

心冲击图在心律失常检测中的研究进展

买日哈巴·买买提 朱红玲 曾和松

华中科技大学同济医学院附属同济医院心血管内科,湖北武汉 430030

摘要 心律失常是常见的心血管疾病。心冲击图(BCG)作为无创、连续监测技术,在心律失常检测方面展现出明显潜力。了解 BCG 原理、技术优点和不足,有利于提高早期发现心律失常的能力,为可穿戴设备的发展开拓了新方向。本文概述了 BCG 在心律失常检测中的研究进展,探讨其技术基础、应用现状及未来发展方向。

关键词 心冲击图; 心律失常; 无创监测; 人工智能

中图分类号 R541.7 **文献标识码** A **DOI** 10.11768/nkjwzzzz20250616

Research progress on ballistocardiogram for arrhythmia detection Maimaiti Mairihaba , ZHU Hong-ling, ZENG He-song. Division of Cardiology, Department of Internal Medicine, Tongji Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, Hubei Wuhan 430030, China

Corresponding author: ZENG He-song, E-mail: zenghs@tjh.tjmu.edu.cn

Abstract Arrhythmias are common cardiovascular disorders. The ballistocardiogram (BCG), a noninvasive and continuous monitoring technique, shows significant potential for arrhythmia detection. Understanding the principles, advantages, and limitations of BCG enhances early detection and promotes the development of wearable devices. This review summarizes BCG's progress in arrhythmia detection, focusing on its technical foundations, clinical applications, and future directions.

Key words Ballistocardiogram; Arrhythmia; Noninvasive Monitoring; Artificial intelligence

心律失常是心脏电活动在频率、节律、起源、传导或激动顺序的异常改变。根据起源可将其分为室上性和室性心律失常;依据心率变化,可分为快速型和缓慢型心律失常;以电生理机制为依据划分,主要包括冲动形成异常和冲动传导异常两类。心律失常是全球主要健康问题,致死率位居前列。全球每年因心血管疾病死亡的人数超过 1 700 万,其中约 300 ~ 400 万的死亡与心律失常直接相关,尤其在中老年人群中,心律失常是心源性猝死的主要诱因之一。早期识别心律失常对于改善患者预后、降低心血管事件风险有重要临床意义。

心冲击图(ballistocardiogram, BCG)是一种历史悠久且广泛应用的无创监测技术^[1],通过记录心脏机械活动引起的身体微小震动,反映心血管功能。与心电图(electrocardiogram, ECG)比较,BCG 显示出一定的优势,见表 1。BCG 无需贴附电极,可实现非接触式监测;操作简单,适合长时间连续观察,使 BCG 在心律失常的早期识别和动态监测中具备一定的应用价值。随着信号处理和人工智能(artificial intelligence, AI)算法的发展,BCG 在心律失常检测中的准确性与可靠性提升,尤其在心房颤动(简称“房颤”)的识别中表现良好。本文综述 BCG 在心律失常检测方面的研究进展,并分析其存在的问题,为后续研究提供参考借鉴。

表 1 ECG 与 BCG 的比较

比较项目	ECG	BCG
接触方式	需要贴附多个电极	无需电极,非接触式
监测时长	一般为短时或动态 24h 记录	长时间、连续性数据采集
应用场景	多用于医疗机构,便携设备	支持家庭、养老院、病房等多种场景
数据类型	记录电活动	记录机械活动

一、BCG 技术基础

(一)BCG 信号原理

BCG 信号是由心脏泵血时血液射出所产生的反作用力,引起身体微小的周期性机械运动而产生,可反映心脏的活动状态。健康成人的 BCG 通常包括 H、I、J、K、L、M 和 N 等波。其中 H、I、J、K 波往往出现在心脏收缩期,L、M、N 波一般于舒张期出现。G 波多见于心动过缓或心脏传导阻滞的个体中,F 波多见于心率较慢人群^[2]。呼吸可影响 J 波的振幅,吸气时波幅会增大^[3]。心律失常可能导致 BCG 信号的周期性、频率和振幅发生变化,这些特征可用于识别异常节律,见图 1。

基金项目:国家重点研发计划(2022YFC2407000,2022YFC2407003);国家自然科学基金(82100531);同济医院医学创新与转化孵育项目(2023CXZH004);同济医院人工智能基金(AI2024A02);同济医院优秀青年科学基金(24-2KYC13057-14);华中科技大学 2024 年度“交叉研究支持计划”项目(2024JCYJ066-PP)

通信作者:曾和松, E-mail: zenghs@tjh.tjmu.edu.cn, 湖北省武汉市硚口区解放大道 1095 号

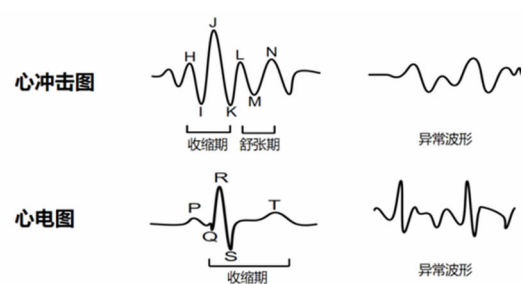


图1 BCG 与 ECG 波形示意图(注:上图为典型 BCG 及节律不规则波形,下图为典型 ECG 及不规则波形。异常波形仅作示意,不代表特定心律失常类型)

(二)BCG 信号采集技术

BCG 采集技术从传统设备过渡到新型可穿戴设备。传统 BCG 一般采用压电传感技术,放置在床或椅子上,能准确记录心脏机械活动引起的微小振动,但要求受试者静止仰卧和呼吸平稳,必要时暂时屏息以稳定信号,限制了其临床应用。此外,传统设备体积庞大、操作复杂,易受肌肉活动和呼吸干扰,检测过程需专业人员操作,难以进行长时间连续监测^[4]。

现代 BCG 设备,尤其是可穿戴设备,在体积、功耗和数据传输方面显著改进。当前设备主要依托微机电系统加速度计以及光学传感器,适合集成于智能手表、耳机、智能床垫等便携终端^[5],并通过蓝牙、Wi-Fi 等方式将信号实时传输至手机或云端,便于远程分析,减轻患者的负担。例如,智能带式 BCG 装置借助无线技术连接 PC 或手机,实时采集并分析心率,实现了健康监测便捷化^[6]。现今 BCG 设备采用 AI 算法,能够在不受拘束的环境中进行长时间监测并提供即时反馈,提升患者的舒适体验和设备的可用性^[7],突破了对姿势和环境的限制,使 BCG 监测能在更灵活条件下进行。

为提升信号稳定性,研究者提出了多模态传感技术。BCG-ECG 双模态系统可一同记录心脏机械收缩和电信号,辅助开展房颤等心律失常的诊断工作。这种联合系统的检测精准度比单一传感器更高^[8]。Chen 等^[9]开发的可穿戴系统,可同时采集 BCG、ECG 及光电容积脉搏波(photoplethysmography, PPG)信号,助力个体化远程健康管理,适合对慢病进行监测及早期风险评估。

(三)信号处理与分析方法

BCG 信号在采集过程中易受运动伪影、基线漂移和噪声干扰。滤波和时频分析等传统信号处理方法可有效改善信号质量。滤波技术利用低通、高通和带通滤波器去除噪声和基线漂移^[6]。Brüser 等^[8]使用自适应滤波降低运动伪影对信号的影响。时频分析可以同时获取信号的时域和频域特征,适合处理不稳定信号。Inan 等^[10]利用小波变换提取心跳周期和波形特征,增强了信号可解释性。

近年来,研究者也引入深度学习方法以进一步提升信号处理效果。Morokuma 等^[11]采用双向长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)模型,验证了深度学习对 BCG 信

号的增强能力。McIntosh 等^[12]则利用深度网络抑制 BCG 伪影,实现实时降噪。

多模态信号融合技术在信号处理中也发挥着重要作用。整合不同传感器信号以实现全面的心血管功能评估。Yao 等^[13]提出的局部投影噪声抑制算法,通过构建 BCG-ECG 联合特征空间,强化了心率变异性(heart rate variability, HRV)分析的准确性,证明了多模态技术在心血管疾病监测与个体化管理中的优势。

二、BCG 在心律失常中的研究进展

近年来,BCG 结合先进的信号处理技术和 AI 算法,在心律失常检测中取得了显著进展,尤其在房颤识别中展现出独特优势。对于室性期前收缩、传导阻滞等也有初步探索。下文总结了各类心律失常相关的研究进展,详见附表 1(扫描文前二维码查看全文及附件)

(一)房颤

房颤是最常见的心律失常之一,特点为心房电活动紊乱,引起其机械功能恶化。早期识别有助于预防卒中和心力衰竭^[14,15]。BCG 技术基于心脏机械振动信号,具备无创性和高灵敏度,已成为房颤筛查的研究热点。

机器学习推动了 BCG 在房颤检测中的应用。研究人员通过提取特征并结合机器学习算法,如随机森林等,取得了较高的检测准确率。Jiang 等^[16]用 Bi-LSTM-CNN 模型分析 59 例患者的 1 万帧 BCG 数据,准确率 94.7%。后续研究结合相空间重构与拓扑分析,提取同源特征,准确率为 94.5%^[17]。Cheng 等^[18]通过分段 BCG 信号,使用随机森林等方法,准确率 95.6%。Su 等^[19,20]基于 BCG 提出残差卷积神经网络和多尺度注意力网络,准确率分别为 96.8% 和 97.1%。Sandelin 等^[21]以动态 ECG 为参考,用 BCG 床垫传感器实现 94% 的房颤识别率。尽管上述研究大多未提供 BCG 与 ECG 在房颤检测中具体一致性指标,但由于 ECG 普遍被用于 BCG 信号的标注与结果验证,BCG 的识别有效性在方法学上已得到间接支持。

此外,也有部分研究专门探讨了 BCG 与 ECG 的一致性与互补性。Zink 等^[22]通过 BCG 传感器结合优化算法和质量指数,比较 ECG 验证房颤与窦性心律的心跳周期检测可行性。结果显示,BCG 与 ECG 在房颤和窦性心律条件下的心跳周期长度具有高度相关性,房颤时相关系数 $r = 0.70$,窦性心律时 $r = 0.75$ 。Bruser 等^[23]通过记录 13 例房颤患者的 BCG 与 ECG,两种信号在检测房颤时有相似的表现。这些研究提示,BCG 有望作为 ECG 的补充手段,为居家和远程场景下的房颤管理提供技术支持。

(二)室性期前收缩

室性期前收缩由异位起搏点提前发出的心室激动,识别其有助于预防恶性心律失常。Harrington 等^[24]开发的 Bed-Scales 系统通过非接触式 BCG 和多模态信号算法,成功检测室性早搏,并量化了其因舒张期延长导致心肌收缩增强的血流动力学效应($P < 0.0001$)。

(三) 传导阻滞

传导阻滞是多种病因引起冲动传导减慢或中断的病理过程。轻度者一般对健康影响不大,但严重者可能引起心率过慢,甚至心脏骤停。Mandelbaum 等^[25]对束支传导阻滞患者的 BCG 分析发现,右束支阻滞个体在舒张期波形振幅衰减,提示其可用于评估收缩协调性。Moss 等^[26]利用超低频加速度 BCG 量化房室传导阻滞患者 Q-H、H-I 间期变化,为 BCG 在电机械耦合异常中的应用提供了依据。Theorell 等^[27]发现传导阻滞患者的心率从 40 次/min 升至 100 次/min 时,IJ 复合波振幅明显下降($P < 0.001$),体现心输出量对起搏频率的敏感性。Caniggia 等^[28]记录房室传导阻滞患者的 BCG,分析心房与心室活动关系,解释 H、I、J 波起源。分析发现,H 波是由心房收缩后的“回弹”引起;I 波是由心房排血对心室的“冲击”引起;J 波是缘于心房收缩后,大静脉血流减慢。

(四) 快速性心律失常 (除房颤外)

快速性心律失常由多种原因引起的心率加快,严重时可危及生命。Jose 等^[29]利用峰值法提取心率并识别心律失常,在 20 例受试者中检出 1 例心动过速,心率检测准确率为 95%。另一研究将 BCG 与 Brown 分级系统结合,随访 6 例阵发性快速心律失常患者,发现即使常规检查结果正常,BCG 波形异常仍提示潜在心功能障碍^[30]。尽管目前研究匮乏,但现有的成果为后续研究奠定了基础。

(五) 其他

除心律失常外,BCG 在其他疾病的研究中也逐渐展现出其价值。高血压是全球过早死亡的主要原因之一,长期的血压升高可诱发心肌肥厚及冠状动脉结构异常,增加心血管事件风险^[31]。心脏泵血会引起主动脉压力变化,直接影响 BCG 波形特征,为高血压筛查提供新的技术手段^[32]。此外,BCG 在睡眠分期^[33]及睡眠呼吸暂停^[34]检测中,通过提取心率与呼吸频率等指标,也取得了一定进展。

三、总结与展望

BCG 作为非直接接触、可穿戴的心血管监测手段,在心律失常识别中备受关注。相较传统方法,BCG 无需贴电极,可在日常生活中连续监测,用户认可度高。研究表明,BCG 在识别房颤^[8,16,18]、传导阻滞^[25,26]等方面,初步体现出有效性,不同信号处理与 AI 算法的融合,进一步提升了识别的精度。BCG 临床推广仍面临挑战,如样本量小,设备平台和算法不统一,结果缺乏可比性。信号易受干扰,稳定性受限。部分算法虽准确率高,但对计算资源存在明显依赖,实际部署困难。对于一些特殊类型心律失常,研究仍较匮乏。尽管房颤和室性早搏等已有初步研究,但现有成果受限于样本量与数据完整性,未能全面揭示 BCG 潜力。未来应基于多中心大样本,优化采集途径,实现处理流程统一,融合多种生理信号,提升 BCG 在复杂场景下的适应性与精准度,推动 BCG 在临床和远程健康管理应用。

参考文献

1 Starr I, Schroeder HA. Ballistocardiogram II normal standards abnor-

- malities commonly found in diseases of the heart and circulation and their significance [J]. *J Clin Invest*, 1940, 19(3): 437-450.
- 2 Pinheiro E, Postolache O, Girão P. Theory and developments in an unobtrusive cardiovascular system representation: ballistocardiography [J]. *Open Biomed Eng J*, 2010, 4: 201-216.
- 3 Kim CS, Ober SL, McMurtry MS, et al. Ballistocardiogram: mechanism and potential for unobtrusive cardiovascular health monitoring [J]. *Sci Rep*, 2016, 6(1): 31297.
- 4 Zhang L, Cai P, Deng Y, et al. Using a non-invasive multi-sensor device to evaluate left atrial pressure: an estimated filling pressure derived from ballistocardiography [J]. *Ann Transl Med*, 2021, 9(20): 1587.
- 5 He DD, Winokur ES, Sodini CG. An ear-worn continuous ballistocardiogram (BCG) sensor for cardiovascular monitoring [C]. *Proceedings of the 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, San Diego, USA, 2012, IEEE, 2012: 5030-5033.
- 6 Tramontano A, Tamburis O, Cioce S, et al. Heart rate estimation from ballistocardiogram signals processing via low-cost telemedicine architectures: a comparative performance evaluation [J]. *Front Digit Health*, 2023, 5: 1222898.
- 7 Noh YH, Jeong DU. Development and estimation of ubiquitous unconstrained BCG monitoring system using wireless sensor node [C]. *Proceedings of the 2nd International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, Culture and Human*, Seoul, Korea, 2009, Association for Computing Machinery, 2009: 514-520.
- 8 Bruser C, Diesel J, Zink MDH, et al. Automatic detection of atrial fibrillation in cardiac vibration signals [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2013, 17(1): 162-171.
- 9 Chen S, Qi J, Fan S, et al. Flexible wearable sensors for cardiovascular health monitoring [J]. *Adv Healthc Mater*, 2021, 10(17): 2100116.
- 10 Inan OT, Migeotte PF, Park KS, et al. Ballistocardiography and Seismocardiography: a review of recent advances [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2015, 19(4): 1414-1427.
- 11 Morokuma S, Saitoh T, Kanegae M, et al. Prediction of ECG signals from ballistocardiography using deep learning for the unconstrained measurement of heartbeat intervals [J]. *Sci Rep*, 2025, 15(1): 999.
- 12 McIntosh JR, Yao J, Hong L, et al. Ballistocardiogram artifact reduction in simultaneous EEG-fMRI using deep learning [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2021, 68(1): 78-89.
- 13 Yao Y, Brüser C, Pietrzyk U, et al. Model-based verification of a non-linear separation scheme for ballistocardiography [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2014, 18(1): 174-182.
- 14 王媛媛, 孙家正, 柳湘洁. 铁死亡引发心房颤动的作用机制及治疗策略 [J]. *内科急危重症杂志*, 2024, 30(6): 557-560, 576.
- 15 于璠. 沙库巴曲缬沙坦改善持续性心房颤动射频消融术后心脏结构与功能 [J]. *内科急危重症杂志*, 2022, 28(6): 482-486.
- 16 Jiang F, Hong C, Cheng T, et al. Attention-based multi-scale features fusion for unobtrusive atrial fibrillation detection using ballistocardiogram signal [J]. *BioMed Eng OnLine*, 2021, 20(1): 12.
- 17 Jiang F, Xu B, Zhu Z, et al. Topological data analysis approach to extract the persistent homology features of ballistocardiogram signal in unobstructive atrial fibrillation detection [J]. *IEEE Sens J*, 2022, 22(7): 6920-6930.
- 18 Cheng T, Jiang F, Li Q, et al. Quantitative analysis using consecutive time window for unobtrusive atrial fibrillation detection based on ballistocardiogram signal [J]. *Sensors*, 2022, 22(15): 5516.
- 19 Su Q, Huang Y, Wu X, et al. Atrial fibrillation detection based on a residual CNN using BCG signals [J]. *Electronics*, 2022, 11(18): 2974.
- 20 Su Q, Zhao Y, Huang Y, et al. Multi-scale attention convolutional neural network for noncontact atrial fibrillation detection using BCG [J]. *Biomed Signal Process Control*, 2024, 92: 106041.

(下转第 576 页)

tion disease presenting as cholestatic jaundice: A case report[J]. Oman Med J,2012,27(1): 56-59.

4 Gandhi M,Pasha SB,Pasha SR,et al. A case of light chain deposition disease leading to acute liver failure and review of literature[J]. Diseases,2023,11(1):24.

5 田秀娟,何娟,柳红昌. 轻链沉积病合并肾脏损害的临床特点及预后分析[J]. 重庆医学,2021,50(14): 2423-2428.

6 Cassano Cassano R,Bonadio AG,Del Giudice ML,et al. Light chain deposition disease: pathogenesis clinical characteristics and treatment strategies[J]. Ann Hematol,2025,104(4): 2083-2093.

7 Mohan M,Gokden M,Gokden N,et al. A case of cardiac light chain deposition disease in a patient with solitary plasmacytoma[J]. Am J Case Rep,2016,17: 173-176.

8 Pozzi C,Locatelli F. Kidney and liver involvement in monoclonal light chain disorders[J]. Semin Nephrol,2002,22(4): 319-330.

9 Brilland B,Sayegh J,Croue A,et al. Recovery from LCDD-associated severe liver cholestasis: a case report and literature review[J]. J Gastrointestin Liver Dis,2016,25(1): 99-103.

10 Mena-Dur  n A,Mu  oz Vicente E,Pareja Llorens G,et al. Liver failure caused by light chain deposition disease associated with multiple myeloma[J]. Intern Med,2012,51(7): 773-776.

11 Buxbaum JN,Genega EM,Lazowski P,et al. Infiltrative nonamyloidotic monoclonal immunoglobulin light chain cardiomyopathy: an underappreciated manifestation of plasma cell dyscrasias[J]. Cardiology, 2000,93(4): 220-228.

12 Joly F,Cohen C,Javaugue V,et al. Randall-type monoclonal immunoglobulin deposition disease: novel insights from a nationwide cohort study[J]. Blood,2019,133(6): 576-587.

13 Toor AA,Ramdane BA,Joseph J,et al. Cardiac nonamyloidotic immunoglobulin deposition disease[J]. Mod Pathol,2006,19(2): 233-237.

14 Zand L,Nasr SH,Gertz MA,et al. Clinical and prognostic differences among patients with light chain deposition disease,myeloma cast nephropathy and both[J]. Leuk Lymphoma,2015,56(12): 3357-3364.

15 傅兰君,陈红波,项晓骏,等. 单克隆免疫球蛋白相关性肾损伤的临床表现分析和免疫球蛋白分型[J]. 浙江医学,2020,42(11): 1193-1195.

16 中国系统性轻链型淀粉样变性协作组,国家肾脏疾病临床医学研究中心,国家血液系统疾病临床医学研究中心,等. 系统性轻链型淀粉样变性诊断和治疗指南(2021 年修订)[J]. 中华医学杂志,2021,101(22): 1646-1656.

17 Abildgaard N,Rojek AM,M  ller HE,et al. Immunoelectron microscopy and mass spectrometry for classification of amyloid deposits[J]. Amyloid,2020,27(1): 59-66.

18 沈扬,张丽红. 轻链沉积病的临床诊治进展[J]. 现代肿瘤医学, 2023,31(21): 4050-4054.

19 Lomas OC,Mouhieddine TH,Tahri S,et al. Monoclonal Gammopathy of Undetermined Significance (MGUS)-Not So Asymptomatic after All[J]. Cancers (Basel),2020,12(6): 1554.

20 于军,刘婕,刘静,等. 达雷妥尤单抗联合标准疗法治疗多发性骨髓瘤的 Meta 分析[J]. 现代药物与临床,2022,37(5): 1133-1143.

21 钟立业. 初诊多发性骨髓瘤治疗模式演变及进展[J]. 内科急危重症杂志,2025(2): 160-164.

22 王季诺,冯俊,曹欣欣,等. 11 例原发性轻链沉积病患者的临床特征分析[J]. 中华血液学杂志,2017,38(3): 253-256.

23 吴倩君,姜利军,韩梅芳. 以蛋白尿首发的多发性骨髓瘤继发系统性淀粉样变性 1 例并文献复习[J]. 内科急危重症杂志,2022, 28(4): 340-342,346.

24 严毅进,韩红,方煌. 多发性骨髓瘤对蛋白酶体抑制剂耐药机制及研究进展[J]. 内科急危重症杂志,2023,29(5): 413-416.

25 李转丽,石亚军,白海. 达雷妥尤单抗在血液系统疾病治疗中的应用及其耐药机制的研究进展[J]. 现代肿瘤医学,2023,31(1): 192-196.

26 郭怀鹏,康蕾,魏同,等. 达雷妥尤单抗在新诊断多发性骨髓瘤治疗中的 Meta 分析[J]. 检验医学与临床,2023,20(2): 193-197.

27 Sanchorawala V,Sarosiek S,Schulman A,et al. Safety, tolerability, and response rates of daratumumab in relapsed AL amyloidosis: results of a phase 2 study[J]. Blood,2020,135(18): 1541-1547.

28 Tsushima T,Suzuki T,Terao T,et al. Light chain deposition disease involving kidney and liver in a patient with IgD myeloma[J]. BMC Nephrol,2021,22(1): 40.

(2022-11-14 收稿 2025-09-17 修回)

(上接第 566 页)

21 Sandelin J,Lahdenoja O,Elnaggar I,et al. Bed sensor ballistocardiogram for non-invasive detection of atrial fibrillation: a comprehensive clinical study [J]. Physiol Meas,2025,46(3): 035003.

22 Zink MD,Br  ser C,Winnersbach P,et al. Heartbeat cycle length detection by a ballistocardiographic sensor in atrial fibrillation and sinus rhythm [J]. Biomed Res Int,2015,2015:840356.

23 Bruser C. Nonobtrusive non-contact detection of arrhythmias using a "smart" bed [J]. Acta Polytech,2011,51(5): 18-23.

24 Harrington N,Bui QM,Wei Z,et al. Passive longitudinal weight and cardiopulmonary monitoring in the home bed [J]. Sci Rep,2021,11(1): 24376.

25 Mandelbaum H,Mandelbaum RA. Studies utilizing the portable electromagnetic ballistocardiograph [J]. Circulation,1952,6(4): 578-585.

26 Moss AJ. A ballistocardiographic study of left bundle branch block [J]. Am J Cardiol,1961,7(2): 192-197.

27 Theorell T,Edhag O,Fagrell B. Non-invasive methods for evaluating the importance of heart rate and atrial activity in cardiac pacing. Results of ballistocardiography and digital plethysmography studies in six patients with heart block [J]. Acta Med Scand,1978,203(6): 497-502.

28 Caniggia A,Bertelli G,Fabrizi G. The ballistocardiogram in a-v heart block [J]. Cardiol,1955,27(6): 319-341.

29 Jose SK,Shambharkar CM,Chunkath J. Cardiac arrhythmia detection using ballistocardiogram signal [C]. Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems, Kozhikode, India, 2015, IEEE, 2015: 1-5.

30 Selinger AG,Levin SL. Use of ballistocardiography in evaluation of paroxysmal rapid heart action [J]. J Am Med Assoc, 1954, 155(10): 897-899.

31 王靖炫. 隐匿性高血压患者心电图 P 波变化与心率变异性时域和频域指标负相关[J]. 内科急危重症杂志,2022,28(6): 477-481.

32 Ozelik STA,Uyan  k H,Deniz E,et al. Automated hypertension detection using convMixer and spectrogram techniques with ballistocardiograph signals [J]. Diagnostics,2023,13(2): 182.

33 Wu L,Ren P,Zhao Y,et al. Sleep stage classification based on BCG using improved deep convolutional generative adversarial networks [C]. Proceedings of the 2023 7th International Conference on Imaging, Signal Processing and Communications, Kumamoto, Japan, 2023, IEEE, 2023: 65-69.

34 Li YX,Huang JL,Yao XY,et al. A ballistocardiogram dataset with reference sensor signals in long-term natural sleep environments [J]. Sci Data,2024,11(1): 1091.

(2025-04-22 收稿 2025-07-08 修回)

附表 1 BCG 在心律失常应用现状				
作者	年份	内容	样本（例/帧）	结果
Mandelbaum H ^[25]	1952	结合布朗分类系统与 BCG 评估束支传导阻滞患者心功能	46	LBBB：10 例 BCG 正常或轻度异常 RBBB：8 例异常，10 例 BCG 提示心功能良好
Selinger AG ^[30]	1954	BCG 评估阵发性心动过速	6	BCG： 1.正常 2.异常 3. 2d 后正常 4.3d 后异常 5.正常 6.多次异常
Caniggia A ^[28]	1955	心房与心室机械活动的关联及波形起源	10	h 波：心房收缩后回弹；i 波：心房排血冲击心室；j 波：大静脉血液回流减速
Moss AJ ^[26]	1961	BCG 评估房室阻滞患者心功能	10	Q-H 间期：0.08 秒；H-I 间期：0.06 秒
Theorell T ^[27]	1978	基于 BCG 评估左心室收缩力	6	P<0.001
Bruser C ^[8]	2013	十折交叉验证结合决策树与 SOU 法优化房颤检测	10	灵敏度 0.938
Jose SK ^[29]	2015	BCG 结合峰值检测与小波去噪监测心律失常	20	准确率 95%
Jiang F ^[16]	2021	基于 CNN 的房颤检测	59	准确率 0.947
Harrington N ^[24]	2021	基于 BCG 心肺信号监测并分离多源数据	14	P<0.0001
Cheng T ^[18]	2022	BCG 特征融合与机器学习检测房颤	59	准确率 95.63%
Jiang F ^[17]	2022	基于相空间与拓扑分析 BCG 特征，机器学习分类房颤	73	准确率 94.50%
Su Q ^[19]	2022	基于 BCG 的 CNN 模型识别房颤	45	准确率 96.8%
Su Q ^[20]	2024	BCG 结合 MSA-CNN 的房颤检测	45	准确率 97.1%
Sandelin J ^[21]	2025	BCG 结合机器学习识别房颤	116	准确率 94%

注：LBBB 为左束支传导阻滞；RBBB 为右束支传导阻滞