基于小波包的水力机组振动故障信号消噪方法研究

李郁侠1,陈继尧2,王 伟1,3,王丽霞1

(1 西安理工大学 水利水电学院,陕西 西安 710048;2 宁夏电力公司 宁东供电局,宁夏 银川 750001; 3 陕西省地方电力(集团)公司,陕西 西安 710061)

[摘 要] 在水轮发电机组故障诊断中,提取监测信号中的奇异信号特征,对准确判断机组运行状态具有重要意义。研究充分利用水力机组振动故障信号的特征和小波包的特点,采用小波变换的方法,通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度细化分析,并针对南桠河姚河坝水电站水轮发电机组实测数据进行检验,取得了良好效果。表明所研究的故障信号消噪方法能有效地从信号中提取信息。

[关键词] 水力发电;水力机组;振动故障诊断;小波包消噪

「中图分类号] TK730.8

「文献标识码 A

「文章编号 1671-9387(2007)12-0227-04

Research on fault signal de-noising method of hydropower generating unit vibration based on wavelet packet

LI Yu-xia¹, CHEN Ji-yao², WANG Wei^{1,2}, WANG Li-xia¹

(1 College of Water Resources and Hydro-electric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

2 Ningxia Electric Power Corporation, NingDong Power Supply Bureau, Yinchuan, Ningxia 750001, China;

3 Shaanxi Local Electric Power Corp, Xi'an, Shaanxi 710061, China)

Abstract: In fault diagnosis of hydroelectric set, detection of strange signal always plays a key role in vibration fault diagnosis. Wavelet packet is a brand-new time-frequency analysis technique. In this paper, the fault signal characteristic of hydroelectric unit and hall mark of wavelet packet are studied to research a simple and effective method of de-noise by instance analysis in Nanyahe hydro power station and good effects have been achieved. Which indicates that the method of fault signal de-noising can pick up signals effectively from original data.

Key words: hydroelectric power; hydropower generating unit; vibration fault diagnosis; wavelet packet de-noise

水轮发电机组振动故障分析,是研究机组运行稳定性的重要内容,可为水电厂设备运行监测与故障诊断提供依据。在振动故障信号分析领域,傅立叶变换是长期以来应用非常广泛的一种分析方法,其反映的是信号在全部时间下的整体频域特征,但无法表达信号的时一频局部化性质,而这种性质正是非平稳信号最根本、最关键的性质。因此,傅氏变换在信号分析实际应用中存在着无法克服的局限

性[1-2]。在水轮发电机组状态监测或试验中,监测信号常伴随着大量噪声,使早期故障特征信号信噪比很低,用传统的滤波方法难以实现对非平稳随机信号的信噪分离,对于短时低能量突变瞬态信号如阶跃信号和脉冲信号,在低信噪比情况下不仅信噪比得不到较大改善,而且信号的位置信息也很模糊。

小波变换^[3-4]是在快速傅立叶变换和短时傅立叶变换的基础上,发展起来的一种时一频分析方法,

^{* [}收稿日期] 2006-12-18

[[]基金项目] 陕西省教育厅专项科研基金项目(095JK266)

其继承和发展了短时傅立叶变换的局部性思想,在信号高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,在低频部分具有较低的时间分辨率和较高的频率分辨率,因此,小波变换技术在信号检测、特征提取、故障诊断、模式识别等众多领域得到了广泛应用。采用依据小波变换为理论基础的小波包去噪方法,在改善信噪比的同时,可以保持相当高的时间分辨率,使信号的频带得到更细致的划分[3.5],在时一颗分析中具有明显的优势。

本研究在分析信号与噪声的小波变换特性基础上,基于小波包分解系数收缩的去噪原理,针对小波包消噪中阈值和阈值函数的选择,采用 MSE 方法对小波包几种去噪效果进行了比较,通过实际算例,验证了小波包消噪方法的有效性,以期为水力机组振动故障信号选取提供合理的消噪方法。

1 信号与噪声的小波变换特性

1.1 信号的小波变换特性

常用信号的小波变换,其模极大值点的幅度随 尺度减小而减小,在较小的尺度上,模极大值点的个 数基本相等^[6]。

1.2 噪声的小波变换特性

- (1)若信号 n(t)是一个平稳、零均值的白噪声,则其小波分解系数是不相关的。
- (2) 若 n(t) 是一个高斯白噪声,则其小波分解系数是独立的,也是高斯分布的。
 - (3)若 n(t)是一个有色、平稳、零均值的高斯噪

声序列,则其小波分解系数也是高斯序列。对每一 尺度 *i*,其系数也是一个有色平稳序列。

2 基于小波包分解系数收缩的去噪原 理

含噪声的一维信号模型可表示为如下形式:

 $x(n) = s(n) + \sigma \cdot e(n), n = 0, 1, \cdots N - 1$ 。 (1) 式中:x(n) 为含噪信号,s(n) 为真实信号, σ 为噪声信号的偏差,e(n) 为 N(0,1) 分布的高斯白噪声。去噪的目标是从被污染的测量信号 x(n) 中恢复信号 s(n),可以由小波包分解后的小波包系数来刻画。小波包分解系数收缩去噪的基本思想,是根据噪声与信号在各尺度上的小波包系数具有的不同特性,将各尺度上由噪声产生的小波分量,特别是那些噪声分量占主导地位的尺度上的噪声小波分量去掉,保留下来的小波包系数基本上就是原始信号的小波包系数,然后再利用小波包重构算法,重构原始信号[7]。

小波包分解系数收缩去噪的过程分为 3 个步骤,即:

Y=W(X),Z=D(Y,T), $\hat{X}=W^{-1}(Z)$ 。 (2) 式中:W(X)和 $W^{-1}(Z)$ 分别表示小波包分解与重构算法,D(Y,T)表示给定阈值 T 的小波包分解系数的收缩操作,X 表示含噪信号,Y 表示 X 的小波包分解系数,Z 表示经收缩操作后的小波包系数, \hat{X} 表示去噪后的信号。小波包分解系数收缩去噪的流程如图 1 所示。

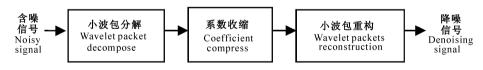


图 1 小波包分解系数收缩去噪的流程

Fig. 1 Flow chart for wavelet packet decomposition coefficient compress and de-noise

3 阈值和阈值函数的选择

水力机组振动故障信号的噪声由其结构形式所决定,其概率密度函数服从高斯分布(即正态分布), 其功率谱密度函数在整个频域内服从均匀分布,可 认为是高斯白噪声。含噪信号去噪中最重要的环节 是选择阈值和阈值函数,一般有4种阈值和2种阈 值函数可供选择。

3.1 阈值的选择

3.1.1 固定阈值 采用固定阈值形式,阈值为:

$$T_1 = \sigma \sqrt{2\ln(N)} \,. \tag{3}$$

式中: T_1 为所取阈值,N 为小波包分解系数序列。

该方法的原理是: N 个具有独立同分布的标准高斯变量中的最大值, 小于 T_1 的概率随着 N 的增大而趋近于 1。

3.1.2 Stein 无偏似然估计阈值 采用基于 Stein 无偏似然估计原理的自适应阈值。阈值选取规则为:设 $P=[P_1,P_2,\cdots,P_N]$,且 $P_1 \leq P_2 \leq \cdots \leq P_N$,P的元素为小波包分解系数的平方,按由小到大的顺序排列。定义风险向量R,其元素为:

$$r_{l} = \frac{\left[N - 2i - (N - i)p_{l} + \sum_{k=1}^{l} p_{k}\right]}{N}$$

其中
$$i=0,1,2\cdots,N-1$$
。 (4)

式中: r_l 为风险元素, p_l 为以l 为信号长度的小波包分解系数的平方, p_k 为小波包分解系数平方序列,l 为信号长度。

以 R 元素中的最小值 r_a 作为风险值,由 r_a 的下标变量 a 求出对应的阈值:

$$T_2 = \sigma \sqrt{p_a}$$
 (5)

3.1.3 混合型阈值 采用前两种阈值的综合作为最优预测变量的阈值 T_3 。设 P 为 N 个小波包分解系数的平方和,令:

$$u = (P-N)/N, v = (\log_2 N)^{3/2} \sqrt{N}, \text{则}:$$

$$T_3 = \begin{Bmatrix} T_1, u \leq v \\ \min(T_1, T_2), u > v \end{Bmatrix}.$$
(6)

式中: T_1 、 T_2 为在前两种情况下所选取的阈值。 3.1.4 最小最大准则阈值 最小最大准则阈值也是一种固定阈值,用以产生一个最小均方误差极值。 在统计学上应用这种极值原理设计估计器。因为被去噪的信号可看作与未知回归函数的估计式相似,这种极值估计器可在一个给定的函数集中实现最大均方误差最小化^[8]。设所选取的阈值为 T_4 ,则:

$$T_{4} = \begin{cases} \sigma(0.393 6 + 0.182 9) \log_{2} N, N \geqslant 32 \\ 0, N < 32 \end{cases}$$
 (7)

式中:N 为含噪信号在所有尺度上的小波包分解系数的个数总和, σ 为噪声信号的偏差。在实际应用中,噪声信号的偏差 σ 往往未知,但可由第一层小波包分解系数进行估计,有:

$$\overset{\wedge}{\sigma} = \sum_{k=1}^{N} |C_{1,k}| / (N \cdot 0.6745)_{\circ}$$
 (8)

式中: $C_{1,k}$ 为第一层小波包分解系数,0.674 5 为高斯白噪声标准偏差的调整系数。根据(8)式估计的噪声信号偏差,满足 $\sigma \leqslant \overset{\wedge}{\sigma} \leqslant 1.01\sigma$,由此可近似地估计噪声偏差 σ 。

3.2 阈值函数

对任一个阈值,去噪时可选择硬阈值函数和软 阈值函数两种阈值函数。

硬阈值函数:

$$D^{H}(Y,T) = \begin{cases} Y, |Y| \geqslant T \\ 0, |Y| < T \end{cases}$$

$$\tag{9}$$

软阈值函数:

$$D^{s}(Y,T) = \begin{cases} sign(Y)(|Y| - T), |Y| \geqslant T \\ 0, |Y| < T \end{cases}$$
(10)

式中:D(Y, T)为去噪信号的小波包分解系数的估计值。

3.3 误差分析

用经过小波包分解系数收缩去噪处理后的信号 s(n)和标准信号 s(n)间的均方误差 MSE,作为衡量去噪效果的标准 a:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (s^{(n)} - s(n))^{2}.$$
 (11)

4 仿真计算实例

引起水轮发电机振动的原因很多,既有频率相对较低的压力脉动频率,也有振动频率较高的电磁振动,其频率都是以转频 f 为中心分布的,因此振动系统的故障分析就可以转频 f 为中心展开。当 f 的不同频率出现时或其振动值超过正常值,就可以认为是故障状态,否则为正常状态。由于水轮发电机组的转频 f 一般较低,机组的故障频率一般为 f 的整数倍或小于 f 的低频,因而在仿真时所选小波包变换的分析频率也相对较低[10]。

根据上述原理,以四川南桠河姚河坝水电站水轮发电机组振动的时域信号为例,选择经常发生的转子不平衡和动静摩擦两种故障,所采集的原始信号分别如图 2 和图 3 所示。

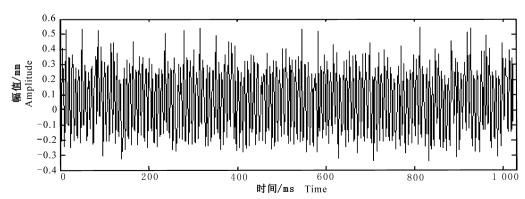


图 2 机组发生转子不平衡故障时的信号

Fig. 2 Fault signal when unit comes about imbalance of rotor

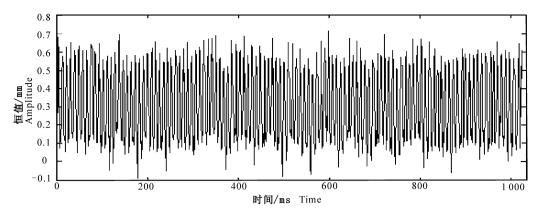


图 3 机组发生动静摩擦故障时的信号

Fig. 3 Fault signal when unit comes about movement collision

针对上述采集的机组振动故障类型,采用近似对称的紧支撑双正交小波包 Daubechies4,其分解层数为 3 层,对信号进行小波包消噪。用经过小波包分解系数收缩去噪处理后的信号,比较选择不同阈值以及不同阈值函数对机组振动故障信号去噪的结果,采用 $\stackrel{\wedge}{s}(n)$ 和标准信号 s(n) 间的均方误差 MSE 作为衡量去噪效果的标准,所得结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 转子不平衡故障信号在不同阈值和 阈值函数下的 MSE 值

Table 1 MSE result in different threshold and different threshold function when unit comes about imbalance of rotor

阈值 Threshold	MSE/%	
	软阈值函数 Soft-threshold function	硬阈值函数 Hard-threshold function
固定阈值 Fixed threshold	0.030 6	0.025 3
Stein 无偏似然估计阈值 Stein's unbiased risk estimation threshold	0.020 7	0.235 4
混合型阈值 Mixed threshold	0.135 7	0.356 8
最小最大准则阈值 Maximum and Minimum Norm threshold	0.027 8	0.074 3

表 2 动静摩擦故障信号在不同阈值和 阈值函数下的 MSE 值

Table 2 MSE result in different threshold and different threshold function when unit comes about movement collision

阈值 Threshold	MSE/%	
	软阈值函数 Soft-threshold function	硬阈值函数 Hard-threshold function
固定阈值 Fixed threshold	0.058 0	0.044 2
Stein 无偏似然估计阈值 Stein's unbiased risk estimation threshold	0.145 3	0.258 4
混合型阈值 Mixed threshold	0.068 1	0.065 1
最小最大准则阈值 Maximum and minimum norm threshold	0.017 5	0.094 6

由表 1 可知,采用软阈值函数,对转子不平衡故障信号最有效的去噪方法是 Stein 无偏似然估计阈值;而采用硬阈值函数,对转子不平衡故障信号最有效的去噪方法是固定阈值。由表 2 可知,采用软阈值函数,对动静摩擦故障信号最有效的去噪方法是固定阈值函数,对动静摩擦故障信号最有效的去噪方法是固定阈值。由实测数据可知,硬阈值函数能较好地保留信号的奇异点,软阈值函数则提供了较好的平滑性,有较好的去噪效果,因此应根据不同的信号处理目标选择合适的阈值函数和阈值[11]。通过比较不同方法的 MSE 值,可以在消噪的过程中选取效果较好的消噪阈值和阈值函数,从而实现对水轮机组振动故障信号较好的去噪效果。

5 结 论

本文在研究水轮发电机组振动故障信号的特殊性、噪声的特点、小波理论和信号去噪方法原理的基础上,针对小波包消噪中阈值和阈值函数选取的复杂性,采用 MSE 方法对小波包几种去噪效果进行了比较,对特定信号选取最合适的消噪方法,最后选定适合本故障的处理方案,既消除了噪声,又保留了信号的奇异性。经过仿真计算和南桠河水电站实际算例分析,取得了良好的消噪效果。

[参考文献]

- [1] 张贤达,保 铮. 非平稳信号分析与处理[M]. 北京:国防工业出版社,1998.
- [2] 王宏禹.非平稳信号分析与处理[M].北京:国防工业出版社, 1999.
- [3] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学技术出版 社,2001.

(下转第234页)