

文章编号: 1001-0920(2004)05-0592-03

基于 Mallat 塔式算法小波变换的多故障诊断方法

周小勇, 叶银忠

(上海海运学院 电气工程系, 上海 200135)

摘要: 提出一种用 Mallat 金字塔算法的小波多分辨率分析技术对系统进行多故障诊断的方法。首先利用小波变换的多分辨率分析的特点, 对系统的状态信号进行多尺度分解; 然后根据其在不同尺度下的高频分量的小波系数模极大值和不同尺度的模极大值所在小波系数序列的对应关系进行多故障诊断, 同时对故障的信息提取给出了相应的方法。仿真结果证实了该方法的有效性和可行性。

关键词: 小波分析; Mallat 塔式算法; 多分辨率分析; 故障诊断

中图分类号: TN 911.7 **文献标识码:** A

Multi-fault diagnosis method on Mallat pyramidal algorithm wavelet analysis

ZHOU Xiao-yong, YE Yin-zhong

(Department of Electric Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China Correspondent: ZHOU Xiao-yong, E-mail: zhoux99@sina.com)

Abstract: A method for multi-fault diagnosis based on wavelet multiresolution in Mallat pyramidal algorithm is presented. By using the character of wavelet multiresolution, the signal of a system is decomposed at multiple-scale. According to the relationship between the maximum wavelet coefficient modules of high frequency parts of the signal at different level and their positions in the coefficient sequences, those faults are diagnosed in the system. The way for extracting the features of those faults is given. The validity and feasibility of the fault diagnosis method is demonstrated by a simulation.

Key words: wavelet analysis; Mallat pyramidal algorithm; multiresolution analysis; faults diagnosis

1 引言

随着工业过程的日益复杂, 自动化程度越来越高, 特别是对于那些多变量、非线性耦合的复杂系统, 当其中某一环节发生故障时往往引起多重并发故障。对于多重并发故障, 因其故障类型的不同, 故障信号具有不同的频率特性。小波变换具有带通滤波器的作用, 小波变换的多分辨率分析能使不同频率的信号通过不同的频带通道分离^[1], 因此, 可以利用小波变换从系统的噪声中提取信息进行故障诊断。另外, 同一故障信息在不同尺度的表现位置具有

一定的对应关系, 因而对其不同尺度上的信息综合利用和小波变换尺度细化, 能够准确地确定其在时域的位置并获取其频率特性。

本文利用 Mallat 金字塔算法进行多尺度分解, 将不同尺度下或带宽下噪声的模极大值展现出来, 而模极大值又与表征信号奇异性紧密相联^[2-4], 从而可实现对系统的噪声分析并依此进行故障诊断。

2 多分辨率分析及 Mallat 算法介绍^[1]

定义 1 空间 $L^2(R)$ 中的多分辨率分析是指 L^2 满足如下条件的一个空间序列 $\{V_j\}_j$:

收稿日期: 2002-12-30; 修回日期: 2003-05-14

作者简介: 周小勇(1972—), 男, 安徽肥东人, 博士生, 从事小波分析和神经网络在故障诊断中的应用研究; 叶银忠(1964—), 男, 浙江建德人, 教授, 博士生导师, 博士, 从事动态系统故障诊断和容错控制研究。

1) 一致单调性:

$$\dots V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset \dots;$$

2) 渐近完全性:

$$V_j = \bigcap_{z \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R});$$

3) 伸缩规则性能:

$$f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1}, \forall j \in \mathbb{Z};$$

4) 平移不变性:

$$f(x) \in V_j \Rightarrow f(x - 2^j k) \in V_j, \text{对任意 } k \in \mathbb{Z}.$$

Mallat 塔式算法的基本思想是, 将一个分辨率为 1 的离散逼近 $A_0 f$ 分解为一个粗分辨率 2^{-j} 的逼近 $A_j f$ 和逐次细节信号 $D_j f$ ($0 < j < J$), 其分解可以不断地进行下去. 这一算法可利用离散小波变换实现, 因而可选取不同的尺度 $a = 2^j$ 和位置 $b = k2^j$, 将信号展开.

3 信号故障特征的提取方法

小波变换能够得到一个体现信号特征的小波系数序列, 在多分辨率分解中, 信号在每一个分解尺度 2^j 上都有两个小波系数矩阵: 一个是该尺度上的信号整体趋势部分的系数矩阵 $A_j = (a_{j1} \ a_{j2} \ \dots \ a_{jn})$; 另一个是该尺度上的信号细节信息的小波系数矩阵 $D_j = (d_{j1} \ d_{j2} \ \dots \ d_{jn})$. 因此, 对多分辨率下细节信息的小波系数分析可以帮助故障诊断. 对此给出两种多分辨率分解故障诊断方法: 1) 多分辨率下的小波系数模极大值法; 2) 多分辨率下小波系数能量法, 即小波系数平方方法.

3.1 多分辨率下的小波系数模极大值法

不同故障噪声的频率成分是不同的, 因而它们在不同尺度下分解后的小波系数也有差别. 因此, 选取不同尺度下小波系数模最大点的位置来确定故障发生位置, 并结合不同尺度下这些点的对应关系来确定是同一故障还是不同故障来进行多故障诊断. 其数学表达式为

$$d_{j\max} = \max\{|d_{j1}|, |d_{j2}|, \dots, |d_{jn}|\}. \quad (1)$$

3.2 多分辨率下小波系数能量法

由于突变故障的小波系数模值要比噪声的小波系数的模值大, 且随着尺度的增大突变故障的小波系数模值也会增大, 而噪声的小波系数模值不断减小^[1], 这样, 利用模值相乘来对噪声进行抑制, 特别是那些模值小于 1 的量, 使得所得结果在图中更易观察. 其数学表达式为

$$d_{j\max}^2 = \max\{d_{j1}^2, d_{j2}^2, \dots, d_{jn}^2\}. \quad (2)$$

4 仿真实现

仿真中, 选用 Matlab 所自带的一个信号作为系

统的输出信号, 所用的小波基波为 db3. 为便于说明, 首先用小波多分辨分析技术对信号进行 5 层分解和重构, 得到其不同尺度下的高频分量, 如图 1 所示, 其中: s 和 $d_1 \sim d_5$ 分别表示原信号和尺度为 $a = 2^j$ ($j = 1, 2, \dots, 5$) 的小波分解的高频分量.

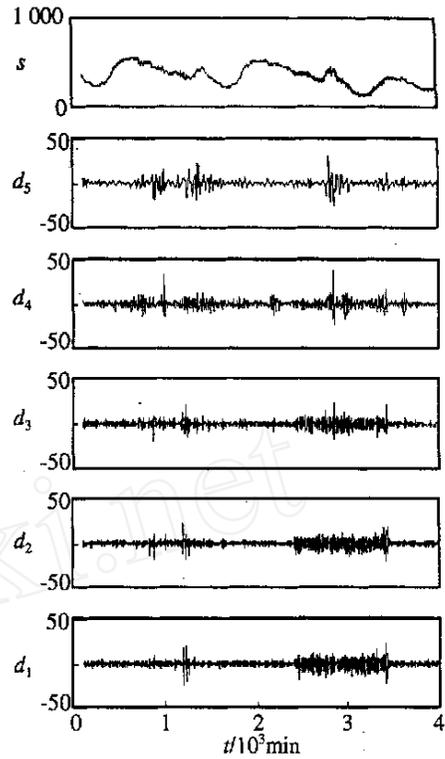


图 1 信号的多层分解(细节)

从图 1 中可看出, 在 $500 < t < 1500$ 和 $2500 < t < 3500$ 间噪声成分较多, 并且在一些点处发生了突变, 如 d_1, d_2 和 d_3 中的 $t = 1200$ 附近; d_3, d_4 和 d_5 中的 $t = 2750$ 附近. 同时还可看出, 在 d_1, d_2 和 d_3 中, $2500 < t < 3500$ 间信号噪声成分明显要比 $500 < t < 1500$ 间的噪声成分多. 但随着尺度增大, 这两个时间段信号的变化趋势不同, 说明造成信号变化的原因是不同的. 如果是系统故障造成系统输出信号的变化, 则这两个时间段的故障是不同的.

4.1 小波系数模极大值法实现

小波系数模极大值是通过同一尺度下各点的小波系数模值进行比较得到的. 信号的多尺度分解的高频分量模极大值结果如表 1 所示.

表 1 各尺度下小波分解模极大值及其序列号

	j				
	1	2	3	4	5
d_{mj}	27.3	32.4	44.7	98.8	106.3
I_j	598	300	359	181	90

表1中: $d_{m1} \sim d_{m5}$ 分别代表 $a = 2^j$ ($j = 1, 2, \dots, 5$) 各尺度下的小波系数模极大值; $I_1 \sim I_5$ 分别代表各尺度下小波系数模极大值所在的系数序列中的序号。从表中可以发现, 各尺度下小波系数模极大值在小波系数序列中的位置序号和位置序号在不同尺度下的对应关系, 即 I_3 和 I_4, I_5 是 2 倍关系; I_1 和 I_2 大约也是 2 倍的关系, 这是因为尺度越来越大, 并以 2 的倍数增加。但同时可看出 I_2 和 I_3 不成 2 倍的关系, 因为这是两个不同突变点位置, 小波系数序数反映时域的变化, 若再结合尺度变化便可初步估计这两处故障的频率特性。如用 F_1 来代表 I_1 和 I_2 所反映的故障, F_2 代表 $I_3 \sim I_5$ 所反映的故障, 则得到的 F_1 中心频率比 F_2 的中心频率要高, 这是因为 F_1 是在较小的尺度下展现, 而 F_2 所在的尺度较大。这说明可以通过多层分解检测出不同的故障。

4.2 小波系数能量法实现

利用小波系数模极大值法在每一尺度下只能观察一个故障的极大值, 若尺度选择不妥, 还会造成故障的漏检。为避免故障的漏检, 需要增加分解层数,

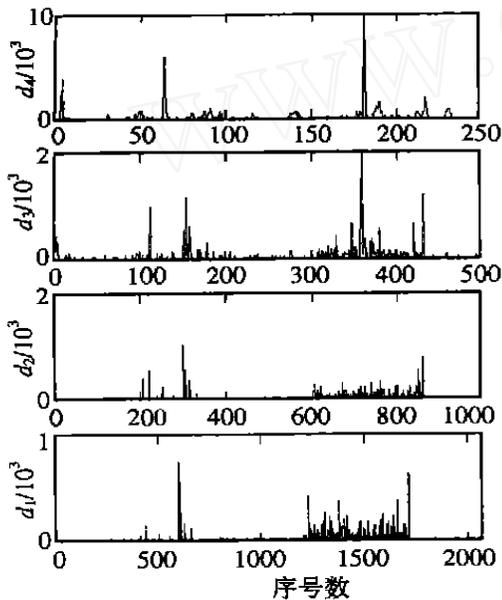


图2 信号小波分解高频分量系数平方图

这便自然增加了计算量。

为了能在同一尺度下对不同故障进行观察, 还可以对信号小波系数取平方, 这不仅能减少分解层数和计算量, 而且还能避免因分解层数不够所造成的故障漏检, 为此采用了小波系数能量法。仿真结果如图2所示, 这里仅给出了4层小波分解系数平方图, 图中的序号数是指信号小波变换后在小波系数矩阵中的位置。从图2可以清楚地看出不同故障的小波系数在各个尺度下的变化特征, 确定突变点在时域里的大体位置, 特别是在大尺度下对突变点看得更清楚。若再结合尺度的变化, 对多个故障进行诊断和频率分析, 便可得到与小波系数模极大值相同的结果。

5 结论

从上面的仿真分析可以看到, 无论是利用小波系数模极大值法, 还是用小波系数平方来诊断故障, 都能很好地实现对系统的多故障诊断。相比较而言, 用小波系数平方方法所需的分解层数较少, 从而减少了计算量, 并可以避免因分解层数不够而造成的故障漏检。本文所提出的小波多分辨率分析能有效地对系统进行多故障诊断, 且该方法无需对象的数学模型, 具有一定的应用价值。

参考文献 (References):

- [1] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [2] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1992, 38(2): 617-643.
- [3] 叶昊, 王桂增, 方崇智, 等. 小波变换在故障检测中的应用[J]. *自动化学报*, 1997, 23(6): 736-741.
(Ye H, Wang G Z, Fang C Z, et al. Application of wavelet transform to fault detection [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1997, 23(6): 736-741.)
- [4] Satish L. Short-time Fourier and wavelet transforms for fault detection in power transformers during impulse test [J]. *IEE Proc Sci Meas Technol*, 1998, 145(2): 77-84.