



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 基于面部视频的非接触式心率检测方法研究

曾梓琳, 胡志刚, 尚鹏, 王新征, 付东辽

引用本文

曾梓琳, 胡志刚, 尚鹏, 王新征, 付东辽. [基于面部视频的非接触式心率检测方法研究](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 211000182-6.

ZENG Zi-lin, HU Zhi-gang, SHANG Peng, WANG Xin-zheng, FU Dong-liao. [Non-contact Heart Rate Detection Based on Facial Video](#) [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 211000182-6.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [三维激光雷达点云空间多特征分割](#)

Spatial Multi-feature Segmentation of 3D Lidar Point Cloud

计算机科学, 2022, 49(8): 143-149. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300275>

### [物联网僵尸网络病毒的传播动力学模型与分析](#)

Dynamic Model and Analysis of Spreading of Botnet Viruses over Internet of Things

计算机科学, 2022, 49(6A): 738-743. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300212>

### [基于金字塔演化策略的彩色图像多阈值分割](#)

Multi-threshold Segmentation for Color Image Based on Pyramid Evolution Strategy

计算机科学, 2022, 49(6): 231-237. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300096>

### [一种基于区块链的融合DKG与BLS的高阈值签名协议](#)

Blockchain-based High-threshold Signature Protocol Integrating DKG and BLS

计算机科学, 2021, 48(11): 46-53. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200129>

### [基于小波包分析的虹膜识别研究](#)

Research on Iris Recognition Algorithm Based on Wavelet Packet Decomposition

计算机科学, 2021, 48(6A): 57-62. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200900218>

# 基于面部视频的非接触式心率检测方法研究

曾梓琳<sup>1</sup> 胡志刚<sup>1,3</sup> 尚鹏<sup>2</sup> 王新征<sup>1</sup> 付东辽<sup>1</sup>

1 河南科技大学医学技术与工程学院 河南 洛阳 471023

2 中国科学院深圳先进技术研究院 广东 深圳 518055

3 河南省智能康复医疗机器人工程研究中心 河南 洛阳 471023

(704898787@qq.com)

**摘要** 基于视频的非接触式面部心率检测易受到环境光和运动伪迹的干扰,检测心率结果的准确度低。针对上述问题,提出了一种集合经典模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition,EEMD)和标准欧几里得距离相结合的自适应阈值化去噪方法,降低了外界干扰,提高了准确度。首先从视频录制的RGB图像模型中选取绿色(G)通道像素均值作为PPG(Photo Plethysmo Graphy)信号,然后用滤波器对信号进行预处理,消除心率范围外的信号;然后将EEMD与标准欧几里得距离相结合,对固有模态函数进行阈值化处理并重构;最后用傅里叶变换进行功率谱分析来计算心率值。实验结果表明,与基于小波变换和基于自适应集合经典模态分解的方法相比,所提方法在非接触式面部心率检测去噪中有更好的稳定性和准确性,提高了心率检测的鲁棒性,适用于日常非接触式实时心率监测。

**关键词:** 心率检测;EEMD;欧氏距离;阈值;非接触式

**中图分类号** TP391

## Non-contact Heart Rate Detection Based on Facial Video

ZENG Zi-lin<sup>1</sup>, HU Zhi-gang<sup>1,3</sup>, SHANG Peng<sup>2</sup>, WANG Xin-zheng<sup>1</sup> and FU Dong-liao<sup>1</sup>

1 School of Medical Technology and Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471023, China

2 Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen, Guangdong 518055, China

3 Henan Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation Robot, Luoyang, Henan 471023, China

**Abstract** Non-contact facial heart rate detection based on video is susceptible to interference from ambient light and motion artifacts, and the accuracy of heart rate detection results is low. To address the above problems, this paper proposes an adaptive thresholding denoising method which combines ensemble empirical mode decomposition(EEMD) and standardized Euclidean distance to reduce external interference and improve accuracy. Firstly, the green channel pixel mean is selected as PPG signal from RGB image model recorded by camera, and then the signal is preprocessed with a filter to eliminate the signals outside the heart rate range. Secondly, the EEMD is combined with standardized Euclidean distance to threshold and reconstruct the intrinsic modal function. Finally, power spectrum analysis with Fourier transform is performed to calculate the heart rate. Experiments show that, compared with the methods based on wavelet transform and empirical mode decomposition with adaptive, this method has better stability and accuracy in denoising of non-contact facial heart rate detection, improves the robustness of heart rate detection, which is suitable for daily non-contact real-time heart rate monitoring.

**Keywords** Heart rate measurement, EEMD, Euclidean distance, Threshold, Non-contact

## 1 引言

在传统的心率检测中,常借助电极与皮肤直接接触获得心电图信号。这种方式对于电极与皮肤直接接触时会产生不良反应的被测者,或是皮肤表面有伤口、烧伤及肢体抖动的患者不适用。因此,从视频中提取心率信号的非接触式检测方法被深入研究<sup>[1-4]</sup>。

目前,非接触式心率检测方法是基于光电容积脉搏波描记法(Photo Plethysmo Graphy, PPG)的,该方法指当环境光

照射到人体皮肤表面时,皮肤内的血液容积随着心脏搏动呈现脉动性变化,从而造成皮肤颜色的变化。采用视频方式的光电容积描记法具有非接触、无创、低成本等优点,但在实际测量中,利用摄像头获取PPG信号极易受到环境光变化和运动伪迹的干扰。为了有效去除脉搏波信号中的噪声,研究人员提出了各种算法,包括基于傅里叶分析的经典数字滤波器、自适应滤波器<sup>[5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>和小波去噪算法<sup>[7]</sup>等。自Huang等于1998年首次提出经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)<sup>[8]</sup>用于分析非线性和非平稳信号以来,

基金项目:河南省科技攻关计划(182102410046);深圳市科技项目计划(JCYJ20180507182446643)

This work was supported by the Key Science and Technology Program of Hennan Province, China(182102410046) and Shenzhen Science and Technology Project(JCYJ20180507182446643).

通信作者:胡志刚(hu.robert@126.com)

已经出现许多基于 EMD 的心电信号降噪方法<sup>[9-11]</sup>。2000 年, Wu 等提出利用成帧式光电容积描记法在视频中进行心率测量<sup>[12]</sup>。2006 年, Boudraa 等将小波软硬阈值方法直接应用于 EMD 进行降噪研究<sup>[13]</sup>。2007 年, Tang 等将经验模态分解与小波软硬阈值法相结合, 详细分析了对心电信号的降噪效果<sup>[14]</sup>。他们得出结论, EMD 在重构信号方面优于小波去噪。2010 年, Pho 等基于盲源分离的检测方法, 利用独立成分分析方法对视频图像进行 RGB 处理并将其分离成 3 个独立的源信号进行心率估计<sup>[2]</sup>。2016 年, Liu 等基于小波变换方法, 从视频中提取心率信号进行滤波去噪<sup>[15]</sup>。2017 年, Mohguen 等提出与定制阈值函数 (EMD-Custom) 相结合的 EMD 方法, 用于降低噪声, 显著改善了 EMD 软阈值和硬阈值的效果<sup>[10]</sup>。2017 年, Qi 等提出在人脸跟踪时进行倾斜校正, 抑制人脸晃动的干扰<sup>[16]</sup>。2018 年, Sang 等提出基于最小均方自适应滤波算法, 分离面部与背景区域, 去除被测者运动及环境光干扰<sup>[17]</sup>。2019 年, Li 等基于 ICEEMD 选择正常心率范围内的模态函数进行重构, 以实现心率计算<sup>[18]</sup>。

针对环境光变化和运动伪迹等噪声干扰, 本文提出了将 EEMD 与标准欧几里得距离相结合, 以去除运动伪迹产生的干扰。然后, 对固有模态函数进行阈值化处理并重构去除环境光扰动, 从而获得人体心率参数。通过与仪器检测结果和其他文献方案进行实验对比, 来验证本文方法的可靠性和准确性。

## 2 本文方法

本文基于 PPG 提出了一种新的非接触式实时心率检测方法, 其流程图如图 1 所示, 具体概括为: 首先利用摄像头连续录制包含人体面部的彩色视频, 并通过 OpenCV 对每一帧图像进行人脸检测, 利用 Adaboost 算法从人脸面部选取脸颊区域作为感兴趣区域 (Region of Interest, ROI); 其次将每一帧图像的 ROI 区域进行 RGB 分离, 并计算每个通道的像素均值, 从而得到三通道的源信号, 选取 G 通道作为原始心率信号, 利用巴特沃斯带通滤波器对信号进行预处理, 对信号进行 EEMD, 并将所有的固有模态函数分量 (Intrinsic Mode Function, IMF) 与原信号进行归一化处理, 利用相关系数和阈值筛选出有效的 IMF 分量进行信号重构, 得到去噪信号; 最后利用功率谱对心率进行估计<sup>[19]</sup>, 选择频谱内最高点对应的频率带入公式进行心率计算。

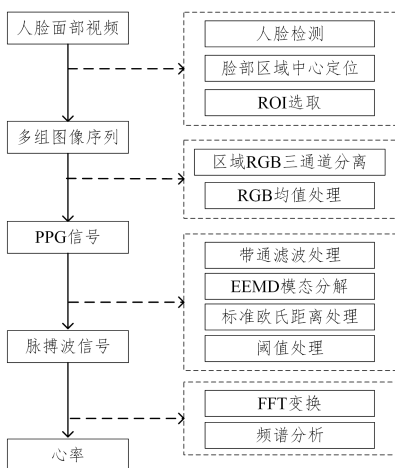


图 1 本文检测方法

Fig. 1 Detection method in this paper

## 2.1 EEMD

EMD 算法是一种用于分析非线性、非平稳信号的方法, 可自适应地进行信号主要成分分析, 不需要事先预定基函数。但 EMD 分解会出现模态混叠现象, 这使得 IMF 缺乏物理意义。

为解决此问题, Wu 等提出了 EEMD 方法<sup>[20]</sup>。该方法在信号中加入白噪声来补偿信号中断引起的 IMF 失真。由于白噪声零均值的特性, 对多次分解结果进行平均后, 噪声会被抵消。集合平均的结果将作为真实信号进行处理, 信号中包含的噪声会随着平均次数的增加而降低。

EEMD 的分解过程可以分为以下步骤:

(1) 对原信号  $x(t)$  设定平均处理次数为  $M$ 。

(2) 给原信号  $x(t)$  分别添加不同幅值的随机白噪声  $w_i(t)$ , 组成一系列新信号  $X_i(t)$ , 为:

$$X_i(t) = x(t) + w_i(t), i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

(3) 对新信号  $X_i(t)$  进行 EMD 分解, 则:

$$X_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij} + r_m \quad (2)$$

其中,  $n$  为 EMD 分解 IMF 的数量,  $c_{ij}$  为 IMFs,  $r_m$  为残余分量。

(4) 取各分解对应的 IMF 的集成均值作为最终结果。通过对目标信号进行分解得到每个 IMF。

$$c_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij} \quad (3)$$

## 2.2 改进 EEMD

在非接触面部心率测量过程中, 会引入许多噪声, 如受试者的自身呼吸活动及身体微弱运动会使采集到的信号中出现 0.1 Hz, 0.3 Hz 的低频噪声<sup>[21-22]</sup>; 由随机噪声、环境光的干扰及 50Hz 工频干扰产生高频噪声。

利用 EMD 或 EEMD 方法对信号进行分解后, 只能根据经验从分解的 IMF 中简单地将不在心率频率范围内的低阶 IMF 和高阶 IMF 分量排除在重构信号之外<sup>[23-24]</sup>, 对不同的信号缺乏相关性。其他分量中仍可能存在噪声, 但无法正确判断从而进行去除。因此, 为了准确选择出心率信号的 IMF 分量, 避免幅值较小而又是真实的 IMF 被去除, 本文提出将 EEMD 与标准欧几里得距离相结合, 对固有模态函数进行阈值化处理并重构的新方法, 即将所有的本征模式分量与原信号进行归一化处理, 并计算 IMF 之间的标准欧几里得距离, 利用相关系数去除高频噪声。再通过设定合适的阈值筛选出有效的 IMF 分量进行低频去噪, 并将有效 IMF 分量进行重构, 提取出心电信号, 其流程图如图 2 所示。

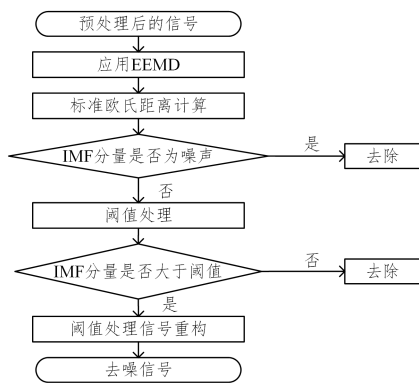


图 2 改进的 EEMD 方法

Fig. 2 Improved EEMD method

### 2.2.1 标准欧几里得距离

距离分析可用于计算样本间的相似程度。二维平面上两个点  $A(x_1, y_1), B(x_2, y_2)$  的欧氏距离为:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (4)$$

三维空间中两点  $A(x_1, y_1, z_1), B(x_2, y_2, z_2)$  之间的欧氏距离为:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (5)$$

其中,  $n$  维空间中, 两个  $n$  维向量  $A(x_1, x_1, \dots, x_n), B(y_1, y_2, \dots, y_n)$  间的欧氏距离为:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (6)$$

但当向量之间各维度的尺度差别较大时, 简单欧氏距离会使得各向量对最终分类结果产生较大的影响。标准欧氏距离是针对简单欧氏距离的缺点而提出的一种改进方案, 其改进方法是: 数据中每个维度分量的分布被归一化处理, 将数据的各个分量均标准化到均值、方差。两个归一化后的维向量  $A(x_1, x_1, \dots, x_n), B(y_1, y_2, \dots, y_n)$  间的标准化欧氏距离可以表示为:

$$d(i) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - x_i)^2}{s_i}} \quad (7)$$

使用标准欧氏距离计算出样本间的相似程度。假定 IMF 中的信号分量和噪声分量之间的边界点为  $r$ , 则该值被定义为最后的高频噪声 IMF 分量的值, 这取决于原始信号和 IMF 之间的标准欧氏距离。MD 弯点(即距离突然减小点)之前的 IMF 分量被选定为噪声分量。边界值  $r$  的定义如下:

$$r = \arg \max_{1 \leq i \leq n} [d(i)] \quad (8)$$

将标准欧氏距离达到局部最大值后开始衰减的那个分量作为重构的第一个分量, 并加上后面的 IMF 分量及余项作为重构信号, 消除了由环境光干扰及工频干扰产生的高频噪声, 提高了信噪比。

### 2.2.2 阈值

相关系数法是将本征模式分量与原信号之间的相关系数作为一个指标, 判断心率本征模式分量和噪声本征模式分量, 并将噪声本征模式分量剔除。为避免幅值较小且是心率本征模式分量被去除, 将所有的 IMF 分量与原信号进行归一化处理。IMF 分量和原信号之间的归一化相关系数为:

$$r_j = \frac{\sum_{t=1}^N (y(t) - \bar{y})(c_j(t) - \bar{c}_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (y(t) - \bar{y})^2 g(c_j(t) - \bar{c}_j)^2}} \quad (9)$$

其中,  $r_j$  为第  $j$  个 IMF 与原信号  $y(t)$  的相关系数,  $t = 1, 2, \dots, N$  为信号的采样点。

设定一阈值  $TH$ , 由相关系数的标准差  $TH = std(r_j)$  得到, 即:

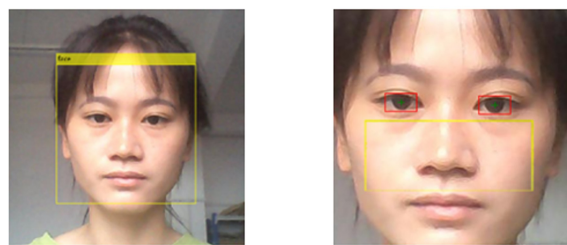
$$TH = \left( \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (r_j - \bar{r})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

当  $r_j > TH$  时, 保留第  $j$  个 IMF 分量, 否则去除第  $j$  个 IMF 分量。此方法消除了由受试者自身呼吸活动及身体微弱运动产生的低频噪声, 提高了信噪比。

通过计算 IMF 之间的标准欧几里得距离, 来消除高频噪声; 通过选择合适的阈值对 IMF 进行去噪, 来消除低频噪声, 并将通过该区间阈值窗口的其余 IMF 相加, 然后重建感兴趣的信号, 保持了信号的完整性。

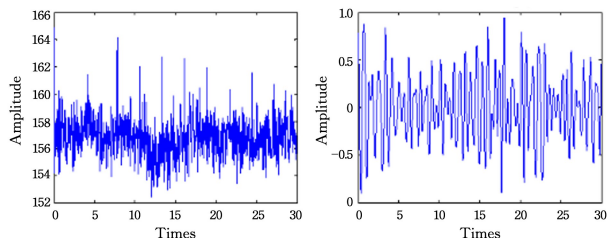
### 2.3 心率测量方法

视频录制、信号处理和分析均用 MATLAB 编程实现。图 3 给出了非接触式面部心率检测的一些步骤描述, 以某帧图像为例, 如图 3(a) 所示。



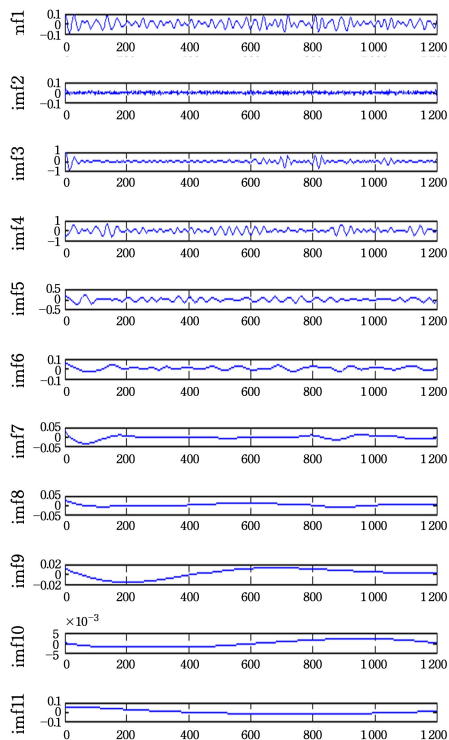
(a) 人脸检测

(b) ROI 区域(黄色框)

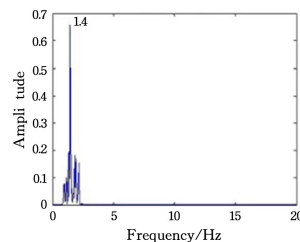


(c) G 通道

(d) 滤波后的时域图



(e) G 通道



(f) 滤波后的时域图

图 3 心率测量(电子版为彩图)

Fig. 3 Heart rate measurement

#### 2.3.1 源信号提取

Verkruysse 等选取整个头部区域进行研究, 发现测量

区域越小,噪声越大。Poh 等通过研究发现,选用大面积的人脸区域作为感兴趣区域(Region Of Interest, ROI)有利于降低噪声<sup>[1]</sup>。但研究表明,眼睛眨动会给信号带来较大的干扰,因此,在实验过程中,对于 ROI 的选取,应该避免眼睛部位,并适量增大选取面积。在选择 ROI 区域时,可以手工选取或采用算法自动选取无干扰区域。本文采用算法自动选取脸颊区域作为 ROI,此区域面积相对较大。利用 Opencv 及基于 Viola 和 Jones 提出的 AdaBoost 算法对录制视频中的每一帧图像进行人脸人眼检测,以获取面部和人眼位置坐标<sup>[25]</sup>,然后确定人脸区域中心点。以中心点为基准向四周按照一定比例进行外扩,框选的 ROI 区域为人眼下的脸颊区域,如图 3(b)所示:人脸框图 60% 的宽度和 20% 的高度。

Viola 等提出的 Adaboost 人脸检测方法是通过对 Haar-Like 特征对人脸面部进行特征提取,通过积分图法对特征求值进行加速,利用 Adaboost 算法训练出强分类器,然后使用 Cascade 级联将强分类器级联进行级联,从而快速准确地识别人体面部。

AdaBoost 人脸检测算法识别速度快、准确率高,能够较好地满足处理信号的实时性能。

### 2.3.2 PPG 信号

在自然光下,血液中的血红蛋白对不同波长的吸收能力不同,其中对绿光的吸收量最大。对应 RGB 图像模型中,G 通道的像素值变化与脉搏波信号变化最相似<sup>[26]</sup>。因此,对视频中每一帧图像的 ROI 区域进行三基色分离,形成 R, G, B 三通道,并计算每个通道的像素均值作为该帧图像的信号值,形成 3 个原始信号  $r(j), g(j), b(j), j$  为视频总帧数,选取  $g(j)$  作为原始信号,如图 3(c)所示。

视频采集过程中会引入频率约为 0.1 Hz, 0.3 Hz 的低频基线漂移和高频噪声。健康成人的心率为 [1, 2] Hz, 即心跳范围在 60~120 次每分钟之间。利用巴特沃斯滤波器具有最大限度平坦的特点,采用通带频率 [1, 2] Hz 的巴特沃斯带通滤波器对采集信号进行滤波,去除不包含心率信息的信号。图 3(d)给出了时域滤波后的心率信号。

对滤波后的信号进行 EEMD 分解,如图 3(e)所示,然后将所有的 IMF 分量与滤波后的信号进行归一化处理,并利用相关系数和阈值筛选出包含心率信号的 IMF 分量,并进行重构,以获得心率信号。

最后采用功率谱分析对心率信号进行估计。在心率信号的功率谱中,最大的峰值对应的频率即为视频采集期间的心跳频率,如图 3(f)所示。

## 3 实验分析与结果

### 3.1 实验环境

本实验采用 ASUS 四代 FL5700UP 笔记本电脑自带摄像头,所有视频均以每秒 40 帧 (fps) 的速度以彩色 (3 通道  $\times$  8 位/通道的 24 位 RGB) 录制,分辨率为  $640 \times 480$ ,采集时长为 15 s,共采集 600 帧图像,并以 AVI 格式保存在笔记本电脑上。该实验均在室内进行,不同的光照强度作为唯一的照明源。视频采集过程中,测试者坐在距离摄像头约 0.5 m 的位置处,面部要正对摄像头。

23 名成年人参与准确性测试,包含 11 名男性和 12 名女性,对每位测试者进行多次视频心率实时测量,在视频测量时,同步采用 12 针血氧探头心电监护仪进行真实心率测量。

实验设备如图 4 所示。

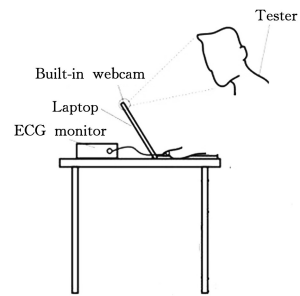


图 4 实验设备示意图

Fig. 4 Schematic diagram of experimental equipment

### 3.2 实验结果

为验证本文方案的可行性,在不同情况下对心率进行测量。由于 EMD 和 EEMD 分解后仍存在明显噪声,学者们在其基础上也在不断进行改进。本文将本文方案与文献 [15]、文献 [11] 这些改进的去噪方法进行检测结果对比。

定义  $HR_{\text{video}}$  表示视频测量的心率值,  $HR_{\text{true}}$  表示心电监护仪测量的真实心率值。综合各文献中的比较方法,采用 4 种指标对心率检测方案进行性能衡量。指标 1 用  $M_e$  表示平均误差;指标 2 用 RMSE 表示所测量误差的均方根误差;指标 3 用  $M_{eRate}$  表示平均误差百分比;指标 4 用皮尔森相关系数  $r$  描述  $HR_{\text{video}}$  和  $HR_{\text{true}}$  之间的相关性,  $r$  越接近 1, 正相关性越强。

#### 3.2.1 人脸静止或者轻微运动时的心率测量

设定采样率为 40 帧每秒,录制视频时间为 15 s,在室内自然光照射下进行。测试者保持脸部静止时,心率检测结果如表 1 所列。

表 1 人脸静止时心率检测结果比较

Table 1 Comparison of heart rate test results at rest

方案	$M_e / (\text{bit} \cdot \text{min}^{-1})$	RMSE	$M_{eRate} / \%$	$r$
文献 [15] 中的方案	2.4673	1.4832	3.2100	0.9612
文献 [11] 中的方案	1.2356	0.8613	1.4200	0.9763
本文方案	1.0350	0.6306	1.1500	0.9836

由表 1 可知,本文方案和文献 [11]、文献 [15] 中的方案的平均误差均小于 3,相关系数均大于 0.95。实验数据表明,这 3 种方案在人脸静止的情况下都有很好的性能,与其他方法对比可以得出本文提出的心率检测方法准确度较高。本文方法对心率信号进行更加细致的去噪;标准欧氏距离对样本间心率信号和噪声信号的相似程度进行计算,并将有用信号再次进行阈值划分,重构有用信号。

测试者缓慢移动头部或身体,其动作包括倾斜头部、点头、向上/向下看和向前/向后倾斜。此情况会产生运动伪迹影响心率测量,心率检测结果如表 2 所列。

表 2 人脸缓慢移动时心率检测结果比较

Table 2 Comparison of heart rate test results during slight motion

方案	$M_e / (\text{bit} \cdot \text{min}^{-1})$	RMSE	$M_{eRate} / \%$	$r$
文献 [15] 中的方案	6.7954	5.2361	7.1600	0.8736
文献 [11] 中的方案	3.3286	2.7369	3.4700	0.9618
本文方案	2.4251	1.8613	2.8900	0.9781

由表 2 可知,文献 [15] 中的方案的性能明显降低,平均误差大于 5,与真实心率的相关性显著减小,相关系数小于 0.9。文献 [11] 中的方案的性能也有所降低,平均误差已大于 3,

本文方案的性能虽也有所降低,但平均误差和依旧小于 3,且相关系数大于 0.95,超出了文献[11]、文献[15]中的方法。这些数据表明,在轻微运动下,本文方法可以有效去除运动伪迹带来的影响,具有良好的准确性。

### 3.2.2 不同采样率下的心率测量

设定录制视频时间为 15 s,在室内自然光照射下进行,分别以采样率为 10 帧每秒、20 帧每秒、30 帧每秒、40 帧每秒、50 帧每秒、60 帧每秒采集人脸静止情况下的视频,计算不同采样率下心率测量的平均误差,绘制的平均测量误差曲线如图 5 所示。

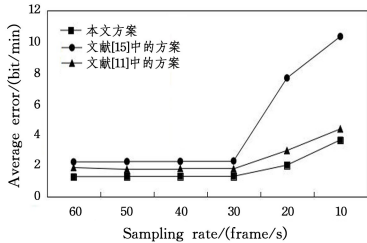


图 5 不同采样率下的平均测量误差曲线

Fig. 5 Average measurement error curves at different sampling rates

从图 5 可以得知,当采样率大于等于 30 帧每秒时,这 3 种方案的平均误差均保持稳定;当采样率小于 30 帧每秒时,随着采样率的降低,本文方案的平均误差与其他两种方法相比增加更为缓慢,文献[15]中的方法甚至明显上升至其方法失效。因此,本文方案在采样率下降情况下的稳定性能更好,有更好的鲁棒性。

### 3.2.3 不同时长下的心率测量

设定视频采样率为 40 帧每秒,在室内自然光照射下进行,分别采集 5 s、10 s、15 s、20 s 和 40 s 时长的人脸静止情况下的视频,计算不同时长下的平均误差,绘制的平均测量误差曲线如图 6 所示。

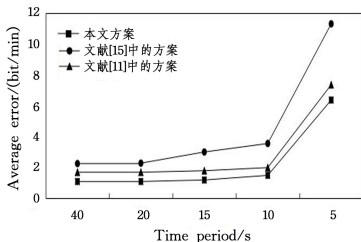


图 6 不同时长下的平均测量误差曲线

Fig. 6 Average measurement error curve in different time periods

由图 6 可得,随着视频时长的缩短,这 3 种方案的平均误差整体上都呈现上升趋势,但本文方法与其他两种方法相比,平均绝对误差上升趋势较缓,稳定性更好,且在视频时长不是过少(大于等于 10 s)的情况下,能保持较为稳定的平均误差。但是,5 s 时长时样本数目过少,人脸特征不显著,平均误差不可避免地会增加。

### 3.2.4 不同光照条件下的心率测量

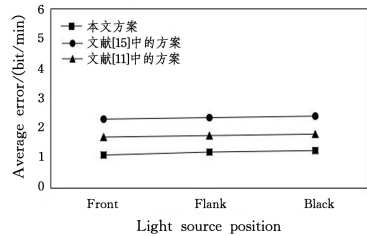
设定采样率为 40 帧每秒,录制视频时间为 15 s,人脸保持静止,将室内自然光作为唯一照明源。

#### 实验 1 不同光源位置下的心率测量

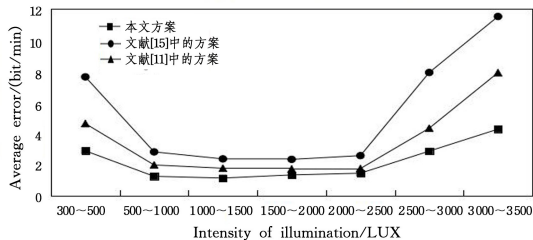
人脸分别在正对自然光、侧向自然光和背对自然光情况下进行视频采集实时心率测量,实验结果如图 7(a)所示。由实验结果可得,光源位置与测量准确性之间无明显关联。

#### 实验 2 不同光照强度下的心率测量

使用 MS6612N 数字照度计测量人脸同水平位置的光照强度,单位勒克斯(LUX),计算不同光照强度下心率测量的平均误差,按照光照强度下从小到大的顺序绘制曲线图,如图 7(b)所示。



(a) 光源位置不同



(b) 光照强度不同

图 7 不同光照条件下的平均测量误差曲线

Fig. 7 Average measurement error curve with different illumination intensity

从图 7(b)可以看出,光照强度过高或过低都会使图像失真,增大处理难度,且平均误差增大。但本文方案与其他两种方法相比,平均误差增加幅度很小,稳定性能更好。因此,本文提出的心率测量方法能够有效地去除环境光扰动影响,在环境光照强度变化时具有较好的稳定性。

### 3.2.5 连续时间内的的心率测量结果

为了更清楚地验证本文方案,设定视频采样率为 40 帧每秒,在室内稳定且适宜的光照强度下进行连续时间内的的心率测量。对图 2 中的测试者连续进行长达 5 min 的人脸视频录制,要求测试者在前 2 min 保持静止,第 3~4 min 缓慢移动,第 5 min 保持静止状态,同时用心电监护仪测量真实心率,每隔 10 s 统计一次平均值并将其作为参考。利用本文方案以 10 s 为间隔处理录制视频,共连续获得 30 个心率测量值。图 8 为连续心率测量结果图。

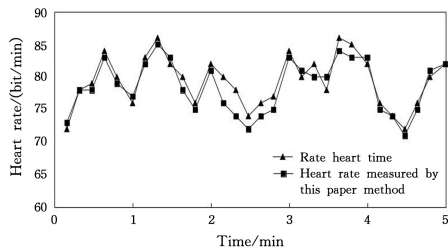


图 8 连续心率检测结果曲线

Fig. 8 Curve of continuous heart rate test results

由图 8 可知,整体来看,本文方案测量出的心率变化规律与实时心率吻合;局部来看,前 2 min 和第 5 min,本文方案测量出的心率值与真实心率吻合度较高,第 3~4 min,由于人脸移动产生运动伪迹的影响,使测量出的心率值与真实心率有较大偏差,但心率变化规律接近。因此,该方法在实时测量

心率过程中,保持着较好的准确率。

**结束语** 本文利用摄像头进行非接触式实时心率测量。通过采用提出的基于 EEMD 的改进方法,降低了环境光所引起的高频干扰和运动伪迹所引起的低频干扰对心率测量的影响,在一定程度上提高了心率检测的准确度,且在不同情况下均表现出了较好的稳定性能。此外,该方法可避免与人体直接接触,改善使用者的舒适度,操作简便,所需成本低,在日常检测方面有着广阔的应用前景。在未来的工作中,将考虑更多实际应用场景需求,如针对录制过程中人脸大幅度晃动而引起的干扰问题的解决方案还不完善,因此利用深度学习进一步优化心率检测的性能和鲁棒性,拓展其应用场景。

## 参考文献

- [1] POH M Z, MCDUFF D J, PICARD R W, et al. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation [J]. *Optics Express*, 2010, 18(10): 10762-10774.
- [2] POH M Z, MCDUFF D J, PICARD R W. Advancements in non-contact, multiparameter physiological measurements using a webcam[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, 58(1): 7-11.
- [3] WANG Y D, LI F H. Non-Contact Heart Rate Detection of Multi-Feature Area Fast ICA[J]. *Computer Systems & Applications*, 2021, 30(1): 154-161.
- [4] CHEN H, ZHENG X J, NI Z J. Vital Signs Detection Based on Facial Video Analysis[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 46(9): 1770-1777.
- [5] CUMO S, DE G, FARINA R, et al. A novel on numerical scheme for ECG signal denoising[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 51(1): 775-784.
- [6] MOEIN S. An MLP neural network for ECG noise removal based on Kalman filter[J]. *Oxygen Transport to Tissue XXXI-II*, 2010, 680(680): 109-116.
- [7] SMITAL L, VITEK M, KOZUMPLIK J, et al. Adaptive wavelet wiener filtering of ECG signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(2): 437-445.
- [8] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [9] NGUYEN P, KIM J M. Adaptive ECG denoising using genetic algorithm-based thresholding and ensemble empirical mode decomposition[J]. *Information Sciences*, 2016, 373(C): 499-511.
- [10] MOHGUEN W, BEKKA R E. EMD-Based Denoising by Customized Thresholding [C] // *International Conference on Control*, 2017: 19-23.
- [11] LING L Y, WANG Q Q, ZHOU M R. Non-Contact Measurement of Heart Rate Based on CEEMDAN-FastICA[J]. *Journal of Anhui University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2021, 41(2): 1-8.
- [12] WU T, BLAZEK V, SCHMITT H J. Photoplethysmography Imaging: A New Noninvasive and Noncontact Method for Mapping of the Dermal Perfusion Changes [C] // *European Conference on Biomedical Optics*. 2000.
- [13] BOUDRAA A O, CEXUS J C, SAIDI Z. EMD-based signal noise reduction[J]. *International Journal of Signal Processing*, 2004, 1(1): 33-37.
- [14] TANG J T, ZOU Q, YAN T, et al. Hilbert-Huang Transform for ECG De-Noising [C] // *International Conference on Bioinformatics & Biomedical Engineering*. 2007.
- [15] LIU Y, OUYANG J F, YAN Y G. Method of Measuring Heart Rate Using A Webcam [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(7): 210-214.
- [16] QI G, YANG X Z, WU X. Heart Rate Detection for Non-cooperative Shaking Face [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(1): 126-136.
- [17] SANG H F, JIN Z Y. Face Local Heart Rate Detection Based on Illumination Correction [J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(S2): 301-305.
- [18] LI C X, ZHONG Q H, LIAO J X. Heart Rate Measurement from Face Video Based on ICEEMD [J]. *Laser Journal*, 2019, 40(1): 33-36.
- [19] SU P Q, XU L, LIANG Y J. Non-Contact Heart Rate Measurement Method Based on Eulerian Video Magnification [J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(3): 916-922.
- [20] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2011, 1(1): 1-41.
- [21] CENNINI G, ARGUEL J, AKIT K, et al. Heart rate monitoring via remote photoplethysmography with motion artifacts reduction [J]. *Optics Express*, 2010, 18(5): 4867-4875.
- [22] SHIMAZAKI T, HARA S, OKUHATA H, et al. Cancellation of motion artifact induced by exercise for PPG-based heart rate sensing [C] // *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE*, 2014: 3216-3219.
- [23] FLANDTIN P, GONCALVES P, RILLING G. EMD equivalent filter banks, from interpretation to applications [M]. *Hilbert-Huang Transform and Its Applications*, 2011.
- [24] TERRIENE J, MARQUE C, KARLSSON B. Automatic detection of mode mixing in empirical mode decomposition using non-stationarity detection: application to selecting IMFs of interest and denoising [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2011, 2011(1): 1-8.
- [25] XU Z J, GAO G Q, FANG Z M. Non-Contact Infant Heart Rate Monitoring Based on Facial Images [J]. *Software Guide*, 2019, 18(10): 12-18.
- [26] HUANG B H, CHEN R, ZENG H S, et al. The impact of blood content in skin tissue on skin spectra [J]. *Guang pu xue yu Guang pu fen xi = Guang pu*, 2007, 27(1): 95-98.



**ZENG Zi-lin**, born in 1998, postgraduate. Her main research interests include medical image processing and rehabilitation robot.



**HU Zhi-gang**, born in 1972, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include three-dimensional reconstruction and computational biomechanics, biomedical robots.