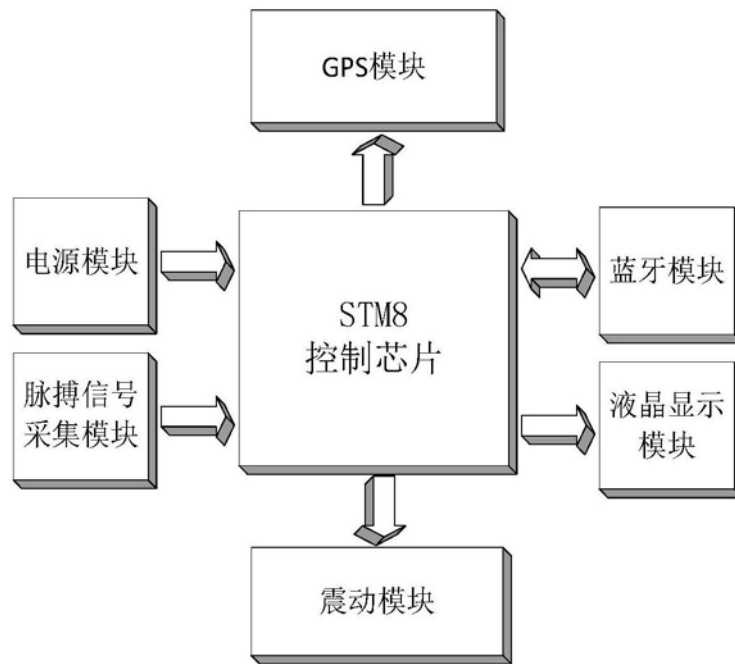


图3

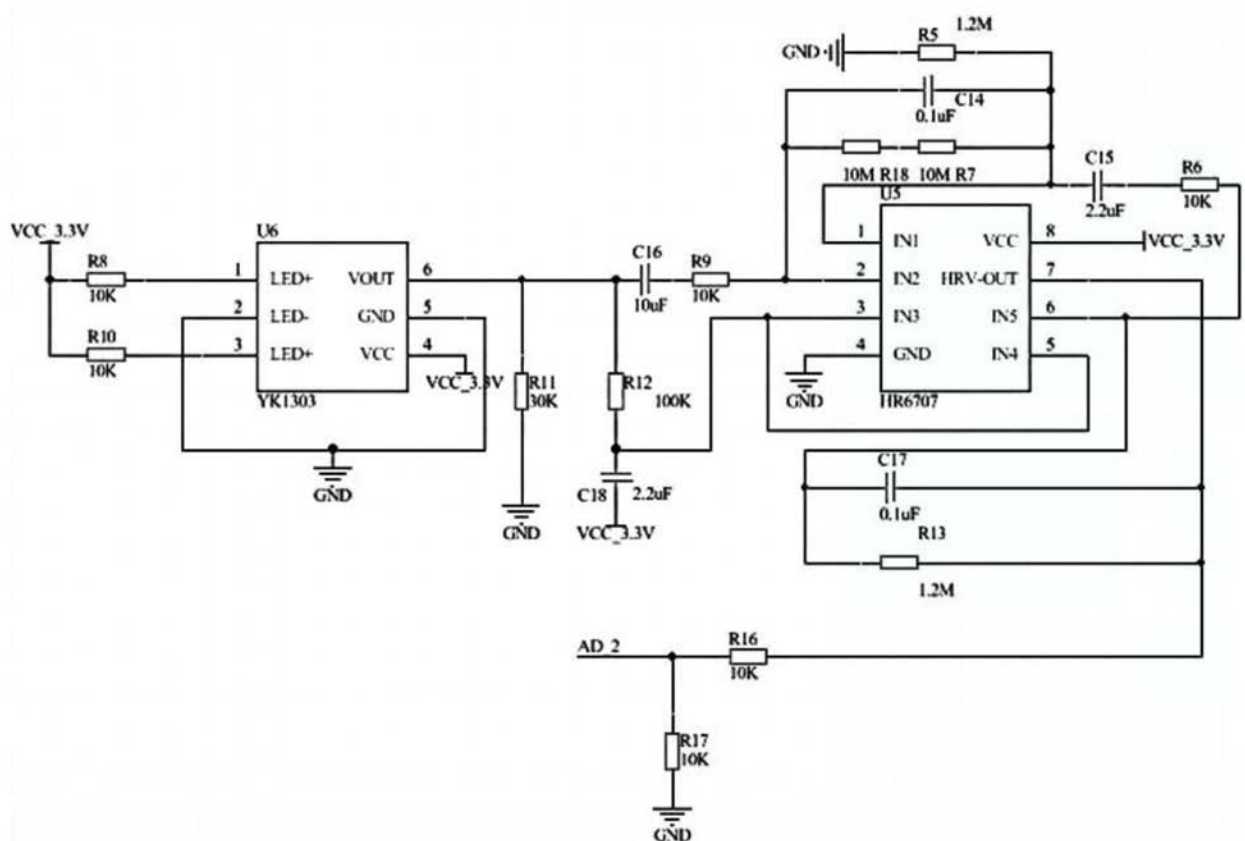


图4

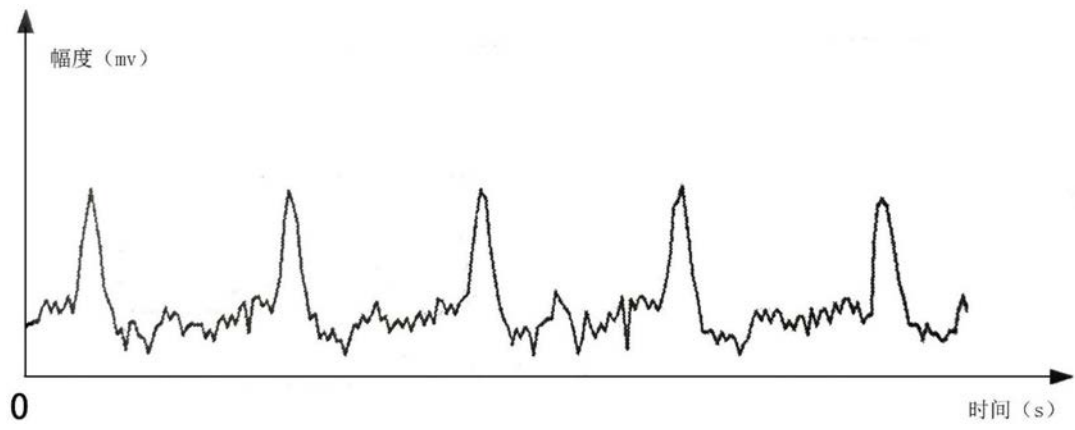


图5

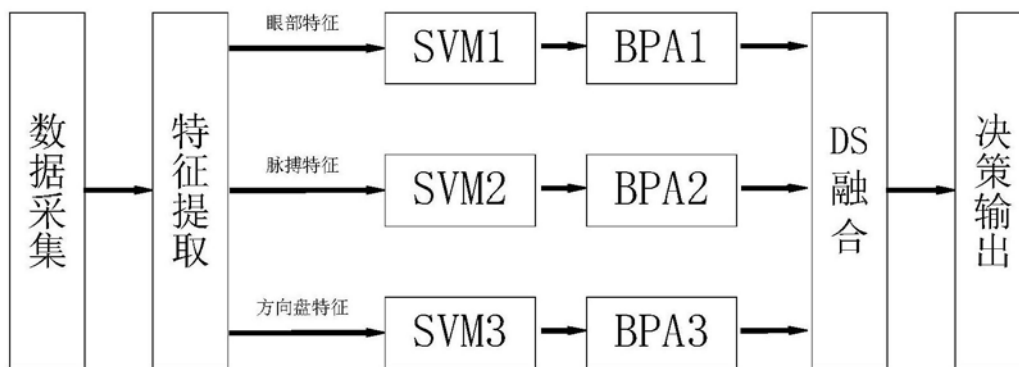


图6

专利名称(译)	基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、系统及介质		
公开(公告)号	CN109389806A	公开(公告)日	2019-02-26
申请号	CN201811325931.3	申请日	2018-11-08
[标]申请(专利权)人(译)	山东大学		
申请(专利权)人(译)	山东大学		
当前申请(专利权)人(译)	山东大学		
[标]发明人	杨立才 边军		
发明人	杨立才 边军		
IPC分类号	G08B21/06 A61B5/00 A61B5/0476 A61B5/0205 A61B5/11 A61B5/18		
CPC分类号	A61B5/0205 A61B5/0476 A61B5/1128 A61B5/18 A61B5/6893 G08B21/06		
代理人(译)	黄海丽		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本公开公开了基于多信息融合的疲劳驾驶检测预警方法、系统及介质，通过汽车驾驶室内置高清摄像头获取驾驶人员驾驶状态下的面部图像信息，并对获取的图像信息进行身份识别以及眼部特征提取、分析；通过带有光电脉搏传感器的电子手环采集脉搏数据，进行特征提取分析；通过方向盘转角传感器获取方向盘转向数据；将所提取特征进行融合通过MCU判断是否处于疲劳驾驶状态，并作出相应警示。与现有技术相比较，本公开首次提出了面部信息、脉搏数据、方向盘旋转角度以及驾驶时长四种信息融合，数据信息采集过程最大限度减少了对驾驶员的干扰，且通过多源信息处理疲劳驾驶判断精确度更高。

