

文章编号: 1001-0920(2012)01-0135-04

大型装备传动系统非线性频谱特征提取与故障诊断

张家良, 曹建福, 高峰

(西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710049)

摘要: 基于 Volterra 级数的非线性频谱分析方法, 建立了大型数控装备传动系统伺服电机的非线性频谱模型, 对传动系统两类参数型故障的频谱特征进行了分析. 在此基础上, 提出一种实用的在线频谱特征提取与故障识别方法, 采用自适应辨识算法求解时域 Volterra 核, 用快速多维傅立叶变换获得非线性频谱特征. 实验结果表明, 该方法实时性好, 故障识别率高.

关键词: 非线性频谱分析; 故障诊断; 数控装备; 特征提取

中图分类号: TP277

文献标识码: A

Feature extraction and fault diagnosis of large-scale equipment transmission system based on nonlinear frequency spectrum

ZHANG Jia-liang, CAO Jian-fu, GAO Feng

(State Key Laboratory for Manufacturing for Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China.

Correspondent: CAO Jian-fu, E-mail: cjf@xjtu.edu.cn)

Abstract: The nonlinear frequency spectrum model of servo motor of large-scale numerical control equipment transmission system is established based on nonlinear frequency spectrum analysis method of Volterra series. The frequency spectrum feature of two parametric type faults of transmission system is analyzed. An usable online frequency spectrum feature extraction and fault diagnosis method is proposed. The method uses adaptive identification algorithm to solve domain Volterra kernel and adopts fast multi-dimensional Fourier transform to extract nonlinear frequency spectrum feature. Experimental result shows that the proposed method has good timeliness and high recognition rate for equipment fault.

Key words: nonlinear frequency spectrum analysis; fault diagnosis; numerical control equipment; feature extraction

1 引言

为了满足大型飞机、大吨位船舶、航天载人、汽车生产等工程大尺寸零件制造的需求, 各种大型制造装备的使用越来越广泛, 这些装备均具有复杂的机电结构; 同时, 现代的大型数控装备普遍朝高速高精度和智能化方向发展, 配套的控制系統也变得越来越复杂. 机电装备功能和结构的复杂化, 使得维护难度与日俱增, 为保证正常运行所花费的维修费用也越来越多. 因此, 对大型数控装备的故障诊断技术进行研究是非常必要的.

大型数控装备的主要故障大多出现在传动系统上, 在长期运行中, 其各个部件会不可避免地出现老化和磨损现象, 进而发生故障. 目前, 对具有非线性动态特性的系统的故障诊断方法主要有信号处理方法

和系统动态模型方法. 基于信号处理的诊断方法主要通过提取信号时域特征和各种谱特征对系统进行故障诊断^[1-2]. 文献[3-4]分别利用振动信号的倒频谱和谱熵提取故障特征, 对齿轮传动系统进行故障诊断. 基于信号处理的故障诊断方法直接从系统各种输出信号中提取故障特征, 没有用到反映非线性动态系统完整特性的模型和数据. 基于系统动态模型的故障诊断方法主要通过系统的数学模型建立观测器或滤波器, 对系统进行故障诊断. 文献[5]利用非线性观测器对直流电机进行故障诊断. 基于数学模型的故障诊断方法的诊断准确性依赖于系统模型的精确度, 当模型不精确时, 该方法诊断准确性低, 而实际中系统的精确模型很难建立. 基于非线性频谱特征提取的故障诊断是一种新型的故障诊断方法, 通过在线获得对象的

收稿日期: 2010-09-10; 修回日期: 2011-04-16.

基金项目: 国家863计划项目(2006AA01Z126).

作者简介: 张家良(1982-), 男, 博士生, 从事工业系统故障诊断的研究; 曹建福(1963-), 男, 教授, 从事先进机器人控制、工业系统故障诊断等研究.

频谱特性估计, 然后对频谱特性信息进行分析便可判断其是否处于故障状态. 非线性频谱信息物理意义明确、鲁棒性好. 人们利用这种方法对悬臂梁、减震弹簧和旋转机械进行了故障诊断研究^[6-8]. 但到目前为止, 还没有看到利用非线性频谱方法对数控装备传动系统进行故障诊断研究的相关报道.

本文首先结合自适应辨识方法与 SVM 分类器提出一种新的在线式故障诊断方法; 然后, 建立了大型装备传动系统伺服电动机的非线性频谱模型, 对正常与故障情况下的非线性频谱特征进行分析; 最后, 利用所提出的方法进行了故障诊断仿真实验.

2 大型装备在线非线性频谱故障诊断算法

2.1 非线性频谱分析故障诊断理论

连续时不变非线性动态系统的 n 阶广义频率响应函数 (GFRF) 为

$$H_n(\omega_1, \dots, \omega_n) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \dots, \tau_n) \times e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \dots + \omega_n \tau_n)} \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i. \quad (1)$$

其中: $h_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ 为非线性系统的 n 阶 Volterra 核, 任何一个动态系统都可以用一个 Volterra 核序列 $h_n(\tau_1, \dots, \tau_n)_{n=1,2,\dots}$ 描述; n 阶广义频率响应函数 $H_n(\omega_1, \dots, \omega_n)$ 是 n 阶 Volterra 核在频域中的映射形式. 大量实验表明, 系统在正常与故障状态下的 GFRF 频谱存在很大差异, 根据这一特性可以对系统进行故障诊断.

系统的辨识模型可表示为

$$Y = P\theta + e. \quad (2)$$

其中: P 为系统输入矩阵, Y 为系统输出向量, θ 为系统的截断 Volterra 核向量, e 为截尾误差向量.

利用式 (2) 求解 Volterra 核向量, 其实质是最小二乘问题. 传统的方法需要进行矩阵的求逆运算, 计算量大, 实时性差, 不适合在线辨识. 由于求解高阶 Volterra 时域核的计算量太大, 一般采用前 2 阶或前 3 阶 Volterra 级数近似描述非线性系统.

2.2 在线非线性频谱故障诊断算法

为了提高实时性, 本文使用自适应辨识方法辨识系统的各阶 Volterra 核, 这样将有利于系统的在线非线性频谱特征的提取.

定义 k 时刻系统的输入观测向量为

$$U_v(k) = [U_1^T(k), U_2^T(k)], \\ U_1^T(k) = [u(k), u(k-1), \dots, u(k-M+1)], \\ U_2^T(k) =$$

$$[u^2(k), u(k)u(k-1), \dots, u(k)u(k-M+1), \\ u(k-1)u(k), \dots, u^2(k-M+1)].$$

定义系统的 Volterra 核向量为

$$\mathbf{h}_v = [\mathbf{h}_1^T, \mathbf{h}_2^T], \\ \mathbf{h}_1^T = [h_1(0), h_1(1), \dots, h_1(M-1)], \\ \mathbf{h}_2^T = [h_2(0,0), h_2(0,1), \dots, h_2(0, k-M+1), \\ h_2(1,0), \dots, h_2(M-1, M-1)].$$

其中: $U_i^T (i=1,2)$ 为系统第 i 阶输入观测向量, \mathbf{h}_i^T 为系统第 i 阶 Volterra 核向量, M 为系统记忆长度. 于是系统 Volterra 模型的输出可表示为

$$\tilde{y}(k) = \mathbf{h}_v U_v^T(k). \quad (3)$$

由于系统 Volterra 模型的输出可以表示成输入观测向量 $U_v(k)$ 与 Volterra 核向量 \mathbf{h}_v 的内积形式, 通过直接类比线性系统的最小均方 (LMS) 算法可得到 Volterra 核的 LMS 自适应辨识算法为

$$\mathbf{h}_v(k+1) = \mathbf{h}_v(k) + \mu e(k) U_v(k). \quad (4)$$

其中: $e(k) = \tilde{y}(k) - y(k)$ 为残差, μ 为学习因子.

获得系统的 Volterra 时域核后, 通过多维傅立叶变换计算系统的 GFRF, 提取非线性频谱特征; 然后, 采用 SVM 多类型分类器进行故障识别, 利用已知的正常与故障频谱特征数据对 SVM 分类器进行训练.

非线性系统故障诊断模型如图 1 所示, 其中: u 和 y 分别为系统输入和输出, \tilde{y} 为系统估计输出, e 为输出偏差.

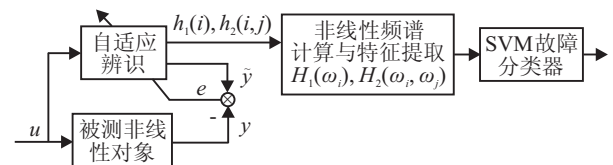


图 1 非线性系统故障诊断示意图

选择系统的输入激励信号为零均值高斯分布白噪声, 采样时间为 T , 基准频率为 $f = \omega/(2\pi)$.

非线性频谱特征提取与故障识别算法如下:

Step 1: 初始赋值, $\mathbf{h}_v(1) = [0, \dots, 0]$.

Step 2: 采集输入输出样本 ($k \geq 1$), 定时采样获得 $u(k), y(k)$.

Step 3: Volterra 核的辨识. 计算估计值 $\tilde{y}(k) = \mathbf{h}_v U_v^T(k)$, 计算偏差 $e(k)$. 若 $|e(k)| > \varepsilon$, 则计算 Volterra 核 $\mathbf{h}_v(k+1)$, 令 $k = k+1$, 转 Step 2; 若 $|e(k)| \leq \varepsilon$, 转 Step 4.

Step 4: 非线性广义频率响应函数计算. 对 $\mathbf{h}_1(k)$ 进行 N 点离散傅立叶变换, 计算一阶广义频率响应函数 $H_1^k(m_1\omega)$ ($m_1 = 0, 1, \dots, N-1$); 对 $\mathbf{h}_2(k)$ 进行

$N \times N$ 点离散傅立叶变换, 计算二阶广义频率响应函数 $H_2^k(m_1\omega, m_2\omega)$ ($m_1 = 0, 1, \dots, N-1; m_2 = 0, 1, \dots, N-1$).

Step 5: 非线性频谱数据计算. 计算一阶频谱 $|H_1^k(m_1 \cdot 2\pi f)|$, $\arg[H_1^k(m_1 \cdot 2\pi f)]$ 与二阶频谱 $|H_2^k(m_1 \cdot 2\pi f, m_2 \cdot 2\pi f)|$, $\arg[H_2^k(m_1 \cdot 2\pi f, m_2 \cdot 2\pi f)]$.

Step 6: 非线性频谱特征提取. 选取一阶频谱值和二阶频谱对角线上的值作为非线性频谱特征, 构成特征向量.

Step 7: 故障识别与判断, 将特征向量输入 SVM 分类器, 判断是否处于故障状态. 若正常, 则令 $k = k + 1$, 转 Step 2; 若发生故障, 则停止诊断.

3 数控装备传动系统非线性频谱分析

数控装备传动系统电流反馈型脉宽调制无刷直流电机系统的数学模型为^[5]

$$\begin{cases} \dot{i}_q(t) = -\frac{r + k_p k_s k_f}{L} i_q(t) - \frac{p\phi_f}{L} \omega(t) + \frac{k_p k_s}{L} I_{in} - p i_d(t) \omega(t), \\ \dot{i}_d(t) = -\frac{r + k_p k_s k_f}{L} i_d(t) + p i_q(t) \omega(t), \\ \dot{\omega}(t) = \frac{3p\phi_f}{2J} i_q(t) - \frac{B}{J} \omega(t) - \frac{T_l}{J}. \end{cases} \quad (5)$$

其中: $i_d(t)$ 为定子绕组电流直轴分量, $i_q(t)$ 为定子绕组电流交轴分量, $\omega(t)$ 为转子转速, J 为转子转动惯量, r 为定子绕组电阻, L 为定子绕组电感, B 为转子摩擦阻尼系数, p 为极对数, ϕ_f 为转子磁链过定子绕组的磁链, T_l 为负载转矩, k_p 为电流比例调节器增益, k_s 为逆变驱动电路等效增益, k_f 为电流反馈系数, I_{in} 为指定输入电流.

数控装备在长时间运行过程中, 可能会发生电机定子温度升高和润滑不良故障. 当定子温度升高故障发生时, r 将随温度升高而增大. 当润滑不良故障发生时, B 将增大. 由式(5)可以看出, $i_d(t)$ 和 $\omega(t)$ 之间的关系与 r 和 B 均相关; $i_q(t)$ 和 $\omega(t)$ 之间的关系与 B 相关, 与 r 不相关. 因此, 令 $i_d(t)$ 为输入, $\omega(t)$ 为输出, 可以得到非线性微分方程

$$\begin{aligned} \dot{i}_d(t) + \frac{r + k_p k_s k_f}{L} i_d(t) - \frac{2J}{3\phi_f} \omega(t) \dot{\omega}(t) - \\ \frac{2B}{3\phi_f} \omega^2(t) - \frac{2T_l}{3\phi_f} \omega(t) = 0. \end{aligned} \quad (6)$$

对式(6)利用多项式类非线性微分方程广义频率响应函数的递推方法, 得到广义频率响应函数

$$H_1(\omega) = -\frac{3\phi_f}{2T_l} \left[-1 - \frac{T(r + k_p k_s k_f)}{L} + e^{-j\omega} \right], \quad (7)$$

$$\begin{aligned} H_2(\omega_1, \omega_2) = \\ -\left(\frac{3\phi_f}{2T_l} \right)^3 \left[\frac{2J + 2BT}{3\phi_f} - \frac{J}{3\phi_f} (e^{-j\omega_1} + e^{-j\omega_2}) \right] \times \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \left[-1 - \frac{T(r + k_p k_s k_f)}{L} + e^{-j\omega_1} \right] \times \\ \left[-1 - \frac{T(r + k_p k_s k_f)}{L} + e^{-j\omega_2} \right]. \end{aligned} \quad (8)$$

某无刷直流电机系统正常情况下的参数为 $r = 4 \Omega$, $L = 0.005 \text{ H}$, $\phi_f = 0.186 \text{ Wb}$, $J = 1.5 \times 10^{-6} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $B = 2 \times 10^{-5} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}/\text{rad}$ ^[9]. 假定电机分别发生两种故障: 1) 定子温度升高, 电机绕组电阻 r 增大到 5Ω ; 2) 润滑不良, 摩擦阻尼系数 B 增大到 $4 \times 10^{-5} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}/\text{rad}$. 选择采样时间 $T = 0.02 \text{ s}$, 令 $k_p = 1$, $k_s = 1$, $k_f = 1$, 根据式(7)和(8)得到系统理论频谱如图2~图4所示.

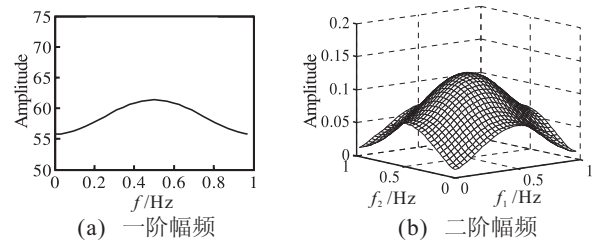


图2 电机正常非线性频谱图

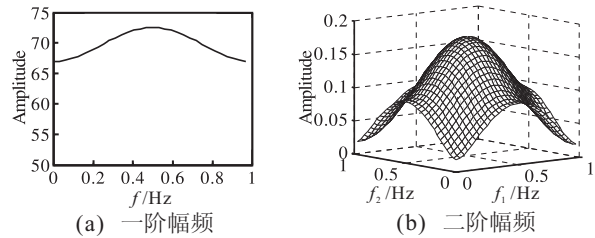


图3 定子温度升高非线性频谱图

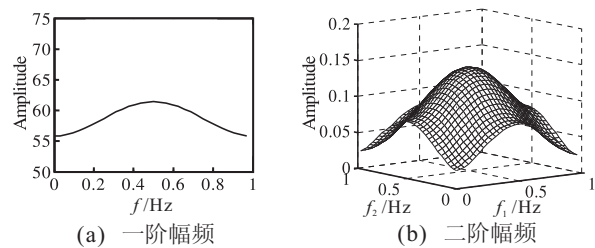


图4 润滑不良非线性频谱图

图2为电机正常状态下的频谱. 其中: 图2(a)为一阶幅频, 最大值为61.18, 最小值为55.80; 图2(b)为二阶幅频, 最大值为0.128, 最小值为0.013. 图3为定子温度升高时的频谱. 其中: 图3(a)为一阶幅频, 最大值为72.87, 最小值为66.96; 图3(b)为二阶幅频, 最大值为0.179, 最小值为0.018. 图4为润滑不良时的频谱. 其中: 图4(a)为一阶幅频, 最大值为61.18, 最小值为55.80; 图4(b)为二阶幅频, 最大值为0.143, 最小值为0.025. 由图2~图4可以看出, 定子温度升高时, 一阶幅频与二阶幅频显著增加; 润滑不良时, 二阶幅频显著增加. 通过对非线性频谱分析可以看出, 电机在不同状态下的非线性频谱存在很大差异. 因此, 利用非线性频谱特征方法可以有效地对其进行故障诊断.

4 故障诊断仿真实验

选择采样时间 $T = 0.02\text{ s}$, 记忆长度 $M = 8$, 基准频率 $f = 0.0625\text{ Hz}$, 学习因子 $\mu = 4 \times 10^{-1}$, 偏差阈值 $\varepsilon = 5 \times 10^{-6}$, 利用上述自适应算法进行故障诊断仿真实验. 非线性频谱特征数据如表 1 和表 2 所示.

表 1 一阶非线性频谱特征数据表

电机状态	频谱	频率/Hz				
		0	$1f$	$2f$	$3f$	$4f$
电机正常	幅频	55.80	56.02	56.65	57.58	58.66
定子温度升高	幅频	66.96	67.18	67.81	68.73	69.81
润滑不良	幅频	55.80	56.02	56.65	57.58	58.66

表 2 二阶非线性频谱特征数据表

电机状态	频谱	频率/Hz				
		(0, 0)	($1f, 1f$)	($2f, 2f$)	($3f, 3f$)	($4f, 4f$)
电机正常	幅频	0.016	0.023	0.043	0.065	0.083
定子温度升高	幅频	0.018	0.035	0.063	0.089	0.117
润滑不良	幅频	0.025	0.035	0.052	0.074	0.094

通过表 1 和表 2 可以看出, 采用本文方法对非线性频谱特征的提取精度很高. 在 PC 机上编制了故障诊断仿真软件, 计算机 CPU 为奔腾双核, 主频为 2.20 GHz, 分别对批量辨识算法和本文方法进行了对比仿真实验, 批量算法的频谱特征提取计算时间为 405 ms, 本文方法的特征提取计算时间为 12 ms. 结果表明, 批量算法的计算时间长, 难以满足故障诊断的实时性要求, 本文方法的计算时间较短, 可以满足实时性, 适合在线故障诊断.

SVM 多类型分类器采用“一对多”组合形式, 核函数为高斯径向基核函数, 核函数宽度 $\sigma = 1$, 惩罚因子 $\gamma = 0.1$. 通过仿真获得 180 组数据, 利用 90 组训练 SVM 分类器, 其余 90 组用作故障识别率检验, 识别率为 96.67%.

5 结 论

本文将非线性频谱特征的故障诊断方法用于大型数控装备传动系统的故障诊断中, 建立了传动系统无刷直流电机的非线性频谱模型, 分析了电机正常、定子温度升高、润滑不良 3 种情况下的非线性频谱特征. 结合 SVM 分类器提出了一种在线的非线性频谱特征提取与故障诊断算法, 并进行了仿真实验. 实验结果表明, 该方法实时性好, 对设备故障有较高的识别率. 该方法通过系统输入输出数据提取非线性频谱特征来进行故障诊断, 因此还适用于大型数控装备常见的齿轮、轴承、联轴器等部件的故障诊断.

参考文献(References)

- [1] Rafiee J, Rafiee M A, Tse P W. Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(6): 4568-4579.
- [2] Niu G, Widodo A, Son J D, et al. Decision-level fusion based on wavelet decomposition for induction motor fault diagnosis using transient current signal[J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 35(3): 918-928.
- [3] Endo H, Randall R B, Gosselin C. Differential diagnosis of spall vs cracks in the gear tooth fillet region: Experimental validation[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(3): 636-651.
- [4] 邵忍平, 黄欣娜, 胡军辉. 聚类分析的数据挖掘方法及其在机械传动故障诊断中的应用[J]. *航空动力学报*, 2008, 23(10): 1933-1938.
(Shao R P, Huang X N, Hu J H. Analysis of data mining of clustering and its application to mechanical transmission fault diagnosis[J]. *J of Aerospace Power*, 2008, 23(10): 1933-1938.)
- [5] 张洪钺, 杨萍. 基于非线性状态观测器的无刷电机故障诊断[J]. *电机与控制学报*, 2006, 10(1): 4-7.
(Zhang H Y, Yang P. Fault detection of brushless DC motor based on nonlinear observer[J]. *Electric Machines and Control*, 2006, 10(1): 4-7.)
- [6] Peng Z K, Lang Z Q, Chu F L. Numerical analysis of cracked beams using nonlinear output frequency response functions[J]. *Computers and Structures*, 2008, 86(17): 1809-1818.
- [7] 魏瑞轩, 韩崇昭, 张优云, 等. 非线性系统故障诊断的 Volterra 模型方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2004, 26(11): 1736-1738.
(Wei R X, Han C Z, Zhang Y Y, et al. Volterra model method for fault diagnosis of a nonlinear system[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 26(11): 1736-1738.)
- [8] Tang H, Liao Y H, Cao J Y, et al. Fault diagnosis approach based on Volterra models[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(4): 1099-1113.
- [9] Moseler O, Isermann R. Application of model-based fault detection to a brushless DC motor[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2000, 47(5): 1015-1020.