

## 智能驾驶中的行为辅助压力感知方法\*

张思美<sup>1</sup>, 王海鹏<sup>1</sup>, 刘栋<sup>1</sup>, 张涛<sup>2</sup>, 董云卫<sup>1</sup>



<sup>1</sup>(西北工业大学 计算机学院, 陕西 西安 710072)

<sup>2</sup>(西北工业大学 软件与微电子学院, 陕西 西安 710072)

通讯作者: 王海鹏, E-mail: haipeng@nwpu.edu.cn

**摘要:** 人的压力与其行为紧密相关, 特别是在智能驾驶时, 驾驶员压力感知对实现辅助驾驶具有巨大的应用潜力. 现有压力感知方法多用于静态环境, 检测过程也缺乏便捷性, 难以适应高度动态的智能驾驶应用需求. 为了实现智能驾驶中自然、准确和可靠的压力检测, 提出一种基于可穿戴系统的行为辅助压力感知方法. 该方法基于行为伴随实现压力检测, 并基于多指标执行压力状态判别, 能够有效提高压力检测准确度. 其基本原理在于每个人在不同压力状态下的生理特征和行为模式不同, 会对压力相关的 PPG 数据和行为相关的 IMU 数据产生独特影响. 首先使用嵌入多传感器的可穿戴手套测量驾驶员的生理和运动信息, 通过多信号融合技术获得可靠的生理行为指标, 最终使用泛化性能较好的 SVM 模型分类驾驶员的压力状态. 基于所提出的方法在模拟驾驶环境下部署了验证实验, 实验结果显示, 压力分类精确度可达到 95%.

**关键词:** 压力识别; 智能驾驶辅助; 多信号融合; 生理行为指标

中文引用格式: 张思美, 王海鹏, 刘栋, 张涛, 董云卫. 智能驾驶中的行为辅助压力感知方法. 软件学报, 2018, 29(Suppl. (2)): 86-95. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18020.htm>

英文引用格式: Zhang SM, Wang HP, Liu D, Zhang T, Dong YW. Method of behavioral correlated stress perception in smart driving. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2018, 29(Suppl. (2)): 86-95 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18020.htm>

### Method of Behavioral Correlated Stress Perception in Smart Driving

ZHANG Si-Mei<sup>1</sup>, WANG Hai-Peng<sup>1</sup>, LIU Dong<sup>1</sup>, ZHANG Tao<sup>2</sup>, DONG Yun-Wei<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

<sup>2</sup>(School of Software and Microelectronics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Driver stress detection has great potential for implementing assisted driving because the stress of the people is closely related to their behavior, especially in smart driving. The existing stress perception methods are often used in static environments and lack of convenience, so it is difficult to satisfy the highly dynamic smart driving environments. This study proposes a behavior-assisted stress perception method based on wearable system to achieve natural, accurate, and reliable stress detection in smart driving. This method based on the behavior and multiple metrics to distinguish stress state, can effectively improve the stress detection accuracy. The basic principle is that each person's physiological characteristics and behavioral habits under different stress conditions will have unique effects on stress-related PPG data and behavior-related IMU data. The driver's physiology and motion information are measured using a multi-sensor wearable glove, and then reliable physiological and behavior metrics are obtained through multi-signal fusion techniques. Finally, the SVM model is used to classify the driver's stress state because of good generalization performance. Based on the proposed method, this study deploys a verification experiment in a simulated driving environment, the experimental results show that the stress classification accuracy can reach 95%.

**Key words:** stress perception; smart driving assistance; multi-signal fusion; physiological and behavior metrics

\* 基金项目: 科学技术基金(2017-HT-XG); 陕西省创新能力支撑计划(S2019-ZC-PT-0036)

Foundation item: Science and Technology Fund (2017-HT-XG); Shaanxi Innovation Capability Support Plan (S2019-ZC-PT-0036)

收稿时间: 2018-06-15; 采用时间: 2018-11-08

近年来,交通安全正日益受到广泛重视,压力感知在智能驾驶辅助中发挥着重要作用<sup>[1]</sup>.如今车辆激增、道路拥塞等问题使得交通事故频频发生,其中驾驶员注意力分散和驾驶行为不当是导致交通事故的主要因素之一,而持续的高压力状态是分散驾驶员注意力、影响驾驶员决策能力的主要因素<sup>[2]</sup>.因此,实现驾驶员驾驶过程中的压力感知,对提高智能驾驶辅助水平具有重要意义.

驾驶员压力受自身情绪、生理以及驾驶任务影响,一般基于生理或行为指标来感知压力.生理指标包括驾驶员的心率(heart rate,简称 HR)、心率变异性(heart rate variability,简称 HRV)、呼吸、血压等描述人体生理特征的信息.光电容积脉搏波描记法(photoplethysmography,简称 PPG)借助光电手段获取活体组织内随心脏活动周期性变化的血液容积<sup>[3]</sup>,被广泛应用于 HR、HRV 等生理指标的检测<sup>[4-6]</sup>.压力与人体的心脏活动和自主神经系统密切相关<sup>[4]</sup>,HR 作为反映心脏活动状态的重要指标,会随着压力的程度而改变,可以作为度量压力状态的指标之一.自主神经系统包括交感神经和副交感神经<sup>[7]</sup>,在不同的压力状态下共同调节心脏活动,而 HRV 反映了不同压力环境下交感神经和副交感神经的平衡性,是衡量压力的重要生理指标<sup>[8]</sup>.综上所述,不同的压力状态特征会反馈在 HR、HRV 等生理指标中,因此可以基于生理指标识别驾驶员的压力状态.但是 PPG 易受运动和光线变化的干扰,需要驾驶员稳定接触式测量,对驾驶环境的平稳性有较高要求,且接触式测量方法增加了驾驶员的负担.智能驾驶应用是一个典型的不稳定的动态环境,辅助驾驶员检测压力的 HR、HRV 指标对驾驶行为极其敏感,目前方法难以提供可靠性较高的生理指标,导致压力识别的准确度较低.行为指标包括驾驶员驾驶行为、车体行驶行为等运动信息,主要使用惯性测量单元(inertial measurement unit,简称 IMU)传感器提取.面对复杂度不同的驾驶任务时驾驶员的压力程度不同,表现的行为特征也有所不同<sup>[9]</sup>.如复杂路况下驾驶员高度紧张,出现频繁手部运动等行为特征,因此驾驶员的压力程度会映射在驾驶行为中.基于行为指标的压力感知主要围绕驾驶员手部运动或方向盘运动角度开展研究.但行为指标作为一种表面特征无法区分真实心理状态,且在动态驾驶环境下车辆自身运动以及道路崎岖状况会引起额外的干扰,导致单一的行为指标应用于驾驶环境准确度较低.

综上所述,基于生理和行为指标可以实现稳定状态下的压力感知,但是由于驾驶环境的动态性特点,目前方法应用于驾驶领域的精确度和可靠性较低.本文主要研究智能驾驶条件下自然、准确、可靠的压力感知方法,提出行为伴随的压力检测方法和多指标压力检测技术.

本文的贡献包括:

- (1) 提出多指标融合的压力感知方法,将驾驶员的生理指标和行为指标相结合分析驾驶员的压力状态,形成一个具有信号层、生理行为指标层以及心理指标层的 3 层架构模型.与现有的单指标方法相比,提高了检测准确度.
- (2) 研究了行为伴随的压力感知方法,利用运动行为和生理指标之间的关联性,将多信号融合下的心率检测技术应用于驾驶员的压力检测,去除了 PPG 信号中的运动干扰,实现了可靠的压力检测.
- (3) 设计了一个面向智能驾驶的自然压力感知设备,将 PPG、IMU 传感器嵌入可穿戴手套中用于驾驶员自然、便捷的压力检测,不会给驾驶员带来额外的压力且可移植性高,提升了压力检测的自然性.

## 1 相关工作

压力感知在智能驾驶中发挥着重要作用,通过检测驾驶员压力状态并及时给予反馈信息,可以有效地避免交通事故的发生<sup>[2,10]</sup>.目前,针对驾驶环境中的压力感知已经开展了大量研究工作,主要包括基于视觉的感知方法<sup>[11-14]</sup>、基于生理信号的感知方法<sup>[15,16]</sup>以及基于驾驶行为的感知方法<sup>[2,9]</sup>.

基于视觉的方法主要围绕人脸图像开展研究.在文献[11]中,利用摄像机捕捉驾驶员的眼睑、头部移动和面部表情来判断驾驶员的压力状态.文献[14]提出 FACELLAB 系统,以精确的方式计算头部的 3D 姿势和眼睛注视的方向,用于估计驾驶员的疲劳水平.视觉方法可以实现无接触式的压力感知,但受到光照条件和视觉遮挡的影响,因此仅适用于特定驾驶条件下的压力检测.精神压力改变了人的生理平衡,与人的生理特征密切相关.在文献[17]中,Picard 等人分析了皮肤电反应、肌电、血容量搏动和呼吸作用等多种生理信号特征并进行情感识别,验证了应用生理信号识别情感是可行的.Jansen 等人<sup>[18]</sup>提出用 HR 进行压力检测.Poh<sup>[19]</sup>及其团队研发出基于

PPG 信号的心率检测技术,通过普通摄像头提取人的脸部图像,然后提取心率信息.而动态环境下 PPG 信号易因运动干扰而失真.因此,Tanweer 等人使用奇异值分解方法,将同步的加速度数据作为参考数据,使用 X-LMS 滤波去除 PPG 信号中的运动干扰<sup>[20]</sup>.HRV 被建立为与精神压力相关的自主神经系统活动的瞬时定量指标<sup>[21]</sup>,可以作为压力检测的一个重要生理指标.在文献[22]中,使用心电图(electrocardiograph,简称 ECG)信号提取驾驶员的 HRV 指标,将驾驶员的压力分为正常状态和压力状态.但 ECG 信号的采集设备价格昂贵且需要驾驶员接触式测量.文献[23]使用无接触的 PPG 信号提取驾驶员的 HRV,具有成本低且自然便捷的优点.行为特征的压力感知方法主要研究驾驶员在不同状况下的应激反应,Boon-Giin<sup>[9]</sup>提出通过方向盘运动状态来描述驾驶员的行为特征,结合加速度数据的位移信息和陀螺仪数据的角度偏转信息追踪方向盘的运动状态,从而感知驾驶员压力状态.具有无接触、便捷、成本低等优点,并且大幅度的行为指标检测可靠性高.但行为指标无法描述驾驶员的真实情绪,因此单一的行为指标难以准确地检测驾驶员的压力状态.

本文与上述方法的不同在于,使用行为伴随的压力检测方法和基于多指标的压力检测技术,实现智能驾驶下自然、准确、可靠的压力感知.具体在于将生理指标和行为指标相结合提供多参数的压力检测方法,此外,将多传感器融合的心率检测技术应用于驾驶员的压力检测,为智能驾驶辅助提供可靠的生理指标,开拓了新的应用领域.

## 2 行为辅助的压力感知方法

### 2.1 系统结构

系统框架如图 1 所示,建立信号层、生理行为指标层以及心理指标层的 3 层架构模型应用于安全驾驶领域.信号层包含陀螺仪、加速度、PPG 这 3 种原始信号.陀螺仪信号用于计算驾驶中反映行为特征的手部旋转角度(hand motion angel,简称 HMA).加速度信号用于纠正 PPG 信号中的运动干扰,提高行为伴随下生理指标获取的精确度.PPG 信号用来获取 HR、HRV 等生理指标.生理行为指标层作为系统的中间层将信号层向心理指标层抽象,包含生理指标和行为指标.HR、HRV 等生理指标反映了心脏对不同压力环境的适应能力,是检测驾驶员压力的重要生理指标.同时,不同的压力下,驾驶员采取不同的驾驶行为来规避危险,本文用 HMA 量化驾驶行为.因此提出结合 HR、HRV、HMA 等多指标用于驾驶员的压力检测形成生理行为指标层.心理指标层面向应用领域是系统抽象层次的最高层,基于生理行为指标识别驾驶员正常、低等压力、中等压力、高等压力这 4 种状况,应用于智能驾驶.

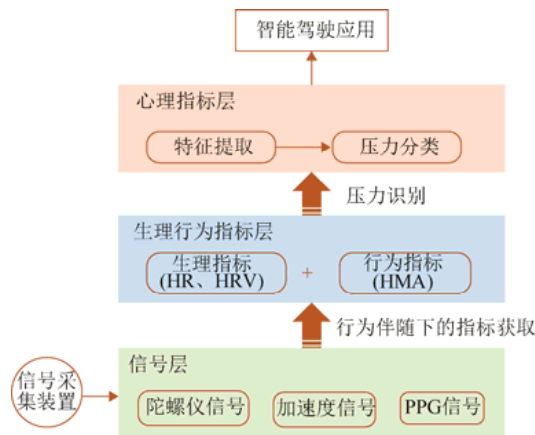


图 1 系统框架

### 2.2 多指标压力感知

驾驶员压力受自身生理状况、道路交通状况、应急行为等多种因素影响,生理指标反映了驾驶员在不同压

力状况下的生理反应,行为指标反映了驾驶员面对不同紧急情况在行为上的压力反馈,本文结合压力在生理和行为上的反馈信息提出基于多指标的压力检测方法,由于各指标与压力之间存在非简单的线性关系,难以定量地用解析式表达出来,本文使用式(1)描述系统的相关指标输入和压力状态输出关系。

$$S=F(HR,HRV,HMA) \quad (1)$$

其中, $S$ 表示系统输出的压力状态, $F(\cdot)$ 表示系统选取的分类模型, $HR$ 、 $HRV$ 、 $HMA$ 是系统输入的与压力具有相关性的3个指标。 $HR$ 与压力之间有着一定的相关性,当驾驶员压力上升时, $HR$ 会随之递增,可反映驾驶员内在的真实情绪。 $HRV$ 受自主神经系统的调节,反映了交感神经和副交感神经的紧张和平衡,可作为检测驾驶员压力程度的重要指标。以上生理指标在驾驶员的压力识别中起着重要作用,但单一生理指标的检测精确度不足。而 $HMA$ 作为一种行为指标,表示驾驶中每个时刻的手部旋转角度,量化了不同驾驶行为伴随的不同信号特征,从客观上将压力映射到驾驶员的行为习惯中,因此,本文将主观的生理反应与客观的行为习惯相结合,提出面向多指标的驾驶员压力感知方法。

### 2.3 行为伴随的生理行为指标检测

本文基于行为伴随的方式检测驾驶员的生理行为指标,生理指标的行为伴随是指利用反映行为信号的加速度数据纠正生理信号中运动引起的失真状况,行为指标的行为伴随即将驾驶员驾驶过程中的不同行为特征一一映射到行为指标中,用于区分引起驾驶员不同行为的压力状况。

#### 2.3.1 行为伴随的自然 HR 检测

PPG 信号作为一种基于光学信号的检测方法,容易受运动干扰引起的光线变化的影响,因此,基于 PPG 信号的 HR 检测技术仅适用于静止环境,而智能驾驶应用是一个典型的动态环境,运动对心率包含两个层次的影响,第 1 层即运动在生理上的正面反馈,运动会引起心率增加但非误差;第 2 层是指其在生理上的负面影响,运动作为一种特殊的噪声干扰了真实心率的提取。在驾驶过程中,路况、车辆以及驾驶员的手部变化和移动会导致 PPG 信号严重失真,基于 PPG 信号检测的 HR 随环境动态性增强而下降。

因此,本文融入了加速度数据解决这一问题,基于行为伴随的方式检测驾驶员的心率指标,加速度数据包含了手部运动、车辆运动、身体微小移动等多种运动信息,可以根据加速度数据的频率分布状况估计 PPG 信号中存在的运动干扰。在文献[24]中,Wang 等人提出使用加速度数据去除 PPG 信号中的运动干扰,在此基础上,将基于加速度信号校准下的 HR 检测技术应用于驾驶员的压力检测,提高了压力检测精确度。

奇异谱分析(singular spectrum analysis,简称 SSA)是一种包括分解和重构两个阶段的时间序列分析方法<sup>[24]</sup>,主要用于解决趋势和准周期成分的检测与提取。如图 2 所示,建立基于 SSA 的多信号融合检测心率模型,使用加速度信号(BCG)重构出运动干扰成分,用于纠正 PPG 信号失真情况。

首先,分别将表示 BCG、PPG 信号的一维时间序列  $X=(X_1,X_2,\dots,X_n)$  向多维时间序列  $(Z_1,Z_2,\dots,Z_k)$  进行映射,见式(2),得到时间序列的 Hannkel 矩阵,用于后续信号的分解。

$$X=(x_1,x_2,\dots,x_N) \rightarrow Z=[Z_1,Z_2,\dots,Z_K], Z_i=(x_i,x_{i+1},\dots,x_{i+L-1})^T \in R^L \quad (2)$$

其中, $Z_i=(x_i,x_{i+1},\dots,x_{i+L-1})^T \in R^L, K=N-L+1$ ,窗口长度嵌入维数  $L \in [2, N]$ 。 $Z$  的变化可表示为式(3),即一维时间序列对应的轨迹矩阵。

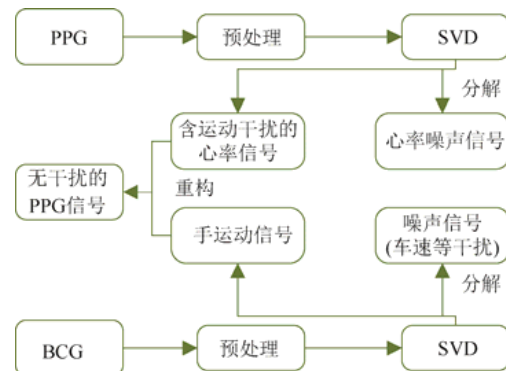


图 2 基于 SSA 的多信号融合监测心率模型图

$$Z = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_k \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{k+1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_L & x_{L+1} & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (3)$$

为了提取周期性成分,使用 SVD 分解矩阵,得到矩阵对应的奇异值和不同奇异值对应的分量矩阵.奇异值代表了分量矩阵占原始矩阵的比重,分别选取 PPG 信号的前 6 个、BCG 信号的前 8 个有效奇异值来提取 PPG、BCG 信号中的有效周期成分.根据 BCG 信号的奇异值特征得到影响 PPG 信号的手部运动信号和干扰运动的额外车速等噪声信号部分,根据 PPG 信号提取出周期性的包含运动干扰的心率信号,完成信号的分组.最终本文对分组之后得到的运动成分和包含运动干扰的心率成分进行 FFT 频域分析,采用卡尔曼滤波器校准 PPG 信号,重构出不含任何干扰的心率信号,使用自相关算法计算驾驶员当前的 HR.

### 2.3.2 行为伴随的 HRV 提取

HRV 通过自主神经系统对心脏的调控作用来反映心脏对外界环境的适应能力,不同压力环境下自主神经系统表现出的活性不同,本文将 HRV 作为检测驾驶员压力状况的重要指标.

由于动态驾驶环境下 PPG 信号严重失真,基于单一 PPG 信号提取 HRV 指标仅适用于静止状况.为了检测到可靠的 HRV 指标,本文使用多信号下提取 HRV 的方法,去除伴随在 PPG 信号中的运动干扰.解决了运动状态下基于 PPG 信号提取 HRV 精确度较低的问题,可以应用于驾驶环境下的压力检测.

具体地,基于上节中得到的无干扰的 PPG 信号,使用峰值检测算法标记信号中的峰值,两个主峰值之间的间隔即为 1 次心跳间隔,用于 HRV 的计算<sup>[6]</sup>,表示为下式:

$$HRV = \frac{peak(n-1) - peak(n)}{sam} \quad (4)$$

其中,  $peak(n+1)$  和  $peak(n)$  为两次相邻的波峰,  $sam$  是传感器的采样频率.

### 2.3.3 行为伴随的 HMA 计算

驾驶员面对不同的紧急情况会有不同的应急反应,本文使用 HMA 来反映驾驶员的行为特征.HMA 可以通过陀螺仪数据积分得到,但数据本身存在漂移,长期的角度积分会导致较大的积累误差.在文献[9]中,基于传感器融合计算 HMA,只能在短时间内减少数据漂移对角度积分的影响,长时间的角度积分误差依然存在.如图 3 所示,本文结合启发式航向角纠正(heuristic heading reduction,简称 HDR)<sup>[25]</sup>和扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter,简称 EKF),建立行为伴随的 HMA 计算模型.

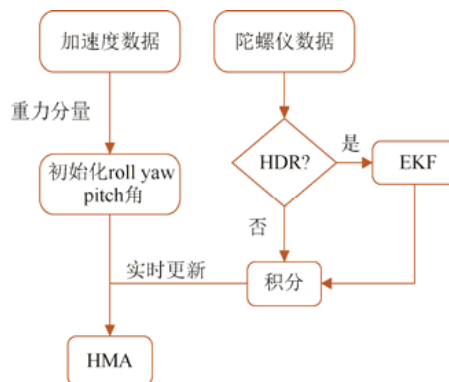


图 3 行为伴随的 HMA 计算模型

首先基于驾驶员当前位置获取手部的初始角度,角度变化分别为俯仰(pitch)、滚动(roll)和偏航(yaw).

使用 HDR 模型来实时纠正漂移,降低角度计算的误差.当数据在阈值范围内时,使用 EKF 动态的校准数据,否则,直接进行角度积分,表示为

$$\theta_i = \begin{cases} \theta_{i-1} + EKF(w_i)/w_{hz}, & |w_i| \leq th\theta \\ \theta_{i-1} + w_i/w_{hz}, & |w_i| > th\theta \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\theta_i$  表示  $i$  时刻的角度,  $EKF(w_i)$  表示  $w_i$  使用 EKF 得到的校准角度,  $w_{hz}$  表示陀螺仪数据的采样频率. 结合初始角度, 实时更新角度得到 HMA.

## 2.4 多指标智能压力感知

压力对驾驶员的影响是双面性的. 在一定的压力范围内给驾驶员带来正面影响, 促进驾驶员专注于驾驶任务, 但持续高压状态会导致驾驶员注意力分散, 从负面影响驾驶员的决策能力, 形成驾驶过程中的安全隐患. 因此, 本文基于多指标压力感知模型识别驾驶员驾驶过程中 C1(正常状态)、C2(低压状态)、C3(中等状态)、C4(高压状态)这 4 种压力状态, C3、C4 是具有安全隐患的压力状态. 为了精确地分离压力状态, 本文采用泛化性能较好的 SVM<sup>[2]</sup>分类器检测压力.

首先基于生理行为指标层提取相关时频特征, 用于模型训练, 根据文献[5,36]中对 HRV 的时频分析, 将其分为 LF 和 HF, LF 定义的频率范围是 [0.04HZ, 0.15HZ], HF 的频率范围为 [0.15HZ, 0.5HZ]. 为了实时地得到驾驶员的压力反馈, 选取 2s 的窗口大小提取各个指标的相关统计特征, 共提取特征 35 个, 见表 1.

表 1 基于多指标的相关特征

指标类型	特征	特征描述	指标类型	特征	特征描述
HR	AVG_HR	HR 平均值	HRV	STD_HRV	HRV 标准差
	VAR_HR	HR 方差		PSD_LF	HRV 的 LF 功率谱密度
	STD_HR	HR 的标准差		PSD_HF	HRV 的 HF 功率谱密度
	PEAK_HR	HR 的峰值		PSD_LF/HF	LF/HF 功率谱密度
	PSD_HR	功率谱密度能量平均值	HMA	AVG_X,AVG_Y,AVG_Z	pitch,roll,yaw 角的平均值
	PP_HR	HR 功率谱密度能量峰值		DEL_X,DEL_Y,DEL_Z	pitch,roll,yaw 角的末值减去初始值,表示窗口内旋转的相对旋转角度
HRV	AVG_HRV	HRV 平均值		VAR_X,VAR_Y,VAR_Z	pitch,roll,yaw 角的方差
	MIN_HRV	HRV 最小值		STD_X,STD_Y,STD_Z	pitch,roll,yaw 角的标准差
	MAX_HRV	HRV 最大值		PEAK_X,PEAK_Y,PEAK_Z	pitch,roll,yaw 角的峰值
	VAR_HRV	HRV 方差		PSD_X,PSD_Y,PSD_Z	pitch,roll,yaw 角的功率谱密度能量平均值
				PP_X,PP_Y,PP_Z	pitch,roll,yaw 角的功率谱密度能量峰值

其中, LF 反映了交感神经系统和副交感神经系统的活性, HF 反映了副交感神经系统的活性, LF/HF 反映了交感神经和副交感神经之间的调节平衡性, 与驾驶员的压力状态密切相关, 是以上特征中的重要特征.

基于上述特征集使用 SVM 模型进行压力分类, 使用十折交叉验证方式获取模型分类精确度.

## 3 实验验证

### 3.1 实验构建

实验系统包括实验数据采集装置、驾驶场景模拟装置以及信息处理装置.

如图 4 所示, 构建集成脉搏传感器和运动传感器的可穿戴手套中作为实验数据采集装置. 在模拟驾驶实验环境中通过图 5 所示的 City Car Driving 软件模拟不同交通状况、天气、位置等场景, 以达到刺激驾驶员情绪的目的, 其中驾驶操作由 Logitech 罗技 G29 方向盘模拟器完成.

实验招募 28 名志愿者, 要求 20 次以上驾驶经验且无精神障碍或者心脏病. 年龄分布为 20 岁~40 岁, 10 名女性和 18 名男性. 为了增加数据特征的差异, 每名志愿者共需 2.5h 的实验时间, 包括 0.5h 熟悉装置时间和 2h 模拟驾驶刺激实验. 志愿者在实验前后填写自我评估报告作为分类压力状态的标准. 使用随机生成的驾驶场景刺激志愿者来获取驾驶员在不同压力状况下的生理数据和行为数据. 模拟器可设置驾驶地段、交通拥塞程度、天气状况等. 首先, 志愿者在正常天气和路况下驾驶 0.5h, 从城市公路到高速公路转变, 从高速公路转换到农村, 又从农村转换到城市公路, 并设置成道路拥塞状况同时伴有鸣笛等操作, 每个阶段持续 10min. 此外, 分别设置夜间行



驶模式和雨雪天气在上述不同地段上行驶各持续 10min.



图 4 实验系统部署图



图 5 实验场景图

### 3.2 HRV指标对压力感知的重要性

基于行为伴随的生理指标检测结果如图 6 所示,可见,本文方法有效去除了 PPG 信号中的运动干扰,可以得到周期性明显且平稳的 PPG 信号.

图 7、图 8 分别表示驾驶员无压力状态和有压力状态下的 HRV 信号以及相应的频率分布,对比图 7 和图 8 可得,在交感神经和副交感神经系统的共同控制下,压力反馈在 HRV 上的表现是使得 LF 功率谱密度显著增高而 HF 有一定程度的降低,因此验证了 LF/HF 是预测压力的一个重要生理指标,在未来进行模型优化时可以给关键特征更高的权重来提高压力感知性能.

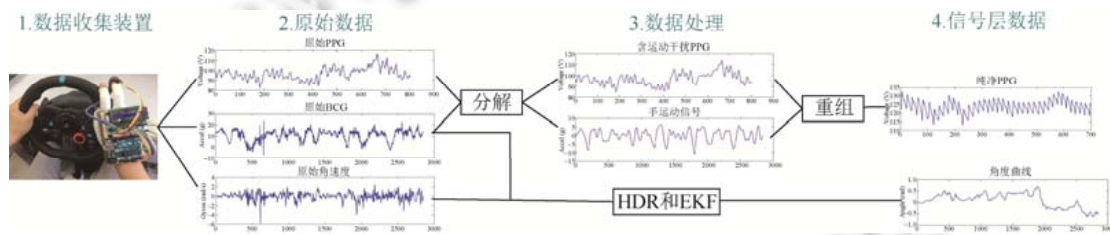


图 6 信号层处理

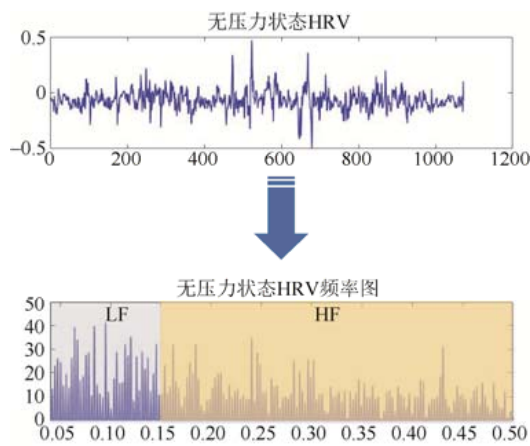


图 7 无压力状态 HRV 信号

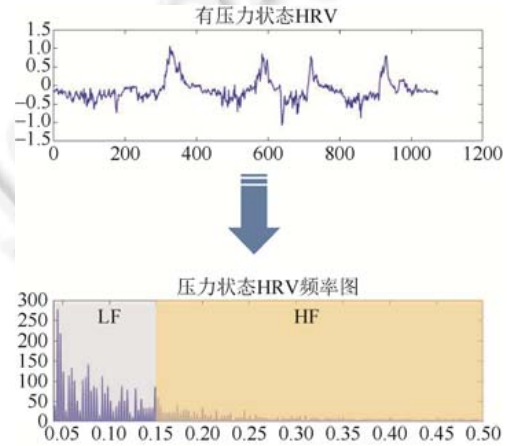


图 8 有压力状态 HRV 信号

### 3.3 压力检测性能

本文使用 35 个特征作为输入参数,对比 PPG 传感器提取的生理指标和行为伴随的生理行为指标对压力分类性能的影响,具体使用模型的准确率来度量分类性能.分类结果如图 9 所示,分类准确率分别为 83.2%和 95%,实验结果表明,本文提出的行为伴随的压力感知方法具有更好的压力检测性能.

分析图 9(b)可以看出,C4 和 C3 状态能够较为准确地被分类出来,这是由于压力达到一定程度后会对生理指标和行为指标产生明显的影响,因此,混合多指标提取的特征能够精确地区分出中、高压状态,而由于驾驶本身伴有紧张感 C1 和 C2,因此很容易误分类.

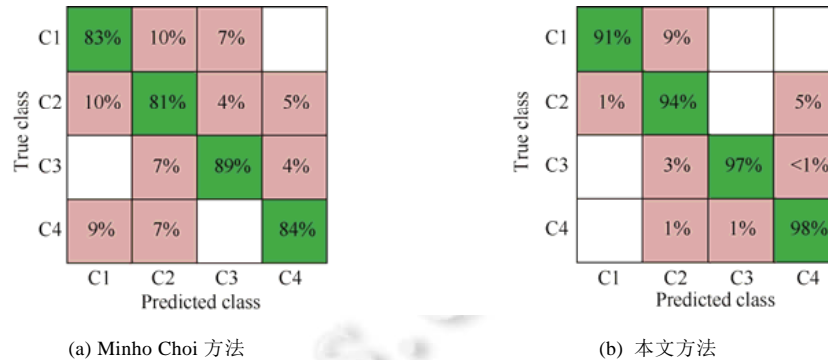


图 9 压力分类结果

为了加强对模型性能的评判,本文根据压力状态对驾驶员驾驶性能的影响,使用查全率和查准率来度量本文的压力分类模型性能,结果见表 2.不同压力对驾驶员的影响不同,轻度压力不会导致交通事故发生,因此 C1、C2 状态更要求较高的查准率,避免车辆因为检测到压力而持续给用户反馈信息,影响驾驶员的交互体验.而 C3、C4 是具有危险隐患的压力状态,要求系统能够更全面地检测到该状态以及及时反馈,因此需要考虑更高的查全率.分析表 2 可得,本文的分类模型对 C1 状态的查准率为 98.5%,对 C3、C4 的查全率在 96%以上,满足智能驾驶辅助中的压力检测需求.

表 2 分类模型的查全率和查准率比较表

正确率(%)	C1	C2	C3	C4
查准率	98.5	91.3	99.5	91.2
查全率	90.6	93.6	96.8	98.6

### 3.4 讨论

对于实验模拟下的驾驶员压力识别问题,本文所提出的基于行为伴随的识别系统可以得到 95%的准确率.但是,这一准确率受到多种因素的影响,例如在真实的驾驶环境中,路况的颠簸会影响 IMU 传感器数据的准确性,周围环境的光线变化,如白昼变化等会严重导致 PPG 信号失真.作为一项初期研究,使用模拟环境完成实验,驾驶员除了手部移动以外身体基本静止,实验室中的光源也是相对稳定的.在未来的工作中,将通过变换实验室的光线变化等因素,使驾驶员处在一个真实的环境中,从而完善系统.此外,后期将继续探索驾驶员的压力来源,结合驾驶员的地理位置、温度、工作负荷等多种因素分析驾驶员的压力状况,提高危害性较大的中等和高等压力的分类精确度.

## 4 结论

本文提出了一种基于行为伴随的驾驶员压力感知方法,与现有方法相比,具有非侵犯性和自然便捷的特点,并且提高了压力感知的精确度.具体地,提出将多信号融合下的心率检测技术应用于行为动态性强的驾驶环境中,解决了驾驶状况下生理指标检测严重失真的问题.此外,根据驾驶员的压力来源,建立多指标压力检测模型,



将单一指标输入扩展到多指标,提高了压力检测的准确性和可靠性.通过在实验室模拟驾驶场景,完成了实验验证,结果表明,在实验环境下,分类精确度可达到 95%,尤其是对中等和高等压力的检测,可达到 97%以上.由于驾驶员的高压力与其危险驾驶行为具有高度伴随性,因此,本文所提出的方法对于实现危险驾驶行为预测、支持智能驾驶辅助具有参考意义.

### References:

- [1] Bergasa LM, Nuevo J, Sotelo MA, *et al.* Real-Time system for monitoring driver vigilance. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2006,7(1):63–77.
- [2] Lee DS, Chong TW, Lee BG. Stress events detection of driver by wearable glove system. *IEEE Sensors J.*, 2017,17(1):194–204.
- [3] Sun Y, Thakor N. Photoplethysmography revisited: From contact to noncontact, from point to imaging. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2016,63(3):463–477.
- [4] Ham J, Cho D, Oh J, *et al.* Discrimination of multiple stress levels in virtual reality environments using heart rate variability. In: *Proc. of the 39th Annual Int'l Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, 2017. 3989–3992.
- [5] Temko A. Accurate heart rate monitoring during physical exercises using PPG. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2017, 64(9):2016–2024.
- [6] Kachuee M, Kiani MM, Mohammadzade H, *et al.* Cuff-Less high-accuracy calibration-free blood pressure estimation using pulse transit time. In: *Proc. of the 2015 IEEE Int'l Symp. on Circuits and Systems (ISCAS)*. IEEE, 2015. 1006–1009.
- [7] Sharma N, Gedeon T. Objective measures, sensors and computational techniques for stress recognition and classification: A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012,108(3):1287–1301.
- [8] Koolhaas JM, Bartolomucci A, Buwalda B, *et al.* Stress revisited: A critical evaluation of the stress concept. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2011,35(5):1291–1301.
- [9] Lee BG, Chung WY. Wearable glove-type driver stress detection using a motion sensor. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2017,18(7):1835–1844.
- [10] McDonald AD, Schwarz C, Lee JD, *et al.* Real-Time detection of drowsiness related lane departures using steering wheel angle. In: *Proc. of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. CA: Sage Publications, 2012,56(1):2201–2205.
- [11] Shirmohammadi S, Ferrero A. Camera as the instrument: The rising trend of vision based measurement. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, 2014,17(3):41–47.
- [12] Omidyeganeh M, Shirmohammadi S, Abtahi S, *et al.* Yawning detection using embedded smart cameras. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2016,65(3):570–582.
- [13] Gao H, Yüce A, Thiran JP. Detecting emotional stress from facial expressions for driving safety. In: *Proc. of the 2014 IEEE Int'l Conf. on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2014. 5961–5965.
- [14] Seeing Machines. *Facelab Transport*. 2004. <http://www.seeingmachines.com/transport.htm>
- [15] Healey J, Picard RW. Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2005,6(2):156–166.
- [16] Mühlbacher-Karrer S, Mosa AH, Faller LM, *et al.* A driver state detection system—Combining a capacitive hand detection sensor with physiological sensors. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2017,66(4):624–636.
- [17] Picard RW, Vyzas E, Healey J. Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001,23(10):1175–1191.
- [18] Jansen S, Westphal A, Jeon M, *et al.* Detection of drivers' incidental and integral affect using physiological measures. In: *Proc. of the 5th Int'l Conf. on Automotive User Interfaces and Vehicular Applications (AutomotiveUI 2013)*. 2013. 97–98.
- [19] Poh MZ, McDuff DJ, Picard RW. Advancements in noncontact, multiparameter physiological measurements using a webcam. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2011,58(1):7–11.
- [20] Tanweer KT, Hasan SR, Kamboh AM. Motion artifact reduction from PPG signals during intense exercise using filtered X-LMS. In: *Proc. of the 2017 IEEE Int'l Symp. on Circuits and Systems (ISCAS)*. IEEE, 2017. 1–4.
- [21] Melillo P, Bracale M, Pecchia L. Nonlinear heart rate variability features for real-life stress detection. Case study: Students under stress due to university examination. *Biomedical Engineering Online*, 2011,10(1):96.

- [22] Costin R, Rotariu C, Pasarica A. Mental stress detection using heart rate variability and morphologic variability of EeG signals. In: Proc. of the 2012 Int'l Conf. and Exposition on Electrical and Power Engineering (EPE). IEEE, 2012. 591–596.
- [23] Chun K, Sun CC, Yang NJ. An improved LOMB algorithm for HRV analysis on a PPG sensor for low-cost DSP processor. In: Proc. of the 2017 IEEE Int'l Conf. on Consumer Electronics. IEEE, 2017. 405–406.
- [24] Wang Y, Liu Z, Dong B. Heart rate monitoring from wrist-type PPG based on singular spectrum analysis with motion decision. In: Proc. of the 38th IEEE Annual Int'l Conf. of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2016. 3511–3514.
- [25] Fang B, Sun F, Liu H, *et al.* A novel data glove for fingers motion capture using inertial and magnetic measurement units. In: Proc. of the 2016 IEEE Int'l Conf. on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 2016. 2099–2104.



张思美(1995—),女,陕西渭南人,硕士,主要研究领域为人机交互.



张涛(1976—),男,博士,副教授,主要研究领域为机器学习.



王海鹏(1975—),男,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为人机交互,人工智能.



董云卫(1968—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为软件形式化验证,嵌入式系统计算.



刘栋(1994—),男,硕士,主要研究领域为人机交互.