



谭真臻

基于 Hilbert谱图特征的转子故障智能诊断

谭真臻, 陈 果, 孙丽萍

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 提出一种基于 Hilbert谱图特征的转子故障智能诊断方法。首先, 通过希尔伯特-黄变换 (HHT) 得到反映故障信号特征的 Hilbert谱; 然后, 利用主成分分析 (PCA) 对故障信号的 Hilbert谱进行特征提取; 最后, 对得到的特征数据使用野点检测进行分类, 并用粒子群优化算法, 自适应获得野点检测最优参数, 实现转子故障的智能诊断。使用 ZT-3型转子故障试验台实验数据对此方法进行了验证, 并与传统频谱特征分类结果进行比较, 结果表明了此方法的正确性。

关 键 词: 希尔伯特-黄变换; Hilbert谱; 主成分分析; 野点检测; 粒子群算法

中图分类号: V263.6 TP277 文献标识码: A 文章编号: 1003-8728(2010)09-1177-05

Intelligent Diagnosis of Aero-engine Rotor Fault by Hilbert Spectrum

Tan Zhenzhen, Chen Guo, Sun Liping

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract A method for intelligent diagnosis of rotor fault based on the characteristics of Hilbert spectrum is proposed. First, Hilbert spectrum with fault characteristics are obtained through Hilbert-Huang transformation. Then, characteristics of Hilbert spectrum are extracted by principal component analysis (PCA). Finally, characteristics are classified using novelty detection, and parameters are optimized by particle swarm optimization, thus intelligent diagnosis is realized. In addition, the data from ZT-3 multiple-function experimental instrument are compared with those by the method of traditional frequency spectrum. The comparison confirmed the validity of our method.

Key words Hilbert-Huang transformation; Hilbert spectrum; PCA; novelty detection; particle swarm optimization

当旋转机械出现故障时, 其振动信号中除了故障信号外, 还混有能量较大的背景信号和噪声, 表现出很强的非线性非平稳特征, 利用传统的时域或频域方法^[1]很难进行有效的信号特征分析。Hilbert-Huang变换^[2,3]是一种新的自适应信号处理方法, 它适合于处理非线性和非平稳过程, 已经在地球物理学、生物医学、结构分析、设备诊断学等各个科学研究领域, 取得了较好的效果^[4-6]。通过对转子振动信号进行 Hilbert-Huang变换, 可以得到信号的 Hilbert谱, 它能精确地反映信号幅值随频率和时间的

变化规律, 从而反映转子运行状态。

目前对 Hilbert谱诊断分析一直局限于人工识别, 很大程度依赖于专家经验, 没能实现智能诊断。笔者通过 Hilbert-Huang变换时频分析方法, 提取反映转子故障特征的 Hilbert谱, 同时与 PCA特征提取和野点检测分类方法相结合, 并运用粒子群算法自适应优化野点检测参数, 实现了对转子故障的智能诊断, 从而具有重要的现实意义。

1 Hilbert-Huang变换及 Hilbert谱

1998年美籍华人 Norden E. Huang等人提出了希尔伯特-黄变换 (Hilbert-Huang Transformation, HHT), 它是一种分析非线性非稳定信号的新方法, 其核心是经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD), 把复杂的信号分解成若干个本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF), 再对 IMF进行

收稿日期: 2009-07-27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50705042) 和航空科学基金项目 (2007ZB52022) 资助

作者简介: 谭真臻 (1986-), 硕士研究生, 研究方向为图像处理与模式识别、故障诊断与专家系统, tanzhenzhen@163.com; 陈果 (联系人), 教授, 博士生导师, cgyx@263.net

Hilbert变换, 得到每一个 MF 随时间变化的瞬时频率和振幅, 最后合并求得振幅-频率-时间的三维谱分布, 即 Hilbert 谱^[2,3]。

与其他信号处理方法相比, HHT 的创新点是引入了基于信号局部特征的本征模态函数 MF^[3], 以获得具有物理意义的瞬时频率, 是一种更具适应性的时频局部化分析方法。它将信号 $x(t)$ 分解为 n 个 MF 分量 $c_i(t)$ 和残余量 $r_n(t)$ 之和, 即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

式中: $r_n(t)$ 称为残余函数, 代表信号的平均趋势。对 MF 分量 $c_i(t)$ 进行 Hilbert 变换得到

$$\hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (2)$$

构造解析信号

$$Z_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{j\phi_i(t)} \quad (3)$$

可以得出瞬时频率 $\omega_i(t) = \frac{d\phi_i(t)}{dt}$ (其中

$\phi_i(t) = \arctan \frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)} = \int \omega_i(t) dt$ t 为信号的整个时

间域) 和瞬时幅值 $a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)}$, 得到信号的 Hilbert 谱 (其中 RP 代表取实部)

$$H(\omega, t) = RP \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \quad (4)$$

2 转子故障信号的 Hilbert 谱

转子的常见故障包括: 不平衡、不对中、碰摩、油膜涡动等^[7]。转子不平衡的振动特征主要为: 振动的激振频率为单一的频率, 无其他倍频成分。转子不对中的径向激励除旋转频率外, 主要以旋转频率的 2 倍频或 4 倍频为主, 尚伴有高次偶数倍频。碰摩振动是非线性的振动, 局部摩擦引起的振动频率中包含有 2 倍、3 倍等一些高次谐波及次谐波振动。油膜涡动是自激产生的, 其振动具有非线性的振动特征, 特征频率约等于转子工作频率的一半。

笔者选择 ZT-3 多功能转子故障模拟实验台的实测故障数据, 进行基于 HHT 的转子故障特征分析。该实验台是一种用来模拟旋转机械振动的实验装置, 主要用于实验室验证转子轴系的强迫振动和自激振动特性, 它能有效的再现大型旋转机械所产生的多种振动现象。通过不同的选择改变转子转速, 轴系刚度, 质量不平衡, 轴承的摩擦或冲击条件以及联轴节的形式来模拟机器的运行状态。我们随机选择 5413 r/min 下的不平衡信号、3136 r/min 下的不对中信号、6021 r/min 下的碰摩信号、3681 r/min 油膜涡动

信号, 对其进行 HHT 变换, 采样点数均为 4000 点, 采样频率均为 2.0 kHz。得到各信号的 Hilbert 谱如图 1~图 4 所示。

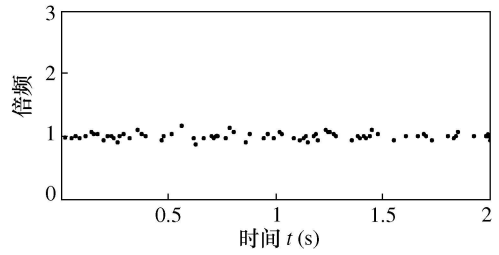


图 1 转子不平衡信号的 Hilbert 谱

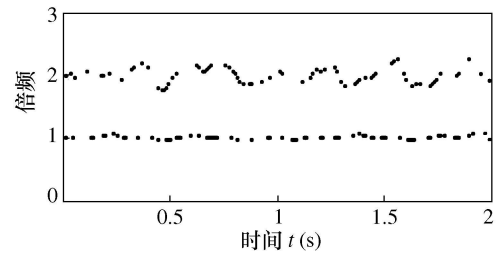


图 2 转子不对中信号的 Hilbert 谱

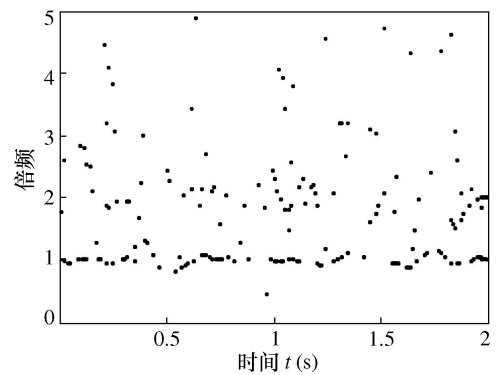


图 3 转子碰摩信号的 Hilbert 谱

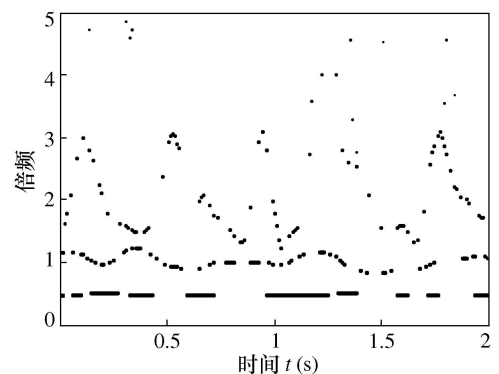


图 4 转子油膜涡动信号的 Hilbert 谱

从图 1~图 4 中可以看出, 在 Hilbert 谱上, 不平衡故障的谱线为一倍频处的一条直线; 不对中故障

的谱线不只是一条直线, 在 2 倍频处存在波动, 不对中故障的谱线不只在 1 倍频处接近一条直线, 在 2 倍频处也存在波动; 碰摩故障的谱线在 1 倍频处几乎为一条直线, 在 2、3 和 4 倍频处存在波动; 油膜涡动故障的谱线在 1/2 倍频处为一条直线, 在 1 倍频处近似一条直线, 而在其他倍频处也存在很小的波动。对照转子各故障的振动特征可以得出, Hilbert 谱可以很好地表现出故障信号的特征。

3 Hilbert 谱图像特征提取

对故障信号进行 Hilbert-Huang 变换得到的 Hilbert 谱具有 $500^* 400$ 维数, 数据量大, 且包含大量的相互关联的特征, 不利于下一步的计算。所以笔者使用主成分分析方法 (PCA) 对 Hilbert 谱进行特征提取^[8], 把高维的具有一定相关性的 Hilbert 谱图像数据映射为几个最能保持图像特征的综合特征, 计算步骤如下:

(1) 将每幅 Hilbert 谱图像, 按列相连构成 $1 \times (500^* 400)$ 的矢量, 将 120 个矢量 a_i (标记故障类别) 组成 $120 \times (500^* 400)$ 的样本矩阵 A ;

(2) 构造离散度矩阵 $S = \sum_{i=1}^{120} (a_i - \mu)(a_i - \mu)^T$, 其中 μ 为矩阵 A 的平均图像 $\mu = \text{mean}(A)$ 。

(3) 求解离散度矩阵的本征值向量 v 和本征向量矩阵 D , 本征值的大小即可表示其所对应的本征向量所占的原图像的能量大小, 将本征值降序排列, 本征向量也按照相应顺序按列。

(4) 选取前 p 大本征值, 所对应的本征向量即构成了最能代表原始数据的投影方向 Base , 此时对原始数据的能量保持率为

$$e = \sum_{j=1}^p v_j / \sum_{i=1}^{120} v_i \quad (5)$$

(5) 将原图像数据矩阵 A 向方向 Base 上投影, 即得代表原图像特征的主成分 $B = \text{Base}^* A$ 。

4 基于 Hilbert 谱图特征的智能诊断

为验证笔者提出的基于 Hilbert 谱时频特征的转子故障智能诊断方法的有效性, 采集 ZT-3 型转子故障试验台 4 种故障数据各 30 组, 然后按照下列步骤进行诊断: (1) 对所有故障信号进行 Hilbert-Huang 变换得到 Hilbert 谱; (2) 用主成分分析方法对所得 Hilbert 谱进行特征提取; (3) 分别把每种故障作为正类, 其余 3 种故障作为负类进行野点检测, 并利用粒子群算法来优化野点检测参数, 实现智能诊断。

选取 PCA 提取的不平衡故障 Hilbert 谱的 20 组特征数据作为此故障的训练样本, 其余 10 组作为正类测试样本, 取剩余 3 种故障各 10 组特征数据, 组成 30 个样本的负类测试集, 形成以不平衡故障为正类时的样本集。以同样的方法得到其余 3 种故障作为正类的样本集。

运用野点检测方法^[9,10]对上述各种故障数据进行分类, 寻找能包含所有正类样本的最小超球体, 得到球心 a 和半径 R (求解方法见文献[9,10]), 对于待定状态数据 z 求其与球心距离, 距离大于半径 R 则为野点数据, 反之, 则不是野点。在野点检测方法中, 核函数参数 σ 和惩罚系数 C 在很大程度上影响到分类器的性能^[11], 因此笔者使用粒子群算法^[12]来优化这两个参数, 将 σ 和 C 分别作为粒子的 x 轴坐标和 y 轴坐标, 群体规模设为 20 最大迭代次数为 100 并按以下步骤:

(1) 初始化粒子群, 随机设置粒子的初始位置 x 和速度 v 。

(2) 计算每个粒子的适应度值 fitness , 在每个粒子位置, 运用训练样本数据训练野点检测分类器, 并用训练好的分类器分别计算正类验证样本和负类测试集的识别率, 根据交叉验证原理, 识别率在某种程度上反映了野点检测模型的推广能力和分类能力, 因此笔者选择正类识别率和负类识别率的和 RR 作为粒子的适应度值, 以保证在同一组参数下, 正类和负类识别率同时达到满意效果。

(3) 对所有的 $i \in \{1, 2, \dots, 20\}$, 如果 $\text{fitness}_i > P_{\text{best}}$ (P_{best} 为第 i 个粒子曾经达到的最大适应度值), 则令 $P_{\text{best}} = \text{fitness}_i$, $x_i^{P_{\text{best}}} = x_i$ ($x_i^{P_{\text{best}}}$ 为粒子曾经到达的最大适应度值时对应的位置), 如果 $\text{fitness}_i > g_{\text{best}}$ (g_{best} 为在群体所有粒子经历过的最好位置), 则重新设置 g_{best} 的索引号 g 。

(4) 根据式 (6)、式 (7) 调整每一个粒子的位置 x_i 和速度 v_i 。

$$v_i = w v_i + c_1 r_1 (x_i^{P_{\text{best}}} - x_i) + c_2 r_2 (x_i^{g_{\text{best}}} - x_i) \quad (6)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (7)$$

式中: r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, c_1, c_2 为加速度系数, 一般为 $c_1 + c_2 \geq 4$, 笔者取 $c_1 = c_2 = 2$, w 为惯性权值, 它使粒子保持运动惯性, 较大的 w 值有利于跳出局部极小点, 而较小的 w 值有利于算法收敛, 笔者选择运用文献[13]中的自适应的惯性权值: $w = w_{\text{ini}} - hw_h + sw_s$, 既保持粒子多样性, 又能较快得到最优解。

(5) 检查停止条件, 如果达到最大迭代次数则停止迭代, 否则返回 (2)。

利用 PCA 方法 Hilbert 谱特征提取时,在能量保持率 95% 下,主成分特征维数取得 15 维,利用野点检测分类,通过粒子群算法优化参数,得到各种故障正负类识别率和优化结果如图 5 图 6 所示,可以看

出,在 15 维特征下,各故障正负类识别率的和在经过粒子群算法优化后均达到了最大值 2 即正类和负类识别率都达到了 100%,表明了粒子群算法对野点检测最优参数的搜索能力。

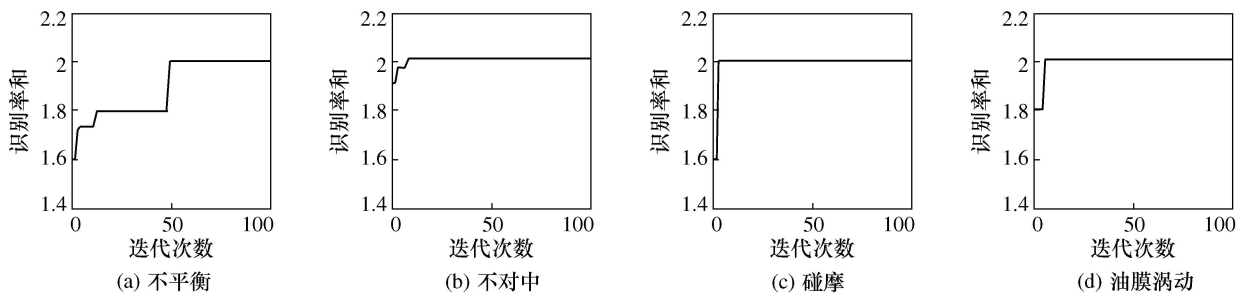


图 5 粒子群最优粒子适应度值 (识别率) 变化图

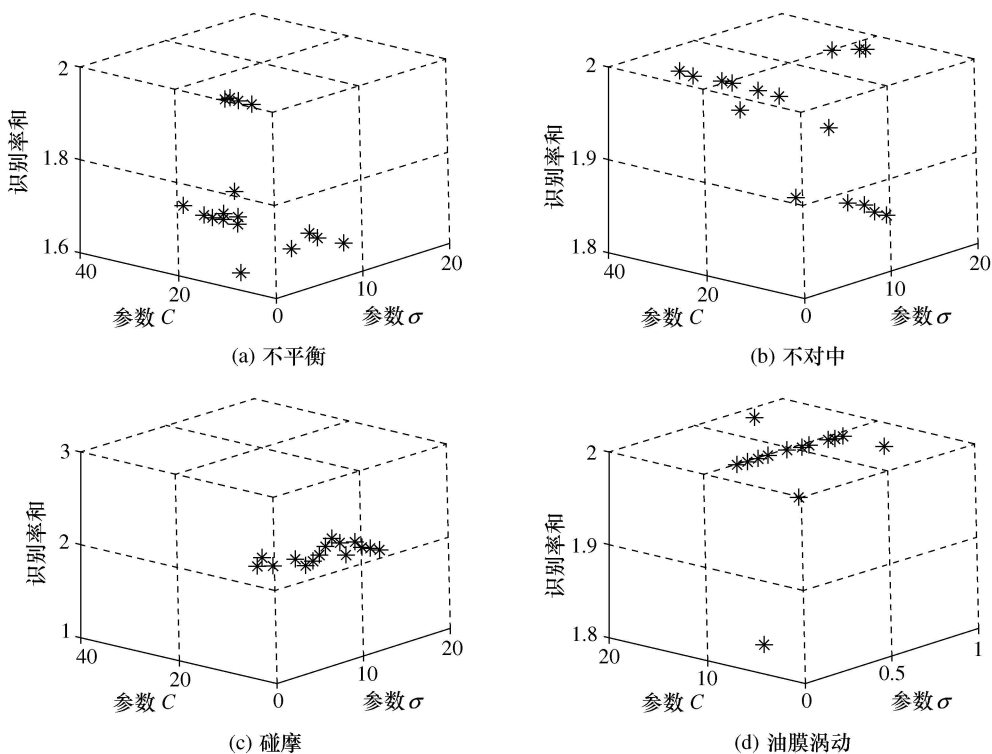


图 6 迭代 100 次后各粒子适应度值 (各故障识别率)

PCA 特征提取时,在能量保持率 95%、90% 和 85% 下,特征维数分别取得 15 维、11 维和 9 维,按照上述方法进行分类及参数优化,在最优参数下识别率如表 1。

由表 1 数据可以得出,在经过粒子群算法优化的野点检测参数下,在不同能量保持率下, Hilbert 谱不同故障的分类识别率均达到了较为理想效果,特别是能量保持率在 95% 时,各故障的正负类识别率均达到了 100%,说明了笔者基于 Hilbert 谱图特征诊断方法的正确性。

为了进一步验证此方法,笔者与频谱分析法相

对比。频谱分析法的原理是:对转子信号进行 FFT 变换,通过提取信号在频域上的特征量,确定各特征频率成分以及幅值大小。由于转子故障的特征频率通常为旋转频率的 k 倍频,为了满足诊断要求, k 倍频可取为: $0.2 \times, 0.25 \times, 0.33 \times, 0.43 \times, 0.5 \times, 0.67 \times, 0.75 \times, 1 \times, 2 \times, 3 \times, 4 \times, 5 \times, 6 \times, 7 \times, 8 \times, 9 \times, 10 \times$ 这 17 个特征量。运用上述相同的故障信号,提取出 17 维频谱特征,按照与 Hilbert 谱特征相同的方法将 17 维特征分为训练集和测试集,利用野点检测分类,并经过粒子群算法优化参数,得到的基于频谱特征的识别率如表 2 所示。

表 1 Hilbert 谱特征识别率

能量保持率	作为正类的故障类型	正类识别率	负类识别率	参数 C	参数 σ
95%	不平衡	1	1	10.98	0.81
	不对中	1	1	12.06	2.50
	碰摩	1	1	17.82	15.36
	油膜涡动	1	1	10.90	0.43
90%	不平衡	1	1	10.27	6.88
	不对中	0.8	1	12.80	20.89
	碰摩	0.9	0.97	17.47	10.55
	油膜涡动	1	1	7.02	0.15
85%	不平衡	0.9	1	20.16	12.58
	不对中	0.8	1	10.50	0.37
	碰摩	0.9	1	5.24	7.71
	油膜涡动	0.8	0.97	7.95	1.32

表 2 频谱特征识别率

作为正类的故障类型	正类识别率	负类识别率	参数 C	参数 σ
不平衡	0.9	0.97	10.36	4.47
不对中	0.7	0.8	5.58	0.45
碰摩	0.8	0.87	5.88	9.37
油膜涡动	0.8	0.9	10.13	15.64

由以上数据可以看出, 基于 Hilbert 谱特征的识别率明显高于频谱特征识别率, 说明了 Hilbert 谱具有更好的故障信号特征表征能力, 从而验证了本文方法的优越性。

5 结束语

笔者研究了一种基于 Hilbert 谱图特征的转子故障智能诊断方法。通过反映故障信号特征的 Hilbert 谱对转子故障信号进行分析, 并结合 PCA 特征提取、野点检测分类和粒子群算法参数优化实现了转子故障的智能诊断。最后利用实验台数据对此方法进行了验证, 结果表明了此方法的正确有效性。

[参考文献]

[1] 胡劲松. 面向旋转机械故障诊断的经验模态分解时频分析方法及实验研究 [D]. 浙江大学, 2003

[2] Huang N E, Shen Z. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [A]. *Proceedings of the Royal Society of London* [C], 1998

[3] Huang N E. *Computer Implicated Empirical Mode Decomposition Method, Apparatus and Article of Manufacture* [P]. USA Provisional Application, 1999

[4] Loh C H, Wu T C, Huang N E. Application of the empirical

mode decomposition-Hilbert spectrum method to identify near-fault ground-motion characteristics and structural responses [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America* 2001, (91)

[5] Vasudevan K, Cook F A. Empirical mode skeletonization of deep crustal seismic data: Theory and applications [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2000, (105): 7845~ 7856

[6] Echeverria J C, *et al*. Application of empirical mode decomposition to heart rate variability analysis [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing* 2001, (39): 471~ 479

[7] 陈果. 航空器检测与诊断技术导论 [M]. 北京: 中国民航出版社, 2007

[8] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork. 模式分类 [M]. 机械工业出版社, 2003

[9] Larry M M, Malik M. One-class SVMs for document classification [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, (2)

[10] Camici F, Chinnam R B. General support vector representation machine for one-class classification of non-stationary classes [J]. *Pattern Recognition* 2008, 41: 3021~ 3034

[11] 陈果. 基于遗传算法的支持向量机分类器模型参数优化 [J]. *机械科学与技术*, 2007, 26(3): 347~ 350

[12] Shi Y, Eberhart R C. Particle swarm optimization: developments applications and resources [A]. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway USA: IEEE Service Center, 2001: 81~ 86

[13] 张选平等. 一种动态改变惯性权的自适应粒子群算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2005, 39(10): 1039~ 1042