

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307081

基于 IWOA-VMD 的永磁同步电机匝间短路故障 振动信号去噪方法*

夏焰坤 寇坚强 李欣洋

(西华大学电气与电子信息学院 成都 610039)

摘要:针对永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)匝间短路故障振动信号易受噪声干扰导致故障特征难以准确提取的问题,提出一种改进鲸鱼优化算法(improved whale optimization algorithm, IWOA)优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),并将其应用于 PMSM 匝间短路故障振动信号去噪。首先在传统鲸鱼优化算法中引入非线性收敛因子、自适应权重和柯西算子,利用 IWOA 算法对 VMD 参数进行寻优来实现信号的自适应分解。然后根据多尺度排列熵-方差贡献率最优模态分量选取原则将信号分量分为噪声主导分量和有效信号分量,对噪声主导分量进行非局部均值滤波(non-local mean filtering, NLM)去噪。最后将去噪分量与有效信号分量重构为去噪信号。使用 ANSYS 有限元软件建立了电机短路故障模型,并搭建了短路故障实验平台,利用该方法对仿真与实测信号进行去噪处理,并与小波阈值去噪等去噪方法进行对比分析,得出仿真信号的信噪比从 8 dB 提升至 20.273 8 dB,实测信号的信噪比相较于小波阈值去噪提高了 77.01%,验证了所提方法的有效性和实用性。

关键词: 永磁同步电机;匝间短路;振动信号;改进鲸鱼优化算法;变分模态分解;非局部均值滤波

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Denoising method for vibration signal of inter-turn short circuit fault in PMSM based on IWOA-VMD

Xia Yankun Kou Jianqiang Li Xinyang

(School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China)

Abstract: Aiming at the problem that vibration signal of inter-turn short circuit fault in permanent magnet synchronous motor (PMSM) is easily affected by noise and it is difficult to accurately extract the fault feature of it, an improved whale optimization algorithm (IWOA) optimized variational mode decomposition (VMD) denoising method is proposed and applied to vibration signal of inter-turn short circuit fault in PMSM. Firstly, the nonlinear convergence factor, adaptive weight and the Cauchy operator are introduced into the traditional whale optimization algorithm, and the IWOA algorithm is used to optimize the VMD parameters to achieve adaptive signal decomposition. Secondly, according to the principle of selecting the optimal intrinsic mode function based on multi-scale permutation entropy and variance contribution rate, the signal components are divided into the noise-dominated components and effective signal components. The noise-dominated components are denoised by the non-local mean filtering (NLM). Finally, the denoised and effective signal components are reconstructed as denoised signal. A motor short circuit fault model is established using ANSYS finite element software, and a short circuit fault experimental platform is built. Using this method to denoise the simulated and measured signals, it is further compared with many denoising methods such as wavelet threshold denoising method. The signal to noise ratio of the simulated signal is improved from 8 dB to 20.273 8 dB, and the signal to noise ratio of the measured signal is improved by 77.01% compared with wavelet threshold denoising method, which proved the effectiveness and practicality of the proposed method.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; inter-turn short circuit; vibration signal; improved whale optimization algorithm; variational mode decomposition; non-local mean filtering

0 引言

由于永磁材料的发展及电机控制技术的成熟,永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)在不断更新迭代。PMSM 由于其高效节能,形状和尺寸灵活多样,目前正广泛应用于工业中的各个领域。但随着对高功率、高转矩密度的需求增加,PMSM 长期高强度运行,发生事故的概率较高。因此,对其安全可靠运行进行深入探讨显得尤其重要。统计显示匝间短路故障占到所发生故障的20%以上,而且发生后容易产生链式反应,引起其他并发性故障^[1-2]。发生匝间短路故障后,如果未及时处理,则可能进一步造成电机出现接地故障,短路处温度持续上升,最终导致电机烧毁,产生重大经济损失^[3]。

发生匝间短路故障后,电机的振动强度会发生明显变化,因此可以将振动信号特征作为判断是否发生匝间短路故障的重要特征之一。振动信号作为典型的故障特征信号,在匝间短路故障检测中提供了重要特征信息^[4]。但通常情况下故障振动信号易受噪声影响,导致故障特征难以被准确提取,因此去除噪声干扰是提高匝间短路故障检测精度的重要一环。PMSM 的振动信号具有非线性,非平稳的特征。近年来,诸多学者围绕非线性信号降噪进行了大量研究。

奇异值分解(singular value decomposition, SVD)算法基于矩阵分解对含噪信号的奇异矩阵进行处理,并选取阈值将奇异值进行分类来实现噪声抑制。但奇异值阈值受人为主观因素影响较大,一旦选取不当,波形可能会严重畸变。此外,在处理过程中如果随机噪声含量较高,则信号间的奇异值不易分辨,信噪分离效果不佳^[5]。小波分析法具有时频局部化、多分辨率的特性,被认为是一种有效的非线性信号去噪方法,但其难点在于小波基函数、分解层数和阈值规则选取难以确定,且这三者对于去噪效果影响较大,去噪具有局限性^[6]。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法将时域信号按频率尺度分解成若干个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF),具有较好的自适应能力。但其带来的端点效应、模态混叠等问题限制了其应用范围^[7]。集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法改善了 EMD 的模态混叠和端点效应,但该方法造成了辅助噪声残留等问题,增大了重构误差^[8]。在此基础上,提出了自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)算法,该算法实现了对信号的自适应分解,但还是存在一定程度的模态混叠,且多个参数的设置及其重复分解和平均化,也增加了计算量和计算复杂度^[9]。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)算法通过对约束变分模型进行寻优使信号分离到几个独立频带内,完成频域划分和分量分离,有效改善了模态混叠问题。但其分解层数 K 和惩罚因子 α 的准确选取依靠人为经验,选取不当时易出现信息丢失或模态冗余等问题^[10-12]。鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)是一种全局寻优算法,具有较好的全局搜索能力,较低的评估代价,目前已经广泛应用于深度学习的超参数调优^[13]。在此基础上,提出了改进策略,进一步改善了算法性能,并将其应用于 VMD 算法的参数寻优中,克服了 VMD 算法参数选取问题。非局部均值滤波(non-local mean filtering, NLM)是对传统邻域滤波方法的一种改进滤波,使用了图像的自相似性质,在去噪的同时能够最大程度的保持图像的细节特征。分析其相似特性,发现 NLM 算法也可应用于一维信号去噪中^[14]。文献[15-16]将噪声主导分量均采取直接剔除的方法,不参与重构。但文献[17]指出高噪声分量中也包含部分真实信息,不可直接剔除。

基于上述分析,本文提出一种基于 IWOA-VMD 的非线性信号处理方法,并将其应用于 PMSM 振动信号去噪。首先通过 IWOA 算法选取合适的 VMD 参数,继而将含噪信号分解;再用多尺度排列熵-方差贡献率最优模态分量选取原则将分量分为噪声主导分量和有效信号分量。把筛选出的噪声主导分量使用 NLM 算法去噪,实现信噪有效分离。最后将其与有效信号分量重构为最终的去噪信号。通过有限元仿真和实验从各个方面来验证了所提方法的有效性与工程适用性,与小波阈值去噪方法^[18]、CEEMDAN 小波阈值去噪方法^[19]和 S_VMD 小波阈值去噪方法^[20]进行对比,结果表明本文去噪方法去噪性能更好,且各类去噪指标均优于上述三种去噪方法。

1 基本理论

1.1 VMD 算法基本原理

VMD 算法作为自适应信号分解领域中十分活跃的一个分支,近年来在信号处理领域发挥了举足轻重的作用。VMD 算法的核心思想在于将输入信号 $f(t)$ 自适应分解成在中心频率 ω_k 附近的 k 个模态函数 $u_k(t)$,同时最小化 $u_k(t)$ 的带宽和。VMD 算法分解过程描述如下:

设第 k 个模态函数 $u_k(t)$ 的表达式为:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)] \quad (1)$$

式中: $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时振幅且 $A_k(t) \geq 0$; $\phi_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时相位,为非递减函数。

对 k 个模态函数 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换计算,从而得到对应的单边频谱。相关解析信号为:

$$\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t) \quad (2)$$

式中: $\delta(t)$ 为单位脉冲函数, $*$ 表示卷积。

通过解析信号乘以 $e^{-j\omega_k t}$ 得到基带信号:

$$P_k(t) = \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

为了求得各个模态函数的带宽,通过高斯平滑实现信号解调。得出约束变分模型如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \|\partial_t [P_k(t)]\|_2^2 \right\} \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \quad (5)$$

式中: K 为预设的分解模态数。

为了对上述约束变分模型求解,引入拉格朗日乘子 λ 和二次惩罚因子 α ,将式(4)、(5)改造为非约束变分模型如下所示:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \|\partial_t [P_k(t)]\|_2^2 + \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (6)$$

使用交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)、帕塞瓦尔定理和梯度下降算法对式(6)求解,将模态函数 $\{u_k\}$ 、中心频率 $\{\omega_k\}$ 和拉格朗日乘子 λ 不断更新迭代,公式如下所示:

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (7)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u(\omega)|^2 d\omega} \quad (8)$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau(f(\omega) - \sum_{k=1}^K u_k^{n+1}(\omega)) \quad (9)$$

式中: τ 为时间步长。

当满足以下条件时,ADMM 算法收敛,上述过程更新迭代终止:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|u_k^{n+1}(\omega) - u_k^n(\omega)\|_2^2}{\|u_k^n(\omega)\|_2^2} < \varepsilon \quad (10)$$

式中: ε 为收敛参数,一般取 $\varepsilon = 1 \times 10^{-6}$ 。

1.2 改进鲸鱼优化算法

1) 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法是一种基于座头鲸种群迭代搜索的新型群体智能优化算法,根据其捕食行为建模,来实现复杂优化问题寻优。根据其算法特性,将其分为搜索猎物、包围猎物和螺旋气泡网捕食三个阶段。

(1) 搜索猎物阶段

在该阶段,根据随机游走机制,每一头参与捕食的鲸鱼根据彼此当前位置进行位置迭代更新。根据第 t 次的

搜索位置,当系数 $|A| > 1$ 时,鲸群在全局范围内随机搜寻优质猎物,其第 $t+1$ 次位置更新表达式为:

$$D = |C \cdot x_{rand}(t) - x(t)| \quad (11)$$

$$x(t+1) = x_{rand}(t) - A \cdot D \quad (12)$$

其中, t 为当前迭代次数, $x_{rand}(t)$ 为鲸鱼任意位置, $x(t)$ 为当前位置,同时:

$$A = 2ar_1 - a \quad (13)$$

$$C = 2r_2 \quad (14)$$

其中, $r_1, r_2 \in rand[0, 1]$, $a = 2 - 2t/T$, T 为迭代次数。由 a 线性递减性质可知, A 随 a 逐渐减小。当 $|A| \leq 1$ 时,算法继而进入包围猎物阶段。

(2) 包围猎物阶段

鲸群在发现目标猎物后,会逐渐缩小其搜寻范围,根据当前种群最优个体更新搜寻位置,对应表达式为:

$$D_1 = |C \cdot x_{best}(t) - x(t)| \quad (15)$$

$$x(t+1) = x_{best}(t) - A \cdot D_1 \quad (16)$$

式中: $x_{best}(t)$ 是当前鲸群中最佳个体位置。

(3) 螺旋气泡网捕食阶段

鲸鱼有较为特别的捕猎方式,利用所吐出气泡网螺旋上升,不断收缩包围接近目标。其数学模型表述如下:

$$D_2 = |x_{best}(t) - x(t)| \quad (17)$$

$$x(t+1) = D_2 e^{bl} \cos(2\pi l) + x_{best}(t) \quad (18)$$

式中: b 是常量系数; l 是 $[-1, 1]$ 区间内的随机数。

通过设置随机概率对捕食阶段进行划分。当随机概率 $p < 0.5$ 时,鲸鱼进行最佳个体位置更新; $p \geq 0.5$ 时,鲸鱼逐渐接近目标。在接近过程中 $|A|$ 不断减小,当 $|A| = 0$ 时得到最优解。整体围猎机制描述如下:

$$x(t+1) = \begin{cases} x_{best}(t) - A \cdot D_1, & p < 0.5 \\ D_2 e^{bl} \cos(2\pi l) + x_{best}(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

2) 鲸鱼优化算法改进策略

传统的鲸鱼优化算法通过系数 A 来调节全局搜索和局部开发, A 的值主要与 a 有关,然而线性变化的收敛因子 a 在前期搜索能力和后期迭代速度上存在弊端。为了改善其对算法性能的影响,在不影响整体变化趋势下,提出一种分段非线性收敛因子 m ,其表达式如下:

$$m = \begin{cases} \frac{3T^2}{4} [1 + \frac{2}{3}(t - \frac{T}{2})^2], & t \leq \frac{T}{2} \\ \frac{T^2}{4} (t - \frac{T}{2})^2, & t > \frac{T}{2} \end{cases} \quad (20)$$

在整个迭代过程中, m 呈非线性递减的趋势。在前期阶段,较大的参数 m 逐渐的减小,可以提升全局勘探能力;在后期阶段,较小的参数 m 可以提高算法收敛速度。

此外,考虑到惯性权重对于算法寻优能力的影响,在此提出一种自适应权重策略,公式如下:

$$\beta = \frac{2}{\pi} \cos\left(\frac{\pi t}{T}\right) \quad (21)$$

于是位置更新公式变为:

$$x(t+1) = \begin{cases} \beta \cdot x_{rand}(t) - A \cdot D, |A| > 1, p < 0.5 \\ \beta \cdot x_{best}(t) - A \cdot D_1, |A| \leq 1, p < 0.5 \\ D_2 e^{bl} \cos(2\pi l) + (1 - \beta) \cdot x_{best}(t), p \geq 0.5 \end{cases} \quad (22)$$

传统 WOA 算法易陷入局部最优,在此引入柯西算子,给予最优个体柯西扰动。柯西算子能生成较大扰动使算法脱离局部最优,也能生成较小扰动提高收敛速度。因此,本文选用如下 Cauchy 变异公式,将最佳个体位置更新如下:

$$x_{new}(t) = x_{best}(t) \cdot [1 + \text{Cauchy}(0,1)] \quad (23)$$

式中: $x_{new}(t)$ 为当前最优值经扰动后的新值, $\text{Cauchy}(0,1)$ 为柯西算子。

1.3 适应度函数

能量熵可以表征信号在频域上的能量分布情况,其数值越小,对应分量的能量占比越高^[21]。各分量能量计算公式为:

$$E_i = \sum_{i=1}^N |u_i|^2 \quad (24)$$

式中: N 为信号长度。将其归一化处理得到能量概率密度公式为:

$$P_i = \frac{E_i}{\sum_{i=1}^N E_i} \quad (25)$$

能量熵计算公式为:

$$H_E = - \sum_{i=1}^N P_i \lg(P_i) \quad (26)$$

实际应用中若以能量熵作为单一适应度函数,容易出现将信号分解为简谐波的情况,这是由于为了追求能量集中而导致信号出现过分解现象。为了改善信号过分解情况,再引入峭度来描述信号的波形特征。峭度是一种表征数据尖峰程度的无量纲参数,常常用于非线性信号的故障诊断^[22]。其表达式如下所示:

$$Ku = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^2} \quad (27)$$

式中: μ 、 σ 分别表示信号的均值和方差; $E(x - \mu)^4$ 表示四阶数学期望。

针对振动信号特性,结合能量熵与峭度构造复合适应度函数。通过迭代搜寻复合适应度函数值的最小值,来找到对应分解效果最佳的 (K, α) 参数组合。适应度函数计算公式如下所示:

$$F = 1/Ku + 0.1 \times H_E \quad (28)$$

1.4 多尺度排列熵-方差贡献率最优模态分量选取原则

多尺度排列熵 (multi-scale permutation entropy, MPE) 通过引入不同尺度的排列熵,以加权平均的方式综合考虑多尺度下的信号特征,来描述信号的随机性和复

杂性^[23]。MPE 基本原理如下:

1) 对时间序列 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ 进行多尺度粗粒化

$$y_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i, 1 \leq j \leq L \quad (29)$$

式中: s 为尺度因子, y_j^s 为多尺度时间序列。当 s 设为 1 时,其 y_j^1 为原始时间序列,可计算排列熵。

2) 对时间序列 y_j^s 进行相空间重构

$$Y_t^s = \{y_t^s, y_{t+\tau}^s, \dots, y_{t+(m-1)\tau}^s\} \quad (30)$$

式中: τ 为时间延迟因子; m 为嵌入维数; Y_t^s 为重构序列。

3) 对重构的 Y_t^s 进行升序排列,可得到 $m!$ 种排列组合,各排列方式的出现次数为 N_l ,对应概率为 P_l^s ,即:

$$y_{t+(j_1-1)\tau}^s \leq y_{t+(j_2-1)\tau}^s \leq \dots \leq y_{t+(j_m-1)\tau}^s \quad (31)$$

$$P_l^s = \frac{N_l}{n/s - m + 1} \quad (32)$$

4) 尺度因子为 s 的 Y_t^s 排列熵计算,并将其归一化

$$h_p^s = \frac{H_p}{\ln(m!)} = \frac{- \sum_{l=1}^{m!} P_l^s \ln P_l^s}{\ln(m!)} \quad (33)$$

主元分析法作为一种基于高斯假说的数据统计理论,可以减少数据分量的冗余度和无效特征,消除数据相关性以凸显原始样本数据的优势有用信息。方差贡献率作为主元分析法里选取主元常用的方法,主要表征的是 IMF 的能量占据分解前信号能量的比重^[24]。方差贡献率越大的 IMF 对原始信号的解释能力越强,因此可以根据方差贡献率的大小对 IMF 进行排序,评估 IMF 的重要性。方差贡献率的计算公式如下所示:

$$V_k = \frac{D(\text{IMF}_k)}{\sum_{k=1}^K D(\text{IMF}_k)} \times 100\% \quad (34)$$

式中: $D(\text{IMF}_k)$ 表示第 k 个 IMF 的方差, V_k 表示第 k 个 IMF 的方差贡献率。

1.5 NLM 算法去噪

基于对图像相似结构进行加权平均操作来提高信噪比,非局部均值滤波算法实现了图像去噪的目的。NLM 算法对图像中的所有信息进行了筛选,保留明显的主要特征,剔除明显不相干的冗余成分。通过分析相似特性,发现 NLM 算法思想也可运用于信号滤波领域。运用 NLM 算法进行滤波,在搜索范围内找到尽可能多的相似值,利用求取加权系数进行加权平均来获取估计值使之接近信号中的真实值,从而达到降噪的目的。NLM 算法原理如下:

假设含噪信号 $y(t)$ 为原始信号 $u(t)$ 和外部干扰噪声 $n(t)$ 的叠加,如式(35)所示:

$$y(t) = u(t) + n(t) \quad (35)$$

NLM 算法通过计算 $y(t)$ 中全部相似块的加权平均

值 $K(t)$ 来估算原始信号 $u(t)$,计算过程如下所示:

$$K(t)=\frac{1}{Z(t)}\sum_{t\in N(t)}\omega(t,s)y(t)\tag{36}$$

$$Z(t)=\sum_{s\in N(t)}\omega(t,s)\tag{37}$$

式中: $\omega(t,s)$ 是指分别以 t 和 s 为中心的两个搜索块的相似度; $N(t)$ 表示以目标样本点 t 为中心的目标搜索区域所有点的集合; $Z(t)$ 为归一化常数,表示搜索域中所有搜索块相似度和。 $\omega(t,s)$ 还需满足 $0\leqslant\frac{\omega(t,s)}{Z(t)}\leqslant 1$

和 $\sum_t\frac{\omega(t,s)}{Z(t)}=1$ 这两个基本条件,进而计算 $\omega(t,s)$ 如式(38)所示:

$$\omega(t,s)=\exp\left(\frac{-\sum_{\delta\in\Delta}[y(t+\delta)-y(s+\delta)]^2}{2L_\Delta\lambda^2}\right)\tag{38}$$

式中: L_Δ 为以 s 为中心的邻域块, $L_\Delta=2P+1$, 参数 P 影响着所发现的相似结构块的数量; Δ 为以 t 为中心的搜索块,取 K 为 Δ 区域长度的一半,参数 K 影响着计算量和计算时间; λ 为滤波器带宽参数,影响着滤波后信号的平滑度。

P 、 K 、 λ 这 3 个关键参数的选择在很大程度上影响着算法对一维信号的去噪效果。相似块参数 P 太小容易在搜索范围内找到较多相似块, P 太大则发现不了相似块, 本文 P 设置为 $10 < P < 20$ 。搜索块参数 K 理论上可以搜索全域,但这会增加算法的计算难度,计算效率低,文献[25]指出当信号长度 $N > 4\,000$ 时,取 $0.25N < K < 0.35N$, 搜索范围包含了较多的信号信息,在计算量和计算时间上达到了平衡; $N < 4\,000$ 时,取 $K = 0.5N$, 搜索范围可覆盖全域,可得到绝大多数信号信息。带宽参数 λ 太小会导致噪声波动,会干扰相似块进行加权平均,滤波效果较差; λ 太大会错误判定搜索块相似,信号过于平滑,滤波效果过强。本文取 $0.3\sigma < \lambda < 0.6\sigma$ (σ 为含噪信号的标准差)时滤波效果较好。

2 去噪流程

基于上述理论,提出了基于 IWOA-VMD 算法的 PMSM 匝间短路故障振动信号去噪方法,实现流程如图 1 所示。以下为具体实现步骤:

步骤 1) 初始化 VMD 算法参数寻优范围,根据 IWOA 算法寻找复合适应度函数最小值对应参数组合。

步骤 2) 最优参数组合 (K,α) 代入 VMD 分解模型中,将信号分解为一系列 IMF。

步骤 3) 使用多尺度排列熵-方差贡献率选取原则计算识别不同 IMF,将其分类为噪声主导分量和有效信号分量,对噪声主导分量进行 NLM 去噪后得到去噪分量。

步骤 4) 将去噪分量与有效信号分量进行重构得到去噪信号。

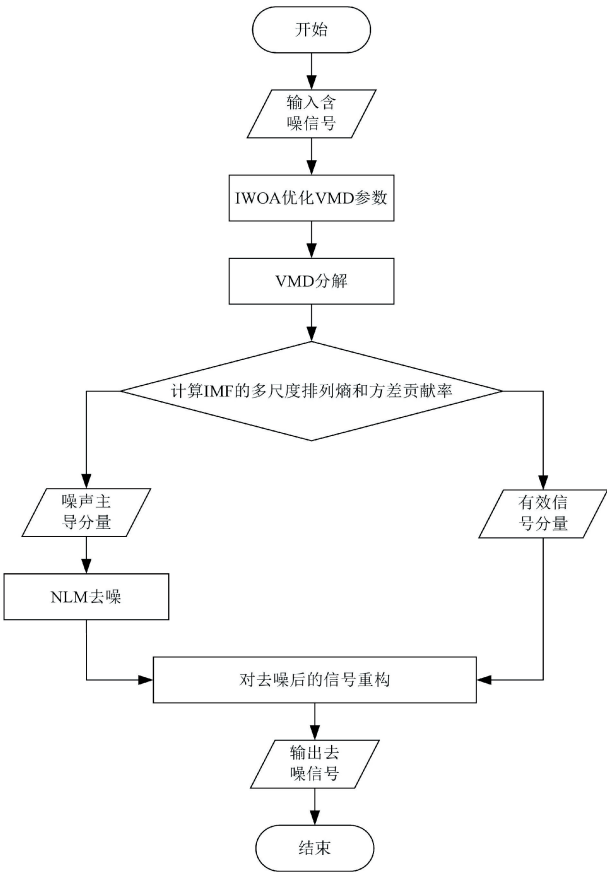


图 1 本文去噪方法流程图

Fig. 1 Flow chart of the denoising method in this paper

3 仿真与结果分析

3.1 仿真模型建立

为了验证所提方法的有效性,在 ANSYS Electronics Desktop 软件中建立了 PMSM 匝间短路故障二维有限元仿真模型。首先,采用 ANSYS Electronics Desktop 软件中的电机专家设计模块 RMxpert 对 PMSM 原型进行设计,并使用“一键有限元”功能将电机模型输入到有限元分析模块 Maxwell 中,得到 PMSM 二维有限元模型和对应的外电路。在此之后,结合匝间短路等效电路在外电路和有限元模型中对电机设置 A 相绕组匝间短路故障,得到 PMSM 匝间短路二维有限元模型。最后,使用时步有限元法对有限元模型进行求解^[26]。图 2 给出了仿真模型建立的主要流程。

有限元仿真中建立的电机模型基本参数如表 1 所示,采用 SPWM 控制方式的逆变电路为其供电。

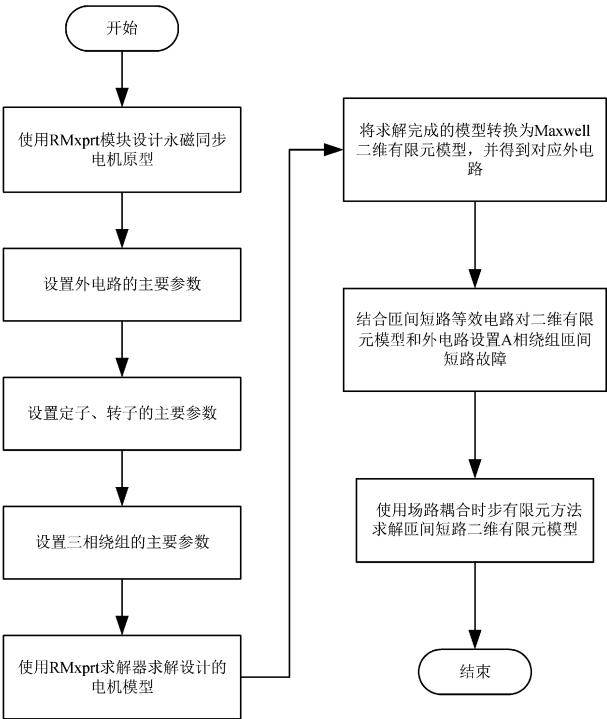


图 2 仿真模型建立流程

Fig. 2 Simulation modelling process

表 1 电机基本参数

Table 1 Basic parameters of the motor

参数	数值
额定功率/kW	1.33
频率/Hz	50
额定电压/V	330
额定转速/rpm	200
极对数	15
定子槽数	27

为模拟电机短路故障,设置 A 相绕组匝间短路,其等效电路如图 3 所示,电路中的主要元件参数如表 2 所示。电机稳定运行后闭合开关 S1,将 A 相部分绕组(Winding_Asc)短路,Winding_B、Winding_C 为正常 B、C 两相绕组,Winding_An 为 A 相剩余正常绕组。 R_{A_z} 、 R_{B_w} 、 R_{C_w} 、 R_{A_s} 与 L_{A_z} 、 L_{B_w} 、 L_{C_w} 、 L_{A_s} 为绕组电阻与绕组电感,其中 R_{A_z} 、 L_{A_z} 分别为 A 相正常绕组电阻与绕组电感; R_{A_s} 、 L_{A_s} 分别为 A 相故障绕组电阻与绕组电感。由于短路前正常绕组与故障绕组为串联关系,发生短路后,故障绕组两端被短接, R_{ex} 为短路电阻。

根据以上所给的电机基本参数及等效电路,建立的 PMSM 匝间短路二维有限元模型如图 4 所示。在此之后,使用时步有限元法对模型进行求解。求解之前,需要对电机模型中的各部分结构指定材料。考虑到电机铁磁材料的饱和特性以及涡流区域材料的导电特性对结果影

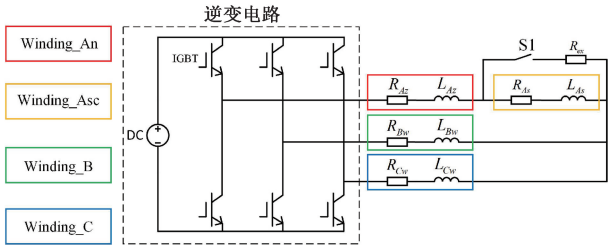


图 3 电机短路故障等效电路

Fig. 3 Motor short circuit fault equivalent circuit

响较大,为尽可能提高求解精度,建模时指定电机定子、转子铁心采用 DW465-50 材料,定子绕组采用电导率为 58 000 000 S/m 的纯铜,永磁体材料采用 NdFe35^[27-28]。

表 2 等效电路主要参数

Table 2 Main parameters of the equivalent circuit

参数	数值
直流电源/V	330
短路电阻/ Ω	0.004
A 相正常绕组电阻 R_{A_z}/Ω	0.529 01
A 相故障绕组电阻 R_{A_s}/Ω	0.529 01
B 相绕组电阻 R_{B_w}/Ω	1.058 02
C 相绕组电阻 R_{C_w}/Ω	1.058 02
A 相正常绕组电感 L_{A_z}/mH	0.032 364 8
A 相故障绕组电感 L_{A_s}/mH	0.032 364 8
B 相绕组电感 L_{B_w}/mH	0.064 729 6
C 相绕组电感 L_{C_w}/mH	0.064 729 6

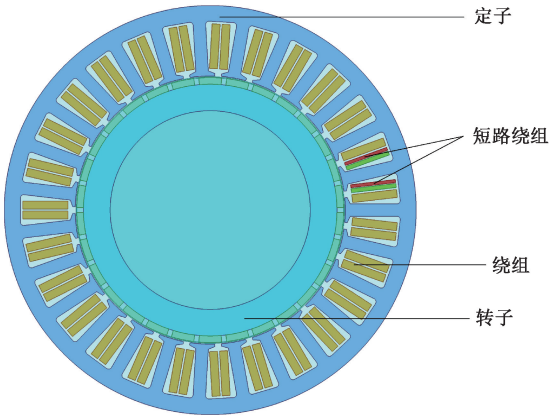


图 4 电机短路故障有限元模型

Fig. 4 Finite element short circuit fault model of the motor

对于求解区域其他部分,忽略其涡流损耗且导磁性能与导电性能设定为真空。在此之后,对模型施加激励源。结合图 3 等效电路与图 4 有限元模型,将模型中的绕组与电路中的 Winding_An、Winding_Asc、Winding_B、Winding_C 进行场路耦合完成激励源施加。最后,对电机设置网格剖分并设置求解器参数。

考虑到 PMSM 的旋转气隙较小,发生匝间短路后,旋转气隙和定子齿槽部分的磁场变化较为复杂,为了提高求解准确度,本文使用了小单元网格剖分来处理该部分。同时,为了节省求解时间,对定、转子等形状较为规整的部分采用大单元网格剖分,图 5 给出了 PMSM 匝间短路二维有限元模型的网格剖分结果。

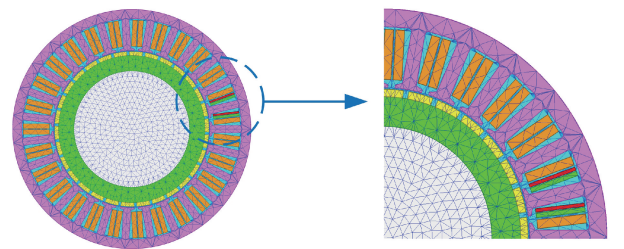


图 5 二维有限元模型网格剖分结果
Fig. 5 Meshing results of the 2D finite element model

由于电机从启动过渡到平稳运行状态需要一定时间,设置求解器参数时应充分考虑求解步长与时间。经过分析,0.02 s 为额定频率 50 Hz 的一个周期时间,为保证求解精度,将求解器设置为从 $t=0$ 时刻开始求解,求解步长为 0.000 2 s。设置发生短路的时刻为 0.1 s,总的求解时间为 0.2 s。

3.2 仿真信号分析

经过求解器求解,图 6 为解算的电机转矩随时间的变化曲线和三相电流随时间的变化曲线。从图 6 中可以看出 PMSM 从 $t=0$ 时刻启动后,三相电流和电磁转矩最初并不稳定,经过一段时间后趋于稳定,电磁转矩信号整体表现出一定的波动性。其次,电磁转矩和三相电流在电机故障后($t=0.1$ s 后)发生突变,电磁转矩波动强度增大且三相电流不再平衡,其中故障相(A 相)电流幅值明显高于其他两相。

实际应用中,PMSM 通常采用逆变器供电。逆变器的非线性特征会在电机中产生谐波,影响到电机的稳定运行,进而引起电机出现转矩波动。转矩波动是导致电机出现振动的主要原因。值得注意的是,PMSM 的转矩信号与振动信号类似,均属于非线性信号。因此,本节以仿真求解得到的电机出现故障后的 0.1 s~0.2 s 转矩信号为例,使用所提去噪方法进行分析,进一步探究所提方法在分析电机非线性信号中的有效性。有限元求解中转矩信号的采样频率为 160 kHz。图 7 给出了 0.1 s~0.2 s 经过幅值归一化后的转矩信号及其对应的频谱图。

由图 7 可知,故障后的电机转矩信号频谱图中主要包含 50、100、200、300、400 Hz 频率。在此之后,对图 7(a)所示故障后转矩信号(原始信号)叠加 10 dB 的白噪声,叠加后的含噪转矩信号及其频谱如图 8 所示。由图 8 可知,含噪转矩信号频谱图中的出现了一定的频率

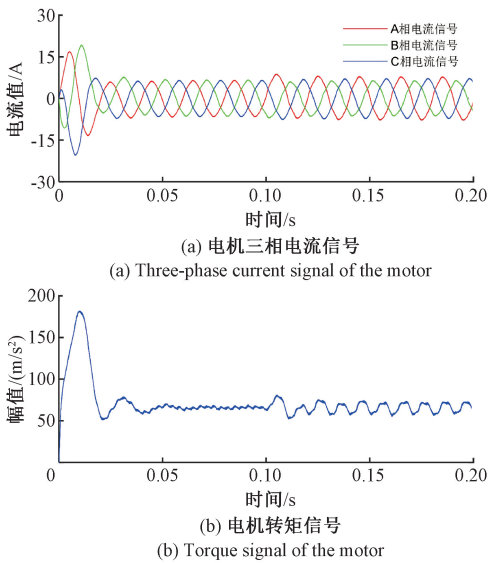


图 6 有限元仿真结果
Fig. 6 Finite element simulation results

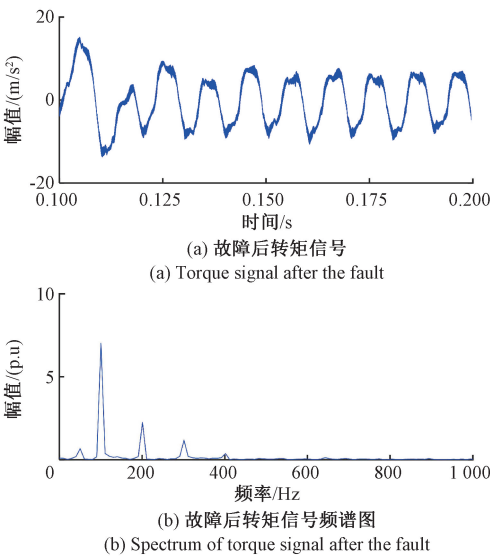


图 7 幅值归一化后的转矩信号及其频谱图
Fig. 7 Torque signal after amplitude normalization and its spectrum

失真现象。此外,400 Hz 频率几乎被噪声淹没。

在此之后,使用本文所提方法对含噪转矩信号进行去噪。首先,设置 K 的寻优范围为 (2,20), α 的寻优范围为(2 000,800 000),对含噪转矩信号使用 IWOA 算法寻取 VMD 的最优参数组合。经过算法求解,得到的复合适应度函数迭代曲线如图 9 所示:迭代次数为第 17 次后,适应度值为 0.550 376,此时得到最优参数组合为 (16,296 840)。

使用 VMD 算法结合以上求解得到的最优参数组合

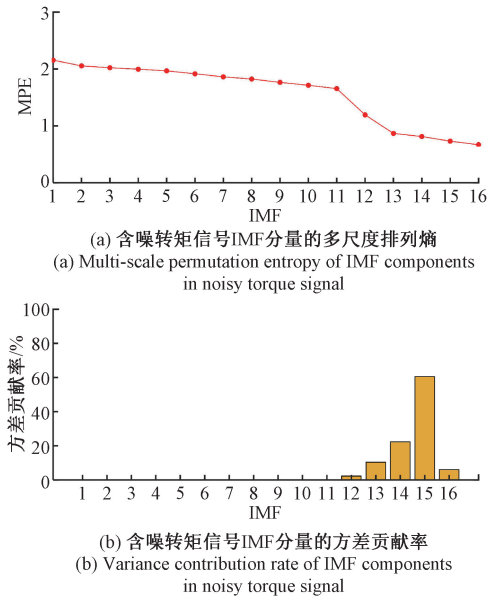


图 11 含噪转矩信号 IMF 分量的多尺度排列熵和方差贡献率

Fig. 11 Multi-scale permutation entropy and variance contribution rate of IMF components in noisy torque signal

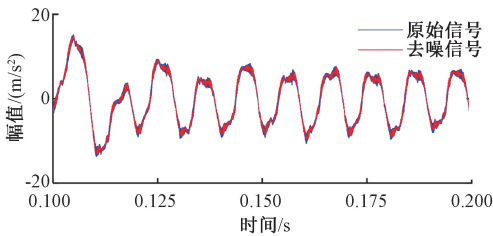


图 12 仿真转矩信号去噪前后对比

Fig. 12 Before and after denoising comparison of simulated torque signal

由图 13 可知,小波阈值去噪后信号波形存在着大量底噪,整体去噪效果较差;CEEMDAN 小波阈值滤除了部分噪声,但信号波形中毛刺现象还较为明显,对信号还是存在部分干扰;S_VMD 小波阈值的效果好于前两者,滤除了大量噪声,但还是存在部分毛刺现象;经过本文方法去噪后,波形特征具有更高的相似性,去噪效果显著。此外,由图 13 频谱图所示,使用小波阈值与 CEEMDAN 小波阈值方法对含噪转矩信号去噪后,去噪信号中依然存在较为严重的频率失真现象;S_VMD 小波阈值与本文所提方法得到的去噪信号中几乎没有频率失真现象。结合图 7(b)可知,小波阈值与 CEEMDAN 小波阈值方法对含噪转矩信号去噪后,去噪信号中依然无法辨别 400 Hz 频率;S_VMD 小波阈值与本文所提方法得到的去噪信号中 400 Hz 频率较为明显。综上所述,本文所提方法去噪性能最优。

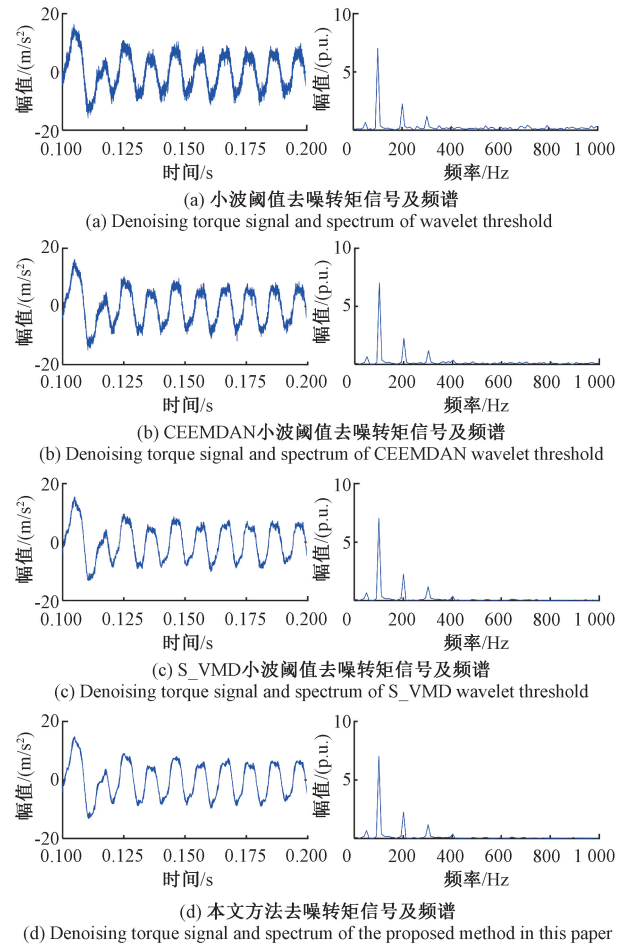


图 13 仿真转矩信号去噪结果

Fig. 13 Denoising results of simulated torque signal

为了进一步研究不同程度噪声下本文所提方法的去噪性能,分别叠加 4、8、12 和 16 dB 的噪声到图 7(a) 所示的故障后转矩信号(原始信号)。为了定量评估以上 4 种方法的去噪效果,在此引入信噪比 (signal to noise ratio, SNR)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)^[29]。SNR 越大, RMSE 越小, 则去噪效果越好。

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N X_i^2}{\sum_{i=1}^N [Y_i - X_i]^2} \quad (39)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Y_i - X_i]^2} \quad (40)$$

式中: N 为采样点数, X_i 为原始信号, Y_i 为去噪信号。表 3 给出了以上两种指标的计算结果。通过表 3 可直观看出本文方法相较于其他 3 种算法各项指标均较优,如相较于小波阈值去噪方法在 4 dB 的噪声程度下 SNR 提升了 72.14%, RMSE 降低了 56.24%。

表 3 不同信噪比下仿真转矩信号去噪效果对比

Table 3 Comparison of denoising performance of simulated torque signal under different SNRs

去噪算法	评价指标	SNR=4	SNR=8	SNR=12	SNR=16
小波阈值	SNR	9.949 6	13.654 0	17.373 6	20.692 3
	RMSE	1.919 4	1.253 0	0.816 5	0.557 2
CEEMDAN	SNR	12.069 3	15.468 7	18.665 7	21.120 7
	RMSE	1.503 8	1.016 7	0.703 6	0.530 4
S_VMD 小波 阈值	SNR	15.414 3	18.738 5	21.267 3	23.267 2
	RMSE	1.023 1	0.697 8	0.521 5	0.414 3
本文方法	SNR	17.127 4	20.273 8	23.371 1	25.389 4
	RMSE	0.840 0	0.584 7	0.409 3	0.324 5

4 实验与结果分析

4.1 实验平台设计

本文设计并进行了实验对提出的去噪方法进行有效性验证和工程适用性分析。在实验室中搭建了短路故障实验平台,表 4 给出了实验电机的基本参数。由三相电源、PMSM、霍尔电流传感器、振动传感器、数据采集器、示波器和计算机所组成的实验平台如图 14 所示。

表 4 实验电机基本参数

Table 4 Basic parameters of the experimental motor

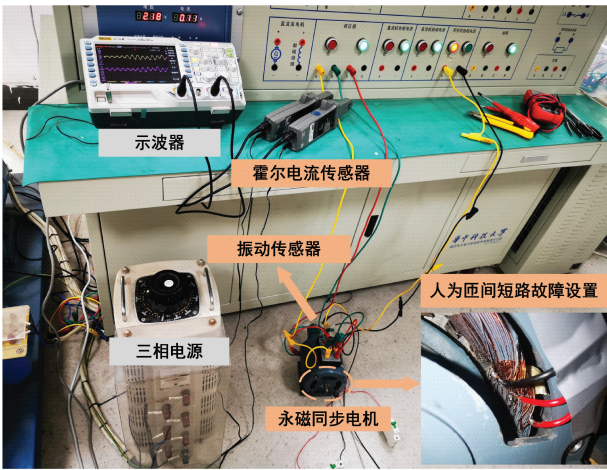
参数	数值
额定功率/W	90
频率/Hz	50
额定电压/V	220
额定转速/rpm	1 500
额定电流/A	0.35

振动传感器径向附着于电机外壳表面,并将所采集数据通过所连接的数据采集器传输到计算机。振动传感器采用型号为 INV9822 的压电式加速度传感器,其主要参数为:量程 50 g,电压灵敏度 100 mV/g,最大横向灵敏度小于 5%,频率响应范围 0.5~8 kHz。数据采集器采用型号为 QuantumX MX1601B 的测量放大器,该采集器同时为传感器供电。实验中对振动信号采集时电机已进入稳定运行状态,之后对定子绕组设置匝间短路完成短路实验。最后,使用 MATLAB 分析采集到的数据。

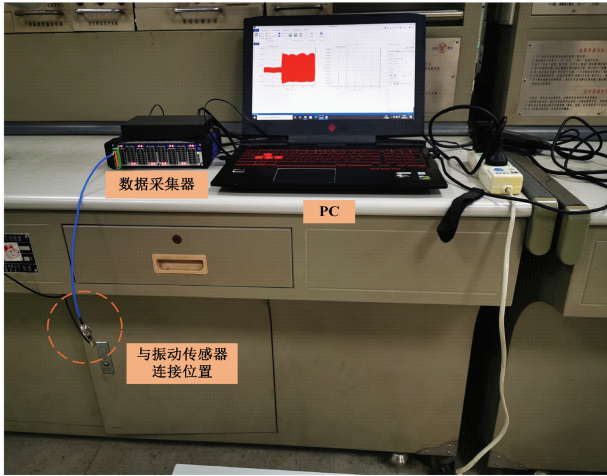
4.2 实测信号分析

完成上述短路实验后,得到了电机振动信号与 A 相电流信号,图 15 为采集到的实测振动信号和实测 A 相电流信号,振动信号的采样频率为 1 200 Hz,电流信号的采样频率为 5 000 Hz。本节以实验中采集到的电机非线性信号(振动信号)为例,对所提去噪方法进行有效性验证和工程适用性分析。

以电机发生故障后的 15~18 s 振动信号为例,对其



(a) 实测信号产生平台
(a) Measured signal generation platform



(b) 实测信号采集平台
(b) Measured signal acquisition platform

图 14 电机短路故障实验平台

Fig. 14 Motor short circuit fault experimental platform

使用本文所提方法进行分析,15~18 s 的故障后振动信号及其频谱如图 16 所示。由图 16 可知,故障后实测振动信号中含有一定噪声成分。

按照所提去噪方法对图 16(a) 所示实测故障后振动信号(原始信号)进行分析。首先,设置 K 寻优范围为 (2,20), α 寻优范围为 (200,6 000)。在此之后,使用 IWOA 算法寻找 VMD 的最优参数。图 17 为得到的复合适应度函数迭代曲线。由图 17 可见:迭代次数为第 28 次后,适应度值为 0.317 809,此时得到最优参数组合 (8,2 984)。

使用 VMD 算法结合最优参数组合对实测故障后振动信号进行分解,其分解后的 IMF 分量及频谱如图 18 所示。

由图 18 可知,分解结果中几乎没有出现模态混叠现象。该结果与仿真结果共同说明了 IWOA-VMD 算法表

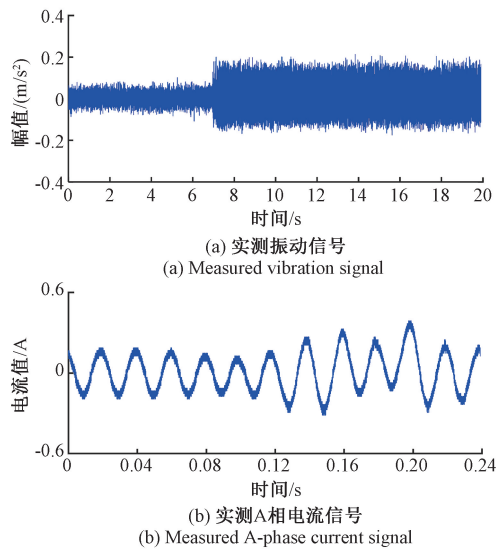


图 15 实测电机信号
Fig. 15 Measured motor signals

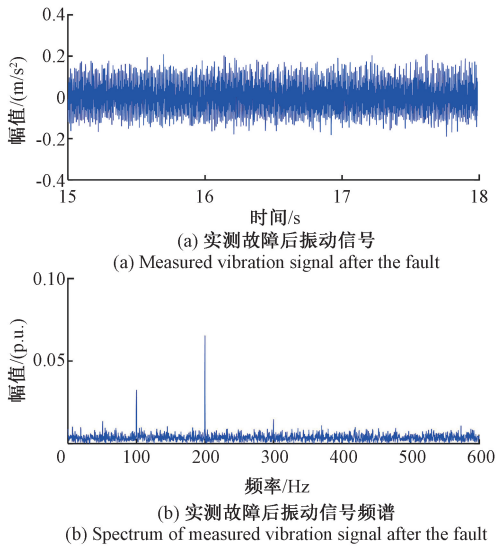


图 16 实测故障后振动信号及其频谱
Fig. 16 Measured vibration signal after the fault and its spectrum

现出较好的非线性信号分解效果。在此之后,计算图 18 所示各 IMF 分量的多尺度排列熵及方差贡献率,得到的结果如图 19 所示。

由图 19 可知,IMF5、IMF7 和 IMF8 的多尺度排列熵值较小,且方差贡献率较大,可以看作是有效信号分量;其余 IMF 分量的多尺度排列熵值大,且方差贡献率小,可以判定为噪声主导分量。使用 NLM 算法对噪声主导分量去噪,之后将去噪后的分量与有效信号分量重构为最终的去噪实测故障后振动信号。图 20 所示为去噪实测

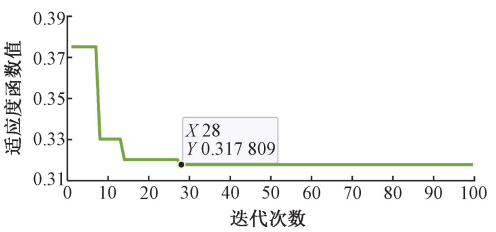


Fig. 17 IWOA optimization result of measured vibration signal after the fault

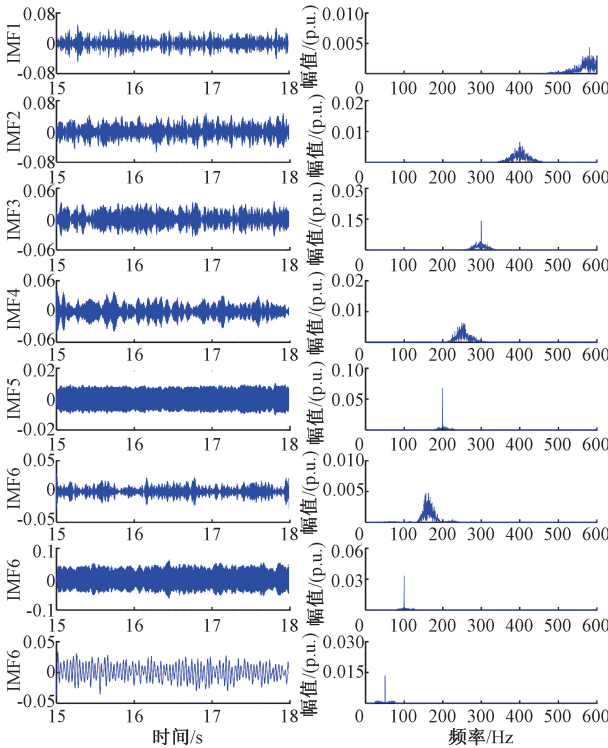


图 18 各 IMF 分量及其频谱
Fig. 18 Each IMF and its spectrum

故障后振动信号与原始信号波形的前后对比,图 21 所示为去噪信号与原始信号波形对比的局部放大图。

为了进一步分析本文所提方法的去噪性能,采用小波阈值去噪方法、CEEMDAN 小波阈值去噪方法和 S_VMD 小波阈值去噪方法与本文所提方法去噪效果进行对比。上述不同去噪方法的去噪结果如下图 22 所示。

由图 22 可知,小波阈值去噪效果较差,整体波形含底噪较大;经 CEEMDAN 小波阈值去噪后还留有一定程度的底噪,去噪效果仍不理想;经 S_VMD 小波阈值去噪后整体波形较为纯净,但其去噪信号波形首尾细节还原度尚有不足;本文去噪方法相比于以上 3 种算法去噪效果更加显著,信号失真度低,保留了较多的信号特征。此外,由图 22 频谱图可知,本文所提方法得到的去噪信号

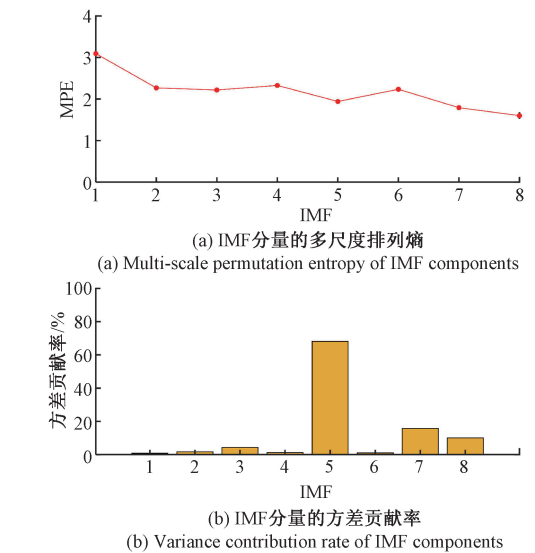


图 19 IMF 分量的多尺度排列熵和方差贡献率
Fig. 19 Multi-scale permutation entropy and variance contribution rate of IMF components

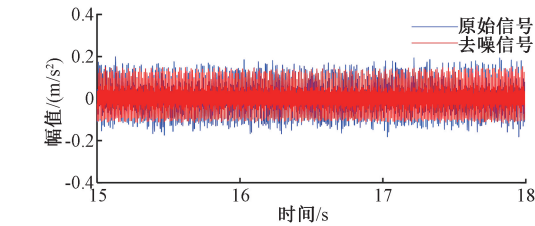


图 20 实测故障后振动信号去噪前后对比
Fig. 20 Before and after denoising comparison of measured vibration signal after the fault

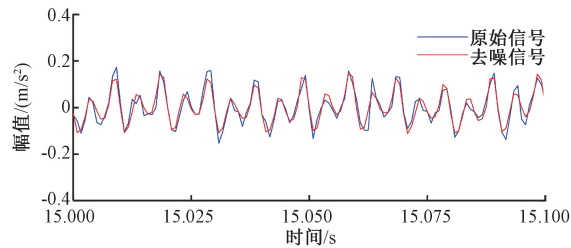


图 21 实测故障后振动信号去噪前后局部放大图
Fig. 21 Local magnification of the measured vibration signal before and after denoising after the fault

中各频率的辨识度最优。综上所述,本文所提方法去噪性能最优。

为了进一步评价实测故障后振动信号的去噪效果,在此增加噪声抑制比 (noise rejection ratio, NRR)。若 NRR 越大,则抑制噪声的能力越强^[30]。其表达式如下:

$$NRR = 10(\lg\sigma_1^2 - \lg\sigma_2^2)$$

(41)

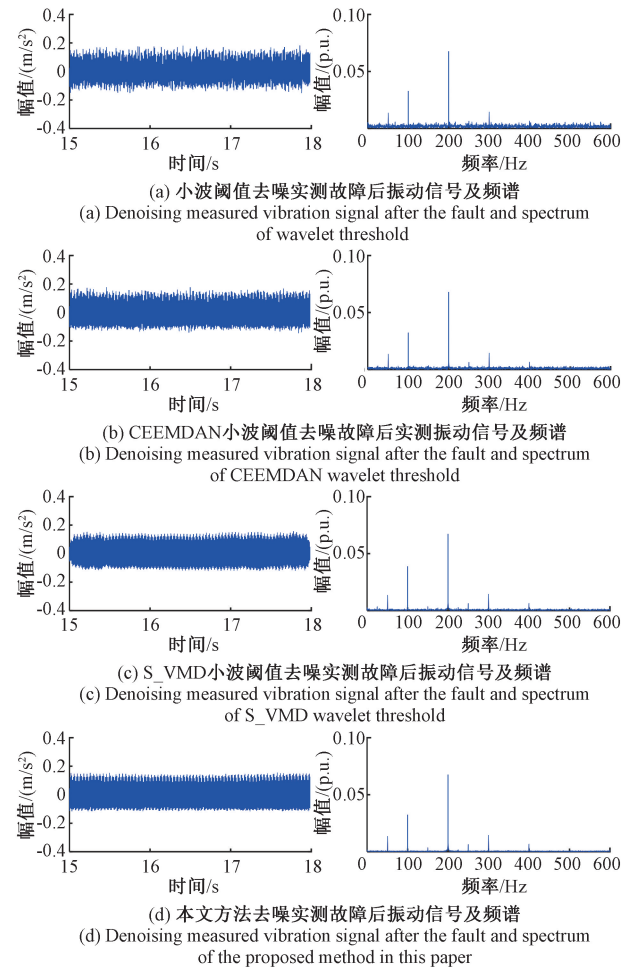


图 22 实测故障后振动信号去噪结果
Fig. 22 Denoising results of measured vibration signal after the fault

式中: σ_1 和 σ_2 分别为含噪信号和去噪信号的标准差。分别计算 4 种去噪方法的去噪指标如表 5 所示。由表 5 可知,本文方法相较于其他 3 种方法 SNR 分别提升了 77.01%、40.91%、11.38%,RMSE 分别降低了 59.62%、45.45%、19.23%,NRR 也是最高,可看出本文去噪方法的去噪性能更好,表现出较好的工程适用性。

表 5 实测故障后振动信号去噪效果对比
Table 5 Comparison of denoising performance of measured vibration signal after the fault

去噪方法	SNR	RMSE	NRR
小波阈值	10.221 4	0.020 8	0.256 0
CEEMDAN 小波阈值	12.839 7	0.015 4	0.334 7
S_VMD 小波阈值	16.244 1	0.010 4	0.544 5
本文方法	18.092 5	0.008 4	0.599 6

5 结 论

本文提出了一种基于 IWOA-VMD 的非线性信号处理方法,并将其应用于 PMSM 匝间短路故障振动信号去噪。仿真信号和实测信号的去噪分析验证了所提方法的有效性,同时得出以下结论:

1) 使用 IWOA 算法寻找 VMD 算法的最优参数组合,克服了 VMD 算法的参数选取问题,提升了信号的分解效果,有效改善了模态混叠现象。此外,相较于小波阈值去噪方法、CEEMDAN 小波阈值去噪方法和 S_VMD 小波阈值去噪方法,仿真与实验表明本文去噪方法具有更好的去噪效果。

2) 基于多尺度排列熵-方差贡献率准则的最优模态分量选取原则,能够有效辨别信号中背景噪声信号等虚假成分。

3) 噪声主导分量中也含有部分有效信号信息,不可直接剔除,NLM 方法对含有高频噪声的模态分量进行去噪后,最大程度保留了其中有用信息。

参考文献

- [1] 谢颖,李厚宇,蔡蔚,等. 发卡绕组双层内置式永磁同步电机设计与研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(4): 47-56.
XIE Y, LI H Y, CAI W, et al. Design and research of double layer internal permanent magnet synchronous motor with hairpin winding[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(4): 47-56.
- [2] 杭俊,胡齐涛,丁石川,等. 基于电流残差矢量模平方的永磁同步电机匝间短路故障鲁棒检测与定位方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(1): 340-351.
HANG J, HU Q T, DING SH CH, et al. Robust detection and location of inter-turn short circuit fault in permanent magnet synchronous motor based on square of residual current vector modulus[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(1): 340-351.
- [3] 谢颖,胡圣明,陈鹏,等. 永磁同步电机匝间短路故障温度场分析[J]. 电工技术学报, 2022, 37(2): 322-331.
XIE Y, HU SH M, CHEN P, et al. Thermal field analysis on inter-turn short circuit fault of permanent magnet synchronous motor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(2): 322-331.
- [4] 王栋悦,谷怀广,魏书荣,等. 基于机电信号融合的DFIG定子绕组匝间短路故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(9): 171-178.
WANG D Y, GU H G, WEI SH R, et al. Diagnosis of

inter-turn short-circuit fault in stator windings of DFIG based on mechanical and electrical signal fusion[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(9): 171-178.

- [5] 王立宪,马宏忠,戴锋. 基于改进 SVD-EMD 的绝缘子泄漏电流去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 166-173.
WANG L X, MA H ZH, DAI F. Improved singular value and empirical mode decomposition algorithm on leakage current denoising[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(1): 166-173.
- [6] 杨旭,邱明,陈立海,等. 基于 PSO-RWE 的自适应小波阈值函数滚动轴承振动信号去噪方法[J]. 航空动力学报, 2020, 35(11): 2339-2347.
YANG X, QIU M, CHEN L H, et al. Adaptive wavelet threshold function based on PSO-RWE for vibration signal denoising of rolling bearing[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(11): 2339-2347.
- [7] 王海波,叶如珊,杜武. 一种基于 EMD 和小波阈值的桥梁振动信号混合去噪方法[J]. 公路, 2021, 66(12): 110-116.
WANG H B, YE R SH, DU W. A hybrid denoising method for bridge vibration signal based on EMD and wavelet threshold[J]. Highway, 2021, 66(12): 110-116.
- [8] 贾亚超,李国龙,何坤,等. 基于灰色准则与 EEMD 的滚列振动信号降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 187-194.
JIA Y CH, LI G L, HE K, et al. Denoising method for vibration signal of hob based on grey criterion and EEMD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 187-194.
- [9] 蒋富康,陆金桂,刘明昊,等. 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 72-77.
JIANG F K, LU J G, LIU M H, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN and CNN-LSTM[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(5): 72-77.
- [10] 张勇,刘洁,路敬祎,等. 基于 VMD 去噪及多尺度模糊熵的管道小泄漏研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 37-43.
ZHANG Y, LIU J, LU J Y, et al. Research on small pipeline leakage based on VMD denoising and multi-scale fuzzy entropy[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 37-43.
- [11] 徐隆,杨军,周龙,等. PE-VMD 与小波阈值的干涉型光纤联合去噪方法[J]. 国外电子测量技术, 2022,

- 41(10): 39-46.
- XU L, YANG J, ZHOU L, et al. Joint denoising method for interferic fibers with PE-VMD and wavelet thresholds[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(10): 39-46.
- [12] 周小龙, 徐鑫莉, 王尧, 等. 基于变分模态分解和最大重叠离散小波包变换的齿轮信号去噪方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(12): 265-274, 289.
- ZHOU X L, XU X L, WANG Y, et al. A gear signal denoising method based on variational mode decomposition and maximal overlap discrete wavelet packet transform [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(12): 265-274, 289.
- [13] 戚庭野, 卫会汝, 冯国瑞, 等. 基于WOA-VMD的瞬变电磁探测信号降噪方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(11): 3885-3898.
- QI T Y, WEI H R, FENG G R, et al. Denoising method of transient electromagnetic detection signal based on WOA-VMD algorithm [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021, 52(11): 3885-3898.
- [14] 章芳情, 袁方, 贺玉, 等. 基于NLM-CEEMDAN和样本熵的水电机组振动信号去噪[J]. 中国农村水利水电, 2023(6): 286-294.
- ZHANG F Q, YUAN F, HE Y, et al. Vibration signal de-noising of hydropower units based on NLM-CEEMDAN and sample entropy [J]. China Rural Water and Hydropower, 2023(6): 286-294.
- [15] 尚海昆, 许俊彦, 李宇才, 等. CEEMDAN在变压器振动信号提取中的应用[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(3): 459-468.
- SHANG H K, XU J Y, LI Y C, et al. Application of CEEMDAN in vibration signal extraction of transformer[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(3): 459-468.
- [16] 闫鹏, 张云鹏, 田婕, 等. 基于CEEMDAN-K-means算法的爆破振动信号去噪研究[J]. 爆破, 2023, 40(3): 184-190.
- YAN P, ZHANG Y P, TIAN J, et al. Blasting vibration signal denoising based on CEEMDAN-K-means algorithm[J]. Blasting, 2023, 40(3): 184-190.
- [17] 王文波, 张晓东, 汪祥莉. 基于独立成分分析和经验模态分解的混沌信号降噪[J]. 物理学报, 2013, 62(5): 27-34.
- WANG W B, ZHANG X D, WANG X L. Chaotic signal denoising method based on independent component analysis and empirical mode decomposition [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(5): 27-34.
- [18] 王普, 李天垚, 高学金, 等. 分层自适应小波阈值轴承故障信号降噪方法[J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 548-556.
- WANG P, LI T Y, GAO X J, et al. Bearing fault signal denoising method of hierarchical adaptive wavelet threshold function[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 548-556.
- [19] 费鸿禄, 山杰. CEEMDAN-小波阈值法在爆破振动信号处理中的应用[J]. 爆破, 2022, 39(3): 41-47, 164.
- FEI H L, SH J. Application of CEEMDAN-Wavelet threshold method in blasting vibration signal processing[J]. Blasting, 2022, 39(3): 41-47, 164.
- [20] 马星河, 孔卫东, 李自强, 等. 一种基于S_VMD与Sdr_SampEn的局部放电信号去噪方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(18): 29-38.
- MA X H, KONG W D, LI Z Q, et al. A denoising method for a partial discharge signal based on S_VMD and Sdr_SampEn [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 29-38.
- [21] 王庆余, 杜宁, 王莉, 等. 变分模态分解及能量熵在地心运动降噪中的应用[J]. 测绘通报, 2020(8): 59-64.
- WANG Q Y, DU N, WANG L, et al. Application of variational mode decomposition and energy entropy in denoising of geocentric motion[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(8): 59-64.
- [22] 殷逸冰, 文振华. 基于模态分量优化重构和稀疏表达的静电信号联合降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 196-204.
- YIN Y B, WEN ZH H. A joint method for electrostatic signal denoising based on mode functions optimized reconstruction and sparse representation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 196-204.
- [23] 彭亚雄, 刘广进, 苏莹, 等. 基于自适应VMD-MPE算法的矿山爆破地震波信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(13): 135-141.
- PENG Y X, LIU G J, SU Y, et al. Noise reduction method of mine blasting seismic wave signal based on adaptive VMD-MPE algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(13): 135-141.
- [24] YU H, LI H R, LI Y L. Vibration signal fusion using improved empirical wavelet transform and variance contribution rate for weak fault detection of hydraulic pumps[J]. ISA Transactions, 2020, 107: 385-401.
- [25] LV Y, ZHU Q L, YUAN R. Fault diagnosis of rolling bearing based on fast nonlocal means and envelop spectrum[J]. Sensors, 2015, 15(1): 1182-1198.
- [26] 胡筋, 谷君, 奚林根, 等. 自启动永磁同步电机转子

铜耗分析的时步有限元优化离散策略[J]. 电机与控制学报, 2017, 21(5): 81-88.

HU J, GU J, XI L G, et al. Optimization discrete strategy of time-stepping finite element for loss analysis in rotor bar of line-start permanent magnet synchronous motor [J]. Electric Machines and Control, 2017, 21(5): 81-88.

- [27] DEMS M, KOMEZA K. Performance characteristics of a high-speed energy-saving induction motor with an amorphous stator core [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(6): 3046-3055.

- [28] BALCI S, AKKAYA M. Reduction of the core size and power losses by using soft magnetic material for a single-phase induction motor [J]. Measurement, 2022, 198: 111421.

- [29] 马红荣, 刘洪伟, 牟宗磊. 矿用永磁直驱电机异响声信号降噪方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 44-53.

MA H R, LIU H W, MOU Z L. Research on denoising method of abnormal sound signal for direct-driven permanent magnet motor in coal mine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 44-53.

- [30] 叶彬, 周凯, 黄永禄, 等. 基于 AWM 和 OSVD 的局部放电白噪声抑制方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(11): 3978-3987.

YE B, ZHOU K, HUANG Y L, et al. A white noise suppression method for partial discharge based on AWM and OSVD [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(11): 3978-3987.

作者简介



夏焰坤(通信作者), 2009 年于西南交通大学获得学士学位, 2014 年于西南交通大学获得博士学位, 现为西华大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为电力系统及电能质量分析。

E-mail: yankunjtdx@163.com

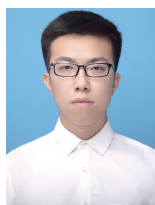
Xia Yankun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2009, Ph. D. degree from Southwest Jiaotong University in 2014, respectively. Now he is a professor and master supervisor in Xihua University. His main research interests include power system and power quality analysis.



寇坚强, 2020 年于西华大学获得学士学位, 现为西华大学硕士研究生, 主要研究方向为电力系统及电能质量分析。

E-mail: 1453785815@qq.com

Kou Jianqiang received his B. Sc. degree from Xihua University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Xihua University. His main research interests include power system and power quality analysis.



李欣洋, 2020 年于西华大学获得学士学位, 现为西华大学硕士研究生, 主要研究方向为电力系统及电能质量分析。

E-mail: adagioxf@163.com

Li Xinyang received his B. Sc. degree from Xihua University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Xihua University. His main research interests include power system and power quality analysis.