

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2024.02.012

基于 PA-VME 与 SPP 的机械设备故障诊断方法的研究

柯伟,金仲平,董灵军,吕信策

(台州市特种设备检验检测研究院,浙江台州 318001)

摘要:针对传统的故障识别方法存在信号质量低和诊断精度差等问题,提出一种参数自适应变分模式提取(PA-VME)和稀疏保持投影(SPP)相结合的数据驱动机械故障诊断新方法。结合相关系数、L-峭度和信息熵构造一个新的指标 L_{FCI} 并将其作为适应度函数,采用粒子群算法对变分模式提取的内部参数进行优化,从而形成 PA-VME 模型并将其用于振动信号的模式分解;根据构造的指标能够反映信息有序度的原则,选取有效的模式分量并计算得到高维特征数据集;利用 SPP 将数据集通过权重矩阵投影到低维空间,实现对高维特征数据的降维和聚类分析。通过对仿真信号和实验台的故障信号进行分析,证明其对不同类型机械故障的识别精度可以达到 96.87%。

关键词:参数自适应变分模式提取;稀疏保持投影;特征提取;机械设备;故障诊断

中图分类号:TP306.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2024)02-0060-07

Research on Mechanical Equipment Fault Diagnosis Based on PA-VME and SPP

KE Wei, JIN Zhongping, DONG Lingjun, LYU Xince

(Taizhou Special Equipment Inspection and Testing Institute, Taizhou 318001, China)

Abstract: Aiming at the low signal quality and poor diagnosis accuracy in traditional fault identification methods, this paper proposes a new data-driven mechanical fault diagnosis method combining Parameter Adaptive Variational Mode Extraction (PA-VME) and Sparse Preserving Projection (SPP). A new index L_{FCI} is constructed by combining the correlation coefficient, L-kurtosis and information entropy as a fitness function. Particle Swarm Optimization algorithm is used to optimize the internal parameters of VME, so as to form a novel PA-VME model and use it for the mode decomposition of vibration signals. According to the principle that the constructed index can reflect the order of information, the interested model components are selected and the high-dimensional feature data set is calculated. SPP is applied to project the data set into the low dimensional space through the weight matrix to achieve dimension reduction and clustering analysis of high-dimensional feature data. The analysis of simulation signals and test-bed fault signals proves that the recognition accuracy of the proposed model for different faults can reach 96.87%.

Keywords: parameter adaptive variational mode extraction; sparsity preserving projections; feature extraction; mechanical equipment; fault diagnosis

0 引言

随着当前工业技术的迅猛发展,机械设备越来越向模块化、智能化和自动化的方向发展。在冶金、特种设备等领域,机械设备工作时间长、工作环境恶劣、工作强度高,轻者会造成零件或者部件的损坏和磨损,重者可能会引起机毁人亡等事故^[1]。因此,保证机械设备的正常运行和安全操作是工业制造中的重中之重,而故障诊断对于提高机械设备的安全性、降低运行维护成本方面具有非常重要的作用^[2]。实现对关键装备的实时检测和诊断分析,不仅可以有效地提前预防和及时

发现故障,保障设备正常工作,而且能够发现设备运行的不合理性并不断地进行改进和完善。

通常,利用时频分析方法对振动信号进行分析和处理是机械设备故障诊断最常用的方法。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[3-4]是一种自适应的时频信号分析方法,被广泛地应用于非线性和非平稳过程的信号处理。然而,这种方法仍存在由于信号中断会导致模态混叠和固有模式函数(intrinsic mode function, IMF)在末端的波形可能发生扭曲等问题。局域均值分解(local mean decomposition, LMD)^[5-6]在减少计算复杂度和减少边界效应方面优于 EMD,但仍

基金项目:台州市科技局工业类科技计划项目(21gyb13)

第一作者简介:柯伟(1985—),男,浙江三门人,工程师,硕士,研究方向为测控技术与仪器,qyj2281154480@163.com。

然存在模态混叠和计算效率低等缺点。变分模式分解 (variational mode decomposition, VMD)^[7-8] 是一种完全非递归的方法,将原始信号分解为多个 IMF,得到的每个 IMF 频带都接近中心频率,通过迭代寻找约束变分问题的最佳解来确定中心频率和带宽。然而在传统的 VMD 中,二次项和模式数必须根据以往的经验预先确定,参数设置不合理可能导致重要信号分量的丢弃或混合,从而限制了 VMD 的适应性。变分模式提取 (variational mode extraction, VME)^[9-11],其数学模型和概念与 VMD 相似。VME 是一种从原始信号中提取有用信息的有效方法,可以通过 VME 获得中心频率接近预定频率的期望模式。与 VMD 相比,VME 克服了 VMD 中模式数选择的缺点。此外,VME 对得到邻近中心频率的特定模式进行提取,进一步避免了 VMD 中存在的敏感模式选择问题,降低了计算复杂度。然而,VME 不能完全克服参数选择的局限性,缺乏确定合适近似中心频率和加权系数的技术手段。为此,本文提出了参数自适应变分模式提取 (parameter adaptive variational mode extraction, PA-VME)^[12],其利用粒子群优化 (PSO)对 VME 的关键参数进行优化,通过适应度函数计算在每次优化迭代期间所需模式的适应度并确定最佳参数,从而实现对原始信号的模式分解。与传统的 VME 相比,PA-VME 对异常值和噪声的识别更加有效,在提高计算效率的同时减少有用信息的遗漏。

主成分分析法 (principal component analysis, PCA)^[13-15]是最常用的线性降维方法,它通过线性投影将高维数据集映射到低维空间来表示,将高维数据集转换为包含大部分原始点特性的较小数据集来实现降维。由 PCA 的原理可知,其需要通过标准差对数据进行中心化和标准化,标准差太小会放大噪声,导致不能更好地保留数据信息。PCA 是不同特征线性组合的结果,坐标维度线性相加来实现降维,所以主成分特征维度具有模糊性,导致其存在解释性差的问题。局部线性嵌入 (locally linear embedding, LLE)^[16]是一种被广泛应用于处理非线性流形数据结构的降维方法,属于流形学习的一种,它通过流形算法将流形数据曲面从高维映射到低维平面,LLE 通过保证局部最优来进行降维,但是 LLE 对流形结构要求的限制导致算法对近邻样本敏感并且参数难选择,最终影响了其降维效果。与 PCA 和 LLE 一样,稀疏保持投影 (sparsity preserving projections, SPP)^[17-18]也是一

种无监督的降维方法,SPP 在流行稀疏结构的框架下通过重新构建权重矩阵计算出投影向量来实现降维处理。SPP 不仅能够在进行非线性降维的基础上分析数据的流行结构,弥补 PCA 数据处理上的问题,而且适应了区间大小和参数难选择的问题,填补了 LLE 非线性降维技术的漏洞。因此,SPP 具有计算效率高、数据属性保留程度高等特点,从而可以进一步提高不同故障类型的识别精度。

本文在参数自适应变分模式 (PA-VME) 的基础上结合稀疏保持投影 (SPP),提出了基于 PA-VME 与 SPP 的机械设备故障识别方法。首先,利用 PA-VME 对测试到的振动信号进行分解得到一系列模态分量;其次,选取有效的模式分量,并通过计算不同的统计学特征形成高维特征数据结构;最后,通过 SPP 对计算出的高维特征数据进行降维和聚类,从而实现对机械设备不同故障的诊断和识别。本文提出的方法可应用于工业机械设备的故障识别和实时检测,保证设备正常高效运行的同时提高工业生产率。

1 理论描述

1.1 参数自适应变分模式提取算法

对于传统的 VME 来说,首先原始信号通过 VME 分解为期望模式 $M_d(t)$ 和残余信号 $N_c(t)$ 。具体描述为

$$U(t) = M_d(t) + N_c(t) \quad (1)$$

通过交替方向乘法不断地迭代优化来解决最小化问题。其可以在 $n+1$ 次迭代中消除残余信号来获得所需的函数和频率。公式如下:

$$M_d^{n+1}(w) = \frac{U(w) + \gamma^2(w - w_d^{n+1})^4 M_d^n(w) + \hat{\delta}(w)}{[1 + \gamma^2(w - w_d^{n+1})^4][1 + 2\gamma(w - w_d^n)^2]} \quad (2)$$

$$w_d^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |M_d^{n+1}(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |M_d^{n+1}(w)|^2 dw} \quad (3)$$

式中: γ 为加权系数; n 为迭代次数; w_d 表示中心频率; $\hat{\delta}(w)$ 为拉格朗日乘子。

最后,通过对偶上升法得到拉格朗日乘子的更新方程:

$$\hat{\delta}^{n+1} = \hat{\delta}^n + \varepsilon \left[\frac{U(w) - M_d^{n+1}(w)}{1 + \gamma^2(w - w_d^{n+1})^4} \right] \quad (4)$$

式中 ε 表示 VME 算法中的更新参数。

对于 PA-VME 来说,适应度函数的构造和优化算法的选择是最重要的两个方面。其中,测量指标是作为判断参数是否合理的适应度函数,传统 VME 选择的是峰度指标,但是它存在易受异常值影响的弊端,所以本文提出 L_K 来描述信号特征,而且它相对于峰度更加具有抗干扰性,是一种能够稳定并全面地识别脉冲信号的改进指标。具体表达式如下:

$$\delta_c = \frac{1}{c} \sum_{k=0}^{c-1} (-1)^k \binom{c-1}{k} E(B_{c-k;c}) \quad (5)$$

式中: δ_c 是 c 阶 L 矩; $c=1,2,\dots$; $E(B_{c-k;c})$ 是 $c-k$ 次统计的期望值,具体如下:

$$E(B_{c-k;c}) = \frac{c!}{(c-k-1)! k!} \int_0^1 x [U(x)]^{c-k-1} \times [1-U(x)]^k dU(x) \quad (6)$$

L 矩的前四阶 $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4$ 均根据式(5)进行计算。 L_K 的表达式如下:

$$L_K = \frac{\delta_4}{\delta_2} \quad (7)$$

由于 L_K 只能对信号的脉冲信号进行快速且准确的反映,与此同时,相关系数和信息熵是广泛应用于检测信号的相似性和周期性强度的标准,所以这两者的引入具有实际意义,具体表达式如下:

$$C_{or} = \frac{E[(x-\bar{x})(y-\bar{y})]}{E[(x-\bar{x})^2]E[(y-\bar{y})^2]} \quad (8)$$

$$N_E = - \sum_{i=1}^n Q_i \lg Q_i \quad (9)$$

式中: C_{or} 定义为脉冲信号 x 和 y 之间的相关系数; $E(g)$ 定义为数学期望值; N_E 定义为信息熵; Q_i 定义为信息序列中每个值会出现的概率。

由上可知, L_K, C_{or}, N_E 三者分别具有描述故障信号不同方面的优势,故提出一个新的综合指标 L_{FCL} , 作为描述参数自适应 VME 的适应度函数,具体表达式如下:

$$L_{FCL} = \frac{L_K \times C_{or}}{N_E} \quad (10)$$

关于优化算法的选择,粒子群优化算法是一种能够随着适应度值的改变不断进行迭代,从整体的解空间中寻找最适合全局的最优解,是一种能够适应优化问题探索最大值的有效手段,所以 PA-VME 可以采用这种算法来进行参数优化。具体而言,以指标 L_{FCL} 作为适应度函数,具体的优

化过程描述为下式:

$$\begin{cases} A_{\text{adapt}} = \min_{\beta} \{L_{FCL,j}\} \\ \text{s.t. } w'_d = [0, 0.5], \gamma' \in [100, 10\ 000] \end{cases} \quad (11)$$

式中: A_{adapt} 为 $L_{FCL,j}$ ($j=1,2,\dots,n$) 在每次迭代中得到的 M_d 的适应度值; β 为进行优化参数自适应 VME 的内部具体参数; w'_d 为 0~0.5 之间的近似中心频率;加权系数 γ' 为 100~10 000 之间的整数。

因此,可知完整的 PA-VME 算法流程如下:

1) 输入振动信号 $U(t)$, 初始化内部参数如迭代次数 n , 并设置具体参数范围如 $\gamma' \in [100, 10\ 000]$;

2) 对输入信号进行分解,提取所需期望信号 $M_d(t)$, 并在迭代期间计算适应度参数,记录最大适应度值;

3) 如果 $n \geq N$, 结束迭代;否则根据 $n=n+1$ 的约束更新 n , 继续迭代过程重复步骤 2);

4) 记录最佳参数对,例如 w'_d 和 γ' ;

5) 采用 PA-VME 方法对输入信号进行分解,提取期望模态分量。

1.2 稀疏保持投影

定义矩阵 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in R^{m \times n}$ 为样本数据矩阵,其中 $x_i \in R^m$, 所以稀疏重构权重向量 \mathbf{a}_i 定义为最小化问题求解:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{a}_i} \|\mathbf{a}_i\|_1 \\ \text{s.t. } x_i = \mathbf{X}\mathbf{a}_i, \mathbf{I} = \mathbf{I}^T \mathbf{a}_i \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{a}_i = [a_{i1}, \dots, a_{i,i-1}, 0, a_{i,i+1}, \dots, a_{in}]^T$ 是一个 n 维向量,其中第 i 个元素等于 0, 代表将 x_i 从 \mathbf{X} 中剔除出去;元素 $a_{ij}, j \neq i$, 表示每一个 x_j 对 x_i 的贡献; $\mathbf{I} \in R^n$ 代表全 1 列向量。

在定义每个 x_i 的权重向量 \mathbf{a}_i 之后,稀疏重建权重矩阵 $\mathbf{A} = (\tilde{\mathbf{a}}_{ij})_{n \times n}$ 定义如下式所示:

$$\mathbf{A} = [\tilde{\mathbf{a}}_1, \tilde{\mathbf{a}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{a}}_n]^T \quad (13)$$

式中 $\tilde{\mathbf{a}}_i$ 为式(12)中的最优解。

在实际应用过程中,式(12)中的约束 $x_i = \mathbf{X}\mathbf{a}_i$ 并不是一定存在,所以将 \mathbf{a}_i 扩展为两个定义。第一个修改定义表达式如下:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{a}_i} \|\mathbf{a}_i\|_1 \\ \text{s.t. } \|x_i - \mathbf{X}\mathbf{a}_i\| < \gamma, \mathbf{I} = \mathbf{I}^T \mathbf{a}_i \end{cases} \quad (14)$$

式中 γ 代表误差容限并且在实际应用中被缩小。修改后定义的最优解仍然能够反映出原始数据的固有特性,体现了 SPP 的大数据信息的准确包容性。

另一个修改定义式如下:

$$\begin{cases} \min \| [a_i^T t^T]^T \|_1 \\ [a_i^T t^T]^T \\ \text{s.t.} \begin{bmatrix} x_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X & 1 \\ 1^T & \theta^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_i \\ t_i \end{bmatrix} \end{cases} \quad (15)$$

式中: t_i 为 m 维向量; θ 是全为 0 的 m 维向量。第二个定义的修改会增加鲁棒性,同时不会对最终故障信号分类造成影响。

在进行稀疏权重重构后得到了能够一定程度上反映数据几何特性的稀疏权重矩阵 A , 为了保证在进行降维后能够最大程度地保留原始特征, 定义了如式(16)的目标函数。

$$\min_w \sum_{i=1}^n \| w^T x_i - w^T X \tilde{a}_i \|^2 \quad (16)$$

经过计算后得到

$$\sum_{i=1}^n \| w^T x_i - w^T X \tilde{a}_i \|^2 = w^T \left[\sum_{i=1}^n (x_i - X \tilde{a}_i) (x_i - X \tilde{a}_i)^T \right] w \quad (17)$$

添加单位向量 e_i (第 i 个元素为 1 的单位向量), 对上述等式进行化简得到下述表达式:

$$w^T \left[\sum_{i=1}^n (X e_i - X \tilde{a}_i) (X e_i - X \tilde{a}_i)^T \right] w = w^T X (1 - A - A^T + A A^T) X^T w \quad (18)$$

为了避免在特殊情况下最优解的性质发生改变, 添加约束 $w^T X X^T w = 1$, 目标函数重新优化为下式:

$$\min_w \frac{w^T X (1 - A - A^T + A A^T) X^T w}{w^T X X^T w} \quad (19)$$

最小化问题可以转化为相应的最大化问题, 这样计算出来的解会更加稳定, 不会是模糊解。令 $A_\gamma = A + A^T - A^T A$, 则转化后的函数表达式为

$$\begin{cases} \max_w \frac{w^T X A_\gamma X^T w}{w^T X X^T w} \\ X A_\gamma X^T w = \lambda X X^T w \end{cases} \quad (20)$$

w 的最优解对应权重矩阵的最大特征值所对应的特征向量。

由上可知, 本文提出的基于 PA-VME 与 SPP 的机械设备故障诊断方法具体实现步骤为:

1) 通过传感器采集机械设备如液压泵的振动信号;

2) 将原始多分量振动信号通过 PA-VME 分解为多组模式分量并进行有效模式分量的选取, 并通过计算不同的统计学指标来形成高维数据集;

3) 将高维数据集通过 SPP 进行降维和聚类处理, 进而实现不同故障类型的聚类分析和识别。

综上所述, 本文提出的技术路线即算法流程图如图 1 所示。

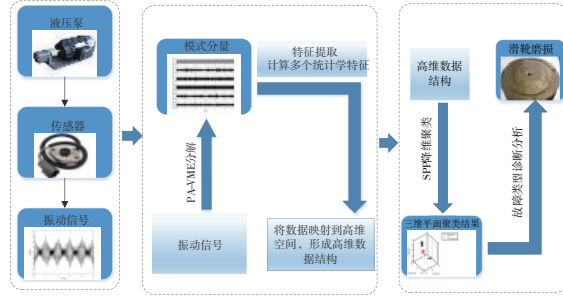


图 1 本文提出方法的技术路线图

2 仿真信号分析

本文首先进行数字仿真信号分析, 用于验证本文提出算法的有效性, 其来源于 RANDALL R B 等提出的机械零部件故障模型^[19], 已经在文献中有成功应用^[20], 其具体的表达式如下:

$$x_1(t) = 0.4 \sin(240\pi t) [1 + \cos(30\pi t)] \quad (21)$$

$$x_2(t) = [2 + \sqrt{3} \cos(2\pi t)] \cos(16\pi t) \quad (22)$$

$$x_3(t) = e^{-80t_1} \sin(240\pi t), t_1 = \text{mod}(t, 0.1) \quad (23)$$

$$x = x_1 + x_2 + x_3 + n(t) \quad (24)$$

由式(24)可知, x 为具有调幅-调频特点的典型随机多分量信号, $n(t)$ 表示噪声分量。为了保证仿真更加贴近实际, 对仿真信号添加 SNR = 8 dB 的高斯白噪声。故混合多分量时域图如图 2 所示, 各模式分量如图 3 所示。

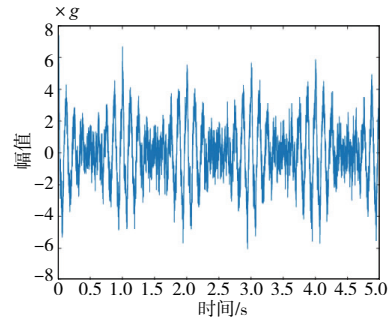


图 2 混合多分量时域图

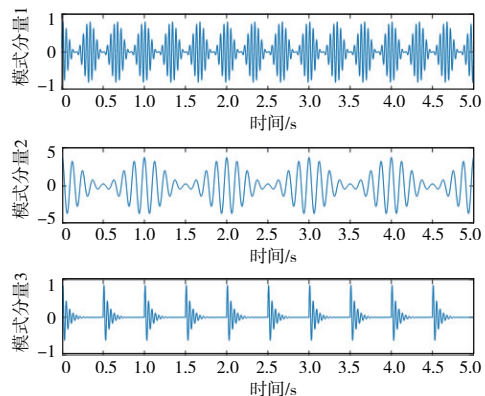


图 3 仿真信号模式分量图

为了体现本文所提出的方法在进行多组分信号分解过程中具有高可靠性的特点,分别应用变分模式分解(VMD)、经验模式分解(EMD)和局部均值分解(LMD)对仿真信号进行分解处理。各个具体方法分解的结果与原始信号的对照图如图4所示。

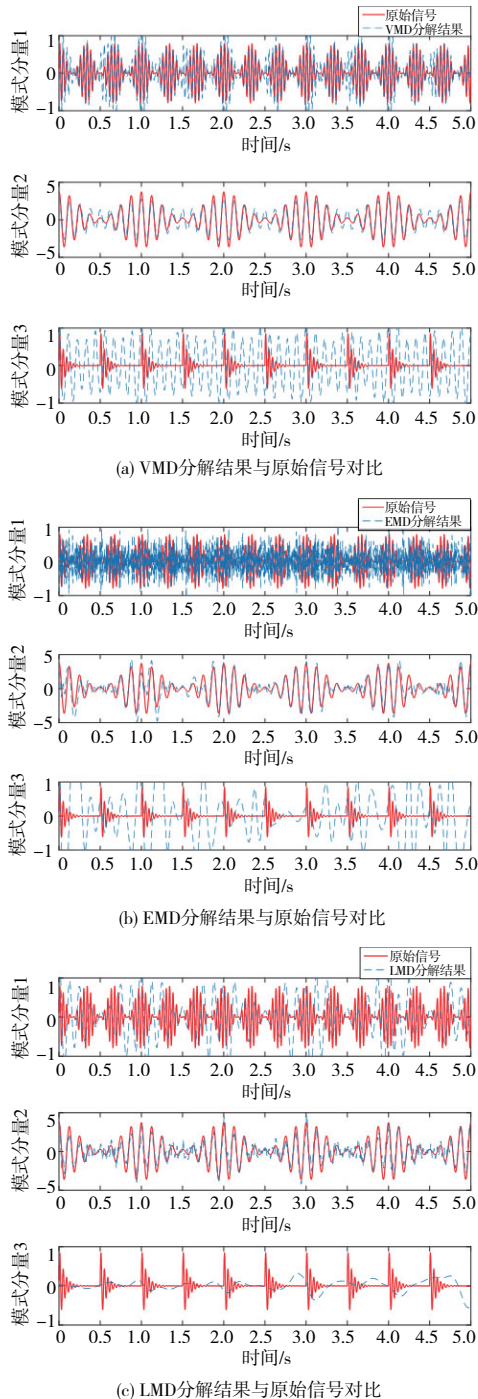


图4 VMD、EMD、LMD的分解结果

由上述模式分解结果可知,3个具体算法(VMD、EMD和LMD)受到噪声的影响导致各个分解结果与原始信号的重合度不高,无法成功实

现多组分信号的分解,这将会导致故障分析无法准确识别。接下来,采用本文提出的参数自适应变分模式提取算法(PA-VME)对上述模拟信号进行处理分析,其分解的对比结果如图5所示。

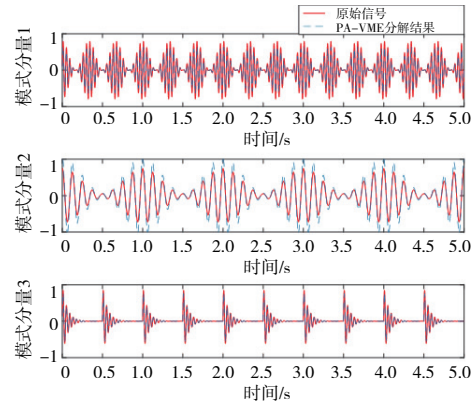


图5 PA-VME分解结果与原始信号对比

图5中蓝色虚线分量为PA-VME分解后的结果,红色实线分量为原始仿真信号(本刊黑白印刷,相关疑问请咨询作者)。通过分解结果的对比可知,PA-VME不仅能够进行信号分析处理过程中实现精确、高效地分离各模态分量,而且有效地解决了传统方法出现的模态混叠的问题。

为了进一步验证本文提出的方法的可靠性,采用方均根误差(RMSE)来反映各算法的信号分解精度。计算的各算法的分解结果的方均根误差结果如表1所示。

表1 各算法分解结果的方均根误差

分解算法	VMD	EMD	LMD	PA-VME
R_{MSE}	0.538 7	0.752 4	0.830 2	0.246 2

从上述结果可以看出,采用PA-VME算法的分解结果与原始信号的偏离程度较小,重合度高。所以将PA-VME算法应用于机械设备故障诊断能够有效并准确地识别故障信号,满足实际检测要求。

3 实验研究

提出的方法是否有效主要在于能否在实际故障分析处理中起到作用,本文从液压泵故障模拟实验平台采集振动信号,进行具体实验分析研究。实验装置的实物图及其结构图如图6所示。传感器位于同一圆周,位于泵的正下方,液压泵试验参数如表2所示。通过数据采集分析仪对液压泵正常工作状态、滑靴磨损、中心弹簧故障3种状态下采集多组样本信号数据进行分析,以此来模拟液

压故障的劣化过程。

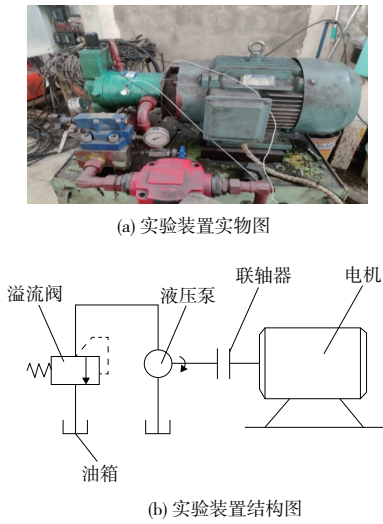


图 6 液压泵故障实验平台结构简图

表 2 液压泵试验参数设置表

参数名称	数值
电动机转速/(r/min)	1 460
采样频率/Hz	2560
泵出口压力/MPa	12

实际测量采集到的液压泵正常工作状态、滑靴磨损、中心弹簧故障振动信号的时域波形如图 7 所示。通过 PA-VME 进行模式分解得到的分解结果如图 8 所示。

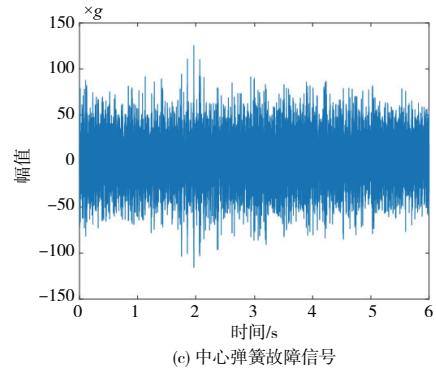
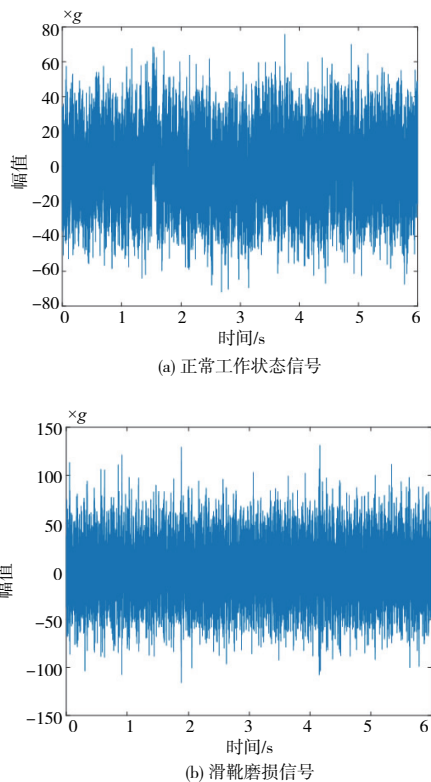


图 7 液压泵不同故障时域波形图

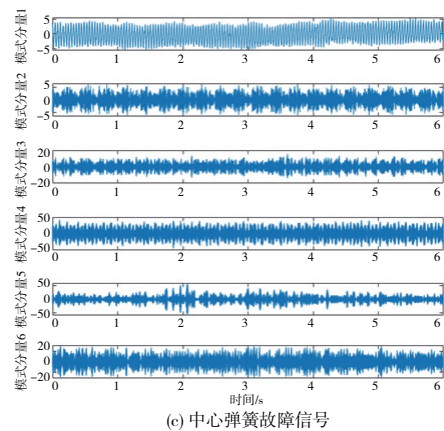
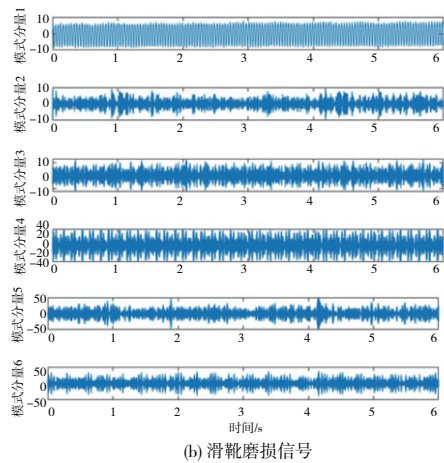
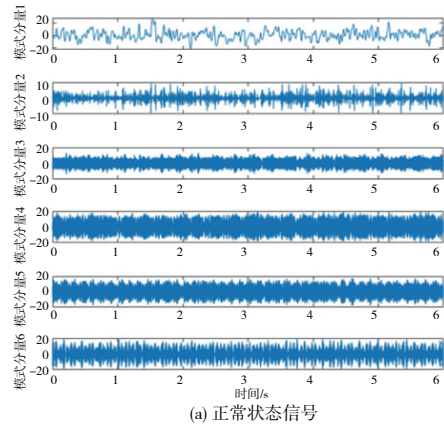


图 8 液压泵不同故障信号 PA-VME 分解结果图

在得到 PA-VME 的分解信号之后,计算出平均值、有效值、峰值等多个时域参数形成高维的数据结构。再利用本文提出的 SPP 算法对高维数据集进行降维和聚类的处理,经过处理后的三维聚类图如图 9 所示。

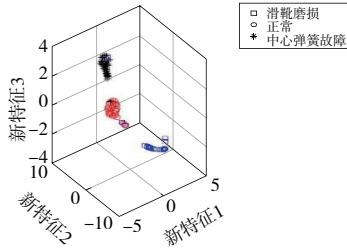
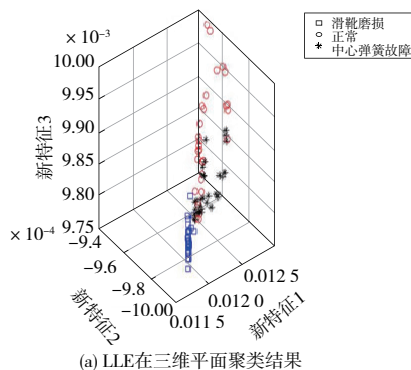
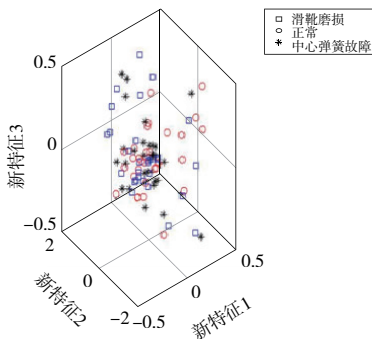


图 9 本文提出的 SPP 方法三维平面聚类图

为了能够体现出本文提出的 SPP 方法的优越性,采用传统的 PCA 和 LLE 降维算法对原始信号的多个统计学参数进行计算,得出高维数据结构并进行降维和聚类,其结果如图 10 所示。此外,根据 3 种算法的结果计算出聚类准确度,准确度的计算结果如表 3 所示。



(a) LLE在三维平面聚类结果



(b) PCA在三维平面聚类结果

图 10 传统方法在三维平面聚类结果图

表 3 聚类准确度

聚类算法	准确度/%
SPP	96.87
LLE	80.36
PCA	75.62

根据表 3 中聚类准确度和图 9—图 10 的三维聚类结果可以看出,本文提出的 PA-VME-SPP 的聚类准确度高达 96.87%,在三维平面中聚类结果最佳,从而说明了其在进行降维聚类时相比于其他算法具有明显的优势。

4 结语

为了能够进行机械设备故障的实时诊断和精准分析,本文提出了一种基于参数自适应变分模式提取和稀疏保持投影结合的故障识别方法,用于实现机械设备不同故障的模式分量。本文的主要研究内容为:1)通过参数自适应变分模式提取对收集的液压泵不同故障信号进行模式分解,解决了模态混叠等问题,提升了信号的信噪比;2)根据分解的有效模式分量,基于多个统计学特征,计算出高维特征数据集,利用稀疏保持投影对高维数据结构进行降维,排除掉无用和错误信息,进一步减少了识别误差,提高了故障诊断的识别精度;3)通过将本文提出的方法应用到液压泵故障分析实验中,表明了本文提出方法的有效性。

本文提出的方法可以用于大型机电设备液压系统的故障模式识别和预制维修,提高设备的维护管控质量,促进企业的安全生产和提质增效。

参考文献:

- [1] 肖乾浩. 基于机器学习理论的机械故障诊断方法综述[J]. 现代制造工程,2021(7):148-161.
- [2] 雷亚国,何正嘉. 混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J]. 振动与冲击,2011,30(9):129-135.
- [3] 石志远,徐卫明,周波,等. 基于经验模态分解和小波阈值的自适应降噪方法[J]. 海洋测绘,2021,41(6):54-57,72.
- [4] 刘维新,叶超. 基于经验模态与奇异值分解的振动源数估计方法[J]. 机床与液压,2022,50(10):182-187.
- [5] 张玉学,潘宏侠. 局域均值分解与矩阵分形的自动机故障诊断[J]. 机械设计与制造,2017(7):144-147.
- [6] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society,Interface,2005,2(5):443-454.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2014,62(3):531-544.
- [8] 黄衍,林建辉,刘泽潮,等. 基于自适应 VMD 的高速列车轴箱轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2021,40(3):240-245.

(下转第 74 页)

- 失效机制[J]. 材料热处理学报,2012,33(7):50-54.
- [3] 杨川,高国庆,崔国栋. 高速轧钢机用轧辊早期失效原因分析[J]. 金属热处理,2011,36(3):106-108.
- [4] TAIRA S, FUJINO M, OHTANI R. Collaborative study on thermal fatigue properties of high temperature alloys in Japan[J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials and Structures, 1979, 1(4):495-508.
- [5] 范亮,王江,王文斌,等. 波形护栏板冷弯成型机组传动轴断裂失效分析及对策研究[J]. 机械制造与自动化,2021,50(6):77-80.
- [6] 张海臣,高军芳,黄丽颖. 高铬铸钢轧辊断辊原因分析及防止方法[J]. 热加工工艺,2010,39(15):183-184.
- [7] 孙向阳,黄明,仇光宏,等. 热轧板带高铬复合铸铁轧辊辊身断裂失效原因分析[J]. 中国铸造装备与技术,2021,56(6):63-65.
- [8] OHKOMORI Y, KITAGAWA I, SHINOZUKA K, et al. Cause and prevention of spalling of backup rolls for hot strip mill[J]. Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan, 1988, 28(1):68-74.
- [9] 王畅,王林,于洋,等. 高速钢轧辊氧化膜形成研究[J]. 上海金属,2019,41(6):13-18.
- [10] 徐长征,孙大乐,吴琼,等. 轧辊用高速钢的热疲劳行为研究[C]//第八届(2011)中国钢铁年会论文集. 北京:冶金工业出版社,2011:4849-4854.
- [11] 何实,李家宇,赵昆. 我国堆焊技术发展历程回顾与展望[J]. 金属加工(热加工),2009(22):24-27.
- [12] 牛彝,郭春富,孙伟强,等. Cr5 冷轧辊堆焊修复技术研究[J]. 焊接技术,2018,47(4):127-130.
- [13] YANG S L, LYU X Q, ZOU Z D, et al. Investigation of surfacing electrode with high hardness based on lath martensite[J]. Materials Science and Engineering: A, 2006(438/439/440):281-284.
- [14] 石秋红,张勤. 650 轧机轧辊埋弧焊修复工艺[J]. 电焊机,2018,48(1):99-100.
- [15] 李亚军,赵太源,肖莉,等. 冶金轧辊磨损辊面修复技术研究及应用[J]. 金属制品,2019,45(3):33-37.
- [16] 韩剑,黄旭,许强,等. MC3 冷轧辊辊颈激光堆焊与氩弧堆焊修复的对比研究[J]. 热加工工艺,2018,47(15):246-249.
- [17] YU H J. Development status of laser clad cobalt-based alloy coatings[J]. Advanced Materials Research, 2013, 748:192-195.
- [18] 任嘉. 球墨铸铁轧辊激光熔覆表面修复的研究[D]. 上海:上海交通大学,2019.
- [19] 韩晨阳,孙耀宁,王国建,等. 不锈钢冷轧辊激光表面修复工艺研究[J]. 应用激光,2020,40(4):598-604.

收稿日期:2022-09-06

(上接第 66 页)

- [9] NAZARI M, SAKHAEI S M, NAZARI M, et al. Variational mode extraction: a new efficient method to derive respiratory signals from ECG[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(4):1059-1067.
- [10] PANG B, NAZARI M, SUN Z D, et al. An optimized variational mode extraction method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(2):558-570.
- [11] 张云强,张培林,王怀光,等. 基于变分模式分解的滑动轴承摩擦故障特征提取与状态识别[J]. 内燃机工程,2017,38(4):89-96.
- [12] ZHONG X, XIA T, MEI Q. A parameter-adaptive VME method based on particle swarm optimization for bearing fault diagnosis[J]. Experimental Techniques, 2023, 47(2):435-448.
- [13] 王贤瑞,赵国新,刘昱,等. 基于改进稀疏主元分析的在线故障监测和诊断[J]. 计算机仿真,2022,39(3):448-453.
- [14] LIU K L, JIN X, FEI Z S, et al. Adaptive partitioning PCA model for improving fault detection and isolation[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2015, 23(6):981-991.
- [15] 林盖,林述温. 基于主成分分析的高速铣削振动特性研究[J]. 机械制造与自动化,2018,47(5):28-32.
- [16] 殷海双,胡泽彪,刘远红,等. 基于鲁棒局部线性嵌入投票的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(8):81-84,89.
- [17] 吴振宇,侯冰洋,王辉兵,等. 半监督稀疏近邻保持投影[J]. 系统工程与电子技术,2018,40(4):934-940.
- [18] QIAO L S, CHEN S C, TAN X Y. Sparsity preserving projections with applications to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1):331-341.
- [19] RANDALL R B, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5):945-962.
- [20] 王珂,吕勇,易灿灿. 压缩感知框架下的共振解调故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2018,29(16):1907-1911.

收稿日期:2022-09-06