

自适应稀疏傅里叶变换在异步电机 转子断条故障诊断中的应用

陈保家¹, 郭义鹏^{1,2}, 徐超³, 徐罗军³, 徐义³, 章文忠^{1,4}

(1. 三峡大学水电机械设备设计与维护湖北省重点实验室, 443002, 湖北宜昌;
2. 三峡大学电气与新能源学院, 443002, 湖北宜昌; 3. 湖北特种设备检验检测研究院
宜昌分院, 443002, 湖北宜昌; 4. 湖北泰和石化设备有限公司, 443699, 湖北宜昌)

摘要: 针对电机转子断条故障特征微弱且受基频干扰严重, 从而导致故障特征难以提取的问题, 提出了自适应稀疏傅里叶变换(ASFT)方法。首先, 采用稀疏傅里叶变换(SFT)去除原始信号中的基频分量, 通过改进的金雕优化算法(IGEO)实现稀疏度参数 K 的自适应选择; 然后, 对抑制基频后的信号再次应用 SFT, 以精确提取转子断条的故障特征分量; 最后, 针对高负载工况下故障分量波动大的问题, 提出了基于特征重构的提取方法。为验证所提 ASFT 方法的有效性, 将其应用于转子断条故障仿真信号及实测信号的分析中, 结果表明: 在常用的方法故障频率分量受基频分量显著影响时, ASFT 方法提取到的故障特征分量能量占比达 100%, 有效解决了转子断条故障识别难度大、隐蔽性强的问题。

关键词: 转子断条; 故障诊断; 稀疏傅里叶变换

中图分类号: TM307 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202510005 **文章编号:** 0253-987X(2025)10-0054-10

Application of Adaptive Sparse Fourier Transform in Diagnosis of Rotor Bar Breakage Faults in Asynchronous Motors

CHEN Baojia¹, GUO Yipeng^{1,2}, XU Chao³, XU Luojun³, XU Yi³, ZHANG Wenzhong^{1,4}

(1. Hubei Key Laboratory of Hydroelectric Machinery Design and Maintenance, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 3. Yichang Institutional Division, Hubei Special Equipment Inspection and Testing Institute, Yichang, Hubei 443002, China; 4. Hubei Taihe Petrochemical Equipment Co., Ltd., Yichang, Hubei 443699, China)

Abstract: To address the challenges of weak fault features and severe fundamental frequency interference in motor rotor bar breakage, which makes fault feature extraction particularly difficult, an adaptive sparse Fourier transform (ASFT) method is proposed. First, the sparse Fourier transform (SFT) is employed to remove the fundamental frequency component from the original signal, with the sparsity parameter adaptively selected using an improved golden eagle optimizer (IGEO). Subsequently, SFT is reapplied to the fundamental frequency-suppressed signal to accurately extract the rotor bar fault features. Finally, a feature-reconstruction-based extraction method is introduced to mitigate the large fluctuations of fault components under high-

收稿日期: 2025-04-10。 作者简介: 陈保家(1977—), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 湖北省中央引导地方科技发展基金资助项目(2024CSA095); 湖北省重点研发计划资助项目(2023BAB129); 湖北省自然科学基金创新发展联合基金资助项目(2025AFD720)。

网络出版时间: 2025-06-10

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20250609.1651.007>

load conditions. To validate the effectiveness of ASFT, it is applied to both simulated and experimental signals of rotor bar breakage. The results demonstrate that when conventional methods are significantly affected by the fundamental frequency, ASFT achieves a 100% energy proportion for the extracted fault feature components, effectively resolving the issues of high diagnostic difficulty and strong concealment in rotor bar breakage faults.

Keywords: rotor broken bars; adaptive fault diagnosis; sparse Fourier transform

鼠笼式异步电机作为动力驱动设备,广泛应用于工业生产的各个领域,其运行可靠性直接关系到整个生产系统的稳定性^[1-3]。转子断条是异步电机最常见的故障之一,该故障不仅会降低电机的运行效率,还可能导致相邻导条断裂,甚至逐渐脱离槽轨,造成扫膛故障,进而损毁定子绕组。因此,对异步电机转子断条故障进行准确诊断具有重要意义^[4-8]。

当前,转子断条故障诊断技术大多聚焦于定子电流信号的分析^[9-11]。然而,由于异步电动机转子断条的故障特征相对较弱且与基频分量相近,这使得故障特征往往被基频成分所掩盖^[12-13]。针对此问题,刘新正等根据主频设定固定采样周期,然后采用最小均方误差(LMS)自适应滤波法去除主频量后再进行谱分析,以突出故障分量^[14]。贾朱植等对定子三相电流信号进行 Park 变换和小波分析,有效抑制了基频分量,突出了故障特征频率^[15]。李睿彧等采用萤火虫实现变分模态分解(VMD)算法的参数优化,通过电机电流信号相位关系,实现了转子断条故障调制频率的提取^[16]。张雅晖等将振动信号和电流信号进行融合谱分析,实现了对转子断条故障的快速诊断^[17]。夏志凌等对 VMD 进行参数优化,实现了故障特征分量的提取,并结合维格纳准概率分布和天津算法实现图像去噪处理,突出了故障特征^[18]。王照伟等采用 Teager-Kaiser 能量算子(TKEO)对定子电流进行解调,去除了基频分量,并利用 Goertzel 算法实现了转子断条故障特征频率的快速提取^[19]。此外,功率谱密度(PSD)和循环调制谱(CMS)分析方法也被应用于转子断条故障的定子电流信号分析中^[20]。

上述方法均具备一定的理论基础,但在实际应用中常存在如下问题:在尝试抑制或移除基频信号时,故障特征信号也会受到不利影响;VMD 方法的分解效率低,且对定子电流信号的去噪效果不佳;CPS 算法计算复杂度较大,对于实时或资源受限的应用场景效果并不理想。

稀疏傅里叶变换(SFT)方法运行速度快、时间

短,且具有极佳的噪声抑制效果^[21],通过在频谱重构阶段保留频次最高的 K 个坐标值,即原始信号中的 K 个主要成分,并将其余频谱成分置 0,可在消除噪声干扰的同时,实现信号主体成分的提取。鉴于鼠笼式异步电机定子电流信号在频域表现出显著的稀疏性,以及基频分量远大于故障特征分量的特征,本文提出采用 SFT 方法提取电机转子断条故障特征频率。首先,采用 SFT 提取定子电流信号的基频主成分,由于基频分量包含一定的泄露成分,故 SFT 的稀疏度 K 对基频分量的提取结果有显著影响,且需要人为预先设定。针对这一问题,本文采用金雕优化算法(GEO)优化 K ,实现基频分量的精确提取,但 GEO 收敛较慢,因此本文通过改进其猎物初始化方式及步长向量,以提高算法的收敛性、增加算法的准确性。其次,在成功去除基频分量后,对信号再次应用 SFT,以实现故障特征分量的准确提取。最后,通过分析转子断条故障仿真信号和不同负载条件下的实测信号,验证了自适应稀疏傅里叶变换(ASFT)方法的有效性。

本文的主要贡献如下:针对异步电机故障特征微弱且受基频干扰严重的问题,提出基于改进金雕优化算法的自适应稀疏傅里叶变换方法,实现了全负载范围的鼠笼式异步电机转子断条故障诊断。

1 转子断条故障机理分析

正常工况下,电机工作频率为 f ,当转子回路出现故障时,定子电流的频谱会在基频两侧各产生一个边频带,频谱成分为 $(1 \pm 2s)f$ ^[22],其中 s 为转差率。定子绕组所产生的磁动势记作 m_1 ,定义电机的极对数为 p ,其基波分量可表示为

$$m_1 = Z_1 N_1 I_1 \sin(\omega t - p\theta) \quad (1)$$

式中: Z_1 为与极对数和定子绕组系数相关的常数; N_1 为定子绕组匝数; I_1 为定子电流; ω 为电网的角频率, $\omega = 2\pi f$; θ 为初始相位角。

转子绕组相位角可表示为

$$\varphi = \theta - \omega_r t \quad (2)$$

式中: ω_r 为转子旋转角速度。

对于两极($p=1$)电机,其磁动势可表示为

$$m_1 = Z_1 N_1 I_1 \sin[(\omega - \omega_r)t - \varphi] \quad (3)$$

定子绕组产生的旋转磁场会在转子导体中感应出电动势,从而形成闭合的转子电流回路。该感应电流产生的转子磁动势 m_2 与定子磁动势相互作用,最终达到动态平衡状态。其基波分量可表示为

$$m_2 = Z_2 N_2 I_2 \sin[(\omega - \omega_r)t - \varphi] \quad (4)$$

式中: Z_2 为与极对数和转子绕组系数有关的常数; N_2 表示转子绕组的匝数; I_2 为转子电流。

当转子绕组存在故障,例如有一根断条时,转子电流的磁动势会被 $\sin 2\varphi$ 所调制,导致转子绕组的磁动势发生变化,具体表达式为

$$m_2 = Z_2 N_2 I_2 \sin[(\omega - \omega_r)t - \varphi] \sin 2\varphi \quad (5)$$

即

$$m_2 = \frac{Z_2 N_2 I_2}{2} (\cos((\omega - \omega_r)t - 3\varphi) - \cos((\omega - \omega_r)t + \varphi)) \quad (6)$$

由于转子磁动势和定子磁动势相互平衡,将式(2)代入式(6),得到定子磁动势表达式为

$$m_1 = m_2 = \frac{Z_2 N_2 I_2}{2} (\cos((\omega + 2\omega_r)t - 3\theta) - \cos((\omega - 2\omega_r)t + \theta)) \quad (7)$$

对于两极电机,其转差率可写为

$$s = \frac{\omega - \omega_r}{\omega} \quad (8)$$

即

$$\omega_r = (1 - s)\omega \quad (9)$$

将式(9)代入式(7),可得

$$m_1 = \frac{Z_2 N_2 I_2}{2} (\cos((3 - 2s)\omega t - 3\theta) - \cos((1 - 2s)\omega t - \theta)) \quad (10)$$

在转子断条故障电机的定子电流频谱分析过程中,定子电流中会产生频率为 $(1 - 2s)f$ 的边频分量,这些边频分量会对定子电流产生调制作用,并反馈至转子。这种调制通过生成力矩完成,由于转子的转动惯量较小,其转动速度会受到影响,从而形成上边频带 $(1 + 2s)f$ 。此外,定子中存在的三次谐波磁通也具有调制作用,能够进一步增强上边频带。因此,定子电流基波的边频带,能够直观反映出转子绕组故障^[23]。

2 自适应稀疏傅里叶变换

2.1 稀疏傅里叶变换

假设一个长度为 N 的稀疏序列 $\mathbf{x}(n)$, 其离散傅里叶变换为

$$\mathbf{X}(\zeta) = \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}(n) W_N^{n\zeta}, \quad \zeta \in [0, N-1] \quad (11)$$

式中: $W_N = e^{-j2\pi/N}$ 。

然而,离散傅里叶变换的效率会随着信号长度的增加而下降,而 SFT 方法能够快速确定频域中 K 个最大值点的坐标,得到频域近似值 $\mathbf{X}'(\zeta)$, 满足如下 l_2/l_2 范数准则

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{X}'\|_2 \leq C \min \|\mathbf{X} - \mathbf{y}\|_2 \quad (12)$$

式中: 参数 C 为误差系数; $\mathbf{y}$ 是一个稀疏度为 K 的序列, 可使 $\|\mathbf{X} - \mathbf{y}\|_2$ 最小化, 即保留 K 个最大值, 其余系数均置为 0。式(12)约束了估计谱 $\mathbf{X}'$ 与实际谱 $\mathbf{X}$ 之间的整体误差。

另一个具有更强约束性的条件是 l_∞/l_2 范数准则

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{X}'\|_\infty \leq \epsilon \|\mathbf{X} - \mathbf{y}\|_2^2 / K + \delta \|\mathbf{X}\|_1^2 \quad (13)$$

式中: 精度参数 $\epsilon > 0, \delta = 1/N^{O(1)}$, 上标 $O(1)$ 表示时间复杂度。 l_∞/l_2 准则保证了频域每个系数都能得到良好近似。具体的 SFT 方法流程参阅文献[24]。

2.2 改进金雕优化算法

稀疏度 K 的选择对于实现精确的信号分解至关重要, 对其设置不当将产生较大的分解误差。然而, 稀疏度往往无法直接得到, 这进一步限制了 SFT 的实用性。因此, 本文采用 GEO 算法进行稀疏度的自适应选择。GEO 算法的灵感来源于金雕在狩猎过程中表现出的智能策略, 即其在搜索猎物时会沿着螺旋轨迹进行巡视, 而在接近猎物时则会沿着直线路径进行攻击。由于 GEO 算法的收敛速度较慢, 因此本文对其加以改进, 在确保性能的同时加快了收敛速度。

GEO 算法的具体流程参阅文献[25]。该算法中, 猎物位置的初始化采用随机分布的方式。然而, 这种方式可能导致猎物位置过于集中, 从而影响算法的搜索效率和全局收敛性。因此, 将猎物初始化方式由随机分布改为均匀分布, 以确保猎物初始位置的广泛覆盖。相较于随机分布方法, GEO 算法的稳定性得到了显著增强, 收敛过程加速。针对步长向量, 本文将攻击向量系数与目标函数值相联系, 使攻击向量更加精确。步长向量的具体表达式如下

$$\Delta \mathbf{l}_j = z_b^t \frac{\psi_c - \psi_o}{\max(\psi_c, \psi_o)} \frac{\mathbf{V}_j}{\|\mathbf{V}_j\|} + rz_c^t \frac{\mathbf{C}_j}{\|\mathbf{C}_j\|} \quad (14)$$

式中: j 表示金雕编号; z_b^t 和 z_c^t 分别为第 t 次迭代时的攻击系数和巡航系数, 在迭代过程中 z_b^t 逐渐增

大, z'_c 逐渐减小, 且文献[25] 表明这两个参数的最优范围分别为 $[0.5, 2.0]$ 和 $[1.0, 0.5]$, 即 $[z'_b, z'_t] = [0.5, 2.0]$, $[z'_c, z'_t] = [1.0, 0.5]$, 其中 T 为最大迭代数, 这意味着金雕从前期的倾向于巡航变为后期倾向于攻击, 使算法在避免陷入局部最优的同时进行全局搜索; r 为随机向量, 其元素位于 $[0, 1]$; V_j 、 C_j 分别为攻击向量和巡航向量; ϕ_c 为当前位置的目标函数; ϕ_o 为该金雕记忆中的最优目标函数。这一改进在一定程度上减少了无意义搜索, 提升了算法效率, 并加速了收敛过程。具体表现为: 在每次猎物分配之后, 若当前位置的目标函数值较低, 则攻击向量将引导搜索方向朝向记忆中的最优解; 反之, 若当前位置的目标函数值较高, 则攻击向量表现出反向搜索的趋势。与此同时, 巡航向量仍然保持随机性, 防止算法陷入局部最优解, 确保了算法的全局探索能力。

由于基频及其泄露频率在频域中往往是连续的且幅值为前几个最大值, 因此可先对频谱 $\mathbf{X}'(\zeta)$ 进行排序, 再通过频率连续性判断确定稀疏度 K 。基频分量满足

$$f_r(i) = |\mathbf{X}'(i+1) - \mathbf{X}'(i)| = \Delta f = \frac{f_s}{N} \quad (15)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, K-1$; f_s 为采样频率; Δf 为频率分辨率。稀疏度优化的目标函数可写为

$$\phi = \beta \left(K / \left(K + \frac{N}{f_s} \sum_{i=1}^{K-1} f_r(i) \right) \right) \quad (16)$$

式中: β 为函数系数, 默认为 1, 当存在 $f_r(i)$ 大于频率分辨率时, β 取为 2。通过 $f_r(i)$ 除以频率分辨率将 $f_r(i)$ 变为常数, 实现基频的识别。当存在故障特征频率时, $f_r(i)$ 大于频率分辨率, β 为 2, 目标函数显著增大, 故可通过目标函数 ϕ 最小化实现最优稀疏度的选择。同时, 目标函数值越小表明提取到的基频分量越多, 通过设置 β 可避免提取到故障特征频率, 确保算法在去除基频分量的同时不损失故障特征频率。

改进金雕优化(IGEO)算法的流程如下。

(1) 初始化金雕和猎物的种群数; 设置最大迭代步数 T ; 初始化猎物位置, 搜索步长为 1; 设置稀疏度 K 的搜索范围, 根据均匀分布生成参数 K 。

(2) 根据 K 值对信号进行稀疏傅里叶变换。

(3) 计算每只金雕的步长, 更新金雕位置。

(4) 计算每只金雕当前位置的目标函数值, 当目标函数值低于当前最优函数值时, 更新最优函数值和最优位置。

(5) 确定是否终止迭代, 若 $t < T$, 则令 $t =$

$t+1$, 重复步骤(2) ~ (4); 否则, 终止迭代, 并输出最佳 K 。

2.3 ASFT 方法

为实现转子断条故障的自适应提取, 本文采用 IGEO 算法实现稀疏度的自适应选择, 并通过两次 SFT 的应用分别实现基频分量和故障特征分量的提取。

假设长度为 N 的原始信号 $\mathbf{x}(n)$ 的采样频率为 f_s , 首先通过 SFT 得到 $\mathbf{x}(n)$ 中稀疏度为 K_1 的基频信号频谱 $\mathbf{X}'(\zeta)$, 再通过逆傅里叶变换得到基频的时域波形为

$$\mathbf{x}'(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{X}'(\zeta) W_N^{-kn}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (17)$$

将基频从原信号中去除, 得到

$$\mathbf{x}_2(n) = \mathbf{x}(n) - \mathbf{x}'(n) \quad (18)$$

对 $\mathbf{x}_2(n)$ 应用 SFT 实现故障特征分量的提取, 由于转子断条故障边频分量数为 2, 故设 $K_2 = 2$ 以实现双边故障分量的提取。由此可知, 故障特征分量的精确提取完全取决于 K_1 的选择, 若 K_1 过小, 则无法彻底去除基频分量及其泄露频率; 若 K_1 过大, 则导致在去除基频分量的同时将故障边频也一并去除。合适的 K_1 在保证充分提取基频的同时, 不会损失故障特征频率。

电机负载较重的情况下, 故障特征频率的幅值波动较大, 使得在不损失故障特征频率的情况下直接提取基频变得较为困难。为了克服这一挑战, 本文提出了一种判别准则, 用以验证二次 SFT 是否成功提取了故障特征频率。若所得结果不满足判别准则, 则将通过故障特征重构的方法实现故障特征频率的提取。判别准则如下

$$|f - f_1| < |f_2 - f| + \frac{f_s}{N} \quad (19)$$

$$|f_2 - f| < |f - f_1| + \frac{f_s}{N} \quad (20)$$

式中: f_1 、 f_2 分别为最终提取到的左、右两个特征频率。若判别准则不满足, 则认为 $\mathbf{X}'(\zeta)$ 中存在基频泄露频率。当式(19) 不能满足时, 认为 f_1 远离基频即 f_1 为故障特征频率; 当式(20) 不能满足时, 认为 f_2 为故障特征频率。提取故障特征频率, 获取稀疏度 K_2 , 实现另一故障特征频率的提取, 最终通过重构两个故障分量实现故障提取。

ASFT 方法的流程图如图 1 所示。

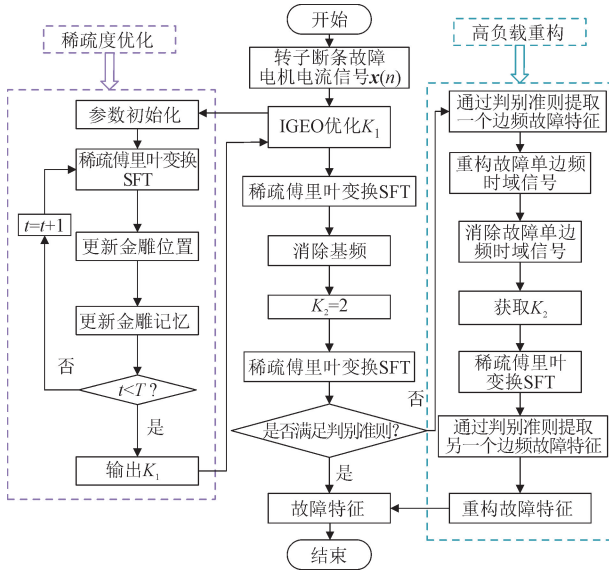


图 1 自适应稀疏傅里叶变换流程

Fig. 1 Adaptive sparse Fourier transform process

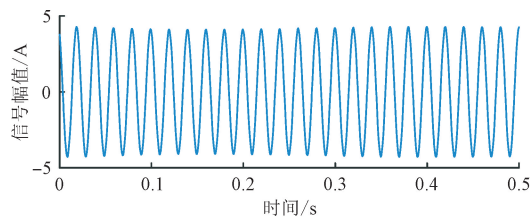
3 仿真信号分析

为验证所提方法的有效性,对鼠笼式异步电机转子断条故障仿真信号进行分析,电机定子电流仿真信号如下

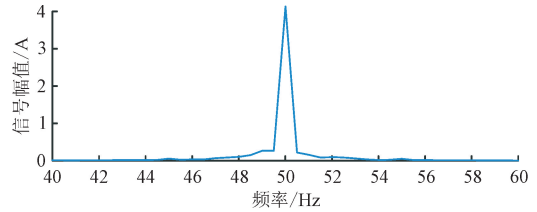
$$x(t) = \sum_{l=1}^2 \frac{1}{2} \cos(2\pi ft + a(l) \cos(2\pi f_k(l)t)) + s(t) \quad (21)$$

式中: $f_k(l)$ 为基频泄露频率及故障特征频率调制系数,将故障特征频率设置为 (50 ± 5) Hz,则 $f_k(l)$ 为 $[0.25, 0.5, 0.75, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 5.0]$,幅值调制系数 $a(l)$ 为 $[1.0, 1.0, 0.8, 0.3, 0.3, 0.3, 0.3, 0.2, 0.2, 0.2]$,设置基频泄露频的目的是为了确保与实际情况相一致,并验证 IGEO 的优化能力; $s(t)$ 为 -40 dB 的高斯白噪声。设置仿真信号采样频率为 12 800 Hz,采样点数取 25 600,以保证足够的频谱分辨率。

图 2 给出了仿真信号的时域和频谱图。由图可见,信号频谱中基频分量显著,故障特征则受到严重干扰,难以进行有效的故障判别。因此,需要对定子电流信号进行处理,以消除基频的影响,从而突出故障特征。



(a) 时域

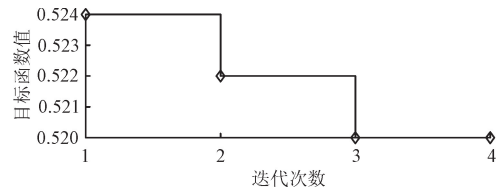


(b) 频域

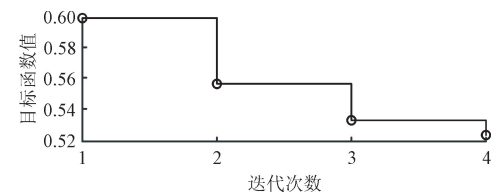
图 2 仿真信号的时域和频域图

Fig. 2 Time domain and frequency spectrum of simulated signal

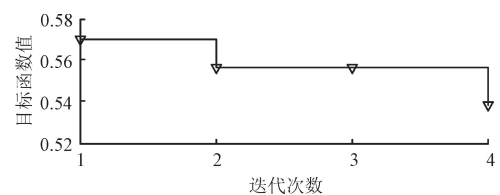
采用 ASFT 方法提取故障信号特征分量,其中稀疏度的优化通过 IGEO 实现。IGEO 算法的参数设置如下:初始种群规模 $P_{size} = 3$,最大迭代次数 $T = 4$,目标参数搜索范围 $K \in [2, 20]$ 。为体现 IGEO 算法的性能优势,将其与 GEO 算法、遗传(GA)算法以及灰狼优化(GWO)算法进行对比实验。4 种优化算法在初始种群规模、最大迭代次数、目标函数搜索范围及适应度函数上保持完全一致。其中,遗传算法的交叉概率设置为 0.8,变异概率设置为 0.1,得到其每次迭代的最优适应度。图 3 展示了各优化算法在寻优过程中最优目标函数值的收敛过程。表 1 给出了不同算法的优化结果对比。



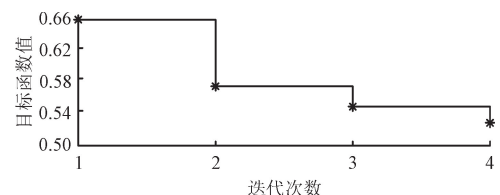
(a) IGEO



(b) GEO



(c) GWO



(d) GA

图 3 不同算法目标函数值的变化曲线

Fig. 3 Curve of objective function value variation with different methods

表 1 不同算法的优化结果对比

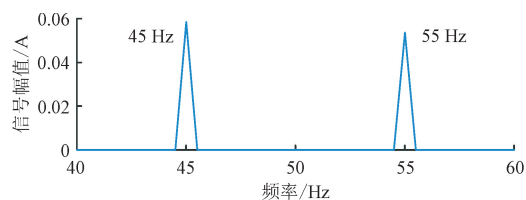
Table 1 Comparison of optimization results of different algorithms

参数	IGEO	GEO	GWO	GA
K	13	11	9	10
ψ_0	0.520	0.524	0.529	0.526
运行时间/s	1.580	1.632	1.095	2.632

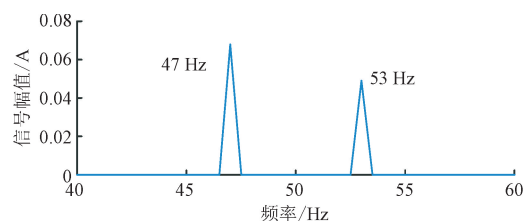
注:加粗数据表示最优值。

由图 3 和表 1 可知,IGEO 算法的优化性能最优,表现为最优目标函数值最小,收敛速度最快,在第 3 次迭代就已达到最优值,表明了 IGEO 在寻优能力和收敛效率方面的优势,即当迭代次数增加时,IGEO 快速收敛的能力将显著提高算法效率。GEO 算法的优化结果次之,其最优值较 GWO 和 GA 有所提升,但不及 IGEO 算法的优化效果。GA 算法的优化效果相对最差,其最优目标函数值最大且其运行时间最长。GWO 在优化过程中表现出一定的优势,但易陷入局部最优,导致最终的优化效果较差。

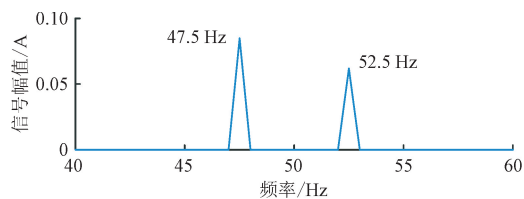
采用 IGEO、GEO、GWO 和 GA 这 4 种优化算法得到的 K_1 最优值对应的信号分解结果图 4 所示。其中,图 4(a)表明 IGEO 算法准确提取了 45 Hz 和 55 Hz 的故障特征频率。相比之下,图 4(b)~4(d)中,GEO、GA 和 GWO 算法的分解结果均未保留故障边频信息,且由于未能获得最优稀疏度,受到残余基频干扰导致最终提取结果为基频边频。此外,由于目标函数的约束,4 种方法均未出现过度分解,即均未移除故障特征频率,表明该目标函数可成功实现稀疏度优化。



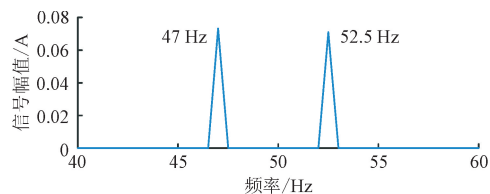
(a) IGEO



(b) GEO



(c) GWO



(d) GA

图 4 不同算法优化结果分解

Fig. 4 Decomposition diagram of optimization results using different methods

仿真结果通过对比分析展示了 IGEO 算法的优越性。与 GEO 算法相比,IGEO 在优化精度和收敛速度方面均表现出显著优势。因此,ASFT 方法在处理多基频泄露频率信号时展现出卓越的性能,能够准确去除基频边频及背景噪声干扰,提取故障特征频率。

4 实验信号分析

将 ASFT 方法用于实际电机转子断条故障诊断,对从电机故障测试试验台中收集到的实验数据进行处理,并与常用的转子断条故障电机诊断方法进行对比,以显示 ASFT 方法的可靠性。

4.1 实验平台及数据采集

电机故障实验平台如图 5 所示,该实验台由变频交流驱动器、三相异步电动机、DWZ 型电涡流制动器和水路冷却循环装置组成,转速通过内置转速计进行测量。电涡流制动器用于模拟负载,电流传

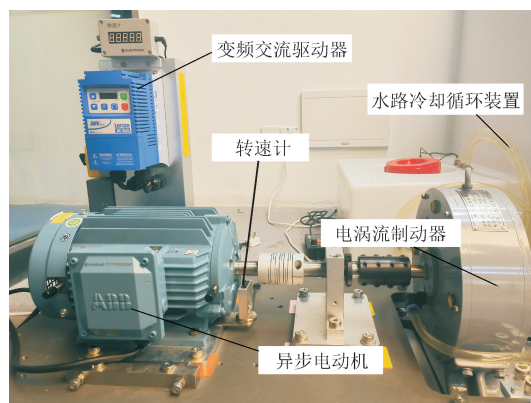


图 5 电机故障实验台

Fig. 5 Motor fault test bench

感器位于变频交流驱动器后侧,用于测量接入异步电机的定子三相电流。电机的功率为 2.2 kW,额定转速为 2 868 r/min,级数为 2,转差率为 0.01~0.06,额定状态下取 0.044。

工作频率为 $f = 50$ Hz 时,测量转子断条故障电机在所有负载条件下的定子电流,以验证该方法在所有负载状态下识别故障的能力。其中,负载类型及各负载对应的转速、转差率和故障调制频率如表 2 所示。采样频率 $f_s = 12\ 800$ Hz,空载信号采样点 $N_a = 262\ 144$,其余工况采样点 $N_b = 131\ 072$ 。

表 2 工作频率为 50 Hz 时不同负载下的电机参数
Table 2 Motor parameters under different loads at a working frequency of 50 Hz

负载	转速/(r · min ⁻¹)	转差率	故障调制频率/Hz
0	49.9	0.002	0.2
20%	49.6	0.008	0.8
40%	49.3	0.014	1.4
60%	48.9	0.022	2.2
80%	48.4	0.032	3.2
100%	47.8	0.044	4.4

表 2 中的数据显示,故障调制频率普遍较低,这表明故障特征频率与基频相近,容易受到基频的影响,从而使得从原始信号中提取故障特征变得具有挑战性。因此,为了准确识别全负载状况下的故障,需要采取有效的信号处理方法以减小基频的干扰,从而提高故障特征频率的识别度。

4.2 实验数据分析结果

图 6 为额定负载故障电机定子电流信号的时域及频域图。

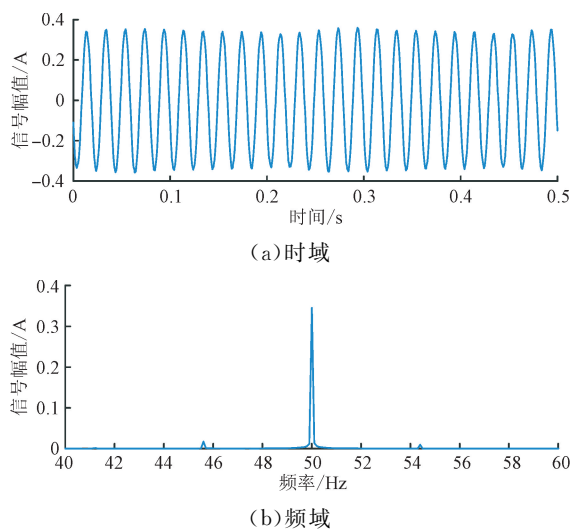
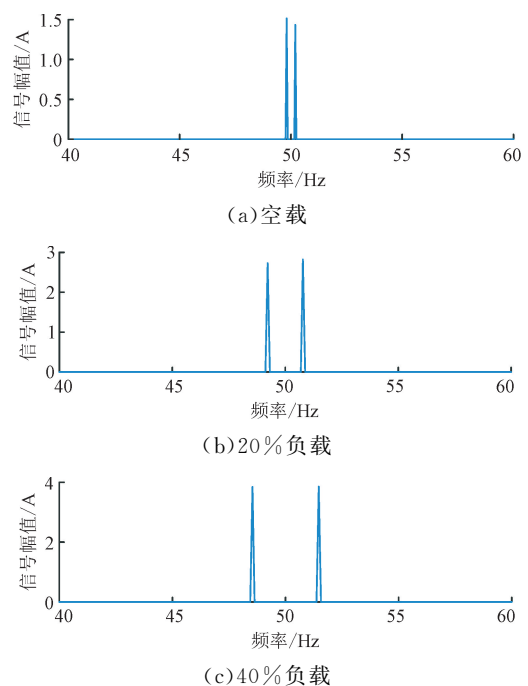


图 6 实验信号的时域和频域图

Fig. 6 Time domain and frequency spectrum of experimental signals

由于故障信号相对较弱,频谱中的故障信息被基频所掩盖,因此难以直接观察到与故障相关的特征频率。为了有效地提取故障特征信息,采用 ASFT 对定子电流信号进行分析。将 ASFT 方法应用于低负载条件下定子电流信号,分析包括空载、20%、40%和 60%负载下的工作状态,其中空载工况下 IGEO 优化得到最优 K_1 为 6,其他工况均为 3。稀疏度较小的原因是基频泄露频率数量受信号长度的影响,当信号长度为 2 的幂次方时,信号的频谱泄露现象较轻,导致基频泄露数量相对减少。本文方法得到的分析结果如图 7(a)~(d)所示,从中可以明显观察到,ASFT 成功地消除了基频的干扰,提取到了故障特征;且由于 SFT 的性质,噪声也得到了有效消除,从而获得了较好的处理效果。ASFT 方法成功消除了基频信号,提取到了电机低负载时微弱的故障特征频率,表明了其在鼠笼式异步电机转子断条故障诊断中的应用潜力。

此外,低负载定子电流信号 ASFT 分析结果中两个故障边频的幅值并不相等,显现出一定的差异性。当电机负载达到 80%或 100%时,故障频率幅值显著增加,导致故障频率幅值的差异性进一步增大,这使得在不损失故障特征频率的前提下直接提取基频及其泄露信息变得更加困难。采用 ASFT 重构方式直接提取故障信息,得到的结果如图 7(e)和(f)所示。通过判别准则精确提取故障特征,能够有效保证高负载条件下故障诊断的准确性。



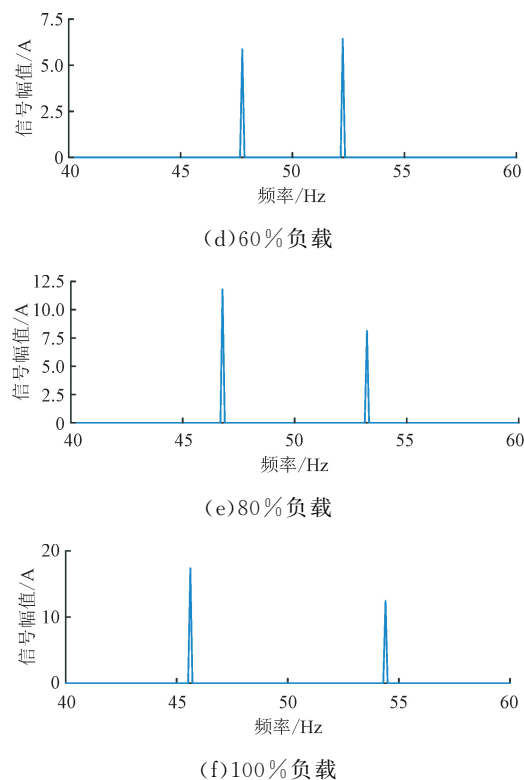


图 7 不同负载下 ASFT 方法的分析结果

Fig. 7 Analysis results of ASFT method under different loads

为进一步揭示不同负载条件下故障信息的差异性,表 3 详细记录了各故障边频的频率及幅值,以便将实际故障频率与表 2 中的理论故障调制频率进行对比。对比结果不仅表明了 ASFT 方法在全负载范围内转子断条电机故障诊断中的有效性,也进一步证实了其在实际工程应用中的精确性和可靠性。

表 3 不同负载下的边频数据

Table 3 Edge frequency data of different load

负载	左边频/Hz	左边频幅值/mA	右边频/Hz	右边频幅值/mA
0	49.80	1.5	50.20	1.4
20%	49.22	2.7	50.78	2.8
40%	48.54	3.8	51.47	3.8
60%	47.75	5.8	52.25	6.4
80%	46.78	11.8	53.22	8.1
100%	45.61	17.4	54.40	12.4

为了进一步检验 ASFT 方法的有效性,将 ASFT 分析结果与功率谱密度(PSD)、LMS 自适应滤波分析的结果进行对比,其中 LMS 自适应滤波的阶数为 20。由于功率谱密度描述的是信号功率在频率域分布的统计量,其结果通常用对数形式,因

此能在一定程度上放大故障特征。两种方法在低负载条件下的分析结果见图 8,在高负载条件下的分析结果见图 9。由于存在基频分量的影响,因此故障特征分量由图 9 中的红线突出显示,以便与图 7 进行直观对比。

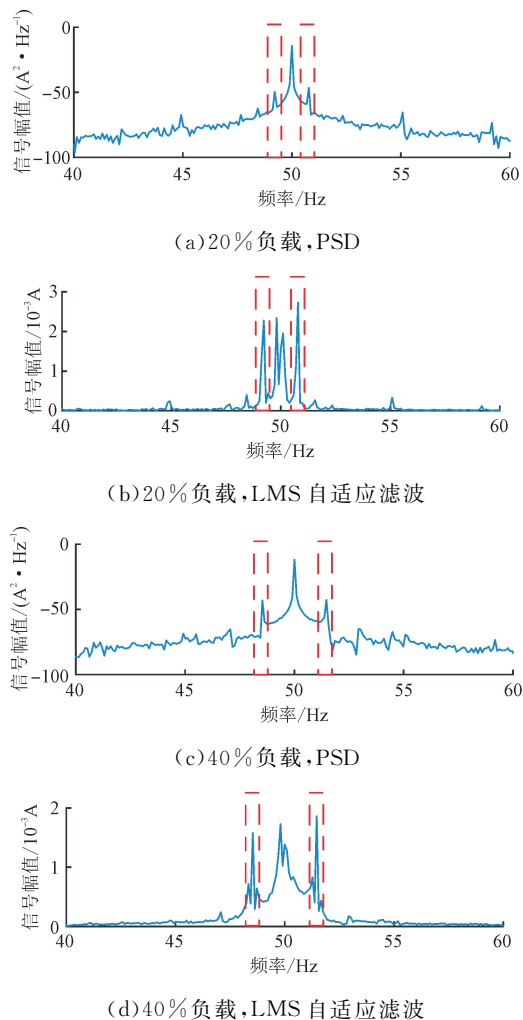
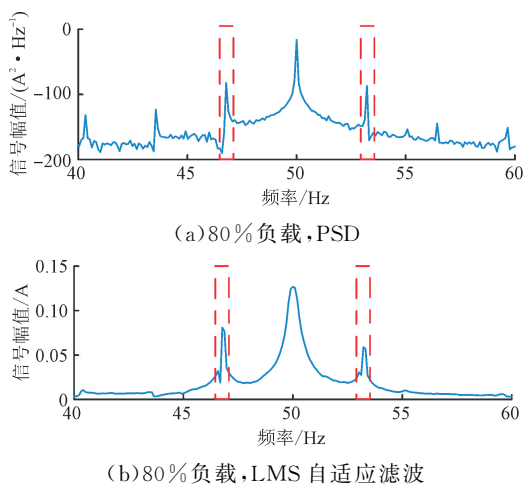


图 8 低负载下不同方法的分析结果

Fig. 8 Analysis results of different methods under low load



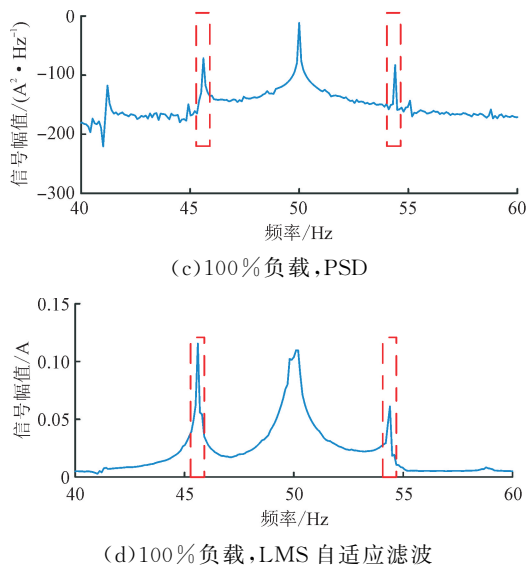


图9 高负载下不同方法的分析结果

Fig. 9 Analysis results of different methods under high load

由图8和图9可见,低负载工况下,转子断条故障特征分量幅值仅为基频分量的1%左右,导致PSD方法分析结果中故障特征被基频分量掩盖。即使在高负载工况下,PSD方法分析结果中基频分量幅值仍高于故障特征分量。其中,100%负载故障特征频率幅值为基频幅值的71.32%,而20%负载故障特征频率幅值仅为基频幅值的55.29%。这表明尽管PSD方法能够在一定程度上抑制基频信号,但其结果仍受到基频信号的显著干扰。LMS自适应滤波方法尽管在增强故障分量方面表现出一定的有效性,但仍存在基频分量抑制不足以及在低负载情况下故障分量受干扰严重的局限。相比之下,ASFT方法不仅实现了基频分量的完全抑制,而且去除了残余噪声,突出了故障特征频率,提取到的故障特征分量能量占比达100%。这可为后续基于机器学习的故障诊断提供高质量的特征输入,同时为异步电机转子断条故障诊断提供一种新方法。

5 结论

本文对三相鼠笼式异步电动机转子断条故障诊断问题展开研究,针对故障特征易受基频干扰、故障特征微弱而导致的提取困难问题,提出了ASFT自适应故障特征提取方法。通过对仿真及实验信号进行分析,得到如下主要结论。

(1)通过改进GEO算法的猎物初始化方式和优化步长向量,有效提升了优化精度和收敛速度。

(2)ASFT方法在低负载工况下能有效提取微

弱故障特征,其通过IGEO自适应选择稀疏度,在抑制基频干扰的同时准确保留了故障特征。

(3)通过特征重构解决了高负载幅值波动大的问题,实现了鼠笼电机所有负载范围的断条诊断;ASFT方法的故障能量占比为100%,显著提升了诊断的准确性与可靠性。

参考文献:

- [1] 贾朱植,康云娟,祝洪宇,等. 基于改进SVD和LS-Prony的电机转子断条故障诊断[J]. 电子测量技术, 2025, 48(3): 100-111.
JIA Zhuzhi, KANG Yunjuan, ZHU Hongyu, et al. Diagnosis of broken rotor bars faults in induction motor using improved singular value decomposition and LS-Prony [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(3): 100-111.
- [2] ABU ELHAIJA W, ABU AL-HAIJA Q. A novel dataset and lightweight detection system for broken bars induction motors using optimizable neural networks [J]. Intelligent Systems with Applications, 2023, 17: 200167.
- [3] GANDHI P, TURK D N, DAHIYA D R. Health monitoring of induction motors through embedded systems-simulation of broken rotor bar fault and abnormal gear teeth fault [J]. Microprocessors and Microsystems, 2020, 76: 103077.
- [4] 刘飞,赵志伟,张晨玥. 异步电机故障特征提取方法研究综述[J]. 重型机械, 2023(6): 6-13.
LIU Fei, ZHAO Zhiwei, ZHANG Chenyue. Research on fault feature extraction method of asynchronous motor [J]. Heavy Machinery, 2023(6): 6-13.
- [5] 杨梅,孙宏强,郝静. 基于RMO的感应电动机转子断条故障检测[J]. 电气传动, 2020, 50(8): 119-124.
YANG Mei, SUN Hongqiang, HAO Jing. Broken rotor bar fault detection of induction motors based on RMO [J]. Electric Drive, 2020, 50(8): 119-124.
- [6] HALDER S, BHAT S, DORA B K. Inverse thresholding to spectrogram for the detection of broken rotor bar in induction motor [J]. Measurement, 2022, 198: 111400.
- [7] XIE Ying, GU Chenglin, CAO Wenping. Study of broken bars in three-phase squirrel-cage induction motors at standstill [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2013, 23(7): 1124-1138.
- [8] BARANOV G D, NEPOMUCENO E G, VAGANOV M A, et al. New spectral markers for broken bars diagnostics in induction motors [J]. Machines, 2020, 8(1): 6.

- [9] 郭俊吉, 宋东亚. 三相笼型异步电动机转子断条故障诊断研究 [J]. 煤矿机械, 2018, 39(11): 141-143.
GUO Junji, SONG Dongya. Simulation study on broken rotorbar fault of three-phase caged asynchronous motor [J]. Coal Mine Machinery, 2018, 39(11): 141-143.
- [10] 申海锋, 石颀, 杜国庆, 等. 基于 Attention-CNN 的振动信号电机转子断条识别 [J]. 电气工程学报, 2024, 19(2): 9-15.
SHEN Haifeng, SHI Jie, DU Guoqing, et al. Vibration signal used motor broken rotor bar identification based on attention-CNN [J]. Journal of Electrical Engineering, 2024, 19(2): 9-15.
- [11] 马宏忠. 电机状态监测与故障诊断 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
- [12] HALDER S, DORA B K, BHATS. An enhanced path finder algorithm for the estimation of the stator current envelope to detect rotor bar breakage in an induction motor [J]. Measurement, 2024, 227: 114317.
- [13] KUMAR P, HATI A S. Dilated convolutional neural network based model for bearing faults and broken rotor bar detection in squirrel cage induction motors [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 191: 116290.
- [14] 刘新正, 何升华, 高琳, 等. LMS 滤波法在笼型异步电机转子断条诊断中的特征 [J]. 电机与控制学报, 2017, 21(5): 1-7.
LIU Xinzheng, HE Shenghua, GAO Lin, et al. The features of LMS adaptive filter in rotor bar broken diagnosis of squirrel cage asynchronous machines [J]. Electric Machines and Control, 2017, 21(5): 1-7.
- [15] 贾朱植, 祝洪宇, 杨理践, 等. 鼠笼电机起动暂态转子断条 Wigner-Ville 分布诊断方法 [J]. 电机与控制学报, 2018, 22(7): 69-77.
JIA Zhuzhi, ZHU Hongyu, YANG Lijian, et al. Diagnosis of broken rotor bars in squirrel cage induction motor during start-up transient based on Wigner-Ville distribution [J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(7): 69-77.
- [16] 李睿琰, 刘飞, 梁霖, 等. 基于参数优化变分模态分解的交流变频电机转子断条故障识别方法 [J]. 电工技术学报, 2021, 36(18): 3922-3933.
LI Ruiyu, LIU Fei, LIANG Lin, et al. Fault identification of broken rotor bars for the variable frequency AC motor based on parameter optimized variational mode decomposition [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(18): 3922-3933.
- [17] 张雅晖, 杨凯, 李天乐. 一种利用融合相关谱的异步电机故障诊断方法 [J]. 电机与控制学报, 2021, 25(11): 1-7.
ZHANG Yahui, YANG Kai, LI Tianle. Fault diagnosis method of asynchronous motors using fusion correlation spectrum [J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(11): 1-7.
- [18] 夏志凌, 胡凯波, 刘心悦, 等. 基于变模态分解的异步电机转子断条故障诊断 [J]. 电工技术学报, 2023, 38(8): 2048-2059.
XIA Zhiling, HU Kaibo, LIU Xinyue, et al. Fault diagnosis of rotor broken bar in induction motor based on variable mode decomposition [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(8): 2048-2059.
- [19] 王照伟, 郭雯君, 宋向金, 等. 融合 TKEO 和 Goertzel 算法的感应电机转子断条故障诊断 [J]. 电工技术学报, 2024, 39(12): 3679-3690.
WANG Zhaowei, GUO Wenjun, SONG Xiangjin, et al. Fault diagnosis of broken rotor bar in induction motor based on TKEO and Goertzel algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(12): 3679-3690.
- [20] WANG Zuolu, YANG Jie, LI Haiyang, et al. Fault identification of broken rotor bars in induction motors using an improved cyclic modulation spectral analysis [J]. Energies, 2019, 12(17): 3279.
- [21] 张秀丽, 王浩全, 庞存锁. 稀疏傅里叶变换在雷达中的应用研究 [J]. 电子测量技术, 2017, 40(11): 148-152.
ZHANG Xiuli, WANG Haoquan, PANG Cunsuo. Application research of sparse Fourier transform in radar [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(11): 148-152.
- [22] 沈标正. 电机故障诊断技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [23] 孙文鹏. 基于 SVM 的笼型异步电机转子断条故障智能诊断方法研究 [D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2022.
- [24] 仲顺安, 王雄, 王卫江, 等. 稀疏傅里叶变换理论及研究进展 [J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(2): 111-118.
ZHONG Shun'an, WANG Xiong, WANG Weijiang, et al. Recent advances in the sparse Fourier transform [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2017, 37(2): 111-118.
- [25] MOHAMMADI-BALANI A, DEHGHAN NAYERI M, AZAR A, et al. Golden eagle optimizer: a nature-inspired metaheuristic algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 152: 107050.

(编辑 李慧敏)