

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.06.011

基于 Hilbert 边际谱和 IPSO-SVDD 的 滚动轴承故障诊断

高峰¹ 申江江^{1,2} 曲建岭¹ 袁涛¹ 何颢³ 余路¹

(1. 海军航空工程学院青岛校区 青岛 266041; 2. 海军航空工程学院航空训练基地 青岛 266109;
3. 解放军91181部队 青岛 266400)

摘要:滚动轴承是旋转机械状态监控及故障诊断的重要研究内容。为了更加高效的对轴承故障位置及故障程度进行诊断,提出了一种基于 Hilbert 边际谱和改进粒子群算法(IPSO)优化支持向量数据描述(SVDD)相结合的滚动轴承故障诊断方法。该方法首先求取轴承振动信号的本征模态函数,在此基础上得到信号的边际谱以及信号的 AR 模型参数,积分求取边际谱的能量特征函数和 AR 模型参数相结合构成系统特征向量。然后针对传统网格搜索法或凭经验确定 SVDD 核心参数的缺点,提出利用基于动态因子的粒子群算法对 SVDD 的核心参数惩罚常数 C 及核函数宽度 σ 进行优化,利用优化后的 SVDD 模型对滚动轴承各状态信号进行智能诊断。人工数据集及真实数据集实验结果表明,该方法可以有效识别各故障状态信号,并且优化后模型的诊断效率及诊断精度高于传统网格搜索法确定的模型。

关键词:经验模态分解;边际谱;AR 模型;粒子群算法;支持向量数据描述

中图分类号: TN911; TH165 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.30

Rolling bearing fault diagnosis based on Hilbert marginal spectrum and IPSO-SVDD

Gao Feng¹ Shen Jiangjiang^{1,2} Qu Jianling¹ Yuan Tao¹ He Xie³ Yu Lu¹

(1. Qingdao Branch of Naval Aeronautical Engineering Institute, Qingdao 266041, China;
2. Aeronautical Training Center of Naval Aeronautical Engineering Institute, Qingdao 266109, China;
3. Unit 91181 of PLA, Qingdao 266400, China)

Abstract: Rolling bearing is significant research content for rolling machine condition monitoring and fault diagnosis. In order to diagnose the rolling bearing fault position and degree more effectively, a rolling bearing fault diagnosis method based on Hilbert marginal spectrum and support vector data description (SVDD) optimized by improved particle swarm optimization (IPSO) is proposed. In this method, the rolling bearing vibration signal is decomposed into a set of intrinsic mode functions (IMFs), then marginal spectrum and autoregressive (AR) model parameters are established and system feature vector is constructed of AR parameters and feature power function, which is obtained from marginal spectrum. In order to solve the problem of deciding SVDD's significant parameters by traditional grid-searching or experience, a method using dynamic factor based particle swarm algorithm is used to find the optimized SVDD's significant parameters penalty constant C and kernel function width σ , and the optimized model is put into use of intelligent rolling bearing fault diagnosis. The experiment results of manual and real data sets show that different kinds of rolling bearing fault conditions can be recognized effectively by the proposed method with higher efficiency and precision than traditional grid-searching method.

Keywords: empirical mode decomposition; marginal spectrum; AR model; improved particle swarm algorithm; support vector data description

1 引言

滚动轴承是旋转机械中关键零部件之一,其运行状态直接关系机械设备的性能和使用寿命。滚动轴承从使用初期到失效的过程其性能是逐渐退化的,而目前对于轴承故障的研究主要集中在故障位置诊断及故障信号分离等方面,性能退化程度的研究是近几年的热点方向,其最早是美军提出的预测与健康管理的(prognostics and health management, PHM)概念。针对性能故障检测,文献[1]提出一种基于 LSSVM 及希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)的发电机组性能故障诊断方法。文献[2]利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)复杂度和 LSSVM 对离心泵振动程度进行故障诊断。滚动轴承受到摩擦、载荷和故障冲击等因素影响,其振动信号经常表现出非平稳性特性,而 HHT 适合处理非平稳信号,通过对 HHT 时频谱积分变换可以得到信号的 Hilbert 边际谱。文献[3]详细介绍了 Hilbert 边际谱的物理意义及应用研究,指出了其相对于傅里叶幅值谱的优势。基于时间序列的 AR(auto-regressive)模型同系统状态紧密联系,模型状态参数可以客观、准确的表达系统内在变化规律,在旋转机械故障特征提取方面已取得不错效果^[4]。支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)是在支持向量机(support vector machine, SVM)基础上发展而来的一种新的单类分类方法,在故障诊断及新异检测等方面引起了很大的关注^[5-9]。如文献[10]提出一种利用小波包分解和 SVDD 对轴承性能进行退化诊断的方法;文献[11]深入研究了改进的 SVDD 在旋转设备故障诊断方面的应用。针对 SVM 参数选取对系统计算精度影响较大的问题,许多学者分别提出利用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[12]及蚁群算法等对 SVM 的惩罚因子 γ 和核函数的宽度 σ 进行优化选择,提高 SVM 的分类精度。目前对 SVDD 的研究大多集中在样本约减、减小核矩阵尺寸^[13],但和 SVM 一样,SVDD 同样需要通过参数选择来优化分类性能,而传统的网格搜索方法效率低下^[14]。

因此,本文提出一种基于 Hilbert 边际谱和 IPSO-SVDD 的滚动轴承故障位置及退化性能智能诊断方法。首先通过 Hilbert 边际谱和系统 AR 模型特征参数构建轴承振动信号特征向量,然后利用改进的粒子群算法(IPSO)对 SVDD 模型参数进行优化选择,最后将各类样本输入优化后的 SVDD 分类器并按照二叉树结构建立完整的诊断模型。和传统网格搜索法建立的 SVDD 模型的分类结果相比较证明了本文方法具有较高的诊断精度和较快的诊断速度。

2 滚动轴承振动信号特征提取

2.1 Hilbert 边际谱

HHT 变换是针对非平稳信号提出的一种信号时频分析方法,可以将复杂信号自适应的分解为一定数量的单分量信号,包括 EMD 和 Hilbert 变换两个过程,通过 HHT 变换进一步可以得到信号的 Hilbert 边际谱。

EMD 通过辨别信号的内蕴震荡模式,可以将信号分解为一定数量的稳态固有模态函数(intrinsic mode function, IMF),其具有自适应性、正交性以及突出的调制特性^[15]。各层 IMF 分解筛选的过程文献[15]进行了详细阐述,这里引用其结果,对信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解后得到:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

式中: $c_i(t)$ 为分解得到的第 i 层固有模态函数, $r_n(t)$ 为残余函数,包含信号的平均趋势。分解得到的各 IMF 依次包含了从高频到低频各频率段的有效信息,但分解过程中往往会出现虚假分量^[16],对诊断结果会产生较大影响,这里采用相关系数法剔除虚假分量。对于 $c_i(t)$,用相关系数 $\gamma_i(\tau)$ 表示它与原信号 $x(t)$ 的相关程度,其计算方法如下:

$$\gamma_i(\tau) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} c_i(t)x(t-\tau) dt}{\left[\int_{-\infty}^{\infty} c_i^2(t) dt \int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt \right]^{1/2}} \quad (2)$$

式中: $|\gamma_i(\tau)|$ 的值在 $0 \sim 1$ 。一般认为当 $|\gamma_i(\tau)| \leq 0.1$ 时信号相关程度较小,为虚假分量进行剔除,保留 $0.1 < |\gamma_i(\tau)| \leq 1$ 的 IMF 分量。

对式(1)中分解并剔除虚假分量后的每个 IMF 作 Hilbert 变换:

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (3)$$

式中: P 为柯西主值积分。然后构造 $c_i(t)$ 的解析函数:

$$z(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t) \cdot e^{j\phi_i(t)} \quad (4)$$

由解析信号可以得到 IMF 瞬时幅值函数:

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]} \quad (5)$$

以及瞬时相位函数:

$$\phi_i(t) = \text{tg}^{-1} \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)} \quad (6)$$

瞬时频率:

$$\omega_i(t) = \frac{d\phi_i(t)}{dt} \quad (7)$$

于是原信号 $x(t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\phi_i(t)} =$

$$\operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega(t)}$$

展开式叫做 Hilbert 谱:

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega(t)} \quad (8)$$

Hilbert 谱准确表示了信号幅值随信号频率和时间变化的规律,由 Hilbert 谱积分可得到 Hilbert 边际谱:

$$h(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} H(\omega, t) dt \quad (9)$$

根据信号有用频率范围区间 $\omega(\Omega_i)$ 定义信号的特征能量函数:

$$S = \int_{\omega \in \Omega_i} h^2(\omega) d\omega \quad (10)$$

特征能量函数 S 充分考虑了边际谱能量大小及固有频率范围,能够准确反映不同故障的能量分布,故可将其作为描述滚动轴承各故障的特征参数。

2.2 系统 AR 模型的建立及参数估计

对不同故障位置及故障程度的滚动轴承故障振动信号进行 EMD 分解,并剔除虚假分量,对剩余有效固有模态函数 IMFS $\{c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)\}$ 建立自回归模型 $AR(p)$ 。

$$c_i(t) = \varphi_{n1} c_i(t-1) + \varphi_{n2} c_i(t-2) + \dots + \varphi_{ip} c_i(t-p) + e_i(t) = \sum_{k=1}^p \varphi_{ik} c_i(t-k) + e_i(t) \quad (11)$$

式中: $\varphi_{ik} (k=1, 2, \dots, p)$ 为 $c_i(t)$ 的第 k 个模型参数, p 为模型阶次, $e_i(t)$ 是均值为 0、方差为 δ^2 的白噪声模型残差。AR 模型应用广泛,可以根据随机时间序列内在规律对系统特性进行建模,将大量无规则数据凝聚为系统的几个参数,具有深刻物理意义。因此可将系统模型参数 φ_{ik} 及残差方差 δ^2 作为表征故障特征的特征参数,和 2.1 节定义的特征能量函数 S 构成特征向量矩阵,对滚动轴承各故障位置及退化程度进行诊断分类。

3 基于 IPSO-SVDD 的滚动轴承故障诊断模型

滚动轴承故障位置及性能退化程度诊断本质上是数据分类问题,利用已知轴承故障样本构造并训练 SVDD 分类器,将未知样本输入分类器,输出样本类型,完成滚动轴承故障位置及性能退化程度的诊断。由于 SVDD 是典型的单类分类方法,针对多种故障模式采用二叉树(BT)法构建 BT-SVDD 多分类器;针对 SVDD 参数选取对分类性能的影响采用改进的基于动态因子的 PSO 算法对 SVDD 核心参数惩罚常数 C 及核函数宽度 σ 进行寻优。

3.1 SVDD

SVDD 自 1999 年由 Tax 和 Duin 提出后便由于其良

好的鲁棒性及计算性能迅速成为热点研究对象。对于给定的数据集 $X_r = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, SVDD 寻求一个能够包含训练样本的具有最小半径的最优超球面来对数据进行描述。为减少异常样本对训练结果的影响,加入平衡参数 C 和松弛变量 ξ_i ,将异常数据拒绝在超球面外,则求最小超球可描述为如下优化问题:

$$\min r^2 + C \sum_i \xi_i \quad (12)$$

$$\text{s. t. } \|\varphi(x_i) - c\|^2 \leq r^2 + \xi_i \quad \xi_i \geq 0, \forall i \quad (13)$$

式中: c 为超球中心, r 为超球半径, $\varphi(\cdot)$ 为样本空间至特征空间的映射, r^2 为结构风险, C 可以对其学习能力及复杂程度进行平衡, ξ_i 表示样本 i 与超球的距离。

详细的优化问题求解过程文献[13]进行了详细的介绍,则最终优化问题可更新为:

$$\min L(\alpha) = \sum_i \alpha_i \varphi(x_i) \varphi(x_i) - \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j \varphi(x_i) \varphi(x_j)$$

$$\text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i, \sum_i \alpha_i = 1 \quad (14)$$

式中: $\varphi(x_i)$ 相关运算为内积运算,在 SVDD 中高斯核相比其他核函数学习和泛化能力更强^[13],因此本文选择高斯核 SVDD:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad \forall i, j \quad (15)$$

式中: σ 为核宽度系数。高斯核函数特性 $K(x_i, x_i) = 1 \quad \forall i$ 。对任意测试样本 x 决策函数可描述为:

$$f_{\text{SVDD}} = \operatorname{sgn}(R^2 - \|\varphi^2(x) - \varphi^2(c)\|) \cdot \operatorname{sgn}(R^2 - K(x \cdot x) + 2 \sum_i \alpha_i K(x \cdot x_i) - \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j)) \quad (19)$$

如果 $f_{\text{SVDD}} = 1$ 则接受 x 为目标样本,否则拒绝。由于 SVDD 是两类分类器,针对滚动轴承多状态分类,常用的扩展算法包括一对一、一对多以及 BT 方法,对于 K 种样本,他们分别需要训练 $K(K-1)/2$ 、 K 和 $K-1$ 个二值分类器^[17],因此选择二叉树方法构建 BT-SVDD 分类树,提高识别速率。

3.2 基于 IPSO 算法的 SVDD 参数优化方法

Shi 等人^[18]提出的带有惯性因子 ω 的标准粒子群优化算法(PSO)按照下式对粒子进行操作:

$$v_i(n+1) = \omega v_i(n) + c_1 r_1 (p_i - x_i(n)) + c_2 r_2 (p_g - x_i(n)) \quad (16)$$

$$x_i(n+1) = x_i(n) + v_i(n) \quad (17)$$

PSO 使 PSO 整体寻优能力得到很大提升,但依然存在容易陷入局部最优和收敛速度慢的问题。从迭代公式可看出 PSO 性能与学习因子 c_1 、 c_2 和惯性因子 ω 息息相关,合理的因子数值可以大大提高算法的效率,本文提出一种改进的基于动态因子的粒子群算法,在算法的初始

阶段,增大粒子的自身认知能力,扩大局部寻优速度,即增大 c_1 、 ω ,减小 c_2 ;后期增大社会认知能力,加快粒子向群体最优位置靠近的速度,提高算法收敛速度,即减小 c_1 、 ω ,增大 c_2 。为降低算法复杂度,将上述因子依据迭代次数改写为:

$$c_{1i} = C_{1\max} - (C_{1\max} - C_{1\min})(1 - 1/i) \quad (18)$$

$$c_{2i} = C_{2\max} - (C_{2\max} - C_{2\min})(1 - 1/i) \quad (19)$$

$$\omega_i = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min})(1 - 1/i) \quad (20)$$

式中: c_{1i} 、 c_{2i} 和 ω_i 分别为第 i 次迭代时的动态因子。

将式(18)~(20)代入式(16),改写为:

$$v_i(n+1) = \omega_i v_i(n) + c_{1i} r_1 (p_i - x_i(n)) + c_{2i} r_2 (p_g - x_i(n)) \quad (21)$$

IPSO 算法可以自适应调整学习因子和惯性因子,控制算法的收敛速度,提高寻优能力。

从 SVDD 求解过程可知模型惩罚常数 C 及核函数宽度 σ 对于分类结果影响重大,传统的网格搜索算法在设定的参数区间内逐次进行测试寻找最优参数,其标准不统一、时间复杂度高且易陷入局部最优^[19],因此采用 IPSO 算法对参数进行自动寻优。IPSO-SVDD 滚动轴承故障诊断模型具体算法步骤如下。

1) 特征提取:对采集振动信号 X_i 进行 EMD 分解,求取 Hilbert 边际谱 $h(\omega)$,进而提取特征能量函数 S ;采用 U-C 算法对模型参数 φ_p 及残差方差 δ^2 进行估计,最终构成故障特征向量 $T_i = [S, \varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \dots, \varphi_{ip}, \delta_i^2]$, p 为模型阶次。

2) 参数优化:将惩罚常数 C 及核函数宽度 σ 作为粒子位置 $x_i = [C_i, \sigma_i]$ 进行随机初始化,粒子速度 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}] = 0.15x_i$,设定粒子种群初始规模为 30,为了限定目标范围设定 $-0.5 < w_i < 0.5$,学习因子 $c_1 = c_2 =$

1.995, r_1 、 r_2 为(0,1)之间的随机数,最大迭代次数设定为 $N_{\max} = 100$ 。初始化后将振动信号样本集 X_i 的特征向量分为训练样本 t_m 和测试样本 t_i 两部分,由式(22)计算每个粒子的适应度。

$$f_{\text{fitness}} = \sum_{t_{\text{min}}} (f_{\text{SVDD}}) / N_{\text{train}} \quad (22)$$

式中: $\sum_{t_{\text{min}}} (f_{\text{SVDD}})$ 表示训练样本中分类正确的数量, N_{train} 表示训练样本的总数量, f_{fitness} 表示分类正确率。 f_{fitness} 越大 SVDD 分类效果越好。假如当前粒子的 f_{fitness} 高于上一代,则更新粒子的 f_{fitness} 及 p_i ;假如其余某个粒子的 f_{fitness} 高于当前粒子,则更新 f_{fitness} 及 g_i 为该粒子值。将更新后的 p_i 及 g_i 代入式(21)及(25),得到新一代粒子值,直到迭代结束,输出优化参数。

3) 状态诊断:利用优化参数及训练样本集建立 BT-SVDD 模型,将测试样本集输入训练好的模型进行分类及状态诊断。

4 IPSO-SVDD 人工数据集实验

为对比 IPSO-SVDD 和传统网格搜索法的分类性能,利用 Prtools 模式识别工具箱分别生成包含 400 个目标样本和 200 个非目标样本在内的 Banana 数据集、Difficult 数据集和 two Gaussian 数据集,其中 200 个目标为训练样本,其余目标样本和非目标样本为测试样本,分别利用 IPSO-SVDD 和网格搜索法对 SVDD 参数寻优然后分类。实验所用 PC 配置为 Pentium Dual E2140 1.6 GHz CPU、2 GB 内存和 MATLAB R2012a, WIN XP 系统。

各数据集上对比实验结果如表 1 所示,图 1 所示为 Banana 数据集上 200 个目标样本两种方法识别结果。

表 1 三种数据集实验结果
Table 1 Experimental results of three data sets

数据集	维数	训练样本	核函数宽度		惩罚因子		训练时间/s		识别精度/%	
			网格法	PSO 法	网格法	PSO 法	网格法	PSO 法	网格法	PSO 法
Banana	2	200	4.1	4.46	0.08	0.13	1.93	1.02	91.0	97.2
Difficut	4	200	4.3	4.32	0.12	0.18	2.11	1.26	87.2	94.6
Two Gaussian	20	200	4.0	4.40	0.11	0.22	3.21	1.77	88.5	92.8

如图 2 所示网格搜索算法和 PSO 算法得到的核函数宽度以及惩罚因子有一定的误差,进而导致识别结果的不同,相同环境和数据集下网格法需要按步长遍历所有的参数,PSO 算法则是动态寻优,因而收敛速度快,在迭代进行到 22 次左右时分类精度基本稳定,而且建立的模型更优,识别精度高于传统网格搜索法。

5 算法应用与分析

应用与分析所采用的滚动轴承振动数据为美国 Case Western Reserve University 电气实验室轴承数据中心的数据库。测试采用轴承为斯凯孚 6205-2RS JEM,电机转速 1 797 r/min,采样频率 12 kHz,采用电火花在轴承内外环

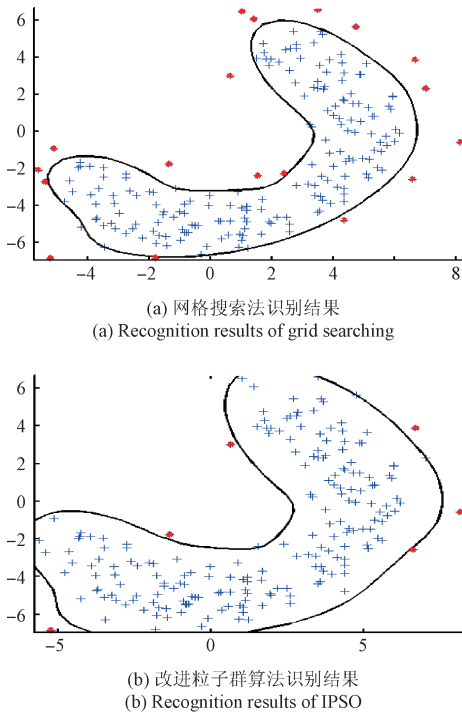


图 1 Banana 数据集上 200 个目标样本识别结果

Fig. 1 Recognition results of 200 target samples on Banana sets

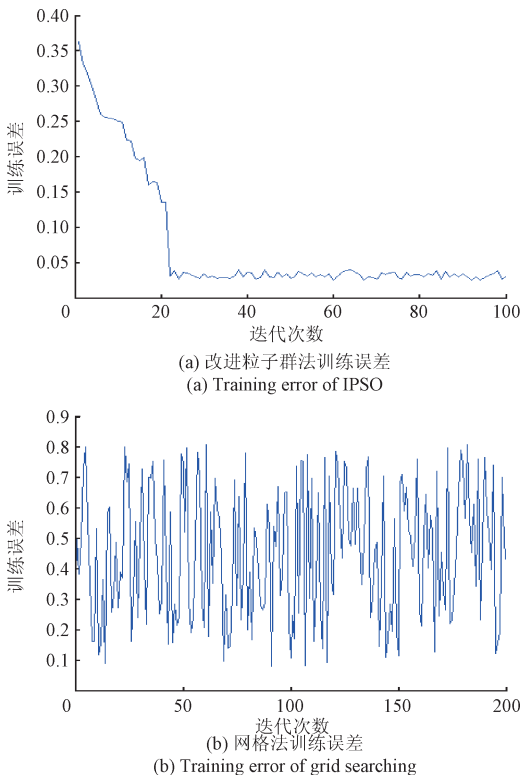


图 2 两种方法的训练误差曲线

Fig. 2 Training error curve of two methods

加工来模拟轴承损伤及性能退化程度。实验采用相同负载下滚动轴承正常状态、内圈损伤(损伤直径 7 mils,

1 mil = 25 μm)、内圈损伤(损伤直径 21 mils)、外圈损伤(损伤直径 7 mils)、外圈损伤(损伤直径 21 mils)5 种不同故障振动数据进行轴承故障状态分类及诊断。

按照 3.2 节所述步骤首先对故障振动信号进行 EMD 分解(此处以内圈损伤 7 mils 为例),得到 11 个本征模态函数,前 6 个 IMF 分量如图 3 所示;然后分别计算信号 Hilbert 边际谱(图 4)和特征能量函数 $S = 0.634$,固有频率范围阈值 T 的选取由正常状态轴承振动信号噪声水平确定,原则是各状态之间差异最大化;由 FPE 准则确定 AR 模型阶数 $p = 5$,由 U-C 法得到的模型参数 φ_{ik} 及残差方差 δ^2 如表 2 所示。

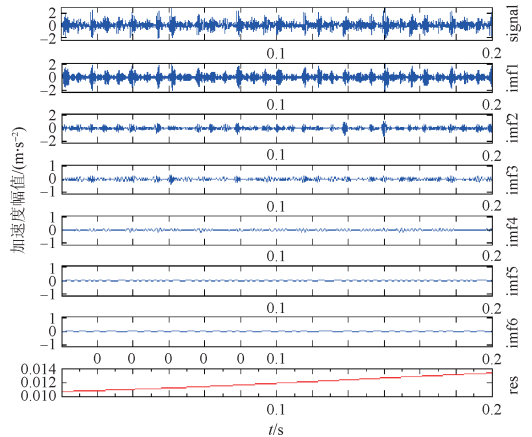


图 3 内圈损伤 7 mils 振动信号 EMD

Fig. 3 EMD for vibration signal of 7 mils inner ring

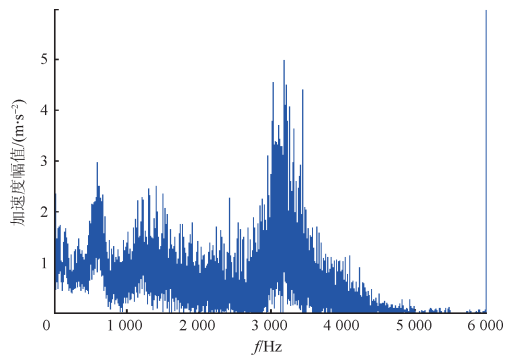


图 4 内圈损伤 7 mils 振动信号边际谱

Fig. 4 Marginal spectrum for vibration signal of 7 mils inner ring

表 2 AR 模型参数

Table 2 AR model parameters

IMF(i)	Ulrych-Clayton					δ^2
	φ_{i1}	φ_{i2}	φ_{i3}	φ_{i4}	φ_{i5}	
1	-0.675	1.653	-1.238	1.561	-0.963	986
2	-1.236	1.956	-1.155	1.663	-1.652	1 530
3	-2.218	2.564	-2.316	2.460	-0.986	96.5
4	-2.298	3.527	-2.679	2.575	-1.137	7.61
5	-3.787	4.631	-4.052	3.966	-1.146	1.33

利用粒子群算法得到 5 种状态下的最优参数 C 及 σ , 建立 BT-SVDD 模型, 将 5 种状态的特征向量矩阵输入训练好的模型。为了得到更加准确的结果, 采用 8 倍交叉验证法得到系统的平均识别精度。在表 3 中给出了内圈损伤 7 mils 下的诊断识别结果及各项参数, 同时给出了两种基于改进的 SVM 方法得到的结果进行对比。通过比较可知, 由于网格法只能按照一定的步长进行搜索, 存在搜索盲点, 基于 IPSO-SVDD 的方法可以全局寻

优, 相比网格搜索法确实能够寻找到更优的参数, 提高识别分类的精度。相比文献[10]的方法, 边际谱较高的分辨率能够提高特征提取的准确性; SVDD 和超球多类 SVM 本质上都是求解 QP (quadratic-programming) 问题, 其优化参数也相同, 因而识别精度相差不大; 采用 AR 模型算法需要估计的参数耗时较多, 因而诊断的平均时间较长, 但准确度也较高。

表 3 几种诊断方法结果比较

Table 3 Results comparison of several diagnosis methods

方法	训练样本	核函数宽度 C	惩罚因子 σ	平均诊断时间/s	识别精度/%
边际谱 + AR 模型 + PSO-SVDD	20	4.56	0.14	69.56	98.8
边际谱 + AR 模型 + 网格法 + SVDD	20	4.20	0.11	90.367	96.2
EEMD + SVD + 改进的超球多类 SVM	-	2.9	0.13	66.506	97.57
EMD + AR + 改进的超球多类 SVM	-	2	0.13	71.313	95.33

6 结论

本文提出了一种基于 Hilbert 边际谱和 IPSO 优化 SVDD 的滚动轴承故障状态诊断方法, 经过仿真及标准轴承振动信号数据集验证, 得到了较理想的效果。

Hilbert 边际谱相比快速傅里叶变换谱分辨率更高, 不会出现能量泄露, 可以更加准确的表征故障信息; AR 模型能够体现系统状态的的结构特性, 表达系统的动态规律, 二者结合可以更加有效的刻画故障特征。

相比传统的网格搜索方法, IPSO 进行智能寻优可以得到更加合适的的关键参数, 可以提高 SVDD 的分类精度和效率。

该方法可以有效的将不同故障位置及故障程度的振动信号识别出来, 是可行的滚动轴承振动信号监测及故障诊断手段, 为提高实用性, 后期可逐步建立不同型号不同故障状态的诊断模型。

参考文献

[1] 贾嵘, 王小宇, 蔡振华, 等. 最小二乘支持向量机回归的 HHT 在水轮发电机组故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(22): 128-133.
JIA R, WANG X Y, CAI ZH H, et al. The Hilbert-Huang transform based on least square support regression machine and its application in the fault diagnosis of hydroelectric generation unit [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(22): 128-133.

[2] 赵鹏, 周云龙, 孙斌. 基于经验模式分解复杂度特征和最小二乘支持向量机的离心泵振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(增刊): 138-144.

ZHAO P, ZHOU Y L, SUN B. Vibration fault diagnosis of centrifugal pump based on empirical mode decomposition complexity feature and least square support vector machine [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(S1): 138-144.

[3] 钟佑明, 秦树人, 汤宝平. 希尔伯特黄变换中边际谱的研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(9): 1323-1326.

ZHONG Y M, QIN SH R, TANG B P. Study on the marginal spectrum in Hilbert Huang transform [J]. Systems Engineering and Electronics, 2004, 26(9): 1323-1326.

[4] 张建业, 张鹏. 飞行数据的时间序列分析方法及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 51-68.

ZHANG J Y, ZHANG P. Time Series Analysis Methods and Application for Flight Data [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 51-68.

[5] 陈如清. 基于改进 MVU 的非线性动态过程故障检测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(9): 2111-2117.

CHEN R Q. Improved MVU based fault detection method for nonlinear and dynamic process [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(9): 2111-2117.

[6] 王力敏, 金敏. 球边界偏移判别结合空间分布聚类的故障诊断 [J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(10): 877-883.

WANG L M, JIN M. Sphere boundary offset discrimination and space distribution clustering for fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26(10): 877-883.

[7] WANG S, YU J, LAPRAE, et al. A modified support vector data description based novelty detection approach for machinery components [J]. Applied Soft Computing,

- 2012,13:1193-1205.
- [8] LIU B, XIAO Y S, CAO L B, et al. SVDD-based outlier detection on uncertain data[J]. Knowledge and Information Systems, 2013, 34(3):597-618.
- [9] NIAZMARDI S, HOMAYOUNI S, SAFARI A. An improved FCM algorithm based on the SVDD for unsupervised hyperspectral data classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2):831-839.
- [10] 潘玉娜, 陈进. 小波包-支持向量数据描述在轴承性能退化评估中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4):164-167.
- PAN Y N, CHEN J. Wavelet package-support vector data description applied in bearing performance degradation assessment[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(4):164-167.
- [11] 吴冕. 基于改进 SVDD 的设备故障诊断及在线监测系统研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2012.
- WU M. Study on on-line monitoring system and method of fault diagnosis based on improved SVDD[D]. Beijing: Beijing University of Post and Telecommunications, 2012.
- [12] 左磊, 侯立刚, 张旺, 等. 基于粒子群-支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(7):1553-1556.
- ZUO L, HOU L G, ZHAN W, et al. Analog circuit fault diagnosis based on particle swarm optimization support vector machine [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(7):1553-1556.
- [13] 孙文柱, 曲建岭, 袁涛, 等. 基于改进 SVDD 的飞参数据新异检测新方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(4):932-939.
- SUN W ZH, QU J L, YUAN T, et al. Flight data novelty detection method based on improved SVDD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(4):932-939.
- [14] 杜文辽, 李安生, 孙旺, 等. 基于蚁群 SVDD 和聚类方法的旋转机械故障诊断[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(9):1440-1444.
- DU W L, LI AN SH, SUN W, et al. Fault diagnosis of rotating mechanism based on ant colony SVDD algorithm and cluster method [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2012, 46(9):1440-1444.
- [15] 袁玲, 杨邦华, 马世伟. 基于 HHT 和 SVM 的运动想象脑电识别[J]. 仪器仪表学报, 2015, 25(7):170-183.
- YUAN L, YANG B H, MA SH W. Discrimination of movement imagery EEG based on HHT and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3):649-654.
- [16] 单剑锋, 汪良伟, 宋晓涛. 基于 HHT 和 SVDD 的模拟电路故障诊断研究[J]. 计算机技术与发展, 2010, 31(3):649-654.
- SHAN J F, WANG L W, SONG X T. Research on analog circuit fault diagnosis based on HHT and SVDD [J]. Computer Technology and Development, 2010, 31(3):649-654.
- [17] DU P J, TAN K, XING X S. A novel binary tree support vector machine for hyperspectral remote sensing image classification [J]. Optics Communications, 2012, 285(13):3054-3060.
- [18] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, Piscataway, IEEE Press, 1998:69-73.
- [19] 邢红杰, 赵浩鑫. 基于模拟退火的 SVDD 特征提取和参数选择[J]. 计算机科学, 2013, 40(1):302-305.
- XING H J, ZHAO H X. Feature extraction and parameter selection of SVDD using simulated annealing approach[J]. Computer Science, 2013, 40(1):302-305.

作者简介



高峰, 2005 年于空军工程大学获得工学硕士学位, 现为海军航空工程学院青岛校区副教授, 主要研究方向为仪器仪表、信号处理、故障诊断等。

E-mail: gaofeng_qingdao@tom.com

Gao Feng received M. Sc. from Air Force Engineering University in 2005. Now, she is an associate professor in Qingdao Branch of Naval Aeronautical Engineering Institute. Her current research interest includes instrumentation, signal procession and fault diagnosis.



申江江, 2016 年于海军航空工程学院获得工学硕士学位, 现为海军航空工程学院航空训练基地助理讲师, 主要研究方向为仪器科学与技术。

E-mail: learn_sjj@21cn.com

Shen Jiangjiang received M. Sc. from Naval Aeronautical Engineering Institute in 2016. Now he is assistant lecturer in Training Base of Naval Aeronautical Engineering Institute. His main research interest includes instruments technology.