

时间序列特征提取技术对 ECG 临床应用价值的推动*

中山大学公共卫生学院医学统计学系(510080) 韩钰端 林卓琛 张晋昕[△]

【摘要】 心电图(electrocardiogram, ECG)信号基本上与心脏的电活动相对应。在既往研究中,ECG 已被分析并用于各种目的,如测量心率、检查心跳节律、诊断心脏异常、情绪识别和生物特征识别等。心电分析研究可以从不同的领域切入,如时域分析、频域分析、时频域分析和非线性域分析等,这取决于不同的分析目的。本文回顾了国内外时间序列分类技术在心电信号上的处理方法、突出成果和优缺点,并对未来进行展望。

【关键词】 时间序列 心电信号 特征提取

【中图分类号】 R195.1

【文献标识码】 A

DOI 10.11783/j.issn.1002-3674.2024.05.035

心电图(electrocardiogram, ECG)是用于记录心脏活动状态的电生理检测手段^[1]。诺贝尔生理学及医学奖得主、“现代心电图之父”^[2] Willem Einthoven 于 1902 年基于三电极心电图机制造了一串电流计,首次测量了 3 导联的心脏电位^[3]。心脏活动的第一次偏转被 Einthoven 等人命名为 A、B、C、D 波,以此命名约定的 P、Q、R、S 和 T 波,至今仍然用于表示 ECG 信号。1954 年,美国心脏协会发布了 12 导联心电图和矢量心电图标准化的建议^[4]。迄今为止,12 导联心电图和 3 导联心电向量图(vector cardiogram, VCG)仍然是心电图测量系统的标准。

如今,心电图记录通过计算机化的心电图仪获取,由于其无创性、价格便宜、测量简便、高时间分辨率等优点在临床上得到广泛的应用^[5]。一份正确的心电图记录需要由合格的技术人员操作获取,并由受过专业训练的医生以此来发现是否存在异常并做出诊断^[6]。但不同技术人员的记录操作和医生的解读技能往往受到学习、培训和实践等因素的影响,这可能导致对同一份记录产生不同的解释^[7]。部分医生对心电图的诊断错误也并非罕见,造成的医疗差错在经济和人力成本方面对临床实践会产生巨大影响^[8]。随着信号处理技术以及计算机技术的发展,人们开始使用人工智能对 ECG 信号进行处理^[9],并逐渐开发出自带初步诊断系统的心电图检测仪。在临床上 ECG 信号以诊断和检测心脏异常为主,例如检测心腔扩大、心血管疾病、检测缺血、测量心率、生物特征识别等^[10]。

心血管疾病(cardiovascular diseases, CVD)是全球主要的死亡原因之一^[11]。据世界卫生组织统计,每年约有 1790 万人死于 CVD 及其并发症。ECG 一直是评估和诊断 CVD 的流行测量方案^[12]。在早期识别出心血管疾病的高风险人群并提供适当的治疗可以防

止意外和过早死亡^[13]。

使用 ECG 信号对心血管疾病进行自动鉴别分类和预测一直是研究的热点^[14]。许多研究者提出从心电信号时间序列中获取有价值的信息的方法,提取的信息被用于不同的分类器进行分类,概括起来共 4 个方面,即时域、频域、时频域和非线性域特征。本文回顾了国内外时间序列分类技术在心电信号上的处理方法,突出成果和优缺点,并对未来进行展望,研究时间序列特征提取技术对于推动 ECG 临床应用发展具有重要的价值。

基于 ECG 信号的时域分类技术

时域描述的是信号与时间的关系也就是信号如何随时间变化。时域分析主要研究 ECG 信号的性质如波形、离散程度和统计特性等。直到现在,医生们通过肉眼观察时域上的心电图形态进行诊断分析依旧是临床最常用的方法,因为它直观性强,物理意义明确,比如 ST 段抬高即可提示心肌梗死的发生^[15]。

Solorzano^[16]等通过记录女性妊娠期间的 ECG 信号和光电容积脉搏波(photoelectric plethysmography, PPG),分析其平均 RRI(两波连续心脏信号之间经过的时间间隔的平均值)、平均 BBI(PPG 信号两次连续跳动之间经过的时间间隔的平均值)间隔和区间连续差值的均方根并进行对数转换。研究表明这些时域指标与产后抑郁症状呈正相关。Duncker^[17]等对围产期心肌病的 ECG 信号进行分析,发现患者会有 T 波倒置(70%)、窦性心动过速(30%~40%)、QTc 间期延长(44%)、ST 段改变(24%)和左束支传导阻滞(1%)。Beck^[18]等考虑了 ECG 信号的 ST 段抬高或斜率陡峭且曲线正常,对 ST 抬高型心肌梗死与健康对照进行鉴别,给出了典型心肌缺血心电图的时域信息。Rezaei^[19]等使用来自 UKBioBank 静态存储库的 ECG 数据集,提取出 QRS 持续时间,PR 间期和 RR 间期纳入 XGBoost 分类器,实现对心房颤动和室性心律失常

* 基金项目:广东省自然科学基金-面上项目(2022A1515011237; 2023A1515011951)

[△]通信作者:张晋昕, E-mail: zhjinx@mail.sysu.edu.cn

的早期自动诊断。

对 ECG 信号时域特征的提取较为经典的做法是分离出 QRS 波,提取出对应的形态学特征。此类方法的优点就是比较直观,符合传统 ECG 诊断的思路,本质上这类特征和人工观察并无二致,只是使用机器替代了肉眼繁琐的比较和测量工作。相应的缺点就是不能挖掘出潜在的特征,且受到不同医生临床知识的约束。

随着对时域研究的深入,如 Pan-Tompkins 算法等 QRS 波复合检测算法逐渐成熟^[20],通过自动定位 QRS 波,对区分正常人和心血管疾病患者的 ECG 信号有了更加精准的区分度。Bratincsák 等^[21]对包括心率、P、R 和 T 轴,R-T 轴偏差,PR 间期、QRS 持续时间、QT 和 QTC 间期,12 个引线中的 P、Q、R、S 和 T 幅度以及 QRS 和 T 波积分在内的 102 个心电图变量制定了规范标准,也就更有利于临床通过鉴别就诊者 ECG 信号的基准点来辅助诊断。

其他较为新颖的做法则是分离出抽象的时域特征,例如可以令机器自动学习 ECG 信号内部特征的神经网络方法。其优点主要体现在符合当前大数据的特性,通过采集大量的 ECG 信号并使用神经网络进行学习,通常能研究出效果较好的分类器。同时只要神经网络的层数足够多,总能拟合出特定的模型结构,因此采用神经网络进行学习是当下人工智能的一大热门研究领域。这种做法的缺点则是无法直观地命名最后得到的特征,因为神经网络在学习的过程中采用了池化层、非线性层,使神经网络有了“黑箱子”的性质。但近年来的研究表明,神经网络最后提取的特征的确有生理学含义,这就有待进一步对其挖掘。

基于 ECG 信号的频域分类技术

频率是单位时间内某事件重复发生的次数,常用于分析信号特征。ECG 信号具有明显周期成分,虽然一般会在时域图中显示出周期性质,但更丰富的周期信息需要通过频域分析处理得到^[22]。信号的频域分析以傅里叶变换(fourier transform, FT)为基础,通过对 ECG 信号进行傅里叶变换得到其频率成分及频谱分布,在频域上提取相应的特征。1978 年 Murthy 等人^[23]开始分析 ECG 信号傅里叶变换后得到的能量谱在临床上的应用,随后越来越多的人尝试使用傅里叶分析提取 ECG 信号的特征。

Reiss 等(2018)^[24]将 ECG 经傅里叶变换之后以频率阈值为 20 区分出心功能能量和环境能量,直接基于频带能量是否高于某个阈值,对左心室辅助装置(left ventricular assist device, LVAD)内部是否发生血栓进行预测。Sadhukhan 等^[25]用 ECG 傅里叶变换之后相位四分点反映形态学特征,使用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)和逻辑回归(lo-

gistic regression, LR)对心肌梗死进行鉴别诊断。

经过傅里叶变换得到的是 ECG 信号在整个时域上的频谱,不能看出频率在局部时域上的特性,要想知道某一点频率,需要利用原始信号的所有点的值来求出。这是傅里叶变换的一个局限性所在。但随着对 ECG 信号频域分析的深入,更多基于傅里叶变换的改进方法层出不穷。Nalwaya 等^[26]在傅里叶-贝塞尔域中提出了基于熵的新型特征,达到了傅里叶域的两倍频率分辨率。使用傅里叶-贝塞尔级数展开(Fourier-Bessel series, FBSE),对人类情绪实现自动检测。Krupa 等^[27]对从孕妇获得的腹部信号经过预处理,并使用分数傅里叶变换和最大似然估计抑制母体心电图,把估计的母体信号从腹部心电图中移除。残余物使用小波分解进行处理,以获得干净的胎儿心电图并计算胎心率。

傅里叶变换的更多拓展,如短时傅里叶变换^[28]、分级数傅里叶变换^[29]、自适应傅里叶分解^[30]和快速傅里叶变换^[31]等新兴算法也越来越多地用于基于 ECG 信号的胎儿心电图分离、R 峰自动检测、异常心跳分类和生理信号去噪中。分析非平稳信号效率不高,因为它们无法表示频率随时间的变化。

频谱分析是使用统计和傅里叶变换方法详细检查频域中包含的信息^[32]。谱估计方法可以分为经典(非参数)方法和非经典(参数)方法。非参数方法先从时间序列估计自相关,然后将 FT 应用于自相关序列的功率谱估计^[33]。Welch 法经常用来估计时间序列的功率谱。参数方法将信号看作是白噪声的滤波器的输出,根据所使用的滤波器的类型,可以估计出相应的系数^[34]。但由于 ECG 信号是真实的、非平稳的和随时间变化的,因此频谱分析无法表示频率随时间的变化^[35],对瞬时信息分析存在失真。而目前频谱分析较为常见的一个应用就是检测某个频带的能量是否高于某个阈值,人们通过研究找出不同频带对应的生理学意义或者是机器所属的工作特性(如工频干扰),实现对信号的预处理、重要信息的提取等操作。

基于 ECG 信号的时频定位特性分类技术

心电信号时间序列属于非平稳时间序列^[36],其中包括很多瞬态信息,单一的时域分析和频域分析不能够全面地反应 ECG 信号的特性。时域和频域分析只是从两个不同的角度看待问题,而忽略了彼此角度上的信息,难以取得全面的分析。傅里叶变换无法同时描述和定位信号在时间和频率上的突变部分,虽然短时傅里叶变换实现了时频同时分析^[37],但是该分析受窗口函数的影响,没有从根本上突破傅里叶分析的桎梏^[38]。小波分析解决了这个问题,能够发现信号局部微小的变化。小波分析通常分为连续小波变换(con-

tinuous wavelet transform, CWT) 和离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 两种类型。通过小波变换, 信号可以得到逼近系数和细节系数。通过对逼近系数的再分解, 我们能实现信号的“降解”, 即提取出了不同时间点不同频段的信息^[39]。

Alharbey 等^[40]采用连续小波变换结合标准差和香农熵 (shannon entropy), 对心电图进行心律失常检测。使用小波包变换 (wavelet packet transform, WPT) 进行比较, 所有组合都给出了准确的结果。Suhail 等^[41]采用离散小波变换建立心脏病自动检测框架, 使用 UCI 和 Physio 网络数据存储库实施训练和测试, 准确率达到 90.67%, 证明心电图分类在识别心脏疾病方面的准确性远远高于其他方法。Sabherwal 等^[42]提出一种基于连续小波变换的高效算法, 准确检测了心肌缺血期间的 T 波变化, 对因心肌缺血导致的心脏骤停进行了早期预测。Thirrunavukkarasu 等^[43]对每一次心跳都进行了香农熵莫雷小波变换 (shannon entropy morlet wavelet transform, SEMWT), 结合经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 和模糊权重甲虫群优化 (fuzzy weight beetle swarm optimization, FWBSO) 对信号进行去噪, 利用 Kullback-Leibler 发散核主成分分析, 对心律失常心跳实现了自动分类。Kumar 等^[44]提出基于稳态小波变换 (Stationary wavelet transform) 的去噪技术, 对 ECG 信号进行滤波处理, 由信噪比、均方根差和均方根误差衡量去噪效果, 保留的心电信号分量比其他去噪算法更多。

针对经典小波分析对原数据长度有要求, 且对开始点敏感的性质, 人们开发出很多改进的版本, 例如极大重叠离散小波变换 (maximal overlap discrete wavelet transform, MODWT)^[45], 该法对数据的长度没有要求, 且对于开始时间点的变化不敏感。该法的缺点就是信息会冗余, 因为降解的每一层小波系数都与原信号拥有相等的长度。

使用小波分析进行信号的处理和特征提取, 主要体现在对小波变换后的小波系数的处理上。对于小波系数的处理有各种方法, 如计算方差和相关系数, 或者使用熵等非线性特征来进行刻画。将某几层的小波系数视为平稳的时间序列, 使用自回归模型进行拟合, 将模型的系数作为反映 ECG 信号结构的特征。或是直接考察小波分析的信息, 比如提取小波系数的主成分, 可以认为功能相近、相关性大的小波系数会组成一个主成分。还有研究者同时考虑了时域和频域的特性, 将连续小波变化得到的系数以热力图的形式进行保存, 随后使用二进制的方法对图像进行特征的挖掘。总而言之, 小波系数特征的提取方式并不局限于单种, 各有特色。

需要注意的是, 使用小波分析对 ECG 信号进行处理时, 需要考虑选用的小波种类、降解的层数以及信号

的预处理。对于小波种类的选取, 目前较常用的是“dmey”小波^[46], 该小波与 ECG 信号中的 QRS 波形相似, 更利于挖掘内部信息。

基于 ECG 信号的非线性域分类技术

生物节律是自然系统的基本特征, 其中复杂性和多样性是由于内在的非线性, 非线性动力学视角能够将生物节律与功能特征联系起来^[47]。心电信号时间序列本质上是非线性时间序列, 传统的线性及时频分析方法无法完全揭示其非线性性质^[48]。在非线性研究领域, 使用混沌理论处理对各类初始条件敏感的非线性系统的时间演化模式, 观察系统波动的自相似性已成为研究热点^[49]。而心电信号时间序列作为心血管动力学研究的主要内容之一, 有许多基于心电信号时间序列的非线性方法评估心血管动力学的研究。

在非线性域, 许多基于混沌、分形和复杂度的非线性方法已被用于评估心电信号时间序列。详细描述的方法, 包括庞加莱图、递归图分析、分形维数、相关维数、去趋势波动分析、赫斯特指数、李雅普诺夫指数、熵和符号动力学等, 都被试验用来评估心电信号时间序列^[50]。

Deng 等^[51]使用非线性动力学特征和不同的分类模型以可量化的方式展示了心肌梗死 ECG 的异常, 将 ECG 表示为三维矢量心动图和基础心脏动力学。以熵的可变性度量、复杂性度量和混沌度量三种非线性动力学度量反映了更深层次的心脏动力学特征, 在 PTB 数据库上验证了该方法的有效性。Liou 等^[52]在心电信号时间序列记录分析中使用近似熵作为心率变异性 (heart rate variability, HRV) 的非线性度量, 记录了 38 名老年人在不同循环阶段的心电图和脑电图, 研究结果显示: 静息心电图的近似熵指数对筛选心力衰竭高风险人群具有高度敏感性。Cesare 等^[53]基于庞加莱图解构心电信号时间序列, 对 25 名年轻人进行莫扎特音乐干预, 对庞加莱图的 SD1 和 SD2 进行分析。以在音乐干预期的较低非线性特征佐证了“莫扎特音乐可以使人在放松状态下保持清醒”的观点。Gu 等^[54]提出有效符号相位多元部分补偿转移熵算法, 它基于通过顺序非均匀过程嵌入时间序列, 通过补偿条件熵校正瞬态效应的偏差, 消除多变量系统中的影响因素, 并估计从源变量到目标变量的信息流。用该方法在睡眠心脏健康数据集上进行了评估, 结果表明心绞痛等高患病率的疾病可能与肌电图与心电图之间的密切信息传递有关。

在现代工程中, 线性是相对的, 而非线性和非平稳是绝对的。非线性信号处理中有许多方法。如何快速为非线性信号选择最合适的分析方法尤为重要, 这可以提高信号处理效率。近年来, 越来越多研究推翻了确定性混沌不能解释节拍间隔时间的短时间变异性的

观点,而是表明 ECG 信号具有非线性特质。但对 ECG 信号进行分析,提取的非线性特征,往往具有维度高、可视化性差、很难对病理生理意义进行解释的问题。这常常需要配合主成分分析等降维算法一起使用,根据不同的研究方向选择出不同的特征组合纳入分类、预测模型。

总 结

当前研究的方向主要集中在特征提取、分类方法的选择。特征提取又叫做特征工程,是机器学习算法中最为重要的部分之一。特征提取意味着要最大化原始信号中重要信息。至于提取哪些特征和选择什么分类方法没有一个统一的标准。

分类方法多根据数据特征的类型以及目的来选择。如当需要易于解释的简单模型时,可以选择判别分析,而支持向量机适用于高维、非线性可分离的数据等。如何正确选择合适的分类器进行机器学习,对心血管疾病的准确诊断和预测提出了挑战^[9]。随着学科交叉的深入,ECG 对肺病等其他非心血管疾病的诊治也取得了突破,越来越多的疾病结合 ECG 进行诊治是大势所趋^[55]。

另一方面,这些研究仅仅利用了心电信号的信息,而心电信号在临床上对于一些特定的疾病来说只作为辅助诊断手段,患者的生理信息比如血糖、血压、血氧饱和度等都没有得到利用。在临床上如何将生理指标和心电信号结合起来实现疾病的自动诊断,也是一个值得解决的问题。

随着低成本的可穿戴设备的普及,远程心电信号监测方法以连续监测、非侵入式、无袖带等优点迅速普及,设计者期望以此准确地检测心血管疾病^[56]。新型 ECG 测量设备的出现及其更广泛和更频繁的使用,对 ECG 的处理和分析方法提出了新的挑战。

参 考 文 献

- [1] Merdjanovska E, Rashkovska A. Comprehensive survey of computational ECG analysis: Databases, methods and applications[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 203: 117-206.
- [2] Pahlm O, Uvelius B. The winner takes it all; Willem Einthoven, Thomas Lewis, and the Nobel prize 1924 for the discovery of the electrocardiogram[J]. Journal of Electrocardiology, 2019, 57: 122-127.
- [3] Arora N, Mishra B. Origins of ECG and Evolution of Automated DSP Techniques: A Review[J]. IEEE Access, 2021, 9: 140853-140880.
- [4] Anonymous. RECOMMENDATIONS for standardization of electrocardiographic and vectorcardiographic leads[J]. Circulation, 1954, 10(4): 564-573.
- [5] Breen CJ, Kelly GP, Kernohan WG. ECG interpretation skill acquisition: A review of learning, teaching and assessment[J]. Journal of Electrocardiology, 2022, 73: 125-128.
- [6] Ajmal M, Marcus F. Standardization in Performing and Interpreting Electrocardiograms[J]. American Journal of Medicine, 2021, 134(4): 430-434.
- [7] Cook DA, Oh SY, Pusic MV. Assessments of Physicians' Electrocardiogram Interpretation Skill; A Systematic Review[J]. Academic Medicine, 2022, 97(4): 603-615.
- [8] Ronzio L, Campagner A, Cabitza F, et al. Unity Is Intelligence; A Collective Intelligence Experiment on ECG Reading to Improve Diagnostic Performance in Cardiology [J]. Journal of Intelligence, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021, 9(2): 17.
- [9] Ahsan MM, Siddique Z. Machine learning-based heart disease diagnosis: A systematic literature review [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2022, 128: 102289.
- [10] Tripathi PM, Kumar A, Komaragiri R, et al. A Review on Computational Methods for Denoising and Detecting ECG Signals to Detect Cardiovascular Diseases [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(3): 1875-1914.
- [11] Ahsan MM, Mahmud MAP, Saha PK, et al. Effect of Data Scaling Methods on Machine Learning Algorithms and Model Performance [J]. Technologies, 2021, 9(3): 52.
- [12] Serhani MA, T El Kassabi H, Ismail H, et al. ECG Monitoring Systems: Review, Architecture, Processes, and Key Challenges [J]. Sensors, 2020, 20(6): 1796.
- [13] Kim KH, Kwon JM, Pereira T, et al. Artificial Intelligence Applied to Cardiomyopathies: Is It Time for Clinical Application [J]. Current Cardiology Reports, 2022, 24(11): 1547-1555.
- [14] Kaplan Berkaya S, Uysal AK, Sora Gunal E, et al. A survey on ECG analysis [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 43: 216-235.
- [15] Meyers HP, Bracey A, Lee D, et al. Comparison of the ST-Elevation Myocardial Infarction (STEMI) vs. NSTEMI and Occlusion MI (OMI) vs. NOMI Paradigms of Acute MI [J]. The Journal of Emergency Medicine, 2021, 60(3): 273-284.
- [16] Solorzano CS, Violani C, Grano C. Pre-partum HRV as a predictor of postpartum depression; The potential use of a smartphone application for physiological recordings [J]. Journal of Affective Disorders, 2022, 319: 172-180.
- [17] Duncker D, Pfeffer TJ, Bauersachs J, et al. ECG and arrhythmias in peripartum cardiomyopathy [J]. Herzschrittmachertherapie Elektro-physiologie, 2021, 32(2): 207-213.
- [18] Beck S, Martinez Pereyra V, Seitz A, et al. Detection of ECG alterations typical for myocardial ischemia New methods 2021 [J]. Internist, 2021, 62(6): 665-671.
- [19] Rezaei MJ, Woodward JR, Ramirez J, et al. A Novel Two-Stage Heart Arrhythmia Ensemble Classifier [J]. Computers, Basel, 2021, 10(5): 60.
- [20] Turner T, Hintermueller C, Blessberger H, et al. Complex-Pan-Tompkins-Wavelets: Cross-channel ECG beat detection and delineation [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 66: 102450.
- [21] Bratinscak A, Kimata C, Limm-Chan B N, et al. Electrocardiogram Standards for Children and Young Adults Using Z-Scores [J]. Circulation-Arrhythmia and Electrophysiology, 2020, 13(8): e008253.
- [22] 赵志, 周倩, 张晋昕. 时间序列分析方法及其进展 [J]. 中国卫生统计, 2015, 32(6): 1087-1090.
- [23] Murthy VK, Grove TM, Harvey GA, et al. Clinical Usefulness of ECG Frequency Spectrum Analysis [J]. Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care, 1978: 610-661.
- [24] Reiss N, Schmidt T, Boeckelmann M, et al. Telemonitoring of left-ventricular assist device patients-current status and future challenges [J]. Journal of Thoracic Disease, 2018, 10 (Suppl 15): S1794-

- S1801.
- [25] Sadhukhan D, Pal S, Mitra M. Automated Identification of Myocardial Infarction Using Harmonic Phase Distribution Pattern of ECG Data[J]. *Ieee Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(10): 2303-2313.
- [26] Nalwaya A, Das K, Pachori RB. Automated Emotion Identification Using Fourier-Bessel Domain-Based Entropies[J]. *Entropy*, 2022, 24(10): 1322.
- [27] Krupa AJD, Dhanalakshmi S, Sanjana NL, et al. Fetal heart rate estimation using fractional Fourier transform and wavelet analysis[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2021, 41(4): 1533-1547.
- [28] Zhong W, Zhao W. Fetal ECG extraction using short time Fourier transform and generative adversarial networks [J]. *Physiological Measurement*, 2021, 42(10): 105011.
- [29] Gupta V, Mittal M, Mittal V, et al. Detection of R-peaks using fractional Fourier transform and principal component analysis[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022, 13(2): 961-972.
- [30] Tan C, Zhang L, Wu HT, et al. A novel feature representation approach for single-lead heartbeat classification based on adaptive Fourier decomposition[J]. *International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing*, 2021, 19(5): 2150010.
- [31] Ben Slimane A, Zaid AO. Real-Time Fast Fourier Transform-Based Notch Filter for Single-Frequency Noise Cancellation; Application to Electrocardiogram Signal Denoising[J]. *Journal of Medical Signals & Sensors*, 2021, 11(1): 52-61.
- [32] Guo W, Piao S, Yang TC, et al. High-Resolution Power Spectral Estimation Method Using Deconvolution[J]. *Ieee Journal of Oceanic Engineering*, 2020, 45(2): 489-499.
- [33] Zhao H, Gui L. Nonparametric and parametric methods of spectral analysis[J]. *MATEC Web of Conferences*, 2019, 283(1): 07002.
- [34] Jwo DJ, Chang WY, Wu IH. Windowing Techniques, the Welch Method for Improvement of Power Spectrum Estimation [J]. *Cmc-Computers Materials & Continua*, 2021, 67(3): 3983-4003.
- [35] Daneshvar M, Salehi P. Optimization of multicomponent signals entered to the system using estimation of instantaneous frequency[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2022, 28(7-8): 964-981.
- [36] He H, Cheng S, Zhang X. Signal Nonstationary Degree Evaluation Method Based on Moving Statistics Theory[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021: 5562110.
- [37] Poria A. Uncertainty principles for the Fourier and the short-time Fourier transforms [J]. *Journal of Mathematical Physics*, 2021, 62(11): 113501.
- [38] Shi J, Zheng J, Liu X, et al. Novel Short-Time Fractional Fourier Transform; Theory, Implementation, and Applications [J]. *Ieee Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 3280-3295.
- [39] Guo T, Zhang T, Lim E, et al. A Review of Wavelet Analysis and Its Applications; Challenges and Opportunities [J]. *Ieee Access*, 2022, 10: 58869-58903.
- [40] Alharbey RA, Alsubhi S, Daqrouq K, et al. The continuous wavelet transform using for natural ECG signal arrhythmias detection by statistical parameters [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2022, 61(12): 9243-9248.
- [41] Suhail MM, Razak TA. Cardiac disease detection from ECG signal using discrete wavelet transform with machine learning method[J]. *Diabetes Research and Clinical Practice*, 2022, 187: 109852.
- [42] Sabherwal P, Agrawal M, Singh L. Independent Detection of T-Waves in Single Lead ECG Signal Using Continuous Wavelet Transform [J]. *Cardiovascular Engineering and Technology*, 2022, 14(2): 167-181.
- [43] Thirrunavukkarasu RR, Devi TM. Shannon entropy Morlet wavelet Transform (SEMWT) and Kernel Weight Convolutional Neural Network (KWCNN) classifier for arrhythmia in electrocardiogram recordings [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 78: 103992.
- [44] Kumar A, Tomar H, Mehla VK, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method [J]. *Isa Transactions*, 2021, 114: 251-262.
- [45] Xiao F, Lu T, Wu M, et al. Maximal overlap discrete wavelet transform and deep learning for robust denoising and detection of power quality disturbance [J]. *Iet Generation Transmission & Distribution*, 2020, 14(1): 140-147.
- [46] Martis RJ, Acharya UR, Min LC. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and Discrete Wavelet Transform [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(5): 437-448.
- [47] Cheffer A, Savi MA. Biochaos in cardiac rhythms [J]. *The European Physical Journal Special Topics*, 2022, 231(5): 833-845.
- [48] Yang X, Wang Z, He A, et al. Identification of healthy and pathological heartbeat dynamics based on ECG-waveform using multifractal spectrum [J]. *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications*, 2020, 559: 125021.
- [49] Gupta V, Mittal M, Mittal V. Chaos Theory and ARTFA; Emerging Tools for Interpreting ECG Signals to Diagnose Cardiac Arrhythmias [J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 118(4): 3615-3646.
- [50] Henriques T, Ribeiro M, Teixeira A, et al. Nonlinear Methods Most Applied to Heart-Rate Time Series; A Review [J]. *Entropy*, 2020, 22(3): 309.
- [51] Deng M, Huang X, Liang Z, et al. Classification of cardiac electrical signals between patients with myocardial infarction and normal subjects by using nonlinear dynamics features and different classification models [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 79: 104105.
- [52] Liou JW, Wang PS, Wu YT, et al. ECG Approximate Entropy in the Elderly during Cycling Exercise [J]. *Sensors*, 2022, 22(14): 5255.
- [53] Cesare MD, Tonacci A, Bondi D, et al. Neurovegetative and Emotional Modulation Induced by Mozart's Music [J]. *Neuropsychobiology*, 2022, 81(4): 322-332.
- [54] Gu D, Lin A, Lin G. Sleep and cardiac signal processing using improved multivariate partial compensated transfer entropy based on non-uniform embedding [J]. *Chaos Solitons & Fractals*, 2022, 159: 112061.
- [55] 宋薇, 张强, 娜合木古丽阿依达尔汗, 等. 慢性阻塞性肺疾病急性加重患者的 QTc 延长与住院风险的相关分析 [J]. *中国卫生统计*, 2021, 38(4): 585-588.
- [56] Sharma M, Rajput JS, Tan RS, et al. Automated Detection of Hypertension Using Physiological Signals; A Review [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 18(11): 5838.

(责任编辑:张悦)