

文章编号 : 0258-0926(2015)01-0085-05; doi:10.13832/j.jnpe.2015.01.0085

基于小波包能量分析的吊篮故障 DSmT 融合方法研究

郭清^{1,2}, 夏虹², 韩文伟²

1. 哈尔滨工程大学工程训练中心, 哈尔滨, 150001; 2. 哈尔滨工程大学核安全与仿真技术国防重点学科实验室, 哈尔滨, 150001

摘要: 针对反应堆堆芯吊篮破裂和吊篮紧固件部分脱落故障信号难以获取问题, 提出一种小波包能量特征提取和不确定理论 DSmT 故障决策的融合方法。测试 3 种吊篮故障工况的振动信号, 利用小波包变换对信号进行分解-重构, 提取频段能量构建子带能量特征向量, 归一化处理后赋值给 DSmT 信度函数, 使用 DSmT 信息融合方法在决策层对故障模式进行识别及验证。实验结果表明该方法能够有效辨识吊篮故障模式, 具有较高的准确性及泛化能力。

关键词: DSmT; 小波包能量分析; 堆芯吊篮; 信息融合

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Fault DSmT Fusion Method of Core Barrel Based on Wavelet Energy Analysis

Guo Qing^{1,2}, Xia Hong², Han Wenwei²

1. Engineering Training Center, Harbin Engineering University, Harbin, 150001, China;

2. National Defense Key Subject Laboratory for Nuclear Safety and Simulation Technology, Harbin Engineering University, Harbin, 150001, China

Abstract: Being aimed at the problems that it is difficult to recognize effectively the faults of core barrel rupture and fall off of core barrel fasteners parts, a method of the wavelet packet energy analysis and DSmT is proposed. By using the wavelet decomposition and reconstruction method, the fault signal of core barrel is decomposed to the basis function family formed from wavelet expanding and contracting, then sub-band energy distributed in different bands are obtained, and used as BPA evaluation signal of core barrel DSmT. By the simulation and analysis, the effectiveness of this method is verified.

Key words: DSmT, Wavelet packet energy analysis, Core barrel, Information fusion

0 引言

Dezert-Smarandache 理论 (DSmT)^[1]作为一种新的理论和方法, 是信息融合算法中的新分支, 是基于贝叶斯和 D-S 证据理论 (DST) 扩展而来的信息融合算法。

DSmT 完全不同于现有处理不确定的、不精确的和冲突证据的合成方法, 提出了一种新的有效合成方法, 即通过把识别框架转化为一个包含各种问题的通用框架的方法来解决冲突证据的合

成问题。DSmT 能够组合成以信任函数表达不精确、高冲突的独立信源集合, 当信源间的元素模糊或者冲突变大、相对不精确时, DSmT 能够解决复杂静态或动态融合问题^[2]。DSmT 不但能实现 DST 的功能, 还很好地弥补 DST 在处理高冲突甚至相互矛盾证据时的缺陷, 因此也被称为似真和冲突推理理论。采用 DSmT 冲突比例重分配的规则, 可化简各类证据间矛盾信息, 重新分配不符合实际的故障诊断证据。

收稿日期: 2014-01-28; 修回日期: 2014-07-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51379046)

作者简介: 郭清 (1978—), 女, 博士研究生, 现从事核动力装置及故障诊断方面的研究工作

吊篮故障研究是核动力装置故障诊断的一个重要内容。吊篮故障模式主要体现在 2 个方面, 即吊篮破裂与吊篮部分紧固件部分脱落。文献[3]分析计算了 600 MW 核电厂反应堆吊篮结构与振动特性; 文献[4]研究了采用分形关联维方法对堆内构件的振动信号进行故障诊断。但两文献均未对堆芯吊篮的破裂和松动件等具体故障振动信号进行深入研究。

本研究提出了一种基于小波包能量分析的吊篮 DSmT 故障特征融合识别算法: 首先测试采集堆芯吊篮 3 种故障工况下的冲击信号; 然后使用小波包变换作为信号处理工具, 对采集的故障信号进行小波包分解-重构, 得到各频段能量值构成子带特征向量, 并将其作为 DSmT 独立证据源的信度赋值, 最后使用 DSmT 组合规则进行决策级数据融合并实验验证。

1 实验设计及数据采集

为获取堆芯吊篮在吊篮破裂、吊篮紧固件部分脱落和堆芯支撑下板与吊篮热老化形变时的故障仿真信号, 采用文献[5]中方法进行堆芯吊篮在事故工况下的数据采集仿真碰撞实验。实验采用矩形钢板 (45#) 模拟核电厂反应堆压力容器壁, 采用同样材料但尺寸、质量不同的钢球模拟堆芯吊篮 3 种故障发生时的冲击信号。实验过程中, 以一定高度落下的钢球碰撞钢板产生的冲击信号为仿真冲击信号。在钢板上安装加速度传感器, 用于采集钢球与钢板碰撞所得的模拟堆芯吊篮故障工况发生时的冲击信号。并在钢板的四角安装弹性阻尼支撑, 以减少实验环境噪声对测得信号的影响。

对堆芯吊篮故障信号进行数据采集时, 使用加速度传感器模拟获取堆芯吊篮环境噪声信号, 由工频 50 Hz 电源供电, 经电荷放大器放大后, 送入研华 PXI-3980 主机和采样频率为 250 kS/s 的研华 PXI-2022 数据采集卡; 由钢球敲击、跌落和摩擦钢板来模拟吊篮发生故障时的冲击信号, 得出堆芯吊篮在吊篮破裂、吊篮紧固件部分脱落和堆芯支撑下板与吊篮热老化形变 3 种故障工况振动信号, 如图 1、图 2 和图 3 所示, 图中显示为 0.1 ms 每帧的动态故障信号捕捉图。将得到的故障信号进行小波包变换, 由小波包系数计算各频段能量, 确定各频段能量大小。

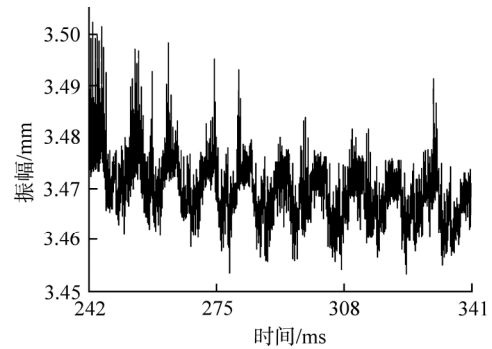


图 1 堆芯吊篮破裂情况下故障仿真波形

Fig. 1 Fault Simulation Waveform when Core Barrel Fastener Bursting

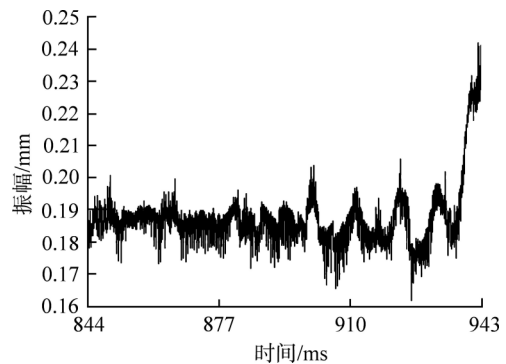


图 2 吊篮紧固件部分脱落时故障仿真波形

Fig. 2 Fault Simulation Waveform when Core Barrel Fastener Parts Falling off

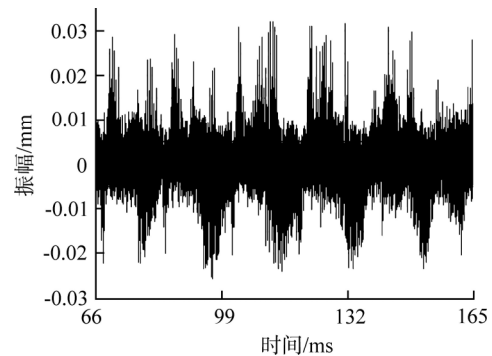


图 3 堆芯支撑下板与吊篮热老化形变情况下故障仿真波形

Fig. 3 Fault Simulation Waveform when Heat Treatment Deformation between Core Supporting Lower Board and Core Barrel

2 信号处理与特征提取

小波分析方法的显著优点是选择小波基时存在多样性, 采用不同的小波基可以显示信号不同角度的时频特性, 因而针对故障诊断中要捕捉故障特征信号来说, 是一个非常有力的工具。小波包分析可以提取振动信号中含有故障成分的特征

信号,不同的故障信号在不同的频段内能量各不相同,使用小波包分解-重构方法可以将故障信号划分为不同频段,根据各个频段内的能量差异,反映出吊篮故障特征。也就是说利用小波多分辨率分析技术和小波包分析技术可以把信号分解在不同的频带内,可以对各频带内信号的能量进行统计分析。小波包变换是一种线性变换,满足能量守恒定理,即:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \sum_j \sum_k |c_{j,k}|^2 \quad (1)$$

式中, $c_{j,k}$ 为小波包系数,具有能量的量纲性质,可用于能量分析^[6]; j 为尺度因子; k 为平移量。

小波包分解是将信号分解在不同频带上的投影,故障特征能量在被细化的频带内放大而清晰地体现出信号间的细微差异。对采集到的振动信号进行小波包分解,获得信号的低频系数和低频系数;再由最低层的低频小波包分解系数和经过阈值量化处理的高频小波包系数,进行小波包重构。选取合适的小波基函数能够有效表示一个信号的不同成分特征,本文选取的小波包基函数为:

$$u_n(x) = 2^{-j/2} u_n(2^{-j}x - k) \quad (n \in \mathbb{Z}_+, j, x \in \mathbb{Z}) \quad (2)$$

式中, $u_n(x)$ 为小波函数; n 为调制参数; x 为函数变量; \mathbb{Z}_+ 为正整数域; \mathbb{Z} 为整数域。

其中 $u_n(x)$ 满足下列表达式:

$$\begin{cases} u_{2n}(x) = \sqrt{2} \sum_k h_k u_n(2x - k) \\ u_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_k g_k u_n(2x - k) \end{cases} \quad (3)$$

式中, h_k 和 g_k 分别为低通和高通滤波器系数。

小波包是一个函数族,其分解算法为:

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_{l \in \mathbb{Z}} h_{2l-k} d_l^{j,n} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_{l \in \mathbb{Z}} g_{2l-k} d_l^{j,n} \end{cases} \quad (k \in \mathbb{Z}) \quad (4)$$

式中, $d_k^{j+1,2n}$ 和 $d_k^{j+1,2n+1}$ 为尺度 $j+1$ 下的相应系数; $d_l^{j,n}$ 为尺度 j 下某空间下的系数,即通过 $d_l^{j,n}$ 和滤波器系数 h_k 与 g_k 求出 $d_k^{j+1,2n}$ 和 $d_k^{j+1,2n+1}$; l 为小波包变换的平移量。由式(4)可求出 $d_l^{j,n}$,即小波包的重构算法为:

$$d_l^{j,n} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} [h_{l-2k} d_k^{j+1,2n} + g_{l-2k} d_k^{j+1,2n+1}] \quad (5)$$

使用短支撑 db3 小波基,运用上述算法进行 3 层分解,对小波包分解系数进行阈值处理,得到各频段上的重构信号,提取各频带范围的信号,得到小波包处理后的动态信号(图 4、图 5、图 6)。

由小波包系数得到各频段的能量,其能量通

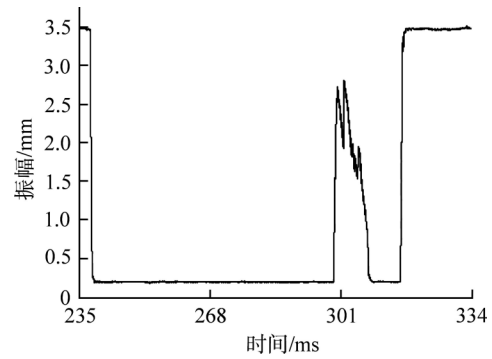


图 4 堆芯吊篮破裂时小波包处理信号

Fig. 4 Wavelet Packet Signal Processing when Core Barrel Fastener Bursting

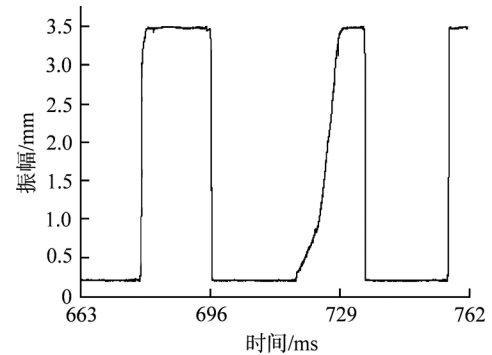


图 5 吊篮紧固件部分脱落时小波包处理信号

Fig. 5 Wavelet Packet Signal Processing when Core Barrel Fastener Parts Falling off

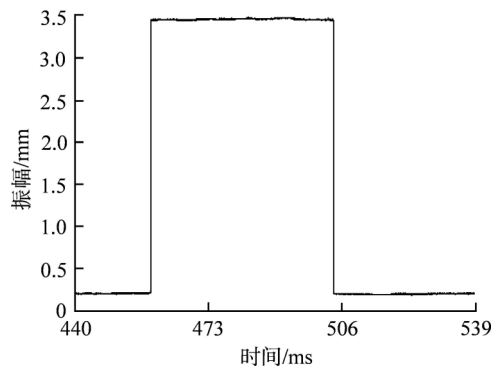


图 6 堆芯支撑下板与吊篮热老化形变时小波包处理信号

Fig. 6 Wavelet Packet Signal Processing when Thermal Aging Deformation between Core Supporting Lower Board and Core Barrel

过下式求得：

$$E_{3,j} = \int |S_{3,j}(t)| dt = \sum_{q=1}^n |d_{b,q}|^2 \quad (6)$$

式中， $S_{3,b}$ 为 3 层小波包重构后的信号； b 为小波包重构信号的个数； t 为积分变量； q 为重构信号的离散点幅值求和变量； n 为 3 层小波重构信号 $S_{3,b}$ 的采样点数； $d_{b,q}$ ($b=0,1,2,\dots,7$; $q=0,1,2,\dots,n$) 表示 $S_{3,b}$ 的离散点的幅值。

信号的某些频带能量的改变即代表一种故障情况。当有发生故障时输出信号的小波包频带能量值也会发生变化，因而故障特征信息包含在小波包子带能量中。经 3 层小波包分解后的信号构成 8 维特征向量，以 8 个频带信号的能量为元素构造特征向量；为方便比较各频带能量大小，将特征向量进行归一化处理；计算后得出堆芯吊篮在吊篮破裂、吊篮紧固件部分脱落和堆芯支撑下板与吊篮热老化形变 3 种自带能量特征向量（表 1）。将含有故障信息的特征向量定义为 $E'_{3,b} = (E_{3,b})^{1/2}$ ($b=0,1,\dots,7$)，那么由频带能量构成含有故障信息的特征向量为：

$$T = [E'_{3,0}, E'_{3,1}, E'_{3,2}, E'_{3,3}, E'_{3,4}, E'_{3,5}, E'_{3,6}, E'_{3,7}] \quad (7)$$

这样就建立了子带能量与故障特征的映射关系，为方便比较可绘出表征吊篮故障特征能量图，分析能量分布特征，捕捉故障频带位置，诊断可能发生的故障类型。

表 1 堆芯吊篮故障模式下的子带能量特征向量
Table 1 Sub-Band Energy Eigenvector for Core Barrel Fault Mode

吊篮故障类型	$E'_{3,0}$	$E'_{3,1}$	$E'_{3,2}$	$E'_{3,3}$
吊篮破裂	0.0385	0.1321	0.1126	0.3865
吊篮紧固件部分脱落	0.0064	0.0159	0.0381	0.4454
堆芯支撑下板与吊篮热老化形变	0.0027	0.1215	0.3999	0.0435
吊篮故障类型	$E'_{3,4}$	$E'_{3,5}$	$E'_{3,6}$	$E'_{3,7}$
吊篮破裂	0.2071	0.0467	0.2154	0.0961
吊篮紧固件部分脱落	0.0921	0.0991	0.0783	0.1917
堆芯支撑下板与吊篮热老化形变	0.3813	0.0437	0.1305	0.2019

3 多特征 DSMT 融合识别方法

信息融合是利用计算机按一定的准则加以自动分析和综合处理多源信息的数据过程，能够完成各种所需的决策任务。针对堆芯吊篮同一信号

能够形成不同的故障特征信息，仅使用单一信息处理手段，如有并发故障发生时不能得到准确的诊断结果，需要使用信息融合方法综合利用各种信息才能做出准确的诊断决策。从信息融合角度来说，本文在特征层使用小波包能量分析得到了含有故障信息的能量特征向量，在决策层采用 DSMT 不确定算法诊断堆芯吊篮的故障类型。使用归一化后能量特征向量赋值给 DSMT 的信度函数，考虑到吊篮故障信息源是独立和动态变化的，利用 DSMT 经典组合规则^[7]和 PCR5 重新分配规则^[8]进行融合。其中经典 DSMT 模型下其组合规则为 $\forall A \in D^\Theta$ ：

$$m_{M(\Theta)}^f(A) \equiv m(A) = \sum_{\substack{X_i, X_j \in D^\Theta \\ X_i \cap X_j = A}} m_1(X_i) m_2(X_j) \quad (8)$$

式中， $m_{M(\Theta)}^f(A)$ 为自由 DSMT 模型； $m(A)$ 为概率分配函数。其经典组合规则能够保证融合后的信度赋值 $m(\cdot)$ 恰好是一个广义的基本信度赋值，即 $m(\cdot): D^\Theta \rightarrow [0,1]$ 。 $m_{M(\Theta)}^f(\phi)$ 在封闭空间都假设其恒为 0，除非在开放空间可规定其不为 0。

考虑到冲突的规范形式，把部分冲突质量分配到卷入冲突的所有元素上。从数学理论角度讲，这是目前最精确的冲突质量重新分配规则。PCR5 的重新分配规则为：

$$\begin{aligned} & \text{当 } k=2 \text{ 时, } \forall X \in D^\Theta \setminus \{\phi\} \\ m_{PCR5}(X) &= m_1(X) + \sum_{\substack{Y \in D^\Theta / X \\ X \cap Y = \phi}} \left[\frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \right] \quad (9) \end{aligned}$$

DSMT 推理理论处理不确定、不完备信息的能力已经得到公认，但在用该理论作为故障目标识别时，基本概率赋值（BPA）的构造是一个难点，需要专家的经验及知识库，也可以使用距离函数或指数函数来构造基本信度赋值。但这些方法都存在弊端，或者信息量巨大难以取舍，或者计算量过大耗时太长。小波包能量分析经过分频后得到能量特征向量，具有真实的数据特征，因此用小波包能量特征向量构造每个独立证据源的 BPA 是切实可行的。

为了研究 DSMT 的算法性能，对比子带能量特征向量图和 DSMT 融合算法的诊断效率及准确

性。从表 2 中可以看出, DSMT 融合方法在诊断时间及准确性上的表现更为优异, 因而采用小波包能量分析与 DSMT 相结合的方法, 对复杂核动力装置状态进行预测, 比能量特征向量图预测具有更高的预测精度。

表 2 DSMT 融合算法与能量特征向量图诊断性能比较
Table 2 Performance Diagnosis Comparison of DSMT Fusion Algorithm and Energy Feature Vector Graph

诊断方法名称	诊断时间/s	诊断正确率/%
小波包能量分析 DSMT 融合方法	0.324	99.2
小波包子带能量特征向量图	0.456	97.5

由此可见, 进行不同故障提取融合方法的集成, 能够有效提高堆芯吊篮故障诊断结果的准确度, 进而克服单一特征提取方法的缺陷与不足。实验结果表明, DSMT 融合算法的诊断准确率优于传统子带能量特征向量图, DSMT 融合算法不但适用于单一微弱故障诊断, 还适用于并发故障的诊断, 对于大型核动力装置故障诊断方法, 又提供了一种有效的智能融合方法。

4 结束语

基于小波包能量分析算法, 将 DSMT 信息融合方法应用于堆芯吊篮故障诊断领域中, 提出一种基于小波包能量分析的 DSMT 吊篮故障融合诊断方法, 解决了吊篮故障信息难以有效获取和不确定信息的故障识别问题。采用小波包分解-重构的分析方法, 将吊篮诊断信号分解到有小波伸缩而成的基函数族上, 信号能量保持完整, 在通频范围内得到分布在不同频道内的分解序列, 计算

各子带能量, 为 DSMT 的 BPA 赋值提供信源。从仿真试验结果看出, 本文方法比直接采用小波包子带能量特征识别图方法的诊断率更高, 表明了本文方法的可行性和有效性。另外, DSMT 的最佳信度赋值选取问题, 一直是 DSMT 融合方法应用中的一个难题, 目前还没有形成统一的标准。本文直接使用子带能量特征向量作为 DSMT 的信度函数赋值, 全部采用采集数据, 数据具有真实性, 也为选取 BPA 的取值方法提供了一种新的研究思路。

参考文献:

- [1] Dezert J. Advances and applications of DSMT for information fusion[M]. Cologne: Infinite Study, 2008.
- [2] 何友, 王国宏, 关欣, 等. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [3] 喻丹萍, 胡永陶. 秦山核电二期工程反应堆内构件模型流致振动试验研究[J]. 核动力工程, 2003, 24 (S1): 109-113.
- [4] 吕阳, 夏虹. 基于振动信号的堆内构件故障诊断研究[J]. 应用科技, 2013, 04: 63-37.
- [5] 何元峰. 核电站松动部件的质量估计方法研究[D]. 浙江大学学位论文, 2012.
- [6] 李舜酩. 振动信号的现代分析技术与应用. [M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [7] Dezert J, Smarandache F, On the generation of hyper-power sets for the DSMT[A]. Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion[C]. Cairns, Australia, 2003, 9, 8-11.
- [8] Airouche M, Bentabet L, Zelmat M. Thermal and location cue measurements: a DSMT-based framework [J]. Pedestrian tracking using color, 2012, 163(1): 29-49.

(责任编辑: 张祚豪)