特约综述

穿戴式心电:发展历程、核心技术与未来挑战

刘澄玉[1#*] 杨美程[1] 邸佳楠[1] 邢彦涛[1] 李钰雯[1] 李建清[1,2]

[1](东南大学仪器科学与工程学院,生物电子学国家重点实验室,南京 210096)

[2](南京医科大学生物医学工程与信息学院,南京 211166)

摘 要: 随着物联网、大数据、云计算、人工智能等先进科技的迅猛发展,动态心电监测近年来朝着可穿戴、智能化、便捷化的方向快速发展。穿戴式心电设备能够实现心电数据的个体化、实时、长程、连续监护,可为智慧医疗新模式提供重要载体和技术手段。回顾穿戴式心电的基本概念和发展历程,综述其信号感知和处理等方面的核心技术和当前代表性的穿戴式心电设备,并对穿戴式心电未来发展趋势和面临挑战进行剖析和展望。

关键词: 心电监护;穿戴式心电;智慧医疗;大数据;人工智能

中图分类号: R318 **文献标志码:** A **文章编号:** 0258-8021(2019) 06-0641-12

Wearable ECG: History, Key Technologies and Future Challenges

Liu Chengyu[1#*] Yang Meicheng[1] Di Jianan[1] Xing Yantao[1] Li Yuwen[1] Li Jianqing[1,2]

[1](*State Key Laboratory of Bioelectronics, School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing* 210096, *China*)

[2](*School of Biomedical Engineering and Informatics, Nanjing Medical University, Nanjing* 211166, *China*)

Abstract: With the rapid development of Internet of things (IoT), big data, cloud computing, artificial intelligence (AI) and other advanced technologies, dynamic ECG monitoring has made remarkable progress towards the direction of wearable, intelligent and convenient in recent years. Wearable ECG device can facilitate the individualized, real-time, long-term and continuous monitoring of ECG data, providing an important carrier and technical means for the new mode of smart healthcare. This paper firstly summarized the basic concept and development history of wearable ECG, and then reviewed the related key technologies and typical wearable ECG devices. Finally, the perspectives and challenges of wearable ECG are analyzed.

Key words: ECG monitoring; wearable ECG; smart healthcare; big data; artificial intelligence

引言

《中国心血管病报告 2017》指出,我国心血管疾病(cardiovascular disease, CVD)患者约 2.9 亿人,死亡率居各种疾病首位。2015 年,农村和城市居民心血管疾病死亡占全部死亡的比例分别高达 45.01%和 42.61%[1]。与此同时,人口老龄化的进程正在加速,中国 60 岁及以上的老年人口比将从 2010 年的 12.4%(1.68 亿人)增长到 2040 年的 28%(4.02 亿人)[2]。特别是我国将在 2030 年迎来人口老龄化高峰,2050 年进入深度老龄化社会,面临的人口健康压力空前巨大[3]。此外,我国心血管疾病患病人群自身知晓率不高,治疗率更低,一半以上人群未实施有效防治[1]。实现心血管疾病早期筛查与诊断,提高健康保障水平,已成为我国社会和国民经济发展的重大战略课题。

心电(electrocardiogram, ECG)监护是实现心血管疾病早期检测的有效手段。近年来,动态心电监测技术日新月异,随着移动终端的普及以及物联网、大数据、云计算、人工智能(artificial intelligence,

doi: 10.3969/j.issn.0258-8021. 2019. 06.001

收稿日期: 2019-08-25,**录用日期:** 2019-10-25

基金项目: 国家自然科学基金(81871444);江苏省杰出青年基金(BK20190014);中国医学科学院医学与健康科技创新工程(2016-I2M-3-018)

#中国生物医学工程学会高级会员(Senior member, Chinese Society of Biomedical Engineering)

* 通信作者(Corresponding author),E-mail: chengyu@seu.edu.cn

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

AI)等技术的迅猛发展[4]，穿戴式心电监测设备受到学术界和产业界的关注。穿戴式智能心电监测利用机器学习算法，从海量心电信息中发现相关异常信息，预测疾病风险并协助临床决策，提高诊断效率。特别地，AI 技术中的深度学习(deep learning，DL)算法能够使用端到端的学习机制，对原始输入进行逐层映射，从而在没有人工干预的情况下实现输出直接预测[5]。目前，深度学习技术已经应用于心电信号分类研究中[6-7]，大大提高了动态心电监测水平。典型例子是吴恩达团队近期在《Nature Medicine》上发表的一项研究成果[7]“一种深度神经网络心电模型”，可基于单导信号分类 10 种心律不齐事件。

此外，穿戴式心电监测能够进行心血管疾病的长程和连续监测，完成健康信息的有效管理，构建疾病的风险预警模型，从而实现疾病诊疗模式由传统的“发病-诊断-治疗”的被动模式，转变为以“预防为主”的主动健康模式，有效节省医疗成本，缓解医疗资源不足的问题。

下面首先阐述穿戴式心电的基本概念和发展历程，然后从信号感知和处理方面综述其涉及的核心技术，最后对亟待解决的科学问题与未来挑战进行剖析与展望。

1 穿戴式心电

1.1 基本概念

穿戴式心电是由传统心电检测融合材料、电子、信息、人工智能等多种新兴技术产生的，是直接穿戴/佩戴在人体上的动态心电设备，可以完成个体心电连续、长程的动态监测，有效捕捉偶发性/阵发性心律失常及短暂心肌缺血等异常事件。

典型穿戴式心电设备的工作原理如图 1 所示，主要包括信号感知层、数据传输层、信号处理层及信息反馈层[8]。其中，信号感知层由贴在皮肤表面的电极(通常为干性电极)感知心电信号，并根据不同的电极导联方式采集不同的导联波形，调理电路实现滤波、放大、A/D 转换等功能；数据传输层利用 WiFi、蓝牙等无线通信技术，将信号上传至移动终端或云端服务器；信号处理层对接收到的信号进行质量评估、滤波、去噪、增强、特征提取、心拍分类等工作，并利用大数据、AI 等技术生成分析报告；最后通过信息反馈层，将结果反馈至用户和医生，完成用户与医生的交互，并可进一步建立个体化心电数据库，实现疾病的动态跟踪管理。

1.2 发展历程

1872 年，Muirhead 博士利用汤姆森波纹计首次记录到心脏搏动的电信号[9]。1887 年，英国生理学家 Waller 通过里普曼微电流计，第一次系统性地研究了心脏的电活动[10]，但因当时设备限制，记录到的波形不够清晰而未引起重视。1902 年，荷兰生理学家 Einthoven 发明了弦线电流计，并记录到清晰的心电波形，之后在 1908 年又发明了改进型弦线式心电图机，从而使心电图真正意义上成为临床诊断工具，Einthoven 也因对心电图学的开创性工作被授予 1924 年诺贝尔生理学和医学奖[11]，其本人被称为“心电图之父”。

为实现长程动态心电监测，美国生物物理学家 Holter 于 1961 年发明了一种规格 19.5 cm×9.8 cm×4.6 cm、重约 1 kg 的便携式心电监测装置，通过卷式 FM 磁带或标准 C90/C120 盒式磁带，以 1.7 或 2 mm/s的速度记录长达数小时的心电数据，使得在院外记录心电图成为可能[12]，在心电监护领域具有划时代的意义。在此基础上，Nygårds 等在 1979 年研制了第一套能自动识别心律失常并报警的智能监护系统，减轻了医护人员的工作负担[13]。穿戴式心电始于 20 世纪 90 年代，以 1999 年佐治亚理工学院 Gopalsamy 等设计的第一款交互式织物可穿戴系统 Smart Shirt 为代表[14]。

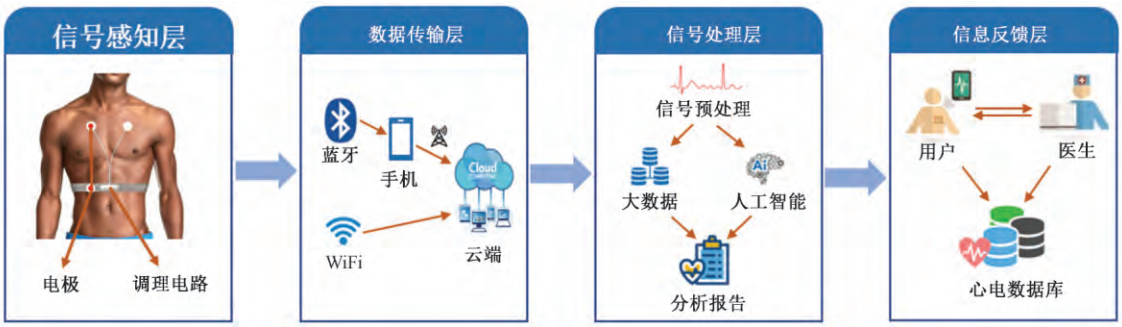


图 1 典型穿戴式心电设备工作原理

Fig.1 Typical working principle of wearable ECG device

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

进入 21 世纪，基于便携式设备和智能手机的移动健康监测技术快速发展，并能够通过无线通信模块实现数据实时传输。对于长程监测，传统 Ag/AgCl 湿性电极显然难以满足监测舒适性的要求[15]，干性电极被认为更适合于穿戴式心电设计[16]。2014 年，第一款经美国食品和药物管理局（FDA）批准、由 AliveCor 公司研发的 Kardia Mobile 产品面世，标志着穿戴式心电正式迈入医疗级产品时代。随后，2017 年 AliveCor 公司为苹果公司 Apple Watch 推出的配件 Kardia Band 也获得 FDA 批准，引起了广泛关注。Kardia Band 在使用时，将对侧（未佩戴 Watch 一侧）手指放置在电极上，采集 30 s 的心电波形，但该方式还不属于连续长程监测。当前有团队融合柔性电子、信息、AI 等技术，设计出了符合人体工效学的穿戴式智能心电监测系统，实现了 24 h 以上的非约束活动条件下的长程监测[17]。上述穿戴式心电研究大多处于实验验证阶段，其应用价值还需要大量临床实验，特别是针对特定疾病的辅助诊疗实践，以确定其临床的有效性。心电设备从最初的心电图机到目前方兴未艾的穿戴式心电，大致经历了 4 代变化[8]，图 2 表示每一代典型设备形态，表 1 从不同角度对比分析了 4 代心电设备的主要特征。

2　核心技术

2.1　信号感知

电极是感知心电信号的重要元件，好的电极不仅能够减小噪声干扰，提高与皮肤贴合性，同时还兼具高精度、高集成、低功耗的特点，以满足长程监测的需求。目前临床普遍使用 Ag/AgCl 湿性电极，价格便宜，通过导电膏与皮肤接触良好，可获取稳定的信号波形。湿性电极的缺点是导电膏使用几小时后会风干凝固，易出现导联脱落现象；此外，导电膏与皮肤长时间接触，会引起皮肤过敏。因此，传统湿性电极并不适合穿戴式长程心电监测。

柔性电子技术的发展带动了干性电极技术的进步，干性电极朝着多样化、小型化、集成化方向发展，代表性的干性电极如图 3 所示。Lin 等应用柔性印刷电路技术设计了一种叠置双微圆顶阵列干电极结构，可与皮肤紧密贴合，接触阻抗、信噪比等参数可与湿电极的参数媲美[17]；Kang 等设计了一种基于碳纳米管的干电极，具有良好的传感性能和机械柔性[18]；Chlaihawi 等将多壁碳纳米管/聚二甲基硅氧烷复合材料作为导电聚合物，采用银片丝网印刷法制作了干电极，运动状态的抗干扰能力明显

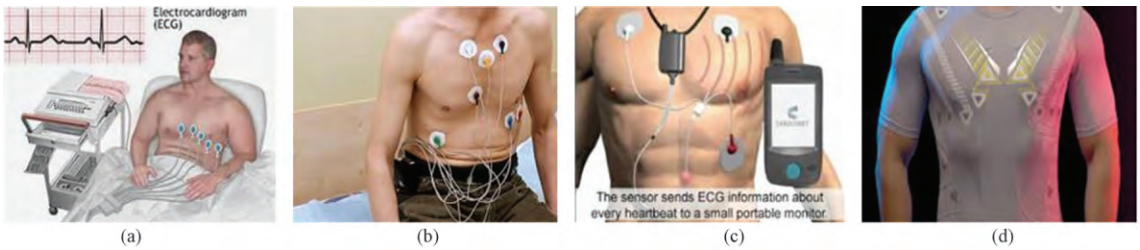


图 2　心电发展中 4 代典型设备。（a）第 1 代: 心电图机；（b）第 2 代: 心电 Holter；（c）第 3 代: 心电手机；（d）第 4 代: 心电智能衣

Fig.2　Typical device of four generations in ECG development.（a）The 1st generation: electrocardiograph;（b）The 2nd generation: ECG Holter;（c）The 3rd generation: ECG mobile phone;（d）The 4th generation: ECG smart clothes

表 1　4 代心电设备典型特征对比

Tab.1　Comparison of typical characteristics of four generations of ECG device

特征	第 1 代	第 2 代	第 3 代	第 4 代
心电记录长度	短时（十几秒）	长时（24 h）	长时（24 h+）	长时（24 h+）
信号采集状态	仅静息状态	静态和动态	静态和动态	静态和动态
信号质量	信号质量好	噪声严重	噪声严重	噪声严重
实时分析	无	无	有	有
心电电极	湿性电极	湿性电极	湿性电极	干性电极
皮肤过敏可能	有	有	有	无
舒适性	较差	较差	较差	较好

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

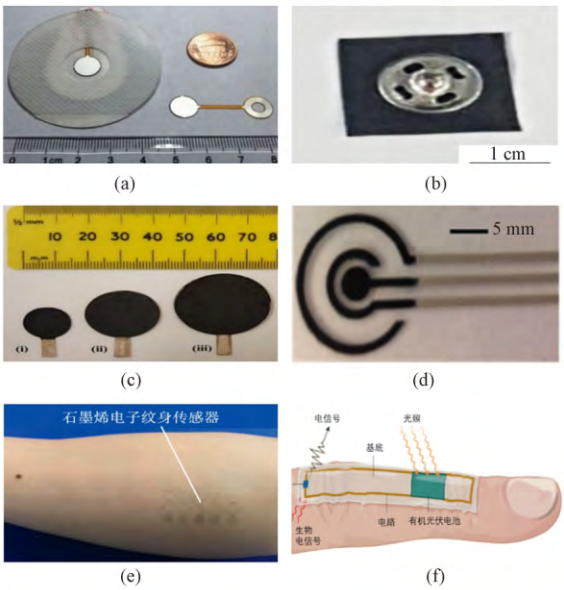


图 3 代表性干性心电电极。(a) 双微圆顶阵列结构电极[17]；(b) 碳纳米管干电极[18]；(c) 印刷柔性电极[19]；(d) 多通道同心环电极[20]；(e) 石墨烯纹身式表皮传感器[21]；(f) 自供电式超柔性生物电极[22]

Fig.3 Typical examples of dry ECG electrodes. (a) Stacked double-micro-domes array dry electrodes[17]; (b) Carbon nanotube based dry electrodes[18]; (c) Printed and flexible dry ECG electrodes[19]; (d) Multichannel concentric-ring electrodes[20]; (e) Graphene electronic tattoo sensors[21]; (f) Self-powered ultra-flexible electronics[22]

提升[19]；Wang 等在可伸缩弹性基底上设计了一种多通道同心环干性电极，增加了皮肤附着力，减小了运动伪影[20]。此外，和皮肤有类似微观形态且可以通过范德华力直接贴附在皮肤上的超柔电子皮肤也受到越来越多的关注，如 Ameri 等设计的石墨烯纹身式表皮传感器[21]、Zhang 等设计的自供电式超柔生物传感器等[22]。

图 4 显示了干电极和湿电极对应的电极-皮肤等效电路模型[23]。人体真皮可等效为内部体电阻 Rsub，阻值基本恒定在 100 Ω 左右。表皮组织可等效为皮肤阻抗 Rs 和皮肤电容 Cs 的并联，其中皮肤阻抗 Rs 取决于电极粘贴前的皮肤准备、电极凝胶和电极使用时间，皮肤电容 Cs 取决于皮肤准备、电解质浓度和接触面积；与此同时，表皮表面会形成一个由体液与电解质之间的离子浓度梯度产生的液态结电势 E1j。Rct 是电极/电解质界面处氧化/还原的电荷转移电阻，Zcpa 是电解质和电极之间产生的恒定相角阻抗，同时电极和电解质界面处反应形成半电池电位 E。以上为干电极和湿电极对应的电极-皮肤等效电路模型中相同的元素内容。两者等效模型的主要区别在于电极与表皮之间的介质：湿电极为导电膏凝胶，干电极则为空气间隙。对于湿电极，凝胶在一定时间内未风干前保持恒定阻值 R1；对于干电极，空气间隙可等效为接触阻抗 R1 和接触电容 Ct 的并联。正是由于这一不同，干电极的等效模型更为复杂，等效的接触阻抗一般也更大。

2.2 质量评估

干电极与皮肤贴合性较差，运动时电极与皮肤间阻抗变化大，易混入各种不可预期的噪声干扰，导致心电信号质量变差。图 5 所示为使用干电极采集的不同信号质量的穿戴式心电片段[8]，可见自上而下信号质量逐渐变差，所以准确进行信号质量判断(即信号质量评估(signal quality assessment，SQA))至关重要。

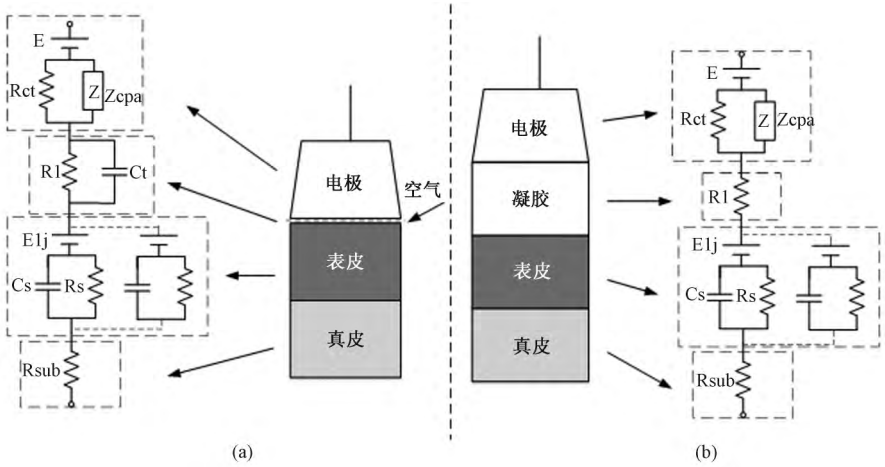


图 4 干电极与湿电极等效电路模型的对比[23]。(a) 干电极；(b) 湿电极

Fig.4 Comparison of equivalent circuit model for dry and wet electrode[23]. (a) Dry electrode; (b) Wet electrode

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

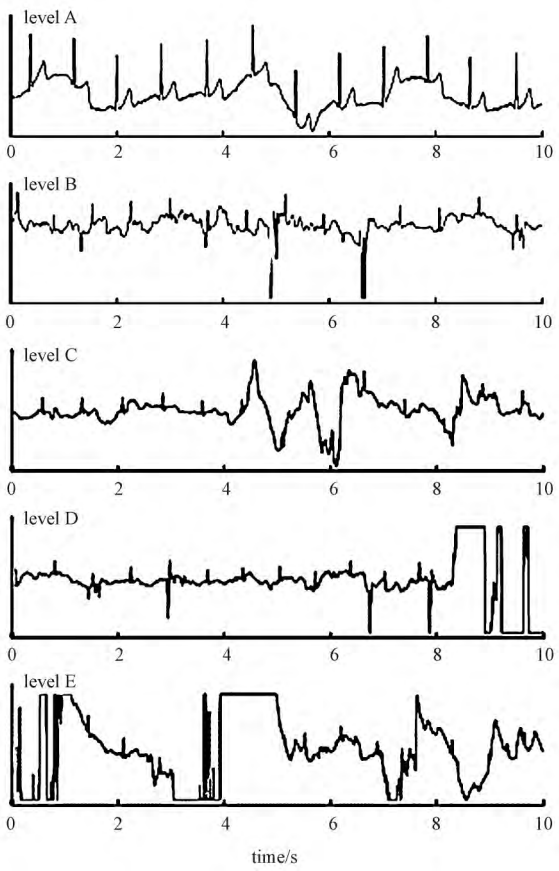


图 5　不同信号质量的穿戴式心电片段[8]（从 level A～E，信号质量逐渐降低）

Fig. 5　Wearable ECG episodes with different signal qualities [8] (ECG episodes present the decreased signal qualities from level A to E)

有研究者基于信号的时频域特征定义 SQA 指标，代表性的工作有: Xia 等利用 12 个波形特征，建立质量评估矩阵[24]；李延军等通过分析 12 导心电波形特征的相关性，提出了信号质量指数[25]；Liu 等分别测试了非线性熵测度[26]和 LZ 复杂度[27]，并取得了较好效果。由于个体心电变异性大，上述基于特征规则的方法泛化能力不强。融合模糊逻辑和机器学习的方法得到了应用，代表性的工作有: Zhao 等基于简单启发式技术和模糊评价手段，建立了单导心电 SQA 机制[28]；Li 等采用了支持向量机（support vector machine，SVM）和多特征融合的方法[29]；Clifford 等进一步发展和丰富了多特征数据融合和机器学习的方法[30]；Zhao 等提出了基于切片小波变换和卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）模型的信号质量评估方案[31]。此外，从非线性动力学角度研究新颖的心电质量指标也备受研究者重视[32]。

2.3　去噪增强

心电幅度通常在 0.05～5 mV 之间，频率范围 0.05～125 Hz，信号本身非常微弱，易受各种噪声影响[33]，并且噪声与有用信号存在频段混叠。典型的噪声源包括: 50 Hz 工频干扰、基线漂移、运动伪迹、肌电干扰等，特别是运动状态下的不可预期噪声。因此，有效的信号去噪增强处理非常必要。心电噪声的特点使得传统线性滤波器难以获得理想效果，而小波变换具有良好的时频局部化及多分辨率特性，能够有效描述信号的非平稳特性，是目前常用的去噪方法[34]。针对小波去噪，小波函数、滤波阈值与阈值函数的选取是研究重点。小波函数的选取应尽量与心电波形相似[35]: 传统 Daubechies 小波具有高阶消失距，但丢失了对称性; Symlet 小波对称性强，但消失矩相应减小。近年来有研究者设计了优化小波函数，如 Zhou 等设计的对称双正交小波[36]，Wang 等设计的正交、近似对称的复小波[37]。这些小波函数同时满足了正交性和对称性，但处理后心电 P 波、T 波等特征能量被大大削弱。为此，通过优化滤波系数逼近理想滤波器的方法，得到了一种改进小波函数[35]，在有效去除高频噪声的同时，增强了 P 波和 T 波的特征，提高了信噪比。

小波分解后，设定阈值对每一尺度小波系数进行去噪处理。阈值选取的常见方法包括: 固定阈值估计、无偏似然估计、启发式阈值估计和极值阈值估计等。传统阈值函数有硬阈值和软阈值函数，硬阈值易出现伪吉布斯现象，软阈值会导致信号失真以及边缘模糊[38]。为此，许多学者进行了改进: 张金玲等提出一种针对 4 种典型噪声的阈值函数[38]；郑敏敏等也提出了一种改进的阈值函数，相比硬阈值和软阈值，信噪比分别提高 2.31% 和 8.04%[39]。

针对多方法融合去噪，Pratik 等提出了一种融合小波变换以及非局部均值估计的去噪方法[40]；Jenkala 等将小波变换与自适应滤波器相结合去噪[41]。此外，经验模态分解（empirical mode decomposition，EMD）也被用于心电去噪，Manuel 提出了基于 EMD 的去噪方法，能够抑制基线漂移和高频噪声，同时减小信号失真[42]；Su 等提出了 EMD 的改进算法，利用固有模态函数指数的自适应技术分离噪声成分[43]。

2.4　特征提取

特征提取指通过信号处理及信息融合等技术生成多样化的特征信息，是实现心律失常智能判断

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的基础。特征提取方法主要包括时域特征提取法及变换域特征提取法。

时域特征主要包括 P 波、QRS 波、T 波的形态、幅度及 ST 段形态、QRS 波宽度等。其中，QRS 波是最显著特征，反映了心室收缩时的电位活动变化。准确检测 QRS 波是心电分析的基础，代表性的工作有：Ferdi 等设计了分数阶带通滤波器方法，降低噪声的同时产生与心电峰值对应的高边坡，实现了 QRS 波检测，但固定频段阈值的设置使灵活性不足[44]；黄家洛等采用一种自适应阈值差分法进行 QRS 波检测，该算法原理简单，处理速度快，实时性好，但抗干扰能力差[45]；小波方法在时频域有良好的局部放大分析能力，在识别准确度、抗干扰和实时性方面均有不错的表现[46]；Xiang 等采用了 CNN 方法，虽然获得了较高的精度，但结果缺乏可解释性，在心电波形变异性大的测试数据上，结果的准确度未充分验证[47]。

除 QRS 波检测，T 波检测在疾病诊断，特别是心肌缺血诊断中非常重要。代表性的 T 波检测方法包括：小波变换[48]、自适应滤波[49]、隐马尔科夫模型[50]、滑动积分面积[51]、SVM[52] 等。在上述方法中，滑动积分面积法计算复杂度小，对噪声和波形形态变化有一定的鲁棒性，因此在穿戴式心电监测中有较好的应用前景。Zhang 等首先提出了滑动积分面积的 T 波终点检测算法，并在 QT 数据库上验证了算法性能[51]；随后，Song 等改进了 Zhang 等的方法，并应用于 T 波起点检测[53]；Shang 等也改进了滑动积分面积法，并在多个心电数据库上验证了改进模型的效果[54]；Xu 等应用滑动积分面积法进行 T 波起点和终点检测，并据此进行 ST 段形态分类，得到了 90%以上的分类精度[55]。

时域特征提取简单、直观，但方法过于依赖心电波形，导致泛化能力差，因此可将信号从时域空间变换到其他域空间进行间接特征提取。Mihandoost 等基于快速傅里叶变换，推导信号隐藏周期性的频谱相关函数，并将时频域不同区域的能量和标准差作为特征[56]；Kumar 等利用改进的离散小波变换将信号逐级分解，根据分解细节系数，计算跨信息势参数，以提取心电特征[57]。上述方法得出的是变换域的线性特征，针对心电本身的非线性、非平稳特征，Rajesh 利用 Hilbert-Huang 变换进行心电非线性特征提取[58]；Li 等提出了一种结合主成分分析和核独立成分分析的心电非线性特征提取方法[59]。

2.5 心拍分类

在特征提取基础上进行疾病检测的一个重要方面是心拍分类，即将每个心动周期的心电信号自动分类为正常或异常类型，常见异常类型包括：室性早搏、室上性早搏、传导阻滞等，主要分类方法包括：专家系统推理、结构模式识别、神经网络和统计模型等。

专家系统推理主要结合心电特征和专家先验知识，Hassan 等采用了基于小波分解的模板匹配技术[60]，Park 等则采用了决策树方法[61]。结构模式识别主要利用心电时域特征进行分析：Zhou 等提出了一种结合镜像高斯模型和模板聚类的算法，实现了正常和室性早搏的高精度分类[62]；Wang 等应用双层隐马尔可夫模型，完成了正常和两种异常心拍的分类，但模型的自我学习能力有待加强[63]。神经网络方法难点在于确定合适的网络结构，在有限训练数据下容易过拟合。Khafi 等使用了传统 BP 网络方法[64]；Wang 等设计了一种全局递归神经网络，对于训练集具有自学习能力[65]；基于 CNN 模型的深度学习也被用于心拍分类中，但结果可解释性有待提高[66]。统计模型识别的典型应用是 SVM[67]，模型训练简单，有一定的泛化能力，在解决小样本高维空间的非线性分类方面有一定的优势。

2.6 数据标注

穿戴式监测很容易获取心电大数据，机器学习需要大量标注信息，但在目前医疗资源较为紧张的情况下，很难获得大量医生手动标注数据，所以心电自动标注研究非常重要。在真值未知的情况下，如何在多个标注者或不同标注算法提供的有噪声标签中寻找共识、弥补缺漏，并自动生成与真值更接近的标注结果，是研究者关注的焦点，由此产生了多数投票和期望最大化(expectation maximization，EM)方法[68]。在多数投票方法中，一般将超过半数的标签作为最终的真实标签，但这种方法只能应用在标签固定值(如二元标签、顺序标签等)的情况。EM 方法常用在数据缺失情况下，通过求解参数的最大似然估计，实现真值标签的确定。EM 算法分为 expectation 和 maximization 两步，前者通过当前参数的设定估计潜在变量，后者更新参数的极大似然估计，两步迭代不断进行，直到最大似然估计值和潜在变量估计值收敛[69-70]。Dawid 等使用极大似然估计和 EM 算法估计观测者误差，通过混淆矩阵较好地解决了多位标注者之间的差异[70]；Raykar 等从训练计算机辅助诊断分类模型出发，将 EM 方法扩

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

展到标签值为多分类、顺序、连续数据的情形，成为该领域的标杆方法[71]。除了 EM 算法，Kara 等提出了 4 种贝叶斯模型来应对不同类型的标注者，并结合最大后验估计对未知变量进行求解，将顺序标签映射到连续值上[72]；Zhu 等提出一种针对连续值标签的概率模型，在没有任何关于标注人员或标注算法的先验知识下，通过引入信号质量特征，实现了 QT 间期的合理估计[73]；随后，Zhu 等又使用贝叶斯模型对方法进行了优化，同时考虑了不同标注者的偏置问题[74]。

以上模型大多假设标注器的精度对所有待标注数据是一致的，但这与实际情况不符。对此，Zhang 等使用高斯混合模型模拟数据的分布，并假设每个标注器对不同的高斯分量有不同的标注精度[75]；随后，又引入了淘汰低质量标注器的环节，通过计算每个混合分量上的标注器分数，去除分数低于阈值的标注器[76]；Yan 等认为，每个标注者的可靠性取决于标注者的专业程度以及待标注数据的类型和质量，因此假设获得的多个标签满足以真实标签为平均值的高斯分布，结果证明其标注精度优于多数投票和 Raykar 等提出的方法[77]。

3　监测设备

3.1　心电导联

心电导联指采集心电时电极在体表的放置位置以及电极与设备的连接线路。临床常用的标准 12 导心电包括 3 个双极肢体导联(Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ)、3 个单极加压肢体导联(aVL、aVR、aVF)和 6 个单极胸导联(V_1 ~ V_6)。不同导联在心电监测中扮演不同角色，其中Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ导联适合诊断左前分支传导阻滞等心律失常；Ⅱ、Ⅲ、aVF 导联可探测非特异性 ST、T 段的改变，对心绞痛、冠心病等判断具有一定价值；aVR 导联对判断窦性心律、心室肥大、阵发性室上性心动过速、室性心动过速等有重要价值。基于心电导联设置，目前常见的穿戴式心电主要有单导联、三导联和十二导联系统。

3.2　单导联监测设备

穿戴式单导联监测设备体积小、佩戴舒适，大多为贴片式设计，常见的是模拟胸导或肢体Ⅰ导联，代表产品有美国 iRhythm 公司研发的 ZIO XT Patch、美国 AliveCor 公司研发的 AliveCor Kardia、东方泰华研发的 TKECG-H01、笔者团队与联想合作研发的单导心电贴等(见图 6)。

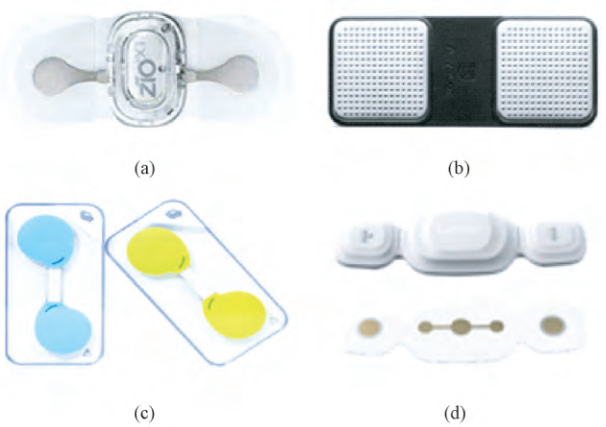


图 6　单导联监测设备。(a) iRhythm 公司研发的 ZIO XT Patch；(b) AliveCor 研发的 AliveCor Kardia；(c) 东方泰华研发的 TKECG-H01；(d) 笔者团队与联想合作研发的单导心电贴

Fig.6　Single-lead wearable ECG monitoring devices. (a) ZIO XT Patch from iRhythm; (b) AliveCor Kardia from AliveCor; (c) TKECG-H01 from Taihua Science and Technology Ltd; (d) ECG patch developed by our team and Lenovo

3.3　三导联监测设备

穿戴式三导联监测设备比单导联设备获得的信息更为丰富，比十二导联设备更加便捷，可分析大部分的心律失常，常见的是模拟胸前三导联或者肢体三导联。代表产品有 BORSAM 公司的 iTengo Patch Plus、优加利公司的心安宝、Heal Force 公司的 Prince 180B 心电检测仪，以及笔者团队与联想合作研发的穿戴式三导联设备等(见图 7)。

3.4　十二导联监测设备

穿戴式十二导联监测获取的信息更为全面，能够提高心肌缺血等疾病的检出率，并且与传统的心电 Holter 相比，基于干电极设计的十二导联穿戴式设备舒适性有了提高，代表产品有以色列 Health Watch 公司的心电 T 恤 Master Caution、笔者团队与联想合作研发的穿戴式心电智能衣 SmartVest 等(见图 8)。

对上述典型的穿戴式心电监测设备进行了对比(见表 2)，这些设备基本都具备实时波形查看和长程数据存储的功能，在手机 App 端查看波形时，一般都接入了医生线上看图、咨询等交互式分析诊断模块，但在实时信号分析算法和基于大数据和 AI 的云端智能分析算法方面存在很多本质的差异。

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

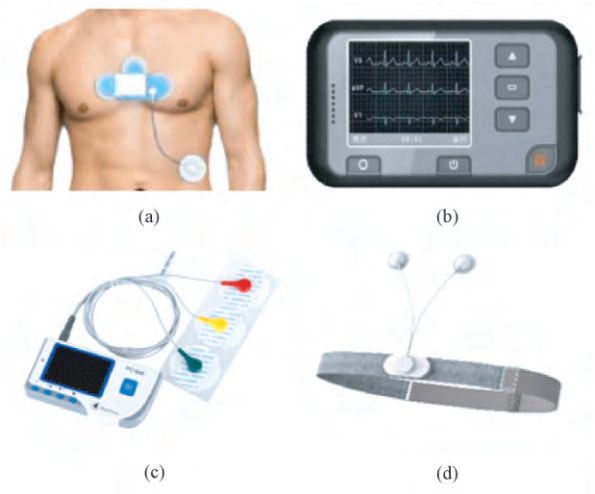


图 7 三导联监测设备。(a) BORSAM 公司的 iTengo Patch Plus; (b) 优加利公司的心安宝; (c) Heal Force 公司的 Prince 180B 心电检测仪; (d) 笔者团队与联想合作研发的穿戴式三导联设备

Fig.7 Three-lead wearable ECG monitoring devices. (a) iTengo Patch Plus from BORSAM; (b) iHolter from Yocaly; (c) Prince 180B from Heal Force; (d) three-lead device developed by our team and Lenovo

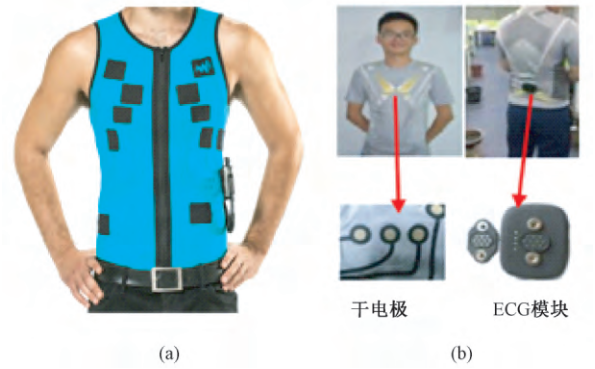


图 8 十二导联监测设备。(a) 以色列 Health Watch 公司的 Master Caution; (b) 笔者团队与联想合作研发的穿戴式心电智能衣 SmartVest

Fig. 8 Twelve-lead wearable ECG monitoring devices. (a) Master Caution from Health Watch; (b) ECG SmartVest developed by our team and Lenovo

4 未来挑战

任何医疗设备从概念提出到产品研发，再到临床应用落地，过程都是相对漫长的，穿戴式心电设备也是如此。虽然相关技术得到了快速发展，但无论是智能手环、心电贴等消费类、电子类产品，还是已经得到 FDA/CFDA 认证的医疗类产品，如果以稳定可靠的临床应用来考量，这些产品的功能仍然不够成熟，特别是与医疗级成熟的临床应用还有很大距离，无法真正满足疾病的早期诊断、风险控制、术后管理以及跟踪随访的需求。穿戴式心电研究还存在诸多关键的科学问题亟待解决，主要体现在以下几个方面，这也是未来主要的发展方向。

表 2 典型穿戴式心电监测设备对比

Tab.2 Comparison of typical wearable ECG monitoring devices

导联系统	产品名称	连续监测 时间	认证
单导联	ZIO XT Patch	14 d	FDA
	AliveCor Kardia	30 s	FDA
	TKECG-H01	6 h	CFDA
	单导联心电贴*	1 d	CFDA
三导联	iTengo Patch Plus	48 h	CFDA
	iHolter	48 h	否
	Prince 180B	22 h	FDA
	穿戴式三导联设备*	72 h	否
十二导联	Master Caution	70 h	FDA
	SmartVest*	72 h	否

注: * 表示笔者团队与联想合作研发的穿戴式心电设备。

Note: * represents the wearable ECG devices developed by our team and Lenovo.

4.1 传感电极

穿戴式心电设备要求全天候、全场景、长时程、高精度监测，因此发展兼具高分辨率、高灵敏、低成本、低功耗以及良好噪声抑制能力的干性传感电极，特别是能够顺应人体皮肤组织结构且延展性好的柔性传感电极至关重要。目前，有研究团队在可穿戴活性传感器、碳纳米材料超薄膜以及具有仿生功能的电子皮肤等核心传感器件方面取得了一定进展[78]，基于此可进一步围绕研发性能稳定、多层柔性打印、符合人体工效学设计的可量产传感电极开展研究，其中电极材料、结构设计、微纳加工、系统集成等是关键环节。

4.2 心电 AI 芯片

心电监测设备在系统架构上分为硬件和软件两部分。硬件部分完成信号感知、滤波、去噪、放大、A/D 转换等工作，软件部分进行信号处理和异常实时分析。对于穿戴式心电设备，长程监测要求前端硬件电路微型化和低功耗，同时要求具备智能化实时数据分析能力，因此发展心电 AI 芯片是必然趋势。特别是结合当前发展的具备 AI 算法运行能力的微型智能芯片，实现 on-chip 端的信号实时分析与异常判别，是未来发展的趋势。涉及的关键技术包括: 超低功耗和超低噪声电路设计、基于现场可

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

编程门阵列(field-programmable gate array，FPGA) 的 on-chip 端信号处理、边缘计算、微型电路加工封装工艺等。

4.3　扫描技术

对于长程心电数据，医生肉眼读图分析每段波形得出结论显然是不切实际的，需要一种全新的心电大数据高精度连续特征扫描技术，为准确的特征计算和随后的临床决策奠定基础。概括来讲，高精度连续特征扫描技术涉及以下几个顺次相连的环节:

1) 动态信号质量评估。判定信号片段的质量类别，可分为临床有用信号和临床无用信号; 对于临床有用信号，可进一步判别为信号质量好(可同时做心电节律和形态分析) 或差(仅可做节律分析) 。

2) 特征提取。需要提取 QRS 波位置、形态和宽度，P 波、T 波、ST 段形态，PR 间隔、ST 间隔，以及平均心率、最大和最小心率等。

3) 异常判断。比如房颤、室性早搏、室上性早搏、室速、ST 段改变等多种异常情况。

4) 异常亚分类。针对某类异常，例如室性早搏，判断是单个室早还是成对室早，是否为插入性室早，是二联律还是三联律等。

5) 长程时间序列分析。对上述特征序列(如 RR 间期序列) 进行非线性动力学和多时间尺度分析，挖掘序列隐含的内在信息，而这些非线性动力学信息往往是传统医生肉眼看不到的。

4.4　数据标注

小数据量心电标注往往由专业人员手动完成。在国际公认的 MIT-BIH 心律失常数据库中，标注包括 QRS 波位置、心拍类型和心电节律类型等，在 QT 数据库中同时包含有 P 波和 T 波位置的标注。手动标注严重依赖标注人员的经验和水平，主观性强且效率低下，难以满足穿戴式心电“大数据”的实际标注需求。因此，动态心电“大数据”自动标注算法是一个非常有前景的研究方向，通过融合多个单一算法结果，自动得到更为可靠的特征标签，这样能够有效避免手动标注的缺陷，本质提升标注结果的可靠性。

在自动标注的基础上，建设开源、标准的穿戴式心电数据库也是一项重要工作，特别是建设符合中国人生命体质特征的数据库。因为临床实践表明，心电参数与年龄、性别和种族都有关联性，国际电工委员会也在有关标准中提出，用于验证自动算法的心电数据，应在预期使用的特定人群中采集[79]。目前，欧美等发达国家已建立了主要针对西方人种的心电数据库，比如 MIT-BIH 数据库等。我国心电数据库研究起步较晚，尽管有机构、学者尝试建立心电数据库，但大多为小样本数据，缺乏严格的科学设计和广泛的样本代表性。研究建立开源、标准的中国人群穿戴式心电数据库，对于科学研究、临床实践及转化医学的进步都有重要的价值和意义。

5　结语

尽管穿戴式心电比心电 Holter 有更好的舒适性和使用方便性，但需要对它的实际临床应用特别是大范围人群监测应用保持严谨态度和清醒认识。穿戴式心电监测对发现偶发或者隐匿性心律失常有帮助，但要警惕大量应用带来的医疗服务方面的困难。因为目前来看，针对长程动态心电数据的高质量医生诊断和解释等医疗服务还没有形成规范化体系，无论是患者本身还是设备供应商，当他们把大量数据带到医生面前时，很难获得充分的数据解释和分析。同时，动态算法本身的准确度也需要大力提升。2018 年，一项针对 100 例房颤电复律手术患者的研究显示，34%的穿戴式心电数据被算法分为噪声或无效数据，但这些数据中很多波形质量良好，具备临床意义[80]。因此，无论是信号质量问题，还是算法问题，都会引起错误或者不合理的报告结果产生，而这些结果会导致不必要的医学干预[81]。

穿戴式心电监测作为一种新兴的主动健康监测技术，正在受到越来越多的关注，尽管当前某些核心技术尚未成熟，但其发展潜力和应用前景非常值得期待。今年是《麻省理工科技评论》创刊 120 周年，穿戴式心电仪入选该刊“2019 全球十大突破性技术”[82]，这预示着穿戴式技术具有光明的前景。随着相关技术和产业化的逐步成熟，穿戴式心电监测必将带来传统心电监测形态的重大变革，在提升国民生命健康水平等方面发挥越来越重要的作用，穿戴式心电监测技术的进步将为构建精准的现代化智能医疗模式做出重要贡献。

参考文献

[1]　陈伟伟，高润霖，刘力生，等.《中国心血管病报告 2017》概要[J]. 中国循环杂志，2018，33(1) : 1-8.

[2]　全国老龄办. 中国人口老龄化发展趋势预测研究报告[J].

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

中国妇运,2007(2):17-20.

[3] 陈伟伟,高润霖,刘力生,等.《中国心血管病报告 2014》概要[J].中国循环杂志,2015,30(7):617-622.

[4] Topol EJ. High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56.

[5] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 24-29.

[6] Attia ZI, Kapa S, Lopez-Jimenez F, et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 70-74.

[7] Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 65-69.

[8] Liu Chengyu, Zhang Xiangyu, Zhao Lina, et al. Signal quality assessment and lightweight qrs detection for wearable ecg smartvest system [J]. IEEE Internet Things J, 2019, 6(2): 1363-1374.

[9] Mehta NJ, Khan IA. Cardiology´s 10 greatest discoveries of the 20th century [J]. Tex Heart Inst J, 2002, 29(3): 164-171.

[10] Waller AD. A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart´s beat [J]. J Physiol, 1887, 8(5): 229-234.

[11] Moises RR, Christian C, Joseph V. Einthoven´s string galvanometer: the first electrocardiograph [J]. Tex Heart Inst J, 2008, 35(2): 174-178.

[12] Holter NJ. New method for heart studies: Continuous electrocardiography of active subjects over long periods is now practical. [J]. Science, 1961, 134(3486): 1214-1220.

[13] Nygårds ME, Hulting J. An automated system for ECG monitoring [J]. Comput Biomed Res, 1979, 12(2): 181-202.

[14] Gopalsamy C, Park S, Rajamanickam R, et al. The wearable motherboard: The first generation of adaptive and responsive textile structures (ARTS) for medical applications [J]. Virtual Real, 1999, 4(3): 152-168.

[15] Chi YM, Jung TP, Cauwenberghs G. Dry-contact and noncontact biopotential electrodes: methodological review [J]. IEEE Rev Biomed Eng, 2010, 3: 106-119.

[16] Matthews R, McDonald NJ, Hervieux P, et al. A wearable physiological sensor suite for unobtrusive monitoring of physiological and cognitive state [C] //Conference Proceedings of IEEE EMBS. Lyon: IEEE, 2007: 5276-5281.

[17] Lin Ke, Wang Xinan, Zhang Xing, et al. An FPC based flexible dry electrode with stacked double-micro-domes array for wearable biopotential recording system [J]. Microsyst Technol, 2016, 23(5): 1443-1451.

[18] Kang BC, Ha TJ. Wearable carbon nanotube based dry-electrodes for electrophysiological sensors [J]. Jpn J Appl Phys, 2018, 57(5S): 05gd02.

[19] Chlaihawi AA, Narakathu BB, Emamian S, et al. Development of printed and flexible dry ECG electrodes [J]. Sensing and Bio-Sensing Research, 2018, 20: 9-15.

[20] Wang K, Parekh U, Pailla T, et al. Stretchable dry electrodes with concentric ring geometry for enhancing spatial resolution in electrophysiology [J]. Adv Healthc Mater, 2017, 6(19): 1700552.

[21] Ameri SK, Ho R, Jang H, et al. Graphene electronic tattoo sensors [J]. ACS Nano, 2017, 11(8): 7634-7641.

[22] Zhang Shiming, Cicoira F. Flexible self-powered biosensors [J]. Nature, 2018, 561: 466-467.

[23] Rattfält L. Smartware electrodes for ECG measurements: Design, evaluation and signal processing [D]. Linköping: Linköping University, 2013.

[24] Xia Henian, Garcia GA, Bains J, et al. Matrix of regularity for improving the quality of ECGs [J]. Physiol Meas, 2012, 33(9): 1535-1548.

[25] 李延军,唐晓英,许志,等. 一种基于波形特征的 12 导联心电信号质量的估计方法[J].航天医学与医学工程,2015,28(6):419-426.

[26] Liu Chengyu, Li Peng, Zhao Lina, et al. Real-time signal quality assessment for ECGs collected using mobile phones [C] //Computing in Cardiology. Hangzhou: IEEE, 2011: 357-360.

[27] Zhang Yatao, Wei Shoushui, Dr Maria C, et al. Using Lempel-Zip complexity to assess ECG signal quality [J]. J Med Biol Eng, 2016, 36(5): 625-634.

[28] Zhao Zhidong, Zhang Yefei. SQI quality evaluation mechanism of single-lead ECG signal based on simple heuristic fusion and fuzzy comprehensive evaluation [J]. Front Physiol, 2018, 9: 727.

[29] Li Qiao, Rajagopalan C, Clifford GD. A machine learning approach to multi-level ECG signal quality classification [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2014, 117(3): 435-447.

[30] Clifford GD, Behar J, Li Qiao, et al. Signal quality indices and data fusion for determining clinical acceptability of electrocardiograms [J]. Physiol Meas, 2012, 33(9): 1419-1433.

[31] Zhao Zhongyao, Liu Chengyu, Li Yaowei, et al. Noise rejection for wearable ECGs using modified frequency slice wavelet transform and convolutional neural networks [J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 34060-34067.

[32] Liu Feifei, Liu Chengyu, Zhao Lina, et al. Dynamic ECG signal quality evaluation based on the generalized bSQI index [J]. IEEE Access, 2018, 6(1): 41892-41902.

[33] Clifford GD, Azuaje F, McSharry PE. Advanced methods and tools for ECG data analysis [M]. London: Artech House, 2006: 1-366.

[34] Singh M, Manocha A. Optimal selection of wavelet function and decomposition level for removal of ECG signal artifacts [J]. J Med Imaging Health Inform, 2015, 5(1): 138-146.

[35] Wang Zhaoyang, Zhu Junjiang, Yan Tianhong, et al. A new modified wavelet-based ECG denoising [J]. Comput Assist Surg, 2019, 24: 174-183.

[36] Zou Qingyun, Wang Guoqiu. Optimal model for 4-band biorthogonal wavelets bases for fast calculation [J]. J Inequal

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Appl，2017，2017(1)：1-10.

[37] Wang Dawei，Zhang Xi. A new class of Hilbert pairs of almost symmetric orthogonal wavelet bases [J]. IEICE Trans Fundamentals，2016，99：884-891.

[38] 张金玲，郑鑫. 平稳小波变换和新阈值函数用于心电信号去噪 [J]. 北京邮电大学学报，2017，40(1)：28-31.

[39] 郑敏敏，高小榕，谢海鹤. 心电信号小波去噪的改进算法研究 [J]. 中国生物医学工程学报，2017，36(1)：114-118.

[40] Singh P，Pradhan G，Syed S. Denoising of ECG signal by non-local estimation of approximation coefficients in DWT [J]. Biocybern Biomed Eng，2017，37(3)：599-610.

[41] Jenkala W，Latifa R，Toumanaria A，et al. An efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform [J]. Biocybern Biomed Eng，2016，36：499-508.

[42] Manuel BV，Weng B，Barner KE. ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition [J]. Comput Biol Med，2008，38(1)：1-13.

[43] Su ML，Chuang KS. An ECG signal enhancement based on improved EMD [J]. Prog Electromagn Res Symp，2013：940-943.

[44] Ferdi Y，Herbeuval JP，Charef A，et al. R wave detection using fractional digital differentiation [J]. ITBM-RBM，2003，24(5)：273-280.

[45] 黄家洛，郑日荣，曾绳涛. 心电信号特征检测算法研究 [J]. 机电工程技术，2013(8)：106-110.

[46] Wei Wei，Zhang Chunxia，Lin Wei. A QRS wave detection algorithm based on complex wavelet transform [J]. AMM，2013，239：1284-1288.

[47] Xiang Yande，Lin Zhidao，Meng Jianyi. Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network [J]. Biomed Eng Online，2018，17(1)：1-17.

[48] Yochuma M，Renaudb C，Jacquir S. Automatic detection of P，QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT [J]. Biomed Signal Process Control，2016，25：46-52.

[49] Bayasi N，Tekeste T，Saleh H，et al. Adaptive technique for P and T wave delineation in electrocardiogram signals [C] //Conference Proceedings of IEEE EMBS. Chicago：IEEE，2014：90-93.

[50] Akhbari M，Shamsollahi MB，Sayadi O，et al. ECG segmentation and fiducial point extraction using multi hidden Markov model [J]. Comput Biol Med，2016，79(1)：21-29.

[51] Zhang Qinghua，Manriquez AI，Medigue C，et al. An algorithm for robust and efficient location of T-wave ends in electrocardiograms [J]. IEEE Trans Biomed Eng，2006，53：2544-2552.

[52] Suarez-Leon AA，Varon C，Willems R，et al. T-wave end detection using neural networks and support vector machines [J]. Comput Biol Med，2018，96：116-127.

[53] Song Jinzhong，Yan Hong，Xiao Zhijun，et al. A robust and effecient algorithm for ST-T complex detection in electrocardigrams [J]. J Mech Med Biol，2011，11：1103-1111.

[54] Shang Haixia，Wei Shoushui，Liu Feifei，et al. An improved sliding window area method for T wave detection [J]. Comput Math Methods Med，2019，2019(1)：1-10.

[55] Xu Mingfang，Wei Shoushui，Qin Xiuwen，et al. Rule-based method for morphological classification of ST segment in ECG signals [J]. J Med Biol Eng，2015，35(12)：816-823.

[56] Mihandoost S，Amirani MC. Electrocardiogram recognition using spectral correlation function [C] //The 24th Iranian Conference on Electrical Engineering. Shiraz：IEEE，2016：277-282.

[57] Kumar M，Pachori RB，Acharya UR. Characterization of coronary artery disease using flexible analytic wavelet transform applied on ECG signals [J]. Biomed Signal Process Control，2017，31：301-308.

[58] Rajesh K，Dhuli R. Classification of ECG heartbeats using nonlinear decomposition methods and support vector machine [J]. Comput Biol Med，2017，87(8)：271-284.

[59] Li Hongqiang，Liang Huan，Miao Chunjiao，et al. Novel ECG signal classification based on KICA nonlinear feature extraction [J]. Circuits Syst Signal Process，2015，35(4)：1187-1197.

[60] Hassan W，Saleem S，Habib A，et al. Classification of normal and arrhythmic ECG using wavelet transform based template-matching technique [J]. J Pak Med Assoc，2017，67(6)：843-847.

[61] Park J，Kang K. PcHD：Personalized classification of heartbeat types using a decision tree [J]. Comput Biol Med，2014，54：79-88.

[62] Zhou Qunyi，Liu Xing，Duan Huilong. Notice of retraction：ECG beat classification based on mirrored gauss model and cluster template [C] //The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. Wuhan：IEEE，2007：675-678.

[63] Wang Liang，Zhang Yinlong，Tan Jindong，et al. A novel approach to ECG classification based upon two-layered HMMs in body sensor networks [J]. Sensors，2014，14(4)：5994-6011.

[64] Khafif SH，Brawany MA. Artificial neural network-based automated ECG signal classifier [J]. ISRN Biomed Eng，2013，9(1)：1-6.

[65] Wang Guijin，Zhang Chenshuang，Liu Yongpan，et al. A global and updatable ECG beat classification system based on recurrent neural networks and active learning [J]. Information Sciences，2018(6)：062.

[66] Acharya UR，Oh SL，Hagiwara Y，et al. A deep convolutional neural network model to classify heartbeats [J]. Comput Biol Med，2017，89：389-396.

[67] 高兴姣，李智，陈珊珊，等. 基于近邻保持嵌入算法的心律失常心拍分类 [J]. 生物医学工程学杂志，2017，34(1)：1-6.

[68] Kajino H，Tsuboi Y，Sato I，et al. Learning from crowds and experts [J]. Trans Jpn Soc Artif Intell，2012，28(3)：243-248.

[69] Dempster AP，Laird NM，Rubin DB. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. J R Stat Soc Series B Stat Methodol，1977，39(1)：1-38.

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[70] Dawid AP, Skene AM. Maximum likelihood estimation of observer Error-rates using the EM algorithm [J]. J R Stat Soc Ser C Appl Stat, 1979, 28(1): 20-28.

[71] Raykar VC, Yu Shipeng, Zhao LH, et al. Learning from crowds [J]. J Mach Learn Res, 2010, 11(4): 1297-1322.

[72] Kara YE, Genc G, Aran O, et al. Modeling annotator behaviors for crowd labeling [J]. Neurocomputing, 2015, 160(7): 141-156.

[73] Zhu Tingting, Johnson AE, Behar J, et al. Crowd - sourced annotation of ecg signals using contextual information [J]. Ann Biomed Eng, 2014, 42(4): 871-884.

[74] Zhu Tingting, Dunkley N, Behar J, et al. Fusing continuous-valued medical labels using a bayesian model [J]. Ann Biomed Eng, 2015, 43(12): 2892-2902.

[75] Zhang Ping, Obradovic Z. Learning from inconsistent and unreliable annotators by a Gaussian mixture model and Bayesian information criterion [C] //Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Berlin: Springer, 2011: 553-568.

[76] Zhang Ping, Cao Weidan, Obradovic Z. Learning by aggregating experts and filtering novices: A solution to crowdsourcing problems in bioinformatics [J]. BMC Bioinformatics, 2013, 14(Suppl 12): S5.

[77] Yan Yan, Rosales R, Fung G, et al. Modeling annotator expertise: Learning when everybody knows a bit of something [J]. Proc Mach Learn Res, 2010, 9: 932-939.

[78] 韩世鹏, Omisore OM, 王磊. 关于穿戴式人体传感器网络的研究思考 [J]. 中国科学院院刊, 2017, 32(12): 1322-1329.

[79] IEC 60601-2-51, Medical electrical equipment - Part 2-51: Particular requirements for safety, including essential performance, of recording and analysing single channel and multichannel electrocardiographs [S].

[80] Bumgarner JM, Lambert CT, Hussein AA, et al. Smartwatch algorithm for automated detection of atrial fibrillation [J]. J Am Coll Cardiol, 2018, 71(21): 2381-2388.

[81] Ip JE. Wearable devices for cardiac rhythm diagnosis and management [J]. JAMA, 2019, 321(4): 337-338.

[82] Gates B. MIT technology review partners with Bill Gates to present 10 breakthrough technologies of 2019 [EB/OL]. https://www.technologyreview.com/lists/technologies/2019, 2019-02-27/2019-08-25.

通信作者简介



刘澄玉，东南大学仪器科学与工程学院 & 生物电子学国家重点实验室教授，博士生导师，“东大-联想穿戴式心脏-睡眠-情绪智能监控”联合实验室主任，联想青年科学家，东南大学首批紫金青年学者，江苏省杰青。2010 年博士毕业于山东大学生物医学工程专业，毕业后先后在山东大学、英国 Newcastle 大学医学院、美国 Emory 大学医学院进行博士后研究。主要从事穿戴式医疗与智能监护、医学大数据信息处理、心脑血管疾病早期检测、睡眠与情绪压力状态评估等方向研究，作为负责人主持国家自然科学基金、江苏省杰青等课题 10 余项，发表 SCI 论文 100 余篇，国际会议论文 60 余篇；申请和授权发明专利 30 余项；2019 年获得第 20 届全球生理测量挑战赛第一名、CCF 科学技术奖科技进步优秀奖；2018 年获深圳医疗健康大数据创新应用国际大赛创新应用组冠军；2017 年获得联想全球遴选唯一“青年科学家”称号、MIT PhysioNet 生理测量挑战赛 & 世界计算心脏学大会“杰出贡献奖”；2016 年获得山东省技术发明二等奖等。目前担任国际医学和生物工程联合会(IFMBE)期刊委员会委员(2015-2021 连续两届，是唯一来自中国大陆的成员)，中国生理信号挑战赛主席，中国生物医学工程学会第十届理事会理事，中国生物医学工程学会青年工作委员会委员、健康工程分会常务委员、生物传感技术分会委员，PMEA 期刊国际咨询委员会委员等。

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net