

基于近红外视频的非接触鲁棒性心率检测

孔令琴^{1,2,3}, 吴小溪¹, 董立泉^{1,2,3*}, 赵跃进^{1,2,3}, 刘明^{1,2,3}¹北京理工大学光电学院, 北京 100081;²精密光电测试仪器及技术北京市重点实验室, 北京 100081;³北京理工大学长三角研究院(嘉兴), 浙江 嘉兴 314019

摘要 提出了一种基于近红外视频的心率检测方法。该方法采用正交分解投影结合奇异值分解(OP-SVD)的方法,实现了夜间运动状态下的高精度鲁棒性心率检测。该方法通过人脸标志点检测,将人脸分为多个感兴趣子区域,获得了多通道成像式光电容积描记(IPPg)信号;采用正交分解投影法去除多通道 IPPg 信号中的运动伪迹;接着利用奇异值分解法再次去噪,并通过重构子区域信号获得了高信噪比 IPPg 信号,最终实现了心率的准确提取。实验结果表明,与传统方法相比,该方法的误差最小,其平均绝对误差(MAE)值达到了 3.14 bit/min。

关键词 医用光学; 近红外视频; 成像式光电容积描记术; 心率; 正交分解投影; 奇异值分解

中图分类号 Q631

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230946

1 引言

心率是衡量心脑血管健康的重要指标之一,定期的心率检测对于心脑血管疾病的预防和慢性病的治疗具有重要意义。成像式光电容积描记(IPPg)技术^[1-3]可以通过检测人体皮肤表面由血容量变化引起的细微光强变化,实现生理参数的测量,具有非接触、低成本、易操作等优点^[4],近年来被广泛用于各种生命体征(如心率^[5]、呼吸率、血氧饱和度等)的测量。

基于 IPPg 的心率检测技术在日间自然光或室内光源下表现出了优越的性能^[4,6-7],即使是在受试者剧烈运动的状态下,也能获取稳健的检测结果^[8]。然而,近红外光下心率检测的相关研究大多是在外界环境相对稳定、受试者保持静止的情况下开展的,如受控环境下的睡眠监测^[9]。在涉及受试者头部运动的应用中,基于近红外成像式光电容积描记(NIR-IPPg)技术的心率检测方法还不够成熟。总体而言,相较于可见光,在夜间近红外条件下提取运动状态下的 IPPg 信号具有更大的挑战性^[10],且心率检测的准确度也依然受限。这主要有以下两方面原因:一是由于血红蛋白在近红外波段的吸光度较低,故近红外光谱的脉动强度(AC/DC)远低于红绿蓝(RGB)光谱的脉动强度;二是血红蛋白对不同近红外波长的光的吸收程度近似,不同近红外波长通道之间的脉动对比度较低,脉动分量更容易被运动噪声淹没。针对上述问题,研究者也进行了相关研究。Park 等^[11]使用噪声消除滤波器、卡尔曼滤

波器和自适应滤波器去除与运动相关的噪声,但该方法不适用于长期连续性监控。Hernandez-Ortega 等^[12]提出了一种基于信号质量提取心率的方法,实验结果表明,该方法得到的心率平均绝对误差为 8.7 bit/min,检测精度较低。Wang 等^[10]提出了一种基于判别特征的 IPPg 提取方法,在该方法中多台近红外相机配备了不同的窄带滤波器,可实现对运动和光线变化状态下的鲁棒性心率检测,其均方根误差可达到 5.5 bit/min。然而,多个相机的使用降低了方法的普适性,且多个相机视图的配准也具有挑战性。

综上所述,目前基于近红外视频的心率检测研究大多是在受控场景下进行的。受试者运动状态下的相关研究较少,并存在误差大、普适性低等问题。为了克服现有方法的局限性,本文提出了一种正交分解投影结合奇异值分解(OP-SVD)的方法。该方法从单通道的近红外面部视频中提取出高信噪比的 IPPg 信号,克服了运动伪影的影响,实现了心率的准确检测。该研究对重症监护(IC)、新生儿重症监护(NC)和冠状动脉监护(CC)等需要在夜间进行连续性监测的临床应用以及夜间非接触式人体健康监测具有一定的理论及技术指导意义。

2 基本原理

2.1 IPPg 信号的提取

心脏收缩会引起人体血管中的血液容积发生周期性的变化,采用相机将皮肤外周血管中血液容积的这

收稿日期: 2023-05-26; 修回日期: 2023-06-27; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(61705010, 11774031, 61935001)

通信作者: *kylind@bit.edu.cn

种周期性变化引起的微弱反射光强变化记录下来,通过图像处理即可获得 IPPG 信号,即脉搏波信号,通过

脉搏波时域和频域分析即可获得心率。IPPG 信号提取流程如图 1 所示。

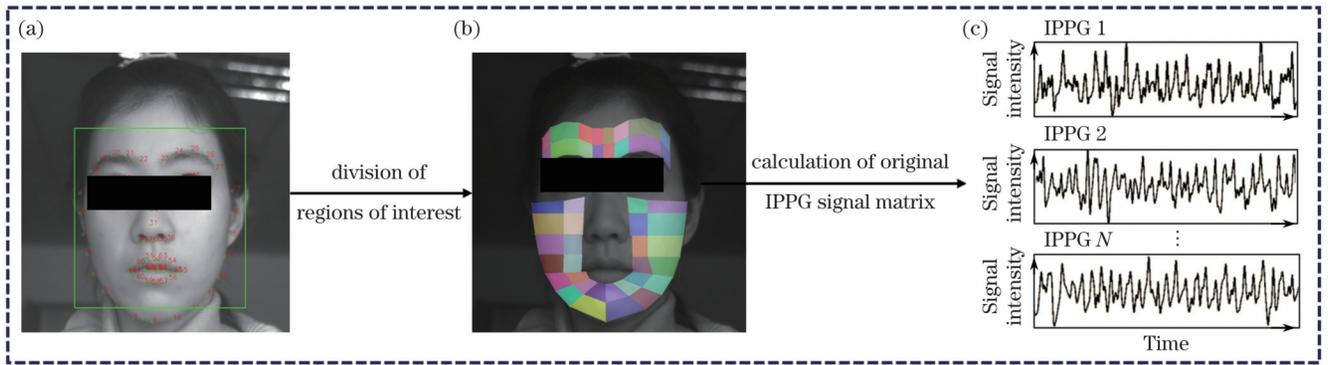


图 1 IPPG 信号提取的流程。(a)68 个面部标志点的确定;(b)根据面部标志点确定 N 个感兴趣子区域;(c)获得的 IPPG 的原始信号
Fig. 1 Flow chart of IPPG signal extraction. (a) Determination of 68 facial landmarks; (b) determination of N sub-regions of interest based on facial landmarks; (c) obtained IPPG raw signals

IPPG 信号提取的前提是获得准确的敏感区域,本文选取面部区域作为敏感区域,并根据面部标志点的位置信息将面部分为 $N(N=44)$ 个感兴趣子区域。使用 OpenFace 库^[13]检测出 68 个面部标志点的位置信息,如图 1(a)所示。其中人脸关键点检测的时间复杂度为 $O(K)$,在此人脸标志点的个数 $K=68$ 。然后对检测到的关键点进行一定距离的外推,以获得包括前额区域的 N 个面部感兴趣区域,如图 1(b)所示。最后,按帧对每块感兴趣子区域的像素求取均值,从而降低相机的量化噪声,并获得 N 个原始的 IPPG 信号,如

图 1(c)所示。为了排除眼、嘴开合等引起的噪声,敏感区域不包含眼睛、鼻子、嘴巴、面部边界以及前额顶部等易被噪声淹没的区域。

2.2 OP-SVD 算法

原始的 IPPG 信号包含了运动噪声,这会影响到心率的检测精度。本文设计了 OP-SVD 心率检测方法,首先通过正交投影去除原始 IPPG 信号中的头部运动伪影,然后采用奇异值分解算法对 N 个 IPPG 信号再次进行去噪,并根据信号质量分数进行排序重构,最终得到高质量的 IPPG 信号,其算法流程图如图 2 所示。

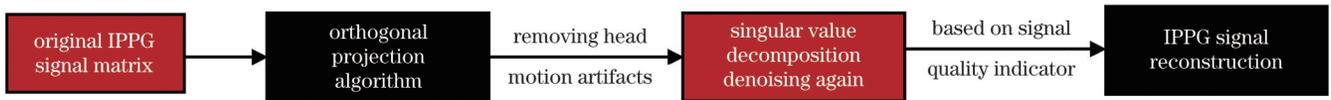


图 2 OP-SVD 算法流程
Fig. 2 Flow chart of OP-SVD algorithm

2.2.1 正交投影算法去除头部运动伪影

在头部运动过程中,人脸的位置会相对相机和光源发生移动。移动过程中五官(如鼻子、嘴巴)可能会对某些感兴趣区域产生一些遮挡,不同的感兴趣区域相对光源的距离也会发生变化。五官的遮挡和相对光源距离的变化都会引起感兴趣区域内光强的改变,进而带来运动伪影。为了抑制头部运动带来的运动伪影,将含有噪声的 IPPG 信号矩阵(P)正交投影(OP)到噪声空间(Q)上,然后从 P 中减去该投影信号。

头部运动伪影 Q 包含水平运动噪声(H)和垂直运动噪声(V)。通过计算每一块感兴趣子区域四个角的空间平均位置随时间的变化信息,获得水平运动噪声矩阵 H 和垂直运动噪声矩阵 V 。将 IPPG 信号矩阵 P 正交投影到噪声子空间 Q 上,并从 IPPG 信号 P 中减去该投影,以获得 OP 去噪信号(Y):

$$Y = P - \frac{QQ^T}{Q^TQ}P, \quad (1)$$

式中: T 表示转置。运动噪声是高维的,在运动噪声矩阵 Q^TQ 中不存在线性相关的行和列,即 Q^TQ 是满秩的,因此 Q^TQ 是可逆的。

2.2.2 奇异值分解算法重构 IPPG 信号

对于原始的 IPPG 信号矩阵,利用正交投影算法去除头部运动带来的噪声后,并不是每一个感兴趣区域内的 IPPG 信号都是高质量的。头发的遮挡、不自觉的面部表情均会降低对应区域内 IPPG 信号的信噪比。因此使用奇异值分解算法对 IPPG 信号进行再次去噪并重构。基于奇异值分解的去噪技术属于子空间算法的一种,即将含噪矩阵的向量空间分解为由纯净信号主导的和由噪声信号主导的两个子空间,进而去除落在噪声空间中的含噪信号向量分量以估计纯净信号。对于本文去除运动伪影后的数据矩阵 Y ,可以通过混合特征矩阵(A),得到生理源信号(X)和噪声信号(Z)的混合模型,其中噪声标准方差 $\sigma^2 > 0$ 。

$$Y = AX + \sigma Z. \quad (2)$$

由于生理活动有限,故所求的生理源信号 X 是一个低秩矩阵。采用奇异值分解算法中的低秩模型进一步去除噪声,通过奇异值的收缩从噪声中恢复得到低秩矩阵。

对含噪矩阵 Y 进行奇异值分解^[14],并减少非零奇异值。其中, U 是左奇异向量,包含每个区域中混合的相关时间信号, V 是右奇异向量,包含它们在每个空间位置中的权重。

$$Y = U\Lambda V, \quad (3)$$

式中: Λ 为对角矩阵,其对角线上的元素为 Y 的奇异值。

为了重构出生理源信号 X ,对于每一个时间序列 $x(t)$,使用信号质量指数(SQI)^[15]来判断单个信号质量。

$$Q(X) = \frac{\int_{\frac{3}{4}f_p}^{\frac{5}{4}f_p} |\hat{x}(f)| df}{\int_{\frac{1}{2}f_p}^{\frac{3}{4}f_p} |\hat{x}(f)| df}, \quad (4)$$

式中: $\hat{x}(f)$ 是时间序列 $x(t)$ 的傅里叶变换结果,其中 f

是频域参数, t 是时域参数; f_p 是正常受试者的预期心率; $Q(X)$ 量化了时间序列 x 在频域中在 f_p 附近的集中程度。

对于所有时间信号向量 x_i (i 为排序前时间信号向量的编号, $i=1, 2, 3, \dots$), 根据 SQI 进行排序,使得排序后的时间信号向量 x_j 的质量分数从大到小排列。随后重构 IPPG 信号:

$$I = \sum_j x_j, \quad (5)$$

式中: I 为最后重构出的纯净 IPPG 信号; J 为排序后时间信号向量的编号。本文通过贪婪累积源得到最大质量分数,进而确定 J 的最大值。

3 实验装置及过程

3.1 实验装置

基于近红外视频的心率检测系统如图 3 所示, 850 nm 近红外光源经过匀光片后照射至受试者面部,被面部反射后经过工业镜头、700 nm 近红外滤光片后由电荷耦合器件(CCD)接收,最后经过数据线被传输至计算机进行数据处理及分析。其中 CCD 相机的帧率为 25 frame/s,像素分辨率为 1024 pixel × 1008 pixel。在实验过程中,同时利用指夹式脉搏血氧仪进行心率检测,并将其测量结果作为参考真值。

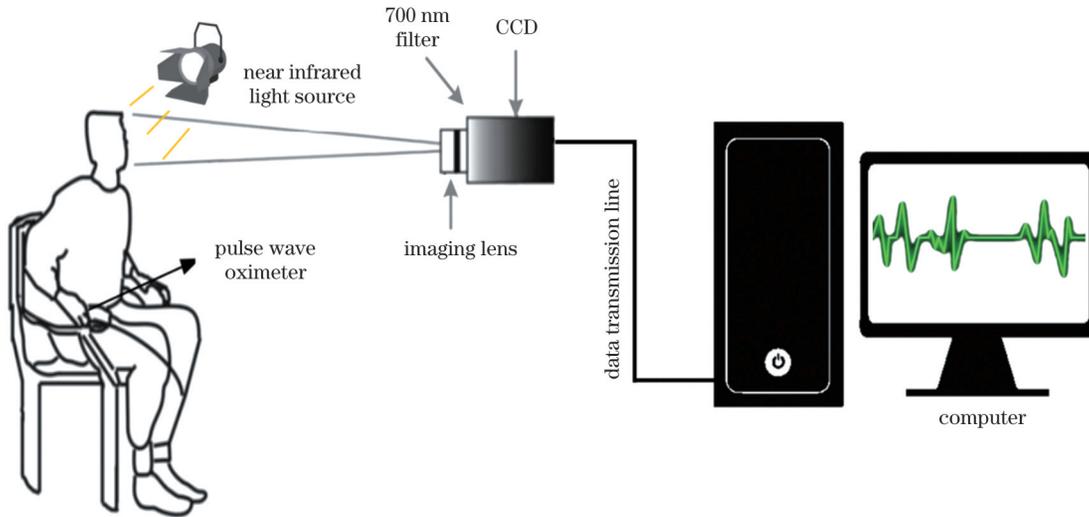


图 3 基于近红外视频的心率检测系统示意图

Fig. 3 Schematic of heart rate detection system based on near infrared video

参加实验的志愿者为 16 名年龄为 23~28 周岁的在校研究生。文献[6]表明,受试者年龄并不会对基于面部视频的心率测量造成影响。志愿者在参加实验前已被告知实验目的且均是自愿参加实验,参加实验的志愿者均身体健康且无心脏病等疾病。实验中,要求受试者距离 CCD 相机 1.5~2.0 m,正向面对相机(视线与相机法线平行)随机做出头部俯仰及偏航的动作,其中各个方向的头部俯仰角及偏航角不超过 75°。实验总共获得 16 组头部运动状态下的时长 1 min 的面部视

频及指夹式脉搏血氧仪获得的参考数据。

3.2 数据处理

本文提出的心率检测方法流程图如图 4 所示。

首先采用开源工具库 OpenFace 对采集到的近红外视频进行人脸标志点的检测和追踪,根据面部标志点的位置信息和血液灌注情况,将每一帧人脸图像划分为 $N=44$ 个感兴趣子区域,可以最大程度地保留脉搏波信息。为了去除相机的量化噪声,本文求取每一个感兴趣区域的像素的空间平均值,然后按视频时间

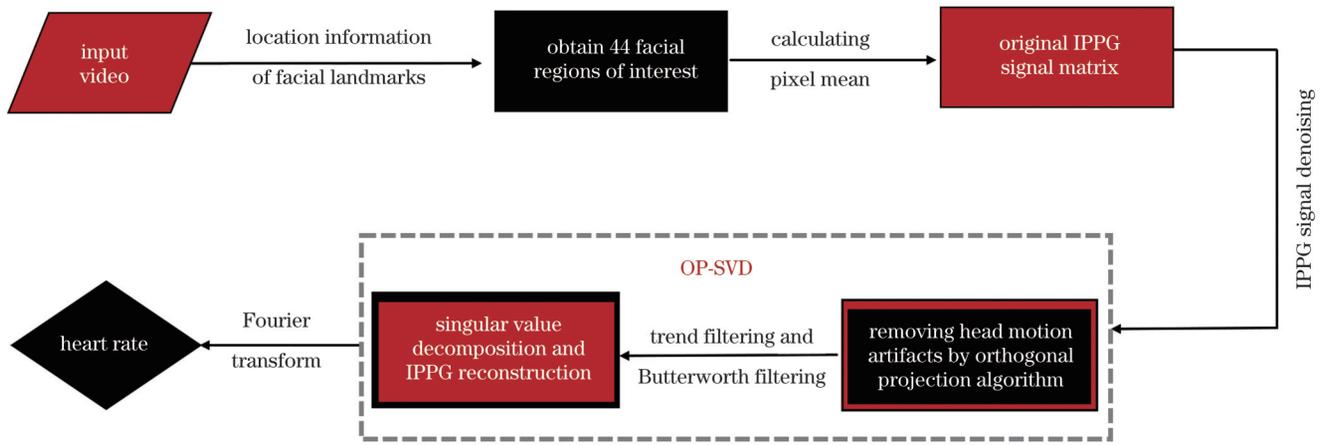


图 4 心率检测算法流程

Fig. 4 Flow chart of heart rate detection algorithm

序列连接生成原始 IPPG 信号矩阵。利用正交投影算法去除原始 IPPG 信号矩阵中的头部运动伪影, 获得去噪后的 IPPG 信号矩阵。为更好地适应大多数正常的心率, 采用 5 阶巴特沃斯带通滤波器, 对 IPPG 信号矩阵中的每一个时间序列进行滤波, 频率设置为 0.7~2.5 Hz。同时采用去趋势滤波器去除时间序列中的低频漂移趋势噪声。采用奇异值分解算法, 对过滤后的 IPPG 信号矩阵进行去噪, 并根据信号质量指数进行重构, 获得纯净的 IPPG 信号矩阵。最后建立 10 s 的滑动窗口, 对重构的信号进行快速傅里叶变换, 设置滑动步长为 0.2 s, 并对窗口内的有效数据进行补零操作, 避免频谱泄漏, 获得其对应的功率谱, 并利用功率谱峰值所对应的频率估算心率。

4 实验结果与分析

为验证本文所提算法的可行性, 对去噪前得到的心率值、利用 OP-SVD 算法去噪后估计的心率值以及根据指夹式血氧仪获得的心率值进行对比分析。图 5 为 30 s 内头部运动状态下的测试结果, 在此本文随机选取了 120 个采样点。其中三角形散点为指夹式血氧仪测得的心率值, 圆形散点为本文提出的 OP-SVD 算法计算的心率估计值, 方形散点为去噪前得到的心率值, 虚线为误差参考线。可以看出, 在受试者运动过程中, OP-SVD 方法获得的心率估计值与参考值的变化趋势保持一致, 且误差在 ± 6 bit/min 的范围内, 这表明本文提出的算法能够较准确地实现运动状态下的心率测量。

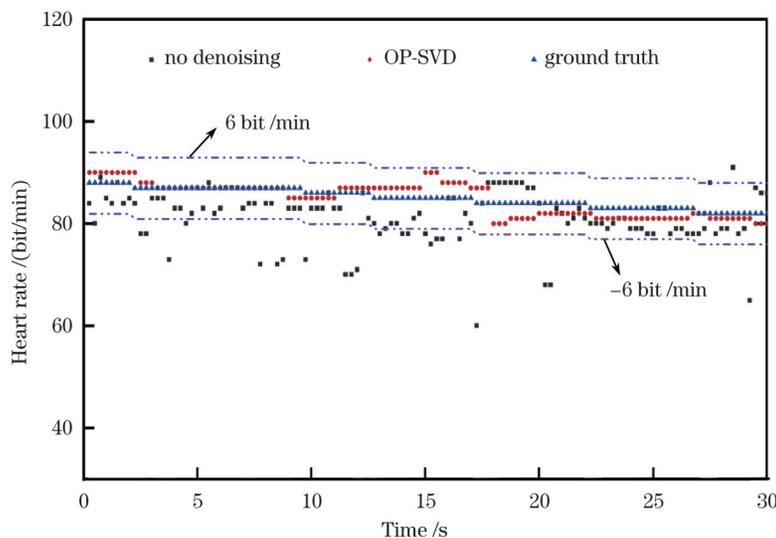


图 5 OP-SVD 方法估计的心率值与真实心率值的对比

Fig. 5 Comparison between heart rate estimated by OP-SVD method and real heart rate

为定量描述 16 组实验结果与真实心率值之间的一致性, 使用相关性图进行了结果分析, 结果如图 6 所示, 4 张图的采样点数量相同, 均为 960, 且在时间上一一对应, 其中 S_D 为标准差, mean 为差异均值, $-1.96S_D$ 表

示差异均值减去 1.96 个标准差, $+1.96S_D$ 表示差异均值加上 1.96 个标准差。

图 6(a) 和图 6(b) 分别为未进行去噪处理时与 OP-SVD 方法计算获得的心率值 ($H_{\text{estimation}}$) 与真实心率

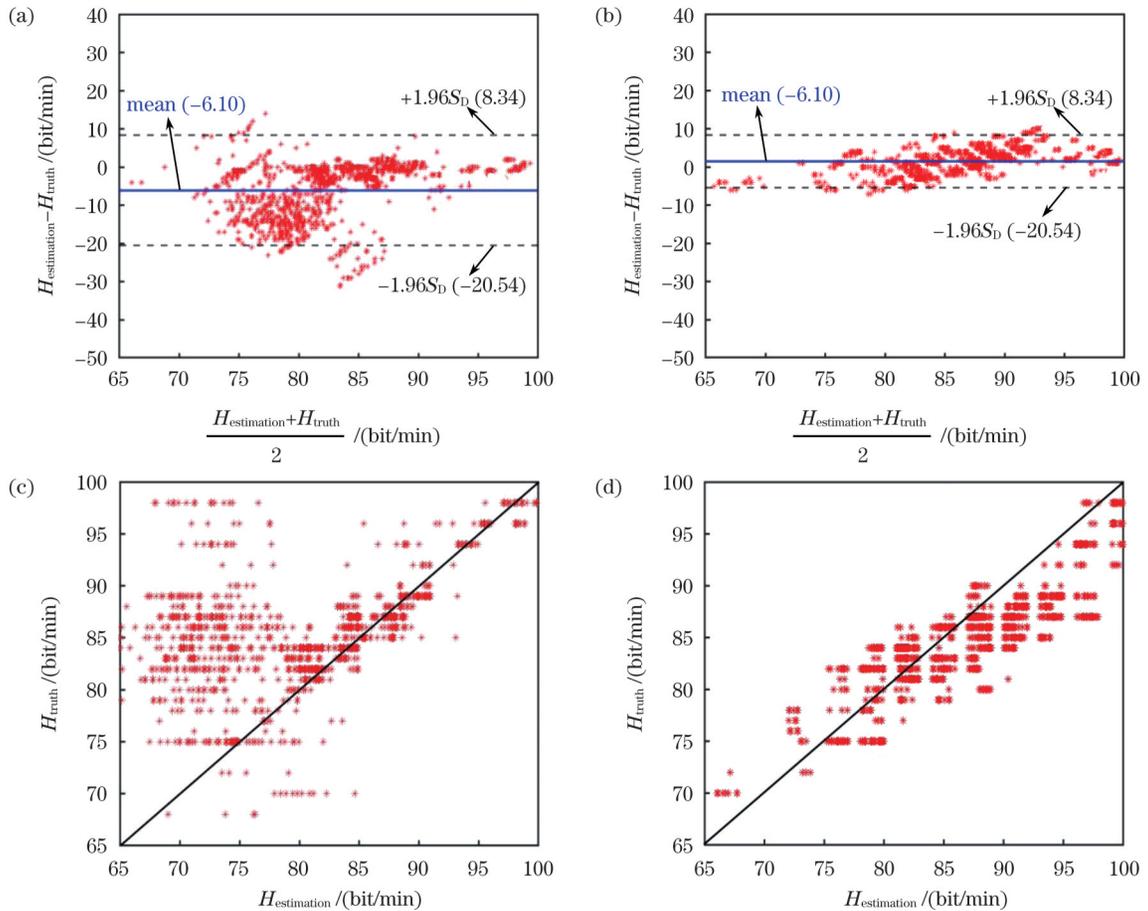


图 6 16 组实验结果对比图。(a)数据未去噪时获得的 Bland-Altman 图;(b)采用 OP-SVD 方法获得的 Bland-Altman 图;(c)数据未去噪时获得的相关性图;(d)采用 OP-SVD 方法获得的相关性图

Fig. 6 Comparison of experimental results in 16 groups. (a) Bland-Altman plot obtained without de-noising; (b) Bland-Altman plot obtained by OP-SVD method; (c) correlation graph obtained without de-noising; (d) correlation plot obtained by OP-SVD method

值(H_{truth})的 Bland-Altman 图,图 6(c)和图 6(d)分别展示了未进行去噪处理时与 OP-SVD 方法计算获得的心率值与真实值的相关性。在单通道近红外光谱中,轻微的运动也会产生极大的干扰,这一点在实验结果图中也有体现。从图 6 所示的相关性结果可以看出,利用本文所提方法获得的心率估计值与心率真实值趋于一致,所提方法在运动状态下能够较为稳健地实现心率测量。这表明 OP-SVD 方法显著提高了心率估

计结果与真实心率结果之间的一致性。

为了进一步证实这一结论,基于实验获取的近红外面部视频,对比了本文所提的 OP-SVD 方法与传统的基于 IPPG 技术的单通道信号处理方法[单通道滤波^[16-17](SCF)、集成经验模式分解^[18-19](EEMD)、单通道独立分量分析^[20](SCICA)]的心率计算结果,如表 1 所示,其中 R^2 代表了心率的估计值与真实值之间的拟合程度, R^2 越大,效果越好。

表 1 所提 OP-SVD 方法与不同传统方法的实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results among proposed OP-SVD method and different conventional methods

Method	Mean absolute error/(bit/min)	Root-mean-square error/(bit/min)	R^2
SCF	7.89	10.39	0.13
EEMD	8.57	10.42	0.3
SCICA	6.71	9.56	0.2
OP-SVD	3.14	3.80	0.79

5 结 论

提出了一种 OP-SVD 心率检测方法。该方法采用正交分解投影结合奇异值分解法,去除了头部运动

带来的噪声,实现了夜间近红外场景下基于视频的高精度鲁棒性心率检测。与现有经典算法进行对比分析,结果表明,所提方法的检测效果最好,其平均绝对误差可达到 3.14 bit/min。所提算法适用于轻微头部

运动状态下的心率检测,当头部剧烈运动时,效果还有待提高,且未能实现较长距离下的高精度心率检测。未来将会扩充样本,开发出高精度、远距离、普适性强的全天候心率检测系统。

参 考 文 献

- [1] Zhu Y, Kong D X, Mao Y M, et al. Research on the non-contact physiological parameter measurement technology based on imaging photoplethysmography[C]//2022 15th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), November 5-7, 2022, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2022.
- [2] Zheng K, Kong J P, Tian L, et al. Hand-over-face occlusion and distance adaptive heart rate detection based on imaging photoplethysmography and pixel distance in online learning[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 85: 104898.
- [3] 赵丽, 周鹏, 罗静静, 等. 基于 IPPG 的非接触式皮肤血液灌注成像[J]. 光学学报, 2023, 43(2): 0217002.
Zhao L, Zhou P, Luo J J, et al. Non-contact skin blood perfusion imaging based on IPPG[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(2): 0217002.
- [4] 巴图巴雅尔·欧赞, 赵跃进, 孔令琴, 等. 头部旋转运动下自适应非接触鲁棒性心率检测方法[J]. 物理学报, 2022, 71(5): 058704.
Batubayaer O Y, Zhao Y J, Kong L Q, et al. Adaptive non-contact robust heart rate detection method under head rotation motion[J]. Acta Physica Sinica, 2022, 71(5): 058704.
- [5] 吴芬, 彭力, 韩鹏, 等. 基于自寻优归一化最小均方误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.
- [6] 孔令琴, 吴育恒, 庞宗光, 等. 基于心冲击描记术的心率检测方法[J]. 中国激光, 2020, 47(2): 0207042.
Kong L Q, Wu Y H, Pang Z G, et al. Measurement of heart rate based on ballistocardiography[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(2): 0207042.
- [7] 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.
- [8] Maity A K, Wang J, Sabharwal A, et al. RobustPPG: camera-based robust heart rate estimation using motion cancellation[J]. Biomedical Optics Express, 2022, 13(10): 5447-5467.
- [9] Vogels T, van Gastel M, Wang W J, et al. Fully-automatic camera-based pulse-oximetry during sleep[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 18-22, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1430-14308.
- [10] Wang W J, den Brinker A C, de Haan G. Discriminative signatures for remote-PPG[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2020, 67(5): 1462-1473.
- [11] Park S B, Kim G, Baek H J, et al. Remote pulse rate measurement from near-infrared videos[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(8): 1271-1275.
- [12] Hernandez-Ortega J, Nagae S, Fierrez J, et al. Quality-based pulse estimation from NIR face video with application to driver monitoring[M]//Morales A, Fierrez J, Sánchez J S, et al. Pattern recognition and image analysis. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2019, 11868: 108-119.
- [13] Baltrušaitis T, Robinson P, Morency L P. OpenFace: an open source facial behavior analysis toolkit[C]//2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), March 7-10, 2016, Lake Placid, NY, USA. New York: IEEE Press, 2016.
- [14] Gavish M, Donoho D L. Optimal shrinkage of singular values[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2017, 63(4): 2137-2152.
- [15] Martinez N, Bertran M, Sapiro G, et al. Non-contact photoplethysmogram and instantaneous heart rate estimation from infrared face video[C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 22-25, 2019, Taipei, China. New York: IEEE Press, 2019: 2020-2024.
- [16] Verkruysse W, Svaasand L O, Nelson J S. Remote plethysmographic imaging using ambient light[J]. Optics Express, 2008, 16(26): 21434-21445.
- [17] Chen J, Chang Z Q, Qiu Q, et al. RealSense = real heart rate: illumination invariant heart rate estimation from videos[C]//2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), December 12-15, 2016, Oulu, Finland. New York: IEEE Press, 2017.
- [18] Aston P, Christie M, Nandi M. Delay coordinate analysis of periodic data: US9940741[P]. 2018-04-10.
- [19] Lam A, Kuno Y. Robust heart rate measurement from video using select random patches[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2016: 3640-3648.
- [20] Zhao F, Li M, Qian Y, et al. Remote measurements of heart and respiration rates for telemedicine[J]. PLoS One, 2013, 8(10): e71384.

Robust Non-Contact Heart Rate Detection Based on Near Infrared Video

Kong Lingqin^{1,2,3}, Wu Xiaoxi¹, Dong Liquan^{1,2,3*}, Zhao Yuejin^{1,2,3}, Liu Ming^{1,2,3}

¹School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

²Beijing Key Laboratory for Precision Optoelectronic Measurement Instrument and Technology, Beijing 100081, China;

³Yangtze Delta Region Academy, Beijing Institute of Technology, Jiaxing 314019, Zhejiang, China

Abstract

Objective Heart rate serves as a pivotal metric for assessing cardiovascular and cerebrovascular health. Routinely monitoring heart rate is crucial in averting cardiovascular diseases and treating chronic ailments. Image photoplethysmography (IPPG) technology enables non-invasive measurement of physiological parameters by detecting subtle changes in light intensity caused by variations in blood volume on the surface of the skin. Recently, IPPG has witnessed extensive applications in measuring diverse vital signs. However, prevailing investigations on heart rate detection using near-infrared video predominantly occur in controlled environments due to the constrained absorption of blood constituents in the near-infrared spectrum. Studies about moving objects are scant and

suffer from high errors and low generalizability. This study proposes a heart rate detection method combining orthogonal projection and singular value decomposition, termed the OP-SVD method. The OP-SVD method adeptly extracts high signal-to-noise ratio IPPG signals from single-channel near-infrared facial videos, surmounting the influence of motion artifacts and achieving accurate heart rate detection. This research holds certain significance for clinical applications requiring continuous monitoring during nighttime in settings like intensive care units (ICUs) and non-contact human health monitoring during the night.

Methods The proposed OP-SVD method comprises the following steps: First, the near-infrared videos underwent processing to detect and track facial landmarks. Each frame of the facial imagery is divided into $N=44$ regions of interest (ROI) by leveraging the positions of these facial landmarks and blood perfusion status, effectively preserving the pulse wave information. Second, spatial averaging is applied to mitigate camera quantization noise from pixels within each ROI; the resulting time-series data are concatenated to generate the raw IPPG signal matrix. The orthogonal projection algorithm is employed to eliminate motion artifacts from the raw IPPG signal matrix caused by head movement, yielding a denoised IPPG signal matrix. A fifth-order Butterworth band-pass filter is applied to each time series in the IPPG signal matrix to adapt to a broad range of normal heart rates. Additionally, a detrending filter is used to remove low-frequency drift noise from the time series. Next, the filtered IPPG signal matrix undergoes singular value decomposition for further denoising, and reconstruction is performed based on signal quality indices, yielding a clean IPPG signal matrix. Finally, the reconstructed signals are processed using a 10 s sliding window with a step size of 0.2 s to perform a fast Fourier transform (FFT). Zero-padding is applied to the windowed data to prevent spectral leakage, generating the corresponding power spectra. Heart rate estimation is obtained by identifying the frequency with the highest peak in the power spectrum.

Results and Discussions The proposed OP-SVD method can achieve accurate heart rate measurements under motion conditions. Illustrated by a 30 s near-infrared video featuring a moving subject, heart rate estimation values obtained through the OP-SVD method correlate consistently with reference values (Fig. 5). Additionally, we conduct a correlation analysis between the heart rate values obtained without denoising and those estimated using the OP-SVD algorithm (Fig. 6). The heart rate estimation values from the OP-SVD algorithm show a stronger concordance with the true values. It underscores that the OP-SVD method significantly improves the consistency between heart rate estimation value and true heart rate result, achieving robust heart rate measurement under motion conditions. Finally, the OP-SVD method is compared with traditional single-channel signal processing methods based on IPPG technology [single-channel filtering (SCF), empirical mode decomposition (EEMD), and single-channel independent component analysis (SCICA)]. Empirical findings substantiate that the OP-SVD-based heart rate detection method outperforms its counterparts, with a mean absolute error (MAE) of 3.14 bit/min (Table 1).

Conclusions In response to the suboptimal accuracy of video-based heart rate detection under infrared light during nighttime conditions and the prevailing challenge of achieving high-precision heart rate measurement amidst subject head movement, this study proposes the OP-SVD heart rate detection method. The proposed method combines orthogonal decomposition projection with singular value decomposition to mitigate noise stemming from head movement, facilitating high-precision and robust heart rate detection under nighttime near-infrared scenarios using video. Comparative analysis with existing classical algorithms underscores the superior performance of the proposed method, with a mean absolute error of 3.14 bit/min.

Key words medical optics; near-infrared video; image photoplethysmography technology; heart rate; orthogonal decomposition projection; singular value decomposition