

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413430

基于电磁多维时空特性的永磁同步电机高阻故障智能诊断研究^{*}

吴振宇¹, 张 捷¹, 王 慧², 胡存刚¹, 曹文平¹

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院 合肥 230601; 2. 中国电力科学研究院有限公司 北京 100192)

摘 要: 永磁同步电机(PMSM)长期遭受频繁“电-磁-力-热”冲击,这会加速绕组绝缘老化,导致高阻连接(HRC)故障发生。HRC 进一步诱发 PMSM 产生更为严重的损伤,准确诊断该类故障具有重要意义。目前,依据 PMSM 运行电压和负荷电流的演变规律,可为精准识别 HRC 提供参考。但是上述均为侵入式方法,可能会对电机正常运行造成一些干扰。由于 HRC 故障下电机空间电磁分布会发生显著改变,电机空间漏磁信号同样可提供 PMSM 的状态信息,且漏磁信号采集可使用非侵入式方法。为此,提出了一种基于电磁多维时空特性的 PMSM 高阻故障智能诊断方法,建立空间漏磁信号与电机差异化状态的关联关系,联合智能算法实现电机状态的智能评估。首先,依据电机绕组等效电路模型解析故障下电磁信号演变规律,明确最优电磁测试点。其次,提出了基于漏磁信号阵列的特征图像转换以及升维方法,联合 GoogLeNet 网络诊断电机故障。最后通过仿真模型与实验平台进行验证,实验结果表明:通过漏磁信号阵列的特征图像升维与智能评估方法能够准确识别和定位 HRC,进一步实现 HRC 故障程度的评估,其准确率高达 97%,验证了所提方法的有效性。该方法具有非侵入式和高准确性的优点,针对 PMSM 具有较广的应用前景。

关键词: 永磁同步电机;电磁多维时空特性;高阻故障;故障相定位;故障程度评估

中图分类号: TM307 TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Research on intelligent diagnosis of high resistance faults in permanent magnet synchronous motors based on electromagnetic multidimensional characteristics

Wu Zhenyu¹, Zhang Jie¹, Wang Hui², Hu Cungang¹, Cao Wenping¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100192, China)

Abstract: Permanent magnet synchronous motor (PMSM) is subjected to frequent electric-magnetic-force-thermal shocks for a long period of time, which accelerates the aging of winding insulation and leads to the occurrence of high-resistance connection (HRC) faults. HRC faults further induce more serious damages to the PMSM, making their accurate diagnosis highly significant. At present, based on the evolution law of PMSM operating voltage and load current, it can provide reference for accurate identification of HRC. However, the above are invasive methods, potentially causing interference with the normal operation of the motor. Since HRC faults significantly alter the electromagnetic field distribution within the motor, the leakage signals in the motor space can serve as an alternative, non-invasive source of state information. By acquiring these leakage signals, a non-invasive approach to diagnosing HRC faults can be realized. To this end, an intelligent diagnosis method for PMSM high-resistance faults based on electromagnetic multidimensional spatio-temporal characteristics is proposed. This method establishes the correlation relationship between spatial leakage signals and the motor's differentiated state, enabling the intelligent motor state evaluation by a joint intelligent algorithm. First, the electromagnetic signal evolution law under fault is analyzed based on the equivalent circuit model of the motor winding, identifying the optimal electromagnetic test point. Secondly, the feature image conversion and dimensioning method based on the array of leakage signals are proposed to diagnose motor faults with GoogLeNet network. Finally, the proposed method is verified by simulation model and experimental platform. The experimental results show that the feature image upscaling and intelligent assessment method based on the

收稿日期:2024-10-31 Received Date: 2024-10-31

^{*} 基金项目:安徽省青年科学基金(2408085QE163)项目资助

leakage signal array can accurately identify and locate HRC while also assessing fault severity, achieving an accuracy rate of up to 97%, which verifies the effectiveness of the proposed method. The method has the advantages of non-invasive and high accuracy, and has a wider application prospect for PMSM.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; electromagnetic multidimensional spatio-temporal characteristics; high resistance faults; fault phase localization; fault level assessment

0 引 言

由于高效率和高功率密度的特点,永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)广泛应用于现代工业体系中,比如新能源汽车动力系统和工业数控机床等^[1-3]。PMSM 长时间运行会频繁遭受“电-磁-力-热”的冲击^[4],这会加速绝缘老化,增加故障发生的风险。根据文献[5-8]调研可知:PMSM 常见机械故障包括轴承故障、转轴偏心;常见电气故障^[9-12]包括绕组接地、绕线匝间短路和高阻连接(high resistance faults, HRC)。其中,HRC 属于早期故障,易发于三相绕组与电机驱动器的连接处。如若尚未及时发现,该故障极易发展成为更为严重的事故。

现有研究分析差异化电机状态下运行电压、负荷电流、温升特性、零序电压分量的演变规律,联合智能诊断算法实现 HRC 精准识别^[13-14]。例如:电压检测法^[15]通过分析电机运行电压实现故障诊断。由于频繁电热冲击造成的绝缘材料老化同样会导致运行电压波动,这为进一步的故障识别带来一定困难。红外成像法^[16]通过分析电机及驱动器温升特点分析来实现状态评估。由于 HRC 故障属于早期故障,早期的温升变化尚不明显,因此故障灵敏度有限。同时该方法依赖于昂贵的红外成像仪器。上述两种方法均能直观反应电机状态,受限于高成本、故障灵敏度有限,这为现场推广应用带来一定挑战。

为此,文献[17-18]提出的零序电压法通过建立零序电压分量、定子电流和 HRC 阻值的关联关系,建立二元线性方程实现故障程度的评估。该方法的缺点为增加了电能损耗。本团队^[19]通过理论推导解析了零序电压的基频分量,建立了绕组三相电流与零序电压分量的关联特征,进一步提出了 HRC 特征参数实现了故障程度评估。由于匝间短路与 HRC 对零序电压分量的影响是相似的,因此无法实现故障分类。为了解决这个问题,文献[20]通过理论推导了零序电压的低频分量和高频分量的演变规律,实现了不同故障识别。上述方法的缺陷在于使用额外电路接入电机相位中性点,这限制了现场应用。为了消除外接电路对电机的影响,文献[21-22]使用外部高频激励注入方法来完成状态评估。通过在电机相电流增加了直流分量,分析了三相电流特征实现了

HRC 故障诊断,但是该方法会额外增加电机损耗。

由于空间电磁分布特性与电机运行状态密切相关,近些年来,学者针对电机差异化运行状态下的漏磁信号来诊断故障。文献[23]通过建立等效磁路模型,首先分析局部退磁后气隙磁密变化规律,以健康电机空载气隙磁密为基准,从而计算气隙磁密差信号峭度值作为故障特征值,实现故障诊断。文献[24]建立 d 轴等效磁路模型,分析故障后径向气隙磁密变化规律和重构均匀退磁故障指标,并且通过归一化各极下径向气隙磁密幅值和绘制雷达图与健康电机对比实现诊断故障。文献[25]提出将漏磁信号直接转换为对称点模式图像的退磁故障诊断策略,通过特征维度的改变直观诊断故障。文献[26]利用反向传播神经网络分析漏磁通量的频域特征矩阵,准确检测并定位早期故障。

为了全面获取空间漏磁信号的时频特性,建立空间漏磁信号与电机运行状态之间的关联,本研究提出了一种基于电磁多维时空特性的永磁同步电机高阻故障智能诊断方法。该方法优势是采集电机空间漏磁信号,使用特征升维(融合多条时域曲线为二维 RGB 图)解析时变与频变的特性,联合 GoogLeNet 网络实现 HRC 智能诊断。

1 永磁同步电机高阻故障智能诊断方法

1.1 差异化状态下电磁特性分析

永磁同步电机是通过电磁变换实现机械能与电能的转换,磁场作为电磁变换的关键媒介,对电机运行电压、负荷电流、振动特性及温升规律的影响巨大。因此空间磁场变化规律与电机运行状态紧密相关。其中,负载状态下气隙磁场由两部分组成,即空载下气隙磁场(B_{rms})与电枢反应下气隙磁场(B_{ras}),表达式如式(1)所示。

$$B_{rs}(\theta, t) = B_{rms}(\theta, t) + B_{ras}(\theta, t) \quad (1)$$

若忽略齿槽的影响,空载下气隙磁场(B_{rms})表达式如式(2)所示。

$$B_{rms}(r, \theta, t) = \sum_{n=1,3,5}^{\infty} B_n(r) \cos np(\theta - \omega t) \quad (2)$$

三相电流的电枢反应产生磁场如式(3)所示。

$$B_{ras}(r, \theta, t) = \mu_0 \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{j=1}^{\infty} J_m F_m(r) I_j \sin(m\theta \pm (jp\omega t + \theta_j)) \quad (3)$$

其中, P 是极对数, θ 是角位置, t 是时间, ωt 是转子机械角速度, $B_n(r)$ 为磁场的第 n 次谐波幅值, J_m 、 $F_m(r)$ 和 $B_n(r)$ 的相关定义参考文献[27]。

如若电机发生高阻连接故障时,回路中阻抗增大,三相电流数值降低,如图1所示。由于电枢反应下气隙磁场(B_{ras})与三相运行电流紧密相关,这导致 B_{ras} 随之改变。因此,电机外部漏磁场作为气隙磁的重要分支,其演变规律可为电机状态评估提供参考。

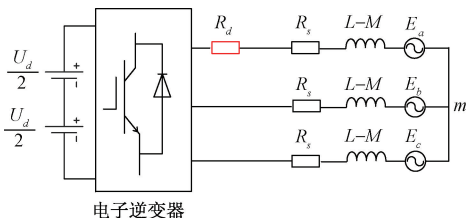


图1 高阻连接示意图

Fig. 1 Schematic diagram of high resistance connection

1.2 时空多维信息融合及诊断方法

针对空间电磁信号演变规律,本研究提出了一种基于时空多维信息融合的诊断方法。该方法通过解析漏磁信号的频域特性初步诊断高阻连接故障。在此基础上,使用特征升维的方式将一维时域曲线转变为二维图像,联合 GoogLeNet 网络实现故障定位与程度评估。

1) 电机状态初步评估

以正常状态与不同故障程度下的电机为例开展分析,差异化状态下漏磁信号时域序列如式(4)所示。

$$\mathbf{M} = [N_0, N_1, N_2, N_3] \quad (4)$$

式中:外接电阻为 $i/2 \Omega$ 时,漏磁时域信号序列定义为 N_i ,其表达式如式(5)所示。

$$\mathbf{N}_i = [L_{i,1}, L_{i,2}, \dots, L_{i,m}]^T \quad (5)$$

式中:外接电阻为 $i/2 \Omega$ 时,第 m 个通道的漏磁信号时域序列定义为 $L_{i,m}$,将其写成多个频率分量叠加的形式,如式(6)所示。

$$L_{i,m}[k] = \sum_{h=0}^{p-1} l_{i,m}[h] e^{-j \frac{2\pi k h}{p}}, k = 0, 1, \dots, p-1 \quad (6)$$

式中: p 为时域信号序列的长度。

依据上述理论推导可知:高阻连接故障下永磁同步电机的空间漏磁信号会相应出现高频谐波分量,这可以为电机状态的评估提供参考依据。

2) 信息升维与智能分析

针对漏磁信号时域序列 $L_{i,m}$,使用时频分析的算法将时域系列信号转化为 RGB 图像,转换方法如式(7)所示。

$$\begin{cases} B(x, y, 1) = L_{i,1}[t + (y-1) \times a + x] \\ B(x, y, 2) = L_{i,2}[t + (y-1) \times a + x] \\ B(x, y, 3) = L_{i,3}[t + (y-1) \times a + x] \end{cases} \quad (7)$$

式中: x 是矩阵行数 ($x = 1, 2, 3, \dots, a$); y 是矩阵列数 ($y = 1, 2, 3, \dots, n$); t 是时域序列的总时长。

图2所示的图像横轴对应漏磁信号的采样时间,纵轴表示信号在不同频率上的能量分布。图中颜色深浅不一表示不同时间和频率点的信号能量分布,颜色越亮代表幅值越大和较好的时频聚集性,能够同时反映漏磁时域序列信号的幅值和频率变化,提升的信息维度便于后期特征识别与智能诊断。

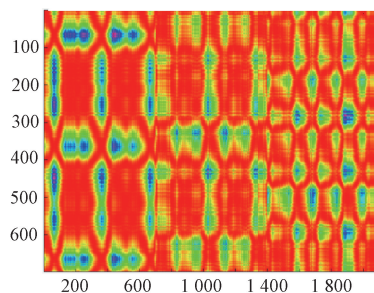


图2 RGB图像

Fig. 2 RGB image

RGB 图像的特征包括纹理特征与颜色特征等。这些特征的变化与电机状态紧密相关。为了实现图像的智能分析,采用 GoogLeNet 网络对图像的关键特征进行分类和识别。为了解决深度网络中经常出现的数据过度拟合,网络太大,计算量频繁增加等问题。设计了 Inception 结构,使网络可以自行决定网络参数和是否需要某些网络层,从而加快了网络训练的速度和准确性。同时对新图像进行分类时,将两个网络层替换为一个能够适应新数据的新网络层,以保证训练精度;在保证分类精度的同时,将浅层网络的学习率设为 0,加快网络的训练速度。

2 方法验证

2.1 实验平台构建

为了验证该方法的有效性,搭建了如图3所示的永磁同步电机试验平台。该试验平台由两台相同型号的永磁同步电机、电机驱动器、数据采集系统、电源、NI 信号采集系统和计算机组成。

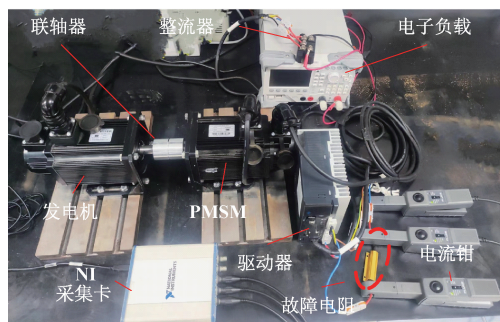


图3 永磁同步电机实验装置平台

Fig. 3 PMSM experimental platform

电机主要参数如表 1 所示,其中一台作为测试电机,另一台作为负载电机,使用联轴器实现两台电机的连接,测试电机的运行由电机驱动器控制。负载电机处于发电机状态运行,其输出的三相交流电经过整流装置变换为直流电,连接电阻性负载实现电能消耗。

表 1 PMSM 主要参数

Table 1 Specific parameters of the PMSM

参数	数值	参数	数值
额定电压/V	220	定子外径/mm	102.5
额定电流/A	6	定子内径/mm	64
额定功率/W	1 500	转子外径/mm	54.5
额定转矩/(N·m)	5	转子内径/mm	20.1
永磁体极数	8	—	—

高阻故障模拟的原理如图 1 所示,电机三相输出端与电机驱动器之间连接电阻 R_d ,通过改变阻值实现不同程度的高阻故障模拟。电阻值以 $0.5\ \Omega$ 为一个间隔,在 $0.5\sim3\ \Omega$ 区间均匀分布。为了模拟各个相的故障,U、V、W 三相逐一连接电阻。为了精确测量空间漏磁变化,采用巨磁阻传感器完成信号实时采集,采集数据通过 NI 数据采集卡传输至计算机中,采样频率设置为 $10\ \text{kHz}$ 。

2.2 最优测试点定位

由于永磁同步电机的空间磁场分布呈现差异化特性,为了确定漏磁传感器最优测试点,获取最多特征信息用于状态评估。因此建立了 PMSM 的电磁仿真模型如图 4 所示,用于解析空间电磁演变规律。为了模拟高阻连接故障,搭建了外部激励与内部电机相连接。

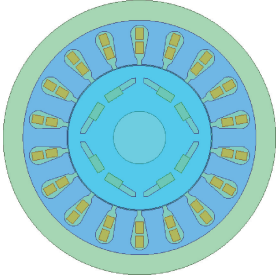


图 4 永磁同步电机二维磁场仿真模型

Fig. 4 Maxwell-2D magnetic field simulation model of the PMSM

依据 Maxwell 电磁仿真模型可用于模拟差异化状态下 PMSM 空间漏磁分布特性,如图 5 所示。其中,漏磁信号的切向分量大于径向分量。同时,随着外接电阻数值的增加,切向分量的幅值变化更为明显,如图 6 所示。为此,将漏磁信号切向分量用于高阻连接故障诊断。

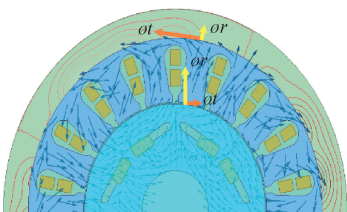


图 5 PMSM 空间漏磁分布

Fig. 5 Air gap flux and stray magnetic flux components

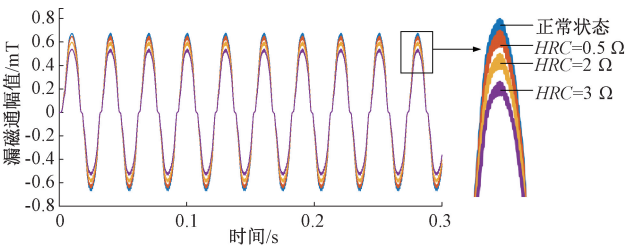


图 6 高阻连接故障下气隙磁通的切向分量和径向分量

Fig. 6 Tangential and radial components of air gap flux and stray magnetic flux under HRC fault condition

为了选择最优测试点用于 PMSM 故障诊断的研究,在仿真模型中分析几个方向切向磁场变化特性,如图 7 所示。

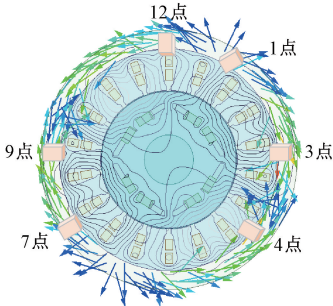


图 7 永磁同步电机二维磁场测试点

Fig. 7 Maxwell-2Dsimulation model of the PMSM

不同故障程度下仿真漏磁信号的时域波形与频域波形,如图 8~13 所示。相较于健康状态,故障状态下时域波形的幅值呈现显著减小。随着外接电阻数值的增加,使得基频分量与三次谐波分量显著降低。其中,3、9、12 点方向的漏磁信号有效值最大,故障变化较为明显,如表 2 所示,因此这些方向的漏磁信号可以提供较多诊断信息用于评估电机状态。

2.3 单相故障下漏磁信号演变规律分析

依据仿真结果在图 3 所示的 PMSM 试验平台相应位置安装漏磁传感器。不同故障程度下实测漏磁信号的时域波形与频域波形,如图 14~16 所示。其中,差异化状态下漏磁信号演变规律如表 3 所示。相较于健康状态,

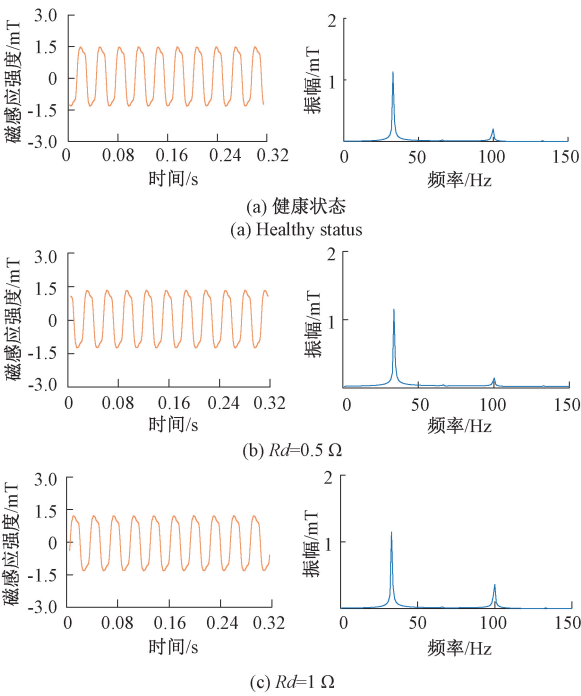


图8 1点钟方向的漏磁波形的时域及频域的仿真波形
Fig.8 Simulated waveforms in time and frequency domains of the leakage waveform at 1 o'clock direction

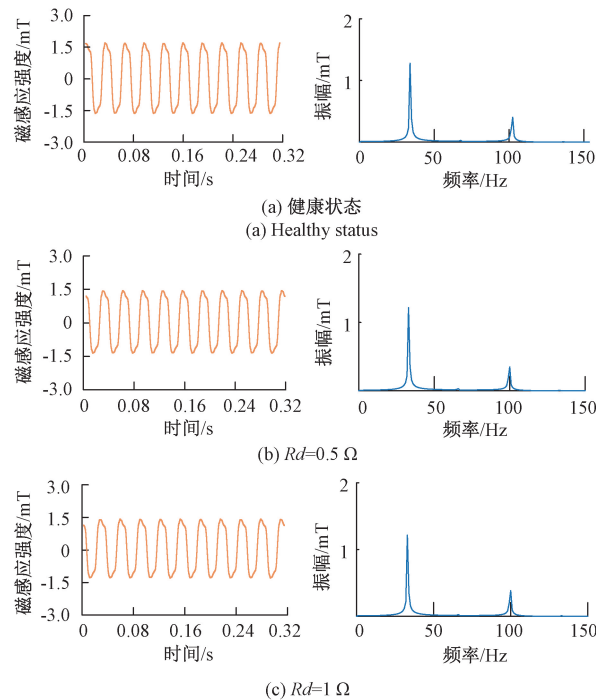


图10 4点钟方向的漏磁波形的时域及频域的仿真波形
Fig.10 Simulated waveforms in time and frequency domains of the leakage waveform at 4 o'clock direction

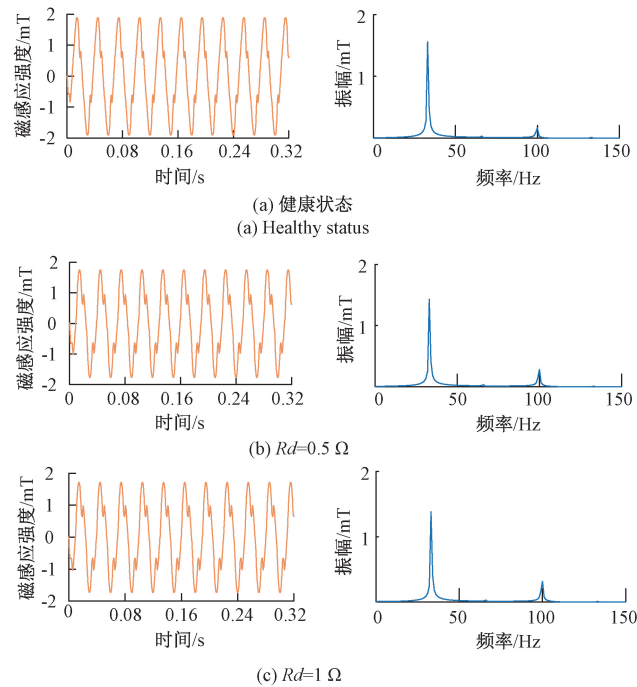


图9 3点钟方向的漏磁波形的时域及频域的仿真波形
Fig.9 Simulated waveforms in time and frequency domains of the leakage waveform at 3 o'clock direction

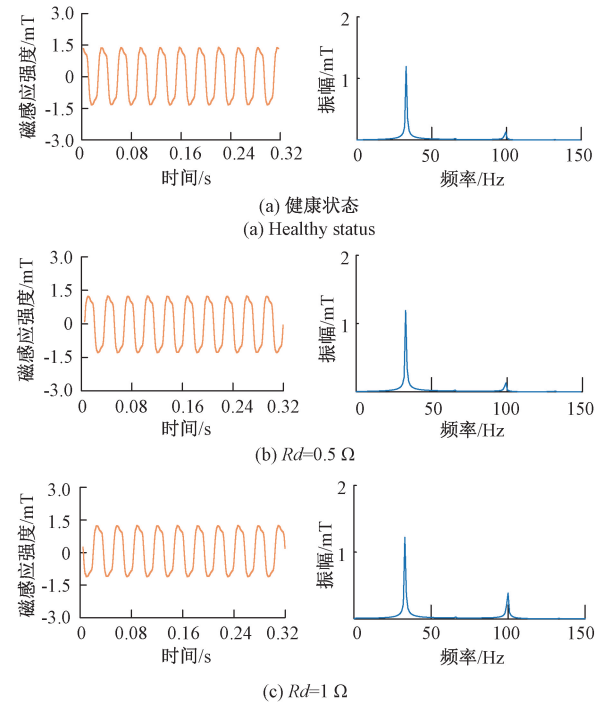


图11 7点钟方向的漏磁波形的时域及频域的仿真波形
Fig.11 Simulated waveforms in time and frequency domains of the leakage waveform at 7 o'clock direction

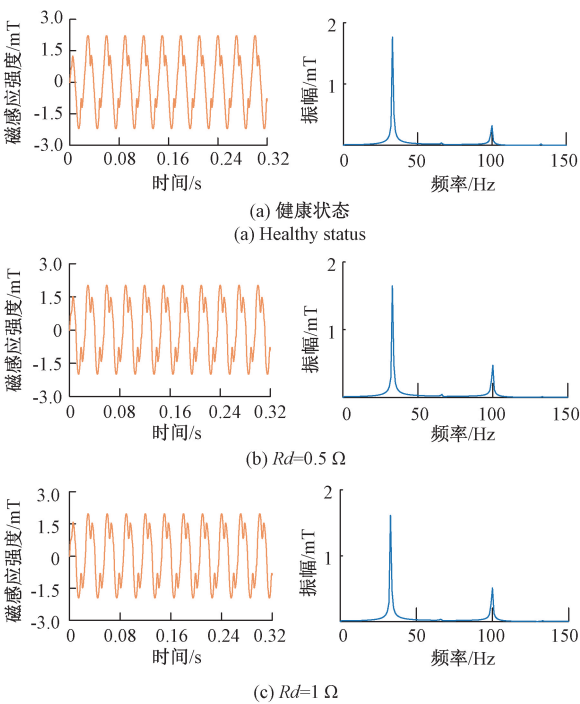


图 12 9 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的实测波形
Fig. 12 Simulated waveforms in time and frequency domains of the leakage waveform at 9 o'clock direction

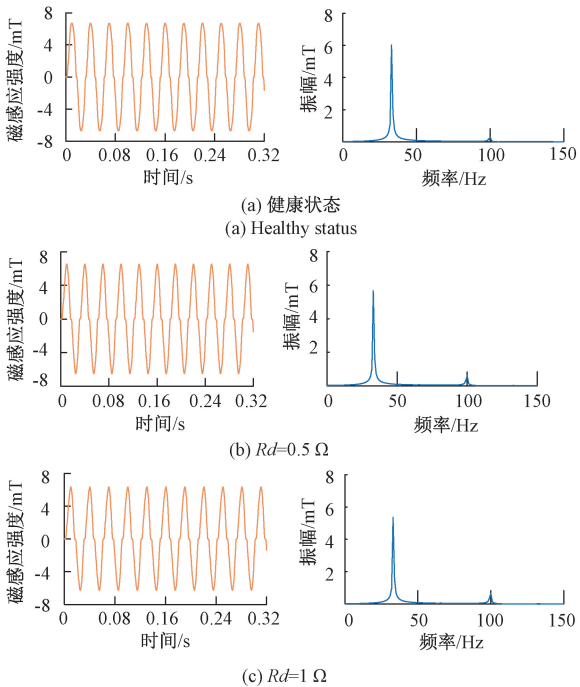


图 13 12 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的仿真波形
Fig. 13 Simulated waveforms in time and frequency domains of the leakage waveform at 12 o'clock direction

表 2 差异化状态下仿真漏磁信号演变规律
Table 2 Simulated leakage signal evolution laws in differential states

空间位置	健康状态	HRC 0.5 Ω	HRC 1 Ω	百分比/%
1 点方向	1.498	1.421	1.406	1.1
3 点方向	1.558	1.433	1.383	3.4
4 点方向	1.589	1.492	1.468	1.6
7 点方向	1.485	1.428	1.402	1.8
9 点方向	1.767	1.648	1.614	2.1
12 点方向	6.026	5.651	5.361	5.0

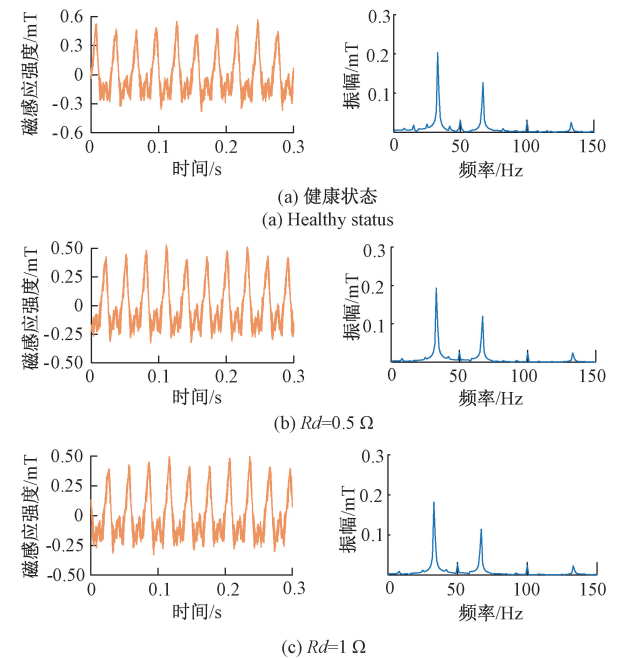
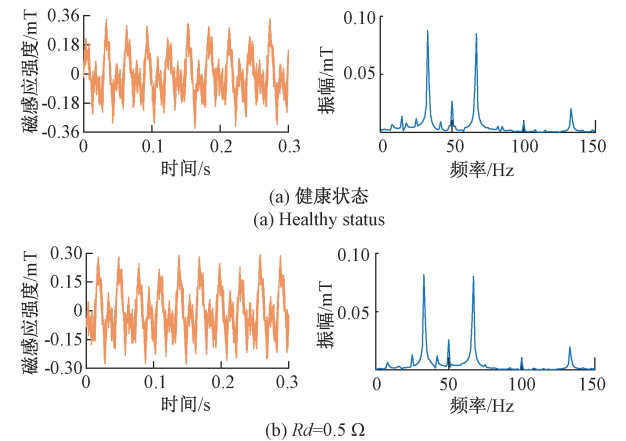


图 14 12 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的实测波形
Fig. 14 Measured waveforms in the time and frequency domains of the magnetic leakage waveform at 12 o'clock



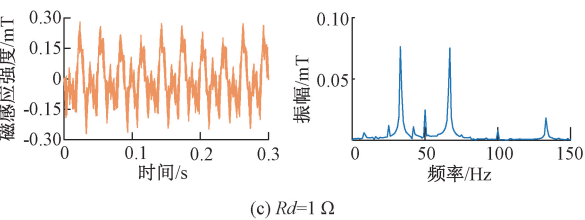


图 15 9 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的实测波形

Fig. 15 Measured waveforms in the time and frequency domains of the magnetic leakage waveform at 9 o'clock

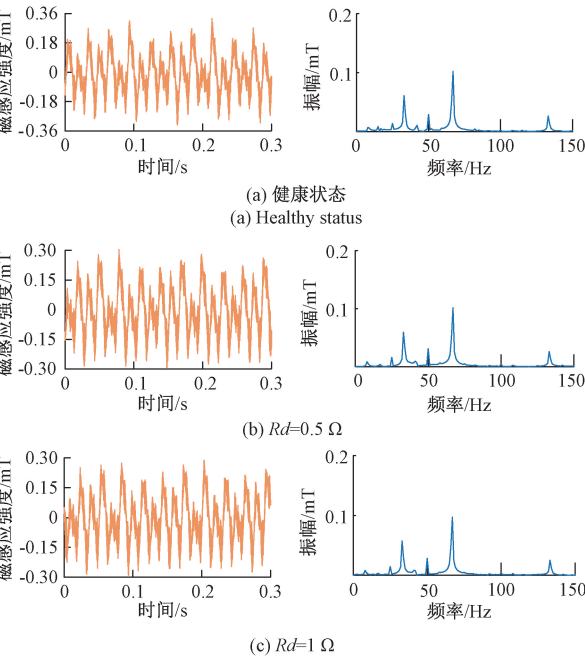


图 16 3 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的实测波形

Fig. 16 Measured waveforms in the time and frequency domains of the magnetic leakage waveform at 3 o'clock

表 3 差异化状态下实测漏磁信号演变规律				
Table 3 Evolution law of measured leakage signals in differentiated states				
观测点	健康	HRC 0.5 Ω	HRC 1 Ω	百分比/%
12 点钟方向	0.203 6	0.193 0	0.182 2	5.2
9 点钟方向	0.087 7	0.082 0	0.076 3	6.5
3 点钟方向	0.061 3	0.059 5	0.057 4	2.8

故障状态下时域波形的幅值呈现显著减小。随着外接电阻数值的增加,使得基频分量与三次谐波分量显著降低。实测结果和仿真结果保持一致,进一步验证了仿真结果的正确性。

2.4 两相故障下漏磁信号演变规律

为了验证该方法的普适性,针对两相故障开展 PMSM 漏磁信号演变规律的研究,其试验结果如图 17~19 所示。相较于单相故障工况,两相故障工况下频域特征的峰值频率明显偏移。随着故障电阻条件的改变,导致主频带能量分布发生显著变化。

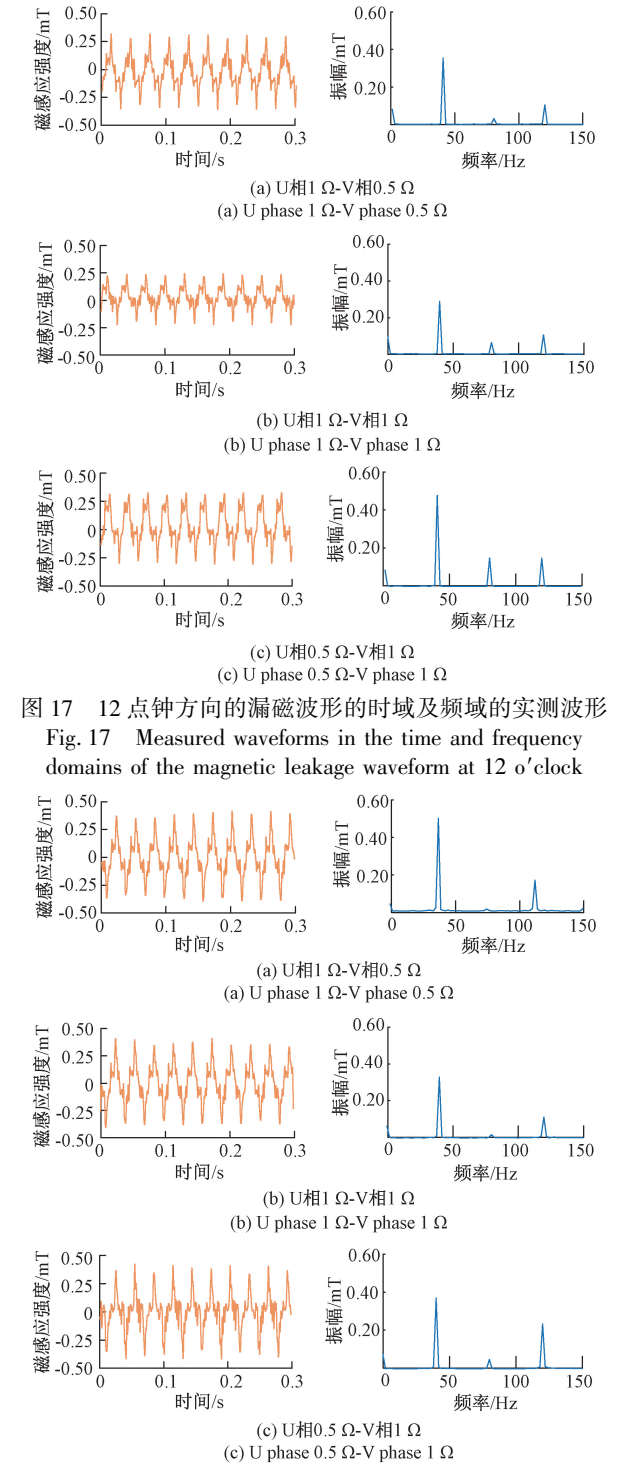


图 18 9 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的实测波形

Fig. 18 Measured waveforms in the time and frequency domains of the magnetic leakage waveform at 9 o'clock

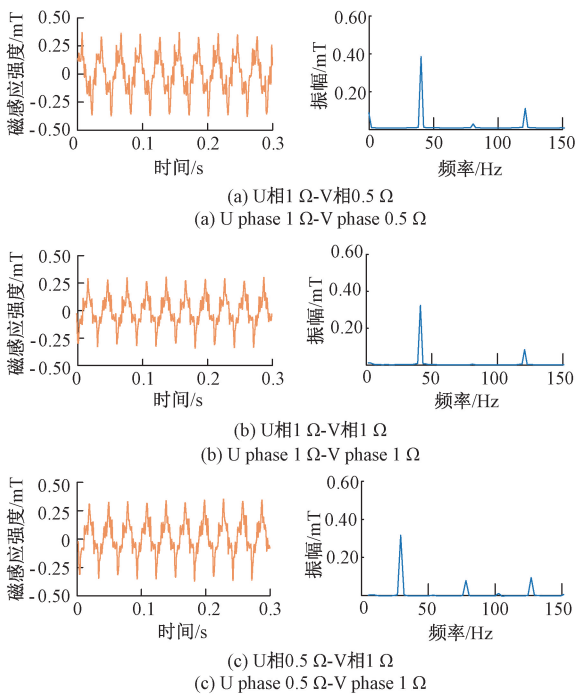


图 19 3 点钟方向的漏磁波形的时域及频域的实测波形

Fig. 19 Measured waveforms in the time and frequency domains of the magnetic leakage waveform at 3 o'clock

2.5 故障诊断结果解析

为了验证提出的 PMSM 高阻故障诊断方法可靠性,联合频域分析与 GoogLeNet 网络实现高阻连接故障定位与故障程度的智能诊断。电机健康状态与不同故障状态下的时频图如图 20 所示。不同相位发生故障时,图片中颜色分布与深浅呈现出明显差异,即相同时刻下漏磁信号幅值与频率均发生显著改变。这表明了该图片显示了

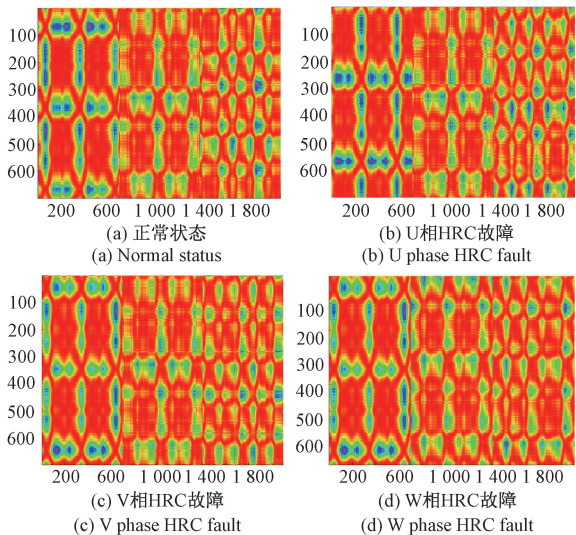


图 20 PMSM 差异化状态下 RGB 图像

Fig. 20 RGB image in PMSM differentiated state

信号的时频分布特性,可用于电机的高阻故障定位与故障程度评估。

为了获取足够数据用于 GoogLeNet 网络训练与测试,不同电机状态下采样 400 个周期的漏磁数据。使用 2 个周期的数据合成一张 RGB 时频图片,即相同电机状态下可获取 200 张图像用于网络训练与测试。将 200 个样本分为 120 个训练集、40 个验证集和 40 个测试集。在此基础上,所有样本数据输入 GoogLeNet 进行训练和分类。网络的验证间隔设为 10 次迭代,训练过程如图 21 所示。

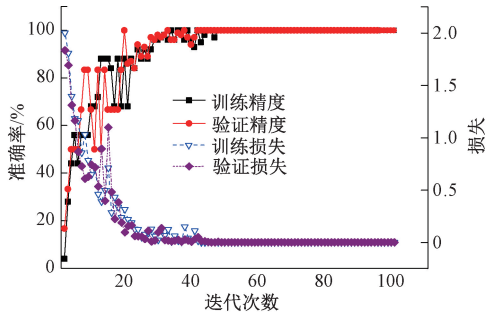


图 21 GoogLeNet 模型训练过程

Fig. 21 GoogLeNet network training process

经过 35 次迭代之后,训练集的诊断准确率达到 100%,40 次迭代后验证集的诊断准确率达到 100%,经过 45 次迭代后,验证集和训练集的数据损失接近 0。当完成 GoogLeNet 网络的模型训练后,将测试集输入网络进行诊断分析。故障智能定位结果如图 22 所示,除了预测值与实际值有少许偏差,测试样本的分类精度可以达到 97%,这证明了提出的 HRC 定位方法的有效性。

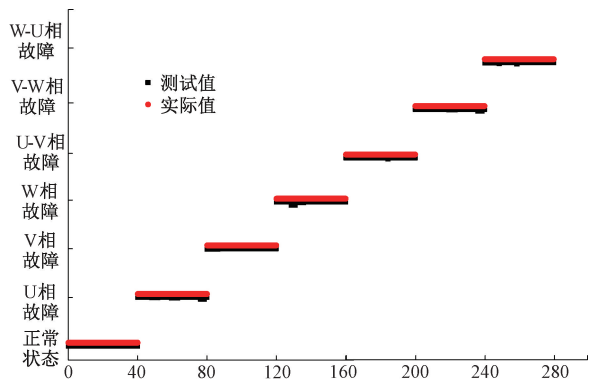


图 22 HRC 故障定位结果

Fig. 22 HRC fault phase location results

明确了 HRC 故障相位之后,进一步完成故障程度的评估。为了验证该诊断模型的正确性,采用不同的样本分类方法进行训练与测试。第 1 组实验中,验证集样本为 300 个,训练集样本为 700 个。第 2 组实验中,验证集样本为 480 个,训练集样本为 1 120 个。故障程度的评估分类结果如图 23~24 所示,不同实验组中分类精度达到 96%,这从侧面验证了故障程度评估的有效性。

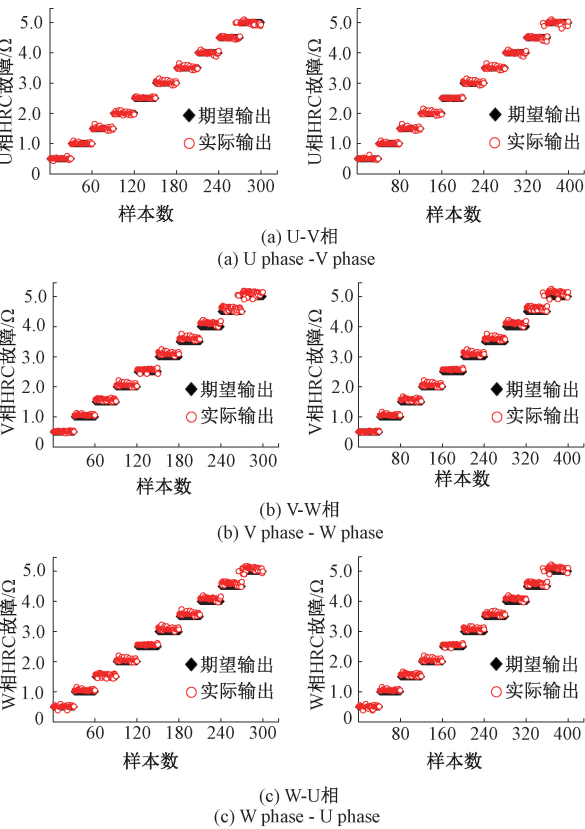


图 23 HRC 单相故障的定量分析结果

Fig. 23 Quantitative analysis results of HRC single-phase faults

为了进一步验证智能诊断模型对于 HRC 诊断的效果,随机选取 80 组不同的故障相位与故障程度的样本数据,将这些数据输入诊断系统进行智能识别。预测矩阵

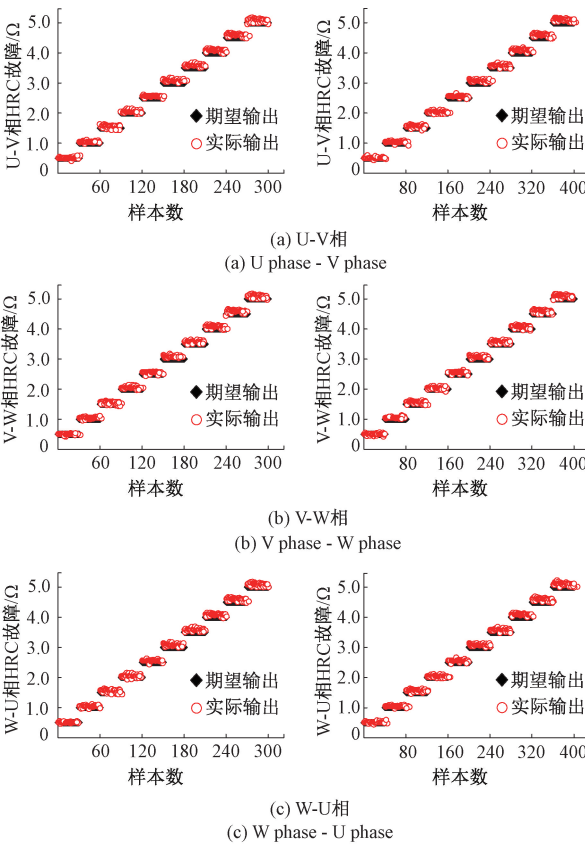


图 24 HRC 双相故障的定量分析结果

Fig. 24 Quantitative analysis results of HRC double-phase faults

如图 25 所示,图中灰色数字是诊断结果的最大值。结果表明:正确预测概率超过 98%,误判概率接近于 0。上述结果再次验证了提出的方法能够有效识别 PMSM 状态,

实际故障模式	1	0.995 3	0.000 5	0.000 3	0.000 7	0.000 2	0.000 6	0.000 1	0.000 3	0.000 2	0.000 5	0.000 1	0.001 2
	2	0.001 1	0.993 4	0.000 5	0.001 0	0.000 8	0.000 2	0.000 5	0.000 6	0.000 9	0.000 1	0.000 6	0.000 3
	3	0.000 2	0.000 3	0.996 8	0.000 6	0.000 2	0.000 5	0.000 2	0.000 1	0.000 2	0.000 3	0.000 1	0.000 5
	4	0.000 9	0.000 8	0.001 1	0.990 6	0.000 5	0.000 8	0.000 6	0.001 2	0.000 5	0.000 7	0.000 9	0.001 4
	5	0.000 7	0.000 5	0.000 8	0.001 2	0.993 7	0.000 3	0.000 5	0.000 7	0.000 1	0.000 5	0.000 4	0.000 6
	6	0.000 9	0.001 2	0.000 7	0.001 5	0.001 1	0.987 5	0.001 4	0.001 0	0.001 1	0.001 2	0.001 1	0.001 3
	7	0.000 6	0.000 9	0.001 2	0.000 8	0.000 7	0.001 1	0.991 6	0.000 9	0.000 2	0.000 5	0.000 8	0.000 7
	8	0.000 1	0.000 5	0.000 6	0.001 1	0.000 6	0.000 9	0.001 3	0.991 5	0.000 8	0.000 9	0.001 2	0.000 5
	9	0.000 5	0.001 2	0.000 9	0.000 7	0.000 8	0.000 5	0.000 8	0.001 1	0.992 7	0.000 1	0.000 2	0.000 5
	10	0.000 9	0.000 7	0.001 1	0.000 9	0.000 5	0.000 8	0.000 6	0.000 8	0.001 1	0.991 3	0.000 9	0.000 4
	11	0.000 4	0.001 1	0.000 5	0.001 3	0.000 8	0.000 3	0.000 6	0.000 5	0.000 3	0.000 4	0.993 3	0.000 5
	12	0.001 5	0.000 6	0.001 4	0.000 6	0.001 4	0.000 5	0.000 5	0.001 3	0.000 5	0.000 1	0.000 2	0.991 4
预测故障模式													

图 25 实际和预测故障模式矩阵

Fig. 25 Actual and predicted fault mode matrix

准确定位 HRC 故障相位及评估故障程度,同时验证了该方法的有效性 with 鲁棒性。

3 结 论

本研究针对 PMSM 的 HRC 故障,提出了基于电磁多维时空特性的 PMSM 高阻故障智能诊断方法,通过实验结果和仿真模型验证了方法的有效性,并获得以下结论: PMSM 的 3、9 和 12 点钟方向采集多维漏磁信号,使用曲线多维融合方法获得二维 RGB 时频分布图,联合 GoogLeNet 网络能够实现 HRC 故障检测、定位和故障程度的评估,准确率高达 97%。该方法具有无创测量、效率高、精度高等优点,可为永磁同步电动机的故障识别提供参考。

参考文献

- [1] CHENG M, ZHU Y. The state of the art of wind energy conversion systems and technologies: A review [J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 88:332-347.
- [2] 李一,王付胜,杨淑英,等. 基于浮动桥共中线开绕组拓扑的永磁同步电机矢量控制策略研究[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(13): 4942-4955.
LI Y, WANG F SH, YANG SH Y, et al. Research on vector control strategy of open-end permanent magnet synchronous motor drive based on common mode connected DC buses with a floating bridge[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(13): 4942-4955.
- [3] 刘行谋,何明朗,肖遥,等. 新能源汽车油泵电机电磁力建模及其匝间故障监测方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(9): 302-312.
LIU X M, HE M L, XIAO Y, et al. Research on electromagnetic force modeling and inter-turn fault monitoring method for oil pump motors of new energy vehicle[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(9): 302-312.
- [4] 吴振宇,王慧,胡存刚,等. 基于零序电压特性的无刷直流电机匝间短路在线检测[J/OL]. *中国电机工程学报*, 1-13[2024-10-26].
WU ZH Y, WANG H, HU C G, et al. Online detection of turn-to-turn short circuit in brushless DC motors based on zero-sequence voltage characteristics[J/OL]. *Proceedings of the CSEE*, 1-13[2024-10-26].
- [5] 乔卉卉,赵二贤,郝如江,等. 基于注意力机制与多源信息融合的变工况轴承故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(9): 120-130.
QIAO H H, ZHAO ER X, HAO R J, et al. Attention

mechanism and multi-source information fusion-based method for bearing fault diagnosis under variable operating conditions [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(9): 120-130.

- [6] 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): 97-110, 118.
CHEN H, GAO C X, SANG X CH, et al. Toroidal yoke search-coil-based method for locating fault in PMSM with local demagnetization fault [J]. *Journal of Electric Machines and Control*, 2023, 27(4): 97-110, 118.
- [7] 蒋婷婷,张庆,张钧深,等. 变分非线性单分量 Chirp 模态提取及其在电机轴承诊断中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(2): 266-277.
JIANG T T, ZHANG Q, ZHANG J SH, et al. Variational nonlinear single Chirp mode extraction and its application in bearing fault diagnosis of motors [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(2): 266-277.
- [8] 杭俊,赖江龙,邓家增,等. 基于阶比分析的永磁同步电机偏心故障诊断研究[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(24): 9733-9742.
HANG J, LAI J L, DENG J Z, et al. Eccentric fault of diagnosis of permanent magnet synchronous motor based on order analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(24): 9733-9742.
- [9] MAHMOUDI A, JIASSI I, CARDOSO M J A, et al. Inter-turn short-circuit faults diagnosis in synchronous reluctance machines using the luenberger state observer and current's second-order harmonic[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 6(8): 8420-8429.
- [10] 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.
- [11] 丁伟,宋俊材,陆思良,等. 基于多通道信号二维递归融合和 ECA-ConvNeXt 的永磁同步电机高阻接触故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(20): 6397-6408.
DING W, SONG J C, LU S L, et al. High-resistance

- connection fault diagnosis of permanent magnet synchronous motor based on two-dimensional recursive fusion of multi-channel signals and ECA-ConvNeXt [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(20):6397-6408.
- [12] GANDHI A, CORRIGAN T, PARSA L. et al. Recent advances in modeling and online detection of stator interturn faults in electrical motors [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5):1564-1575.
- [13] 王骁贤,陆思良,何清波,等. 变转速工况下基于多传感器信号深度特征融合的电机故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2022,43(3):59-67.
- WANG X X, LU S L, HE Q B, et al. Motor fault diagnosis based on deep feature fusion of multi-sensor data under variable speed condition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(3):59-67.
- [14] 武智超,王慧,王吉亮,等. 基于阵列漏磁信号分析的无刷直流电机高阻接触故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(11):108-114.
- WU ZH CH, WANG H, WANG J L, et al. Fault diagnosis of high resistance connection in brushless DC motor based on analysis of array leakage flux signals[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(11):108-114.
- [15] SINGH G, KUMAR T C A, NAIKAN V N A. et al. Induction motor inter turn fault detection using infrared thermographic analysis[J]. Infrared Physics and Technology, 2016, 77:277-282.
- [16] GLOWACZ A, GLOWACZ Z. Diagnosis of the three-phase induction motor using thermal imaging[J]. Infrared Physics and Technology, 2017, 81:7-16.
- [17] HANG J, WU H, DING SH CH, et al. A DC-flux-injection method for fault diagnosis of high-resistance connection in direct-torque controlled PMSM drive system[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(3):3029-3042.
- [18] HANG J, YAN D D, XIA M J, et al. Quantitative fault severity estimation for high-resistance connection in PMSM drive system[J]. IEEE Access, 2019, 7:26855-26866.
- [19] WANG H, LU S L, QIAN G, et al. A two-step strategy for online fault detection of high-resistance connection in BLDC motor [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(3):3043-3053.
- [20] HU R G, WANG J B, MILLS A, et al. Detection and classification of turn fault and high resistance connection fault in permanent magnet machines based on zero sequence voltage [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(2):1922-1933.
- [21] DE LA BARRERA P M, BOSSIO G R, LEIDHOLD R. et al. Online voltage sensorless high-resistance connection diagnosis in induction motor drives [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(7):4374-4384.
- [22] 徐政,张建新,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/OL]. 中国电机工程学报, 1-10[2024-10-26].
- XU ZH, ZHANG J ZH, JIANG Y J, et al. Detection of local demagnetization in permanent magnet synchronous machine based on high frequency signal injection[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 1-10[2024-10-26].
- [23] 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):5747-5756.
- DING SH CH, WU ZH X, LI Y, 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):5747-5756.
- [24] 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 SH CH, HE W, HANG J, 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.
- [25] HUANG F Q, ZHANG X F, QING G J, 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.
- [26] CAO W P, HUANG R Q, WANG H, et al. Analysis of inter-turn short-circuit faults in brushless DC motors based on magnetic leakage flux and back propagation neural network [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(4):2273-2281.
- [27] ZHU Z Q, XIA Z P, WU L J, et al. Analytical modeling and finite-element computation of radial vibration force in

fractional-slot permanent-magnet brushless machines[J].
IEEE Transactions on Industry Applications, 2010,
46(5):1908-1918.

作者简介



吴振宇,2022 年于西南交通大学获得博士学位,现为安徽大学电气工程与自动化学院讲师,主要研究方向为机电设备的故障演化、状态感知、智能诊断。
E-mail:zhenyu-wu@ahu.edu.cn

Wu Zhenyu received his Ph. D. degree from Southwest Jiaotong University in 2022. Now he is a lecturer at the School of Electrical Engineering and Automation of Anhui University. His main research interests include fault evolution, condition monitoring, and intelligent diagnosis of electromechanical equipment.



张捷,2023 年于安徽大学获得学士学位,现为安徽大学硕士研究生,主要研究方向为电机故障诊断。
E-mail:zj@stu.ahu.edu.cn

Zhang Jie received his B.Sc. degree from Anhui University in 2023. Now he is a master's student at Anhui University. His main research interest includes motor fault diagnosis.



王慧,2024 年于安徽大学获得博士学位,现为中国电力科学研究院有限公司工程师,主要研究方向为基于信号处理的电力设备故障诊断。
E-mail:whui7023@163.com

Wang Hui received her Ph. D. degree from Anhui University in 2024. Now she is an engineer at China Electric Power Research Institute. Her main research interest includes machine fault diagnosis based on signal processing.



胡存刚(通信作者),2008 年于合肥工业大学获得博士学位,现为安徽大学电气工程与自动化学院教授,主要研究方向为电力电子技术、新能源汽车电驱动、智能电源等。
E-mail:hcg@ahu.edu.cn

Hu Cungang (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2008. Now he is a professor at the School of Electrical Engineering and Automation of Anhui University. His main research interests include power electronics technology, electric drive for new energy vehicles, intelligent power supply.



曹文平,2004 年于英国诺丁汉大学取得博士学位,现为安徽大学电气工程与自动化学院教授,主要研究方向为电机和电力电子损耗机理、故障诊断、可靠性及效能改进。

E-mail:wpcao@ahu.edu.cn

Cao Wenping received his Ph. D. degree from University of Nottingham, UK in 2004. Now he is a professor at the School of Electrical Engineering and Automation of Anhui University. His main research interests include motor and power electronics loss mechanisms, fault diagnosis, reliability and efficiency improvement.