

基于融合能量谱的旋转机械故障诊断研究

董辛旻^{1,2}, 韩捷², 石来德¹, 郝伟²

(1 同济大学 机械工程学院, 上海 200092; 2 郑州大学 振动工程研究所, 河南 郑州 450002)

摘 要: 讨论了融合能量谱的相关理论, 提出了基于融合能量谱的旋转机械故障诊断方法. 模拟实验结果表明: 与基于单通道数据的诊断结果对比, 融合能量谱应用于旋转机械常见故障进行诊断, 可有效提高旋转机械故障诊断的准确率.

关键词: 旋转机械; 故障诊断; 融合能量谱

中图分类号: TH17; TP306

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)03-0181-04

Study on Fault Diagnosis for Rotary Machinery Based on Fusion Energy Spectrum

DONG Xin-min^{1,2}, HAN Jie², SHI Lai-de¹, HAO Wei²

(1 Mechanical Engineering School, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2 Vibration Engineering Research Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: The fusion energy spectrum was discussed; the fault diagnosis method for rotary machinery based on fusion energy spectrum was put forward. Engineering practice indicated that the fault diagnosis accuracy based on fusion energy spectrum was higher than that based on the information of single channel.

Key words: rotary machinery; fault diagnosis; fusion energy spectrum

1 引言

随着生产技术发展的需要, 现代化大生产对设备运行安全提出了越来越高的要求, 而振动故障是影响设备安全运行的重要因素.

旋转机械的振动检测一般是由在转子某一截面处互相垂直安装的两个探头来完成. 由于转子的涡动特性, 任一探头检测到的信息无论从能量上还是从频谱结构上都不足以反映设备运行的实际状况^[1-2]. 因此, 基于单探头(通道)信息进行故障诊断时, 容易导致误判或漏判.

文中提出了基于融合能量谱的旋转机械故障诊断方法, 试图探索解决由于基于单源信息的故障诊断准确率偏低的问题.

2 融合能量谱

2.1 转子运动矢量投影谱

以 Jeffcot 转子—滑动轴承系统为考察对象. 转子动态检测一般采用一对非接触式电涡流传感器, 垂直—水平或 V 型方式安装, 以保证信息的完整性, 如图 1 所示. 这样的两个通道称为配对通道或同源通道, 测得的数据为同源数据.

转子的运动是由若干简谐运动 $\omega_i (i = 1, 2, \dots)$ 组合而成的稳态涡动, 其运动方程一般可以表达为:

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{i=1}^{\infty} X(\omega_i) \cos[\omega_i t + \varphi_x(\omega_i)] \\ y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} Y(\omega_i) \cos[\omega_i t + \varphi_y(\omega_i)] \end{cases} \quad (1)$$

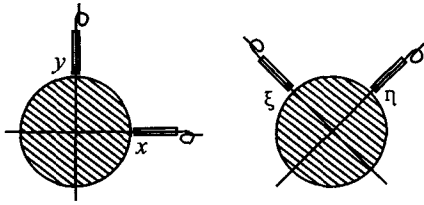


图1 非接触式电涡流传感器安装方式

其中, $X(\omega_i)$, $Y(\omega_i)$ 为谐波 ω_i 轨迹在 x , y 方向上的振幅; $\varphi(\omega_i)$, $\varphi(\omega_i)$ 为谐波 ω_i 轨迹在 x , y 方向上的初始相位.

可以证明在谐波 ω_i 下的运动轨迹为一椭圆^[3-4], 如图2所示.

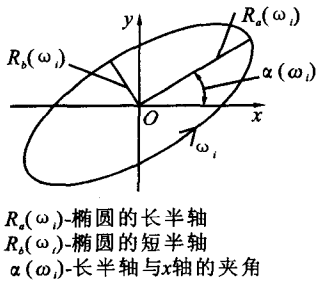


图2 转子谐波椭圆轨迹

根据几何学理论, 椭圆的各参数计算如下^[4].

$$\begin{cases} R_a(\omega_i) = X_p(\omega_i) + X_r(\omega_i) \\ R_b(\omega_i) = X_p(\omega_i) - X_r(\omega_i) \\ \alpha(\omega_i) = [\varphi_p(\omega_i) - \varphi_r(\omega_i)] / 2 \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$\begin{cases} X_p(\omega_i) = \frac{1}{2} \sqrt{[Y_s(\omega_i) - X_c(\omega_i)]^2 - [X_s(\omega_i) + Y_c(\omega_i)]^2} \\ X_r(\omega_i) = \frac{1}{2} \sqrt{[X_c(\omega_i) + Y_s(\omega_i)]^2 - [X_s(\omega_i) - Y_c(\omega_i)]^2} \\ \operatorname{tg} \varphi_p(\omega_i) = \frac{X_s(\omega_i) + Y_c(\omega_i)}{Y_s(\omega_i) - X_c(\omega_i)} \\ \operatorname{tg} \varphi_r(\omega_i) = \frac{X_s(\omega_i) - Y_c(\omega_i)}{X_c(\omega_i) + Y_s(\omega_i)} \\ \begin{cases} X_c(\omega_i) = X(\omega_i) \cos \varphi_x(\omega_i) \\ X_s(\omega_i) = X(\omega_i) \sin \varphi_x(\omega_i) \\ Y_c(\omega_i) = Y(\omega_i) \cos \varphi_y(\omega_i) \\ Y_s(\omega_i) = Y(\omega_i) \sin \varphi_y(\omega_i) \end{cases} \end{cases}$$

由于安装位置的原因, x , y 方向上的幅值谱 $X(\omega)$ 和 $Y(\omega)$ 的频谱结构可能差异也很大, 实际上它们分别是转子运动矢量在 x , y 方向上的投影谱, 如图3所示. 以 $X(\omega)$ 或 $Y(\omega)$ 为依据进行故障诊断很可能得出截然不同的结论.

2.2 转子运动矢量融合能量谱

为了融合 x , y 两个方向上的信息, 更全面、真

实地反映转子运动的动态特征, 有效提高故障诊断的准确性和唯一性, 文中提出基于融合能量谱的故障诊断方法.

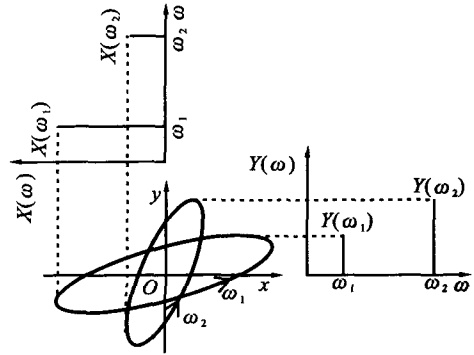


图3 单通道频谱示意图

定义1 转子的涡动在各谐波下的运动轨迹是一系列的椭圆, 定义谐波 ω_i 的长半轴 $R_a(\omega_i)$ 与 $R_b(\omega_i)$ 短半轴平方之和为转子该谐波的融合能量. 记作

$$G(\omega_i) = R_a^2(\omega_i) + R_b^2(\omega_i) \quad (3)$$

所有谐波的融合能量构成转子回转融合能量谱.

3 基于融合能量谱的故障诊断

3.1 故障诊断 BP 神经网络的建立

针对 BentleyRK4 转子试验台, 模拟的转子不平衡、不对中、转子碰摩、基础松动四种旋转机械常见, 构造一个三层故障诊断 BP 神经网络^[5-7], 如图4所示.

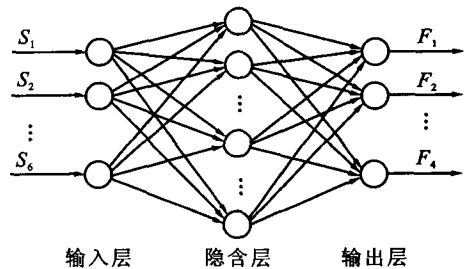


图4 故障诊断的 Petri 网模型

图4中输入层节点 $S_1 \sim S_6$ 为故障征兆, 用6种振动特征频段的融合能量谱表示(其中 f 表示旋转频率)^[7], 每频段的融合能量谱用该频段中融合能量的最大值表示; 输出层节点 $F_1 \sim F_4$ 代表上述常见的4种典型故障类型; 隐含层节点数目取12.

3.2 模拟分析

文中就旋转机械常见的故障选择频域6个不同频段上的融合能量谱值作为特征值^[7], 如表1.

表 1 故障特征值						
故障 样本	故障特征频率					
	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6
1 F_1	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
2 F_2	0.00	0.00	0.48	0.48	0.02	0.02
3 F_3	0.00	0.02	0.18	0.18	0.31	0.31
4 F_4	0.30	0.20	0.20	0.10	0.10	0.10

其中, $S_1 \leq 0.5f$; S_2 为 $0.51 \sim 0.99f$; S_3 为 $1.0f$; S_4 为 $2.0f$; S_5 为 $3.0 \sim 5.0f$; $S_6 > 5.0f$; f 为设备工作频率.

3.3 实验分析

在转轴某截面处,相互垂直地安装 x 、 y 两只传感器(通道),每种故障状态下采集 x 、 y 通道同步数据样本 2 组,采样点数 N 为 1024,采样频率为工作频率的 32 倍;计算每组数据的 x 、 y 通道的频谱 $\{X_i\}$ 和 $\{Y_i\}$,根据式(3) 计算每组数据的融合能量谱,并归一化后处理,即

$$G(\omega_i) = G(\omega_i) / \sum_{i=1}^{N/2} G(\omega_i)$$

(4)

表 2 输入样本							
样本	分析谱	属性					
		S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6
1 F_1	$\{X\}$	0.01	0.09	0.79	0.11	0.00	0.00
	$\{Y\}$	0.02	0.10	0.78	0.10	0.00	0.00
	$\{R_a\}$	0.03	0.02	0.89	0.06	0.00	0.00
2 F_1	$\{X\}$	0.02	0.10	0.78	0.10	0.00	0.00
	$\{Y\}$	0.01	0.11	0.79	0.09	0.00	0.00
	$\{R_a\}$	0.02	0.03	0.88	0.07	0.00	0.00
3 F_2	$\{X\}$	0.00	0.02	0.18	0.18	0.31	0.31
	$\{Y\}$	0.02	0.01	0.48	0.45	0.03	0.02
	$\{R_a\}$	0.01	0.02	0.47	0.47	0.02	0.01
4 F_2	$\{X\}$	0.01	0.01	0.18	0.20	0.31	0.30
	$\{Y\}$	0.01	0.00	0.50	0.49	0.01	0.00
	$\{R_a\}$	0.02	0.02	0.46	0.46	0.03	0.02
5 F_3	$\{X\}$	0.01	0.02	0.11	0.61	0.11	0.14
	$\{Y\}$	0.25	0.18	0.22	0.11	0.12	0.12
	$\{R_a\}$	0.01	0.02	0.18	0.19	0.31	0.29
6 F_3	$\{X\}$	0.00	0.01	0.11	0.61	0.12	0.15
	$\{Y\}$	0.26	0.17	0.21	0.12	0.12	0.12
	$\{R_a\}$	0.01	0.01	0.18	0.20	0.30	0.30
7 F_4	$\{X\}$	0.01	0.01	0.18	0.21	0.28	0.31
	$\{Y\}$	0.28	0.17	0.23	0.12	0.10	0.10
	$\{R_a\}$	0.27	0.19	0.21	0.12	0.10	0.11
8 F_4	$\{X\}$	0.02	0.03	0.19	0.18	0.28	0.30
	$\{Y\}$	0.27	0.18	0.22	0.12	0.10	0.11
	$\{R_a\}$	0.29	0.21	0.19	0.11	0.10	0.10

其中, N 为数据采用点数.
另外,为了对比研究,文中对 x 、 y 通道的频谱 $\{X\}$ 和 $\{Y\}$ 也进行归一化处理,即

$$X(\omega_i) = X(\omega_i) / \sum_{i=1}^{N/2} X(\omega_i)$$

(5)

$$Y(\omega_i) = Y(\omega_i) / \sum_{i=1}^{N/2} Y(\omega_i)$$

(6)

分别用归一化的融合能量谱和单通道频谱作为网络输入,如表 2.

用表 1 数据对神经网络进行训练,用表 2 数据进行测试,诊断结论如表 3. 网络输出节点的输出值的范围为 $[0,1]$,表示对障发生的可能性的.

由对比表 3 中的分类结果可知:由于单通道频谱是投影谱,同一种故障的单通道(x 或 y) 频谱的症状属性差异较大,基于单通道(x 或 y) 频谱的诊断有误诊现象(表 3 中标有 * 的结果). 基于融合能量谱的诊断都是正确的,并且正确结论的可信度(故障发生的可能性) 较高.

表 3 诊断结论表						
样本	分析谱	输出节点				结论
		1	2	3	4	
1 F_1	$\{X\}$	0.766	0.097	0.073	0.064	F_1
	$\{Y\}$	0.753	0.083	0.074	0.090	F_1
	$\{R_a\}$	0.885	0.052	0.042	0.021	F_1
2 F_1	$\{X\}$	0.736	0.114	0.092	0.058	F_1
	$\{Y\}$	0.762	0.093	0.078	0.067	F_1
	$\{R_a\}$	0.875	0.058	0.046	0.021	F_1
3 F_2	$\{X\}$	0.007	0.045	0.870	0.078	F_3^*
	$\{Y\}$	0.113	0.862	0.015	0.010	F_2
	$\{R_a\}$	0.110	0.881	0.005	0.004	F_2
4 F_2	$\{X\}$	0.080	0.052	0.864	0.076	F_3^*
	$\{Y\}$	0.113	0.856	0.020	0.011	F_2
	$\{R_a\}$	0.105	0.885	0.004	0.006	F_2
5 F_3	$\{X\}$	0.052	0.136	0.482	0.310	F_3
	$\{Y\}$	0.141	0.067	0.337	0.455	F_4^*
	$\{R_a\}$	0.065	0.060	0.852	0.023	F_3
6 F_3	$\{X\}$	0.047	0.152	0.485	0.316	F_3
	$\{Y\}$	0.124	0.084	0.349	0.443	F_4^*
	$\{R_a\}$	0.051	0.065	0.867	0.017	F_3
7 F_4	$\{X\}$	0.035	0.097	0.853	0.015	F_3^*
	$\{Y\}$	0.033	0.072	0.091	0.804	F_4
	$\{R_a\}$	0.044	0.052	0.071	0.833	F_4
8 F_4	$\{X\}$	0.033	0.094	0.855	0.018	F_3^*
	$\{Y\}$	0.043	0.060	0.073	0.825	F_4
	$\{R_a\}$	0.037	0.061	0.050	0.852	F_4

4 结束语

融合能量谱融合可有效避免单通道数据的信息不完整、不精确和不准确等不足. 文中通过对转子试验台的典型故障实验, 并对比分析了基于单通道数据和融合数据的诊断结论. 结果表明, 将融合能量谱应用于旋转机械故障诊断, 能提高故障诊断的准确率, 具有非常重要的工程应用价值.

参考文献:

- [1] 韩捷, 石来德. 旋转机械的全信息能量谱分析方法研究[J]. 机械强度, 2003, 25(4): 364 - 368.
- [2] Qu L S, Chen Y D, Liu X. The holo-spectrum: a new method for rotor surveillance and diagnosis[J]. Mechanical System and Signal Processing, 1989, 3(3): 255 - 267.
- [3] Agnes Muszynska, Donald Bentley, Alex Pechiney. Vibration response of rotor supported in one rigid and one poorly lubricated fluid film bring[J]. ORBIT, 1996, 17(3): 7 -

9.

- [4] 韩捷, 石来德, 董辛旻. 旋转机械虚拟探头融合检测技术研究[J]. 中国工程机械学报, 2007(2): 204 - 207.
- [5] 符向前, 刘光临, 蒋劲. BP 神经网络在水轮发电机组状态监测与诊断系统中的应用[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2002, 35(1): 24 - 28.
- [6] 张斌, 严骏, 张兴. BP 神经网络在挖掘机液压系统故障诊断中的应用[J]. 机床与液压, 2008, 36(2): 194 - 195.
- [7] 韩捷, 张瑞林. 旋转机械故障机理及诊断技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 1991.

作者简介:

董辛旻 男, (1968 -), 博士研究生. 研究方向为机械设备信息融合及故障诊断.

韩捷 男, (1957 -), 教授, 博士生导师. 研究方向为机械设备信息融合及故障诊断等.

石来德 男, (1938 -), 教授, 博士生导师. 研究方向为机械设备信息融合及故障诊断等.

(上接第 180 页)

- [3] Hankerson D, Menezes A, Vanstone S. Guide to elliptic curve cryptography[M]. New York: Springer - Verlag, 2003.
- [4] Solinas J. Efficient arithmetic on koblitz curves[C]// Designs, Codes and Cryptography. Netherlands, Springer, 2000; 19(3): 195 - 249.
- [5] Okeya K, Samoa K S, Spahn C, et al. Signed binary representations revisited[C]// CRYPTO 2004. Heidelberg, Springer, 2004(3152): 123 - 139.
- [6] Avanzi R, Dimitrov V, Doche C, et al. Extending scalar multiplication using double bases[C]// Advances in Cryptology ASIACRYPT '06. Heidelberg, Springer, 2006 (4284): 130 - 144.
- [7] Bernstein D J, Lange T. Inverted edwards coordinates [C]// AAECC 2007. Heidelberg, Springer, 2007 (4851): 20 - 27.
- [8] Yu Wei, Wang Kunpeng, Li Bao. Fast algorithm converting integer to double base chain[C]// ChinaCrypt' 2008. China: Chendu, 2008: 355 - 366.
- [9] Doche C, Habsieger L. A tree-based approach for com-

puting double - base chains[C]// ACISP 2008. Heidelberg, Springer, 2008(5107): 433 - 446.

- [10] Dimitrov V S, Cooklev T. Hybrid algorithm for the computation of the matrix polynomial $I + A + \dots + AN - 1$ [J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems, 1995, 42(7): 377 - 380.
- [11] Dimitrov V S, Imbert L, Mishra P K. Efficient and secure elliptic curve point multiplication using double - base chains[C]// ASIACRYPT 2005. Heidelberg, Springer, 2005(3788): 59 - 78.
- [12] Dimitrov V S, Jullien G A, Miller W C. An algorithm for modular exponentiation[J]. Information Processing Letters, 1998, 66(3): 155 - 159.

作者简介:

李明 男, (1983 -), 硕士研究生. 研究方向为椭圆曲线密码学.

王鲲鹏 男, (1971 -), 副教授. 研究方向为密码理论与技术.