

基于 Lipschitz 指数熵的轴承故障检测方法

徐 晶, 张秋杰, 单 净, 姜 萍

黑龙江科技学院数学力学系, 哈尔滨 150027

摘要 针对利用小波奇异点进行故障检测无法克服噪声影响的不足, 提出采用 Lipschitz 指数熵作为特征进行故障检测。该方法以信号在小波域上分解形成的 Lipschitz 指数谱向量的熵值作为故障的诊断特征, 建立了基于 Lipschitz 指数熵的故障检测模型, 并提出了基于粒子群优化的特征阈值选择方法。将该方法同基于小波能量谱、小波包能量谱熵特征和小波奇异点检测的方法进行比较, 实验结果表明采用 Lipschitz 指数熵作为特征都能有效克服噪声影响, 在检测时间及检测率上较另外 3 种方法有显著提高。

关键词 故障检测; 小波模极大值; 奇异点; Lipschitz 指数熵

中图分类号 O29, TM711

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2009)15-0101-03

Fault Detection for Bearings Based on Signal Lipschitz Spectrum Entropy

XU Jing, ZHANG Qiujie, SHAN Jing, JIANG Ping

Department of Mathematics and Mechanics, Heilongjiang Institute of Science and Technology, Harbin 150027, China

Abstract It is known that the wavelet-singular point detection-based method is sensitive to noises; to solve this problem, a method of fault detection for bearings based on wavelet transform modulus maximum Lipschitz spectrum entropy is proposed by combining wavelet analysis with entropy theory, including the detection scheme of bearing vibration faults and the threshold selection method based on swarm intelligence. The proposed method is compared with the methods based on wavelet energy spectrum and wavelet packet energy spectrum entropy and the wavelet-singular point detection-based method in the experiments. The results show that the proposed method is particularly well adapted to describe fault characteristics and fault diagnosis, which outperforms the other three methods in terms of detection time and detection rate.

Keywords fault detection; wavelet transform modulus maximum; singular point; Lipschitz spectrum entropy

0 引言

振动信号分析是机械设备运行在线检测和故障诊断的重要手段。信号中所包含的信息主要体现在瞬变点或瞬变区域中, 由于信号和噪声的小波变换在各尺度下具有不同的小波特性, 因此利用小波局部化特性进行信号的奇异点检测在故障诊断领域得到了广泛应用^[1-7]。该方法事先假定故障信号会产生一定的突变信息, 通过判断信号是否具有奇异性来进行故障检测。但该方法无法克服噪声的影响, 如果检测的信号具有噪声, 在正常信号中同样会检测到奇异点, 而这个奇异点却是由噪声引起的, 因此仅通过检测信号的突变点会导致误判。

鉴于此, 在分析表征信号奇异性特征的基础上, 提出一种新的基于信号奇异性特征的轴承故障检测方法——Lipschitz 指数熵特征法。与其他方法比较, 该方法不仅有效地克服了噪声影响, 而且在检测时间及识别率方面都有明显提高。

1 基于信号 Lipschitz 指数熵的故障检测模型

1.1 信号 Lipschitz 指数熵特征表示

对固定长度的信号 g 进行小波模极大值分解^[9-10]。设 $\{l_p(s)_{p \in \mathbb{Z}}\}$ 是信号 g 的小波变换 $|Wg(u, s)|$ 在最细尺度 s 下的所有模局部极大曲线, Lip 为模极大曲线的 Lipschitz 指数。分解函数 SL 度量了所有这些模极大曲线 Lipschitz 指数之和:

$$SL_p = \sum_p Lip(l_p) \quad (1)$$

定义信号 Lipschitz 指数熵为

收稿日期: 2009-05-27

基金项目: 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(11544049)

作者简介: 徐晶, 副教授, 研究方向为小波分析、信息网络安全等, 电子信箱: xujingjulie@163.com

$$Entry_{\lambda} = - \sum_{j=1}^z P_j \lg \frac{1}{P_j} \quad (2)$$

其中 $P_j = \frac{Lip(l_j)}{\sum_{j=1}^z Lip(l_j)}$ 为第 j 个小波模极大曲线 Lipschitz 指数分布概率。

1.2 基于信号 Lipschitz 指数熵特征的故障检测模型

利用从正常轴承振动信号提取的 Lipschitz 指数熵特征进行训练,进而利用这个正常运行状态的信号奇异性特征对轴承中的一个或多个故障进行检测。如图 1 所示,首先将提取到的轴承振动信号进行小波变换,并计算其 Lipschitz 指数熵,如果该值低于正常轴承振动信号模型预先设定的阈值 thr ,则表明没有轴承错误存在,否则就表明有错误发生。

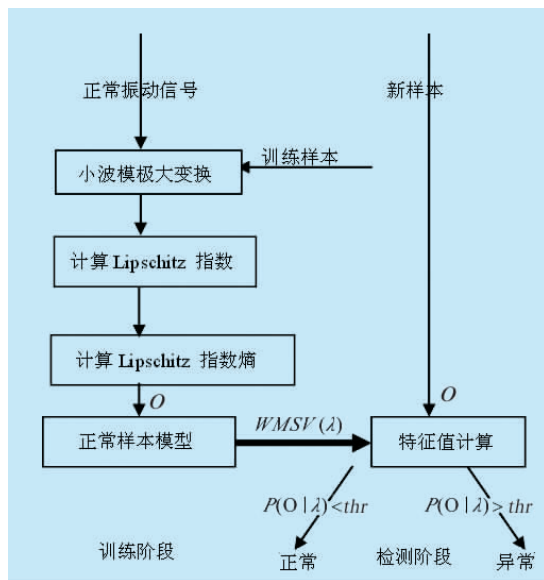


图 1 基于信号奇异性的故障检测模型

Fig. 1 Lipschitz exponent entropy-based fault detection

1.3 阈值的确定

为了进一步提高模型的泛化能力,利用粒子群优化方法^[11]确定正常信号检测器的最优阈值参数。利用粒子群优化算法确定正常训练样本的 Lipschitz 指数熵特征阈值 r , 目标函数定义为

$$fitness_r = Cnum_error_self(r) + (1-C)num_error_non_self(r) \quad (3)$$

其中, $num_error_non_self(r)$ 为同类样本出错数/总的测试样本数, $num_error_self(r)$ 为异类样本出错数/总的测试样本数, C 为惩罚因子。由于更关心自身类别的判断能力,取 $C > 0.5$, 这是由检测模型算法决定的。

2 试验分析

实验数据均来自美国华盛顿天主教大学电气工程实验室。振动信号的收集来自安装在感应电机输出轴支撑轴承上端机壳上的振动加速度传感器。

2.1 基于单点奇异性的轴承振动信号故障检测试验

首先对长度为 512 的轴承正常振动信号进行 GAUS2 连续小波变换,如图 2 所示。从试验结果可以看出,正常轴承振动信号小波变换的结果同样具有局部模极大点。这些奇异点是由噪声引起的,因此基于信号单点奇异性的检测方法根本无法确定是否有故障发生。为了验证是否可以通过噪声抑制的方法来消除由噪声产生的奇异点,采用基于相关性去噪及极大曲线长度阈值去噪法^[12]对正常轴承信号进行去噪,去噪后奇异点分析结果如图 3 所示。实验结果表明,去噪也无法去除正常轴承振动信号的所有奇异点。因此,利用单点奇异性检测方法无法有效实现轴承故障的检测。

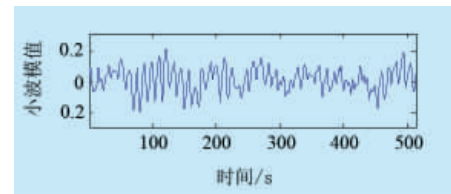


图 2 正常轴承振动信号的小波模极大值

Fig. 2 The maximum modulus in wavelet transform of normal signals

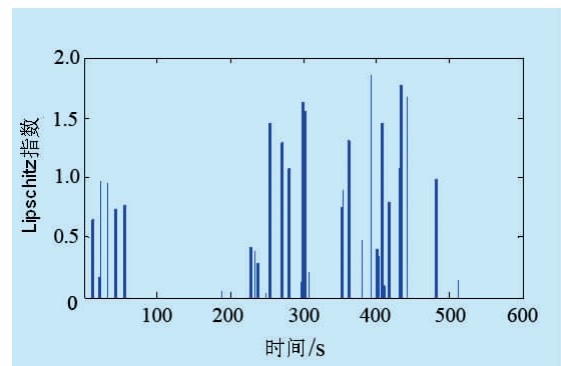


图 3 正常轴承振动信号去噪后的奇异点分布

Fig. 3 Singular point distribution of denoised normal signals

2.2 基于 Lipschitz 指数熵的故障检测试验

利用粒子群优化算法对以 Lipschitz 指数熵为特征的模型阈值进行优化。其中粒子的个数为 20, 循环的最大次数为 200, 速度更新公式中权值 C_1 为 1, C_2 为 2, 权系数按照 0.09 的规律变化, 适应度的变化结果如图 4 所示。试验过程中发现, 达到最优适应度 0 的时间为 34.15 s, 此时的阈值大小为 1.822 5。当设定粒子数为 40 个时, 达到最优解的时间仅为 20.26 s。这是由于粒子数的增加扩大了搜索空间, 提高了算法的收敛速度。

为验证 Lipschitz 指数熵方法对轴承振动信号故障检测的有效性, 实验数据窗口 256, 采用 1 156 个正常样本、572 个内圈样本、576 个外圈样本以及 578 个滚动体样本数据进行训练, 测试数据采用 5 500 个正常样本、4 600 个内圈故障样本、4 789 个外圈故障样本以及 4 861 个滚动体故障样本, 利

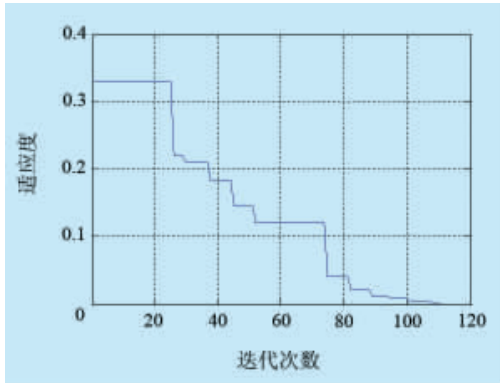


图 4 适应度和粒子群算法迭代次数的关系
Fig. 4 Fitness value and iterations of PSO

用上面得到的模型阈值进行试验,试验结果如表 1 所示。表 1 表明基于 Lipschitz 指数熵法的故障检测率很高,而基于小波单点奇异性检测的方法,由于轴承振动信号噪声的影响根本无法有效地检测出故障,造成大量的误判现象。该试验结果进一步验证了小波单奇异点检测方法因噪声影响无法实现轴承故障检测的结论。此外,与小波能量谱检测算法和小波包能量谱熵检测算法相比,基于 Lipschitz 指数熵法的检测时间优于其他两种方法,且检测率也有明显提高。这是由于采样样本不足,从而导致小波能量谱特征区分能力下降。

表 1 不同方法检测性能的比较结果
Table 1 Results of different detecting methods

算法	检测时间/s	检测率/%
信号的 Lipschitz 指数熵	0.023	95.32
单奇异点检测算法 ^[9]	0.021 8	46.2
小波能量谱算法 ^[4]	1.86	91.83
小波包能量谱熵 ^[5]	1.92	83.76

3 结论

利用试验验证了基于小波单奇异点检测方法无法有效地实现轴承故障检测,且通过模极大相关性去噪及极大曲线长度阈值去噪方法仍无法消除噪声影响。而以 Lipschitz 指数熵为特征能有效地实现轴承故障的检测,且检测率及检测时间都优于其他故障检测方法。因此,基于 Lipschitz 指数熵特征的轴承故障检测方法具有计算简单、实时性好的特点。但需指出的是,建议的方法无法对轴承故障进行诊断,这也是本课题下一阶段研究的重点。

参考文献 (References)

- [1] McLnery S A, Dai Y. Basic vibration signal processing for bearing fault detection[J]. *IEEE Transactions on Education*, 2003, 46(1): 149–156.
- [2] 王志刚, 李友荣, 李方. 基于谐波小波分析的故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2006, 25(2): 125–190.

- Wang Zhigang, Li Yourong, Li Fang. *Journal of Vibration and Shock*, 2006, 25(2): 125–190.
- [3] 冯志鹏, 刘立. 基于小波时频框架分解方法的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2008, 27(2): 110–114.
Feng Zhipeng, Liu Li. *Journal of Vibration and Shock*, 2008, 27(2): 110–114.
- [4] 陈小勤, 何正友, 符玲. 基于小波能谱的电力暂态信号分类识别方法[J]. *高电压技术*, 2006, 30(17): 59–63.
Chen Xiaoqin, He Zhengyou, Fu Ling. *Power System Technology*, 2006, 30(17): 59–63.
- [5] 张举, 王兴国. 小波包能量谱熵神经网络在电力系统故障诊断中的应用[J]. *电网技术*, 2006, 30(5): 72–75.
Zhang Ju, Wang Xingguo. *Power System Technology*, 2007, 22(3): 12–17.
- [6] 张小飞, 徐大专, 齐泽锋. 基于小波变换奇异信号检测的研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2003, 25(7): 814–817.
Zhang Xiaofei, Xu Dazhuan, Qi Zefeng. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, 25(7): 814–817.
- [7] 程发斌, 汤宝平, 钟佑明. 基于最优 Morlet 小波和 SVD 的滤波消噪方法及故障诊断的应用[J]. *振动与冲击*, 2008, 27(2): 91–94.
Cheng Fabin, Tang Baoping, Zhong Youming. *Journal of Vibration and Shock*, 2008, 27(2): 91–94.
- [8] 李军浩, 汪晓明, 王晶. 基于小波变换模极大值的 SPD 故障诊断技术[J]. *高电压技术*, 2006, 32(3): 40–43.
Li Junhao, Wang Xiaoming, Wang Jing. *High Voltage Engineering*, 2006, 32(3): 40–43.
- [9] Wang X H, Istepanian R S H, Song Y H. Application of wavelet modulus maxima in microarray spots recognition [J]. *IEEE Transactions on NanoBioscience*, 2003, 2(4): 190–192.
- [10] Mallat S, Zhong W L. Singularity detection and processing with wavelet [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, 38(3): 617–643.
- [11] Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y. *Swarm Intelligence* [M]. London: Academic Press, 2001.
- [12] 孙勇, 景博, 覃征. 基于小波分析的信噪分离方法研究 [J]. *计量学报*, 2006, 27(2): 153–155.
Sun Yong, Jing Bo, Qin Zheng. *Acta Metrologica Sinica*, 2006, 27(2): 153–155.

(责任编辑 代丽)

欢迎向“学术聚焦”栏目推荐会议文集

《科技导报》“学术聚焦”栏目旨在围绕当前某一与科技相关的热点问题展开讨论,客观、简洁、集中地发表原创性科技成果或专家的创新言论。每期将从科学会议、学术沙龙的众多科研报告中精选 10 篇左右,从中提炼成一篇 4 500 字左右的综述性文章,以反映研究者的重要研究成果和主要学术观点。欢迎科技会议、学术沙龙、学术论坛组织者及时提供会议论文集、主要报告材料。栏目责任编辑:陈广仁博士;投稿邮箱:chenguangren@cast.org.cn。