

基于非参数相关系数的心肌病自动诊断

林卓琛, 张晋昕

中山大学公共卫生学院, 广东 广州 510080

【摘要】针对肥厚型心肌病和扩张型心脏病患者的心电图导联间的相关性,提出心肌病自动诊断的一种方法。该研究从12导联ECG信号中分割出来的单个心跳片段进行识别,以健康人群为对照识别出DCM和HCM的片段。从片段中提取264个非参数相关系数特征并通过变量筛选得到12个特征,输入到支持向量机中进行建模,采用10折交叉验证评价模型。模型的总准确率为99.88%±0.08%。模型使用的特征少,运行速度快,准确率高,有助于临床心肌病的自动化诊断,节约医疗资源。

【关键词】心电图;肥厚型心肌病;扩张型心肌病;Hoeffding D 测度;PTB数据库

【中图分类号】R318;R542.2

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)01-0080-06

Automatic diagnosis of cardiomyopathy based on nonparametric correlation coefficient

LIN Zhuochen, ZHANG Jinxin

School of Public Health, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China

Abstract: Based on the correlation between electrocardiogram (ECG) leads of patients with hypertrophic cardiomyopathy (HCM) and dilated cardiomyopathy (DCM), a method of automatic diagnosis of cardiomyopathy is proposed. In this study, a single heart beat segment separated from 12-Lead ECG signals is identified, and DCM and HCM segments are identified from healthy people. After calculation, 264 nonparametric correlation coefficient features are extracted from the fragments, and 12 features are obtained through variable selection. Then, these 12 features are inputted to support vector machine for modeling. 10-fold cross-validation is used to evaluate the model. The accuracy of the model is 99.88%±0.08%. With fewer features, higher speed and higher accuracy, the model is helpful to the automatic diagnosis of clinical cardiomyopathy and saves medical resources.

Keywords: electrocardiogram; hypertrophic cardiomyopathy; dilated cardiomyopathy; Hoeffding D measure; PTB dataset

前言

2015年,由心血管疾病所致的死亡人数占全球死亡人数的31%。2016年,世界卫生组织将其确定为全球居民主要死因,2001年至2015年间每年约有1 750万人死于该病^[1]。这个数字随着世界人口的年龄增长,在2030年预计将增加到2 220万^[2]。调查显示,2010年由心血管疾病引起的全球直接医疗费用

约为8 630亿美元,并且在2030年累计将达到20万亿美元^[3]。而在中国,心脏病的患病率和死亡率一直处于不断上升状态,及早发现心肌病在内的心脏疾病,显得尤为重要^[4]。

临床医生通常使用12导联心电图来评估各种心血管疾病的发病风险,心电图机是一种将电极放在皮肤上的工具,用于收集一段时间内心脏电活动的信息^[5]。然而,人工研判这些心电图是单调、耗时的,对于那些关键的、同时也是细微的诊断细节,单纯通过人工评阅可能会有遗漏,甚至导致心电图研判的错误^[6]。因此,为了克服人工评估的局限性,越来越多的研究者开发了相应的计算机辅助自动诊断技术。

当前使用心电图数据进行自动分类的关键在于信号特征的提取。有的研究者直接对原始ECG数据

【收稿日期】2020-07-12

【基金项目】国家自然科学基金(81773545);广东省自然科学基金(2016A030313365)

【作者简介】林卓琛,硕士研究生,主要研究方向:统计学方法及其医学应用,E-mail: linzhch3@mail2.sysu.edu.cn

【通信作者】张晋昕,博士,副教授,主要研究方向:统计学方法及其医学应用,E-mail: zhjinx@mail.sysu.edu.cn

进行特征提取,也有的研究者首先进行小波分析等处理得到小波系数后再进行分析,虽然小波分析存在小波基选择等问题,其多分辨率分析的特点使其在时频域上有效提取信号的局部特征,因此仍是当前研究者选择的主要心电数据处理方法。

人们对于心电数据特征的提取主要是以统计特征为主,主要包含描述波形信息的特征如偏度、峰度^[7],描述能量信息的方差^[8],描述导联信息量的熵^[9]等。除统计特征外,有研究者尝试使用多项式拟合系数^[10]、分型系数^[9,11]等作为信号的特征。然而,人

们对特征的研究多集中于单个导联提取的特征,对于导联间的相关性开展深入挖掘的力度不足。Maharaj 等^[12]曾在2014年研究了小波分析系数的导联间相似性对心肌梗死的影响,但是没有考虑到小波系数在各个分解层级中可能正态性欠佳,也没有考虑到导联的系数间不是线性关系。本研究提出一种基于非参数的相关系数特征,稳健地刻画了导联间的相关性,对分解后系数不作正态性假设。本研究的分析流程图见图1,本研究采用 Matlab2018b 进行数据分析。

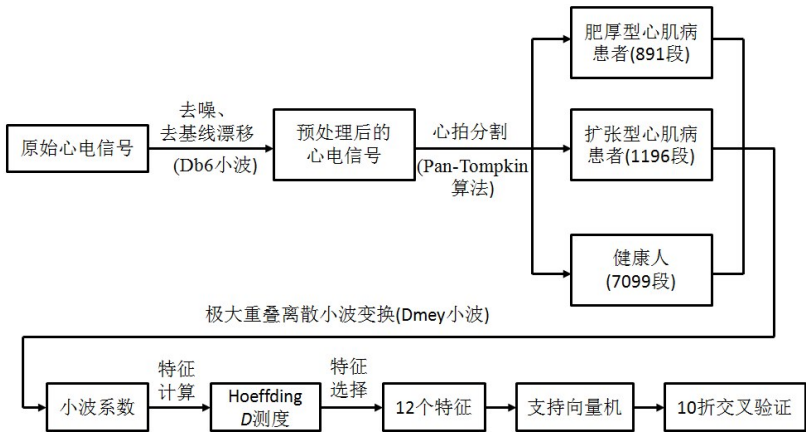


图1 本研究分析流程图

Fig.1 Flow diagram of research design

1 特征提取

1.1 数据来源

德国国家计量署的PTB数据库来自柏林本杰明富兰克林 (Benjamin Franklin) 医院心脏内科,常用于心脏疾病相关算法的研究,是本研究的合适选择。该数据库包含 148 名心肌梗死患者、18 名冠心病及心衰患者、15 名束支传导阻滞患者、14 名心率失常患者、52 名健康人以及 21 名其余心脏相关疾病患者。每个记录采用并列储存方式,包含 15 列,分别为标准 12 导联(I, II, III, avR, avL, avF, V₁, V₂, V₃, V₄, V₅, V₆)和 3 富兰克林导联(vx, vy, vz),值域范围为-1 000~3 000 mV,表示该时间点下心电信号的强度。每个记录时长约 2 min(120 000 个采样点/行),采样率为 1 000 Hz,分辨率为 16 bit (±16.384 mV),储存格式为 Format 16。本研究使用其中的标准 12 导联信号进行分析。本文旨在考察鉴别诊断方法的诊断能力,与其他报道进行对比。所以,也按照已有报道的做法^[13-14],纳入数据库中所有的健康人、肥厚型心肌病患者和扩张型心肌病患者。纳入患者以临床医生的诊断结果为准划分组别,排除掉合并其他心脏系统疾病的患者,最后选择了来自 PTB 数据库的

52 名健康人、7 名肥厚型心肌病患者和 9 名扩张型心肌病患者进行分析研究。

1.2 数据预处理与心拍分割

为了消除心电信号带有的各类型噪声干扰(工频干扰、基线漂移和高频干扰等)^[15],本研究使用 Daubechies 6(db6)小波基函数对心电信号进行去噪和消除基线漂移^[16]。与主流的分析方法相一致,本研究用 0.351~125.000 Hz 带通滤波进行过滤,随后使用 5 到 11 层的细节系数重构信号。预处理后的信号高频噪声被过滤,局部变得光滑,信号整体处于同一水平。

去噪后的整体信号需要根据独立的心动周期分割为单独的心电片段,本研究使用 Pan-Tompkin 算法进行 R 峰的识别来达到心拍分割的目的^[17]。Pan-Tompkin 算法是一个稳健的 R 峰识别算法,计算简单,易于实现。将 R 峰前的 255 个采样点、R 峰后的 256 个采样点以及 R 峰本身作为一个单独的片段进行后续分析(共 512 个采样点),最终每个人的心电信号将被分割为 80~160 个完整的心拍信号。为了确保片段的长度符合标准,我们删除了每个人的第一个

片段和最后一个片段,使得所有的片段具有相同的长度。最终从7名肥厚型心肌病患者中提取片段891段,9名扩张型心肌病患者中提取片段1 196段,52名健康人中提取片段7 099段。

1.3 小波分析

获取心电图片段后,对该片段512个采样点进行归一化处理,使其总方差等于1。处理后不同碎片之间总能量的差异被消除,有利于后续挖掘有意义的特征。我们使用极大重叠离散小波变换(MODWT)来分解原始信号^[18]。MODWT是对离散小波变换的

一种改进,它不使用下采样过程,因此所有尺度上的小波系数都具有与原始时间序列长度相等的长度,在处理相关问题上MODWT的这个特性会有一些的优势。每个片段经过以dmey为小波基的MODWT后被分解为7个层级^[19]。我们只使用了5到7层的细节系数以及第7层的逼近系数。这4个系数序列包含0.351~62.500 Hz频带范围,涵盖了原始信号几乎所有的信息。每一个小波系数序列包含512个值。关于ECG经过MODWT产生4个小波系数序列的一个示例见图2。

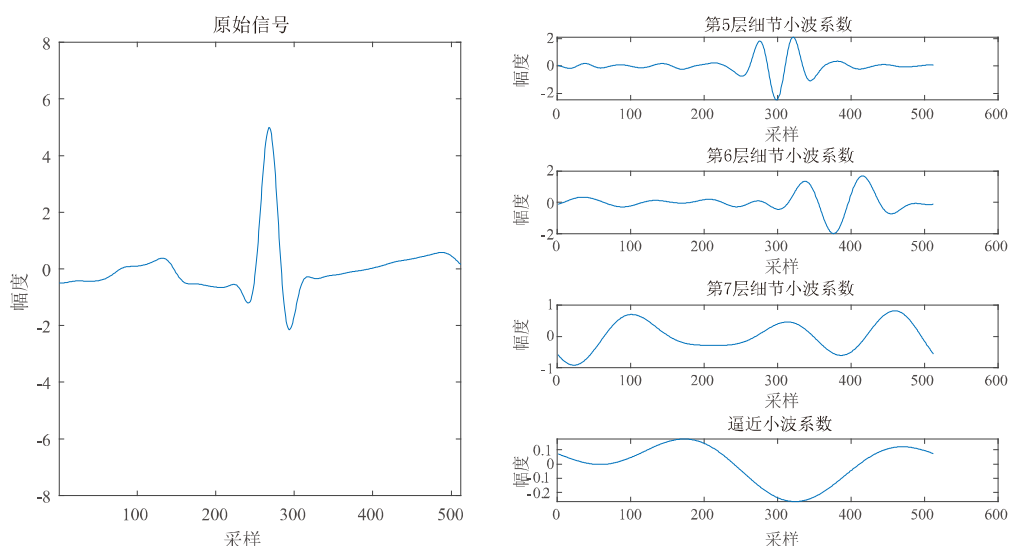


图2 基于dmey小波的原始信号和分解信号

Fig.2 Raw signal and decomposed signals based on dmey wavelet

1.4 非参数相关系数的计算

经过小波分解后,每个导联可计算出4个小波系数。对于同一种小波系数,我们计算12个导联两两间的非参数相关系数。每一种小波系数计算出66个特征,共计264个特征。Hoeffding D 测度的直观思想是通过计算零假设(两变量独立)下边际分布乘积与经验二元分布之间的距离来检验数据集的独立性^[20]。这两个分布之间的差异越大, D 就越大,导联间相关性就越大。Hoeffding D 测度有助于识别非线性、非单调关联。其计算公式如下:

$$D = \frac{(n-2)(n-3)D_1 + D_2 - 2(n-2)D_3}{n(n-1)(n-2)(n-3)(n-4)} \quad (1)$$

$$D_1 = \sum_{i=1}^n (Q_i - 1)(Q_i - 2) \quad (2)$$

$$D_2 = \sum_{i=1}^n (R_i - 1)(R_i - 2)(S_i - 1)(S_i - 2) \quad (3)$$

$$D_3 = \sum_{i=1}^n (R_i - 2)(S_i - 2)(Q_i - 1) \quad (4)$$

其中,记原始信号 X 在MODWT分解后的第 j 条系数

序列为 $W_{x,j}$,原始信号 Y 在MODWT分解后的第 j 条系数序列为 $W_{y,j}$,本研究每个导联使用4条系数序列。 R_i 是 $W_{x,j,i}$ 在系数序列 $W_{x,j}$ 由小到大排序后得到的秩。而 S_i 是 $W_{y,j,i}$ 在系数序列 $W_{y,j}$ 由小到大排序后得到的秩。将序列 $W_{x,j}$ 与 $W_{y,j}$ 结成的 n 对点对 $(W_{x,j,t}, W_{y,j,t}) (t=1, \dots, n)$, Q_i 是点对中的两者同时小于 $(W_{x,j,t}, W_{y,j,t})$ 的点对个数。

通过计算、整理,最终每个心拍片段计算得到264个Hoeffding D 测度,组成 $9\ 186 \times 264$ 的矩阵。部分计算结果见图3。其中结局标签的含义为1:健康人,2:扩张型心肌病,3:肥厚型心肌病;受试者id为每个受试者的编号,片段id为同一个受试者内心拍片段的编号;紧接的264列为Hoeffding D 测度,编码形式为 x_y_z ,其中 x 的含义为5:第5层细节系数,6:第6层细节系数,7:第7层细节系数,8:第7层的逼近系数; y 与 z 表示第 y 导联与第 z 导联,第1至12导联依次对应导联I, II, III, avR, avL, avF, V₁, V₂, V₃, V₄, V₅, V₆。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	结局标签	受试者id	片段id	5_1_2	5_1_3	5_1_4	5_1_5	5_1_6	5_1_7	5_1_8	5_1_9	5_1_10	5_1_11	5_1_12	5_2_3	5_2_4	5_2_5	5_2_6
2	3	1	1	0.10236	0.31064	0.32362	0.2614	0.30549	0.36099	0.24083	0.07541	0.19178	0.34491	0.25427	0.20594	0.061931	0.29136	0.36524
3	3	1	2	0.091172	0.30476	0.33744	0.26553	0.27744	0.36735	0.27194	0.074371	0.17543	0.33559	0.26493	0.22149	0.047607	0.28824	0.38513
4	3	1	3	0.093807	0.30902	0.34528	0.25066	0.25403	0.33397	0.25196	0.15259	0.17551	0.33974	0.25982	0.2224	0.050708	0.28879	0.39891
5	3	1	4	0.097909	0.30636	0.3371	0.25717	0.29307	0.37507	0.25812	0.063267	0.18498	0.33682	0.2666	0.20864	0.056255	0.29184	0.38187
6	3	1	5	0.092794	0.29389	0.31574	0.29648	0.23495	0.32034	0.23412	0.19891	0.18185	0.34683	0.26355	0.20503	0.048534	0.26007	0.34189
7	3	1	6	0.086646	0.28813	0.32416	0.29972	0.24031	0.32936	0.25555	0.16437	0.17373	0.34122	0.26034	0.22224	0.042876	0.25555	0.36116
8	3	1	7	0.096957	0.29543	0.33968	0.26677	0.29065	0.34434	0.26953	0.086269	0.18583	0.34014	0.25425	0.21689	0.054586	0.26802	0.39499
9	3	1	8	0.094562	0.3156	0.33787	0.25075	0.3006	0.35646	0.26192	0.070153	0.18446	0.34474	0.26775	0.20043	0.049065	0.29769	0.3836

图3 Hoeffding D 测度计算结果(部分)

Fig.3 Calculated results of Hoeffding D measure (part of contents)

1.5 特征选择

得到的264个特征中含有对疾病预测有价值的特征,需要通过变量选择的方式挑选出来。对于每个特征,本研究通过方差分析(ANOVA)计算其关于3个结局的 F 值。 F 值越大,说明特征越重要。使用10折交叉验证分别计算 F 阈值为1 100~4 900时的总准确率均值以及标准差,具体见图4。随着 F 值增大,在抵达辅助线(纵向虚线 $F=3\ 600$ 处)之前,被保留下来特征数在减少,总正准确率并未减低;当 F 值进一步增大,越过辅助线后,总准确率均值开始下降,且标准差开始增大。可见3 600是比较合适的 F 阈值,此处对应的预测正确率高,且稳健。

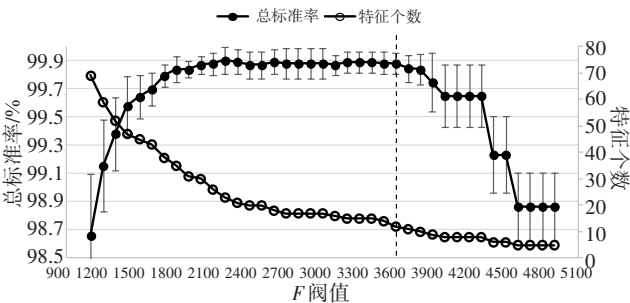


图4 不同 F 阈值下的总准确率

Fig.4 The total accuracy at different F thresholds

根据变量的 F 值对变量进行排序,挑选出较重要的特征。选择 F 值在3 600以上的特征,共挑选出12个特征,特征的情况见表1, $Hr_5^{3,6}$ 表示展开的第5层第3导联和第6导联的Hoeffding D 测度,其余符号按相同规则标记。

2 建模与结果分析

2.1 建模与评价介绍

分类任务涉及训练集和测试集的划分,通过将训练集输入到支持向量机中建立预测模型,并使用测试集评价模型的优劣。本研究使用10折交叉验证评价模型效果,通过随机分组,将计算得到的9 186个心拍片段平均分成10份,每次取出其中1份作为测试集,余下9份合并在一起作为训练集。使用训练集进行建模后,对预测集进行预测,得到1次预测结

表1 前12个重要特征在3组间的情况($\bar{x} \pm s$)

Tab.1 The result of the first 12 important features among 3 groups
(Mean±SD)

特征	肥厚型心肌病	扩张型心肌病	健康人	F 值
$Hr_5^{3,6}$	0.613±0.268	0.583±0.236	0.217±0.151	3 666.829
$Hr_5^{3,8}$	0.406±0.215	0.240±0.148	0.066±0.080	4 514.751
$Hr_5^{3,9}$	0.378±0.169	0.411±0.180	0.085±0.108	4 947.168
$Hr_5^{6,10}$	0.475±0.182	0.242±0.223	0.705±0.130	5 322.891
$Hr_7^{1,3}$	0.344±0.217	0.211±0.132	0.052±0.060	4 361.455
$Hr_8^{3,8}$	0.658±0.195	0.619±0.194	0.252±0.154	3 856.695
$Hr_8^{4,10}$	0.399±0.161	0.132±0.169	0.056±0.072	3 905.770
$Hr_8^{4,12}$	0.543±0.242	0.281±0.223	0.169±0.083	3 751.385
$Hr_8^{5,7}$	0.440±0.241	0.231±0.212	0.051±0.057	4 970.278
$Hr_8^{5,8}$	0.441±0.242	0.383±0.209	0.079±0.090	4 990.929
$Hr_8^{5,9}$	0.564±0.267	0.566±0.273	0.158±0.070	6 571.701
$Hr_8^{7,10}$	0.362±0.277	0.573±0.216	0.166±0.100	4 328.031

果。这个过程重复10次,计算出其均数和标准差,可对模型预测能力做出准确而稳健的评价。

2.2 支持向量机

支持向量机是定义在特征空间上使得类间间隔最大化的线性分类器,通过引入选定的核函数,将输入空间的特征映射到一个高维的特征向量空间中,并在该空间中构造最优分类平面,实现健康信号与两种心肌病的分类。本研究采用径向基函数作为核函数,对于需要选定的超参数 c 和 γ ,使用网格搜索法得到理想值, c 等于2.83, γ 等于4。

2.3 分类结果

以真实疾病结局为横行,预测疾病结局为纵列,对每个人预测情况进行计数,统计出混淆矩阵,结果见表2。采用总体准确率(Acc)以及各类结局的灵敏度(Sen_{HC} , Sen_{DCM} , Sen_{HCM})和特异度($Spec_{HC}$, $Spec_{DCM}$, $Spec_{HCM}$)评价模型结果。指标的计算公式如下:

$$Acc = \frac{TP_{HC} + TP_{DCM} + TP_{HCM}}{TP_{HC} + TP_{DCM} + TP_{HCM} + FP_{HC} + FP_{DCM} + FP_{HCM}} \quad (5)$$

$$Sen_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (i = HC, DCM, HCM) \quad (6)$$

$$Spec_i = \frac{TN_i}{TN_i + FP_i} \quad (i = HC, DCM, HCM) \quad (7)$$

其中,HC、DCM、HCM分别代表健康人、扩张型心肌病以及肥厚型心肌病。TP_{*i*}表示属于第*i*类结局且被正确预测的心拍个数;FP_{*i*}表示不属于第*i*类结局但被错误地预测为第*i*类结局的心拍个数;TN_{*i*}表示不属于第*i*类结局的心拍且被预测为非第*i*类结局的心拍个数;FN_{*i*}表示属于第*i*类结局的心拍但没有被预测为第*i*类结局的心拍个数。总准确率公式中分子为3类结局预测正确的心拍个数,分母为总心拍个数。灵敏度公式中分子为第*i*类正确预测的心拍个数,分母为真是患有第*i*类结局疾病的心拍个数。特异度公式中分子为不属于第*i*类结局的心拍且被预测为非第*i*类结局的心拍个数,分母为不属于第*i*类的心拍个数。由于采用10折交叉验证,结果得到了10个准确率、灵敏度和特异度,分别计算其均数与标准差,结果见表3。

表2 分类结果的混淆矩阵
Tab.2 Confusion matrix of classification results

真实疾病结局	预测疾病结局			合计
	肥厚型心肌病患者	扩张型心肌病患者	健康人	
肥厚型心肌病患者	885	2	4	891
扩张型心肌病患者	0	1 192	2	1 194
健康人	0	3	7 096	7 099
合计	885	1 197	7 102	

表3 模型分类的评价指标(%)
Tab.3 Evaluation measurements to the classifications (%)

类别	灵敏度	特异度	总准确率
肥厚型心肌病患者	99.31±0.01	100.00±0.01	99.88±0.08
扩张型心肌病患者	99.83±0.01	99.94±0.01	
健康人	99.96±0.01	99.71±0.01	

当前对于心肌病自动诊断的研究仍较少,且多为健康人与单个心肌疾病之间的鉴别诊断。近几年对心肌病的研究结果见表4,由表可以看出,本研究提出的特征计算简单、方便,同时对两种心肌病进行预测且总准确率均高于同类研究。

表4 与近期其他文献结果比较
Tab.4 Comparison with the results from other recent studies

作者	预测结局	提取特征	总准确率/%
Ali等[13]	DCM	形态特征	95.00
Shukri等[14]	DCM	形态特征	99.20
Rahman等[21]	HCM	形态特征	94.00
Afkhami等[22]	HCM	矩统计量	99.60
Mohsin等[8]	HCM/DCM	矩统计量、熵	98.30
本研究	HCM/DCM	相关系数	99.88

DCM、HCM分别代表结局类型为扩张型心肌病以及肥厚型心肌病

3 结 论

基于心电图导联间的相关性,本研究提出使用Hoeffding *D*测度对两种心肌病进行自动诊断的算法。首先使用MODWT对预处理后的心电图信号进行分解,随后计算4层12个导联间小波系数的Hoeffding *D*测度,通过*F*检验提取最重要的12个特征,使用支持向量机分类器实现对两种心肌病与健康心拍的自动分类。本文最终识别正确率达到99.88%,优于同类型研究,可用于辅助临床心肌病的预测与诊断。

本研究在当前阶段使用国际公开数据库进行建模分析,尚未在当地医院进行数据收集以及相关的模型检验。为结合临床的实际应用需求,本研究未来计划将与医疗机构合作,结合中国人病例数据分析两者筛选所得特征的一致程度,进一步分析模型的泛化能力与实际应用效果。

【参考文献】

[1] World Health Organization. Global health estimates 2015: death by cause, age, sex, country and region, 2000-2015[EB/OL]. https://www.who.int/healthinfo/global_burden_disease/estimates_regional_2000_2015/en.

[2] MATHERS C D, LONCAR D. Projections of global mortality and burden of disease from 2002 to 2030[J]. PLoS Med, 2006, 3(11): 1549-1676.

[3] BLOOM D, CAFIERO E, JANELOPIS E, et al. The global economic burden of noncommunicable diseases[EB/OL]. <https://www.weforum.org/reports/global-economic-burden-non-communicable-diseases>.

[4] 马丽媛, 吴亚哲, 王文, 等. 《中国心血管疾病报告2017》要点解读[J]. 中国心血管杂志, 2018, 23(1): 3-6.

MA L Y, WU Y Z, WANG W, et al. Interpretation of the report on cardiovascular diseases in China (2017) [J]. Chinese Journal of Cardiovascular Medicine, 2018, 23(1): 3-6.

- [5] FAUST O, NG E Y. Computer aided diagnosis for cardiovascular diseases based on ecg signals: a survey [J]. J Mech Med Biol, 2016, 16(1): 1640001.
- [6] ACHARYA U R, KANNATHAL N, HUA L M, et al. Study of heart rate variability signals at sitting and lying postures[J]. J Bodyw Mov Ther, 2005, 9(2): 134-141.
- [7] AFKHAMI R G, TINATI M A. ECG based detection of left ventricular hypertrophy using higher order statistics[R]. The 23rd ICEE, 2015.
- [8] MOHSIN A, FAUST O. Automated characterization of cardiovascular diseases using wavelet transform features extracted from ECG signals [J]. J Mech Med Biol, 2019, 19(1): 1940009.
- [9] ACHARYA U R, FUJITA H, SUDARSHAN V K, et al. Automated detection and localization of myocardial infarction using electrocardiogram: a comparative study of different leads[J]. Knowl-Based Syst, 2016, 99: 146-156.
- [10] 武会江, 黄启俊, 常胜, 等. 基于多项式参数拟合和支持向量机的心肌梗死识别算法[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(7): 736-738.
- WU H J, HUANG Q J, CHANG S, et al. Myocardial infarction recognition algorithm based on polynomial fitting and support vector machine [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(7): 736-738.
- [11] ADAM M, LIH O S, SUDARSHAN V K, et al. Automated characterization of cardiovascular diseases using relative wavelet nonlinear features extracted from ecg signals[J]. Comput Meth Prog Bio, 2018, 161: 133-143.
- [12] MAHARAJ E A, ANDRES A M. Discriminant analysis of multivariate time series: application to diagnosis based on ecg signals[J]. Comput Stat Data An, 2014, 70(C): 67-87.
- [13] ALI M S, ZAINAL C Z, HUSMAN A, et al. Detection of cardiomyopathy using multilayered perceptron network [R]. 2012 IEEE 8th International Colloquium on Signal Processing and its Applications, 2012.
- [14] SHUKRI M H, ALI S A, NOOR M Z, et al. Investigation on Elman neural network for detection of cardiomyopathy [R]. 2012 IEEE Control and System Graduate Research Colloquium, 2012.
- [15] MOURAD N. ECG denoising algorithm based on group sparsity and singular spectrum analysis[J]. Biomed Signal Proces, 2019, 50: 62-71.
- [16] SINGH B N, TIWARI A K. Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising[J]. Digit Signal Process, 2006, 16(3): 275-287.
- [17] PAN J, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1985, 32(3): 230-236.
- [18] PERCIVAL D B, MOFJELD H O. Analysis of subtidal coastal sea level fluctuations using wavelets [J]. J Am Stat Assoc, 1997, 92 (439): 868-880.
- [19] GIRI D, ACHARYA U R, MARTIS R J, et al. Automated diagnosis of coronary artery disease affected patients using LDA, PCA, ICA and discrete wavelet transform[J]. Knowl-Based Syst, 2013, 37: 274-282.
- [20] Hoeffding W, Robbins H. The central limit theorem for dependent random variables [J]. Duke Math J, 1948, 15(3): 773-780.
- [21] RAHMAN Q A, TERESHCHENKO L G, KONGKATONG M, et al. Identifying hypertrophic cardiomyopathy patients by classifying individual heartbeats from 12-lead ECG signals [R]. 2014 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, 2014.
- [22] AFKHAMI R G, TINATI M A. ECG based detection of left ventricular hypertrophy using higher order statistics [R]. The 23rd Iranian Conference on Electrical Engineering (IEEE), 2015.

(编辑:陈丽霞)