

DOI:10.16356/j.1005-2615.2019.05.016

基于 ELMD 与改进 SMSVM 的机械故障诊断方法

任世锦¹ 潘剑寒¹ 李新玉² 徐桂云² 巩 固¹

(1. 江苏师范大学计算机学院, 徐州, 221116; 2. 中国矿业大学机电工程学院, 徐州, 221116)

摘要: 机械振动信号携带大量重要的机械状态信息, 然而机械故障振动信号在复杂工作状态下通常呈现非平稳、非线性特性。因此, 从振动信号抽取和选择有效的机械故障特征、提高故障识别性能, 成为机械故障诊断研究的热点。针对上述问题, 本文提出了基于集成局部均值分解(Ensemble local means decomposition, ELMD)与改进的稀疏多尺度支持向量机(Sparse multiscale support vector machine, SMSVM)的机械故障诊断方法。该方法首先使用自适应非线性、非平稳信号处理方法 ELMD 把多模态调制故障信号分解成为多个单模态解调信号, 有效地增强了故障特征。把压缩感知和多尺度分析技术融合于故障模式分类中, 提出改进 SMSVM 旋转机械故障识别方法, 提高多类机械微弱故障数据模式识别性能。该方法融合稀疏表示、多尺度分析和 SVM 的优点, 无需求解复杂的优化问题, 易于推广至更多尺度 SVM, 具有计算量少、泛化性与鲁棒性好、物理意义明显等优点。人工数据和实验设备数据验证了本文算法的优越性。

关键词: 集成局部均值分解; 稀疏表示; 机械故障诊断; 多尺度支持向量机

中图分类号: TP16 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2019)05-0693-11

Novel Machinery Fault Diagnosis Approach via ELMD and Improved SMSVM

REN Shijin¹, PAN Jianhan¹, LI Xinyu², XU Guiyun², GONG Gu¹

(1. School of Computer Science & Technology, Jiangsu Normal University, Xuzhou, 221116, China;

2. School of Mechatronic Engineering, China University of Mining & Technology, Xuzhou, 221116, China)

Abstract: Vibration signal contains a large amount of valuable information of machinery working conditions, and faulty vibration signal is generally nonlinear and non-stationary under complex conditions. It is a big challenge to extract effective fault feature and identify faults from vibration signal. A novel machinery fault diagnosis approach via the ensemble local means decomposition (ELMD) and the improved sparse multiscale support vector machine (SMSVM) is proposed in this work. ELMD, adaptive nonlinear and nonstationary signal processing approach, is performed to decompose the multiple modulated faulty components into demodulated mono-components, thus effectively enhancing the faulty features. Improved SMSVM coupled with multiscale analysis and compressive sensing is developed for machinery fault pattern recognition, thus enhancing the performance of multiclass incipient fault identification. The proposed algorithm inherits the merits of sparse representation, multiscale analysis and SVM, and can be generalized to multiclass problem with moderate computation complexity, with better robustness and generalization. The efficiency and effectiveness of the proposed method is validated by synthesis data and experimental data.

Key words: ensemble local means decomposition (ELMD); sparse representation; machinery fault diagnosis; multiscale support vector machine

基金项目: 国家自然科学基金(61703187)资助项目。

收稿日期: 2018-05-10; **修订日期:** 2018-07-15

通信作者: 任世锦, 男, 博士, 副教授, E-mail: sjren_phd@163.com。

引用格式: 任世锦, 潘剑寒, 李新玉, 等. 基于 ELMD 与改进 SMSVM 的机械故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(5): 693-703. REN Shijin, PAN Jianhan, LI Xinyu, et al. Novel Machinery Fault Diagnosis Approach via ELMD and Improved SMSVM[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2019, 51(5): 693-703.

旋转机械作为大型装备重要的组成部分,其失效或者发生故障将会对装备安全运行和效能发挥造成重大影响。因此,旋转机械故障监测和诊断对于保障装备安全运行和人员生命安全具有重要意义。振动信号含有丰富的机械设备状态信息,基于振动信号的旋转机械状态监测和故障诊断方法已经成为研究的主要方面。由于机械工作环境恶劣、生产负荷和旋转速度时变性、设备零部件耦合以及故障冲击等特点,振动信号往往表现出很强非平稳、非线性、信号调制和强背景噪声特征,对故障敏感特征抽取和故障诊断带来了严重的挑战^[1-4]。

近年来,随着机器学习、信号处理以及人工智能的快速发展,融合先进信号处理算法和机器学习方法的机械故障诊断研究引起了人们广泛的重视^[4-9]。这类方法实现过程主要由信号处理特征抽取、维数约简和故障模式识别组成,而从复杂、非线性、非平稳含噪振动信号抽取故障敏感特征是故障诊断的关键。时频分析方法是一种常用、有效的振动信号处理分析工具,典型算法有短时傅里叶变换(Short time Fourier transform, STFT)、稀疏表示、魏格纳分布(Wigner-Ville distribution, WVD)、小波变换(Wavelet transformation, WT)、经验模式分解(Empirical mode decomposition, EMD)、局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)等^[5-6,10-11]。稀疏表示方法需要事先确定合适的过完备原子库,其性能还受到分解算法的影响。WVD性能受到交叉项的影响,限制了其应用范围。WT需要使用事先确定小波基函数和尺度因子把信号分解到多个频带上。STFT窗口函数长度和形状独立于信号频率,具有固定的时域和频域采样间隔,因而不适合非平稳信号分析。作为一种新的自适应多尺度时频分析方法,EMD性能往往受到模式混淆和端点效应的影响。

旋转机械(比如转子,轴承或齿轮)产生故障时会产生高频冲击信号,测量故障信号往往具有典型的幅值和频率调制特性,导致故障特征被掩盖。由于这两种成分在时域中为相乘关系,其频域调制的傅里叶变换涉及扩展贝塞尔函数,频谱结构非常复杂。LMD具有很强的信号解调分析能力,能够把复杂信号分解为多个简单的乘积信号(Product functions, PFs)。与EMD相比,LMD无需使用Hilbert变换即可得到瞬态幅值和频率,不使用插值策略拟合上下包络。因此LMD不仅克服了EMD本身存在的问题,而且有用信息更加集中在少数成分中,非常适合非线性、非平稳信号分析,能够提高旋转机械信号故障诊断的性能^[11-14]。然而,LMD仍然存在受到端点效应影响导致分解结果失

真而无法解释的问题。为消除LMD端点效应问题,文献[14]提出一种对原始信号左右两端进行自然扩展并保持信号趋势不变的LMD积分扩展(Integral extension of LMD, IELM)算法。受EEMD启发,文献[15]提出集成LMD(Ensemble LMD, ELMD)算法。ELMD方法首先把多个有限幅值白噪声加到原始信号中,然后使用LMD分别把这些加噪信号分解为PFs集,并对每次实验PFs进行集成平均得到最终PFs。需要指出的是,对含噪原始振动信号,由ELMD得到含有感兴趣PFs仍会存在噪声。为抑制感兴趣PFs噪声,文献[11]根据Kurtosis指标选取由ELMD算法求取的PFs,并使用快速Kurtgram确定最优带宽对选取PFs进行滤波突出机械故障特征;鉴于多尺度熵(Multiscale entropy, ME)具有处理非线性信号以及抗噪和抗干扰优点,文献[6]使用ME指标抽取不同尺度PFs的特征参数,较好地突出复杂故障特征。

近年来,融合压缩感知技术和机器学习算法逐渐成为机械健康和故障监测领域研究方向^[16-26]。为解决因复杂机械设备工作工况和工作环境导致振动信号故障特征抽取问题,一些学者基于高效字典学习以及超完备字典构造算法提出振动信号去噪、故障特征自适应抽取算法^[18-21]。为提高机械故障辨识的准确性,涌现出大量关于压缩感知算法理论、压缩感知理论提高现有机器学习方法性能以及故障诊断性能的成果。比如,使用稀疏表示理论提高分类性能^[27-28]、使用压缩感知技术提高现有机器学习算法性能等^[23,29]、相关压缩感知理论研究^[30-31]、稀疏分解的多分量信号分离以及复合故障特征分离方法^[30-32]。

目前,大量的机器学习算法已经成功应用于机械故障诊断领域^[5,7,34-36],其中,支持向量机(Support vector machine, SVM)以其较好的推广性能、解决小样本问题、良好的非线性逼近性能以及计算量与样本输入维数无关等优点受到人们极大的重视和广泛应用^[6,19,34,37]。针对复杂工作状态下振动信号的复杂特性以及故障难以识别问题,本文提出了ELMD与改进的稀疏多尺度SVM(Sparse multi-scale SVM, SMSVM)结合的机械故障诊断方法。ELMD把去噪调制信号分解为多个单模态解调成分(PFs),消除传统LMD中模式混淆问题以及PFs含有噪声问题,突出故障信号特征;充分利用多尺度分析刻画非线性复杂数据结构能力、SVM以及稀疏表示优点,提出了改进SMSVM多分类算法,很好地解决了多类微弱故障数据分布复杂导致难以故障识别准确率不高的问题。

1 集成局部均值分解

LMD 能够把复杂调制信号分解到一系列包络信号与纯频率调制信号乘积函数。LMD 实现了 AM-FM 信号的解调,PFs 的瞬时频率和幅值能够较好地描述原始信号复杂时频分布。对给定信号 $x(t)$,LMD 算法过程如下:

(1) 确定原始信号 $x(t)$ 的所有局部极值点 n_i , 计算相邻局部极值点 n_i 与 n_{i+1} 的平均值 $m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2}$ 并使用直线连接起来,计算相应包络 $a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2}$ 。然后使用滑动平均法分别对所有 m_i 和 a_i 平滑估计局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

(2) 从信号 $x(t)$ 中分离出局部均值函数 $m_{11}(t)$,可得残差 $h_{11}(t)$

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (1)$$

使用式(2)对残差信号 $h_{11}(t)$ 进行解调,即

$$s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \quad (2)$$

(3) 判断解调信号是否为纯调频信号。如果包络函数 $a_{12}(t)$ 满足条件 $|a_{12}(t) - 1| \leq \delta$, 那么 $s_{11}(t)$ 为纯调频信号,这里 δ 为事先设定的阈值。如果 $a_{12}(t)$ 不满足上述条件,重复步骤(1)和(2),将 $s_{11}(t)$ 继续分解直至 $s_{1n}(t)$ 成为满足 $-1 \leq s_{1n}(t) \leq 1$ 的纯调频信号,即 $s_{1n}(t)$ 的包络满足 $|a_{1(n+1)}(t) - 1| \leq \delta$ 。相关的残差信号 $h_{1i}(t)$ 和纯调频信号 $s_{1i}(t)$ 可以通过式(3)求取

$$\begin{aligned} h_{11}(t) &= x(t) - m_{11}(t) \\ s_{1i}(t) &= h_{1i}(t) / a_{1i}(t) \end{aligned} \quad (3)$$

$$h_{1(i+1)}(t) = s_{1i}(t) - m_{1(i+1)}(t) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

(4) 计算瞬时幅值函数 $a_1(t)$

$$a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (4)$$

根据纯调频函数式(3)和瞬时幅值信号式(4)计算乘积函数 $PF_1(t)$

$$PF_1(t) = a_1(t) s_{1n}(t) \quad (5)$$

这里, $PF_1(t)$ 是一个单成分 AM-FM 信号,包含原始信号的最高频率振荡信号。由式(5)可计算该成分的瞬时频率为

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d(\arccos s_{1n}(t))}{dt} \quad (6)$$

根据式(4)和式(6)很容易求取调频分量 $PF_1(t)$ 的瞬时幅值和瞬时频率。

(5) 从原始信号 $x(t)$ 减去 $PF_1(t)$ 得

$$u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \quad (7)$$

将 $u_1(t)$ 作为原始信号重复步骤(1)至(4)求取单成分 AM-FM 信号 $PF_2(t)$, 然后对信号 $u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t)$ 作为原始信号重复步骤(1)至(4)求取单成分 AM-FM 信号 $PF_3(t)$ 。以此类推,经过 K 次循环,直至 $u_K(t) = u_{K-1}(t) - PF_K(t)$ 成为单调函数时停止算法。这样,原始信号 $x(t)$ 可表示为 K 个单分量 PF 与一个单调函数 $u_K(t)$ 之和,即

$$x(t) = \sum_{p=1}^K PF_p(t) + u_K(t) \quad (8)$$

这样复杂信号的时频分布可以由所有 PF 成分的瞬时幅值和频率描述。综合以上所述,图 1 给出了 LMD 算法的实现流程。

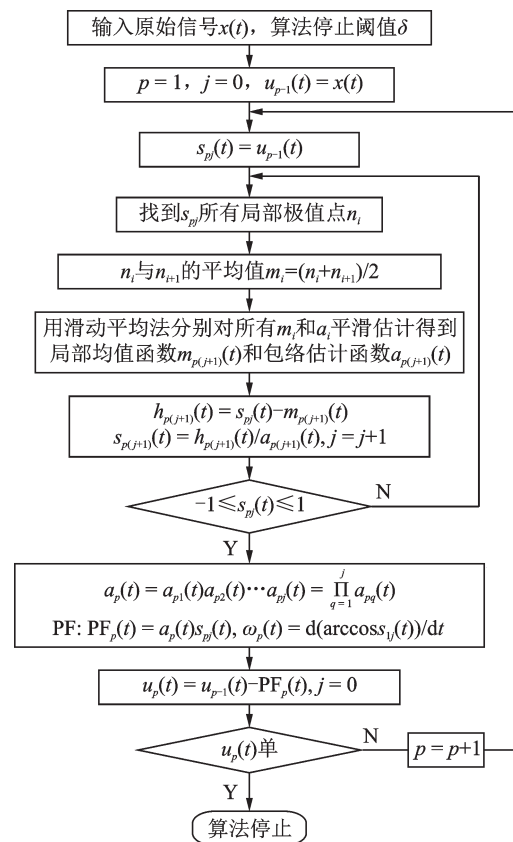


图 1 LMD 算法实现图
Fig.1 Flow chart of LMD

针对 LMD 存在的模式混淆问题,借鉴 EEMD 思想,ELMD 首先对原始信号施加多个不同幅度白噪声信号;然后使用 LMD 对这些含噪信号分解到多个调频成分;最后计算相应尺度上调频成分的均值作为最终 PFs。ELMD 算法实现方法如图 2 所示。

2 改进的稀疏多尺度支持向量机

目前基于压缩感知的 SVM 算法主要集中在紧凑字典学习和模型系数的稀疏编码研究,比如, Liu^[38]提出一种基于 SVM 最大边界分类与稀疏编

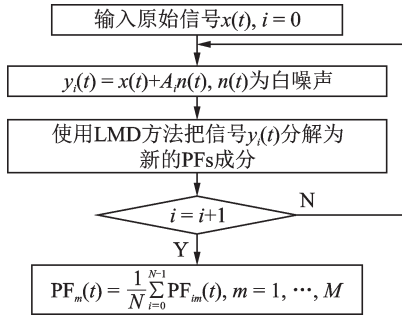


图2 ELMD算法实现图

Fig.2 Flow chart of ELMD

码理论的最大边界稀疏编码方法, Yang等^[39]把核矩阵作为字典, 使用压缩理论对模型系数进行稀疏化处理, 提高SVM泛化性能。受到多尺度分析和文献[40]的启发, 文献[29]提出通过凸优化问题求取两个尺度上的最小二乘SVM(Least square SVM, LSSVM)最优解, 然后使用稀疏表示方法对多尺度LSSVM系数进行稀疏编码的稀疏性, 该方法称为SMSVM。SMSVM融合多尺度分析和压缩感知技术, 是解决大规模稀疏复杂非线性数据结构建模的有效途径。由于多尺度LSSVM字典规模大 $((N+1)s \times (N+1)s$, s 为尺度的数量)、冗余度高, SMSVM计算量随着尺度数量增加而急剧增加, 不容易推广至更多尺度SVM。针对上述问题, 本文提出了改进SMSVM回归算法, 然后给出其对应的多分类模型。

2.1 改进SMSVM回归算法

假定需要构建 S 个尺度LSSVM回归模型, 首先根据样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ 建立基于小波核函数的SVM回归模型 $f_1(x) = \alpha_1^T k_x^1 + b$, 其中, 小波核函数的尺度为 s_1 , α_1 为SVM模型系数向量, $k_x^1 = [k_1(x, x_1), k_1(x, x_2), \dots, k_1(x, x_N)]^T$, $k_1(x, x_N)$ 为核函数。令 $y_i^1 = y_i - \alpha_1^T k_x^1$, 对样本集 $\{(x_i, y_i^{(1)})\}_{i=1}^N$ 建立SVM回归模型 $f_2(x) = \alpha_2^T k_x^2 + b$, 设该小波核函数的尺度为 s_2 , $k_x^2 = [k_2(x, x_1), k_2(x, x_2), \dots, k_2(x, x_N)]^T$ 。类似上述方法, 令 $y_i^{(2)} = y_i^{(1)} - \alpha_2^T k_x^2$, 然后对样本集 $\{(x_i, y_i^{(2)})\}_{i=1}^N$ 在尺度 s_3 建立SVM回归模型 $f_3(x) = \alpha_3^T k_x^3 + b$ 。依次类推, 分别在尺度 s_t 建立SVM回归模型, 其对应的模型系数为 α_t 和 b , $t = 3, 4, \dots, S$ 。根据上述训练结果, S 尺度SVM回归模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^S k_x^i \alpha_i + b \quad (9)$$

$$\text{令 } \Psi = [\alpha_1^T, \dots, \alpha_S^T, b]^T, \Phi = [K^1, \dots, K^S, I_{N \times 1}],$$

$Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$, $f = [f(x_1), \dots, f(x_N)]^T$, 那么回归模型可写为如下形式

$$Y = f + \epsilon = \Phi \Psi + \epsilon \quad (10)$$

式中 ϵ 为噪声。为了消除式(10)所示模型中的系数冗余性, 提高模型的鲁棒性, 降低不重要样本对模型泛化性能的影响, 本文使用如下的优化问题获取 Ψ 的最优稀疏解, 即

$$\operatorname{argmin} \|\Psi\|_1 \quad (11)$$

$$\text{s.t. } \|Y - \Phi \Psi\|_2 \leq \delta$$

求解上述优化问题方法很多, 比如OMP、ADMM等。当 $S=2$ 时, 对相同的样本集, 如果该算法的小波核函数尺度参数与文献[29]多尺度SVM小波核函数参数取值相同, 本文提出新的稀疏多尺度SVM算法与现有多尺度SVM算法取得相同的结果。新方法无须求解复杂的优化问题, 选择最优SVM模型参数的计算量不高, 易于推广至更多尺度SVM, 因而能够更好地逼近复杂非系统。

在计算过程中, 本文算法存储量只需 $(N+1)^2 + 2N$, 计算复杂度为 $o(N^3)$; 而文献[29]提出算法存储量需要 $(2N+1)^2 + 2N$, 矩阵求逆导致的计算复杂度为 $o(8N^3)$ 。两种算法求取稀疏系数的计算复杂度相同。另外, 考虑到模型参数寻优问题, 本文算法参数空间为2维, 而文献[29]所提算法的搜索空间为4维, 本文算法寻找最优模型参数的计算量也远远小于后者。综合以上分析, 本文提出的改进SMSVM算法能够以较少的计算量在更多尺度上逼近系统, 比文献[29]所提算法具有更大的优越性。

以 $f(x) = 15(x^2 - 1)^2 x^4 e^{-x} + \epsilon$ 为例说明常规LSSVM与稀疏LSSVM的性能, 其中 ϵ 是均值为0、标准方差为0.1的白噪声。典型的核函数有多项式核函数、RBF核函数。墨西哥帽母小波 $\psi(x, b) = (d - \|x - b\|^2 / a^2) \exp(-\|x - b\|^2 / (2a^2))$ 函数满足Mercer条件, 也称为径向基小波核函数。径向基小波核函数具有平移不变性和良好的局部表示, 其参数具有明确的物理意义, 适合复杂的非线性数据描述, 因此本文使用该函数作为LSSVM核函数。核函数参数与惩罚因子也直接影响LSSVM的性能。目前主要有根据先验知识、留一法(Leave one out, LOO)、智能优化算法确定最优SVM模型参数。随机选取50个样本作为训练数据, 10个样本作为测试数据, 使用LSSVM和稀疏LSSVM表示后的结果如图3(a)所示, 稀疏化系数与LSSVM原始系数比较如图3(b)所示。以归一

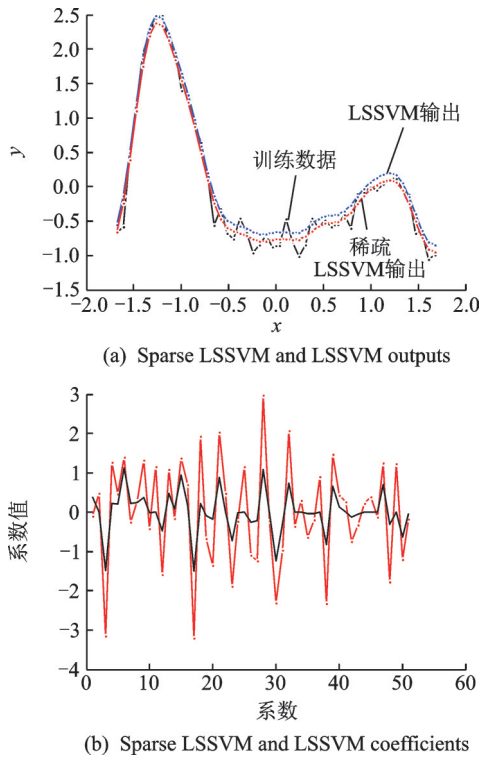


图 3 稀疏LSSVM与LSSVM比较

Fig.3 Comparisons of sparse LSSVM with LSSVM

化均方误差 (Normalized mean square error, NMSE)作为算法性能评价指标。

$$NMSE = 10 \lg \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\|y(n) - \hat{y}(n)\|_2^2}{\|y(n)\|_2^2} \right)$$

式中: $\hat{y}(n)$ 为模型输出估计值, $y(n)$ 为系统真实值。NMSE 一般为负值, 其值越小表示模型逼近性能越高。LSSVM 与稀疏 LSSVM 的 NMSE 指标分别为 -37.65 和 -41.23, 显然具有稀疏化系数的 LSSVM 精度要优于 LSSVM 回归精度, 从图中也可以看出系数 LSSVM 模型性能更优。

为了说明本文多尺度 LSSVM 建模方法的有效性, 本文选取如下两尺度的混合函数

$$f(x) = \frac{1}{0.3\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-2)^2}{2 \times 0.3^2}\right) + \frac{1}{1.2\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-7)^2}{2 \times 1.2^2}\right)$$

输入数据在 [0, 10] 区间均匀采样生成 100 个样本作为训练样本, 其余部分为测试样本。训练样本加入均值为 0、标准差为 0.05 高斯噪声, 测试样本不加噪声。惩罚参数 γ_1, γ_2 从 [10, 20, ..., 120] 中选取, 小波核参数从 [0.1, 0.5, ..., 5] 中选取, 通过 LOO 方法获得最优模型参数。使用文献 [29] 给出的基于压缩感知的 2 尺度小波 LSSVM 算法给出的参数计算模型输出; 然后使用本文建模方法计算

模型输出, 结果如图 4 所示。本文方法与文献 [29] 提出方法的 NMSE 计算结果分别为 -46.73 和 -46.68。从上可以看出, 这两种方法性能非常接近。

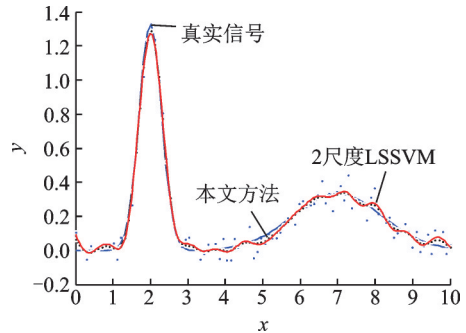


图 4 基于 SMSVM 与改进 SMSVM 比较

Fig.4 Comparison of SMSVM and the improved SMSVM

机械故障识别中需要对多类样本数据进行分类。对一些微弱故障而言, 这些微弱故障特征与正常状态特征区分并不明显, 正常样本数据与微弱故障样本数据难以准确区分。因此, 多类机械状态样本数据集具有较强的非线性分布特性, 需要构建合适多类分类器进行辨识机械状态。

2.2 改进 SMSVM 的多分类算法

首先分析 LSSVM 多分类算法, 然后给出 SMSVM 多分类建模方法。假定给出样本集 $\{(x_i, y_i^1)\}_{i=1}^N$, LSSVM 分类与回归函数均为如下形式

$$y = \mathbf{w}^T \phi(x) + b \quad (12)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 为高维特征映射; b 为偏移量。LSSVM 回归模型的优化问题均为如下形式

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 \\ \text{s.t. } e_i = y_i - \mathbf{w}^T \phi(x_i) - b \quad i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (13)$$

式中 γ 为惩罚因子。当 $y_i \in \{-1, 1\}$ 时, 上述优化问题的约束条件等价于如下形式

$$e_i = 1 - y_i (\mathbf{w}^T \phi(x_i) - b) \quad (14)$$

LSSVM 回归模型的系数由式 (15) 求出

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}_{N \times 1} \\ \mathbf{I}_{N \times 1} & \mathbf{K} + \mathbf{I}_{N \times N} / \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y}_N \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中 $(\mathbf{K})_{ij} = k(x_i, x_j)$ 为核函数。相应的回归模型为

$$y = \sum_{i=1}^N a_i k(x, x_i) + b \quad (16)$$

LSSVM 分类模型的系数由式 (17) 求出

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{y}^T \\ \mathbf{y} & \boldsymbol{\Omega} + \mathbf{I}_{N \times N} / \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中 $(\boldsymbol{\Omega})_{ij} = y_i y_j k(x_i, x_j)$, 相应的分类函数为

$$y = \sum_{j=1}^N \beta_j y_j k(x, x_j) + b \quad (18)$$

很显然, 对 $y_i \in \{+1, -1\}$, $a_i = y_i \beta_i$, 即上面两式完全等价。换句话说, 对两分类问题, LSSVM 分类模型与回归建模方法本质上相同, 因此可以使用 LSSVM 回归方法解决分类问题。

假设有 L 类数据样本 $\{(x_i, z_i)\}_{i=1}^N$, $z_i = [z_i^1, z_i^2, \dots, z_i^L] \in \mathbb{R}^L$ 为样本标签, $z_i^l \in \{1, 2, \dots, L\}$ 。使用 $C = \lceil \log_2 L \rceil$ 位二进制 $\{-1, 1\}$ 对样本类标签进行编码。那么数据样本 (x_i, z_i) 转化为 (x_i, y_i) , 其中, $y_i \in \mathbb{R}^C$, $y_i = [y_i^1, y_i^2, \dots, y_i^C] \in \mathbb{R}^C$, $y_i^c \in \{1, -1\}$ 。只需使用 C 个 LSSVM 模型的输出即可对 L 类数据进行分类^[41]。基于“all together”原理的多类 LSSVM 模型等价于使用 C 个 LSSVM 分别对 C 类样本集 $(x_i, y_i^c) (c=1, 2, \dots, C, i=1, 2, \dots, N)$ 进行建模。基于 LSSVM 回归的多分类 LSSVM 模型的优化问题如下

$$\begin{cases} \min_{\boldsymbol{w}_c, b_c, \alpha_i^c, e_i^c} \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \boldsymbol{w}_c^T \boldsymbol{w}_c + \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \gamma_c \sum_{i=1}^N (e_i^c)^2 \\ \text{s.t. } y_i^c = \boldsymbol{w}_c^T \boldsymbol{\phi}_c(x_i) + b_c + e_i^c \\ i = 1, 2, \dots, N; c = 1, 2, \dots, C \end{cases} \quad (19)$$

定义式(19)相应的 Lagrange 函数

$$L(\boldsymbol{w}_c, b_c, \alpha_i^c, e_i^c) = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \boldsymbol{w}_c^T \boldsymbol{w}_c + \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \gamma_c \sum_{i=1}^N (e_i^c)^2 + \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^N \alpha_i^c (y_i^c - \boldsymbol{w}_c^T \boldsymbol{\phi}_c(x_i) - b_c - e_i^c) \quad (20)$$

根据 KKT 条件, 对 $\boldsymbol{w}_c, b_c, \alpha_i^c, e_i^c (i=1, 2, \dots, N, c=1, 2, \dots, C)$ 求导并等于 0, 可得

$$\frac{\delta L}{\delta \boldsymbol{w}_c} = 0 \Rightarrow \boldsymbol{w}_c = \alpha_i^c \boldsymbol{\phi}_c(x_i) \quad (21)$$

$$\frac{\delta L}{\delta b_c} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i^c = 0 \quad (22)$$

$$\frac{\delta L}{\delta \alpha_i^c} = 0 \Rightarrow y_i^c = \boldsymbol{w}_c^T \boldsymbol{\phi}_c(x_i) + b_c + e_i^c \quad (23)$$

$$\frac{\delta L}{\delta e_i^c} = 0 \Rightarrow \gamma_c e_i^c = \alpha_i^c \quad (24)$$

消去方程组(21)–(24)中的 α_i^c, e_i^c , 有

$$y_i^c = \sum_{j=1}^N \alpha_j^c k_c(x_i, x_j) + b_c + \frac{1}{\gamma} \alpha_i^c \quad (25)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i^c = 0 \quad (26)$$

令 $\boldsymbol{\alpha}_c = [\alpha_1^c, \alpha_2^c, \dots, \alpha_N^c]^T$, $\boldsymbol{y}^c = [y_1^c, y_2^c, \dots, y_N^c]^T$, $\boldsymbol{K}_c = [k_c(x_i, x_j)]_{i,j=1}^N$, $\boldsymbol{I}_{N \times 1}$ 为元素全为 1 的列向

量, 多类 LSSVM 模型最优解 b_c 和 $\boldsymbol{\alpha}^c$ 通过求解式(27)线性方程组得到

$$\begin{bmatrix} 0 & \boldsymbol{I}_{N \times 1}^T \\ \boldsymbol{I}_{N \times 1} & \boldsymbol{K}_c + \boldsymbol{I}_{N \times N} / \gamma_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_c \\ \boldsymbol{\alpha}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{y}^c \end{bmatrix} \quad c = 1, 2, \dots, C \quad (27)$$

从上面可以看出, 多分类 LSSVM 模型相当于由 C 个独立 LSSVM 回归模型组成, 每个 LSSVM 回归模型性能均直接影响多分类模型性能。因此, 提高每个独立 LSSVM 回归模型性能是增强多分类 LSSVM 模型性能的有效方法。把式(27)所示的 C 个方程组归结为一个线性方程组, 则最优解可由式(28)线性方程组求出

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{0}_{C \times C} & \boldsymbol{\Pi}^T \\ \boldsymbol{\Pi} & \boldsymbol{K} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{0}_{C \times 1} \\ \boldsymbol{y} \end{bmatrix} \quad (28)$$

式中: $\boldsymbol{0}_{C \times C}$ 为 $C \times C$ 的零矩阵, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1^T, \alpha_2^T, \dots, \alpha_C^T]^T$, $\boldsymbol{b} = [b_1, b_2, \dots, b_C]^T$, $\boldsymbol{0}_{C \times 1}$ 为元素全为 0 的列向量, $\boldsymbol{y} = [(y^1)^T, \dots, (y^C)^T]^T$, $\boldsymbol{K} = \text{block diag}\{K^{(1)}, \dots, K^{(C)}\}_{NC \times NC}$, $K^{(c)} = K_c +$

$\boldsymbol{I}_{N \times N} / \gamma_c$, $\boldsymbol{\Pi} = \text{block diag}\{[\boldsymbol{I}_{N \times 1}, \dots, \boldsymbol{I}_{N \times 1}]\}_{NC \times C}$ 。从压缩感知的角度来看, 式(28)最左面矩阵可以看作词典, $[\boldsymbol{b}^T, \boldsymbol{\alpha}^T]^T$ 看作系数, 这样模型的输出值可以看作原子的线性组合。

受基于 LSSVM 回归的多分类算法原理启发, 利用改进 SMSVM 回归算法原理, 提出了改进 SMSVM 多分类算法。首先把多类样本集转化为编码后样本 $\{(x_i, y_i^c)\}_{i=1}^N, c=1, 2, \dots, C$, 然后使用新算法分别建立 C 个 SVM 回归模型。

设 C 个 SVM 回归模型对应的词典和系数为 $\boldsymbol{\Phi}_c$ 和 $\boldsymbol{\Psi}_c$, 样本标签矩阵为 $\boldsymbol{Y} = [\boldsymbol{y}_1, \boldsymbol{y}_2, \dots, \boldsymbol{y}_C] \in \mathbb{R}^{N \times C}$, 基于压缩感知原理, 通过求解式(29)优化问题求取最优稀疏模型系数降低模型之间的相关性, 从而提高 SVM 多分类模型泛化性能。

$$\underset{\boldsymbol{A}}{\text{argmin}} \|\boldsymbol{A}\|_1 + \delta \|\boldsymbol{\Omega} \boldsymbol{A} - \boldsymbol{Y}\|_F^2 \quad (29)$$

式中: $\boldsymbol{\Omega} = [\boldsymbol{\Phi}_1, \dots, \boldsymbol{\Phi}_C]$, $\boldsymbol{A} = \text{blockdiag}\{\boldsymbol{\Psi}_1, \boldsymbol{\Psi}_2, \dots, \boldsymbol{\Psi}_C\}$, δ 为正则化因子。求解上述优化问题可以得到每个尺度上 SVM 模型的稀疏系数, 降低 SVM 模型之间的相关性, 提高 SMSVM 多分类模型泛化性能。

对给定一个新样本, 分别计算每个 SVM 回归模型的输出 y_c , 并对之进行二进制编码, 即

$$y'_c = \begin{cases} 1 & y_c > 0 \\ -1 & \text{其他} \end{cases}$$

然后根据 $[y'_1, y'_2, \dots, y'_c]$ 确定该样本对应的数据类别标签。

综合以上所示,图 5 给出基于本文算法的故障诊断流程。算法分为训练阶段和测试阶段。

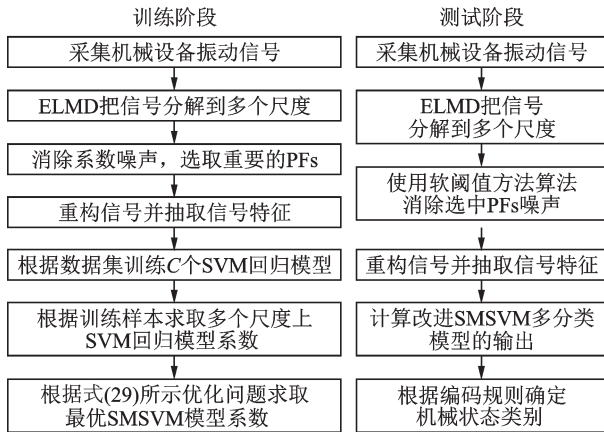


图 5 基于本文算法的机械故障诊断流程图

Fig.5 Flow chart of the proposed algorithm for machinery fault diagnosis

3 仿真实验

本文以煤矿提升机为对象研究本文算法的有效性。由于很难采集多种提升机故障信号,且很难使用现场监测系统数据进行算法研究,因此本文对能够比较真实模拟提升机工作状态的实验平台采集的振动信号进行研究。实验平台可以采集分析不同状态下齿轮、轴承的振动信号,并使用上文方法对信号进行处理及故障识别。

该实验装置的机械系统如图 6 所示,实验台的布局及零部件的编号如图 7 所示。实验台主要包括电动机、齿轮减速器、磁粉制动器、振动传感器、数据采集系统等。正常状态时读取安装在 4# 轴承处振动传感器的波形。旋转机械实验装置的机械系统是通过电源为电动机提供能力来源,来驱动齿轮减速器和负载。电机、减速器与磁粉制动器均通过刚性连接固定在刚性底座上,利用磁粉制动器模拟机械负载。其中,磁粉制动器是通过调节电压的

大小来对负载情况进行调节,其负载与电压成线性关系。JZQ200 型齿轮箱零部件参数如表 1 所示。

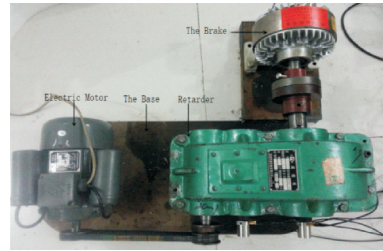


图 6 实验台机械系统

Fig.6 Machinery system of test platform

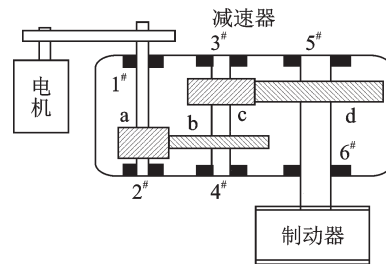


图 7 实验台布局及零部件编号

Fig.7 Layout of test platform and components number

表 1 JZQ200 型齿轮箱零部件参数

Tab. 1 Components specification of JZQ200 gearbox

轴承编号	轴承型号	轴承内径/mm	轴承外径/mm	滚珠数目
1#, 2#, 3# 和 4#	6305	25	62	7
5# 和 6#	6209	45	85	10
齿轮编号	a	b	c	d
齿数	20	79	16	83

实验重点研究的故障包括齿轮 b 断齿、4# 轴承内圈缺陷、4# 轴承外圈缺陷等。图 8 分别为断齿、内圈故障、外圈故障图。在采样频率为 4 kHz, 转速为 1 420 r/min 的条件下, 随机选取正常、断齿、轴承内圈故障、轴承外圈故障 4 种状态下的振动信号各 30 组, 每组共 1 024 个点。齿轮箱各种状态的原始波形如图 9 所示。

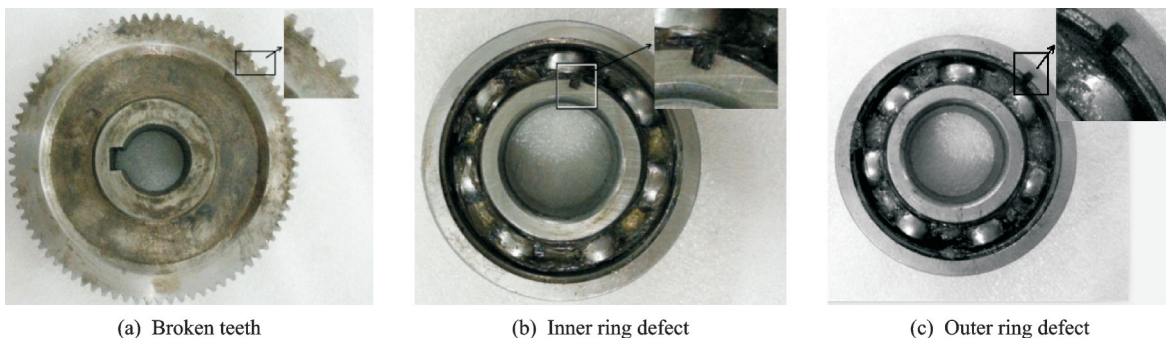


图 8 4# 轴承的故障图

Fig.8 Fault images of 4# rolling bearing

利用ELMD算法程序对振动信号进行分解,得到正常信号、断齿信号、轴承内圈故障信号、轴承外圈故障信号的PFs(图9—12)。

对分解的PFs分别抽取时域特征、频域特征以及信息熵^[8,42-43]。时域特征、频域特征如表2所示。

除了上述抽取的特征外,振动信号的复杂度和各个频段上能量分布能够在一定程度上反映振动信号的规则程度以及特征^[43],因此从PFs中抽取信息熵特征作为机械故障诊断的判断依据。下面给出3种信息熵的计算方法。

(1) 乘积函数奇异熵

注意到工业过程数据的奇异值具有较强的鲁棒性,能够表征过程状态^[44],因此本文引入由PFs的奇异值生成乘积函数奇异熵(Product function singular entropy, PFSE)特征到机械故障诊断中。

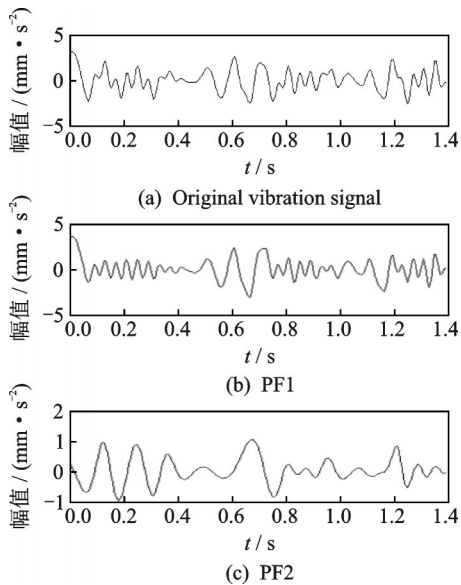


图9 正常信号ELMD分解

Fig.9 ELMD decomposition of normal signal

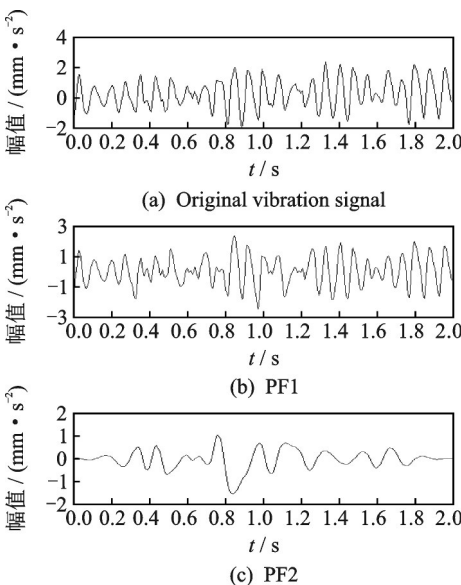


图10 断齿故障信号ELMD分解

Fig.10 ELMD decomposition of broken teeth signal

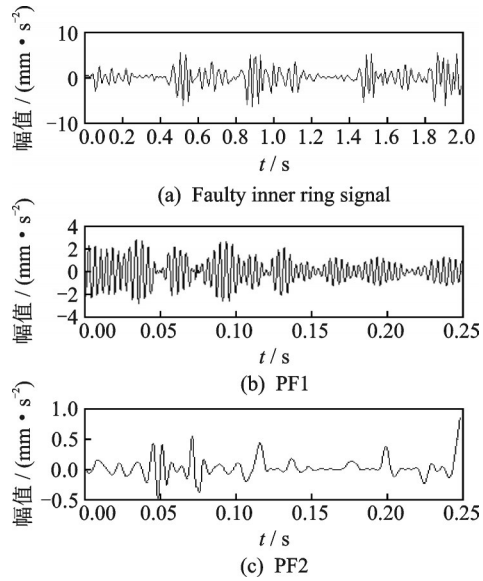


图11 轴承内圈故障信号ELMD分解

Fig.11 ELMD decomposition of faulty inner ring signal

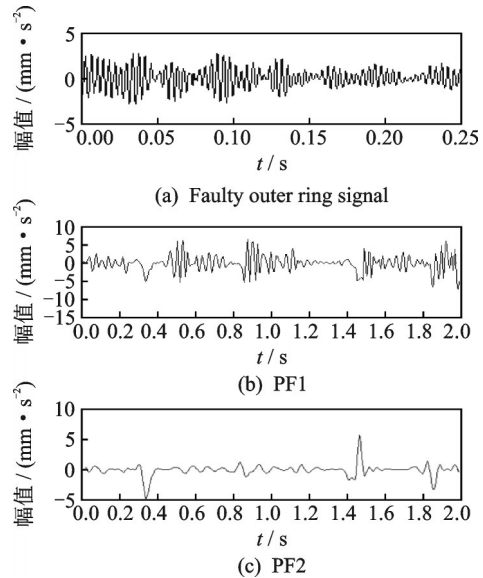


图12 外圈故障信号ELMD分解

Fig.12 ELMD decomposition of faulty outer ring signal

令 $pf_i(n)(i=1,2,\dots,M,n=1,2,\dots,N)$ 为 ELMD 对信号分解得到的 i -th PFs, $D_{M \times N} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 为由 $pf_i(n)$ 构成的矩阵。对 $D_{M \times N}$ 进行奇异值分解并有 B 个非负奇异值 $\Lambda_j(j=1,2,\dots,B)$, 那么 PFSE 定义为

$$E_{LMSE} = - \sum_{j=1}^B p_j \log p_j \quad p_j = \Lambda_j / \sum_{k=1}^B \Lambda_k$$

PFSE描述了信号的频率成分和分布特点。

(2) 乘积函数时频熵(Product function time-frequency entropy, PFTFE)

根据分析信号的时频矩阵 $D_{M \times N}$, 根据时间参数 n 和测量参数 i 定义如下两个向量

$$p_i(n) = |pf_i(n)|^2 / \sum_{n=1}^N |pf_i(n)|^2$$

表 2 信号的时域、频域特征

Tab. 2 Time and frequency-domain features

信号时域	频域特征
$IF = (\max p f_i(n) - \min p f_i(n)) / \left(2 \sum_{n=1}^N p f_i(n) / N \right)$	$GF = \sum_{k=1}^K f_k s(k) / \sum_{k=1}^K s(k)$
$SF = \sqrt{\sum_{n=1}^N p f_i(n)^2 / N} / \left(\sum_{n=1}^N p f_i(n) / N \right)$	$F_{rms} = \sqrt{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k) / \sum_{k=1}^K s(k)}$
$K s_i = \sum_{n=1}^N (p f_i(n) - \bar{p}_i)^4 / ((N-1) \sigma_i^4)$	$F_{std} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (f_k - GF)^2 s(k) / \sum_{k=1}^K s(k)}$

注: $p f_i(n)$ 为时域信号, $\bar{p}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p f_i(n)$, $\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (p f_i(n) - \bar{p}_i)^2$; $s(k)$ 为信号频谱, f_k 表示 k -th 谱线的值, $k = 1, 2, \dots, K$, K 为功率谱项的数量。

$$p_n(i) = |p f_i(n)|^2 / \sum_{i=1}^M |p f_i(n)|^2$$

那么 PFTFE 定义为

$$E_{PFTFE} = -\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left(\sum_{n=1}^N p_i(n) \log p_i(n) \right) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\sum_{i=1}^M p_n(i) \log p_n(i) \right)$$

(3) 乘积函数能量熵 (Product functions energy entropy, PFEE)

乘积函数能量熵的定义为

$$E_{PFEE} = -\sum_{i=1}^M (p e_i \log p e_i)$$

式中: $p e_i = E_i / \sum_{j=1}^M E_j$ 表示能量概率, $E_i =$

$$\sum_{n=1}^N |c_i(n)|^2$$

将正常、断齿、内圈故障、外圈故障 4 种状态下的振动信号各 80 组得到样本数量为 320、维数为 15 的数据集, 并将数据样本进行规格化预处理。根据上述多类分类器需要构造 2 个二分类器。在训练多分类模型阶段, 随机选择 30% 的样本作为标签样本, 其余作为未标签样本。为了减少原始数据的冗余特征, 使用 PCA 对原始数据进行降维, 选取 8 个主元成分作为降维数据特征。最优 SVM 模型参数由网格搜索方法确定, 使用文献[45]配套软件求解稀疏表示优化问题, 采用交叉验证方法确定正则化。为了说明本文算法的有效性, 本文方法与文献[29]所提方法进行对比。为了更好评估算法性能, 防止因训练样本集变化而造成测试精度的不确定性。从数据集中随机选取 5 次, 取 5 次测试精度的平均值作为最终的测试结果。经过多次实验仿真, 改进 SMSVM 模型尺度数量取 3, 其测试精度为 94.3。文献[29]提出的基于压缩感知的多尺度小波最小二乘支持向量机模型尺度取 2, 测试精

度为 89.8。如果本文模型尺度数量取 2, 测试精度为 90.2%。结合函数回归仿真与本次实验结果表明, 本文算法具有明显优势。只有当尺度数量相同的情况下, 两者的精度才会接近。

4 结 论

本文提出改进稀疏多尺度支持向量机方法, 并与 ELMD 结合用于机械故障诊断, 主要结论为

(1) ELMD 把多模态调制故障信号分解成为多个有物理意义的单模态解调信号, 有效地增强了故障特征。从 PFs 抽取相关的时域、频域以及信息熵特征, 更好地表征各种机械状态。

(2) 与现有的 SMSVM 相比, 本文提出的改进 SMSVM 算法能够在更多尺度上逼近非线性系统, 且计算代价没有明显的增加。

(3) 人造数据和机械实验平台数据仿真表明, 改进 SMSVM 在回归和多分类方面优于现有的算法。

需要指出的是, 虽然改进 SMSVM 在理论和实验具有较大的优越性, 其性能仍然具有较大的提升空间。一个可行的思路是借鉴度量学习理论, 实现 SVM 模型训练与核函数参数协同优化, 不仅显著降低传统方法搜索核函数参数所付出的计算代价, 而且克服了传统核函数对所有特征平等对待而无法体现特征的重要性问题。另外, 实际中机械故障样本数量往往过少, 充分利用未标记样本信息提高本文算法性能, 也是一个值得研究的问题。

参考文献:

[1] HAN Te, JIANG Dongxiang, SUN Yankui, et al. Intelligent fault diagnosis method for rotating machinery via dictionary learning and sparse representation-based classification [J]. Measurement, 2018, 118: 181-193.

- [2] FENG Zhipeng, LIANG Ming. Fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions via adaptive optimal kernel time-frequency analysis[J]. *Renewable Energy*, 2014, 66: 468-477.
- [3] LI Zhixiong, YAN Xinping, TIAN Zhe, et al. Blind vibration component separation and nonlinear feature extraction applied to the nonstationary vibration signals for the gearbox multi-fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2013, 46: 259-271.
- [4] 贺王鹏, 孙伟, 苏博, 等. 机械故障诊断的稀疏特征提取方法[J]. *西安电子科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 45(6): 167-172.
- HE Wangpeng, SUN Wei, SU Bo, et al. Sparse feature extraction algorithm for machinery fault diagnosis [J]. *Journal of Xi'an Electrical Science and Technology University (Natural Science)*, 2018, 45(6): 167-172.
- [5] CERRADA M, SANHCEZ R, LI Chuan, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 169-196.
- [6] GAO Q W, LIU W Y, TANG B P, et al. A novel wind turbine fault diagnosis method based on intergral extension load mean decomposition multiscale entropy and least squares support vector machine [J]. *Renewable Energy*, 2018, 116: 169-175.
- [7] LI Xiang, ZHANG Wei, DING Qian. A robust intelligent fault diagnosis method for rolling element bearings based on deep distance metric learning [J]. *Neurocomputing*, 2018, 310: 77-95.
- [8] CHEN Gang, LIU Fenglin, HUANG Wei. Sparse discriminant manifold projections for bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 399: 330-344.
- [9] WANG Guang, YIN Shen. Data-driven fault diagnosis for an automobile suspension system by using a clustering based method [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2014, 351(6): 3231-3244.
- [10] QIN Na, SUN Yongkui, GU Pengju, et al. Bogie fault identification based on EEMD information entropy and manifold learning [C]//20th World Congress of the International Federation of Automatic Control. Toules, France: IEEE, 2017: 837-843.
- [11] WANG Lei, LIU Zhiwen, MIAO Qiang, et al. Time-frequency analysis based on ensemble local mean decomposition and fast kurtogram for rotating machinery fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 103: 60-75.
- [12] JIANG Wanlu, ZHENG Zhi, ZHU Yong, et al. Demodulation for hydraulic pump fault signals based on local mean decomposition and improved adaptive multiscale morphology analysis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 58-59: 179-205.
- [13] LIU Zhiliang, JIN Yaqiang, ZUO Mingjian, et al. Time-frequency representation based on robust local mean decomposition for multicomponent AM-FM signal analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95: 468-487.
- [14] LU W Y, GAO Q W, YE G, et al. A novel wind turbine bearing fault diagnosis method based on integral extension LMD[J]. *Measurement*, 2015, 74: 70-77.
- [15] YANG Yu, CHENG Junsheng, ZHANG Kang. An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems[J]. *Measurement*, 2012, 45: 561-570.
- [16] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, ZHANG Haizhou, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 743-765.
- [17] VAAHINI G, TUHIN D, NAZANN R, et al. Vibration-based monitoring and diagnostics using compressive sensing [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 394: 612-630.
- [18] WANG Yanxue, XIANG Jiawei, MO Qiuyun, et al. Compressed sparse time-frequency feature representation via compressive sensing and its applications in fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2015, 68: 70-81.
- [19] 张新鹏. 压缩感知及其在旋转机械健康监测中的应用[D]. 长沙: 国防科技大学, 2015.
- ZHANG Xinpeng. *Compressive sense and its application for health monitoring of rotating machinery* [D]. Changsha: National Defense Science and Technology University, 2015.
- [20] CHEN Xuefeng, DU Zhaohui, LI Jimeng, et al. Compressed sensing based on dictionary learning for extracting impulse components[J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 94-109.
- [21] DU Z, CHEN X, ZHANG H, et al. Feature identification with compressive measurements for machine fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, 65(5): 977-87.
- [22] YU Yuanlong, SUN Zhenzhen. Sparse coding extreme learning machine for classification[J]. *Neurocomputing*, 2017, 261: 50-56.
- [23] CHEN LI, ZHOU Shuisheng. Sparse algorithm for robust LSSVM in primal space[J]. *Neurocomputing*, 2018, 275: 2880-2891.
- [24] MIKAEL M, JAN K, JARI M B. Structural learning in artificial neural networks using sparse optimization [J]. *Neurocomputing*, 2018, 272: 660-667.
- [25] YU F, ZHOU F. Classification of machinery vibration

- signals based on group sparse representation [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 18 (3): 1540-1554.
- [26] TANG G, YANG Q, WANG H Q, et al. Sparse classification of rotating machinery faults based on compressive sensing strategy [J]. Mechatronics, 2015, 31: 60-67.
- [27] DU Haishun, HU Qingpu, JIANG Manman, et al. Sparsity embedding projections for sparse representation-based classification [J]. Optik, 2016, 127: 3605-3613.
- [28] AHMAED H O A, WONG M L D, NANDI A K. Intelligent condition monitoring method for bearing faults from highly compressed measurements using sparse over-complete features [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 459-477.
- [29] 王琴,沈远彤. 基于压缩感知的多尺度小波最小二乘支持向量机[J]. 自动化学报, 2017, 42(4): 631-636.
- WANG Qin, SHEN Yuantong. Compressive sense-based multiscale least square support vector machine [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 42(4): 631-636.
- [30] 贺王鹏. 周期簇稀疏特征提取方法及其在机械故障诊断中的应用研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2017.
- HE Wangpeng. Research on repetitive sparse feature extraction algorithm for machinery fault diagnosis [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2017.
- [31] 王维刚. 基于时频图像识别的旋转机械多特征融合故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- WANG Weigang. Research on multi-features fusion fault diagnosis method for rotating machinery based on time-frequency image recognition [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [32] 王聪. 基于稀疏表达的机械信号处理方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- WANG Cong. Mechanical signal processing based on sparse representation and its application in the diagnosis of rolling-element bearings [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.
- [33] 张晗, 杜朝辉, 方作为, 等. 基于稀疏分解理论的航空发动机轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2015, 51(1): 97-105.
- ZHANG Han, DU Zhaohui, FANG Zuowei, et al. Sparse decomposition based aero-engine's bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 97-105.
- [34] 刘晓东, 刘朦月, 陈寅生, 等. EEMD-PE与MRVM相结合的轴承故障诊断方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 49(9): 122-130.
- LIU Xiaodong, LIU Mengyue, CHEN Yinsheng, et al. EEMD-PE coupled with MRVM for rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2017, 49(9): 122-130.
- [35] LUO Meng, LI Chaoshun. Compound feature selection and parameter optimization of ELM for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. ISA Transactions, 2016, 65: 556-566.
- [36] WANG Guang, YIN Shen. Data-driven fault diagnosis for an automobile suspension system by using a clustering based method [J]. Journal of the Franklin Institute, 2014, 351: 3231-3244.
- [37] ZGARNI S, KESKES H. Nested SVDD in DAG SVM for induction motor condition monitoring [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2018, 71: 210-215.
- [38] LIU C L, HSAIO W H. Maximum-margin sparse coding [J]. Neurocomputing, 2017, 238: 340-350.
- [39] YANG J, BOUZERDOUM A. A training algorithm for sparse LS-SVM using compressive sampling [C]//2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Dallas, USA: IEEE, 2010: 2054-2057.
- [40] 任世锦, 吴铁军. 多尺度径向基小波支持向量机[J]. 电路系统与学报, 2006, 28(10): 35-42.
- REN Shijin, WU Tiejun. Multiscale radial basis wavelet support vector machine [J]. Journal of Circuits and Systems, 2006, 28(10): 35-42.
- [41] VONG C M, WONG P K. Engine ignition signal diagnosis with wavelet packet transform and multi-class least squares support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 8563-8570.
- [42] ZHENG Jinde. Rolling bearing fault diagnosis based on partially ensemble empirical mode decomposition and variable predictive model-based class discrimination [J]. Archives of Civil and Mechanical Engineering, 2016, 16: 784-794.
- [43] HAN Minghong, PAN Jiali. A fault diagnosis method combined with LMD, sample entropy and energy ratio for roller bearings [J]. Measurement, 2015, 76: 7-19.
- [44] LI Yongbo, XU Minqiang. Rotating machine fault diagnosis based on intrinsic characteristic-scale decomposition [J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 94: 9-27.
- [45] 谢剑斌, 胡俊, 谭筠, 等. 视觉机器学习20讲 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2015: 20-25.