

去趋势波动分析在齿轮故障诊断中的应用研究

李 力¹ 彭中笑² 彭书志²

1. 三峡大学,宜昌,443002

2. James Cook University, Townsville, QLD,4811, Australia

摘要:探讨了一种检测非平稳信号中长程相关信息的方法——利用去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis,DFA)方法来诊断机械故障,着重研究 DFA 的尺度范围选择、趋势拟合阶数选择等关键问题,提取尺度指数作为诊断的特征参数,应用于齿轮的正常、剥落、断齿、磨损、裂纹等五种状态诊断,正确率达 96% 以上。通过与常用的统计指标——峭度的诊断结果相比较,证明 DFA 是一种有效的故障诊断方法。

关键词:去趋势波动分析;尺度指数;齿轮;故障诊断

中图分类号:TH17 **文章编号:**1004—132X(2009)19—2311—04

Detrended Fluctuation Analysis for Gear Fault Diagnosis

Li Li¹ Peng Zhongxiao² Peng Shuzhi²

1. China Three Gorges University, Yichang, Hubei,443002

2. James Cook University, Townsville, QLD,4811, Australia

Abstract: The paper presented a method of detecting long-range correlation in a signal——detrended fluctuation analysis (DFA) and applied it to diagnose gear faults. Two key problems, i. e. scaling range and polynomial order of fitted trend, were discussed. Scaling exponent was extracted to be as a detector for diagnosing five types of gear faults, their were normal, spalling, tooth broken, wearing and cracking. The correct diagnosis ratio is large than 96%. Further, compared with the kurtosis detector, a traditional statistic parameter, the results demonstrate DFA is an effective method in machinery fault diagnosis.

Key words: detrended fluctuation analysis; scaling exponent; gear; fault diagnosis

0 引言

齿轮箱广泛应用于各种机械中,保证其安全运行非常重要。目前对齿轮进行监测和诊断的研究大多都是基于振动信号的,而这些信号是从齿轮箱外部获取的,含有大量与齿轮运动状态无关的振动信号,如机器运转和载荷波动引起的振动信号、转轴振动信号、轴承振动信号等。当齿轮局部有故障时,啮合振动又会被由故障引发的、相对能量低的短时冲击振动所调制,这些振动使得齿轮振动信号非常复杂并呈现非平稳性。由于信号内在的非平稳特性很难估计,而传统的时域统计指标或频谱分析等方法大多假定信号是平稳的,且所含噪声是不相关的,因此传统方法不能完全提取信号所含的信息。一些非平稳信号的处理方法,如时频分析、小波变换等方法虽然改进了传统方法的不足,提取出了信号中的某些非平稳信息,但它们比较依赖故障所产生的特征频率成分,如果故障特征频率成分较弱或者被其他信号成分所掩盖,这些非平稳信号处理方法也就很难得到有效结果。为此,本文介绍一种可提取信号内部隐

含的长程相关信息的去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis,DFA)方法,并探讨了该方法在齿轮故障诊断中的应用。

DFA 方法^[1]是一种用于检测非平稳信号中长程相关(long-range correlation)信息的方法。它通过对信号累积和的分段去趋势运算来突出信号中的弱相关成分,去趋势操作消除了测量噪声,从而可识别出信号内在的波动或相关性。经过十几年的发展,DFA 已成为一种重要的信号处理方法,成功应用于医学、地质学、气象学、经济学等许多领域的数据分析中^[2-4]。近几年,DFA 也逐渐开始在工程信号处理中得到应用^[5-6]。对于齿轮来说,其振动信号中含有较多的来自其他振动源的信号(噪声),局部故障引起的振动信号显得很弱,然而由于齿轮具有结构对称和做旋转运动的特性,使得微弱的故障信号具有一定的相关特性,因此,可以通过 DFA 滤除信号在某一尺度下的波动趋势,去除不需要的信号成分(噪声),得到与故障相关的信号。

1 DFA 原理

设有一长度为 N 的时间序列 $x(i)(i = 1, 2,$

收稿日期:2008—11—19

基金项目:湖北省教育厅科研项目(Q200713004)

...,N),它的累积时间序列定义为

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \bar{X}] \tag{1}$$

式中, \bar{X} 为原始时间序列的平均值。

将累积时间序列 $y(k)$ 划分成等间隔的子段, 每个子段长度为 s , s 被称为尺度指标。然后对每个子段采用最小二乘法进行多项式拟合, 设拟合多项式的阶数为 p , 即得到每个子段数据的 p 阶趋势, 记为 $y_s(k)$ 。将 p 阶趋势从累积时间序列中去除, 得到去趋势时间序列:

$$\Delta y_s(k) = y(k) - y_s(k) \tag{2}$$

因此, s 尺度下累积时间序列去趋势后的波动(均方根)定义为

$$F(s) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\Delta y_s(k))^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - y_s(k))^2} \tag{3}$$

改变尺度指标 s 的大小, 并以一定步长 Δs 递增, 重复上述操作, 即可得到波动 $F(s)$ 与尺度指标 s 的关系曲线。一般 $F(s)$ 值随 s 的增大而增大, 当它们满足

$$F(s) \propto s^\alpha \tag{4}$$

时, 定义 α 为尺度指数。当 $\alpha > 0.5$ (或 $\alpha < 0.5$) 时, 说明时间序列中含有长程(或短程)相关信息; 当 $\alpha = 0.5$ 时, 则时间序列不含长程相关信息, 但可能含有短程相关信息。

尺度指标可以通过求波动与尺度双对数曲线的拟合直线斜率得到。图 1 给出了由 DFA 计算尺度指标的流程。

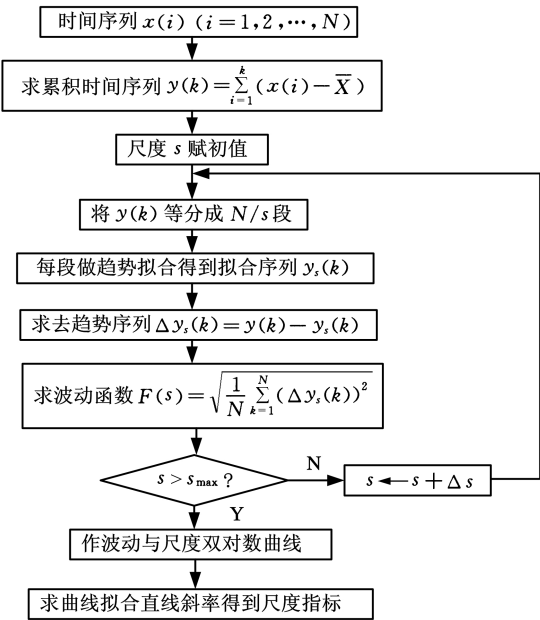


图 1 求尺度指标的流程图

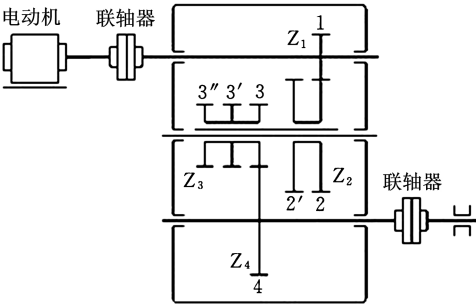
2 故障诊断应用

由 DFA 原理知, 通过去趋势操作, 可以消除

时间序列中的一些噪声成分, 提取具有长程相关性的信号。

2.1 齿轮信号获取

齿轮故障信号通过试验台采集, 齿轮箱传动简图见图 2, 轮齿均为直齿。Z₁、Z₄ 为正常齿轮(相应齿数为 z₁ = 26, z₄ = 85, 模数 m = 2mm), Z₂ 为 1 个正常、1 个故障的二联齿轮(z₂ = 64, m = 2mm); Z₃ 为 1 个正常、2 个故障的三联齿轮(z₃ = 40, m = 2mm)。不同故障状态通过换挡手柄调节获得。振动信号采用压电式加速度传感器测取, 传感器安装在中间轴的轴承座上。数据采集频率为 20kHz, 长度 N = 10 000, 输入轴转速为 700 r/min。分别采集齿轮 5 种状态(即正常、剥落、断齿、磨损和疲劳裂纹)的信号, 每种状态采集 25 组数据。图 3 所示为齿轮 5 种状态的时域波形和频谱, 由图 3 可见, 信号含噪声较多, 时域和频域特征都不是太明显, 难以利用时域和频域方法进行有效诊断。



1, 2, 3, 4—正常齿轮 2', 3', 3"—故障齿轮

图 2 齿轮箱传动简图

2.2 应用分析

利用 DFA 进行故障诊断, 主要的操作是去趋势运算, 即将累积时间序列按一定尺度分段, 通过多项式拟合得到各段数据的趋势, 并从累积时间序列中去除。因此, 用不同阶数多项式拟合意味着去除信号中不同类型的趋势, 如线性($p=1$)、抛物线($p=2$)或者高阶($p>2$)趋势。由于实际信号中所含的趋势类型一般未知, 因此, 应该选择不同阶数进行趋势拟合, 得到波动与尺度变化曲线, 通过观察曲线变化来确定较合适的阶数。假如波动与尺度曲线存在明显的两个或多个交叉斜率, 则说明阶数选择过低。如果提高阶数, 斜率交叉位置会向大尺度方向移动, 或者交叉点消失, 这说明趋势中的交叉是由阶数选择不当所引起的^[7]。然而阶数也不可以太高, 否则曲线在小尺度范围的波动会增大。图 5 所示是一组实际齿轮信号分别去除不同阶数($p=1, 2, 3$)趋势后的波动与尺度变化曲线, 从图中可见, 阶数 $p=2$ 时曲线波动幅度比较小, 因此, 在应用中选 $p=2$ 是比较合适的。

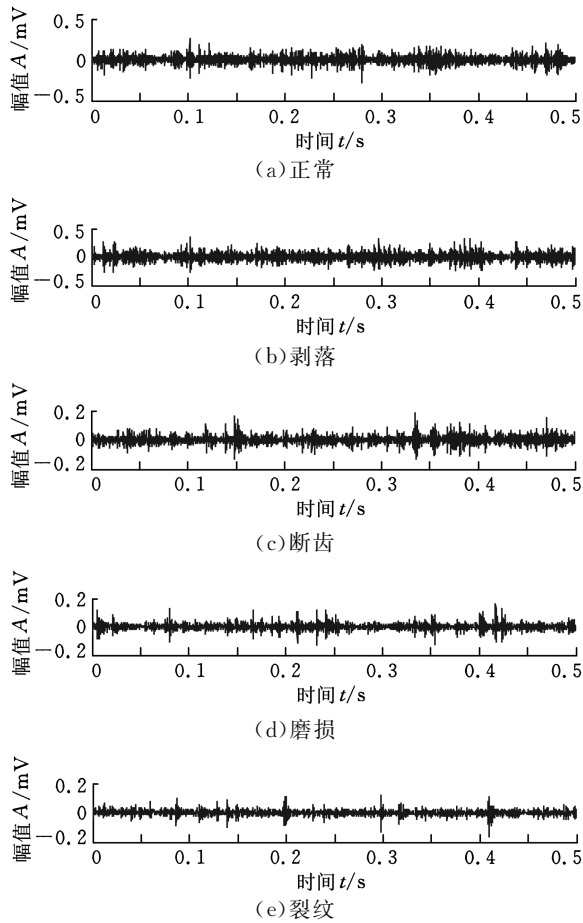


图3 齿轮信号的波形

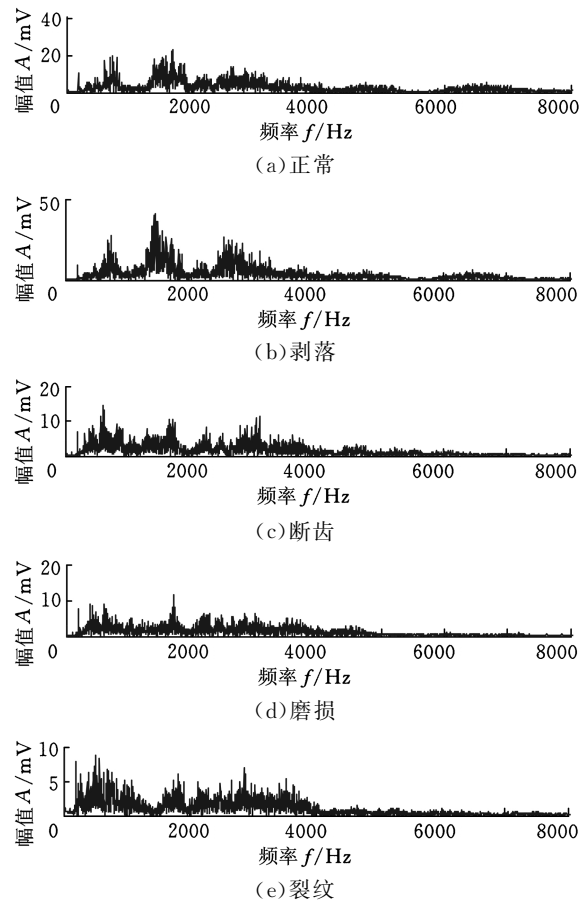


图4 齿轮信号的频谱

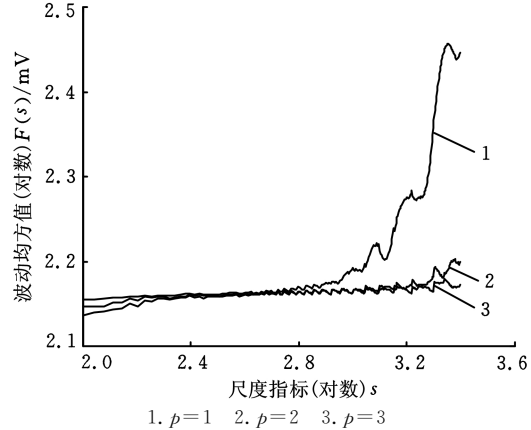


图5 齿轮信号去趋势波动与尺度曲线

计算尺度指标时,尺度范围的选择也很重要,在可选的尺度范围内,尺度指标应能反映信号内在的特性,尺度过小或过大都不能得到可靠的统计特性,变化较快的时间序列最大尺度推荐为 $N/20^{[8]}$ 。因此,本文尺度范围选择在 $100\sim500$,步长选择10点。

接下来,应用 DFA 对齿轮正常、剥落、断齿、磨损和裂纹 5 种状态信号进行诊断。每种状态各取 25 组数据进行统计计算,结果见表 1,表中 σ 表示标准偏差, E 表示诊断率。由表 1 可知,使用 DFA 的尺度指标诊断齿轮的 5 种状态,正确率可以达到 96% 以上,分类效果很好。图 6 所示为 5 种状态的尺度指标分布图。表 2 所示为同一信号的峭度指标 K 及标准差 σ ,图 7 为其分布图。由图 6 和图 7 比较可知,峭度指标的分类效果明显比尺度指标差,且离散性很强。

表 1 齿轮信号的尺度指标和标准差

	正常	剥落	断齿	磨损	裂纹
α	0.0311	0.0179	0.0383	0.0524	0.0594
σ	0.0031	0.0024	0.0029	0.0037	0.0038
$E(\%)$	98.4	100	96.8	96.0	97.6

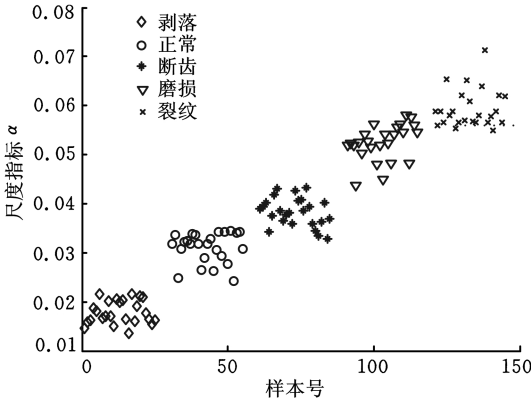


图6 齿轮信号的尺度指标分布图

表 2 齿轮信号的峭度指标和标准差

	正常	剥落	断齿	磨损	裂纹
K	5.858	6.088	7.173	17.036	16.238
σ	0.902	0.997	1.215	4.651	4.694

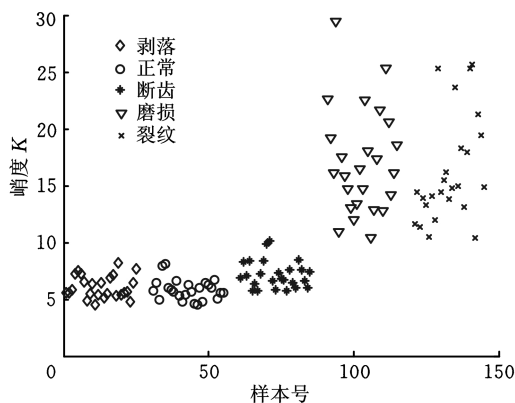


图 7 齿轮信号的峭度指标分布图

3 结论

(1) DFA 通过去趋势操作可消除不重要的信号成分,因此确定被去除趋势的多项式拟合阶数非常重要。然而由于机械信号的内在趋势在大多数情况下未知,因此利用 DFA 进行故障诊断时,需要通过试验来确定合适的阶数。另外,尺度范围的选择也很重要,应该保证在选择范围内所提取的尺度指标可以反映故障信号的特征。

(2) 提取 DFA 中反映波动与尺度关系的尺度指标,对齿轮的正常、剥落、断齿、磨损、裂纹等 5 种状态进行诊断,其正确诊断率达到 96% 以上,与传统统计方法的峭度指标诊断比较, DFA 的效果明显优于传统统计指标的结果,因此,尺度指标是一种有效的诊断分类的指标。

(3) 齿轮状态的尺度指数计算数值都比较小,说明齿轮振动信号中故障信息的相关性较弱。这种较弱的信息利用传统的方法一般很难有效地检测出来。

参考文献:

- [1] Peng C K, Buldyrev S V, Havlin S, et al. Mosaic Organization of DNA Nucleotides[J]. Physical Review E, 1994, 49(2): 1685-1689.
- [2] Watters P A, Martin F. A Method for Estimating Long-range Power Law Correlations from the Electroencephalogram[J]. Biological Psychology, 2004, 66(1): 79-89.
- [3] Pilar G C. Long-range Power-law Correlations in Stock Returns[J]. Physica A, 2001, 299(3/4): 521-527.
- [4] Li Z, Zhang Y K. Quantifying Fractal Dynamics of Groundwater Systems with Detrended Fluctuation Analysis[J]. Journal of Hydrology, 2007, 336(1/2): 139-146.
- [5] Niu M, Wang F, Liang Q, et al. Multifractal Detrended Fluctuation Analysis of Pressure Fluctua-

tion Signals in an Impinging Entrained-flow Gasifier[J]. Chemical Engineering Journal, 2008, 136(2/3): 364-372.

- [6] Gilberto E P, José Á R, Alejandro V. Detecting Long-range Correlation with Detrended Fluctuation Analysis: Application to BWR Stability[J]. Annals of Nuclear Energy, 2006, 33:1309-1314.
- [7] Bashan A, Bartsch R, Kantelhardt J W, et al. Comparison of Detrending Methods for Fluctuation Analysis[J]. Physica A, 2008, 387(21): 5080-5090.
- [8] Kantelhardt J W, Rego H H A, Havlin S, et al. Detecting Long-range Correlations with Detrended Fluctuation Analysis[J]. Physica A, 2001, 295(3/4): 441-454.

(编辑 王艳丽)

作者简介:李 力,女,1964 年生。三峡大学机械与材料学院副院长、教授。研究方向为机械状态监测与故障诊断。发表论文 40 余篇。彭中笑,女,1969 年生。School of Engineering of James Cook University 副教授。彭书志,男,1967 年生。School of Engineering of James Cook University 副研究员。

第二届数字制造国际学术会议 (ISDM 2009) 于 2009 年 9 月 10~11 日在武汉湖滨花园大酒店隆重举行。本次会议由国际生产工程协会(CIRP)、中国机械工程学会、国家自然科学基金委员会工程与材料科学部、英国 Cardiff 大学制造工程中心(MEC)、武汉理工大学、数字制造湖北省重点实验室、智能制造专业委员会主办。

会议主题报告分为两个部分。第一部分由熊友伦院士担任主持,来自爱尔兰都柏林大学的 Gerry Byrne 教授、英国 Cardiff 大学制造工程中心的 D. T. Pham 教授、英国利物浦大学的 Bernard Hon 教授、武汉理工大学周祖德教授相继进行了专业学术报告。第二部分由英国利物浦大学的 Bernard Hon 教授主持, H. X. Li、M. H. Wu、Fuh. Ying-His、孙伟等教授分别作了与数字制造紧密相关的主题报告。

会上,国内外 10 位知名学者就“全球化制造”、“基于微产品制造与装配在线质量检测的机器视觉研究”、“一种交互式设计与制造的多模态建模方法”等领域的研究发展作了专题报告。

这次会议在开展学术交流与合作、展示制造领域的前沿成果等各个方面都取得了预期的效果,对推动数字制造科学和技术的发展、促进科技创新具有重要的意义。

(工作总部)