

基于粒子群优化支持向量机的 PMSM 多类型退磁故障诊断研究

李亚, 王旭, 杭俊, 丁石川

(安徽大学 电气工程与自动化学院, 安徽 合肥 230601)

摘要:永磁同步电机(PMSM)常工作在复杂多变工况,针对常规基于气隙磁密信号直接诊断的方法难以识别多类型退磁故障的问题,提出一种基于磁密波形面积信号特征提取与粒子群优化支持向量机算法相结合的多类型退磁故障分类识别方法。首先,建立 PMSM 有限元模型,通过有限元仿真提取电机的气隙磁密信号,并对径向气隙磁密进行分析;其次,以滑动窗口法提取径向气隙磁密波形面积差作为特征量,并进行多种局部退磁故障类型以及均匀退磁故障类型的仿真分析,根据仿真结果构建退磁故障样本库;然后,建立粒子群优化后的支持向量机模型对 PMSM 进行退磁故障精准诊断和定位;最后,建立样机试验平台,设计一台健康电机以及三台故障电机在多种工况下诊断其退磁故障类型,故障识别率达到 100%。

关键词:永磁同步电机;气隙磁密波形面积差;多退磁故障类型;粒子群优化;支持向量机

DOI:10.15938/j.emc.2026.02.015

中图分类号:TM351

文献标志码:A

文章编号:1007-449X(2026)02-0166-10

Multi-type diagnosis of demagnetization faults of PMSM based on particle swarm optimization support vector machine

LI Ya, WANG Xu, HANG Jun, DING Shichuan

(School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: Permanent magnet synchronous machine (PMSM) often works in complex and variable working conditions. To address the problem that by conventional diagnostic methods based on air gap flux signals it is difficult to identify multiple types of demagnetization faults. A multi-type classification and identification method of demagnetization faults were proposed based on the feature extraction of flux density waveform area signal and particle swarm optimization support vector machine algorithm. Firstly, the PMSM finite element model was established, the air gap flux density signal was extracted by finite element simulation, and the air gap flux density was analyzed. Secondly, using the sliding window method to extract the air gap flux density waveform area difference as a feature quantity, and conducting simulation analysis of various local demagnetization fault types and uniform demagnetization fault types based on the simulation results, a demagnetization fault sample library was constructed according to the simulation results. Then, a support vector machine model optimized by particle swarm optimization was established to accu-

收稿日期: 2024-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(52307039, 52377034, 52177027); 安徽省教育厅重点项目(2023AH050106); 安徽省自然科学基金优秀青年项目(2108085Y18); 安徽省高校协同创新项目(GXXT-2023-017)

作者简介: 李亚(1991—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为永磁电机设计及驱动控制;

王旭(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为永磁电机的退磁故障诊断;

杭俊(1987—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为永磁电机及电气装置的状态监测和故障诊断;

丁石川(1980—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电机及驱动系统设计、储能系统和智能配电系统关键技术。

通信作者: 杭俊

rately diagnose and locate the demagnetization fault of the PMSM. Finally, a prototype test platform was established to diagnose the demagnetization faults of one healthy motor and three faulty motors under various working conditions. The experimental results show that the fault identification rate reached 100%.

Keywords: permanent magnet synchronous machine (PMSM); air gap flux density waveform area difference; multiple demagnetization fault type; particle swarm optimization; support vector machines

0 引言

永磁同步电机(permanent magnet synchronous machine, PMSM)以其高效率、稳定的性能和较低的维护需求等优点,广泛应用于电动汽车、工业自动化、高速列车、家用电器等领域^[1]。PMSM 的性能受永磁体的磁场分布影响,在实际应用中,永磁体受外磁场、氧化、高温等因素影响,容易发生退磁故障^[2-3]。永磁体退磁会带来多种危害,随着永磁体的磁场强度降低,会导致电机或设备的效率和性能下降,影响整体操作和功能,对电机以及人身安全造成威胁^[4]。早期故障检测可以识别电机中的潜在问题,在问题恶化之前进行干预,及时发现和修复问题,更好地延长 PMSM 的使用寿命,同时,早期故障检测也可以预防潜在的安全风险,保护人员和设备,减少故障引发的安全隐患^[5]。通过早期故障检测,可以有效地管理和维护 PMSM,确保其可靠性、性能和安全性。因此,PMSM 多类型退磁故障诊断以及故障永磁体定位具有重要研究价值^[6]。

退磁故障是指 PMSM 内部的某些或全部永磁体发生磁性降低或丧失的现象,主要分为局部退磁和均匀退磁。

局部退磁是指 PMSM 内存在一个或者多个永磁体发生退磁故障。文献[7]通过模拟霍尔效应场传感器的信号,测量由于转子磁不对称而导致的电机内部磁通量变化,实现动态诊断电机局部退磁故障。文献[8]通过探测线圈测量永磁体磁密信号,利用磁密信号以及反电动势信号检测 PMSM 局部退磁故障。文献[9]选用磁密差峭度因子作为退磁故障特征值,根据故障特征值与参考值的大小诊断局部退磁故障,但只考虑了单个永磁体退磁的情况,没有考虑多个永磁体同时退磁的情况。文献[10]通过高频信号注入下零序电压中的高频故障特征针对性地诊断局部退磁故障。文献[11]构建局部退磁故障的 PMSM 数学模型,对主要故障信息的本征

模态函数进行重构并计算其分形维数,对局部退磁故障的 PMSM 实现诊断。文献[12]提取转子旋转一周内同相与异相电流幅值波动特征建立故障指示器,同时识别定子绕组匝间短路故障与转子局部退磁故障。文献[13-14]在诊断局部退磁故障的基础上,精准定位故障永磁体。以上研究中均未考虑实际应用中存在单个永磁体部分退磁的情况,故诊断存在局限性。因此本文在有限元仿真中通过将单个永磁体分割成两部分来模拟一个永磁体一部分退磁的情况,通过滑动窗口法提取磁密波形面积将其归类为单个永磁体退磁故障类型。

均匀退磁是指 PMSM 内所有永磁体均发生程度相同的退磁故障。文献[15]在不使用附加传感器的情况下,基于自动编码器和 K 均值聚类算法实现 PMSM 均匀退磁诊断。文献[16]使用高斯计对电机内部转子上的永磁体直接测量,用测得的磁密信号来诊断电机的退磁故障,该方法需要停机并且拆卸永磁体,不能够在线诊断,同时对电机也会造成不可逆的损坏。文献[17]通过在线测量 PMSM 各极下磁密幅值,计算径向气隙磁密幅值的平均值,实现均匀退磁故障诊断,再利用径向气隙磁密幅值的平均值,计算出均匀退磁故障程度。文献[18]通过建立模型参考自适应磁链观测器模型,在不同工况下实现微弱、轻度、中度、重度 4 类不同退磁程度故障诊断。文献[19]提出反电动势回转半径法诊断不同速度下永磁体退磁故障,研究发现回转半径会随着 DDPMSM 退磁故障程度加深而减小。

以上研究均考虑了单一局部退磁或均匀退磁,不能够对多类型故障进行诊断,为了更广的诊断范围和更高的准确率,本文在对 PMSM 磁密信号特征处理后利用算法进行智能诊断^[20]。

在故障分类算法方面,文献[21]基于等效磁化强度法,对 PMSLM 退磁故障模型分析,引出不同故障类型的多峰图,用 PSO-LSSVM 算法识别 PMSLM

局部退磁障。文献[22]基于卷积神经网络识别励磁电流波形信号深层特征,精细区分无刷励磁系统旋转整流器多种故障模式。文献[23]通过测量永磁同步直线电机 3 个位置气隙磁密信号,将其分割融合,重构了新的故障特征量代入概率神经网络算法对直线电机进行诊断。文献[24]基于堆叠降噪自动编码器降低噪音干扰,改进正余弦算法选取参数,实现无监督自学习特征提取方法提取振动信号特征参数,准确诊断电机轴承故障。文献[25]基于 S 变换和最小二乘支持向量机,构建故障诊断系统。提取了感应电动势信号的特征,建立了 PSO-LSSVM 分类模型识别 PMSLM 故障类型。文献[26]建立 CNN 分类器模型,提取振动信号特征值,能够准确识别各类轴承故障。文献[27]搭建了卷积神经网络与编码器集成模型,相较于传统卷积神经网络去除了其中的池化层,有效的解决了轴承振动信号特征微弱、难以诊断的问题。文献[28]基于 XGBoost 和深度自编码网络设计了一种新的算法,实现精确识别发电机不同故障类型。文献[29]通过构建发电机转子匝间短路故障程度与径向基神经网络输出结果的非线性关系实现故障程度诊断,同时加快了传统 BP 神经网络的收敛速度,提高了诊断准确度。

本文以磁密波形面积信号特征提取与粒子群优化支持向量机算法相结合的多退磁故障类型分类识别方法,实现对多类型退磁故障诊断。本文以 PMSM 为研究对象,以磁密波形面积为特征信号,提出一种粒子群算法优化支持向量机算法相结合的退磁故障诊断方法。首先,建立 PMSM 有限元模型,通过有限元仿真提取电机的气隙磁密信号,并对径向气隙磁密进行分析;其次,以滑动窗口法提取径向气隙磁密波形面积差作为特征量,并进行多种局部退磁故障类型以及均匀退磁故障类型下的仿真分析,根据仿真结果构建退磁故障样本库;然后,建立粒子群优化后的支持向量机模型对 PMSM 进行退磁故障精准诊断和定位。最后,建立样机试验平台,开展样机试验,验证所提方法的正确性和准确性。

1 PMSM 模型及气隙磁场分析

1.1 PMSM 参数介绍

本文研究对象为一台 8 极 36 槽 PMSM,有限元

模型如图 1 所示,详细参数如表 1 所示。

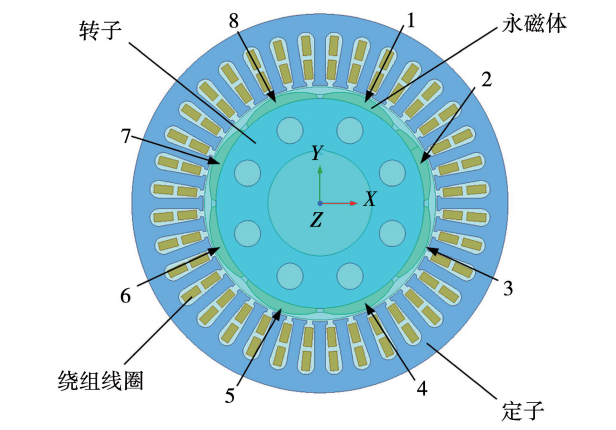


图 1 PMSM 仿真模型
Fig.1 PMSM simulation model

表 1 三相表贴式 PMSM 电机的参数
Table 1 Parameters of three-phase Surface-mount PMSM

参数	数值	参数	数值
额定功率/kW	4.7	定子外径/mm	130
额定转速/(r/min)	2 500	定子内径/mm	81
额定有效电流/A	18	铁心长度/mm	78
额定转矩/(N·m)	10.75	转子外径/mm	79
极对数	4	永磁体类型	N45SH
槽数	36	永磁体厚度/mm	3.5

1.2 PMSM 气隙磁场分析

本文研究的 PMSM 共有 8 块永磁体,每一块永磁体均可能发生退磁故障,该特性使得 PMSM 可能发生多种类型的退磁故障。该 PMSM 气隙磁密信号为周期信号且均匀分布,因此,将永磁体细分为 8 个区域,只研究一个机械周期内 PMSM 气隙磁密信号来诊断其退磁故障类型,能减少数据处理量,对 PMSM 整个行程的多类型退磁故障诊断研究具有重要参考价值。

根据图 2 可知,当 PMSM 发生退磁故障时,退磁磁极下气隙磁密与健康磁极下气隙磁密相比下降明显,而未退磁的磁极所对应的气隙磁密幅值也会发生变化,因此仅根据气隙磁密幅值变化诊断退磁故障的方法精确性不高,甚至会造成误判。因此,本文以健康电机气隙磁密信号 B_h 为基准,将在线测得的径向气隙磁密信号 B 与其作差得到气隙磁密差信号 ΔB 。

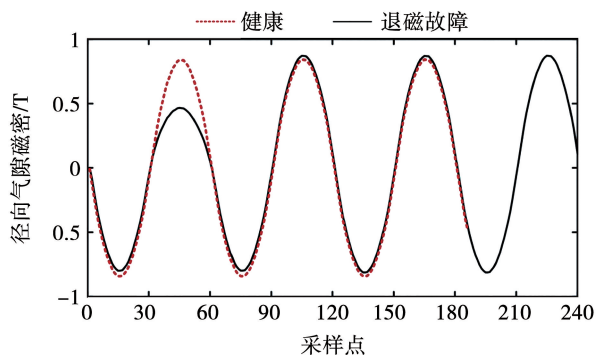


图2 健康与退磁故障下径向气隙磁密波形

Fig. 2 Radial air-gap flux density waveform under health and demagnetization faults

1.3 气隙磁密波形面积差作为故障指标

以图2第2级下气隙磁密波形为例进行分析。

PMSM第2极下健康磁极与退磁故障磁极径向气隙磁密波形如图3所示,则第*i*极下磁通量为

$$|\phi_i| = \sum_{j=1}^N (|B_{r_{ij}}| \frac{l}{N} h) = h \frac{l}{N} \sum_{j=1}^N |B_{r_{ij}}| = h S_i. \quad (1)$$

式中: l 为PMSM转子外径弧长; h 为其铁心有效长度; N 为气隙磁密波形的采样点个数; S_i 为第*i*极下气隙磁密波形的面积; ϕ_h 为健康磁通; ϕ_i 为第*i*极下磁通。且有:

$$\phi_h - \phi_i = h \Delta S_i; \quad (2)$$

$$\frac{\phi_h - \phi_i}{A} = \frac{h}{A} \Delta S_i; \quad (3)$$

$$\Delta B_{r_i} = \frac{h}{A} \Delta S_i. \quad (4)$$

式(4)表明PMSM各级下径向气隙磁密和健康磁密的磁密差与各级下径向气隙磁密波形面积差具有线性关系,则可以通过 ΔS_i 的变化来反映各级磁通量的变化。该解析分析过程可以为气隙磁密波形面积差作为故障指标提供理论支撑。

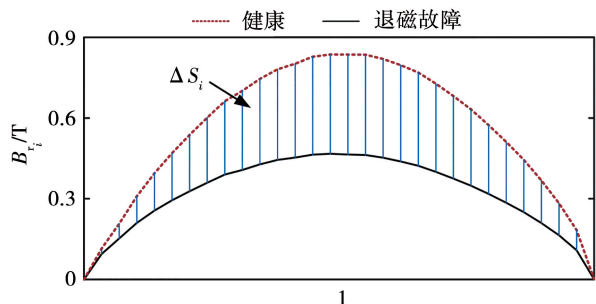


图3 健康与退磁故障下第2级径向气隙磁密波形

Fig. 3 Radial air-gap flux density waveform of the second stage under health and demagnetization faults

2 退磁故障特征提取与样本库的建立

建立PMSM有限元模型,控制永磁体参数矫顽力 H_c 的变化,仿真分析发生不同程度退磁故障的PMSM。本文选取了PMSM一个机械周期,分别提取了永磁体健康状态,单个永磁体不同程度退磁,两个相邻永磁体不同程度退磁,两个非相邻永磁体不同程度退磁,所有永磁体均发生不同程度均匀退磁的气隙磁密信号。将各个故障状态的气隙磁密信号与健康气隙磁密信号作差,再将磁密信号波形通过滑动窗口法提取其面积差,仿真了共计11种退磁故障类型的特征量,为后续分类算法的应用提供样本库。

滑动窗口法通过维护一个固定大小的窗口,计算气隙磁密波形信号在每个窗口内的面积差,在一个机械周期内,根据仿真采样点数量,改变窗口大小和步长大小划分成8个气隙磁密波形面积差特征量,每个永磁体都对应着各自的特征量,引入特征量系数 K_i ,其大小反映了第*i*个永磁体在线测得的气隙磁密波形面积信号与其健康状态下气隙磁密波形面积信号的差值。则

$$K_i = \int_t^{t+\tau_0} \Delta B_{r_i} dx. \quad (5)$$

将式(4)代入式(5),第*i*个永磁体所对应的气隙磁密波形面积差为

$$K_i = \frac{h}{A} \int_t^{t+\tau_0} \Delta S_i dx. \quad (6)$$

依据上述滑动窗口法,提取一个机械周期内PMSM气隙磁密波形面积差特征,得到 $K_1, K_2, K_3, \dots, K_8$,一个8维的特征量。

为了在诊断PMSM退磁故障类型的同时实现单个永磁体退磁故障定位,如图1所示,将本文研究的PMSM中8块永磁体编号为1、2、3、4、5、6、7、8,永磁体故障类型设置为永磁体分别发生单个永磁体退磁故障、相邻2个永磁体退磁故障、非相邻2个永磁体退磁故障以及永磁体均匀退磁故障,如表2所示共计有11种不同的故障类型。

根据图4故障特征提取过程,对其余10种退磁故障仿真模型进行处理,得到其余10种退磁故障类

型特征量如图5所示。

表 2 PMSM 退磁故障类型
Table 2 PMSM demagnetizing fault types

故障编号	故障类型
故障 1	1 号永磁体退磁
故障 2	2 号永磁体退磁
故障 3	3 号永磁体退磁
故障 4	4 号永磁体退磁
故障 5	5 号永磁体退磁
故障 6	6 号永磁体退磁
故障 7	7 号永磁体退磁
故障 8	8 号永磁体退磁
故障 9	相邻两个永磁体退磁
故障 10	非相邻两个永磁体退磁
故障 11	永磁体均匀退磁

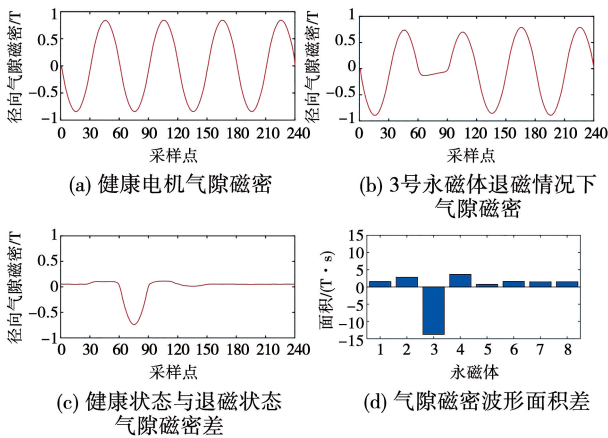


图 4 故障类型 3 退磁故障特征量的提取过程

Fig. 4 Fault type 3 extraction process of demagnetization fault feature quantity

在实际工程应用中,对于单个永磁体退磁故障类型还会出现永磁体发生部分退磁的情况,如图 1 的 2 号永磁体所示,在有限元仿真中将 2 号永磁体分割成两部分来模拟这种退磁情况。

从图 7 可以发现,无论是 2 号永磁体哪部分发生退磁,其退磁磁极下气隙磁密与健康磁极气隙磁密相比均有不同程度下降,通过 2.1 节所示方法在故障特征提取后均可以将其归为单个永磁体退磁的故障类型。

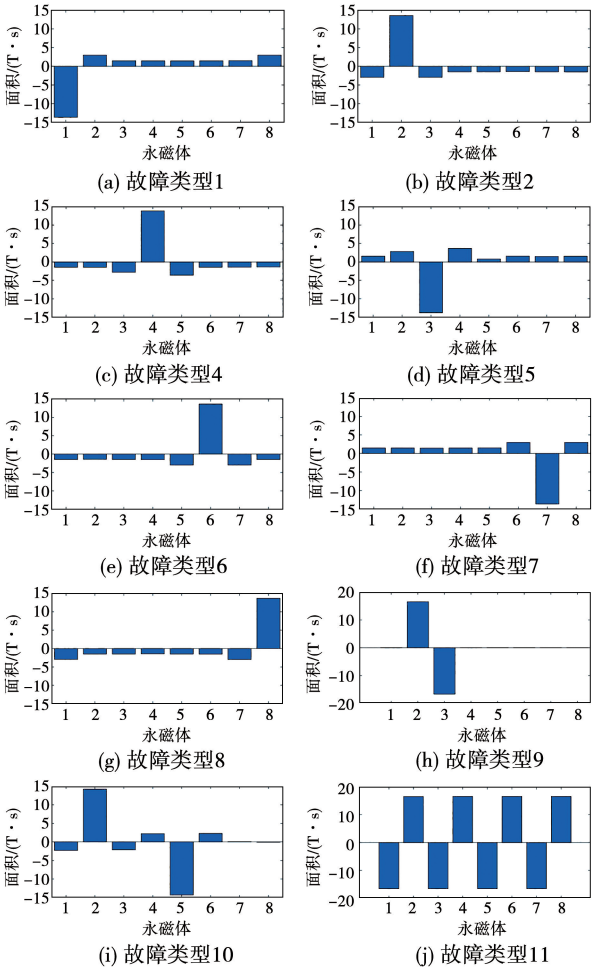


图 5 其他 10 种故障类型退磁特征

Fig. 5 Demagnetization features of other 10 fault types

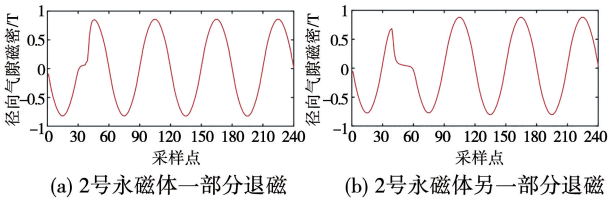


图 6 2 号永磁体部分发生退磁故障的磁密波形

Fig. 6 Flux density waveform of demagnetization failure in part of No. 2 permanent magnet

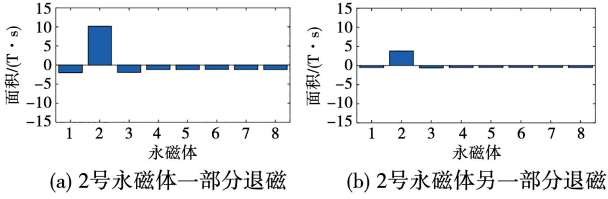


图 7 2 号永磁体部分退磁故障的磁密波形面积差
Fig. 7 Flux density waveform area of demagnetization failure of a part of the No. 2 permanent magnet

3 基于 PSO-SVM 的退磁故障分类结果

3.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种适用于分类与回归问题的智能算法,在故障诊断中具有良好的泛化能力。本文中,退磁故障的本质为磁密波形面积差信号与故障类型之间的映射问题, SVM 被用于完成该映射的分类建模。

为实现准确分类, SVM 通过构建一个最优分类超平面,使得不同类型退磁故障数据在高维特征空间中能够被最大间隔地分离。具体而言, SVM 通过求解以下优化问题来确定分类模型参数:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i; \\ \text{s. t. } & y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, \\ & i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (7)$$

式中: ω 为权向量; b 为偏置量; C 为惩罚因子; ξ_i 为松弛变量; n 为样本容量。引入拉格朗日乘子, 将式(7)的求解优化问题转化为二次规划问题, 可得下列分类决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i, x_j) + b^* \right). \quad (8)$$

式中: a_i^* 为拉格朗日乘子; y_i 为实际退磁故障类型输出。

考虑磁密面积差信号之间存在非线性分布, 本文进一步引入核函数, 将原始输入 x 映射至高维特征空间, 以便在该空间中实现线性可分, 即

$$K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i), \varphi(x_j)]. \quad (9)$$

进而, 决策函数更新为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1, j=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right). \quad (10)$$

常用核函数有多项式核函数、径向基核函数和线性核函数, 本文选用径向基核函数, 可提高分类准确度, 其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp \left(- \frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2} \right). \quad (11)$$

式中 σ 为核参数。径向基核函数具备良好的非线性建模能力, 能有效提升退磁故障类型的判别精度。

3.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO), 是一种将鱼群、蜂群等群体视为粒子, 通过模拟行为衍生的一种优化算法。由于 SVM 在对退磁

故障类型进行分类时, 其准确率会受到惩罚参数与高斯核函数参数的共同影响, 故本研究把二者作为 PSO 优化目标, 以寻找最优算法参数。

PSO 中的各粒子都有相同的重量和体积, 并且在每一轮迭代中更新自己的速度和位置, 速度和位置的变化规律对应以下公式:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{gd}^k); \quad (12)$$

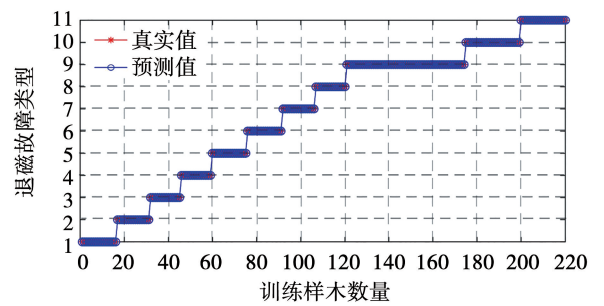
$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (13)$$

式中: v_{id}^k 为第 i 个粒子第 k 代时的速度; x_{id}^k 为第 i 个粒子第 k 代时的位置; w 为惯性权重; k 为迭代次数; c_1, c_2 表示加速因子, 且 $c_1 > 0, c_2 > 0$; r_1, r_2 表示取值范围为 $[0, 1]$ 的随机函数; $d = 1, 2, \dots; i = 1, 2, \dots$ 。

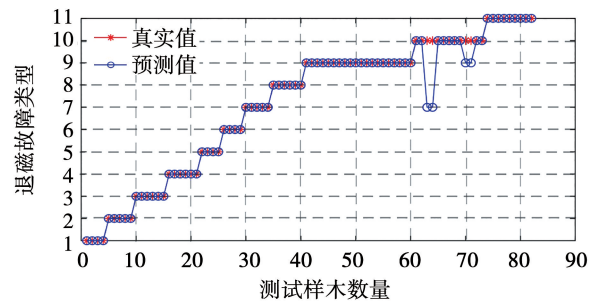
综上, 本文将 PMSM 气隙磁密信号的特征输入支持向量机进行分类建模, 并基于 PSO 对 SVM 参数进行寻优, 来增强支持向量机对退磁故障类型识别的准确程度。

3.3 分类结果分析

构建如表所示共 11 种 PMSM 退磁故障类型的样本数据库, 采用 220 个样本数据训练 PSO-SVM 算法, 82 个样本数据测试 PSO-SVM 算法。PSO-SVM 训练结果和测试结果如图 8 所示, PSO-SVM 算法的训练集识别率为 100%, 测试集识别率为 95.1%, 说明该模型具有较高的诊断准确率。



(a) 训练集结果(正确率100%)



(b) 训练集结果(正确率95.1%)

图8 PSO-SVM 训练及测试结果

Fig. 8 PSO-SVM training and test results

在参数一致的情况下,又测试了未经优化的标准 SVM 算法分类预测性能情况,预测效果如图 9 所示,测试集识别率 86.6%,由此可知 PSO 优化后的 SVM 算法故障诊断正确率有显著提高。

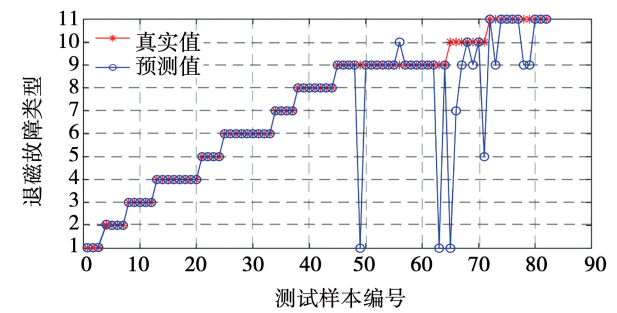


图 9 标准 SVM 算法测试集结果 (正确率 86.6%)

Fig. 9 Standard SVM algorithm test set results

耗时方面,当特征数量过多时,模型需要学习的参数也会相应增加,这可能导致模型过于复杂,容易出现过拟合现象。在进行 PSO-SVM 算法诊断前,滑动窗口法对气隙磁密波形面积差进行特征提取,将 PMSM 特征信号一个机械周期 240 个采样点对应的 240 维特征值降低成 8 维,从而减少算法运行时间,根据表 3 所示,特征提取后的数据在 PSO-SVM 中运行耗时仅需 1.922 s,未进行特征提取的数据在 PSO-SVM 中运行耗时 17.048 s,由此可知特征提取后运行时间显著减少。

表 3 特征提取前后 PSO-SVM 的运行时间

Table 3 Running time of PSO-SVM before and after feature extraction	
特征提取前后	所耗时间/s
特征提取前	17.048
特征提取后	1.922

4 实验数据验证

4.1 实验平台

该实验平台主要包括硬件电路、研旭 SP6000 控制器、数字示波器、磁粉制动器、PMSM 样机和特斯拉计,如图 10 所示。

图 10 右上侧为特斯拉计霍尔探头的安放位置,霍尔探头用于采集气隙磁密信号,为了更加准确测量气隙磁密,减小电机端部效应的影响,需在电机组

装前嵌入定子齿槽内,并与特斯拉计配合实现在线磁密测量;通过对转子未装配的永磁体进行有计划的高温加热处理,模拟其不同类型的退磁过程,再将其安装到电机转子上。针对多个退磁故障类型,制作了一台健康的样机,一台单个永磁体退磁的样机,一台相邻两个永磁体退磁的样机,一台永磁体均匀退磁的样机,四台电机除了永磁体不同,其余部件参数完全一致。

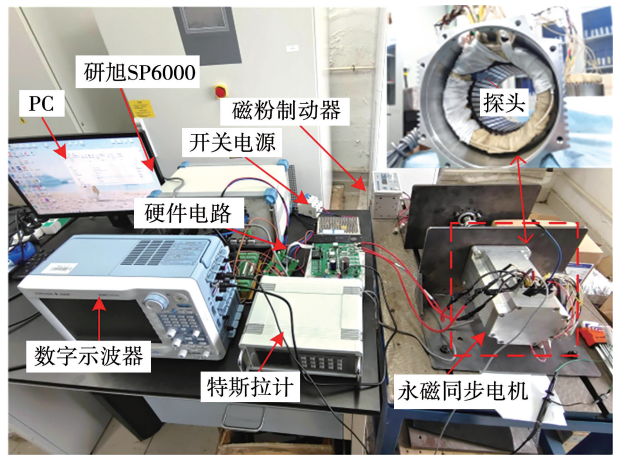


图 10 实验平台

Fig. 10 Experimental platform

通过研旭 SP6000 控制 PMSM,开关电源给硬件电路供电,特斯拉计测量电机气隙磁密并通过数字示波器显示,磁粉制动器为电机的可调负载。

4.2 实验验证

图 11 表示 PMSM 在健康状态下和 3 种退磁故障状态下的气隙磁密波形。其中 3 种故障磁密信号依次对应故障类型 4、9、11。

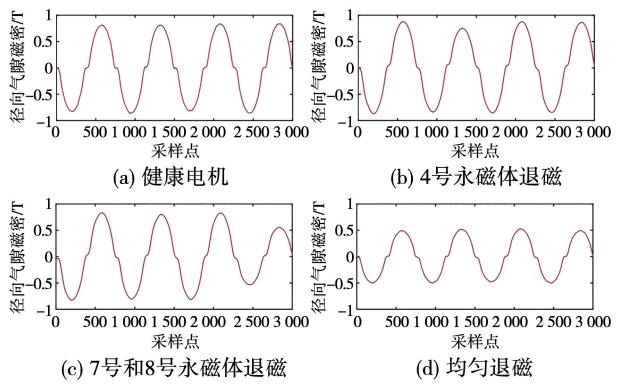


图 11 实验测得 4 个电机的磁密波形

Fig. 11 Flux density waveform of 4 motors measured by experiment

实验测得的 4 组磁密波形信号按照 2.1 节中的故障特征提取方法进行特征提取,如图 12 所示得到 3 个故障特征量,3 个故障样机的实测结果与解析结果基本一致。

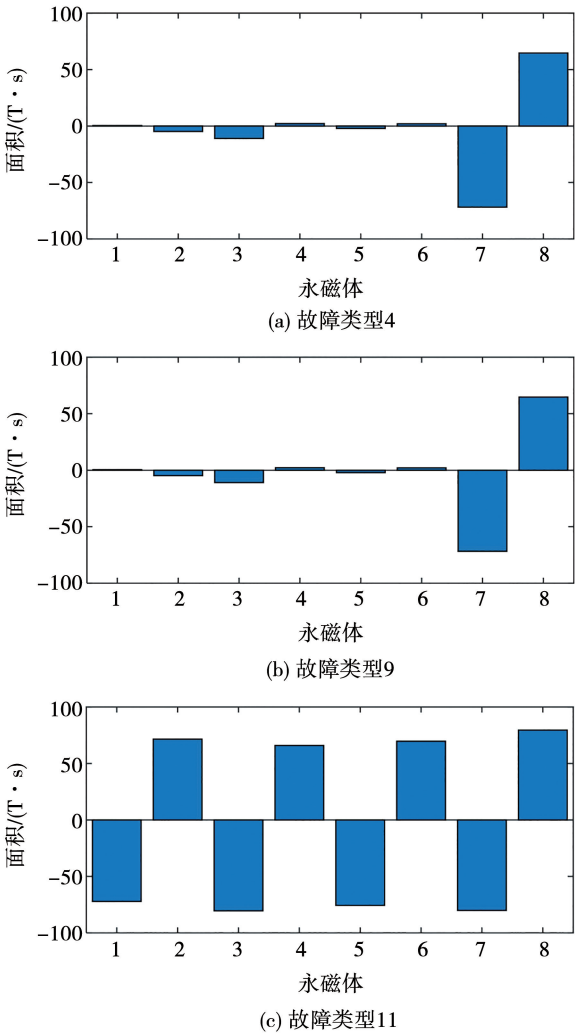


图 12 实测数据提取的 3 个故障类型特征量
Fig. 12 Characteristic quantities of three fault types extracted from the measured data

分别调节磁粉制动器输出负荷 $0 \sim 10 \text{ N} \cdot \text{m}$, 调节转速 $500 \sim 1\,000 \text{ r/min}$, 从实验中提取并处理 36 组故障特征量, 代入 PSO-SVM 分类模型, 由图 13 可以看出 PSO-SVM 分类算法能够正确有效地对实测 36 组退磁故障信号进行识别, 实验结果表明, 故障识别率达到 100%。因此, 本文通过提取电机磁密波形面积差的特征信号, 再结合 PSO-SVM 分类算法, 能够准确识别多类型的 PMSM 退磁故障, 且在不同负载和不同转速下情况均有较强的鲁棒性。

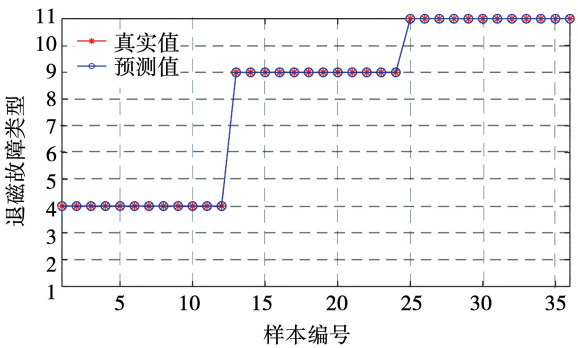


图 13 实验数据识别结果
Fig. 13 Experimental data identification results

5 结 论

本文引入了一种基于磁密波形面积信号特征提取与粒子群优化支持向量机算法相结合的多类型退磁故障分类识别方法, 仿真和实验结果验证了方法的有效性。主要工作包括:

- 1) 以滑动窗口法提取径向气隙磁密波形面积差作为识别退磁故障类型的特征量, 降低了故障特征值维数, 与提取前相比, 后续算法的运行时间由 17.1 s 降低至 1.9 s 。
- 2) 将单个永磁体部分退磁通过特征值处理转化成单个永磁体退磁类型, 实现了对其故障类型识别。
- 3) 在有效提取磁密波形信号并实现重构故障特征量的基础上, 结合基于粒子群训练的支持向量机算法实现 PMSM 多类型退磁故障诊断, 与优化前的支持向量机算法相比, 诊断正确率由 86.6% 提升至 95.1% 。
- 4) 样机实验结果表明本文采用的方法能够精准识别 PMSM 多种退磁故障。

参 考 文 献:

[1] 李立毅, 唐勇斌, 刘家曦, 等. 多种群遗传算法在无铁心永磁直线同步电机优化设计中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(15): 69.
LI Liyi, TANG Yongbin, LIU Jiayi, et al. Application of the multiple population genetic algorithm in optimum design of air-core permanent magnet linear synchronous motors[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(15): 69.
[2] DA Yao, SHI Xiaodong, KRISHNAMURTHY M. A new approach

- to fault diagnostics for permanent magnet synchronous machines using electromagnetic signature analysis[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2013, 28(8): 4104.
- [3] 谢颖, 姜佳宁, 蔡蔚, 等. 表贴式高速永磁同步电机失磁故障及磁体选区渗重稀土研究[J]. *电机与控制学报*, 2024, 28(2): 44.
- XIE Ying, JIANG Jianing, CAI Wei, et al. Demagnetization failure of surface mount high speed permanent magnet synchronous motor and local infiltration of heavy rare earth[J]. *Electric Machines and Control*, 2024, 28(2): 44.
- [4] VINSON G, COMBACAU M, PRADO T, et al. Permanent magnets synchronous machines faults detection and identification [C]//*IECON 2012 – 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, October 25 – 28, 2012, Montreal, QC, Canada. 2012: 3925 – 3930.
- [5] 张志艳, 马宏忠, 陈诚, 等. 永磁电机失磁故障诊断方法综述[J]. *微电机*, 2013, 46(3): 77.
- ZHANG Zhiyan, MA Hongzhong, CHEN Cheng, et al. Review of demagnetization fault diagnosis in permanent magnet motor[J]. *Micromotors*, 2013, 46(3): 77.
- [6] 李红梅, 陈涛. 电动汽车 PMSM 退磁故障诊断及故障模式识别[J]. *电工技术学报*, 2017, 32(5): 1.
- LI Hongmei, CHEN Tao. Demagnetization fault diagnosis and fault mode recognition of PMSM for EV[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, 32(5): 1.
- [7] PARK Yonghyun, FERNANDEZ Daniel, LEE Sangbin, et al. Online detection of rotor eccentricity and demagnetization faults in PMSMs based on Hall-effect field sensor measurements[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 55(3): 2499.
- [8] DE Bisschop J, VANSOMPEL H, SERGEANT P, et al. Demagnetization fault detection in axial flux PM machines by using sensing coils and an analytical model[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2017, 53(6): 1.
- [9] 丁石川, 吴振兴, 李亚, 等. 基于气隙磁密差信号峭度因子的永磁同步电机局部退磁故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(14): 5747.
- DING Shichuan, WU Zhenxing, LI Ya, et al. Partial demagnetization fault diagnosis of PMSM based on the Kurtosis of air-gap flux density difference signals[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(14): 5747.
- [10] 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*, 2025, 45(8): 3205.
- 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*, 2025, 45(8): 3205.
- [11] 李红梅, 陈涛. 基于分形维数的 PMSM 局部退磁故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2017, 32(7): 1.
- LI Hongmei, CHEN Tao. The local demagnetization fault diagnosis of PMSM based on fractal dimension[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, 32(7): 1.
- [12] 张业成, 刘国海, 陈前. 基于电流波动特征的永磁同步电机匝间短路与局部退磁故障分类诊断研究[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(7): 1634.
- ZHANG Yecheng, LIU Guohai, CHEN Qian. Discrimination of interturn short-circuit and local demagnetization in permanent magnet synchronous motor based on current fluctuation characteristics[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(7): 1634.
- [13] 陈昊, 高彩霞, 桑晓晨, 等. 基于环轭型探测线圈的永磁同步电机局部退磁故障定位方法[J]. *电机与控制学报*, 2023, 27(4): 97.
- CHEN Hao, GAO Caixia, SANG Xiaochen, et al. Toroidal yoke search-coil-based method for locating fault in PMSM with local demagnetization fault[J]. *Electric Machines and Control*, 2023, 27(4): 97.
- [14] 高彩霞, 李炳锟, 陈昊, 等. 基于半周反电势残差的永磁同步电机局部退磁故障诊断[J]. *电机与控制学报*, 2023, 27(7): 183.
- GAO Caixia, LI Bingkun, CHEN Hao, et al. Local demagnetization fault diagnosis of permanent magnet synchronous motor based on half-period back EMF residual[J]. *Electric Machines and Control*, 2023, 27(7): 183.
- [15] CHANG Lienkai, WANG Shunhong, TSAI Miching. Demagnetization fault diagnosis of a PMSM using autoencoder and K-means clustering[J]. *Energies*, 2020, 13(17): 4467.
- [16] 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.
- [17] 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.
- DING Shichuan, HE Wang, HANG Jun, et al. Uniform demagnetization fault diagnosis research of PMSM based on amplitude of radial air-gap flux density and amplitude of stator current[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(1): 332.
- [18] 许良, 赵吉文, 宋俊材, 等. 基于 ALE-MRAS 磁链观测器的永磁同步直线电机均匀退磁诊断研究[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(24): 7347.
- XU Liang, ZHAO Jiwen, SONG Juncai, et al. Researches on u-

niform demagnetization diagnosis of permanent magnet synchronous linear motors based on ALE-MRAS flux observers[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(24): 7347.

[19] 高彩霞, 聂言杰, 司纪凯, 等. 直驱永磁同步电机均匀退磁性能分析和故障诊断[J]. 煤炭学报, 2018, 43(S2): 615.

GAO Caixia, NIE Yanjie, SI Jikai, et al. Uniform demagnetization performance analysis and fault diagnosis in direct-drive permanent magnet synchronous motors[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(S2): 615.

[20] 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.

WU Guopei, YU Yinquan, TU Wenbing. Review of research on fault diagnosis of permanent magnet synchronous motor[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(5): 548.

[21] 宋雪玮, 赵吉文, 董菲, 等. 基于 PSO-LSSVM 的永磁同步直线电机局部退磁故障识别[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2426.

SONG Xuewei, ZHAO Jiwen, DONG Fei, et al. Local demagnetization fault recognition of permanent magnet synchronous linear motor based on PSO-LSSVM[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2426.

[22] 梁郑秋, 郝亮亮, 周艳真, 等. 基于卷积神经网络的核电多相无刷励磁系统旋转整流器故障诊断[J]. 电工技术学报, 2023, 38(20): 5458.

LIANG Zhengqiu, HAO Liangliang, ZHOU Yanzhen, et al. Fault diagnosis of rotating rectifier in nuclear multi-phase brushless excitation system based on convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(20): 5458.

[23] 张丹, 赵吉文, 董菲, 等. 基于概率神经网络算法的永磁同步直线电机局部退磁故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 296.

ZHANG Dan, ZHAO Jiwen, DONG Fei, et al. Partial demagnetization fault diagnosis research of permanent magnet synchronous motors based on the PNN algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 296.

[24] 李兵, 梁舒奇, 单万宁, 等. 基于改进正余弦算法优化堆叠降噪自动编码器的电机轴承故障诊断[J]. 电工技术学报, 2022, 37(16): 4084.

LI Bing, LIANG Shuqi, SHAN Wanning, et al. Motor bearing fault diagnosis based on improved sine and cosine algorithm for stacked denoising autoencoders[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(16): 4084.

[25] SONG X, ZHAO J, SONG J, et al. Local demagnetization fault recognition of permanent magnet synchronous linear motor based on stransform and PSO-LSSVM[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(8): 7816.

[26] 袁建虎, 韩涛, 唐建, 等. 基于小波时频图和 CNN 的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2017, 33(2): 93.

YUAN Jianhu, HAN Tao, TANG Jian, et al. An approach to intelligent fault diagnosis of rolling bearing using wavelet time-frequency representations and CNN[J]. Machine Design & Research, 2017, 33(2): 93.

[27] 宋威, 林建维, 周方泽, 等. 基于改进降噪自编码器的风机轴承故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 61.

SONG Wei, LIN Jianwei, ZHOU Fangze, et al. Wind turbine bearing fault diagnosis method based on an improved denoising autoencoder[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 61.

[28] 赵洪山, 闫西慧, 王桂兰, 等. 应用深度自编码网络和 XGBoost 的风电机组发电机故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 81.

ZHAO Hongshan, YAN Xihui, WANG Guilan, et al. Fault diagnosis of wind turbine generator based on deep autoencoder network and XGBoost[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 81.

[29] 周奇, 吕飞, 周煜晨, 等. 基于径向基函数神经网络算法的汽轮发电机转子绕组匝间短路故障诊断[J]. 电工技术, 2024(11): 33.

ZHOU Qi, LÜ Fei, ZHOU Yuchen, et al. Fault diagnosis of interturn short circuit in turbine generator rotor winding based on radial basis function neural network algorithm[J]. Electric Engineering, 2024(11): 33.

(编辑:刘素菊)