

小波变换信号分形分析在鼾音信号处理中的应用

张引红

ZHANG Yin-hong

陕西师范大学 物理学与信息技术学院,西安 710062

College of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China

E-mail: zhangyh@snnu.edu.cn

ZHANG Yin-hong. Application about analysis of snoring signal with fractals based on wavelet transform. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(1): 230-232.

Abstract: This paper addresses the problem of the analysis of snoring signal with fractals based on wavelet transform. Analysing characteristics of snores signal and detecting its instantaneous pulse are firstly presented. The status is that the variation of snores signal is diagnosed through dynamically analysing its spectrum fractals characteristics. The simulation experiment results show that the proposed method of snores signal based on wavelet transform is obviously advantageous over traditional Fourier transform for analysing the typical non-stable signal.

Key words: wavelet transform; snore; signal analysis; fractals

摘要: 主要研究小波变换的分形方法在分析鼾音信号中的应用问题。首先分析信号波形特点并检测其瞬态脉冲。通过对频谱分形特性的动态分析,及时诊断病变信号的危害程度。仿真实验结果表明,针对典型的非平稳鼾音信号,与传统的傅氏变换方法相比,所提出的方法具有明显的优点。

关键词: 小波变换; 鼾音; 信号分析; 分形

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.01.069

文章编号: 1002-8331(2010)01-0230-03

文献标识码: A

中图分类号: TP391

1 引言

鼾音是上呼吸道阻塞的重要体征^[1]。鼾音与阻塞性睡眠呼吸暂停有密切的关系。对鼾音信号作出正确的分析,有助于及时了解呼吸道的阻塞程度,给医学诊断提供一定的依据。针对鼾音信号具有功率谱上的长程相关性,其功率谱特性在较大的频率范围内近似呈现指数规律 $S(\omega) \approx \sigma^2/|\omega|^r$, 是一种近似的 $1/f$ 类分形信号^[2]。而小波变换由于具有多分辨率分析能力,能够把信号分解到一系列在对数意义上具有相同带宽的频率通道。它能表示各种不同频率分量的信号,特别是具有突变性质的信号,它成为描述 $1/f$ 类分形信号强有力的工具^[3]。因此,将小波变换的分形分析方法应用于鼾音信号处理中。

2 鼾音信号的特点

谱特征量是描述信号的重要参数,采取时域波形分析与功率谱分析是常用的方法。鼾音信号的重要特征是重复的复杂波形,是典型的非平稳信号^[4]。如图1所示。

鼾音信号的波形形状因人而异,其频谱特性是随时间不断变化的。对鼾音信号的分析,1986年Cohen, Lieberman等人应用最大熵谱估计方法与LPC模型方法对鼾音信号进行了谱分

析,获得了鼾音信号的功率谱^[5]。它包含了3~5个波,并呈现闭合、梳齿样尖峰,这些尖峰分布在从50~100 Hz开始,高达400~600 Hz的频率范围^[6]。如图2所示。

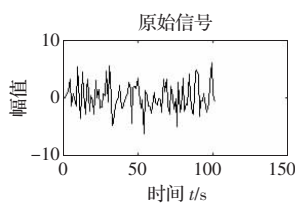


图1 原始鼾音信号的波形

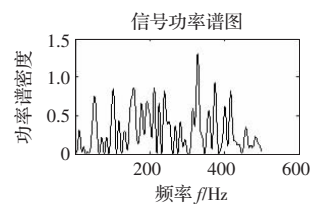


图2 鼾音信号功率谱图

病变的鼾音信号的波形和频谱主要取决于呼吸道的阻塞程度。阻塞程度越大,信号频谱中的低频部分会被抑制更多,频带变窄;阻塞程度越小,信号频谱中的低频部分会被抑制更少,频带变宽。因此,许多谱分析方法不能很好地对鼾音病变信号出现的频段进行清晰的表征。使用小波变换分析,可以对信号的高频成分使用逐渐尖锐的时间分辨率以便移近观察信号的快变成分,对于低频成分使用逐渐尖锐的频率分辨率以便移远观察信号的慢变成分,很适合分析鼾音信号中出现的瞬态病变信号并展示其成分。

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.10474061)。

作者简介:张引红(1972-),女,讲师,主要研究方向生物医学信号检测与处理。

收稿日期:2008-07-22

修回日期:2008-10-21

3 1/f 类分形信号与小波变换

一个能量有限信号 $f(t)$ ($f(t) \in L^2(R)$) 的连续小波变换定义为^[7]:

$$W_f(a,b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_R \overline{f(t)} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad a,b \in R; a \neq 0 \quad (1)$$

其中 $\varphi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 被称为连续小波或分析小波,它是由基小波 $\varphi(t)$ 通过伸缩和平移所产生的函数族, a 为尺度因子, b 为平移因子。由于 $\varphi_{a,b}(t)$ 在小波变换中对被分析的信号起着观测窗的作用, 设 $\varphi(t) \in L^2(R)$, 当满足容许性条件 $C_\varphi =$

$\int_R \frac{|\varphi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$, 若 $f(t)$ 在 t 处连续, 则 $f(t)$ 可重构为:

$$f(t) = \frac{1}{C_\varphi} \iint_{R^2} W_f(a,b) \varphi_{a,b}(t) \frac{da}{a^2} db \quad (2)$$

小波分析实际上是一组等 Q 结构的带通滤波器^[8], 它使不同尺度、不同频率的信号通过不同的频带通道分离出来。1/f 类分形信号可以由一组满足一定条件的不相关随机变量的小波合成来产生。

Wornell 等指出, 一个 1/f 类分形信号 $x(t)$, 若通过一频率响应为 $B(\omega)$ 的理想带通滤波器, 会产生一个广义平稳的随机过程 $y(t)$, 其中 $y(t)$ 具有有限的方差和功率谱密度 $S_y(\omega)$ 。

$$B(\omega) = \begin{cases} 1 & \omega_L < |\omega| \leq \omega_U \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$S_y(\omega) = \begin{cases} \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^r} & \omega_L < |\omega| \leq \omega_U \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

设一组不相关的随机变量序列 (d_n^m) 具有零均值和式(4)所确定的方差:

$$\text{Var}(d_n^m) = \sigma^2 2^{-m} \quad (4)$$

通过小波合成的信号 $x(t) = \sum_m \sum_n d_n^m \psi_n^m(t)$, 式中

$$\psi_n^m = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^m t - n) \quad (5)$$

$x(t)$ 的功率谱密度

$$S_x(\omega) = \sum_m \sigma^2 2^{-m} |\psi(2^{-m} \omega)|^2 \quad (6)$$

则 $S_x(\omega) = 2^{Kr} S_x(2^k \omega)$, 由此可见 $x(t)$ 具有统计自相似性^[9]。

而同时, 若 $x(t)$ 为 1/f 类分形信号, 其参数 $\sigma_x^2, x > 0, x_n^m$ 为其小波分解系数, 则任意两系数对 $x_n^m, x_{n'}^{m'}$ 之间的相关函数如式(7):

$$E[X_n^m X_{n'}^{m'}] = \frac{2^{-m-m'}}{2\pi} \times \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^r} \psi(2^{-m}\omega) \psi^*(2^{-m'}\omega) \times e^{-j(n2^{-m}-n'2^{-m'})} d\omega \quad (7)$$

由式(7)可以得出下面的结论:

(1) $\text{Var}(x_n^m) = \sigma^2 2^{-m}$, 式中

$$\sigma^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^r} |\psi(\omega)|^2 d\omega \quad (8)$$

(2) 令 $\rho_{n,n'}^{m,m'} = \frac{E[X_n^m X_{n'}^{m'}]}{\sqrt{(\text{Var} X_n^m) \text{Var}(X_{n'}^{m'})}}$ 为一归一化的小波相关

系数, 则

① 同一尺度 m 下的小波系数是一广义的平稳随机过程, 即 $\rho_{n,n'}^{m,m'}$ 只是 $(n-n')$ 的函数, 与起始点 n 无关。

$$\rho_{n,n'}^{m,m'} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^r} |\psi(\omega)|^2 e^{-j(n-n')\omega'} d\omega \quad (9)$$

② 不同尺度 m, m' 下的小波系数, 对应同一瞬时值 (即 $2^{-m}n = 2^{-m'}n'$), 也存在广义平稳性, 即 $\rho_{n,n'}^{m,m'}$ 只是 $(m-m')$ 的函数, 与起始尺度 m 无关。

$$\rho_{n,n'}^{m,m'} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} 2^{\frac{-(m-m')}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sigma_x^2}{|\omega|^r} \psi(2^{-(m-m')}\omega) \times \psi^*(\omega) d\omega \quad (10)$$

实际上 $\rho_{n,n'}^{m,m'}$ 相当小, 若对 1/f 信号作小波变换, 并求各尺度下小波系数的方差而得到如图 3 所示的小波变换后 $\text{lb Var} X_n^m - m$ 曲线。

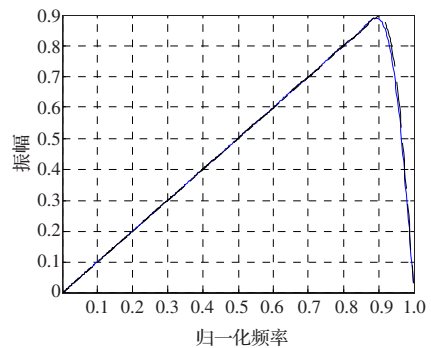


图3 $\text{lb Var} X_n^m - m$ 曲线

理想情况下为一直线, 且斜率为 r 。从图 3 中可以看出 $\text{lb Var} X_n^m - m$ 近似为一直线, 用最小二乘法拟合可得其斜率为 0.497。现对一基于 ARMA 模型得到的 1/f 类信号作小波变换, 图 4 为 $\rho_{n,n'}^{m,m'} - (n-n')$ 曲线。从图 4 中可以看出同一尺度下小波序列相关系数低于 3%。

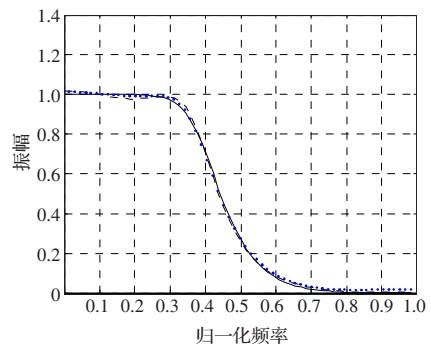


图4 $\rho_{n,n'}^{m,m'} - (n-n')$ 曲线

4 实验装置与鼾音信号分形特性的动态分析

以成年人为例, 分别对 10 名睡觉打鼾的 40 岁健康男性进行鼾音信号采集。

4.1 采集鼾音信号的硬件设计

该系统的硬件框图如图 5 所示。

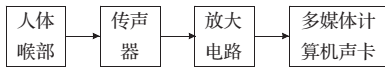


图5 采集鼾音信号的框图

获取鼾音的位置在喉下 2~3 cm 处的气管上。传声器选用 MK224 型驻极体电容式的,频率测量范围 0.1 Hz~20 kHz,灵敏度为 49 mV/Pa,完全能够满足测量的要求。多媒体技术可以实现高精度的声信号采集,声卡提供可编程增益放大器,可选用多种采样率采样,在硬件上提供了极大的方便。

4.2 信号分形特性仿真分析

根据采集到的信号频率特点,用 MATLAB 7 编写程序进行仿真实验,绘出模拟信号的原始信号及它对应的小波变换后的各子带信号(如图 6 所示)对各子带信号再进行频域分析,得到对应的频谱图(如图 7 所示)。

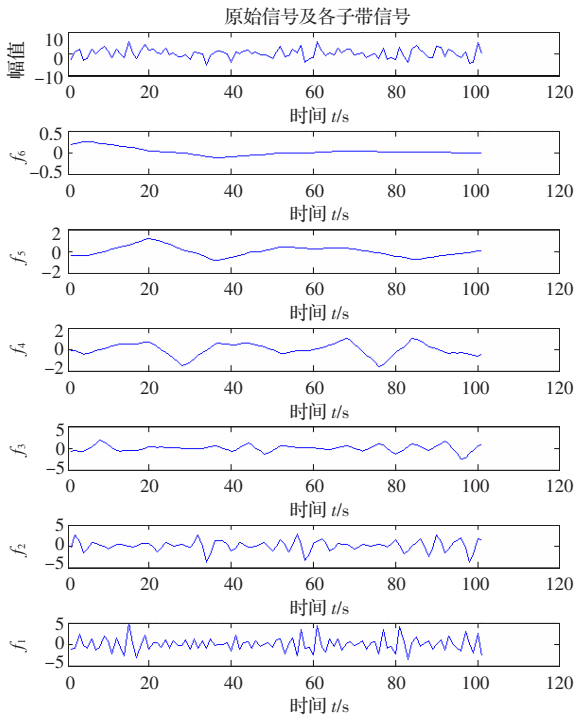


图6 鼾音信号的小波分析

针对实时检测的鼾音信号,图中可显示信号的频率特性。若出现异常或有脉冲干扰信号,波形中就会出现幅度很强的干扰脉冲,利用简单的频域判别法,就能准确地判断出干扰脉冲信号或异常信号出现的频段;若某频段信号被抑制,则出现了呼吸道的阻塞,滤除低频段的信号越多,表明上呼吸道阻塞的程度越强。

5 小结

利用小波变换的分形方法分析鼾音信号并对其瞬态脉冲进行检测。通过对频谱特性的动态分析,及时了解上呼吸道潜在的功能障碍,帮助区分良性鼾音与有明显的气道阻塞和低氧血有关的恶性类型的鼾音,排除睡眠呼吸暂停症的出现,对夜

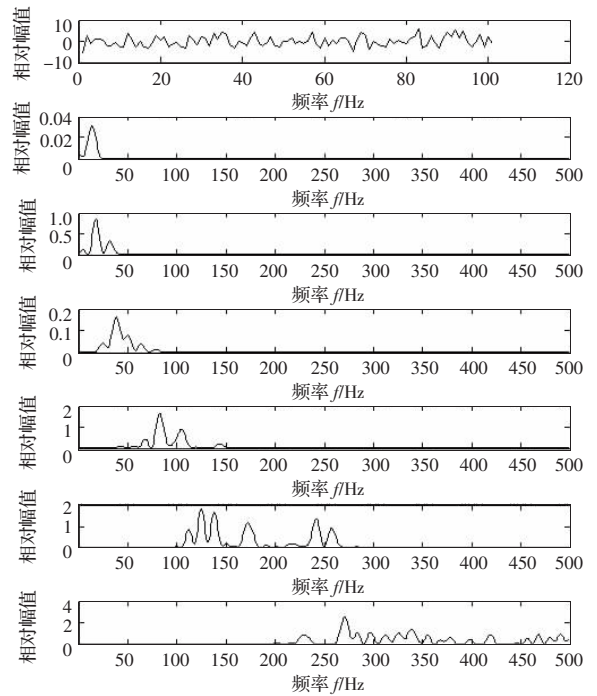


图7 各子带信号频谱图

间支气管哮喘等病症能得到及时的诊断和治疗。实验结果表明,在对鼾音信号进行分析和处理方面,与传统的傅里叶分析方法相比,小波变换信号分形方法具有明显的优点。由于生物医学信号中包含大量的不同频率成分的瞬态信息^[10],因此,小波变换在生物医学信号处理中将具有更广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] Beck R, Odeh M, Oliven A, et al. The acoustic properties of snores[J]. Eur Respir J, 1995, 8: 2120-2128.
- [2] Banno K, Kryger M H. Sleep apnea: Clinical investigations in humans[J]. Sleep Med, 2007, 8: 400-426.
- [3] 史习智. 信号处理与软计算[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003: 225-237.
- [4] 张引红, 吴胜举. 小波变换在鼾音信号分析中的应用研究[J]. 信号处理, 2007, 23(3): 448-451.
- [5] 谷萩隆嗣. 语音与图像的数字信号处理[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [6] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Trans Pattern Anal and Machine Intell, 1989, 11(7): 647-693.
- [7] 胡昌华. 基于 MATLAB 6.X 的系统分析与设计——小波分析[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004: 225-237.
- [8] 杨福生, 高上凯. 生物医学信号处理[M]. 北京: 高等教育出版社, 1989: 564-588.
- [9] 郭彤颖, 吴成东, 曲道奎. 小波变换理论应用进展[J]. 信息与控制, 2004, 33(1): 67-71.
- [10] 张引红, 吴胜举. 鼾音信号奇异点检测的小波变换分析方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(5): 232-234.