

基于改进 VME 算法和 mRVM 的滚动轴承 小样本复合故障诊断

冯志刚¹, 张志远¹, 董冰², 于明月¹

(1. 沈阳航空航天大学自动化学院, 沈阳 110136; 2. 沈阳飞机工业(集团)有限公司, 沈阳 110000)

摘要: 针对传统信号分离算法难以高效、准确分析具体故障的问题, 提出了一种结合变分模态分解(VMD)、拉普拉斯能量指标(LE)和变分模态提取(VME)的信号提取方法, 并采用多分类相关向量机(mRVM)及 DS 证据理论进行智能故障诊断, 该方法专注于小样本数据情境。首先, 采用 VMD-LE-VME 方法从故障信号中提取有效故障信息, 并获得多域特征。其次, 将多域特征输入 mRVM 进行故障识别。最后, 通过 DS 证据理论融合分类结果, 得到最终的诊断结果。实验结果验证了本文方法在处理小样本数据时的有效性和优越性。

关键词: 故障诊断; 变分模态分解; 拉普拉斯能量指标; 变分模态提取; 多分类相关向量机; DS 证据理论

中图分类号: TH17; TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)12-3831-09

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240528

Small sample rolling bearing compound fault diagnosis based on improved VME and mRVM

FENG Zhi-gang¹, ZHANG Zhi-yuan¹, DONG Bing², YU Ming-yue¹

(1. School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. Shenyang Aircraft Industry (Group) Co., Ltd., Shenyang 110000, China)

Abstract: To address the problem that traditional signal separation algorithms cannot efficiently and accurately analyze specific faults, a signal extraction method combining Variational Mode Decomposition (VMD), Laplacian Energy (LE) and Variational Mode Extraction (VME) was proposed, and multi-class Relevance Vector Machine (mRVM) together with Dempster-Shafer (DS) evidence theory was adopted for intelligent fault diagnosis. This method is dedicated to the small-sample data scenario. First, the VMD-LE-VME method is used to extract effective fault information from fault signals and obtain multi-domain features. Second, the multi-domain features are input into the mRVM for fault identification. Finally, the classification results are fused by means of DS evidence theory to derive the final diagnosis results. Experimental results verify the effectiveness and superiority of the proposed method in handling small-sample data.

Key words: fault diagnosis; variational mode decomposition; Laplacian energy; variational mode

收稿日期: 2024-05-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51605309).

作者简介: 冯志刚(1980-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 自确认传感器技术, 故障诊断. E-mail: fzg1023@yeah.net

extraction; multiclass relevance vector machine; Dempster-Shafer evidence theory

0 引言

滚动轴承作为大型自动化机械设备的重要部件之一,广泛应用于多种场景。当滚动轴承应用于航空发动机时,在长时间、高强度的使用过程中,其不同部位容易发生不同程度的损坏并相互影响,进而引发复合故障。一旦发生故障,将导致整个传动系统瘫痪,造成严重的损失和事故^[1]。为了解决这一问题,许多研究者对滚动轴承的故障信号进行时频域分析和故障诊断。然而,现有的滚动轴承复合故障研究与单一故障研究存在较大差异,复合故障的特征提取远比单一故障困难。同时,为了提高故障诊断效率,通常需要采用小样本数据,但这会导致故障特征代表性不足、诊断模型过拟合、单一信息源得到的诊断结果可靠性欠佳等问题。因此,建立适用于小样本数据的滚动轴承复合故障诊断模型具有重要意义^[2]。

为了解决故障特征无法充分表征原始故障信号的问题,需要对采集到的复合故障信号进行预处理,目的是使故障信号中的干扰信息与实际轴承信号分离,得到有效的故障信息。常用的信号预处理方法包括 EMD^[3]、LMD^[4]、SVD^[5]等。崔玲丽等^[6]通过 EMD 对复合故障进行分解,得到基本模式分量集合,再结合独立分量分析方法对选取的模式分量进行处理,实现了复合故障特征的分离。杨斌等^[7]将 ELMD 与 MCKD 相结合,实现了轴承复合故障的分解与特征提取。然而,上述方法存在模态混叠、对噪声敏感等问题。为了从故障信号中提取更多的有效信息,本文采用 VMD^[8]和 LE^[9]对故障信号进行预处理,再通过 VME^[10]提取处理后信号的中心频段。

目前,随着机器学习的发展,传统信号处理方法与机器学习方法的结合已应用于故障诊断领域,故障诊断也被视为典型的模式识别问题。常用的机器学习方法有 K 近邻法^[11]、SVM^[12]、CNN^[13]等。这些方法可以准确识别滚动轴承的故障类型,但当输入为小样本数据时,诊断模型存在过拟合风险。为避免出现该问题,并使故障诊断结果在处理小样本数据时具有较高的准确率和稳定性,本文采用多分类相关向量机(Multiclass relevance vector machine, mRVM)^[14]。Gao 等^[15]

提出了基于贝叶斯优化算法的多核相关向量机(Bayesian optimization algorithm-based multi-kernel relevance vector machine, BOA-MKRVM),并将其应用于轴承可靠性评估。Dong 等^[16]将 IP-SO-VMD 与 RVM 相结合用于离心泵故障识别,实验结果显示识别准确率达到 97.87%。由此可见, mRVM 在故障诊断领域具有广泛应用。

当不同种类的特征输入 mRVM 时,会得到每一类特征对应的分类结果。为了提高诊断结果的可靠性,本文采用 DS 证据理论^[17]对不同特征输入对应的准确率进行决策级融合。

通过上述分析,本文提出的故障诊断方法旨在解决复合故障信号有效故障信息难以提取、小样本故障数据诊断效果不佳等问题。首先,在提取复合故障信息时,提出基于 VMD、LE 和 VME 的提取方法,该方法可以提取包含大量故障信息的频段。其次,求出频段的多域特征,这些特征能从多个方面表征原始信号,并且不受测试设备速度和负载的影响。最后,将多域特征按类别输入 mRVM 进行故障分类,通过 DS 证据理论对得到的分类结果进行融合,得到最终诊断结果。本文方法在复合故障信息提取、信息融合、小样本数据处理等方面具有显著的创新性,相比于目前主流的“端对端”故障诊断方法,能够更高效、准确地实现滚动轴承复合故障诊断。

1 理论知识

1.1 变分模态分解(VMD)

VMD 算法是一种信号分解技术,其核心思想是将原始信号分解为不同频率成分的本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF),每个 IMF 对应信号中的一个特定频率分量。该算法可降低高复杂度时间序列的非平稳性,得到不同频率尺度的平稳子序列。其原理为通过频域迭代法将给定信号自适应地匹配到各模态的最优中心频率。VMD 算法的目标是最小化以下目标函数:

$$\min_{c_k(t), \omega_k} \sum_{k=1}^N \left(x(t) - \sum_{k=1}^N c_k(t) e^{i\omega_k t} \right)_2^2 + \mu \sum_{k=1}^N (\omega_k - \omega_{k-1})_2^2 \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为原始信号; N 为 IMF 分量的数量;

$c_k(t)$ 为 IMF 的系数; ω_k 为频率; μ 为正则化参数。该目标函数的第 1 项用于衡量分解后的 IMF 与原始信号之间的差异,第 2 项通过限制相邻 IMF 中心频率的变化,保证信号分解的平滑性。通过迭代求解该最小化问题,可得分解后的 IMF 及对应的频率,从而实现信号分解。

1.2 拉普拉斯能量指标(LE)

LE 是一种用于图分割和特征提取的指标,其计算基于图信号拉普拉斯矩阵的特征值和特征向量。通过分析拉普拉斯矩阵的特征值,可得图信号的结构信息,进而实现图信号的特征选择。

在计算 LE 指标时,首先设图信号的邻接矩阵为 A ,度对角矩阵为 D 。其中 D 表示节点的度数,即与该节点相连的边的数量。计算图信号的拉普拉斯矩阵 L ,计算公式为:

$$L = D - A \quad (2)$$

其次,对 L 进行特征值分解,得到对应的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 和特征向量 $V_1, V_2, \dots, V_n$ 。最后将所得特征值相加便得到 LE 指标,即:

$$LE = \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (3)$$

1.3 变分模态提取(VME)

VME 是由 Nazari 等^[10]提出的,该算法可以自适应地提取信号中的频段,已应用于旋转机械故障诊断领域。在该算法中,原始信号 $f(t)$ 被分解为两部分,具体表达式为:

$$f(t) = u_d(t) + f_r(t) \quad (4)$$

式中: $f(t)$ 为原始信号; $u_d(t)$ 为所需的主模态分量; $f_r(t)$ 为残差信号。

为了准确提取所需的模态分量 $u_d(t)$,需确保其紧凑围绕中心频率分布,可以通过最小化约束找到所需的模态分量。

$$\min_{u_d, \omega_d, f_r} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_d(t) \right] \cdot e^{-j\omega_d t} \right\|_2^2 + \left\| \beta(t) \cdot f_r(t) \right\|_2^2 \right\} \quad (5)$$

式中: α 为平衡因子; $\beta(t)$ 为滤波器的脉冲响应,由式(6)所示的频率响应方程表示。

$$\beta(t) = \frac{1}{\alpha(\omega - \omega_d)^2} \quad (6)$$

采用增广拉格朗日函数解决上述最小化约束问题,其表达式为:

$$L(u_d, \omega_d, f_r, \lambda) := \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_d(t) \right] e^{-j\omega_d t} \right\|_2^2 + \left\| \beta(t) \cdot f_r(t) \right\|_2^2 + \left\| f(t) - (u_d(t) + f_r(t)) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - (u_d(t) + f_r(t)) \rangle \quad (7)$$

式中: λ 为拉格朗日乘子; ∂_t 为 t 的一阶微分算子; $\delta(t)$ 为狄拉克冲激函数; j 为虚数单位。

采用交替方向乘子法(Alternating direction method of multipliers, ADMM),通过一系列迭代优化解决最小化约束问题。经过 n 次迭代更新后, $\hat{u}_d^{n+1}(\omega)$ 、 ω_d^{n+1} 和 $\hat{\lambda}^{n+1}(\omega)$ 的表达式分别为:

$$\hat{u}_d^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) + \alpha^2(\omega - \omega_d^n)^4 \hat{u}_d^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{[1 + \alpha^2(\omega - \omega_d^n)^4][1 + 2\alpha(\omega - \omega_d^n)^2]} \quad (8)$$

$$\omega_d^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_d^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_d^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (9)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n + \tau [\hat{f}(\omega) - ((\hat{u}_d(\omega) + \hat{f}_r^n(\omega)))] \quad (10)$$

式中: τ 为 λ 的更新参数。

关于 VME 的更多细节参考文献[18]。

1.4 多分类相关向量机(mRVM)

RVM 是由 Tipping^[19]提出的一种具有高稀疏度的贝叶斯监督学习方法,作为支持向量机的一种变形,用于解决分类和回归问题。mRVM 是由 Psorakid 等^[14]提出的一种层次贝叶斯模型,其通过引入辅助变量将 RVM 扩展到多分类场景,并使用多项概率似然提供输出成员的概率。其基本原理如下:

假设有 N 个训练样本、 M 个类别, mRVM 的模型表达式为:

$$y(x) = \sum_{m=1}^M \mathbf{w}_m \phi(x) \quad (11)$$

式中: x 为输入样本; $\mathbf{w}_m$ 为与类别 M 相关的权重向量; $\phi(x)$ 为输入样本的特征向量。

mRVM 的训练过程通过最大化后验概率估计相关向量的权重及噪声方差。后验概率的表达式为:

$$p(w, \beta | t) = \frac{p(t | w, \beta) p(w | \beta)}{p(t | \beta)} \quad (12)$$

式中: t 为训练标签; β 为噪声方差。

最大化对数似然函数 $\ln p(t | w, \beta)$ 用于估计权

重 w_m , 最大化对数边缘似然函数 $\ln p(l|\beta)$ 用于估计 β 的最大后验。对于新的输入样本 x , 预测其所属类别时, 可通过计算其在每个类别相关向量 w_m 上的投影选择投影距离最近的类别作为预测结果。

mRVM 在故障诊断中具有稀疏性和高效性、支持不确定性估计、可避免过拟合、能够处理非线性关系、适用于多分类场景, 以及在小样本数据上仍有高诊断精度等特点。因此, 在本文提出的复合故障诊断方法中, 选择 mRVM 作为分类器。

2 本文故障诊断方法

针对滚动轴承复合故障信号复杂、有效故障

信息难以提取, 以及小样本故障数据无法得到较高准确率的问题, 本文首先采用 VMD 对复合故障信号进行分解, 并将其转换为图信号, 进而计算各图信号的 LE 指标。其次, 选取最小 LE 指标对应的 IMF, 采用 VME 提取其中心频率附近的信号, 得到包含更多故障信息的频段。再次, 求出该频段的多域特征——时域特征、频域特征及熵值特征, 将所求多域特征分为两类输入 mRVM, 得到分类准确率。最后, 制定 DS 证据理论的融合规则, 对两类特征的准确率进行信息融合, 得到最终准确率, 从而完成滚动轴承的故障诊断。本文方法流程图如图 1 所示。

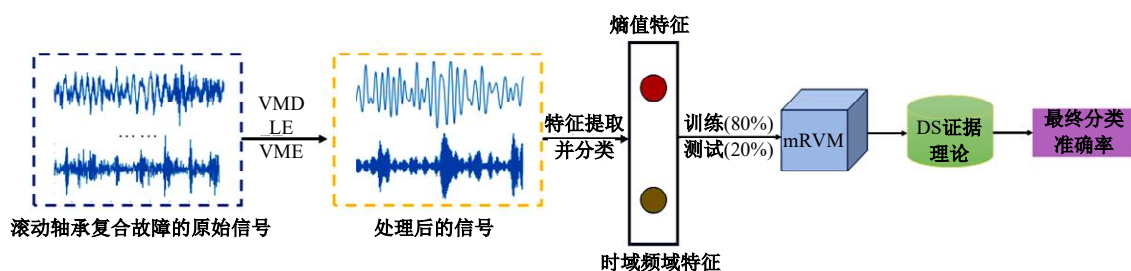


图 1 所提方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

2.1 滚动轴承复合故障提取

为了准确提取滚动轴承复合故障信号中的有效信息, 本文提出结合 VMD-LE 与 VME 的信号处理方法, 其思路框图如图 2 所示。首先, 采用 VMD 将复合故障信号分解为 4 层不同频率的 IMF, VMD 分解时的参数设置如下: 带宽限制为 2 000; 噪声容忍度为 0; 分解模态数为 4; 容忍度参数为 1×10^{-7} 。其次, 通过图信号处理 (Graph signal processing, GSP) 将 IMF 转化为图信号, 计算各图信号的 LE 指标。由于 LE 指标用于评估信号的平滑度, 其值越小表示信号平滑度越高、空间连续性越强, 因此选择最小 LE 指标的 IMF。最后, 采用 VME 对最优 IMF 中心频率附近的频段进行提取。为了确保 VME 算法有效收敛, 设置更新步长 $\tau=0$ 、收敛容差 $\epsilon=1 \times 10^{-6}$ 、惩罚参数 $\alpha=1\ 000$ [20]。

2.2 多域特征提取

复合故障信号经过上述方法处理后, 虽然能得到包含有效故障信息的频段, 但不同故障类型的信号仍然存在一定的关联性。若将提取的信号频段直接输入 mRVM 模型进行分类, 则无法得到有效的分类结果。而信号的一些特征可以提供与故障相关的多种信息, 有助于后续 mRVM 模型更

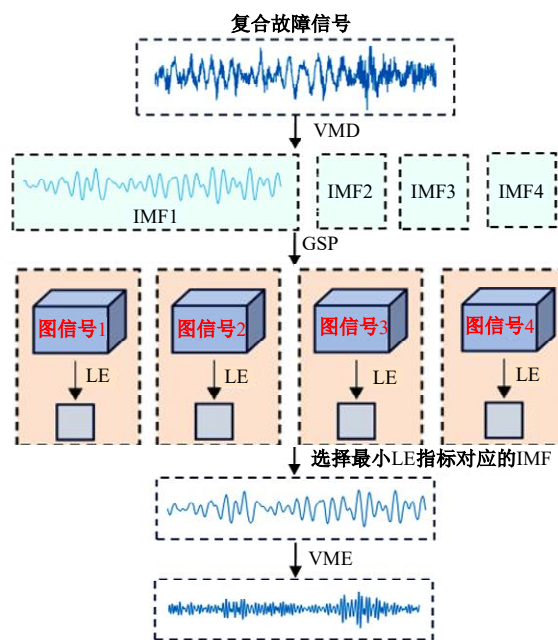


图 2 VMD-LE-VME 思路框图

Fig. 2 VMD-LE-VME conceptual diagram

好地理解信号的性质。因此, 本文求出了故障信号的时域特征、频域特征及熵值特征, 具体特征如表 1 所示。其中, 熵值特征反映了信号的结构特性和统计信息, 时域特征反映了信号在时间维度上的动态特性, 频域特征反映了信号的能量分布

表 1 多域特征
Table 1 Multidomain features

特征类型	特征名称				
时域特征	最大值	最小值	平均值	中位数	均方根
	波形	峰值	脉冲	裕度	峭度
	因子	因子	因子	因子	
频域特征	重心	均方	均方根	谱峭度	
特征	频率	频率	频率	均值	
熵值	奇异	功率			
特征	谱熵	谱熵	近似熵	样本熵	能量熵

和频率分布。不同类型特征反映的信息不同,为了得到更准确的诊断结果,将上述特征分为两类:时域频域特征和熵值特征,在后续实验中对这两类特征分别进行处理。

2.3 mRVM 参数设置

在使用 mRVM 进行故障诊断时,需要设置如下参数:收敛准则采用最小化对数边缘似然;标准化参数选择不对训练数据进行标准化处理;输入标志使用自定义的训练数据和标签训练模型;最大迭代次数设为训练样本数目;收敛准则为达到最大迭代次数实现收敛。

2.4 DS 证据理论融合规则的确定

通过 mRVM 得到分类准确率后,使用 DS 证据理论对其进行融合,将两类特征的分类准确率融合为最终准确率。这样可得到更准确、更综合的信息,使分类结果更可靠。本文制定的 DS 证据理论融合规则的建立步骤如图 3 所示。

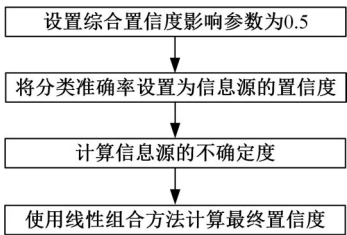


图 3 融合规则的建立步骤

Fig. 3 Steps for establishing fusion rules

3 实验验证及结果分析

3.1 实验数据集介绍

实验所用数据均来自航空发动机转子-滚动轴承试验台,实验装置由可调电机、主轴、转子盘、齿轮箱、滚动轴承和集成电子控制系统组成。实验中,将加速度传感器放置于水平和垂直位置,用于测量加速度振动信号,同时在电机一侧安装传感器,用于测量转动速度,如图 4 所示。该实验装

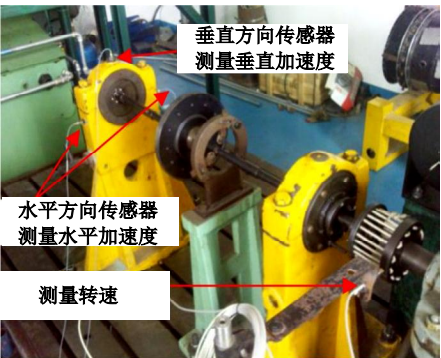


图 4 航空发动机转子-滚动轴承试验台

Fig. 4 Aircraft engine rotor rolling bearing test bench

置在较复杂的环境下可以很好地模拟滚动轴承的复合故障。实验涉及的滚动轴承复合故障共有 4 类,包括外圈和内圈复合故障、外圈和滚动体复合故障、内圈和滚动体复合故障及外圈内圈和滚动体复合故障,如图 5 所示。

在本次实验中,使用采样频率为 10 kHz、转速为 1 500 r/min 的复合故障数据验证所提方法的有效性。对故障数据进行选择,从每种故障类型的振动数据中随机选取 100 个样本,4 种故障类型共 400 个样本;每个样本包含 1 024 个数据点,4 种故障类型共 409 600 个数据点。

3.2 VMD-LE-VME 方法效果验证

本书以滚动轴承内圈和滚动体复合故障信号为例,该信号包含 204 800 个数据点。采用 VMD 对故障信号进行分解,分解层数为 4 层,得到的 IMF 分量如图 6 所示。通过图信号处理将 IMF 转化为图信号,并求出对应的 LE 指标,见表 2。

由表 2 可以看出,第 3 层图信号的 LE 指标最小,结合前文分析,选择 IMF3 作为最优局部振动模态。观察 IMF3 的频谱图(见图 7),可知最高谱峰对应的频率为 2 906.25 Hz。在采用 VME 方法提取 IMF3 的主模态分量时,将其设置为初始中心频率,提取结果如图 8 所示。由图 8 可见,经过 VME 方法提取的信号可以充分表征原始信号,包含有效的故障信息。

3.3 VMD-LE-VME 在故障诊断中的效果验证

本节验证了 VMD-LE-VME 方法与 mRVM、DS 证据理论相结合在滚动轴承复合故障诊断中的优越性,并与其他几种常用的信号分解算法进行对比。对不同的分解算法进行标注,方便后续实验。方案 A:本文提出的 VMD-LE-VME 方法;方案 B:EMD;方案 C:LMD;方案 D:SVD;方案 E:VMD;方案 F:不进行信号处理。按上述方

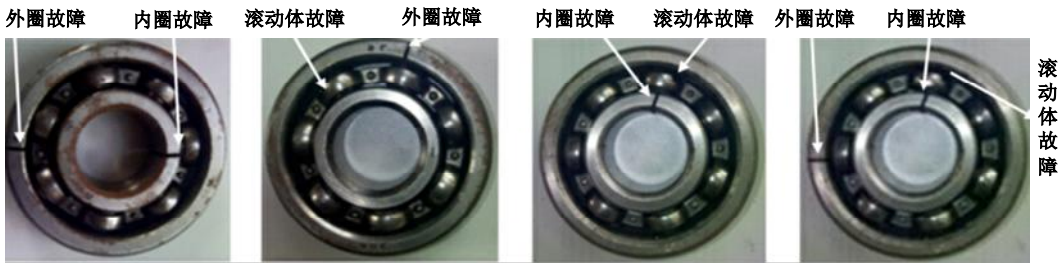


图 5 滚动轴承复合故障

Fig. 5 Composite fault of rolling bearings

表 2 各 IMF 对应图信号的 LE 指标

Table 2 LE indicators of corresponding graph signals for each IMF

IMF 分量	LE
IMF1	0.075 9
IMF2	0.082 1
IMF3	0.051 3
IMF4	7.813 2

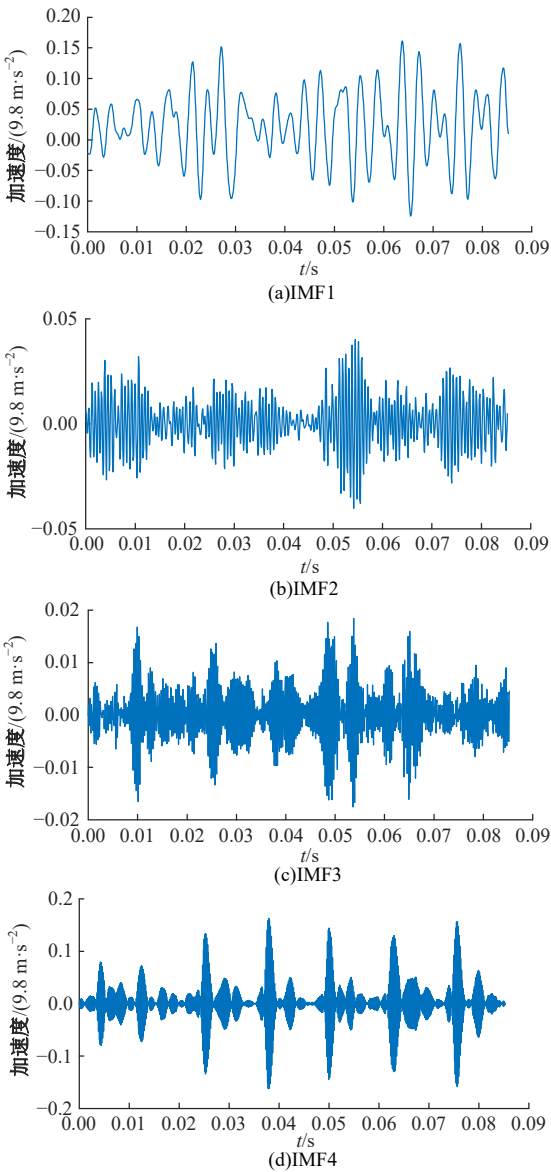


图 6 VMD 分解后的 IMF 分量

Fig. 6 IMF components after VMD decomposition

案对故障信号进行处理,求出上文提及的时域频域特征及熵值特征。400 个样本可以求出 14×400 个时域频域特征及 5×400 个熵值特征。将两组特征数值按照训练集与测试集 8:2 的比例分割

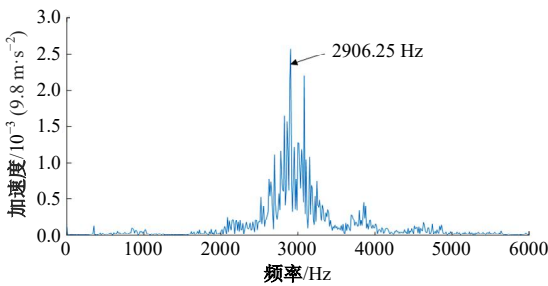


图 7 IMF3 的频谱图

Fig. 7 Spectrum diagram of IMF3

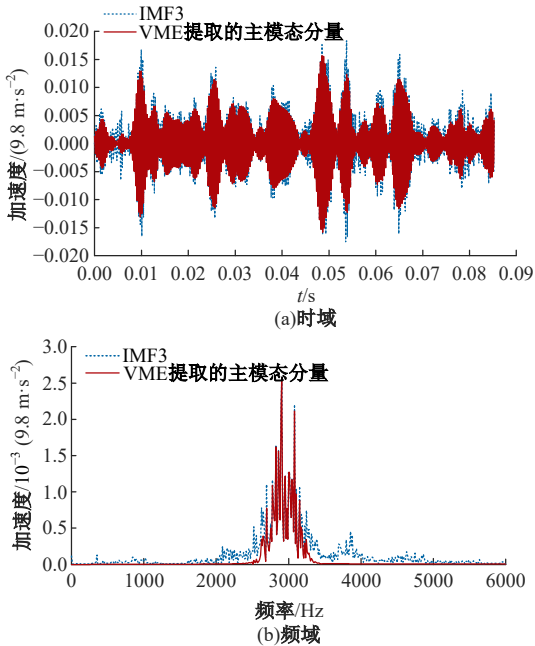


图 8 VME 提取效果图

Fig. 8 VME extraction rendering

(数据无重叠),并分别输入 mRVM 中。每种方案进行 5 次实验,取平均准确率作为最终结果。在不同的特征输入下,6 种对比实验方案的故障诊断结果如表 3 所示。

采用前文制定的融合规则,基于 DS 证据理论对求出的准确率进行融合,计算综合置信度。该综合置信度便是 mRVM 故障诊断的最终准确率,具体结果如表 4 所示。

表 3 两种特征输入下 mRVM 的诊断准确率

特征类型	方案					
	A	B	C	D	E	F
时域	98	79.25	68.50	78	73.75	79
频域						
熵值	100	86	70.25	88.25	80.50	82.75

表 4 经 DS 证据理论的最终准确率

方案	A	B	C	D	E	F
准确率	99	82.62	69.38	83.13	77.13	80.88

由上述结果可以看出,方案 C 采用的 LMD 方法和方案 E 采用的 VMD 方法在处理复杂复合故障信号时,无法准确确定适当的分解模态数目,导致分解的信号中包含无效信息。相比之下,方案 B 采用的 EMD 方法和方案 D 采用的 SVD 方法,在准确率方面虽有所提升,但同样存在一定程度的信息损失。本文所提方案 A 的性能优于其他 5 种方法,经 DS 证据理论融合后,诊断准确率达到 99%,与未进行信号分解处理的方案 F 相比,诊断准确率提高了 18.12%。上述实验结果充分证明,本文提出的 VMD-LE-VME 方法在提取复合故障信号的故障信息时具有优越性。

为了更直观地展示本文方法的诊断结果,对表 4 中方案 A 的测试样本经过 mRVM 故障诊断的结果进行可视化,根据前文 5 次实验的分类结果创建混淆矩阵,如图 9 所示。其中,当输入时域频域特征时,5 次诊断准确率分别为 100%、100%、95%、100%、95%;当输入熵值特征时,5 次诊断的准确率皆为 100%。

3.4 mRVM 模型对小样本复合故障数据适用性分析

为了验证 mRVM 在小样本故障数据下仍具有良好的适用性,更改训练集与测试集的比例,将比例设置为 6:4、5:5、4:6、3:7 和 2:8。采用前文

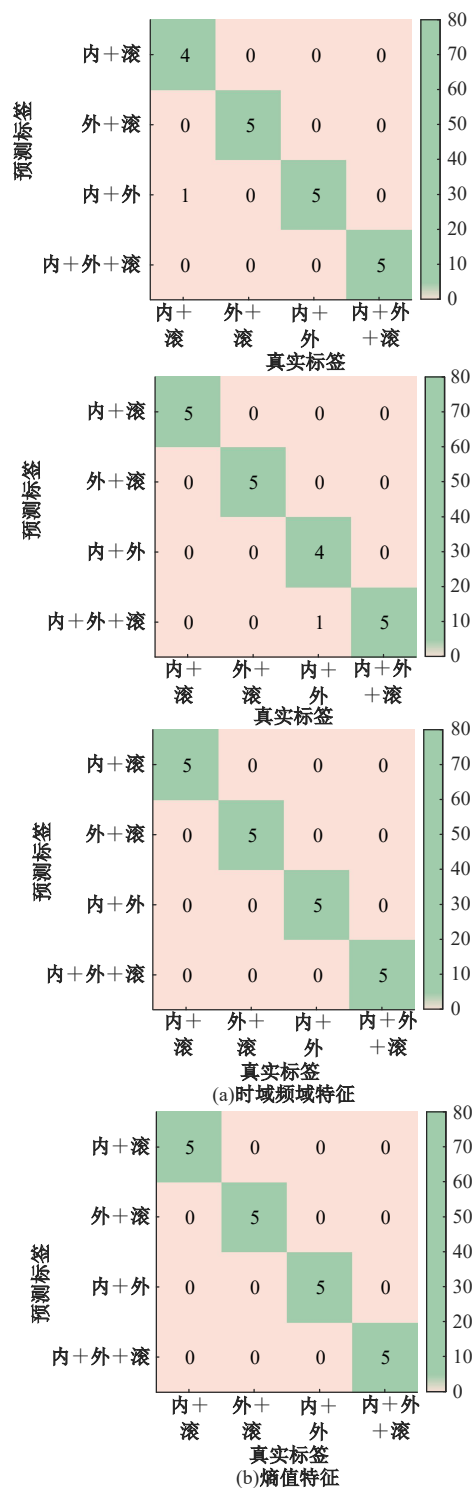


图 9 混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix

提出的信号提取方法处理故障信号,将求出的多域特征数据按上述比例分别输入 mRVM 中,得到的诊断准确率如表 5 所示。

由表 5 可以看出,更改训练集与测试集比例后,输入时域频域特征时诊断准确率维持在 86.25% 以上,输入熵值特征时诊断准确率保

表 5 mRVM 在不同训练集与测试集比例下的
诊断准确率

Table 5 Diagnostic accuracy of mRVM under different
proportions of training and testing sets %

特征类型	训练集与测试集比例				
	6:4	5:5	4:6	3:7	2:8
时域频域	94.67	91.67	88.33	86.67	86.25
熵值	99.33	97.50	92.22	91.43	90

持在 90% 以上。并且,随着训练集比例的减小,诊断准确率没有发生剧烈的变化,而是保持在一定范围内。这说明 mRVM 对小样本数据具有良好的适用性,也进一步证明了前文提出的 VMD-LE-VME 方法在提取故障信息方面的优越性。

3.5 mRVM 模型故障诊断性能分析

本节验证了 mRVM 在故障诊断中的性能,将其与 SVM、LSSVM、ELM、RBF、CNN 进行比较。实验中,训练集与测试集的比例设为 8:2,使用与前文相同的数据,并采用 VMD-LE-VME 方法对信号进行处理,求出时域频域特征和熵值特征。每种模型重复进行 5 次实验,以 5 次实验的平均值作为评价指标,实验结果如表 6 所示。

表 6 不同模型的诊断准确率

Table 6 Diagnostic accuracy of different models %

特征类型	mRVM	SVM	LS SVM	ELM	RBF	CNN
时域 频域	98	80.50	82.53	87.25	30.75	90.25
熵值	100	88.31	90.15	90	34.77	94.73

基于 DS 证据理论对求出的两组特征对应的准确率进行信息融合,融合后的不同诊断模型的最终准确率如表 7 所示。

表 7 经 DS 证据理论的最终准确率

Table 7 Final accuracy after DS evidence theory %

模型	mRVM	SVM	LSSVM	ELM	RBF	CNN
准确率	100	88.31	90.15	90	34.77	94.73

由上述结果可以看出,本文使用的 mRVM 模型在不同的机器学习和神经网络模型中诊断准确率最高。在这些模型中,RBF 的诊断效果最差,其在处理小样本数据时会出现过拟合现象,难以准确分类复合故障。CNN 在分解算法没有提取主要特征信息的情况下,不能很好地分析故障特征,诊断准确率与 mRVM 相差 14.6%。与传统

机器学习方法 SVM 相比,LSSVM 和 ELM 的诊断准确率有所提高,但仍比 mRVM 低 12.75% 和 10.37%。由此可见,mRVM 在处理小样本复合故障数据时具有良好的性能。

4 结束语

本文提出了一种基于 VMD-LE-VME、mRVM 和 DS 证据理论的小样本滚动轴承复合故障诊断方法。首先,对复合故障信号进行 VMD-LE-VME 处理,提取有效的故障信息并求出其多域特征。其次,将多域特征分为两类,分别输入 mRVM 进行故障诊断,结合 DS 证据理论得到最终的诊断结果。最后,在航空发动机转子-滚动轴承试验台上进行实验,验证本文方法的有效性,并与其他经典方法相比。实验结果表明,本文方法在提取复合故障信号的故障信息方面具有优越性,进行复合故障诊断时具有较高的检测精度,并且对于小样本数据具有良好的适用性。

参考文献:

- [1] Wang X L, Shi J C, Zhang J. A power information guided-variational mode decomposition (PIVMD) and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Digital Signal Processing, 2023, 132: No. 103814.
- [2] Li W H, Chen Z Y, He G L. A novel weighted adversarial transfer network for partial domain fault diagnosis of machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(3): 1753-1762.
- [3] Oh B S, Guo X, Wan F Y, et al. Micro-Doppler mini-UAV classification using empirical-mode decomposition features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 15(2): 227-231.
- [4] Liu Z, Jin Y, Zuo M J, 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.
- [5] Mao M J, Zeng K X, Tan Z F, et al. Adaptive VMD-K-SVD-based rolling bearing fault signal enhancement Study[J]. Sensors, 2023, 23(20): No. 8629.
- [6] 崔玲丽, 吴春光, 邬娜. 基于 EMD 与 ICA 的滚动轴承复合故障诊断 [J]. 北京工业大学学报, 2014, 40(10): 1459-1464.
Cui Ling-li, Wu Chun-guang, Wu Na. Composite fault diagnosis of rolling bearings based on EMD and

- ICA algorithm[J]. Journal of Beijing University of Technology. 2014, 40(10): 1459-1464.
- [7] 杨斌, 张家玮, 樊改荣, 等. 最优参数 MCKD 与 ELMD 在轴承复合故障诊断中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(11): 59-67.
- Yang Bin, Zhang Jia-wei, Fan Gai-rong, et al. Application of OPMCKD and ELMD in bearing compound fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(11): 59-67.
- [8] Jiang X X, Wang J, Shen C Q, et al. An adaptive and efficient variational mode decomposition and its application for bearing fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(5): 2708-2725.
- [9] Estranda E. Characterization of the folding degree of proteins[J]. Bioinformatics, 2002, 18(5): 697-704.
- [10] Nazari M, Sakhaei S M. Variational mode extraction: a new efficient method to derive respiratory signals from ECG[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2017, 22(4): 1059-1067.
- [11] Kumar H S, Upadhyaya G. Fault diagnosis of rolling element bearing using continuous wavelet transform and K -nearest neighbour[J]. Materials Today: Proceedings, 2023, 92: 56-60.
- [12] Gu Y K, Zhou X Q, Yu D P, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing using principal component analysis and support vector machine[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32: 5079-5088.
- [13] Cao H R, Shao H D, Zhong X, et al. Unsupervised domain-share CNN for machine fault transfer diagnosis from steady speeds to time-varying speeds[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 186-198.
- [14] Psorakis I, Damoulas T, Girolami M A. Multiclass relevance vector machines: sparsity and accuracy[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(10): 1588-1598.
- [15] Gao S Z, Yu Y F, Zhang Y M. Reliability assessment and prediction of rolling bearings based on hybrid noise reduction and BOA-MKRVM[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 116: No. 105391.
- [16] Dong L, Chen Z Y, Hua R N, et al. Research on diagnosis method of centrifugal pump rotor faults based on IPSO-VMD and RVM[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2023, 55(3): 827-838.
- [17] Zhao K Y, Li L, Chen Z Q, et al. A survey: optimization and applications of evidence fusion algorithm based on Dempster-Shafer theory[J]. Applied Soft Computing, 2022, 124: No. 109075.
- [18] Li C X, Liu Y Q, Liao Y Y, et al. A VME method based on the convergent tendency of VMD and its application in multi-fault diagnosis of rolling bearings [J]. Measurement, 2022, 198: No. 111360.
- [19] Tipping M E. The relevance vector machine[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1999, 12: 652-658.
- [20] Pang B, Nazari M, Tang G J. Recursive variational mode extraction and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: No. 108321.