

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2020.01.017

医学信号处理与医学仪器

心冲击图信号的采集和特征分析及其应用

李倩,王飞,刘芊,黄启俊,常胜,何进,王豪
武汉大学物理科学与技术学院,湖北 武汉 430072

【摘要】目的:探讨心冲击图(BCG)信号和心电图(ECG)信号的内在联系,从而提升BCG信号在临床中的应用价值。**方法:**同时采集BCG信号和ECG信号,利用小波预处理及自适应模板匹配提取BCG信号的J波,获取BCG信号的心动周期间隔,并与同时段ECG信号的心动周期间隔对比。采用一维卷积神经网络建立BCG信号到ECG信号的重构映射,获取原始ECG信号的形态。**结果:**同时采集得到的BCG和ECG信号的心动周期间隔相关度为98.16%,形态相关度为95.44%。可由BCG信号得到原始ECG信号的RR间期、QRS波段宽度、ST波段宽度等特征。**结论:**在BCG信号中可以找出有效ECG信号特征,并以此改善BCG信号的临床意义。

【关键词】心冲击图信号;心电图信号;心动周期;相关性分析

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)01-0083-07

Acquisition, feature analysis and application of ballistocardiogram signals

LI Qian, WANG Fei, LIU Qian, HUANG Qijun, CHANG Sheng, HE Jin, WANG Hao
School of Physics and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Objective To explore the intrinsic relationship between ballistocardiogram (BCG) signals and electrocardiogram (ECG) signals for improving the value of BCG signals in clinical application. **Methods** BCG signals and ECG signals were simultaneously acquired, and the J wave of BCG signals was extracted by wavelet preprocessing and adaptive template matching for obtaining the cardiac cycle interval duration of BCG signals which were then compared with the cardiac cycle interval duration of the ECG signals acquired at the same time. One-dimensional convolutional neural network was used to establish a reconstructed mapping of BCG signals to ECG signals, thereby obtaining the morphology of the original ECG signals. **Results** The correlation between the cardiac cycle interval duration of BCG signals and that of ECG signals acquired at the same time was 98.16%, and the morphology correlation was 95.44%. Several features such as RR interval, QRS band width and ST band width of the original ECG signals could be obtained from BCG signals. **Conclusion** Effective ECG signal characteristics can be found in BCG signals, which can improve the clinical significance of BCG signals.

Keywords: ballistocardiogram signal; electrocardiogram signal; cardiac cycle; correlation analysis

前言

心血管疾病具有高患病率、高致残率、高死亡率,是一种严重威胁人类健康,尤其是中老年人健康的常见病^[1]。心血管疾病患者生命体征的监护技术日渐成为人们关注的问题。目前应用最广泛的监护技术是基于心电图(Electrocardiogram, ECG)信号的

心电监护,主要是利用电极片形成多导联来获取ECG信号。然而,电极片需要与患者的皮肤直接接触,且其中包含一些化学物质,长时间使用易造成接触性皮炎^[2]。由于上述传统心电监护技术的缺陷,基于心冲击图(Ballistocardiogram, BCG)信号的非接触式心脏活动监护技术得到研究人员越来越多的重视。BCG信号是人体心脏和动脉血液循环时产生的微弱的震动^[3],能反映心脏的活动,可以应用在心率检测和心率变异性分析上^[4-5],其优势在于无创、测量方便。

尽管BCG信号在测量过程中有一定优势,但其临床应用还较少,主要原因是BCG信号反映出心脏活动的细节状态特征还不明显。对比BCG和ECG信号,二者有明显的区别:BCG信号是由于心脏活动

【收稿日期】2019-09-11

【基金项目】国家自然科学基金(81971702,61774113,61204096,61404094);
中央高校基本科研资助项目(2042015kf0174,2042014kf0238)

【作者简介】李倩,硕士研究生,研究方向:系统设计与信号处理,E-mail:
rita_li@whu.edu.cn

【通信作者】黄启俊,博士,教授,研究方向:微电子系统设计探测系统
(仪器)研发,E-mail: huangqj@whu.edu.cn

而产生的力学信号,ECG信号则是一种电传导信号,从BCG信号上难以直观地看到ECG信号的特征。因此本研究通过同时采集BCG信号和ECG信号,分析两者的内在关系,利用重构技术建立映射,从BCG信号中找出有效ECG信号特征,从而提高BCG信号的临床诊断意义^[6]。

1 BCG 信号采集

BCG信号是一种力学信号,其大小为1.5~4.0 N^[7]。首先经过压电传感器和电荷放大电路的处理,BCG信号可转化为可识别的电压信号,其量级为毫伏级,频率范围为0.1~30.0 Hz,能量集中在10 Hz以下的信号中;接着经过两级放大滤波电路,保证在滤除噪声的同时对有用信号进行放大;最后将处理好的信号由ADS7818芯片完成模数转化,并由处理器将BCG信号的值显示在PC端上。信号采集框图如图1所示。

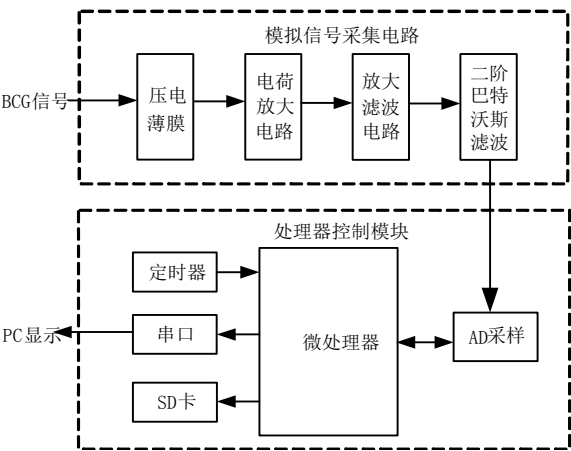


图1 信号采集框图
Fig.1 Signal acquisition block diagram

1.1 eTouch压电薄膜工作原理

本研究选用的压电传感器为eTouch压电薄膜,它具有灵敏度高、轻质超薄、应用广泛的特点。它的内部有许多扁平状的孔洞结构,这些孔洞中存储着永久正负电荷。当压电薄膜表面由于外力的作用产生形变时,这些电荷在薄膜的上下电极聚集,聚集的电荷量随着压力的加大而加大。同时这些孔洞结构蓬松而强劲,使得其能检测到非常微弱的振动,如BCG信号^[8-10]。

1.2 硬件电路设计

硬件电路主要包含电荷放大电路以及放大滤波电路。电荷放大电路的核心是将压电薄膜感应到的电荷变化转换为电压变化,电路图如图2所示。经推导,电路输出电压约为 $-Q/C$,即输出电压的大小只和反馈电容 C 及传感器存储的电荷量 Q 有关。

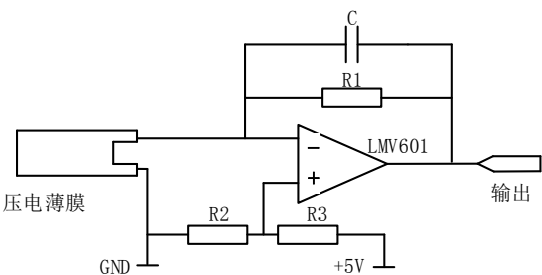


图2 电荷放大电路
Fig.2 Charge amplifier circuit

由于电荷放大电路得到的信号幅度很小,只有几个毫伏且工频干扰非常严重。考虑到滤除工频干扰可能会造成信号的衰减,所以先对信号进行放大,放大50倍,同时设置截止频率为100 Hz的低通滤波器,主要是滤除高频噪声;接着设计截止频率为10 Hz的二阶有源低通滤波器,用于滤除工频干扰。经过放大滤波处理后,得到噪音小,幅度在50~200 mv的BCG信号。

1.3 软件设计

本研究选用的处理器为STM32F103,主要包括控制AD转换芯片的时序、采样频率、采样时间以及串口显示数据,软件流程图如图3所示。上电后完成ADS7818模块、串口、定时器的初始化。初始化完成后,开始采集电压,并由定时器控制每4 ms输出一个电压值,输出的值由串口打印显示并存储在PC端。同时控制总的采样时长,当达到总的采样时长时,就停止采样。

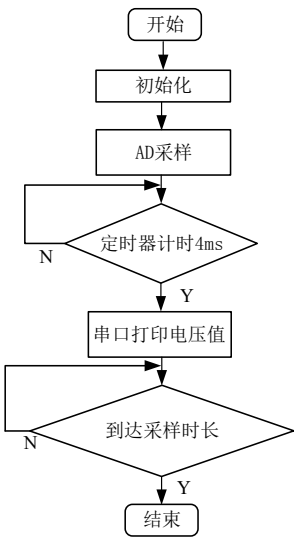


图3 软件流程图
Fig.3 Software flowchart

1.4 BCG-ECG联合数据采集

为了找到BCG和ECG信号之间的关联,必须同步且精确地采集这两个信号的数据样本。BCG信号

采集如前所述, ECG 信号采集采用课题组设计的多导联心电监测系统^[11]。联合采集系统中设置一个复位按键控制其同时开始采集, 采集通道二者是相互独立的。为了便于数据的处理, 将二者的采样频率设为统一的 200 Hz。

本次数据采集招募了 5 名身体健康、无病史的志愿者(4 名男性, 1 名女性)。所有的被测者处于平躺的放

松状态, 然后进行大约 15 min 的连续 BCG+ECG 的数据采集。将这二者的原始信号滤波处理后, 得到 5 条长度相同的 BCG+ECG 数据, 总共有大约 4 500 个心拍。图 4 为同时采集的 ECG 与 BCG 信号波形图。其中 BCG 信号的 JJ 间隔和 ECG 信号的 RR 间隔反映了时域间期特征, 即心动周期间隔。从形态上看, BCG 信号包括 HIJKL 峰, ECG 信号包括 QRS 波、P 波和 ST 波段^[12-13]。

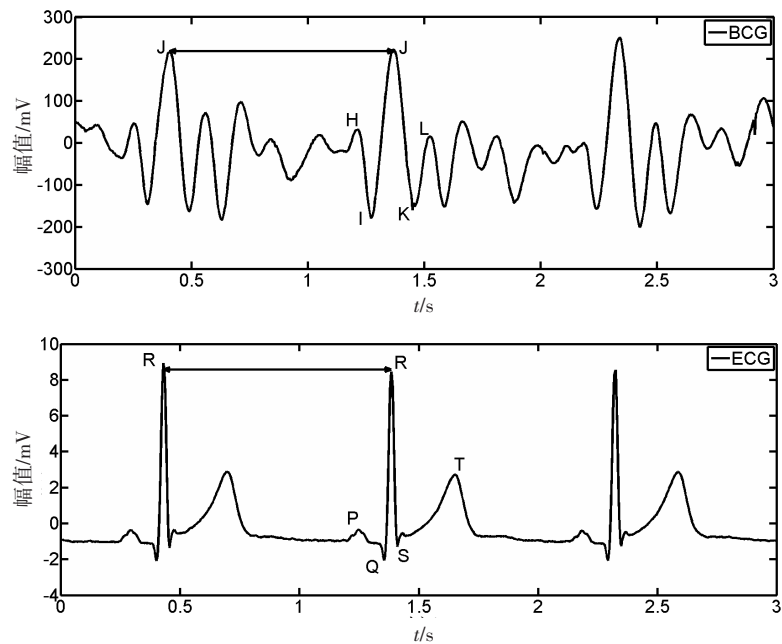


图4 同时采集的BCG与ECG信号

Fig.4 Simultaneous acquisition of ballistocardiogram (BCG) signals and electrocardiogram (ECG) signals

2 特征分析

特征分析旨在结合 BCG 和 ECG 信号, 从 BCG 信号中找出 ECG 信号的某些特征。本设计从两个角度出发, 一方面计算这两个信号的心动周期间隔, 并进行相关性分析; 另一方面将数据切片成心拍, 放入卷积神经网络, 由 BCG 信号重构 ECG 信号, 分析重构的波形中包含了原始 ECG 信号的哪些特征。

2.1 BCG 信号的预处理

由处理器采集得到的 BCG 信号虽然噪声小且幅值明显, 但人体自身的呼吸以及肌肉骨骼的微小变化都有可能造成误差, 而这些误差是不可避免的, 只能通过其它的手段对其进行处理, 从而减小误差。

通过离散小波变换, 可以将输入的 BCG 信号滤波为其对应的低频分量和高频分量。低频分量又称近似系数(As), 高频分量又称细节系数(Ds)^[14]。本设计利用一个 5 级的 Daubechies(DB)小波分离 BCG 信号, 得到 5 个不同的近似系数和细节系数, 通过比较发现第五级的细节系数反映出的细节尤其是 J 波的细节较为明显, 且不含呼吸信号, 因此选取近似系

数和第五级细节系数对信号重构, 小波重构的信号中干扰信号明显减少。

小波预处理后的 BCG 信号干扰有所减少, 但是在某些情况下, J 波不够突出, 容易造成误判, 因此参考 ECG 信号在检测 QRS 波时常用的模板匹配算法^[15], 其主要的思路是从信号中截取一段作为模板, 再设置长度与模板相同的滑窗, 依次计算滑窗内的点与模板的相关系数, 得到的相关系数即可反映 BCG 波形的信息, 计算公式如下:

$$r(t) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}[X]\text{Var}[Y]}}$$

(1)

其中, $\text{Cov}(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差, $\text{Var}[X]$ 为 X 的方差, $\text{Var}[Y]$ 为 Y 的方差。

原始 BCG 信号见图 5a; 经过小波预处理后得到的信号波形见图 5b, 可以看到在受呼吸干扰比较严重的地方, 呼吸信号得到抑制; 经模板匹配后得到的信号波形见图 5c, 其 J 波更加整齐和突出。

2.2 心动周期间隔的计算

BCG 信号的心动周期间隔是指其两个相邻 J 波

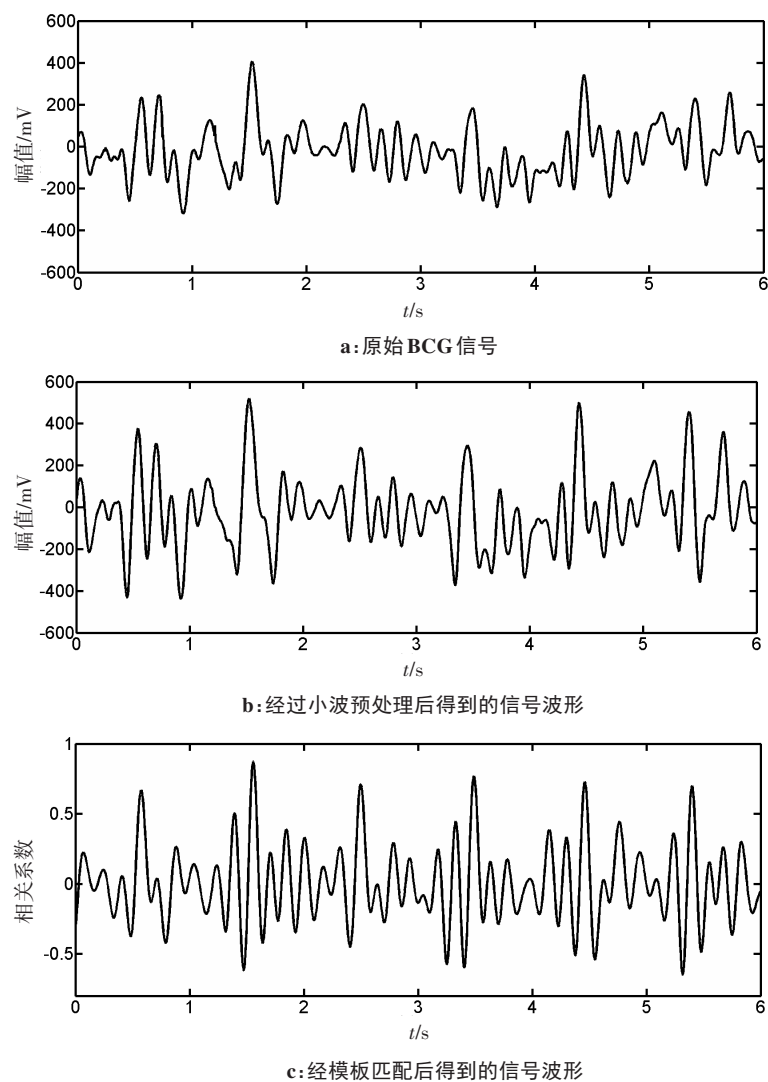


图5 BCG信号的预处理
Fig.5 BCG signal preprocessing

间的时间间隔,ECG信号的心动周期间隔是指其两个相邻QRS波间的时间间隔^[16]。获取BCG信号的心动周期间隔的主要思路是首先找到每个周期中J波的位置,接着计算两个相邻J波之间的点数,根据点数和采样频率计算得到心率的值。本设计的思路如图6所示。在算法设计过程中,经过大量数据实验后,将每一小段数据的平均值和方差之和作为其最小阈值。此外,正常人的心率值为60~120次/min,本设计的采样频率为200 Hz,则一个正常的BCG信号的周期为200~400个点,因此在判断第一个最大值点时选取了最大的窗,在判断间距时则选用了最小的窗。

2.3 BCG-ECG波形重构

卷积神经网络具有很强的泛化能力和鲁棒性,适合处理复杂差异性的生理信号,能够提取局部有效信息,由层与层之间的连接实现局部特征向整体特征的转变,再经过全连接层,最终得到实际信

号^[17-18]。通过BCG信号与小卷积核的卷积操作,神经网络自动提取有效的特征,获得与ECG信号局部关系相近的成分。不同大小的卷积核可以获得不同感知野的特征,从而丰富有效信息,提高网络重构的准确性。池化操作进一步提取重构特征的主要信息,剔除冗余信息,避免网络过拟合,并通过迭代学习,修改连接的参数,获取BCG信号特征与ECG信号的关系。利用5折交叉验证训练网络,从而获得泛化能力强、鲁棒性强的重构卷积神经网络,有效实现BCG信号重构ECG信号。网络参数的设置见表1。

把每个个体的BCG数据样本分成10小段,每一小段都有与之对应的ECG信号。每一段又被分割成以J峰为中心,长度为200的BCG信号片段,以及以R峰为中心,长度为200的ECG信号片段。选取每个人10段中的8段数据作为训练集,另外两段为测试集。BCG信号为神经网络的输入,ECG信号作为网络的输出,对网络进行训练和测试。

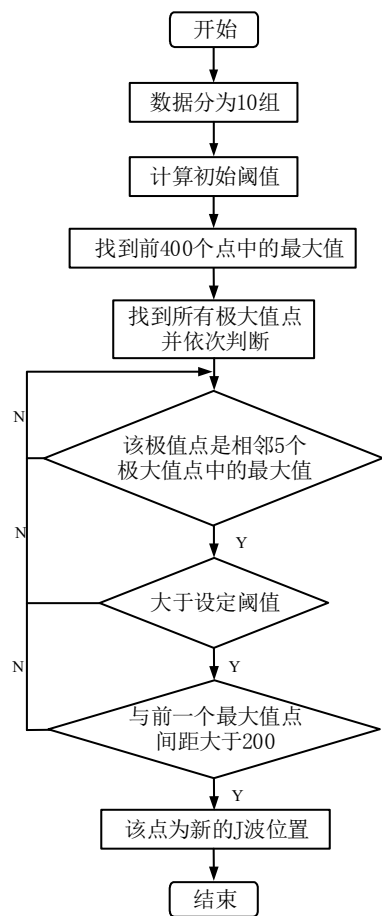


图6 算法流程图
Fig.6 Algorithm flowchart

表1 卷积神经网络的结构
Tab.1 Architecture of convolutional neural network

层	类型	输出形状
0	输入层	200
1	卷积层	196
2	池化层	98
3	卷积层	90
4	池化层	45
5	卷积层	40
6	池化层	20
7	卷积层	16
8	池化层	8

3 结果分析

3.1 心动周期间隔对比

图7展示了一个样本的BCG和ECG信号心动周期间隔分布结果,从图中可以看出BCG和ECG信号计算出的心动周期间隔基本一致,主要为1.0~1.2 s。表2显示了两个信号心动周期间隔相关性分析结果,可以看到这两个信号得到的平均心动周期间隔差值不超过2 ms,相关系数的平均值为0.981。

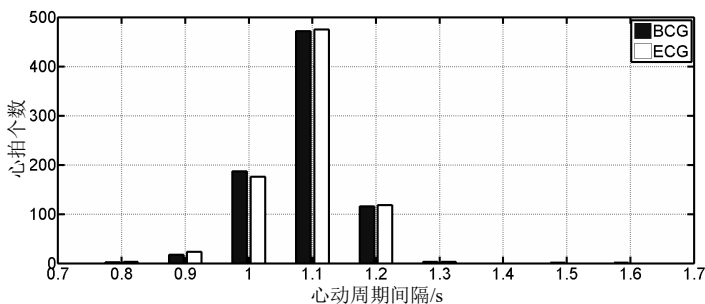


图7 心动周期间隔对比
Fig.7 Comparison of cardiac cycle interval durations

表2 BCG与ECG信号心动周期间隔相关性分析结果
Tab.2 Analysis of correlation between cardiac cycle interval durations of BCG signals and ECG signals

数据集	心跳/次	心动周期间隔 BCG/ms	心动周期间隔 ECG/ms	差值/ms	相关系数
1	892	965.44	966.81	-1.37	0.992 2
2	789	1 085.61	1 087.45	-1.84	0.988 1
3	793	1 089.6	1 091.45	-1.85	0.960 1
4	1 013	846.67	847.9	-1.23	0.983 9
5	900	907.82	909.41	-1.59	0.984 2

3.2 波形重构结果及分析

图8显示了原始ECG信号(ECG)以及由BCG信

号重构得到的ECG信号(ECG2)。一个周期的波形由卷积神经网络重构得到,波形的平均相关度为

0.954 4。就单个波形来看,可以重构出 ECG 信号的 QRS 波段及 ST 波段;结合心动周期间隔的值,就可以得到完整的波段信息。

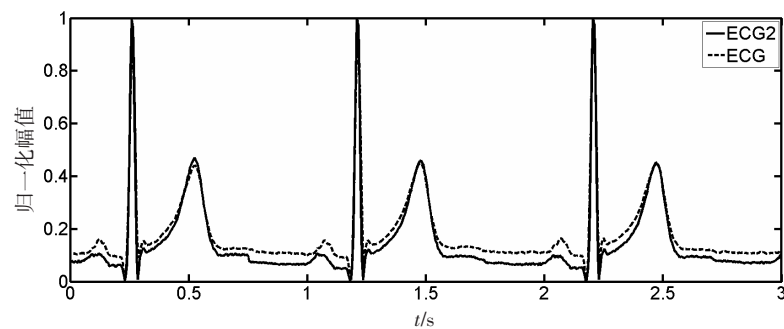


图8 重构波形图
Fig.8 Reconstructed waveform

3.3 BCG 信号的应用

根据上述结果,可以由心动周期间隔和神经网络的重构,建立由 BCG 信号到 ECG 信号的特征映射。通过对比可以发现重构出来的波形能反映出真实 ECG 信号对应 RR 间期、QRS 波段宽度、ST 波段宽度等特征,在由 ECG 信号进行疾病诊断时,这些特征

有非常重要的作用^[19]。当 BCG 信号到 ECG 信号的特征映射确立以后,可以不依赖 ECG 信号,仅通过测量 BCG 信号,再由 BCG 信号重构 ECG 信号,并将其用于心血管疾病的对应信号特征分析,这样 BCG 信号就可以完成独立的疾病诊断。应用流程见图 9。

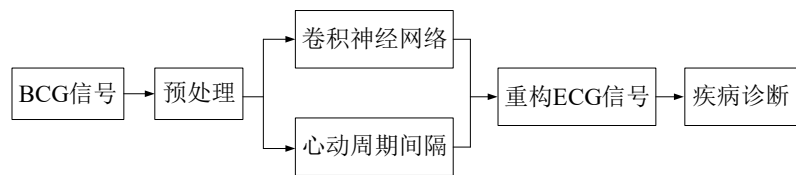


图9 BCG 信号应用流程
Fig.9 BCG signal application process

4 结 论

本研究从信号采集出发,设计放大滤波电路,并利用 ADS7818 高精度采样芯片完成 BCG 信号的采集;接着结合 ECG 信号,从心动周期间隔和波形重构两个方面,建立二者的特征映射。通过对比由重构模型得到的 ECG 信号与原始 ECG 信号发现重构出的信号能反映原始信号的特征,改善 BCG 信号的临床意义。今后将会采集更多的数据样本,进一步优化和完善整体结构。

【参考文献】

[1] World Health Organization. Global status report on noncommunicable diseases 2014[R]. Geneva: World Health Organization, 2015.

[2] 张海娟,白柳,魏丽. 品管圈管理降低心电监护电极处皮肤的损伤率[J]. 中国老年保健医学, 2015, 13(4): 132-135.
ZHANG H J, BAI L, WEI L. Quality control of the skin at the electrode of ECG monitoring by quality control circle management[J]. Chinese Journal of Geriatrics, 2015, 13(4): 132-135.

[3] 潘畅,张晓丽. 一次性电极片过敏的风险评估研究[J]. 中国卫生产

业, 2018, 11: 111-112.

PAN C, ZHANG X L. Risk assessment of allergic disposable electrode [J]. China Health Industry, 2018, 11: 111-112.

[4] MOUKADEM A, FINNAOUI A. Time-frequency domain for BCG analysis[C]. International Conference on Computer and Applications, 2018.

[5] HERMANN S, LOMBARDO L. A ballistocardiogram acquisition system for respiration and heart rate monitoring [C]. IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2018.

[6] SRINIVASAN A, ZHANG H, LIN Z, et al. Towards numerical temporal-frequency system modelling of associations between electrocardiogram and ballistocardiogram[C]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015.

[7] 刘蕾. 心脏射血导致重力变化信号的人体实验研究[D]. 北京: 清华大学, 2011.
LIU L. Human experimental study of cardiac blood flow leading to gravity change signal[D]. Beijing: Tsinghua University, 2011.

[8] SADEK I, BISWAS J. Noninvasive heart rate measurement using ballistocardiogram signals: a comparative study [J]. Signal Image Video Proc, 2019, 13(3): 475-482.

[9] PAALASMAA J, TOIVONEN H, PARTINEN M. Adaptive heartbeat

modeling for beat-to-beat heart rate measurement in ballistocardiograms[J]. IEEE J Biomed Health Inf, 2015, 19(6): 1945.

[10] PINHEIRO E, POSTOLACHE O. Ballistocardiogram: model and sensing systems[C]. International Conference on Sensing Technology, 2016.

[11] 张梦新, 廖远, 刘文涵, 等. 基于 SOPC 的多导联 ECG 实时监测系统[J]. 电子技术应用, 2018, 44(8): 56-59.

ZHANG M X, LIAO Y, LIU W H, et al. Multi-lead real-time ECG monitoring system based on SOPC[J]. Application of Electronic Technique, 2018, 44(8): 56-59.

[12] BICEN A O, INAN O T. A signal quality index for ballistocardiogram recordings based on electrocardiogram RR intervals and matched filtering[C]. IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics, 2018.

[13] SULIMAN A, CARLSON C, WARREN S. Performance evaluation of processing methods for ballistocardiogram peak detection[C]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2018.

[14] ACHARYAAB U R, SUDARSHAN V K, GHISTA D N, et al. Computer-aided diagnosis of diabetic subjects by heart rate variability signals using discrete wavelet transform method[J]. Knowl Based Syst, 2015, 81: 56-64.

[15] REHMAN A, SAQIB N A. ECG based authentication for remote patient monitoring in IoT by wavelets and template matching[C]. IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science, 2017.

[16] 邱天爽, 唐洪, 刘海龙. 统计信号处理: 医学信号分析与处理[M]. 北京: 科学出版社, 2012.

QIU T S, TANG H, LIU H L. Statistical signal processing: medical signal analysis and processing[M]. Beijing: Science Press, 2012.

[17] HAN L, HAIHONG Z, ZHIPING L. A novel deep learning based neural network for heartbeat detection in ballistocardiograph [J]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2018.

[18] KIRANYAZ S, INCE T, GABBOUJ M. Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(3): 664-675.

[19] 盛志强. 心电分析系统的设计与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.

SHENG Z Q. Design and implementation of ECG analysis system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.

(编辑: 谭斯允)

著作权使用声明

本刊已许可中国知网以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊全文。本刊支付的稿酬已包含中国知网著作权使用费, 所有署名作者向本刊提交文章发表之行为视为同意上述声明。如有异议, 请在投稿时说明, 本刊将按作者说明处理。