

中文引用格式:马鹏飞,杨海鸥,王世龙,等.基于OVMD的托辊滚动轴承故障信号检测方法[J].中国安全科学学报,2024,34(增刊1):156-164.

英文引用格式:MA Pengfei, YANG Haiou, WANG Shilong, et al. Fault signal detection method of roller bearings based on OVMD[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(S1):156-164.

基于OVMD的托辊滚动轴承故障信号检测方法*

马鹏飞 工程师, 杨海鸥, 王世龙, 刘磊, 辛昊天 工程师
(国能宝日希勒能源有限公司 露天煤矿, 内蒙古 呼伦贝尔 021008)

中图分类号:X936

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.S1.0037

【摘要】 为解决露天矿带式输送机托辊轴承发生故障识别精度低的问题,提高故障诊断精确性以及效率,提出以优化的优化变分模态分解的方法为基础的混沌粒子群优化算法优化变分模态分解的托辊轴承故障信号检测方法。首先,应用CPSO的出色全局寻优特性,精确锁定变分模态分解算法的最适参数设定,实现对VMD的有效调参;然后,运用调参后的VMD技术处理振动数据,从中精准提取特定的频带信号成分;最后,配合稀疏最大谐波噪声比解卷积(SMHD)技术深度净化上述频带信号,显著增强带式输送机托辊轴承故障特征的辨识准确度。结果表明:CPSO对VMD改进相对于其余的VMD优化算法具有更加优越的性能;经过CPSO优化后的VMD算法结合SMHD对于滚动轴承在复杂工况下能够成功确认滚动轴承内圈以及外圈不易识别的具体故障点,并能判定轴承的具体损坏形态。

【关键词】 优化变分模态分解(OVMD); 混沌粒子群优化算法(CPSO); 托辊轴承; 时域频域; 故障信号

Fault signal detection method of roller bearings based on OVMD

MA Pengfei, YANG Haiou, WANG Shilong, LIU Lei, XIN Haotian

(Open Pit Coal Mine, Guoneng Baolixile Energy Co., Ltd., Hulunbuir Inner Mongolia 021008, China)

Abstract: The roller bearings of open pit belt conveyors face problems of low fault identification accuracy. To improve the accuracy and efficiency of fault diagnosis, a fault signal detection method of roller bearings with CPSO algorithm based on OVMD was proposed. Firstly, the excellent global optimization characteristics of CPSO were utilized, and the optimal parameter setting of the variational mode decomposition (VMD) algorithm was precisely locked to achieve effective parameter tuning of VMD. Then, VMD technology after parameter tuning was used to process the vibration data, and specific frequency band signal components were accurately extracted from the vibration data. Finally, the sparse maximum harmonic noise ratio deconvolution (SMHD) technology was used to purify the above frequency band signals, which significantly enhanced the identification accuracy of the fault characteristics of roller bearings of belt conveyors. The results show that CPSO has better performance for VMD improvement than other VMD optimization algorithms. The VMD algorithm after CPSO optimization combined with SMHD can successfully identify the specific fault points of the inner and outer rings of the rolling bearings under complex working conditions and determine the specific damage forms of the bearings.

Keywords: optimized variational mode decomposition (OVMD); chaotic particle swarm optimization (CPSO); roller bearing; time domain and frequency domain; fault signal

0 引言

在矿山作业的严苛环境中,带式输送机扮演着至关重要的角色,其核心组件——托辊,常因承受重载而面临损坏的风险。带式输送机中,滚动故障不仅会加速输送带磨损,甚至引发严重事故,如带体破裂或火灾隐患,不仅损害设备,更危及生命。统计表明:滚动轴承失效常是祸首,它使滚动轴承运转受阻,继而加剧输送带与滚轮摩擦,产生高温^[1]。一旦设备停止运转,这些热量可能会点燃周围的煤炭沉积物,引发火灾。因此,开展适用于矿山环境的带式输送机托辊故障诊断技术显得尤为关键。

目前,斯凯孚音测套件是一种先进的手持设备,专门用来检测和诊断托辊的故障情况。矫德余等研发了一款可进行自主或远程遥控运行的巡检系统^[2-3]。在轴承振动信号处理阶段,单一方法难以有效剔除信号的背景噪声^[4],因此,联合降噪方法被广泛应用。狄豪等^[5]应用聚合经验模态分解提取了滚动轴承的故障特征,并结合概率神经网络进行轴承不同部位的故障识别。李国华等^[6]利用聚合经验模态分解电机轴承振动信号,计算各阶固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)的能量,将其作为特征向量输入到自组织特征映射网络(Self-Organizing Maps, SOM)中进行故障的识别。唐贵基等^[7]提出一种基于快速路径优化算法引导的自适应线性调频模态分解的变转速轴承故障诊断方法,准确提取变转速工况下轴承故障信号的时变特征。高康平等^[8]提出集合经验模态分解和独立成分分析相结合的轴承振动信号联合降噪与故障特征提取方法。宁少慧等^[9]提出变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)和时频峰值滤波相结合的联合降噪方法,能有效去除齿轮噪声,成功提取故障特征。黄鑫等^[10]利用小波包变换和伪魏格纳分布将振动信号转换为时频图,并结合深度卷积神经网络实现轴承故障智能诊断。现有研究对滚动轴承故障信号的提取方法为结合原有的 VMD 算法与另一种智能算法,但对 VMD 算法进行优化以及使用优化算法对处于复杂环境中的滚动轴承故障信号的提取研究不足。

鉴于此,笔者拟结合优化变分模态分解(Optimize Variational Mode Decomposition, OVMD)和

自适应多尺度希尔伯特变换(Sparse Maximum Harmonic-to-noise ratio Deconvolution, SMHD)的方法,识别与分解带式输送机托辊轴承的故障信号。应用混沌粒子群优化算法(Chaotic Particle Swarm Optimization, CPSO)精调 VMD 参数,以增强信号处理的准确性,从振动信号中提取出重要的窄带信号成分。并通过 SMHD 进一步净化信号,减少干扰,以期提高露天矿带式输送机托辊轴承发生故障识别精度。

1 粒子群优化算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法将复杂的鸟群行为抽象为小粒子,并根据粒子自身的特性(速度、位置、环境条件)随机搜索整个空间,以实现预期的目标^[11]。通过比较粒子的最佳适应度,确定粒子的行进方向,即更新粒子的速度和位置,直到找到问题的全局最优解。在 PSO 技术里,每颗微粒象征一种可能的解答,依据自我过往最优与群集极值来动态调适。微粒经由迭代提速及移位,探索可能的至优解答空间。在 PSO 算法计算过程中,存在一个由 m 个粒子组成的粒子种群,粒子 i 在 D 维空间中的位置由向量 $\mathbf{X}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)^T$ 表示,同时第 i 个粒子在空间中的速度用 $\mathbf{V}_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D)^T$ 来进行表示。第 i 个粒子自生经历的最佳位置(局部最优解)由向量 $\mathbf{P}_i = (p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^D)^T$ 表示,整个种群经历的最佳位置(全局最优解)用向量 $\mathbf{P}_g = (p_g^1, p_g^2, \dots, p_g^D)^T$ 表示。在每个迭代循环过程中,粒子根据以下表达式来调整位姿和速度:

- 1) 当前位置 $\mathbf{X}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)^T$ 。
- 2) 当前速度 $\mathbf{V}_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D)^T$ 。
- 3) 当前时刻本个体历史最优解位置 p_b 。
- 4) 当前时刻种群最优位置 g_b 。

为确保粒子在寻优的初期能够充分获取全局信息,在迭代的最后阶段又能够充分发挥局部特征信息,在粒子的位姿更新过程中引入惯性权重,通过增加粒子的速度权重,使其随着迭代次数的增加而逐渐减小。其中,粒子位姿与速度调整表达式如下:

$$\mathbf{V}_i^{k+1} = \mathbf{V}_i^k + c_1 r_1 \times (\mathbf{p}_i - \mathbf{X}_i^k) + c_2 r_2 \times (\mathbf{g}_b - \mathbf{X}_i^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_i^{k+1} = \mathbf{X}_i^k + \omega \mathbf{V}_i^{k+1} \quad (2)$$

$$\bar{\omega} = \bar{\omega}_s - (\bar{\omega}_s - \bar{\omega}_e) (2k/d - (k/d)^2) \quad (3)$$

$$if V_i^{k+1} > V_{\max}, V_i^{k+1} = V_{\max} \quad (4)$$

$$f V_i^{k+1} < V_{\min}, V_i^{k+1} = V_{\min} \quad (5)$$

式中: c_1 为个体学习因子; c_2 为社会学习因子; X_i^k 为第 k 个重复中 i 个颗粒的位置; $r_{1,2}$ 为在学习因子上所施加的随机权重; V_i^k 为粒子 i 在第 k 次迭代时的速度; $\bar{\omega}$ 为质点速度的惯性权, 它的数值与初始惯量的加权 $\bar{\omega}_s$ 、终止惯性权重 $\bar{\omega}_e$ 、当前迭代次数 k 与及总的迭代次数 d 有关; p_i 为粒子 i 当前时刻的历史最优解位置。

应用 CPSO 算法解决各类优化时, 目标函数会随问题特性变化, 故而群体数量与循环轮次的设定需依据具体情况调整。这样调整能更精准地匹配不同问题的求解需求。CPSO 算法具体详细步骤如下:

- 1) 设置 CPSO 算法参数。
- 2) 初始化所有颗粒。
- 3) 采用适应度函数求出各粒子的个体及种群最优解。若当前地点的适合度较高, 则将其视为最优适合度, 并予以保留。
- 4) 生成线性变化的学习因子与惯性权重系数。
- 5) 通过修正颗粒运动速度和运动状态, 求出颗粒的位置与速度。
- 6) 依据迭代上限或误差下限, 判断程序是否终止。若符合停止标准, 即完成最高循环次数或偏差小于预设界限, 程序则会停止循环。此时, 通过导出参数来确定全局最佳位置, 并得到最优解。

2 基于 CPSO 的 VMD 参数优化

2.1 VMD 原理

VMD 是一种非递归信号分解模式^[12], 通过构造一个受约束的变分模型并通过迭代搜索最优解, 将一个非平稳的输入信号 f_0 分解成 K 个具有特定稀疏性的模态分量 $\mu_k (k=1, 2, \dots, K)$, 并确定每个分量的中心频率和带宽。

- 1) 每个模态分量都通过希尔伯特变换得到其对应的解析信号。
- 2) 为将每个模态分量的中心频率调整到各自对应的基带上。
- 3) 每个模态分量的频率分布以频率 ω_k 为中心, 模态分量的带宽由以上解调信号的高斯平滑度来估算。
- 4) 利用二次罚因子 α , 结合拉格朗日乘算符 $\lambda(t)$, 把这类问题转化成一个无约束的变分问题,

从而得到一个新的求解方法。二次惩罚因子 α 的作用是在高斯噪声的背景下保证信号的重构精度, 而拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 则进一步保证约束的严格性^[12]。

5) 应用交变方向乘法求解, 通过交替更新 μ_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、 λ^{n+1} 寻求增广拉格朗日表达式的鞍点。

2.2 适应度函数优化

CPSO 与 EMD、VMD 等其他信号分解方法不同, 它们的分解层数和惩罚参数需人为确定, 且这 2 个参数对分解效果影响重大。为解决该问题, 采用优化后的 CPSO 策略精细调整 VMD 技术的参数。在运用改进粒子群算法寻找 VMD 最优参数组合时, 构建合理的适应度函数极为关键。具体来说, 运用改进的 CPSO 方法优化 VMD 参数。当利用粒子群搜索 VMD 理想参数集时, 设计合适的适应度函数是核心所在。选择信息熵作为适应度函数的一部分, 因为信息熵与系统的不确定性呈正比关系。通过将信息熵与常用的包络谱分析方法相结合, 得出包络熵的定义, 包络熵可用于衡量信号的不规则性以及时域各分量的分布状况, 其表达式为:

$$\begin{cases} H(x) = - \sum_{i=1}^N p(i) \lg p(i) \\ p(i) = \frac{H_b(i)}{\sum_{i=1}^N H_b(i)} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $H(x)$ 为关于连续数列的包络熵; $H_b(i)$ 为原始信号的包络信号; $p(i)$ 为 $H_b(i)$ 的归一化形式。

包络熵只能反映轴承振动信号的周期性特征, 并不能充分展现信号中的冲击性。具体来说, 信号的峭度值与冲击性呈正比, 即冲击性越强, 信号的峭度值越大。因此, 通过计算分量包络线的峭度 K_1 来评估信号的冲击性, 具体计算方式为:

$$K_1 = \frac{N \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^4}{\left(\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \right)^2} \quad (7)$$

式中: N 为包络信号中的样本数; y_i 为包络的样本; \bar{y} 为包络信号中所有样本的平均值。

结合包络熵算法和包络线峭度指标, 标记为 E_{KH} , 如下式:

$$E_{KH} = \frac{H}{K_r} \quad (8)$$

式中: H 为希尔伯特变换; K_r 为第 r 个分量包络线的峭度值。

2.3 CPSO-VMD 算法验证

为更好地了解 CPSO 算法的特点, 将其与使用惯性权值的粒子群优化算法 (Particle swarm optimization algorithm for inertial weights, WPSO)、使用收缩因子的粒子群优化算法 (Contraction factor Particle swarm optimization algorithm, CFPSO) 比较。

在优化前, 各算法需精细调参。针对差分进化算法 (Differential Evolution, DE), 采用尺度系数 F 值 0.5, 交叉率 $CR = 0.9$ 。WPSO 算法中, 设定加速系数 C_1 与 C_2 均为 2, 惯性权重从初始 0.9 渐减至 0.4, 速度界限设为搜索域的 20%。CFPSO 算法里, C_1 和 C_2 同为 2.01, 引入收缩系数 $F = 0.73$ 。统一设定, 各算法种群规模为 100 个个体。在实施 30 轮独立测试中, 所有个体起始位置随机分布, 覆盖整个搜索空间。

为深入评估 CPSO 算法与 WPSO、CFPSO 优化算法的性能, 研究选取 3 个具有典型特征的测试函数。这些函数因其独特性和复杂性, 成为检验算法效能的理想选择。这 3 个测试函数表达式为:

$$f_1 = \sum_{i=1}^{30} x_i^2 \quad (9)$$

$$f_2 = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4 \quad (10)$$

$$f_3 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{30} x_i^2 - \prod_{i=1}^{30} \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1 \quad (11)$$

式中: f_1 、 f_2 、 f_3 为各个测试函数的输出信号; x_i 为振动信号。

文中所使用的函数包括单峰函数和多峰函数, 其中, 函数 1 采用式 (9) 进行定义, 是维数为 30 的单峰函数。而函数 2 采用式 (10) 进行定义, 是 2 维的低维多峰函数。另外, 函数 3 采用式 (11) 进行定义, 是 30 维的高维多峰函数。对于函数 3 来说, 由于维度的增加, 其拥有很多局部极小值, 使得优化过程变得更加困难。

函数 1 的寻优空间为 $[-6.12, 6.12]^{30}$, 总迭代次数为 1 400, 最小值点 $f_1(\vec{0}) = 0$, 允许误差为 10^{-6} ; 函数 2 的寻优空间为 $[-6, 6]^2$, 总迭代次数为 100, 最小值点 $f_2(-0.07, 0.71) = -1.0453$, 允许误差为 10^{-4} ; 函数 3 的寻优空间为 $[-400, 400]^2$, 总迭代次数为 2 000, 最小值点 $f_3(\vec{0}) = 0$, 允许误差为 10^{-3} , 试验结果见表 1。

表 1 函数 1、2、3 的试验结果

Table 1 Test results of functions 1, 2, and 3

函数	算法	平均值	平均收敛代数	成功次数	最优值
1	WPSO	1.56×10^{-3}	1 046	30	1.82×10^{-15}
	CFPSO	0	340	30	0
	CPSO	1.16×10^{-11}	910	30	6.23×10^{-14}
2	WPSO	-1.045 3	24	30	-1.045 3
	CFPSO	-1.045 3	24	30	-1.045 3
	CPSO	-1.045 3	28	30	-1.045 3
3	WPSO	1.62×10^{-1}	1 850	6	0
	CFPSO	1.15×10^{-2}	1 362	6	0
	CPSO	2.09×10^{-11}	1 020	30	7.51×10^{-14}

对于 3 个测试函数, CPSO 算法均获精确解。尤其是函数 3, CPSO 能精准定位最优解, 迅速收敛。因此, CPSO 适于精调 VMD 参数设定。

3 托辊轴承故障信号检测

3.1 试验台搭建

检测宝日希勒露天煤矿某条带式输送机的托辊轴承, 该监测系统主要通过网络传输进行传递, 在托辊下方安装振动光缆, 当光纤振动检测仪检测到信号后, 通过网络传输到服务器, 在经过服务器传输到客户端, 并进行信号分析。带式输送机托辊轴承故障诊断试验台如图 1 所示。

3.2 OVMD 结合 SMHD 的损伤识别流程

面对带式输送机中托辊轴承损害辨识难题, 采用 OVMD 与 SMHD 融合技术进行损害识别, 实施步骤如下:

1) 通过对损伤信号的加载和 CPSO 的参数的初始化, 使粒子群体大小 $Z = 500$, 迭代次数达到 100。

2) 选择适合度函数, 并对其进行参数组合为改进粒子群个体解。

3) 当适应度函数的适应度达到最小或达到设定的最大迭代次数后, 则输出 VMD 的最优参数组合。

4) 采用最优参数组合的 VMD 对损伤信号进行特定信号分量提取, 再采用 SMHD 处理提取后的信号分量, 得到解卷积信号。

5) 对解卷积信号实行包络谱剖析, 对照轴承预设损伤特征频率与包络谱峰值频率, 据此确定轴承具体损害类型。

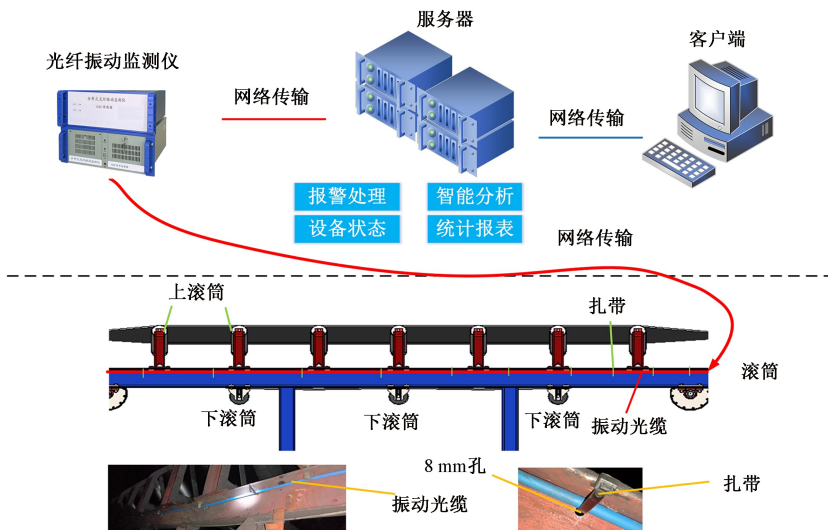


图1 带式输送机托辊轴承故障诊断试验台

Fig.1 Roller bearing fault diagnosis test bench of belt conveyor

4 OVMD 对故障信号分解

4.1 故障信号 VMD 分析结果

运用 VMD 算法分解轴承裂纹故障信号(采样频率 1 024 Hz、采样时间 0.5 s,含标准差 1 的高斯白噪声)为多频率成分并提取关键特征。

故障信号时域和频域分析结果中(图 2)含 100

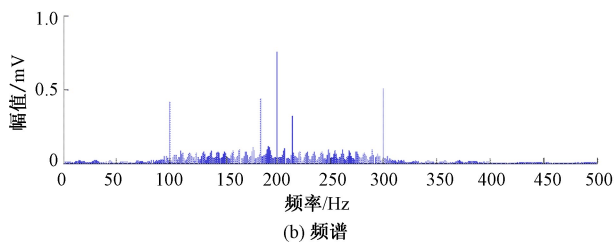
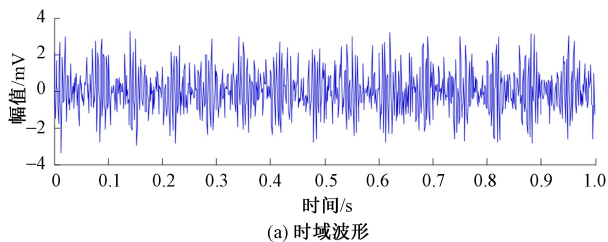


图2 故障信号时域频域

Fig.2 Time domain and frequency domain of fault signal

4.2 故障信号 OVMD 的分析结果

为检验所提方法在托辊轴承故障特征诊断中的应用效果,分析采集的振动信号。正常滚动深沟球轴承 6 204 在 354 r/min 的速度下运转时的时域和频域如图 4 所示。

由图 4 可知:时域信号冲击幅值很小,且其频率成分复杂无法找到转动频率,因此,利用 CPSO-VMD 进一步分析。

对正常轴承做 CPSO-VMD 分析,适应度迭代如图 5 所示。从图 5 可以看出,迭代到第 2 代时,算法收敛,适应度函数值达到最佳值 0.012 5,此时所对应的分解层数和惩罚因子。

和 300 Hz 调频信息。用 VMD 算法分解(3 个调频信息设 K 为 3,结果如图 3 所示)得 2 次分解的振动信号,将 2 个正弦信号分为 IMF1 和 IMF2 对应原信号调频幅度信息。VMD 算法能有效分离接近频率信息,各频率分量明显且抗噪,性能较好,可为后续信号处理和特征提取提供支持。

正常轴承的 SMHD 解调包络谱如图 6 所示。图 6 显示,正常轴承振动信号中旋转频率峰值在 5.90 Hz,接近理论值,表明 CPSO-VMD 可有效捕捉和展现正常轴承振动信号中的重要信息。

在滚动轴承故障条件下,内圈和外圈的信号采集显示了各自的特点。当深沟球轴承在 0.12 mm 深度和宽度下,且转速为 354 r/min 时,内圈的故障特征频率测定为 29.2 Hz。内圈原始故障轴承振动信号的时域与频域波形如图 7 所示。

图 7 显示时域波形冲击明显、频域成分复杂,内圈故障频率难识别且故障点难确认,故用 CPSO-VMD 方法分析内圈故障轴承振动信号。运用该算

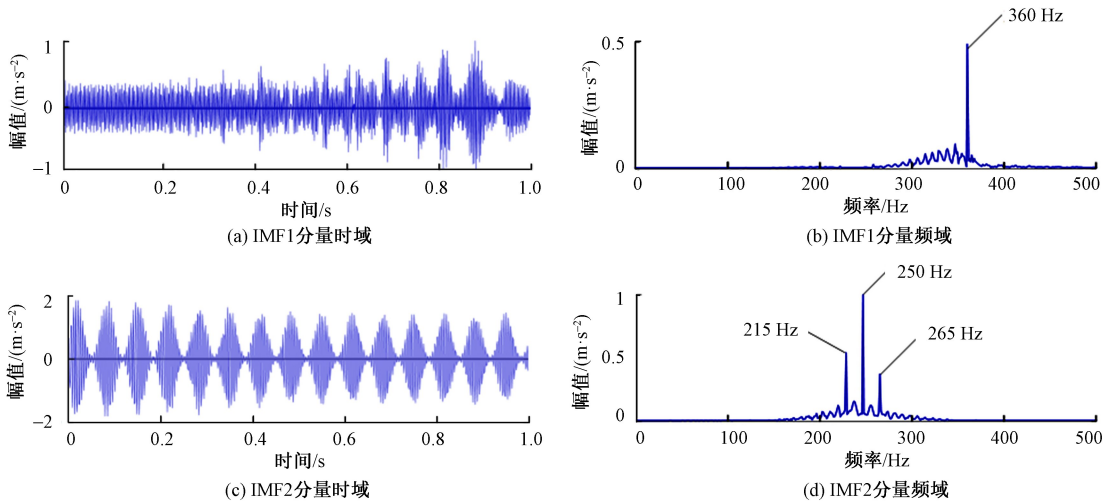


图 3 故障信号 VMD 三维及时域频域结果

Fig.3 3D VMD and time domain and frequency domain results of fault signal

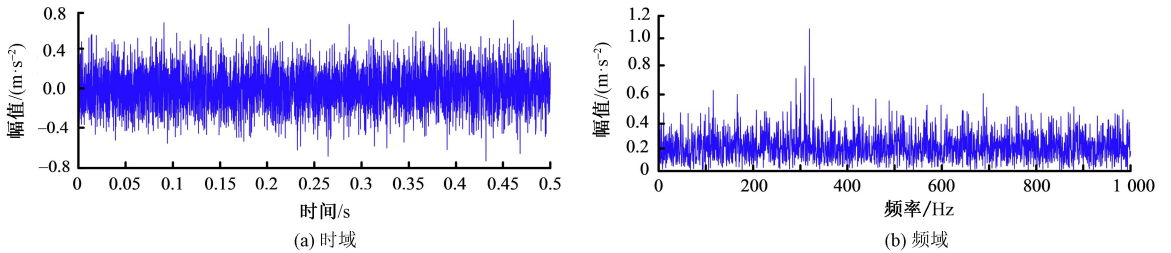


图 4 正常轴承时域频域波形

Fig.4 Waveform of normal bearings in time domain and frequency domain

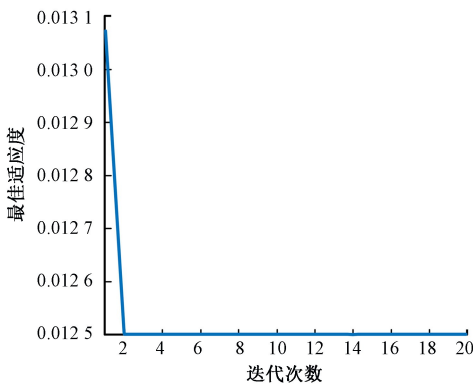


图 5 正常轴承最佳适应度迭代

Fig.5 Iteration of optimal fitness of normal bearings

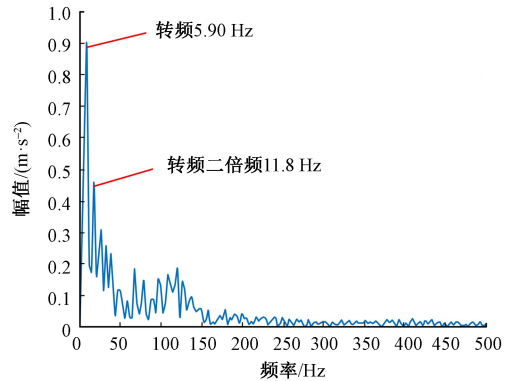


图 6 正常轴承 SMHD 解调包络谱

Fig.6 Demodulation envelope spectrum of normal bearings by SMHD

法成功解析信号得到优化模态分量,内圈失效 VMD 分量的时域频域如图 8 所示,各分量时域和频域波形特征显著。

由图 8 可知:CPSO-VMD 算法展现出稳健高效的信号分解能力,各分量界限分明,规避了模态混淆。其中,第 4 个分量因与原始信号具有最紧密联系,被选定为优化目标,经由 SMHD 算法对其行包络提取,最终获得第 4 分量包络谱,如图 9 所示。

图 9 显示,包络谱 29.75 Hz 处突现高峰,与内圈轴承故障信号契合,与理论值异曲同工,表明该分量含关键故障信息,使依包络谱判别轴承故障性质可行,反映 CPSO-VMD 算法分解成效好。354 r/min 转速下,6204 型深沟球轴承(表面损伤深度与宽度均为 0.13 mm)运行时,内圈故障固有频率达 18.03 Hz,外圈失效时域及频域波形如图 10 所示。

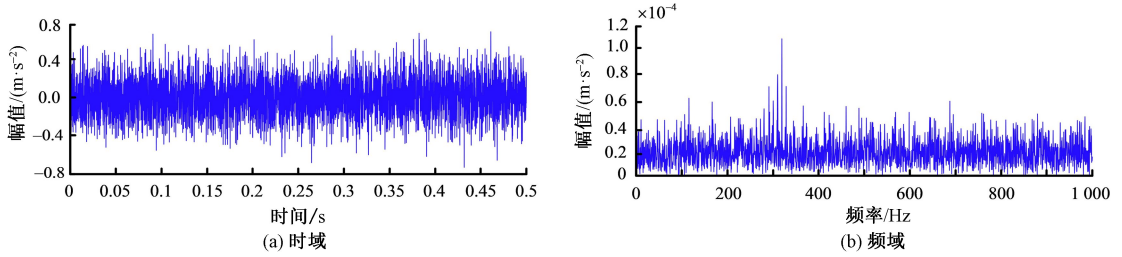


图7 内圈失效时频域波形

Fig.7 Waveform of inner ring faults in time domain and frequency domain

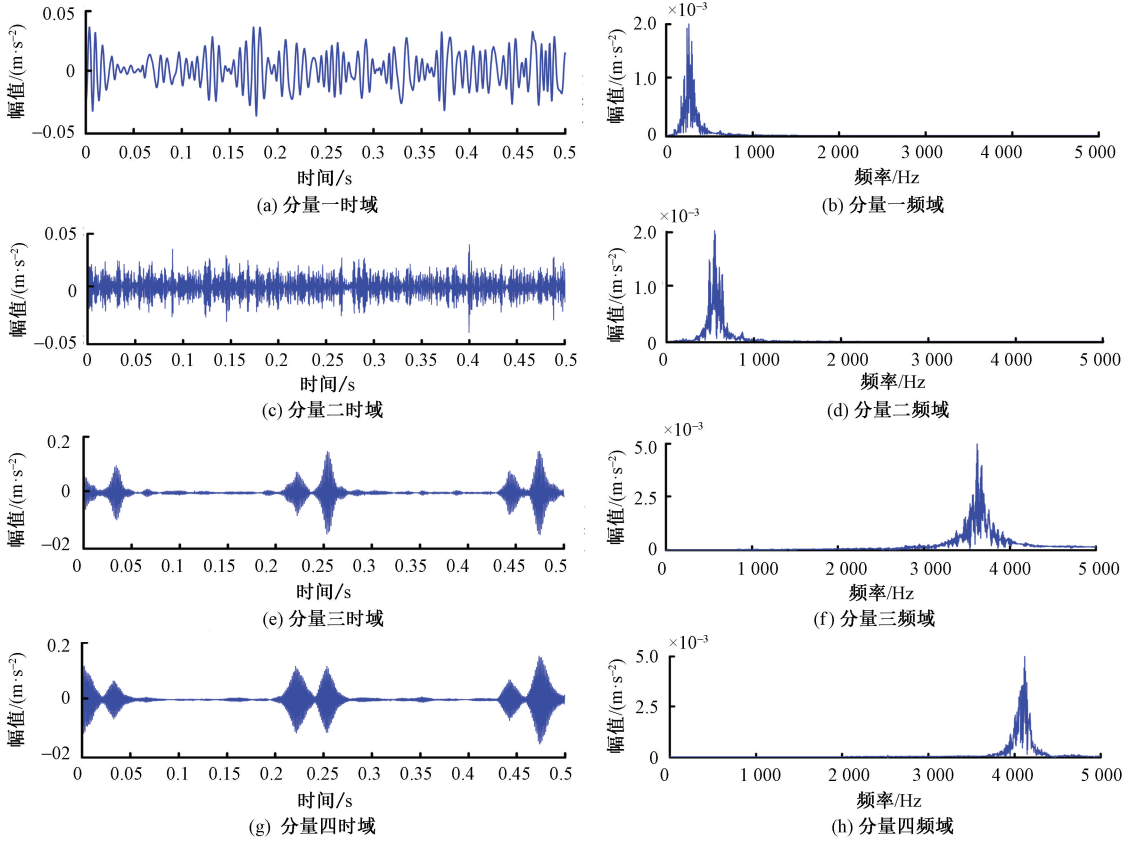


图8 内圈失效 VMD 分量时域频域

Fig.8 Inner ring fault in time domain and frequency domain of VMD components

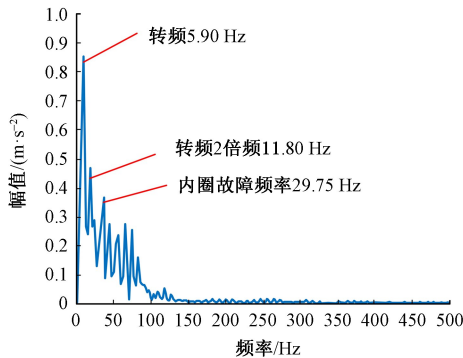


图9 内圈失效 SMHD 最佳分量解调包络谱

Fig.9 Optimal component demodulation envelope spectrum of inner ring fault by SMHD

由图 10 可知:时域有冲击特征、频域信号复杂,外圈故障特征频率不清,难定位故障区域,需用 CPSO-VMD 算法进一步精析故障轴承振动信号。

采用 OVMD 参数集对轴承外圈故障信号进行变分模态拆解,所得各分量的时域与频域图形如图 11 所示。

图 11 显示,CPSO-VMD 算法可高效剖析原始信号,分量间无模态交织,第四分量与源信号关联度最高,选为最佳分量,用 SMHD 算法对其包络解调得到包络谱,如图 12 所示。

图 12 中,18.03 Hz(外圈故障频率)处有显著峰点且接近理论值,2~5倍频率也有峰值,包络谱呈

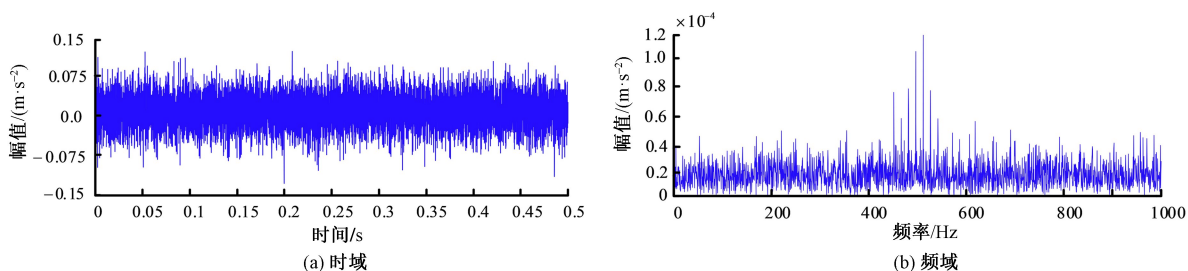


图 10 外圈失效时域及频域波形

Fig.10 Waveform of outer ring fault in time domain and frequency domain

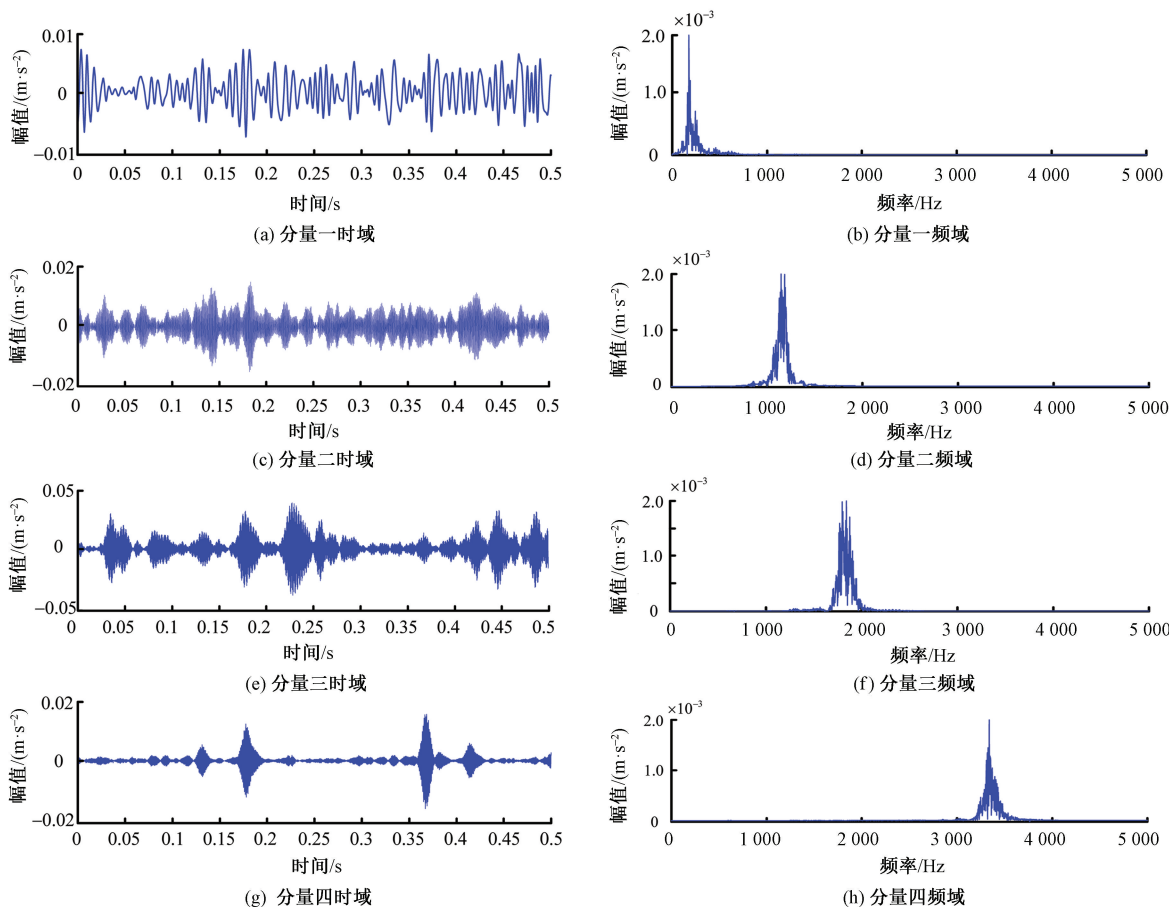


图 11 外圈失效 VMD 分量时域频域

Fig.11 Outer ring fault in time domain and frequency domain of VMD components

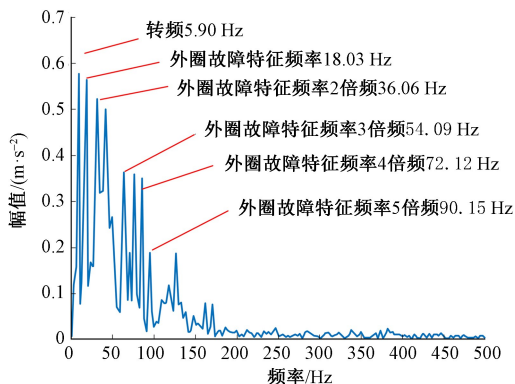


图 12 外圈失效 SMHD 最佳分量解调包络谱

Fig.12 Optimal component demodulation envelope spectrum of outer ring fault by SMHD

规律周期性。这表明组件含丰富故障线索,可判定轴承损坏形态,证实 CPSO - VMD 算法分解性能优秀。

5 结论

1) CPSO 算法可用于对 VMD 算法进行参数优化,通过 3 种典型函数测试,CPSO 算法在对 VMD 算法参数优化时,相比其他 VMD 参数优化算法具有更高准确性和更快收敛速度;

2) 使用 CPSO-VMD 算法分别对轴承内外圈进行故障分析并利用 SMHD 算法包络解调处理并提取轴承损伤特征频率。证明 OVMD-SMHD 算法具有优越的滚动轴承故障诊断效果。

参 考 文 献

- [1] MIAO Yonghao, ZHAO Ming, LIANG Kaixuan, et al. Application of an improved mckda for fault detection of wind turbine gear based on encoder signal[J]. Renewable Energy, 2020, 151: 192-203.
- [2] AN Fengping, WANG Jinrong. Rolling bearing fault diagnosis algorithm using overlapping group sparse-deep complex convolutional neural network[J]. Nonlinear Dynamics, 2022, 108(3): 1-16.
- [3] YOSHIOKA T, SHIMIZU S. Monitoring of ball bearing operation under grease lubrication using a new compound diagnostic system detecting vibration and acoustic emission[J]. Tribology & Lubrication Technology, 2010, 66(4): 32-38.
- [4] ZHENG Zhi, GE Xin. Fault feature extraction of hydraulic pumps based on symplectic geometry mode decomposition and power spectral entropy[J]. Entropy, 2019, 21(5): 476-476.
- [5] 狄豪, 孙文磊, 武玉柱. EEMD 结合概率神经网络的风力机轴承故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2020(6): 105-108.
DI Hao, SUN Wenlei, WU Yuzhu. Research on fault diagnosis for wind turbine based on EEMD and PNN[J]. Machine Design & Manufacture, 2020(6): 105-108.
- [6] 李国华, 付振芳, 曾璇. EEMD 联合 SOM 的电机滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2020, 40(4): 87-91.
LI Guohua, FU Zhenfang, ZENG Xuan. Rolling bearing fault diagnosis based on EEMD and SOM[J]. Noise and Vibration Control, 2020, 40(4): 87-91.
- [7] 唐贵基, 成彪, 王晓龙, 等. 快速路径优化引导 ACMD 的变转速轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(2): 55-59.
TANG Guiji, CHENG Biao, WANG Xiaolong, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on fast path optimization combined with ACMD under variable working conditions[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(2): 55-59.
- [8] 高康平, 徐信芯, 焦生杰, 等. EEMD-ICA 联合降噪的旋转机械故障信号检测方法[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(2): 95-101.
GAO Kangping, XU Xinxin, JIAO Shengjie, et al. Fault signal detection method of rotating machinery based on eemd-ica joint denoising[J]. Noise and Vibration Control, 2012, 42(2): 95-101.
- [9] 宁少慧, 韩振南, 武学峰, 等. EEMD 和 TFPF 联合降噪法在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动测试与诊断, 2017, 37(5): 1 011-1 017.
NING Shaohui, HAN Zhennan, WU Xuefeng, et al. Application of combined TFPF and EEMD denoising method in gear fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(5): 1 011-1 017.
- [10] 黄鑫, 陈仁祥, 杨星, 等. 基于深度卷积神经网络与 WPT-PWVD 的轴承故障智能诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39: 236-243.
HUANG Xin, CHEN Renxiang, YANG Xing, et al. A bearing fault intelligent diagnosis method based on deep convolution neural network and WPT-PWVD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39: 236-243.
- [11] 胡金良. 基于带式输送机的智能巡检研究[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(增 1): 85-90.
HU Jinliang. Intelligent inspection research based on belt conveyo[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S1): 85-90.
- [12] 古莹奎, 汪源金, 石昌武. 基于 EWM 和 SVR 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(9): 49-55.
GU Yingkui, WANG Yuanjin, SHI Changwu. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on EWM and SVR[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(9): 49-55.



作者简介: 马鹏飞 (1986—), 男, 辽宁辽阳人, 本科, 工程师, 主要从事煤矿设备管理维修智能化信息化方面的工作。E-mail: 11550151@chnenergy.com.cn。