

基于 VMD-MMPE 的轧机轴承滚动体与保持架故障诊断*

计江^{1,2,3}, 赵琛³, 王勇勤¹

(1. 重庆大学机械与运载工程学院 重庆, 400030) (2. 中国重型机械研究院股份公司 西安, 710032)
(3. 燕山大学国家冷轧板带装备及工艺工程技术研究中心 秦皇岛, 066004)

摘要 针对板带轧机轴承工作环境恶劣、保持架与滚动体极易损坏、信号噪声大、识别困难以及实际工况对诊断速度要求高等问题, 首先, 提出粒子群优化变分模态分解 (particle swarm optimization-variational mode decomposition, 简称 PSO-VMD) 和多元多尺度排列熵 (multivariate multiscale permutation entropy, 简称 MMPE) 的故障诊断方法, 并结合粒子群优化支持向量机 (particle swarm optimization-support vector machine, 简称 PSO-SVM) 实现故障分类; 其次, 轴承振动信号经 VMD 处理为若干模态分量 (intrinsic mode functions, 简称 IMF), 选最优分量进行包络分析; 然后, 针对轧机轴承垂直水平轴向振动差别较大且受较大径向力与轴向力的特点, 采用 MMPE 并考虑 3 维振动信号的 4 个分量的 MMPE 值与时域指标组成特征向量; 最后, 基于 PSO-SVM 模型对方法的有效性进行验证。计算和实验结果与集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD) 与局部均值分解 (local mean decomposition, 简称 LMD) 方法对比表明, VMD-MMPE 可以优化模型的输入, 提高模型的诊断正确率和速度, 实现轴承保持架与滚动体不同部位和不同损伤程度的故障诊断, 具有重要的工程意义。

关键词 轧机轴承; 变分模态分解; 包络谱; 多元多尺度排列熵; 粒子群优化支持向量机; 故障诊断
中图分类号 TH133.33; TG333.17

引言

从轴承振动信号中提取故障信息在故障诊断中起到了非常有效的作用^[1]。故障诊断的关键在于如何从非线性、非平稳的振动信号中提取故障特征信息^[2]。Huang 等^[3]提出 EMD 算法, 信号被分解成多个模态分量, 具有自适应能力。Wu 等^[4]为克服端点效应和模态混叠, 在分解过程中加入白噪声, 形成了 EEMD 算法。张琛等^[5]利用 EEMD 算法结合奇异值熵值实现含有噪声的滚动轴承振动信号特征提取, 利用奇异值熵大小对轴承故障进行判断。上述研究表明, 采用 EEMD 算法较短时傅里叶变换、小波分析和 EMD 算法在轴承故障诊断中可以取得更好的效果。

随着自适应算法的不断发展, LMD 被提出用于抑制端点效应和模态混叠现象。程军圣等^[6]分别采用 LMD 与 EMD 算法对齿轮箱故障信号进行分析, 结果表明 LMD 算法在故障诊断中性能优于 EMD 算法。变分模态分解解决了端点效应和模态混叠的缺点。Yang 等^[7]分别采用 EMD 和 VMD 算法对涡

轮机振动信号进行特征提取, 分析得出 VMD 算法对信号的处理效果优于 EMD 算法。Mohanty 等^[8-9]分别采用 VMD 和 EMD 算法处理滚动轴承振动信号, 证明 VMD 可有效克服时频分析算法中模态混叠的问题。

熵值算法能够衡量机械动力学非线性时间序列的复杂性且效果优异, 如近似熵 (approximate entropy, 简称 AE)、样本熵 (sample entropy, 简称 SE) 和排列熵 (permutation entropy, 简称 PE) 等^[10]。以上算法仅考虑了单一尺度时间序列的复杂性和动力学突变, 忽略了其他尺度的有用信息, 因此学者们将熵值进行多尺度粗粒化处理, 提出了多尺度熵值算法。文献^[11]将多尺度样本熵 (multiscale sample entropy, 简称 MSE) 应用到旋转机械特征提取中。样本熵处理短信号时间不够稳定, 实际运用速度较慢, 而排列熵理论简单, 可以忽略幅值因素, 计算速度较快, 引入多尺度之后可以延续其优势。潘震等^[12]将多尺度排列熵 (multiscale permutation entropy, 简称 MPE) 引入单向阀故障诊断中, 对 VMD 分量信号进

* 国机集团重大科技专项基金资助项目 (SINOMAST-ZDZX-2018-06)
收稿日期: 2021-06-17; 修回日期: 2021-08-20

行MPE特征提取,实现了单向阀故障诊断。笔者将多元信号处理的思想引入到MPE计算中,综合考虑轧机轴承垂直和轴向振动信号,计算其MPE值作为特征向量,提出了MMPE,并将其应用到轧机滚动轴承故障诊断中。

深层网络需要大量的数据进行训练,输入向量维数高,训练耗时长。SVM在小样本数据情况下,对拟合的准确度和样本数据学习的复杂性做了一个折中处理,达到最好的泛化能力,避免了神经网络陷入局部极值的缺陷问题。Yang等^[13]对滚动轴承故障数据进行多域特征的提取,并构成特征向量,通过SVM实现了故障诊断。袁宪锋等^[14]采用灰狼算法对SVM进行优化,并结合自编码器实现了对滚动轴承的故障诊断。

笔者针对轧机轴承振动信号干扰噪声大、滚动体与保持架易损坏、各方向振动信号差别较大、工厂生产实际故障数据不足、训练数据样本小以及诊断速度慢等问题,采用VMD分解结合包络谱,初步判断轴承存在故障,并通过VMD-MMPE进行故障特征的提取与表征,提高了诊断正确率和速度。粒子群优化算法(particle swarm optimization,简称PSO)具有很好的全局寻优能力,可用于对SVM和VMD的超参数优化。由于故障数据缺乏,数据样本小,难以实现轧机轴承故障部位及损伤程度的准确识别,因此采用PSO-SVM方法,实现了轧机轴承相同部位不同损伤的故障诊断。

1 数学模型

1.1 PSO-VMD算法

1.1.1 VMD算法

VMD是一种可以改变尺度的时频信号处理方法,可自行选定分解模态分量个数,克服了以往自适应分解算法(EMD, EEMD和LMD)的模态混叠和端点效应的缺点,且VMD的本质是由维纳滤波进行降噪,具有较好的降噪效果。

将信号分解为若干子模态 u_k ,各模态带宽在频率中心紧凑分布,且通过梯度的 L^2 范数估计带宽。VMD算法过程为

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \sum_{k=1}^K u_k = f$$

其中: u_k 为各模态; ω_k 为各模态中心频率; K 为分解层数; $\delta(t)$ 为脉冲函数。

引入拉格朗日乘法算子 λ 与二次惩罚因子 α ,解决约束变分问题

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

首先,确定分解模态个数,初始化子模态 u_k^1 ,子模态 \hat{u}_k^1 对应的中心频率为 $\hat{\omega}_k^1$,乘法算子为 λ^1 ,初始循环参数为 n 。原信号分解为 K 个IMF分量的过程如下。

1) 初始化 $u_k^1 \omega_k^1 \lambda^1, n=0$ 。

2) $n=n+1$,执行整个循环。

k 的取值范围为 $1 \sim K$,根据式(3)更新 u_k

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + \alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

其中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega), \hat{f}(\omega), \hat{\lambda}(\omega)$ 及 $\hat{u}_k(\omega)$ 分别为 $u_k^{n+1}(t), f(t), \lambda(t)$ 及 $u_k(t)$ 的傅里叶变换形式。

根据式(4)更新 ω_k

$$\omega_k \omega_k^{n+1} = \int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega / \int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \quad (4)$$

对所有的 $\omega > 0$,根据式(5)更新 λ

$$\hat{\lambda}_{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}_n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

3) 重复步骤2,直至满足迭代精度 ϵ

$$\sum_k \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2 < \epsilon \quad (6)$$

4) 循环停止,输出 K 个IMF分量。

1.1.2 PSO算法

在解空间中随机初始化 m 个粒子构成初始种群,记第 i 个粒子当前位置为 x_i 。粒子初始化速度为 v_i ,速度决定粒子的运动。由目标函数确定一个适应值,在迭代中粒子将跟踪自身和当前种群找到最优解。设每个粒子当前找到的极值为 P_i ,种群当前找到的全局极值为 P_g ,逐代搜索,直到最后得到最优解。粒子的速度和位置更新公式为

$$v_{i+1} = \omega v_i + c_1 r_1 (P_i - x_i) + c_2 r_2 (P_g - x_i) \quad (7)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (8)$$

其中: c_1 为局部学习因子; c_2 为全局学习因子; ω 为惯性因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数。

将所有分量PE均值和作为适应度函数对 K 与 α 进行寻优。PE能够很好地反映时间序列的复杂程度,PE值越小则信号序列越规律,富含越多的振动冲击特征;PE值越大则信号的噪声和无效特征越多。笔者选取前4个分量作为最优分量。在PSO优化过程中参数设置如下:粒子数量为20;迭代次数为50;局部学习因子与全局学习因子均为1.8;惯性因子为0.8。

1.2 基于多元多尺度排列熵的特征提取

1.2.1 多尺度排列熵

PE可对1维序列进行定量描述,抗噪能力好。空间重构1组时间序列,得到

$$X_i[x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}] \quad (9)$$

其中: m 为嵌入维数; τ 为延迟时间。

对于每一个 X_i ,都会有 $m!$ 种排列方式,计任意一种排列方式的出现次数为 T_r ,其对应出现的概率为

$$P_r = \frac{T_r}{N - (m-1)\tau} \quad (r=1, 2, \dots, R) \quad (10)$$

不同排列序列的排列熵 H_{PE} 可通过信息熵定义

$$H_{PE} = - \sum_{r=1}^R P_r \ln P_r \quad (11)$$

归一化后得到

$$PE = H_{PE} / \ln(m!) \quad (12)$$

通过式(10)~(12)可知,嵌入维数 m 与延时时 τ 会引起排列熵计算结果的变化,根据经验可知,嵌入维数取3~7可取得较好得效果, τ 通常取1。

多尺度排列熵本质是粗粒化时间序列,得到新的时间序列。其过程为:将时间序列 X 按照长度 s 个元素的形式进行划分;按照式(13)求划分后每个时间序列的平均值。

$$y_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^j x_i \quad \left(1 \leq j \leq \frac{N}{s}\right) \quad (13)$$

其中: s 为尺度因子; N 为原始信号长度。

对新时间序列求解排列熵,即可得到多尺度排列熵。

1.2.2 多元多尺度排列熵

MPE在处理1维振动信号时可以取得较好的效果。针对轧机工况的特殊性,轧制过程中轴承受较大径向力与轴向力,且垂直水平轴向振动信号之间存在较大差别,需要综合考虑3维振动信号,MPE依次处理3个方向的信号并不能取得最优的特征提取效果。因此,针对多维信号特征提取采用多元多尺度排列熵算法可以取得更好的效果。

对于 n 维时间序列 $X_{k,i}$,多元多尺度粗粒化序列为

$$y_{k,j}^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^j x_{k,i} \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (14)$$

得到时间序列为

$$Y_m(i) = [y_{1,i}, y_{1,i+\tau_1}, \dots, y_{1,i+(m_1-1)\tau_1}, y_{2,i}, y_{2,i+\tau_2}, \dots, y_{2,i+(m_2-1)\tau_2}, \dots, y_{d,i}, y_{d,i+\tau_d}, \dots, y_{d,i+(m_d-1)\tau_d}] \quad (15)$$

其中: $M=[m_1, m_2, \dots, m_d]$ 为嵌入维度向量; $\Gamma=[\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_d]$ 为延迟时间向量。

对于 d 维时间序列 $Y_m(i)$,求每维数据的相对概

率并结合式(10)和式(11),即可得到最终的多元多尺度排列熵为

$$H_{MMPE} = - \sum_{j=1}^J P_j \ln P_j \quad (16)$$

其中: J 为多元信号序列共有的排列方式数, $J=k \times m!, k$ 为输入信号维数。

归一化形式为

$$MMPE = \frac{H_{MMPE}(x, t, m, \tau)}{\sum_{t=1}^s H_{MMPE}(x, t, m, \tau)} \quad (17)$$

1.3 PSO-SVM算法

笔者使用的支持向量机为LibSVM工具包的一部分,在使用时需要确定合适的惩罚因子 C 以及核函数参数 g 。采用PSO算法对 C 与 g 进行寻优,将SVM识别准确率作为其适应度函数。PSO参数设置如下:粒子数量为20;迭代次数为50;局部学习因子与全局学习因子均为1.8;惯性因子为0.8。

1.4 基于VMD-MMPE与PSO-SVM的故障诊断模型

PSO-VMD算法结合包络分析可有效解决轴承振动信号噪声大与故障频率提取困难的问题。通过包络谱可实现故障轴承初步诊断,但诊断依靠经验;而通过MMPE算法可实现对轴承故障信号的特征提取和表征。因此,笔者将PSO-VMD与MMPE相结合,通过VMD与包络谱实现初步诊断,再通过计算3个方向信号各分量的MMPE值,实现对轴承故障特征的表征,并构成特征向量输入PSO-SVM模型进行训练,实现对故障的诊断分类。VMD-MMPE值优化了SVM的输入,提高了计算速度和正确率,结合包络谱解决初期训练样本不足、诊断正确率低的问题,最终建立一种PSO-VMD包络谱、MMPE与PSO优化SVM相结合的故障诊断模型,最终实现滚动轴承不同故障以及同故障不同损失程度的故障诊断。故障诊断流程如图1所示。

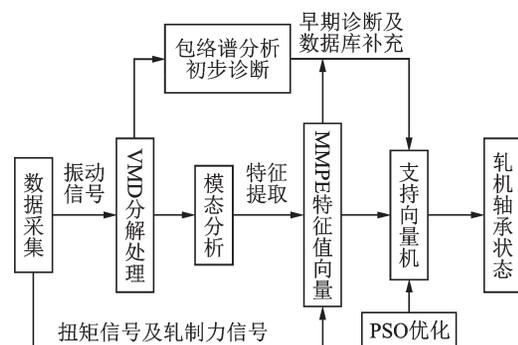


图1 故障诊断流程图

Fig.1 The flow chart of bearing fault diagnosis

2 板带轧机轴承滚动体与保持架故障诊断实验

本次实验的设备主要有实验轧机、传感器和数据采集设备,板带轧机轴承故障诊断实验台如图2所示。轧机参数如下:轧辊直径为120 mm;长度为90 mm;主电机转速为18 r/min;最大轧制力为12 t。振动传感器为YS8202加速度传感器,压力传感器型号为HZC-01。



图2 板带轧机轴承故障诊断实验台

Fig.2 Diagnosis experiment platform for faults in strip-mill bearings

实验轧机工作辊轴承为单列圆柱滚子轴承并列安装,型号为NU1012。对8套正常轴承、2套滚动体磨损轴承、2套保持架破损轴承以及2套滚动体剥落轴承进行数据采集,4种实验轴承如图3所示。

轧制实验过程中,设轧辊转速为5.04 r/min,对上述4组轴承采集 x 、 y 和 z 轴方向的振动信号、轧机传动侧与操作侧的轧制力信号和上下传动轴的扭矩信号,采样频率均为2 kHz。信号时域图如图4所示,前4 s轧机为空载状态,振幅较小,51 s后由于抛钢现象,振幅骤升,因此分析时需舍弃两端信号。

3 结果分析与讨论

3.1 VMD最优分量包络谱分析

去除4种信号的咬钢和抛钢阶段信号,并截取6 000个样本点做垂直、轴向和水平振动信号的时域图,如图5所示。

经过PSO-VMD分解后,4种轴承各方向信号的分解参数如表1所示。为加快PSO的运算速度,设置PSO对 K 的寻优范围为[4~10], α 的寻优范围为[2 000~3 000], α 搜索步长为50。其中,滚动体剥落轴承垂直方向振动信号得到6个IMF分量,计算实验轧机滚动体剥落故障信号各个IMF分量与原信号的相关系数、峭度和方差贡献率等指标,如表2所示。综合各分量的相关系数、峭度与方差贡

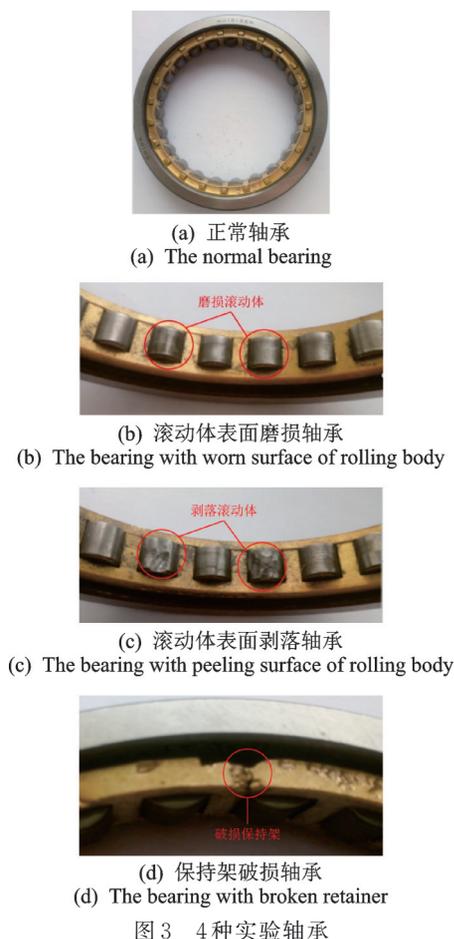


图3 4种实验轴承

Fig.3 Four kinds of test bearing

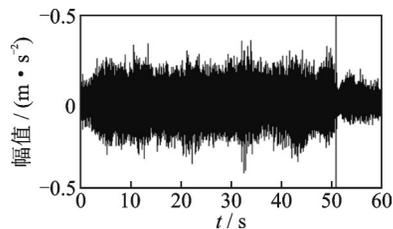


图4 转速为5.04 r/min的信号时域图

Fig.4 Time domain diagram of speed 5.04 r/min signal

献率指标,判断 IMF_2 分量包含较多的故障特征信息,为最优分量。

滚动体故障轴承的 IMF_2 包络谱见图6,第1个优势峰对应的频率为0.091 Hz,约为轴承旋转频率,0.351 Hz为滚动体故障频率,0.732 4与1.068 Hz分别为滚动体故障频率的2倍频和3倍频。由于轧制板材长度有限,去除咬钢与抛钢阶段,实际采集有限正常数据较少,导致包络谱图像稀疏,频率分辨率较低。

由图5可知,VMD分解对信号处理后选取最优分量并进行包络分析,可以从频谱图中找到滚动体故障特征频率,但是由于数据量少导致效果并不完美,并且较少的数据量使得滚动体磨损和保持架破

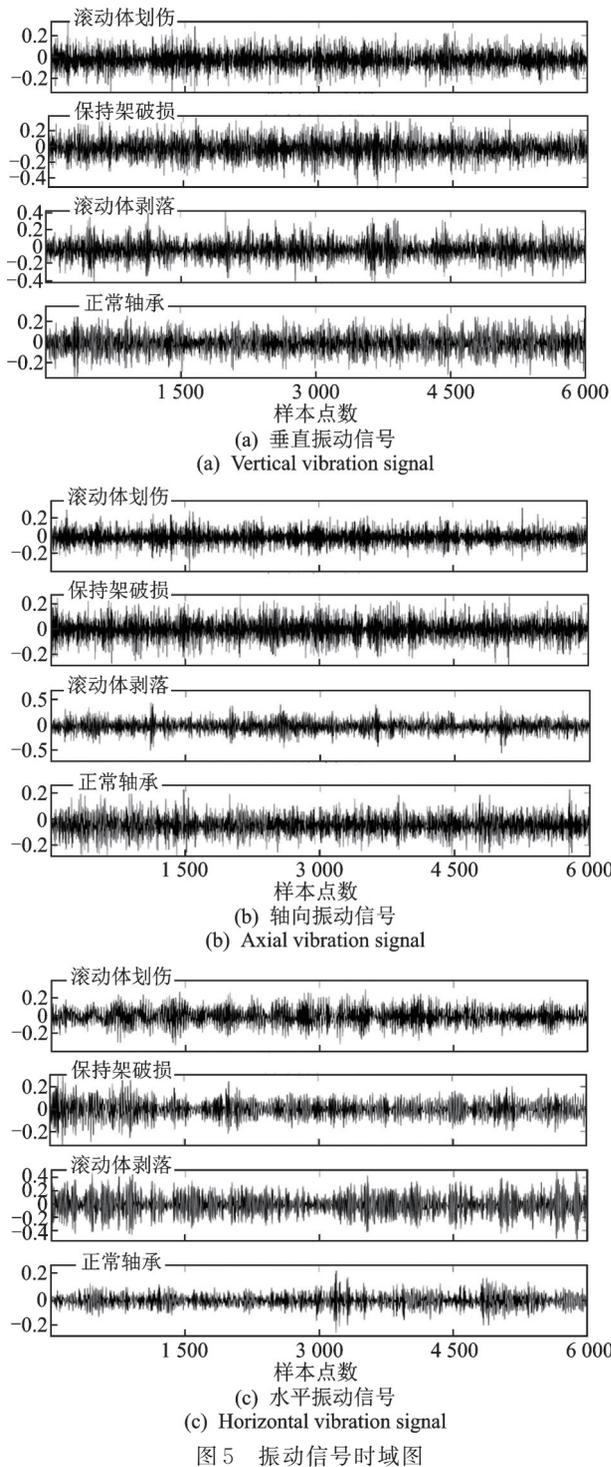


Fig.5 Time domain diagram of vibration signal

损等较微弱,难以识别故障包络谱中的故障频率。因此,仍需要对信号进行特征提取,以进一步提高诊断的正确率。

3.2 VMD分解与MMPE算法结果分析

VMD算法分解各方向振动信号得到 K 个分量,选取前 4 个较优分量按照 $IMF_1 \sim IMF_4$ 的顺序对振动信号的分量进行 3 维 MMPE 值的计算,并按照

表 1 VMD分解参数

Tab.1 VMD decomposition parameters

信号	K	α
滚动体磨损垂直	7	2 350
滚动体剥落垂直	6	2 200
保持架破损垂直	5	2 450
正常轴承垂直	8	2 400
滚动体磨损轴向	8	2 550
滚动体剥落轴向	6	2 450
保持架破损轴向	6	2 300
正常轴承轴向	8	2 650
滚动体磨损水平	8	2 350
滚动体剥落水平	6	2 200
保持架破损水平	6	2 150
正常轴承水平	9	2 100

表 2 各分量 3 种系数

Tab.2 Three coefficients of each intrinsic mode functions

分量	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4	IMF_5	IMF_6
相关系数	0.219	0.648	0.541	0.357	0.193	0.142
峭度	3.289	3.327	3.530	3.618	3.121	3.078
方差贡献	0.502	55.466	30.860	13.170	5.137	7.314

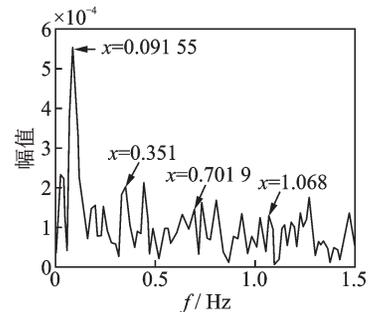


图 6 滚动体故障轴承包络谱

Fig.6 Envelope spectrum of rolling body fault bearing

分量数进行排列,与峰峰值组成 5 维特征向量,用于 PSO-SVM 识别分类;选取 EEMD 与 LMD 算法处理后的前 4 个较优的 IMF 分量计算 MMPE 值,并组成特征向量,用于 PSO-SVM 模型识别分类。同样,采用 MPE 算法对信号进行特征提取并对比。

由于嵌入维数 m 过大会影响算法,导致信号序列排列组合过多。现有研究表明, m 设置为 3~7 均可以取得较好的效果,因此笔者将算法的嵌入维数 m 设置为 3,每组信号只会出现 6 种排列组合方式,极大地节省了计算时间。在 1~20 的尺度空间内寻找最优尺度因子,计算不同尺度因子下模型输入振动信号的 VMD-MMPE 与 VMD-MMPE 的诊断准

准确率,并绘制准确率变化曲线如图 7 所示。最终,MMPE 与 MPE 的尺度因子选为 14 与 13。

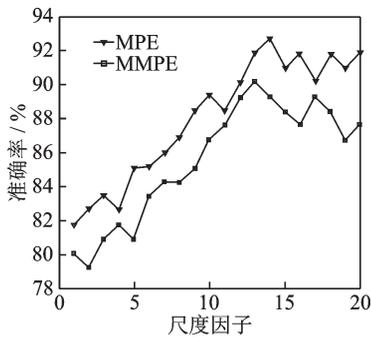


图 7 模型准确率变化曲线

Fig.7 Model accuracy change curve

将 EEMD, LMD 和 VMD 这 3 种算法处理的 4 个分量按照 6 000 个样本分段,提取 10 个时域特征,将信号作为输入向量输入 PSO-SVM 模型,并进行识别分类和对比。实验轧机各类故障标签如表 3 所示。

表 3 实验轧机各类故障标签

Tab.3 Various failure label of experimental rolling mill

故障种类	故障标签
正常轴承	1
滚动体剥落	2
保持架破损	3
滚动体磨损	4

实验轧机各类故障标签中均随机计算 30 个特征向量作为测试集,VMD 最优分量信号时域指标作为输入,预测分类结果如图 8 所示。其中,无故障 2 个点被错分,滚动体剥落 2 个点被错分,滚动体磨损 18 个点被错分,分类正确率为 81.67%。由于滚动体磨损程度较低,信号与正常轴承相似,无故障与滚动体磨损两者被错分严重。

实验轧机 EEMD 分量 MPE 值特征向量作为输

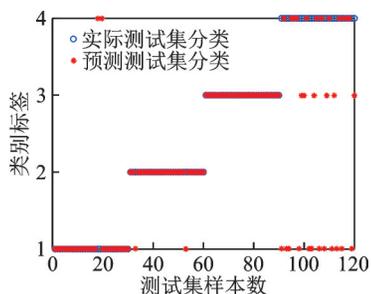


图 8 实验轧机 VMD 时域输入分类结果

Fig.8 Result of VMD time-domain inputting classification for experimental rolling mill

入预测分类结果如图 9 所示,其中无故障 2 个点被错分,保持架故障 4 个点被错分,滚动体磨损 5 个点被错分,模型分类正确率为 90.83%。采用 MPE 算法后错分情况得到改善。

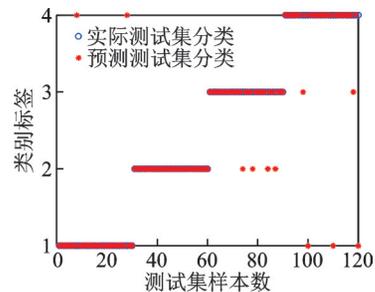


图 9 实验轧机 EEMD-MPE 特征输入分类结果

Fig.9 Result of EEMD-MPE characteristics inputting classification for experimental rolling mill

VMD 分量 MPE 值特征向量作为输入预测分类结果如图 10 所示,其中无故障 3 个点被错分,保持架破损 2 个点被错分,滚动体磨损 4 个点被错分,模型分类正确率为 92.50%。采用 MPE 特征向量作为输入与分类信号直接作为输入相比,同类故障错分情况明显改善;与 EEMD 算法相比,诊断正确率有所提高。

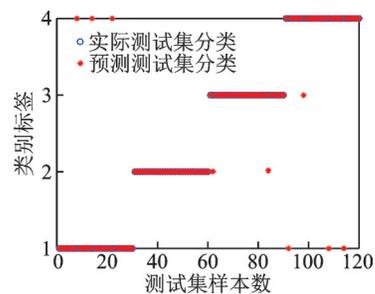


图 10 实验轧机 VMD-MPE 特征输入分类结果

Fig.10 Result of VMD-MPE characteristics inputting classification for experimental rolling mill

实验轧机 VMD 分量 MMPE 值特征向量作为输入预测分类结果如图 11 所示,其中无故障 3 个点被错分,滚动体剥落 1 个点被错分,保持架破损 2 个点被错分,滚动体磨损 1 个点被错分,模型分类正确率为 94.17%。相较于时域指标输入与 MPE 特征输入,其正确率进一步得到提高。

PSO-SVM 与 SVM 算法诊断正确率及程序运行时间如表 4 和表 5 所示。轧机在运行过程中轧辊存在轴向窜动、金属变形流动、轧辊之间的摩擦以及辊系变形,会导致轴向力的产生,所以轧机多列滚子轴承在轧制过程中存在轴向力,需要对轴向振动信

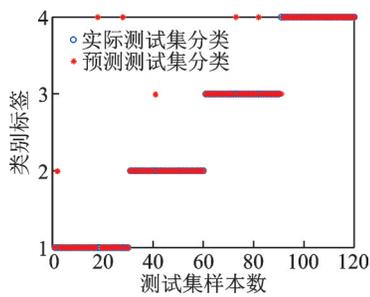


图 11 实验轧机 VMD-MMPE 特征输入分类结果

Fig.11 Result of VMD-MMPE characteristics inputting classification for experimental rolling mill

号输入进行对比。统计计算时间为整个故障诊断流程所需时间。

表 4 PSO-SVM 诊断正确率与计算时间

Tab.4 Accuracies and calculation durations of PSO-SVM

输入类型	错分数	正确率/%	t/s
垂直 EEMD 分量时域特征	23	80.83	106
轴向 EEMD 分量时域特征	24	80.00	107
垂直 LMD 分量时域特征	24	80.00	109
轴向 LMD 分量时域特征	27	77.50	110
垂直 VMD 分量时域特征	22	81.67	106
轴向 VMD 分量时域特征	23	80.83	107
垂直 EEMD-MPE 组合特征向量	11	90.83	67
轴向 EEMD-MPE 组合特征向量	13	89.17	67
垂直 LMD-MPE 组合特征向量	11	90.83	66
轴向 LMD-MPE 组合特征向量	14	88.33	67
垂直 VMD-MPE 组合特征向量	9	92.50	66
轴向 VMD-MPE 组合特征向量	11	90.83	65
EEMD-MMPE 组合特征向量	9	92.50	69
LMD-MMPE 组合特征向量	10	91.67	65
VMD-MMPE 组合特征向量	7	94.17	67

由图 8~11 及表 4, 5 可知: VMD 算法在 3 种输入情况下均具有较高的分类正确率, VMD-MMPE 组合特征向量作为输入处理两类数据正确率最高, 为 94.17%; 运用 MPE 算法提取特征向量, 优化输入后, SVM 诊断正确率及诊断速度均明显提高; MMPE 组合特征向量作为输入, 提高了模型同故障、不同部位的故障程度分类效果; MMPE 优化了 PSO-SVM 的输入, 验证了 VMD-MMPE 值作为轴承故障特征表征具有较好的效果。

为进一步验证本研究 VMD-MMPE 特征提取方法的有效性, 将其与多尺度熵和多尺度模糊熵 (multiscale fuzzy entropy, 简称 MFE) 以及加权排列熵 (weighted permutation entropy, 简称 WPE) 进行

表 5 SVM 诊断正确率与计算时间

Tab.5 Accuracies and calculation durations of SVM

输入类型	错分数	正确率/%	t/s
垂直 EEMD 分量时域特征	26	78.33	96
轴向 EEMD 分量时域特征	29	75.83	95
垂直 LMD 分量时域特征	25	79.17	98
轴向 LMD 分量时域特征	30	75.00	95
垂直 VMD 分量时域特征	23	80.83	98
轴向 VMD 分量时域特征	25	79.17	99
垂直 EEMD-MPE 组合特征向量	13	89.17	59
轴向 EEMD-MPE 组合特征向量	15	87.50	57
垂直 LMD-MPE 组合特征向量	14	88.33	58
轴向 LMD-MPE 组合特征向量	16	86.67	59
垂直 VMD-MPE 组合特征向量	11	90.83	58
轴向 VMD-MPE 组合特征向量	12	90.00	55
EEMD-MMPE 组合特征向量	11	90.83	60
LMD-MMPE 组合特征向量	12	90.00	59
VMD-MMPE 组合特征向量	8	93.33	60

对比。MSE 参数设置为: $m=3, r=0.15\sigma, \tau=1, s=15$ 。MFE 参数设置为: $m=3, \tau=1, s=15$ 。WPE 的参数设置为: $m=3, \tau=1$ 。相关算法对比如表 6 所示, 可见 VMD-MSE, VMD-MFE 和 VMD-WPE 的效果均不如本研究的 VMD-MMPE。

表 6 相关算法对比

Tab.6 Comparison of related algorithms

模型	错分数	正确率/%
垂直 VMD-MSE 特征向量	10	91.67
轴向 VMD-MSE 特征向量	11	90.83
垂直 VMD-MFE 特征向量	10	91.67
轴向 VMD-MFE 特征向量	11	90.83
垂直 VMD-WPE 特征向量	9	92.50
轴向 VMD-WPE 特征向量	10	91.67

4 结 论

1) 实验轧机数据分析结果表明, VMD 结合排列熵处理效果优于 EEMD 和 LMD 算法, MMPE 可以很好地提取出轴承的故障特征, 可以有效实现对轴承故障诊断。

2) 分量时域特征输入、MPE 组合特征向量输入与 MMPE 组合特征向量输入结果对比表明, MMPE 值可以极大地优化 PSO-SVM 的输入, 减少输入维数, 实现对轴承各类故障的表征, 缩短诊断计算时间, 提高诊断正确率。

3) MMPE 算法在信号特征提取中的效果优于现有的 MSE, MFE, MPE 和 WPE 算法。

4) 所建立的故障诊断模型能够实现轧机滚动体和保持架的故障诊断,并可有效实现早期滚动体划伤故障的诊断分类。

参 考 文 献

- [1] SONG L Y, WANG H Q, CHEN P. Vibration-based intelligent fault diagnosis for roller bearings in low-speed rotating machinery[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(8):1887-1899.
- [2] OU L, YU D J, YANG H J. A new rolling bearing fault diagnosis method based on GFT impulse component extraction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81:162-182.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-998.
- [4] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.
- [5] 张琛, 赵荣珍, 邓林峰. 基于EEMD奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2):353-358.
ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD singular value entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2):353-358.(in Chinese)
- [6] 程军圣, 杨宇, 于德介. 局部均值分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2009, 22(1):76-84.
CHENG Junsheng, YANG Yu, YU Dejie. The local mean decomposition method and its application to gear fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(1):76-84. (in Chinese)
- [7] YANG W, PENG Z, WEI K, et al. Superiorities of variational mode decomposition over empirical mode decomposition particularly in time-frequency feature extraction and wind turbine condition monitoring [J]. IET Renewable Power Generation, 2016, 11(4):443-452.
- [8] MOHANTY S. Comparative study between VMD and EMD in bearing fault diagnosis[C]//9th IEEE International Conference on Industrial and Information Systems. Gwalior, India: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2014.
- [9] MOHANTY S. Bearing fault analysis using variational mode decomposition[C]//9th IEEE International Conference on Industrial and Information Systems. Gwalior, India: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2014.
- [10] 冯辅周, 司爱威, 饶国强, 等. 基于小波相关排列熵的轴承早期故障诊断技术[J]. 机械工程学报, 2012(13):73-79.
FENG Fuzhou, SI Aiwei, RAO Guoqiang, et al. Early Fault diagnosis technology for bearing based on wavelet [J] Journal of Mechanical Engineering, 2012(13):73-79.(in Chinese)
- [11] 姜万录, 董克岩, 朱勇, 等. 基于多尺度熵偏均值的液压泵故障特征识别[J]. 液压与气动, 2016(7):12-17.
JIANG Wanlu, DONG Keyan, ZHU Yong, et al. Fault feature identification based on partial mean of multi-scale entropy for hydraulic pump [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2016(7):12-17. (in Chinese)
- [12] 潘震, 黄国勇, 吴漫. 基于参数优化VMD和增强多尺度排列熵的单向阀故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(15):118-125.
PAN Zhen, HUANG Guoyong, WU Man. Check valve fault diagnosis based on VMD parametric optimization and enhanced multi-scale permutation entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(15):118-125. (in Chinese)
- [13] YANG X A, JIA M P. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing [J]. Neurocomputing, 2018, 313:47-64.
- [14] 袁宪锋, 颜子琛, 周凤余, 等. SSAE和IGWO-SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2):405-413.
YUAN Xianfeng, YAN Zichen, ZHOU Fengyu, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on stacked sparse auto-encoding network and IGWO-SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2):405-413.(in Chinese)



第一作者简介: 计江,男,1981年12月生,博士生、教授级高级工程师。主要研究方向为大型高端金属板带轧制与平整工艺技术装备、高速高精度板带轧机故障智能诊断及健康度预测技术。曾发表《普碳钢超大总压下量可逆冷轧工艺技术与生产实践》(《轧钢》2020年第37卷第3期)等论文。

E-mail: zzyrjj@126.com

通信作者简介: 赵琛,男,1997年7月生,研究生。主要研究方向为板带轧机故障诊断及健康度预测技术。

E-mail: zhaochen136@stumail.ysu.edu.cn