

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250817

# 基于多信号对称点模式和改进可变卷积残差网络的 电机故障诊断

赵耀, 赵彤彤, 李东东, 杨康

(上海电力大学电气工程学部, 上海 200090)

**摘要:** 针对永磁同步电机匝间短路和局部退磁故障特征难以区分的问题, 提出一种基于多信号对称点模式和混合注意力改进可变卷积残差网络的故障诊断方法。首先, 根据两种故障的电流波动特性不同, 采用改进二维对称点模式分析方法提取三相电流信号的故障特征。其次, 基于可变卷积和混合注意力模块构建了改进残差网络模型, 提取微弱特征并进行故障类别映射。最后, 通过模拟实验采集电流信号数据对所提算法进行验证, 并与多种神经网络算法进行对比, 证明所提方法具有更强的特征提取能力和更高的诊断准确率。

**关键词:** 永磁同步电机; 匝间短路; 局部退磁; 多信号对称点模式; 可变形卷积

## Motor fault diagnosis based on multi-signal symmetrical dot pattern and improved deformable convolutional residual network

ZHAO Yao, ZHAO Tongtong, LI Dongdong, YANG Kang

(College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** To address the difficulty in distinguishing between inter-turn short circuit faults and local demagnetization faults in permanent magnet synchronous motors (PMSMs), this paper proposes a method for fault diagnosis based on multi-signal symmetrical dot pattern (MSDP) and hybrid attention improved deformable convolutional residual network (HADRN). First, considering the different current fluctuation features of the two fault types, fault features are extracted from three-phase current signals using the improved two-dimensional symmetrical dot pattern analysis method. Second, an improved residual network model incorporating deformable convolution and hybrid attention modules is constructed to extract weak features and perform fault category mapping. Finally, the proposed algorithm is validated by collecting current signal data through simulation experiments. Comparative studies with various neural network algorithms demonstrate that the proposed method exhibits stronger feature extraction capability and higher diagnostic accuracy.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52377111).

**Key words:** permanent magnet synchronous motor; inter-turn short circuit; local demagnetization; multi-signal symmetrical dot pattern; deformable convolutional

## 0 引言

永磁同步电机具有高功率密度、运行稳定和高转矩电流比等优点, 在多个领域得到广泛应用<sup>[1-3]</sup>。在实际应用中, 永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)常处于高强度、高负荷工

作状态, 长期在复杂工况下运行容易发生电气故障和机械故障<sup>[4-5]</sup>, 其中, 匝间短路是最常见的故障类型之一, 通常由机械振动、潮湿环境等因素引起。此外, 高转速、大负载工况下的高温环境会削弱永磁体的电磁性能, 可能导致局部退磁故障, 严重时甚至损坏电机<sup>[6]</sup>, 影响电力系统的运行稳定性, 因此对永磁同步电机进行故障诊断具有重要意义。

在现有的 PMSM 故障诊断研究中, 主要分为基于机理分析、信号分析和人工智能算法 3 个方面<sup>[7]</sup>。

1) 机理分析通过对电机结构和参数分析, 得

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(52377111); 西藏自治区科技项目资助(XZ202401ZY0037); 教育部春晖计划合作科研项目资助(HZKY20220084)

到电机参数相关的故障指示器。文献[8]提出了一种结合电流幅值和电流角的分析方法, 实现了对电机匝间短路和局部退磁故障的检测和区分。文献[9]提出了基于反电动势和零序电压分量的局部退磁分析方法, 用于复杂故障特征检测。文献[10]通过在定子齿上安装搜索线圈测量气隙磁通密度, 提取测量电压的基波分量, 可同时诊断多种故障。然而, 基于机理分析的诊断方法难以依据经验准确判定正常与故障状态的边界, 阈值设定存在困难; 同时, 一些复杂的故障特征难以通过参数变化诊断, 且信号采集困难, 对早期故障特征不敏感<sup>[11]</sup>。

2) 基于信号分析的研究通常是通过对电流或机械振动信号进行时频域分析<sup>[12]</sup>, 包括小波变换、经验模态分析、变分模态分析等<sup>[13-14]</sup>, 进而提取故障特征。文献[15]采用不同的特征提取方法对振动信号进行分析, 并利用算法将非线性、振荡和强噪声下的振动信号分类, 再根据信号特征匹配最优算法。文献[16]提出了稀疏增强正则化方法, 对振动信号中的谐波分量进行了有效分析。在故障状态下, 电机振动增强导致振动信号出现非平稳性和随机性, 从而出现大量无用干扰信号, 并且振动信号采集设备成本较高<sup>[17]</sup>。因此许多研究选择采用电流信号进行分析。文献[18]针对风电机组齿轮箱采用振动信号诊断效果不佳的问题, 提出了基于转子绕组电流的阶次跟踪诊断方法。文献[19]推导出电流变化对电流轨迹倾斜角度的影响, 并构建了基于电流轨迹与特定直线交点距离的故障指标。文献[20]建立了永磁同步电机中谐波空间电流和零序电流之间的关系, 通过二阶差分法检测电流波动, 对故障类型进行识别。

3) 目前人工智能故障诊断方法不断被提出用于检测多种故障<sup>[21]</sup>。智能算法可以自适应提取特征, 减少对人工提取和专家经验的依赖。文献[22]提出了一种引入自注意力机制的 Transformer 模型, 用于捕捉信号间的长期依赖关系, 从而提升故障诊断性能。文献[23]研究了基于数据增强和改进注意力机制的故障诊断方法, 有效提取故障数据中的重要序列特征。文献[24]提出了基于迁移学习的故障诊断框架, 解决了特征提取依赖人工和模型训练数据需求量大问题, 显著提升诊断准确率。文献[25]通过多层卷积和池化结构提取复杂故障特征, 并结合多尺度卷积网络提取不同尺度下的诊断信息, 弥补传统特征提取方法的不足。然而, 当前深度学习算法在实际应用中大多未融合故障机理分析的知识, 可能导致诊断精度和训练效率较低, 此外, 现有智能诊断方法对所有特征采用无差别的注意力

分配<sup>[26]</sup>, 会大大增加网络的复杂度, 同时在某些场景下增加不必要的计算成本<sup>[27]</sup>。

综上所述, 现有研究方法只针对单一机理或神经网络研究, 所采用的神经网络算法计算成本较高。本文针对匝间短路和局部退磁故障展开研究, 首先通过分析电机的运行和故障机理, 得到三相电流波动中的故障特征; 然后, 采用多信号对称点模式 (multi-signal symmetrized dot pattern, MSDP) 分析方法处理三相电流信号, 将一维数据转换为二维图像并提取主要故障特征; 在此基础上, 将可变形卷积和混合注意力建立在 ResNet-18 网络上, 形成集成混合注意力的可变卷积残差网络模型 (hybrid attention improved deformable convolutional residual network, HADRNet); 最后, 通过实验验证了所提方法具有较高的特征提取能力和诊断准确率。本文诊断流程框图如图 1 所示。

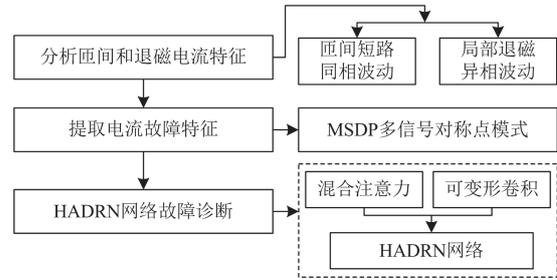


图 1 本文诊断流程框图

Fig. 1 Diagnostic process flowchart of this paper

## 1 电流特征分析

### 1.1 匝间短路电流特征分析

假设匝间短路故障发生在 A 相, 如图 2 所示。

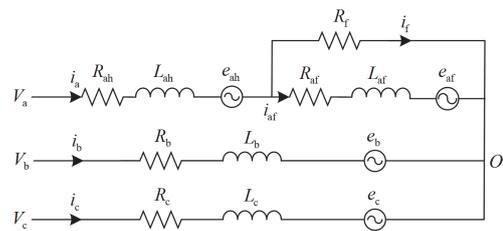


图 2 匝间短路故障电路模型

Fig. 2 Circuit model of inter-turn short circuit fault

图 2 中:  $V_a$ 、 $V_b$  和  $V_c$  分别为 A、B、C 三端的端电压;  $i_a$ 、 $i_b$ 、 $i_c$  为三相的相电流;  $R_{ah}$  和  $L_{ah}$  分别为 A 相未被短路部分的电阻和电感;  $e_{ah}$  为对应健康部分线圈的反电动势;  $R_{af}$  和  $L_{af}$  分别为 A 相短路部分的电阻和电感;  $e_{af}$  为对应故障部分线圈的反电动势;  $R_f$  和  $i_f$  分别为短路电阻和短路电流;  $i_{af}$  为

A 相被短路部分的电流； $R_b$ 、 $R_c$  和  $L_b$ 、 $L_c$  分别为 B、C 相的电阻、电感； $e_b$ 、 $e_c$  为相反电动势。发生匝间短路的匝数为  $n_0$ ，A 相总匝数为  $N$ ，短路匝数比为  $\mu = n_0/N$ 。永磁同步电机发生匝间短路故障后 A 相的电压、电流方程为

$$\begin{cases} u_a = i_a R_{ah} + L_{ah} \frac{di_a}{dt} + e_{ah} + i_{af} R_{af} + L_{af} \frac{di_{af}}{dt} + e_{af} \\ i_a = i_{af} + i_f \end{cases} \quad (1)$$

短路匝数比  $\mu$  可以表征在匝间短路故障中，被短路线圈反电动势与整个故障相反电动势之间的关系<sup>[28]</sup>，如式(2)所示。

$$e_{ah} = (1 - \mu)e_a \quad (2)$$

式中： $e_a$  为 A 相总的反电动势。

结合式(1)和式(2)可得到故障相 A 相的电流为

$$i_a = \frac{(R_{af} + j\omega L_{af} + R_f)\dot{U}_a}{(R_{ah} + j\omega L_{ah} + R_f)(R_{af} + j\omega L_{af} + R_f) - R_f^2} + \frac{[(\mu - 1)(R_{af} + j\omega L_{af}) - R_f]\dot{E}_a}{(R_{ah} + j\omega L_{ah} + R_f)(R_{af} + j\omega L_{af} + R_f) - R_f^2} \quad (3)$$

未发生故障的 B、C 相的电流为

$$\begin{cases} i_b = \frac{\dot{U}_b - \dot{E}_b}{R_b + j\omega L_b} \\ i_c = \frac{\dot{U}_c - \dot{E}_c}{R_c + j\omega L_c} \end{cases} \quad (4)$$

式中： $\dot{I}_b$ 、 $\dot{U}_b$ 、 $\dot{E}_b$ 、 $\dot{I}_c$ 、 $\dot{U}_c$ 、 $\dot{E}_c$  分别为  $i_b$ 、 $u_b$ 、 $e_b$ 、 $i_c$ 、 $u_c$ 、 $e_c$  的相量表示。

由上述分析可知，A 相发生匝间短路故障后，故障相电流与短路匝数比相关，且随着短路匝数比  $\mu$  的增大，即故障程度加深，故障相电流逐渐增大，非故障相电流受匝间短路故障影响较小，导致三相电流峰值不平衡，且这种不平衡程度随故障程度加深而增加，会使电机故障相绕组局部温度骤然升高，破坏绕组间绝缘系统。

### 1.2 局部退磁电流特征分析

健康电机中转子内的永磁体会在定子绕组中感应出周期性且对称的电动势，其幅值随转速增加而增大。对于单个定子槽，在忽略永磁同步电机中永磁体几何结构配置的情况下，其感应的反电动势呈正弦，而发生局部退磁故障的电机中，连接定子绕组的磁通对称性被破坏，当发生退磁的永磁体旋转经过单个定子槽时，退磁导致感应的反电动势减小，此时的感应反电动势大小可表示为健康状态下的反电动势减去退磁引起反电动势的降幅。由图 3 可知，健康永磁体经过分析的定子槽时，定子槽的反电动势记为  $e_{bemf}$ ， $e_{bemf}$  的幅值为  $V_{bemf}$ ，而退磁故障引起的

感应电动势变化的部分  $e_{nbemf}$  可以由定子槽反电动势  $e_{bemf}$ 、方波  $X(t)$  以及退磁程度表示。

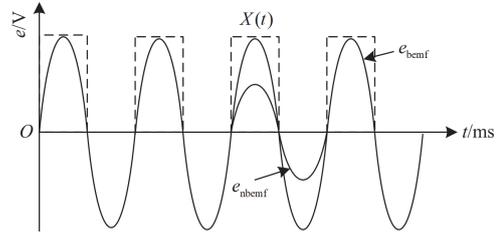


图 3 退磁故障对反电动势影响

Fig. 3 Effects of demagnetization faults on the back electromotive force

$$e_{nbemf}(t) = K_d e_{bemf} X(t) \quad (5)$$

式中： $K_d$  为故障永磁体的退磁程度， $K_d = 1 - B_{r1}/B_{r0}$ ，其中  $B_{r0}$ 、 $B_{r1}$  分别为发生退磁故障前后永磁体的剩磁密度。

同时方波  $X(t)$  可以由傅里叶级数的形式表示，即

$$X(t) = \frac{1}{2p} + \sum_{n=1}^{\infty} X_n \cos\left(\frac{2nf_c t \pi}{p}\right) \quad (6)$$

$$X_n = \frac{2}{n\pi} \sin\left(\frac{n\pi}{2p}\right), n = 1, 2, 3, \dots \quad (7)$$

式中： $p$  为电机极对数； $f_c$  为定子电流频率。此时单个定子槽感应电势  $e_{s1}$  可以表示为

$$e_{s1}(t) = e_{bemf} - K_d e_{bemf} X(t) = \left(1 - \frac{K_d}{2p}\right) V_{bemf} \cos(2\pi f_c t) + \frac{1}{2} K_d V_{bemf} \sum_{n=1}^{\infty} X_n \cos\left[2\pi f_c t \left(1 \pm \frac{n}{p}\right)\right] \quad (8)$$

由式(8)可知局部退磁故障发生时单个定子槽的电动势中出现了除基波  $f_c$  外的故障谐波  $f_g = (1 \pm n/p)f_c$ 。对于电机而言，电机绕组是由各个线圈组叠加组成，而线圈组的感应电动势为  $q$  个分布线圈的感应电动势的相量和，其中各个线圈的感应电动势大小相同，电角度差为  $\theta$ ， $\theta = 2p\pi/Q$ ，其中  $Q$  为电机的定子总槽数。

电机绕组分为串联式和并联式，由于串联式绕组是由所有的线圈组串联组成的，因此对于串联式绕组，电机的相反电动势可以直接由定子槽反电动势叠加得到，当 A 相发生局部退磁故障后相反电动势  $e_{ap}$  可以表示为

$$e_{ap}(t) = \sum_{m=1}^{2p} e_{s1}(t) = 2p \left[ \left(1 - \frac{K_d}{2p}\right) V_{bemf} \cos(2\pi f_c t) \right] +$$

$$\sum_{m=1}^{2p} \left[ \frac{1}{2} K_d V_{\text{bemf}} \sum_{n=1}^{\infty} X_n \cos \left[ 2\pi f_c t \left( 1 \pm \frac{n}{p} \right) - \frac{2m\pi}{Q} \right] \right] = (2p - K_d) V_{\text{bemf}} \cos(2\pi f_c t) \quad (9)$$

由式(9)可知, 虽然单个定子槽电动势中出现多个频率下的故障谐波, 但叠加后的相反电动势只剩下基波  $f_c$ , 没有谐波影响。

电机并联式绕组是由各线圈组并联组成, 并联式绕组中相电动势等于各并联支路的电动势叠加, 因此对于并联式绕组的相反电动势需先对支路电动势进行分析。支路电动势是由该支路所有绕组产生的电动势叠加得到, 支路电动势  $e_z$  可以表示为

$$e_z = 2k_{N1} G e_{s1} \quad (10)$$

式中:  $k_{N1}$  为电机的绕组系数;  $G$  为相绕组的串联系数。因此支路的电动势可得

$$e_z = 2k_{N1} G \times \left[ \left( 1 - \frac{K_d}{2p} \right) V_{\text{bemf}} \cos(2\pi f_c t) + \frac{1}{2} K_d V_{\text{bemf}} \sum_{n=1}^{\infty} X_n \cos \left( 2\pi f_c t \left( 1 \pm \frac{n}{p} \right) \right) \right] \quad (11)$$

并联式绕组可由所有支路电动势叠加得到相电动势, 对于三相对称系统时, 相电动势  $e_p$  可以直接通过各支路感应电动势的算术平均值得到, 即

$$e_p = \frac{1}{M} \sum_{b=1}^M e_{zb} \quad (12)$$

式中:  $e_{zb}$  为各支路的电动势;  $M$  为支路数。

将式(11)代入式(12)可以得到并联式绕组发生局部退磁故障下 A 相感应电动势  $e_{ap}$ , 如式(13)所示。

$$e_{ap} = 2k_{N1} G \left( 1 - \frac{K_d}{2p} \right) V_{\text{bemf}} \cos(2\pi f_c t) \quad (13)$$

由上述推导可知, 无论是串联还是并联绕组, 永磁同步电机发生局部退磁故障时, 单个定子槽反电动势中会产生除基波外的谐波, 然而, 对于一相绕组来说, 这些谐波频率会相互抵消, 不会对相感应电动势产生影响, 且在发生局部退磁故障时, 相反电动势会随着退磁程度  $K_d$  的增加而减小, 由永磁同步电机结构可知, 当转子中退磁部分永磁体旋转时会依次影响不同线圈的反电动势, 因此 A、B、C 三相的相反电动势会依次减小。

通过 A 相的反电动势和电压方程式(14)可以得到 A 相的故障电流如式(15)所示。

$$u_a = i_a R_a + L_a \frac{di_a}{dt} + e_{ap} \quad (14)$$

$$j_a = \frac{U_a - \dot{E}_{ap}}{R_a + j\omega L_a} \quad (15)$$

式中:  $\dot{E}_{ap}$  为  $e_{ap}$  的相量表示。

对于 A 相来说, 随着反电动势的减小相电流会出现相应增大, 因此在故障永磁体旋转时会造成 A、B、C 三相的相电流依次增大, 同样会出现三相电流的峰值不平衡的情况, 不同于匝间短路只有故障相电流峰值增大的情况, 局部退磁故障中三相电流的峰值会依次增大。

## 2 匝间短路与局部退磁故障诊断方法

### 2.1 多信号对称点模式分析

SDP 分析方法与传统的时频分析方法不同, SDP 将一维时域信号映射到对称的极坐标系中, 在极坐标系中构建了与时间序列信号幅值和频率相关的二维图像, 将分布在信号中的细微故障特征以可视化的形式呈现出来, SDP 的计算公式如式(16)~式(18)所示<sup>[29]</sup>, 由计算过程可以看出进行 SDP 二维转换所需的计算时间较短、成本较低。

$$r(i) = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (16)$$

$$\theta(i) = \theta_0 + \frac{x_{i+l} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} g \quad (17)$$

$$\varphi(i) = \theta_0 - \frac{x_{i+l} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} g \quad (18)$$

式中:  $r(i)$  为 SDP 极坐标下第  $i$  个采样点的半径;  $x_i$  和  $x_{i+l}$  分别为原始时域信号中第  $i$  和  $i+l$  个采样点处的幅值, 其中  $l$  为延迟系数;  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  分别为原始时域信号中所有采样点幅值的最大、最小值;  $\theta_0$  为镜像对称旋转初始角度, 通常设置为  $60^\circ$ ;  $g$  为偏转角增益;  $\theta(i)$ 、 $\varphi(i)$  分别为极坐标下在  $\theta_0$  和  $g$  作用下第  $i$  个点沿镜像对称旋转角顺时针和逆时针的旋转角度。

SDP 方法是针对单一原始时域信号, 但基于机理分析, 本文研究是对匝间短路和局部退磁故障中的三相电流信号进行分析, 因此在原有 SDP 方法的基础上对 A、B、C 三相电流信号在极坐标系中进行数据级融合, 将三相电流信号的特征通过多信号对称点模式分析整合在同一个二维图像中。MSDP 与原有方法的关键区别在于源信号的数量, 多信号相较于单一信号在图像上的改变主要体现在旋转初始角度的选择不同, 选择合适的旋转初始角度对于多信号的特征提取有着重要作用, 确保在能够提取到多个信号特征的同时不会产生信号之间特征的重叠覆盖。三相电流信号数据在极坐标系中呈现时选取不同的旋转初始角度, 原始时间序列转化为径向和角向分量组成的散点图, 围绕中心点对径向对称

的图像进行折叠得到最终图像。MSDP 原理图如图 4 所示。三相电流信号经过 MSDP 转换后的二维图像如图 5 所示,其中绿色、红色和蓝色分别对应 A、B、C 三相的电流信息。

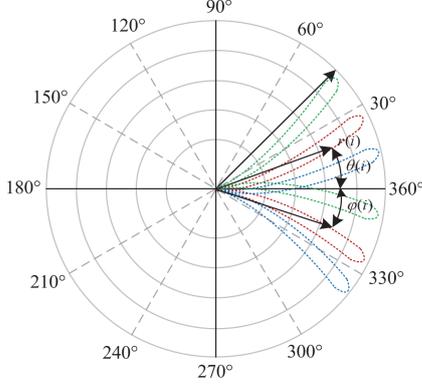


图 4 MSDP 原理图

Fig. 4 MSDP schematic diagram

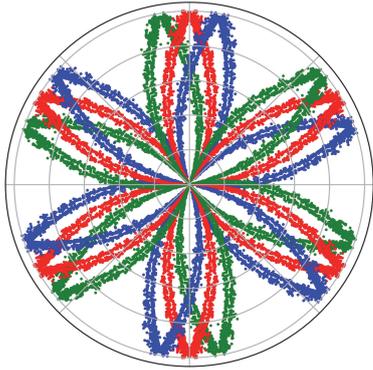


图 5 MSDP 图像

Fig. 5 MSDP image

## 2.2 混合注意力模块

本文采用的混合注意力模块由通道和空间注意力两部分组成,对于通道注意力模块,本文采用了自适应机制,在特征提取的各个阶段,自适应地从全局最大池化和全局平均池化中选择最优特征表示。通道注意力能够表征不同通道中特征的重要程度,将通道轴细化特征分组后得到通道特征图后再经过空间注意力子模块,混合注意力模块的模型如图 6 所示,混合后的注意力模块可以很大程度地提高故障特征提取的效率和准确率。通道和空间混合注意力特征提取主要分为两个部分,假设输入的中间特征图为  $F \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ ,其中  $H$ 、 $W$ 、 $C$  分别为特征图的高度、宽度以及通道数。选择一个一维的通道注意力张量对输入的中间特征图  $F$  进行张量相乘,可以得到通道中的重要特征  $F'$ ,选择的一维通

道注意力张量为  $C_0 \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times C}$ ,张量大小需要经过全局平均池化和最大池化、一维卷积、Sigmoid 函数激活等一系列计算过程得到,一维通道注意力张量  $C_0$  和通道重要特征  $F'$  的计算公式分别如式(19)和式(20)所示。

$$C_0(F) = \delta(\text{Conv1D}(\alpha \otimes F^{\max} \oplus \frac{1}{2} \otimes (F^{\max} \oplus F^{\text{avg}}) \oplus \beta \otimes F^{\text{avg}})) \quad (19)$$

$$F' = C_0(F) \otimes F \quad (20)$$

式中:“ $\otimes$ ”表示逐个元素相乘;“ $\oplus$ ”表示逐个元素相加; $\delta$ 为 Sigmoid 激活函数; $\alpha$ 、 $\beta$ 为自适应机制中的参数, $\alpha$ 、 $\beta \in [0,1]$ ;  $F^{\max}$  为全局最大池化; $F^{\text{avg}}$  为全局平均池化。图 6 中  $F^a$  为自适应全局最大池化和全局平均池化后得到的特征,经过通道注意力加权之后可以将原始特征图根据通道注意力的大小分为两组,如式(21)所示,  $F'_1$ 、 $F'_2$  分别为通道注意力加权后的高权重通道和低权重通道。

$$F' = F'_1 \oplus F'_2 \quad (21)$$

在得到通道注意力图的基础上再分别输入空间注意力模块,对不同权重的特征图选择不同的二维空间张量  $S_1 \in \mathbb{R}^{H \times W \times 1}$  和  $S_2 \in \mathbb{R}^{H \times W \times 1}$ ,将张量分别与不同权重通道注意力特征图相乘进一步得到空间中的重要特征,计算空间注意力张量的大小要经过最大池化和平均池化、二维卷积、批归一化、ReLU 激活函数和 Sigmoid 激活函数等操作,其中  $F''_1$  和  $F''_2$  分别为  $F'_1$  和  $F'_2$  在空间张量  $S_1$ 、 $S_2$  计算下得到的空间重要特征,最后将得到的所有特征整合即可得到最终提取到的重要特征,空间张量的具体计算过程如式(22)一式(26)所示。

$$S_1(F'_1) = \varphi[\text{Conv2D}(\text{maxpool}(F'_1); \text{avgpool}(F'_1))] \quad (22)$$

$$S_2(F'_2) = \varphi[\text{Conv2D}(\text{maxpool}(F'_2); \text{avgpool}(F'_2))] \quad (23)$$

$$F''_1 = S_1(F'_1) \otimes F'_1 \quad (24)$$

$$F''_2 = S_2(F'_2) \otimes F'_2 \quad (25)$$

$$F_0 = F''_1 \oplus F''_2 \quad (26)$$

式中: $\varphi$ 为一系列线性操作,包括批归一化、ReLU 激活函数和 Sigmoid 激活函数;  $\text{Conv2D}(\cdot)$  为二维卷积操作;  $\text{maxpool}(\cdot)$  为最大池化操作;  $\text{avgpool}(\cdot)$  为平均池化操作;  $F_0$  为最终的特征输出。

## 2.3 可变形卷积改进残差网络

在传统 ResNet-18 网络基础上增加了可变形二维卷积模块,将 ResNet-18 网络的第一层和最后一层卷积替换为可变形卷积。可变形卷积中增加了偏

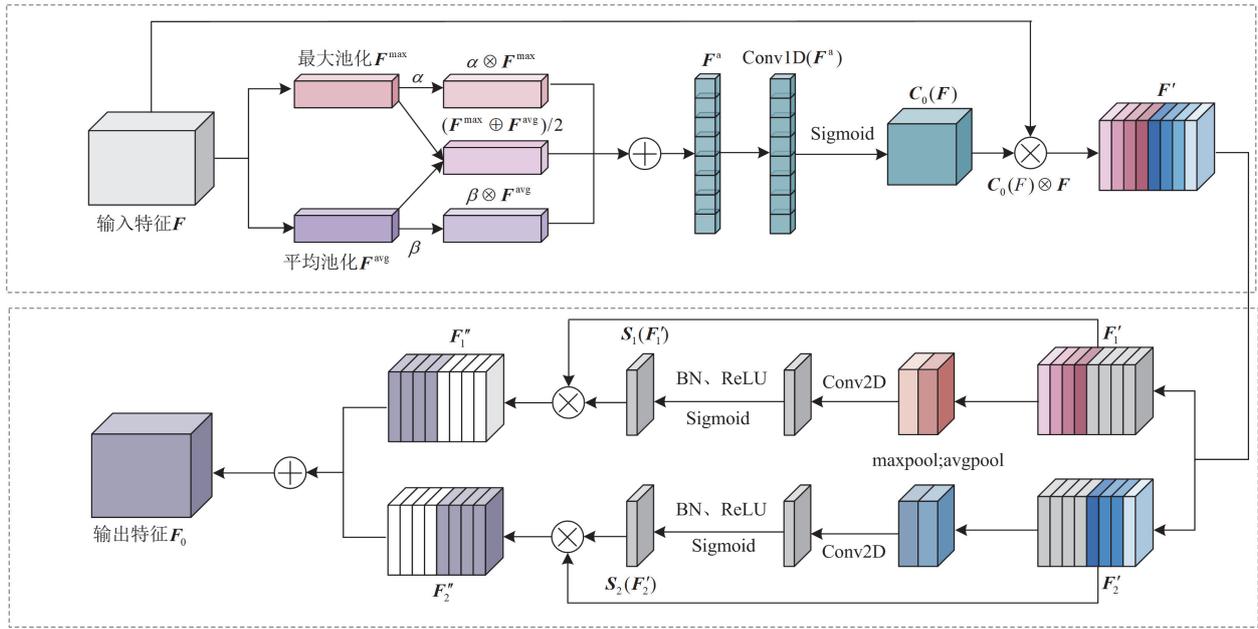


图 6 混合注意力模块模型示意图

Fig. 6 Schematic diagram of hybrid attention module

移量, 可以使卷积核对输入特征进行采样时实现数据窗口的自由形变, 能够在卷积操作中调整感受野, 提高神经网络的泛化能力。

可变形二维卷积在每个进行卷积操作的卷积核的采样点上增加基于网络学习的偏移量, 图 7 为可变形二维卷积模块的示意图。

基础二维卷积使用  $k \times k$  大小数据窗口  $R$  对输入特征  $x$  进行采样, 将采样得到的结果与权重  $w$  相乘再求和, 数据窗口的大小决定二维卷积感受野的大小, 卷积后输出的特征  $y(z_0)$  如式(27)所示。

$$y(z_0) = \sum_{z_n \in R} w(z_n) \cdot x(z_0 + z_n) \quad (27)$$

式中:  $z_0$  为特征图中的  $R$  所在中心位置;  $z_n$  为  $R$  所包含的所有位置。

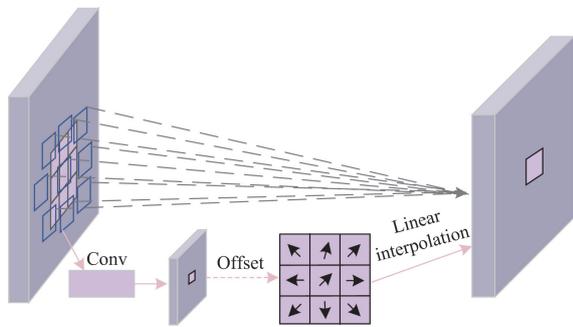


图 7 可变形二维卷积模块

Fig. 7 Deformable 2D convolution module

基于基础卷积, 可变形卷积中在数据窗口  $R$  采样时增加了不规则且偏移的位置  $\Delta z$ , 可变形卷积中输出特征  $y$  由式(27)变为式(28), 偏移值  $\Delta z$  由普通卷积计算得到, 最终结果并不完全为整数, 因此采用双线性插值方法将偏移值对应到特征图中实际存在的点中, 偏移量能够实现不局限于特定大小和位置的特征提取。可变形卷积通过卷积层的动态学习, 增强了卷积层和输入信息的交互, 有助于捕捉不规则信号中的特征, 从而提高神经网络对不同类型故障的泛化能力。

$$y(z_0) = \sum_{z_n \in R} w(z_n) \cdot x(z_0 + z_n + \Delta z) \quad (28)$$

### 3 基于 HADRN 的故障诊断

基于前文对匝间短路和局部退磁故障机理进行分析, 得到两种故障在三相电流信号中故障特征不同, 因此本文对永磁同步电机电流信号进行研究, 所提出的故障诊断 HADRN 方法流程图如图 8 所示, 包括数据处理、特征提取和故障分类 3 部分。首先, 对三相电流信号进行多信号对称点模式分析处理, 转化为二维图像并将其作为神经网络的输入。在神经网络中, 将混合注意力模块建立在可变形卷积改进的残差网络中, ResNet-18 网络第一层和最后一层卷积替换为可变形卷积, 中间层被分为 3 个模块, 分别在前两个模块后增加通道注意力和空间注意力, 在提高模型面对不同类型故障泛化能力的同时, 增强了重要特征的提取能力。

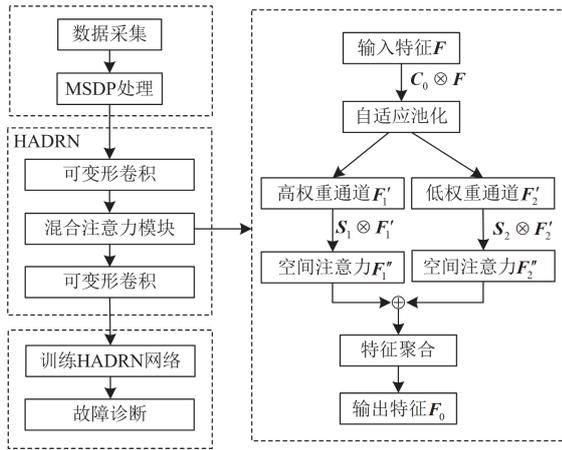


图 8 HADRn 诊断流程图

Fig. 8 Flowchart of HADRn diagnosis

## 4 实验过程

### 4.1 实验设置

本文所用电流信号数据来自实验室永磁同步电机的故障模拟实验台，如图 9 所示。实验台由控制柜、驱动电机、负载电机、信号采集装置组成，信号采集采用电流传感器，安装在负载电机侧，采集不同故障下三相电流信号。数据采集过程中电机的转速范围为 0~1500 r/min，转矩范围为 0~1.5 N·m，电机参数如表 1 所示，对正常运行、匝间短路以及



图 9 永磁同步电机故障模拟实验

Fig. 9 Fault simulation experiment of permanent magnet synchronous motor

表 1 实验 PMSM 参数

Table 1 Experimental PMSM parameters

参数	数值
额定功率/W	750
额定转速/(r/min)	3000
额定电压/V	380
额定电流/A	1.5
极对数	4
定子槽数	36
定子电阻/ $\Omega$	9.3

局部退磁故障状态下的电机进行数据采集。为了收集故障状态下的数据，对负载侧电机进行调整，将其替换为故障电机进行实验。

### 4.2 实验过程

#### 4.2.1 电流信号区分匝间短路和局部退磁故障实验

将永磁同步电机故障模拟实验台的正常电机替换为对应的故障电机，分别在不同转速、转矩和故障程度下进行实验，采用电流传感器采集数据。在每次采样时都设置采样频率为 10 kHz，采样时间为 10 s，在各种运行状态、不同故障程度下每一相有采样点 100 000 个，即每个样本中采集的三相电流信号对应有 300 000 个采样点。实验内容如表 2 所示。

表 2 实验内容

Table 2 Experimental content

故障类型	转速/(r/min)	转矩/(N·m)	故障程度
正常状态	1000、1500	0.5、1	—
匝间短路	1000、1500	0.5、1	10%、20%短路匝数比
局部退磁	1000、1500	0.5、1	10%、30%、50%退磁

对实验所得三相电流信号进行采集，得到的结果如图 10—图 14 所示。

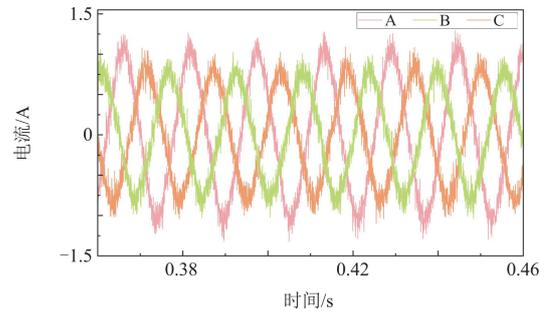


图 10 A 相 10%匝间短路故障电流波形图

Fig. 10 Current waveforms of 10% inter-turn short circuit fault on phase A

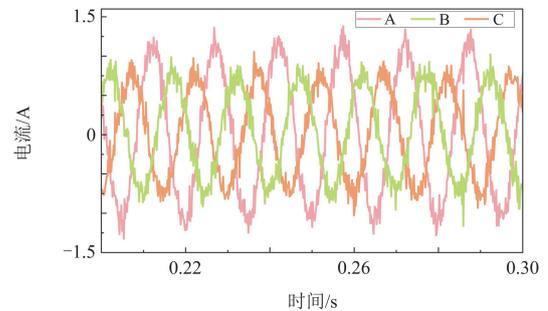


图 11 A 相 20%匝间短路故障电流波形图

Fig. 11 Current waveforms of 20% inter-turn short circuit fault on phase A

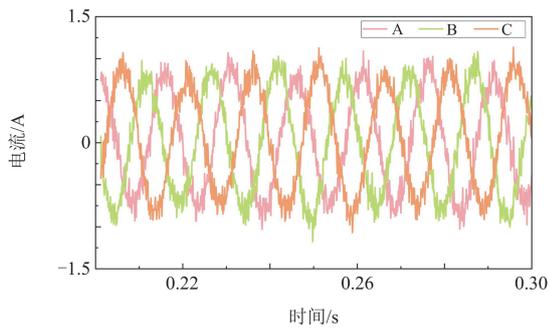


图 12 10%局部退磁故障电流波形图

Fig. 12 Current waveforms of 10% local demagnetization fault

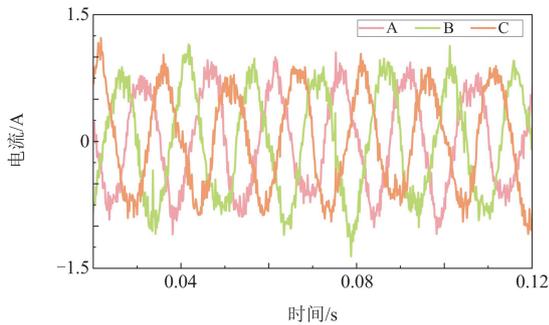


图 13 30%局部退磁故障电流波形图

Fig. 13 Current waveforms of 30% local demagnetization fault

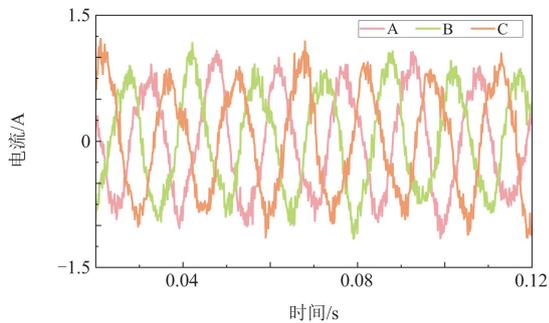


图 14 50%局部退磁故障电流波形图

Fig. 14 Current waveforms of 50% local demagnetization fault

由不同故障程度下的电流波形可知, 故障程度较小的图 10 和图 12 的波形中故障特征更加微弱。匝间短路故障中, 图 11 故障相 A 相的电流峰值与 B、C 相电流峰值的差值大于图 10; 局部退磁故障中, 图 13 和图 14 中 A、B、C 三相电流峰值波动的程度大于图 12, 说明故障程度较大的波形图中故障特征越明显。

由图 10—图 14 可知, 发生匝间短路和局部退磁故障时三相电流信号难以区分, 提取其故障特征具有一定的难度, 采用多信号对称点模式分析 MSDP 提取其故障特征。三相电流信号经过 MSDP 转二维处理, 正常运行、匝间短路以及局部退磁

故障在不同故障程度下的三相电流信号对应的二维图像如图 15 所示。

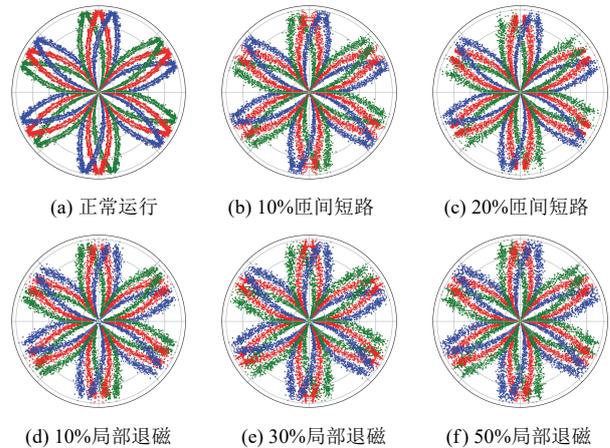


图 15 各故障类型不同故障程度下 MSDP 图像

Fig. 15 MSDP images for different faults at various severity levels

由于故障程度越小其故障特征越不明显, 诊断难度越大, 发生 10%匝间短路和 10%局部退磁故障时的故障特征最不明显, 因此后续为了验证所提方法对轻微故障的特征提取和诊断能力, 只选择故障程度较低、故障诊断难度最大的 10%匝间短路和 10%局部退磁故障进行诊断, 通过 HADRN 进行进一步研究。

选择转速 1000 r/min, 负载转矩 1 N·m 下的正常工况、轻微匝间短路( $\mu = 0.1$ )以及 10%局部退磁下的数据进行实验, 为了验证所选方法在特征提取和诊断分类方面的能力, 在实验过程中进行了少样本和多样本两种实验, 在进行 MSDP 转二维过程中, 每个 MSDP 图像包含 960 个采样点, 其中 A、B、C 三相每相 320 个采样点, MSDP 转换结果为  $224 \times 224$  大小的图片, 少样本下对每个工况下收集 120 张图片, 共有 360 张图片, 多样本下每个工况 300 张图片, 共 900 张, 两种样本情况下都将其划分为训练集、验证集和测试集, 比例为 4:1:1。在参数设置方面, HADRN 神经网络的学习率设置为  $10^{-4}$ , 迭代次数 epoch 为 50 次, 将正常运行、匝间短路以及局部退磁 3 种运行工况的标签依次设置为 0、1、2, 其运行结果的混淆矩阵、随着迭代次数变化的损失和准确率分别如图 16—图 18 所示。

由结果可知, 随着迭代次数的增加, 少样本情况下神经网络训练和验证过程的损失逐渐降低, 准确率逐渐升高。所选用的 HADRN 方法在诊断分类方面具有较高的准确率, 能够对故障中的微弱特征进行提取。为了降低实验随机性, 将实验进行重复, 并且随机选择输入数据样本, 最终得到本文所提 HADRN 方法测试结果的平均准确率为 98.33%。

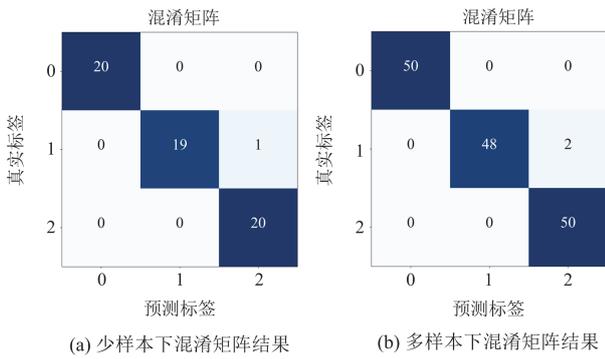


图 16 不同样本下 HADRn 混淆矩阵结果

Fig. 16 HADRn confusion matrix results with different samples

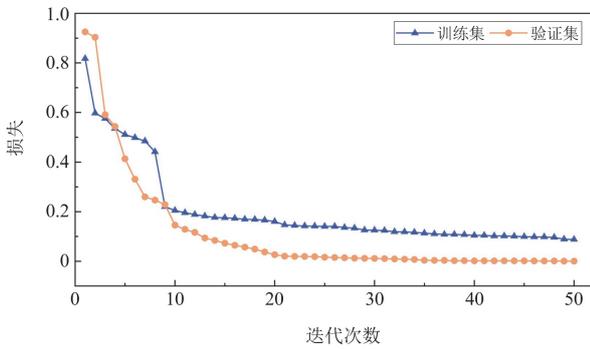


图 17 模型训练和验证损失变化曲线

Fig. 17 Model training and validation loss variation curves

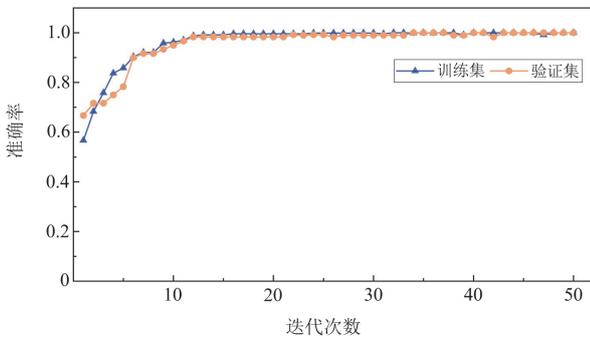


图 18 模型训练和验证准确率变化曲线

Fig. 18 Model training and validation accuracy curve

4.2.2 对比实验

为了验证本文所用的神经网络的有效性，本文研究与 3 个方法进行了对比实验，所有神经网络实验在相同的参数下进行，学习率为 $10^{-4}$ ，迭代次数为 50 次，对比实验所用的算法内容如下。

1) ResNet: 作为较基础的神经网络，残差网络能够在网络深度增加时减少网络的参数和计算量，将低层的特征直接传递到高层，丰富特征的层次性，保证了特征的完整性。

2) DRSN-CS<sup>[30]</sup>: 使用带有软阈值的深度残差网络，该网络可以自适应学习阈值，消除与噪声相关的无用特征信息，能够避免人工经验的设定，同时也提升了对噪声干扰的鲁棒性。

3) MIXCNN<sup>[31]</sup>: 一种高效率、轻量级的卷积神经网络，通过深度可分离卷积能够增强对故障信息的提取，使用残差连接能够减少信息的丢失，在这样的网络中能够保证特征的完整性，提高故障诊断效率。

得到故障诊断结果准确率对比如表 3 和图 19 所示。

表 3 各方法在不同样本下故障诊断结果准确率

Table 3 Accuracy of fault diagnosis results of each method under different samples

神经网络方法	少样本下准确率/%	多样本下准确率/%
ResNet	83.72	91.12
DRSN-CS	95.28	96.32
MIXCNN	93.38	95.52
HADRn	98.33	98.67

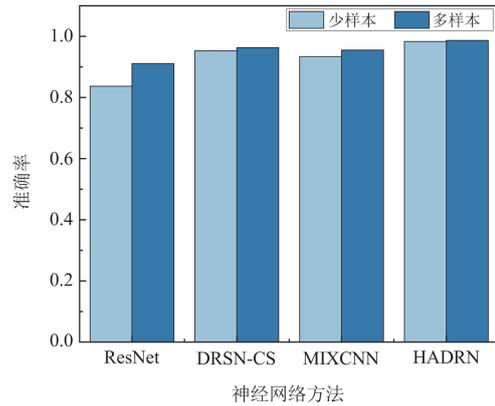


图 19 对比实验准确率

Fig. 19 Accuracy of comparative experiment

由实验结果可知，本文所提方法在少样本情况下平均准确率为 98.33%，相较于其他算法分别提升了 14.61%、3.05%、4.95%，多样本情况下平均准确率为 98.67%，相较于其他算法分别提升了 7.55%、2.35%、3.15%，与其他对比实验相比有较高的故障诊断准确率，能够对匝间短路和局部退磁故障进行有效区分。

4.2.3 噪声干扰下的故障实验

在实际运行工况中，永磁同步电机的信号容易受到外界噪声的干扰，为了进一步评估本文所提出的方法在噪声干扰下的鲁棒性，在小样本和较多样本情况下均保持训练集数据不变，将不同信噪比的高斯噪声加入测试集的三相电流信号中模拟实际工

况场景, 信噪比  $R_{SN}$  的具体表达式为

$$R_{SN} = 10 \lg \left( \frac{p_{\text{signal}}}{p_{\text{noise}}} \right) \quad (29)$$

式中:  $p_{\text{signal}}$  和  $p_{\text{noise}}$  分别表示信号和噪声的功率。

测试集中分别增加了-2、0、2、4、6、8和10 dB不同程度的噪声含量, HADR N 和对比实验在两种样本下的诊断准确率结果分别如图20和图21所示。由诊断结果可知, 随着信噪比下降, 所有算法准确率都有所下降, 但本文所提算法降低程度最低, 同时在信噪比为-2 dB 时仍能保持 80%以上的准确率, 抗噪声干扰能力相比其他算法更强。

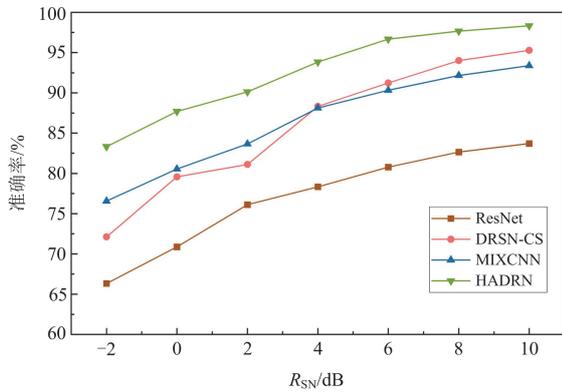


图 20 少样本不同噪声程度准确率结果

Fig. 20 Accuracy results for different noise levels with few samples

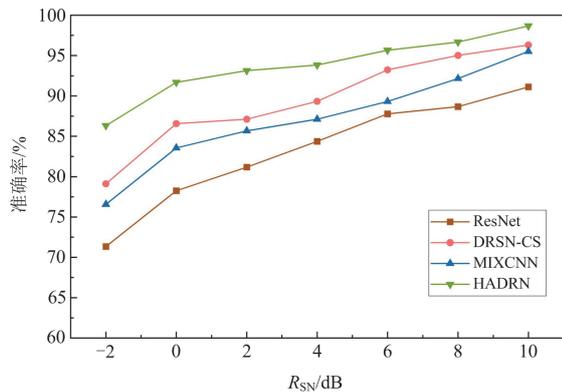


图 21 多样本不同噪声程度准确率结果

Fig. 21 Accuracy results of multiple samples with different noise levels

#### 4.2.4 消融对比实验

为了验证本文所提方法中增加混合注意力模块和可变形卷积的有效性, 在相同数据集下进行消融对比实验。将仅采用可变形卷积的 ResNet-18 网络作为对比实验 1; 仅采用混合注意力模块的 ResNet-18

网络作为对比实验 2。实验结果如图 22、图 23 所示, 对比实验 1 在少样本和多样本下的平均诊断准确率分别为 95.0%和 96.67%; 对比实验 2 在少样本和多样本下的平均诊断准确率分别为 91.67%和 94.67%。由实验结果可知, 消融对比实验 1、实验 2 的诊断性能都低于本文所提方法, 表明 HADR N 能够对轻微故障进行有效诊断。

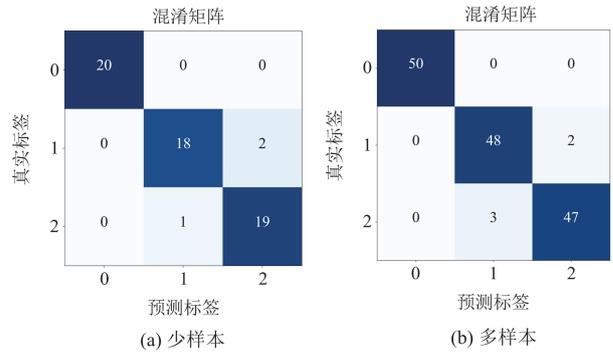


图 22 对比实验 1 在不同样本下混淆矩阵结果

Fig. 22 Confusion matrix results with different samples in comparative experiment 1

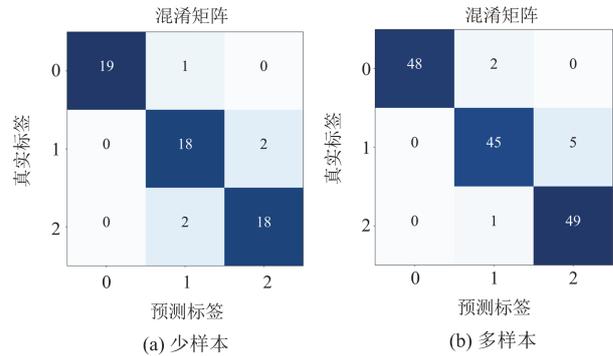


图 23 对比实验 2 在不同样本下混淆矩阵结果

Fig. 23 Confusion matrix results with different samples in comparative experiment 2

## 5 结论

本文针对电机运行中常见的匝间短路和局部退磁故障进行了诊断研究。首先, 分析机理得到两种故障在三相电流信号中故障特征不同, 采用多信号对称点模式处理电流信号, 将一维数据转为二维图像; 然后, 在网络模型中将可变形卷积和混合注意力模块建立在 ResNet-18 网络中形成 HADR N 网络模型, 并以二维图像作为输入数据进行特征提取和故障诊断; 最后, 进行了消融实验, 验证了本文所提方法中的混合注意力模块和可变形卷积能够提高模型诊断性能。主要结论如下。

1) 通过对电机结构和故障机理进行分析得到可以区分匝间短路和局部退磁的三相电流故障特征, 选择使用 MSDP 方法将三相电流转化为二维图像, 有效表征电机三相电流幅值的故障特征。

2) 通过在 ResNet-18 网络中增加可变形卷积和混合注意力模块, 能够拓宽二维卷积感受野, 聚焦重要特征, 提高神经网络在特征提取中的泛化能力, 减少网络计算量。

3) 在永磁同步电机模拟实验台进行了实验, 验证不同样本和不同噪声下诊断方法的有效性, 本文所用的神经网络 HADRN 在应对少样本和强噪声时能表现出较高的特征提取能力, 并且与其他实验进行对比有较高的诊断准确率。

### 参考文献

- [1] 贺虎成, 邵贺, 桂浩亚, 等. 永磁同步电机改进型鲁棒模型预测转矩控制[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(4): 155-165.  
HE Hucheng, SHAO He, GUI Haoya, et al. Improved robust model predictive torque control of a permanent magnet synchronous motor[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(4): 155-165.
- [2] 马建, 王建平, 孟德安, 等. 永磁同步电机故障诊断方法研究综述[J]. 电力工程技术, 2024, 43(4): 104-115.  
MA Jian, WANG Jianping, MENG De'an, et al. Review of fault diagnosis methods for permanent magnet synchronous motors[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(4): 104-115.
- [3] 李少朋, 谢源, 张凯, 等. 基于自抗扰控制器的永磁同步电机直接转矩控制[J]. 电测与仪表, 2024, 61(1): 195-200.  
LI Shaopeng, XIE Yuan, ZHANG Kai, et al. Direct torque control of permanent magnet synchronous motor based on active disturbance rejection controller[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(1): 195-200.
- [4] 丁石川, 王清明, 杭俊, 等. 计及模型预测控制的永磁同步电机匝间短路故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(12): 3697-3708.  
DING Shichuan, WANG Qingming, HANG Jun, et al. Inter-turn fault diagnosis of permanent magnet synchronous machine considering model predictive control[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3697-3708.
- [5] 刘兴, 阳辉, 王逸飞, 等. 基于拓展控制集的 PMSM 有限控制集无模型预测电流控制策略[J]. 电力工程技术, 2024, 43(5): 91-99.  
LIU Xing, YANG Hui, WANG Yifei, et al. Finite-control-set model-free predictive current control strategy based on extended control set of PMSM[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(5): 91-99.
- [6] 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 Jun, LAI Jianglong, DENG Jiazeng, 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.
- [7] 尚博阳, 罗国敏, 刘畅宇, 等. 小样本条件下基于深度特征融合的配电网高阻接地故障识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(6): 101-112.  
SHANG Boyang, LUO Guomin, LIU Changyu, et al. High-impedance fault identification method for distribution networks based on deep feature fusion in small sample conditions[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(6): 101-112.
- [8] 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.
- [9] URRESTY J, RIBA J, ROMERAL L. A back-EMF based method to detect magnet failures in PMSMs[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(1): 591-598.
- [10] DA Yao, SHI Xiaodong, MAHESH K, et al. A new approach to fault diagnostics for permanent magnet synchronous machines using electromagnetic signature analysis[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2013, 28(8): 4104-4112.
- [11] JEONG H, MOON S, WOO S K. An early stage interturn fault diagnosis of PMSMs by using negative-sequence components[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(7): 5701-5708.
- [12] ZHAO Yao, SONG Ziyu, LI Dongdong, et al. Wind turbine gearbox fault diagnosis based on multi-sensor signals fusion[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(4): 96-109.
- [13] 王桐, 史雯, 石浩瀚, 等. 基于平稳小波变换的光伏直流串联电弧故障检测[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 82-93.  
WANG Tong, SHI Wen, SHI Haoyuan, et al. Photovoltaic DC series arc fault detection based on stationary wavelet transform[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 82-93.
- [14] 李泽文, 冯译萱, 夏翊翔, 等. 基于 VMD-SSDEO 的全并联 AT 牵引网故障定位[J]. 电力科学与技术学报, 2025, 40(1): 55-66.  
LI Zewen, FENG Yixuan, XIA Yixiang, et al. Fault localization of fully parallel AT traction network based on VMD-SSDEO[J]. Journal of Electric Power Science and

- Technology, 2025, 40(1): 55-66.
- [15] 李俊逸, 尧远, 刘明浩. 基于振动信号最优特征提取算法的风力机齿轮箱 SVM 故障诊断[J]. 太阳能学报, 2024, 45(7): 626-633.  
LI Junyi, YAO Yuan, LIU Minghao. SVM fault diagnosis of wind turbine's gearbox based on optimal feature extraction algorithm of vibration signal[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(7): 626-633.
- [16] 余立超, 黄媛, 王成龙, 等. 基于谐波特征的稀疏增强正则化及其在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2025, 44(6): 318-324.  
YU Lichao, HUANG Yuan, WANG Chenglong, et al. Harmonic feature based sparsity-enhancing regularization and its application in gearbox fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(6): 318-324.
- [17] 宋向金, 赵文祥. 交流电机信号特征分析的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1582-1596.  
SONG Xiangjin, ZHAO Wenxiang. A review of rolling bearing fault diagnosis approaches using AC motor signature analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1582-1596.
- [18] 王城宇, 万书亭, 王萱, 等. 基于转子绕组电流的双馈风电机组齿轮箱阶次跟踪与故障诊断[J]. 太阳能学报, 2025, 46(2): 556-564.  
WANG Chengyu, WAN Shuting, WANG Xuan, et al. Order tracking and fault diagnosis of doubly-fed wind turbine gearbox based on rotor winding current[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2025, 46(2): 556-564.
- [19] YU Yanti, YANG Shuming, ZHANG Xiaofei, et al. Inter-turn short circuit fault diagnosis and localization of PMSM based on current trajectory[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(1): 1155-1163.
- [20] LI F, ZHANG B, WANG K, et al. Fault diagnosis of current sensors for dual three phase PM machines based on harmonic current[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2025, 61(6): 1-10.
- [21] LEI Yaguo, YANG Bin, JIANG Xinwei, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587-106587.
- [22] WEI Zhenchao, JI Xu, ZHOU Li, et al. A novel deep learning model based on target transformer for fault diagnosis of chemical process[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 167: 480-492.
- [23] YANG Ni, ZHANG Youpeng, ZUO Jing, et al. Fault diagnosis method for railway signal equipment based on data enhancement and an improved attention mechanism[J]. Machines, 2024, 12(5).
- [24] SHAO Siyu, STEPHEN M, YAN Ruqiang, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [25] JIANG Guoqian, HE Haibo, YAN Jun, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(4): 3196-3207.
- [26] ZHANG Wenxing, YANG Jianhong, BO Xinyu, et al. A dual attention mechanism network with self-attention and frequency channel attention for intelligent diagnosis of multiple rolling bearing fault types[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(3).
- [27] 包金山, 杨定坤, 张靖, 等. 基于特征提取与 INGO-SVM 的变压器故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 24-32.  
BAO Jinshan, YANG Dingkun, ZHANG Jing, et al. Transformer fault diagnosis method based on feature extraction and INGO-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 24-32.
- [28] LIU Chengsi, XIAO Lijun, ZOU Jibin, et al. Analysis and monitoring method for inter-turn short circuit fault for PMSM[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2023, 59(11).
- [29] YANG Shaowei, XIANG Yangxia, LONG Zhuo, et al. Fault diagnosis of harmonic drives based on an SDP-ConvNeXt joint methodology[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-8.
- [30] ZHAO Minghang, ZHONG Shisheng, FU Xuyun. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4681-4690.
- [31] ZHAO Zhiqian, JIAO Yinghou. A fault diagnosis method for rotating machinery based on CNN with mixed information[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(8): 9091-9101.

收稿日期: 2025-07-28; 修回日期: 2025-11-18

作者简介:

赵耀(1987—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力设备故障诊断与监测、配电网态势感知和风电功率预测;  
E-mail: nihaozhaoyao@163.com

赵彤彤(2001—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电机故障诊断与健康监测; E-mail: ZhaotongtongTT@163.com

李东东(1976—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为风力发电与电力系统稳定控制和智能用电。E-mail: shiepldd@163.com

(编辑 张颖)