

DOI:10.16356/j.1005-2615.2025.05.012

基于改进 EEMD 和 PSO-SVM 的永磁同步电机均匀退磁故障诊断

熊文琪, 张奕珂, 王尧尧

(南京航空航天大学机电学院, 南京 210016)

摘要: 基于电流信号提供了一个新的不同均匀退磁程度的故障诊断方法, 研究了永磁同步电机 (Permanent magnet synchronous motors, PMSMs) 的均匀退磁故障诊断方法。提出了一种基于改进的集合经验模式分解 (Ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 算法和粒子群优化-支持向量机 (Particle swarm optimization-support vector machine, PSO-SVM) 的故障诊断方法。首先利用改进 EEMD 对采集的定子电流信号进行降噪和重构。其次计算处理后数据的分形盒维数作为故障特征参数。最后通过 PSO-SVM 处理特征参数诊断均匀退磁故障。通过解析模型仿真实验和原型实验表明, 该方法能准确识别永磁同步电机均匀退磁故障, 平均识别率超过 96%, 证明了本文故障诊断方法的有效性。

关键词: 永磁同步电机; 故障诊断; 均匀退磁; 集合经验模式分解; 分形盒维数; 支持向量机

中图分类号: TP391.5

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2025)05-0912-12

Diagnosis of Uniform Demagnetization Faults in Permanent Magnet Synchronous Motors Based on Improved EEMD and PSO-SVM

XIONG Wenqi, ZHANG Yike, WANG Yaoyao

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: This paper focuses on the study of uniform demagnetization fault diagnosis in permanent magnet synchronous motors (PMSMs) and proposes a novel method based on current signals for diagnosing faults at different degrees of uniform demagnetization. An improved ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm combined with particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) is introduced for fault diagnosis. First, the improved EEMD is employed to denoise and reconstruct the collected stator current signals. Then, the fractal box dimension of the processed data is calculated as the fault feature parameter. Finally, PSO-SVM is utilized to diagnose uniform demagnetization faults based on the extracted feature parameters. Simulation experiments and prototype testing demonstrate that the proposed method accurately identifies uniform demagnetization faults in PMSMs, achieving an average recognition rate of over 96%, thus validating the effectiveness of the proposed fault diagnosis approach.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); fault diagnosis; uniform demagnetization; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); fractal box-counting dimension; support vector machine (SVM)

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (52175097)。

收稿日期: 2024-09-18; **修订日期:** 2024-12-12

通信作者: 王尧尧, 男, 副教授, 博士生导师, E-mail: yywang_cmee@nuaa.edu.cn。

引用格式: 熊文琪, 张奕珂, 王尧尧. 基于改进 EEMD 和 PSO-SVM 的永磁同步电机均匀退磁故障诊断[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2025, 57(5): 912-923. XIONG Wenqi, ZHANG Yike, WANG Yaoyao. Diagnosis of uniform demagnetization faults in permanent magnet synchronous motors based on improved EEMD and PSO-SVM[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics (Natural Science Edition), 2025, 57(5): 912-923.

永磁同步电机(Permanent magnet synchronous motors, PMSMs)相比于其他电机具有高效率运行、高精度扭矩控制、结构紧凑、维护要求低以及工作噪音低等显著优点,被广泛用于工业化、机器人、电动汽车和家用电器等多个领域^[1-4]。退磁故障是永磁同步电机独有的故障。由于外部磁场、磁体损坏、高温环境、定子电流过大和磁体自然老化等影响导致永磁体可能发生不可逆退磁^[5-7],这会严重影响电机的性能,导致噪音、振动、输出扭矩降低和转速不稳。最终会导致高精度机械的输出性能下降,影响产品加工精度。因此,在工业应用中需要一种有效的故障诊断方法来准确识别退磁故障的发生。

永磁同步电机的退磁故障诊断方法主要有高频信号注入法^[8-9]、模型驱动法^[10-11]和数据驱动法^[12-13]3种基本方法。基于高频信号注入的诊断方式需要在电机停机状态下,施加外部磁场改变电机内部磁路状态,使定子感应电流发生波动变化,从而实现退磁故障的检测^[14]。但是高频信号注入法需要借助外部测试设备,对电机进行拆卸检查,无法对电机进行实时诊断并发挥故障早期预警作用。基于模型驱动的诊断方法通常分为两类。(1)基于Maxwell和Simplorer软件进行有限元分析。Melecio等^[15]利用二维有限元模型预测不同PMSM退磁故障的电流信号频谱特征模式,并用于区分不同模式的永磁体退磁故障以及这些故障在不同严重程度下的表现。尽管有限元分析方法有很高的仿真精度,但是过于费时耗力,占用了大量计算资源。(2)通过MATLAB/Simulink软件创建数学模型的分析方式。Liu等^[16]深入分析不同坐标下气隙偏心率与电感之间的关系,开发了内部PMSM高频电感分析模型,可检测和区分转子偏心和永磁体部分退磁。Quintal-Palomo等^[17]使用有限元软件和Simulink联合仿真,并与实验结果对比验证仿真结果与实验测量结果一致,使用仿真模型模拟故障获取相电流、角速度反馈和电流等数据进行退磁故障诊断。丁石川等^[18]利用Simplorer、Simulink和Maxwell联合仿真建立了永磁同步电机均匀退磁故障诊断仿真模型,分析故障后径向气隙磁密的变化规律,结合定子电流信号实现均匀退磁故障的有效诊断。该方法基于数学模型,不能反映电机的真实工作状态,在实际应用环境中的实用性还有待验证。

基于数据驱动的诊断方法侧重于对电机信号数据的采集、处理与分析,通过深入挖掘信号数据中隐藏的故障特征信息,实现对电机故障的有效诊断。常用于处理和分析永磁同步电机退磁故障的信号有电压^[19-21]、电流^[22-23]和磁信号^[24-26],常用频域

和时频域方法对这些信号进行分析诊断永磁同步电机的退磁故障^[27]。Haddad等^[22]利用定子电流和电压特征分析方法测试了局部退磁、静态偏心和匝间短路3种故障,并对相电压和电流信号进行快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT)处理。Yang等^[28]将振动波形和振动频率经过FFT成功应用于检测局部退磁和匝间短路故障。使用FFT等频域方法需要在故障诊断精度和最小计算工作量之间做到平衡,对非平稳信号、瞬态特征和时变频率分析能力较弱^[29-30]。因此时频域方法越来越多地被应用于检测退磁故障。常用的时频域分析方法有短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)、小波变换(Wavelet transform, WT)和希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)等。Eker等^[30]采集恒速状态下的永磁同步电机电流信号作为输入数据,通过卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)模型进行特征提取和故障诊断。结果表明,该CNN模型在诊断永磁同步电机局部退磁故障方面有平均99.92%的成功率。Delgado等^[31]利用连续小波变换对暂态电流信号进行预处理,确定分形盒维数并提取损伤特征,该方法在检测非稳态运行下的PMSM时表现出良好的应用效果。此外,已有大量人工智能算法应用于电机退磁故障诊断的案例。Chang等^[32]将自动编码器和K均值聚类算法相结合,对PMSM局部退磁故障进行了诊断,并通过实验验证了该方法的准确性,准确率达到96%。Song等^[33]提出了一种融合S变换和粒子群优化-最小二乘支持向量机相结合的针对局部退磁故障的诊断手段,该方法具有较高的灵敏度和准确度,准确率达到100%。Ullah等^[34]提取了PMSM振动信号和定子电流,使用可视化几何组网络进行处理,并将特征信号转换成图像,诊断准确率达到96.65%。Huang等^[35]基于磁泄漏信号,通过小波散射卷积网络(Wavelet scattering convolution network, WSCN)提取二维磁泄漏信号图像特征,采用半监督深度规则(Semi-supervised deep rule-based, SSDRB)分类器实现永磁同步电机的均匀退磁故障诊断。

综上,目前国内外学者对退磁故障的研究集中在局部退磁故障,然而均匀退磁故障特性与局部退磁故障不同。发生均匀退磁故障后,电机仍能维持对称运行,因此基于电机输出信号的局部退磁故障诊断方法在应对均匀退磁故障时可能失效。本文为均匀退磁故障的永磁同步电机建立数学模型,基于数学模型提出一种退磁故障诊断方法。利用改进集合经验模式分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)对采集的定子电流信号进

行降噪重构,采用分形盒维数算法提取均匀退磁故障的特征参数,采用粒子群优化-支持向量机(Particle swarm optimization-support vector machine, PSO-SVM)建立故障诊断模型。最后进行实验采集数据验证了该方法的有效性。

1 永磁同步电机均匀退磁故障模型

1.1 解析模型

本文构建了一个包含电源逆变、控制策略及永磁同步电机本身的全面控制驱动系统模型。在此基础上,首先基于 dq 坐标系对永磁同步电机模型进行了构建,进而深入开发了相应的控制模型。该控制模型主要运用 PI 调节器进行永磁同步电机的矢量控制,并采用了 $i_d = 0$ 的控制策略。矢量控制的核心在于对定子电流矢量的精准调控,通过调整磁链的幅值及其方向,可以有效地实现对永磁同步电机的精确控制。根据永磁同步电机矢量控制系统的运行机制,在 Simulink 中建立了仿真模型组件,包括永磁同步电机模块、坐标转换模块、逆变器模块和速度控制器模块等。将这些模块集成在一起,形成一个完整的基于 PI 控制器的永磁同步电机矢量控制系统仿真模型。采用空间矢量脉宽调制控制策略,通过对参考电压的精确调控实现电机理想的圆形磁链轨迹。设置三相永磁同步电机仿真模块的相关磁链参数实现不同退磁程度的仿真实验。

1.2 仿真结果

仿真参数设置为电机转速 1 500 r/min,仿真时间为 1 s,电机启动时初始负载为 3 N·m,运行到 0.4 s 时增加到 6 N·m,采样周期设置为 10 μ s。最终成功获得了仿真运行过程中的转速波动曲线、输出扭矩波动曲线和定子电流波动曲线,如图 1 所示。

仿真模型展现出较好的响应速度和调节性能,有效验证了所构建模型的精确性。通过逐步降低转子主磁通数值,同时确保其他仿真参数和条件维持不变,从而实现退磁故障的有效模拟。

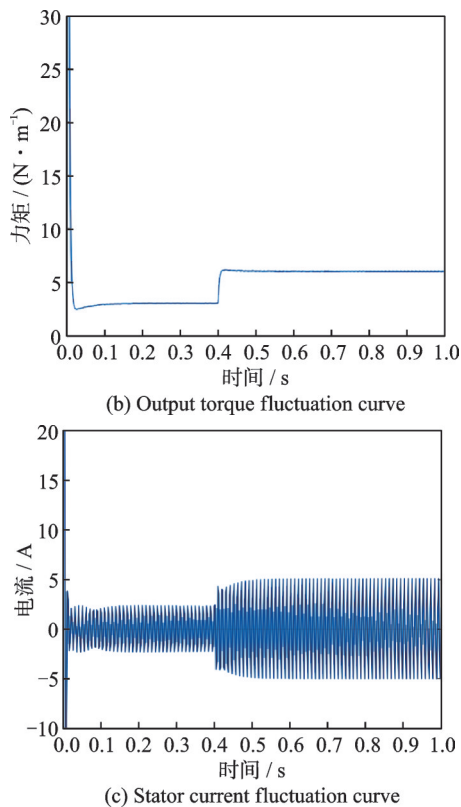
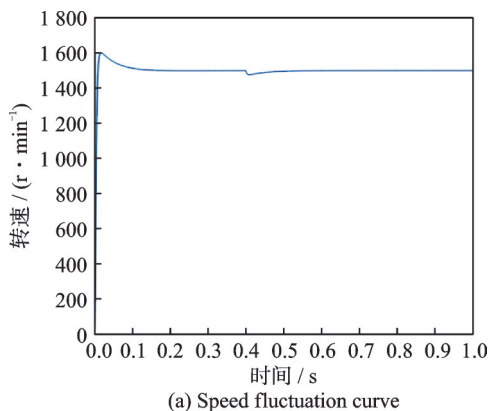
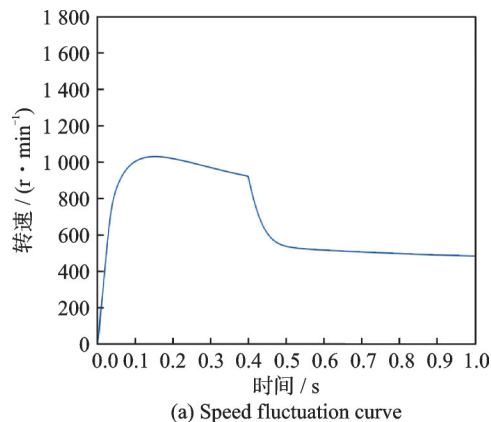


图 1 系统模型正常电机仿真结果

Fig.1 Simulation results of the system model for normal motor

为探究电机在不同退磁程度下的输出信号变化规律,分别对 20%、40%、60% 和 80% 这 4 种不同程度退磁故障进行仿真。由于电机在启动过程中会产生过电流现象,进而引发去磁磁场,致使电机内部短暂退磁,待电机稳定运转后方能恢复正常状态,故在仿真实验中主要针对电机稳态运行时的数据进行处理和分析。图 2 为 80% 均匀退磁故障仿真得到的输出转矩、转速和定子电流结果。对比正常电机仿真结果,在 80% 的均匀退磁故障下,电机的转速和输出扭矩明显下降,定子电流的幅值显著增加,且波形紊乱,这些现象都加剧了电机运行的不稳定性。

由于电机在 80% 均匀退磁故障发生后无法正



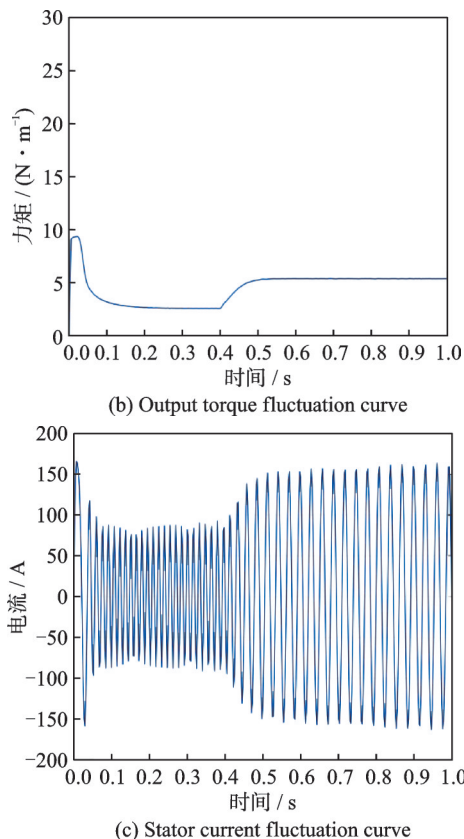


图2 80%均匀退磁故障仿真结果

Fig.2 Simulation results of an 80% uniform demagnetization fault

常运行,可依靠肉眼识别,对其进行研究意义不大。在同一运行条件下,对正常、20%、40%和60%均匀退磁故障程度下的转速、输出扭矩和定子电流分别进行比较,如图3所示。在退磁程度逐渐加深的过程中,电机转速在1500 r/min左右小

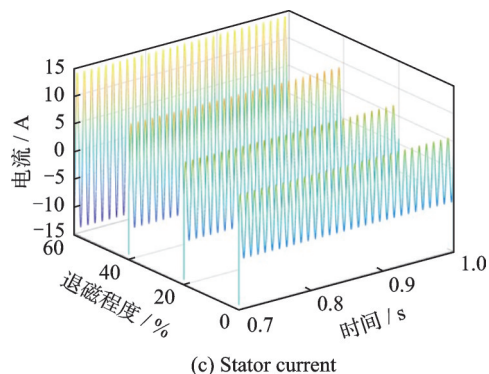
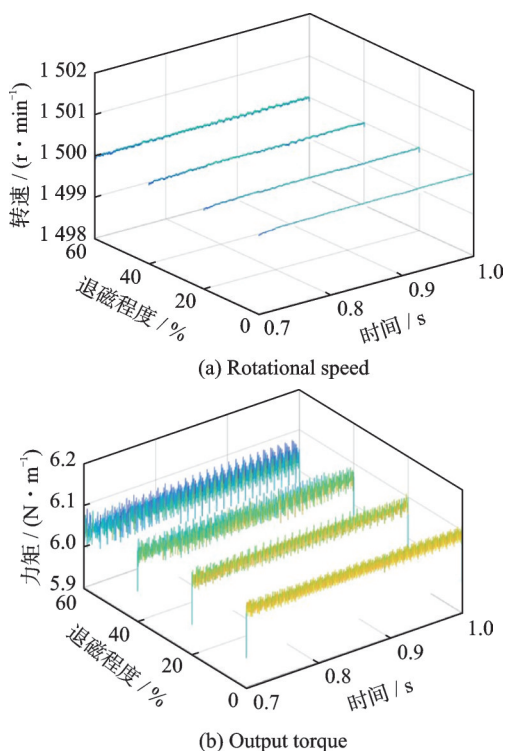


图3 不同退磁故障程度下的转速、输出扭矩和定子电流对比图

Fig.3 Comparison of speed, output torque, and stator current under different degrees of demagnetization faults

幅波动,输出扭矩的幅值波动明显增强,基本保持在6 N·m到6.1 N·m范围内,但是定子电流幅值变化最为显著,由初始的5 A增大至15 A。因此后文选择定子电流作为均匀退磁故障诊断信号。由于永磁同步电机的电磁转矩与电流矢量和永磁体磁链的乘积成正比,有

$$T_e = \frac{3P}{4} (\psi_{PM} i_q + (L_d - L_q) i_d i_q) \quad (1)$$

式中: P 为电机极数, ψ_{PM} 为永磁体磁链, L_d 为 d 轴的电感, L_q 为 q 轴的电感, i_d 为 d 轴的电流, i_q 为 q 轴的电流。在模拟均匀退磁故障模型中,理论电流值应与永磁体磁链的乘积为一恒定值,计算的理论电流幅值大小如图4所示。随着退磁程度的增加,理论电流幅值与仿真电流幅值误差增大,在退磁程度为60%时,幅值误差达到最大5.5%,总体误差较小,验证了均匀退磁故障诊断模型的有效性。

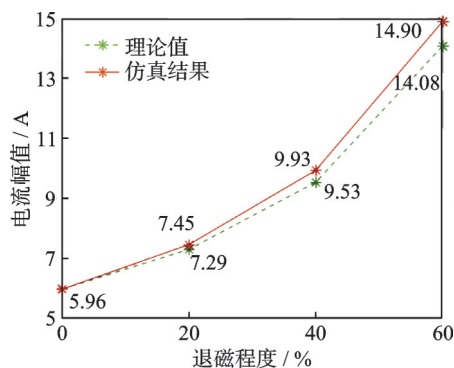


图4 电流幅值与退磁程度关系图

Fig.4 Relationship between current amplitude and degree of demagnetization

2 故障特征提取

2.1 改进EEMD算法

EEMD算法通过原信号中引入一组均值为零的白噪声序列,随后对新信号序列的所有子信号进行经验模态分解(Empirical mode decomposition,

EMD)操作,每个子信号可分解为多个几乎正交的本征模态函数(Intrinsic mode functions, IMFs)。对多组分解得到的IMFs进行集合平均处理,可有效地改善EMD模态混叠现象^[36]。在信号的EEMD分解过程中,高频IMF分量通常被视为噪声,这些无效的IMF分量去除后对剩下的IMF分量重构就实现了信号的降噪。

针对EEMD降噪过程中IMF真实分量选取的难题,基于文献[37]可知,经过滤波分解处理后的白噪声序列的各IMF分量展现出1个稳定的特性,即其能量密度与平均周期之积维持恒定值。基于白噪声分解后IMF分量的特性,提出了一种改进EEMD分解算法,旨在实现IMF分量的自动筛选。

对于包含随机白噪声 $\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)\}$ 的信号集进行EEMD分解。每个子信号 $x_i(t)$ 得到 M 个IMF分量,为每个分量计算一个参数 P_j ,有

$$P_j = E_j \times \overline{T_j} \quad (2)$$

式中: E_j 为第 j 个IMF分量的能量密度; $\overline{T_j}$ 为第 j 个IMF分量的平均周期。它们的计算公式为

$$E_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [A_j(i)]^2 \quad (3)$$

$$\overline{T_j} = \frac{2N}{O_j} \quad (4)$$

式中: N 为每一个IMF分量的采样点数, A_j 为第 j 个IMF分量的振幅大小, O_j 为第 j 个IMF分量的极值点。

按照式(5)计算筛选系数 $r_j(j \geq 2)$,有

$$r_j = \left| \frac{P_j - \frac{1}{j} \sum_{i=1}^j P_i}{\frac{1}{j} \sum_{i=1}^j P_i} \right| \quad (5)$$

当 $r_j \geq 1$ 时,可以推断第 j 个IMF的 P_j 相较于前 $j-1$ 个IMF的 P_j 平均值呈现一个倍增趋势,前 $j-1$ 个IMF分量的能量密度与其平均周期之积为一恒定值。前面 $j-1$ 个IMF分量主要代表噪声成分,将其剔除。为了提取更纯净的信号特征,同时去除了作为趋势项的余项。为了实现对原始信号的有效筛选处理,利用剩余的IMF分量对信号进行重构,这一改进EEMD分解方法的总体流程如图5所示。

基于均匀退磁故障仿真模型,获取正常状态、20%退磁、40%退磁和60%退磁状态下的定子电流信号,利用改进EEMD分解法对电流信号进行分析处理,选取分解次数为100,幅值为0.2,产生了12阶IMF分量。图6为60%退磁下的IMF分量图,4种状态的IMF分量图中,IMF1~4为EEMD分解后的高频趋势项,IMF5~12为分解后

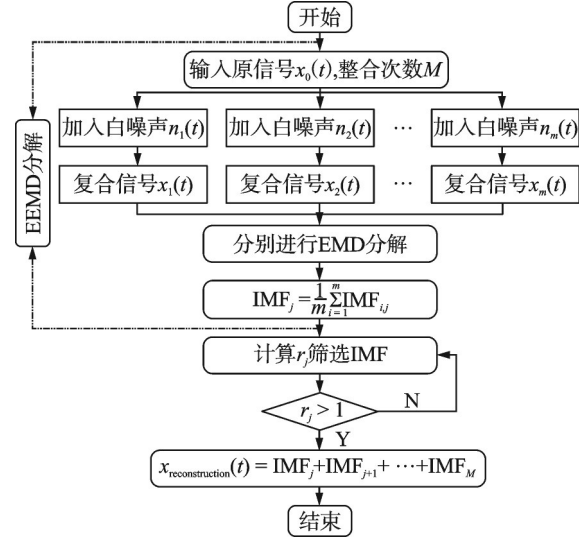


图5 改进EEMD分解的流程图

Fig.5 Decomposition flow chart for improved EEMD

的低频趋势项。计算IMF分量的筛选系数,4种状态的IMF1~IMF4分量筛选系数 r_j 的值均小于1,因此将其作为噪声去除,对剩余的IMF5~12分量保留,重构为新的电流信号。

对信号进行低通滤波作为对比,截止频率设置为电流基频的5倍,即500 Hz以覆盖电流基频及主要谐波。同时采用主流的皮尔逊相关系数法,设定

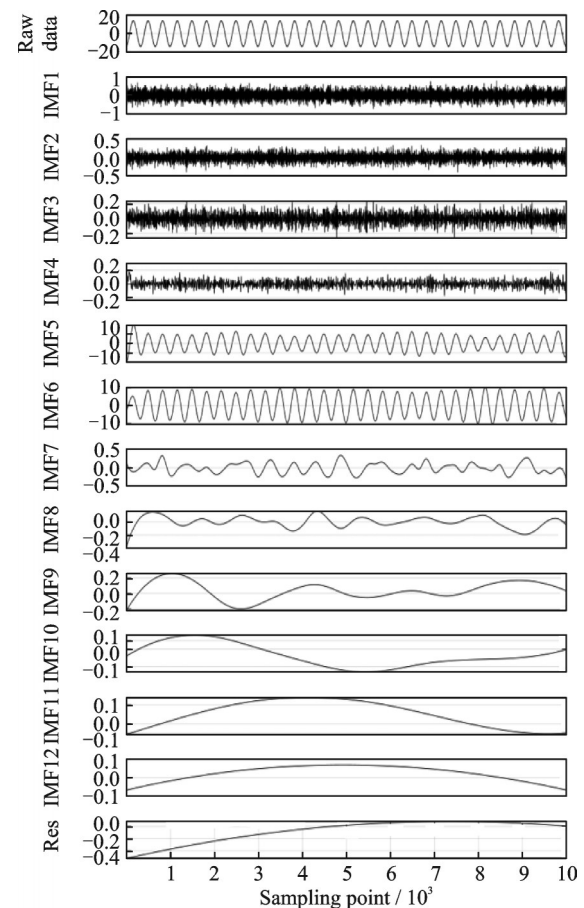


图6 60%退磁状态下的IMF分量图

Fig.6 IMF components under 60% demagnetization

筛选阈值为取最大相关系数的10%。对小于筛选阈值的IMF剔除,对剩下的IMF分量重构为新的信号。图7为3种方法处理后的60%退磁状态下的电流重构信号。对比原始信号,3种方法处理后的信号波动均大幅度减小,峰值的显示准确性均有加强。

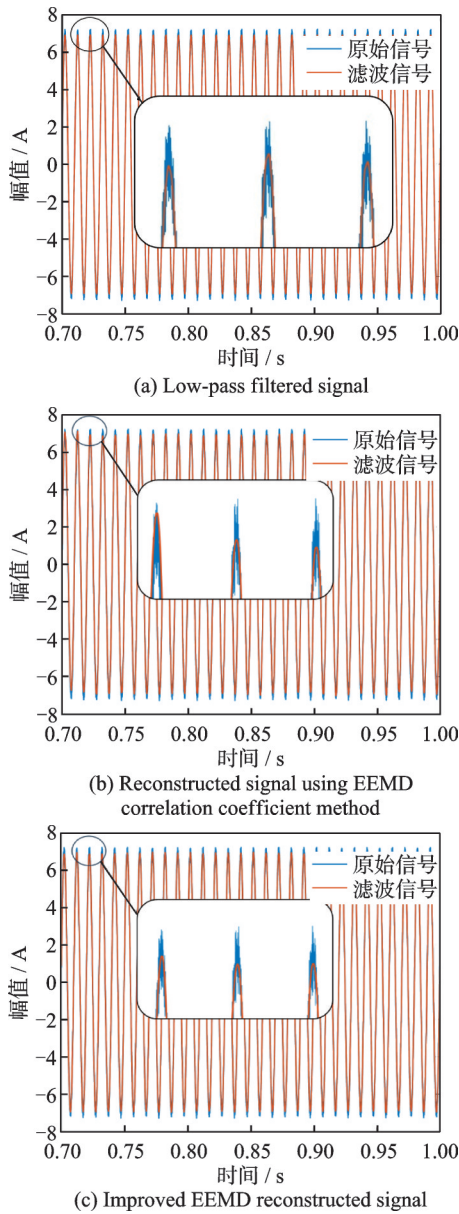


图7 60%退磁状态下电流信号重构对比图

Fig.7 Comparison of reconstructed current signals under 60% demagnetization

对4种状态下的定子电流信号分别进行EEMD相关系数法、改进EEMD法和低通滤波后,发现两者方法的重构信号峰值基本相同,但是EEMD相关系数法重构的信号峰值范围在6.87~7.12 A,低通滤波信号峰值在6.88~6.98 A,其波动均大于改进EEMD重构的信号峰值范围6.87~6.95 A,并且低通滤波信号的波峰存在波动,波峰区域波形不对称,说明仍存在一定噪声成分,增加

了信号的复杂性,对后续信号的故障特征值计算存在干扰。由于改进EEMD重构信号有效的减少极值的出现,降低了对一些中间分量的选取误判,其在处理信号时表现出更高的精确性和稳定性,有助于更准确地反映信号的原始特征。

2.2 故障特征值

分形几何理论为故障信号的非线性、非平稳特征提取创新性方法,相比传统的特征提取方式,可以更加精准地捕捉信号复杂特征。设离散信号 $y(i)$ 属于集合 Y ,而 Y 则是 n 维欧式空间 R^n 上的闭集。使用尽可能细致的 ϵ 网格对 R^n 进行划分,统计 Y 的网格数量 N_ϵ 。将 ϵ 网格逐步放大至 $k\epsilon$ 网格,其中 k 为正整数。在每次放大的过程中,记录 Y 在离散空间上的网格计数 $N_{k\epsilon}$,有

$$P(k\epsilon) = |\max \{ y_{k(i-1)+1}, y_{k(i-1)+2}, \dots,$$

$$y_{k(i-1)+k+1} \} - |\min \{ y_{k(i-1)+1}, y_{k(i-1)+2}, \dots,$$

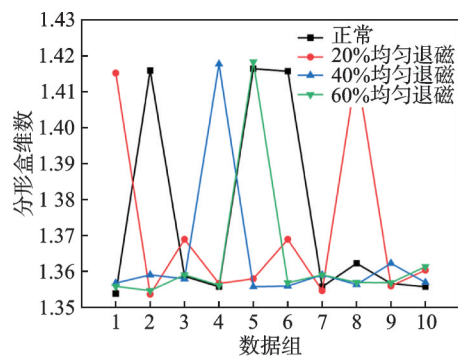
$$y_{k(i-1)+k+1} \}| \quad (6)$$

$$N_{k\epsilon} = \frac{P(k\epsilon)}{\epsilon} + 1 \quad (7)$$

式中: $i=1,2,\dots,N/k$,其中 N 为采样点数, $k=1,2,\dots,M$, $M \leq N$,且 $N_{k\epsilon} > 1$ 。选取 $\lg(k\epsilon)$ 与 $\lg N_{k\epsilon}$ 双对数曲线中线性表现较佳的一段作为无标度区,区间的起始点和终止点分别标记为 k_1 和 k_2 ,计算分形盒维数,有

$$\dim_B = \frac{(k_2 - k_1 + 1) \sum \lg k \lg N_{k\epsilon} - \sum \lg k \sum \lg N_{k\epsilon}}{(k_2 - k_1 + 1) \sum \lg^2 k - (\sum \lg k)^2} \quad (8)$$

将计算得到的分形盒维数作为PMSM发生均匀退磁故障的故障特征参数。对正常、20%退磁、40%退磁和60%退磁4种状态进行仿真,每种状态得到10组定子电流信号数据。对定子电流数据分别使用低通滤波、EEMD相关系数法和改进EEMD法重构信号,计算4种不同状态下的分形盒维数折线图如图8所示。低通滤波和EEMD相关系数法重构信号的分形盒维数数值交错分布,缺乏



(a) Low-pass filtered signal

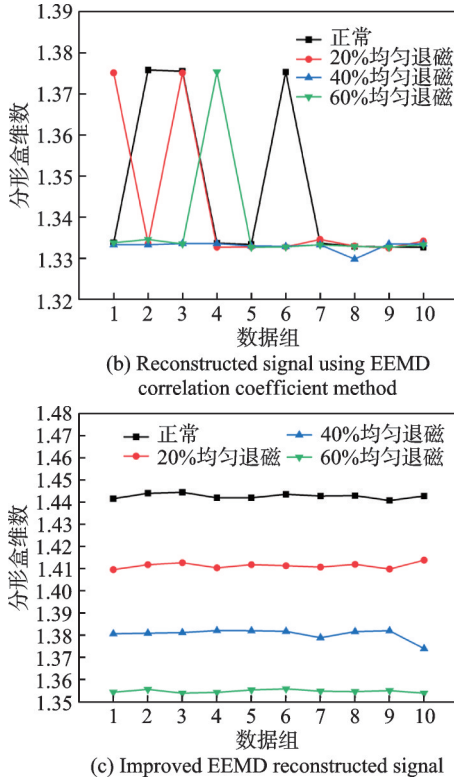


图8 4种状态信号的分形盒维数折线图

Fig.8 Line graph of fractal box-counting dimensions for four states

明确的数值范围。改进EEMD法重构信号的分形盒维数在不同状态下的故障特征有明确的数值范围,可以清晰的区分4种状态,证明了该方法可以作为特征向量输入模型进行训练和分类识别。

3 基于 PSO-SVM 的故障诊断

3.1 PSO-SVM

永磁同步电机的均匀退磁故障分类模型要求泛化能力强,准确率高,小样本下运算速度快。采用 PSO 算法优化 SVM 模型的核函数和惩罚因子,可提高分类模型的准确率。

学习样本数据为 (x_i, y_i) , $x \in \mathbf{R}^d$, $y \in \{+1, -1\}$, SVM 算法的目标函数和不等式约束如下

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } y_i \geq \mathbf{w}^T \cdot \varphi(\mathbf{x}, x_i) + b + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{w}$ 为权重向量, C 为惩罚因子, ξ_i 为松弛因子, $\varphi(x_i)$ 为核函数, b 为常量。核函数选取高斯径向核函数

$$\varphi(\mathbf{x}, x_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

其中 σ^2 为核函数宽度。PSO 算法如下

$$\mathbf{v}_{id}^{k+1} = \mathbf{v}_{id}^k + c_1 r_1^k (\mathbf{p}_{id}^k - \mathbf{x}_{id}^k) + c_2 r_2^k (\mathbf{g}_{id}^k - \mathbf{x}_{id}^k) \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \quad d = 1, 2, 3, \dots \quad (12)$$

式中: i, d 和 k 分别为粒子数、粒子尺寸和迭代次数; $\mathbf{v}_{id}^k$ 为粒子 i 的速度; $\mathbf{x}_{id}^k$ 为粒子 i 的位置; $\mathbf{p}_{id}^k$ 为粒子 i 的最优位置; $\mathbf{g}_{id}^k$ 为全局最优位置; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为范围 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

3.2 故障诊断模型

图 9 所示为针对永磁同步电机均匀退磁故障设计的基于 PSO-SVM 算法的故障诊断模型。首先,对原始的定子电流信号,利用改进 EEMD 算法提取有效 IMF 分量。其次,基于 IMF 分量重构信号计算分形盒维数,得到故障特征参数。最后,训练 PSO-SVM 故障诊断模型,输入测试数据验证模型准确性。

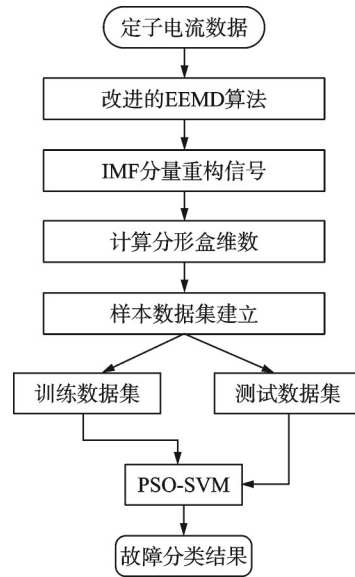


图9 基于 PSO-SVM 的故障诊断模型

Fig.9 Fault diagnosis model based on PSO-SVM

4 实验和结果分析

4.1 仿真实验

对正常、20%退磁、40%退磁和60%退磁4种状态进行仿真实验,每种状态进行60组实验。最后共收集到240组故障特征样本。从每种状态中选取36组数据,共计144组数据作为训练集,剩余的96组数据作为测试集。利用数字1、2、3、4分别标识正常、20%退磁、40%退磁和60%退磁这4种电机运行状态,利用改进EEMD算法得到的分形盒维数作为故障诊断的输入数据。图10为3种故障诊断模型的测试结果,图10(a)为采用阈值判别法的诊断结果,以图8(c)的每个状态平均值作为特征中心,取相邻状态特征中心值的中间位置作为分类阈值划分不同故障状态的范围,最终总体故障诊断识别率为95.83%。图10(b)为标准SVM模型的诊断结果,其总体故障诊断识别率为94.79%。

图 10(c)为 PSO-SVM 模型的诊断结果,其总体故障诊断识别率为 97.92%,显著高于标准 SVM 模型,表明 PSO 在 SVM 参数优化中的有效性。

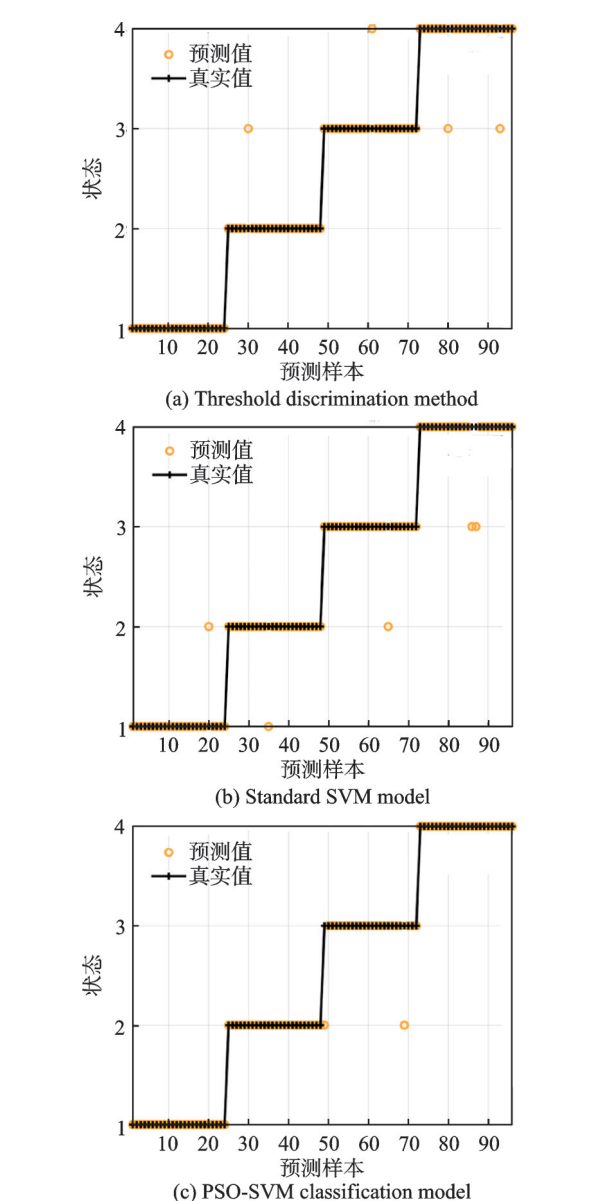
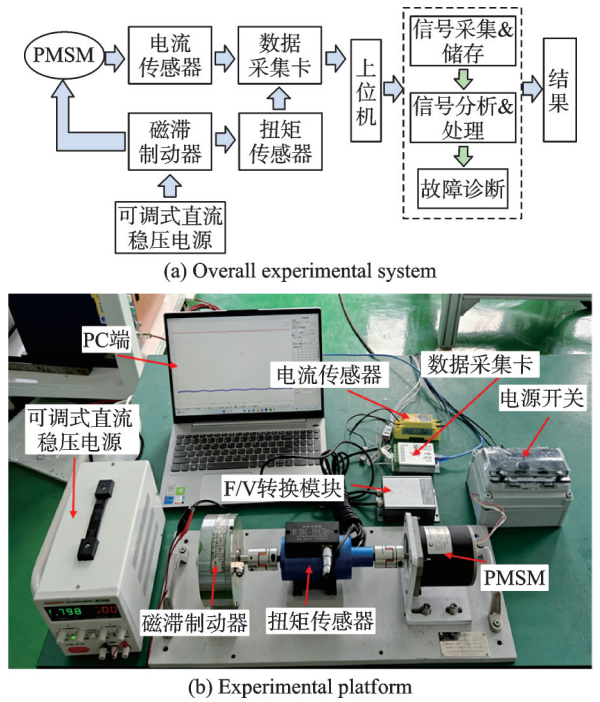


图 10 故障诊断模型测试结果
Fig.10 Fault diagnosis model test results

4.2 原型实验

搭载实验平台验证了所提出的永磁同步电机均匀退磁故障诊断方法的有效性。实验平台如图 11 所示,实验平台由实验样机磁滞制动器、扭矩传感器、电流传感器、数据采集卡和 PC 机等组成。具体实验过程如下,将永磁同步电机内的永磁体取出,标记 4 个位置并测量原始磁感应强度,高温退磁后计算不同位置的磁感应强度下降程度,得到不同均匀退磁程度的永磁体,将均匀退磁后的永磁体放入永磁同步电机内,最终成功得到 20%、40%、60% 不同程度的均匀退磁故障,如表 1 所示。永磁同步电机通电转动,控制磁滞制动器的电流大小改变负载扭矩,利

用数据采集卡采集电流传感器数据,PC 机存储采集的数据,并进行均匀退磁故障诊断。



(a) Overall experimental system
(b) Experimental platform
图 11 永磁同步电机均匀退磁故障诊断实验系统
Fig.11 Experimental system for PMSM uniform demagne-
tization fault diagnosis

表 1 永磁体高温退磁实验数据
Table 1 Demagnetization data of permanent magnets at
high temperature

组别		1	2	3
实验前磁场 强度/Gs	方向 1	1 390	1 367	1 416
	方向 2	1 404	1 431	1 413
	方向 3	1 431	1 449	1 435
	方向 4	1 435	1 447	1 454
	平均	1 415	1 423.5	1 429.5
实验后磁场 强度/Gs	方向 1	1 153	815	580
	方向 2	1 112	838	578
	方向 3	1 136	833	581
	方向 4	1 135	842	575
	平均	1 134	832	578.5
实验结果	平均退磁率/%	19.86	41.55	59.5

4.2.1 与仿真结果的比较

采集的永磁同步电机正常状态定子电流如图 12 所示。电流波动较为稳定,表明电机在正常工作状态下运行平稳。与仿真信号相比,实际状态下的电机振动较大,导致电流的幅值振动相比仿真结果要大。这种现象的原因可以归结为多种原因,首先,仿真模型是对实际物理系统的简化,无法完全复现所有影响电机性能的因素。其次,实际电机在运行过程中受到各种外部干扰和内部因素影响,如机械振动、温度变化和电磁干扰等,这些因素在仿真中难以完全模拟。

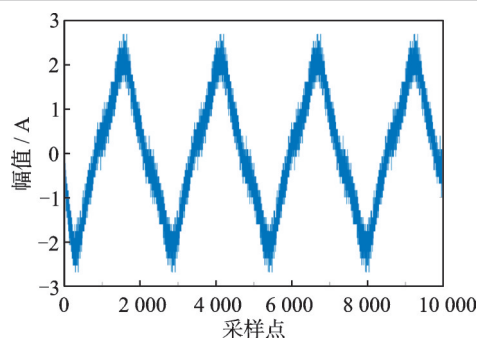


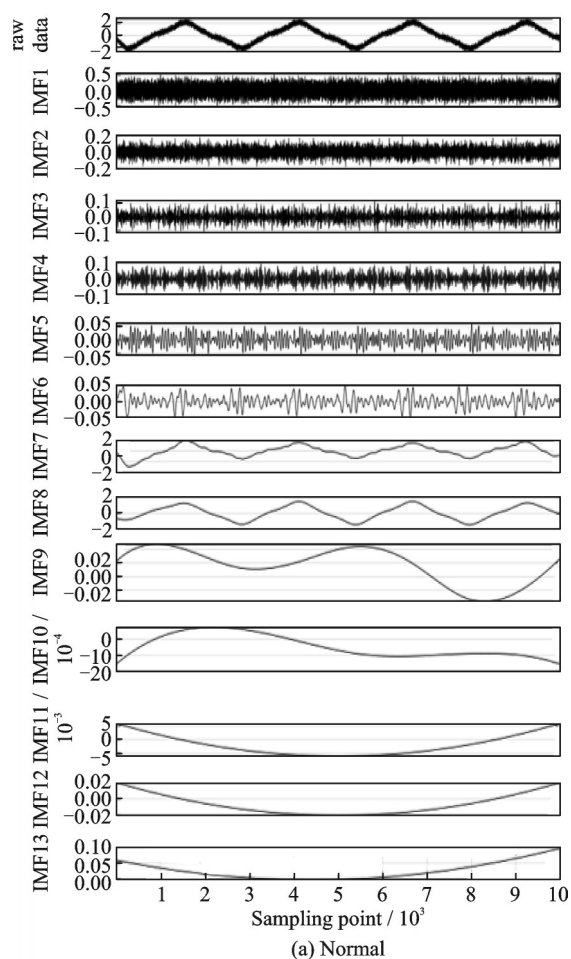
图 12 永磁同步电机正常状态下的定子电流信号

Fig.12 Stator current signal in normal condition of PMSM

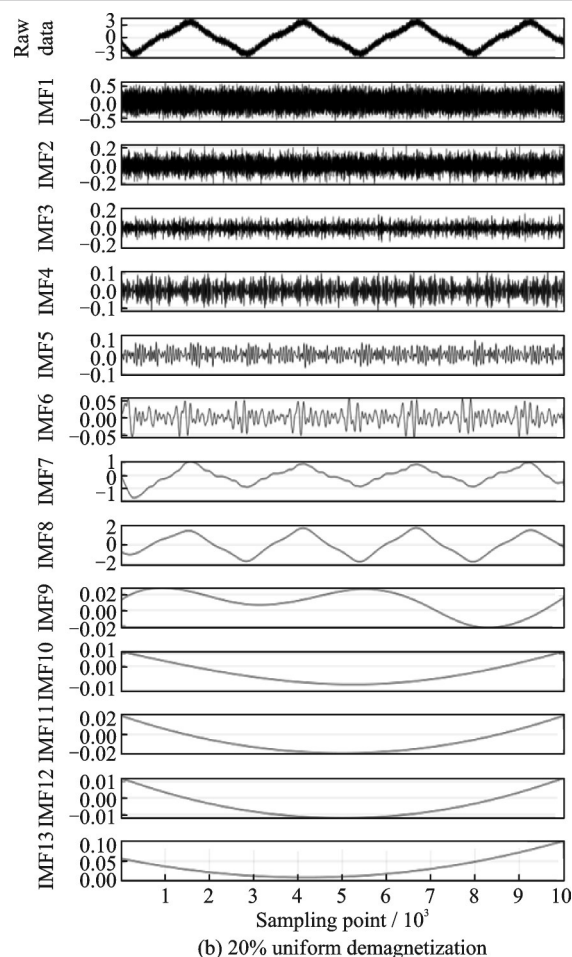
4.2.2 均匀退磁故障诊断方法的实验验证

利用改进 EEMD 对正常、20% 退磁、40% 退磁和 60% 退磁状态下采集的电流信号进行处理。选取参数为分解次数为 100, 幅值为 0.2, 整个分解过程中自适应地产生了 13 阶 IMF 分量, 4 种状态的 IMF 分量图如图 13 所示。IMF1~6 为 EEMD 分解后的高频趋势项, IMF7~13 为 EEMD 分解后的低频趋势项。

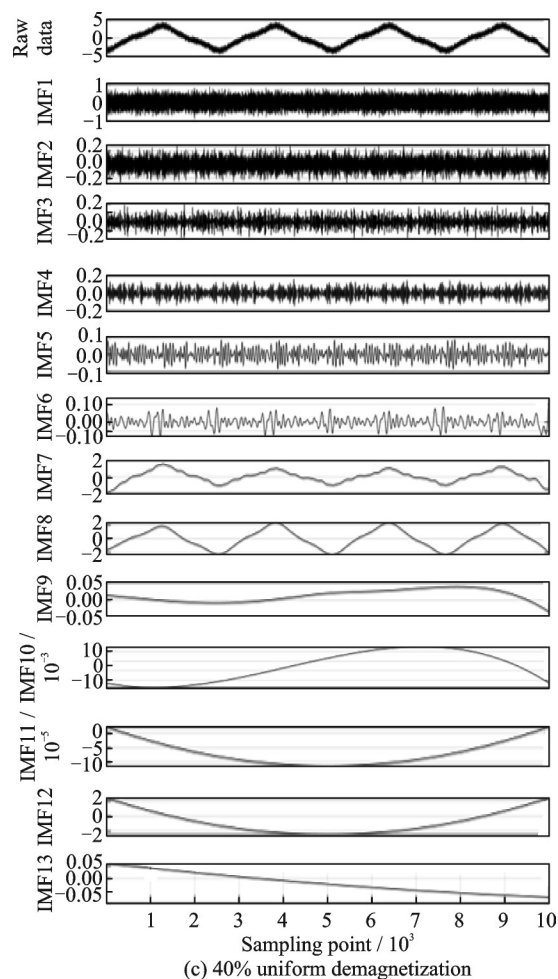
实验结果表明, 随着均匀退磁程度的增大, 电流幅值也随之增大。仅从 IMF 分量图中很难直接得到均匀退磁故障的特征参数, 因此需对 IMF 分量进行自动筛选, 计算得到的部分筛选系数结果如表 2 所示。直到第 8 个 IMF 分量筛选系数值大于 1,



(a) Normal



(b) 20% uniform demagnetization



(c) 40% uniform demagnetization

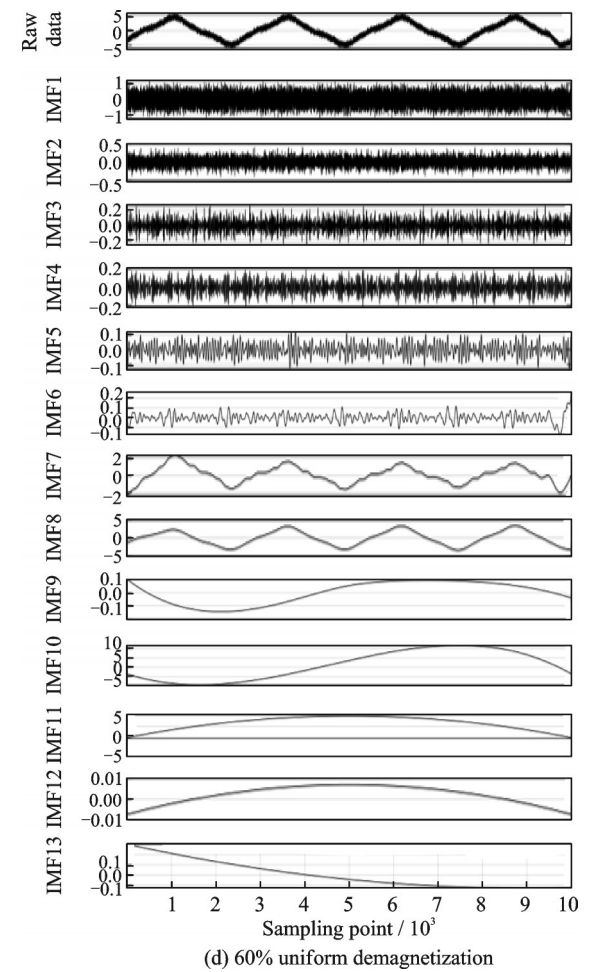


图 13 4 种状态的 IMF 分量

Fig.13 IMF components for four states

满足筛选要求,因此将 IMF1~7 分量作为噪声去除,同时将残余项去除,对剩余的 IMF8~13 重构为新的信号。

表 2 实验数据的 IMF 分量部分筛选系数

Table 2 Partial screening coefficients of IMF components for experimental data

等级	均匀退磁程度			
	正常	20%	40%	60%
IMF1	0.999	0.999	0.999	0.999
IMF2	0.999	0.999	0.995	0.970
IMF3	0.998	0.994	0.985	0.991
IMF4	0.991	0.998	0.993	0.992
IMF5	1.000	1.000	1.000	1.000
IMF6	1.000	1.000	1.000	1.000
IMF7	0.274	0.275	0.476	0.454
IMF8	10.515	10.522	11.463	11.022

选取改进 EEMD 分形盒维数作为故障输入量,使用前文的阈值判别法,对测试样本进行分类,得到阈值判别法诊断结果如图 14 所示。使用 PSO-SVM 模型对同样的输入量进行故障分类。对均匀退磁实验中的 300 个测试样本进行测试,得到的 PSO-SVM

分类模型诊断结果如图 15 所示。图中类别标签 1、2、3、4 分别标识正常、20% 退磁、40% 退磁和 60% 退磁 4 种状态,测试集样本各状态有 75 组,共计 300 组。4 种状态的具体诊断结果如表 3 所示。

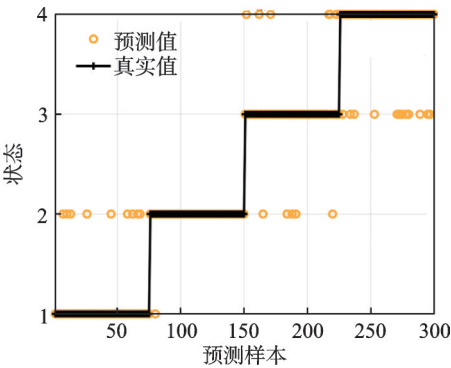


图 14 阈值判别法实验测试结果

Fig.14 Experimental test results of the threshold discrimination method

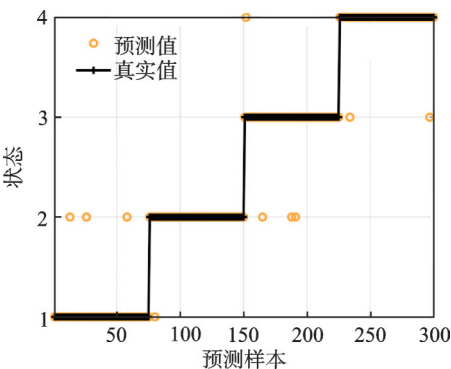


图 15 PSO-SVM 故障诊断模型实验测试结果

Fig.15 Experimental test results of PSO-SVM fault diagnosis model

表 3 改进 EEMD 分形盒维数 PSO-SVM 实验诊断结果

Table 3 Experimental diagnosis results of improved EEMD fractal box-counting dimension and PSO-SVM

类别	正常	20%退磁	40%退磁	60%退磁	总计
样本数/个	75	75	75	75	300
误判数/个	3	1	4	2	10
识别率/%	96.00	98.67	94.67	97.33	96.67

阈值判别法对 4 种状态的识别准确率仅为 71.67%,由于这里采用的实验数据在特征分布上受转速波动、负载变化和电磁噪声等影响较大,分形盒维数的分布区间存在一定程度重叠。可见阈值判别法对复杂工况的适应性较弱,无法充分处理实验数据中可能存在的随机误差和测量偏差。PSO-SVM 模型在 4 种状态的识别准确率均达到 94% 以上,证明了模型能够准确区分大部分的正常状态和均匀退磁故障状态,总体识别准确率达到

96.67%, 证明了 PSO-SVM 模型在均匀退磁故障诊断中的有效性。

实验结果表明,改进的 EEMD 法可重构电流信号,有利于故障特征值的提取。分形盒维数可以清楚地区分电机不同状态的均匀退磁程度, PSO-SVM 分类模型可以实现均匀退磁故障的高准确率诊断。综上所述,基于改进 EEMD 分形盒维数和 PSO-SVM 算法的故障诊断方法能够更准确识别均匀退磁故障。

5 结 论

本文研究了一种基于定子电流为故障特征信号的永磁同步电机均匀退磁故障诊断方法。改进的 EEMD 算法用于电流信号的降噪重构,计算重构信号的分形盒维数作为故障特征参数,结合 PSO-SVM 算法建立故障诊断模型,实现均匀退磁故障的诊断。对包括正常状态在内的 4 种电机状态,该方法能够准确识别均匀退磁程度。进行解析仿真实验和样机实验,最终故障总体识别准确率达到 96.67%, 结果验证了该方法能够准确识别永磁同步电机均匀退磁故障。

参考文献:

- [1] JIN X, ZHAO M, CHOW T W S, et al. Motor bearing fault diagnosis using trace ratio linear discriminant analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(5): 2441-2451.
- [2] EBRAHIMI B M, JAVAN ROSHTKHARI M, FAIZ J, et al. Advanced eccentricity fault recognition in permanent magnet synchronous motors using stator current signature analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(4): 2041-2052.
- [3] EBRAHIMI B M, FAIZ J, ROSHTKHARI M J. Static, dynamic, and mixed-eccentricity fault diagnoses in permanent-magnet synchronous motors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(11): 4727-4739.
- [4] 韩冰阳, 鲍旭聪, 王晓琳, 等. 基于正负序分离的无轴承永磁同步电机位置传感器容错控制[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(5): 888-897.
HAN Bingyang, BAO Xucong, WANG Xiaolin, et al. Fault-tolerant control of position sensor for bearingless permanent magnet synchronous motor based on separation of positive and negative sequence[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(5): 888-897.
- [5] CHEN H, GAO C, SI J, et al. A novel method for diagnosing demagnetization fault in PMSM using toroidal-yoke-type search coil[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.
- [6] HUANG G, LI J, FUKUSHIMA E F, et al. An improved equivalent-input-disturbance approach for PMSM drive with demagnetization fault[J]. ISA Transactions, 2020, 105: 120-128.
- [7] ORVIZ M, LABORDA D F, REIGOSA D, et al. Demagnetization detection and severity assessment in PMSMs using search coils exploiting machine's symmetry[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(4): 4021-4034.
- [8] 徐政, 张建忠, 姜永将, 等. 基于高频信号注入的永磁同步电机局部退磁故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 45(8): 3205-3214.
XU Zheng, ZHANG Jianzhong, JIANG Yongjiang, et al. Detection of local demagnetization in permanent magnet synchronous machine based on high frequency signal injection[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 45(8): 3205-3214.
- [9] MOON S, JEONG H, LEE H, et al. Detection and classification of demagnetization and interturn short faults of IPMSMs[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(12): 9433-9441.
- [10] 李忠海, 曹洋, 邢晓红. 基于 Maxwell2D 和 Simplorer 的永磁同步电机退磁模型设计[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(7): 135-139.
LI Zhonghai, CAO Yang, XING Xiaohong. Demagnetization model design of PMSM based on maxwell 2D and simplorer[J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(7): 135-139.
- [11] 滕青芳, 崔宏伟. 基于 ESO 的 PMSM 驱动系统单相电流传感器模型预测转矩控制[J]. 太阳能学报, 2020, 41(9): 129-138.
TENG Qingfang, CUI Hongwei. Model predictive torque control of PMSM drive system with single-phase current sensor based on ESO[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(9): 129-138.
- [12] DING S, HANG J, LI H, et al. Demagnetisation fault detection in PMSM using zero sequence current components[J]. Electronics Letters, 2017, 53(3): 148-150.
- [13] GHERABI Z, TOUMI D, BENOZZA N, et al. Discrimination between demagnetization and eccentricity faults in PMSMs using real and imaginary components of stator current spectral analysis[J]. Journal of Power Electronics, 2021, 21(1): 153-163.
- [14] HONG J, HYUN D, LEE S B, et al. Automated monitoring of magnet quality for permanent-magnet synchronous motors at standstill[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2010, 46(4): 1397-1405.
- [15] MELECIO J I, DJUROVIĆ S, SCHOFIELD N. FEA model study of spectral signature patterns of PM demagnetisation faults in synchronous PM machines[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(17): 4127-4132.
- [16] LIU Z, HUANG J, LI B. Diagnosing and distinguish-

- ing rotor eccentricity from partial demagnetisation of interior PMSM based on fluctuation of high-frequency d -axis inductance and rotor flux[J]. IET Electric Power Applications, 2017, 11(7): 1265-1275.
- [17] QUINTAL-PALOMO R E, FLOTA-BAÑUELOS M, BASSAM A, et al. Post-fault demagnetization of a PMSG under field oriented control operation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 53838-53848.
- [18] 丁石川, 何旺, 杭俊, 等. 基于径向气隙磁密和定子电流的永磁同步电机均匀退磁故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(1): 332-341.
- DING Shichuan, HE Wang, HANG Jun, et al. Uniform demagnetization fault diagnosis for PMSM based on radial air-gap flux density and stator current[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(1): 332-341.
- [19] URRESTY J C, RIBA J R, ROMERAL L. A back-EMF based method to detect magnet failures in PMSMs[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(1): 591-598.
- [20] URRESTY J C, RIBA J R, ROMERAL L. Application of the zero-sequence voltage component to detect stator winding inter-turn faults in PMSMs[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 89: 38-44.
- [21] URRESTY J C, RIBA J R, DELGADO M, et al. Detection of demagnetization faults in surface-mounted permanent magnet synchronous motors by means of the zero-sequence voltage component[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2012, 27(1): 42-51.
- [22] HADDAD R Z, STRANGAS E G. On the Accuracy of fault detection and separation in permanent magnet synchronous machines using MCSA/MVSA and LDA [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2016, 31(3): 924-934.
- [23] EBRAHIMI B M, FAIZ J. Feature extraction for short-circuit fault detection in permanent-magnet synchronous motors using stator-current monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2010, 25(10): 2673-2682.
- [24] AHMED FAROOQ J, DJERDIR A, MIRAOUI A. Identification of demagnetization faults in a permanent magnet synchronous machine by permeance network [J]. COMPEL—The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 2009, 28(6): 1619-1631.
- [25] LEE Y S, KIM K T, HUR J. Finite-element analysis of the demagnetization of IPM-Type BLDC motor with stator turn fault[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(2): 889-892.
- [26] HOLAKOOIE M H, OJAGHI M, TAHERI A. Full-order Luenberger observer based on fuzzy-logic control for sensorless field-oriented control of a single-sided linear induction motor[J]. ISA Transactions, 2016, 60: 96-108.
- [27] CHEN Y, LIANG S, LI W, et al. Faults and diagnosis methods of permanent magnet synchronous motors: A review[J]. Applied Sciences, 2019, 9(10): 2116.
- [28] YANG Z, SHI X, KRISHNAMURTHY M. Vibration monitoring of PM synchronous machine with partial demagnetization and inter-turn short circuit faults [C]//Proceedings of 2014 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC). Dearborn, MI: IEEE, 2014: 1-6.
- [29] ORLOWSKA-KOWALSKA T, WOLKIEWICZ M, PIETRZAK P, et al. Fault diagnosis and fault-tolerant control of PMSM drives-state of the art and future challenges[J]. IEEE Access, 2022, 10: 59979-60024.
- [30] EKER M, GÜNDÖGAN B. Demagnetization fault detection of permanent magnet synchronous motor with convolutional neural network[J]. Electrical Engineering, 2023, 105(3): 1695-1708.
- [31] DELGADO P M, GARCIA E A, RIBA R J, et al. Feature extraction of demagnetization faults in permanent-magnet synchronous motors based on box-counting fractal dimension[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1594-1605.
- [32] CHANG L K, WANG S H, TSAI M C. Demagnetization fault diagnosis of a PMSM using auto-encoder and K-means clustering[J]. Energies, 2020, 13(17): 4467.
- [33] SONG X, ZHAO J, SONG J, et al. Local demagnetization fault recognition of permanent magnet synchronous linear motor based on S-transform and PSO-LSSVM[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(8): 7816-7825.
- [34] ULLAH Z, LODHI B A, HUR J. Detection and identification of demagnetization and bearing faults in PMSM using transfer learning-based VGG[J]. Energies, 2020, 13(15): 3834.
- [35] HUANG F, ZHANG X, QIN G, et al. Demagnetization fault diagnosis of permanent magnet synchronous motors using magnetic leakage signals[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(4): 6105-6116.
- [36] WANG S, YANG Z, ZHENG X, et al. Analysis of complex time series based on EEMD energy entropy plane[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2024, 182: 114866.
- [37] 陈仁祥, 汤宝平, 马婧华. 基于EEMD的振动信号自适应降噪方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(15): 82-86.
- CHEN Renxiang, TANG Baoping, MA Jinghua. Adaptive de-noising method based on ensemble empirical mode decomposition for vibration signal[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(15): 82-86.

(编辑:刘彦东)