

· 论 著 ·

# 生物医学信号模式的状态评估法分析方法研究\*

杨 禹<sup>1,2</sup>, 严中红<sup>2</sup>, 易 东<sup>1△</sup>

(1. 第三军医大学卫生统计学教研室, 重庆 400038; 2. 重庆理工大学药学与生物工程学院 400050)

**摘要:**目的 探索一种生物医学信号模式(BSP)系统状态评估(SRM)的新方法。方法 基于心音信号、心电信号、呼吸信号, 针对 BSP 描述的重要研究问题, 在比较支持向量机(SVM)、响应面法(RSM)等几种传统方法之后, 采用频率切片小波变换(FSWT)的方法提取 BSP 信号的动态阻尼特征, 从而提出了一种 SRM 分析的新思路。以心音信号分析为例, 给出了 SRM 评估方法的一般步骤。结果 以 40 例正常心音病例建立 SRM 模型, 以 80 例异常心音病例进行 SRM 状态比较, 发现两组人群存在明显的状态分布差异。结论 将 SRM 与 FSWT 相结合可以为 BSP 分析提供一种新方法, 为 BSP 分析提供强有力的开发工具。

**关键词:**生物医学工程; 信号处理, 计算机辅助; 模式识别; 小波切片频率变换; 状态评估方法学

doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2013.36.003

文献标识码: A

文章编号: 1671-8348(2013)36-4368-03

## The study on analysis method of state representation methodology of biomedical signal pattern\*

Yang Yu<sup>1,2</sup>, Yan Zhonghong<sup>2</sup>, Yi Dong<sup>1△</sup>

(1. Department of Health Statistics, Three Military Medical University, Chongqing 40038, China;

2. Pharmaceutical and Biological Engineering College, Chongqing University of Technology, Chongqing 40038, China)

**Abstract: Objective** To explore a kind of biomedical signal pattern (BSP) with a new method called as state representation methodology (SRM). **Methods** Based on the heart sound signals, ECG signals, breathing, as the important research problem for BSP description, with some comparisons on several traditional methods, in which support vector machines (SVM) and response surface methodology (RSM) etc., using frequency slice wavelet transform (FSWT) method to extract the BSP signal dynamic damping characteristics, thus, this paper proposes a new idea of SRM analysis. In the case of heart sound signal analysis, the general steps of SRM evaluation method is given. **Results** In 40 cases of normal heart sounds SRM model is set up, with 80 cases of abnormal heart sounds are compared, the obvious differences of the SRM state distributions of the two groups are found. **Conclusion** The combination of SRM with FSWT can provide a novel approach for BSP analysis, and provide powerful development tool for the analysis of BSP.

**Key words:** biomedical engineering; signal processing, computer-assisted; pattern recognition; frequency slice wavelet transform; state representation methodology

医疗信息系统中存在许多近似连续的周期信号, 例如心电图、脉搏、心音、呼吸信号等。对这些信号的采集和分析主要有三大基本任务: (1) 信号在时域或频域基础上的定位和分割; (2) 建立在信号分析和学习基础上的信号分类和识别; (3) 基于医疗和临床诊断的统计分析和评估。在频域上, 经常需要确定频率和频率变异、频率分布; 在时域上, 将时域周期化, 统计每个周期信号所具有的共同特征, 由此找出某些特征信号以及分类特征信息。

在心电图中 QRS 波具有的复杂性, 对心律不齐、异常心音的诊断非常重要<sup>[1]</sup>。对其分析的主要任务是: 对 QRS 波进行信号分割; 分割完成后进行模式描述; 在此基础上完成模式评估。本文提出了一种全新的状态表示方法(state representation methodology, SRM)<sup>[2]</sup>, 运用文献[3]中的方法实现对心音信号的分割, 然后对心音信号的特征分析可以通过频率切片小波变换(frequency slice wavelet transform, FSWT)来实现, 提取信号的时频特征, 通过 SRM 建模方法, 进一步建立心音

的评估模型, 并用 QRS 波数据进行验证性研究。

### 1 资料与方法

**1.1 一般资料** 本文数据采集由日本山本文数口大学与重庆理工大学<sup>[2]</sup>、第三军医大学<sup>[1]</sup>合作完成, 采用 3M™ Littmann 3200 型电子听诊器与迈瑞 BeneHeart R3 心电图机收集数据。研究纳入总人数 120 例, 健康自愿者 40 例, 异常病例 80 例。

### 1.2 方法

为了使用新的 SRM 评估方法<sup>[2]</sup>, 临床数据采集只把分为正常与异常两部分。临床正常心音信号, 由部分学生与医院志愿者配合完成, 心电信号作为辅助验证信号。临床异常心音信号包括了多种症状的心脏疾病临床病例, 病例由电脑随机抽选进行测试。

**1.2.1 SRM 模型的建立** SRM 采用与 RSM<sup>[4]</sup> 或 SVM<sup>[5-15]</sup> 相似的观点来描述系统状态。其不同之处在于 SRM 中响应是已知的而预测器(即系统的状态)一般是未知的。因此, 使用 SRM 方法将建立一个新的系统状态预测模型, 该模型将具有

\* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(81172773)。作者简介: 杨禹(1981~), 硕士, 讲师, 主要从事医学信息学、模式识别等相关领域研究。△ 通讯作者: Tel: 13101238606; E-mail: yd\_house@hotmail.com。

与 SVM 相类似或相同的方程<sup>[5-8]</sup>。但用一个简单的尺度概念来取代 VC 维(vapnik-chervonenkis dimension)<sup>[5-15]</sup>。

SRM 试图为系统模式识别提供一个新的思路,同时 SRM 作为一个更广泛的理论可以实现对系统状态的非参数描述。应用 SRM 方法可证实如下结论:(1)SRM 首先接受这些事实:观测数据的不确定性和不完备性;(2)SRM 假定系统状态是系统响应环境刺激的函数,它是系统的结构参数和响应特性对偶关系的量化;(3)当系统能满足正常的使用属性,则认为该系统是处于正常的状态,此时 SRM 定义系统状态变量为一个常数,否则系统状态变量就不会是一个常数;(4)SRM 认为任何一个系统的两个状态都存在有差异,但差异的大小取决于所观察的尺度,大尺度下呈现出较小的差异,小尺度下呈现出较大的差异。

$$\zeta = f(\lambda, x) \quad (1)$$

$\zeta$  是系统的状态变量; $\lambda$  和  $x$  是关于系统的结构参数和响应特性;参照 SVM 中的核函数的方法,引入观察尺度  $\sigma$ , 则 SRM 状态函数可以改写为:

$$\zeta = f(\lambda, x, \sigma) = \sum_i \lambda_i k(h_i, x, \sigma) \quad (2)$$

$h_i$  和  $x$  是相对于系统的响应特征;式(2)可以进一步由 SRM 工具来处理;对系统的响应特征  $x$  可采用频率切片小波变换方法(FSWT)来分析和提取<sup>[2,16-18]</sup>。

**1.2.2 基于 SRM 模型的识别方法与步骤** 针对类似于正常心音信号和心电信号的时间序列生物医学信息模式(biomedical signal pattern, BSP),在建立 SRM 模型后,进一步就是解决基于 SRM 模型的模式识别问题了,通常需要解决下面几方面的问题:(1)如何从临床信息中通过 SRM 方法描述患者的状态?(2)如何通过 SRM 方法来比较评估患者在两个临床阶段的状态?(3)如何按照某种特定的临床意义,通过 SRM 方法从一组相似患者的临床信息中描述他们的共同特征?(4)如何按照某种特定的临床意义,如何通过 SRM 方法对不同组病人之间的差异进行分类。

对于问题 1,以心音为例,如果已经采集了临床患者的心音信号,通过文献[3]给出的方法将其分为  $m$  个周期,并将这些分段信号记为: $S_1, S_2, \dots, S_m$  作为对照,我们通过频率切片小波变换以瞬态阻尼参数的方法来分析系统特征,该方法在文献[2]中的第 6 和 7 节中给出。这样基于 SRM 模型,解决问题(1)的方法包含以下 5 个主要步骤:①计算信号特征;②解 SRM 特征模型;③通过 SRM 构建状态参量;④统计状态参量;⑤评估两个时期状态的变化。

问题 2 可以通过上面第⑤步来实现,关键的问题在于哪些包含于生物医学信号模式中的特征是重要的且能够反映生物学特性?因此,在正式应用之前,通常需要用实验仪器来验证诊断方法的有效性。

本研究也可以应用 SRM 定义的各种指标来评估问题 1~4,对于一组患者的数据而言所采用的 SRM 方法是相似的。在讨论和解决了问题 1 和问题 2 后,每个患者的特征可以合并到一个模型中用以解决问题 3,SRM 方法也可以描述他们普遍的特征。作为 SRM 分析中关键的一步,问题 3 的复杂度决定于信号的全部特征。而频率切片小波变换为时频分析提供了一个全新的工具,它具有很高效率特别是对于动态响应和瞬

时振动信号,频率切片小波变换可以方便地表示动态响应的特征<sup>[16-18]</sup>。

**1.2.3 频率切片小波变换分析方法** 对心音信号的特征分析可以通过频率切片小波变换(frequency slice wavelet transform, FSWT)来实现,提取信号的时频特征。注意到傅里叶变换和其反变换表示为

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \quad (3)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(u) e^{-i\omega t} du \quad (4)$$

通过对短时傅里叶变换(STFT)的扩展,频率切片小波变换直接在频域定义为

$$W_f(t, \omega, k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(u) \hat{p}^*(k \frac{u-\omega}{\omega}) e^{iut} du \quad (5)$$

$$W_f(t, \omega, k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(u) \hat{p}^*(k \frac{u-\omega}{\omega}) e^{iut} du \quad (6)$$

其中  $k$  为特定的尺度参数。原始信号可以通过频率切片函数(frequency slice function:FSF)被分解,例如  $\hat{p}(\omega)$ ,它类似于小波基但是可以非常自由地设计。同时,原始信号  $f(t)$  又能通过频率切片小波变换的表示方法重建,而不受小波理论的严格限制。并且发展了若干新的时频特征。由于具有这些特性,频率切片小波变换在处理时变信号的时候更加灵活,在使用中易于分析和控制。频率切片小波变换不仅可以单独在频域表示每个模型,也能在时域正确地表现信号的细节。因此,频率切片小波变换的许多优点都适用于生物力学信号的动态特征。由此,频率切片小波变换可以用于发现生物医学信号模式的新特征,并动态地分析这些特征<sup>[16-18]</sup>。更多关于频率切片小波变换的信息请参见文献[2]。

**1.3 统计学处理** 利用 Matlab 平台,首先建立 SRM 模型,然后采用 Matlab 平台中提供的正态分布统计方法,分析系统状态随机变量的分布情况,其均值、方差为本文主要研究的统计参数,分析正常临床心音与异常心音信号的状态分布差异性。

**2 结 果**

下面以心音分析为例给出研究结果。按照前面解决问题 1 的实现方法,首先应用 FSWT 抽取心音(包括正常与异常两部分)的动态阻尼特征。然后先用 40 个正常心音建立 SRM 状态模型,得到如图 1 的正常心音状态分布模型。再用 80 个病例特征代入正常心音的 SRM 模式,得到异常心音状态的分布模型,见图 2。其中  $\sigma=1$  是 SRM 模型的观察尺度。观察尺度越大正常与异常分布差异越小,尺度越小差异越大。从图 1 与图 2 得知,正常与异常两个病例集的状态值分布有明显的差异,有很好的区分度。

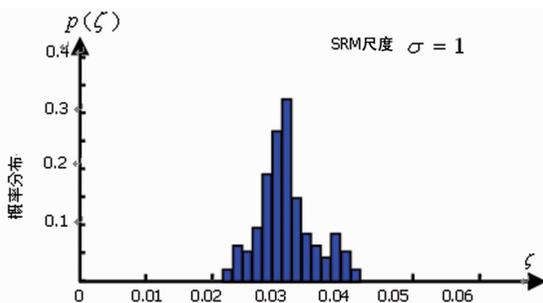


图 1 正常心音的状态概率分布

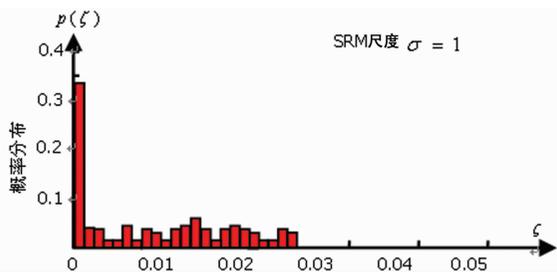


图 2 异常心音的状态概率分布

### 3 讨论

目前随着移动通讯技术的发展,越来越方便的便携式医疗设备受到人们的普遍欢迎,人们把心音和心电等信号作为重要的应用之一,试图开发基于自动分析技术的家庭心音心电早期预警系统,这就出现了需要实时评估,描述患者的病理状态特征等信号分析的任务。

传统的方法中,利用神经网络、支持向量机等模式识别方法去分析医学信号的模式,这些方法有它的积极作用,但是因为其计算复杂,同时它的特征能力提取有限,其适应性、实用性不够、特别是实时性很差。同时要建立一个计算过程收敛的学习模型难度大、耗时、往往需要复杂的技巧。

本文旨在介绍一种新的医学信号评估方法,从系统状态描述的角度出发,借用文献[2]提出 SRM 观点,首先接受了 SRM 关于系统状态的定义:SRM 假定系统状态是系统响应环境刺激的函数,它是对系统的结构参数和响应特性对偶关系的量化。其本质上是一种非参数的系统描述方法,系统的状态计算是建立在系统特征的转换基础上的,SRM 包括如何定义或记录系统状态变量,以及如何将这个变量描述成一个状态表示方程(SRE)。进而利用 SRE 计算系统状态变量。SRE 可以被近似地认为是系统特征线性或非线性的结合。SRE 可以通过核函数法(KFM)<sup>[5]</sup>来描述,这对于 SVM 方法来说是经常使用的,而 KFM 通常是把 SVM 映射成一个高次非直线型方程。SRE 解决状态变量的方法最终将转换成为一个大规模线性问题。对 SRM 的评估是基于概率的方法,且已经设计了几种算法<sup>[2]</sup>。文献[2]中采用的一些仿真例子表明 SRM 新方法相对传统方法而言更容易理解且应用简单。

本文把 SRM 用于 BSP 分析中。实验表明 SRM 它可以用于心音,心电和呼吸等信号分析。心音分析的第一步是周期分割,然后采用频率切片小波变换抽取每一个周期响应的动态特征。本文将收集的标本数据集仅分为两种类型:正常与异常两部分。先用健康自愿者数据建立 SRM 模型,这一步称为系统状态模型学习。接下来,用异常病例的数据代入该模型进行比较,判断两个分型的差异性,这一步称为系统模型检验。实验表明,患者的状态分布模型,反映了生物结构和生物力学响应的内在关系,两种分型的状态分布差异明显,SRM 方法应用简单有效。

综上所述,由文献[2]提出的最早应用于桥梁安全评估的这些新思路和方法将成为一个强有力的开发工具,并能运用于生物力学的信号处理领域。目前,关于 SRM,频率切片小波变换<sup>[16-17]</sup>工具和特征提取算法等方面还需要更多的研究工作,

以便对此方法进行深入的讨论与改进。

### 参考文献:

- [1] Jiang ZW, Choi S. A cardiac sound characteristic waveform method for in-home heart disorder monitoring with electric stethoscope[J]. *Expert Syst Appl*, 2006, 31(2): 286-298.
- [2] Miyamoto A, Yabe A. State representation methodology and application to bridge condition assessments[J]. *J Civil Eng Archit*, 2012, 6(4): 433-443.
- [3] Yan Z, Jiang Z, Miyamoto A, et al. The Moment Segmentation analysis of heart sound pattern[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2010, 98(2): 140-150.
- [4] André I, Siuli M. Response surface methodology[J]. *Wiley Interdiscip Rev Comput Stat*, 2010(2): 128-149.
- [5] Yilmaz I. Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability, logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine[J]. *Environ Ear Sci*, 2010, 61(4): 821-836.
- [6] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2-10.
- [7] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 最小二乘支持向量机的算法研究[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2010, 50(7): 1063-1066.
- [8] 顾亚祥, 丁世飞. 支持向量机研究进展[J]. *计算机科学*, 2011, 38(2): 14-17.
- [9] 巩知乐, 张德贤, 胡明明. 一种改进的支持向量机的文本分类算法[J]. *计算机仿真*, 2009, 26(7): 165-168.
- [10] 舒双宝, 罗家融, 徐从东, 等. 一种基于支持向量机的人脸识别新方法[J]. *计算机仿真*, 2011, 28(2): 280-283.
- [12] 汪廷华, 田盛丰, 黄厚宽. 特征加权支持向量机[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(3): 514-518.
- [13] 杜喆, 刘三阳, 齐小刚. 一种新隶属度函数的模糊支持向量机[J]. *系统仿真学报*, 2009(7): 1901-1903.
- [14] 叶圣永, 王晓茹, 刘志刚, 等. 基于支持向量机的暂态稳定评估双阶段特征选择[J]. *中国电机工程学报*, 2010(31): 28-34.
- [15] 王克奇, 杨少春, 戴天虹, 等. 采用遗传算法优化最小二乘支持向量机参数的方法[J]. *计算机应用与软件*, 2009, 26(7): 109-111.
- [16] Yan ZH, Miyamoto A, Jiang ZG. Frequency slice wavelet transform for transient vibration response analysis[J]. *Mech Syst Signal Process*, 2009, 23(5): 1474-1489.
- [17] Yan ZH, Ayaho M, Jiang ZW. Frequency slice algorithm for modal signal separation and damping identification[J]. *Comput Struct*, 2011, 89(1/2): 14-26.