

文章编号: 1000-8055(2005) 01-0154-05

基于循环平稳时间序列 的齿轮裂纹故障早期检测

陈仲生, 杨拥民, 胡 政, 沈国际
(国防科技大学 机电工程研究所, 湖南 长沙 410073)

摘要: 在分析齿轮振动信号的基础上, 结合其具有循环平稳性的特点, 提出了基于线性几乎周期时变 AR 模型的故障早期检测方法, 推导了基于高阶循环累积量的模型参数辨识算法, 具有抑制加性平稳噪声的优点。最后在某型直升机齿轮裂纹故障早期检测中进行了应用, 结果表明该方法具有很好的预测能力, 利用模型残差的峭度能够检测和预报早期裂纹故障, 同时为根据正常样本检测旋转机械故障提供了一种思路。
关键词: 航空、航天推进系统; 直升机齿轮箱; 故障预报; 循环平稳; 线性几乎周期时变 AR 模型; 峭度
中图分类号: TP206.3 **文献标识码:** A

Early Detection of Gear Crack Based on Cyclic Time Series

CHEN Zhong-sheng, YANG Yong-min, HU Zheng, SHEN Guo-ji

(College of Mechatronics Engineering and Automation,
National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: On the basis of gear vibration signals analysis, one novel method of detecting faults based on linear periodical time-varying autoregressive (LPTV-AR) model according to its cyclostationarity was proposed. The algorithm of identifying model parameters using higher-order cyclic-cumulants was established, which possessed the ability to suppress additive stationary noise. The proposed method was used to detect and predict the incipient gear crack fault of a helicopter. The results show that the approach has good performance of prediction and can detect early gear crack fault using the kurtosis of residual signals. At the same time it provides an idea of detecting faults of rotating machinery using only normal samples.

Key words: aerospace propulsion system; helicopter gearboxes; fault prediction; linear (almost) periodical time-varying autoregressive (LPTV-AR) model; kurtosis

直升机传动系统的动部件多、载荷大、运转速度高, 一旦出现故障, 造成的后果将是毁灭性的, 其中齿轮就是一类故障率较高的动部件^[1], 因此研究其故障早期检测方法可以实现故障的早期诊断^[2], 进而实施视情维修方案^[3], 对提高直升机的

飞行安全性和快速维修能力具有重要的意义。近几年来利用时间序列理论建立数学模型预报设备运行状态的方法已经得到了高度重视^[4], 并取得了一定的效果。但是在经典的时序模型中, 不论是 AR 模型、MA 模型, 还是 ARMA 模型, 都是针对

收稿日期: 2004- 04- 05; 修订日期: 2004- 06- 21

基金项目: 维修工程预先研究资助项目(413270303)

作者简介: 陈仲生(1977-), 男, 安徽桐城人, 国防科技大学机电工程研究所博士生, 主要从事机械信号处理和故障诊断研究。

平稳信号的, 其系数都是时不变的, 由此带来的一个问题就是利用这些模型时需要假设振动信号是平稳的, 而在复杂系统中这是难以满足的, 比如直升齿轮箱, 因此实际中需要使用时变系数的时序模型来对非平稳信号进行建模。

非平稳时间序列的分析与处理比平稳时间序列复杂的多, 由于非平稳性的情况各异, 目前尚无统一的处理方法^[5]。本文在分析齿轮振动信号的基础上, 结合其具有循环平稳性的特点, 提出了一种利用线性几乎周期时变 AR(LPTV-AR) 模型进行故障早期检测和预报的新方法, 推导了基于循环统计量的辨识算法, 该方法具有抑制加性平稳噪声、提高信噪比的优点, 有利于提高建模的准确性和故障的早期检测率。最后将该方法成功应用于某型直升机中减速器齿轮裂纹故障的早期检测。

1 齿轮信号模型分析

齿轮是直升机传动系统的一个重要动部件, 其故障将对直升机的飞行安全产生严重的威胁, 因此实现齿轮早期故障的检测具有重要的意义。但是直升机传动系统产生的振动信号非常复杂, 而且常常被噪声污染, 常规方法往往无能为力^[6], 所以需要先进的信号处理方法才能提取故障的早期特征, 进行早期预报。

正常状态下, 齿轮振动信号的理想模型为:

$$y(t) = \sum_{k=1}^K A_k(t) \cos[2\pi k f_m t + \varphi_k(t)] \quad (1)$$

其中: f_m 是啮合频率, k 是其谐波阶次, $A_k(t)$, $\varphi_k(t)$ 分别是其第 k 阶谐波分量的幅值和相位。

但是在实际中, 由于尺寸和装配误差以及负载的波动, 齿轮啮合振动常常伴随幅值和相位调制效应; 另外当齿轮发生局部故障时, 比如裂纹, 会产生附加的调制和结构共振振动信号。综合考虑这些因素, 则故障状态下齿轮振动信号模型可以表示为:

$$y(t) = \sum_{k=1}^K A_k(t) [1 + B_k(t)] \cdot \cos[2\pi k f_m t + \Phi_k(t) + \varphi_k(t)] + c(t) \cos[2\pi k f_{rt} + \theta_k(t)] + n(t) \quad (2)$$

其中: $B_k(t)$, $\varphi_k(t)$ 是调制函数, 它们包含了故障信

息; f_r 是结构共振频率; $n(t)$ 表示加性平稳噪声。

式(2)描述的是啮合齿轮本身的振动, 直接测量这种信号是非常困难的, 只能通过安装在箱体上的振动传感器来拾取, 因此采集的振动信号会更加复杂, 即使在正常情况也表现出非平稳性。研究表明式(2)表示的时变调幅信号具有循环平稳性, 即其统计量是随时间周期变化的。文献[7]先对采集的振动信号进行同步平均预处理, 再建立 AR 模型检测齿轮的故障。

2 振动信号 LPTV-AR 模型的建立

如果一个非平稳过程的概率分布是时间的几乎周期函数, 则该过程是一个几乎周期时变过程^[8], 可以用式(3)的模型来表示。

$$\begin{cases} x(n) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} e(i)h(n, n-i) \\ y(n) = x(n) + v(n) \end{cases} \quad (3)$$

对直升机齿轮箱的振动信号而言, 如前所述, 它是非平稳的, 而且具有循环平稳性, 因此可以用下面的线性(几乎)周期时变 AR(LPTV-AR) 模型来表征, 即:

$$\begin{cases} x(n) = \sum_{i=1}^p a(n, i)(n-i) = e(n) \\ y(n) = x(n) + v(n) \end{cases} \quad (4)$$

满足以下假设:

(1) $e(n)$ 是零均值、独立同分布(i. i. d) 的非高斯过程, 且:

$$E\{x(n)\} = 0 \quad , \quad \sigma_x^2 = E\{x^2(n)\} \neq 0$$

$$Y_{3x} = E\{x^3(n)\} \neq 0 \quad , \quad Y_{4x} \neq 0$$

(2) $a(n, i)$ 是时变 AR 模型的系数, $a(n, 0) \equiv 1, \forall t$, 且它是随时间几乎周期变化的, 即存在:

$$a(n, i) = \sum_{\alpha} A(\alpha, i) e^{j\alpha n} \quad (\alpha \text{ 是循环频率}) \quad (5)$$

(3) $v(n)$ 是任意平稳的观测噪声, 且与 $x(n)$ 独立;

在实际中, 输入是不可测量的, 往往只能得到系统的观测输出, 因此系统辨识的目标是仅仅根据含噪的测量输出 $y(n)$ 来估计模型的时变参数。

由累积量的性质和式(3), 可以得到:

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^p a(t, i) \text{cum}\{x(t-i), x(t-\tau_1), \cdots, x(t-\tau_{l-1})\} = \\ \text{cum}\{e(t), x(t-\tau_1), \cdots, x(t-\tau_{l-1})\} \end{aligned} \quad (6)$$

τ_{k-1} 中至少有 1 个大于零,则可以得到类似于平稳信号下的非平稳高阶 Yule-Walker 方程(令 $\tau_1 = \cdots = \tau_{k-1} = \tau$):

$$\sum_{i=0}^p a(t,i) c_{kx}(t-i,\cdots,i-\tau,i-\tau)=0 \quad , \quad \forall \tau>0$$

(7)

又因为 $v(t)$ 与 $x(t)$ 独立,因此由时变累积量的性质可知,当 $k \geq 3$ 时:

$$c_{ky}(t,\tau_1,\cdots,\tau_{k-1})=c_{kx}(t,\tau_1,\cdots,\tau_{k-1})+c_{kv}(t,\tau_1,\cdots,\tau_{k-1})=c_{kx}(t,\tau_1,\tau_{k-1})$$

(8)

所以利用循环高阶累积量进行系统辨识,可以抑制加性平稳噪声,提高了信噪比,有:

$$\sum_{i=0}^p a(t,i) c_{ky}(t-i,\cdots,i-\tau,i-\tau)=0 \quad , \quad \forall \tau>0$$

(9)

对固定的 t , 选择 $\tau=1,\cdots,p$, 可以得到下列方程组:

$$\begin{bmatrix} a(t,1) & \cdots & a(t,p) \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} c_{ky}(t-1,1-1,\cdots,1-1) & \cdots & c_{ky}(t-1,1-p,\cdots,1-p) \\ \vdots & & \vdots \\ c_{ky}(t-p,p-1,\cdots,p-1) & \cdots & c_{ky}(t-p,p-p,\cdots,p-p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{ky}(t-1,\cdots,-1) & \cdots & c_{ky}(t-p,\cdots,-p) \end{bmatrix}$$

(10)

记作向量形式为:

$$\boldsymbol{a}_t \bullet \boldsymbol{C}_t = \boldsymbol{c}_t$$

(11)

其中 $\boldsymbol{C}_t$ 是 $p \times p$ 的方阵,如果 $\boldsymbol{C}_t$ 非奇异(可以通过调整 $\boldsymbol{C}_t$ 的取值来保证其非奇异), 则 有唯一解:

$$\boldsymbol{a}_t = \boldsymbol{c}_t \bullet \boldsymbol{C}_t^{-1}$$

(12)

从而可以求解 $a(t,i)$ 。特别地,当 $k=3$ 时, $\boldsymbol{C}$ 和 $\boldsymbol{c}$ 可以通过下式构造:

$$c_{3y}(t,\tau_1,\tau_2)=\sum_{\beta \in A_k^c} C_{3y}^\beta(\tau_1,\tau_2) e^{i\beta}$$

(13)

$$\hat{C}_{3y}^\beta(\tau_1,\tau_2)=\hat{M}_{3y}^\beta(\tau_1,\tau_2)=\frac{1}{T}\sum_{n=0}^{T-1}x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)e^{-i\beta}$$

建立好齿轮箱振动信号的 LPTV-AR 模型后,可以利用它对齿轮的故障进行早期检测,常用的方法包括残差分析和参数估计。其中残差分析是常用的一种重要方法,这是因为测量数据与模型输出数据的残差信号包含有故障的特征信息,而且计算简单,因此本文也采用了这一方法。另外残差信号的峭度是一无量纲因子,其特点是对转速不敏感,故利用它作为早期齿轮裂纹故障的特征参数非常合适。

3 基于 LPTV-AR 模型的齿轮裂纹故障早期检测实验验证

本文的实验验证是在某型直升机的中、尾减速器实验台上完成的,实验对象是直升机中间减速器的输出齿轮,在其中 1 个齿根上注入了裂纹故障(如图 1 所示)。振动信号通过安装在中减速器箱体上的 8 个压电加速度传感器采集,采样频率为 10 kHz,实验采集了齿轮正常状态下以及不同工况下齿轮裂纹故障的振动信号。

由于齿轮的振动信号具有循环平稳性,因此

使用 LPTV-AR 模型建模比经典的 AR 模型具有

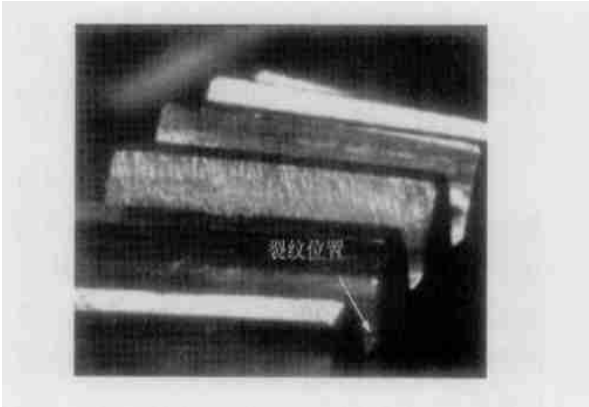


图 1 齿轮裂纹位置
Fig.1 Location of gear crack

更好的性能,其形式为:

$$y(n)+\sum_{i=1}^p a(n,i)y(n-i)=v(n)$$

(14)

其中: $a(n,i)$ 是一个与旋转周期 T 相关的几乎周期函数, $v(n)$ 是模型的输入,假设其是非高斯和独立同分布的。

利用正常状态时的振动数据,根据前面提出

的时域参数估计算法辨识式(14)的参数: 首先取高阶循环累积量的阶次为 $k=3$, 接着估计信号的3阶循环频率, 如图2所示, 可见3阶循环频率为 $\{\pm 2\,500\text{ Hz}\}$; 然后由信息准则确定模型的阶次为10; 最后根据方程(12)辨识出 $a(n, i)$ 。

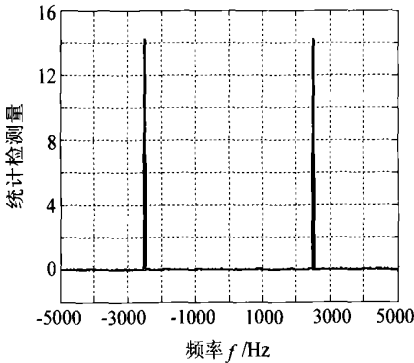


图2 三阶循环频率估计

Fig. 2 Estimation of 3rd order cyclic frequencies

为了评估建立的模型对齿轮状态进行预测的效果, 利用下式:

$$\hat{y} = - \sum_{i=1}^p a(n, i) \hat{y}(n - i) \tag{15}$$

分别计算了齿轮正常状态和工况1, 2, 3, 5下裂纹故障振动信号的模型预测输出数据, 并与实际测量的振动数据进行了比较, 分别如图3、图4所示。显而易见, 建立的模型(14)具有很好的预测效果。

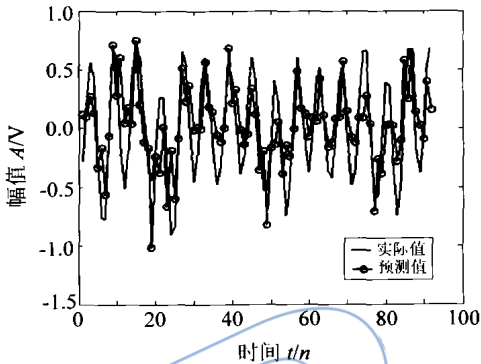
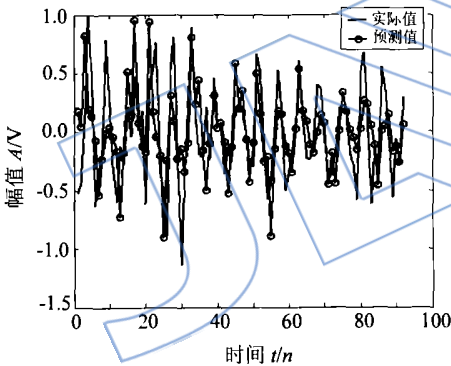


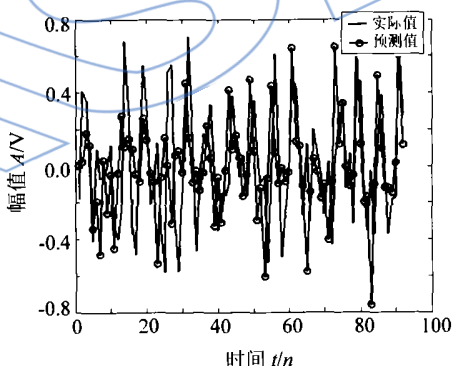
图3 齿轮正常状态预测结果

Fig. 3 Prediction of gear normal condition

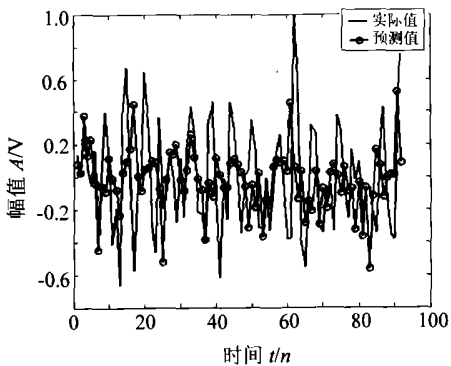
在机械状态监测和故障诊断领域, 峭度常用



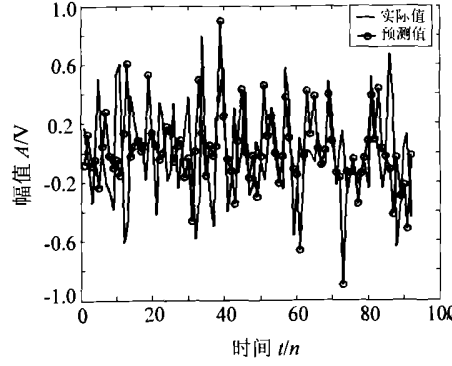
(a) 工况1 (负载扭矩 660 N·m)



(b) 工况2 (负载扭矩 858 N·m)



(c) 工况3 (负载扭矩 891 N·m)



(d) 工况5 (负载扭矩 1089 N·m)

图4 不同工况下齿轮裂纹故障实验数据预测结果

Fig. 4 Predictions of different conditions with gear crack

表 1 齿轮不同状态时的残差信号峭度值

Table 1 Kurtosises of residual signals under different gear conditions

齿轮状态	正常状态	早期裂纹故障			
		工况 1	工况 2	工况 3	工况 5
峭度	2. 260 0	3. 015 8	3. 153 8	3. 195 8	3. 449 2

来作为检测系统的异常行为以及预测故障发展趋势的特征参数^[9, 10], 为此分别计算正常状态和不同工况下齿轮裂纹故障状态时残差信号的峭度值, 并以此来检测早期裂纹故障的出现, 计算结果如表 1 所示。

由表 1 可以得出结论: 齿轮发生裂纹故障时, 其 LPTV-AR 模型残差信号的峭度值比正常状态时的明显增大, 因此通过设置一个阈值可以实现裂纹故障的早期检测并进行预报; 另外可见随着工况的依次变化(其负载扭矩逐渐增大), 峭度值逐渐增大, 这说明该方法在高负载时检测故障的性能更好。

最后需要指出的是, 基于 LPTV-AR 模型检测早期故障的方法利用的仅仅是正常状态时的数据样本, 而对故障的先验模式知识没有任何要求, 因此为实际中如何根据正常状态样本检测和预报旋转机械的早期故障提供了一种切实可行的思路。

4 结 论

时间序列模型在故障的早期检测和预报中得到了广泛应用, 但是经典的时序模型存在着只能处理平稳信号的不足。本文结合齿轮振动信号具有循环平稳性的特点, 提出了一种基于(线性)几乎周期时变 AR 模型的齿轮裂纹故障早期检测和预报方法, 并推导了基于循环统计量的辨识算法, 具有抑制加性平稳噪声的优点。最后对某型直升机中减速器实验数据进行了分析, 结果表明根据残差信号的峭度分析, 不仅可以检测早期的齿轮裂纹故障, 还可以根据正常状态数据预报故障, 为

旋转机械的状态监测和故障诊断提供了一种新手段。

参考文献:

[1] 陈进编著. 机械设备振动监测与故障诊断[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1999.

[2] 杨建国, 夏松波, 须根法. 基于小波的周期信号中瞬态冲击特征提取[J]. 航空动力学报, 1999, 14(4): 343~347.
YANG Jian-guo, XIA Song-bo, XU Gen-fa. Extraction of Shock Character from Harmonic Signal Based on Wavelet [J]. *Journal of Aerospace Power*, 1999, 14(4): 343~347.

[3] 视情维修在美军用直升机中的应用[Z]. 外军装备技术保障动态(第 36 期): 中国国防科技信息中心, 2001.

[4] 方泽南, 傅尚新, 张勇. 时间序列在故障诊断中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1998, 38(9): 123~126.

[5] 常学将, 陈敏, 王鸣生编著. 时间序列分析[M]. 北京: 高等教育出版社, 1993.

[6] McCormick A C, Nandi A K. Cyclostationarity in Rotating Machine Vibration[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1998, 12(2): 225~242.

[7] Wenyi Wang. Linear Model Identification for Gear Fault Detection Using Higher Order Statistics and Inverse Filter Criteria[A]. International Symposium on Signal Processing and its Application[C]. *Malaysia*, 2001: 13~16.

[8] Dandawate A V, Giannakis G B. Cyclic-Cumulant Based Identification of Almost Periodically Time-Varying Systems: Parametric Methods[J]. *ICASSP*, 1992, (5): 229~232.

[9] 韩秋实, 许宝杰, 王红军, 方鹏. 旋转机械故障诊断监测专家系统中的时间序列模式识别技术研究[J]. 机械工程学报, 2002, (3): 41~44.

[10] 杨叔子, 吴雅. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1996.