

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407377

基于 PSO-VMD 的永磁同步电机匝间短路振动信号故障特征提取研究*

夏焰坤 王宛婷 黄 鹏

(西华大学电气与电子信息学院 成都 610039)

摘要: 在永磁同步电机(PMSM)的故障类型中,匝间短路(ITSC)故障较为常见,准确提取其故障特征具有重要意义。然而,在故障特征提取时容易出现模态混叠现象。为了准确提取出永磁同步电机(PMSM)出现匝间短路(ITSC)时振动信号的故障特征,提出了一种基于粒子群优化变分模态分解(PSO-VMD)的自适应非线性信号处理方法。首先,利用粒子群优化(PSO)寻找变分模态分解(VMD)的最优分解层数与二次惩罚因子,得到最优分解模型。其次,利用得到的最优分解模型对电机振动信号进行分解,得到一系列固有模态函数(IMF)。在此之后,计算分解得到的各 IMF 的方差贡献率(VCR),进一步计算累计方差贡献率(C-VCR),以筛选出包含故障特征信息的 IMF。最后,应用希尔伯特变换(HT)对筛选出的 IMF 进行分析,并以三维时频图输出时间、瞬时频率与幅值,完成故障特征提取。为了验证所提方法的有效性和准确性,搭建了 PMSM 的 ITSC 实验平台,使用所提方法处理实测信号,结果表明,所提 PSO-VMD 方法有效改善了模态混叠现象,能更准确的提取故障特征,具有更好的工程适用性。

关键词: 永磁同步电机;振动信号;粒子群优化;变分模态分解;特征提取

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

Fault feature extraction of inter-turn short circuit vibration signals in PMSM based on PSO-VMD

Xia Yankun Wang Wanting Huang Peng

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

Abstract: In the fault types of permanent magnet synchronous motors (PMSM), inter-turn short circuit (ITSC) faults are relatively common, making the accurate extraction of fault features particularly significant. However, during fault feature extraction, modal mixing often occurs. In order to accurately extract the fault features of vibration signals in permanent magnet synchronous motor (PMSM) when inter-turn short circuit (ITSC) occurs, proposes an adaptive nonlinear signal processing method based on particle swarm optimized variational mode decomposition (PSO-VMD). Firstly, particle swarm optimization (PSO) is used to find the optimal number of decomposition layers and quadratic penalty factor for variational modal decomposition (VMD) to obtain the optimal decomposition model. Secondly, the optimal decomposition model is used to decompose the motor vibration signals to obtain a series of intrinsic mode functions (IMF). After that, the variance contribution rate (VCR) of each IMF is calculated, and the cumulative variance contribution rate (C-VCR) is further calculated to filter out the IMF that contain fault signature information. Finally, the filtered IMF are analyzed by applying the Hilbert transform (HT), and the three-dimensional time-frequency diagrams are used to output the time, the instantaneous frequency and the amplitude to complete the fault feature extraction. In order to verify the validity and accuracy of the proposed method, an experimental platform of the ITSC in PMSM was built, and the proposed method was used to process the measured signals. The experimental results show that the proposed PSO-VMD method effectively improves the phenomenon of modal mixing, can more accurately extract fault features, and has better engineering applicability.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; vibration signal; particle swarm optimization; variational mode decomposition; feature extraction

收稿日期: 2024-03-26 Received Date: 2024-03-26

* 基金项目: 四川省科技计划课题(2020YFG0184)项目资助

0 引言

永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)的运行环境通常相对恶劣,恶劣的运行环境可能会缩短它们的使用寿命。由于绕组的绝缘老化或损坏、绕组设计或制造缺陷等原因,绕组容易出现短路故障,其中匝间短路(inter-turn short circuit, ITSC)故障最为常见^[1-5]。因此,研究相应的 PMSM 匝间短路故障特征提取技术对于监测由 PMSM 构成的系统的稳定性和可靠性有着不可替代的价值。

近年来,基于信号处理的故障特征提取技术能够充分利用旋转机械产生的信号信息,实现对故障特征的快速、准确提取^[6-9]。此外,基于信号处理的电机故障特征提取方法不需要对电机进行精确的数学建模,且运算量小,自适应能力强^[10-12]。文献[13]建立了匝间短路故障动态数学模型,并使用功率谱密度分析定子电流信号,识别出了电流信号中的故障特征谐波。文献[14]使用小波包能量和改进希尔伯特变换提取了电机故障特征,但其并未讨论噪声的干扰和在复杂操作条件下故障检测的准确性。文献[15]采用改进的小波包算法对电机振动信号和电流信号进行分析,提取出了各信号的主要故障特征,通过特征融合增强了电机匝间短路故障检测的准确性。总的来说,上述故障特征提取技术均具有一定的工程意义。

电气参数(电流、电压、阻抗等)的变化直接反映了电机内部的电气故障,可以直接识别故障,但是,其也有不足,例如在故障早期阶段,匝间短路引起的电气参数变化可能非常微小,容易被忽略或与其他电气干扰混淆。而 PMSM 发生 ITSC 时,会导致振动强度产生一定变化,这个变化通常较明显,并且由于电机振动信号便于测量,基于振动信号的故障检测方法受到越来越多的关注。因此,可以对 PMSM 振动信号进行分析,提取其故障特征。然而,PMSM 的振动信号表现出非平稳和非线性的特性^[16]。近年来,基于非线性动力学的信号处理方法在旋转机械故障检测中得到了广泛应用。文献[17]将海马优化算法引入到斜率熵的参数调整中,进而提出了一种优化的多尺度斜率熵。文献[18]提出了一种改进的复合多尺度散度熵,它对时间序列具有更好的信息提取能力。文献[19]提出了一种变步长多尺度单阈值斜率熵,并将优化算法引入到斜率熵的阈值调整中。值得注意的是,合适的信号处理方法对准确提取故障特征起着十分关键的作用。作为非线性信号分析领域中一种重要的时频分析工具,希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)能够有效地将信号从时域转换至频域,并可以详细分析信号在时间和频率上的变化。此外,HT 具有多尺度、高分辨

率、高灵敏度等优点,被大量用于特征提取^[20-22]。然而,HT 对噪声很敏感,而且也有诸如端点效应等缺点。因此,利用 HT 直接分析振动信号所得到的故障特征往往不太准确。

为了更好地分析信号,研究人员提出了希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT),它结合了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和 HT^[23]。HHT 算法的核心是 EMD 算法,其可以自适应地分解信号。然而,EMD 算法不适用于分析频率成分含量较高的信号,容易导致出现模态混叠^[24]。后来,相关学者提出了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)、互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)、自适应噪声完全集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)等算法^[25-27]。这些算法通过在信号中添加频率分布均匀且服从高斯分布的白噪声,使得信号具有多个尺度上的连续性,有效地抑制了间歇性。然而,这些算法对固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)仅通过有限次的总体平均来消除引入的高斯白噪声干扰,可能会使干扰消除不完整,影响重构信号。此外,信号极值点的分布决定了这些算法的分解结果,模态混叠现象等问题依然无法避免。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)也可用于把输入信号分解为多个 IMF^[28],其在改善模态混叠方面优于局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和递归的 EMD 等算法。因此,从理论上来说,使用 VMD 算法对电机振动信号进行分解得到的 IMF 更适用于 HT。然而,VMD 算法用于分解信号时,分解模态数和二次惩罚因子的合理设置是十分重要的。为了解决上述问题,研究人员使用了各种优化算法,如鲸鱼优化算法、麻雀搜索算法、微分搜索算法等算法^[29-31]。一般情况下,这些算法可以找到 VMD 算法的最优参数组合,但是这些优化算法很容易陷入局部最优,且这些算法的运行时间较长。总之,这些算法在实际工程应用中受到一部分限制。

VMD 算法对信号进行分解的有效性主要取决于所得到的结果中是否存在模态混叠或过分解现象。其分解模型参数组合与解的精度之间的关系不能用一个具体的表达式来描述。因此,获得最优参数组合的方法是遍历所有的离散变量值,将几乎不存在模态混叠和过分解时的参数组合作为最优参数组合。粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)拥有强大的全局搜索能力,可以有效避免解陷入局部最优,被广泛应用在深度学习超参数调优中^[32]。因此,本研究采用 PSO 算法寻找 VMD 算法的最优分解模态数和二次惩罚因子,进一步克

服 VMD 算法的参数选取问题。

本研究提出了一种基于粒子群优化变分模态分解 (PSO-VMD) 的自适应非线性信号处理方法,并将其应用于 PMSM 中 ITSC 振动信号故障特征提取。首先,采用 PSO 算法来获得 VMD 算法的最优参数组合。接下来,利用该参数组合结合 VMD 算法对 PMSM 的振动信号进行分解,得到 IMF_s。在此之后,对分解得到的各个 IMF 计算其方差贡献率 (variance contribution rate, VCR),再计算累积方差贡献率 (cumulative variance contribution rate, C-VCR),以筛选出含有故障特征信息的 IMF。最后,应用 HT 分析筛选出来的 IMF,并使用三维时频图输出时间、瞬时频率与幅值,完成 PMSM 中 ITSC 振动信号的故障特征提取。

1 基本原理

1.1 VMD 算法

VMD 是一种将输入信号 $f(t)$ 分解为一系列 IMF_s 的信号分解算法^[28]。这些函数也被描述为调幅调频 (AM-FM) 信号,表示为:

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

式中: $A_k(t)$ 是信号 $u_k(t)$ 的包络幅值, $\phi_k(t)$ 是信号 $u_k(t)$ 的非单调递减相位函数。

假设实值输入信号为 $f(t)$, $u_k(t)$ 为分解得到的模态,各模态包含的频率分量均在中心频率 ω_k 附近。对模态函数进行希尔伯特函数变换,得到对应的单边频谱。进一步求得相关解析信号为:

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

式中: $\delta(t)$ 为单位脉冲函数, $*$ 表示卷积。

将解析信号乘以 $e^{-j\omega_k t}$, 得到基带信号 $S_k(t)$, 其表达式为:

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

在此之后,计算该基带信号梯度的 L_2 范数,从而得到各个分量的带宽,相应的约束变分模型表达式如式(4)所示。

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \|\partial_t [S_k(t)]\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: K 表示模态数量, $\{u_k\}$ 表示子分量, $\{\omega_k\}$ 表示中心频率。

通过引入二次惩罚因子及拉格朗日算法乘子,把原本的约束变分模型转化为非约束变分模型,得到增广拉

格朗日函数表达式如式(5)所示。

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \|\partial_t [S_k(t)]\|_2^2 +$$

$$\|f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (5)$$

式中: α 为二次惩罚因子, λ 为拉格朗日算法乘子。

对式(5)使用交替方向乘子法和 Parseval 定理优化求解, $u_k(t)$ 、 ω_k 、 λ 的更新公式如式(6)~(8)所示。

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (6)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^n(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^n(\omega)|^2 d\omega} \quad (7)$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left(f(\omega) - \sum_{k=1}^K u_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (8)$$

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{u}_i^n(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}^n(\omega)$ 分别为 $u_k^{n+1}(t)$ 、 $f(t)$ 、 $u_i^n(t)$ 、 $\lambda^n(t)$ 的傅里叶变换; n 为迭代次数, τ 为 λ 的时间步长。ADMM 算法的收敛条件为:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|u_k^{n+1}(\omega) - u_k^n(\omega)\|_2^2}{\|u_k^n(\omega)\|_2^2} < \varepsilon \quad (9)$$

式中: ε 为收敛参数,一般取 1×10^{-7} 。

1.2 PSO 算法

PSO 算法作为一种群体智能优化算法,其核心原理是模拟鸟类在觅食时展现出来的群体协作行为。PSO 算法的初始化阶段会随机产生一群粒子,它们代表了给定问题的潜在解。为了促使整个种群逐渐趋向于适应度最佳的位置,各粒子间通过信息交换而相互影响^[33]。粒子群优化算法以适应度函数值作为判别标准,每个粒子都有自己的位置和速度,代表给定问题的一种可能解。粒子个体最优解 P_{best} 和全局最优解 G_{best} 在每一次迭代中都得到了更新。在每一次迭代中,粒子都会为了追踪当前最优的粒子获得对应的两个适应值,而在空间中进行搜索和移动。在此过程中,粒子的速度和位置会根据式(10)和(11)进行更新:

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \omega \mathbf{v}_i^k + c_1 r_1 (p_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_g^{k-1}) \quad (10)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1} \quad (11)$$

式中: ω 为惯性权重,是一个常数; c_1 为个体学习因子, c_2 为社会学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数。 x_i^k 是第 k 次迭代中粒子 i 的位置, \mathbf{v}_i^k 是第 k 次迭代中粒子 i 的速度, p_i^k 是第 k 次迭代中第 i 个粒子当前搜索到的最优位置, p_g^k 是第 k 次迭代中整个粒子群 g 当前搜索到的最优位置。

1.3 自适应参数选取 VMD

由前述 VMD 算法理论可知,设置不同的惩罚因子 α 和分解模态数 k 将会影响 VMD 算法的求解效果。目前,

大多数情况下, k 和 α 这两个参数的选择取决于数据处理人员的经验。为了减少对人工经验的依赖, 本研究提出使用 PSO 算法寻找 VMD 算法的最优参数组合 $[k, \alpha]$, 并进一步提出自适应参数选取变分模态分解。值得注意的是, PSO 算法寻找 VMD 算法的最优参数组合时, 设置合适的适应度函数对于优化效果具有极其重要的影响。对此进行以下分析:

在信号分析领域内, 包络熵用于反应信号的稀疏性, 若信号包含的信息量很多, 则信号的稀疏性很强, 包络熵值就很小; 反之, 若信号包含的信息量很少, 则信号的稀疏性很弱, 包络熵值很大^[34]。包络熵 E_p 通过式 (12) 计算:

$$\begin{cases} Z_i(n) = \sqrt{u_i(n)^2 + \tilde{u}_i(n)^2} \\ p_i = Z_i(n) / \sum_{i=1}^N Z_i(n) \\ E_p = - \sum_{i=1}^N p_i \log p_i \end{cases} \quad (12)$$

式中: $Z_i(n)$ 是对解析信号进行希尔伯特解调得到的包络信号序列; $u_i(n)$ 是电机振动信号经 VMD 分解得到的第 i 个 IMF; $\tilde{u}_i(n)$ 经 Hilbert 函数变换后得到的解析信号; p_i 是包络信号序列 $Z_i(n)$ 的概率分布; N 为信号采样点的总数。计算概率分布 p_i 的熵值即为包络熵 E_p 。

PMSM 出现匝间短路故障后, 其振动信号相较于正常状态下的振动信号包含更多的冲击分量, 表现出冲击特性。峭度对冲击特性十分敏感, 它的数值越大, 信号的冲击现象就越明显^[35]。此外, 在实际工程应用中, 仅仅使用包络熵作为 PSO 的适应度函数容易导致 VMD 算法出现过分解现象, 使分解后得到的模态为简谐波^[35]。因此, 本研究引入峭度来进一步改善信号的过分解现象。峭度的计算公式如式 (13) 所示。

$$K_u = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u(n)^4 \quad (13)$$

综上所述, 为了更好地描述 PMSM 振动信号的特性, 同时改善信号出现过分解现象, 本研究结合包络熵和峭度各自的优点, 提出粒子群优化算法的适应度函数 $EvaF$ 为:

$$EvaF = 1/K_u + 0.1 \times E_p \quad (14)$$

最后, 使用粒子群优化算法寻找 VMD 算法的最优参数组合问题可以转化为对式 (15) 进行求解:

$$x^* = \operatorname{argmin} EvaF(x), x \in X \quad (15)$$

式中: x 表示一组参数组合 $[k, \alpha]$; X 为参数组合空间; x^* 为使适应度函数取得最小值的 X 中的一组 x 。

1.4 PMSM 匝间短路振动信号故障特征提取方式

本研究将所提 PSO-VMD 自适应信号处理方法结合 HT, 并将其应用于 PMSM 中 ITSC 振动信号故障特征

提取。

假设输入振动信号是 $U(t)$, 使用 PSO 算法寻找到的最优 $[k, \alpha]$ 参数组合结合 VMD 算法对 $U(t)$ 进行分解得到 k 个 IMF, 记为 $u_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, k$ 。在此之后, 计算每个 IMF 的 VCR, 记为 $Contr_i$, 其表达式为:

$$Contr_i = \{D[u_i(t)] / \sum_{i=1}^k D[u_i(t)]\} \times 100\% \quad (16)$$

式中: $D[\cdot]$ 表示 $u_i(t)$ 的方差。

然后, 将各个 VCR 按照从大到小的顺序排序。对于排序后的前 j 个方差贡献率, 将其累加得到 C-VCR, 记为 $Cvcr_j$, 其表达式为:

$$Cvcr_j = \sum_{i=1}^j Contr(i) \quad (17)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, l$ ($l \leq k$)。最后, 设定一个阈值 CL , 当计算得到的 C-VCR 满足式 (18) 时, 可以筛选出 l 个包含主要故障特征信息的 IMF, 即为 VCR 按照从大到小的顺序排序后的前 l 个 IMF。

$$Cvcr_j \geq CL \quad (18)$$

假设 $\eta(t)$ 是由 C-VCR 筛选出来的包含故障特征信息的 IMF:

$$\hat{\eta}(t) = H[\eta(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\eta(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (19)$$

式中: $H[\cdot]$ 表示对 $\eta(t)$ 进行希尔伯特函数变换。

然后, 构建解析信号 $\tilde{\eta}(t)$:

$$\tilde{\eta}(t) = \eta(t) + j\hat{\eta}(t) = a(t)e^{j\phi(t)} \quad (20)$$

$$\begin{cases} a(t) = \sqrt{\eta^2(t) + \hat{\eta}^2(t)} \\ \phi(t) = \arctan \left[\frac{\hat{\eta}(t)}{\eta(t)} \right] \end{cases} \quad (21)$$

式中: $j = \sqrt{-1}$ 。

进一步得到信号的瞬时频率函数 $f(t)$ 为:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \omega(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (22)$$

式中: $\omega(t)$ 为瞬时角频率。于是瞬时频率随时间分布的希尔伯特谱可被表示为:

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re}[a(t)e^{j\int \omega(t) dt}] \quad (23)$$

最后, 定义 $E(\omega, t)$ 为信号能量在频率、时间平面上的分布, 进而给出三维时频图的定义:

$$E(\omega, t) = \{\operatorname{Re}[a(t)e^{j\int \omega(t) dt}]\}^2 \quad (24)$$

将 PSO-VMD 方法结合 HT 应用于提取 PMSM 的 ITSC 振动信号故障特征, 实现流程如图 1 所示。

2 实验与结果分析

2.1 实验平台搭建

本研究进行实验验证基于 PSO-VMD 应用于 PMSM

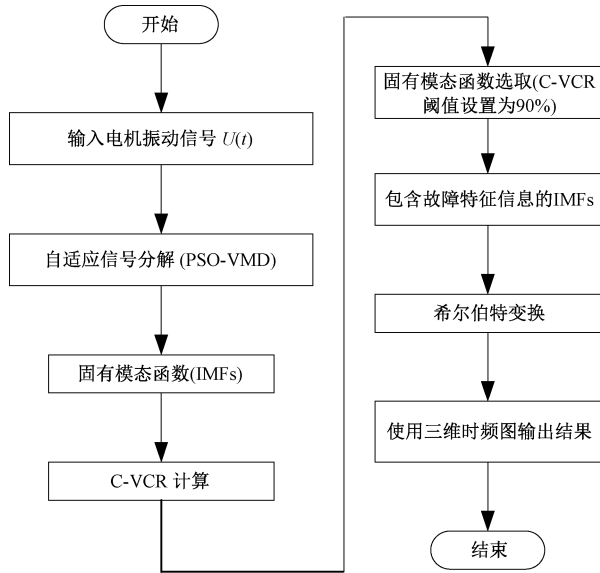


图 1 振动信号故障特征提取流程

Fig. 1 Vibration signal fault feature extraction process

的 ITSC 振动信号故障特征提取的有效性,实验平台由计算机、PMSM、三相电源、振动传感器和数据采集器组成,如图 2 所示^[36]。表 1 给出了 PMSM 的主要参数。在实验平台中,采用了型号为 INV9822 的压电式加速度传感器作为振动传感器。该传感器的主要参数如下:量程为 50 g,电压灵敏度为 100 mV/g,5%以下的最大横向灵敏度,频率响应范围为 0.5 ~ 8 kHz;此外,采用型号为 QuantumX MX1601B 的测量放大器作为数据采集器,其测量精度高达 0.03%。在实验中,振动传感器探测电机运行中的振动情况并采集电机振动数据输入计算机,而数据采集器用于记录振动传感器捕获的数据,同时为振动传感器供电。

表 1 实验电机基本参数

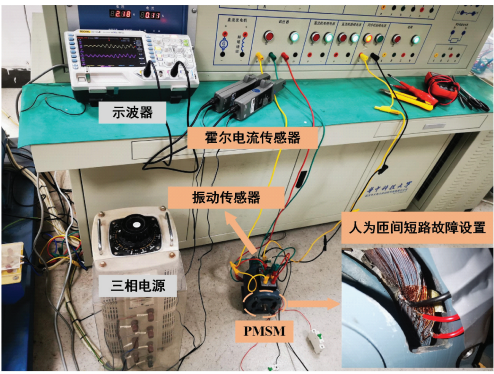
Table 1 Basic parameters of experimental motor

参数	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

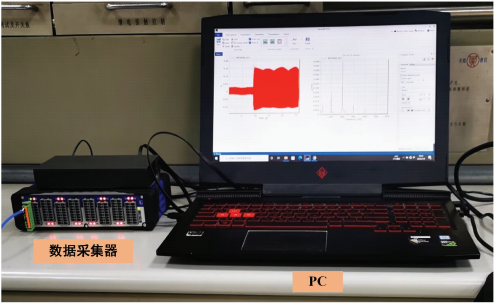
在本实验中,信号采样频率为 1 200 Hz。电机进入稳态之后,通过振动传感器和数据采集器进行振动信号的数据采集。然后,人为地设置定子绕组匝间短路,即:在匝间引出线来连接开关,将开关闭合即出现匝间短路故障。最后,在 MATLAB 中分析采集到的振动信号数据。

2.2 实验振动信号分析

为验证基于 PSO-VMD 的 PMSM 匝间短路振动信号



(a) 实验电机
(a) Experimental motor



(b) 数据采集平台
(b) Data acquisition platform

图 2 电机短路故障实验平台

Fig. 2 Motor short-circuit fault experimental platform

故障特征提取方法的有效性,本节使用 MATLAB 对实验所采集到的电机振动信号进行分析,并与 WPT、EEMD、CEEMD 和 CEEMDAN 算法做对比。实验采集到的振动信号如图 3 所示。

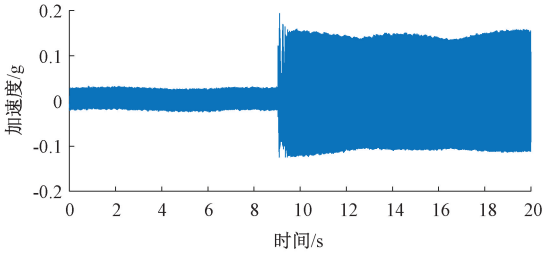


图 3 实测振动信号

Fig. 3 Measured vibration signal

首先,为了观察电机故障前后振动信号中产生的频率变化,使用 FFT 分别分析故障发生前 0~5 s 和故障发生后 15~20 s 内的振动信号。图 4 为故障前 0~5 s 和故障后 15~20 s 内的振动信号,图 5 为对应于两个信号经 FFT 后得到的频谱图。分析图 5 可知,电机故障后,振动信号中 100、200、300 Hz 等偶数次基频的幅值增大,其中 100、200 Hz 频率幅值增大最明显,为电机故障后振动信号中出现的主要频率。此 FFT 结果表明,2 倍旋转频率

与4倍旋转频率是电机振动信号中的主要故障特征频率。使用 PSO-VMD 方法分析故障后 15~20 s 内的实测振动信号。首先,使用 PSO 算法来寻找 VMD 算法的最优参数组合 $[k, \alpha]$ 。需要注意的是,在这个过程中需要先指定 k 和 α 的初始寻优区间。从前述 VMD 算法的理论可知,分解模态数 k 和信号特性有关,如频率特性、复杂度、噪声水平等,其决定 VMD 分解的复杂程度;而二次惩罚因子 α 用于平衡信号的光滑性和稀疏性。

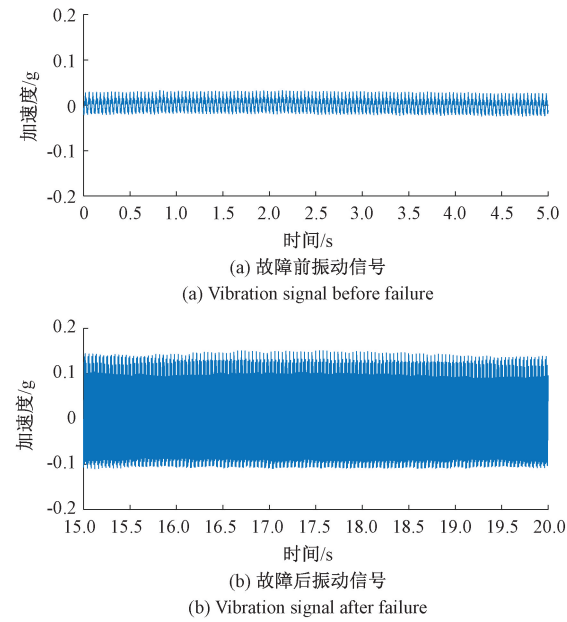


图4 0~5 s 和 15~20 s 内的振动信号

Fig. 4 Vibration signals within 0~5 s and 15~20 s

综合参考文献和实验经验,本研究提出了以下确定 k 和 α 寻优区间的方法:

1) 为了确定分解模态数 k 的寻优区间,首先,使用 EMD 分解算法对信号进行分解,记录得到 IMF 的数目为 k_0 ,这个数目提供了信号的大致分解模态数。然后确定 k 的优化区间为 $[k_0/2, 2k_0]$,以更好的适应信号的复杂性。

2) 将二次惩罚因子 α 的优化区间设置为 $[f_0, 10f_0]$,这个范围保证了 α 在信号的基本频率(奈奎斯特频率)和其 10 倍之间,这样的范围通常能够覆盖大多数信号的频率特性。

基于上述分析,首先使用 EMD 算法分解振动信号,得到 8 个 IMF,所以设置分解模态数 k 的寻优区间为 $[4, 16]$;由于本实验振动信号的采样频率为 1 200 Hz,所以设置二次惩罚因子 α 的寻优区间为 $[600, 6\,000]$ 。进行 3 次独立重复实验,每次实验所设置的种群数量和最大迭代次数如表 2 所示。3 次独立重复迭代实验的 PSO 收敛曲线如图 6 所示,由图 6 可知,在 3 次独立重复迭代实验的测试中,评价函数最小值均收敛到同一数值,为

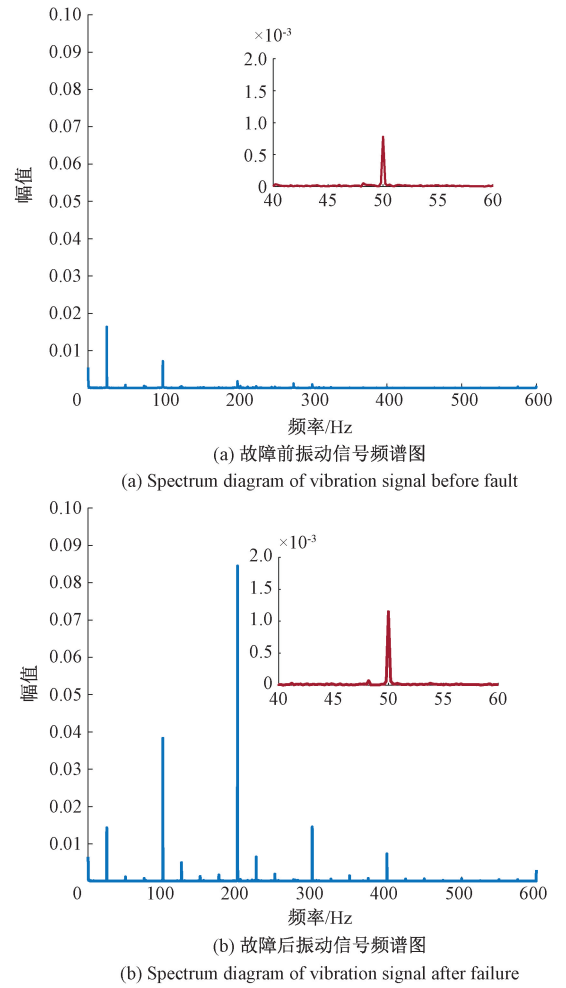


图5 实验测得的振动信号频谱图

Fig. 5 Spectrum diagram of vibration signal measured by experiment

1.183,这证明了本研究提出的 PSO-VMD 方法的稳定性。

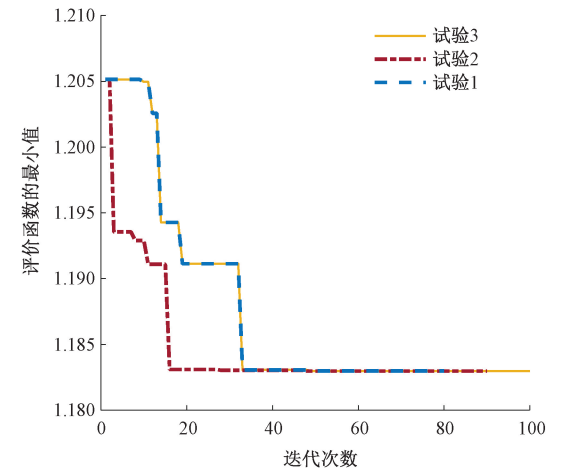


图6 PSO 优化的收敛曲线

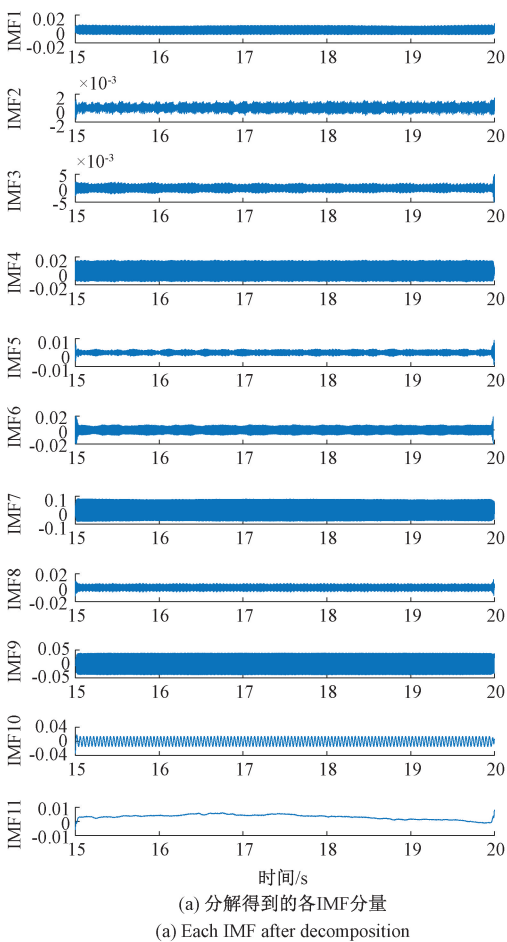
Fig. 6 Convergence curve for PSO optimization

表 2 PSO 算法参数设置

Table 2 PSO algorithm parameter setting

实验标号	最大迭代次数	种群数
1	80	30
2	90	30
3	100	30

3 次独立重复实验得到的 $[k, \alpha]$ 组合如表 3 所示, 将 3 次试验的结果平均以获得最终最优参数组合, 即:



PSO 优化得到的最优参数组合为 $[11, 956]$ 。将此参数组合应用到 VMD, 对图 4(b) 所示的 15~20 s 的故障后振动信号进行分解, 分解得到的 11 个 IMF 分量和每个 IMF 分量相应的频谱图在图 7 中给出。从图 7 可以看出, 分解结果中几乎没有出现频率混叠现象, 可以很好的将主要故障特征频率分离出来 (100 和 200 Hz), 初步验证了所提方法在 PMSM 匝间短路故障特征提取的有效性, 具有一定的工程指导意义。

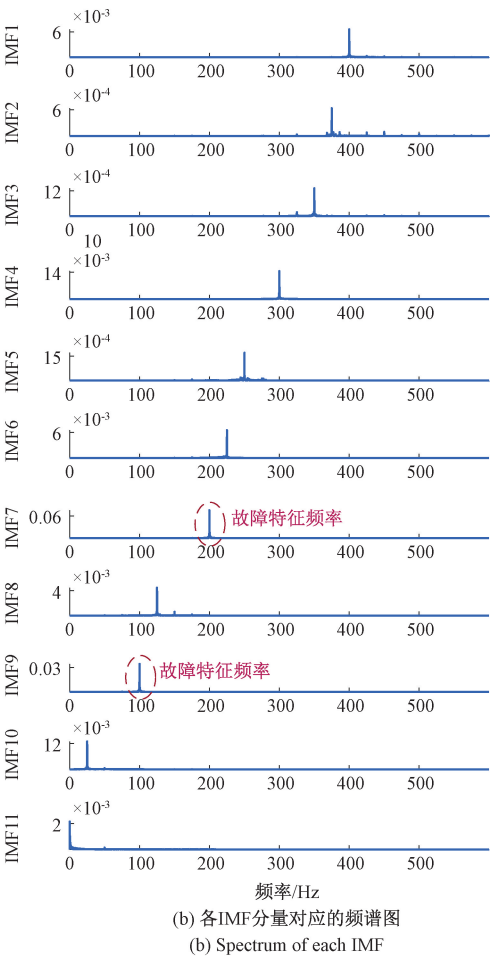


图 7 故障后 15~20 s 振动信号的 PSO-VMD 分解结果
Fig. 7 PSO-VMD decomposition results of 15 to 20 seconds of vibration signals after the fault

表 3 PSO 算法优化结果

Table 3 Optimization results of PSO algorithm

实验标号	分解模态数	惩罚因子
1	11	955
2	11	957
3	11	955

此后, 计算各 IMF 的方差和 VCR 如图 8 所示。由图 8 的计算结果可以进一步得到 C-VCR, 结果如图 9 所示。

本设计中设定 C-VCR 的阈值为 90%, 即选取 C-VCR 达到 90% 的前几个 IMF。由图 9 可知, IMF 的个数为 2 时就可以满足 90% 的 C-VCR 的要求, 所以, 从 C-VCR 的角度出发, 结合图 8 所示的 VCR 结果可以筛选出主要包含故障特征频率的 IMF 分量是 IMF7 和 IMF9。

因此, 使用 HT 对 IMF7 和 IMF9 进行分析并使用三维时频图进行结果展示, 得到图 10 所示结果。由图 10 可以清楚的看到, IMF7 中主要为 200 Hz 的频率, IMF9 中

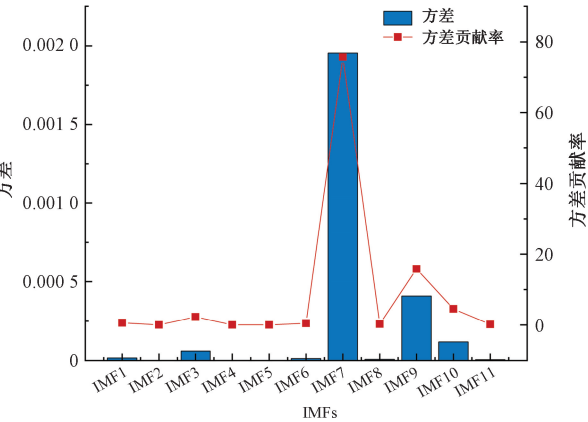


图 8 各 IMF 的方差和方差贡献率计算结果

Fig. 8 Calculation results of variance and VCR of each IMF

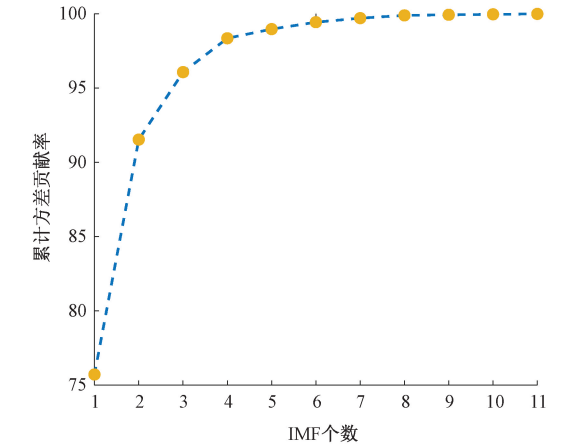


图 9 累计方差贡献率计算结果

Fig. 9 Calculation result of C-VCR

主要为 100 Hz 的频率,100 和 200 Hz 在故障发生前几乎没有或者很小,而故障发生后一直存在且幅值相对较高。

此外,设置两组不同的 $[k,\alpha]$ 参数组合进行对比,第 1 组为 $[11,600]$,第 2 组为 $[6,956]$,使用这两组参数结合 VMD 算法分别对 15~20 s 的实测振动信号进行分解,再通过 HT 对主要包含故障特征频率的 IMF 进行分析,获得的三维时频图如图 11 所示。由图 11 可知,在这两组参数下的 VMD 分解结果中均存在不可避免的模式混叠现象,影响故障特征频率的分离,而 PSO 算法得到的最优参数组合下的 VMD 分解结果中几乎不存在这一问题。这个结果表明,参数组合 $[k,\alpha]$ 的不合理设置会影响 PMSM 中 ITSC 故障特征提取的准确性。此外,这也说明了优化 VMD 算法的必要性。

为了进一步验证 PSO-VMD 用于 PMSM 中 ITSC 振动信号故障特征提取的有效性,分别采用 WPT、EEMD、CEEMD 和 CEEMDAN 结合 HT 分析 15~20 s 的实测振动信号。

在 WPT 中,经验性地应用 db8 作为母小波,并且分解层数设置为 3,得到 8 个小波包系数;而 EEMD,CEEMD,CEEMDAN 分解结果受参数的影响,本研究设置高斯白噪声标准差和加入噪声的次数分别为 0.2 和 50;CEEMDAN 高斯白噪声标准差设置为 0.2,加入噪声的次数设置为 50,最大迭代次数设置为 2 000^[37]。算法分解后,EEMD 和 CEEMD 得到 14 个 IMF,CEEMDAN 得到 16 个 IMF。再由 VCR 和 C-VCR 筛选出故障特征频率分量,最后,再用 HT 分析,得到的结果如图 12 所示。由图 12 可知,WPT、EEMD、CEEMD 和 CEEMDAN 算法分别与 HT 结合都能检测 PMSM 中的 ITSC。然而,三维时频图显示,100 和 200 Hz 的故障特征频率几乎被其他频率所淹没。同时,在三维时频图中也出现了一定的模式混叠现象。

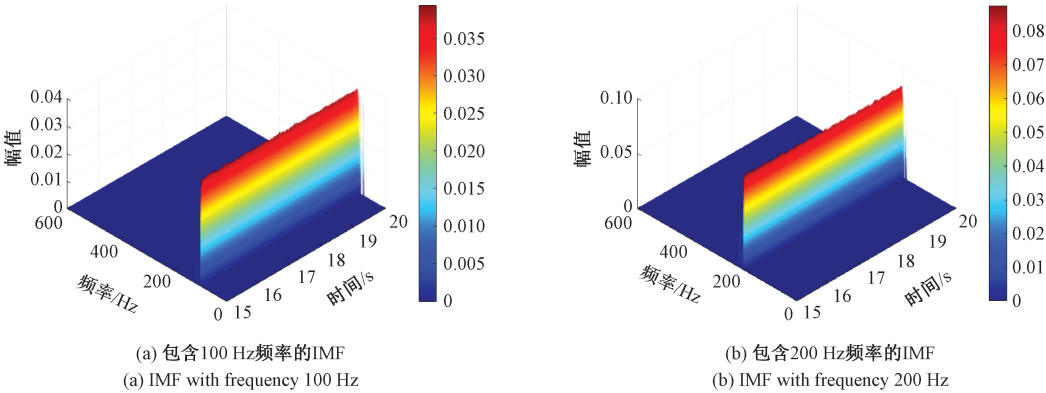


图 10 PSO-VMD 得到的三维时频图

Fig. 10 3D time-frequency diagrams obtained by PSO-VMD

对比图 10、11 和 12,可以看出,PSO-VMD 方法结合 HT 可以更有效地提取 PMSM 中的 ITSC 故障特征。并且,该方法具有较好的噪声鲁棒性,具有较好的工程指导意义。

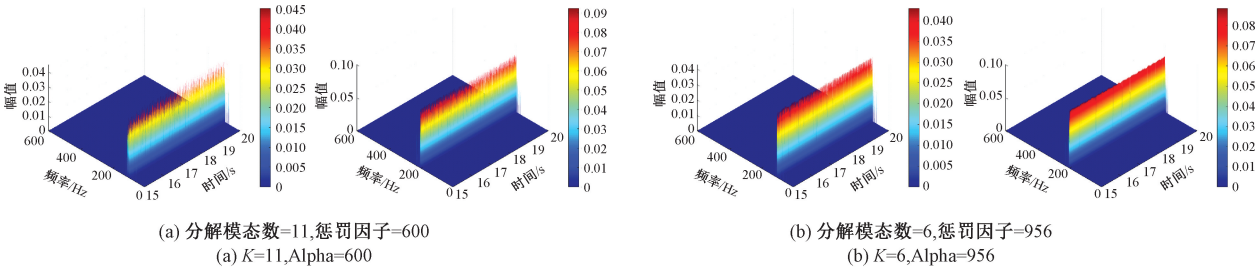


图 11 不同参数组合下 VMD 算法结合 HT 得到的三维时频图

Fig. 11 3D time-frequency diagrams obtained from the VMD algorithm combined with HT under different parameter combinations

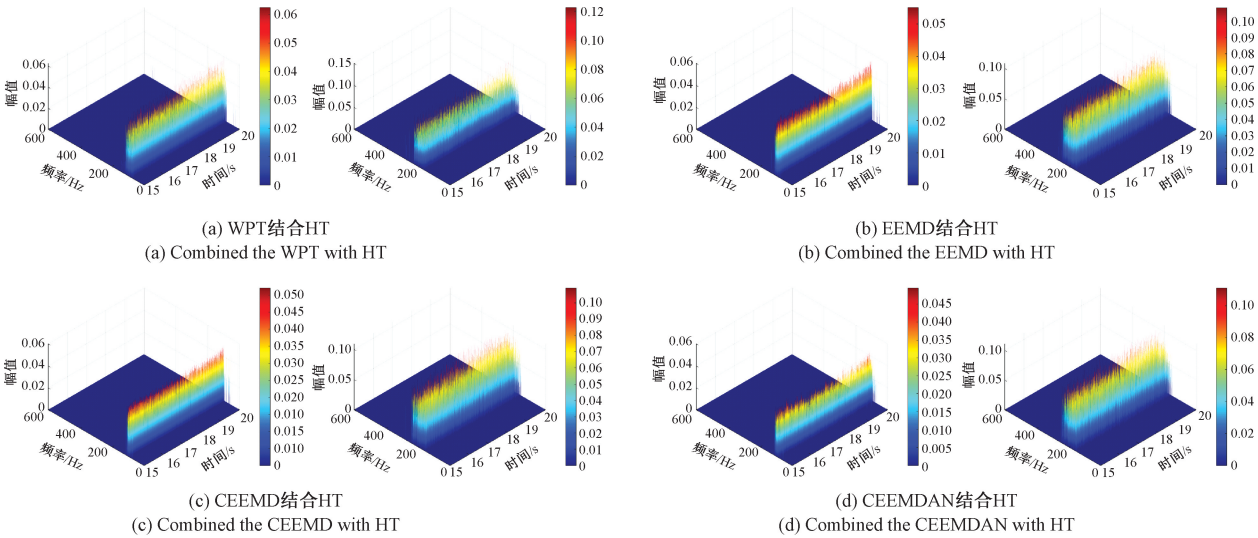


图 12 WPT、EEMD、CEEMD 和 CEEMDAN 分别结合 HT 得到的三维时频图

Fig. 12 3D time-frequency diagrams obtained by WPT, EEMD, CEEMD and CEEMDAN combined with HT respectively

3 结 论

针对 PMSM 匝间短路振动信号故障特征提取研究, 本文提出一种 PSO-VMD 非线性信号分析方法。利用 PSO 寻找得到的 VMD 最优分解层数与二次惩罚因子对振动信号进行分解,再以 C-VCR 为依据筛选出包含故障特征信息的 IMF,最后应用 HT 对筛选出的 IMF 进行分析。

为了验证所提方法的有效性与准确性,搭建了实验平台,实验结果表明,故障后振动信号中主要出现幅值较高的 2 倍旋转频率与 4 倍旋转频率,可为未来的故障诊断和分类提供基础。并且,与 WPT、EEMD、CEEMD 和 CEEMDAN 算法相比,PSO-VMD 算法能够更好地自适应分解信号,提高了故障特征提取的准确性。同时,C-VCR 在筛选故障特征分量方面表现良好。此外,使用三维联合时频图输出时间、瞬时频率与幅值,可以进一步地提高故障特征的表达能力。

参考文献

[1] TONG W M, DAI S H, WU S N, et al. Performance comparison between an amorphous metal PMSM and a silicon steel PMSM [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2019, 55(6) : 1-5.

[2] QI Y, ZAFARANI M, GURUSAMY V, et al. Advanced severity monitoring of interturn short circuit faults in PMSMs [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2019, 5(2) : 395-404.

[3] 马伟明,王东,程思为,等. 高性能电机系统的共性基础科学问题与技术发展前沿 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(8) : 2025-2035.

MA W M, WANG D, CHENG S W, et al. Common basic scientific problems and development of leading-edge technology of high performance motor system [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(8) : 2025-2035.

[4] 吴国沛,余银犬,涂文兵. 永磁同步电机故障诊断研究综述 [J]. 工程设计学报, 2021, 28(5) : 548-558.

WU G P, YU Y Q, TU W B. Review of research on fault

- diagnosis of permanent magnet synchronous motor [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(5): 548-558.
- [5] 何玉灵, 万书亭, 唐贵基, 等. 定子匝间短路对发电机并联支路环流特性的影响 [J]. 电机与控制学报, 2013, 17(3): 1-7.
- HE Y L, WAN S H T, TANG G J, et al. Effects of stator interturn short circuit on the circulating current inside the parallel branch loop [J]. Electric Machines and Control, 2013, 17(3): 1-7.
- [6] 陈柄任, 李颖晖, 李哲, 等. 基于流形学习的 PMSM 早期匝间短路故障特征提取 [J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 18-24.
- CHEN B R, LI Y H, LI ZH, et al. Feature extraction of inchoate interturn short circuit fault for PMSM based on manifold learning [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 18-24.
- [7] 向玲, 李营. 风力发电机轴承复合故障特征提取方法研究 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(9): 144-151, 187.
- XIANG L, LI Y. Feature extraction method for bearing composite faults of a wind turbine [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(9): 144-151, 187.
- [8] 袁彩艳, 孙洁娣, 温江涛, 等. 多域信息融合结合改进残差密集网络的轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(4): 200-208, 252.
- YUAN C Y, SUN J D, WEN J T, et al. Bearing fault diagnosis based on information fusion and improved residual dense networks [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(4): 200-208, 252.
- [9] 张鹏, 束小曼, 厉雪衣, 等. 基于 LSTM 的交流电机系统故障诊断方法研究 [J]. 电机与控制学报, 2022, 26(3): 109-116.
- ZHANG P, SHU X M, LI X Y, et al. LSTM-based fault diagnosis of AC electric machine system [J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(3): 109-116.
- [10] ZAFARANI M, BOSTANCI E, QI Y, et al. Interturn short circuit faults in permanent magnet synchronous machines: An extended review and comprehensive analysis [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2018, 6(4): 2173-2191.
- [11] 魏小玲, 冯永保, 刘珂, 等. 基于 EEMD 的圆弧齿轮泵空化流动及振动特性试验研究 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(10): 90-98.
- WEI X L, FENG Y B, LIU K, et al. Experimental study on the cavitation flow and vibration characteristics of circular arc gear pumps based on EEMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(10): 90-98.
- [12] WANG C, PRIETO M D, ROMERAL L, et al. Detection of partial demagnetization fault in pmsms operating under nonstationary conditions [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 52(7): 1-4.
- [13] YASSA N, RACHEK M. Modeling and detecting the stator winding inter turn fault of permanent magnet synchronous motors using stator current signature analysis [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2020, 167: 325-339.
- [14] XIA Y, LI X, LUO Y. Inter-turn short circuit fault detection of PMSM based on wavelet packet energy spectrum and CEEMDAN-HT [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2023: 1-15.
- [15] 陈勇, 梁洪, 王成栋, 等. 基于改进小波包变换和信号融合的永磁同步电机匝间短路故障检测 [J]. 电工技术学报, 2020, 35(S1): 228-234.
- CHEN Y, LIANG H, WANG CH D, et al. Detection of stator inter-turn short-circuit fault in PMSM based on improved wavelet packet transform and signal fusion [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(S1): 228-234.
- [16] TALHAOU H, MENACER A, KESSAL A, et al. Fast Fourier and discrete wavelet transforms applied to sensorless vector control induction motor for rotor bar faults diagnosis [J]. ISA Transactions, 2014, 53(5): 1639-1649.
- [17] LI Y, TANG B, JIAO S, et al. Optimized multivariate multiscale slope entropy for nonlinear dynamic analysis of mechanical signals [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2024, 179: 114436.
- [18] LI Y, JIAO S, DENG S, et al. Refined composite variable-step multiscale multimapping dispersion entropy: A nonlinear dynamical index [J]. Nonlinear Dynamics, 2024, 112(3): 2119-2137.
- [19] LI Y, TANG B, JIAO S, et al. Snake optimization-based variable-step multiscale single threshold slope entropy for complexity analysis of signals [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023. DOI:10.1109/TIM.2023.3317908.
- [20] WANG Q, GENG P, CHEN J, et al. Dynamic discrimination method of seismic damage in tunnel portal based on improved wavelet packet transform coupled with Hilbert-Huang transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 110023.
- [21] LIU Z, PENG D, ZUO M J, et al. Improved Hilbert-Huang transform with soft sifting stopping criterion and its application to fault diagnosis of wheelset bearings [J]. ISA Transactions, 2022, 125: 426-444.
- [22] TALHAOU H, MENACER A, KESSAL A, et al. Fast Fourier and discrete wavelet transforms applied to sensorless vector control induction motor for rotor bar

- faults diagnosis [J]. *ISA Transactions*, 2014, 53(5): 1639-1649.
- [23] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [24] ZHENG J, SU M, YING W, et al. Improved uniform phase empirical mode decomposition and its application in machinery fault diagnosis [J]. *Measurement*, 2021, 179: 109425.
- [25] ZHENG J, CHENG J, YANG Y. Partly ensemble empirical mode decomposition: An improved noise-assisted method for eliminating mode mixing[J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 362-374.
- [26] WANG L, SHAO Y. Fault feature extraction of rotating machinery using a reweighted complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and demodulation analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138: 106545.
- [27] ZHOU H, YAN P, YUAN Y, et al. Denoising the hob vibration signal using improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and noise quantization strategies [J]. *ISA Transactions*, 2022, 131: 715-735.
- [28] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 62(3): 531-544.
- [29] 王君瑞, 吴新举, 赵东琦, 等. 基于 WOA-VMD 与 PSO-SVM 的锂离子电池内短路故障诊断方法[J]. *工程科学学报*, 2023, 45(12): 2162-2172.
- WANG J R, WU X J, ZHAO D Q, et al. Research on internal short-circuit fault diagnosis methods for lithium-ion batteries based on WOA-VMD and PSO-SVM [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2023, 45(12): 2162-2172.
- [30] 杨森, 王恒迪, 崔永存, 等. 基于改进 SSA 的参数优化 VMD 和 ELM 的轴承故障诊断[J]. *机械传动*, 2023, 47(10): 162-168.
- YANG S, WANG H D, CUI Y C, et al. Bearing fault diagnosis based on parameter optimized VMD and ELM with improved SSA [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2023, 47(10): 162-168.
- [31] 石文杰, 黄鑫, 温广瑞, 等. 基于 DS-VMD 及相关峭度的滚动轴承故障诊断[J]. *振动. 测试与诊断*, 2021, 41(1): 133-141.
- SHI W J, HUANG X, WEN G R, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on DS-VMD and correlated kurtosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(1): 133-141.
- [32] WANG X B, YANG Z X, YAN X A. Novel particle swarm optimization-based variational mode decomposition method for the fault diagnosis of complex rotating machinery [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 23(1): 68-79.
- [33] 康岩松, 臧顺来. 基于多种策略的改进粒子群优化算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2023, 44(8): 1089-1097.
- KANG Y S, ZANG SH L. Improved particle swarm optimization algorithm based on multiple strategies [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2023, 44(8): 1089-1097.
- [34] XU C, YANG J, ZHANG T, et al. Adaptive parameter selection variational mode decomposition based on a novel hybrid entropy and its applications in locomotive bearing diagnosis[J]. *Measurement*, 2023: 113110.
- [35] 邢燕好, 于昊, 张佳, 等. 基于粒子群参数优化的 O-VMD 数据处理方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(4): 304-313.
- XING Y H, YU H, ZHANG J, et al. Research on the O-VMD thickness measurement data processing method based on particle swarm optimization [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(4): 304-313.
- [36] 夏焰坤, 李欣洋, 任俊杰, 等. 基于 CEEMDAN-HT 的永磁同步电机匝间短路振动信号故障特征提取研究[J]. *振动与冲击*, 2024, 43(5): 72-81.
- XIA Y K, LI X Y, REN J J, et al. Study on fault features extraction of vibration signal for inter-turn short circuit in PMSM based on CEEMDAN-HT [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2024, 43(5): 72-81.
- [37] 王孔贤, 邵英, 王黎明. 基于改进变分模态分解和小波阈值法的单相接地故障电流降噪[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(29): 12556-12566.
- WANG K X, SHAO Y, WANG L M. Denoising of single-phase grounding fault current based on improved VMD and wavelet threshold science [J]. *Technology and Engineering*, 2023, 23(29): 12556-12566.

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.



王宛婷, 2022 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: wantingxhu@163.com

Wang Wanting received her B. Sc. degree from Xihua University in 2022. Now she is a M. Sc. candidate in Xihua University. Her main research

interests include power system and power quality analysis.



黄鹏, 2023 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: huangpeng5170@gmail.com

Huang Peng received his B. Sc. degree from Xihua University in 2023. Now he is a M. Sc. candidate in Xihua University. His main research interests include power system and power quality analysis.