文章编号: 1000-8152(2012)12-1558-07

结合非线性频谱与核主元分析的复杂系统故障诊断方法

张家良¹, 曹建福¹, 高 峰¹, 韩海涛²

(1. 西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室, 陕西 西安 710049;

2. 第二炮兵工程学院 101教研室, 陕西 西安 710025)

摘要: 传统非线性频谱分析方法对复杂系统进行故障诊断时, 求解出的非线性频谱数据量庞大, 不便于直接用于故障检测与分类识别. 本文提出了一种非线性频谱特征与核主元分析(KPCA)结合的故障诊断方法, 首先通过最小二乘算法估计出前3阶Volterra时域核, 由多维傅立叶变换求取出广义频率响应函数, 然后利用KPCA方法对谱数据进行压缩与提取谱特征, 最后利用多分类最小二乘支持向量机进行多故障检测与识别. 考虑到频谱数据具有非线性的特点, KPCA中的核函数选用由多项式函数与径向基函数构成的混合核函数, 兼顾了局部特性与全局特性. 论文基于非线性频谱数据, 给出了核主元模型建立与在线故障诊断的具体算法. 对非线性模拟电路和数控机床伺服传动系统进行了仿真实验, 结果表明本文方法能够大幅度降低频谱数据维数, 故障识别率高, 是一种实用的故障诊断方法.

关键词:复杂系统;非线性频谱特征;核主元分析;混合核函数;故障诊断 中图分类号:TP277 文献标识码:A

Fault diagnosis of complex system based on nonlinear spectrum and kernel principal component analysis

ZHANG Jia-liang¹, CAO Jian-fu¹, GAO Feng¹, HAN Hai-tao²

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

2. Staff Office 101, The Second Artillery Engineering College, Xi'an Shaanxi 710025, China)

Abstract: When the traditional nonlinear frequency spectrum analysis method is applied to diagnose faults in complex systems, the amount of frequency spectrum data is very large, causing inconvenience in directly detecting and identifying faults. A novel fault diagnosis approach is proposed based on the nonlinear frequency spectrum feature and the kernel principal component analysis (KPCA). Firstly, the first three order time domain Volterra kernels are estimated by the least-squares algorithm, and then the generalized frequency response functions are obtained from the time domain Volterra kernels by multiple Fourier transform. Secondly, the KPCA method is used to compress frequency spectrum data and extract spectrum features. Finally, the multi-classification least-squares support vector machine is used to perform the fault detection and identification. Because of the nonlinear characteristics of frequency spectrum data, we employ the mixed function composed of the polynomial function and the radial basis function as the kernel function, so that the local characteristics and the global characteristics both are taken into considerations. Based on the nonlinear frequency spectrum data, the detailed algorithms are developed for building the kernel principal component model and for online diagnosing the faults. Simulation of fault diagnosis for a nonlinear analog circuit and a servo drive system of the numerical-control machine tool are performed. Experimental results show that the proposed method can greatly lower the data dimensions and improve the identification rate of faults.

Key words: complex system; nonlinear frequency spectrum feature; kernel principal component analysis; mixed kernel function; fault diagnosis

1 引言(Introduction)

复杂系统的故障诊断是近年来国内外研究的一 个十分活跃的领域,风电系统、高速数控装备、航 空航天系统等都呈现出多回路耦合、非线性等复杂 特性.随着复杂系统的规模越来越大,一旦发生事 故,会造成巨大的损失,因此对复杂系统故障诊断问 题的研究越来越重要.目前,对系统故障诊断提出来 的方法有基于数学模型、信号处理和人工智能的方 法^[1-4].由于其问题的复杂性,到现在还没有从根本 上解决其故障诊断问题.

基于Volterrra级数的非线性系统分析方法从问 世以来,一直受到人们的广泛关注^[5-8]. Volterra核

收稿日期: 2012-03-03; 收修改稿日期: 2012-05-18.

基金项目:国家 "863" 计划资助项目(2006AA01Z126).

的频域形式称为广义频率响应函数(generalized frequency response function, GFRF), GFRF提供了一种 非线性系统频域特性的描述方法,对许多重要的非 线性现象给出了直观的解释,由于其物理意义明确, 已被用于非线性系统的故障诊断研究.基于GFRF的 故障诊断方法的主要思想是根据正常和故障状态 下GFRF频谱特性的变化,对其进行比较与分析,实 现系统的故障诊断. 非线性频谱故障诊断方法的核 心是获取非线性频谱,由于GFRF模型结构复杂,对 它的求解所需要的计算量很大,人们一直在探求如 何解决数据计算量大的问题,目前,对这个问题主 要有两种思路,一种是采用简化的非线性频谱模型, 另一种思路是采用递归和并行的辨识算法,在非线 性频谱简化模型研究方面,英国谢菲尔德大学Lang Z.Q. 博士等提出了一种输出频率响应函数(output frequency response function, OFRF)描述形式, 该函数 是一维频域函数,模型简单,进行辨识所需计算量 小^[9]. 在OFRF的基础上, Lang Z. O. 博士又提出了 另一种非线性输出频率响应函数(nonlinear output frequency response function, NOFRF)描述形式^[10]. 这 些简化模型虽然一定程度上降低了非线性频谱数据 量,但没有从根本上解决数据量巨大的问题.在利用 递归形式提高算法实时性方面,一些学者将信号处 理中的自适应滤波算法引入到Volterra核的辨识中, 提出了最小均方(least mean square, LMS)、总体最小 均方(total least mean square, TLMS)、全解耦LMS等 自适应辨识算法[11-13].

辨识出复杂系统的非线性频谱数据后,为了进行 故障识别,需要进一步提取故障特征. 传统的提取 方法是广义频率中心法和对角线法,这两种方法效 果并不理想,提取出的特征数据量仍比较大. 主元分 析(principal component analysis, PCA)是多元统计分 析中的一种数据压缩方法,可以用来提取特征变量. 文献[14]通过遗传算法辨识Volterra核获取非线性频 谱数据,利用PCA方法提取主元特征,研究了转子--轴承系统的故障诊断问题. 由于PCA是一种线性投 影方法,如果原始数据存在非线性属性,使用该方法 进行数据压缩可能会产生较大偏差. Schölkopf等人 将PCA推广到非线性领域提出了核主元分析(kernel principal component analysis, KPCA)方法,它已在多 变量工业过程监控和系统故障诊断中获得了广泛应 用^[15-18].

针对传统非线性频谱分析方法对复杂系统进行 故障诊断时,存在非线性频谱数据量巨大的问题, 本文提出了一种非线性频谱特征与KPCA结合的故 障诊断方法.论文采用基于最小二乘的批量辨识 算法估计前3阶Volterra核,获取非线性频谱数据,利 用KPCA方法频谱数据进行压缩并提取故障特征, 选用多项式函数与径向基函数构成的混合函数作 为核函数建立核主元模型,并利用"一对多"形式 的多分类最小二乘支持向量机(least squares support vector machines, LSSVM)进行故障检测与识别.论文 采用提出的方法研究了非线性模拟电路与数控机床 伺服传动系统的故障诊断问题.

2 基于 Volterra 级数的非线性频谱特征 提取方法(Extraction method of nonlinear spectrum feature based on Volterra series)

连续时不变的非线性动态系统可以用Volterra级 数表示成

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n) \cdot \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i,$$
(1)

式中 $h_n(\tau_1, \cdots, \tau_n)$ 被称为n阶Volterra核,对其进行 多维傅立叶变换得到

$$H_{n}(\omega_{1},\cdots,\omega_{n}) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_{n}(\tau_{1},\cdots\tau_{n}) e^{-j(\omega_{1}\tau_{1}+\cdots+\omega_{n}\tau_{n})} \prod_{i=1}^{n} d\tau_{i},$$
(2)

 $H_n(\omega_1, \cdots, \omega_n)$ 被称为n阶广义频率响应函数, En阶Volterra核在频域中的映射形式. GFRF反映了系统的固有属性, 通过分析系统GFRF频谱的变化, 可以对系统进行故障检测与诊断.

进行故障诊断时需利用辨识方法获得Volterra时 域核,对Volterra核进行多维傅立叶变换得到系统的 GFRF. 非线性系统Volterra核的辨识方法分为两种: 成批辨识方法与自适应辨识方法. 成批辨识方法 根据最小二乘估计原理辨识Volterra核,辨识精度高, 但需要求解线性超定方程组,进行矩阵的逆运算,计 算量很大,实时性差,不适合在线辨识. 自适应算法 利用非线性系统输入输出信号的观测值,在某种辨 识准则下,使用递推方法估计系统的各阶Volterra核, 减少了计算量.

传统的非线性频谱特征提取方法有: 广义频率 中心法、对角线法. 令 $H_n(k_1, \dots, k_n)(k_i = 1, \dots, N)$ 表示系统的n阶**GFRF**频谱, 定义广义频率中心 f_n^* 为

$$f_n^* = \frac{\sum_{k_n=1}^N \dots \sum_{k_1=1}^N k_1 \dots k_n H_n(k_1, \dots, k_n)}{\sum_{k_n=1}^N \dots \sum_{k_1=1}^N H_n(k_1, \dots, k_n)}.$$
 (3)

由前n阶GFRF频谱,可以构成一个n维向量 $F = (f_1^*, f_2^*, \cdots, f_n^*)$ 作为频谱特征向量.利用广义频率中心法可大幅度压缩频谱数据,但当系统在不同

状态下的非线性频谱存在较大差异时, 广义频率中 心*f*_n也可能相同或差别很小, 这与实际情况不符合, 导致故障诊断率较低.

对角线法依据GFRF频谱图具有对称性这一性质获取系统特征,对1阶GFRF频谱H₁(k)取所有频谱值

$$\hat{H}_1(k) = H_1(k), \ k = 1, \cdots, N.$$
 (4)

对高阶**GFRF**频谱 $H_n(k_1, k_2, \cdots, k_n)$, 取其对角 线上的频谱

$$H_n(k) = H_n(k_1, \cdots, k_n), k_1 = \cdots = k_n = k, \ k = 1, \cdots, N.$$
(5)

一般情况下,用对角线法提取出的频谱特征数据 量依然比较大.

大型数控机床传动系统由于伺服电机、联轴器、滚珠丝杠等部件都具有非线性特性,是一个典型的非线性系统.一般可采用前3阶Volterra级数近似描述非线性系统,若系统的记忆长度为*M*,一维 GFRF频谱数据的数量取为*M*,则前3阶频谱数据构成的特征向量为*M* + *M*² + *M*³.通过上述两种特征提取方法,得到的故障特征向量分别为3维和3*M*维.

3 非线性频谱特征与KPCA结合的故障诊断方法(Fault diagnosis method combining nonlinear spectrum feature with KPCA)

主元分析是多统计分析中的一种数据压缩方法, 它将数据从高维空间投影到低维空间,所得到的特 征变量能够集中反映原始数据包含的信息,去除了 数据的相关性,摒弃了冗余信息,降低了数据维数. Schölkopf等人在研究支持向矢量机分类算法时,将 PCA推广到非线性领域提出了一种KPCA方法.它 将原始空间中的数据 $x_i \in \mathbb{R}^m (i = 1, \dots, n)$ 通过非 线性函数 $\varphi(\cdot)$ 映射到高维空间F,然后对高维空间中 的数据采用PCA方法进行分析.

使用KPCA方法时,核函数及其参数的选择直接 影响到能否提取出准确反映原始数据信息的非线 性主元变量.传统核函数一般采用单一类型核函 数,常用的有3种类型:多项式核函数、径向基核函 数、Sigmoid核函数.为了降低单一类型核函数及其 参数的选择对非线性主元变量的影响,针对非线性 频谱数据的特征提取,采用多项式函数与径向基函 数构成混合函数作为KPCA模型的核函数^[19].

$$K_{\text{mix}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \rho K_{\text{poly}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) + (1 - \rho) \cdot K_{\text{RBF}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}),$$

$$0 \leqslant \rho \leqslant 1, \tag{6}$$

其中: $K_{\text{poly}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = (\boldsymbol{x} \cdot \boldsymbol{y} + 1)^q$ 为多项式函数, $K_{\text{RBF}}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \exp[-\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2/(2\sigma^2)]$ 为径向基函数, ρ 为调节系数, q为多项式阶次, σ 为径向基函数宽 度.

复杂系统的故障诊断分为两个过程:建立正常 状态的KPCA模型、在线故障诊断.建立KPCA模型 是根据正常状态下的样本数据X₀,构造出核变换矩 阵*K*,进一步获得主元个数*l*₀.在线故障诊断过程是 根据已建立的KPCA模型,利用估计的频谱数据X, 实时计算出降维的主元向量T.复杂系统在线故障 诊断过程如图1所示.





Fig. 1 Fault diagnosis structure diagram of complex system

若被测对象的记忆长度为*M*,选择采样时间为 *T*、累计方差贡献率(cumulative percent variance, CPV)阈值为 ε . 在下面算法中,设建立KPCA模型 所需的样本数量为n, $I_n = \frac{1}{n} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}$,前3 阶非线性频谱数据的数量为 $M + M^2 + M^3$, X_0 为建 立模型使用的样本矩阵, x_{0i} ($i = 1, 2, \cdots, n$)为样本

立模型使用的样本矩阵, $x_{0i}(i = 1, 2, \dots, n)$ 为样本 向量, $X_0 = [x_{01} \ x_{02} \ \dots \ x_{0n}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{n \times (M+M^2+M^3)}$, μ_{0j} 表示 X_0 第j列的平均值、 $\sqrt{\sigma_{0j}}$ 表示 X_0 第j列的 标准差,在线故障诊断时由非线性频谱构成的特 征向量为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^{1 \times (M+M^2+M^3)}$.

建立正常状态KPCA模型的步骤为:

1) 求取复杂系统正常状态下的n组非线性频 谱数据 $x_{0i}(i=1,2,...,n)$,构成非线性频谱样本矩 阵 X_0 ,对 X_0 进行预处理得 $\tilde{X}_0 = [\tilde{x}_{01} \ \tilde{x}_{02} \cdots \tilde{x}_{0n}]^T$;

$$\tilde{x}_{0ij} = \frac{x_{0ij} - \mu_{0j}}{\sqrt{\sigma_{0j}}},$$

$$i = 1, 2, \cdots, n, \ j = 1, \cdots, m.$$
(7)

2) 计算核矩阵K:

$$K_{ij} = K_{\min}(\tilde{x}_{0i}, \tilde{x}_{0j}), \ i, j = 1, \cdots, n.$$
 (8)

3) 对 K 进行中心化处理:

$$\tilde{\boldsymbol{K}} = \boldsymbol{K} - \boldsymbol{K}\boldsymbol{I}_n - \boldsymbol{I}_n\boldsymbol{K} + \boldsymbol{I}_n\boldsymbol{K}\boldsymbol{I}_n.$$
(9)

4) 求解 \tilde{K} 的特征值 λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$)与特征 向量 α_i ($i = 1, 2, \dots, n$):

$$\lambda_i \boldsymbol{\alpha}_i = \tilde{K} \boldsymbol{\alpha}_i. \tag{10}$$

5) 将特征值 λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$)从大到小排列得 $\tilde{\lambda}_1 \ge \tilde{\lambda}_2 \ge \dots \ge \tilde{\lambda}_n$, $\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_n$ 为相应的特征向 量, 设 $\tilde{\lambda}_p$ 为最小非零特征值, 利用下式将{ $\tilde{\alpha}_k$ }^p_{k=1} 进行标准化:

$$(\tilde{\boldsymbol{\alpha}}'_k)^{\mathrm{T}} \cdot \tilde{\boldsymbol{\alpha}'_k} = 1/\tilde{\lambda}_k, \ k = 1, 2, \cdots, p.$$
 (11)

6) 采用累积方差贡献率确定主元个数,前*l*个 主元的CPV可以由下式得到:

$$CPV = \sum_{i=1}^{l} \tilde{\lambda}_i / \sum_{i=1}^{n} \tilde{\lambda}_i, \qquad (12)$$

选择满足CPV $\geq \varepsilon$ 的最小*l* 值*l*₀作为主元个数.

令 \tilde{x}_{0i} 表示矩阵 \tilde{X}_0 的第i个样本向量, $\tilde{\alpha}'_{k,i}$ 表示 矩阵 \tilde{K} 第k个特征值对应特征向量 $\tilde{\alpha}'_k$ 的第i个变量, $\boldsymbol{S} = (1/n) \cdot [1 \cdots 1] \in \mathbb{R}^{1 \times n}.$

故障诊断步骤为:

1) 辨识前3阶GFRF.

采集N组输入u(k)与输出y(k),根据成批辨识 算法估计前3阶Volterra核,求取非线性频谱特征向 量X;

2) 预处理X得到 \tilde{X} ,

$$\tilde{x}_j = \frac{x_j - \mu_{0j}}{\sqrt{\sigma_{0j}}}, \ j = 1, \cdots, m.$$
 (13)

3) 计算核向量 $W = (w_1, w_2, \cdots, w_n)$:

$$w_i = K_{\min}(\tilde{x}_{0i}, \tilde{X}), \ i = 1, 2, \cdots, n.$$
 (14)

4) 中心化处理.

$$\tilde{\boldsymbol{W}} = \boldsymbol{W} - \boldsymbol{S}\boldsymbol{K} - \boldsymbol{W}\boldsymbol{I}_n + \boldsymbol{S}\boldsymbol{K}\boldsymbol{I}_n.$$
(15)

5) 计算主元向量
$$T = (t_1, t_2, \cdots, t_{l_0})$$
:
 $t_k = \sum_{i=1}^{n} \tilde{\alpha}'_{l_i,i} \tilde{w}_i,$ (16)

$$i=1, 2, \cdots, n, \ k=1, 2, \cdots, l_0.$$

6) 将主元向量 $T = (t_1, t_2, \cdots, t_{l_0})$ 输入到多分 类LSSVM进行分类识别.

上述步骤1)求解出的非线性频谱向量为 $M + M^2 + M^3$ 维,经过步骤2)-5),向量维数降至 l_0 维. 一般情况下, $l_0 \ll M + M^2 + M^3$.支持向量机(support vector machines, SVM)是一种小样本学习方法,对于机电系统而言,大量故障样本的获得往往意味着巨大的经济损失,LSSVM将SVM的二次规划问题转化为求解线性方程组,降低了计算的复杂性,因此采用LSSVM分类器进行故障识别,本文选用"一对多"形式的多分类LSSVM. 4 机电系统故障诊断仿真实验(Fault diagnosis simulation experiment of electromechanical system)

为了验证本文方法的有效性,分别对非线性模 拟电路和数控机床伺服传动系统进行了故障诊断 仿真实验.

1) 非线性模拟电路故障诊断.

Sallen-key带通滤波器是一种典型的非线性模 拟电路,电路图如图2所示.





本文主要研究Sallen-key带通滤波器的电阻元 件正负漂移故障的诊断问题,认为电阻在标称值 ±5%以内为正常状态,正漂移记为+30%,负漂移 记为–30%,将 R_3 与 R_4 作为分析对象,电路包括正 常、 R_3 正漂移、 R_3 负漂移、 R_4 正漂移、 R_4 负漂移5 种状态. 令输入信号为 $V_s = \sum_{i=1}^{3} \sin(2\pi f_i t)$,选取 f_1 , f_2, f_3 分别为1 kHz, 3 kHz, 10 kHz.

采用蒙特卡洛方法对Sallen-key带通滤波器进 行故障诊断实验. 正常状态下, 令所有电阻服从 标称值±5%范围内的高斯分布; R3正漂移状态下, 令R3服从2.6±2%范围内的高斯分布; R3负漂移状 态下, 令 R_3 服从1.4±2%范围内的高斯分布; R_4 正 漂移状态下,令R4服从5.2±2%范围内的高斯分布; R4负漂移状态下,令R4服从2.8±2%范围内的高斯 分布.对5种状态下的电路分别进行50次仿真,每 次仿真时间为1.5 ms, 仿真步长为10⁻⁴ ms. 令采 样时间为0.001 ms, 采样长度为1024, 记忆长度为 M = 8, 根据得到的输入输出数据利用基于最小 二乘的批量辨识算法辨识前3阶Volterra核^[11],获 取非线性频谱数据.1阶GFRF频谱数据数量取为8, 2阶GFRF频谱数据数量为64,3阶GFRF频谱数据 数量为512、滤波器正常状态下的一组GFRF频谱 如图3所示.

前3阶GFRF频谱数据构成的数据向量为584维, 采用基于混合核函数的KPCA方法提取非线性频 谱数据的主元变量,多项式函数次数q = 2,径向基 函数宽度 $\sigma = 1$,调节系数 $\rho = 1.7 \times 10^{-4}$,累积贡 献率阈值 $\varepsilon = 99\%$,通过计算选取前5个主元可满 足累计贡献率要求,数据维数由584维降至5维.





(c) $f_1 = 0$ Hz时的3阶GFRF频谱

图 3 Sallen-key带通滤波器GFRF频谱 Fig. 3 GFRF frequency spectrum of Sallen-key band-pass filter 通过 KPCA 模型分别获取电路5种状态下的 各50组主元数据后,采用"一对多"形式的多分类 LSSVM分类器进行故障检测与识别,共包括5个二 值子分类器.分别选取每种状态下的20组主元数 据构成100组训练样本对LSSVM分类器进行训练, 子分类器的惩罚因子分别为

$$r_1 = r_2 = r_3 = r_4 = r_5 = 10.$$

采用每种状态剩余的30组主元数据作为检验数据, 识别率如表1所示.

表1	S	allen-key带通滤波器故障识别率
Table	1	The recognition rate of Sallen-key
		band-pass filter

电路状态	样本数量	误判个数	识别率/%
正常	30	0	100
R3正漂移	30	0	100
R3负漂移	30	1	96.67
R_4 正漂移	30	1	96.67
R_4 负漂移	30	3	90

2) 数控机床伺服传动系统故障诊断.

由于数控(numerical control, NC)机床长期在高 速运动状态下运行,伺服传动系统各个部件受到 力、热、摩擦等作用,不可避免的会出现老化、磨 损,进而发生故障.图4是一个数控机床伺服传动 系统结构图,它由位置控制器、驱动器、永磁同步 电机、弹性联轴器、滚珠丝杠和工作台等部件构 成.

图4中: u(t)为给定位移输入信号, y(t)为实际 位移输出信号, 位置控制器采用PI控制器, 输出为 电机给定转速 ω^* . 驱动器采集电流反馈信号 i_a, i_b , i_c 及速度反馈信号 ω , 采用矢量控制方式, 得到电 机的给定输入电压 u_d 和 u_q .



图 4 数控机床伺服传动系统结构图

Fig. 4 The structure diagram of servo drive system of numerical control machine tool

本文重点研究了传动系统永磁同步电机的故 障诊断问题.系统参数为: $R = 1 \Omega$, 直轴电感 $L_d = 5 \text{ mH}$, 交轴电感 $L_q = 5 \text{ mH}$, 磁通 $\phi_f = 0.18 \text{ Wb}$, 摩 擦阻尼系数 $B = 3 \times 10^{-4} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s/rad}$, 转动惯量 $J = 6 \times 10^{-4} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, 极对数p = 4, 负载转矩 $T_L = 3 \text{ N} \cdot \text{m}$, 螺距L = 5 mm. 假定系统存在正常、定 子温度升高、润滑不良3种状态, 定子温度升高时 电阻R超出标称值10%, 润滑不良时摩擦阻尼系 数B超出标称值1倍.

采用蒙特卡洛方法进行故障诊断实验, 令采样时间为0.02 ms, 采样长度为1024, 记忆长度为*M* = 9, 1阶GFRF频谱数据数量取为9, 2阶GFRF频谱数据数量为81, 3阶GFRF频谱数据数量为729, 传动系统正常状态下的一组GFRF频谱如图5所示.



通过KPCA模型分别获取传动系统3种状态下的各70组主元数据进行故障检测与识别. 分别选取每种状态下的20组主元数据构成60组训练样本对LSSVM分类器进行训练,子分类器的惩罚因子分别为 $r_1 = 4 \times 10^{-3}, r_2 = 1 \times 10^{-2}, r_3 = 1 \times 10^{-3}.$ 采用每种状态剩余的50组主元数据作为检验数据,识别率如表2所示.

表 2 数控机床伺服传动系统故障识别率

Table 2The recognition rate of the servo
drive system of numerical

control machine tool

电路状态	样本数量	误判个数	识别率/%
正常	50	0	100
定子温度升高	50	2	96
润滑不良	50	1	98

由表1和表2可以得到Sallen-key带通滤波器与 数控机床传动系统的平均故障识别率分别为 96.67%和98%. 分别采用广义频率中心法与对角 线法提取频谱特征变量进行了故障诊断实验.对 Sallen-key带通滤波器正常、 R_3 正漂移、 R_3 负漂 移、R4正漂移和R4负漂移5种状态,采用广义频 率中心法提取频谱特征时的故障识别率分别为 96.67%, 90%, 86.67%, 93.33%, 83.33%, 采用对角 线法提取频谱特征时的故障识别率分别为100%, 100%, 93.33%, 96.67%, 93.33%. 对数控机床传 动系统正常、定子温度升高、润滑不良3种状态, 采用广义频率中心法提取频谱特征时的故障 识别率分别为96%,86%,94%;采用对角线法提 取频谱特征时的故障识别率分别为100%,96%, 98%,可以得到广义频率中心法的平均识别率分 别为90%和92%,对角线法的平均识别率分别为 96.67%和98%. 根据实验结果可以看出本文方法 的识别率高于广义频率中心法的识别率,对角线 法的识别率虽然与本文方法的识别率相同,但其 特征向量维数分别为24维和27维,而本文方法得 到的特征向量维数分别为5维和8维,小于对角线 法的得到特征向量维数.

5 结论(Conclusion)

本文针对复杂机电系统的故障诊断问题,提出 了一种非线性频谱特征与KPCA结合的故障诊断 方法.采用最小二乘算法估计系统的前3阶Volterra 核,对Volterra核进行多维傅立叶变换求取GFRF频 谱.针对GFRF频谱数据维数多、数据量大的特点, 采用KPCA方法对频谱数据进行压缩并提取特 征,利用混合函数作为KPCA的核函数,采用多分 类LSSVM进行故障检测与识别.论文对非线性模 拟电路及数控机床伺服传动系统进行了故障诊断 仿真实验,结果表明该方法能够大幅度降低数据 维数,与采用广义频率中心法提取频谱特征相比, 故障识别率提高,是一种实用的故障诊断方法.

参考文献(References):

- LI L L, ZHOU D H. Fast and robust fault diagnosis for a class of nonlinear systems: detectability analysis [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2004, 28(12): 2635 – 2646.
- [2] 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.
- [3] REDDY M J, MOHANTA D K. A wavelet-fuzzy combined approach for classification and location of transmission line faults [J]. *Electrical Power and Energy Systems*, 2007, 29(9): 669 – 678.
- [4] QUTEISHAT A, LIM C P. A modified fuzzy min-max neural network with rule extraction and its application to fault detection and classification [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(2): 985 – 995.
- [5] LI L M, BILLINGS S A. Estimation of generalized frequency response functions for quadratically and cubically nonlinear systems [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2011, 330(3): 461 – 470.
- [6] JING X J, LANG Z Q, BILLINGS S A. Magnitude bounds of generalized frequency response functions for nonlinear Volterra systems described by NARX model [J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 838 – 845.
- [7] NAM S W, POWERS E J. Application of higher-order spectral analysis to cubically nonlinear system identification [J]. *IEEE Transactions* on Signal Processing, 1994, 42(7): 1746 – 1765.
- [8] 王文正,何开锋,欧文,等. 基于Volterra泛函级数的非线性系统的 鲁棒辨识 [J]. 控制理论与应用, 2003, 20(3): 432 – 436.
 (WANG Wenzheng, HE Kaifeng, OU Wen, et al. Robust identification for nonlinear system based on Volterra series [J]. Control Theory & Applications, 2003, 20(3): 432 – 436.)
- [9] LANG Z Q, BILLINGS S A. Output frequency characteristics of nonlinear systems [J]. *International Journal of Control*, 1996, 64(6): 1049 – 1067.
- [10] LANG Z Q, BILLINGS S A. Energy transfer properties of non linear systems in the frequency domain [J]. *International Journal of Control*, 2005, 78(5): 345 – 362.
- [11] 曹建福,韩崇昭,方洋旺.非线性系统理论及应用 [M]. 西安: 西安 交通大学出版社, 2006.

(CAO Jianfu, HAN Chongzhao, FANG Yangwang. *Nonlinear System Theory and Application* [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2006.)

- [12] 魏瑞轩, 韩崇昭. 基于Volterra级数模型的非线性系统的鲁棒自适应辨识 [J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(10): 1024 1028.
 (WEI Ruixuan, HAN Chongzhao. Robust adaptive identification for nonlinear system based on Volterra series model [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2001, 35(10): 1024 1028.)
- [13] 魏瑞轩, 韩崇昭. 一种全解耦的Volterra自适应滤波器 [J]. 电子学报, 2004, 32(4): 687 689.
 (WEI Ruixuan, HAN Chongzhao. A fully decoupled volterra adaptive filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4): 687 689.)
- [14] 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.
- [15] SCHöLKOPF B, SMOLA A, MULLER K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem [J]. *Neural Compution*, 1998, 10(5): 1299 – 1399.
- [16] LEE J M, YOO C K, CHOI S W, et al. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis [J]. *Chemical Engineering Science*, 2004, 59(1): 223 – 234.
- [17] CHENG C Y, HSU C C, CHEN M C. Adaptive kernel principal component analysis (KPCA) for monitoring small disturbances of nonlinear processes [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2010, 49(5): 2254 – 2262.
- [18] 邱天, 丁艳军, 吴占松. 基于主元分析的故障可检测性的统计指标 比较 [J]. 清华大学学报, 2006, 46(8): 1447 – 1450.
 (QIU Tian, DING Yanjun, WU Zhansong. Sensor fault detection statistics based on principal component analysis [J]. *Journal of Tsinghua University*, 2006, 46(8): 1447 – 1450.)
- [19] SMITS G F, JORDAAN E M. Improved SVM regression using mixtures of kernels [C] //Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 2002, 3: 2785 – 2790.

作者简介:

张家良 (1982-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为工业系统故 障诊断, E-mail: zjl512@163.com;

曹建福 (1963-), 男, 教授, 主要研究方向为先进机器人控制、 工业系统故障诊断与非线性系统理论等, E-mail: cjf@xjtu.edu.cn, 通 讯作者;

高 峰 (1967-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器 学习、电力系统与市场预测、序优化、人工智能等, E-mail: fgao@sei. xjtu.edu.cn;

韩海涛 (1983--), 男, 博士研究生, 主要研究方向为非线性系统 系统故障诊断, E-mail: bobhan2006@126.com.