

基于压电陶瓷传感器的非接触式精准逐拍心率提取方法研究

方震^{*①②} 白忠瑞^{①②} 陈贤祥^① 夏攀^{①②} 何征岭^② 赵荣建^①

^①(中国科学院空天信息创新研究院 北京 100190)

^②(中国科学院大学电子电气与通信工程学院 北京 100049)

摘要: 心冲击图(BCG)可用于无接触式地监测生命体征。在BCG的逐拍心率提取中,较低的平均绝对误差对于精确地获取用户的心率变异性(HRV)指标具有重要意义。为解决目前大多数方法在逐拍心率计算精度方面的不足,该文设计了一种基于压电陶瓷的心冲击信号采集系统。通过采用合适的传感器外壳结构和采样频率,增加传感器的灵敏度和BCG的时间分辨率;通过对比不同的BCG处理方法并找到BCG中最适合提取精准逐拍心动周期的成分;同时该文提出一种采用AP聚类的自适应模板匹配算法,以准确提取心动周期信息。对15名受试者共5741次心跳数据进行分析,结果显示逐拍心动周期的平均误差为0.48%,平均绝对误差为3.78 ms,心跳覆盖率在97%以上,优于其他同类工作。

关键词: 心冲击; 压电陶瓷传感器; 逐拍心率; 平均绝对误差

中图分类号: TP212.3; R318.04

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)05-1472-08

DOI: 10.11999/JEIT200045

Unconstrained Accurate Beat-to-beat Heart Rate Extraction Based on Piezoelectric Ceramics Sensor

FANG Zhen^{*①②} BAI Zhongrui^{①②} CHEN Xianxiang^① XIA Pan^{①②}
HE Zhengling^② ZHAO Rongjian^①

^①(Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: BallistoCardioGram (BCG) can be used for contactless detection of vital signs. In BCG's beat-to-beat heart rate extraction, the lower mean absolute error is of great significance for accurately obtaining the user's Heart Rate Variability (HRV) indicators. In order to solve the shortcomings in the accuracy of beat-to-beat heart rate calculation of most current methods, a BCG acquisition system based on piezoelectric ceramics sensor is designed in this paper. By adopting a suitable structure for the sensor's shell and a suitable sampling frequency, the sensitivity of the sensor and the time resolution of the BCG signal are increased. Through the analysis of BCG, the most suitable components in BCG is found to extract beat by beat cardiac cycle. At the same time, this paper proposes an adaptive template matching algorithm using AP clustering to extract accurately cardiac cycle information. Analysis of the data of 5741 heartbeats of 15 subjects shows that the average error of the beat-to-beat heartbeat cycle is 0.48%, the Mean Absolute Error (MAE) is 3.78 ms, and the heartbeat coverage is above 95%, which is better than other similar work.

Key words: BallistoCardioGram (BCG); Piezoelectric ceramic sensor; Beat-to-beat heart rate; Mean Absolute Error (MAE)

1 引言

心冲击图(BallistoCardioGram, BCG)是一种

收稿日期: 2020-01-13; 改回日期: 2020-11-30; 网络出版: 2020-12-04

*通信作者: 方震 zfang@mail.ie.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC1304302, 2018YFC2001802, 2018YFC2001101)

Foundation Items: The National Key Research and Development Project (2016YFC1304302, 2018YFC2001802, 2018YFC2001101)

无接触式的心脏活动监测手段。它来源于心脏泵血过程中血液流动在人体内部产生的一系列机械冲击力^[1]。与心电图(ElectroCatdioGram, ECG)等其他生理信息监测技术相比, BCG避免了电极线和电极贴长时间贴在身上带来的束缚和不适, 具有无创、无直接接触和检测方便等优势, 十分适用于居家养老、病房等需要长时间监测生理信号的场景。近年来随着传感器和数字信号处理的发展, BCG

逐渐受到研究人员的重视, 研究表明, BCG可以应用于心率、心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)监测^[2,3], 也可应用于心脏收缩性以及心输出量变化等心血管功能的评估^[4]。

但BCG信号在不同测试条件(如测试设备的安置位置与角度、受试者姿势等)下表现出较大的一致性^[5], 此固有特征在一定程度上限制了分析BCG的形状特征在评估心血管功能方面的应用潜力。相比之下, 通过检测逐拍心动周期估计心率或者计算HRV指标, 是BCG可行性较高的一种应用路径。

HRV定义为逐次心跳周期差异的变化情况, 一般通过分析心电信号中R波间期序列获得。HRV反映了心脏本身窦性心律不齐的程度以及神经体液因素与窦房结之间相互作用的平衡关系。已有的研究表明, HRV是心源性猝死、冠心病、高血压病及慢性心力衰竭等心血管疾病及慢性阻塞性肺疾病、糖尿病等疾病预后的预测因子^[6,7], 还能反映出睡眠状况、精神压力状况等多种信息^[8,9]。因此使用无感式的BCG信号获取心率变异性指标, 对于用户方便舒适地掌握自身健康状况具有重要意义。

通过BCG获取HRV的关键在于获得精准可靠的逐拍心率。近年来, 已有很多学者在非接触式获取逐拍心率方面做了研究: 在BCG信号采集装置方面, 有压电薄膜、压电陶瓷、光纤、毫米波雷达、加速度计、压变电阻以及各类采用MEMS工艺的微传感器等^[10-12]; 在逐拍心动周期的算法方面, 目前有自适应阈值法、峰值探测法、倒谱分析法、多示例学习法、模板匹配法、混合判决方法^[13-16]。值得注意的是, 目前此方面研究更多地关注逐拍心率检测的覆盖率和平均心率的准确度, 但事实上, 逐拍心动周期计算的精度, 即平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)对于心率变异性的计算也尤为重要。例如, 在5 min短时HRV计算中, 若BCG逐拍心动周期序列平均绝对误差为10 ms, 则由其计算得到的频域特征HF相比ECG真实值的偏差可达15%~25%, SDNN, pNN50等时域指标偏差也可达10%左右, 且此偏差具有随机性, 这使得BCG所得到的HRV特征指标的可靠性降低; 而当逐拍心动周期的MAE降至4 ms时, 逐拍心动周期序列所得到的HF偏差降低到8%以内, SDNN和pNN50等指标偏差降低至2%。

针对目前大多数方法在逐拍心率计算精度方面的不足, 本文完成以下工作: (1)通过采用优化的传感前端设计, 增加传感器的灵敏度和BCG信号的时间分辨率; (2)通过对心冲击信号进行分析, 找到BCG中最适合提取逐拍心动周期的关键成

分; (3)提出一种采用聚类的自适应模板匹配算法, 以准确提取心动周期信息。最后通过实验验证了方法的准确性。

2 方法

2.1 基于压电陶瓷的传感前端

BCG信号采集装置的设计影响逐拍心率提取的准确度。在各种BCG监测方式中, 压电陶瓷传感器由于其灵敏度高、价格低廉、设计灵活等优势, 具有良好的应用前景。本文通过压电陶瓷非接触式采集BCG, 计算逐拍心率。

本文所设计的传感前端外壳为一个ABS材质塑料圆盒, 压电陶瓷片被固定在圆盒内上壁形变最大位置。外壳上盖结构设计为一侧凸起形状, 使其受到震动时响应更灵敏。实验中将传感前端放置在胸口下方的床垫下, 采集到的身体震动信号会经放大、滤波以及模数转换传输到带有低功耗蓝牙(Bluetooth Low Energy, BLE)功能的主控芯片中进行下一步的传输和处理。BCG信号的采样频率也影响逐拍心率计算的精准性, 经对比测试, 本文设置BCG采样频率为250 Hz, 以保证逐拍心率计算的准确程度, 同时最小化资源消耗。

2.2 BCG信号关键成分提取

传感前端采集到的原始的压电信号可用式(1)表示

$$m(n) = r(n) + b(n) + g(n) \quad (1)$$

其中, $r(n)$ 表示呼吸引起的振动成分, $b(n)$ 表示BCG成分, $g(n)$ 表示噪声成分。心脏的跳动是一个较为复杂的机械运动过程^[17], BCG中可以反映心脏机械运动和心脏泵血引起的身体机械运动的很多信息。

但对于一般所测得的BCG信号, 由心脏原始的泵血引起的信号相对细微, 容易被淹没在由身体四肢震动造成的信号的主能量中, 通过不同的处理方式可以凸显出BCG中的不同成分。图1是不同方式处理BCG信号的结果, 虚线是同步采集的ECG的R波所在位置。图1(a)是经过48 Hz低通滤波器预处理去除高频噪声后的压电信号, 为了求得误差最小的逐拍心动周期误差, 我们尝试了多种不同的方式对此信号进行进一步处理, 以获取BCG信号中最适合进行精准逐拍心率提取的“关键成分”, 下面优选几种具有代表性的方法具体说明:

方法1 使用3~24 Hz的巴特沃斯带通滤波器进行滤波, 得到BCG概貌波形, 其结果如图1(b)。

方法2 使用与心冲击信号最相符的db6小波基对原始压电信号进行9级小波分解, 并使用小波分

解后的第3~7层细节分量重建BCG信号,其结果如图1(c)所示。

方法3 使用8~24 Hz的巴特沃斯带通滤波器进行滤波,可以得到BCG信号中的由心脏跳动引起的细微振动成分,其结果如图1(d)所示。

方法4 对方法1处理的结果进行二次差分操作,求取其加速度信号,结果如图1(e)所示。

对于不同的BCG处理方法,每拍心跳在信号上造成的最高点并不是同一位置,为方便起见,本文中统称这些点为BCG的“J点”。

2.3 逐拍心率提取算法

2.3.1 模板学习

BCG形状多变,难以提前预知其波形。我们

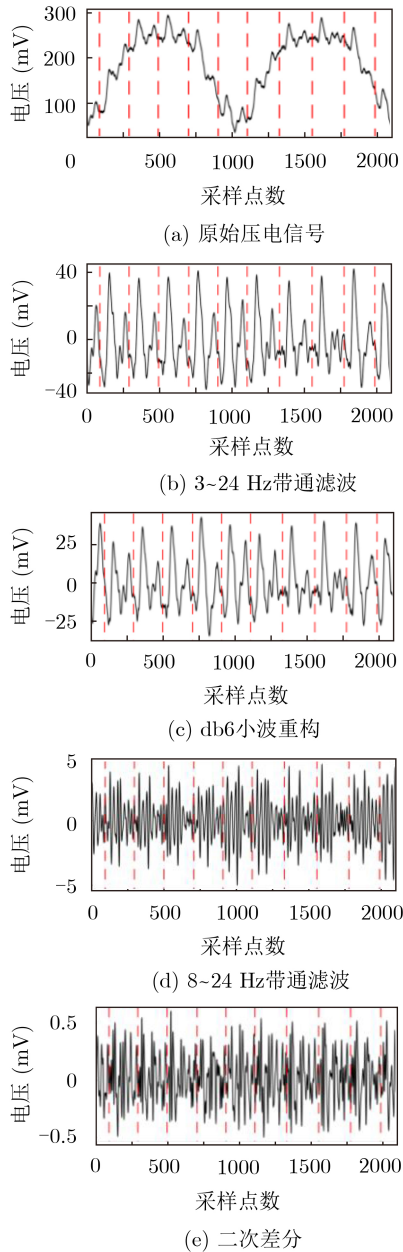


图1 BCG不同成分提取结果

使用了亲和传播(Affinity Propagation, AP)聚类算法^[18],从10 s的BCG信号中进行模板的自学习。具体步骤如下:

(1) 提取2.2节各方法处理过的10秒BCG信号段中所有的极大值点,以这些极大值点为中心,截取其前后各100采样点,共约0.8 s长度的信号,得到数据样本集 $B = \{b_0, b_1, \dots, b_n\}$,其中 b_i 代表第 i 个极大值点处截取的信号。

(2) 使用AP聚类算法对样本集 B 进行聚类,并得到模板聚类。AP聚类的具体步骤如下:

步骤1 初始化吸引度矩阵 R 和归属度矩阵 A 为0矩阵。其中 R 中元素 $r(i, k)$ 表示数据 b_k 适合作为数据 b_i 的聚类中心的程度, A 的元素 $a(i, k)$ 表示对象 b_i 适合选择数据对象 b_k 作为其聚类中心的程度。

步骤2 分别按照式(2)和式(3)迭代更新吸引度矩阵与归属度矩阵。

$$r_{t+1}(i, k) = \begin{cases} s(i, k) - \max_{j \neq k} \{a_t(i, j) + r_t(i, j)\}, & i \neq k \\ s(i, k) - \max_{j \neq k} \{s(i, j)\}, & i = k \end{cases} \quad (2)$$

$$a_{t+1}(i, k) = \begin{cases} \min \left(0, r_{t+1}(k, k) + \sum_{j \neq i, k} \max \{r_{t+1}(j, k), 0\} \right), & i \neq k \\ \sum_{j \neq k} \max \{r_{t+1}(j, k), 0\}, & i = k \end{cases} \quad (3)$$

其中, $s(i, k)$ 是相似度矩阵 S 的元素,为弱化BCG幅值变化的影响,本文没有使用欧氏距离,而是设置 $s(i, k)$ 为Pearson相关系数与常数1的差,如式(4)所示。特殊地, $i = k$ 时的相似度 $s(k, k)$ 称为参考度,影响聚类的数目,本文将 $s(k, k)$ 设置为相似度的中位数 $M(S)$,可有效完成聚类。最后得到的相似度矩阵 S 如式(5)所示。

$$s(\mathbf{b}_x, \mathbf{b}_y) = \rho(\mathbf{b}_x, \mathbf{b}_y) - 1 = \frac{\text{cov}(\mathbf{b}_x, \mathbf{b}_y)}{\sqrt{D(\mathbf{b}_x, \mathbf{b}_y) \times D(\mathbf{b}_x, \mathbf{b}_y)}} - 1 \quad (4)$$

$$S = \begin{pmatrix} M(S) & s(\mathbf{b}_0, \mathbf{b}_1) & \dots & s(\mathbf{b}_0, \mathbf{b}_{n-1}) \\ s(\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_0) & M(S) & \dots & s(\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_{n-1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(\mathbf{b}_{n-1}, \mathbf{b}_0) & s(\mathbf{b}_{n-1}, \mathbf{b}_1) & \dots & M(S) \end{pmatrix} \quad (5)$$

步骤3 为避免震荡,根据衰减系数 λ 对 $r(i, k)$ 和 $a(i, k)$ 进行衰减,本文 λ 设置为0.5

$$r_{t+1}(i, k) = \lambda r_t(i, k) + (1 - \lambda) r_{t+1}(i, k) \quad (6)$$

$$a_{t+1}(i, k) = \lambda a_t(i, k) + (1 - \lambda) a_{t+1}(i, k) \quad (7)$$

步骤4 重复步骤2、步骤3, 直到矩阵稳定。按最大相似度规则将其他点分配到距离它最近的聚类中心点相应的聚类中, 完成聚类。

(3) 对各聚类, 计算每个样本的中点值的平均值, 选择此平均值最大的聚类为理想聚类, 计算其算术平均作为最后的BCG模板, 以 \overline{BCG} 表示, 如图2所示。

2.3.2 心跳位置探测

通过将模板在滤波后BCG数据上不断右滑, 形成相关系数函数。对于一段预处理后的BCG信号, 采用以下步骤进行模板匹配, 确定J点。

(1) 通过以下方式构造原BCG信号等长的相关系数函数 $\text{cor}(x)$ 。

$$\text{cor}(x) = -(-\rho(e(x), \overline{BCG}))^{P(x)} \quad (8)$$

其中, $e(x)$ 表示以 x 为中心的长度为201采样点的信号段, 当 x 为极大值点时 $P(x)$ 为1, 否则为0。故 $\text{cor}(x)$ 在 x 为极大值时取值为 $\rho(e(x), \overline{BCG})$, 表示 $e(x)$ 与模板 \overline{BCG} 的Pearson相关系数, 否则 $\text{cor}(x)$ 为-1。

(2) 对前10 s BCG信号做FFT变换, 然后进行频域寻峰确定心率近似值 HR_e 。在最初的2 s的 $\text{cor}(x)$ 信号中选取最大值, 作为第1个J点的位置, 以此为起点, 向后搜索 $[60/(\text{HR}_e+20) \text{ s}, 60/(\text{HR}_e-20) \text{ s}]$ 范围内的最大值点作为下一个J点。当连续5个所选局部最大值小于阈值 θ 时, 说明匹配质量下降, 重新计算模板, 本文中阈值 θ 设为0.75。

最后, 根据式(9)和式(10)计算连续逐拍心动周期和逐拍心率。

$$\text{Interval}(n) = \frac{\text{Index}_J(n) - \text{Index}_J(n-1)}{F_s} \quad (9)$$

$$\text{HR}(n) = \frac{60}{\text{Interval}(n)} \quad (10)$$

其中, $\text{Index}_J(n)$ 表示第 n 个J点的索引位置, F_s 为采样频率。逐拍心动周期和逐拍心率之间可方便地转换, 为更清楚地比较计算结果, 本文使用逐拍心动周期进行误差分析。

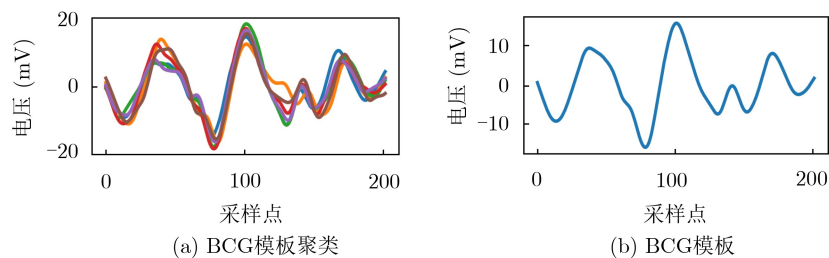


图2 BCG模板聚类与BCG模板

3 实验与分析

3.1 实验方案

按照如图3所示方法进行实验。本文使用压电陶瓷设备采集BCG信号, 同时为验证BCG逐拍心率计算的准确性, 在本研究中同步采集单导联心电信号进行对比。实验开始时按单导联方式在受试者胸腹部佩戴一次性心电电极贴, 随后让受试者安静平躺于实验床垫上, 开启设备进行BCG与ECG的同步采集。通过2.2节和2.3节所述方法处理BCG和计算BCG的逐拍心动周期, 再使用PT算法^[9]定位ECG的R波, 计算ECG逐拍心动周期。随后分析对于2.2节所述的不同的BCG成分, 所提取出的逐拍J-J间期相对于R-R间期的覆盖率和精准度。得到每次心跳的R-R间期与J-J间期。所有数据分析使用PyCharm与Python3.5进行。

3.2 测试示例

图4(a)和图4(b)分别展示了受试者1的一段BCG信号在3~24 Hz带通滤波和8~24 Hz带通滤波的预处理方法下, 使用本文第2节所述方法进行逐拍心率提取的结果, 图中使用红色圆圈标出了所定位的J点的位置, 虚线位置为ECG的R波位置。图5则展示了两种预处理方式所计算得到的逐拍心动周期与ECG逐拍R-R间期的对比图。可见经通带为3~24 Hz的滤波器预处理之后计算得到的J点定位在原始信号上即为每次心跳所引起的压电信号最大点位置, 但如图5(a)所示, 由此所得到的逐拍心率却与逐拍R-R间期有较大差别。而经通带为8~24 Hz的滤波器处理后, 所提取的J点位置不再是原始压电信号每拍心跳的最大值, 但却能得到与R-R间期更为吻合的J-J间期, 如图5(b)所示。我们称这种现象为“关键成分”现象, 即8~24 Hz的成分是去除了较低频的肢体振动等成分、更能反映心室泵血、血液冲击主动脉引起的心脏原生振动的“关键成分”, 能够获得与R-R间期相近的J-J间期。

表1为对受试者1的5 min BCG数据, 共计351次心跳统计的结果, 心跳覆盖率定义为使用本文算法成功定位到的心跳(即定位J波与R波相隔50 ms

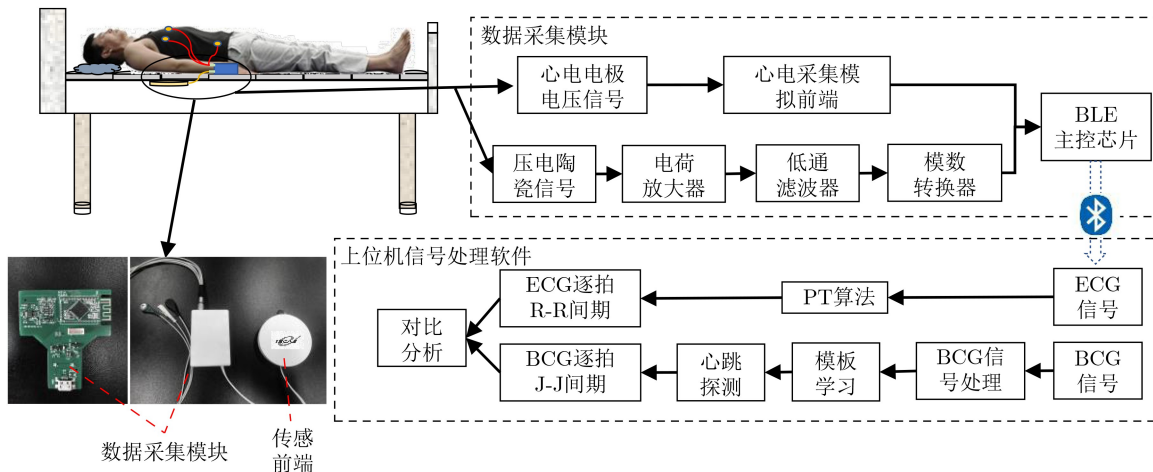
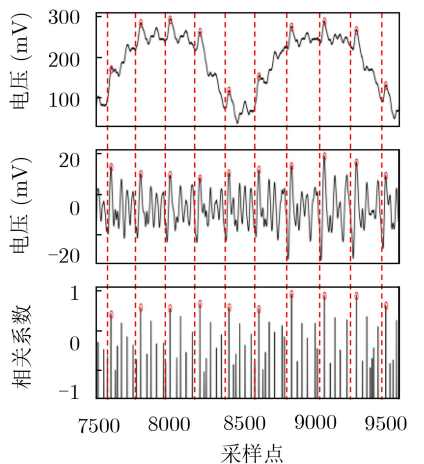
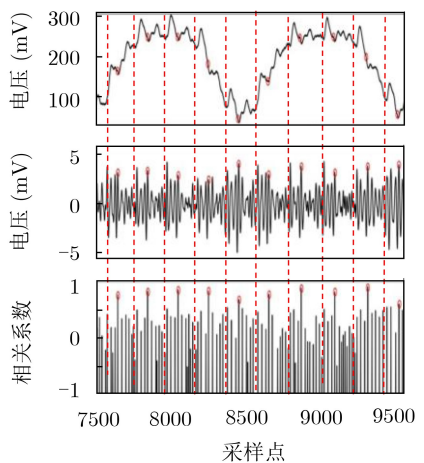


图3 非接触式逐拍心动周期检测准确度验证实验示意图



(a) 3~24 Hz滤波后的心跳位置探测结果



(b) 8~24 Hz滤波后的心跳位置探测结果

图4 不同频带滤波的BCG模板匹配计算结果

内)的比例,平均绝对误差定义为逐拍J-J间期与R-R间期之差的绝对值的平均值,而平均误差定义为逐拍J-J间期相对于R-R间期的平均误差。可见对于受试者1的5 min安静平躺的BCG数据,在分别采用4种预处理方式后,3~24 Hz滤波以及db6小

波重构都取得了100%的心跳检出率,但却有较高的平均绝对误差。经8~24 Hz滤波和二次差分处理后,虽心跳检出率略有不足,但却取得了很低的平均绝对误差。

图6展示了两种不同预处理方式下受试者1的逐拍R-R间期与J-J间期Bland-Altman图,从中可以看出采用宽带滤波器所计算的结果(图6(a))在所有心跳间期分布范围内误差都明显高于窄带滤波器计算结果(图6(b))。两种预处理方式的95%置信区间分别为(-32.26 ms, 32.26 ms)和(-12.34 ms, 12.34 ms),且两种处理方式所得逐拍心跳间期误差均值都为0,说明在给定时间段内使用BCG和ECG检测出了相同的心跳次数。此处需要说明的是,虽表1中8~24 Hz滤波器的处理方法心跳覆盖率低于100%,但这仅说明BCG有心跳检测位置与R波位置相差较多,总体依然是检测到了应有的心跳次数。

3.3 数据分析

本文采集了15名受试者的BCG和ECG数据,年龄23~34岁,身高156~182 cm,体重45~90 kg。表2展示了所有受试者各5 min安静平躺状态下采集到的数据的处理结果,并且展示了4种BCG成分对逐拍心率提取性能的比较。

由表2可见对于8~24 Hz的带通滤波和二次差分这两种方式处理,在检出心跳覆盖率方面略有不足,这是因为频率较高时波形表现得较为复杂,影响了模板匹配的效果;而同时这两种方式在平均绝对误差(MAE)方面有着较大的优势,这是因为高频成分更能反映心脏跳动的成分而不受整个身体震动的影响。

图7展示了2.1节所述各成分所计算得到的J-J间期与R-R间期误差绝对值的分布,可以看到对于

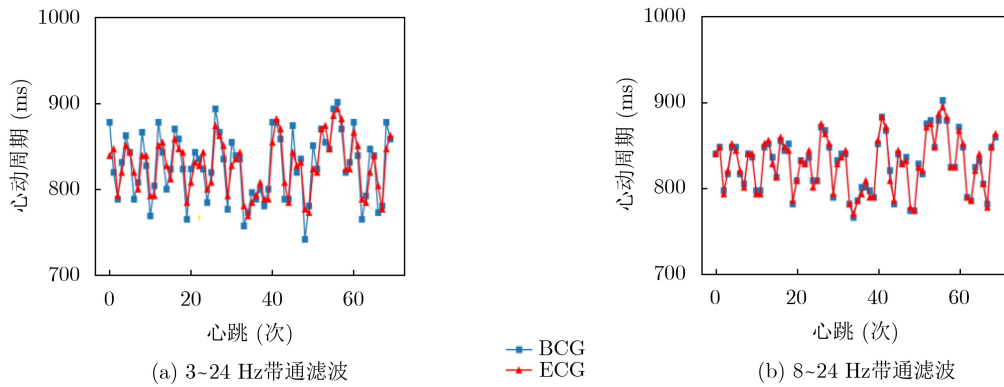


图5 ECG-RR间期与不同频率滤波的逐拍BCG-JJ间期折线图

表1 受试者1的数据处理结果对比

预处理方式	心跳覆盖率(%)	平均绝对误差(ms)	平均误差(%)
3~24 Hz带通滤波	100.00	14.10	1.69
db6小波重构	100.00	11.08	1.33
8~24 Hz带通滤波	98.60	3.46	0.41
二次差分	99.16	5.13	0.61

前两种处理方式，75%的误差分别在20 ms和16 ms以下，而后两种处理方式的误差有75%在4 ms以下，且中位数、下四分位数、下限均为0 ms，说明有1/2以上的J-J间期具有与R-R间期相同的采样点数。

此外，本文还从系统整体的角度对比了同类研究工作在静息状态下测量BCG提取逐拍心率的主

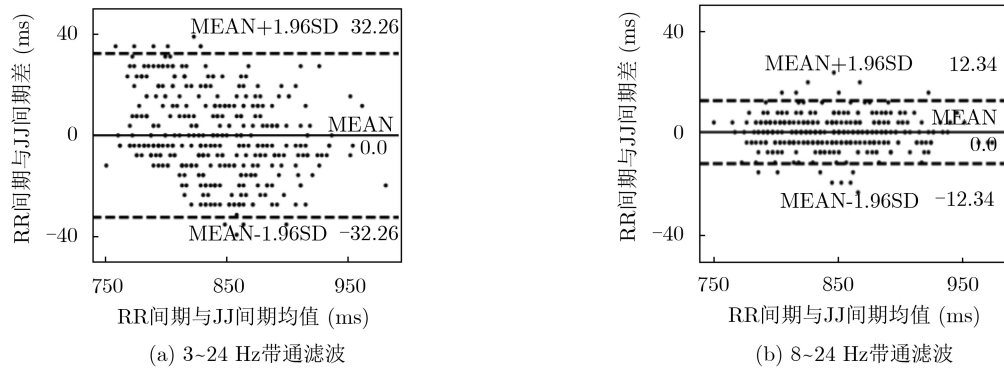


图6 受试者1的逐拍RR间期与JJ间期Bland-Altman图

表2 不同预处理方式下逐拍心率提取性能

受试者编号	心跳次数	3~24 Hz带通滤波		db6小波重构		8~24 Hz带通滤波		二次差分	
		COV(%)	MAE(ms)	COV(%)	MAE(ms)	COV(%)	MAE(ms)	COV(%)	MAE(ms)
1	351	100.00	14.10	100.00	11.08	98.86	3.46	99.15	5.13
2	412	100.00	13.60	100.00	12.42	99.03	4.66	99.03	5.89
3	450	99.56	14.72	99.56	13.28	99.56	5.44	99.11	6.71
4	353	100.00	12.58	100.00	13.80	97.73	2.92	94.33	4.72
5	384	100.00	11.68	100.00	10.12	98.96	3.12	98.96	4.22
6	373	99.46	9.22	98.92	12.03	97.32	2.34	96.78	5.93
7	405	99.51	10.46	99.51	10.10	98.52	4.17	98.52	4.93
8	342	100.00	13.34	100.00	10.32	100.00	4.55	97.08	4.22
9	465	100.00	12.97	99.14	9.98	95.70	3.94	93.55	6.52
10	281	100.00	13.53	100.00	11.16	99.29	3.02	99.29	5.54
11	371	94.61	13.88	94.61	12.01	94.01	3.93	93.12	4.01
12	358	97.77	14.25	97.21	13.28	96.10	3.12	96.10	3.54
13	382	98.43	13.95	98.43	14.88	97.38	4.21	78.53	3.03
14	378	100.00	8.22	97.88	10.25	97.88	3.22	98.12	5.90
15	436	99.54	10.09	99.54	9.34	96.33	4.53	98.62	4.06
平均	382.7	99.26	12.44	98.99	11.60	97.78	3.78	96.02	4.96

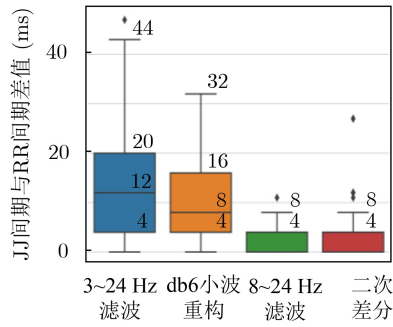


图7 各成分误差分布箱型图

要性能指标，如表3所示。可见，本文方法能够在

覆盖率和逐拍心动周期的准确度方面处于领先水平，尤其是本文MAE可达到4 ms以下，这有助于提高BCG计算HRV的可靠性。

4 结论

本文提出了一种基于压电陶瓷传感器采集BCG并提取精准逐拍心率的方法，该方法是通过优化传感器性能提高BCG信号质量，通过对比BCG信号的不同处理方式，找到最适合提取精准逐拍心率的成分，最后通过AP聚类和模板匹配的方法确定J点，计算逐拍心率。

表3 BCG逐拍心率提取方法性能对比

作者	Bruser等人 ^[2]	Jiao等人 ^[15]	Nagura等人 ^[16]	本文
设备/采样率	床架-应变片/128 Hz	床垫下-四路液压传感器/100 Hz	床腿下-四路压力传感器/200 Hz	床垫下-压电陶瓷传感器/250 Hz
方法	形状聚类学习模板；混合探测	多示例学习	局部极大值计算模板	BCG成分分解；相关聚类学习模板
关键参数	1 Hz高通滤波；K-means 聚类特征峰数目N=7；	0.4~10 Hz带通滤波学习器 参数T=M=3, β=90	1~8.5 Hz带通滤波；局部最大值选取下界t=0.7 s	8~24 Hz带通滤波；AP聚类相似度s=ρ-1
数据量	16×26 min	40×5 min	4×10 min	15×5 min
性能				
覆盖率(%)	95.94	-	87.10	98.50
MAE(ms)	16.61	≈30.00	9.80	3.78
平均误差(%)	1.79	4.07	≈1.30	0.48

本文的逐拍心动周期平均绝对误差为3.78 ms，心跳检测覆盖率为98.5%。本研究结果表明，通过设计合适的BCG采集装置、采用合适的信号处理方法处理BCG信号以及选择合适的特征点提取算法，可以使BCG提取逐拍心动周期(J-J间期)相对于R-R间期的误差降至可接受的范围，这对于提高使用BCG进行健康监测的效果尤其是提高HRV计算的可靠性具有重要意义。对本文所提出的BCG“关键成分”成因进行实验仿真和验证，以及对BCG提取逐拍心率精度的影响因素作进一步量化分析将是下一步的研究方向。

参考文献

[1] JAVAID A Q, ASHOURI H, TRIDANDAPANI S, *et al.* Elucidating the hemodynamic origin of ballistocardiographic forces: Toward improved monitoring of cardiovascular health at home[J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 2016, 4: 1900208. doi: 10.1109/jtelhm.2016.2544752.

[2] BRUSER C, STADLTHANNER K, DE WAELE S, *et al.* Adaptive beat-to-beat heart rate estimation in ballistocardiograms[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2011, 15(5): 778–786. doi: 10.1109/ITTB.2011.2128337.

[3] SHIN J H, HWANG S H, CHANG M H, *et al.* Heart rate variability analysis using a ballistocardiogram during Valsalva manoeuvre and post exercise[J]. *Physiological Measurement*, 2011, 32(8): 1239–1264. doi: 10.1088/0967-3334/32/8/015.

[4] YAO Yang, SHIN S, MOUSAVI A, *et al.* Unobtrusive estimation of cardiovascular parameters with limb ballistocardiography[J]. *Sensors*, 2019, 19(13): 2922. doi: 10.3390/s19132922.

[5] SCARBOROUGH W R and TALBOT S A. Proposals for ballistocardiographic nomenclature and conventions: Revised and extended report of committee on ballistocardiographic terminology[J]. *Circulation*, 1956, 14(3): 435–450. doi: 10.1161/01.CIR.14.3.435.

[6] JAVAID A Q, WIENS A D, FESMIRE N F, *et al.* Quantifying and reducing posture-dependent distortion in ballistocardiogram measurements[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(5): 1549–1556. doi: 10.1109/JBHI.2015.2441876.

[7] 崔晓雪, 成忠, 顾晔. 高血压合并糖尿病患者血压变异性与心率变异性的相关性[J]. *中国动脉硬化杂志*, 2018, 26(6): 617–620. doi: 10.3969/j.issn.1007-3949.2018.06.014.

CUI Xiaoxue, CHENG Zhong, and GU Ye. Correlation between blood pressure variability and heart rate variability in patients with hypertension and diabetes mellitus[J].

- Chinese Journal of Arteriosclerosis*, 2018, 26(6): 617–620. doi: [10.3969/j.issn.1007-3949.2018.06.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-3949.2018.06.014).
- [8] MALIK J, LO Y L, and WU H T. Sleep-wake classification via quantifying heart rate variability by convolutional neural network[J]. *Physiological Measurement*, 2018, 39(8): 085004. doi: [10.1088/1361-6579/aad5a9](https://doi.org/10.1088/1361-6579/aad5a9).
- [9] KIM H G, CHEON E J, BAI D S, *et al.* Stress and heart rate variability: A meta-analysis and review of the literature[J]. *Psychiatry Investigation*, 2018, 15(3): 235–245. doi: [10.30773/pi.2017.08.17](https://doi.org/10.30773/pi.2017.08.17).
- [10] 赵荣建, 汤敏芳, 陈贤祥, 等. 基于光纤传感的生理参数监测系统研究[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(9): 2182–2189. doi: [10.11999/JEIT170894](https://doi.org/10.11999/JEIT170894).
ZHAO Rongjian, TANG Minfang, CHEN Xianxiang, *et al.* Research of physiological monitoring system based on optical fiber sensor[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2018, 40(9): 2182–2189. doi: [10.11999/JEIT170894](https://doi.org/10.11999/JEIT170894).
- [11] KENRY, YEO J C, and LIM C T. Emerging flexible and wearable physical sensing platforms for healthcare and biomedical applications[J]. *Microsystems & Nanoengineering*, 2016, 2: 16043. doi: [10.1038/micronano.2016.43](https://doi.org/10.1038/micronano.2016.43).
- [12] TANG Shihao, LIU Huafeng, YAN Shitao, *et al.* A high-sensitivity MEMS gravimeter with a large dynamic range[J]. *Microsystems & Nanoengineering*, 2019, 5: 45. doi: [10.1038/s41378-019-0089-7](https://doi.org/10.1038/s41378-019-0089-7).
- [13] ZHAO Mingmin, YUE Shichao, KATABI D, *et al.* Learning sleep stages from radio signals: A conditional adversarial architecture[C]. The 34th International Conference on Machine Learning, Sydney, Australia, 2017: 4100–4109.
- [14] 杨昭, 杨学志, 霍亮, 等. 抗运动干扰的人脸视频心率估计[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(6): 1345–1352. doi: [10.11999/JEIT170824](https://doi.org/10.11999/JEIT170824).
YANG Zhao, YANG Xuezhong, HUO Liang, *et al.* Heart rate estimation from face videos against motion interference[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(6): 1345–1352. doi: [10.11999/JEIT170824](https://doi.org/10.11999/JEIT170824).
- [15] JIAO Changzhe, SU Boyu, LYONS P, *et al.* Multiple instance dictionary learning for beat-to-beat heart rate monitoring from ballistocardiograms[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(11): 2634–2648. doi: [10.1109/TBME.2018.2812602](https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2812602).
- [16] NAGURA M, MITSUKURA Y, KISHIMOTO T, *et al.* An estimation of heart rate variability from ballistocardiogram measured with bed leg sensors[C]. 2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Lyon, France, 2018: 2005–2009. doi: [10.1109/ICIT.2018.8352495](https://doi.org/10.1109/ICIT.2018.8352495).
- [17] 梁帆, 孟晓风, 余旸. 基于二阶伏特拉级数模型的心脏运动信号快速最小二乘估计[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(3): 639–644. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00866](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00866).
LIANG Fan, MENG Xiaofeng, and YU Yang. Second order volterra series model based fast least square method for heart motion prediction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(3): 639–644. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00866](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00866).
- [18] FREY B J and DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. *Science*, 2007, 315(5814): 972–976. doi: [10.1126/science.1136800](https://doi.org/10.1126/science.1136800).
- [19] PAN Jiapu and TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985, BME-32(3): 230–236. doi: [10.1109/TBME.1985.325532](https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532).
- 方震: 男, 1976年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为可穿戴技术。
白忠瑞: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为非接触生命信息感知技术。
陈贤祥: 男, 1979年生, 副研究员, 硕士生导师, 研究方向为可穿戴技术。
夏攀: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为可穿戴技术。
何征岭: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为健康物联网技术。
赵荣建: 男, 1985年生, 博士后, 研究方向为生命信息感知技术。

责任编辑: 马秀强