

基于聚类 and 自适应滤波的成像式心率检测方法

黄漫萍¹, 彭力^{1,2**}, 韩鹏^{1,2}, 骆开庆^{1,2}, 刘冬梅^{1,2}, 陈森^{1,2}, 邱健^{1,2*}¹华南师范大学电子与信息工程学院, 广东 佛山 528225;²广东省光电检测工程技术研究中心, 广东 佛山 528225

摘要 提出了应用于成像式光电容积描记(IPPg)的凹透镜变形算法和肤色像素聚类的感兴趣区域(ROI)动态选取方法,以及针对脉搏波(BVP)信号的自适应归一化最小均方误差(NLMS)滤波算法来解决 IPPg 心率检测方法在头部运动及光照变化干扰等运动场景下存在的测量结果准确率低和波动性大等问题。首先,利用凹透镜变形算法将面部肤色区域进行图像扭曲和膨胀。其次,通过 K-means++ 聚类方法进行皮肤区域像素选取。然后,应用 CHROM 算法对 BVP 信号进行降噪处理。上述处理方法构成了 ROI 动态选取方法,可解决头部运动带来的影响。最后,采用提出的自适应 NLMS 算法对 BVP 信号进行光照变化干扰的自适应滤波后,完成心率的计算。实验结果表明,所提出的心率检测方法在运动场景下的平均绝对误差(MAE)达到 0.92 次/min,即使在光照剧烈变化的条件下 MAE 也能达到 2.20 次/min。该方法能够有效解决 IPPg 技术中 ROI 定位不准、选取困难以及受光照变化影响严重等不足。

关键词 生物技术; 成像式光电容积描记; 凹透镜变形; K-means++ 聚类; 归一化最小均方误差算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS240433

1 引言

近几年来,由于长时间工作而死于心脏病的人数一直在增加,而心率是反映心血管是否健康的重要指标之一^[1]。采用非接触式心率监测方法能够更高效地监测心率,提高心率监测舒适度。因此,非接触式心率监测方法日益受到关注,并具有较高的推广价值。其中,成像式光电容积描记(IPPg)技术因具有非接触、无创、无需昂贵的专业医疗设备等优点,引起生物医学领域科研人员的广泛关注^[2-3]。IPPg 技术的基本原理是心脏跳动引起毛细血管中血红蛋白周期性变化,使得皮肤对光照的吸收量也产生相应的周期性变化。该技术的心率提取步骤大致分为选取感兴趣区域(ROI)、估计 RGB 通道脉冲信号,以及滤除信号噪声等^[4]。在现实环境中,若被测者头部运动幅度较大或者其脸部光照变化较大,容易造成 ROI 中的肤色像素位置变化快,以及肤色像素中光强波动大,最终导致 IPPg 测量的心率结果剧烈变化。

为了解决上述难点,大部分研究工作采用不同的 ROI 选取方法来准确定位肤色区域,从而提高运动状态下心率检测的准确度^[2]。ROI 选取方法一般分为选取固定的 ROI^[5-8]例如选取额头和脸颊,以及基于“角

度图”^[9]或者 Haar-Like 特征^[10]等动态选取高质量皮肤区域^[9-11]两大类。然而,仅仅依靠 ROI 的筛选并不能完全消除运动以及光照带来的影响,因此不少的研究会在 ROI 筛选后,采用滤波的方法对信号进行进一步降噪。

目前,信号滤波的方法主要分成非监督学习方法^[5,12-15]与监督学习方法^[16-18]两大类。在非监督学习方法中,de Haan 等^[5]提出一种基于色度的空间投影分解算法(CHROM),利用标准化肤色线性组合色度信号来降低运动的干扰;2018年,桑海峰等^[14]利用归一化最小均方误差(NLMS)算法结合背景区域信号对 IPPg 信号进行一定的光线补偿,以降低环境光照对心率测量的影响。然而,大多数非监督学习方法只能针对运动或者光照变化的影响,不能同时兼顾去除运动和光照变化的干扰。

为了更好地自适应处理不同视频中环境、被测者的肤色和面部结构等带来的干扰, Lee 等^[16]提出 Meta-rPPg 的元学习框架,在测试过程中根据未标记的样本进行自监督权调整。为了解决不同面部表情引起的噪声对心率测量的干扰, Lokendra 等^[17]提出了 AND-rPPg 方法,利用动作单元和深度学习架构进行去噪。在避免面部表情干扰的同时, Ouzar 等^[18]还针对头部

收稿日期: 2024-01-02; 修回日期: 2024-02-19; 录用日期: 2024-02-22; 网络首发日期: 2024-03-13

基金项目: 国家自然科学基金(61975058, 62375089, 62205110)、广东省自然科学基金联合项目(2022A1515140139)、广东省自然科学基金面上项目(2023A1515011452)、广东省科技计划(2019B090905005)、广州市科技计划(2019050001)

通信作者: *qiuji@sncu.edu.cn; **pengli@m.sncu.edu.cn

运动和不同肤色的干扰提出一种基于端到端时空网络 (X-iPPGNet) 的从零开始学习 IPPG, 该方法无需单独提取 IPPG 信号, 也无需先验知识即可预测脉搏率。然而, 监督学习方法需要更高的时间成本, 并且目前可供研究运动幅度大和光照变化较剧烈场景的公开数据集较少, 因此监督学习方法在此场景下的测量效果不佳, 无法达到常规场景下的测量效果^[19-20]。

针对 IPPG 测量方法在上述运动或者光照变化较剧烈场景下的不足, 本文提出一种结合基于凹透镜变形和聚类的 ROI 动态选取法与针对脉搏波 (BVP) 信号自适应 NLMS 算法的改进型 IPPG 心率提取方法。首先, 利用凹透镜变形算法将原始人脸视频的五官进行扭曲变形, 利用 K-means++ 进行肤色聚类处理, 实现了皮肤区域像素选取, 并计算得到 RGB 三通道的 BVP 信号。该方法可以解决运动场景下 ROI 中肤色识别方法定位不准和信噪比强的肤色像素筛选困难的问题。然后, 利用不同时段 BVP 信号的均值取代背景信号调整步长, 改进了可滤除 BVP 信号中强光波动的自适应 NLMS 算法, 即在光照变化较大的环境下, IPPG 技术仍然能够保持较高的心率测量准确率。

2 基本原理

2.1 改进的 IPPG 心率测量方法的原理

传统的 IPPG 测量方法的流程主要包括拍摄脸部视频、获取 ROI 视频图像、获取每帧 RGB 图像中绿通道信号、获取 BVP 信号、基于频谱分析获取心率信号等 5 个主要步骤^[21]。首先, 在拍摄的视频中通过特征点进行人脸定位, 所使用的方法是 Dlib 算法^[22]。其次, 根据特征点定位额头、脸颊等区域并进行肤色提取, 一般选取含有较强 IPPG 信号的前额或者脸颊周围区域^[9], 形成 ROI 视频。由于人脸部的皮肤区域中不但含有丰富的 BVP 信息, 而且同时会受到外界光照变化、因头部运动产生的光线变化, 以及脸部表情变化的干扰。因此, 在 ROI 选取时应尽可能选取受光照、运动和表情影响较少的面部肤色区域, 如额头、脸颊等部位, 先分别计算每一帧 ROI 视频图像中 RGB 三通道强度的平均值, 并生成原始的 BVP 信号; 再分别使用色度法、盲源分离法等对 BVP 信号进行滤波、降噪、频谱成分分析等处理。然后, 建立 20 s 的滑动窗口, 滑动步长为 1 s, 依次对滑动窗口内的 BVP 时域信号进行快速傅里叶变换 (FFT), 获得相应的频谱图。当摄像头扫描速度为 30 frame/s 时, 窗内 BVP 时域信号的数据点数为 600。最后, 将频谱峰值乘以 60 估算出每分钟的心率值。为了避免 FFT 过程中发生频谱泄漏, 对窗口内的有效数据进行补零操作。

与传统方法相比, 本文在色度法的基础上进行改进, 具体如图 1 所示。本文方法主要在 ROI 选取方面

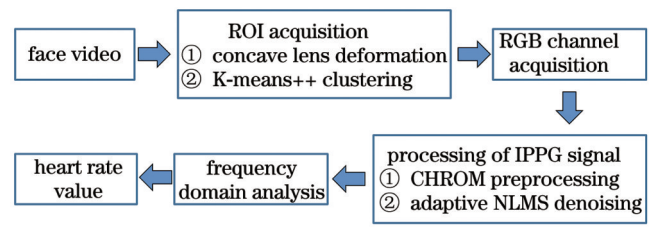


图 1 IPPG 测量心率流程

Fig. 1 Flow chart of heart rate measurement by IPPG

开展了基于凹透镜变形算法和 K-means++ 肤色检测的动态 ROI 选取工作, 在 IPPG 信号处理部分提出了根据不同时段 BVP 信号的均值自适应调整步长的 NLMS 改进型算法。

2.2 ROI 的动态选取方法

传统的 ROI 选取方法采用图像中的固定区域或者人脸检测框内的区域, 例如利用固定的方框选取 ROI, 这种方法在静止状态下的效果是不错的。但是在运动场景下 ROI 的位置变化大, 容易引入较大的非皮肤区域噪声, 例如背景、眼睛或者嘴巴等, 导致 BVP 信号的信噪比降低。针对这种情况, 提出一种结合 K-means++ 聚类的椭圆肤色模型检测方法。该方法不仅能够很好地动态定位肤色区域信息, 还可以通过阈值的判断方法去除信噪比低的肤色像素中的阴影区域。

本文方法首先利用凹透镜变形算法对原始视频的面部肤色区域进行扭曲和扩展, 从而提高皮肤像素区域在 ROI 的占比; 然后, 采用经典的椭圆肤色模型算法进行预处理, 减少后续聚类的计算成本; 最后, 结合 K-means++ 聚类的肤色检测方法进行再次筛选, 获得更高质量的 ROI 视频信号。

2.2.1 凹透镜变形算法

传统凹透镜的变形原理是: 光线垂直照射到曲面镜后, 产生不规则的镜面反射或透射, 从而引起图像变形, 相当于原始图像以点 O 为中心向内压缩^[23]。凹透镜变形算法转换前后的效果如图 2(a)、(b) 所示。假设图像压缩变换中心区域的半径为 R , 原图像中任意一点 A 转换成目标图像的 A' 点, 原图的所有像素点以 O 为中心向内挤压成一个平面, 且所有的点都是等比例压缩的。设压缩中心点 O 的坐标为 (c_x, c_y) , A 点的坐标为 (x, y) , 压缩后的 A' 点为 (x', y') , 则原图像上 A 点到 O 点沿 x 轴和 y 轴的距离为 L_x 和 L_y , 图像目标区域转换后 A' 点坐标的数学公式^[24]为

$$x' = \cos \left[\arctan \left(\frac{L_y}{L_x} \right) \right] \left(L_x^2 + L_y^2 \right)^{1/4} R + c_x, \quad (1)$$

$$y' = \sin \left[\arctan \left(\frac{L_y}{L_x} \right) \right] \left(L_x^2 + L_y^2 \right)^{1/4} R + c_y. \quad (2)$$

为了扩大 ROI 中脸部和额头的肤色区域, 以眉心下方的山根处为中心, 即将 Dlib 库的人脸检测算法中

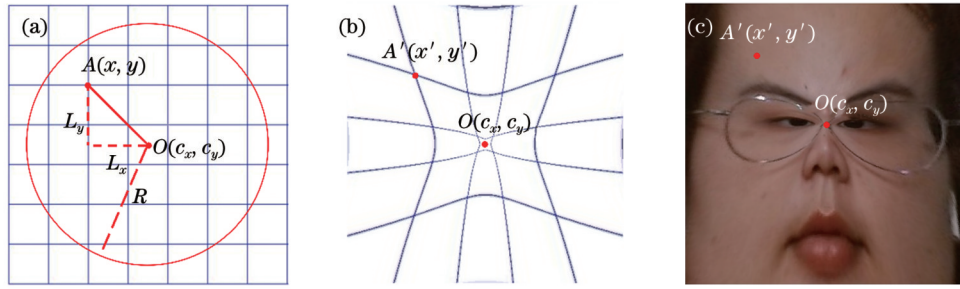


图 2 凹透镜变形算法处理前后的示意图。(a)处理前;(b)处理后;(c)实际处理后的效果图示例

Fig. 2 Schematics of concave lens deformation algorithm before and after processing. (a) Before processing; (b) after processing; (c) example of the effect diagram after actual processing

第 28 个特征点作为压缩中心点,采用凹透镜变形算法在中心区域压缩并扭曲五官,在边缘拓展肤色区域,增加肤色像素点的占比,如图 2(c)所示,以增大左右脸颊和额头肤色区域的面积。

经过凹透镜变形算法处理可以尽可能地减少非肤色区域的干扰,例如背景、被测者的毛发和衣物等。同时,该变形算法提高了肤色像素在 ROI 的占比,从而获得信噪比更高的 ROI 视频,达到提高后续心率测量准确性的目的。

2.2.2 结合 K-means++ 聚类的椭圆肤色模型检测方法

为了获得更多的包含生理信息的区域,采用基于 YCbCr 颜色空间的椭圆肤色模型^[25]进行肤色识别,对凹透镜变形后的视频进行预处理。该传统肤色检测方法是通过假设肤色亮度与色度之间存在近似不相关关系提出的。然而实际拍摄时,单帧视频的低亮度区域中,亮度与色度是非线性相关的^[26],因此仍然存在胡须、碎发、眉毛等区域,而这些非肤色像素将会影响 IPPG 信号的质量。

为了进一步提高肤色提取的准确性,本文结合 K-means++ 聚类方法^[27]对肤色区域进行二次筛选,去除椭圆肤色模型未滤除的非皮肤区域。所提出的肤色检测算法流程如下:

1) 选取第一帧图像,经过椭圆肤色模型预处理筛选该帧图像的肤色像素点;

2) 基于 K-means++ 聚类方法的原理,根据预处理后像素点的 RGB 值,将像素点分为 4 个聚类;

3) 分别计算每个聚类所有像素点的 RGB 三通道强度的平均值,假设聚类得到的肤色像素总数为 n , P_R 、 P_G 、 P_B 分别表示这些肤色像素中 R、G、B 通道的强度均值,该强度均值的计算公式分别为

$$P_R = \sum_{i=1}^n R_i / n, \quad (3)$$

$$P_G = \sum_{i=1}^n G_i / n, \quad (4)$$

$$P_B = \sum_{i=1}^n B_i / n; \quad (5)$$

4) 设置阈值 Ψ 并精选出该帧图像中的有效肤色聚类,即选取肤色平均值高于阈值的聚类(根据实践经验,毛发、遮挡阴影等因素都会造成像素点强度值下降,本文设置阈值 $\Psi=100$);

5) 将选取的肤色聚类像素组合,形成新的 RGB 通道,并计算出该帧肤色像素的 RGB 平均值;

6) 重复上述步骤,完成逐帧聚类后肤色 RGB 均值的计算,输出最终的 ROI 肤色均值,并生成原始的 BVP 时序信号。

上述流程不仅能去除经过凹透镜变形算法处理后视频中残留的非皮肤区域像素点,还可以在一定程度上去除皮肤像素中的阴影区或被遮挡区,达到准确定位高信噪比 ROI 的目的。

2.3 改进的 NLMS 算法

为了滤除 BVP 信号中正常生理活动带来的干扰,本文结合 CHROM 算法^[5]进行初步的降噪处理。然而,当环境光照变化较频繁、剧烈时,单纯依靠 ROI 的筛选和 CHROM 算法无法消除这些干扰的影响。为此,本文提出了根据不同时段 BVP 信号的均值自适应调整步长的 NLMS 改进型算法,以实现自适应滤除 BVP 信号中光照变化的干扰。

2.3.1 NLMS 的基本原理

NLMS 是基于最小均方误差准则和最速下降原理的自适应滤波算法,利用输入信号矢量功率动态调整步长因子,不断改变权重系数,使其接近期望信号的方法^[28]。NLMS 的递推公式如下:

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{\gamma + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)}, \quad (6)$$

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + 2\mu(n)\mathbf{y}(n)\mathbf{X}(n), \quad (7)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{W}(n)\mathbf{X}(n), \quad (8)$$

式中: $\mathbf{d}(n)$ 为期望信号; $\mathbf{W}(n)$ 和 $\mathbf{W}(n+1)$ 为权矢量; $\mathbf{X}(n)$ 为输入信号; $\mathbf{y}(n)$ 为输出信号; $\mu(n)$ 为步长; α 为步长因子,其取值范围为 $(0, 2)$ ^[29]; γ 为调节因子,用于保证算法的稳定性,一般取尽可能小的值^[30],本文取 $\gamma = 0.0001$ 。

本文通过绿通道分离的方法获得非肤色区域中的

背景信号 \mathbf{X}_{BG} 。假设前述步骤已经成功去除正常生理活动带来的干扰,则被测者此时的 BVP 信号 \mathbf{X}_{ROI} 中仅包含人体 BVP 信号 \mathbf{X}_{HR} 和环境光干扰信号 \mathbf{X}_{IR} ,而背景信号 \mathbf{X}_{BG} 仅受环境光照的干扰,故其存在一定的比例关系,即

$$\mathbf{X}_{ROI} = \mathbf{X}_{HR} + \mathbf{X}_{IR}, \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{IR} = \omega \mathbf{X}_{BG}. \quad (10)$$

根据实际测量背景信号与原始 BVP 信号存在光线变化趋势的一致性,比例参数 ω 对应权矢量 $\mathbf{W}(n)$,将原始 BVP 信号 \mathbf{X}_{ROI} 作为期望信号 $\mathbf{d}(n)$,而背景信号 \mathbf{X}_{BG} 作为输入信号 $\mathbf{X}(n)$,二者经过 NLMS 处理后,即可得到干净的 BVP 信号 $\mathbf{y}(n)$,如式(8)所示。

2.3.2 基于 BVP 信号的归一化方式改进

由式(6)及文献[31]可得,原始步长 $\mu(n)$ 的大小不但与背景信号 $\mathbf{X}(n)$ 的二范数有关,而且可以自适应地调整调节因子 γ ,最终实现权重的自适应变化。由该理论可以推广得到,通过控制式(6)中分子的自适应变化来实现式(7)中权重的自适应调节。根据式(6)的步长计算方式,当拍摄背景信号 $\mathbf{X}(n)$ 的光照忽明忽暗变化较剧烈时,对应的 $\mu(n)$ 会产生忽小忽大的变化。这种不稳定的情况会引起权矢量 $\mathbf{W}(n)$ 随着背景光大幅度变化,造成 NLMS 不能快速收敛,最终无法有效地去除 BVP 信号中较大波动的干扰。这个情况在仿真结果中得到验证,如图 3(c)所示。在单一正弦信号中加入了较剧烈变化的干扰时,传统 NLMS 的输出中仍然包含较大的波动干扰。

为了解决这一问题,本文提出一种基于 BVP 信号的自适应 NLMS 滤波算法。在原有的步长公式的基础上,采用当前一段时间内 BVP 信号[即输出信号 $\mathbf{y}(n)$]的均值代替背景信号,改变原有采用背景信号矢量功率调整步长的方法,从而去除背景信号对权重的影响。转换前后的步长公式为

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{\gamma + \mathbf{X}^T(n) \cdot \mathbf{X}(n)} \rightarrow \mu(n) = \frac{\alpha}{\gamma + \left(\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |\mathbf{y}(i)| \right) \cdot \mathbf{X}(n)}, \quad (11)$$

式中: α 为步长因子,其取值范围为 $(0, 2)$; γ 为调节因子,为了避免出现光照为 0 的情况,一般设置一个较小的非零值。在正常光照下,该数值可以忽略不计。

转换前后的权重公式为

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \mu(n) \mathbf{y}(n) \mathbf{X}(n) \rightarrow \mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \frac{\alpha}{\gamma + \left(\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |\mathbf{y}(i)| \right)} \mathbf{y}(n). \quad (12)$$

由式(12)、式(6)和(7)的前后对比可得,改进后的权重

公式只与当前时间段内 BVP 信号的均值相关。

由式(11)可知,步长的自适应调节中将最近时间段内的 BVP 信号平均值引入分母中,并参与 NLMS 的自适应滤波过程。这时步长的变化幅度比原来单纯背景二范数的变化幅度有所降低,在一定程度上保证了 NLMS 收敛速度不会发生明显变化。由式(12)可知, NLMS 的权重变化仅受当前时间段内 BVP 信号平均值的影响。从前面的处理可以知道,此时 BVP 信号含有背景光照变化的干扰,在持续的滤波过程中,每一次的权重都会根据近期 BVP 的均值进行自适应控制和调节。由 BVP 均值自适应调节权重的优点主要在于它既能体现背景光照变化的趋势,又比原来的权重相对稳定,达到有效地自适应滤除背景光照变化,提升 BVP 信号中的心率成分信噪比的目的。

2.3.3 改进的自适应 NLMS 算法的对比仿真实验

为了验证改进 NLMS 算法的有效性和可行性,本文设置了仿真实验进行比较。实验条件如下:

1) 为模拟正常心率为 60 次/min 的人体 BVP 主频信号 \mathbf{X}_{HR} ,假设一个理想正弦波信号 $\mathbf{y}(n)$,其频率为 1.0 Hz、幅值为 2。同时,设存在的噪声信号 \mathbf{X}_{IR} 是均值为 0、方差为 30 的随机噪声,模拟由双臂灯造成的随机频繁变化的背景光。

2) 当 \mathbf{X}_{IR} 经过自回归系数为 $[1, 0.5]$ 的自回归模型时,与 $\mathbf{y}(n)$ 相加后输出信号 $\mathbf{d}(n)$ 。其中, $\mathbf{d}(n)$ 模拟 ROI 中测量得到的 BVP 信号 \mathbf{X}_{ROI} 。

3) 对 $\mathbf{d}(n)$ 分别进行传统 NLMS 滤波处理与所提改进 NLMS 滤波处理,结果如图 3 所示。

从图 3 可知:传统 NLMS 算法基本能够还原出原始信号,但是存在大幅度波动,甚至产生了比原曲线更高的信号成分[图 3(c)方框处];经过自适应 NLMS 算法处理的输出信号波动明显减小,与原始的正弦波信号基本一致。可见,所提出的改进 NLMS 算法具有可行性和有效性。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

3.1.1 UBFC-rPPG 数据集

选择公开的 UBFC-rPPG 数据集^[11]中的视频,分别开展了消融实验和性能测试等工作。在 UBFC-rPPG 数据集的视频中,被测者需要参与一个时间敏感型游戏来提高他们的心率,从而模拟正常的人机交互场景。在实验期间,被测对象存在说话、微笑、摇头等动作。实验数据的参考心率由指夹式脉搏血氧仪 (Contec Medical CMS50E) 测量得到。以下实验将主要采用平均绝对误差 (MAE)、平均绝对百分比误差 (MAPE)、标准差 (SD) 和 Pearson 相关系数 r 等指标^[32]对测量结果进行对比分析,以衡量实验测量的心率结

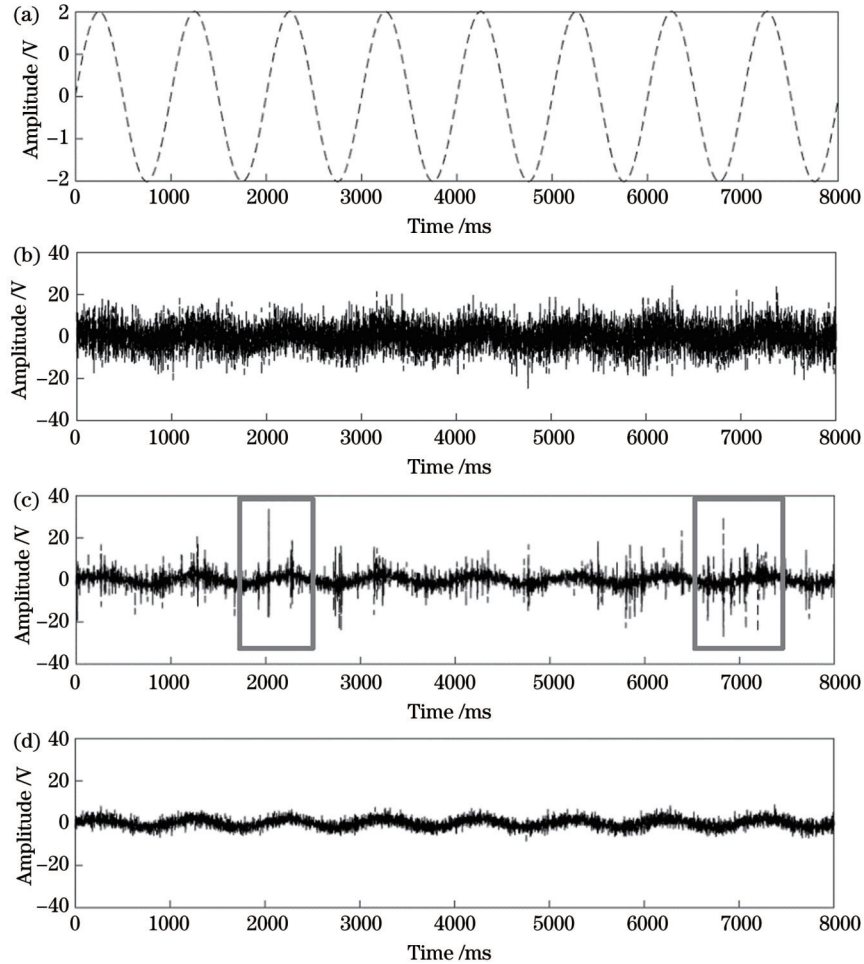


图3 NLMS算法仿真数据曲线。(a)理想正弦信号 $y(n)$;(b)噪声信号 X_{IR} 与 $y(n)$ 相加后的输出信号 $d(n)$;(c)传统NLMS滤波处理算法输出的曲线;(d)自适应NLMS滤波处理算法输出的曲线

Fig. 3 Curves of NLMS algorithm simulation data. (a) Ideal sinusoidal signal $y(n)$; (b) output signal $d(n)$ after adding noise signal X_{IR} and $y(n)$; (c) output curve by traditional NLMS denoised algorithm; (d) output curve by self-adaptive NLMS denoised algorithm

果与参考心率之间的偏差程度。

3.1.2 光照变化较大真实场景的实验条件

为了验证所提方法的整体性能和效果,需要开展同时具有被测者头部运动和场景光照变化条件下的性能测试对比实验。如前所述,目前并无数据集含有较剧烈光照变化的图像数据,故本文使用自行拍摄视频数据进行该项实验。

实验中招募了20位健康的成年测试者,其年龄在20~30岁,其中男性10名、女性10名。实验的所有参与者均予以知情同意。实验过程中,将参与者佩戴的指夹式脉搏血氧仪(超思MD300C22)测量的同步心率作为参考心率。实验数据采集依托于罗技公司的网络摄像头(C920ProHD),采样率为30 frame/s,分辨率为1920 pixel \times 1080 pixel。为了模拟光照剧烈变化的场景,利用汉阳公司的双臂LED灯(BY-580),其光照强度范围为0~5000 lx/m,可以无极性地调节光照变化,色温设置为4500 K(中性白光)。实验时背景光照强度随时间的变化曲线如图4所示。在前40 s内,先进行光

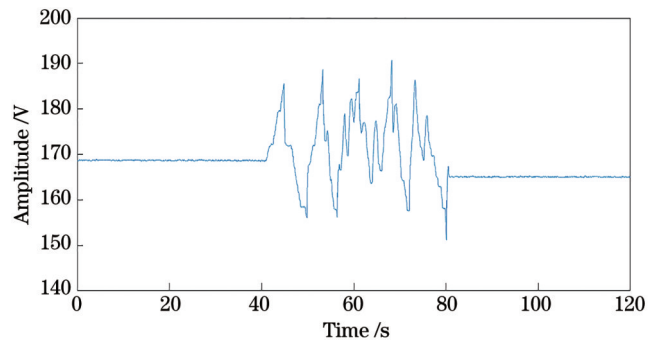


图4 真实场景下背景光照强度变化曲线

Fig. 4 Background light intensity curve in the real-world scene
线稳定情况下的视频录制,光线的来源为日光灯;在中间40 s(40~80 s)内,光线的来源为日光灯与双臂灯,其间通过不间断地旋转双臂灯的无极旋钮,实现光照强度在0~5000 lx/m范围内变化,模拟具有频繁强光照变化的场景;在后40 s内,恢复日光灯单独提供光照的场景。录制场景如图5所示,录制过程中,被测者可自由地保持面向镜头的状态,每段视频的时长为2 min。

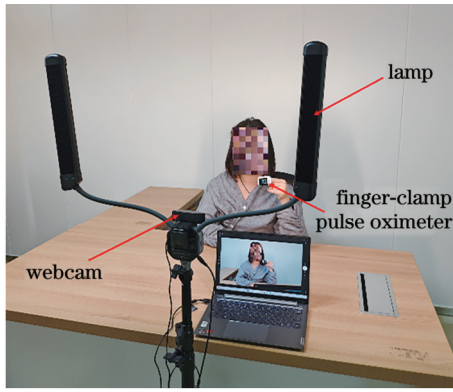


图 5 实验场景示例

Fig. 5 An example of the experimental scenario

3.2 ROI 动态提取方法的消融实验

为了验证所提出的 ROI 动态提取方法的可行性与有效性,在 UBFC-rPPG 数据集中随机选取 30 个头部运动幅度较大的视频进行消融实验。针对该实验,采用传统算法 CHROM 作为滤波算法进行心率计算,对比实验结果如表 1 所示,其中第二行和第三行数据是加入凹透镜变形处理方法前后的实验结果。加入该

算法后结果的 MAE 从原来的 35.38 次/min 降至 11.97 次/min, MAPE 从 35.60% 降至 11.99%, SD 从 3.78 次/min 降至 2.95 次/min, r 从 -0.01 增长至 0.58。上述结果说明凹透镜变形处理方法可显著改善心率测量结果, ROI 选取的有效性明显提升。

表 1 的第四行和第五行数据是在传统的椭圆肤色模型检测方法基础上,加入 K-means++ 聚类方法前后的实验结果。加入聚类方法后, MAE 从 36.70 次/min 降至 5.11 次/min, MAPE 从 36.82% 降至 5.60%, r 从 -0.06 升高至 0.66, 可见增加 K-means++ 模块能够很好地提升椭圆肤色模型检测方法的性能, 提高了心率检测的准确性。

表 1 的最后一行数据是同时结合凹透镜变形算法和聚类算法的完整 ROI 动态选取方法的实验结果。此时, 各项指标均能达到最优, MAE 为 4.29 次/min, MAPE 为 4.19%, SD 为 2.59 次/min, 相关系数 r 达到 0.66, 获得最佳的实验效果。由以上结果可知, 凹透镜变形算法和聚类算法的优点可以得到很好的融合, 所提出的改进 ROI 动态选取方法在运动场景下可以提高心率检测的准确度。

表 1 UBFC-rPPG 数据集上消融实验结果

Table 1 Ablation experiment results on the UBFC-rPPG dataset

Method	MAE /min ⁻¹	MAPE /%	SD /min ⁻¹	r
Original video	35.38	35.60	3.78	-0.01
Original video + concave lens deformation	11.97	11.99	2.95	0.58
Original video + SKIN	36.70	36.82	4.05	-0.06
Original video + SKIN + K-means	5.11	5.60	2.97	0.66
Original video + concave lens deformation + SKIN + K-means	4.29	4.19	2.59	0.66

3.3 头部运动场景下的对比实验

在验证运动环境下所提方法性能的对比实验中也采用了 UBFC-rPPG 数据集, 对公开的、常用的非监督学习方法和监督学习方法分别进行比较。由于该数据集中不存在背景光变化较剧烈的对应场景, 只是存在被测者头部运动幅度较大的情况, 因此没

有采用所提出的自适应 NLMS 算法对该实验结果进行处理。

实验结果如表 2 所示。所提方法的 MAE 为 0.92 次/min, MAPE 为 1.57%, SD 为 2.43 次/min, 相关系数 r 达到 0.65, 各项指标都优于其他非监督学习方法。同时, 与近 3 年内较为流行的监督学习方法相

表 2 UBFC-rPPG 数据集上头部运动场景下性能对比实验的结果

Table 2 Results of performance comparison experiments in the head motion scenario on UBFC-rPPG dataset

Approach	Method	MAE /min ⁻¹	MAPE /%	SD /min ⁻¹	r
Unsupervised signal processing methods	Ours	0.92	1.57	2.43	0.65
	CHROM ^[5] (2013)	4.29	4.19	2.59	0.66
	EEMD ^[15] (2015)	30.06	31.01	2.88	0.16
	POS ^[12] (2017)	1.49	1.60	2.44	0.74
	NLMS ^[14] (2018)	8.42	9.97	2.98	0.42
Supervised deep learning methods	Meta-rPPG ^[16] (2020)	5.97	—	7.12	0.53
	AND-rPPG ^[17] (2022)	2.67	—	3.21	0.96
	X-iPPGNet ^[18] (2023)	4.99	—	6.25	0.67

比,所提方法的 MAE、SD 均能够达到最优,相关系数也基本与上述方法相当。

同时,通过 Bland-Altman 分析方法评估了不同非监督学习方法计算获得的心率值 ($H_{estimation}$) 与脉搏血氧仪测得的参考心率 (H_{truth}) 之间的一致性。图 6 分别对应不同非监督学习方法获得的 Bland-Altman 图,其中:蓝色水平实线为平均差异线,表示两种心率的

平均偏差;两条红色虚线表示一致性区间(95%置信区间)的上下阈值。从图 6(e) 可以看到,所提方法的平均偏差最小,为 0.3 次/min,95%置信区间(95% CI)为 $-5.7 \sim 5.2$ 次/min,表明所提出的 ROI 动态选取技术在 UBFC-rPPG 数据集中具有非常好的表现,对被测者正常生理活动(如头部运动)引起的肤色信号的波动具备更强的鲁棒性。

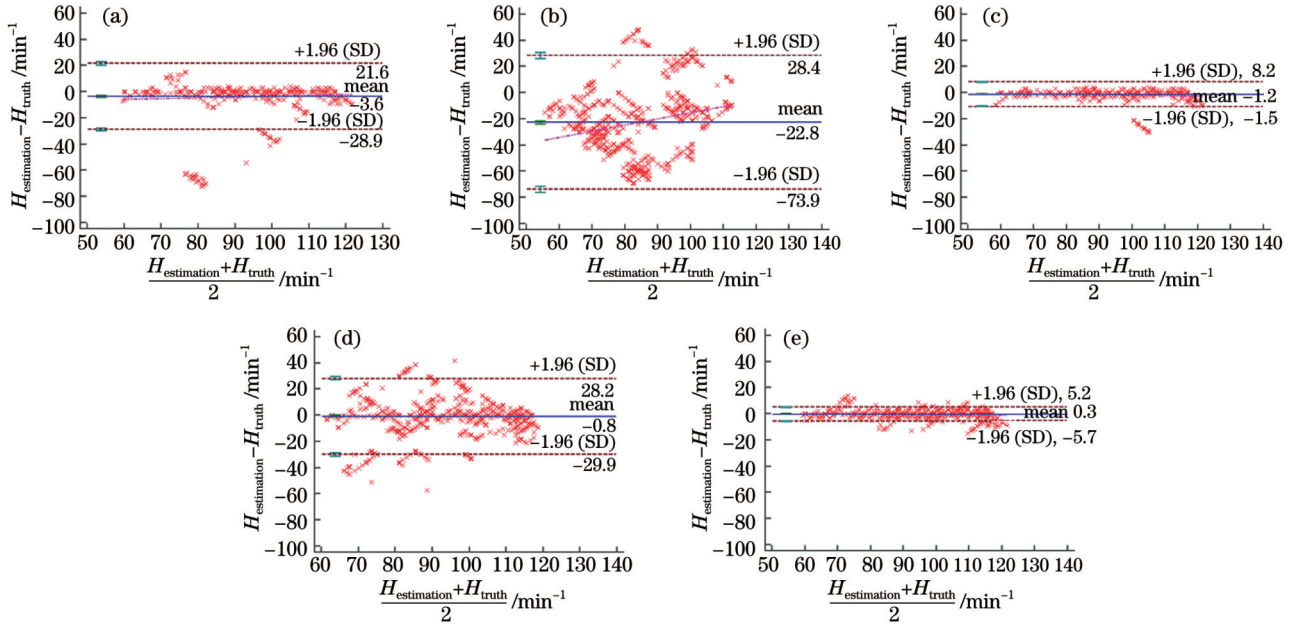


图 6 UBFC-rPPG 数据集中不同算法的受试者 Bland-Altman 图。(a) CHROM 算法获得的 Bland-Altman 图;(b) EEMD 算法获得的 Bland-Altman 图;(c) POS 算法获得的 Bland-Altman 图;(d) NLMS 算法获得的 Bland-Altman 图;(e) 所提方法获得的 Bland-Altman 图

Fig. 6 Bland-Altman plots of different methods for subjects in UBFC-rPPG database. (a) Bland-Altman plot obtained by CHROM algorithm; (b) Bland-Altman plot obtained by EEMD algorithm; (c) Bland-Altman plot obtained by POS algorithm; (d) Bland-Altman plot obtained by NLMS algorithm; (e) Bland-Altman plot obtained by our method

3.4 光照变化较剧烈的真实场景下的对比实验

如 3.1.2 节所述,该项真实场景实验的测试视频来源于本课题组对所招募的 20 名志愿者拍摄的图像数据。由于监督学习方法主要是对恒定光照的公开数据集进行研究,而数据集的恒定光照环境与实际光照变化剧烈的真实场景不匹配,因此训练得到的深度学习模型在实际场景下的误识率升高。文献[19]也

开展过类似的研究工作,并指出:非监督学习方法在不同的光照强度下比监督学习方法拥有更强的鲁棒性和更高的准确度^[19]。因此,在强光照变化下的对比实验将主要采用非监督学习方法,具体的实验结果如表 3 所示。

表 3 中第八行数据是采用所提 ROI 动态选取方法、CHROM 和自适应 NLMS 算法,分别对 40 组视频

表 3 在光照变化剧烈场景下的不同方法测量结果的比较

Table 3 Comparison of measurement results for different methods in scenes with severe lighting changes

Method	MAE /min ⁻¹	MAPE /%	SD /min ⁻¹	r
EEMD ^[15]	21.93	26.70	2.28	-0.12
POS ^[12]	11.14	12.90	2.88	0.23
CHROM ^[5]	15.35	17.48	3.07	0.05
NLMS ^[14]	18.15	23.25	3.52	0.01
NLMS (Ours)	14.17	18.30	3.28	0.03
CHROM+NLMS	8.79	11.21	3.14	0.13
Ours	2.20	3.68	2.55	0.23

图像处理得到的分析结果。从表 3 可以看到,所提方法获得的心率结果准确度都是最高的,MAE 为 2.20 次/min,MAPE 为 3.68%,测量结果的波动性基本最小,SD 为 2.55 次/min。这些数据说明所提出的 ROI 动态选取方法和自适应 NLMS 算法可很好地融合在一起,与其他方法相比,其在光照变化剧烈的场景下具有很好的测量性能。

表 3 中第六行数据是仅采用所提出的自适应 NLMS 算法进行光照变化的滤波处理结果,其 MAE 由传统 NLMS 算法的 18.15 次/min 降至 14.17 次/min,MAPE 从 23.25% 降至 18.30%,SD 从 3.52 次/min 降至 3.28 次/min,进一步证明改进的自适应 NLMS 方法能够更有效地去除强光照变化的干扰。

表 3 第七行数据是将 CHROM 与传统 NLMS 算法结合后分析得到的结果,与第四行单独采用 CHROM 滤波算法的结果相比,它的 MAE 降至 8.79 次/min,MAPE 降至 11.21%,SD 降至 3.14 次/min,测量准确性得到明显提高。这再次说明所提出的结合 CHROM 与自适应 NLMS 的策略是合理且有效的。

同样地,利用 Bland-Altman 分析方法评估了不同方法计算的 $H_{\text{estimation}}$ 与血氧仪测得的 H_{truth} 之间的一致性。不同方法获得的 Bland-Altman 图如图 7 所示。所提方法的偏差是最小的,95% 置信区间为 $-7.8 \sim 7.8$ 次/min,表明所提方法对被测者具有头部活动较大和背景光照变化剧烈引起的肤色信号波动具有很好的鲁棒性和测量性能。

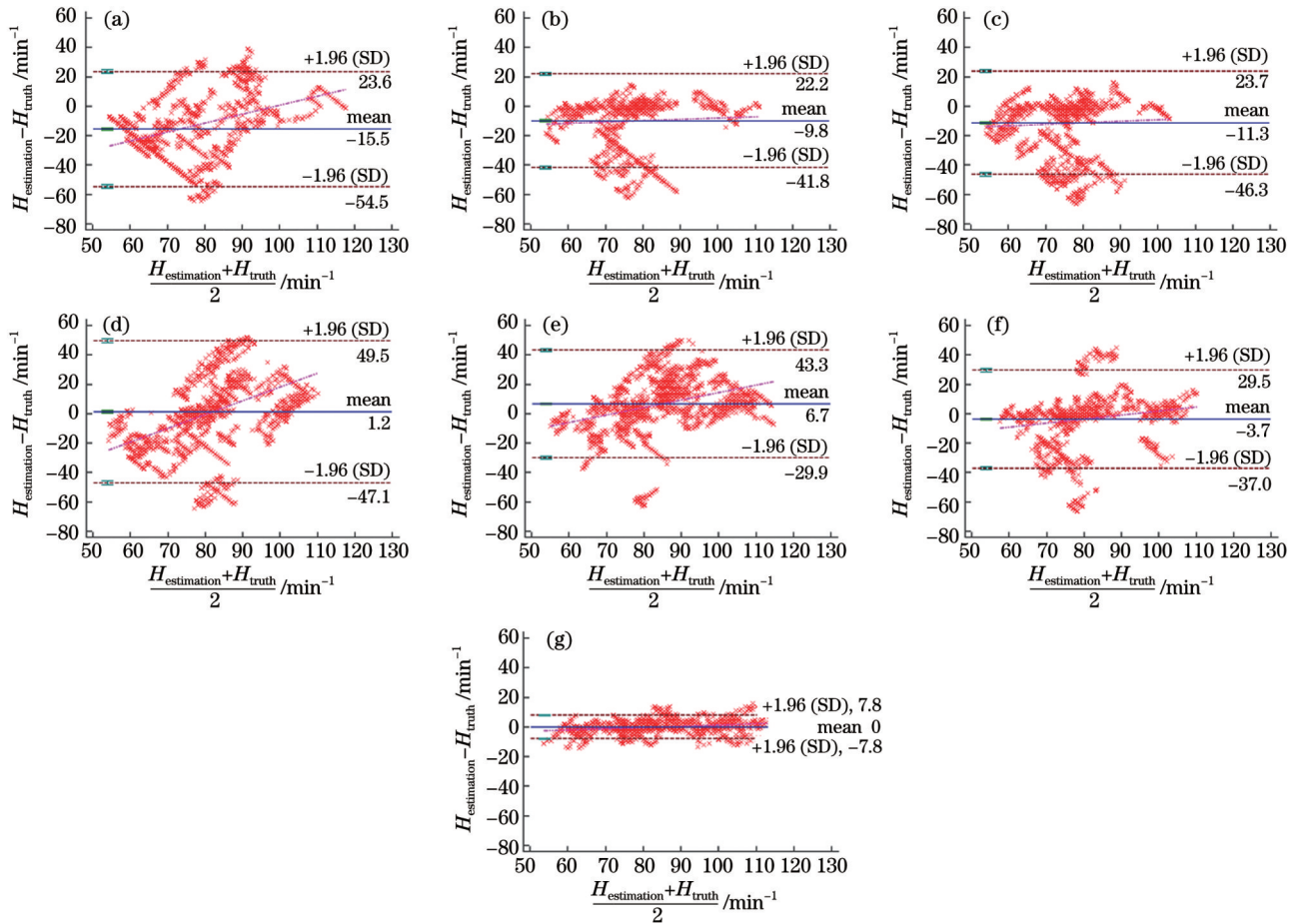


图 7 被测者在光照变化剧烈场景下的 Bland-Altman 图。(a) EEMD 算法获得的 Bland-Altman 图;(b) POS 算法获得的 Bland-Altman 图;(c) CHROM 算法获得的 Bland-Altman 图;(d)传统的 NLMS 算法获得的 Bland-Altman 图;(e)改进的 NLMS 算法获得的 Bland-Altman 图;(f) CHROM 与传统的 NLMS 算法结合获得的 Bland-Altman 图;(g)所提方法获得的 Bland-Altman 图

Fig. 7 Bland-Altman plots of the subject in a scene with dramatic changes in illumination. (a) Bland-Altman plot obtained by EEMD algorithm; (b) Bland-Altman plot obtained by POS algorithm; (c) Bland-Altman plot obtained by CHROM algorithm; (d) Bland-Altman plot obtained by traditional NLMS algorithm; (e) Bland-Altman plot obtained by improved NLMS algorithm; (f) Bland-Altman plot obtained by combining CHROM with the traditional NLMS algorithm; (g) Bland-Altman plot obtained by our

4 结 论

针对非接触式 IPPG 技术中存在头部运动以及环

境光照干扰的问题,提出一种结合凹透镜变形和聚类的 ROI 选取方法以及基于 BVP 信号改进的自适应 NLMS 算法,以提高 IPPG 技术测量心率的准确性和

稳定性。首先,利用凹透镜变形算法,对原视频的每一帧图像的人物五官进行扭曲缩小,从而增加皮肤像素在 ROI 的占比。其次,采用 K-means++ 聚类的方法进行肤色区域的二次筛选,组建富含生理信号的 ROI,生成高信噪比的 BVP 信号,重点解决了具有剧烈头部运动时 ROI 定位不准的问题。再次,利用 CHROM 算法滤除头部运动和面部表情等正常生理活动引起的光照变化,进一步获得更加纯净的 BVP 信号。然后,引入基于 BVP 信号均值改进的自适应 NLMS 算法,对由非生理信号引起的肤色信号波动进行自适应滤波,提升了 IPPG 技术心率测量的准确性和稳定性。最后,为了验证所提出的 ROI 动态选取方法以及自适应 NLMS 算法的可行性、有效性和通用性,分别在 UBFC-rPPG 数据集和自制的数据集上进行消融实验、性能测试实验,以及不同算法之间的对比实验。结果均证明,ROI 动态选取方法和自适应 NLMS 算法可以很好地融合在一起,与其他方法相比,所提方法在头部运动较大和背景光照变化较剧烈的场景下具有很好的测量性能。未来,所提方法可作为远程医疗、室内健身、心理测试和无人驾驶等领域的辅助技术,具有良好的应用前景。

参 考 文 献

- [1] García Lledó A, Valdés Rodríguez E, Ozcoidei Val M. Heart disease and vehicle driving: novelties in European and Spanish law[J]. Revista Espanola De Cardiologia (English Ed.), 2018, 71(11): 892-894.
- [2] 牛雪松, 韩璇, 山世光. 基于 rPPG 的生理指标测量方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(11): 2321-2336.
Niu X S, Han H, Shan S G. Remote photoplethysmography-based physiological measurement: a survey[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(11): 2321-2336.
- [3] 孔令琴, 吴小溪, 董立泉, 等. 基于近红外视频的非接触鲁棒性心率检测[J]. 中国激光, 2023, 50(21): 2107202.
Kong L Q, Wu X X, Dong L Q, et al. Robust non-contact heart rate detection based on near infrared video[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(21): 2107202.
- [4] Li P X, Benezeth Y, Nakamura K, et al. Comparison of region of interest segmentation methods for video-based heart rate measurements[C]//2018 IEEE 18th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), October 29-31, 2018, Taichung, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2018: 143-146.
- [5] de Haan G, Jeanne V. Robust pulse rate from chrominance-based rPPG[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2013, 60(10): 2878-2886.
- [6] Poh M Z, McDuff D J, Picard R W. Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation[J]. Optics Express, 2010, 18(10): 10762-10774.
- [7] Zhao C C, Mei P Y, Xu S S, et al. Performance evaluation of visual object detection and tracking algorithms used in remote photoplethysmography[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), October 27-28, 2019, Seoul, Republic of Korea. New York: IEEE Press, 2019: 1646-1655.
- [8] Kwon S, Kim J, Lee D, et al. ROI analysis for remote photoplethysmography on facial video[C]//2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), August 25-29, 2015, Milan, Italy. New York: IEEE Press, 2015: 4938-4941.
- [9] Wong K L, Chin J W, Chan T T, et al. Optimising rPPG signal extraction by exploiting facial surface orientation[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 19-20, 2022, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 2164-2170.
- [10] Tran Q V, Su S F, Tran M Q. Color distortion removal for heart rate monitoring in fitness scenario[C]//2019 20th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT), December 5-7, 2019, Gold Coast, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2019: 369-374.
- [11] Bobbia S, Macwan R, Benezeth Y, et al. Unsupervised skin tissue segmentation for remote photoplethysmography[J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 124: 82-90.
- [12] Wang W J, den Brinker A C, Stuijk S, et al. Algorithmic principles of remote PPG[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2017, 64(7): 1479-1491.
- [13] Li X B, Chen J, Zhao G Y, et al. Remote heart rate measurement from face videos under realistic situations[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 4264-4271.
- [14] 桑海峰, 金芷伊. 基于光照矫正的面部局部区域心率检测[J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 301-305.
Sang H F, Jin Z Y. Heart rate detection based on illumination correction and local region of face[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(S2): 301-305.
- [15] Chen D Y, Wang J J, Lin K Y, et al. Image sensor-based heart rate evaluation from face reflectance using Hilbert-Huang transform[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(1): 618-627.
- [16] Lee E, Chen E, Lee C Y. Meta-rPPG: remote heart rate estimation using a transductive meta-learner[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. Computer vision/ECCV 2020. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2020, 12372: 392-409.
- [17] Lokendra B, Puneet G. AND-rPPG: a novel denoising-rPPG network for improving remote heart rate estimation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 141: 105146.
- [18] Ouzar Y, Djeldjli D, Bousefsaf F, et al. X-iPPGNet: a novel one stage deep learning architecture based on depthwise separable convolutions for video-based pulse rate estimation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 154: 106592.
- [19] Yang Z, Wang H F, Lu F. Assessment of deep learning-based heart rate estimation using remote photoplethysmography under different illuminations[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2022, 52(6): 1236-1246.
- [20] Kossack B, Wisotzky E, Eisert P, et al. Perfusion assessment via local remote photoplethysmography (rPPG)[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 19-20, 2022, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 2191-2200.
- [21] Shi Y L, Qiu J, Peng L, et al. A novel non-contact heart rate measurement method based on EEMD combined with FastICA[J]. Physiological Measurement, 2023, 44(5): 055002.
- [22] Amodio A, Ermidoro M, Maggi D, et al. Automatic detection of driver impairment based on pupillary light reflex[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(8): 3038-3048.
- [23] 许平. 基于 Kinect 体感交互技术的电子哈哈镜系统设计[D]. 合肥: 安徽大学, 2019: 13-23.
Xu P. Design of electronic distorting mirror system based on kinect somatosensory interaction technology[D]. Hefei: Anhui University, 2019: 13-23.
- [24] 李元静. 实现抖音哈哈镜效果: OpenCV-Python 开发指南(47)

- [EB/OL]. (2021-04-02)[2023-04-02]. <https://blog.csdn.net/liyuanjinglyj/article/details/115091122>.
- Li Y J. Realizing Tiktok haha mirror effect: OpenCV Python development guide (47) [EB/OL]. (2021-04-02) [2023-04-02]. <https://blog.csdn.net/liyuanjinglyj/article/details/115091122>.
- [25] Mahmoud T M. A new fast skin color detection technique[J]. World Academy of Science, Engineering and Technology, 2008, 43: 501-505.
- [26] 庞燕. 几种常用的肤色检测颜色空间[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2013, 20(6): 54-58.
- Pang Y. Several commonly used color spaces for skin color detection[J]. Journal of Communication University of China (Science and Technology), 2013, 20(6): 54-58.
- [27] Zhang M, Duan K F. Improved research to K-means initial cluster centers[C]//2015 Ninth International Conference on Frontier of Computer Science and Technology, August 26-28, 2015, Dalian, China. New York: IEEE Press, 2015: 349-353.
- [28] Bershad N J. Behavior of the ϵ -normalized LMS algorithm with Gaussian inputs[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1987, 35(5): 636-644.
- [29] Slock D T M. On the convergence behavior of the LMS and the normalized LMS algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(9): 2811-2825.
- [30] 吴芬, 彭力, 韩鹏, 等. 基于自寻优归一化最小均方差算法的非接触式心率测量方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2011004.
- Wu F, Peng L, Han P, et al. Research on non-contact heart rate measurement method based on self-optimizing normalized least mean square algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2011004.
- [31] 张健. 基于 NLMS 算法回波消除的研究与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015: 20-25.
- Zhang J. Research and implementation of echo cancellation based on NLMS algorithm[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015: 20-25.
- [32] Shi Y L, Qiu J, Peng L, et al. A non-contact heart rate measurement approach based on modified EEMD algorithm with updated white-noise iterating[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2366(1): 012043.

Imaging Heart Rate Detection Method Based on Clustering and Adaptive Filtering

Huang Manping¹, Peng Li^{1,2**}, Han Peng^{1,2}, Luo Kaiqing^{1,2}, Liu Dongmei^{1,2}, Chen Miao^{1,2}, Qiu Jian^{1,2*}

¹*School of Electronics and Information Engineering, South China Normal University, Foshan 528225, Guangdong, China;*

²*Guangdong Provincial Engineering Research Center for Optoelectronic Instrument, Foshan 528225, Guangdong, China*

Abstract

Objective In recent years, since heart rate is one of the most important indicators of cardiovascular health, non-contact heart rate measurement methods are highly attractive and popular in daily life. Non-contact imaging photoplethysmography (IPPG) has caught much attention from biomedical researchers due to its non-invasive properties without the need for high-performance hardware devices. However, during non-contact imaging where subjects are less constrained, IPPG measurement results are susceptible to interference from rigid and non-rigid movements such as head turning, smiling, speaking and eyebrow raising, and unstable lighting. For improving the IPPG technique, we propose a region of interest (ROI) selection method with a concave lens deformation algorithm and skin color pixel clustering, and an adaptive normalized least mean square (NLMS) filtering algorithm for blood volume pulse (BVP). The proposed method improves accurate ROI extraction in less constrained conditions and the performance of filtering out non-physiological signal intensity fluctuations in ROI. Meanwhile, it has advantages in accuracy and stability under motion scenes and environments with large illumination variations, holding potential significance for non-contact heart rate monitoring in telemedicine, indoor fitness, psychological testing, and unmanned vehicles.

Methods We obtain the subjects' heart rates by processing the facial video images. First, the facial skin color region is distorted and expanded by adopting the concave lens deformation algorithm to increase the percentage of the skin pixel region. Next, the K-means++ clustering algorithm selects skin pixels again and builds RGB channels to estimate BVP signals. Subsequently, the chrominance-based color space projection decomposition (CHROM) algorithm is applied to pre-denoise the above-mentioned BVP signal. Finally, the proposed adaptive NLMS algorithm is employed to filter out the interference of background light, and then measure heart rate by spectrum analysis. In subsequent experiments, ablation experiments are conducted on the UBFC-rPPG dataset to verify that the improved ROI dynamic extraction method can enhance the accuracy of heart rate detection. In comparison experiments, on the same dataset, the results prove that the

proposed method possesses stronger robustness to color signal fluctuations caused by the subject's head movements and facial expressions. Additionally, the results of the lighting fluctuation experiment where the light intensity of the double-arm lamp is continuously adjusted to simulate the changing light scene demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Results and Discussions In ablation experiments, the mean absolute error (MAE) of the improved ROI extraction method with a concave lens deformation algorithm and clustering algorithm amounts to 4.29 min^{-1} , and the standard deviation (SD) is 2.59 min^{-1} , with the mean absolute percentage error (MAPE) of 4.19% and the Pearson correlation coefficient r of 0.66 . Our improved ROI selection method achieves the optimum in all the above-mentioned indexes. Integrated with the concave lens deformation algorithm and clustering algorithm, the proposed improved ROI dynamic extraction method can improve the accuracy of heart rate detection in less-constrained conditions (Table 1). The MAE of the proposed method is 0.92 min^{-1} , MAPE is 1.57% , SD is 2.43 min^{-1} , and r is 0.65 for the comparison experiments in motion scenarios, which is better than other unsupervised methods. Compared to the supervised learning methods, our method has advantages with low MAE and SD without the necessity for pre-learning and training (Table 2). Additionally, our proposed method has smaller confidence intervals, which means that the study is more robust to color signal fluctuations induced by head movements and facial expressions of the subjects (Fig. 5). In the experiments with drastic lighting changes, the proposed method still possesses smaller MAE, MAPE, and SD than others. The proposed adaptive NLMS method has been proven to be significantly feasible and effective in scenarios with varying lighting conditions (Table 3). By conducting Bland-Altman analysis, the bias of our proposed method is minimal with 95% confidence interval in the -7.8 min^{-1} to 7.8 min^{-1} (Fig. 6). Obviously, it indicates that our method is more robust in removing non-physiological signal fluctuations caused by illumination fluctuations.

Conclusions To deal with the interference caused by normal physiological motion and ambient light in the IPPG technique, we propose an ROI dynamic extraction method integrated with the concave lens deformation algorithm, K-means++ clustering algorithm, and an adaptive NLMS algorithm on the BVP signals to improve the heart rate measuring stability and accuracy of this technique. Firstly, the concave lens deformation algorithm is adopted to compress facial features in each image frame, which in turn increases the pixel area of the facial skin ROI. Secondly, the K-means++ clustering method is employed to resieve the facial skin regions, build the ROI rich in physiological signals, and generate BVP signals with high signal-to-noise ratios. Thirdly, the CHROM algorithm is utilized to filter out the lighting interference caused by normal physiological motion, such as head movements and facial expressions, and further obtain first-filtered BVP signals. Fourthly, the adaptive NLMS algorithm based on the mean value of the first-filtered BVP signal is introduced for adaptively filtering out the non-physiological signals caused by illumination changes from this BVP signal. Finally, to verify the feasibility and effectiveness of our method, we carry out the ablation experiments and comparison experiments between different algorithms on the UBFC-rPPG dataset and our dataset respectively. The results demonstrate that our proposed method outperforms several popular methods in the IPPG technique and solves the difficulty of accurate heart rate measurement under scenarios with large disturbances.

Key words biotechnology; imaging photoplethysmography; concave lens deformation; K-means++ clustering; normalized least mean square algorithm