

## 不同运动速率下心率检测算法效果评估

段博, 李建清, 蔡志鹏, 孙琦, 刘澄玉  
东南大学仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096

**【摘要】**心脑血管疾病对人类健康的威胁日益严重,实时心率的检测与过快心率预警愈加重要。但现有的穿戴式心电研究及心率检测算法,主要应用于临床数据及静息状态数据,针对运动状态的相关研究并不全面。使用穿戴式心电衣与惯性导航仪器相结合的方式,选取5名志愿者进行实验,获取共433段实时数据,以手动标注结果为真值,对速度与心率进行相关性分析。同时,将实验数据以1.5 m/s为分界点分块,选取如下5种QRS检测算法,原始Pan & Tompkins算法、Hamilton & Tompkins算法、JQRS算法、Sixth-power算法、DOM算法,分别进行在低速与高速区间上的心率检测,对检测误差进行对比。结果表明,速度和心率存在正相关关系,5种算法中,DOM算法的心率检测准确率最高,适宜于穿戴式运动心电相关领域应用,Sixth-power算法检测结果最差。

**【关键词】**穿戴式设备;运动信号;心率;QRS检测算法

**【中图分类号】**R318

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2020)11-1436-05

### Evaluation of heart rate detection algorithms at different motion rates

DUAN Bo, LI Jianqing, CAI Zhipeng, SUN Qi, LIU Chengyu

School of Instrumental Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

**Abstract:** The threat of cardiovascular and cerebrovascular diseases to human health is becoming more and more serious, and the real-time heart rate detection and early warning of excessive heart rate are becoming increasingly important. However, the existing researches on wearable electrocardiogram (ECG) devices and heart rate detection algorithms are mainly applied to clinical data and resting-state data, and the related research on motion state is not comprehensive. Five volunteers are enrolled in an experiment which is carried out by the combination of wearable ECG clothing and inertial navigation instrument. A total of 433 real-time data are obtained, and the correlation between speed and heart rate is analyzed with manual labeling results as true values. Meanwhile, the experimental data are divided into blocks with 1.5 m/s as the boundary point, and 5 kinds of QRS detection algorithms, namely Pan & Tompkins algorithm, Hamilton & Tompkins algorithm, JQRS algorithm, Sixth-power algorithm and Difference operation method (DOM), are adopted to detect the heart rate in the low-speed and high-speed intervals, and the detection errors are compared. The results show that there is a positive correlation between speed and heart rate. Among the 5 algorithms, difference operation method has the highest heart rate detection accuracy and that sixth-power algorithm has the worst results, which indicates that DOM is suitable for the applications related to wearable exercise ECG.

**Keywords:** wearable device; motion signal; heart rate; QRS detection algorithm

### 前言

随着人类生活水平的不断提高与饮食结构的改变,心脑血管疾病已成为人类健康的重大威胁。心脑血管疾病是全球第一位的死亡原因,每年死于心血

管疾病的人数比死于任何其他原因的人数多。2016年全球有1 790万人死于心血管疾病,占全球死亡人数的31%,其中85%人死于心脏病和中风。超过80%的心血管疾病死亡发生在低收入和中等收入国家<sup>[1]</sup>。心率是指人体心脏每分钟跳动的次数。在全身状态如血容量、能量代谢等基本不变的情况下,心率的改变直接反映了心脏的功能状态和交感神经张力,因此心率是人体健康的重要指标。快速心率是心血管疾病的独立危险因素,对涵盖了高血压、冠心病、慢性心衰等领域的多个大型临床研究死亡相关因素的分析均表明,心率增快是心血管疾病死亡的

**【收稿日期】**2020-03-11

**【基金项目】**国家自然科学基金(61571113)

**【作者简介】**段博,硕士研究生,研究方向:生理信号分析、智能穿戴,E-mail: db8214963@163.com

**【通信作者】**李建清,教授,博士生导师,研究方向:生物医学、生理信号分析、智能穿戴、大数据,E-mail: ljq@seu.edu.cn

主要危险因素之一<sup>[2]</sup>。因此,实时心率的检测与过快心率预警在疾病诊断、治疗效果观察和进行预后判断等方面都具有重要的意义。

近年来,可实时监测人体生理参数的可穿戴健康设备一直是医学界和工学界的研究热点之一,通过将一种或多种传感器与结合常见的衣物、手表、手环等结合制成的穿戴式低功耗设备,可以在不影响使用者日常生活的情况下实现对人体各种重要生理参数(如心率)的监测<sup>[3]</sup>。

使用心电图是心率获取中最为广泛及权威的方式,在使用心电图决定心率的方法中,大多数研究人员根据R-R间隔量化心脏周期和心率。尽管心脏跳动实际上是从P波开始的,但R波的显著性使得检测算法的效率和精度更高<sup>[4]</sup>。因此,在计算心率前需要确定QRS波的位置,心率计算的准确度很大程度取决于心电信号QRS检测的结果。目前关于QRS波的检测算法已经发展到一个比较成熟的阶段,小波、差分、斜率、匹配滤波等方法在许多数据库中都取得了较高的检测成功率<sup>[5]</sup>。并且针对不同QRS检测算法的差异性及其优越性,研究者也做了充分的研究与调查<sup>[6-7]</sup>。但现阶段,这些算法的比较及应用主要集中于静息状态或临床,并没有太多针对运动状态心率的研究。

本研究通过穿戴式心电衣与惯性导航仪器相结合的方式,建立速度与心电信号的实时数据采集系统,进行一系列实验,对采集到的数据进行离线分析。通过对比不同速度区间的心率检测计算结果,对所选取的多种算法进行横向对比,为以后相关应用提供支持和帮助。

## 1 方法

### 1.1 数据获取

5名东南大学的志愿者参与了这项研究(5名男性,年龄20~27岁,平均年龄24岁)。志愿者身体健康,没有心血管疾病。测量数据包括实时心电数据和GPS惯导数据。实验采用仪器为联想智能心电衣及GPS数据采集终端,该智能心电衣为腰带式紧身设计,采用标准3导联,包括左上肢与右上肢的湿性电极,及位于左右腹部的织物电极。可获取采样频率为400 Hz的实时心电信号,获取的原始信号为I、II导联信号,GPS采集终端位于人体胯骨右侧,不影响人体正常运动。整体实验效果及信号处理流程如图1所示。

实验在平均温度为23℃的室外进行,无其他外界干扰。实验人员在周长约为400 m的环形跑道进行运动,实验开始,实验人员佩戴设备步行环绕操场一圈,然后跑动绕行一圈,经过片刻休息,步行一圈,

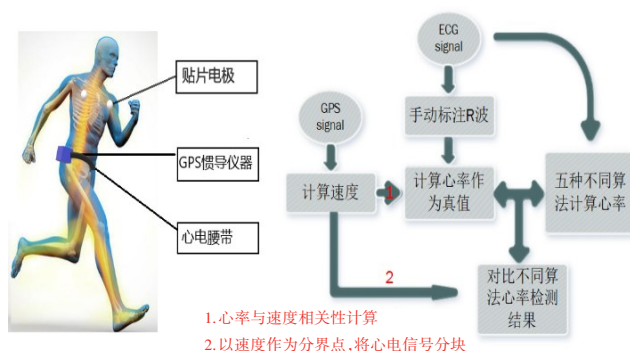


图1 实验效果及信号处理流程图

Fig.1 Experimental results and signal processing flowchart

最后跑动绕行一圈。5名实验对象都严格按照实验步骤完成实验。

### 1.2 数据处理

由于II导联相对I导联R波较为明显,基于本课题研究问题,决定以II导联信号为处理对象,以提高检测效率。实验结束后,将离线心电实验数据进行截断,以10 s为周期,总段数为433段。信号处理流程如图1所示,以惯导传感器采集的GPS数据为基础,计算每段数据对应的平均速度,为后续分析做准备。同时,进行手动心电R波标注,手动标注为专业人员逐拍标注,标注过程中会进行一定程度的信号质量评估<sup>[8]</sup>,但不进行全部量化,只是舍弃评估值为不可用信号的部分<sup>[8]</sup>。其中具有使用价值的信号为382段,无使用价值的信号为51段。将经过筛选的信号段用选取的QRS波检测算法进行处理,获取R波检测结果。

### 1.3 QRS检测算法

在本研究所选用的算法经过多种论证比较,具备以下特点,应用较为广泛,计算复杂度低,并且适用于处理穿戴式心电数据,最重要的是,算法具备较高的检测精度。选取以下5种QRS波检测算法,并给出它们的详细信息。计算心率,与手动标注的结果进行比对计算。

**1.3.1 原始 Pan & Tompkins 算法** 原始 Pan & Tompkins算法是应用最广泛的QRS算法之一<sup>[9]</sup>。其算法流程如下,首先,使用巴特沃斯带通滤波器对心电信号进行滤波,频率设定范围为5~15 Hz。然后,经过微分及逐点平方处理,将平方 ECG 信号转换为积分能量信号。采用两组自适应阈值来检测滤波积分信号中的QRS峰值。然后,执行优化步骤以重新检测峰值。首先,重新检查小于360 ms的RR间隔以确认它是否是T波。如果RR间隔大于RR间隔设定限制,则执行搜索程序以找到错过的节拍。然后,阈值基于检测到的运行信号和噪声峰值水平自动调整。最后,获得检测得到的QRS峰值<sup>[6]</sup>。

**1.3.2 Hamilton & Tompkins 算法** 1986年,Hamilton和Tompkins通过优化参数选择和阈值估计改进了Pan & Tompkins方法<sup>[10]</sup>。

**1.3.3 JQRS 算法** JQRS算法<sup>[11-13]</sup>也是一个基于原始Pan & Tompkins算法的QRS检测器,但有几个本质上的改进<sup>[14]</sup>,基于信道评估的信号质量指数。首先,ECG信号通过一个滤波器,Pan & Tompkins算法中的带通滤波器已经被QRS匹配滤波器(墨西哥帽)代替,并且添加一个额外的探测器以防止误检。滤波后的信号被转换为积分的能量信号。然后,通过一个检测阈值从积分信号中检测QRS波。采用回溯搜索和200 ms间隔法对检测结果进行优化。最后,将峰值点的位置与原始心电信号相匹配。

**1.3.4 Sixth-power 算法** Sixth-power算法是一种基于最小预处理和简单判决的QRS检测方法<sup>[6,15]</sup>。该方法不需要对模型参数进行任何训练、设置和估计,其采用两级中值滤波器对信号进行预处理,利用采样频率 $f_s$ 去除基线漂移。该方法基于对ECG信号进行高阶处理后的斜率垂直微分。改变高功率信号的平均值,达到一定的阈值进行判别。该方法计算简单,效率高,可对正常和异常心电图的QRS信号进行检测,不需要任何相移和边缘效应减小的布置。

**1.3.5 Difference operation method (DOM)** DOM分为两个阶段<sup>[16]</sup>。第一阶段是应用差分方程求R点。第二阶段基于该点查找点Q和S,R发现QRS波群。从QRS波群中可以得到T波和P波。首先,通过巴特沃斯线性带通滤波器(频率为8~30 Hz)过滤ECG信号,将滤波后的信号通过差分运算方程处理,获取差分信号,然后对差分信号再次进行滤波,滤波频率为0.05~100.00 Hz,将滤波后信号通过阈值方程。在信号转换步骤之后,执行QRS检测,首先,检测所有正极端点。如果是R波峰值,则需要检查每个正极点,方法是找到区域内的负极值点。该区域的定义为中心是当前正极点,半径为140 ms的范围。如果存在一个非零极值,则该正极点被认为是R波峰值,否则忽略该点。然后执行优化步骤以重定位正极点<sup>[17]</sup>。最终,为了使这些极值点的位置与滤波后的ECG信号匹配,将最大正值的位置定位为140 ms窗口中的QRS位置。

## 1.4 评估方法

现阶段,无论是手动标注还是算法检测,所获取结果皆为ECG信号QRS波位置。本课题采用主流的心率计算方法,即根据R-R间隔来量化<sup>[18]</sup>。首先,计算每段数据内所有的RR间期,其中RR间期指的是两个连续R峰之间的时间间隔。数据内所有RR间期的中值记为 $R_m$ ,则当前的心率可通过式(1)确定:

$$HR = \frac{60}{R_m} \times f_s \quad (1)$$

其中, $R_m$ 为所有RR间期的中值, $f_s$ 为采样频率,HR则指的是心率值。

本研究使用心率检测误差均值和标准差进行评估,心率检测误差指算法测量结果与手动标注真值之间的差值。同时笔者以速度及标注真值为变量,分别对5名志愿者的实验数据进行线性拟合,并计算对应的相关系数 $r$ 值和 $P$ 值。

## 2 结果

图2所示依次为5名志愿者的心率分布情况,图中横轴为速度,1格为0.5 m/s,纵轴为心率,1格为50 bpm,方格内数值表示在满足该区间内的信号段个数。表1为5名志愿者心率与速度的相关系数 $r$ 值与 $P$ 值。5名志愿者的 $P$ 值均小于0.05,志愿者1与志愿者5的 $P$ 值较大(<0.005),其相关系数 $r$ 值约为0.33,志愿者2、志愿者3与志愿者4的 $P$ 值均小于0.001,其相关系数为0.5~0.8,其中最大相关系数为0.787。

将所有志愿者数据混合,以1.5 m/s为分界点,将数据分为低速区间与高速区间,分别统计5种心率测量算法的结果误差。图3和图4显示了5种算法心率在两个区间计算误差的对比结果,图3为误差均值对比,图4为误差标准差对比。

在低速区间,DOM算法计算结果误差均值最小(0.48 bpm),Sixth-power算法误差均值最大(6.41 bpm);DOM算法误差标准差最小(5.91 bpm),原始Pan & Tompkins算法误差标准差最大(21.51 bpm)。在高速区间,DOM算法测量结果误差均值最小(0.54 bpm),原始Pan & Tompkins算法误差均值最大(8.34 bpm);DOM算法误差标准差最小(6.71 bpm),原始Pan & Tompkins算法误差标准差最大(22.17 bpm)。

从低速状态到高速状态,心率计算误差均值和标准差都提高了。DOM算法测量结果的误差均值变化量最小(0.06 bpm),Hamilton & Tompkins算法的误差均值变化量最大(5.79 bpm);原始Pan & Tompkins算法误差标准差变化量最小(0.66 bpm),JQRS算法误差标准差变化量最大(5.48 bpm)。

## 3 分析与讨论

在本次研究中,我们采用了穿戴式设备与惯导仪器,获取5名志愿者在不同运动态的实时心电信号与速度信号,通过手动标注及5种心率检测算法获取6组心率值。以手动标注结果为真值,横向对比5种心率检测算法在不同速度区间内的检测效果,以获取适用于不同运动状态下的最优算法。



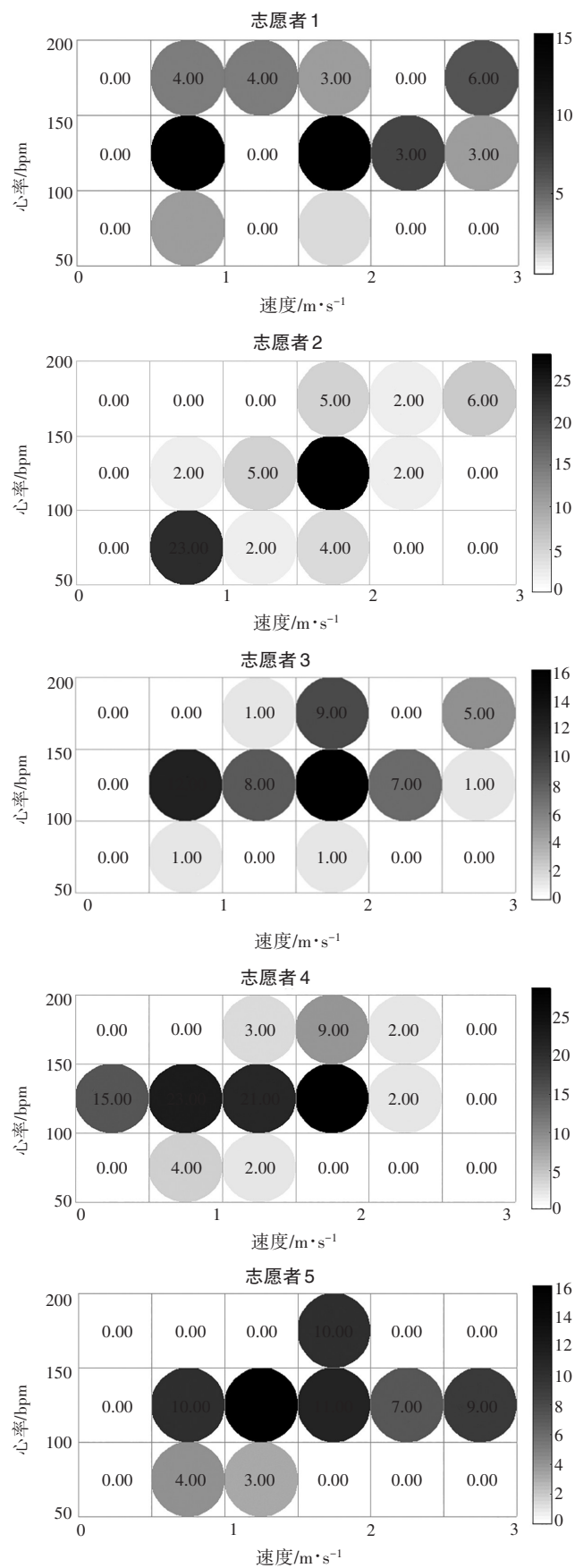


图2 5名志愿者心率真值分布图  
Fig.2 Distribution of heart rate true values in 5 volunteers

通过对比5种检测算法的结果误差,针对本次研究中所使用的运动心电信号,DOM算法与JQRS算法在

表 1 心率与速度的相关系数 $r$ 值与 $P$ 值  
Tab.1 Correlation coefficients ( $r$  value and  $P$  value) between heart rate and speed

志愿者编号	$r$ 值	$P$ 值
1	0.332 2	0.004 169
2	0.787 0	<0.001 000
3	0.594 1	<0.001 000
4	0.549 9	<0.001 000
5	0.332 5	0.004 017

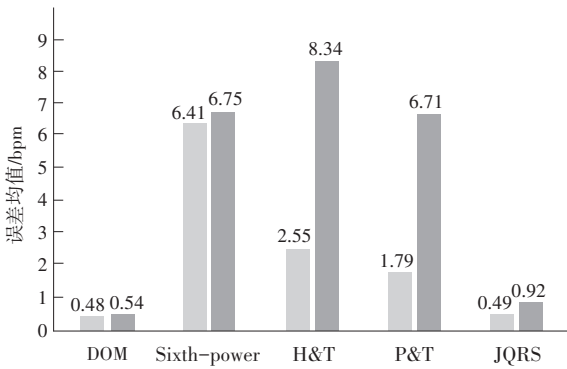


图3 误差均值  
Fig.3 Mean error

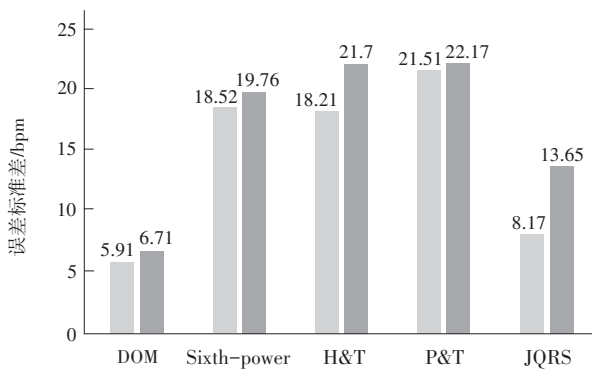


图4 误差标准差  
Fig.4 Standard deviation

1.5 m/s 以下的低速区间有较好的检测结果,误差均值及标准差与其他3种算法相差较大。在1.5 m/s以上的高速区间,DOM算法的检测效果最好,误差最小。而综合对比两个速度区间的检测误差,发现JQRS算法在低速区间具有较好的表现,但到高速区间,其标准差变化较大,误差离散度变大,说明其测量稳定性较差。原始Pan & Tompkins算法及经其改进的Hamilton & Tompkins算法具有相同表现,从低速区间到高速区间,误差均值变大,检测准确率大幅降低,但离散度变化不大。而Sixth-power算法无论低速还是高速区间,其测量效果都表现较差,误差较大,离散度较大。综合来看,DOM算法在本实验所采集数据上表现最好,说明其较为适宜于该应用环

境中,即穿戴式运动心电信号的运用分析,而Sixth-power算法不太适宜于本实验应用环境。同时,本研究也进行了速度与心率的相关性计算。结果表明,5名志愿者的速度与心率都呈现正相关关系,速度越快,心率越高。但针对本实验中不同个体,其相关并不一致,3名志愿者呈现强正相关,2名呈现弱正相关。

本研究采用的心率计算方式是根据R-R间隔来量化的方式,而5种算法所获取的是R波峰值,然后通过R-R间隔中值进而计算出心率,所以,心率检测准确度很大程度上依靠算法R波检测准确度。

高效的心率检测算法即是高效的R波检测算法<sup>[19]</sup>。在传统的临床心电研究中,高效的QRS检测算法研究十分丰富。针对不同的数据库,各种QRS检测算法的使用都有很多不同的实验与对比研究。无论是在传统生理数据库上,如MIT-BIH,还是后来发展的远程医学数据库,或者各种专一生理疾病的数据库<sup>[6,20]</sup>。但动态的心电研究与临床有较大差异,由于传感器及衣物与人体的交互,所获取信号质量普遍较差,其噪声存在不规则状态。其信号处理的方式也不能简单的与临床研究等同<sup>[20]</sup>。本研究所选用的5种算法,经过多年的应用及验证,在相同数据库上,其检测准确度较高且差距不大<sup>[7]</sup>。而在本实验中,所对比的为RR间期中值量化的心率检测结果,并不是精确的QRS检测,在一定程度上降低了检测难度,但检测准确度依然并不理想且不同算法的检测准确率差异极为明显。本课题所进行的不同运动速度下的心率检测算法对比,不但可以为穿戴式设备市场应用提供支持;还可以进一步深入,进行算法择优改进与心电特征分析,作为相应研究的起始,具有较大的应用价值。

但本研究也存在一定局限性。首先,针对穿戴式心电信号分析,除了本实验所选取的5种心率检测算法,还有许多高效的心率检测算法,如U3算法、FSM算法等。其次,本实验中实验对象的差异性较小,数据量也不够大,虽然实验结果符合预期,但依然可以进一步扩大实验对象范围及种类,增加差异性。最后,本研究的心电数据只进行了简单处理,而一定的噪声处理和特征提取可以更为明显地展现穿戴式运动信号的特征,有利于进一步分析。尤其是针对运动信号的噪声处理,将是运动心电信号应用研究的重要突破点。

#### 4 结 论

目前穿戴式智能医疗已经成为医学与工学的热门研究领域,本文针对穿戴式运动信号,利用穿戴式设备和惯导仪器,设计相关实验,分析心率与速度相关性,对比5种心率检测算法的检测效果。结果表明,DOM算法具有最好的检测准确率,Sixth-power算法检测准确率最低,JQRS算法在高速区间误差离散度变大,原始

Pan & Tompkins 与 Hamilton & Tompkins 在高速区间误差变大。综上所述,根据其在不同速度区间的表现,可以为合理应用这些方法提供参考。

#### 【参考文献】

- [1] ALWAN A. World health organization [J]. Disaster Med Public, 2007, 1(1): 7.
- [2] 朱弋,阮兴云,徐志荣,等.人体运动量测量与心率变化的重要关系研究[J]. 医疗装备, 2003, 16(6): 5-7.  
ZHU Y, RUAN X Y, XU Z R, et al. Reaserch for the important relationship between activity measurement and heart rate [J]. Medical Equipment, 2003, 16(6): 5-7.
- [3] BAIG M M, GHOLAMHOSSEINI H, CONNOLLY M J. Mobile healthcare applications: system design review, critical issues and challenges [J]. Australas Phys Eng S, 2015, 38(1): 23-38.
- [4] KHAMIS H, WEISS R, XIE Y, et al. QRS detection algorithm for telehealth electrocardiogram recordings [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(7): 1377-1388.
- [5] ARZENO N M, DENG Z D, POON C S. Analysis of first-derivative based QRS detection algorithms [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2008, 55(2): 478-484.
- [6] FEIFEI L, CHENGYU L, XINGE J, et al. Performance analysis of ten common QRS detectors on different ECG application cases [J]. J Heathc Eng, 2018, 2018: 1-8.
- [7] ATRI R, MOHEBBI M. Obstructive sleep apnea detection using spectrum and bispectrum analysis of single-lead ECG signal [J]. Physiol Meas, 2015, 36(9): 1963-1980.
- [8] LIU C, LI P, ZHAO L, et al. Real-time signal quality assessment for ECGs collected using mobile phones [C]. Computing in Cardiology. IEEE, 2011.
- [9] PAN J P, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1985, 32(3): 230-236.
- [10] HAMILTON P S, TOMPKINS W J. Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1986, 33(12): 1157-1165.
- [11] BEHAR J, OSTER J, CLIFFORD G D. Non-invasive FECG extraction from a set of abdominal sensors [C]. Computing in Cardiology Conference. IEEE, 2013.
- [12] BEHAR J, OSTER J, CLIFFORD G D. Combining and benchmarking methods of foetal ECG extraction without maternal or scalp electrode data [J]. Physiol Meas, 2014, 35(8): 1569-1589.
- [13] JOHNSON A E, BEHAR J, ANDREOTTI F, et al. Multimodal heart beat detection using signal quality indices [J]. Physiol Meas, 2015, 36(8): 1665.
- [14] BEHAR J, JOHNSON A, CLIFFORD G D, et al. A comparison of single channel fetal ECG extraction methods [J]. Ann Biomed Eng, 2014, 42(6): 1340-1353.
- [15] DOHARE A K, KUMAR V, KUMAR R. An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram [M]. Pergamon Press, 2014.
- [16] YEH Y C, WANG W J. QRS complexes detection for ECG signal: the difference operation method [J]. Comput Meth Prog Biol, 2008, 91(3): 245-254.
- [17] DE COOMAN T, GOOVAERTS G, VARON C, et al. Heart beat detection in multimodal data using automatic relevant signal detection [J]. Physiol Meas, 2015, 36(8): 1691-1704.
- [18] COOMAN T D, TROELS W K, HUFFEL S V, et al. Adaptive heart rate-based epileptic seizure detection using real-time user feedback [J]. Physiol Meas, 2018, 39(1): 014005.
- [19] BLANIK N, ABBAS A K, VENEMA B, et al. Hybrid optical imaging technology for long-term remote monitoring of skin perfusion and temperature behavior [J]. J Biomed Opt, 2014, 19(1): 16012.
- [20] REDMOND S J, XIE Y, CHANG D, et al. Electrocardiogram signal quality measures for unsupervised telehealth environments [J]. Physiol Meas, 2012, 33(9): 1517-1533.

(编辑:陈丽霞)