

# 基于广义球面坐标变换的最大相关皮尔逊相关系数解卷积轴承故障诊断算法

杨 岗<sup>1</sup> 成 雷<sup>2</sup> 徐五一<sup>2</sup> 邓 琴<sup>2</sup> 康浩明<sup>1</sup>

(1. 西南交通大学 机械工程学院, 成都 610036)

(2. 西南交通大学 唐山研究院, 唐山 063000)

**摘要:**【目的】最大相关皮尔逊相关系数解卷积(Maximum Correlation Pearson Correlation Coefficient Deconvolution, MCPCCD)算法能够在强背景噪声下增强轴承故障脉冲的幅频特性,同时还能保留其相频特性。然而,该算法在受到随机冲击和谐波干扰的情况下极易失效,且该算法的性能受限于先验解卷积周期的精度。针对这些问题,提出一种改进的MCPCCD方法。【方法】首先,通过广义球面坐标变换,将解卷积滤波器系数投影到 $L-1$ 维、半径为1的球面上,从而缩小搜索空间;其次,采用麻雀搜索算法搜索最优滤波器系数,进行信号滤波;最后,利用仿真信号和高速列车牵引电动机轴承实测信号进行算法验证。【结果】结果表明,所提算法解决了MCPCCD算法在强干扰下容易失效的问题,并且在解卷积周期出现偏差时,算法也具有较好的性能。而对比研究的结果表明,相比于最大相关峭度解卷积算法和经验模态分解算法,所提算法具有更好的抗干扰能力。

**关键词:** 最大相关皮尔逊相关系数解卷积; 故障诊断; 故障特征强度指标; 广义球面坐标变换; 麻雀搜索算法

**中图分类号:** TH133.33 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.06.006

## 0 引言

滚动轴承的部件(滚动体、内圈、外圈、保持架等)出现裂纹或剥落时,滚动体与缺陷部位的周期性接触会激发出周期性振动冲击信号。然而,对于复杂的传输路径,在背景噪声的干扰下,周期性冲击特征会被调制,使滚动轴承的故障信号难以准确识别。因此,构建准确、快速的轴承故障特征识别算法是实现轴承故障状态监测的关键<sup>[1]</sup>。

目前,对于轴承故障特征识别的常用方法包括信号处理方法和人工智能方法,前者主要包括经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)<sup>[2]</sup>、集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)<sup>[3]</sup>、局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)<sup>[4]</sup>、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)<sup>[5]</sup>。上述方法均围绕时域去噪进行分析,均存在各自的缺陷,如EMD由于模态混叠和端点效应而在应用中受到限制。EEMD克服了EMD的模态混叠,但其性能受噪声影响严重。COLOMINAS等<sup>[6]</sup>提出完全集成经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD),在一定程度上缓解了

模态混叠现象。LMD的原理与EMD类似,将信号分解为一系列高频和低频的调制信号,但在噪声干扰下,会出现模态混叠;VMD可以将原始信号分解为单一频率的本征模态函数,但受限于分解层数和惩罚因子的选择。基于人工智能的方法是利用机器学习对信号的深层特征进行挖掘,从而实现故障分类<sup>[7-8]</sup>,但这类方法需要大量的数据和时间来训练模型,并且缺乏可解释性。

2012年,ENDO等<sup>[9]</sup>首次将最小熵解卷积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)应用到故障检测领域。MED以峭度为目标函数,通过迭代寻找最优的逆滤波器,来增强原始信号中的瞬态脉冲。MED已广泛应用于提取旋转机械的故障特征<sup>[10-11]</sup>。然而,峭度易受到随机脉冲的影响,无法区分随机脉冲和周期性脉冲。为了克服MED的缺点,MCDONALD等<sup>[12]</sup>构建了最大相关峭度解卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)算法,以相关峭度为目标函数,通过迭代寻找最优逆滤波器,来增强原始信号中的周期性脉冲。MCKD已在旋转机械的故障特征提取中取得了良好的效果<sup>[13]</sup>。然而,MCKD在实际应用中受限于信号的先验周期和重采样过程。而

收稿日期: 2024-06-13 修回日期: 2024-09-02

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB1200300ZL); 四川省重点研发项目(2023YFG0063)

作者简介: 杨岗,男,1973年生,四川成都人,博士,讲师,硕士研究生导师; 主要研究方向为轴承故障诊断、人工智能与大数据分析、弓网动力学与主动控制; E-mail: yanggang@swjtu.cn。

引用格式: 杨岗,成雷,徐五一,等. 基于广义球面坐标变换的最大相关皮尔逊相关系数解卷积轴承故障诊断算法[J]. 机械强度, 2026, 48(6): 52-61.

YANG Gang, CHENG Lei, XU Wuyi, et al. Maximum correlation Pearson correlation coefficient deconvolution bearing fault diagnosis algorithm based on generalized spherical coordinate transformation[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(6): 52-61.



免费获取

且, MED 和 MCKD 通过其导数迭代收敛选择最优解卷积滤波器, 并且需要预先设定初始滤波器, 这导致解卷积问题难以得到最优解。为了克服 MCKD 的缺点, MCDONALD 等<sup>[14]</sup>开发了一种非迭代的算法, 称为多点最优最小熵解卷积调整 (Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted, MOMEDA) 算法。该算法通过最大化滤波后信号的多点 D-范数, 可直接利用矩阵运算求解最优解卷积滤波器系数。由于其良好的降噪性能, 该算法已成功应用于旋转机械的故障特征提取<sup>[15]</sup>。而随着循环平稳理论的发展, 基于循环平稳指标的最大 2 阶循环平稳盲解卷积 (Cyclostationarity Blind Deconvolution, CYCBD) 算法也应运而生<sup>[16]</sup>。然而, 与 MCKD 类似, MOMEDA 和 CYCBD 也高度依赖先验的脉冲重复周期来增强原始信号中的周期性脉冲分量。为了克服对于先验知识的要求, CHEN 等<sup>[17]</sup>引入 6 种周期性检测技术, 提高了 MCKD、MOMEDA 和 CYCBD 的自适应性。CHENG 等<sup>[18]</sup><sup>12153-12164</sup>通过周期调制强度计算故障周期, 并提出自适应 MOMEDA 算法。ZHANG 等<sup>[19]</sup><sup>107736</sup>引入包络谐波谱来估计 CYCBD 的循环频率。WANG 等<sup>[20]</sup>建立了自适应循环平稳盲解卷积 (Adaptive Cyclostationarity Blind Deconvolution, ACYCBD) 算法, 其中利用形态包络自相关来估计故障周期。

上述算法的特点主要集中在增强周期脉冲信号的幅频特性及增加瞬态冲击次数, 却没有关注脉冲信号的相频特性, 导致重建信号严重失真。为了克服这一问题, QIN 等<sup>[21]</sup>设计了一种新的盲解卷积方法, 即最大相关皮尔逊相关系数解卷积 (Maximum Correlation Pearson Correlation Coefficient Deconvolution, MCPCCD) 算法。该算法构建了相关皮尔逊相关系数 (Correlation Pearson correlation Coefficient, CPC) 和信号保真项 (Signal Fidelity Term, SFT), 以 CPC 和 SFT 的线性耦合函数为目标函数, 求解滤波器。然而, 该算法在受到随机冲击和谐波干扰的情况下, 性能会急剧下降。与 MCKD 类似, 该算法需要高精度的先验故障周期。然而, 在实际应用中, 由于受轴承的制造误差和转速波动的影响, 故障周期与理论值存在偏差, 这也降低了算法的滤波性能。对此, CHENG 等<sup>[22]</sup>提出一种利用粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法结合  $L-1$  维超球面搜索空间的优化 MED 盲解卷积方法。该方法利用广义球坐标变换将滤波系数投影到  $L-1$  维、半径为 1 的超球面上, 从而缩小了搜索空间, 且在故障周期不准确的情况下取得了良好的性能。粒子群优化算法容易陷入局部最优, 导致很难得到全局最优解, 且收敛速度比较慢。而麻雀优化算法作为新颖的群体智能优化算法, 在搜索精度、收敛速度、稳定性及

避免局部最优等方面均有优异表现<sup>[23]</sup><sup>22-34</sup>, 更适合求解全局最优问题。

本文提出一种基于球面坐标变换的最大相关皮尔逊相关系数解卷积方法, 通过广义球面坐标变换 (Generalized Spherical Coordinate Transformation, GSCT) 和麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 来求解滤波器系数。为了便于叙述, 将其命名为 SSA-GSCT-MCPCCD 算法, 该算法不仅解决了原始 MCPCCD 算法在低信噪比的情况下容易失效的问题, 并且在解卷积周期  $T$  出现偏差时, 算法也可以表现出良好的性能。最后, 将其与 MCPCCD、MCKD 和 EMD 算法进行对比分析, 通过仿真信号和故障轴承实测振动信号验证所提方法的有效性和优越性。

## 1 基本原理

### 1.1 最大相关皮尔逊相关系数解卷积算法

MCPCCD 算法通过引入周期性自相关, 改变皮尔逊相关系数的计算方式, 得到一个与相关峭度类似的新指标, 称为相关皮尔逊相关系数, 表达式为

$$C_{CPC}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left( \sum_{i=1}^n \prod_{s=0}^S y_i x_{i-sT} \right) / \left[ \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{S+1} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{x}$  为轴承故障脉冲信号, 即经有限脉冲响应滤波器滤波后的信号 (盲解卷积信号),  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T$ ,  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ;  $\mathbf{y}$  为测试信号,  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]^T$ ,  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ;  $s$  为移位数,  $s = 1, 2, 3, \dots, S$ , 其大小与信号长度有关;  $T$  为解卷积周期,  $T = f_s / f_g$ , 其中,  $f_s$  为采样频率,  $f_g$  为故障特征频率。

此外, 为了确保滤波信号的相频特性, 引入信号保真项, 表达式为

$$V_{CFF}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} / \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2} \quad (2)$$

综合考虑的  $C_{CPC}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  和  $V_{CFF}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  的优点, 并以两者的线性耦合函数为目标函数,  $C_{CPC}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  和  $V_{CFF}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  的线性耦合式可表示为

$$V_{CPS}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (1 - \lambda) C_{CPC}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) - \lambda V_{CFF}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (1 - \lambda) \frac{\sum_{i=1}^n \prod_{s=0}^S y_i x_{i-sT}}{\left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{S+1} \sum_{i=1}^n y_i^2} - \lambda \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}} \quad (3)$$

式中,  $\lambda$  为信号的保真度参数, 一般情况下,  $\lambda = 10^{-s} c$ , 其中,  $c$  为常数,  $c \in [0, 1]$ 。对于  $V_{CPS}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  而言, 更大的  $C_{CPC}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  和  $V_{CFF}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  表明信号  $\mathbf{x}$  具有明显的周期特性和原始信号的冲击特性。

滤波器的求解式为

$$\frac{dV_{CPS}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{df_i} = \frac{d[(1 - \lambda) C_{CPS}]}{df_i} - \frac{d\lambda (V_{CFF})}{df_i} = 0 \quad (4)$$

式中,  $f_i$  为最优盲滤波器系数  $f$  的第  $i$  个分量,  $f = [f_1, f_2, f_3, \dots, f_L]^T$ , 其中,  $L$  为滤波器长度 ( $f$  的分量的个数)。

以式(4)的最小范数解作为最优解, 得到最优盲滤波器系数为

$$f = Q^T(QQ^T)^{-1}q \quad (5)$$

式中,  $Q$ 、 $q$  分别为

$$\begin{cases} Q = [\frac{\Omega(S+1)\beta}{\|x\|_2^{S+3}} + \frac{\Lambda}{\|x-y\|_2}]Y_0Y_0^T \\ q = \frac{\Omega \sum_{s=0}^S Y_{sT}\alpha}{\|x\|_2^{S+1}} + \frac{\Lambda Y_0y}{\|x-y\|_2} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\alpha$ 、 $Y_0$ 、 $Y_{sT}$ 、 $\beta$ 、 $\Omega$ 、 $\Lambda$  分别为

$$\begin{cases} \alpha = \begin{bmatrix} y_1 x_{1-sT}^{-1}(x_1, x_{1-T}, x_{1-2T}, \dots, x_{1-sT}) \\ y_2 x_{2-sT}^{-1}(x_2, x_{2-T}, x_{2-2T}, \dots, x_{2-sT}) \\ y_3 x_{3-sT}^{-1}(x_3, x_{3-T}, x_{3-2T}, \dots, x_{3-sT}) \\ \vdots \\ y_n x_{n-sT}^{-1}(x_n, x_{n-T}, x_{n-2T}, \dots, x_{n-sT}) \end{bmatrix} \\ Y_0 = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & y_3 & y_4 & \dots & y_n \\ 0 & y_1 & y_2 & y_3 & \dots & y_{n-1} \\ 0 & 0 & y_1 & y_2 & \dots & y_{n-2} \\ 0 & 0 & 0 & y_1 & \dots & y_{n-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & y_{n-L+1} \end{bmatrix} \\ Y_{sT} = \begin{bmatrix} y_{1-sT} & y_{2-sT} & y_{3-sT} & y_{4-sT} & \dots & y_{n-sT} \\ 0 & y_{1-sT} & y_{2-sT} & y_{3-sT} & \dots & y_{n-sT-1} \\ 0 & 0 & y_{1-sT} & y_{2-sT} & \dots & y_{n-sT-2} \\ 0 & 0 & 0 & y_{1-sT} & \dots & y_{n-sT-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & y_{n-sT-L+1} \end{bmatrix} \\ \beta = \sum_{i=1}^n \prod_{s=0}^S y_i x_{i-sT} = y_1 x_1 x_{1-T} x_{1-2T} \dots x_{1-sT} + \dots + y_n x_n x_{n-T} x_{n-2T} \dots x_{n-sT} \\ \Omega = (1-\lambda) / \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2} \\ \Lambda = \lambda / \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2} \end{cases} \quad (7)$$

## 1.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法是 XUE 等<sup>[23]</sup>于 2020 年根据麻雀觅食和躲避捕食者的行为提出的一种新型群集智能优化算法。麻雀搜索算法模仿麻雀群体获取食物的过程, 麻雀个体的位置不断接近食物。当遇到危险时, 群体会做出反捕食行为。在算法迭代中, 发现者的个体位置更新式为

$$X_{k,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{k,j}^t \cdot \exp(-\frac{k}{\alpha' V_{\max}}), V_{R_2} < V_{ST} \\ X_{k,j}^t + Q' L', V_{R_2} \geq V_{ST} \end{cases} \quad (8)$$

$$j = 1, 2, \dots, d, \quad k = 1, 2, \dots, n'$$

式中,  $t$  为当前迭代次数;  $X_{k,j}^t$  为第  $j$  维中第  $k$  个麻雀的位置;  $d$  为优化问题的维度;  $n'$  为种群数量;  $V_{\max}$  为最大迭代次数;  $\alpha'$  为随机数,  $\alpha' \in (0, 1)$ ;  $V_{R_2}$  和  $V_{ST}$  分别为警报值和安全值,  $V_{R_2} \in [0, 1]$ ,  $V_{ST} \in [0.5, 1]$ ;  $Q'$  为服从正态分布的随机数;  $L'$  为  $d$  维的单位向量。

追随者位置的更新式为

$$X_{k,j}^{t+1} = \begin{cases} Q' \cdot \exp \frac{X_w^t - X_{i,j}^t}{k^2}, k > n'/2 \\ X_p^{t+1} + L' |X_{k,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+, k \leq n'/2 \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $X_p$  为发现者当前的最优位置;  $X_w$  为发现者的全局最差位置;  $A$  为  $d$  维向量, 对其分量的值随机分配 -1 或 1;  $A^+$  为  $A$  的伪逆矩阵。

预警者的初始位置是在种群中随机生成的, 其位置更新式为

$$X_{k,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \alpha |X_{k,j}^t - X_{\text{best}}^t|, f_m' \neq f_g' \\ X_{k,j}^t + M \left[ \frac{|X_{k,j}^t - X_w^t|}{(f_m' - f_w') + \varepsilon} \right], f_m' = f_g' \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $X_{\text{best}}$  为发现者的全局最佳位置;  $M$  为随机数,  $M \in [-1, 1]$ ;  $f_m'$  为当前麻雀的适应度;  $f_g'$  和  $f_w'$  分别为当前全局最佳和最差适应度;  $\varepsilon$  为足够小的常数, 避免分母为 0。

## 2 改进的最大相关皮尔逊相关系数解卷积方法

式(5)对应的优化问题是一个无约束优化问题, 其搜索空间覆盖整个  $L$  维欧几里得空间。为了缩短搜索时间, 并加速最优解的搜索, 利用广义球坐标变换将滤波系数投影到  $L-1$  维超球的表面。通过广义球面坐标变换, 滤波矢量  $f$  的分量可以表示为

$$\begin{cases} f_1 = r \cos \theta_1 \\ f_2 = r \sin \theta_1 \cos \theta_2 \\ \dots \\ f_{L-1} = r \sin \theta_1 \dots \sin \theta_{L-2} \cos \theta_{L-1} \\ f_L = r \sin \theta_1 \dots \sin \theta_{L-2} \sin \theta_{L-1} \\ -\pi \leq \theta_s \leq \pi, s' = 1, 2, \dots, L-1 \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $r$  为超球的半径;  $\theta_s$  为  $[-\pi, \pi]$  内的角度参数。由于半径的选择不会影响滤波器性能, 为了计算方便, 将半径  $r$  设置为 1。

解卷积的搜索空间变为

$$\Psi^{L-1} = [-\pi, \pi] \times [-\pi, \pi] \times \dots \times [-\pi, \pi] \subset \mathbb{R}^{L-1} \quad (12)$$

则解卷积问题转换为优化问题, 即

$$\begin{cases} \Theta_{\text{opt}} \{V_{\text{CPS}}[f(\Theta_{\text{opt}})]\} \geq V_{\text{CPS}}[f(\Theta)], \forall \Theta \in \Psi^{L-1} \\ \Theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{L-1}] \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $\Theta_{\text{opt}}$  为  $\theta_s$  的优化值;  $\Theta$  为角度向量;  $V_{\text{CPS}}(f)$  为滤波后信号的线性耦合。

通过广义球面坐标变换,将解卷积滤波器系数投影到  $L-1$  维、半径为 1 的球面上,不仅减小了滤波器参数优化的维数,并且限制了搜索空间。相比原始算法在  $L$  维的无约束空间内寻优,所提算法更容易获得滤波器的最优解。

该算法的主要创新性如下:

1) 引入 SSA 和 GSCT 优化滤波器系数,使得算法在优化精度、收敛速度、稳定性和鲁棒性等方面具有良好的优势。

2) 所提的 SSA-GSCT-MCPCCD 算法不仅能够抵抗谐波干扰和强噪声,而且在不同的滤波器长度下能够保持稳定的性能。这些优势通过仿真数据和轴承的试验数据得到验证。

该算法的具体步骤如下。

步骤 1: 加载原始振动信号,并设置算法参数,其中,周期  $T$  和移位数  $S$  根据实际信号设置;根据文献 [19]<sup>107736</sup>,将  $\lambda$  设置为  $1 \times 10^{-30}$ ;将麻雀种群数量设为 100;将最大迭代次数设为 100。

步骤 2: 使用麻雀搜索算法求解最优  $\Theta$  向量。

步骤 3: 根据式 (11) 求解得到最优滤波器系数,滤波并输出信号。

该算法的流程图如图 1 所示。

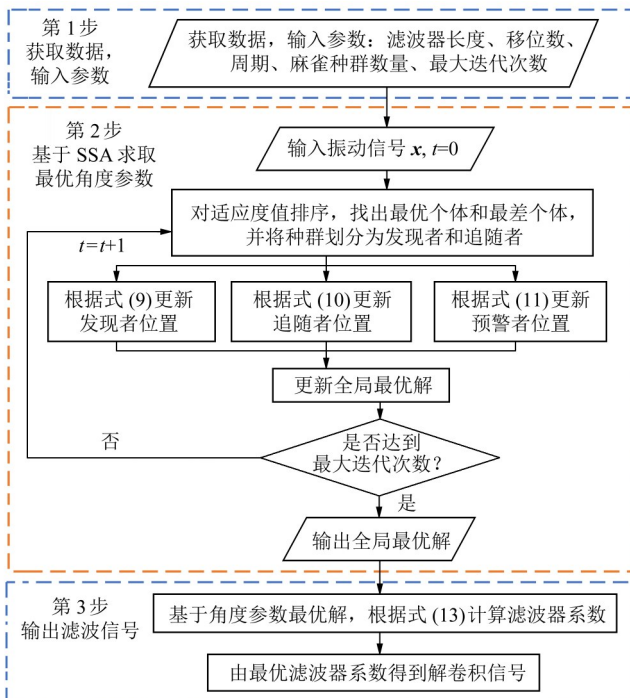


图 1 SSA-GSCT-MCPCCD 算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of the SSA-GSCT-MCPCCD algorithm

### 3 算法验证

#### 3.1 仿真信号验证

本节中的轴承故障仿真信号由周期性脉冲信号、随机冲击信号、离散谐波信号和高斯白噪声组成。周期性脉冲信号模型为

$$e(t) = \sum_{m=1}^{M_1} A(t) e^{-\zeta_\alpha(t - mT_\alpha - \delta_m)} \cos[2\pi f_\alpha(t - mT_\alpha - \delta_m) + \varphi_\alpha] \quad (14)$$

式中,  $m$  为周期性脉冲的编号;  $M_1$  和  $A(t)$  分别为脉冲个数和脉冲幅值;  $T_\alpha$  为相邻两脉冲的时间间隔,即循环周期;  $\delta_m$  为循环周期波动;  $f_\alpha$ 、 $\zeta_\alpha$  和  $\varphi_\alpha$  分别为故障冲击激发的共振频率、阻尼系数和相位。随机冲击信号模型为

$$r(t) = \sum_{u=1}^{M_2} B_u e^{-\zeta_b(t - T_u)} \cos[2\pi f_b(t - T_u) + \varphi_b] \quad (15)$$

式中,  $u$  为随机脉冲的编号;  $M_2$ 、 $B_u$  和  $T_u$  分别为随机脉冲的个数、幅值和发生时间;  $f_b$ 、 $\zeta_b$  和  $\varphi_b$  分别为随机冲击激发的共振频率、阻尼系数和相位。离散谐波的信号模型为

$$p(t) = \sum_{v=1}^{M_3} C_v \sin(2\pi f_v t + \theta_v) \quad (16)$$

式中,  $v$  为周期性谐波的编号;  $M_3$  为周期性谐波的个数;  $C_v$ 、 $f_v$  和  $\theta_v$  分别为谐波分量的幅值、频率和相位。

仿真信号参数设置如表 1 所示,信号采样频率为 10 kHz,采样时间为 1 s,信噪比为 -12 dB。各信号时域波形如图 2 所示,仿真信号如图 3 所示。由图 3(b)可知,信号故障频率被噪声淹没,难以识别。

表 1 仿真信号参数

Tab. 1 Simulation signal parameters

| 参数                   | 值                                | 参数              | 值                   | 参数              | 值        |
|----------------------|----------------------------------|-----------------|---------------------|-----------------|----------|
| $M_1$                | 77                               | $M_2$           | 1                   | $M_3$           | 2        |
| $T_\alpha/s$         | 1/75                             | $T_u$           | $U(1\ 000, 4\ 000)$ | $C_1$           | 0.02     |
| $A(t)$               | 1                                | $B_u$           | $N(3.5, 1)$         | $C_2$           | 0.02     |
| $f_\alpha/\text{Hz}$ | 3 000                            | $f_b/\text{Hz}$ | 3 000               | $f_1/\text{Hz}$ | 14       |
| $\varphi_\alpha$     | 0                                | $\varphi_b$     | 0                   | $f_2/\text{Hz}$ | 28       |
| $\zeta_\alpha$       | 500                              | $\zeta_b$       | 1 000               | $\theta_1$      | $\pi/6$  |
| $\delta_m$           | $U(-0.02T_\alpha, 0.02T_\alpha)$ |                 |                     | $\theta_2$      | $-\pi/3$ |

分别采用 MCPCCD 和 SSA-GSCT-MCPCCD 算法对仿真信号进行分析,滤波结果如图 4 所示。对比图 4(b)和图 4(d)可知,在 MCPCCD 算法的滤波信号中,时域存在较多的异常冲击,而所提的 SSA-GSCT-MCPCCD 算法的滤波信号则保留了明显的周期性冲击信号。

经上述分析可知,经 SSA-GSCT-MCPCCD 算法处理后的信号不仅可以识别到更多的故障特征频率,并

且包络谱中的噪声干扰也更少。这证实了所提算法在低信噪比下的滤波性能优于原始算法。

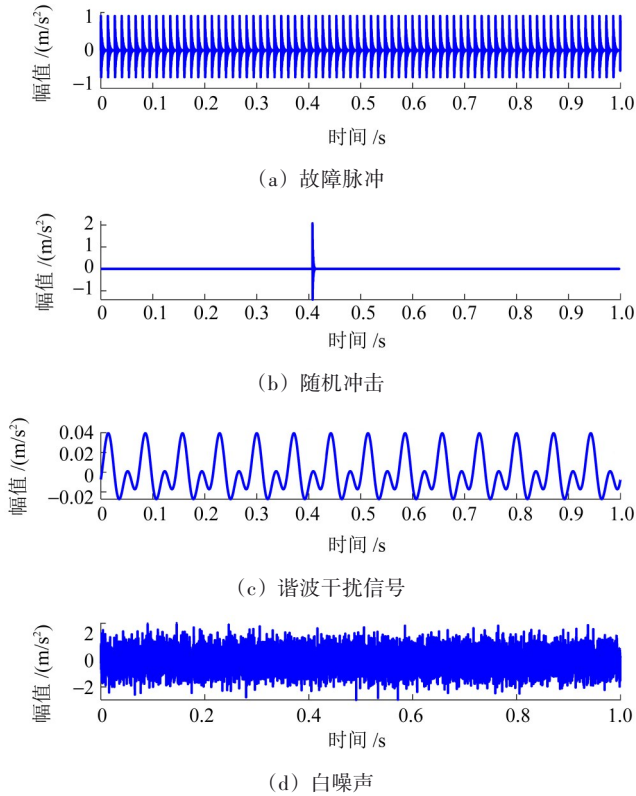


图2 模拟信号时域波形

Fig. 2 Time domain waveform of the analogue signal

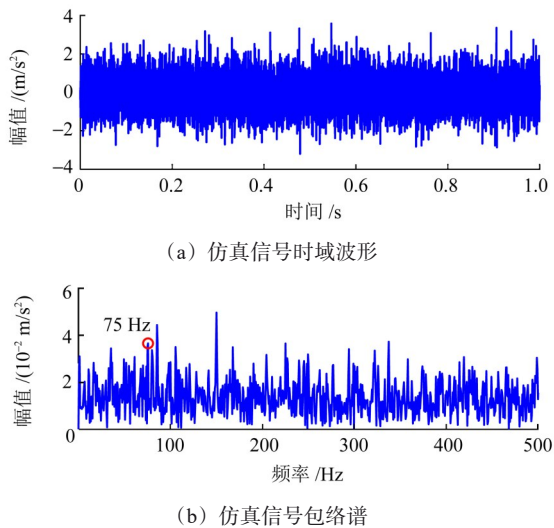


图3 仿真信号

Fig. 3 Simulation signals

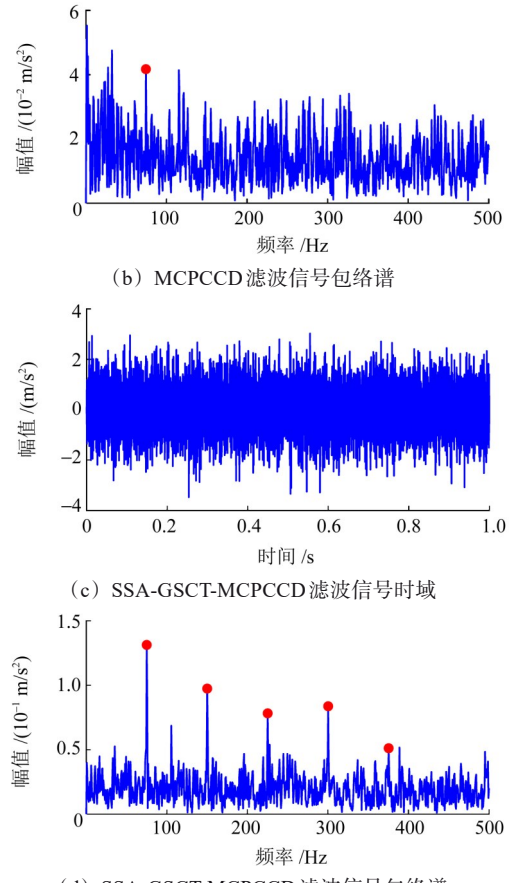
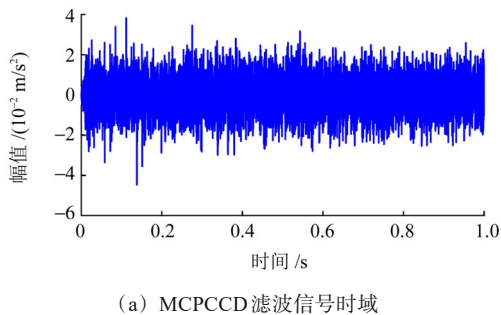


图4 不同算法对仿真信号的滤波效果对比

Fig. 4 Comparison of filtering effects of different algorithms on simulated signals

图5和图6所示分别为MCKD和EMD算法的包络谱。经MCKD和EMD算法处理得到的信号包络谱虽然可以识别到3倍故障特征频率,但与所提算法相比,包络谱中仍存在较多的干扰成分,这说明所提的算法有较强的抗干扰能力。

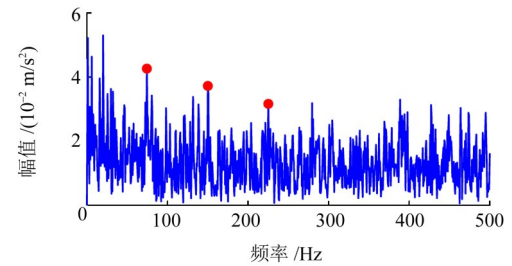


图5 仿真信号的MCKD滤波包络谱

Fig. 5 MCKD filter envelope spectrum of the simulation signal

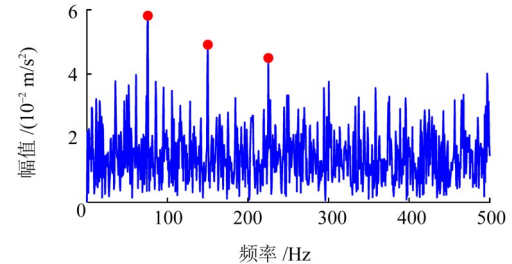


图6 仿真信号的EMD最优分量包络谱

Fig. 6 EMD optimal component envelope spectrum of the simulation signal

为进一步验证所提算法的优越性,采用傅里叶谱信噪比<sup>[18]12153-12164</sup> (Fourier spectrum Signal-to-Noise Ratio, FSNR)指标来量化 4 种算法的降噪性能,FSNR 的计算式如式(17)所示,其结果如图 7 所示。

$$V_{\text{FSNR}} = \frac{1}{K} \left[ \sum_{z=1}^K S_{\text{ES}}(zf_{\text{fault}}) \right] / \left[ \sum_{z=1}^K S_{\text{ES}}(zf_{\text{fault}}) \right] \quad (17)$$

式中, $S_{\text{ES}}$ 为信号包络谱序列; $K$ 为故障频率的倍频数量; $z$ 为编号; $f_{\text{fault}}$ 为故障特征频率。

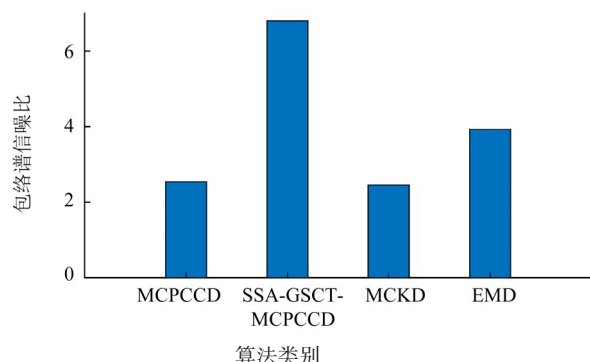


图 7 不同算法仿真信号包络谱的信噪比对比

Fig. 7 Signal-to-noise ratio comparison of the envelope spectrum of the simulation signals for different algorithms

由图 7 可知,SSA-GSCT-MCPCCD 算法的滤波信号 FSNR 的值最大,进一步证实了其降噪性能优于其他算法。

为了说明算法的收敛性,将 SSA-GSCT-MCPCCD 算法、MCPCCD 算法分别运行 50 次,并求每次滤波信号的 FSNR 指标。结果如图 8 所示。

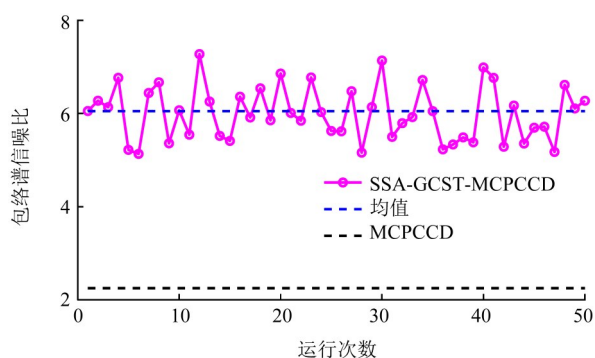


图 8 算法收敛性验证

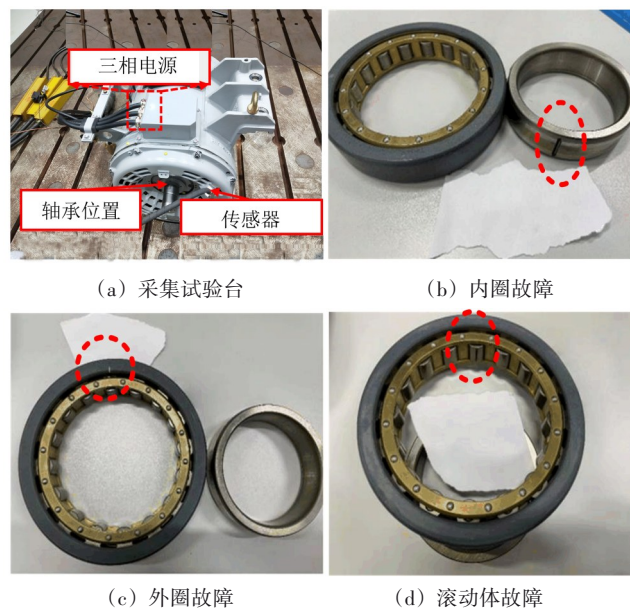
Fig. 8 Algorithm convergence verification

由 FSNR 的特性可知,FSNR 的值异常减小,说明算法未收敛,而所提算法滤波信号的 FSNR 值在一个小范围内波动,这也说明所提算法具有良好的收敛性。

### 3.2 实测信号验证

为了进一步验证所提算法的有效性,使用实测数据进行分析。所用数据为高速列车牵引电动机轴承的振动信号,试验信号采集自高速列车牵引电动机试验台,牵引电动机型号为 YQ-625,牵引电动机转速为 754 r/min,试验台搭建如图 9(a)所示,振动信号由安装在

在电动机壳体上的加速度传感器收集。轴承故障示意图如图 9(b)~图 9(d)所示。



(a) 采集试验台 (b) 内圈故障

(c) 外圈故障 (d) 滚动体故障

图 9 轴承振动信号采集试验台及轴承故障示意图

Fig. 9 Bearing vibration signal acquisition test bench and bearing fault schematic

试验用轴承型号为 NU214 轴承,其规格参数如表 2 所示。

表 2 NU214 轴承的结构参数

Tab. 2 Structure parameters of the NU214 bearing

| 参数       | 值     | 参数       | 值    |
|----------|-------|----------|------|
| 滚子个数     | 16    | 外径/mm    | 125  |
| 滚子直径/mm  | 13    | 内径/mm    | 70   |
| 节圆直径/mm  | 97.5  | 宽度/mm    | 23   |
| 滚子长度/mm  | 13    | 内滚道直径/mm | 84.5 |
| 外滚道直径/mm | 110.5 |          |      |

根据轴承结构参数计算得到的轴承各部件的理论故障特征频率如表 3 所示。

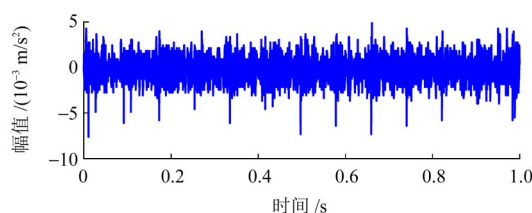
表 3 轴承各部件理论故障特征频率

Tab. 3 Theoretical fault characteristic frequencies of the bearing components

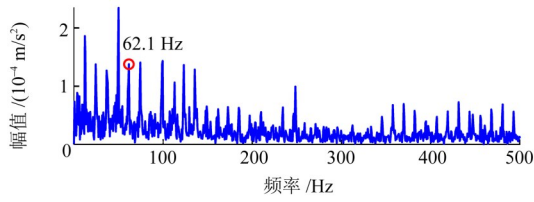
|             | 内圈   | 外圈   | 滚动体  |
|-------------|------|------|------|
| 理论故障特征频率/Hz | 62.1 | 38.4 | 50.4 |

#### 3.2.1 内圈故障分析

内圈故障振动信号的时域波形和包络谱分别如图 10(a)、图 10(b)所示。由图 10 可知,内圈故障信号受转频影响严重,从包络谱中只能辨认出故障特征频率基频。



(a) 内圈信号时域波形

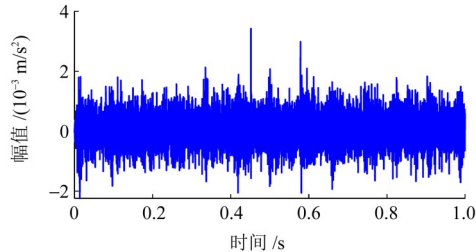


(b) 内圈信号包络谱

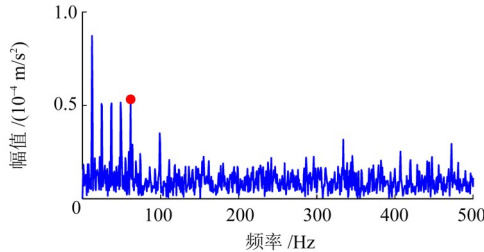
图 10 内圈故障信号

Fig. 10 Inner ring fault signal

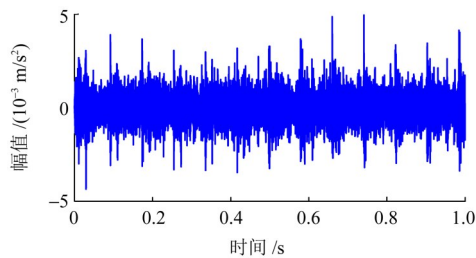
分别采用 MCPCCD 和 SSA-GSCT-MCPCCD 算法对仿真信号进行分析,滤波结果如图 11 所示。由图 11(a)、图 11(b)可知,MCPCCD 算法的滤波信号存在明显的异常冲击,从包络谱中也只能识别到故障特征基频。而由图 11(c)、图 11(d)可知,所提的 SSA-GSCT-MCPCCD 算法的滤波信号不受随机冲击的干扰,而是保留了轴承周期性故障脉冲,并且从包络谱中可以清晰地识别出 6 倍频,说明所提算法对随机冲击和谐波干扰具有更强的鲁棒性。



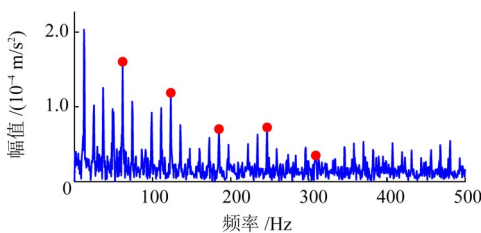
(a) MCPCCD 滤波信号时域



(b) MCPCCD 滤波信号包络谱



(c) SSA-GSCT-MCPCCD 滤波信号时域



(d) SSA-GSCT-MCPCCD 滤波信号包络谱

图 11 不同算法对内圈信号滤波效果的对比

Fig. 11 Comparison of filtering effects of different algorithms on inner race signal

采用 MCKD 和 EMD 算法对信号进行处理。结果分别如图 12、图 13 所示。虽然从这 2 种算法处理后的信号包络谱中都可以判断出故障类型,但异常干扰也十分突出。

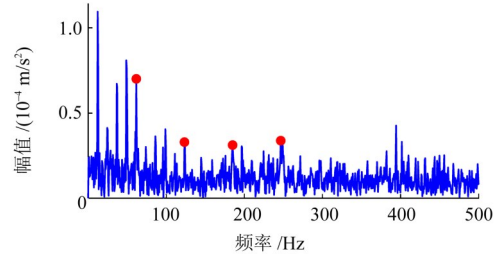


图 12 内圈信号的 MCKD 滤波包络谱

Fig. 12 MCKD filter envelope spectrum of the inner ring signal

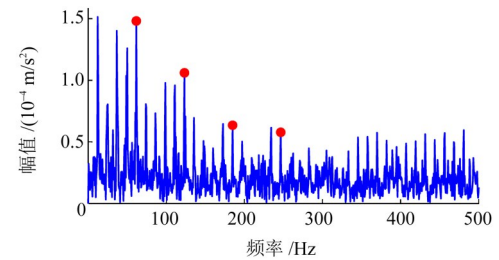


图 13 内圈信号的 EMD 最优分量包络谱

Fig. 13 EMD optimal component envelope spectrum of the inner ring signal

图 14 所示为不同算法内圈信号包络谱的信噪比对比。由图 14 可知,经 SSA-GSCT-MCPCCD 算法处理后的信号的信噪比指标最大,这也证实了所提算法的抗噪性优于原始算法和 MCKD、EMD 算法。

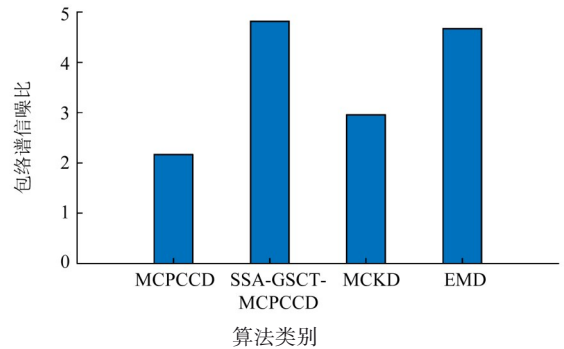


图 14 不同算法内圈信号包络谱的信噪比对比

Fig. 14 Signal-to-noise ratio comparison of the envelope spectrum of the inner ring signals for different algorithms

### 3.2.2 外圈和滚动体故障分析

对于外圈和滚动体的故障信号,同样采用 MCPCCD 和 SSA-GSCT-MCPCCD 算法对故障信号进行分析,其结果如图 15 和图 16 所示。由图 15(a)、图 16(a)可知,经 MCPCCD 算法处理后的信号均存在明显的异常冲击,这对于故障识别是十分不利的。由图 15(b)可知,包络谱中虽然可以识别出外圈故障特征,但干扰成分的幅值同样突出。而由图 15(c)、图 16(c)可知,SSA-GSCT-MCPCCD 算法的滤波信号不仅克服了随机脉冲的干扰,并且尽可能保留了周期性的故障

冲击。由图 15(d)可知,经 SSA-GSCT-MCPCCD 算法处理后的信号不仅可以识别出 6 倍故障特征频率,并且频谱中的故障特征更加明显。而对比图 16(b)和图 16(d)可知, MCPCCD 算法的滤波信号包络谱中含有大量噪声干扰,故障特征难以识别,而所提算法滤波信号包络谱故障特征及其倍频显示,其噪声幅值相对较低,这也说明了所提算法的优越性。

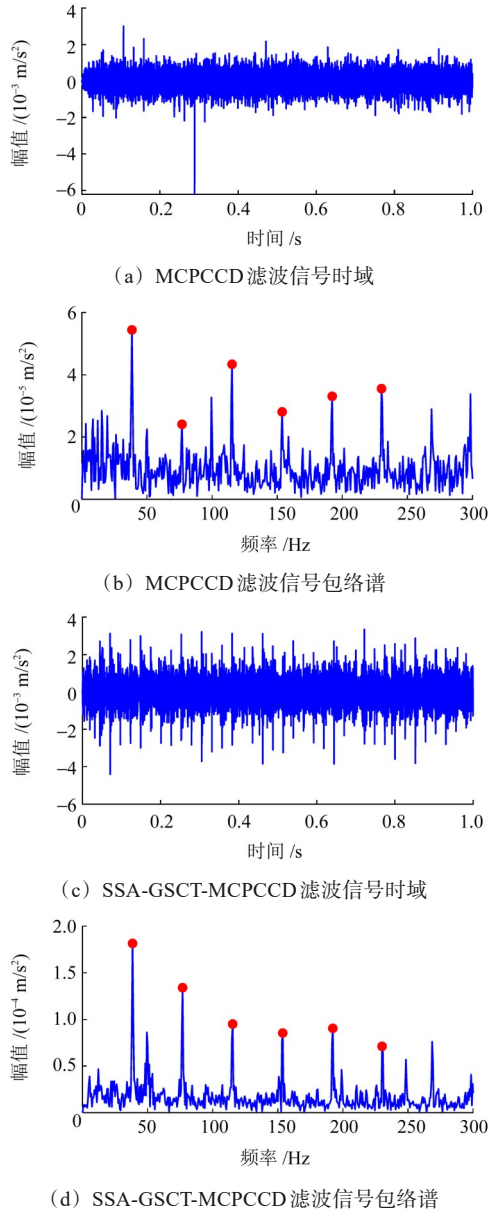
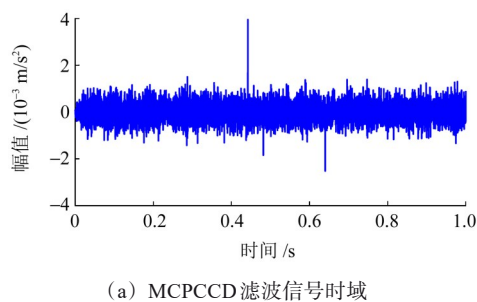
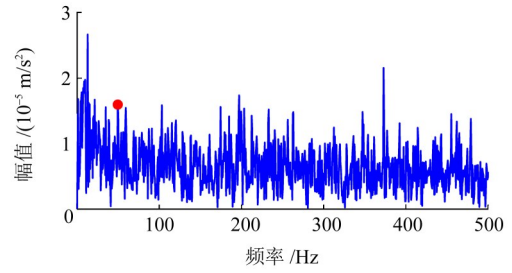


图 15 不同算法对外圈信号的滤波效果对比

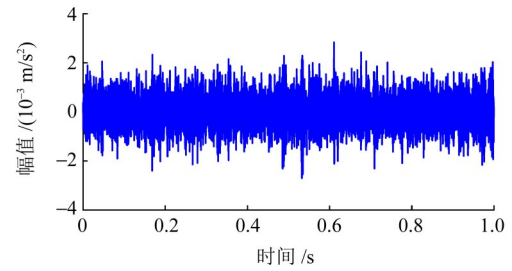
Fig. 15 Comparison of filtering effects of different algorithms on outer race signal



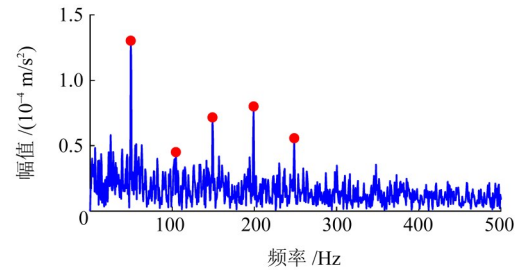
(a) MCPCCD 滤波信号时域



(b) MCPCCD 滤波信号包络谱



(c) SSA-GSCT-MCPCCD 滤波信号时域



(d) SSA-GSCT-MCPCCD 滤波信号包络谱

图 16 不同算法对滚动体信号的滤波效果对比

Fig. 16 Comparison of filtering effects of different algorithms on rolling element signal

### 3.3 周期对算法性能的影响

在轴承实际运行过程中,由于转速的波动,解卷积周期  $T$  的计算并不精确,  $T$  的偏差可能导致不良的结果。因此,为了更加符合实际情况,有必要在解卷积周期  $T$  出现偏差时,对算法性能进行比较分析。模拟周期的偏差为

$$T_{\Delta} = T + dT \quad (18)$$

式中,  $dT$  为解卷积周期的偏差,  $dT$  取  $\pm 4$  用于模拟电动机轴承的转速在 0.5%~1% 波动。

本节对牵引电动机轴承的外圈故障信号进行验证。当  $L = 100$  时,在解卷积周期  $T$  发生偏差的情况下,各算法性能的对比如图 17 所示。由图 17(a)和图 17(c)可知,当  $dT = -4$  时,经 MCPCCD 算法处理后的信号只能识别到 4 倍频,而当  $dT = 4$  时,受噪声的影响,算法几乎失效,说明周期  $T$  出现偏差时, MCPCCD 算法的性能急剧下降。而由图 17(b)、图 17(d)可知,当周期  $T$  出现偏差时, SSA-GSCT-MCPCCD 算法的性能几乎不受影响,说明了所提算法的鲁棒性更强。

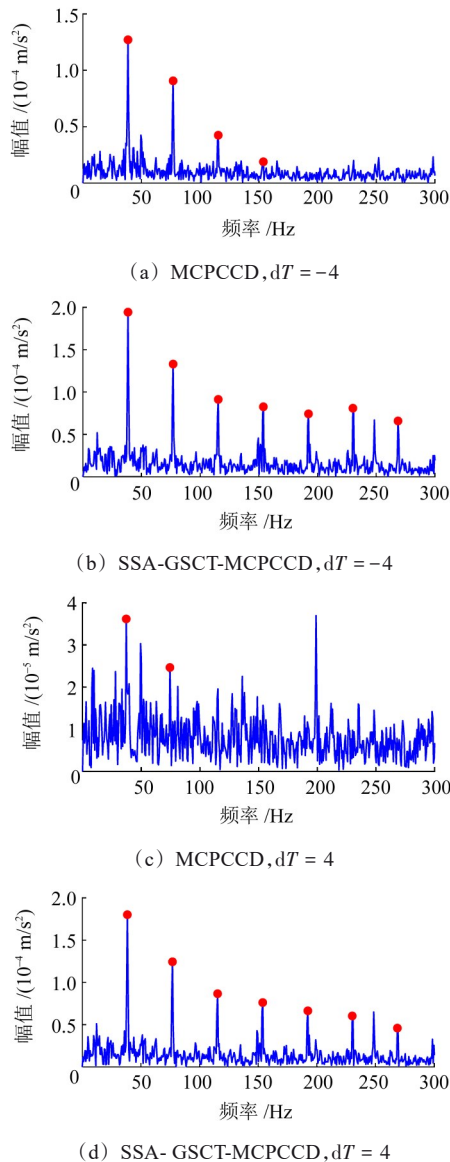


图17 周期对算法性能的影响

Fig. 17 Influence of period on algorithm performance

## 4 结论

提出一种基于广义球面坐标变换和麻雀搜索算法的SSA-GSCT-MCPCCD算法,将该算法应用于仿真信号和牵引电动机轴承实测振动信号,并与MCPCCD、MCKD和EMD算法进行了对比,得到的主要结论如下:

1) 基于广义球面坐标变换和SSA改进的SSA-GSCT-MCPCCD算法有效地解决了原始算法在低信噪比下容易失效的问题,即使在解卷积周期 $T$ 出现偏差时,算法也具有很好的滤波性能。

2) 通过对仿真信号和轴承实测信号进行分析,并与MCPCCD、MCKD和EMD算法进行对比,结果表明,所提算法对噪声具有更强的鲁棒性,能够实现强背景噪声下对轴承故障的准确诊断。包络谱信噪比指标也证实了所提算法的优越性。

## 参考文献(References)

- [1] ZOU Y Y, ZHANG Y D, MAO H C. Fault diagnosis on the bearing of traction motor in high-speed trains based on deep learning[J]. Alexandria Engineering Journal, 2021, 60(1): 1209-1219.
- [2] LIU Z Z, DING K, LIN H B, et al. A novel impact feature extraction method based on EMD and sparse decomposition for gear local fault diagnosis[J]. Machines, 2022, 10(4): 242.
- [3] 甄冬, 田少宁, 郭俊超, 等. 改进型EEMD和MSB解调方法及其在轴承故障特征提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2023, 36(5): 1447-1456.  
ZHEN Dong, TIAN Shaoning, GUO Junchao, et al. An improved decomposition method using EEMD and MSB and its application in rolling bearing fault feature extraction[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(5): 1447-1456. (In Chinese)
- [4] HAN M H, WU Y M, WANG Y M, et al. Roller bearing fault diagnosis based on LMD and multi-scale symbolic dynamic information entropy [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2021, 35(5): 1993-2005.
- [5] GAO S, ZHAO N, CHEN X F, et al. A new approach to adaptive VMD based on SSA for rolling bearing fault feature extraction[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 35(3): 036102.
- [6] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD; a suitable tool for biomedical signal processing[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 19-29.
- [7] 刘俊利, 缪炳荣, 张盈, 等. 基于Morlet小波与CART决策树的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械强度, 2024, 46(1): 1-8.  
LIU Junli, MIAO Bingrong, ZHANG Ying, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on Morlet wavelet and CART decision tree[J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(1): 1-8. (In Chinese)
- [8] 杨岗, 徐五一, 邓琴, 等. CSC-RCMSDE结合MRVM的轴承声振融合故障诊断算法[J]. 机械科学与技术, 2026, 45(3): 392-403.  
YANG Gang, XU Wuyi, DENG Qin, et al. Acoustic-vibration fused bearing fault diagnosis method combining CSC-RCMSDE and MRVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2026, 45(3): 392-403. (In Chinese)
- [9] ENDO H, RANDALL R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.
- [10] 赵艺珂, 王家序, 张新, 等. 基于增强最小熵解卷积的航空发动机故障诊断[J]. 中国机械工程, 2023, 34(2): 193-200.  
ZHAO Yike, WANG Jiaxu, ZHANG Xin, et al. Aero-engine fault diagnosis based on an enhanced minimum entropy deconvolution [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(2): 193-200. (In Chinese)
- [11] 康伟, 朱永生, 闫柯, 等. 基于CSES和MED的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动·测试与诊断, 2021, 41(4): 660-666.  
KANG Wei, ZHU Yongsheng, YAN Ke, et al. Weak fault extraction of rolling element bearings based on CSES and MED [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 660-666. (In Chinese)
- [12] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated

- Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 33:237-255.
- [13] 任良,甄龙信,赵云,等. 基于 SSA-VMD-MCKD 的强背景噪声环境下滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(3):217-226.  
REN Liang, ZHEN Longxin, ZHAO Yun, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under strong background noise based on SSA-VMD-MCKD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(3):217-226. (In Chinese)
- [14] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 82:461-477.
- [15] 曹亚磊,杜应军,韦广,等. SGMD-MOMEDA 滚动轴承故障特征提取方法研究[J]. *机械强度*, 2022, 44(6):1279-1285.  
CAO Yalei, DU Yingjun, WEI Guang, et al. Research on rolling bearing fault feature extraction method with SGMD-MOMEDA [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2022, 44(6):1279-1285. (In Chinese)
- [16] BUZZONI M, ANTONI J, D'ELIA G. Blind deconvolution based on cyclostationarity maximization and its application to fault identification [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 432:569-601.
- [17] CHEN B Y, ZHANG W H, SONG D L, et al. Blind deconvolution assisted with periodicity detection techniques and its application to bearing fault feature enhancement [J]. *Measurement*, 2020, 159:107804.
- [18] CHENG Y, CHEN B Y, ZHANG W H. Adaptive multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted and application to fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(24):12153-12164.
- [19] ZHANG B Y, MIAO Y H, LIN J, et al. Adaptive maximum second-order cyclostationarity blind deconvolution and its application for locomotive bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 158:107736.
- [20] WANG Z J, ZHOU J, DU W H, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive maximum cyclostationarity blind deconvolution [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 162:108018.
- [21] QIN L M, YANG G, SUN Q. Maximum correlation Pearson correlation coefficient deconvolution and its application in fault diagnosis of rolling bearings [J]. *Measurement*, 2022, 205:112162.
- [22] CHENG Y, ZHOU N, ZHANG W H, et al. Application of an improved minimum entropy deconvolution method for railway rolling element bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 425:53-69.
- [23] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1):22-34.

## Maximum correlation Pearson correlation coefficient deconvolution bearing fault diagnosis algorithm based on generalized spherical coordinate transformation

YANG Gang<sup>1</sup> CHENG Lei<sup>2</sup> XU Wuyi<sup>2</sup> DENG Qin<sup>2</sup> KANG Haoming<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610036, China)

(2. Tangshan Institute, Southwest Jiaotong University, Tangshan 063000, China)

**Abstract:** [Objective] The maximum correlation Pearson correlation coefficient deconvolution (MCPCCD) algorithm can enhance the amplitude-frequency characteristics of bearing fault impulses under strong background noise while preserving their phase-frequency characteristics. However, the algorithm is prone to failure under the interference of random impacts and harmonic components, and its performance is limited by the accuracy of the prior deconvolution period. To address these issues, an improved MCPCCD method was proposed. [Methods] Firstly, the coefficients of the deconvolution filter were projected onto an  $L-1$  dimensional sphere with a radius of 1 via generalized spherical coordinate transformation to narrow the search space. Secondly, the sparrow search algorithm was adopted to optimize the filter coefficients for signal filtering. Finally, simulated signals and measured bearing signals of high-speed train traction motors were employed to verify the proposed algorithm. [Results] The results show that the proposed algorithm solves the failure problem of the original MCPCCD algorithm under strong interference and maintains satisfactory performance even when the deconvolution period deviates. The results of the comparative studies demonstrate that the proposed algorithm possesses better anti-interference capability than the maximum correlated kurtosis deconvolution algorithm and the empirical mode decomposition algorithm.

**Key words:** Maximum correlation Pearson correlation coefficient deconvolution; Fault diagnosis; Fault characteristic intensity index; Generalized spherical coordinate transformation; Sparrow search algorithm

Corresponding author: YANG Gang, E-mail: yanggang@swjtu.cn

Fund: National Key R&D Program of China (2020YFB1200300ZL); Sichuan Provincial Key R&D Project (2023YFG0063)

Received: 2024-06-13 Revised: 2024-09-02

(编辑:刘星泽)