

基于双谱分析和支持向量机的 手震颤加速度信号识别

艾玲梅,王 珏

(西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室,陕西西安 710049)

摘 要: 针对目前临床上对特发性、帕金森病、生理性等 3 种常见震颤误诊断的问题,本文提出了一种基于双谱分析和支持向量机识别 3 种不同类型震颤的新方法.首先测量 3 种震颤类型志愿受试者手震颤的加速度信号并分别对其用 Hinich 方法检验,发现该类信号具有非高斯、非线性特性,然后用适合处理该类信号的双谱分析方法提取手震颤加速度信号的双谱对角切片的特征信息,最后采用“一对一”和“一对多”两种多分类的支持向量机算法对受试人的手震颤特征进行分类.交叉验证表明“一对一”算法的平均分类正确率高于“一对多”算法,分类正确率最高达到 93.13%.该方法为临床医生提供了辅助识别不同类型震颤的新途径.

关键词: 震颤识别;双谱;对角切片;支持向量机

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 11-2165-06

Hand Tremor Recognition Using Bispectrum Analysis of Acceleration Signals and Support Vector Machine

AILing-mei, WANGJue

(Key Laboratory of Biomedical Information Engineering, Ministry of Education, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China)

Abstract: With respect to three kinds of familiar tremor, including essential tremor, parkinsonism disease tremor and physiological tremor, which are subjected to frequent clinical misdiagnosis, a new recognition approach for tremor based on bispectrum analysis and support vector machine is proposed in this paper. At first, the acceleration signals of hand tremor from voluntary subjects were recorded and were tested by Hinich method respectively, we found that the signals possess the properties of non-gaussian and non-linearity. Then the features of diagonal slice of bispectrum which adapts to process non-gaussian and non-linearity signals of hand tremor accelerating signals were extracted. Finally, multiclassification support vector machine algorithm of “one against one” and “one against rest” are adopted to carry out recognition of three types tremor. Cross-validation test results show that the mean correct rate of classification with “one against one” algorithm is better than that of “one against rest”, its correct rate of classification can be readed at 93.13%, and provides a new a assistant approach to classify tremor for clinical neurosurgeon.

Key words: tremor recognition; bispectrum; diagonal slices; support vector machine

1 引言

震颤是人身体某一个或多个功能区肌肉的节律性、不自主颤动^[1].它可以是生理性的,也可以是病理性的.生理性震颤(physiological tremor, PT)、特发性震颤(essential tremor, ET)、帕金森病(parkinsonism disease, PD)震颤是最常见的三种震颤.病理性震颤以帕金森和特发性震颤多见其影响人的肢体、头部、声音甚至整个身体,对人们的工作和生活造成了很大的影响,据报道^[2]每 10 万人中 PD 患者为 120-180 人、5000 人受 ET 影响.震颤类

型不同,治疗方案也不同.目前,医学上对各种类型震颤的发病机理还不是很清楚,医生主要是从临床经验、患者症状等方面诊断震颤类型,误诊率达 15%,特别是 PD 与 ET 的误诊率高达 25%^[3]以上.因此仅仅依靠医生临床诊断鉴别各种震颤类型准确率不高,迫切需要其它客观、合理的辅助诊断方法.

随着高灵敏度传感器技术、计算机数据采集及信号处理技术的迅猛发展,为人们从肌电、加速度信号等方便、廉价、无创检测方法正确诊断震颤类型提供了可能.用肌电、加速度信号等无创检测方法对震颤的识别,实

收稿日期:2007-05-18;修回日期:2008-06-05

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划(No. 2006AA04Z370)

质上是模式识别问题. 而信号获取、特征提取、识别是模式识别的基本步骤. 目前从信号处理技术手段上识别震颤的文献为数不多, 早期研究者的工作主要是记录震颤患者上肢肌电, 分析其振幅、频率^[4]和功率谱^[5]并试图从震颤患者的肌电、脑电信号定位发病源^[6]. 用手震颤加速度信号做近似熵^[7]分析区分 PD 患者和正常人及 Wharrad^[8]等人用频谱分析鉴别 ET 和 PT 但没分析最常见的 PD. 2002 年 Augustyn^[2]等人做了 ET、PD、PT 多谱的三分类效果较好, 但特征量提取的太多, 运算复杂、速度慢不适合做在线检测. 2006 年 Mehmet^[9]等人用小波系数、线性预测系数等特征参数和神经网络识别了 ET、PD、PT 三种震颤精度不是很高. 综上, 取得了一些研究成果但仍没找出如何较好的鉴别这三种常见震颤的方法. 针对这种情况, 本文提出了测量 PD、ET、PT 手颤加速度信号并对采集的信号进行非高斯、非线性检验, 确定了它们的非高斯、非线性特性. 然后采用对非高斯、非线性信号较有优势的双谱分析三种震颤. 提取双谱对角切片的特征, 采用具有较强分类性能的支持向量机进行三种震颤识别, 取得了较好的分类效果.

2 理论基础

2.1 双谱分析

目前, 高阶谱特别是双谱^[10]是信号处理领域非常有用的重要分析工具. 它能有效的分析处理非高斯、非线性、非因果信号和高斯有色噪声及盲信号. 它从更高概率结构表征随机信号, 可弥补二阶统计量(功率谱)不含相位信息、不能提取更多有用信息的缺陷.

2.1.1 双谱定义

设时间序列 $\{x(n)\}$ 满足三阶平稳, 则实随机序列 $\{x(n)\}$ 的三阶累积量或三阶矩为:

$$C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) = E[x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)] \quad (1)$$

其中 τ_1, τ_2 为任意时延, $E[\cdot]$ 为统计期望. 若 $C_{3,x}(\tau_1, \tau_2)$ 满足绝对可和, 即

$$\sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} |C_{3,x}(\tau_1, \tau_2)| < \infty$$

则式(1)的二维傅里叶变换定义为序列的双谱:

$$B(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) \exp(-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)) \quad (2)$$

其中, $|\omega_1| \leq \pi, |\omega_2| \leq \pi, |\omega_1 + \omega_2| \leq \pi$

由于三阶累积量与三阶矩相同, 则双谱既是三阶累积量谱也是三阶矩谱.

2.1.2 双谱对角切片

实际中常用三阶累积量的对角切片, 令式(1)中的 $\tau_1 = \tau_2 = \tau$, 则

$$C(\tau) = C_{3,x}(\tau, \tau) = E[x(n)x(n+\tau)x(n+\tau)] \quad (3)$$

其傅里叶变换即为双谱的对角切片谱, 也称 $1\frac{1}{2}$ 维谱.

双谱和 $1\frac{1}{2}$ 维谱都可描述信号, 但 $1\frac{1}{2}$ 维谱的计算量更小, 估计精度更高.

2.1.3 双谱性质

(1) 对高斯过程是盲的. 高斯过程 3 阶累积量或双谱为零, 这可抑制附加在信号上的高斯噪声而提取出有用的非高斯信号, 并可用于检验信号偏离高斯分布的情况.

(2) 双谱保留了信号的幅度信息, 同时也保留了信号的相位信息. 因此用双谱分析震颤信号更容易获取特征信息.

(3) 双谱具有如下对称性质:

$$\begin{aligned} B(\omega_1, \omega_2) &= B(\omega_2, \omega_1) = B^*(-\omega_1, -\omega_2) \\ &= B^*(-\omega_2, -\omega_1) = B(\omega_1 - \omega_2, \omega_2) \\ &= B(\omega_1, \omega_1 - \omega_2) = B(\omega_1 - \omega_2, \omega_1) \\ &= B(\omega_2, \omega_1 - \omega_2) \end{aligned} \quad (4)$$

双谱对称区域如图 1 所示. 也就是说, 双谱定义区域分成 12 个三角区, 且具有对称性. 由此性质只要知道三角区 $[\omega_1 \in [0, \pi], \omega_2 \in [0, \pi], \omega_1 + \omega_2 \in [0, \pi]]$ 内的双谱, 就能够描述所有的双谱.

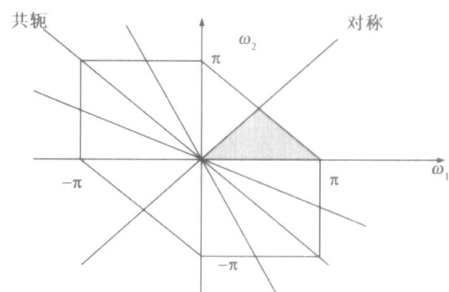


图1 双谱对称区域

2.2 支持向量机

支持向量机^[11]是 Vapnik 等人在统计学习理论的基础上提出的一种新型机器学习方法. 其出色的学习性能已成为机器学习界的新热点并在模式识别、回归分析等领域被广泛应用. 支持向量机根据结构风险最小化原则, 可以尽量提高学习机的泛化能力, 同时它将优化问题转化为求解一个凸二次规划问题. 二次规划所得的解是唯一的全局最优解, 这样就不存在一般神经网络的局部极值问题. 另外, 它也巧妙地解决了维数问题, 使其算法的复杂度与样本维数无关. 本文采用支持向量机算法在小样本基础上构建不同震颤模型, 区分震颤类型.

2.2.1 线性支持向量机

2.2.1.1 最优分类面

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类线发

展而来的,基本思想如图 2 所示.图中圈和叉分别表示两类训练样本. H 为两类没有错误的分类线, H_1, H_2 为过各类样本中离分类线最近的点且平行于分类线的直线, H_1, H_2 之间的距离即为两类的分类间隔(margin). 分类间隔越大,推广能力越好,使分类间隔最大的分类线为最优分类线. 多维情况,最优分类线就成为最优分类面.

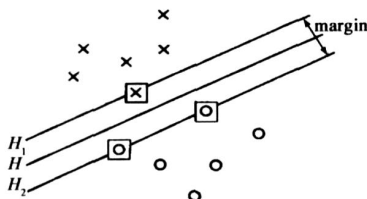


图2 最优超平面示意图

设训练样本输入为 $x_i, i = 1, 2, \dots, L$, 对应的期望输出为 $y_i \in \{+1, -1\}$. 其中 +1 和 -1 分别代表两类的类别标识.

假定分类面方程为 $w \cdot x + b = 0$. 为使分类面对所有样本正确分类且具备分类间隔, 满足如下约束:

$$\begin{aligned} x_i \cdot w + b &\geq +1 & \text{当 } y_i = +1 \\ x_i \cdot w + b &\leq -1 & \text{当 } y_i = -1 \end{aligned} \quad (5)$$

即 $y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0$, 可计算出分类间隔为:

$$\min_{\{x_i, y_i=1\}} \frac{w \cdot x_i + b}{w} - \max_{\{x_i, y_i=-1\}} \frac{w \cdot x_i + b}{w} = \frac{2}{w} \quad (6)$$

在服从约束式(5)的条件下, 最大化分类间隔 $\frac{2}{w}$, 可通过最小化 w^2 实现. 此时求解最优超平面问题就可表示成如下的约束优化问题, 即在式(5)约束下, 最小化函数

$$f(w) = \frac{1}{2} w^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (7)$$

为解决这个约束优化引入 Lagrange 函数:

$$L = \frac{1}{2} w^2 - \sum_{i=1}^L \lambda_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1] \quad (8)$$

其中 $\lambda_i > 0$ 为 Lagrange 系数. 问题转化为关于 w 和 b 求 L 的最小值. 对式(8) w 和 b 分别求偏微分并令其等于 0, 将上述问题转化为较简单的“对偶”问题可求得最优解:

$$w = \sum_{i=1}^L \lambda_i y_i x_i \quad (9)$$

即最优超平面的权系数向量是训练样本向量的线性组合. 此为不等式约束下的二次函数极值问题, 根据最优条件—Karush—Kuhn—Tucker 条件, 问题的解必须满足:

$$\lambda_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1] = 0, i = 1, \dots, L \quad (10)$$

因此, 对多数样本 λ_i 将为零, 取值不为零的 λ_i 对应式(5)等号成立的样本即支持向量, 如图中方框标出样本点. 求解上述问题得到最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^L \lambda_i y_i (x_i \cdot x) + b \right\} \quad (11)$$

2.2.1.2 广义最优分类面

式(11)是线性可分决策函数, 对线性不可分情况,

即某些训练样本不能满足式(5), 又希望误分样本少, 应放宽式(5)的约束, 在式(5)引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$, 约束条件变为:

$$y_i [x_i \cdot w + b] - 1 - \xi_i, i = 1, \dots, L \quad (12)$$

当分类出现错误时 $\xi_i > 0$, 因此 ξ_i 是训练集中错分样本数的上界. 这样需要在目标函数中为分类误差分配一个额外的代价函数, 即引入错误惩罚分量, 因此目标函数就变为:

$$f(w, b) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \sum_{i=1}^L \xi_i, i = 1, \dots, L \quad (13)$$

其中, $C > 0$ 是一个指定的常数, 它控制对错分样本的惩罚程度, C 越大, 惩罚越重. 此时得到的最优分类面称广义最优分类面.

2.2.2 非线性支持向量机

线性不可分类问题, 可通过非线性变换把该问题转化为特征空间中的线性可分问题, 从而在特征空间中求广义最优分类面. 这样在特征空间里实际上只需要进行内积运算, 而这种内积运算是可以用原空间中的某种函数(称核函数)实现. 而没有必要知道它们的具体形式. 根据泛函有关理论, 这种核函数 $K(x, y)$ 要满足 Mercer 条件, 此时分类函数变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^L \lambda_i y_i k(x_i, x) + b \right) \quad (14)$$

常用核函数有:

线性核: $K(x, y) = x \cdot y$

多项式核: $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^q, q = 1, 2, \dots$

径向基核: $K(x, y) = \exp \left(- \frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2} \right)$

2.2.3 多类支持向量机识别

SVM 最初是为二分类设计的. 对多类模式识别问题, 可采用以下两种策略:(1)“一对多”. 对 N 类问题构造 N 个两类分类器. 第 i 个 SVM 用第 i 类中的训练样本作为正的训练样本, 而其余的样本作为负的训练样本, 最后两类分类器输出最大的那一类为测试样本所属的类.(2)“一对一”. 在 N 类训练样本中构造所有可能的两类分类器, 每类仅仅在 N 类中的两类训练样本中训练. 共构造出 $N(N-1)/2$ 个分类器. 测试样本经过 $N(N-1)/2$ 个分类器分类后, 采用投票法, 得票最多的类即为测试样本所属的类. 本文分别采用上述两种方法识别不同类型震颤, 并对两种方法的分类效果进行了比较.

3 手震颤加速度信号获取、检验及特征提取

3.1 手震颤加速度信号获取

40 个自愿受试人参加了本实验. 其中 10 位 ET(7 男, 3 女, 年龄 29-80 岁), 15 位 PD(10 男, 5 女, 年龄 27-74

岁),15 位 PT(10 男,5 女,年龄 22-71 岁).所有受试人在实验前已被确诊. PD,ET 患者来自西安唐都医院神经外科门诊,PT 是病人家属.

让受试人舒适地坐在有后靠背的椅子上双脚着地,传感器粘在受试人震颤主手的中指上.采集手震颤加速度信号时,要求受试人手臂笔直伸出,平行于地面且和肩膀成 90 夹角,手掌向下.每次采集时间为 60s,共采集三次.

用“飞思卡尔”MMA7260Q 三轴低 g 加速度传感器采集手震颤信号,经放大、滤波、A/D 转换以文本的形式存入计算机中.采样率为 512Hz.实际分析信号时降采样到 128Hz 且将信号做归一化处理.将垂直于地面的 z 轴信号 10 秒数据作为一个数据段,每个人任意找 4 个数据段,40 人共获得 160 组数据段待分析用.

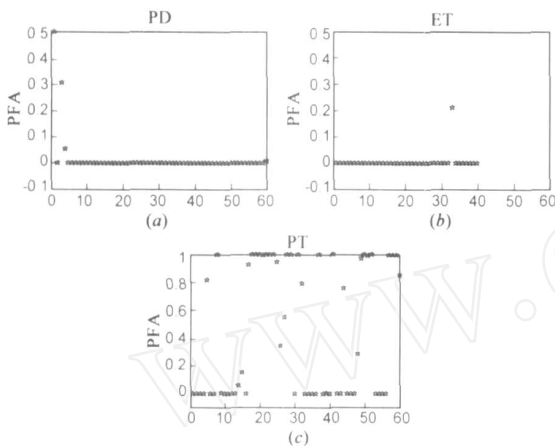


图3 非高斯检验(a)60个PD样本,(b)40个ET样本,(c)60个PT样本

3.2 手震颤信号非高斯、非线性检验

高斯性和线性是信号最重要的特征应首先予以检验.线性使信号容易表征,高斯性意味着二阶统计就可以描述.将 15 位 PD、10 位 ET、15 位 PT 受试人的各 4 组手震颤加速度信号分别作 Hinich^[12] 检验.以虚警概率

(probability of false alarm, PFA) 表示接受非高斯所承担的风险概率. $PFA > 0.05$ 认为信号是高斯的,否则是非高斯的.接着进行非线性检验,以分位数(interquartile)的理论值和估计值的偏差来判断震颤信号是否是非线性的.偏差较大时判为非线性,否则判为线性.三种信号的实验结果如图 3、4 所示.其中图 3 的 (a)、(b)、(c) 分别表示 PD、ET、PT 信号的 PFA.从图 3 可明显看出 PD、ET 是典型的非高斯信号,部分 PT 信号具有非高斯性.图 4 的 (a)、(b)、(c) 分别表示 PD、ET、PT 信号的非线性检验,可明显看出 PD、ET 是典型的非线性信号,部分 PT 信号为非线性信号.上述结果也表明,用功率谱不能完全描述此类信号.

3.3 震颤信号的特征提取

图 5 的 (a)、(b)、(c) 分别是 PD、ET、PT 的时域 10s 时程波形.图 6 的 (a)、(b)、(c) 分别是 PD、ET、PT 的双谱立体图.从图中可看出 PD、ET、PT 的双谱分布明显不同,其中 PD 和 ET 的背景噪声很低,PT 的背景噪声较高且前二者有较高的尖峰.总体看 PD 与 ET 双谱分布更接近.图 7 的 (a)、(b)、(c) 分别是 PD、ET、PT 双谱的对角线切片谱图,从该图也可看出三者的对角切片谱明显不同.

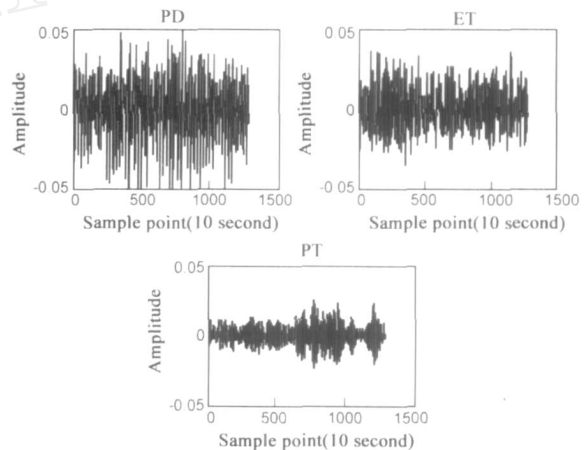


图5 10s时域手震颤信号(a) PD,(b) ET,(c) PT

表 1 3 种震颤特征样本的平均值

受试类型	最大峰振幅/ 最大峰频 (Hz)	次大峰振幅/ 次大峰频 (Hz)	第三大峰振幅/ 第三大峰频 (Hz)	能量
PD	0.0469/ 4.7923	0.0037/ 7.5963	0.0014/ 6.8890	0.0034
ET	0.0183/ 7.7377	0.0034/ 7.4256	0.0017/ 6.1776	0.0005
PT	0.0036/ 10.6579	0.0020/ 9.2851	0.0013/ 9.1437	0.0000

由高阶累积量定义及其性质知道,双谱的谱峰在双频域内是以其对角线为轴对称分布,双谱谱峰位置是反映双谱结构的重要参数.不同信号双谱谱峰位置可能不同,因此应提取谱峰位置信息.由于双谱运算量很大,本文用双谱的对角切片来表征信号.提取双谱对角切片最大峰值振幅、次大峰值振幅及第三大峰值振幅和它们各

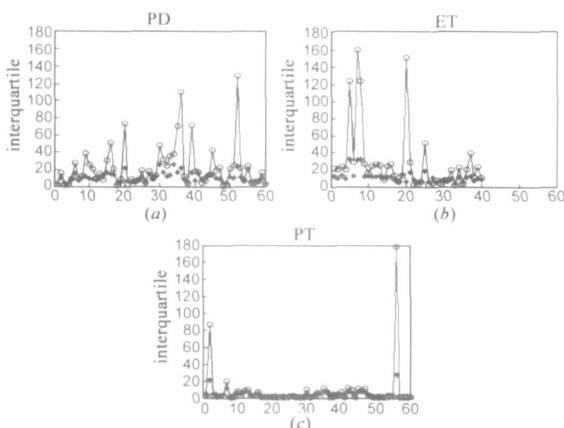


图4 非线性检验 (a)60个PD样本,(b)40个ET样本,(c)60个PT样本(o表示估计值,*表示理论值)

自对应的频率、能量做特征共 7 个特征.表 1 为 40 位震颤受试人 7 个特征的平均值.

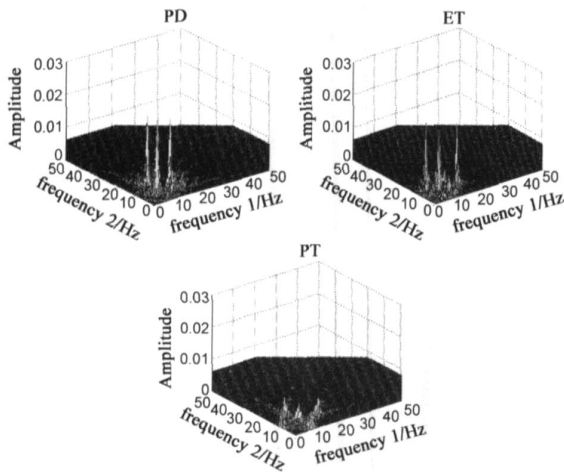


图6 双谱立体图 (a) PD, (b) ET, (c) PT

4 SVM 分类及结果分析

对小样本而言,交叉验证方法是估计预测误差最广泛使用的方法.本文采用 5 折交叉验证方法估计分类器泛化性能.将 40 名受试人的特征数据共 160 组平均分成 5 个部分,其中 4 个部分作样本训练集,构造支持向量机的最优分类超平面.剩余的部分作样本测试集,测试分类器,重复上述过程 5 次,每一个部分都作为样本测试并测试分类器,5 次平均结果作为选取分类器性能最优的核函数及其参数、惩罚因子的评估标准.表 2 是分别采用“一对一”和“一对多”两种多分类算法的 3 种核函数的支持向量机分类震颤结果.其中, C 代表错分的惩罚因子, d 分别代表多项式的阶数和高斯核的宽度.从表 2 我们发现采用“一对一”的多分类效果优于采用“一对多”的分类效果,这和文献[13]的结论是一致的.对于“一对一”而言,高斯核的分类结果最好,平均正确率达 93.13%.

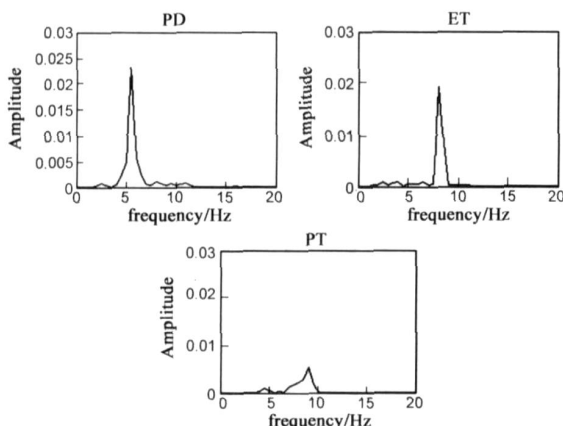


图7 双谱的对角切片 (a) PD, (b) ET, (c) PT

表 2 两种多分类方法在不同惩罚因子、核函数时的平均分类正确率

核函数类型	一对一		一对多	
	惩罚因子、核函数参数	正确率 (%)	惩罚因子、核函数参数	正确率 (%)
线性	$C = 1 \sim 5$	89.38 %	$C = 3$	88.12
多项式	$C = 0.01 \sim 0.05, d = 1$	90.626	$C = 100 \sim 1000, d = 2$	88.13
高斯径向基	$C = 1000, \sigma = 100$	93.13	$C = 1000, \sigma = 50$	90.63

5 结论

双谱是处理非高斯、非线性随机信号的有力工具.本文首先用 Hinich 方法检验了 40 名 PD、ET、PT 受试人手震颤加速度信号,发现 95% 的 PD,98.3% 的 ET 是非高斯、非线性信号,PT 也部分是非高斯、非线性信号,适合双谱分析.用双谱分析三种信号发现它们的双谱图有明显不同.用双谱对角切片构造特征向量,采用 5 折交叉验证及“一对一”和“一对多”两种多分类算法的支持向量机对三种震颤进行识别,发现“一对一”的多分类效果优于“一对多”的分类效果,且对于“一对一”而言,高斯核的分类效果最好,平均分类正确率最高可达 93.13%.由于采集的样本有限,下一步还需大量收集样本及开发临床可使用的辅助诊断仪器,为临床医生提供一种辅助鉴别 PD、ET、PT 的新途径.

参考文献:

- [1] A Cappello, A Leardini, M G Benedetti, et al. Application of stereophotogrammetry to total body three dimension analysis of human tremor [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 1997, 5(4) :388 - 393.
- [2] A Chwaleba, J Jakubowski, K Kwiatos. The measuring set and signal processing method for the characterization of human hand tremor [A]. CADSM '2003 [C]. Lviv-Slasko, Ukraine, 2003. 149 - 154.
- [3] J M Spyers-Ashby, M J Stokes, P G Bain, et al. Classification of normal and pathological tremor using a multidimensional electromagnetic system [J]. Medical Engineering & Physics, 1999, 21(10) :713 - 723.
- [4] R Edwards, A Beuter. Indexes for identification of abnormal tremor using computer tremor evaluation systems [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1999, 46(7) :895 - 898.
- [5] J Timmer, M Lauk, W Vach, et al. A test for difference between spectral peak frequencies [J]. Computational Statistic & Data Analysis, 1999, 30(1) :45 - 55.
- [6] M Lauk, B Köster, J Timmer, et al. Side-to Side correlation of muscle activity in physiology and pathological tremors [J]. Clinical neurophysiology, 1999, 110(10) :1774 - 1783.

- [7] David E Vaillancourt, Andrew B Slifkin, Karl M Newell. Regularity of force tremor in Parkinson's disease[J]. Clinical Neurophysiology, 2001, 112(9): 1594 - 1603.
- [8] H J Wharrad, D Jefferson. Distinguishing between physiological and essential tremor using discriminant and cluster analyses of parameters derived from the frequency spectrum [J]. Human Movement Science, 2000, 19(3): 319 - 339.
- [9] Mehmet Engin, Serdar Demirag, Erkan Zeki Engin, et al. The classification of human tremor signals using artificial neural network[J]. Expert Systems with Applications. 2007, 33(3): 754 - 761.
- [10] 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.
- [11] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法-支持向量机[M]. 北京:科学出版社, 2004.
- [12] M J Hinich, G R Wilson. Detection of non-Gaussian signals in non-Gaussian noise using the bispectrum[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1990, 38(7): 1126 - 1131.
- [13] C W Hsu, C J Lin. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415 - 425.

作者简介:



艾玲梅 女, 1965年10月出生于陕西西安市, 现为陕西师范大学副教授, 硕士生导师, 西安交通大学博士生, 研究方向为生物医学信号处理及模式识别.

E-mail: almsac@yahoo.com.cn



王 珺 女. 教授, 博士生导师. 1955年1月生于中国南京市, 1977年毕业于西安交通大学无线电工程系, 1991年、2000年分别在西安交通大学、美国匹兹堡大学获硕士、博士学位. 现任西安交通大学生物医学工程研究所所长兼康复科学与技术研究中心主任; 中国国家保健器具工程技术研究中心西安交通大学分部副主任; 美国匹兹堡大学健康与康复科学学院兼职

教授等职. 在国内外学术期刊和学术会议上发表论文 130 余篇. 获国家发明专利 4 项, 实用新型专利 2 项. 主要研究方向为神经功能信息工程与仪器.

WWW.CNKI.NET