

一种基于经验小波变换的心电信号室性早搏检测算法

吴义满

江苏医药职业学院医学影像学院, 江苏 盐城 224000

【摘要】针对心电信号中的室性早搏心拍检测问题,使用经验小波变换(EWT)实现心电信号的自适应分解。根据心电信号时频能量变化特征,提出了一种低复杂度的频域累积能量特征计算方法,并分析了室性早搏与正常心电信号的特征差异性。最后利用反向传播神经网络在MIT-BIH心电数据库上进行心拍样本训练与识别测试。结果表明基于EWT的特征提取避免了传统时域特征提取中的QRS波群检测过程,降低了其它干扰因素对诊断结果的影响,具有较高的分类精度与良好的鲁棒性,总体敏感度与总体阳性检测率分别达到96.55%和97.73%。

【关键词】心电信号;神经网络;室性早搏;经验小波变换;特征提取

【中图分类号】R331.38;R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2018)09-1063-06

Detecting premature ventricular contractions in ECG signals with empirical wavelet transform-based algorithm

WU Yiman

School of Medical Imaging, Jangsu Vocational College of Medicine, Yancheng 224000, China

Abstract: In view of the problems in the detection of premature ventricular contractions in electrocardiogram (ECG) signals, empirical wavelet transform is proposed to achieve the adaptive decomposition of ECG signals. According to the time-frequency energy variation characteristics of ECG signals, a low-complexity method is proposed to obtain the characteristics of frequency-domain cumulative energy, and the characteristic differences between premature ventricular contractions and normal ECG signals are analyzed. Finally, back-propagation neural network is used to perform training and detection test on MIT-BIH ECG database. The results show that the characteristic extraction based on empirical wavelet transform avoids the detection process of QRS complexes in the traditional time-domain characteristic extraction and reduces the effects of other interference factors on the diagnosis results, with a high classification accuracy and good robustness. The overall sensitivity and positive detection rate of the proposed method reach 96.55% and 97.73%, respectively.

Keywords: electrocardiogram signal; neural network; premature ventricular contraction; empirical wavelet transform; characteristic extraction

前言

室性早搏是由心室中的异位起搏点过早发出电冲动引起的心律失常现象,是最常见的一种心脏病症,多发于器质性心脏病患者,可导致心绞痛、心衰甚至死亡,危害性较大。因此,及时准确地自动识别室性早搏对于临床治疗具有重要意义。目前室性早搏识别主要是通过心电信号的特征分析,得到特征

向量,然后利用神经网络、支持向量机或聚类方法建立分类器进行识别。例如,Akin等^[1]采用离散小波变换和人工神经网络等方法实现了因室性早搏引起的心律失常及其它异常心电信号的分类检测。Gharieb等^[2]通过连续小波变换提取特征系数并利用模糊C均值聚类实现了室性早搏的高精度检测。王瑞荣等^[3]先提取时域心电QRS波群参数,最后利用极限学习机实现快速检测,具有良好的准确率。但目前的室性早搏信号特征提取大多是在时域进行,提取QRS波宽、波峰间隔、心动周期等诸多参数导致特征集合过于复杂,且仅为室性早搏的信号外部形态特征,尚缺少深入的室性早搏信号的内在特征分析。此外,上述特征提取必须建立在准确的QRS波群检

【收稿日期】2018-06-20

【基金项目】江苏省科技厅自然科学基金项目(BK20151293),该项目为江苏省品牌示范高职院校重点建设项目

【作者简介】吴义满,讲师,硕士研究生,研究方向:生命信号处理,E-mail:wamzqy0661@sina.com

测基础上才能实现检测,而心电信号在采集过程中极易受到肌电、呼吸及工频干扰等污染,从而令QRS波群检测误差增大导致检测失败。

经验小波变换是近几年提出的一种信号自适应分解与时频分析方法,理论基础是自适应模态分解与小波分析理论^[4]。其核心原理是先利用信号的频谱进行自适应划分,以构造得到合适的正交小波滤波器组,借此提取具有支撑傅里叶频谱的调幅调频信号分量。最后对提取出的分量模态信号进行Hilbert变换,得到各分量信号的瞬时频率和瞬时幅值,进而实现时频分析。经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)算法解决了传统模态分解存在的模态混叠问题,信号分解过程更具鲁棒性。刘春等^[5]利用EWT实现了由美国麻省理工学院提供的研究心律失常数据库MIT-BIH中心电信号的干扰去除,算法复杂度较低,适用于心电监测的实时处理。

因此,本文基于EWT理论实现了心电信号的自适应分解,根据心电信号在时频域的能量变化特征,提出了一种复杂度较低的频域累积能量特征计算方法,分析了室性早搏与正常心电信号的特征差异性,最后利用反向传播(Back Propagation, BP)神经网络建立分类器,在MIT-BIH心电数据库上进行样本训练与识别测试。实验结果表明,基于EWT的特征提取避免了QRS波群检测流程,特征参数更具鲁棒性,特征表征更具本质性,可以实现室性早搏信号的高精度检测,具有较高的识别准确率。

1 EWT基本原理

EWT实现信号自适应分解的过程实质是把信号 $f(t)$ 分解成多个本征模态函数 $f_k(t)$ 的组合形式,也即:

$$f(t) = \sum_{k=0}^N f_k(t) \quad (1)$$

其中,固有模态函数 $f_k(t)$ 为调幅调频信号^[6],即为:

$$f_k(t) = F_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (2)$$

其中, $F_k(t) > 0, \phi_k(t) > 0$ 。

EWT算法首先要对信号的傅里叶频谱进行自适应划分,一般将信号频率的频率范围限制在 $[0, \pi]$ 。根据频谱的极大值个数将频谱划分为 N 个部分,也即确定 $N+1$ 个频谱边界线。其中,0与 π 是首条及最后一条边界线。若令 ω_n 作为信号频谱相邻极大值之间的中点频率值,划分后的每段频谱可表示为:

$$\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], n = 1, 2, \dots, N \text{ 且 } \bigcup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi] \quad (3)$$

算法在确定频谱划分区间 Λ_n 后,可根据Meyer

小波的构造方法构造出经验小波带通滤波器。经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 和经验尺度函数 $\hat{\varphi}_n(\omega)$ 分别定义如下:

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, (1+r)\omega_n \leq |\omega| < (1-r)\omega_{n+1} \\ \cos[\frac{\pi}{2}\beta(\frac{1}{2r\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-r)\omega_{n+1}))], \\ (1-r)\omega_{n+1} \leq |\omega| < (1+r)\omega_{n+1} \\ \sin[\frac{\pi}{2}\beta(\frac{1}{2r\omega_n}(|\omega| - (1-r)\omega_n))], \\ (1-r)\omega_n \leq |\omega| < (1+r)\omega_n \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 0, |\omega| < (1-r)\omega_n \\ \cos[\frac{\pi}{2}\beta(\frac{1}{2r\omega_n}(|\omega| - (1-r)\omega_n))], \\ (1-r)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+r)\omega_n \\ 1, \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$, r 为系数且满足如下关系式: $r < \min_n[(\omega_{n+1} - \omega_n)/(\omega_{n+1} + \omega_n)]$ 。若令式 $F[\cdot]$ 与 $F^{-1}[\cdot]$ 分别表示傅里叶变换与傅里叶逆变换,于是EWT的细节系数可由经验小波函数与信号内积生成,即:

$$W_f^e(n, t) \leq f(t), \psi_n(t) \geq F^{-1}[f(\omega)\hat{\psi}_n(\omega)] \quad (6)$$

EWT的近似系数可由尺度函数与信号内积生成^[7],即:

$$W_f^e(0, t) \leq f(t), \varphi_1(t) \geq F^{-1}[f(\omega)\hat{\varphi}_1(\omega)] \quad (7)$$

其中, $\psi_n(t)$ 和 $\varphi_1(t)$ 即为经验小波函数及尺度函数,对应地, $\hat{\psi}_n(\omega)$ 与 $\hat{\varphi}_1(\omega)$ 分别为其对应的傅里叶变换。

至此,EWT的本征模态函数 $f_k(t)$ 可计算如下,也即自适应分解后的各子分量信号为:

$$\begin{cases} f_0(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) \\ \dots \\ f_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_k(t), k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

2 心电信号分解与特征提取

将MIT-BIH心电数据库中的室性早搏心拍数据去除基线飘移,并使用低通滤波去除高频噪声预处理得到如图1所示室性早搏心拍时域波形。心动周期中的波形状态和间期时间表征着心脏的各种生理状况,心脏发生病变或受到某些刺激都会令心电信号发生相应的变化^[8]。典型的室性早搏心电信号特征是QRS波群提前出现,波形宽度增加导致形态变化,QRS波群间期常大于0.12 s,之前无相关P波,且常伴有完全性代偿间歇^[9],即早搏前后两窦性搏动的时间间隔为正常心动周期的两倍。

对室性早搏心拍时域数据进行EWT分解,可得到一系列子分量信号如图2所示,依次从低频向高频的顺序显示。因此,亦可以将EWT分解算法视为一

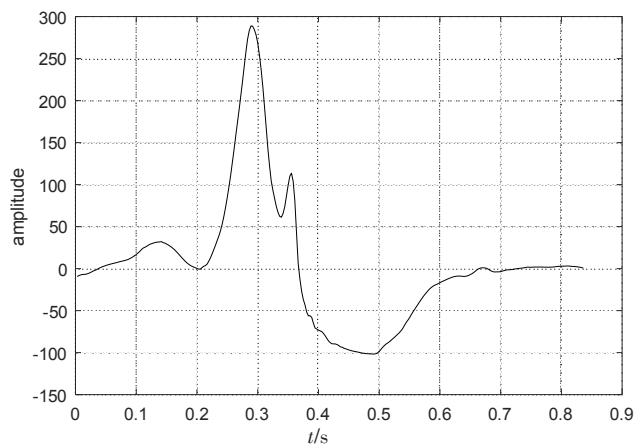


图1 室性早搏心拍时域波形

Fig.1 Time-domain waveforms of premature ventricular contractions

种多尺度滤波过程,每个子分量信号都表征原信号的不同特征尺度,代表信号的内在模态特征。其分解过程由信号自身的频率成分决定,因此信号分解具有局部性与自适应性,对不同性质的心拍信号分解将会得到不同的特征尺度分量信号,进而获得信号的内在模态特征。

对 EWT 分解得到的心拍子分量信号进行 Hilbert 变换,可以得到子分量瞬时频率、幅度函数,也即 Hilbert 谱数据^[10]。对所有心拍子分量信号的 Hilbert 谱数据相加汇总,即得到原心拍信号的 EWT 时频谱数据 $H(w, t)$,即为频率与时间的二元函数,可以显示原心拍信号的时频联合分布情况。图 3 为室性早搏

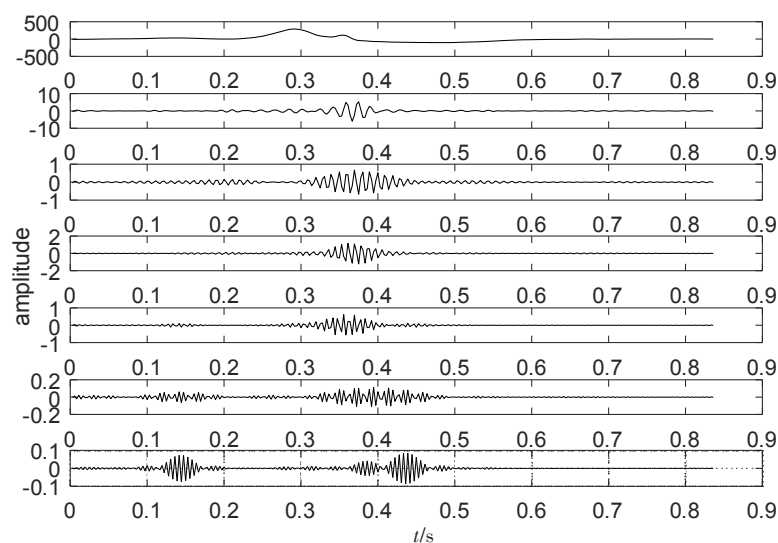


图2 室性早搏心拍EWT分解结果

Fig.2 EWT decomposition results of premature ventricular contractions

EWT: Empirical wavelet transform

心拍 EWT 时频谱,时频谱中表达了丰富的时频特征变化信息,既有子分量信号的瞬时频率、能量变化轨迹,也有信号能量在不同频率上的分布与变化情况。心拍信号的瞬时频率实质上是由心室原始振动频率决定^[11-12],心脏的不同病变情况将导致不同的振动频率产生,反映在不同的特征尺度上,也即显示出各自不同的模态特征。因此,通过 EWT 时频谱分析可以确定心脏的振动频率成分以及时频特征变化情况。

若对 EWT 时频谱进行时域积分求和,可得到心拍的频域累积能量 $h(w)$:

$$h(w) = \int_0^T H(w, t) dt \quad (9)$$

对于心脏的振动信号产生过程,不同的心脏生

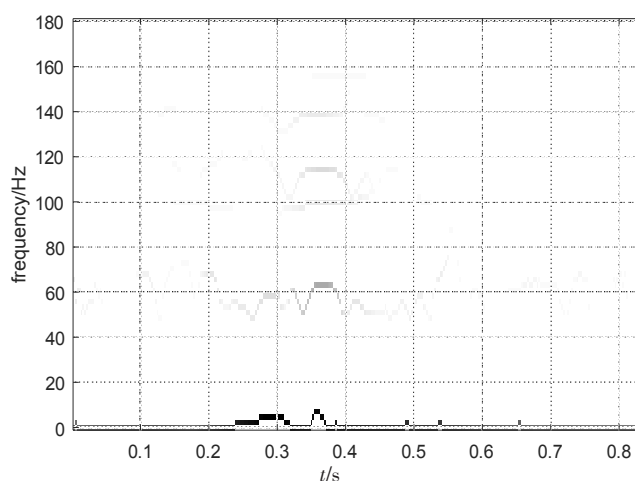


图3 室性早搏心拍EWT时频谱

Fig.3 EWT time-frequency spectrum of premature ventricular contractions

理状况将导致不同的瞬时频率生成,也会导致该瞬时频率上的信号能量分布不同,不同性质的心拍信号将具有各自不同的频域累积能量特点。图4为室性早搏心拍频域累积能量曲线。可以发现,对于室性早搏心拍信号来讲,其能量主要分布在0~15 Hz频域范围内^[13-14],其它频率处的能量相对较低。因此,频域累积能量反映了心拍信号在不同的瞬时频率上的能量分布值。

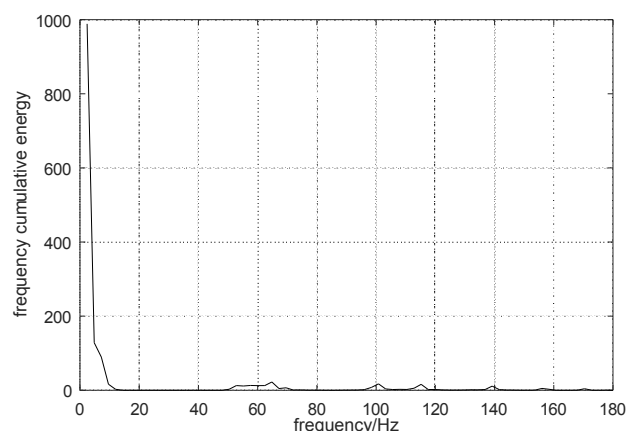


图4 室性早搏心拍频域累积能量曲线

Fig.4 Frequency-domain cumulative energy curve of premature ventricular contractions

若对0~180 Hz心拍频率范围按7.5 Hz频宽进行分段子区间化,也即得到第0~7.5 Hz、7.5~15.0 Hz、...、172.5~180.0 Hz等共24个频率子区间。也即每7.5 Hz的子区间频率范围为心拍特征计算单元,且所有特征计算单元按瞬时频率由低至高依次排列。之后可对第*i*个特征计算单元的频域能量求和,可得子区间频域能量 h_i ,然后以总区间能量和 h_0 为基准对各个子区间频域能量进行能量归一化计算。最终得到心拍特征参数 H_i 为:

$$H_i = h_i/h_0 = \sum_i h(w) / \sum h(w), i = 1, 2, \dots, 24 \quad (10)$$

图5、图6分别为室性早搏与正常心拍频域累积能量特征。可以看出,二者的特征分布具有明显差异,其中,室性早搏的特征能量主要分布第1维也即最低频的子区间单元内,其它子区间单元内的特征能量相对较低;正常心拍信号的特征能量在最低频的子区间单元内有所降低,而第2、8、9及10子区间单元内的特征能量较之有明显提升。因此,该参量既反映了心拍信号的真实瞬时频率成分,也反映出了信号能量分布特征,因此具有较本质的特征表述作用,可以作为区别室性早搏与其它心拍信号的特征参数。

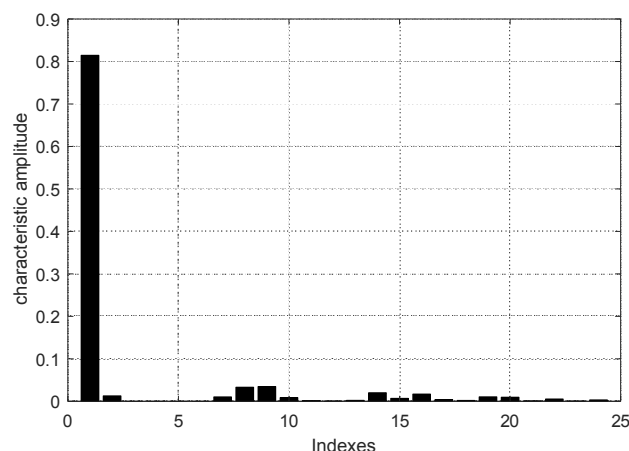


图5 室性早搏心拍频域累积能量特征

Fig.5 Characteristics of frequency-domain cumulative energy in premature ventricular contractions

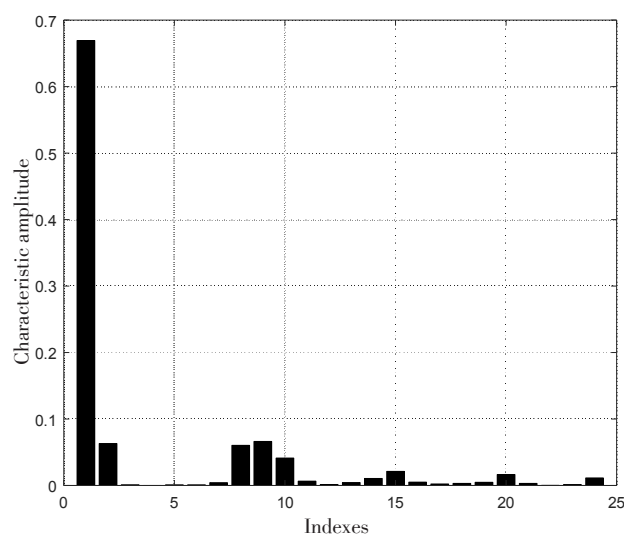


图6 正常心拍频域累积能量特征

Fig.6 Characteristics of frequency-domain cumulative energy in normal heartbeat

3 BP神经网络心拍检测

BP神经网络是通过误差逆传播算法来训练准确的多层前馈网络^[15],具有良好的泛化能力和快速的训练收敛速度。其学习规则一般采用最速下降法^[16],然后经由BP算法迭代调整网络权值及阈值,令整个神经网络的误差平方和收敛到最小值。如图7所示,本文使用3层结构的BP神经网络来实现室性早搏心拍检测,即包含有输入层、隐含层及输出层3层结构。其中,输入层神经元的输入数据为心拍特征向量 x_n ,其个数为 $N=24$ 。隐含层包含有 L 个隐含神经元,第 k 个隐含神经元的门限值设为 θ_k ,且 ω_{jk} 为第 j 个输入神经元与第 k 个隐含层神经元的连接权重, ω_{ij} 为第 i 个隐含层神经元与第 j 个输出层神经元的连接权重。

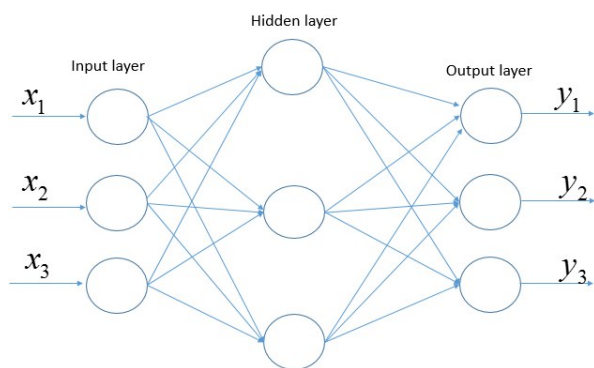


图7 3层BP神经网络结构图

Fig.7 Three-layer back-propagation neural network structure

4 实验分析

为验证上述算法检测性能,选取MIT-BIH心电数据库作为实验数据来源。数据库共包含48组心电数据,采样频率均为360 Hz。实验中选取第105、119、210号共3组心电数据中的600个室性早搏心拍与500个其它心拍作为正负训练样本;选取第116、201、205、221、223号共5组病人的心电数据作为测试检测样本。使用的

BP神经网络输入层神经元个数为24,隐含层神经元个数为35,输出神经元个数为1。实验性能评估采用文献[5]中的敏感度与阳性检测率以验证算法有效性。

文献[17]中采用QRS波群检测算法得到QRS波宽、RR间期与T波方向作为特征参数输入BP神经网络进行室性早搏检测,是较为典型的传统检测方法。故下述分析过程,以文献[17]算法作为对照参考,以验证本文算法的有效性。

表1即为本文算法检测结果,其中,TP表示正确检测的心拍个数,FP表示错误检测的心拍个数,FN表示漏检的心拍个数。一般来讲,当采集的病人数数据量越大,包含心拍数量越多时,FP与FN的个数容易增加。可以看出,5组病人数据的室性早搏检测的总体敏感度与总体阳性检测率分别为96.55%、97.73%,具有较高的精度与敏感度,可以满足临床检测需求。而且对于第205号数据,室性早搏心拍数量较少,仅为71个,此时算法的阳性检测率达到了100%,检测性能表现较佳,验证了上述基于EWT的心拍特征提取算法的有效性。

表1 本文算法室性早搏检测结果

Tab.1 Results of the proposed algorithm for detecting premature ventricular contractions

Data	Total number of heartbeats	Number of premature ventricular contractions	TP	FP	FN	Sensitivity/%	Positive detection rate/%
116	2 412	109	106	2	3	97.25	98.15
201	1 963	198	192	4	6	96.97	97.96
205	2 656	71	69	0	2	97.18	100.00
221	2 427	396	382	10	14	96.46	97.45
223	2 605	473	455	12	18	96.19	97.43
Total	12 063	1 247	1 204	28	43	96.55	97.73

TP: Number of heartbeats which were correctly detected; FP: Number of heartbeats which were incorrectly detected; FN: Number of heartbeats which were missed

表2为文献[17]算法的室性早搏检测结果。可以看出,该算法5组病人数据的室性早搏检测的总体敏感度与总体阳性检测率分别为94.47%、96.40%,较本文算法的检测性能有所降低。特别对于干扰与噪声较多的第221号、第223号心电数据,该算法的检测敏感度与阳性检测率较低,这是由于大量的干扰与噪声因素,QRS波群检测准确率降低,导致QRS波宽、RR间期等特征参数的精度降低,进而令算法性能下降严重。

相反,本文算法避免了传统的QRS波群检测过

程,特征参数受干扰噪声等因素的影响较小,因此不会因QRS波群误检而影响检测性能,故在干扰较多的数据上仍取得了良好的检测结果。从整体来看,本文算法在5组不同心拍数量数据中的检测结果显示其敏感度、阳性检测率均保持稳定,浮动变化较小,算法鲁棒性良好,且整体检测性能稍优于文献[17]的检测结果。

5 结束语

心脏疾病一直是威胁人类的重要病症之一,通

表2 文献[17]算法室性早搏检测结果

Tab.2 Results of premature ventricular contraction detection in literature [17]

Data	Total number of heartbeats	Number of premature ventricular contractions	TP	FP	FN	Sensitivity/%	Positive detection rate/%
116	2 412	109	105	3	4	96.33	97.22
201	1 963	198	190	6	8	95.96	96.94
205	2 656	71	70	1	1	98.59	98.59
221	2 427	396	371	16	25	93.69	95.87
223	2 605	473	442	18	31	93.45	96.09
Total	12 063	1247	1 178	44	69	94.47	96.40

过对心电信号的监测处理可以有效获取心脏生理病变的信息。本文利用经验小波变换理论实现了对心拍信号的自适应分解,并通过时频分析提出了一种有效的频域累积特征计算方法,最后利用BP神经网络在MIT-BIH心电数据库做了室性早搏心拍样本训练与识别测试。实验结果表明,该特征具有较高的分类精度且具有良好的鲁棒性,避免了传统时域特征提取中的QRS波群检测过程,计算复杂度较低,亦降低了其它干扰因素对诊断结果的影响。下一步,笔者将继续针对其它类型的病变心拍数据进行特征分析与检测研究。

【参考文献】

- [1] AKIN Z E, BILGIN S. Classification of normal beat, atrial premature contraction and ventricular premature contraction based on discrete wavelet transform and artificial neural networks [C]//Medical Technologies National Congress. IEEE, 2017: 1-4.
- [2] GHARIEB R R, MASSOUD M, NADY S, et al. Fuzzy c-means in features space of Teager-Kaiser energy of continuous wavelet coefficients for detection of PVC beats in ECG [C]// Biomedical Engineering Conference. IEEE, 2017: 72-75.
- [3] 王瑞荣, 余小庆, 王敏, 等. 基于极限学习机的室性早搏判别算法的实现[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(2): 158-164.
WANG R R, YU X Q, WANG M, et al. Implementation of the algorithm for premature ventricular contraction discrimination based on extreme learning machine [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(2): 158-164.
- [4] WARDANA A N. A comparative study of EMD, EWT and VMD for detecting the oscillation in control loop [C]//Technology of Information and Communication. IEEE, 2017: 58-63.
- [5] 刘春, 谢皓, 肖奕霖, 等. EWT算法在ECG信号滤波中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1835-1842.
LIU C, XIE H, XIAO Y L, et al. Research on EWT signal filtering based on EWT algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(11): 1835-1842.
- [6] SAXENA S, HEMANTH C, SANGEETHA R G. Classification of normal, seizure and seizure-free EEG signals using EMD and EWT [C]//International Conference on Nextgen Electronic Technologies: Silicon To Software. 2017: 360-366.
- [7] CHAUHAN K, REDDY M V, SODHI R. A novel distribution-level phasor estimation algorithm using empirical wavelet transform [J]. IEEE Trans Industr Electron, 2018(99): 1-1.
- [8] DE OLIVEIRA L S, ANDREA O R V, SARCINELLIFILHO M. Detection of premature ventricular beats in ECG records using bayesian networks involving the P-wave and fusion of results [J]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2010(10): 1131-1134.
- [9] RIBEIRO B R, MARQUES A M, HENRIQUES J H, et al. Premature ventricular beat detection by using spectral clustering methods [C]//Computers in Cardiology. IEEE, 2007: 149-152.
- [10] GELZER A R, GILMOUR R F, OTANI N F. Specific patterns of premature beats tend to initiate ventricular tachyarrhythmias in human patients [C]//Computing in Cardiology Conference. IEEE, 2014: 669-672.
- [11] NURYANI N, YAHYA I, LESTARI A. Swarm fuzzy inference system and R wave features for ventricular premature beat detection [C]//IEEE International Conference on Computational Intelligence and Cybernetics. IEEE, 2014: 102-106.
- [12] WISANA I D G, WIDODO T S, SJA'BANI M, et al. Identification of premature ventricular contraction ECG signal using wavelet detection [J]. Int J Comput Appl, 2012, 46(16): 11-15.
- [13] CONWAY J C, RAPOSO C A, CONTRERAS S D, et al. Identification of premature ventricular contraction (PVC) caused by disturbances in calcium and potassium ion concentrations using artificial neural networks [J]. Health, 2014, 6(66): 1323-1332.
- [14] GHARIEB R R, MASSOUD M, NADY S, et al. Fuzzy c-means in features space of Teager-Kaiser energy of continuous wavelet coefficients for detection of PVC beats in ECG [C]//Biomedical Engineering Conference. IEEE, 2017: 72-75.
- [15] 史永胜, 宋云雪. 基于遗传算法与BP神经网络的故障诊断模型[J]. 计算机工程, 2004, 30(14): 125-127.
SHI Y S, SONG Y X. Fault diagnosis model based on genetic algorithm and BP neural network [J]. Computer Engineering, 2004, 30(14): 125-127.
- [16] 胡明霞. 基于BP神经网络的入侵检测算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(6): 148-150.
HU M X. Intrusion detection algorithm based on BP neural network [J]. Computer Engineering, 2012, 38(6): 148-150.
- [17] 熊平, 徐敏, 雷英俊. 基于小波变换和BP神经网络的室性早搏(PVC)识别[J]. 中国医学物理学杂志, 2010, 27(2): 1762-1765.
XIONG P, XU M, LEI Y J. Identification of premature ventricular contractions (PVC) based on wavelet transform and BP neural network [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2010, 27(2): 1762-1765.

(编辑: 薛泽玲)