

成像式光体积描记术精神压力检测

饶治 李炳霖 隋雅茹 嵇晓强 李明烨

Image photoplethysmography for mental stress detection

RAO Zhi, LI Bing-lin, SUI Ya-ru, JI Xiao-qiang, LI Ming-ye

引用本文:

饶治, 李炳霖, 隋雅茹, 嵇晓强, 李明烨. 成像式光体积描记术精神压力检测[J]. *中国光学*, 2022, 15(6): 1350–1359. doi: 10.37188/CO.2022–0180

RAO Zhi, LI Bing-lin, SUI Ya-ru, JI Xiao-qiang, LI Ming-ye. Image photoplethysmography for mental stress detection[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(6): 1350–1359. doi: 10.37188/CO.2022–0180

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0180>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

光学自由曲面面形检测技术

Optical free-form surfaces testing technologies

中国光学 (中英文). 2017, 10(3): 283 <https://doi.org/10.3788/CO.20171003.0283>

复杂动背景下的“低小慢”目标检测技术

LSS-target detection in complex sky backgrounds

中国光学 (中英文). 2019, 12(4): 853 <https://doi.org/10.3788/CO.20191204.0853>

多尺度窗口的自适应透射率修复交通图像去雾方法

A traffic image dehaze method based on adaptive transmittance estimation with multi-scale window

中国光学 (中英文). 2019, 12(6): 1311 <https://doi.org/10.3788/CO.20191206.1311>

基于线结构光传感器的轨道板几何形貌检测方法

A detection method based on line-structured light sensor for geometrical morphology of track slab

中国光学 (中英文). 2018, 11(5): 841 <https://doi.org/10.3788/CO.20181105.0841>

眼科光学相干层析成像的图像处理方法

Image processing method for ophthalmic optical coherence tomography

中国光学 (中英文). 2019, 12(4): 731 <https://doi.org/10.3788/CO.20191204.0731>

光谱成像技术在海域目标探测中的应用

Application of spectral imaging technology in maritime target detection

中国光学 (中英文). 2017, 10(6): 708 <https://doi.org/10.3788/CO.20171006.0708>

文章编号 2097-1842(2022)06-1350-10

成像式光体积描记术精神压力检测

饶 治¹, 李炳霖¹, 隋雅茹¹, 嵇晓强^{1*}, 李明烨^{2,3}

(1. 长春理工大学 生命科学技术学院, 吉林 长春 130022;

2. 皇家墨尔本理工大学 信息系统和商业分析系, 维多利亚州 卡尔顿 3001;

3. 墨尔本大学 计算与信息系统学院, 墨尔本 3053)

摘要: 为了实现非接触式的日常精神压力检测, 本文提出了一种基于成像式光体积描记术的精神压力检测方法。首先, 通过手机摄像头记录受试者面部视频, 再采用本文所提出的基于 Face Mesh 的动态感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 提取方法获得心率波动引起的皮肤微弱颜色变化。接下来, 将快速独立成分分析 (FastICA) 算法、小波变换和窄带带通滤波相结合, 提取基于图像的光体积描记术信号和心率变异性信息。然后, 对 30 名受试者进行了压力诱导实验, 通过比较受试者正常和应激状态下心率变异性参数的差异, 筛选了用于精神压力检测的 14 个特征, 并探讨了压力诱导的短期精神压力和日常精神压力之间的关系。最后, 另外选取 67 名受试者进行日常精神压力检测, 使用机器学习算法建立了精神压力检测的三分类器。实验结果表明: 精神压力三分类准确率达到 95.2%。鉴于这种方法不需要长期测量, 仅使用智能手机就可以准确检测人类精神压力水平, 而且测量方法简单, 测量时间短, 易操作, 不会影响受试者的正常心理和精神状态, 因此可以作为一种有效的心理学研究工具。

关键词: 非接触; 精神压力检测; 成像式光体积描记术; 心率变异性; 三分类

中图分类号: TP394.1; TH691.9 文献标志码: A doi: 10.37188/CO.2022-0180

Image photoplethysmography for mental stress detection

RAO Zhi¹, LI Bing-lin¹, SUI Ya-ru¹, JI Xiao-qiang^{1*}, LI Ming-ye^{2,3}

(1. School of Life Science and Technology, Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130022, China;

2. Department of Information Systems and Business Analytics, RMIT University,
Melbourne 3001, Australia;

3. School of Computing and Information Systems, The University of Melbourne,
Melbourne 3053, Australia)

* Corresponding author, E-mail: zuoanmulan@163.com

Abstract: To achieve non-contact daily mental stress detection, this paper proposes a image photoplethysmography to detect mental stress. First, a video of the subject's face is recorded by the cell phone camera. Then, the proposed Dynamic Region of Interest (ROI) extraction method based on Face Mesh is used to obtain the weak skin color changes caused by heart rate fluctuations. Next, the Fast Indepen-

收稿日期: 2022-08-10; 修订日期: 2022-09-06

基金项目: 吉林省科技发展计划项目 (No. 20210204131YY)

Supported by Science and Technology Development Plan Project of Jilin Province (No. 20210204131YY)

dent Component Analysis (FastICA) algorithm, wavelet transform and narrowband bandpass filtering are combined to extract the signal and heart rate variability information based on image photoplethysmography. Then, stress-induced experiments are conducted on 30 subjects to screen 14 features for mental stress detection by comparing the differences in heart rate variability parameters between normal and stressful states, and to explore the relationship between short-term mental stress and daily mental stress due to stress induction. Finally, an additional 67 subjects are tested for daily mental stress, and a triple classifier for mental stress detection is built using the machine learning algorithm. The experimental results show that the accuracy of the three classifications of mental stress can reach 95.2%. Given that this method does not require long-term measurements and can accurately detect human mental stress levels using only a smartphone, and that the measurement method is simple, and easy to administer, and does not affect the normal psychological and mental state of the subject, it can be used as a valid tool in psychological research.

Key words: non-contact; mental pressure detection; image photoplethysmography; heart rate variability; ternary classification

1 引言

精神压力是危害人类健康的主要因素之一,长期遭受精神压力会严重影响人类的心血管系统、激素水平和情绪状态^[1-3]。可靠有效的压力检测方法在心理健康干预和治疗中发挥着非常重要的作用,可以帮助预防和控制高强度压力引起的疾病^[4]。现有的精神压力检测多采用量表和谈话等方法^[5-6],依赖医生的主观经验,较难客观地反映被测试者真实的精神压力状态。

心率变异性 (Heart Rate Variability, HRV) 是压力评估领域中十分有价值的指标。根据欧洲心脏病学会和美国心脏协会于 1996 年发布的 HRV 标准^[7],通过 ECG (electrocardiogram)、PPG (photoplethysmography) 计算 HRV,可以通过分析交感神经系统和副交感神经系统来评估压力^[8-10],在压力接触测量领域展示出良好的评估结果^[11-13]。HRV 结合其他生理信号用以评估精神压力也被证明是一种有效的方法^[14-15]。然而,上述基于 HRV 分析的检测方法需要接触测量,会刺激皮肤,尤其不适合敏感皮肤患者。此外,接触性测量过程中需要专业人员 (如医生、护士、心理研究人员等) 参与,还可能造成受试者情绪波动,导致压力检测结果不准确。

Verkruysse 等人^[16]通过光学传感器发现人脸的微弱光线变化,可获得脉搏波信号,即成像式光体积描记术 (Image Photoplethysmography, iPPG)。该研究为实现视频非接触精神压力检测奠定了基础。Kaur 等人^[17]在特殊光线下通过光谱相机采集面部皮肤反射信号,并进行 HRV 时域频域分析。Alghoul 等人^[18]通过摄像头收集面部视频并提取 HRV 参数。Wei 等人^[19]利用 HRV 非线性分析,通过皮肤血红蛋白成像来判断放松和压力状态。孔等人^[20]从视频图像中提取了 HRV 信息,并与人脸表情进行融合,实现精神压力二分类,其准确率为 81.4%。

通过分析和比较现有精神压力检测方法发现,相对于接触测量方法,视频非接触测量方法进行压力检测的准确率偏低,不适用于实际场景应用。针对该问题,本文通过对一种动态 ROI 提取方法进行改进获取到高质量的 iPPG 信号,并提出了一种基于 iPPG 的非接触精神压力检测方法,探讨了 iPPG 在日常精神压力检测中的应用。该方法只需一台智能手机,并且对于光照条件和受试者运动方面约束较低,为视频非接触测量的实际应用提供了可能。

本文首先从人脸视频中充分挖掘出生物特征,并筛选出精神压力测量特征,探讨了 HRV 特征与日常精神压力之间的关系;其次,利用机器学习

习建立了一个用于日常精神压力检测的三分类器, 准确度达到 95.2%; 最后, 本文改进了一种基于 Face Mesh 的动态 ROI 提取方法, 提高了 iPPG 信号质量, 使其更适用于复杂的实际场景。

2 基本原理

本方法实现过程如下: (1) 通过手机摄像头采集一段人脸视频; (2) 进行人脸识别和感兴趣区域提取; (3) 获得原始 iPPG 信号; (4) 对信号进行去噪和滤波处理; (5) 设计压力诱导实验, 筛选与压力状态相关的 HRV 特征; (6) 构建机器学习模型实现日常精神压力的三分类检测。

2.1 成像式光体积描记术 (iPPG) 原理

iPPG 技术通过成像设备感知由血管内血容

量变化所引起的皮肤表面反射光的变化, 来获取生理信号, 其生理学基础与 PPG 相似。由于人体皮肤的光学性质, 一般认为在可见光区域内有两种物质对光的吸收起主导作用: 血红蛋白和黑色素, 其中血红蛋白是真皮中主要的光吸收剂^[21]。环境光可以渗透到人体皮肤重新释放, 光在人体皮肤中会被面部血液中的血红蛋白吸收, 由此使得重新释放的光与入射光相比将产生变化。这一变化难以被人眼发觉, 但可以被光学传感器捕捉, 并会体现在像素上, 如图 1(a) 所示。心肌的收缩与舒张会改变血管内血液的充盈程度, 导致脸部区域血液流量发生改变, 由此导致面部反射光的强度大小发生变化。因此, 可以通过摄像头采集面部视频以捕捉像素大小的变化, 从而提取到皮下血液随心动周期的变化信息。

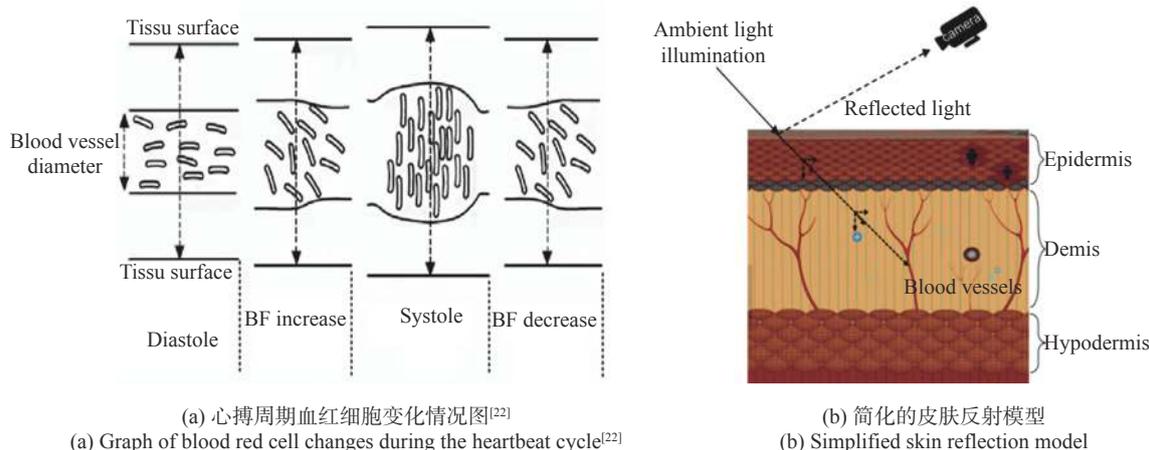


图 1 iPPG 基本原理图

Fig. 1 Schematic diagram of iPPG principle

人体皮肤对光的吸收是 iPPG 技术实现的基础, 其光学原理则是郎伯-比尔定律: 当波长为 λ 的单色光直射入某物质溶液时, 透射光强 I 与发射光强 I_0 存在如下关系:

$$I = I_0 e^{-\varepsilon(\lambda)CL} \quad (1)$$

式中, $\varepsilon(\lambda)$ 是介质在某特定波长中的吸收系数, C 为介质浓度, L 为光在介质中的传播距离。iPPG 技术中光的吸收量与血红蛋白含量成正比, 随着心脏的跳动, 血红蛋白含量随血液容积发生周期性改变, 其反射光的强度也呈现周期性改变, 如图 1(b) 所示。通过光学传感器捕捉到这种变化,

并反映在图像像素强度的变化中, 再对像素点的原始曲线进行滤波即可得到人体脉搏波信号。

2.2 iPPG 信号提取

iPPG 信号提取过程如图 2(a) 所示。首先, 采集时长为 3 分钟的人脸视频, 进行人脸识别, 提取面部感兴趣区域, 获取由心脏搏动引起的皮肤微弱颜色变化; 接下来, 采用快速独立成分分析 (FastICA)、小波变换和窄带带通滤波, 实现 iPPG 信号的提取和去噪, 获得高信噪比的 iPPG 信号; 最后对 iPPG 信号进行心率变异性分析, 提取时域、频域、非线性参数特征。

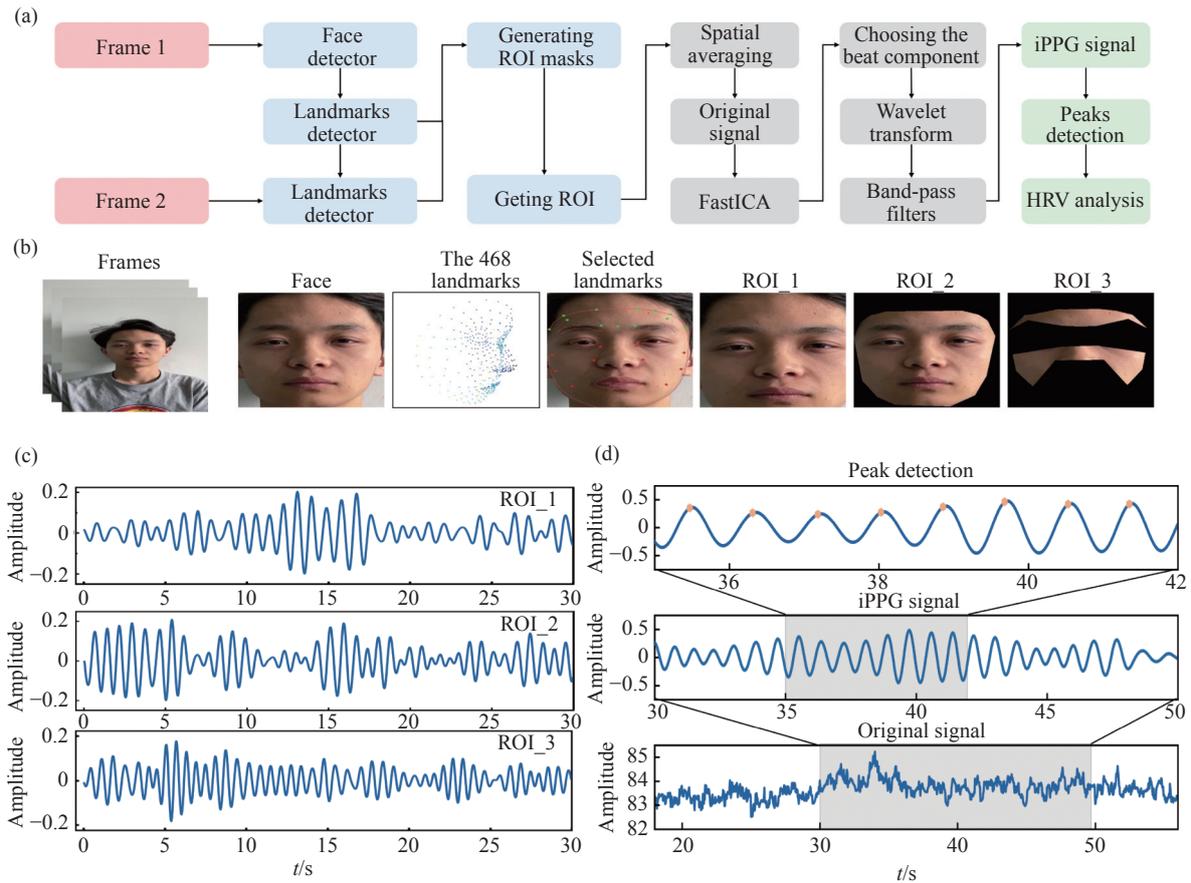


图 2 iPPG 信号处理结果。(a)iPPG 信号提取流程;(b)动态 ROI 提取过程;(c)不同 ROI 提取的 iPPG 信号;(d)R-R 间期提取

Fig. 2 Result of iPPG signal processing. (a) iPPG signal extraction process; (b) dynamic ROI extraction process; (c) iPPG signal extracted by different ROI; (d) extraction process in R-R interval

2.2.1 图像预处理

在视频采集过程中实验对象会出现不同程度的运动, 这会使 iPPG 提取的信号中存在运动伪影, 影响信号质量, 本文引入并改进了一种动态 ROI 提取方法来解决运动伪影问题。

Li 等人^[23]引入了新的 ROI 提取框架, 首先对视频的第一帧进行人脸识别, 再从人脸的 68 个关键点中选取 9 个关键点来确定第一帧的 ROI 掩模。接下来, 使用 KLT (Kanade-Lucas-Tomasi) 算法^[24]跟踪人脸矩形框的特征点^[25], 得到前后两帧图像特征点的仿射变换矩阵, 根据仿射变换矩阵就可以获取下一帧图像的 9 个关键点位置。最后, 根据这 9 个关键点位置就可以确定下一帧的 ROI 掩模, 从而实现动态 ROI 的选取。

上述动态 ROI 提取框架的关键步骤是对人脸关键点进行实时检测并跟踪。本文采用一种轻量级的基于端对端的神经网络模型——Face

Mesh^[26]。该模型可以精准检测人脸的关键点, 其能预测人脸 468 个 3D 关键点, 并对眼睛和嘴唇区域添加了注意力机制, 因此, 可以更加精准地检测这部分区域的关键点, 便于后续提取。Face Mesh 采用机器学习推断 3D 表面的几何形状, 以适应不同的拍摄距离, 而且还集成了追踪模块, 满足从视频帧流中实时获取动态 ROI 的需求。

本文的动态 ROI 提取流程及结果如图 2(b) 所示。可见在获取人脸视频后, 对第一帧图像采用 Blazeface 人脸检测器进行人脸检测, 同时该检测器生成一个旋转的矩形框用于人脸对齐^[27]。将人脸矩形框输入 Face mesh 关键点检测器中, 返回人脸 468 个关键点。接下来, 根据目标 ROI 需要, 选取若干个合适的关键点用于绘制脸部皮肤区域的掩模。同时, Face mesh 追踪模块可以根据从第一帧图像获取的 468 个关键点来预测第二帧人脸矩形框, 并将其输入 Face mesh 关键点检测

器,从而实现第二帧的关键点检测。按照上述提取方式提取后续帧的 ROI,从而获得人脸动态 ROI 序列。

对上述 ROI 序列进行颜色通道分离,并分别计算单个通道中所有 ROI 图像的像素均值,从而绘制像素均值曲线,即原始的 iPPG 信号。一般而言,ROI 面积越大,得到的 iPPG 信号越平稳,考虑到脸颊和前额的皮肤相对光滑,血管分布比较密集,非刚性运动干扰较少,因此本文选择图 2(b) 中 ROI_3 作为提取 iPPG 信号的感兴趣区域。

为了检验动态 ROI 提取方法的效果,将其与固定 ROI 提取方法进行对比。一般而言,固定 ROI 提取方法首先检测人脸,再通过几何关系截取出一个固定的矩形人脸区域。本文选择的固定 ROI 区域为图 2(b) 中的人脸矩形区域 (ROI_1), 将其与动态 ROI 提取到的整个面部区域 (ROI_2) 进行对比。两种 ROI 得到的 iPPG 信号如图 2(c) 所示。可见,相对于 ROI_2, ROI_1 得到的 iPPG 信号峰值不明显,信号质量较差,这是由于固定 ROI 提取方法会掺杂一些背景信息,而且被测对象的一些微小运动对 iPPG 信号的影响很大。

接下来,本文对基于图 2(b) 中 ROI_2 和 ROI_3 (额头和脸颊合成的皮肤区域) 提取的 iPPG 信号进行分析,结果如图 2(c) 所示。可见,采用 ROI_3 提取的 iPPG 信号波形较理想,能获取到更好的生理信号特征。相较于 ROI_2, ROI_3 避开了眼睛、嘴巴,基本上去除了眨眼、微笑、说话等动作带来的非刚性运动的干扰。

2.2.2 iPPG 信号处理

原始 iPPG 信号中通常混杂着呼吸信号以及与心脏搏动无关的其他生理信号。同时,在实验过程中会存在着采集设备自身的干扰、光照变化等带来的噪声。而且信号源和通道状态未知,不能通过单一滤波器直接滤除噪声信号^[28]。

FastICA 是在原始 ICA 基础上建立的一种快速不动点方法,并采用牛顿迭代法保证收敛,在迭代过程中无需人为设置参数,相比于 ICA 算法,其具有更快的收敛速度,且更加简单方便。FastICA 算法流程如下:

(1) 输入白化矩阵 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3)$, 输出的独立成分为: $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, y_3)$;

(2) 设置需要估计的独立分量个数 n , 当前独

立分量的标号为 count, 初始化 count=0;

(3) 初始化权值向量 \mathbf{w}_0 ;

(4) 对权值向量 \mathbf{w} 进行调整:

(a) 带入矩阵迭代公式(2), 得到新的 \mathbf{w}' :

$$\mathbf{w}' \leftarrow E\{\mathbf{X}g(\mathbf{w}^T\mathbf{X})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T\mathbf{X})\}\mathbf{w} \quad (2)$$

式中, $g(\cdot)$ 表示非线性函数, $E(\cdot)$ 表示均值操作;

(b) 带入矩阵正交化公式(3), 得到正交化后的 \mathbf{w} :

$$\mathbf{w}_{n+1} \leftarrow \mathbf{w}_{n+1} - \sum_{j=1}^n (\mathbf{w}_{n+1}^T \mathbf{w}_j) \mathbf{w}_j \quad (3)$$

(5) 归一化处理:

$$\mathbf{w} \leftarrow \frac{\mathbf{w}_{n+1}}{\|\mathbf{w}_{n+1}\|} \quad (4)$$

(6) 判断是否收敛。若收敛, 则提取一个独立成分 $\mathbf{y} = \mathbf{w}^T \mathbf{X}$, 并执行步骤(7); 若不收敛则返回步骤(4);

(7) count+1, 当 count<n 时, 执行步骤(3), 否则算法结束。

本文首先使用 FastICA 算法从原始 iPPG 信号中的 3 个通道的信号中分离出独立信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 。人类的血液更容易吸收绿光, 因此绿色通道包含更多有效信息。本文计算了每个独立分量和绿色通道的 Pearson 相关系数:

$$r = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_i - \bar{Y}}{\sigma_Y} \right) \left(\frac{G_i - \bar{G}}{\sigma_G} \right) \quad (5)$$

式中, n 为样本数量, \bar{Y} 、 \bar{G} 代表样本均值, σ_Y 、 σ_G 为样本标准差。实验发现, 第三个独立分量与 G 通道的皮尔逊相关系数最高, 其绝对值为 0.93。因此, 选择这一独立分量作为 iPPG 信号进行后续的滤波处理。

通过 FastICA 获得的独立分量中依然包括高频噪声和基线漂移, 针对这一问题, 本文采用小波变换对信号进行进一步的滤波处理。小波基函数的选择会影响信号处理结果, 根据脉搏波信号的特点, 选取了“db8”小波。手机摄像头的采集频率为 30 Hz, 根据采样定理, 从视频中获取的信号频率为 0~15 Hz。采用 db8 小波基进行 6 层小波分解, 得到的每一层信号频带范围分别为 CD1 (7.5~15 Hz)、CA1 (0~7.5 Hz)、CD2 (3.75~7.5 Hz)、CA2 (0~3.75 Hz)、CD3 (1.875~3.75 Hz)、CA3

(0~1.875 Hz)、CD4(0.9375~1.875 Hz)、CA4(0~0.9375 Hz)、CD5(0.46875~0.9375 Hz)、CA5(0~0.46875 Hz)、CD6(0.234375~0.46875 Hz)、CA6(0~0.234375 Hz)。本文默认正常人心率范围为 60~200 bmp, 其对应的频率范围是 1~3.33 Hz。iPPG 信号集中在第三、四层分解信号中, 频带为 0.9375~3.75 Hz。本文将这两层信号结果进行叠加, 作为去除基线漂移后包含心跳频率范围的小波重构波形。为了进一步消除噪声, 采用窄带带通滤波器, 通频带设置为 1~3.33 Hz。FastICA、小波变换和窄带带通滤波相结合可以有效消除一些光照变化、运动伪影、电子噪声等无规律噪声对信号产生的干扰, 最终得到高信噪比的 iPPG 信号。

R-R 间期是 HRV 分析的基础, 在 240 Hz 采样频率下对 iPPG 信号进行三次样条插值, 再通过峰值检测得到 R-R 间期, 结果如图 2(d) 所示。

2.3 基于 HRV 分析的精神压力检测

对处理后的 iPPG 信号进行 HRV 分析, 提取其时域、频域、非线性特征共 17 个, 如表 1 所

示。接下来, 为了筛选出能够真正反映精神压力的特征值, 在实验室环境下采用心算任务进行压力应激诱导^[29-30], 探究放松与压力状态下特征的变化, 共筛选出 14 个有效反映精神压力状态的 HRV 参数。最后, 本文设计了日常精神压力采集实验, 根据多级压力数据与心理医生评估结果构建机器学习模型, 将筛选出来的 14 个特征输入到机器学习模型中进行训练。在比较了 SVM (Support Vector Machine)、KNN(K Nearest Neighbors)、RF(Random Forest) 等几种机器学习模型后^[31-33], 选择随机森林 RF 作为压力识别模型。

本文的随机森林模型是基于 CART (Classification and Regression Tree) 决策树搭建的, 使用基尼系数代替信息增益比。将训练集设置为总样本的 70%, 采用交叉验证网格搜索方法对模型参数进行优化, 进行一个 K 倍交叉实验 (K=10), 依次选择其中一个作为验证集, 剩余的 K-1 用作交叉验证的训练集, 最终构建了精神压力识别的三分类器。将压力状态分为低压、中压和高压 3 种, 分别标记为 0、1 和 2。

3 结果和讨论

精神压力检测实验分为两部分。第一部分是精神压力诱导实验, 目的是通过人为调整实验样本的压力状态, 并比较放松到压力状态下特征参数的变化趋势, 筛选出能够有效评估精神压力的 HRV 特征用于精神压力检测。第二部分是日常精神压力检测实验, 选取在实际生活中处于压力状态的样本, 该样本在一段时间内会一直处于压力状态, 对实验对象一段时间内的长期压力状态进行评估。两部分实验样本相互独立, 互不重合, 实验描述如表 2 所示。精神压力检测实验是在室内下进行的, 光照条件较为稳定。但为了进一步降低光照对信号质量的影响, 在采集面部视频过

表 1 HRV 特征

Tab. 1 HRV characteristics

HRV特征	单位	定义
HR	bmp	心率
SDNN	ms	R-R间期的标准偏差
PNN50	%	平均R-R间期大于50 ms占总数的百分比
PNN20	%	平均R-R间期大于20 ms占总数的百分比
RMSSD	ms	相邻R-R间期的不同平方的平均和的平方根
SDSD	ms	相邻R-R间期之差的标准偏差
CVSD	-	连续差异的变化系数
CVnni	-	变异系数
std_hr	bmp	心率标准差
TP	ms ²	0~0.4 Hz, 总光谱能量
LF _{nu}	%	0.04~0.15 Hz, 标准化的低频功率
HF _{nu}	%	0.15~0.4 Hz, 标准化的高频功率
LF/HF	-	低频与高频的比例
SD1	ms	垂直于方程线的直线上的Poincaré图的标准偏差
SD2	ms	沿着Poincaré图中标记线的标准偏差
SD2/SD1	-	SD2与SD1之比
Sampen	-	数据的样本熵

表 2 实验描述

Tab. 2 Description of the test

	精神压力诱导实验	日常精神压力实验
实验对象	学生	老师和学生
数量	30	67
年龄(min/max)	17/26	19/49
身体状况	健康	健康

程中, 尽量避免光照极端条件, 如强光、暴晒、光照不足或光照剧烈变化等情况。

3.1 压力诱导实验及结果

压力诱导实验流程如图 3(a) 所示。实验包括两个阶段的信号收集和一个阶段的心理任务执行。在第一次信号采集之前, 设定了 10 分钟的放松阶段, 确保受试者在实验开始时不会紧张或焦虑。第二次信号采集是在完成心算任务后, 心算准确性可用于判断实验对象是否专注。

为了探索与心理应激相关的特征, 对压力诱导前后获得的 17 个 HRV 特征进行分析。通过

配对 t 检验 (95% 置信区间), 筛选出两个实验之间存在显著差异的特征, 用于后面的日常精神压力检测实验。实验结果表明: std_hr 、 SD_2/SD_1 、 $Sampen$ 三个特征的 p 值均大于 0.05, 不予采纳。分析了从放松状态到压力状态下其余 14 个特征参数的变化趋势, 压力诱导实验前后特征值的变化如图 3(b) 所示。结果显示, HR 显著增加, $SDNN$ 、 $PNN50$ 、 $PNN20$ 、 $RMSSD$ 、 $SDSD$ 、 $CVSD$ 、 $CVnni$ 显著下降, TP 显著降低, $LFnu$ 显著升高, $HFnu$ 显著降低, LF/HF 显著升高, SD_1 、 SD_2 显著降低, 以上变化与心理学研究结论一致^[17]。

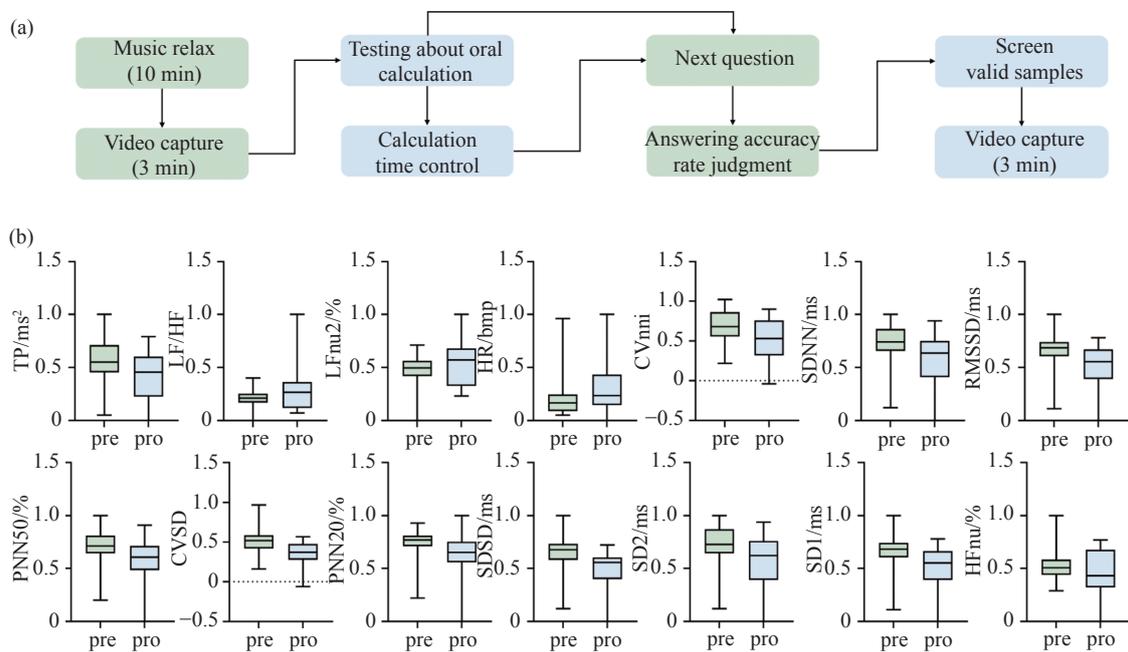


图 3 压力诱导实验及结果。(a) 压力诱导实验过程; (b) HRV 特征参数变化箱形图

Fig. 3 Stress-induced test and result. (a) Stress induction test process; (b) box diagram of HRV characteristic parameter change

3.2 日常精神压力识别实验及结果

实验开始前, 首先安排实验对象填写心理医生提供的心理评估量表, 并采集 3 分钟面部视频。接下来, 由心理医生标注出样本的精神压力结果: 低、中、高压状态, 将其作为样本的压力标签。日常精神压力识别系统流程图如图 4(a) 所示, 在获取视频后提取 HRV 特征, 将由压力诱导实验筛选出来的特征和心理医生标注的标签用于训练机器学习模型。

实验样本共计 67 个, 训练集与测试集以 7:3 进行分割。为了比较初始模型性能, 对单个机器学习分类模型进行多次训练, 然后取均值, 避免

单次训练的随机性。本文比较了 SVM、KNN、BP、RF 分类器, 且都采用十折交叉验证进行训练, 不同机器学习分类器在日常精神压力检测的准确率结果如图 4(b) 所示。其中, 随机森林模型表现最好。接下来, 本文对随机森林进行了网格搜索操作, 进一步优化参数。当树的最大深度为 16, 决策树数量为 41 时, 随机森林模型性能最佳, 日常精神压力识别的准确率达到 95.2%(RF+)。

采用 ROC 曲线来反映模型对于日常精神压力状态的检测性能。ROC 曲线的横坐标与纵坐标没有相关性, ROC 曲线越靠近 (0, 1) 点, 代表模型越好。AUC 是 ROC 曲线与 x 轴围成区域的面

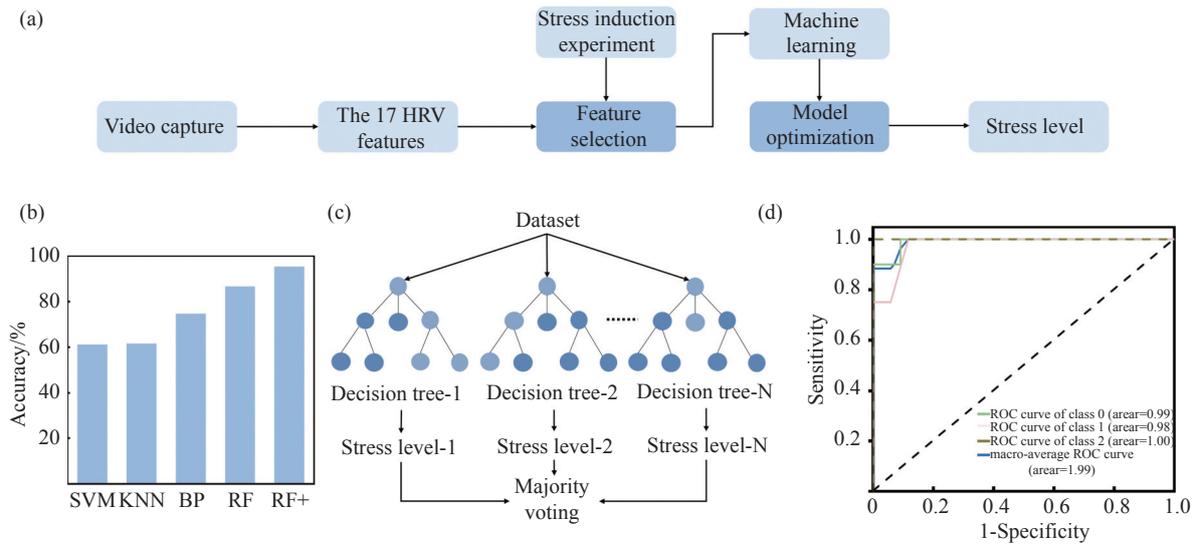


图 4 日常精神压力检测系统。(a)日常精神压力检测系统的流程;(b)不同机器学习分类器在日常精神压力检测的准确率对比;(c)基于随机森林的日常精神压力检测模型图;(d)基于随机森林的日常精神压力检测的 ROC 曲线

Fig. 4 Daily mental stress detection system. (a) Process of daily mental stress detection system; (b) accuracy comparison of daily mental stress detection by different machine learning classifiers; (c) a random forest-based model for detecting daily mental stress; (d) ROC curves for daily mental stress detection based on random forest

积, AUC 的数值可以用来衡量分类器的好坏, AUC 越高, 代表分类效果越好。随机森林参数优化后的 ROC 曲线如图 4(d) (彩图见期刊电子版) 所示, 结果表明该模型在日常精神压力检测方面表现优秀。

本文对比了目前几个精神压力检测相关的研究工作, 结果如表 3 所示。Healey^[13] 使用接触性传感器获取 EKG、EMG、EDA、GSR 生理信号, 得到 97.4% 的识别准确率, 能有效检测压力水平。但是, 在实际应用中, 接触式传感器有很大的局限性, 会给被测对象带来“白大褂”现象, 检测不方便, 使用场景也有一定的限制。Kuar^[17] 使用

LDA (Linear Discriminant Analysis) 和 LR (Logistic Regression) 分类器实现了非接触式的压力三元分类检测, 但是需要特定的相机, 应用受限, 而且该研究准确率仅为 75%, 远低于本文方法的准确率 (95.2%)。孔^[20] 使用普通相机, 融合了 9 个 HRV 特征和一个表情特征, 仅实现了非接触式压力检测的二分类, 准确率仅为 81.4%, 低于本文的三分类准确率。

相对于以上精神压力检测方法, 本文提出的方法由于在提取 iPPG 信号环节进行了一定的优化, 使得 iPPG 信号质量大大提高。本文深度挖掘 HRV 特征, 采用单模态方式实现了基于面部视频的非接触式日常精神压力三分类, 准确率达到了 95.2%。而且由于测量方法简单, 易于操作, 不会影响受试者的正常心理和精神状态, 更适用于复杂的实际场景且可推广到更多分类, 可广泛用于心理健康领域的检测。

表 3 压力检测相关工作的比较

Tab. 3 Comparison of pressure detection-related work

	Healey ^[13]	Kaur ^[17]	孔 ^[20]	本文
实验对象	司机	志愿者	学生	学生和老师
样本数量	112	15	73	67
年龄(min/max)	-	18/50	23/28	19/49
传感器	接触式传感器	特定相机	普通相机	智能手机
特征	-	HRV(6)	HRV(9)& Expression(1)	HRV(14)
分类器	-	LDA and LR(3)	SVM(2)	RF(3)
测量方式	接触式	非接触式	非接触式	非接触式
准确率	97.4%	75.0%	81.4%	95.2%

4 结 论

成像式光体积描记术是一种无创伤、低成本、简单、非接触的光学测量技术, 可以用来测量日常生活中的精神压力。本文通过手机摄像头采集面部视频并提取 iPPG 信号, 再根据 iPPG 信号

进行 HRV 分析, 而且设计压力诱导实验用于特征筛选, 构建机器学习模型来检测日常生活中的精神压力。实验结果表明: 本文的日常精神压力检测系统表现优异, 实现了高精度的日常精神压力三分类检测任务。

从学术角度来看, 本研究从人类面部视频中挖掘生物特征, 并将这些特征与他们的精神压力联系起来; 此外, 本文利用机器学习建立一个用于日常精神压力识别的三分类器, 准确率达到

95.2%。从实际角度来看, 这种方法不需要佩戴任何传感器或收集生物样本, 只使用智能手机就能准确检测人类的日常精神压力水平, 显示了其作为一种有效工具在心理学研究中的潜力; 这种方法不需要长期测量, 适合临床心理诊断和日常压力监测。

本文方法的主要局限性在于样本量及其应用范围, 未来将扩增样本数量, 在更大的人群(包括心理疾病患者和以及其他高压群体)中进行实验。

参考文献:

- [1] MAERCKER A, BREWIN C R, BRYANT R A, *et al.*. Proposals for mental disorders specifically associated with stress in the international classification of diseases-11 [J]. *The Lancet*, 2013, 381(9878): 1683-1685.
- [2] SHAH S M A, MOHAMMAD D, QURESHI M F H, *et al.*. Prevalence, psychological responses and associated correlates of depression, anxiety and stress in a global population, during the coronavirus disease (COVID-19) pandemic [J]. *Community Mental Health Journal*, 2021, 57(1): 101-110.
- [3] ESLER M. Mental stress and human cardiovascular disease [J]. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2017, 74: 269-276.
- [4] TOMIYAMA A J. Stress and obesity [J]. *Annual Review of Psychology*, 2019, 70: 703-718.
- [5] MIRANDA A R, SCOTTA A V, MÉNDEZ A L, *et al.*. Public sector workers' mental health in Argentina: Comparative psychometrics of the perceived stress scale [J]. *Journal of Preventive Medicine & Public Health*, 2020, 53(6): 429-438.
- [6] LIMA B B, HAMMADAH M, PEARCE B D, *et al.*. Association of posttraumatic stress disorder with mental stress-induced myocardial ischemia in adults after myocardial infarction [J]. *JAMA Network Open*, 2020, 3(4): e202734.
- [7] CAMM A J, MALIK M, BIGGER J T, *et al.*. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Task force of the European society of cardiology and the North American society of pacing and electrophysiology [J]. *Circulation*, 1996, 93(5): 1043-1065.
- [8] PHAM T, LAU Z J, CHEN S H A, *et al.*. Heart rate variability in psychology: a review of HRV indices and an analysis tutorial [J]. *Sensors*, 2021, 21(12): 3998.
- [9] GEDAM S, PAUL S. A review on mental stress detection using wearable sensors and machine learning techniques [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 84045-84066.
- [10] ZENG ZH K, HUANG ZH, LENG K M, *et al.*. Nonintrusive monitoring of mental fatigue status using epidermal electronic systems and machine-learning algorithms [J]. *ACS Sensors*, 2020, 5(5): 1305-1313.
- [11] CHARLTON P H, CELKA P, FARUKH B, *et al.*. Assessing mental stress from the photoplethysmogram: a numerical study [J]. *Physiological Measurement*, 2018, 39(5): 054001.
- [12] CASTALDO R, MELILLO P, BRACALE U, *et al.*. Acute mental stress assessment via short term HRV analysis in healthy adults: a systematic review with meta-analysis [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, 18: 370-377.
- [13] HEALEY J A, PICARD R W. Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005, 6(2): 156-166.
- [14] CAI H SH, CHEN Y F, HAN J SH, *et al.*. Study on feature selection methods for depression detection using three-electrode EEG data [J]. *Interdisciplinary Sciences: Computational Life Sciences*, 2018, 10(3): 558-565.
- [15] POURMOHAMMADI S, MALEKI A. Stress detection using ECG and EMG signals: a comprehensive study [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020, 193: 105482.
- [16] VERKRUYSSSE W, SVAASAND L O, NELSON J S. Remote plethysmographic imaging using ambient light [J]. *Optics Express*, 2008, 16(26): 21434-21445.
- [17] KAUR B, MOSES S, LUTHRA M, *et al.*. Remote stress detection using a visible spectrum camera [J]. *Proceedings of*

- SPIE*, 2015, 9496: 949602.
- [18] ALGHOUL K, ALHARTHI S, AL OSMAN H, *et al.*. Heart rate variability extraction from videos signals: ICA vs. EVM comparison[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 4711-4719.
- [19] WEI J, LUO H, WU S J, *et al.*. Transdermal optical imaging reveal basal stress via heart rate variability analysis: a novel methodology comparable to electrocardiography[J]. *Frontiers in Psychology*, 2018, 9: 98.
- [20] 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): 0310003.
KONG L Q, CHEN F, ZHAO Y J, *et al.*. Non-contact psychological stress detection combining heart rate variability and facial expressions[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(3): 0310003. (in Chinese)
- [21] LISTER T, WRIGHT P A, CHAPPELL P H. Optical properties of human skin[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2012, 17(9): 090901.
- [22] 孔令琴. 非接触式生理信号检测关键技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2014.
KONG L Q. Research on key techniques of the noncontact detection of physiological signals[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2014. (in Chinese)
- [23] LI X B, CHEN J, ZHAO G Y, *et al.*. Remote heart rate measurement from face videos under realistic situations[C]. *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014: 4264-4271.
- [24] ZHAO CH CH, CAO P CH, XU SH SH, *et al.*. Pruning rPPG networks: toward small dense network with limited number of training samples[C]. *Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, IEEE, 2022: 2054-2063.
- [25] HONG J, KWON J. Optimal visual tracking using Wasserstein transport proposals[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 209: 118251.
- [26] GRISHCHENKO I, ABLAVATSKI A, KARTYNNIK Y, *et al.*. Attention mesh: High-fidelity face mesh prediction in real-time[J]. *arXiv preprint arXiv.*, 2006, 10962: 2020.
- [27] BAZAREVSKY V, KARTYNNIK Y, VAKUNOV A, *et al.*. BlazeFace: sub-millisecond neural face detection on mobile Gpus[J]. *arXiv preprint arXiv.*, 1907, 05047: 2019.
- [28] 嵇晓强, 刘振瑶, 李炳霖, 等. 面部视频非接触式生理参数感知[J]. *中国光学*, 2022, 15(2): 276-285.
JI X Q, LIU ZH Y, LI B L, *et al.*. Non-contact perception of physiological parameters from videos of faces[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(2): 276-285. (in Chinese)
- [29] FRACHI Y, TAKAHASHI T, WANG F Q, *et al.*. Design of emotion-driven game interaction using biosignals[C]. *Proceedings of the 4th International Conference on Human-Computer Interaction*, Springer, 2022: 160-179.
- [30] ARSALAN A, ANWAR S M, MAJID M. Mental stress detection using data from wearable and non-wearable sensors: a review[J]. *arXiv preprint arXiv.*, 2202, 03033: 2022.
- [31] 李昂, 王永刚, 邬志强, 等. 光学加工过程中高次非球面的三坐标测量数据处理[J]. *中国光学*, 2020, 13(2): 302-312.
LI A, WANG Y G, WU ZH Q, *et al.*. Data processing of high-order aspheric surface measurements using CMM in optical fabrication[J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(2): 302-312. (in Chinese)
- [32] TOÇOĞLU M A, ONAN A. Sentiment analysis on students' evaluation of higher educational institutions[C]. *Proceedings of the International Conference on Intelligent and Fuzzy Systems*, Springer, 2020: 1693-1700.
- [33] ONAN A, KORUKOĞLU S, BULUT H. Ensemble of keyword extraction methods and classifiers in text classification[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 57: 232-247.

作者简介:



饶治(1998—),男,江西九江人,硕士研究生,2021年于景德镇陶瓷大学获得学士学位,主要从事医学图像处理、机器学习方面的研究。E-mail: raozhi@mails.cust.edu.cn



嵇晓强(1982—),女,吉林德惠人,博士,副教授,研究生导师,2012年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得光学工程博士学位,主要从事医学信号及图像处理方面的研究。E-mail: zuoanmulan@163.com