

文章编号: 1000-582X(2011)10-119-05

脉象信号的特征提取与识别方法

蔡坤宝¹, 曹 丁¹, 段云孜², 罗德成³, 刘宗行¹

(1. 重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044; 2. 重庆市精神病院 药物依赖康复中心, 重庆 400038;
3. 第三军医大学 高原军事医学系, 重庆 400038)

摘 要: 中医脉象信号的研究在中医诊断中具有重要的意义。为了探索由中医脉象信号识别海洛因吸毒者的有效方法, 研究了中医脉象信号特征提取的倒双谱与三阶倒谱熵算法。在简洁而准确地论述算法的基础上, 估计了 20 例海洛因吸毒者与 20 例健康正常人脉象信号的倒双谱的对角切片分量。在大量实验结果的基础上, 选取对角切片在 $m=n=1$ 处的抽样幅值、在特定区域内抽样幅值的三阶倒谱熵作为每例脉搏波信号的 2 个特征参数, 并构成特征向量。以平方马氏距离为准则设计了分类器, 该分类器对 40 个特征向量的准确识别率为 87.5%。研究结果表明, 提出的特征提取与分类器设计方法对海洛因吸毒者脉象信号的识别具有一定的意义。

关键词: 脉象信号; 倒双谱; 模式识别

中图分类号: R318.04

文献标志码: A

Feature extraction and recognition technique for human pulse signals

CAI Kun-bao¹, CAO Ding¹, DUAN Yun-zi², LUO De-cheng³, LIU Zong-xing¹

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;
2. Rehabilitation Center of Chongqing Mental Hospital for Drug Dependence, Chongqing 400038, P. R. China;
3. Department of High Altitude Military Medicine; Third Military Medical University, Chongqing 400038, P. R. China)

Abstract: In Chinese traditional medicine, the pulse signal plays an important role for diagnosis. To investigate the effective technique for identifying heroin druggers through the pulse signal, the feature extraction algorithm based on the biocepstrum and the third-order cepstrum entropy of the pulse signal is studied. On the basis of concise and rigorous discussion for the algorithm, the biocepstrum-based diagonal slice components are estimated for human pulse signals of 20 heroin druggers and 20 healthy normal subjects. The magnitude of the sample value of diagonal slice at $m=n=1$ and the third-order cepstrum entropy of magnitudes of sample values of the diagonal slice within a particular region are used as two feature parameters for every human pulse signal to form a feature vector. A classifier based on the criterion of squared Mahalanobis distance is successfully designed. Applying the designed classifier to 40 feature vectors, the correct identification rate reaches 87.5%. The research result shows that the method of the feature extraction and classifier design presented in is valuable for identifying the human pulse signals of heroin druggers.

Key words: human pulse signal; bicepstrum; pattern recognition

收稿日期: 2011-02-03

基金项目: “211 工程”三期建设资助项目(S-09102)

作者简介: 蔡坤宝(1950-), 男, 重庆大学教授, 主要从事信号与信息处理方向研究, (Tel)13647648705;
(E-mail)caikun@cqu.edu.cn.

中医脉象信号的检测、特征的有效提取和稳健的识别方法一直是实现中医脉诊客观化的研究热点^[1-3]。从脉象信号提取的特征向量的维数应该尽可能地低,各类特征向量在特征空间中要有良好的聚类特性,各类之间具有良好的分离特性。在有效提取脉象信号特征向量的基础上,对不同类别的特征向量进行有效识别的分类器的选择和设计也是重要的研究内容。

高阶统计量分析方法是上世纪九十年代发展起来的数学工具^[4-5]。与传统的基于二阶统计量的分析法相比,高阶累积量分析在理论上可以完全抑制叠加于有用信号中的高斯噪声,可用于辨识非因果、非最小相位的线性或非线性系统^[6-11]。因此,高阶累积量分析在生物医学信号处理和其它领域得到越来越多的应用。例如:参数化双谱估计在海洛因吸毒者脉象信号的鉴别方面取得了较好的效果^[1];高阶谱特征对声学图像中水雷的检测得到了较好的效果^[7];高阶谱分析方法还被应用于复杂电力系统中非线性耦合模态间的非线性交互的评估^[11]。然而,将倒双谱估计应用于脉象信号的特征提取与识别,除了文献[3]作者的工作外,还未见有其它文献报道。因此,应用倒双谱估计提取脉象信号的特征并加以识别是值得研究的课题。为了探索由中医脉象信号识别海洛因吸毒者的有效方法,笔者研究了基于倒双谱估计的中医脉象信号特征提取方法,对20例海洛因吸毒者与20例健康正常人脉象信号进行了倒双谱估计,提取了特征向量,设计了基于平方马氏距离的分类器。

1 基于倒双谱的脉象信号特征提取

1.1 倒双谱及其估计的基本方法

设稳定的、非因果的、线性非时变离散时间系统的传递函数可表示为^[4-5]

$$H(z) = I(z^{-1}) \cdot O(z) \cdot A \cdot z^{-r}, \quad (1)$$

其中: A 为常数; r 为整数;

$$I(z^{-1}) = \frac{\prod_{i=1}^{L_1} (1 - a_i z^{-1})}{\prod_{i=1}^{L_3} (1 - c_i z^{-1})}, \quad (2)$$

是 $H(z)$ 所包含的因果的最小相位部分,故必有 $|a_i| < 1, |c_i| < 1$;

$$O(z) = \prod_{i=1}^{L_2} (1 - b_i z), \quad (3)$$

是 $H(z)$ 的反因果部分,故必有 $1/|b_i| > 1$ 。若系统在偏斜度为 γ_3^w 的零均值、非高斯、独立同分布白噪

声信号激励下的输出信号为 $\{x(k)\}$,则该输出信号的双谱 $C_3^x(z_1, z_2)$ 可以表示为

$$C_3^x(z_1, z_2) = \gamma_3^w H(z_1) H(z_2) H(z_1^{-1} \cdot z_2^{-1}), \quad (4)$$

当然,该双谱就是 $\{x(k)\}$ 的三阶累积量 $c_3^x(\tau_1, \tau_2)$ 的二维 Z 变换

$$C_3^x(z_1, z_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} c_3^x(\tau_1, \tau_2) z_1^{-\tau_1} z_2^{-\tau_2}, \quad (5)$$

其中

$$c_3^x(\tau_1, \tau_2) = E\{x(k)x(k+\tau_1)x(k+\tau_2)\}. \quad (6)$$

倒双谱 $b_x(m, n)$ 定义为双谱 $C_3^x(z_1, z_2)$ 的自然对数的二维 Z 逆变换

$$b_x(m, n) = Z_2^{-1}\{\ln[C_3^x(z_1, z_2)]\}. \quad (7)$$

由式(2)、(3)和(7)可导出倒双谱的表达式

$$b_x(m, n) = \begin{cases} \ln |\gamma_3^w \cdot A^3|, & m=0, n=0; \\ -\frac{1}{n} A^{(n)}, & m=0, n>0; \\ -\frac{1}{m} A^{(m)}, & n=0, m>0; \\ \frac{1}{m} B^{(-m)}, & n=0, m<0; \\ \frac{1}{n} B^{(-n)}, & m=0, n<0; \\ -\frac{1}{n} B^{(n)}, & m=n>0; \\ \frac{1}{n} A^{(-n)}, & m=n<0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$A^{(m)} = \sum_{i=1}^{L_1} a_i^m - \sum_{i=1}^{L_3} c_i^m. \quad (9)$$

和

$$B^{(m)} = \sum_{i=1}^{L_2} b_i^m, \quad (10)$$

为倒谱系数^[5-6],取决于式(2)、(3)中的参数。

如图1所示,倒双谱 $b_x(m, n)$ 仅分布于二维平面的坐标轴、第1与第3象限角平分线的等间隔抽样点上,且该平分线(对角切片)上的抽样值包含了倒双谱的全部信息。

如果直接按式(7)计算倒双谱会遇到数值计算上的困难。考虑到倒双谱 $b_x(m, n)$ 的二维 Z 变换 $B_x(z_1, z_2)$ 可表示为

$$B_x(z_1, z_2) = \ln[C_3^x(z_1, z_2)].$$

于是有

$$\frac{\partial B_x(z_1, z_2)}{\partial z_1} = \frac{1}{C_3^x(z_1, z_2)} \cdot \frac{\partial C_3^x(z_1, z_2)}{\partial z_1}.$$

从而可导出如下计算公式

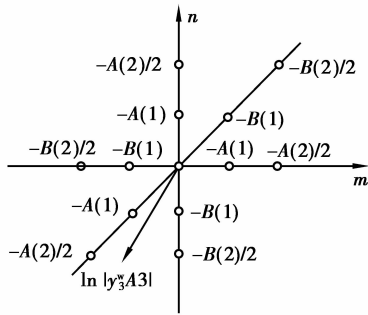


图 1 倒双谱的分布图

$$m \cdot b_x(m, n) = F_2^{-1} \left\{ \frac{F_2 [m \cdot c_3^x(\tau_1, \tau_2)]}{F_2 [c_3^x(\tau_1, \tau_2)]} \right\}, \quad (11)$$

其中: F_2 表示二维快速里叶变换; F_2^{-1} 表示二维逆快速傅里叶变换。由式(11)算出 $m \cdot b_x(m, n)$, 并考虑式(8)即可得倒双谱的全部抽样值, 除了 $b_x(0, 0)$ 差一个常数比例因子外。

还需要考虑的问题是, 在工程实践中的被分析序列 $x(k)$ 是在有限时间范围内观测到的系统输出过程 $\{x(k)\}$ 的 1 个样本。因此, 首先需要依据样本序列 $x(k)$ 获得三阶累积量的估计 $\hat{c}_3^x(\tau_1, \tau_2)$, 然后按式(11)、(8)算出倒双谱的估计 $\hat{b}_x(m, n)$ 。

1.2 脉象信号的特征提取

被分析的脉象信号分为健康正常人与海洛因吸毒者两组, 每组含 20 例信号。其中, 健康正常人组信号的采集对象为身体健康的在读本科生和硕士生; 海洛因吸毒者组信号的采集对象为接受强制或自愿戒毒的海洛因成瘾者。在估计倒双谱前, 首先对每一例以 128 Hz 抽样率所得的脉象信号截取 1 个心动周期的脉搏波, 再去除脉搏波的直流分量、进行幅值归一化, 经末尾适当补零或截断将被分析脉搏波统一为 128 点的离散时间信号 $x(n)$ 。图 2 中的(a)和(b)分别是典型的健康正常人和海洛因吸毒者的脉搏波。两者的主要差异在于, 相对于健康正常人的信号而言, 吸毒者的信号具有较深的波谷。

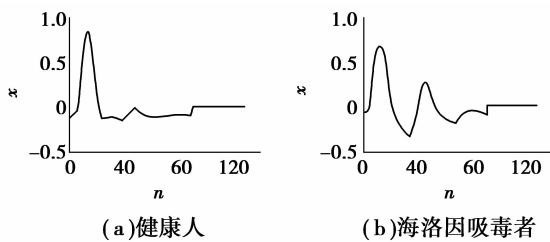


图 2 典型脉搏波信号

借助 Matlab 平台上的高阶统计量分析(HOSA)工具箱分别对上述 40 脉搏波信号进行倒

双谱估计。在估计脉搏波信号的 3 阶累积量 $\hat{c}_3^x(\tau_1, \tau_2)$ 时, 选择参数 $N_L=2$, 即脉搏波被分成 2 段, 每段含 $M=64$ 点抽样值。在倒双谱估计时选择参数 $N_0=128$, 并对 $\hat{c}_3^x(\tau_1, \tau_2)$ 施加了由 parzen 窗构造成的二维延迟窗。图 3 中的(a)和(b)分别为图 2 中的 2 个脉搏波信号的对应于倒双谱 $\hat{b}_x(m, n)$ 的系数 $\hat{m}b_x(m, n)$ 的对角切片分量($m=n$)的幅值。由于只涉及信号的分类问题, 宜将 $a(m) = |\hat{m}b_x(m, m)|$ 定义为基于倒双谱的对角切片分量(简称对角切片分量)。

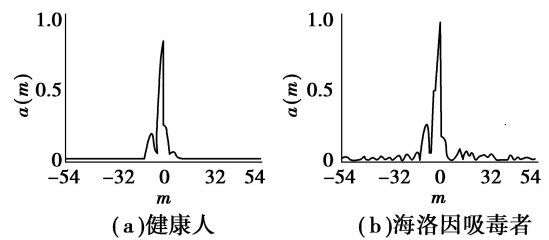


图 3 对角切片分量

从图 3 中的两波形可以看出, 在 $m = [-12, 16]$ 区间内, 健康正常人的波形相对海洛因吸毒者的来说较平滑但更陡峭。此外, 海洛因吸毒者的波形在 $m=1$ 附近多 1 个波谷。在实际的研究过程中, 笔者采用穷举法逐一将 $m = [-12, 16]$ 范围内的对角切片分量的各抽样值作为特征参数, 并对 40 例脉搏波信号进行分类比较。其中, 分类效果最好的特征参数为取自 $m=0$ 的抽样值, 在参考文献[3]中称其为对角切片的零分量; 除了对角切片的零分量外, 选取 $m=1$ 处的抽样值作为特征参数, 则可得到最好的分类效果。故在研究中, 选取每例脉搏波的 $a(1) = |\hat{b}_x(1, 1)|$ 抽样值作为其特征参数。以脉搏波编号 n 为横坐标, 特征参数值为纵坐标, 40 个特征参数值的分布如图 4 所示, 其中 $n=1 \sim 20$ 代表健康正常人, $n=21 \sim 40$ 则为海洛因吸毒者。若以图 4 中纵坐标为 0.222 附近的水平线作为决策边界, 则有 2 例健康正常人被误判、海洛因吸毒者有 3 例被误判, 检测率达到 87.5%。

信息熵可用作随机事件平均不确定性的量度。设有一系列离散随机事件, $p_i (i=1, \dots, N)$ 表示其中某一事件发生的先验概率, 且

$$\sum_{i=1}^N p_i = 1。$$

则该系列事件的信息熵可表示为^[12-13]

$$H(p) = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i。 \quad (12)$$

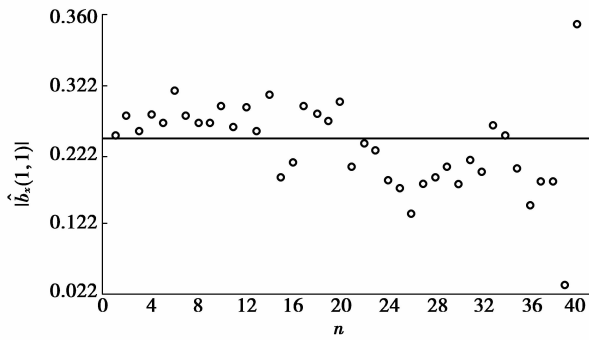
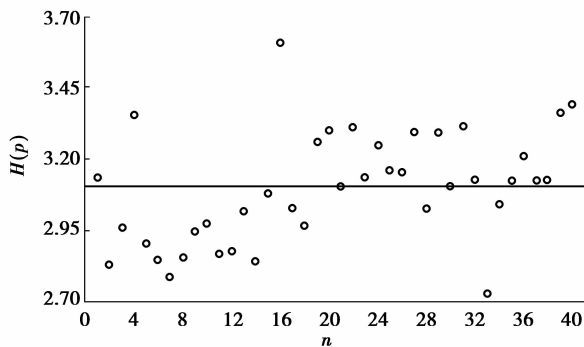


图4 特征参数的分布图

显然信息熵 $H(p)$ 是非负的, 其值越大, 则平均不确定性或随机性越强。从图3所示的对角切片分量的波形来看: 健康正常人的波形相对来说比较平滑, 随机性较弱; 吸毒者的波形有比较多的波峰, 随机性较强。如果恰当定义随机事件的发生概率 p_i , 则可用信息熵来判别两类脉搏波。选取 $m = -29 \sim 43$ 区域内的对角切片分量来估计每例脉搏波的信息熵。将该区域内的第 i 点抽样值与该区域内的抽样值之和的比值定义为概率 p_i , 并将 $H(p)$ 作为每例脉搏波的特征参数。所得的40个特征参数值的分布如图5所示, 其中 $n = 1 \sim 20$ 代表健康正常人, $n = 21 \sim 40$ 则为海洛因吸毒者。从图5中可以看出, 15例健康正常人和17例吸毒者予以准确识别, 识别率达到80%。

图5 $H(p)$ 值的分布图

2 分类器设计

在模式识别问题中, 模式相似性度量常借助欧氏(Euclidean)距离、切贝雪夫(Chebyshev)距离和马氏(Mahalanobis)距离等^[14-16]。笔者采用马氏距离作为设计分类器的准则。若 n 维列向量 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 是向量集 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m\}$ 中的2个向量, 则该对向量间的平方马氏距离 d^2 定义为^[16]

$$d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j), \quad (13)$$

其中

$$\mathbf{V} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T; \quad (14)$$

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i. \quad (15)$$

考虑到研究问题的特点, 可将上述定义的平方马氏距离的概念推广应用到分类器的设计中。将每例脉搏波信号的2个特征参数 $a(1)$ 与 $H(p)$ 构成该信号的特征列向量, 并将健康正常人组和海洛因吸毒者组的特征向量分别表示为 \mathbf{x}_i^1 和 \mathbf{x}_i^2 , 其中 $i = 1, 2, \dots, N, N = 20$ 。于是, 这2组特征向量各自的类均值(类中心)为

$$\boldsymbol{\mu}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i^j, j = 1, 2. \quad (16)$$

然后用所有的特征向量来计算协方差矩阵

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{2N-1} \sum_{j=1}^2 \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i^j - \boldsymbol{\mu}_j)(\mathbf{x}_i^j - \boldsymbol{\mu}_j)^T. \quad (17)$$

于是, 每个特征向量 \mathbf{x}_i^j 到均值 $\boldsymbol{\mu}_k$ 的平方马氏距离可表示为

$$d_{jk}^2(i) = (\mathbf{x}_i^j - \boldsymbol{\mu}_k)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x}_i^j - \boldsymbol{\mu}_k), j, k = 1, 2. \quad (18)$$

40个特征向量到2个中心的平方马氏距离如表1所示。

表1 平方马氏距离数值表

正常人	d_{11}^2	d_{12}^2	吸毒者	d_{21}^2	d_{22}^2
N01	0.235 9	0.511 8	A01	1.136 7	0.018 2
N02	1.334 9	3.853 8	A02	2.297 4	1.450 1
N03	0.287 8	1.534 2	A03	0.827 5	0.243 1
N04	2.324 0	2.791 4	A04	2.305 9	0.165 9
N05	0.524 3	2.439 3	A05	2.319 6	0.235 9
N06	0.863 4	4.270 3	A06	4.711 4	1.808 5
N07	1.410 3	4.048 3	A07	2.879 6	0.396 0
N08	0.931 5	2.973 6	A08	1.827 9	0.906 4
N09	0.076 6	1.592 8	A09	2.523 4	0.626 6
N10	0.145 2	2.402 0	A10	2.061 5	0.278 1
N11	0.518 0	2.134 8	A11	2.370 6	0.771 6
N12	0.590 3	3.243 1	A12	1.236 1	0.165 3
N13	0.062 4	0.979 9	* A13	3.084 2	5.649 9
N14	1.174 6	4.641 4	* A14	0.125 8	0.688 4
* N15	1.683 0	0.238 0	A15	1.277 6	0.001 8
* N16	7.297 3	4.501 3	A16	3.576 6	0.671 5
N17	0.159 1	2.137 7	A17	2.056 0	0.148 0
N18	0.073 4	1.972 0	A18	1.869 1	0.203 7
N19	2.407 7	2.512 4	A19	14.383 7	7.043 0
N20	4.343 8	5.007 0	* A20	12.356 5	16.413 7

从表 1 可见,健康正常人的特征向量到本组中心 μ_1 的平方马氏距离一般均小于到另一组中心 μ_2 的平方马氏距离。类似地,吸毒者的特征向量到本组中心 μ_2 的平方马氏距离一般均小于到另一组中心 μ_1 的平方马氏距离。于是将分类准则设定为:若给定的特征向量与 μ_1 平方马氏距离较近,则将此特征向量判决为健康正常人的;反之则判决为吸毒者的。如表 1 所示,按此判决准则:2 例健康正常人被误判,他们的编号为 * N15 和 * N 16;3 例吸毒者被误判,他们的编号为 * A13、* A14 和 * N20。分类器的识别准确率为 87.5%。与参考文献[1-3]中的方法相比较,识别准确率偏低。但是,在将基于马氏距离分类器用于同类问题的研究方面还是有一定的意义。将各种现代信号与信息处理方法应用于吸毒者脉搏信号的识别尚处于初步的研究阶段,还需要进行大样本的临床实验,以确定脉搏信号对鉴别吸毒者的敏感程度。

3 结 论

上述研究结果表明,基于倒双谱的脉象信号特征提取方法可以较好地描述信号的主要特征。从对角切片中提取的特征参数 $|\hat{b}_x(1,1)|$ 与 3 阶倒谱熵相比较,前者优于后者。以平方马氏距离为准则设计的分类器具有良好的分类性能。结果对应用计算机识别海洛因吸毒者的脉象信号的研究具有一定的意义。

参考文献:

- [1] 张继红,蔡坤宝,李玉韩. 中医脉象信号的参数化双谱估计及其切片分析[J]. 重庆大学学报, 2006, 29(6): 47-50.
ZHANG JI-HONG, CAI KUN-BAO, LI YU-HAN. Biospectrum estimation using parametric method and diagonal slice analysis for human pulse signals [J]. Journal of Chongqing University, 2006, 29(6):47-50.
- [2] 蔡坤宝,吴太阳,戴光明. 吸毒者脉象信号的小波与神经网络分析[J]. 重庆大学学报, 2007, 30(10):50-54.
CAI KUN-BAO, WU TAI-YANG, DAI GUANG-MING. Pulse signal analysis of druggers with the neural network [J]. Journal of Chongqing University, 2007, 30(10):50-54.
- [3] 黄镭,刘宗行,蔡坤宝. 倒双谱估计在海洛因吸毒者脉象信号检测中的应用[J]. 重庆工学院学报:自然科学版, 2007, 21(7):98-102.
HUANG LEI, LIU ZONG-HANG, CAI KUN-BAO. Application of biocepstrum estimation in detecting pulse signals of druggers [J]. Journal of Chongqing Institute of Technology: Natural Science Edition, 21(7): 98-102.
- [4] 张贤达. 时间序列分析—高阶统计量方法[M]. 北京:清华大学出版社, 1996.
- [5] NIKIAS C L, PETROPLUS A P. Higher-order spectra analysis [M]. Prentice Hall: Englewood Cliffs, 1993.
- [6] AKAN A, ARTAN R B U. Time-varying bispectral analysis of nonstationary signals[J]. Signal Processing and its Applications, 2003, 7(1):569-572.
- [7] CHANDRAN V, ELGAR S, NGUYEN A. Detection of mines in acoustic images using higher order spectral features [J]. IEEE Oceanic Engineering, 2002, 27(7): 610-618.
- [8] PAN R, NIKIAS C L. The complex cepstrum of higher order cumulants and nonminimum phase system identification [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1988, 36(2): 186-205.
- [9] DE LA ROSA J G, LLORET I, MORENO A, et al. Higher-order spectra and independent component analysis used for identification and SNR enhancement of acoustic emission signals [J]. IEEE Electrotechnical, 2006, 1(1):490-493.
- [10] ACAR T, YU Y, PETROPULU A P. Blind MIMO system estimation based on PARAFAC decomposition of higher order output tensors [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006, 54(11):4156-4168.
- [11] MESSINA A R, VITTAL V. Assessment of nonlinear interaction between nonlinearly coupled modes using higher order spectra [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1):375-383.
- [12] 李宏坤,张志新,马孝江,等. 基于 Hilbert 谱熵的柴油机故障诊断方法研究[J]. 大连理工大学学报, 2008, 48(2):220-224.
LI HONG-KUN, ZHANG ZHI-XIN, MA XIAO-JIANG, et al. Investigation on diesel engine fault diagnosis by using Hilbert spectrum entropy [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2008, 48(2): 220-224.
- [13] 贾俊平. 统计学[M]. 北京:清华大学出版社, 2004.
- [14] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2002.
- [15] 边肇祺. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.
- [16] 何莹,吴效明,岑人经,等. 基于高阶统计量的心音信号分析[J]. 模式识别, 2007, 23(2):258-259.
HE YIN, WU XIAO-MING, CEN REN-JING, et al. Analysis of PCG signal based on higher-order statistics [J]. Pattern recognition, 2007, 23(2): 258-259.