

DOI: 10.13382/j.jemi.B2609101

联合远程光电容积脉搏波及面部运动特征的心理压力识别*

刘雨婷^{1,2} 郑秀娟^{1,2} 张学刚³ 徐志辉³ 周相材^{1,2} 涂海燕^{1,2}

(1. 四川大学电气工程学院 成都 610065; 2. 四川大学信息与自动化技术四川省高校重点实验室 成都 610065;
3. 中广核工程有限公司核电安全技术与装备全国重点实验室 深圳 518172)

摘要:心理压力的长期积累会对个体的身心健康和工作安全产生显著影响,在日常工作生活中自然、无干扰地进行心理压力识别具有重要的研究意义和应用价值。针对传统心理压力识别方法依赖主观量表或接触式生理传感器难以满足无干扰应用的需求,提出了一种基于面部视频隐含信息的辅助心理压力识别方法。该方法以远程光电容积脉搏波描记法(remote photoplethysmography, rPPG)为基础,利用人脸视频序列提取皮肤反射引起的微弱颜色变化信号,实现远程光电容积脉搏波信号的重建与关键生理特征提取,同时引入面部运动单元特征(action unit, AU),通过双支路特征融合方法,实现心理压力识别。同时,基于蒙特利尔影像压力任务(Montreal imaging stress task, MIST)范式构建不同压力诱导条件下的受试者面部视频数据集,用于验证所提方法的有效性。实验结果表明,所提方法的心理压力识别准确率达到95.64%,并且实验结果在特征层面揭示了心理压力状态在脉搏波调节与面部运动表现上的一致性变化规律,为心理压力的无干扰、可解释识别提供了一种有效技术途径。

关键词:面部视频;远程光电容积脉搏波描记法;面部运动单元;心理压力识别;蒙特利尔影像压力任务

中图分类号: TP391.41; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Mental stress recognition by integrating features of remote photoplethysmographic signals and facial movements

Liu Yuting^{1,2} Zheng Xiujuan^{1,2} Zhang Xuegang³ Xu Zhihui³ Zhou Xiangcai^{1,2} Tu Haiyan^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. Key Laboratory of Information and Automation Technology in Sichuan Province, Chengdu 610065, China; 3. State Key Laboratory of Nuclear Power Safety Technology and Equipment, China Nuclear Power Engineering Co., Ltd., Shenzhen 518172, China)

Abstract: The long-term accumulation of mental stress significantly impacts an individual's physical and mental health as well as workplace safety. Identifying mental stress naturally and non-intrusively in daily work and life holds substantial research significance and practical value. Addressing the limitations of traditional mental stress identification methods—which rely on subjective questionnaires or contact-based physiological sensors and struggle to meet non-intrusive application requirements—this paper proposes an auxiliary mental stress identification method based on implicit information from facial videos. This method utilizes remote photoplethysmography (rPPG) as its foundation. It extracts subtle color variation signals caused by skin reflection from facial video sequences to reconstruct rPPG signals and extract key physiological features. Additionally, it incorporates facial action unit (AU) features through a dual-branch feature fusion approach to achieve mental stress recognition. Furthermore, a facial video dataset under various stress-inducing conditions was constructed based on the Montreal imaging stress task (MIST) paradigm to validate the proposed method's effectiveness. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves a mental stress recognition accuracy of 95.64%. Furthermore, the findings reveal consistent patterns of change in pulse wave modulation and facial movement expression corresponding to mental stress states at the feature level, providing an effective technical approach for non-intrusive and interpretable mental stress recognition.

Keywords: facial video; remote photoplethysmography; facial action units; mental stress recognition; Montreal imaging stress task

0 引言

心理压力通常被认为是个体在应对社会、情绪或认知需求过程中所产生的一种心理与生理应激状态^[1]。长期处于高水平心理压力环境中,会引发自主神经系统紊乱和下丘脑-垂体-肾上腺(hypothalamic-pituitary-adrenal axis, HPA)轴异常,进而影响个体的情绪稳定性、激素分泌与免疫功能,增加心血管疾病等慢性疾病的发生风险^[2]。心理压力长期或反复出现还会通过自主神经系统和神经内分泌通路,对心血管系统产生深远影响。大量研究表明^[3-5],心理压力可引发交感神经活动增强和副交感神经抑制,从而改变心率调节、血管张力及外周循环特性,这些变化被认为是心理压力与心血管健康风险之间的重要生理纽带。

传统的心理压力评估方法主要包括主观量表和基于生理信号的客观测量。量表方法操作简便、成本较低,但结果易受个体主观认知与情绪状态影响,难以实现短时间内的多次连续评估^[6]。基于生理信号的方法则通过检测应激激素水平或心血管自主神经反应,对心理压力进行量化评估^[7]。尽管该类方法在客观性方面具有优势,但通常专用传感设备,测量流程复杂,且对操作人员专业要求较高^[8],限制了其在日常生活和大规模应用场景中的推广。

随着计算机视觉与生理信号分析技术的发展,基于视频的非接触式生理监测方法逐渐兴起。其中,远程光电容积脉搏波描记法(remote photoplethysmography, rPPG)技术通过分析面部皮肤在心脏搏动作用下产生的微弱颜色变化,获取 rPPG 信号,实现对远程生理测量。近年来,越来越多研究关注基于面部视频获取 rPPG 信号^[9],以及进一步估计心率^[10]、心率变异性^[11]、血压^[12-13]等心血管相关生理指标的工作。这些心节律相关参数大多与自主神经系统活动状态相关,可用于刻画心理压力作用下心血管调节模式的变化。因此,基于 rPPG 信号的心血管特征分析为基于视频的生理心理感知提供了重要的生理学基础。2024 年已有研究报道使用 rPPG 技术开展航天员生理心理状态评估^[14]。除生理信息外,面部视频还蕴含着丰富的行为与表情信息,前期研究发现在心理压力条件下,个体往往会在眼部、眉部和口部等区域表现出细微而稳定的面部变化,这些变化可用面部运动单元(action unit, AU)进行刻画,以反映潜在的情绪与压力水平^[15]。因此,有研究联合面部特征和生理表征进行疲劳等状态判别^[16]。

近年来,已有研究尝试 rPPG 技术结合机器学习模型进行心理压力检测。Fontes 等^[17]基于 rPPG 信号构建了融合长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、门

控循环单元(gated recurrent unit, GRU)和一维卷积网络(convolutional neural network, CNN)的深度学习模型,取得了较传统方法更优的识别性能,但模型结构相对复杂,难以体现快速、轻量化的应用优势。为进一步提升隐性心理状态的识别能力,Liu 等^[18]将 rPPG 信号与热成像信息相融合,通过多种分类模型及特征融合策略分析不同心理状态下面部温度变化规律,验证了多模态方法的有效性,但其系统复杂度和部署便捷性仍有待进一步提升。孔令琴等^[19]提出了一种融合心率变异性与人脸表情的非接触式心理压力检测方法,其分类精度可待进一步提高。Xu 等^[20]通过融合 rPPG 信号与峰值注意力驱动的多任务学习策略,实现了对心理压力状态的高精度非接触式识别,但其未融入面部运动单元特征,解释较单一。综上,现有方法多依赖复杂的深度模型,部分研究仍存在判别精度不足、系统复杂度较高、视角单一或难以实现快速部署等问题。

基于上述背景,本文利用面部视频中同时蕴含的生理节律信息与面部运动特征,提出一种基于 rPPG 技术与面部 AU 检测的心理压力识别方法。具体而言,本文首先利用脉冲变分模态提取(pulse variational mode extraction, PVME)方法从面部感兴趣区域(region of interest, ROI)颜色序列中恢复 rPPG 信号,并围绕单个脉搏周期提取时序结构、面积分布、斜率、峰值因子及双高斯拟合参数等心节律特征;随后采用 OpenFace 提取面部 AU 强度与存在性序列,并通过时间统计建模获得行为层特征;最后构建双支路一维卷积网络,在高层特征空间引入交叉注意力机制以建模 rPPG 特征与 AU 特征之间的互补关系,并利用粒子群优化方法自动搜索卷积核数量、训练轮数和学习率等关键超参数。基于 44 名被试的蒙特利尔影像压力任务(Montreal imaging stress task, MIST)压力诱导面部视频数据集,本文采用视频级十折交叉验证对模型进行评估,所提方法取得 95.64% 的平均识别准确率和 96.73% 的 F1-score,并通过单模态对比、融合策略消融、混淆矩阵和特征权重分析验证了生理-行为联合建模的有效性。

本文主要贡献为建立了仅依赖普通面部视频的非接触式心理压力识别流程;构建了面向压力状态的 rPPG 波形特征与 AU 行为特征双支路融合模型;从特征权重、消融实验和分类错误分布角度分析了生理-行为信息互相对压力识别性能的影响。

1 双支路心理压力识别模型

本文提出了一种基于面部视频的心理压力辅助识别方法,其系统总体框架如图 1 所示。该方法以面部视频序列作为输入,在无需额外生理传感设备的条件下,同时

挖掘视频中蕴含的生理节律信息与面部运动信息,实现对心理压力综合判别。

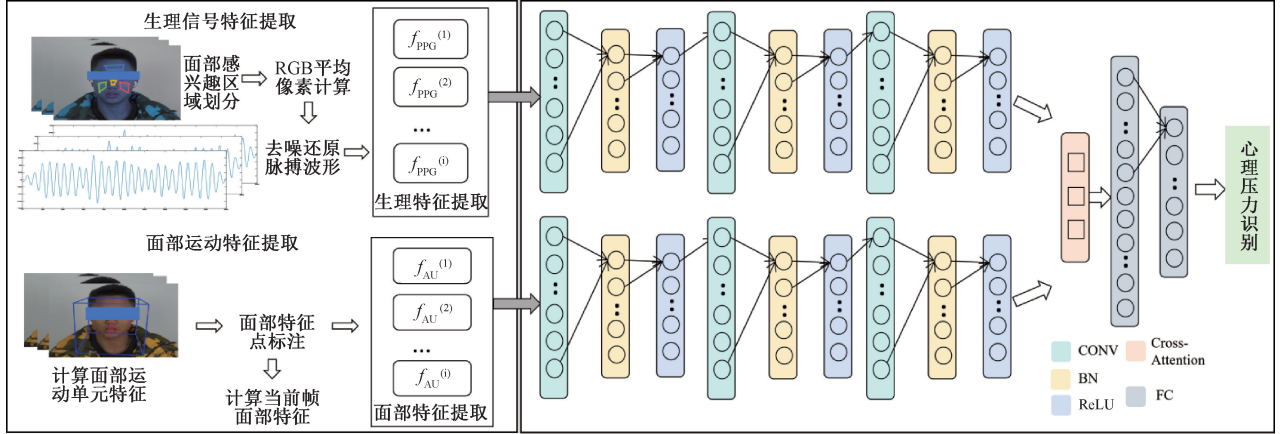


图1 所提方法总框架

Fig. 1 Framework of the proposed method

在数据处理阶段,首先对采集到的人体视频进行预处理与人脸区域定位^[21],从而获得稳定的面部视频序列。在此基础上,系统并行构建生理节律特征提取支路与行为表情特征建模支路。

其中,生理节律支路基于从面部视频中恢复 rPPG 信号并进一步提取与自主神经系统活动相关的生理特征;行为表情支路则通过面部关键点分析与面部 AU 建模,对面部局部区域的细微变化进行量化表征,以刻画个体在心理压力状态下的行为特征。接着,来自两条支路的特征表示分别送入对应的特征建模与判别模块,通过双支路特征分析框架实现心理压力状态的识别。最终,系统输出个体的心理压力判别结果。该总体框架充分利用单一视频数据中多维信息的互补性,在保证系统结构简洁的同时,提高了心理压力识别的稳定性与实用性。

1.1 基于 rPPG 技术的血容量脉搏信号复原方法

为无干扰获取心理压力状态下生理节律信息,本文基于 rPPG 技术,由面部视频中重建 rPPG 信号。

首先,设输入的人脸视频序列定义为:

$$\mathbf{I}(t)_{t=1}^T \quad (1)$$

式中: $\mathbf{I}(t)$ 表示第 t 帧图像; T 表示视频序列总帧数。通过人脸检测与关键区域定位,在额部及双颊等血管分布较为丰富的区域选取多个 ROI,并对每个 ROI 内像素进行空间平均,得到多通道颜色时序信号:

$$\mathbf{c}_m(t) = [\mathbf{R}_m(t), \mathbf{G}_m(t), \mathbf{B}_m(t)]^T \quad (2)$$

式中: $\mathbf{c}_m(t)$ 表示第 m 个 ROI 在第 t 帧的颜色时序信号。

随后采用基于色度空间的线性组合方式构建初始 rPPG 信号,以增强与血容量变化相关的颜色波动并抑制光照干扰,其一般形式可表示为:

$$s_m(t) = \mathbf{w}^T \mathbf{c}_m(t) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{c}_m(t)$ 表示第 m 个感兴趣区域在第 t 帧的颜色时

序向量; m 表示感兴趣区域编号; $\mathbf{w}$ 为颜色通道权重向量。

由于初始 rPPG 信号中通常混叠有呼吸、头动及环境噪声等干扰成分,本文进一步采用脉冲变分模态提取(pulse variational mode extraction, PVME)方法^[21],从 $s_m(t)$ 中分离与心率主频最相关的脉搏主模态分量,以增强信号的周期性 with 稳定性。

为充分利用不同 ROI 之间的互补信息,并降低单一区域信号质量不稳定带来的影响,本文参考文献[21]的策略对多路脉搏信号进行融合处理,并结合频域特性进行信号质量评估,从中选取周期性最显著、信噪比最高的信号作为最终输出的高质量 rPPG 信号。

最终从面部视频中恢复得到稳定可靠的 rPPG 信号作为后续心节律特征构建的基础输入,用于刻画心理压力状态下自主神经系统调节及心血管响应特性的变化。

1.2 基于血容量脉搏信号的心节律特征构建

由面部视频获得的 rPPG 信号反映了心脏搏动引起的外周血容量周期性变化,其波形结构蕴含了心脏射血过程、外周血管弹性及自主神经系统调节状态等多方面信息。为系统刻画心理压力状态下脉搏波信号系统在时序结构、波形形态及动力学特性方面的变化,本文从单个心搏周期中构建 rPPG 信号特征。图2所示为一个典型 rPPG 信号周期的结构示意,其中 a 表示周期起始谷值点, b 表示收缩期峰值点, c 表示下一周期的谷值点。基于该周期结构,本文将脉搏波特征划分为以下3类。

1) 时序结构特征

时序结构特征主要描述单个心搏周期内不同阶段的时间分布关系。如图2所示,定义从谷值点 a 到峰值点 b 的时间为收缩时间(systolic time, ST),从峰值点 b 到下一谷值点 c 的时间为舒张时间(diastolic time, DT)。此外,

为刻画 rPPG 信号在不同幅值层级处的动态变化特性,本文在 rPPG 信号幅值的 10%、25%、33%、50% 和 75% 处分别定义上升支与下降支对应的时间宽度 (SW-10~SW-75 与 DW-10~DW-75),用于刻画信号不同振幅阈值处的扩展程度及非对称性。

2) 波形能量与容积分布特征

波形能量特征用于描述脉搏波在一个周期内不同阶段的能量分布情况。如图 2(b) 所示,本文分别计算收缩阶段 ($a \rightarrow b$) 与舒张阶段 ($b \rightarrow c$) 下波形与时间轴之间的面积,记为 A_{up} 与 A_{down} ,用于表征心脏射血阶段与外周血管回流阶段的相对能量分布关系。

3) 波形动力学特征

波形动力学特征用于刻画 rPPG 信号上升与下降过程的陡峭程度。如图 2 所示,本文定义上升支的平均斜率为 S_{up} ,表示从 $a \sim b$ 阶段脉搏波幅值变化速率;相应地定义下降支的平均斜率为 S_{down} ,用于描述从 $b \sim c$ 阶段波形回落的速率。

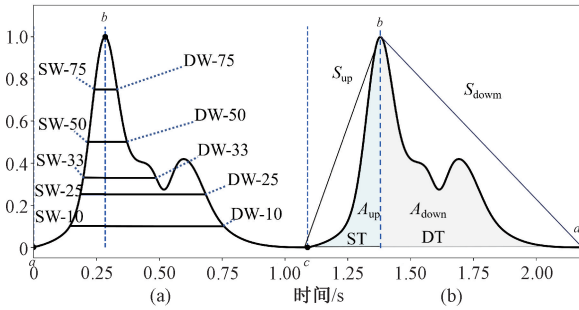


图 2 远程光电容积脉搏波信号特征示意图

Fig. 2 The diagram of the rPPG features

本文从时序结构、能量分布与动力学特性 3 个层面对于 rPPG 信号波形进行建模,其完整特征定义与编号如表 1 所示。上述多维心节律特征共同构成后续心理压力状态判别模型的重要生理信息输入。此外,本文进一步引入幅值归一化参数及参数化建模参数,以增强对 rPPG 信号形态细节与血管动力学特性的刻画能力。

F21 中的 ratio 定义为收缩期面积与舒张期面积之比,即 $A_{up}/(A_{down} + \varepsilon)$; ε 为防止分母为 0 的极小常数; F22 和 F23 分别表示收缩期面积、舒张期面积在单周期总面积中的占比。

表中特征 F26 对应参数 $K^{[22]}$,其定义如式(4)所示。

$$K = \frac{P_m - P_{valley}}{P_{peak} - P_{valley}} \quad (4)$$

式中: P_{peak} 与 P_{valley} 分别表示当前心动周期内的峰值与谷值幅度; P_m 表示该周期内 rPPG 信号的平均幅值。该参数本质上刻画了平均脉搏强度在峰谷区间中的相对位置,可反映脉搏波形的整体偏态特征。

此外,为对脉搏波形态进行参数化描述,本文采用双高斯模型对单周期 rPPG 信号进行拟合,其定义如式(5)所示。

表 1 rPPG 信号的生理节律特征

Table 1 Physiological rhythm characteristics of the PPG signals

特征编号	特征定义
F1、F2	ST、DT
F3~F7	SW_10、SW_25、SW_33、SW_50、SW_75
F8~F12	DW_10、DW_25、DW_33、DW_50、DW_75
F13~F17	$ST+DT$ 、 $ST-DT$ 、 $ST/(DT+\varepsilon)$ 、 $ST/(ST+DT+\varepsilon)$ 、 $DT/(ST+DT+\varepsilon)$
F18~F20	A_{up} 、 A_{down} 、 $A_{up}+A_{down}$
F21~F23	ratio、 $A_{up}/(A_{up}+A_{down}+\varepsilon)$ 、 $A_{down}/(A_{up}+A_{down}+\varepsilon)$
F24、F25	b 、 a
F26	K
F27、F28	S_{up} 、 S_{down}
F29~F32	α_1 、 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1}$ 、 μ_1 、 $2\sigma_1^2$
F33~F36	α_2 、 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2}$ 、 μ_2 、 $2\sigma_2^2$

$$x(t) = \sum_{i=1}^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(t-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (5)$$

其中,第 1 个高斯分量主要对应心脏射血形成的主波峰,第 2 个高斯分量对应由外周血管反射产生的次级波峰。相应地,本文将 α_1 、 μ_1 、 σ_1 及 α_2 、 μ_2 、 σ_2 相关组合参数作为特征输入模型 (F29~F36),用于分别刻画主峰与反射峰在幅值、时间位置及宽度上的变化特性。最终构建生理信号特征向量 f_{rPPG} ,作为后续双支路特征融合与心理压力判别模型的行为输入。

1.3 面部运动单元特征提取

除生理节律信息外,心理压力还会通过面部肌肉活动的变化外显于个体的面部行为中。AU 作为面部动作编码系统 (facial action coding system, FACS) 中的基本描述单元^[23],能够对面部局部肌肉的运动情况进行量化刻画,因此被引入作为行为层特征,用以辅助心理压力状态识别。

本文采用开源面部行为分析工具 OpenFace 对输入视频序列进行逐帧处理,自动提取各 AU 的激活强度时序。考虑到心理压力通常表现为持续、低强度的面部运动变化,而非瞬时剧烈表情,本文对 AU 强度序列在时间维度上进行统计建模,将帧级信息转换为固定维度的行为特征表示,最终构建面部行为特征向量 f_{AU} ,作为后续双支路特征融合与心理压力识别模型的行为输入。所采用的 AU 类型及其对应的统计特征定义如表 2 所示。

需要说明的是,本文采用时间统计建模并不意味着忽略 AU 序列的动态变化,而是将每个 20 s 时间切片内 AU 强度的统计量作为持续性压力反应的压缩表征。该

处理能够在样本量有限的条件下降低帧级噪声和模型复杂度,适用于本文强调的轻量化、可解释识别场景。

表2 面部运动单元特征

Table 2 The features of the facial motion units

特征编号	特征定义	特征编号	特征定义
AU01	眉毛内侧抬升	AU14	酒窝
AU02	眉毛外侧抬升	AU15	嘴角下压
AU04	降低眉毛	AU17	下巴抬高
AU05	上眼睑提升	AU20	嘴唇伸展
AU06	脸颊上升	AU23	嘴唇紧闭
AU07	眼睑收紧	AU25	嘴唇张开
AU09	皱鼻	AU26	下巴下拉
AU10	上唇抬高	AU28	嘴唇吸入
AU12	嘴角向外拉伸	AU45	眨眼

1.4 双支路特征融合与心理压力识别模型

为充分挖掘心节律特征与面部运动单元特征的互补信息,本文构建双支路深度网络分别对两类一维特征向量进行表示学习,并引入交叉注意力(cross-attention)实现跨模态信息交互,最终输出心理压力识别结果。

1) 双支路特征表示学习

设前文构建的心节律特征向量与面部行为特征向量分别表示为:

$$\mathbf{f}_{\text{rPPG}} \in \mathbf{R}^{d_1}, \mathbf{f}_{\text{AU}} \in \mathbf{R}^{d_2} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{f}_{\text{rPPG}}$ 和 $\mathbf{f}_{\text{AU}}$ 分别表示心节律特征向量和面部行为特征向量; d_1 和 d_2 分别表示两类特征维度。考虑到两类特征均以一维特征组形式表示,本文采用双支路一维卷积结构对其进行特征表示学习。对任一支路,其特征映射过程可抽象表示为:

$$\mathbf{H}^{(i)} = \mathbf{F}_{\text{conv}}(\mathbf{f}^{(i)}), i \in \{\text{rPPG}, \text{AU}\} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{F}_{\text{conv}}(\cdot)$ 表示由多层一维卷积与非线性激活函数构成的特征映射函数; $\mathbf{H}^{(i)}$ 为第*i*条支路输出的高层特征表示。该结构能够在保持特征顺序关系的同时,挖掘特征内部潜在的判别模式。

2) 交叉注意力特征融合

为显式建模生理节律信息与面部运动信息之间的相关性,本文在双支路高层特征表示上引入 cross-attention 机制。设两条支路输出的特征表示分别为 $\mathbf{H}_{\text{rPPG}}$ 与 $\mathbf{H}_{\text{AU}}$,则交叉注意力映射过程可表示为:

$$\mathbf{H}_{\text{rPPG}} = \mathbf{F}(\mathbf{H}_{\text{rPPG}}, \mathbf{H}_{\text{AU}}), \mathbf{H}_{\text{AU}} = \mathbf{F}(\mathbf{H}_{\text{AU}}, \mathbf{H}_{\text{rPPG}}) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{F}(\cdot)$ 表示交叉注意力算子。在实现上,注意力权重由两类特征之间的相关性计算得到,如式(9)所示。

$$\mathbf{A}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \text{Softmax}(\mathbf{X}\mathbf{Y}^T)\mathbf{Y} \quad (9)$$

该过程能够引导模型在融合过程中重点关注中具有一致判别意义的特征成分。随后,将两路经注意力增强后的特征进行拼接,构建联合特征表示为:

$$\mathbf{H}_{\text{fusion}} = \text{Concat}(\mathbf{H}_{\text{rPPG}}, \mathbf{H}_{\text{AU}}) \quad (10)$$

式中: $\text{Concat}(\cdot)$ 表示在通道维度上的特征拼接。

与直接拼接或固定权重融合不同,交叉注意力机制在每个样本的高层特征空间中根据 rPPG 特征与 AU 特征之间的相关性自适应分配融合权重,使模型能够重点利用两类模态中同时具有判别意义的特征成分。当某一模态受局部噪声或面部动作扰动影响时,另一模态的稳定信息可通过注意力交互对联合表示进行补偿,因此该机制不仅用于特征合并,也承担跨模态可靠性调节的作用。

3) 心理压力判别

基于融合后的联合特征表示,本文采用分类器对心理压力进行判别。模型输出样本属于压力状态的预测概率,表示为:

$$p = \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{H}_{\text{fusion}}) + b \quad (11)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 表示 Sigmoid 函数; p 属于预测概率。最终分类结果如式(12)所示。

$$y = (p > t) \quad (12)$$

式中: t 为判别阈值,本文实验中取 $t=0.5$ 。模型训练过程中采用二元交叉熵损失函数如式(13)所示。

$$L = -[y \log(p) + (1 - y) \log(1 - p)] \quad (13)$$

该式用于优化模型参数。

4) 训练策略与参数优化

为获得稳健的性能识别结果,本文采用视频级十折交叉验证方式对模型进行训练与测试。具体而言,交叉验证的划分单位为原始视频,而非 20 s 时间切片;同一原始视频对应的多个切片在划分前被绑定为同一个样本组,并仅出现在同一折的训练集或测试集中,从而避免同源时间切片同时进入训练集和测试集所导致的数据泄漏。在此基础上,引入粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)方法对关键超参数进行自动搜索,包括卷积核数量、训练轮数以及学习率等。以视频级十折交叉验证下的平均分类准确率作为优化目标,确定最优参数组合并用于最终模型训练。

2 实验和结果

2.1 压力激发试验采集数据集

MIST 是一种广泛用于诱发心理压力状态的实验范式^[24],通过限时心算任务与社会评价压力相结合,引发被试的紧张、焦虑与压力反应。该范式已被广泛应用于心理学与神经科学领域,用于研究压力相关的认知与生理变化。

基于该范式,本文构建了用于心理压力识别的面部视频数据集。实验包含平静阶段、压力阶段 1 和 2 三个连续阶段。在平静阶段,被试朗读并口头回答预设心算题目,任务持续 2.5 min,用于采集低压力基线状态数据。在压力阶段 1,被试使用鼠标在计算机界面上完成心算

任务并口头陈述答案,任务持续3 min,单个问题不设时间限制,用于诱发初级压力状态。在压力阶段2,被试继续完成心算任务并口头报告答案,但每题限时2 s,且题

目难度根据被试答题情况动态调整,以在保证任务可持续完成的前提下施加较高心理压力。实验流程如图3所示。

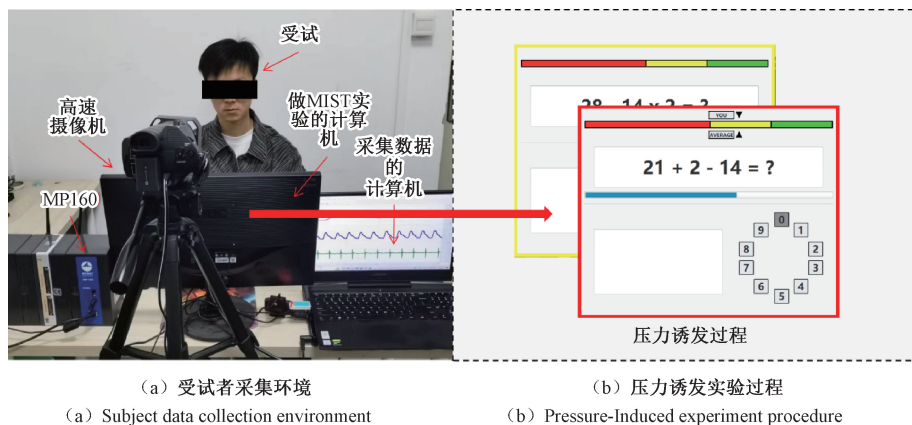


图3 压力激发试验数据采集示意图

Fig. 3 Pressure-Induced test data acquisition diagram

为进一步验证压力诱导的有效性,本文在平静阶段和压力阶段结束后分别采集主观问卷评分。问卷采用7级评分方式,其中1表示主观感受最低,7表示主观感受最高。由于平静阶段仅进行静息调整,因此该阶段主要记录“压力大小”和“心跳加速”两个与压力反应直接相关的主观指标;压力阶段则进一步记录任务难度、压力大小、心跳加速和表现满意度等指标。为保证两阶段比较的一致性,本文选取平静阶段和压力阶段均包含的“压力大小”和“心跳加速”两个指标进行压力诱导有效性分析。

统计结果显示,平静阶段被试主观压力大小评分主要集中于1分和2分,其中36名被试评分为1分,8名被试评分为2分,平均评分为 1.18 ± 0.39 ;压力阶段主观压力大小评分明显升高,评分不低于5分的被试为39名,占88.64%,平均评分为 5.73 ± 1.17 。心跳加速评分方面,平静阶段40名被试评分为1分,4名被试评分为2分,平均评分为 1.09 ± 0.29 ;压力阶段评分不低于5分的被试为36名,占81.82%,平均评分为 5.55 ± 1.39 。基于问卷频数分布的统计检验结果表明,压力阶段在压力大小和心跳加速两个指标上均显著高于平静阶段,差异具有统计学意义($p = 2.27 \times 10^{-13} < 0.001$)。上述结果说明,本文采用的压力诱导实验能够有效提高被试的主观压力水平和生理唤醒感。

本研究共招募44名志愿者被试,其中女性10名,男性34名。被试均完成全部实验流程,问卷结果表明总体压力诱导有效,因此未因问卷结果剔除被试,样本排除比例为0%。所有被试均无精神疾病、心血管疾病、高血压或其他相关病史,且在过去一年内未服用精神类药物。

被试在实验前保证充足睡眠,实验前24 h内未饮酒,实验前3 h内未进行剧烈体育活动,实验前2 h内未摄入咖啡或茶等刺激性饮品。所有参与者均为自愿参加,并在实验开始前签署书面知情同意书。

在上述实验流程下,每名被试产生3段视频样本,对应平静状态与两级压力状态,共采集132段面部红绿蓝(red-green-blue, RGB)视频,其中44段对应平静状态,88段对应压力状态。所有视频均在稳定、受控的室内环境中采集,用于后续心理压力识别模型的训练与评估。

2.2 数据预处理

为保证实验结果的公平性与可重复性,本文在模型训练与测试前对数据进行统一的数据处理流程。首先,对采集得到的原始视频数据进行时间分段处理。考虑到心理压力状态在短时间尺度内具有相对稳定性,同时兼顾样本数量与信号可靠性,本文将每段视频跳过开头20 s之后依次划分为3个长度为20 s的时间切片。理论上132段视频可生成396个时间切片,剔除帧率异常或有效帧不足的切片52段后,最终共获得344个有效切片。

在时间切片基础上,分别从每个片段中提取对应的生理节律特征与面部行为特征,并按照样本编号进行对齐,确保不同模态特征在样本层面一一对应。该处理方式既能够提升模型训练所需的有效样本数量,又能够避免跨时间片段的信息混叠。

在模型识别阶段,本文采用分组交叉验证策略对样本进行划分,分组键为原始视频编号。模型评估的划分单位是视频级而非切片级,同一原始视频对应的多个时间切片仅参与同一折中的训练或测试过程,确保训练集

与测试集之间在视频层面保持相互独立。通过该设置,可避免相邻时间切片所共享的被试身份、光照条件和面部纹理信息造成过高估计,从而降低数据泄漏风险。

2.3 指标评价

将心理压力检测设定为一个二分类问题,即将平静阶段标记为“无压力”,将压力阶段1和2统一标记为“有压力”。该设定主要基于以下考虑:首先,本文研究目标是面向日常无干扰监测场景的心理压力快速筛查,重点关注个体是否进入压力状态,而非进行临床意义上的压力等级诊断;其次,MIST范式中的压力阶段1和2均包含心算任务和社会评价成分,均属于相对于平静阶段的压力诱发过程。虽然两个压力阶段在任务难度和时间限制上存在一定差异,但在实际采集过程中,为保证实验伦理和被试可接受性,未设置强惩罚措施,两个压力阶段在主观压力诱发程度上未形成稳定、清晰的等级边界。问卷结果也显示,压力阶段评分主要集中于5、6、7等较高评分区间,说明实验能够有效诱发心理压力,但不同压力强度之间的主观区分度有限。考虑到心理压力强度具有较强的个体差异性和主观性,若直接将压力阶段1和2划分为不同压力等级进行多分类建模,可能引入标签噪声并影响模型评价的可靠性。因此,本文将两个压力阶段统一作为“有压力”状态进行建模,以提高标签定义的稳定性和二分类识别结果的可靠性。

分类问题的常见评估指标包括准确率 (accuracy)、精确率 (precision)、召回率 (recall)、F1 分数 (F1-score) 以及接收者操作特征曲线下面积 (receiver operating characteristic area under the curve, AUC),这些指标的计算公式如式(14)~(17)所示。

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (14)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (17)$$

式中:TP(true positives)表示正确检测为“有压力状态”的样本数目;TN(true negatives)表示正确检测为“无压力状态”的样本数目;FP(false positives)表示错误检测为“有压力状态”的样本;FN(false negatives)表示错误检测为“无压力状态”的样本数目。

此外,为评价不同rPPG方法在心率估计任务中的准确性,本文进一步采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)作为心率检测误差指标,其定义分别为:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i| \quad (18)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (19)$$

式中: N 表示测试样本数量; y_i 表示第 i 个样本的参考心率值; $\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的估计心率值。MAE 和 RMSE 的单位均为次/min,数值越小表示心率估计误差越低。

2.4 结果分析

1) 生理指标精度计算

为验证本文所采用 PVME 方法在心节律估计任务中的有效性,本文与 3 种经典算法方法在所采集的数据集上进行了对比分析,相关结果如表 3 所示。

表 3 不同方法心率测量精度对比

Table 3 Comparison of accuracy of heart rate measurement for different methods

方法	MAE ↓	RMSE ↓	r ↑
PVME ^[21]	4.01	5.45	0.92
CHROM ^[25]	7.95	9.70	0.30
POS ^[26]	7.70	9.40	0.32
Green ^[27]	8.40	10.30	0.25

从误差指标来看, PVME 在 MAE 和 RMSE 上均显著优于对比方法。其中, PVME 的 MAE 为 4.01, RMSE 为 5.45, 明显低于其他 3 种方法在相同实验条件下的误差水平。这表明 PVME 在抑制噪声干扰和提取稳定脉搏成分方面具有更强的鲁棒性和泛化能力。

PVME 与 CHROM、POS 和 Green 方法之间误差差距较大的原因主要包括以下 3 点: 首先, CHROM、POS 和 Green 均属于经典颜色空间投影或单通道基线方法, 其核心假设是皮肤颜色变化与脉搏成分在较稳定的光照和姿态条件下可被线性分离; 在 MIST 任务中, 被试需要口头回答并操作鼠标, 轻微头动、表情变化和局部肌肉活动会削弱这一假设; 其次, PVME 通过变分模态提取在目标心率频带内分离周期性更强的脉搏主模态, 并结合多 ROI 质量评估选择高信噪比信号, 因而对非平稳噪声和局部 ROI 质量波动更鲁棒; 最后, 本文后续压力识别依赖脉搏波形态特征, 因此采用 PVME 可为周期定位、峰谷检测和面积/斜率计算提供更稳定的信号基础。

相关性指标中 PVME 的相关系数达到 0.92, 说明 PVME 所估计的生理信号在整体变化趋势上与参考真值具有更高的一致性。综合上述结果可知, PVME 在生理指标估计精度和稳定性方面均表现出明显优势, 为后续基于心节律特征的心理压力识别提供了可靠的数据基础。

2) 特征权重展示

为分析模型在心理压力识别任务中对不同特征的关注机制, 本文对双支路模型中 rPPG 信号与面部 AU 的特

征权重进行了统计分析,其结果如图 4 和 5 所示,其中,面部单元 AU(i)_r 表示第 i 个面部单元的强度,AU(i)_c 表示第 i 个面部单元的存在。从生理节律特征来看,如图 4 所示,模型主要关注脉搏波形态与能量分布相关特征。其中,脉搏波上升与下降面积及其比例特征(F18~

F23)以及峰值因子和形态统计参数(F26,F29~F36)具有较高权重。可见,相较于单纯的时间尺度参数,心理压力状态对脉搏波信号系统的影响更多体现在脉搏波整体结构和能量分布特性的改变上,反映了自主神经调节机制在压力状态下的系统性变化。

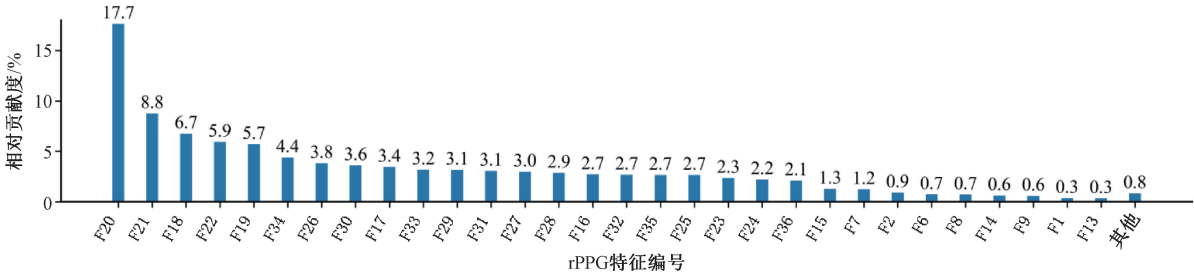


图 4 rPPG 支路信号对心理压力识别的相对贡献排序

Fig. 4 Ranking of the relative contributions of rPPG branch signals to the identification of psychological stress

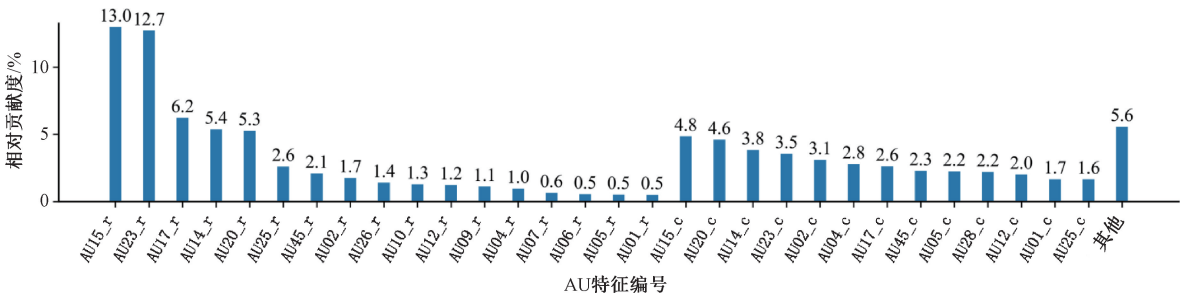


图 5 AU 支路信号对心理压力识别的相对贡献排序

Fig. 5 Ranking of the relative contributions of AU branch signals to the identification of psychological stress

在面部行为特征方面如图 5 所示,强度贡献率排名前 5 的动作为 AU15、AU23、AU17、AU14 和 AU20;存在特征中贡献率排名前 3 的为 AU15、AU20 和 AU14。上述动作单元主要分布于口部、下颌及面颊相关区域,表明模型更依赖这些局部肌肉活动幅度在时间尺度上的统计变化来区分压力状态。

该结果表明,模型更关注与口部及下颌区域相关的肌肉活动幅度在时间尺度上的统计变化,而非明显的表情构型转换。这些动作单元在单帧层面通常幅度较小,但在压力状态下其激活强度与出现频率可能呈现稳定偏移,因此在时间统计特征中表现出较高判别力。方法从视频中同时恢复生理节律信息与面部行为信息,分别刻画心理压力在心血管调节机制与面部行为两个层面的表征,从而构建了具有生理与行为双重约束的特征表示。

综上,rPPG 信号特征主要刻画心理压力引发的自主神经变化,而 AU 特征反映压力状态在面部行为层面的外显特征。双支路模型通过对两类高权重特征的联合建模,实现了生理与行为信息的互补融合,从特征层面解释了其在心理压力识别任务中优于单模态方法的表现。

从生理机制上看,心理压力会引起交感神经兴奋和副交感神经抑制,进而影响心率调节、外周血管收缩和脉搏波传播特性。因此,rPPG 波形中的上升支/下降支面积、面积比例、峰值因子和双高斯拟合参数可能反映了压力状态下心脏射血过程、外周血管顺应性和反射波成分的改变。

与此同时,压力诱发的紧张、抑制性表情和口部肌肉收缩可能导致 AU15、AU20、AU23 等口部及下颌相关动作单元出现更稳定的激活偏移。上述结果说明,所提模型并非仅依赖经验特征进行分类,而是从自主神经调节和面部行为外显两个层面对压力反应进行互补表征。

3) 不同方法的心理压力识别结果

在心理压力识别任务中,本文对所提出的 rPPG+AU 双支路模型与多种对比方法进行了系统比较,通过十折交叉验证结果如表 4 所示。从整体识别性能来看,rPPG+AU 双支路模型取得了最高的分类准确率(95.64%),显著优于单一模态模型及传统机器学习方法。与仅使用生理节律特征的 rPPG 单支路模型相比,双支路模型的识别准确率提升 25.58 个百分点;与仅基于 AU 行为特征的单支路模型相比,准确率提升 6.09 个百分点。

表 4 不同方法十折交叉验证结果对比

Table 4 Comparison of 10-fold cross-validation results using different methods (%)

方法	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
rPPG+AU 双支路	95.64	95.18	98.34	96.73
rPPG 单支路	70.06	49.65	70.06	57.97
AU 单支路	89.55	90.58	89.56	89.03
决策树	73.24	74.24	73.24	72.63
随机森林	83.13	88.17	72.60	75.34

相比之下,双支路模型通过融合生理与行为两类信息实现了更为全面的状态表征。此外,与决策树和随机森林等传统分类方法相比,本文方法在识别准确率上均取得了明显提升。这进一步验证了所提出双支路融合模型在心理压力识别任务中的有效性和优越性。

为进一步验证交叉注意力机制在双支路心理压力识别模型中的有效性,本文在保持特征提取支路、分类器结构及训练参数一致的条件下,设计了不同融合策略的消融实验。对比方法包括直接特征拼接、固定权重平均融合、可学习权重融合以及本文采用的交叉注意力融合,实验结果如表 5 所示。可以看出,直接拼接融合的 Accuracy 和 F1-score 分别为 88.24% 和 89.47%,说明简单地将 rPPG 特征与 AU 特征进行拼接难以充分挖掘两类特征之间的互补关系。简单加权融合的 Recall 达到

100%,但 Precision 仅为 89.66%,表明该方法对压力样本较为敏感,但同时增加了无压力样本被误判为压力状态的风险。可学习加权融合取得了较高的 Precision,但其 Recall 和 F1-score 仍低于交叉注意力融合。相比之下,交叉注意力融合在 Accuracy 和 F1-score 上分别达到 95.64% 和 96.73%,均为 4 种方法中的最高值,说明交叉注意力机制能够更有效地建模生理节律特征与面部运动特征之间的跨模态关联,从而获得更加稳定和均衡的心理压力识别性能。

表 5 不同融合策略十折交叉验证结果对比

Table 5 Comparison of 10-fold cross-validation results using different fusion strategies (%)

方法	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
交叉注意力融合	95.64	95.18	98.34	96.73
直接拼接融合	88.24	85.00	94.44	89.47
简单加权融合	91.18	89.66	100	94.55
可学习加权融合	94.16	96.12	95.55	95.69

4) 混淆矩阵分析

为进一步评估所提出 rPPG 信号及面部运动特征联合的双支路模型在心理压力识别任务中的分类性能,本文基于最优参数配置绘制了混淆矩阵与分类指标分析,混淆矩阵如图 6 所示。

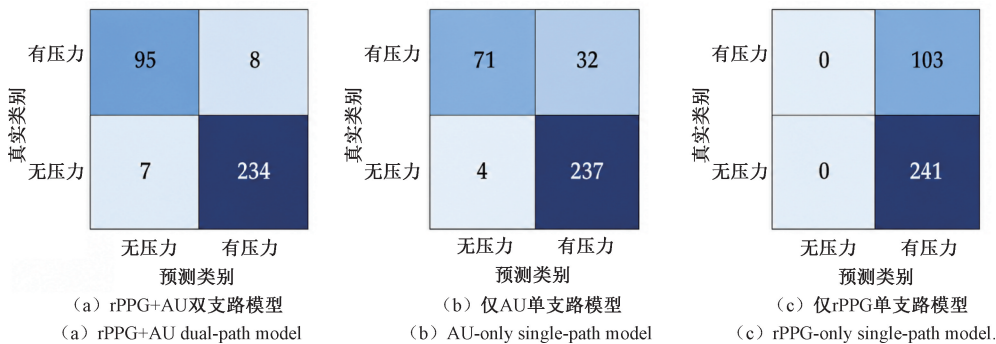


图 6 不同特征配置下心理压力二分类混淆矩阵对比

Fig. 6 Confusion matrices for mental stress classification under different feature configurations

对于生理与面部运动特征双支路融合模型,在 344 个测试样本中共正确分类 329 个,整体准确率达到 95.64%。其中,无压力状态的召回率为 92.23%,有压力状态的召回率为 97.10%,表明该模型在两类样本上的识别性能均较为稳定。

为进一步判断双支路融合模型相较于单支路模型的性能提升是否具有统计意义,本文基于十折交叉验证结果进行了配对统计检验。由于不同模型在相同的数据划分下进行训练和测试,每一折的评价指标具有配对关系,因此本文以每折 Accuracy 和 F1-score 作为统计单元,分

别比较 rPPG+AU 双支路模型与 AU 单支路模型、rPPG+AU 双支路模型与 rPPG 单支路模型之间的性能差异。本文采用 Wilcoxon 符号秩检验进行非参数配对比较,并以 $p<0.05$ 作为差异具有统计学意义的判据。

统计检验结果表明,rPPG+AU 双支路模型相较于 rPPG 单支路模型在 Accuracy 和 F1-score 上均取得显著提升,双侧检验 p 值均为 0.001 95;相较于 AU 单支路模型,双支路模型在 Accuracy 和 F1-score 上同样表现出显著提升,双侧检验 p 值分别为 0.046 88 和 0.009 77。结合表 4 结果可知,rPPG+AU 双支路模型的 Accuracy 达到

95.64%, 高于 rPPG 单支路和 AU 单支路模型, 且上述性能提升在十折交叉验证中具有统计学意义。该结果说明, 双支路模型的性能优势并非仅由单次数据划分或随机波动造成, 而是能够在多折验证中保持相对稳定的提升。结合混淆矩阵结果可以进一步看出, 双支路模型能够同时利用 rPPG 生理节律特征和 AU 面部行为特征, 有效缓解单一模态模型存在的类别偏置问题, 从而获得更加均衡的心理压力识别性能。

以上结果表明, 单一模态特征难以同时兼顾两类状态的判别需求, 而通过双支路结构融合生理与面部信息, 可以有效缓解类别偏置问题, 在保证对有压力状态高识别率的同时显著提升对无压力状态的区分能力, 从而获得更均衡且稳定的分类性能。这说明心理压力并非仅体现在单一生理或行为层面, 而是同时引发心血管调节与面部行为模式的协同变化, 因此仅依赖单一模态往往导致信息不充分或判别偏向。这一结论与已有研究中^[20]通过面部视频与生理信息的联合建模验证了多模态特征在心理压力识别任务中的有效性。这一发现从方法层面支持了心理压力具有多维表征特性的观点, 与本文双支路融合模型的实验结论保持一致。

3 结 论

本文提出了一种基于面部视频的心理压力识别方法, 通过融合远程血容量脉搏信号与面部动作单元特征, 实现了无干扰式心理压力判别。在模型结构上, 本文构建了融合生理与面部信息的双支路特征分析框架, 并通过交叉注意力机制实现两类特征的有效交互与融合, 从而充分挖掘不同模态之间的互补信息。基于所采集的心理压力诱导实验数据集进行验证, 实验结果表明, 该方法在心理压力二分类任务中具有较高的准确率与稳定性, 能够在保证对有压力状态高识别率的同时显著提升对无压力状态的区分能力。

相较于仅依赖单一维度信息的方法, 本文方法无需额外生理传感器设备, 仅基于普通摄像头即可实现心理压力状态的客观识别, 具有较好的实用性及部署潜力。同时, 特征层面的分析结果表明, 心理压力状态在心血管调节模式与面部局部行为特征上均呈现一致性的统计变化趋势, 为理解心理压力的生理-行为耦合机制提供了实证支持。

然而, 本研究仍存在一定局限性。首先, 实验数据主要来源于 44 名被试在受控室内环境下完成的 MIST 压力诱导实验, 样本量及性别、年龄和职业分布的代表性仍有限, 与真实复杂场景下的光照变化、姿态变化、遮挡和自然压力来源存在差异, 因此当前结果仍需在更大规模、多中心和自然场景数据上进一步验证; 其次, 本文主要围绕

二分类压力筛查任务开展研究, 虽然已补充对压力阶段 1 和 2 的分层统计分析, 但尚未建立连续压力强度估计和个体差异自适应模型; 最后, 本文所采用的部分 rPPG 波形特征来源于已有脉搏波分析研究, 本文的主要改进在于将单周期形态特征与 AU 行为特征进行面向压力识别的双支路交叉注意力融合; 未来将进一步挖掘压力特异性波形描述子, 并引入跨场景自适应和个体基线校正机制, 以提升模型在实际应用中的泛化能力与实用价值。

参考文献

- [1] Kyrou M, Kompatsiaris I, Petrantonakis P C. Deep learning approaches for stress detection: A survey[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2025, 16(2): 499-517.
- [2] Knezevic E, Nenic K, Milanovic V, et al. The role of cortisol in chronic stress, neurodegenerative diseases, and psychological disorders [J]. Cells, 2023, 12(23): 2726.
- [3] O'Riordan A, Howard S, Gallagher S. Blunted cardiovascular reactivity to psychological stress and prospective health: A systematic review [J]. Health Psychology Review, 2023, 17(1): 121-147.
- [4] Jentsch V L, Wolf O T. The impact of emotion regulation on cardiovascular, neuroendocrine and psychological stress responses [J]. Biological Psychology, 2020, 154: 107893.
- [5] Weissman D G, Mendes W B. Correlation of sympathetic and parasympathetic nervous system activity during rest and acute stress tasks [J]. International Journal of Psychophysiology, 2021, 162: 60-68.
- [6] Frisone F, Sicari F, Settineri S, et al. Clinical psychological assessment of stress: A narrative review of the last 5 years [J]. Clinical neuropsychiatry, 2021, 18(2): 91.
- [7] Chatzaki C, Tsiknakis M. An overview of stress analysis based on physiological signals: Systematic review of open datasets and current trends [J]. Sensors, 2025, 25(23): 7108.
- [8] Roos L G, Slavich G M. Wearable technologies for health research: Opportunities, limitations, and practical and conceptual considerations [J]. Brain, Behavior, and Immunity, 2023, 113: 444-452.
- [9] Zhao C C, Zhang S H, Cao P C, et al. Pruning remote photoplethysmography networks using weight-gradient joint criterion [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 282: 127623.
- [10] 成娟, 武梦影, 宋仁成, 等. 模型和盲源分离融合的

- 运动鲁棒视频心率检测[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(8): 289-298.
- Cheng Juan, Wu Mengying, Song Rencheng, et al. Motion robust video heart rate detection based on fusion of model and blind source separation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(8): 289-298.
- [11] Yao X, Song R C, Cheng J, et al. HRVFusion: Video-based long-term heart rate variability measurement with conditional diffusion models[C]//IEEE Transactions on Multimedia, 2026.
- [12] 淳新益, 郑秀娟, 张畅, 等. 遗传算法优化BP神经网络的非接触式血压估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 53-59.
- Chun Xinyi, Zheng Xiujuan, Zhang Chang, et al. Non-contact blood pressure estimation method based on genetic algorithm optimized BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(7): 53-59.
- [13] Zheng X J, Zou B H, Zhang C, et al. Remote blood pressure estimation using BVP signal features from facial videos [J]. Pattern Recognition Letters, 2025, 193: 122-127.
- [14] 宋程, 张文杰, 曹子卿, 等. 禁食低代谢场景下基于非接触式生理心理感知的多模态情绪调适研究[J]. 航天医学与医学工程, 2024, 35(4): 201-208, 240.
- Song Cheng, Zhang Wenjie, Cao Ziqing, et al. Multimodal emotion regulation based on non-contact physiological and psychological perception in fasting hypometabolic scenarios [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2024, 35(4): 201-208, 240.
- [15] Krumhuber E G, Skora L I, Hill H C H, et al. The role of facial movements in emotion recognition [J]. Nature Reviews Psychology, 2023, 2(5): 283-296.
- [16] 颜文琴, 郑秀娟, 殷中平, 等. 融合面部外观与生理表征的作业人员疲劳判别[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(10): 12-21.
- Yan Wenqin, Zheng Xiujuan, Yin Zhongping, et al. Operator fatigue discrimination by fusing facial appearance and physiological representations [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(10): 12-21.
- [17] Fontes L, Machado P, Vinkemeier D, et al. Enhancing stress detection: A comprehensive approach through rPPG analysis and deep learning techniques [J]. Sensors, 2024, 24(4): 1096.
- [18] Liu I, Liu F Y, Zhong Q, et al. Your blush gives you away: Detecting hidden mental states with remote photoplethysmography and thermal imaging [J]. PeerJ Computer Science, 2024, 10: 1912.
- [19] 孔令琴, 陈飞, 赵跃进, 等. 融合心率变异性与表情的非接触心理压力检测[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 68-77.
- Kong Lingqin, Chen Fei, Zhao Yuejin, et al. Non-contact psychological stress detection by fusing heart rate variability and facial expression [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 68-77.
- [20] Xu J C, Song C, Yue Z J, et al. Facial video-based non-contact stress recognition utilizing multi-task learning with peak attention [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 28(9): 5335-5346.
- [21] Liu B X, Zheng X J, Wu Y. Remote heart rate estimation in intense interference scenarios: A white-box framework [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-14.
- [22] Wang L Q, Tian S, Zhu R, et al. A new method of continuous blood pressure monitoring using multichannel sensing signals on the wrist [J]. Microsystems & Nanoengineering, 2023, 9: 117.
- [23] Baltrusaitis T, Zadeh A, Lim Y C, et al. OpenFace 2.0: Facial behavior analysis toolkit [C]//2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 59-66.
- [24] Kim J, Choi M H. Functional brain connectivity during stress induction and recovery: Normal subjects [J]. Applied Sciences, 2025, 15(17): 9714.
- [25] De Haan G, Jeanne V. Robust pulse rate from chrominance-based rPPG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(10): 2878-2886.
- [26] Wang W J, Den Brinker A C, Stuijk S, et al. Algorithmic principles of remote PPG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 64(7): 1479-1491.
- [27] Verkruysse W, Svaasand L O, Nelson J S. Remote plethysmographic imaging using ambient light [J]. Optics Express, 2008, 16(26): 21434-21445.

作者简介



刘雨婷, 2024 年于北京体育大学获得学士学位, 现为四川大学硕士研究生, 主要研究方向为非接触生理信号测量和心理状态识别。

E-mail: 2024223035002@stu.scu.edu.cn

Liu Yuting received her B. Sc. degree from Beijing Sport University in 2024. She is now a M. Sc. candidate at Sichuan University. Her main research interests include non-contact physiological signal measurement and mental condition assessment.



郑秀娟 (通信作者), 2004 年于西北工业大学获得学士学位, 2006 年于浙江大学获得硕士学位, 2011 年于香港理工大学获得博士学位, 现为四川大学电气工程学院自动化系副教授, 博士生导师, 主要研究方向包括无干扰式生理行为感知、多模态生物医学人工智能、具身智能等。

E-mail: xiujuanzheng@scu.edu.cn

Zheng Xiujuan (Corresponding author) received the B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2004, the M. Sc. degree from Zhejiang University in 2006, and the Ph. D. degree from Hong Kong Polytechnic University in 2011. She is currently an associate professor at the Department of Automation, College of Electrical Engineering, Sichuan University. Her research interests include non-intrusive physiological and behavioral sensing, multi-modal biomedical artificial intelligence, and embodied artificial intelligence.



张学刚, 2000 年于华北电力大学获得学士学位, 2003 年于华北电力大学获得硕士学位, 现为中广核工程有限公司核电安全技术与装备全国重点实验室正高级工程师, 主要研究方向为智能人机交互、人因工程与人因安全和测控技术等。

E-mail: 24457037@qq.com

Zhang Xuegang received his B. Sc. degree from North China Electric Power University in 2000 and M. Sc. degree from North China Electric Power University in 2003. He is now a senior engineer at the National Key Laboratory of Nuclear Power Safety Technology and Equipment, China Nuclear Power Engineering Co., Ltd. His main research interests include intelligent human-computer interaction, human factors engineering and safety, and measurement and control technology.



徐志辉, 现为中广核工程有限公司核电安全技术与装备全国重点实验室正高级工程师, 人因安全与测控技术研究中心高级研发主管, 主要参与核电站的运行与调试研究工作。

E-mail: xu_zhihui_cool@126.com

Xu Zhihui is now a senior engineer with the State Key Laboratory of Nuclear Power Safety Monitoring Technology and Equipment, China Nuclear Power Engineering Company Ltd. He is the senior research and development manager of the Centre for Human Factors Safety and Measurement and Control Technology. His main research interests include the operation and commissioning of nuclear power plants.



周相材, 2024 年于四川大学获得学士学位, 现为四川大学硕士研究生, 主要研究方向为非接触式生理测量。

E-mail: 2024223030071@stu.scu.edu.cn

Zhou Xiangcai received his B. Sc. degree from Sichuan University in 2024. He is now a M. Sc. candidate at the same university. His main research interest includes non-contact physiological measurement.



涂海燕, 1993 年于成都科技大学获得学士学位, 2000 年于四川大学获得硕士学位, 2012 年于四川大学获得博士学位, 现为四川大学副教授, 主要研究方向为生物医学工程与智能控制。

E-mail: haiyantu@163.com

Tu Haiyan received her B. Sc. degree from Chengdu University of Science and Technology in 1993, M. Sc. degree from Sichuan University in 2000, and Ph. D. degree from Sichuan University in 2012. She is now an associate professor at Sichuan University. Her main research interests include biomedical engineering and intelligent control.