

QRS复合波检测技术综述

胡丹琴, 蔡文杰

上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海 200093

【摘要】心电图是诊断各种心脏疾病的一个重要手段,而准确识别QRS复合波也是多种自动化心电图分析方法的一个前提。检测QRS复合波的传统方法主要有差分阈值算法、双阈值检测算法、经验模态分解法、小波变换算法等,这些算法的主要步骤包括对心电信号进行预处理、特征提取和检测等,对心电信号质量要求比较高,且通用性不是很强。相对于传统方法检测QRS复合波,人工智能的发展特别是深度学习的出现为QRS复合波检测提供一种新的方法,利用深度学习可自主提取QRS复合波特征信息,从而进行精准定位,相比传统方法,鲁棒性更好,对信号质量不佳的数据检测效果更好。本研究主要对用于QRS复合波预处理以及检测的技术进行综述,并对检测技术的发展进行展望。

【关键词】心电图;QRS复合波;深度神经网络;综述

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)09-1208-05

Review on technologies for QRS complex detection

HU Danqin, CAI Wenjie

School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Electrocardiogram (ECG) is an important way to diagnose various heart diseases, and the accurate identification of QRS complex is required for automatic electrocardiogram analysis. The traditional methods for detecting QRS complex mainly include differential threshold method, detection algorithm based on double-threshold, empirical mode decomposition method, wavelet transform algorithm, etc. The main steps of these algorithms contain preprocessing, feature extraction and detection. The traditional methods have a poor generality and a high requirement of ECG signal quality. Compared with traditional methods for detecting QRS complex, the development of artificial intelligence, especially the emergence of deep learning, provides a new method for QRS complex detection. Deep learning can be used to independently extract QRS complex feature information, thereby realizing precise positioning. Compared with traditional methods, deep learning has a better robustness and a better detection effect for the data with poor signal quality. Herein the technologies used in the preprocessing and detection of QRS complex detection are reviewed, and the future developments are discussed.

Keywords: electrocardiogram; QRS complex; deep neural network; review

前言

心脏疾病是全世界的主要死亡原因之一^[1]。心电信号是心脏兴奋过程中产生的有规律的电位变化,通过引导电极置于体表可记录相应的图形即心电图,心电信号是心脏活动的体现,在临床上被广泛应用于各种心脏疾病的诊断。基本的心电信号波形

包括P波、QRS复合波、T波,有时还能检测到小的U波。综合考虑振幅和振荡周期,心电信号中的QRS复合波是心电信号中最具表现力的波形。一般来说,R波的高幅值或使得QRS复合波的自动检测相比其他特征波的检测更容易。然而,某些心脏疾病发生以及检测中出现的噪声使得准确地自动检测QRS复合波具有挑战性。QRS复合波检测算法必须能够检测临床上出现的各种可能的QRS复合波形态并分析出其心率节奏,这也是自动识别心律失常模式算法的基础。同时,QRS复合波的准确检测是分析其他波(T波和P波)的基本条件。从心电图记录中逐个识别出的QRS复合波可用于心率变异分析,提供健康和疾病状态下心脏自主功能的定量评估^[2]。QRS复合波的自动检测主要包括预处理和决策阶段

【收稿日期】2020-03-20

【基金项目】国家自然科学基金(31830042)

【作者简介】胡丹琴,硕士研究生,研究方向:医学人工智能, E-mail: 1132575699@qq.com

【通信作者】蔡文杰,博士,副教授,研究方向:医学人工智能, E-mail: wenjiecai@aliyun.com

两个步骤。预处理包括线性滤波和非线性滤波,决策阶段包括QRS复合波的检测或描绘方法。

1 心电信号预处理

心电信号采集过程中伴随有噪声和干扰,需要对采集信号进行预处理,尽量降低这些噪声和干扰,P波和T波虽然是正常心电信号成分,但在检测QRS复合波时也可作为噪声处理。Sörnmo等^[3]列举了两类信号和噪声问题:(1)生理性的QRS复合波形态变化或人为因素影响引起的变化;(2)噪声的发生,如大的P波、T波以及肌肉活动或者瞬态伪影等。预处理过程主要采用线性或非线性滤波方法去除信号中的噪声,保留并加强QRS复合波形,从而简化后期的分析。

在线性变换方面,检测器首先利用带通滤波器对心电信号进行滤波,抑制P波、T波和噪声,波形失真不是一个关键限制,重点是提高信噪比,以达到满意的探测器性能。对于常用带通滤波,滤波器的中心频率为10~25Hz,带宽为5~10Hz^[3]。然后通过一个非线性变换,将每个QRS复合波转化为单个正峰,从而更有利于决策阶段的峰值检测。最后利用决策规则确定信号中是否存在QRS复合波。决策规则包括自适应阈值技术和旨在防止噪声影响的附加测试,如对类似QRS复合波的瞬态伪迹、高T波和振幅变化进行测试。

不同受试者的QRS复合波信号的频带是不同的,甚至同一受试者的不同节拍也是不同的,并存在噪声和QRS复合波频带的重叠。目前可变滤波参数已应用于预处理技术,可通过获得原始信号的几个滤波版本或自适应算法为给定的QRS复合波形选择合适的参数^[4-5]。

Madeiro等^[5]对10s心电信号采用连续小波变换、希尔伯特变换和一阶导数组成的滤波器进行级联滤波,以墨西哥小帽为原型,利用高斯函数的二阶导数小波进行处理,并测试了4种不同的尺度因子。结果表明,随着尺度因子的增大,带通在中心频率较低时更具选择性。根据不同的采样频率,适当调整尺度因子能使高频噪声和低频噪声有效衰减。希尔伯特变换的全通特性可防止不必要的信号失真。Madeiro等^[5]采用一阶导数滤波器强调带通滤波信号的快速瞬态段,即QRS复合波;应用一阶导数函数后,利用希尔伯特变换做非线性变换,得到相关解析信号及其幅值的平方,其中,平方函数使得QRS复合波成为信号中显著的正峰。

关于预处理阶段,Ghaffari等^[6]和Martinez等^[4]

基于多孔算法,提出通过滤波器组应用离散小波变换的方法,并将其作为一种线性带通滤波。马拉特算法与多孔算法不同之处在于马拉特算法在每次滤波后都提供下采样,以消除信号表示的冗长;而为了在不同尺度下保持时间不变性和时间分辨率,多孔算法删除了抽取阶段,并插入了前一个尺度滤波脉冲响应。Ghaffari等^[6]和Martinez等^[4]都使用了一个二次样条作为原型小波,原型小波被定义为一个低通函数的导数,因此,滤波后的信号版本的过零点对应于不同尺度下平滑信号的局部极大值或极小值,小波变换的最大绝对值与原始信号和平滑信号的最大斜率相关。

需要通过多孔算法、高通滤波器和低通滤波器来实现离散小波变换,于是Arzeno等^[2]分析了传统的基于一阶导数的平方函数和基于希尔伯特变换的QRS复合波检测算法,并改进了检测阈值,只考虑单导联心电图记录。基于差分心电图的算法对大数据集的实时分析具有较高的计算效率;基于希尔伯特变换算法和改进版的哈密顿-汤普金斯算法避免了人为干预阈值的确定,为实时应用QRS复合波检测提供了优势^[7]。基于希尔伯特变换的QRS复合波检测方法具有较高精度,归因于其固有的均匀幅度谱。在这几种测试方法中,检测误差主要发生在信号斜率下降的节拍中,如心律不齐的节拍或衰减的节拍,这样在检测上的差异将指出信号中的异常。在得到QRS复合波一阶导数之前,用Kaiser窗滤波器对心电信号进行带通滤波,通带为8~20Hz,以去除基线漂移和低频噪声。

2 QRS复合波检测算法

2.1 传统算法

QRS复合波的检测算法主要包括差分阈值算法^[8-9]、双阈值检测算法、经验模态分解法^[10]、小波变换类算法^[11]和人工神经网络类算法等。传统意义上的差分阈值算法比较简单,识别率较高,但是在较高噪声干扰下检测率较低,没有很好抗干扰能力,通过改进差分阈值算法能够很好地改善这个问题^[12]。

改进的差分阈值算法并不是直接使用导数来进行分析,而是改用一阶差分和二阶差分相结合来实现对数据的第一次R波突出,并且对特征突出的函数进行优化处理;然后为了防止漏检R波,需对数据取绝对值后再进行比较,并通过实验确定改进的防漏检方法,通过比较确定R峰所在的位置;最后所有波形的起点、终点均需要取绝对值之后再确定,而不是传统方式中比较大小,从而减少了对负数的运算,提

高算法的效率^[13-15]。

双阈值检测算法计算量少、准确率高、抗干扰性强,但对波形失真较严重的心电数据的检测和诊断效果欠佳。陈耿铎等^[16]在检测R波时,融合差分阈值算法和双阈值检测算法的优点,使用双阈值检测算法确定初始阈值后加入阈值自适应修正,从而得到R波初始位置,再对R波进行精确定位,最后在R波前后40点的小区间内寻找Q波和S波,进行QRS复合波群标记。利用美国麻省理工学院的MIT-BIH心电数据库^[17]和临床实测数据进行检测发现基于自适应差分阈值算法和双阈值检测算法提出的改进算法计算量小,QRS复合波检出率可达99.5%,准确率高,可满足在移动心电监护系统上实现自诊断的需求。

Xing等^[18]提出一种基于经验模态分解的QRS复合波检测算法。首先利用经验模态分解将心电信号分解为一系列固有模函数的振荡分量;然后利用软阈值去噪方法对前3个固有模函数进行去噪,构造出适合QRS复合波检测的检测层;最后采用QRS复合波的复数特征点与检测层模极大值之间的对应关系实现QRS复合波的复数检测。在MIT-BIH心律失常数据库上的实验验证了该方法的有效性,QRS复合波检出率达到99.34%。该算法可以避免小波变换中母小波的选择问题。

为了提高QRS复合波检测的性能,Jenkal等^[19]提出一种改进小波变换的QRS复合波检测算法。该算法基于3个层次,即可疑QRS区域的检测、伪检测区域的丢弃和真QRS区域峰值的提取。在检测QRS复合波时,提出阈值化两个步骤。对于第一步,阈值小于正常值时,即在低振幅下也允许QRS复合波检测^[20];第二步的目的是通过移动窗口在上一步的结果中删除错误的QRS复合波定位。窗口大小的选择基于两个参数,即最大QRS复合波持续时间和最大节拍率。在阈值级别之后,使用160 ms的窗口可在可疑的QRS复合波定位周围找到最大跳动,从而确保QRS复合波定位。该方法已在MIT-BIH心律不齐数据库的部分信号上进行了测试,结果发现与近年来发表的其它方法相比,该方法具有较好的应用前景。

用于QRS复合波检测的大多数现有算法是基于规则的方法或经典机器学习创建的,这些方法都是采用基于经验的且固定的参数,进而提取出特定特征用于QRS复合波检测^[21-22]。在这种情况下,特征提取过程非常复杂和主观。另外,各个心电信号的形式和参数是可变的,是由人体组织的个体特征和心电信号记录的条件引起的,给手动提取特征带来困难。

2.2 深度神经网络算法

最近几年,应用深度学习检测QRS复合波逐渐兴起。Mitrokhin等^[23]提出在心电监护中进行QRS复合波检测的深度学习方法。实验测试了两种不同类型的神经网络,第一个结构神经网络有4个隐藏层,而第二个结构有3个隐藏层。训练集和测试集取自公开的心电数据库PhysioNet.org。该实验结果表明,隐层神经元数目越少的网络泛化能力越强。

Abrishami等^[24]提出利用深度神经网络预测心电图上心脏复合体中关键波位置的研究,关键波包括P波、QRS复合波和T波。Abrishami等^[24]研究了深度神经网络的多种结构和学习速度,采用四步法寻找最适合预测波位置的结构,并最终实现了3种不同的深度神经网络架构,其中,一种是两层全连接神经网络,另外两种都是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)。基于QT数据库的验证发现该方法实现了96.2%的定位准确率。

Lee等^[25]提出一种无创检测胎儿心电图(NI-FECG)中胎儿QRS复合波的算法。算法基于CNN并且可以可靠地检测出胎儿QRS复合波而不分离母体心电信号。为了提高胎儿QRS复合波在NI-FECG信号中的检测准确性, Lee等^[25]在CNN模型^[26]和后处理的基础上,提出一种改进的CNN模型,该CNN模型采用多通道NI-FECG信号作为输入并且相比之前的CNN模型^[26]具有更深的结构,能够充分提取NI-FECG信号中胎儿QRS复合波的特征。Lee等^[25]提出的CNN模型由7个卷积层、两个完全连接层和一个softmax层组成,算法的平均灵敏度为89.06%,阳性预测值为92.77%。该模型可以在不分离母体心电信号的情况下可靠地检测NI-FECG信号中的胎儿QRS复合波,有助于胎儿状况的检查,预防出生缺陷。

Lee等^[27]提出基于全卷积网络电容性心电图(Capacitive Electrocardiogram, cECG)QRS波检测方法。该方法分为两个步骤:(1)对于FCN模型的监督学习,需要一个标记过程;(2)后处理。Lee等^[27]提出的FCN模型包含12个卷积层,且感受野足够大,可以容纳邻近的QRS复合体。在对QRS复合波系进行分类时,所提出的FCN模型参考了相邻QRS复合波系的信息,如QRS复合波系之间的时间间隔及其变异性以及QRS复合波系的形态特征。因此,即使cECG信号受到运动噪声的影响,所提出的FCN模型仍能准确地对cECG信号中的QRS复合波群进行分类。实验数据采用地面真值数据的生成,得到F1评分为98.02%,表明该方法克服了cECG信号的局限性。

Sarlija等^[28]提出一种基于CNN的QRS复合波检测方法。首先使用基线漂移、信号归一化等方法对心电信号进行预处理,提取心电图形态,以尽可能损失少的信息;然后把心电信号输入一维CNN,该CNN架构为1-D输入层,还包括两个卷积层(C1-C2),它们之间由一个最大池化层(P1)、两个完全连接层(F1-F2)和一个softmax分类层组成。该方法在避免手工特征和决策规则的同时,具有良好的检测效果。在MIT-BIH心律失常数据库上对检测性能进行了评估,结果发现该算法具有较好的性能,灵敏度达99.81%,正预测值为99.93%。

Yu等^[29]提出一种基于CNN的心电图QRS复合波的检测与测量方法。首先对原始心电信号进行预处理,然后将原始心电信号转换为训练后的心电图像,用于输入QRS-DMM。QRS-DMM是此系统的核心,由基于Faster-RCNN(EDM-RCNN)的心电检测模型和基于CNN(EMM-CNN)的心电测量模型组成。与传统的将图像转换为数字数据的检测方法不同,Yu等^[29]提出的方法可以使用Faster-RCNN直接检测图像中的QRS复合波,然后通过CNN定位和测量R峰。圣彼得堡心脏病研究采用北京大学人民医院12导联心律失常数据库和真实心电图进行验证,发现该方法的召回率为98.32%,检测精度为99.01%,优于常规方法,为利用CNN检测和测量心电图奠定了基础。

Xiang等^[30]提出一种基于两级CNN自动检测QRS波的方法。该方法由信号预处理、特征提取和QRS复杂定位决策这3个步骤组成。首先采用差分运算和平均运算对原始心电信号进行处理。然后将这一步的输出发送到二级一维CNN进行特征提取,并将两层CNN应用于心电信号的不同部分,以提取不同的纹理形态特征。CNN采用分层结构,每一层由一维卷积和一维次采样组成。粗粒度特征由对象级CNN提取,细粒度特征由部分级CNN提取。最后将所有提取的特征输入到多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP)中进行QRS复合波定位决策。基于MITI-BIH心律失常数据库对该方法进行验证发现该方法的准确率为99.68%。与现有的QRS复合波检测方法相比,Xiang等^[30]提出的基于二级一维CNN和简单信号预处理技术的QRS复合波自动检测方法具有较高的精度。

Chandra等^[31]提出一种基于CNN的通用信息融合多模态数据的鲁棒心跳检测。对心电信号进行预处理后输入CNN,然后经过后处理来确定心跳位置。使用卷积的心跳检测器从多种生理信号中学习融合

特征的神经网络(CNN)。这种方法消除了手动选择特定信号特征和特定融合方案的需要。此外,由于是数据驱动的,该算法可以从任意一组信号中学习合适的特征。使用PhysioNet 2014 Challenge数据库中的心电和BP信号进行测试,该模型获得94%的评分;利用MIT-BIH心律失常数据库中的两个心电通道进行测试,该模型得到99.92%的评分。Chandra等^[31]提出的基于CNN的信息融合算法是一种可推广的、鲁棒的、高效的多信号心跳定位算法。在医疗信号监测系统中,此技术可以准确地估计心跳位置,即使只有一小部分通道是可靠的。

Habib等^[32]分析了心电数据集多样性对CNN模型检测QRS复合波复杂度泛化的影响。提出基于注意力的两级CNN的新模型架构,其中,第一级CNN由两组交替的卷积和平均池化层组成;第二级CNN由两个连续的卷积层组成,没有池化层,把两个层次的扁平化特征置于完全连接层,输出层由两个神经元组成。Habib等^[32]提出了一种新的CNN架构用于QRS波检测,在3个公开的心电数据库(即MIT-BIH心律失常数据库、INCART和QTDB)上测试了基于数据库内部和数据库间的泛化能力,以探索其对数据集特征的依赖性。对于这些数据库,测试准确性分别为99.22%、97.13%和96.25%,而数据库间测试报告的准确性均超过90%(INCART除外)。CNN模型的泛化能力并不能简单地通过添加更多训练样本来增加,相反,要想获得合理的QRS复合波检测准确度,就必须包括来自不同数据库的样本。

如今,深度神经网络方法检测QRS复合波的准确率较高,与传统方法相比,无需手动提取特征,且模型建立更便捷。

3 总结与展望

本研究对QRS复合波检测进行了文献综述,详细介绍了预处理阶段以及几种滤波技术(包括线性变换和非线性变换),重点介绍了QRS复合波的复数滤波以及生理噪声和干扰的衰减滤波,并研究了QRS复合波检测算法的问题,即预处理后如何识别QRS复合波。目前许多新的高性能QRS复合波检测方法(特别是神经网络算法)大多数是使用单个数据库(主要是MIT-BIH数据库)对模型性能进行验证,这可能导致模型缺乏对未知数据库的泛化能力。

利用深度神经网络检测QRS复合波已经能获得一个很高的准确率,相比传统方法,鲁棒性更好,对信号质量不佳的数据检测效果更好。但神经网络高度依赖训练的数据集,数据集的质量和数量会

影响模型的泛化能力,模型建立后应采用多个数据集进行测试。随着人工智能技术的发展,建立高质量的大型QRS复合波数据集,并应用先进的神经网络架构将会进一步提高QRS复合波检测的准确性。

【参考文献】

- [1] World Health Organization. The top 10 causes of death, 2018 [EB/OL]. [2018-11-11] <http://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>.
- [2] ARZENO N M, DENG Z D, POON C S. Analysis of first-derivative based QRS detection algorithms[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2008, 55(2):478-484.
- [3] SÖRNMO L, LAGUNA P. Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications[M]. Singapore: Elsevier Academic Press, 2005.
- [4] MARTINEZ J P, ALMEIDA R, OLMOS S, et al. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2004, 51(4):570-581.
- [5] MADEIRO J P, CORTEZ P C, MARQUES J A, et al. An innovative approach of QRS segmentation based on first-derivative, Hilbert and wavelet transforms[J]. Med Eng Phys, 2012, 34(9): 1236-1246.
- [6] GHAFARI A, HOMAEINEZHAD M, AKRAMINIA M, et al. A robust wavelet based multi-lead electrocardiogram delineation algorithm[J]. Med Eng Phys, 2009, 31(10): 1219 - 1227.
- [7] HAMILTON P S, TOMPKINS W J. Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1986, 33(12):1157-1165.
- [8] HELBING D, FARKAS I, VICSEK T. Simulating dynamical features of escape panic[J]. Nature, 2000, 407(6803): 487-490.
- [9] NAGATANI T. Dynamical transition and scaling in a mean-field model of pedestrian flow at a bottleneck[J]. Physica A, 2001, 300 (3-4):558-566.
- [10] 郭兴明, 汤丽平, 陈丽珊, 等. 经验模式分解在QRS波群和T波检测中的应用[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1):142-146.
GUO X M, TANG L P, CHEN L S, et al. Empirical mode decomposition for QRS complexes and T wave detection [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 142-146.
- [11] 陈佳俊, 安晓宇, 蔡希辉, 等. 基于Agent的人员疏散系统设计与实现[J]. 计算机工程, 2010, 36(14): 264-266.
CHEN J J, AN X Y, CAI X H, et al. Design and implementation of crowd evacuation system based on Agent [J]. Computer Engineering, 2010, 36(14): 264-266.
- [12] 赵羿欧, 刘扬. 一种改进的差分阈值心电图检测算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(S1): 347-348.
ZHAO Y O, LIU Y. Improved differential threshold ECG detection algorithm[J]. Computer Engineering, 2011, 37(S1): 347-348.
- [13] ZENG Z Q, WU Q, WU K S. Simplified support vector machine method for QRS wave detection[C]. IEEE 10th International Conference on Computer-Aided Industrial Design & Conceptual Design. IEEE, 2009.
- [14] ABIBULLAEV B, SEO H D. A new QRS detection method using wavelets and artificial neural networks[J]. J Med Syst, 2011, 35 (4):683-691.
- [15] 魏巍, 刘学伟. 基于独立分量分析的工频干扰消除技术[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(1): 227-229.
WEI W, LIU X W. Power interference removal method based on independent component analysis[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(1): 227-229.
- [16] 陈耿铎, 曾有灵, 李喆. 自适应双阈值心电信号检测算法研究[J]. 暨南大学学报(自然科学与医学版), 2018, 39(3): 262-268.
CHEN G D, ZENG Y L, LI Z. Research of self-adaptive double threshold method for ECG signal detection [J]. Journal of Jinan University (Natural Science & Medicine Edition), 2018, 39(3): 262-268.
- [17] MOODY G B, MARK R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. [J]. IEEE Eng Med Biol Mag, 2002, 20(3):45-50.
- [18] XING H, HUANG M. A new QRS detection algorithm based on empirical mode decomposition [C]. International Conference on Bioinformatics & Biomedical Engineering. IEEE, 2008.
- [19] JENKAL W, LATIF R, TOUMANARI A, et al. Enhanced algorithm for QRS detection using discrete wavelet transform (DWT) [C]. International Conference on Microelectronics. IEEE, 2015.
- [20] ZIDELMAL Z, AMIROU A, ADNANE M, et al. QRS detection based on wavelet coefficients [J]. Comput Meth Prog Biomed, 2012, 107(3): 490-496.
- [21] XIA Y, HAN J, WANG K, et al. Quick detection of QRS complexes and R-waves using a wavelet transform and K-means clustering [J]. Biomed Mater Eng, 2015, 26(s1):S1059-S1065.
- [22] BEN MESSAOUD M. On the algorithm for QRS complexes localisation in electrocardiogram [J]. Int J Comput Sci Netw Security, 2007, 7(5): 28-34.
- [23] MITROKHIN M, KUZMIN A, MITROKHINA N, et al. Deep learning approach for QRS wave detection in ECG monitoring[C]. International Conference on Application of Information and Communication Technologies. IEEE, 2017.
- [24] ABRISHAMI H, CAMPBELL M, HAN C, et al. P-QRS-T localization in ECG using deep learning[C]// 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI). IEEE, 2018.
- [25] LEE J S, SEO M, KIM S W, et al. Fetal QRS detection based on convolutional neural networks in noninvasive fetal electrocardiogram[C]. 2018 4th International Conference on Frontiers of Signal Processing (ICFSP). IEEE, 2018.
- [26] ZHONG W, LIAO L, GUO X, et al. A deep learning approach for fetal QRS complex detection [J]. Physiol Meas, 2018, 39(4): 045004.
- [27] LEE J S, CHOI M H, SEO M S, et al. QRS detection method based on fully convolutional networks for capacitive electrocardiogram [J]. Expert Syst Appl, 2019. DOI: 10. 1016/j. eswa. 2019. 05. 033.
- [28] SARLIJA M, JURISIC F, POPOVIC S. A convolutional neural network based approach to QRS detection[C]. 2017 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). IEEE, 2017.
- [29] YU R Z, GAO Y G, DUAN X H, et al. QRS detection and measurement method of ECG paper based on convolutional neural networks [J] Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2018:4636-4639. DOI: 10. 1109/EMBC. 2018. 8513132.
- [30] XIANG Y, LIN Z, MENG J. Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network [J]. Biomed Eng On-Line, 2018, 17(1):13.
- [31] CHANDRA B S, CHALLA S S, SOUMYA J. Robust heartbeat detection from multimodal data via CNN-based generalizable information fusion[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2018:1.
- [32] HABIB M A, KARMAKAR C D, YEARWOOD J. Impact of ECG dataset diversity on generalization of CNN model for detecting QRS complex[J]. IEEE Access: 1. DOI: 10. 1109/ACCESS. 2019. 2927726.

(编辑:谭斯允)