

# 基于 S $\alpha$ S 和 SVM 方法的滑动油膜轴承故障诊断预测

王晚英

(咸宁职业教育(集团)学校,湖北 咸宁 437000)

**摘要:** 轴承运行工况复杂,单类故障诊断对其不适合。为了提高轴承故障诊断效率,综合运用对称  $\alpha$  稳态分布参数估计以及支持向量机的方法进行故障诊断。以滑动油膜轴承为对象,采用对称  $\alpha$  稳态分布参数作为参考特征提取得到仿真信号,利用数学拟合的方式建立诊断样本,再把诊断样本输入到 SVM 多类分类器内完成训练与预测过程,进而得到油膜轴承故障诊断方案。研究表明:选择 S $\alpha$ S 和 SVM 方法进行处理时,准确率显著提升,能够满足油膜轴承故障诊断的需求,可以有效、准确地诊断出滑动油膜轴承的故障。

**关键词:** 故障预测;油膜轴承;对称  $\alpha$  稳态分布;支持向量机;诊断分析

**中图分类号:** TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2022)03-0155-04

## Fault Diagnosis and Prediction of Sliding Oil Film Bearing Based on S $\alpha$ S and SVM

WANG Wanying

(Xianning Vocational Education (Group) School, Xianning 437000, China)

**Abstract:** Since single fault diagnosis is not suitable for the complex bearing operating conditions, symmetric  $\alpha$  steady-state distribution parameter estimation and support vector machine are applied in order to improve the efficiency of bearing fault diagnosis. With the slide to the oil film bearing as the research object, symmetric alpha stable distribution parameters are used as the reference feature extraction to obtain simulation signal. By mathematical fitting method, diagnosis samples are established and input into multi-class SVM classifier to complete training and forecasting process, thus the oil film bearing fault diagnosis scheme being established. The research results show that when S $\alpha$ S and SVM methods are selected for processing, the fault diagnosis accuracy is significantly improved, which can meet the needs of oil film bearing fault diagnosis with high efficiency and accuracy.

**Keywords:** fault prediction; oil film bearing; symmetric  $\alpha$  steady state distribution; support vector machine; diagnostic analysis

## 0 引言

为了有效监测滑动油膜轴承运行状况,需对其进行故障信号分析,这就要求对故障信号进行准确收集<sup>[1-3]</sup>。在轴承出现损伤而引起故障情况下,与正常运行工况相比,会产生剧烈变化,此时收集到的轴承信号中存在同类故障的不同损伤信号<sup>[4-7]</sup>。因为机械信号存在明显的随机性,这使其呈现非高斯性的变化特征,考虑到  $\alpha$  稳态 ( $\alpha$ -stable,  $\alpha$ S) 分布能够针对非高斯信号高效处理,因此该方法被广泛引入信号处理领域<sup>[8-10]</sup>。

对称  $\alpha$  稳态分布 (symmetric  $\alpha$ -stable, S $\alpha$ S) 方法<sup>[11]</sup> 属于一种建立在广义中心极限定理基础上的非高斯信号分析方法。国内学者李长宁<sup>[12]</sup> 重点分析了 S $\alpha$ S 的统计规律,并根据 S $\alpha$ S 特点构建了一套高效的信号建模理论,该理论可以把建立在主观判断基础上的概率密度拟合优度检验方法扩展为根据 S $\alpha$ S 特征函数实现的客观拟合优度检验方法。之后,余香梅等<sup>[13]</sup> 为分析齿轮箱故障信号中存在的大量非高斯脉冲信号,以 S $\alpha$ S 的特征参数作为识别故障类型的特征参数,同时验证表明 S $\alpha$ S 具备比高斯

分布更强的实用性。唐友福等<sup>[14]</sup> 根据往复压缩机信号存在非高斯脉冲特性情况,利用分数低阶统计量提取得到特征信息。

针对发电机轴承故障诊断方面,尚未有学者利用 S $\alpha$ S 方法来分析其信号或开展故障识别方面的研究工作<sup>[15]</sup>。考虑到 S $\alpha$ S 特征非常适合对轴承进行故障诊断研究,根据以上研究结果,本文分析了轴承发生故障时形成的信号特征,同时构建了数学模型,采用滑动油膜轴承实测信号作为测试信号,对故障进行了诊断分析。

## 1 模型建立

### 1.1 建立故障模拟

选择 SMS162250LB 型滑动油膜轴承作为实验对象,表 1 给出了该轴承的各项参数。

### 1.2 诊断方案设计

获得轴承故障模拟后,根据故障种类建立原始信号,分别得到内环故障、外环故障与滚动体故障的信号样本;

**基金项目:** 湖北省教育厅科学研究计划指导性项目 (B2018447)

**作者简介:** 王晚英 (1972—), 女, 湖北咸宁人, 讲师, 本科, 主要从事机械设计工作。

同时对各组样本信号按照逐段增加与总体估计的方式进行处理,每当信号长度增加后就同步完成一次总体参数估计,获得各组样本  $\alpha$  参数的变化信息;之后再预测  $\alpha$  参数的变化情况,通过拟合方式获得各组信号样本的  $\alpha$  参数特征,获得样本的特征分量;再把诊断样本输入到支持向量机(support vector machine, SVM)分类预测诊断程序内计算得到诊断结果,具体流程见图 1。

表 1 轴承参数

参数	取值
滚珠个数/个	9
轴承节径/mm	39.04
滚珠直径/mm	6.75
接触角/(°)	90
损伤方式	电火花凹坑
转速/(r/min)	1 979

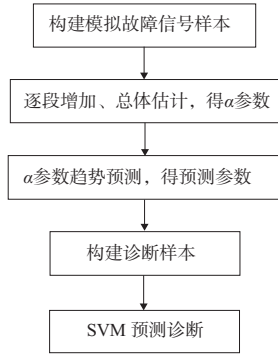


图 1 故障诊断方案流程图

### 1.3 预测方法

按照现有实际数据对数学模型实施多项式拟合,获得多项式参数。利用最小二乘法拟合如下:

$$d_n(x) = \sum_{k=0}^n p_k x^k \quad (x^k \in \Phi) \quad (1)$$

$$I = \sum_{i=0}^m [d_n(x_i) - y_i]^2 = \sum_{i=0}^m \left( \sum_{k=0}^n p_k x_i^k - y_i \right)^2 = \min \quad (2)$$

$$I = \sum_{i=0}^m \left( \sum_{k=0}^n p_k x_i^k - y_i \right)^2 \quad (3)$$

式(3)是  $p$  多元函数。按照多元函数计算极值的必要条件得到线性方程矩阵:

$$\begin{bmatrix} m+1 & \sum_{i=0}^m x_i & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^n \\ \sum_{i=0}^m x_i & \sum_{i=0}^m x_i^2 & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^m x_i^n & \sum_{i=0}^m x_i^{n+1} & \cdots & \sum_{i=0}^m x_i^{2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^m y_i \\ \sum_{i=0}^m x_i y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^m x_i^n y_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

求解上式得到  $p_k$ 。对油膜轴承进行故障诊断时,通过数学拟合获得  $\alpha$  参数特征,再以该特征信息完成故障诊断。

## 2 结果分析

### 2.1 轴承信号分析

从原始信号中选取 100 组样本作为分析对象。为样本建立模拟再对其过渡处理。

图 2 是内环故障信号处理前后波形。获得模拟样本之后,按照每组数据增加 128 个就对其开展一次  $\alpha$  参数估计,得到图 3 中的  $\alpha$  值与  $\gamma$  值变化信息。该组样本  $\alpha$  与  $\gamma$  基本保持稳态,而发生内环损伤时方式会明显改变,同时发现当损伤程度加大后, $\alpha$  值发生了持续减小,而  $\gamma$  值发生持续增大的变化特征。随故障程度的增大,信号分布也会发生变化。应将  $\alpha$  参数拟合的阶数  $k$  设定在 3~5 合理范围内。设定  $k$  为 4,再拟合各组  $\alpha$  和  $\gamma$  参数,得到表 2 所示的  $\alpha$  和  $\gamma$  参数多项式拟合参数,实测集和预测集各测试 3 组。

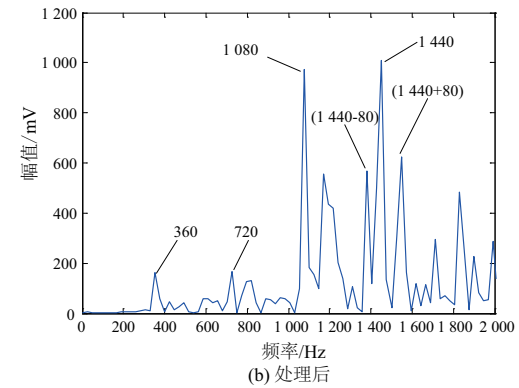
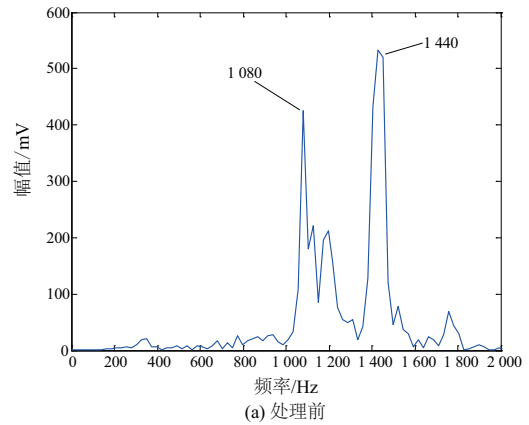


图 2 内环故障信号处理前后波形

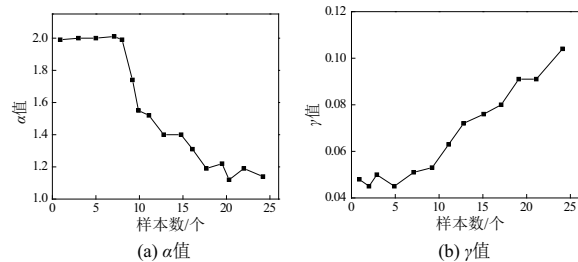


图 3 内环故障信号  $\alpha$  值和  $\gamma$  值分布

表 2 部分诊断样本

项目	训练集			预测集		
	1 组	2 组	3 组	1 组	2 组	3 组
$\alpha-p_1$	6.80	8.98	6.83	9.58	7.31	6.85
$\alpha-p_2$	-0.02	-0.04	-0.03	-0.04	-0.03	-0.03
$\alpha-p_3$	0.01	0.70	0.07	0.42	0.06	0.54
$\alpha-p_4$	-0.31	-0.27	-0.48	-0.47	-0.38	-0.41
$\gamma-p_1$	-7.85	-3.23	-6.75	-8.62	-6.22	7.12
$\gamma-p_2$	2.74	2.42	2.28	2.16	3.15	3.26
$\gamma-p_3$	-2.17	-2.64	-1.22	-2.63	-2.72	-2.66
$\gamma-p_4$	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	0.03

图 4 给出了 SVM 的预测诊断结果(图中 1 表示内环; 2 表示滚动物; 3 表示外环),发现测试集准确率达到 92%。图 5 是通过交叉验证法选取 SVM 参数情况(图中 1 表示内环; 2 表示外环)。

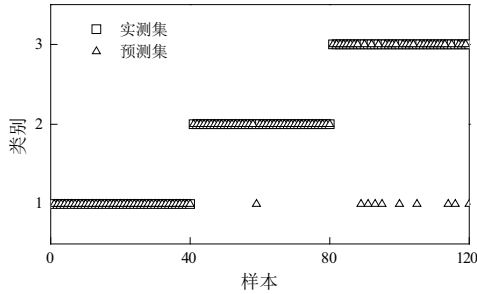


图 4 SVM 默认参数下的故障诊断结果

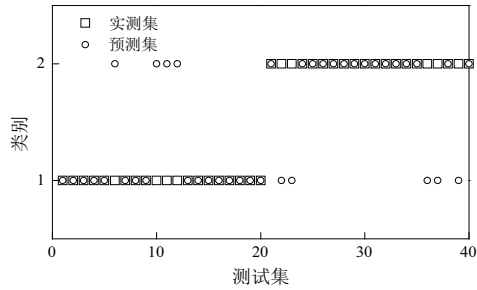


图 5 交叉验证法 SVM 预测故障诊断结果

根据图 5 可知,测试集被全部正确分类,获得了 100% 的准确率。这是因为轴承信号中存在明显的故障特征,测试获得了显著的效果。测试表明本文设计的方法达到了有效性与准确性要求。

### 2.2 油膜轴承信号分析

在实际运行过程中,滑动油膜轴承的故障信号只包含正常、内环、外环 3 类,并且都是在没有发生损伤情况下采集获得。对内环故障进行分析时,内环故障滤波信号见图 6。可以看到,到达 0.13 s 时,信号突变性显著减弱。

以模拟作为信号样本并对其进行分组,分别得到 40 组内环与外环故障构成的信号样本。图 7(a)是对内环故障  $\alpha$  值进行拟合所得结果,图 7(b)给出了外环故障一组

的  $\alpha$  值与拟合结果。内环与外环故障形成了不同的 4 阶拟合图形,可将其作为故障诊断样本。

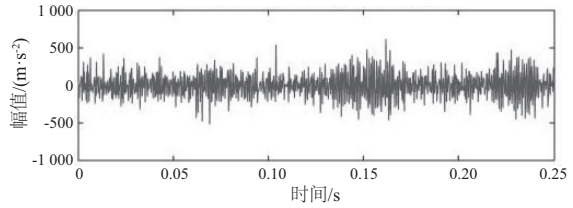


图 6 内环故障滤波信号

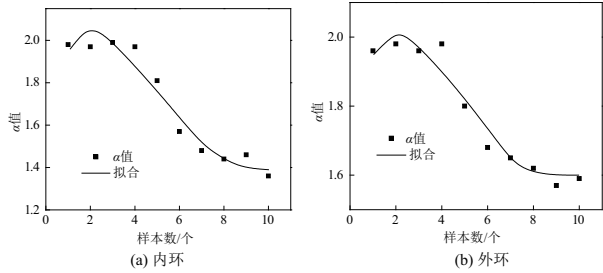


图 7 动态  $\alpha$  值变化信息

表 3 给出了不同 SVM 参数故障诊断结果。将内、外总共 40 组诊断样本作为训练集输入 SVM 预测诊断程序完成训练后,获得故障诊断训练模型,之后通过此模型诊断测试;遗传算法 (genetic algorithm, GA) 取自于文献 [16]。根据表 3 可以发现,以 SVM 预测诊断程序诊断测试集时,默认 SVM 参数下内环和外环达到的诊断准确率分别为 77.4% 和 80.2%;当选择 SαS 和 SVM 方法进行处理时,内环和外环诊断准确率依次达到 94.2% 与 95.3%,准确率发生了显著提升。当准确率 90% 以上时便能够满足油膜轴承故障诊断的需求。以上测试结果表明,利用本文方法可以有效、准确地诊断出滑动油膜轴承的故障。

表 3 不同 SVM 参数故障诊断准确率 单位: %

算法	内环	外环
SVM	77.4	80.2
GA	81.5	86.6
SαS 和 SVM	94.2	95.3

### 3 结语

本文利用 SαS 法设计了轴承故障诊断方法,再把诊断样本输入到 SVM 多类分类器内完成训练与预测过程,实现油膜轴承故障诊断。开展了滑动油膜轴承实测信号验证,验证发现采用本文方法可以对故障下形成的轴承信号进行准确诊断,为轴承的故障诊断提供了理论参考依据。

#### 参考文献:

[1] 郑义,岳建海,焦静,等. 基于参数优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 86-94.  
 [2] 谢嘉,王世明,高艾琳,等. 电动机用可控油膜轴承突发工况

- 下冲击载荷研究[J]. 轴承, 2015(8):1-4, 8.
- [3] 邢亚航, 郝如江, 余忠潇. 基于 MED-ITD 和 CICA 的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2021(1):39-45.
- [4] 孟凡念, 杜文辽, 巩晓赞, 等. 基于粒子群优化最小二乘支持向量机的滚动轴承故障识别[J]. 轴承, 2020(12):43-50.
- [5] 杨芸丞, 孙雪丽, 钟兆根. 一种  $\alpha$  稳定分布噪声下的跳频参数盲估计方法[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(2):16-22.
- [6] 陆炫宇, 许凯嘉, 张国勇, 等. 在量化阵列框架下的对称 Alpha 稳定信号检测的预处理方法[J]. 信号处理, 2019, 35(8):1425-1431.
- [7] RAJESWARI C, SATHIYABHAMA B, DEVENDIRAN S, et al. Bearing fault diagnosis using wavelet packet transform, hybrid PSO and support vector machine [J]. Procedia Engineering, 2014, 97:1772-1783.
- [8] 张俊林, 王彬, 汪洋, 等. 一种  $\alpha$  稳定分布噪声下 OFDM 信号调制识别与参数估计算法[J]. 电子学报, 2018, 46(6):1390-1396.
- [9] 唐刚, 朱立军, 胡雄. 基于优化 VMD 和深度置信网络的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2020(10):47-53.
- [10] 张川东. 风力发电机传动系统故障诊断的时频综合分析方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [11] GUO Y P, XIONG Y, SONG G C. Rolling bearing fault diagnosis with EMD - based fault characteristic frequency difference analysis[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 596:437-441.
- [12] 李长宁. 机械故障信号统计建模及其故障诊断方法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [13] 余香梅, 舒彤. 基于  $\alpha$  稳定分布参数和支持向量机的齿轮箱故障诊断方法[J]. 测控技术, 2012, 31(8):23-26, 30.
- [14] 唐友福, 刘树林, 刘颖慧, 等. 基于  $\alpha$  稳定分布的往复压缩机故障诊断方法[J]. 化工机械, 2011, 38(5):555-558.
- [15] JAYASWAL P, VERMA S N, WADHWANI A K. Development of EBP - artificial neural network expert system for rolling element bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Control, 2011, 17(8):1131-1148.
- [16] 高经纬, 张培林, 任国全, 等. 基于遗传算法的轴承信号分形无标度区的截取[J]. 轴承, 2003(12):36-38.

收稿日期: 2021-08-18

(上接第 151 页)

### 3 实验

在磁悬浮轴承-转子系统上进行高速旋转实验。在仿真中可以观察到, 干扰频率越高, 磁悬浮轴承-转子的振动幅值越大。在实验中, 对系统施加频率为 50 Hz、幅值为 0.1 V 的正弦干扰信号, 分别采用  $H_{\infty}$  控制器与复合控制器进行控制, 实验结果如图 6 所示(本刊为黑白印刷, 如有疑问请咨询作者)。

图 6 中, 磁悬浮轴承-转子在  $H_{\infty}$  控制器控制下的最大振动幅值为 9.49  $\mu\text{m}$ , 在复合控制器控制下的最大振动幅值为 7.06  $\mu\text{m}$ 。与  $H_{\infty}$  控制器相比, 复合控制器控制下的振动幅值减小了 25.6%, 有效地提高了磁悬浮轴承-转子系统的抗干扰性能。

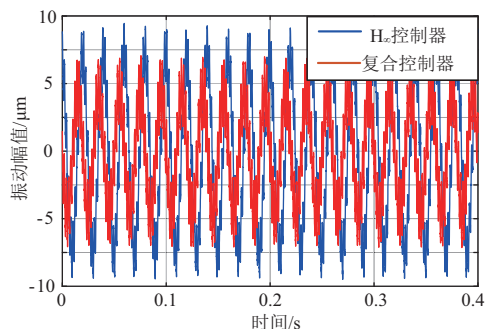


图 6  $H_{\infty}$  和复合控制器对 50 Hz 干扰的抑制效果对比

### 4 结语

1) 本文所采用的基于  $H_{\infty}$  和干扰观测器的复合控制器相较于传统  $H_{\infty}$  控制器, 对于低频正弦干扰的抑制效果更加显著, 可以有效地提高系统的抗干扰性能;

2) 基于  $H_{\infty}$  和干扰观测器的复合控制器结构简单, 参数选取容易, 便于实现;

3) 通过仿真验证, 磁悬浮轴承-转子系统在 500 Hz 工作时, 对于 20 Hz ~ 50 Hz 范围内的干扰有明显的抑制作用;

4) 通过实验, 复合控制器可以对 50 Hz 正弦干扰引起的振动进行有效地抑制。

#### 参考文献:

- [1] ABRAHAMSSON J, HEDLUND M, KAMF T, et al. High-speed kinetic energy buffer: optimization of composite shell and magnetic bearings [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(6):3012-3021.
- [2] 谢振宇, 牟伟兴, 周红凯, 等. 基于转速的磁悬浮轴承转子系统变参数控制[J]. 振动工程学报, 2012, 25(6):739-744.
- [3] 刘健, 郑世强, 房建成. 高速磁悬浮电机转子低频振动干扰观测与抑制研究[J]. 振动工程学报, 2014, 27(5):741-747.
- [4] WEN X Y, GUO L. Composite hierarchical control for magnetic bearing based on disturbance observer [C]. Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, Beijing: 2010: 6173-6178.
- [5] 徐园平. 柔性转子磁悬浮轴承支承特性辨识[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.

收稿日期: 2021-01-13