

文章编号:1004-9037(2013)05-0559-06

定量递归分析和近似熵在心音分类识别中的应用

郭兴明 李传鹏 卢德林

(重庆大学生物工程学院,生物流变科学与技术教育部重点实验室,重庆,400044)

摘要:为了有效利用心音信号的非线性特征信息对心音信号进行分类识别,提出一种基于定量递归分析和近似熵的心音特征提取方法。首先利用递归图对心音信号进行定性分析;然后,定量提取心音的非线性特征参数:递归率、确定率、近似熵构成特征矢量;最后将特征矢量输入二叉树支持向量机,对采集到的正常以及5类心脏瓣膜性心音信号进行分类识别。对于文中提取的非线性特征参数,通过统计学分析证明了其有效性。结果表明,该方法能有效识别心音信号。

关键词:心音信号;定量递归分析;近似熵;二叉树支持向量机;递归图

中图分类号:R318.04

文献标志码:A

Application of Recurrence Quantification Analysis and Approximate Entropy in Classification and Recognition of Heart Sound

Guo Xingming, Li Chuanpeng, Lu Delin

(Key Laboratory of Biorheological Science and Technology, Ministry of Education,

College of Bioengineering, Chongqing University, Chongqing, 400044, China)

Abstract: In order to recognize different types of heart sounds effectively by nonlinear characteristics, a method of feature extraction is proposed based on recurrence quantification analysis and approximate entropy. Firstly, recurrence plots are applied to the qualitative analysis of heart sound signals. Then recurrence rate and determination rate are extracted and combined with approximate entropy to form eigenvectors. Finally, the eigenvectors are put into binary tree support vector machine (BT-SVM) for classifying and recognizing different types of heart sounds. The testing results show that the proposed approach can classify and recognize the pathological heart sound effectively.

Key words: heart sound signal; recurrence quantification analysis; approximate entropy; binary tree support vector machine (BT-SVM); recurrence plot

引 言

心音是人体重要的生理信号之一,它包含了心脏大量的生理和病理信息。心脏是一个复杂的非线性动力系统,决定了由其产生的心音信号具有一定的非线性特性和复杂性。传统的心音信号处理方法,都是建立在线性时变模型或时不变模型基础上,如时频分析、功率谱分析等,这些方法只能反映信号的时域信息或频域特性,并不能全面反映心音信号的非线性动力学特性。

国内外学者利用近年来发展起来的非线性时间序列分析方法和基于混沌的信号处理理论^[1-3],在动力系统状态空间对心音信号进行研究。递归图(Recurrence plot, RP)是分析时间序列周期性、混沌性的一种重要非线性分析方法,它可以揭示时间序列的内部结构,得出有关相似性、信息量和预测性的先验知识^[4]。为了能够定量地分析非线性系统的内在特征,Zbilut 和 Webber^[5-6]在递归图分析基础上提出了递归定量分析(Recurrence quantification analysis, RQA)方法,并基于递归点的分布和对角线的结构定义了 RQA 参数来量化 RP。

Pincus^[7]在相空间重构的基础上从衡量时间序列复杂性的角度提出近似熵,描述信号高维空间中相空间矢量的聚集程度。

本文提出一种基于定量递归分析和近似熵的心音信号识别方法。递归图和近似熵均描述高维相空间重构后吸引子邻近点的特征,其中递归图是从图形的角度进行描述,而近似熵则是从统计学的角度来描述。通过递归图定性分析心音信号之后,定量地计算其递归率和确定率以及近似熵,统计学分析验证了非线性特征参数的有效性,然后构成特征向量输入二叉树支持向量机。最后对样本心音信号进行训练和测试,为从非线性角度识别不同类型的心音信号和诊断心脏疾病奠定了基础。

1 方法原理

1.1 递归图

递归分析是一种非线性动力学分析方法,它以相空间重构为基础,反映恢复后的混沌吸引子所具有的某种规律^[4]。设 $\{\mathbf{X}_n\}_{n=1}^N$ 为时间序列,由式(1)重构相空间

$$\mathbf{X}_n = (x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-(m-1)\tau}) \in \mathbf{R}^m \quad (1)$$

式中: $n = N_0, N_0 + 1, \dots, N$; $N_0 = (m-1)\tau + 1$; τ 是重构相空间的延迟时间; m 是嵌入维数。为了能在重构的 \mathbf{R}^m 空间中刻画原模型的性质,依据文献^[2]采用的互信息法和 Cao 算法确定时间延迟 τ 和嵌入维数 m 。通过相空间重构得到向量 \mathbf{X}_n , 每一个 \mathbf{X}_n 是 m 维相空间中的一个点,代表系统在时刻 n 的状态。递归图可表示为

$$R_{ij} = H(\epsilon - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|) \quad (2)$$

$i, j = 1, 2, \dots, N$

式中: ϵ 为邻域半径,是一个预先给定的值; $H(\cdot)$ 表示 Heavside 函数。即

$$H(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ 1 & x > 0 \end{cases} \quad (3)$$

$\delta_{ij} = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|$ 表示 i 和 j 两个时刻 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 的欧氏距离,如果时间序列以 T 为周期,则当 $|i - j| = nT (n = 0, 1, \dots)$ 时, $\delta_{ij} = 0$; 相反,对非周期时间序列, δ_{ij} 没有这样的性质。为此,假设确定某个距离 ϵ , 并以 i 为横坐标, j 为纵坐标作图,当 $\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\| < \epsilon$ 时,在 (i, j) 处作一个点,这样就得到了序列的递归图。在计算递归图时,参数 ϵ 的选取一般小于标准差的 15%。当 $R_{ij} = 1$ 时在相应位置表示黑点, $R_{ij} = 0$ 时则表示白点,RP 图就是

通过黑点和白点描绘图形以反映时间序列的特性。

1.2 定量递归分析

虽然递归图能够对非线性系统的内在特征进行很好的描述,但是得到的结果只能从定性的角度对其进行描述和分析。而为了能够定量地分析非线性系统的内在特征,通过递归定量分析的参数来量化 RP,其特征量主要有:递归率、确定率等。递归率和确定率的计算过程如下:

(1) 递归率为递归图平面上的递归点占平面总点数的百分比,即

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{ij} \quad (4)$$

它反映了系统回归状态与所有可能状态的对比关系。周期性越强,序列的递归率就越大。

(2) 确定率为对角线上的递归点占总递归点数的比率,即

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^{N-1} l \cdot p(l)}{\sum_{i,j=1}^N R_{ij}} \quad (5)$$

式中: $p(l)$ 表示长度为 l 的线段数, l_{\min} 为预设的下限值。确定率能够反映轨道周期递归的程度,如果值越大,说明确定性越强,反之随机性就越强。例如,白噪声的递归图为孤立的点,很少有对角线结构;而正弦信号的图中则包含大量较长的对角线结构,说明其确定性也较强^[5]。

1.3 近似熵

本文在研究递归图的算法和分析的基础上,给出描述信号高维空间中相空间矢量的聚集程度的递归图定量分析方法——近似熵法^[7]。近似熵算法和递归图法类似,都是从描述重构后的相空间吸引子的相关属性出发,其算法步骤如下:

(1) 设序列的原始数据为: $x(1), x(2), \dots, x(N)$, 共 N 个点。采用延迟重构法重构序列的相空间,按照序列中序号的连续顺序组成一组 m 维的矢量

$$\mathbf{X}(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)] \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, N - m + 1$

(2) 定义 $\mathbf{X}(i)$ 和 $\mathbf{X}(j)$ 的距离为 $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)]$, 表示两者对应元素中差值最大的一个。

$$d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} [|x(i+k) - x(j+k)|] \quad (7)$$

(3) 设定一个阈值 r , 统计 $d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)]$ 小于 r 的数目,然后计算该数目与距离总数 $N - m$ 的

比值,记为 $C_i^m(r)$,即

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m} \{d[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] < r\} \quad (8)$$

$i=1,2,\dots,N-m+1; i \neq j$

(4) 求取 $C_i^m(r)$ 的对数,并计算均值,记为 $\Phi^m(r)$

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r) \quad (9)$$

(5) 维数 m 加 1,重复步骤(2)~(5),得到 $C_i^{m+1}(r)$ 和 $\Phi^{m+1}(r)$ 。

(6) 此时近似熵为

$$\text{ApEn}(m,r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{[\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)]\} \quad (10)$$

由于序列中的 N 不可能为 ∞ ,且极限值的概率为 1。所以当 N 为有限值时,ApEn 的值为

$$\text{ApEn}(m,r,N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (11)$$

显然熵值与 m,r 有关。其中, m 选取 1 或 2; $r=(0.10 \sim 0.25) \text{SD}$ (SD 表示原始序列的标准差)。

1.4 二叉树支持向量机

支持向量机(Support vector machine, SVM)是通过寻找最优超平面来区分不同的类别,但是基本的 SVM 只能对两种类别进行有效的区分。二叉树支持向量机(Binary tree support vector machine, BT-SVM)是将所有类别分为两个子类,每个子类又划分为两个子子类,如此循环进行直到划分完毕^[8]。每次划分后两类分类问题的规模逐级下降,这样得到一个倒立的二叉树,每个决策点用 SVM 实现分类。

2 心音信号分析

2.1 心音样本选取

心音数据样本是利用重庆博精医学信息研究所研制的“运动心力监测仪”(ECCM,专利号 01256971.2,第一代产品注册证号:渝药管械(试)字 99 第 220007)在重庆医科大学附属第一、二医院采集。纳入本次非线性特征分析的心音样本主要有两大类:一类是正常的心音信号(Normal heart, NH);一类是患有心脏瓣膜疾病的异常心音信号。总样本量为 134 例,其中正常心音样本 40 例,异常心音样本 94 例。异常心音数据由二尖瓣狭窄(Mitral stenosis, MS)22 例、二尖瓣反流(Mitral regurgitation, MR)17 例、主动脉瓣狭窄(Aortic stenosis, AS)23 例、主动脉瓣反流(Aortic regurgitation, AR)18 例和三尖瓣关闭不全(Tri-

cuspid insufficiency, TI)14 例组成。信号采样频率是 11.025 kHz,量化值为 8 bit,采集的信号最终以 wav 格式进行保存。全部病理数据为经过专家确诊的单一性病例,健康人群均无心血管和家族病史。

2.2 心音递归图定性分析

递归图能够定性地表征非线性时间序列的特性,通过二维递归图可以直观反映心音信号内部的动力学信息,尤其是能够反映恢复相空间后的混沌吸引子所具有的特殊规律。互信息方法和 Cao 算法算得 6 种心音信号的最佳延迟时间 τ 和最小嵌入维数 m ,为了保证在相空间重构前提一致下描述混沌吸引子的特性,延迟时间确定为 5,嵌入维数确定为 10。心音信号确定延迟时间和嵌入维数后,按照递归图算法来绘制其递归图。为了提高递归图算法运算的效率,在计算相空间中行、列向量 \mathbf{X}_i 与 \mathbf{X}_j 的距离时,递归图横、纵坐标的点数 i 和 j 一律取值为 1 600。对本文选择的 6 类心音信号进行递归图的处理,得到的递归图如图 1(a~f)所示。

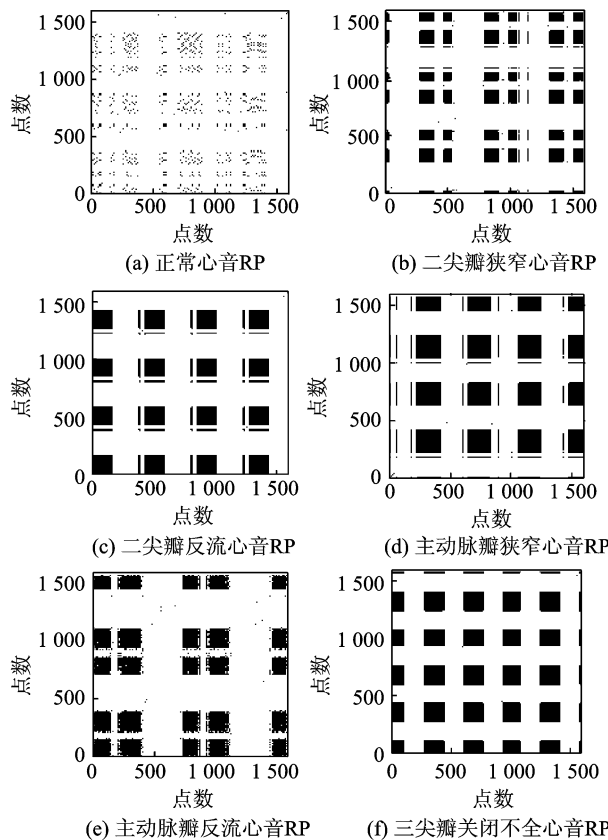


图 1 不同类型心音的递归图

从 6 种心音信号的递归图观察到如下现象:
(1)所有图形中都存在着规则的图案,没有明显平行或垂直于主对角线的线段;(2)由图 1(a)可知,

正常心音信号的递归点隐约呈块状分布,其分布均匀性和规律性较差,而从图 1(b~f)对比可知,异常心音信号的递归点分布呈明显块状,均匀性和规律性更好;(3)观察 5 种异常心音信号局部规则块状的图案各不相同。

现象(1)证明了心音信号是一种非线性的混沌生理信号;现象(2)说明心脏瓣膜在出现异常情况时,其产生的心音信号的混沌特性和复杂程度会降低,确定性增强;而正常的心脏瓣膜在开闭的过程中由于具有自适应性和自调节能力,产生的心音信号会具有更强的无规则性和混沌特性;现象(3)说明造成局部确定性的因素的不同。综上可知,不同类型心音信号的递归图明显不同,在递归图基础上的定量递归分析可以用于心音信号的识别分类。

2.3 心音递归指标和近似熵的提取

2.3.1 心音递归值的提取

对心音信号的 RP 图结构进行分析,能从某种角度识别出信号所包含的动力学信息。但这种信息的识别是基于对 RP 图的定性分析,在实际研究中,人们往往希望能够从定量的角度来分析信号,从而能够以这种定量指标为特征量采用各种分类器,实现不同心音类型的准确分类,因此可以利用递归定量分析中的递归率作为特征参数来达到信号分类的目的。在递归图的算法基础上,心音递归率选用 1 600 个心音数据点来提取,邻域半径阈值 ϵ 设置为标准差的 10%。据此分别计算了 6 种不同心音信号的递归率和确定率,并对结果进行了统计分析,每种心音信号非线性特征参数的结果以“数据均值±标准差”表示。统计结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,正常心音信号的 RR 值和 DET 值都小于异常心音信号。

表 1 心音信号的递归率和确定率

心音类型	样本量/例	递归率/%	确定率/%
NH	40	3.45±1.38	48.35±1.58
MS	22	18.30±1.41	92.46±1.15
MR	17	20.54±1.38	98.92±1.07
AS	23	26.08±1.33	94.07±1.43
AR	18	24.41±1.25	94.22±1.14
TI	14	26.10±1.12	99.18±1.29

2.3.2 近似熵的提取

根据近似熵算法计算了 6 种不同类型心音信号的近似熵值,并对计算的结果进行差异性统计分析,结果以“数据均值±标准差”表示,统计结果如表 2 所示。

表 2 6 种不同心音信号的近似熵值

心音类型	样本量/例	近似熵 A_pEn
NH	40	0.42±0.17
MS	22	0.21±0.07
MR	17	0.12±0.01
AS	23	0.28±0.10
AR	18	0.20±0.09
TI	14	0.29±0.03

从表 2 的统计结果可以看出,正常心音信号的近似熵值明显要大于异常心音信号的近似熵值,6 种心音信号近似熵之间存在差异。

2.4 递归率和近似熵的统计分析

本文采用医学统计软件 SPSS17,对心音非线性特征参数的计算结果进行统计分析。所有数据均采用非参数化的秩和检验方法统计组间的差异,并用箱线图来直观地描述具有显著性差异的非线性特征参数分布与离散程度。

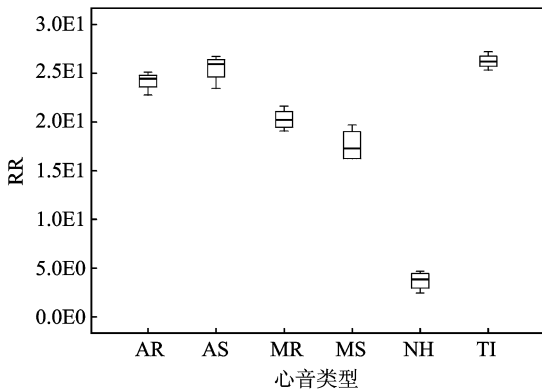
2.4.1 递归率的统计分析

根据图 2(a)中 RR 值的箱线图分布来看,异常心音的 RR 值分布离散程度较大,箱线图的中位数值明显不同,且二尖瓣狭窄(MS)的中位数值显著的低于于其余几种异常心音($P<0.05$)。同时,观察发现主动脉瓣狭窄(AS)、主动脉瓣反流(AR)和三尖瓣关闭不全(TI)的箱线图存在部分重叠,其余几种心音信号之间的分布图几乎无重叠或重叠较少,且两两之间均有统计学差异($P<0.05$)。从图 2(b)中 DET 值的箱线图分布来看,异常心音的 DET 值明显偏高,其中三尖瓣关闭不全(TI)的 DET 值最高,而二尖瓣狭窄(MS)的 DET 值最低。主动脉瓣狭窄(AS)、主动脉瓣反流(AR)存在较大重叠,二尖瓣反流(MR)、三尖瓣关闭(TI)不全存在较大重叠,但是前两者和后两者间存在着统计学的差异($P<0.05$),且均与二尖瓣狭窄(MS)存在统计学差异($P<0.05$)。

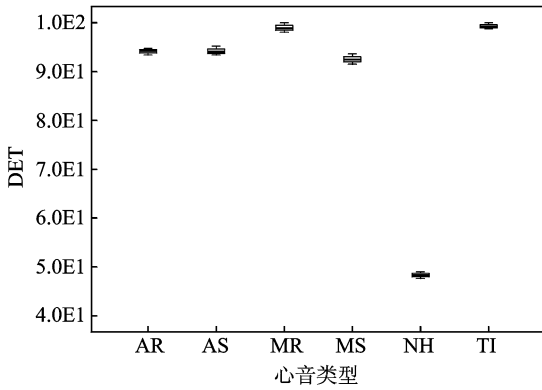
2.4.2 近似熵的统计分析

由于近似熵能够反映相空间维数增加时产生新模式可能性的大小以及信号的复杂程度。

根据图 3 中熵值的对比结果来看,正常心音信号的近似熵值显著地大于 5 种异常的心音信号($P<0.05$),这说明正常心音的复杂程度比异常心音的复杂程度要高;同时,二尖瓣反流心音的近似熵值要明显地低于其他几类异常心音($P<0.05$)。因此,通过对心音信号的近似熵值分析有助于区分正常心音和异常的瓣膜性疾病心音。同时,在异常心音中,二尖瓣反流和二尖瓣狭窄也可通过近似熵



(a) 6种不同心音信号的RR分布



(b) 6种不同心音信号的DET分布

图 2 几种不同心音信号的递归统计分布

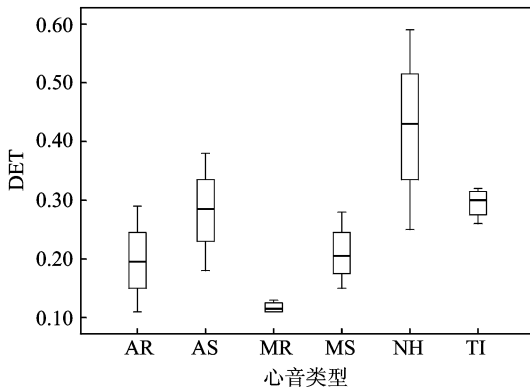


图 3 6种不同心音信号的近似熵值统计分布图

值实现有效区分。因此近似熵这一非线性参数可以作为心音分类的有效参数之一。

3 二叉树支持向量机的识别结果

SVM 具有分类精度高、特异性好等优点,针对多类别的识别问题,采用 BT-SVM 进行不同类型的心音信号识别分类^[8-9]。将心音信号的非线性特征递归率、确定率以及近似熵归一化处理,然后组成三维的输入向量 $\mathbf{X}=(X_1, X_2, X_3)$ 。采用聚类分析方法确定偏二叉树的分类结构,选取 5 个分类

器^[10-11]。分类器选用径向基核函数(Radial basic function, RBF),对于核函数的参数 γ 和 C 通过样本的训练分别确定为 2,2。分类识别的心音样本有 540 例,是通过 ECCM 装置并按照单一病例原则采集得到。训练样本和测试样本按照 1:1 的比例进行,训练的样本由正常的心音 80 例、二尖瓣狭窄的样本 44 例、二尖瓣回流的样本 34 例、主动脉瓣狭窄的样本 48 例、主动脉回流的样本 36 例、三尖瓣关闭不全的样本 28 例组成。经过训练后的二叉树支持向量机对测试样本进行检测验证如表 3 所示。通过表 3 数据分析可知,心音非线性特征参数能够很好地识别 6 种不同的心音信号。测试样本中总的检出率达到 91.1%,且对正常心音和异常心音有更高的识别率。

表 3 心音测试样本组成以及识别结果

心音类型	样本量/例	检出数/例	识别精度/%
NH	80	77	96.3
MS	44	39	88.6
MR	34	32	94.1
AS	48	42	87.5
AR	36	31	86.1
TI	28	25	89.3
总数	270	246	91.1

4 结束语

心音信号是非线性的生理信号,传统的线性时变或时不变模型不能从本质上揭示心音信号的特征。本文采用定量递归分析和近似熵的方法,从非线性的角度对心音信号进行了研究,提取了递归率、确定率和近似熵特征并作了统计分析,然后构成特征矢量输入 BT-SVM,经过训练后,对测试的样本检测结果表明:非线性的特征参数能很好地区分不同类型的心音信号。本文从非线性角度对心音进行识别研究,对心脏疾病的辅助诊断和心脏机能的研究有重要的价值。后续工作可以对心音定量递归分析的其他量化参数进行研究,寻找最优区分参数,提高识别率;还可以研究其他类型的心脏疾病病理状态下的非线性动力学特征。

参考文献:

[1] Li B B, Yuan Z F. Non-linear and chaos characteristics of heart sound time series[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine, 2008, 222(3):265-272.
 [2] 丁晓蓉,郭兴明,钟丽莎.基于混沌理论的心音信号非

- 线性动力学分析[J]. 振动与冲击, 2012, 31(15): 55-59.
- Ding Xiaorong, Guo Xingming, Zhong Lisha. Non-linear dynamic analysis of heart sound signals based on chaos theory[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(15): 55-59.
- [3] 吕琛, 蔡云龙. 基于混沌关联维数的滚动轴承故障诊断[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(S1): 144-148.
- Lü Chen, Cai Yunlong. Fault diagnosis of rolling bearing based on chaos correlation dimension[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010, 25(S1): 144-148.
- [4] 李新杰, 胡铁松, 董秀明. 递归图在径流时间序列非线性分析中的应用[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2013, 46(1): 62-66.
- Li Xinjie, Hu Tiesong, Dong Xiuming. Application of recurrence plots to nonlinear analysis of runoff time series[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2013, 46(1): 62-66.
- [5] Zbilut J P, Giuliani A, Charles L, et al. Recurrence quantification analysis as an empirical test to distinguish relatively short deterministic versus random number series[J]. Physics Lett A, 2000, 267: 174-178.
- [6] Jr Webber C L, Zbilut J P. Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies[J]. J Appl Physiol, 1994, 76: 965-973.
- [7] Pincus S M. Approximate entropy a measure of system-complexity[J]. Proceedings of the National Academy of the United States of America, 1991, 83(6): 2297-2301.
- [8] 彭红星, 陈祥光, 徐巍. PCA 特征抽取与 SVM 多类分类在传感器故障诊断中的应用[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(1): 111-116.
- Peng Hongxing, Chen Xianguang, Xu Wei. Application of PCA feature extraction and SVM multi-classification on sensor fault diagnosis[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2010, 25(1): 111-116.
- [9] 黄林洲, 郭兴明, 丁晓蓉. EMD 近似熵结合支持向量机的心音信号识别研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(19): 21-25.
- Huang Linzhou, Guo Xingming, Ding Xiaorong. Heart sound recognition based on EMD approximate entropy and SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(19): 21-25.
- [10] 苟博, 黄贤武. 支持向量机多分类方法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(3): 334-339.
- Gou Bo, Huang Xianwu. SVM multi-class classification[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2006, 21(3): 334-339.
- [11] 唐发明, 王仲东, 陈锦云. 一种新的二叉树多类支持向量机算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 7: 24-26.
- Tang Faming, Wang Zhongdong, Cheng Jinyun. An improved multiclass support vector machines based on binary tree[J]. Journal of Computer Engineering and Application, 2005, 7: 24-26.

作者简介: 郭兴明(1964-), 男, 教授、博士生导师, 研究方向: 医学信号处理、远程医疗, E-mail: guoxm@cqu.edu.cn; 李传鹏(1988-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 医学信号处理; 卢德林(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 医学信号处理。

