

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514775

基于多模态数据融合的永磁同步电机 失磁故障诊断方法*

王刚毅^{1,2}, 刘朝华^{1,3,4}, 文必胜^{3,4}

(1. 湖南科技大学计算机科学与工程学院 湘潭 411201; 2. 湖南城建职业技术学院建筑设备工程系 湘潭 411101;
3. 湖南科技大学信息与电气工程学院 湘潭 411201; 4. 湖南省新能源发电装备智能感知
与主动并网工程技术研究中心 湘潭 411201)

摘 要: 永磁同步电机作为风力发电、轨道交通和航空航天等领域的关键传动部件,其运行可靠性对整体系统的稳定性至关重要。在实际运行中,电机承受内部电枢反应、高温及交变负载等复杂工况的综合作用,极易引发永磁体不可逆退磁,因此实现对其退磁故障的精准诊断具有重要意义。针对失磁故障在多物理量信号中的耦合表征问题,提出一种基于多模态数据融合的故障诊断方法。从机电能量转换机理出发,阐明了永磁体失磁引发电磁转矩谐波与气隙磁场畸变的关系,并揭示导致振动与电流信号畸变的动态演变规律;在此基础上,构建了面向振动与电流信号的多模态特征提取框架,通过融合空间域及时域特征,实现了对故障信息的深度挖掘与互补增强。为进一步提升故障辨识与定位能力,设计了一种基于融合特征的分类机制,并完成了诊断结果的可视化表达。制作了正常磁场、均匀失磁 10%、均匀失磁 20%、以及局部失磁电机实物,并利用实验平台采集正常及不同失磁程度故障状态下的多模态数据进行验证,结果表明:所提方法诊断准确率可达 99.3%,在不破坏永磁电机原有结构前提下,通过高精度传感器采集故障信息数据便捷准确,验证了多模态数据融合在永磁同步电机失磁故障诊断中的有效性与工程适用性,具有较好的应用前景。

关键词: 永磁同步电机;失磁故障诊断;多模态数据融合;特征提取

中图分类号: TH17 TP311.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.40

Multimodal data fusion-based diagnosis method for demagnetization faults in permanent magnet synchronous motors

Wang Gangyi^{1,2}, Liu Zhaohua^{1,3,4}, Wen Bisheng^{3,4}

(1. School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;
2. Department of Building Equipment Engineering, Hunan Urban Construction College, Xiangtan 411101, China; 3. School of
Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;
4. Hunan Provincial Research Center of Engineering Technology for New Energy Power Generation Equipment; Intelligent
Perception & Active Grid Connection, Xiangtan 411201, China)

Abstract: As a key transmission component in the fields of wind power generation, rail transit, and aerospace, the reliability of permanent magnet synchronous motors (PMSMs) is crucial for the stability of the overall system. In actual operation, the motor is subjected to complex working conditions such as internal armature reaction, high temperatures and alternating loads, which are highly susceptible to irreversible demagnetization of permanent magnets. Therefore, it is significant to realize accurate diagnosis of demagnetization fault. In this article, a fault diagnosis method based on multi-modal data fusion is proposed to solve the coupling representation problem of loss-of-excitation fault in multi-physical signals. Based on the mechanism of electromechanical energy conversion, the relationship between electromagnetic torque harmonic and air gap magnetic field distortion caused by permanent magnet loss of excitation is explained, and the dynamic evolution law of vibration and current signal distortion is revealed. On this basis, a

收稿日期: 2025-12-25 Received Date: 2025-12-25

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (62473147)、湖南省自然科学基金重点项目 (2026JJ30019) 资助

multi-modal feature extraction framework for vibration and current signals is constructed, which achieves in-depth mining and complementary enhancement of fault information by integrating spatial and temporal domain features. To improve the ability of fault identification and localization, a classification mechanism based on fusion features is designed, and the visual expression of diagnosis results was completed. Physical prototypes of motors with normal magnetic field, 10% uniform demagnetization, 20% uniform demagnetization, and local demagnetization are manufactured. Multi-modal data under normal and different demagnetization fault conditions are acquired by an experimental platform for verification. The results show that the diagnostic accuracy of the proposed method can reach 99.3%. Fault information can be collected conveniently and accurately via high-precision sensors without damaging the original structure of the permanent magnet motor. The effectiveness and engineering applicability of multi-modal data fusion for demagnetization fault diagnosis of permanent magnet synchronous motors are verified, showing promising application prospects.

Keywords: permanent magnet synchronous motor (PMSM); demagnetization fault diagnosis; multimodal data fusion; feature extraction

0 引言

永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)凭借其结构简单、功率密度高、体积小、运行性能优异等优点,已成为风力发电、轨道交通、航天航空、工业压缩机驱动等关键领域的核心动力设备^[1]。然而,在长期恶劣工况(如高温、高湿、振动冲击)的运行过程中,永磁体易受温度变化、老化衰减等因素影响,引发不可逆退磁故障^[2]。该故障一旦发生,将直接导致电机平均负载能力变低、运行效率下降、显著增大定子电流谐波含量,诱发转矩脉动加剧等问题^[3]。若未能及时检测和修复,会进一步导致电机损耗增加、效率下降,甚至导致设备损毁及人员伤亡事故^[4]。因此,开展永磁同步电机失磁故障的精准诊断技术研究,对保障装备安全稳定运行、降低运维成本具有重要的工程价值与学术意义。

退磁表现为单个或多个永磁体的局部磁密衰减,直接破坏转子磁场对称性,导致电机转矩脉动显著增大;均匀退磁则表现为所有永磁体磁密的一致性衰减,虽能维持电机运行的对称性,但会导致电机整体磁能密度下降。永磁同步电机转子失磁会引发空载反电动势降低、功率因数与效率衰退等一系列不良现象。目前,国内外学者探索电磁耦合关系与机械振动特性在多种运行信号中的反映规律,包括基于反电动势^[5]、电磁转矩与磁链^[6]、漏磁信号^[7]、定子电流信号^[8-10]以及振动信号^[11]等,为退磁故障的有效辨识提供了重要途径。永磁体磁密衰减直接导致电机空载反电动势幅值下降,电动势信号获取需要额外绕组或特殊测量装置获取,实用性受限。通过磁链观测器可以间接获取电磁转矩和磁链信号,但容易受负载波动于噪声干扰。漏磁磁场分布变化直接反映永磁体磁场状态,该信号幅值微弱,对传感器精度与安装位置要求极高,抗干扰能力差。退磁引发磁场畸变在定子电流中直观表现,可通过电流互感器便捷采集,是当前应用最广泛的诊断载体,同时退磁导致的电磁力不平衡会激发电机轴承的振动响应,与电流信号形成信息互补。

当前永磁同步电机失磁故障诊断方法可分为模型驱

动、数据驱动及深度学习三大类,下文将分别阐述各类方法原理、优势与局限性。

模型驱动方法基于电机电磁机理建立精确数学模型,Li等^[12]建立永磁体分段解析模型,可精确模拟任意区域的局部失磁故障,同时引入等效变换方法表征转子偏心的非均匀磁场,提出基于线圈反电动势(coil back electromotive force, CBEMF)的转子故障诊断技术。文献[13]提出一种失磁故障下考虑磁链变化率的PMSM数学模型,该模型准确描述PMSM失磁过程。Chen等^[14]设计高鲁棒性滑模转子磁链观测器(sliding mode rotor flux observer, SM-RFO),通过实时估计气隙磁链实现永磁同步电机(PMSM)失磁故障诊断。该方法提供了高精度磁链估计,特别适合失磁故障的早期检测。然而,模型驱动方法高度依赖电机结构参数(如定子电阻、电感、永磁体磁链)的准确性,而复杂工况下的温度漂移会导致参数动态变化^[14],且难以精准建模噪声干扰、磁路饱和等不确定性因素,导致其在变工况场景下的诊断鲁棒性受限。

传统数据驱动方法无需建立精确机理模型,通过信号处理技术从检测数据中提取故障特征,再结合分类器实现故障识别,主要方法包括:短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)、小波变换和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)。Shi等^[15]提出一种基于连续小波变换与改进的残差网络的设备故障诊断方法,能在复杂环境下提取有效特征。短时傅里叶变换难以捕捉非平稳信号的瞬态特征,小波基函数的选择依赖经验,通用性较差,Zhong等^[16]基于该方法提取退磁引起的特征谐波,并结合能量矩相对熵(energy moment relative entropy, EMRE)量化退磁严重程度,显著提升了特征区分度。传统数据驱动方法的局限在于:随着传感器采样频率提升,监测数据量成倍增长,特征提取效率显著下降,多数方法依赖单一信号,如定子电流^[8]、气隙磁通密度^[17]等。特征维度单一,易受噪声干扰导致信息丢失,难以全面表征退磁故障的复杂特性^[16]。

深度学习技术凭借其端到端的特征学习能力,具有强大的特征提取能力和学习能力,有效解决传统方法中的人工特征提取难题,近年取得了一系列成果,受到广泛

关注^[18],提高了诊断效率和准确率,特别适合在复杂工况下永磁电机失磁故障诊断。Skowron 等^[10]将卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)应用于退磁故障诊断,通过采集定子电流信号并转化为二维时频图,利用CNN提取空间特征,实现了失磁故障的高精度诊断。文献[19]提出基于电磁多维时空特性的PMSM高阻故障智能诊断方法,实现故障检测、定位和故障程度的评估。文献[20]提出一种对抗式多目标无监督域自适用方法,有效提高了训练效率,为机械跨工况故障诊断提供了新的思路。Gao 等^[21]引入知识图谱技术,构建退磁故障与信号特征的关联关系,实现了退磁故障自动定位。而Liu 等^[22]针对异步机提出零序电流诊断方案,指出零序电流的故障特征比单相电流更显著,为信号选择提供了新思路。

尽管现有永磁同步电机退磁故障诊断研究已取得一定进展,但相关技术仍存在明显局限:一方面,当前诊断方法多依赖非侵入式传感器采集的单一信号(如电流、振动或漏磁信号),未能充分整合多源信号的互补信息;另一方面,对不同监测信号在退磁故障演化过程中的机理表现及多信号间的交互表征规律缺乏深入分析,导致诊断模型的物理可解释性与复杂工况适应性不足,难以满足工程实践中对故障精准检测的需求。同时部分模型参数量大、计算复杂度高,难以满足在线诊断需求,且对变工况下的故障泛化能力仍需提升。

针对上述问题,本文提出一种基于时序卷积-点对称图案-高效卷积神经网络-卷积注意力模块的时空融合特征提取网络(temporal convolutional network, symmetric dot pattern, efficientNet version 2, convolutional block attention module, TCN-SDP-EV2-CBAM, TSEC)的多模态数据融合失磁故障诊断方法,该多模态数据融合技术通过整合电流互感器、振动传感器的监测数据,实现对永磁同步电机健康、局部退磁及不同程度均匀退磁(10%、20%)故障的高精度识别。本文的贡献主要包括:

- 1) 针对失磁故障在多种物理信号(如振动、电流)中耦合表征的难题,提出了融合振动与电流信号的多模态诊断方法,为解决单一信号源诊断局限性提供了新思路。
- 2) 构建了能够深度挖掘故障信息的特征提取框架。从机电能量转换机理出发,阐明了退磁故障与电磁转矩、气隙磁场畸变的内在关系,构建了融合空间域和时域特征的多模态特征提取框架,实现了对故障信息的深度挖掘与互补增强。
- 3) 设计分类机制并验证该方法的高准确性与实用性。设计了一种基于融合特征的分类机制,并完成了结果可视化。通过实验平台验证,该方法对永磁同步电机失磁故障的诊断准确率达到了99.3%,充分证明了其高度的有效性和工程适用价值。

1 永磁同步电机失磁故障机理分析

为了全面分析退磁故障对电机运行性能的影响,退磁改变永磁电机的磁密分布^[23],分别建立永磁同步电机健康和均匀退磁故障有限元模型,对永磁同步电机的失磁对运行性能影响进一步探究。本文模型建立以2.2 kW的永磁同步电机为例,具体参数如表1所示,并在实验中按照以下参数委托亿悦腾电机(浙江)有限公司制作,利用Ansys Maxwell 软件搭建永磁同步电机有限元模型。

表 1 实验电机参数表
Table 1 Parameters of the test motor

参数	数值(类型)	参数	数值(类型)
额定功率/kW	2.2	槽类型	半闭口梨形槽
额定电压/V	380	槽距/mm	2
额定转速/(r·min ⁻¹)	1 500	极对数/对	4
功率因数	0.96	永磁体安装类型	表贴
定子电阻/ Ω	2.7	节距/槽	3
L_d /mH	14.62	L_q /mH	29.14

1.1 永磁同步电机的有限元模型

根据上文参数,在Ansys Maxwell 软件上搭建2.2 kW的永磁同步电机健康状态、失磁10%、失磁20%这3种状态的有限元模型,获得3种状态下的磁力和磁密分布,如图1所示。

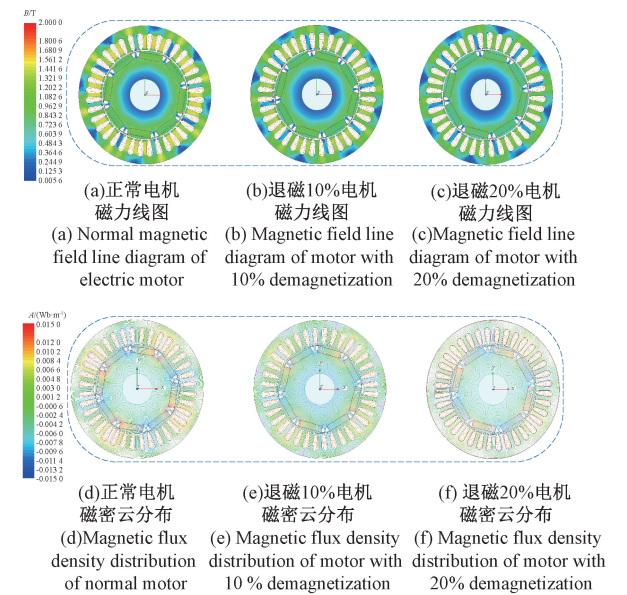


图 1 3 种状态下的电机磁力线和磁密分布

Fig. 1 Magnetic flux lines and magnetic density distribution of the motor under three conditions

通过所建立的永磁同步电机模型,得到3种状态下的径向气隙磁密图,如图2所示,永磁同步电机发生均匀的

退磁故障后,空载径向气隙磁密均匀减小,并且当退磁20%后空载径向磁密幅值下降加快。

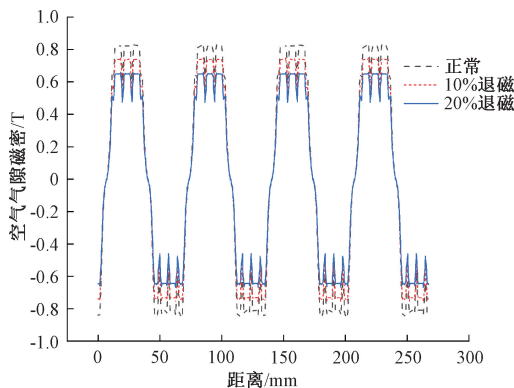


图2 不同退磁程度气隙磁密图

Fig. 2 Air-gap magnetic flux density under different demagnetization levels

1.2 定子电流的频谱分析

通过抽样300和1200 r/min转速下的采集原始电流信号进行频谱分析,如图3所示,幅值最高点对应图中圆圈所示。

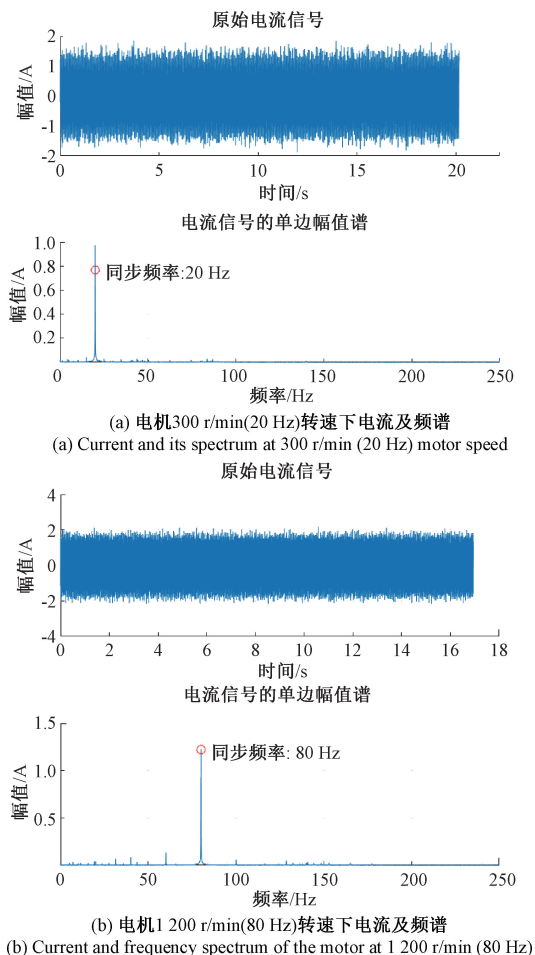


图3 电机300和1500 r/min定子电流频谱分析

Fig. 3 Stator current spectrum analysis at 300 and 1500 r/min

2 基于TSEC多模态时空特征提取融合分类

基于第1章有限元分析和失磁机理推导,从以上气隙磁密图可以看出永磁体发生均匀退磁故障后,空载径向磁密均匀减少,继而通过300和1200 r/min转速下的原始电流信号进行频谱分析,分别在20和80 Hz的位置幅值最大,说明了气隙磁场与电流保持一致,需设计一种合适的网络精确捕捉失磁故障的核心特征,从而建立机理分析与网络设计的关联。

根据第1章气隙磁密畸变的机理分析,失磁故障会导致对应转速频段的型号异常,因此,卷积注意力模块(CBAM)重点关注该特征频段对应的信号区域,同时,气隙磁密畸变会在电流、振动信号的特定图像区域呈现明显异常,CBAM模块通过空间注意力权重分配,强化该区域的特征提取,抑制无关区域干扰。

2.1 多模态时空融合网络模型

由于单一模态的特征很难全面表征某个故障的完整信息,每个模态都有包含各自特有的故障信息,采用多个模态信号数据进行多维度特征提取,多个维度特征相互映射补充,为了防止多个模态数据重叠干扰,并通过信息互补与交叉验证,实现全面、精确、可靠的故障诊断是个极具挑战的工作。

为了解决这个问题,本文提出一种TSEC模型。结构框图如图4所示,将三相电流和振动信号作为输入样本,总共包含样本制作、时空特征提取器和特征融合分类3部分组成。其中时空特征提取分为空间特征提取和时序特征提取两部分,空间特征提取采用对称点模式将三相电流和振动时域信号同时输入转为可视化对称点模式图(SDP),然后通过高效卷积神经网络(EV2)与卷积块注意力模块(CBAM)结合进行空间特征提取,EV2通过复合缩放和高效的逆残差结构从图像中提取出多尺度、富有语义信息的特征图,而CBAM通过通道注意力和空间注意力机制,告诉网络在通道维度和空间维度上应关注什么。另一路也将三相电流信号和振动同时输入时序卷积网络(TCN)利用一维卷积操作来提取序列中的时序依赖关系。再将TCN和SDP-EfficientNetV2-CBAM模型分别提取的时序特征和空间特征,进行时空特征自适应平均池化融合,最后构建故障分类模型实现精准分类。

2.2 基于TSEC多模态故障诊断系统

本文所提出的TSEC多模态数据故障诊断方法,用于永磁电机故障诊断,流程框图如图5所示,主要步骤包括:

1) 数据采集:设计永磁同步电机故障实验平台,在平台上采集电机三相电流数据和振动数据。

多模态数据TCN+SDP-EfficientNETV2-CBAM时空特征融合故障诊断模型

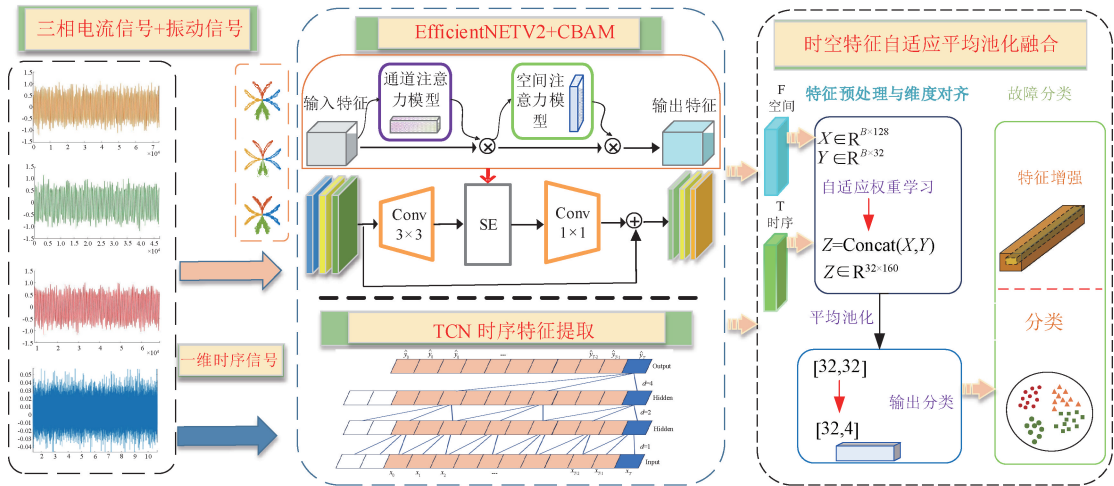


图4 TSEC 结构

Fig. 4 Block of the TSEC architecture

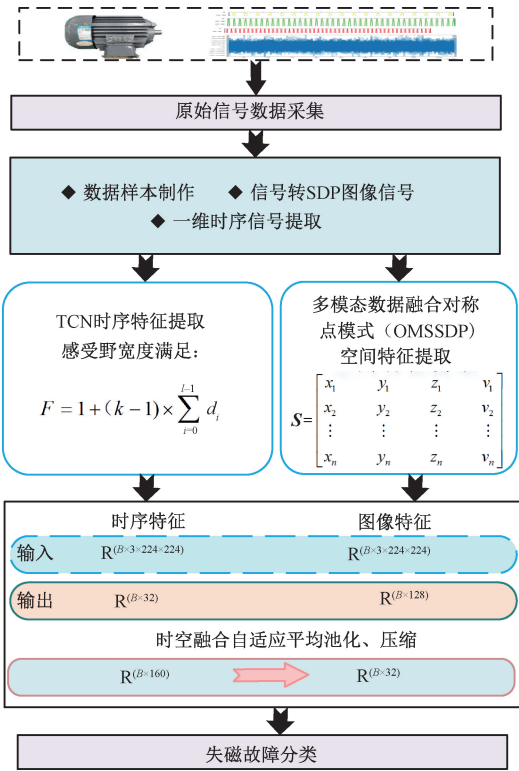


图5 TSEC 流程

Fig. 5 TSEC process flowchart

- 2) 数据集制作: 首先严格划分数据集, 生成训练集、验证集和测试集, 接着对训练集数据采用滑动窗口法进行样本切片, 最后在训练迭代前对样本进行顺序随机化处理。
- 3) 建立 TSEC 结构, 实现永磁同步电机故障检测和

识别: 采用多模态数据融合对称点模式 (omni-modal symmetric multi-source data fusion dot pattern, OMSSDP)^[24] 将三相电流信号和振动信号转换成二维图像, 然后通过 EfficientNETV2+CBAM 对 OMSSDP 图像进行特征提取。同时将三相电流和振动信号通过 TCN 进行时间序列特征提取。再次通过空间特征融合与时序特征进行拼接, 实现两种特征的时空融合, 最后进行故障分类和特征可视化。

2.3 时序卷积网络

循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 主要在长序列处理、计算效率、极端非线性等方面存在瓶颈。Ma 等^[25] 通过 RNN 上进行模型改进, 采用多模态循环神经网络模型来预测天气。虽然门控循环单元 (gated recurrent unit, GRU) 比普通的 RNN 更先进, 但其内部包含的更新门和重置门机制比简单的 RNN 单元复杂得多。Xia 等^[26] 提出一种双向门控制循环单元卷积门控循环单元网络提升预测精度, 效果显著优于同类型方法, 但是该模型特征提取依然耗时较长。

时序卷积网络 (TCN) 是用来处理时序数据的深度学习架构, 通过因果卷积与膨胀卷积的结合, 在扩大感受野的同时保证了时序因果性, 从而捕捉时序信号中的长时依赖特征。

相较于传统时序处理模型, TCN 在电机诊断领域具有并行计算能力、长时依赖捕捉能力、特征提取鲁棒性等优点。TCN 的功能实现依赖“因果卷积”与“膨胀卷积”两大核心, 在不丢失时序逻辑的前提下, 高效提取时序信号中的动态特征, 两大核心分别解决时序因果性保障与长时依赖捕捉两大关键问题。具体步骤为:

因果卷积是通过时间维度的约束,确保 TCN 的输出仅由过去的信号特征决定,与现实中故障演化具有时序不可逆性,假设输入时序信号为 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_L]$ (L 为信号总长度, x_t 为第 t 时刻的信号值), 卷积核为 $\mathbf{w} = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_k, \dots, \omega_{K-1}]$ (K 为卷积核大小, ω_k 为第 k 个权重参数), 则因果卷积在第 t 时刻的输出 y_t 满足: $y_t = \sum_{k=0}^{K-1} \omega_k \cdot x_{t-k}$, 其中, $t-k \geq 1$, 当 $t-k < 1$ 时, 通过零填充不全信号, 确保输入与输出信号的长度一致 (均为 L), 避免时序信息的阶段丢失。

同时膨胀因子为 d (表示卷积核元素间的间隔数, $d=1$ 时为传统卷积), 则膨胀卷积在 t 时刻的输出 y_t 满足: $y_t = \sum_{k=0}^{K-1} w_k \cdot x_{t-k \cdot d}$, 其中, $k \cdot d$ 表示“当前时刻 t 与历史时刻 $x_{t-k \cdot d}$ 的间隔步数; 同样通过零填充 (填充长度 $(K-1) \cdot d$) 确保输入输出长度一致。感受野是影响某一输出时刻的输入信号范围, 衡量时序模型长时依赖捕捉的能力, 设每层膨胀因子为 $d_0, d_1, \dots, d_{L-1}$, 卷积核大小为 K , 则总感受野 F 满足: $F = 1 + (k-1) \times \sum_{i=0}^{L-1} d_i$ 。

该部分通过数据重塑, TCN 网络、序列平均池化以及展平等几个步骤将时序信号与后续信号维度对齐, 将 $[B, 4, 1\ 024]$ 变成 $[B, 32]$ 。

2.4 多模态数据融合对称点模式

SDP 分析方法是将传感器采集到的一维时域信号通过相应的公式转换为二维的极对称散点图^[27], 实现故障特征的可视化, 原理图如图 6(a) 所示, 传统 SDP 单一振动信号表示如图 6(b) 所示, 三相电流和振动融合对称点模式如图 6(c) 所示。

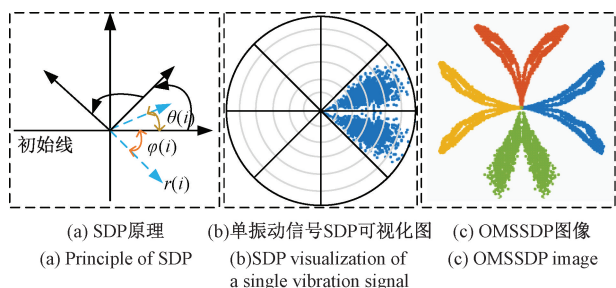


图6 SDP 原理和可视化图

Fig. 6 SDP principle and its visualization diagram

在复杂工业现场, 单一信号数据不足以提供足够完善的电气和机械故障信息^[24]。基于此, 本文采用 OMSSDP 方法对多个传感器通道信号进行融合, 将多通道信号数据在一个图形上进行可视化呈现^[24]。融合方法的数学公式表示如式(1)所示。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & v_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & v_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n & v_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{S}$ 是由多源信号组成的矩阵, x, y, z 和 v 分别代表不同传感器信号。

$$\begin{cases} r(i, j) = \frac{S_{ij} - S_{j\min}}{S_{j\max} - S_{j\min}} \\ \theta_j = \frac{360(j-1)}{S_{\text{column}}}, \quad j = 1, 2, \dots, S_{\text{column}} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \theta(i, j) = \theta_j + r(i + \tau, j)\zeta \\ \varphi(i, j) = \theta_j - r(i + \tau, j)\zeta \\ \theta_j - \zeta \leq \theta_{s_j} \leq \theta_j + \zeta \end{cases} \quad (3)$$

其中, S_{ij} 表示第 i 行第 j 列的矩阵数据, $S_{j\max}$ 和 $S_{j\min}$ 分别是矩阵 $\mathbf{S}$ 中第 j 列的最大值和最小值; θ_j 是 OMSSDP 图中每个信号的区域起始角, S_{column} 表示 $\mathbf{S}$ 中的列数; ζ 是坐标曲线的增益角。

在采集多源故障信息中, 为了保证在 OMSSDP 图像中不重叠, 要根据传感器信号的个数选择不同的角度。图 6(c) 为三相电流和一个电机振动信号融合的 OMSSDP 图像, 后实现了特征增强, 提高计算效率。

2.5 EfficientNetV2-CBAM 模型

自谷歌团队提出高效模型 EfficientNet^[28] 以来, 迭代出模型尺寸更小、训练速度更快以及效率更高的 EfficientNETV2 模型, 这种轻量化、高效率的特性, 与永磁同步电机等工业设备“长期连续运行、实时在线监测”的要求契合, 减少计算设备的硬件资源占用。Qu 等^[29] 将 EfficientNetV2 模型布局在变转速工况滚动轴承故障诊断中, 在微弱故障特征场景下仍保持较高的故障诊断准确率。

EfficientNetV2 (EV2) 原始架构采用学习注意力力压缩与激励模块 (squeeze-and-excitation, SE) 实现通道注意力机制: 通过全局平均池化将特征图压缩为单通道权重向量, 再经全连接层学习通道重要性, 最终对特征通道进行加权, 以增强有效特征通道、抑制冗余通道。然而, SE 模块存在明显局限——其仅关注通道维度的特征重要性, 完全忽略空间位置信息的建模: 对于永磁同步电机退磁故障对应的二维特征图 (如 SDP 转换后的极对称散点图), 故障特征常集中于局部区域 (如散点分布的密集区), SE 模块无法对这些关键空间区域进行针对性关注, 导致模型对局部退磁等故障的识别灵敏度下降。为解决这一问题, 本文将 EfficientNetV2 中的 SE 模块替换为 CBAM 模块, 构建 EfficientNetV2-CBAM 改进模型。

EfficientNetV2 将输入空间信号通过内部处理降维, 输入端时频图像为 $\mathbf{R}^{(B \times 3 \times 224 \times 224)}$, 输出经过全连接层降维至 128 维空间特征向量 $\mathbf{R}^{(B \times 128)}$ 。其中, CBAM 中的通道

注意力和空间注意力表达式为式(4)和(5)。EV2-CBAM结构如图7所示。

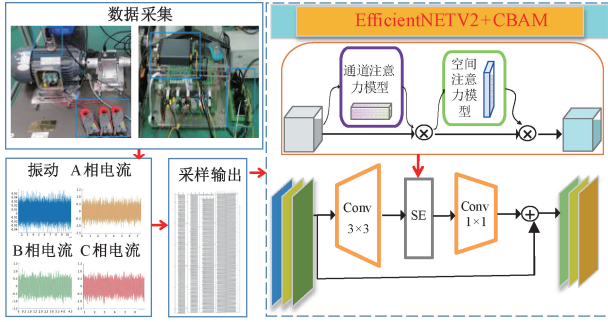


图7 EV2-CBAM 结构

Fig. 7 Diagram of the EV2-CBAM structure

权重计算为:

1) 通道注意力:

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) \quad (4)$$

2) 空间注意力:

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F)]; \text{Max}(\text{MaxPool}(F))]) \quad (5)$$

其中, F 为输入特征图, MLP 为多层感知器, σ 为 Sigmoid 激活函数, $f^{7 \times 7}$ 为 7×7 卷积操作。

2.5 时空特征自适应平均池化融合与故障分类

本节提出一种时空特征自适应平均池化融合方法, 该方法包括特征拼接、平均池化融合、故障分类, 具体如图8所示。

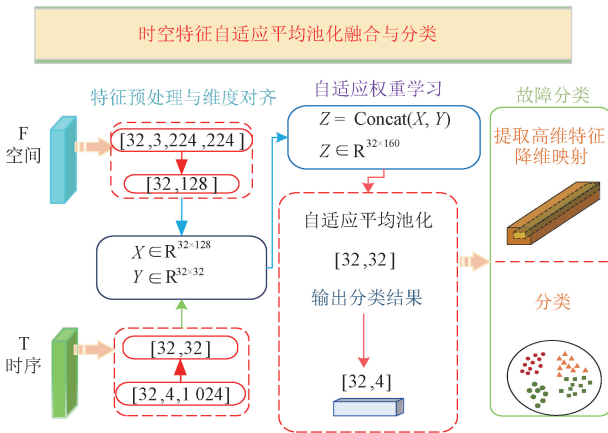


图8 自适应平均池化融合和分类

Fig. 8 Architecture of adaptive average pooling fusion and classification

1) 时空特征自适应平均池化融合

SDP 空间特征和 TCN 时间特征在通道维度进行拼接, TCN 输入的特征向量维度为 $[32, 4, 1024]$, 输出为

$[32, 32]$, EfficientNetV2 + CBAM 输入特征图维度为 $[32, 3, 224, 224]$, 输出为 $[32, 128]$ 。然后将空间特征和时间特征在通道维度进行拼接, 得到 $[32, 128 + 32]$, 最后对拼接特征进行全局平均池化, 得到最后特征 $[32, 32]$ 完成维度对齐与拼接。

空间特征 $\text{space_features} \in \mathbb{R}^{(B \times 128)}$, $\text{time_features} \in \mathbb{R}^{(B \times 32)}$, 拼接后的特征维度 $\in \mathbb{R}^{(B \times 160)}$ 。再通过自适应平均池化 (adaptive average pooling) 对拼接特征进行维度统一和特征压缩, 该操作将变长特征序列压缩为固定长度的特征向量, 确保网络处理不同长度的输入序列, 同时保留最重要的特征信息, 池化后的特征维度 $\in \mathbb{R}^{(B \times 32)}$ 。

2) 基于融合特征的故障分类实现

融合后的特征通过全连接进行分类, 输入维度为 32, 输出维度为 4, 将 32 维特征映射到 4 个分类输出。

$y = \omega x + b$, 其中 $\omega \in \mathbb{R}^{(4 \times 32)}$ 为权重矩阵, $b \in \mathbb{R}^4$ 为偏置向量, 输出 4 个故障类别的概率分布。

本方案中采用交叉熵损失函数适用于多分类问题, 通过 Softmax 函数将网络输出转换为概率分布。通过采用 t 分布随机邻域嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 对高维特征进行降维可视化, 将 32 维融合特征降至二维或三维空间, 直观展示不同故障类型在特征空间中的分布。结构如图8所示。

利用上述方法, 提取振动和三相电流多模态特征, 该算法利用多模态数据特征, 可以精确识别永磁同步电机失磁故障类型, 步骤为:

(1) 输入: 读取多模态三相电流, 振动数据。

(2) 数据集制作: TCN、OMSSDP 张量转化, 维度调整。

(3) 特征提取: TCN 时序特征提取; 图像分支: EV2-CBAM 空间特征提取;

(4) 特征融合: 多模态信号时空特征融合。

(5) 模型保存: 故障分类, 性能可视化。

3 实验验证与分析

3.1 实验设置

搭建了永磁同步电机故障模拟试验台, 以此评估所提方法的有效性, 如图9所示。它由①永磁同步电机、②编码器、③扭矩传感器、④电流互感器、⑤变速齿轮箱、⑥磁粉制动 (加载) 器、⑦三电平变频器、⑧快速原型控制器 (RCP)、⑨采集板卡构成。计算机机带 RAM 64 GB, 处理器 13th Gen Intel (R) Core (TM) i7-13700KF, 显卡 NVIDIA GeForce RTX4070 SUPER 12 GB, 硬盘 932 GB。

在实验中, 变频器采用三相三电平控制方式 (型号: YXPHM—310B) 用于电机的矢量控制, 电流互感器 (型号: FLUKE i200S) 用于测量永磁电机定子三相电流, 编

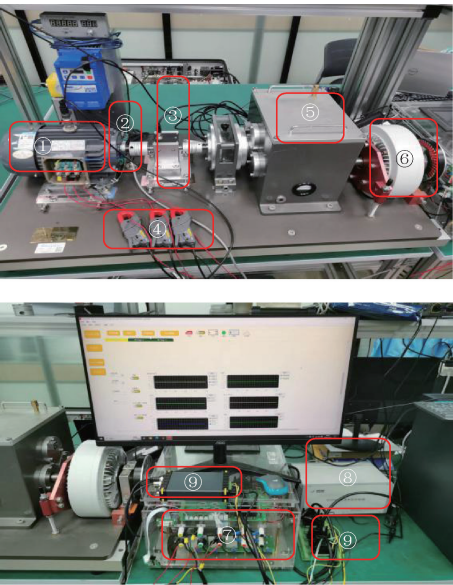


图 9 永磁同步电机故障诊断实验平台
Fig. 9 Test bench for PMSM fault diagnosis

码器(型号:PC58-E-3FH2500-Q24)精确检测电机的转子位置和转速。通过磁粉制动器用于调节控制永磁电机的运行负载大小,模拟不同负载的运行工况,并通过扭矩传感器测量电机转矩值。通过在电机外壳上安装加速度传感器(TES001V)实时采集电机振动信号。最后,三相电流和振动信号通过采集板卡进行多通道采集,采用频率为 10 kHz,电机转速分别为 1 500、1 200 和 300 r/min,转矩分别为 4.1、8.2、12.3 和 16.4 N·m,在以下工况下进行数据采集。3 种电机失磁类型以及部位如图 10 所示,方框内为永磁体退磁区域。

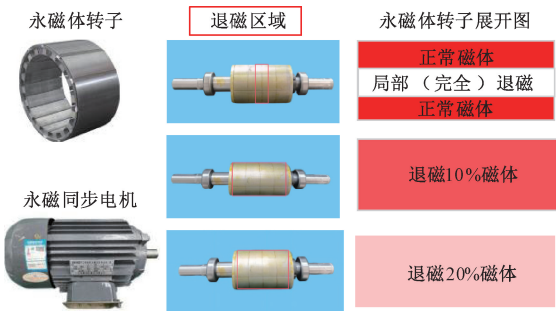


图 10 电机失磁故障类型

Fig. 10 Classification of motor demagnetization faults

3.2 主要实验步骤

1) 数据采集与制作:利用磁粉制动器进行负载调整,从而采集不同负载下的三相电流信号。
安装失磁故障电机,电机分别为局部退磁、均匀退磁 10%、均匀退磁 20% 以及正常这 4 个类型定制电机,电流

传感器采集三相定子绕组中的电流。
用加速度传感器采集电机振动信号,福禄克高精度电流传感器采集三相电流信号,采集卡频率为 128 kHz。
根据故障类型,从获得的原始数据中提取 1 500 个样本。每个故障样本长度为 1 024 个点,每个负载样本数相同。数据分为训练集、测试集和验证集。
试验训练周期为 50,批量大小为 32,优化器为 Adam。
2) 比较实验:为了验证模态信号数据的互补性和模型的性能,采用了以下 4 种方式进行了对比。
(1) 单相定子电流,与传统单模态信号故障诊断同,作为输入作用在以下模型中。
(2) TCN-SDP-EV2-CBAM(TSEC),双通道特征提取,时序通道 TCN,空间通道 SDP-EfficientNETV2-CBAM。
(3) TCN-SDP-EV2(EV2-TCN),双通道特征提取,时序通道 TCN,空间通道 SDP-EfficientNETV2。
(4) 循环门控单元-残差网络-卷积注意力模块(gated recurrent unit-residual network-convolutional block attention module,GRU-RES-CBAM),双通道特征提取,时序通道采用 GRU,空间通道采用 RES-CBAM。
依次采用电机振动信号、电机三相电流、以及三相电流+振动信号模态,分别采用以上 TSEC、EV2-TCN、GRU-RES-CBAM 这 3 种模型进行运算。表 2 为额定转速 1 500 r/min 工况下的不同模型诊断比较结果。其中,Accuracy 为准确率,Precision 为精确率,Recall 为召回率,F1_Score 为 F1 分数。
诊断结果分析:6 种不同方法的准确率,不同方法的精度通过柱状图显示如图 11 所示,其中本文提出的 TSEC 方法最佳,采用三相电流加振动多模态信号的,准确率为 99.31%,EV2-TCN 准确率为 97.92%,GRU-RES-CBAM 方法的准确率为 95.83%。而采用 TSEC 模型的单一-振动故障准确率为 57.81%,单相电子电流准确率为 88.28%,单相电流+振动准确率为 94.53%,三相电流准确率为 98.61%,根据上述对比,失磁故障可能在电机运行中的定子电流表现更明显。
为了模拟工业现场的干扰环境,在测试集中添加 20 dB 高斯白噪声,表 3 为添加高斯白噪声后的运行结果。
表 4 和 5 分别是 1 200 和 300 r/min 工况下的不同模型诊断结果。
从表 3~5 数据来看,得出结论基本一致,同样信号输入条件下 TSEC 模型诊断具有明显优势。
基于单模态振动信号,采用 TSEC 模型方法,准确率为 57.81%,基于单相电流信号准确率为 88.28%。

3.3 性能分析

1) TSEC 模型优势
TSEC 具有较好的特征提取能力,主要是采用 CBAM 注意力机制以及时间和空间模型特征结合。

表 2 额定转速 1 500 r/min 工况下不同方法失磁故障诊断比较

Table 2 Comparison of different methods for demagnetization fault diagnosis under rated speed condition 1 500 r/min						
方法		Accuracy	Precision	Recall	F1_Score	推理时间/s
振动	TSEC	0.578 1	0.597 4	0.566 8	0.565 9	265
	EV2-TCN	0.523 4	0.550 4	0.518 7	0.517 4	262
	GRU-RES-CBAM	0.453 1	0.492 7	0.452 5	0.447 1	261
单相电流	TSEC	0.882 8	0.923 5	0.921 6	0.919 8	296
	EV2-TCN	0.909 7	0.909 8	0.908 6	0.908 9	309
	GRU-RES-CBAM	0.881 9	0.891 2	0.883 1	0.875 6	298
单相电流+振动	TSEC	0.945 3	0.947 6	0.947 2	0.947 2	265
	EV2-TCN	0.945 3	0.936 0	0.939 5	0.936 8	269
	GRU-RES-CBAM	0.945 3	0.899 3	0.902 2	0.898 1	268
三相电流	TSEC	0.986 1	0.987 2	0.985 6	0.986 1	316
	EV2-TCN	0.958 3	0.959 9	0.953 5	0.956 2	312
	GRU-RES-CBAM	0.930 6	0.929 7	0.922 9	0.925 2	307
三相电流+振动	TSEC	0.993 1	0.993 4	0.991 4	0.992 3	315
	EV2-TCN	0.979 2	0.977 9	0.976 0	0.976 8	317
	GRU-RES-CBAM	0.958 3	0.960 9	0.953 5	0.956 6	304

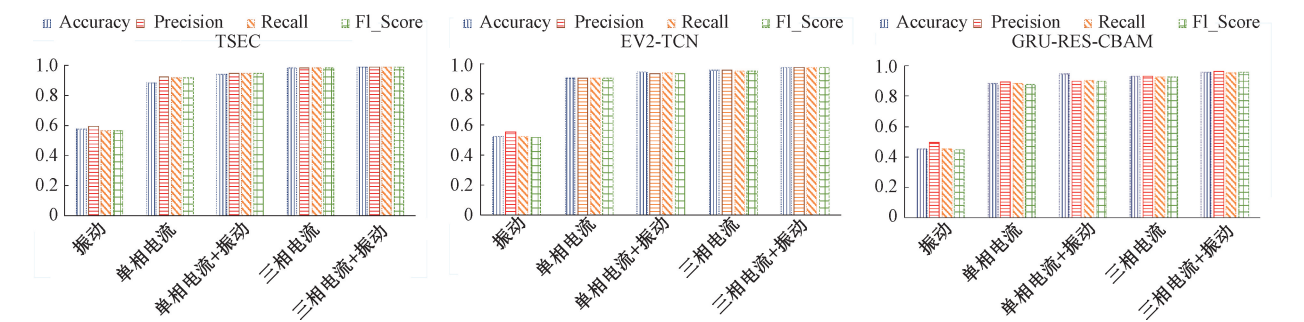


图 11 不同信号模态和模型效果对比

Fig. 11 Performance comparison of models across different signal modalities

而采用三相电流+振动信号采用 EfficientNETV2-TCN(EV2-TCN)模型准确率为 97.92%,采用 GRU-RES-CBAM 准确率为 95.83%。与其他方法相比,TESC 显示出更加优越的故障分类能力,主要原因为:

(1)全面的特征捕获能力。TCN 负责从时间维度挖掘序列的动态演变规律、趋势和周期性,EfficientNETV2 负责从空间维度提取图像或特征图的深层信息、局部细节和多尺度上下文。

(2)高效的计算与参数利用。TCN 处理时序数据比循环网络更快,EfficientNETV2 具有高效空间特征提取能力,而 CBAM 让模型更聚焦于关键信息,三者结合进一步提升了特征表达的效率。

GRU-RES-CBAM 主要是通过残差网络,学习丰富、复杂的空间特征。而 EV2-TCN 旨在高效处理具有显著

时空特征的序列数据的复合模型。TCN-SDP-EV2-CBAM 该方法利用了 SDP 信号处理的方法,提高了故障特征可视化,TCN 具有强大的长程依赖捕捉能力,以及稳定的梯度流动和灵活的感受野控制,而 EfficientNETV2 训练速度更快,效率更高,CBAM 具有双通道注意力和空间注意力,强调信息量丰富的特征通道,并抑制不重要的或噪声通道。

GRU 本质是循环结构,必须顺序处理序列,无法充分利用 GPU,训练速度慢,GRU 为解决传统循环网络的梯度消失问题设计,但在处理极长序列时,梯度仍然需要再所有时间步中传播,不可避免的变得不稳定。

ResNET(residual network)与 EfficientNETV2 相比较,ResNET 通过增加层数来放大模型,精度提升微小,而计

表 3 添加高斯白噪声额定转速 1 500 r/min 工况下不同方法失磁故障诊断比较

Table 3 Comparison of demagnetization fault diagnosis methods under rated speed of 1 500 r/min with additive Gaussian white noise

方法		Accuracy	Precision	Recall	F1_Score
振动	TSEC	0.601 6	0.618 2	0.589 5	0.563 4
	EV2-TCN	0.562 5	0.486 5	0.555 9	0.480 1
	GRU-RES-CBAM	0.554 7	0.481 2	0.547 3	0.479 7
单相电流	TSEC	0.923 6	0.921 2	0.923 9	0.921 6
	EV2-TCN	0.916 7	0.924 7	0.924 2	0.920 1
	GRU-RES-CBAM	0.875 0	0.880 2	0.881 8	0.874 9
单相电流+振动	TSEC	0.944 4	0.953 6	0.932 9	0.937 8
	EV2-TCN	0.937 5	0.948 3	0.938 8	0.939 7
	GRU-RES-CBAM	0.890 6	0.893 8	0.897 0	0.891 4
三相电流	TSEC	0.979 2	0.981 2	0.981 2	0.981 0
	EV2-TCN	0.951 4	0.946 9	0.948 1	0.947 4
	GRU-RES-CBAM	0.930 6	0.940 2	0.922 2	0.925 4
三相电流+振动	TSEC	0.986 1	0.984 6	0.984 6	0.984 6
	EV2-TCN	0.976 6	0.976 6	0.977 9	0.976 2
	GRU-RES-CBAM	0.965 3	0.965 7	0.961 6	0.963 0

表 4 1 200 r/m 转速工况下不同方法失磁故障诊断比较

Table 4 Demagnetization fault diagnosis comparison of different methods at 1 200 r/min

方法		Accuracy	Precision	Recall	F1_Score
振动	TSEC	0.601 6	0.639 0	0.595 3	0.601 4
	EV2-TCN	0.562 5	0.587 3	0.584 0	0.572 1
	GRU-RES-CBAM	0.500 0	0.545 5	0.488 1	0.480 6
单相电流	TSEC	0.921 9	0.936 5	0.917 8	0.923 8
	EV2-TCN	0.914 1	0.916 5	0.920 4	0.913 3
	GRU-RES-CBAM	0.867 2	0.882 6	0.865 3	0.871 5
单相电流+振动	TSEC	0.953 1	0.952 4	0.955 8	0.952 1
	EV2-TCN	0.937 5	0.932 0	0.938 6	0.934 5
	GRU-RES-CBAM	0.906 2	0.911 5	0.911 6	0.908 9
三相电流	TSEC	0.984 4	0.980 8	0.986 5	0.983 1
	EV2-TCN	0.953 1	0.957 8	0.959 5	0.955 7
	GRU-RES-CBAM	0.921 9	0.929 2	0.928 8	0.922 5
三相电流+振动	TSEC	0.992 2	0.991 9	0.993 2	0.992 5
	EV2-TCN	0.984 4	0.983 4	0.984 9	0.983 9
	GRU-RES-CBAM	0.953 1	0.954 9	0.955 8	0.954 7

算成本和延迟却急剧上升。而 EfficientNETV2 继承了 EfficientNET 的复合模型缩放,平衡地缩放网络的深度、宽度和输入图像分辨率,能更低的成本换取更大的精度提升。

添加高斯噪声后的模型诊断结果,从表 3 中可以看出诊断精度与未添加高斯噪声的模型诊断结果精度稍微下降,准确率达到 98.61%,仅下降 0.7%,说明该模型具有较好的鲁棒性。

表 5 300 r/min 转速工况下不同方法失磁故障诊断比较

Table 5 Demagnetization fault diagnosis comparison of different methods at 300 r/min

方法		Accuracy	Precision	Recall	F1_Score
振动	TSEC	0.601 6	0.639 0	0.595 3	0.601 4
	EV2-TCN	0.562 5	0.587 3	0.584 0	0.572 1
	GRU-RES-CBAM	0.500 0	0.545 5	0.488 1	0.480 6
单相电流	TSEC	0.906 2	0.921 7	0.917 4	0.915 4
	EV2-TCN	0.890 6	0.911 1	0.904 2	0.901 2
	GRU-RES-CBAM	0.875 0	0.888 3	0.883 7	0.883 8
单相电流+振动	TSEC	0.953 1	0.952 4	0.955 8	0.952 1
	EV2-TCN	0.937 5	0.93 2	0.938 6	0.934 5
	GRU-RES-CBAM	0.867 2	0.882 6	0.865 3	0.871 5
三相电流	TSEC	0.984 4	0.980 8	0.986 5	0.983 1
	EV2-TCN	0.953 1	0.957 8	0.959 5	0.955 7
	GRU-RES-CBAM	0.921 9	0.929 2	0.928 8	0.922 5
三相电流+振动	TSEC	0.992 2	0.991 9	0.993 2	0.992 5
	EV2-TCN	0.984 4	0.983 4	0.984 9	0.983 9
	GRU-RES-CBAM	0.953 1	0.954 9	0.955 8	0.954 7

2)多模态数据的优势

对于永磁同步电机的失磁故障分析,传统的振动信号或者单相电流采用 TSEC 方法准确率较低,分别为为 57.81%和 88.28%,因为单相电流或者单个振动信号包含的故障信息不完整,电流信息叠加振动信息包含丰富的永磁同步电机运行故障信息,故本文中采用三相电流和振动信号进行特征融合提取,精确度显著提高。

尽管振动信号单模态诊断准确率较低(57%),但是它能提供电流信号无法捕捉的故障信息,能直接通过电机机械振动来反应气隙磁密畸变,它与电流信号形成互补,通过集中模态数据对比实验,当三相电流信号融合振动信号后,模型精度有较明显提升,弥补了电流信号在机械故障特征捕捉上的不足,验证了振动信号的互补价值。

如果采用 GRU-CBAM-MobileViT V3 通过通道和空间注意力聚焦关键特征,有很好的噪声干扰抑制能力,但是同步性模态依赖性强,在多模态数据融合领域,对于模态间采样率差异大的信号,需要做额外对齐处理,实现难度加大。

3)TSEC 性能分析

本文采用的 TSEC 模型参数 Flops、params 分别为 2.909 3 G 和 23.299 4 M,较 EV2TCN 模型的 Flops、params 两个参数 2.898 8 G 和 21.587 7 M 略有增加,但是前者在诊断精度上有明显的优势,虽然 GRU-RES-CBAM 模型的 Flops、params 分别为 0.131 8 G 和 0.053 2 M,但是该模型在

几种转速工况下精度下降太多。综合本研究的实验硬件要求,TSEC 模型能够适配工程现场的实时诊断系统,无需高性能硬件支撑,模型可以适应工程在线诊断。

为了直观体现所提模型和多模态数据效果,采用 t 分布随机领域嵌入(t-SNE)方法,该方法的核心目标将高位数据映射至低维空间,同时最大程度保留了原始数据的聚类结构^[30]。图 12 图例中,NR 表示正常电机,DE10 表示 10%均匀失磁,DE20 表示 20%均匀失磁,LocaLDE 表示局部失磁。从图 12 可以看出采用的分类方法各类之间边界清晰,该方法在永磁同步电机失磁故障诊断中达到了高效实时的目的,不失为一种可靠的解决方案。

4)超参数分析

本文采用的模型中利用 Adam 作为优化器,损失函数为交叉熵损失 CrossEntropyLoss,分析了学习率和迭代周期以及训练批次对模型分类准确性影响。

学习率:通过测试不同学习率的值,最佳范围在 0.001~0.005。而批次大小和学习率相关,本实验批次大小取 32。

迭代周期大小不合适将引起欠拟合和过拟合,测试了 30~100 的数值,实验表明在 50 左右时效果最佳。TSEC 模型中学习率、训练轮次与精度的关系如图 13 所示。

总而言之,从整个实验来看,本文采用的模型分类功能对参数依赖性不强,显示出稳定的分类性能。

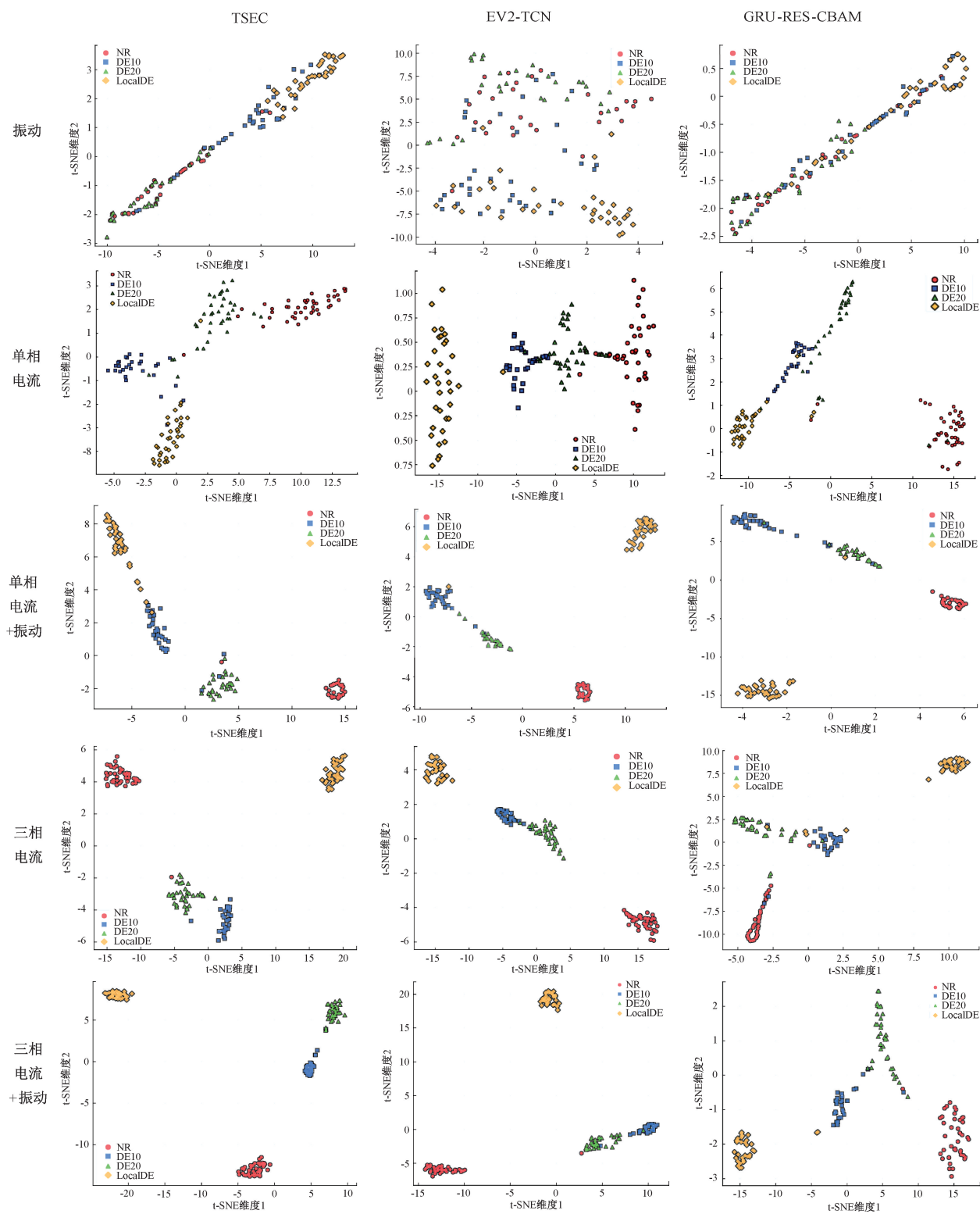


图 12 不同模态信号和模型 t-SNE 可视化图形

Fig. 12 t-SNE visualization of multimodal signals and the model

5) 未来工作讨论

本实验证明了所提方法的优势和可靠性,但是有些

方法还可以进一步改进。

(1)数据预处理:采用新的方法对含有大量的

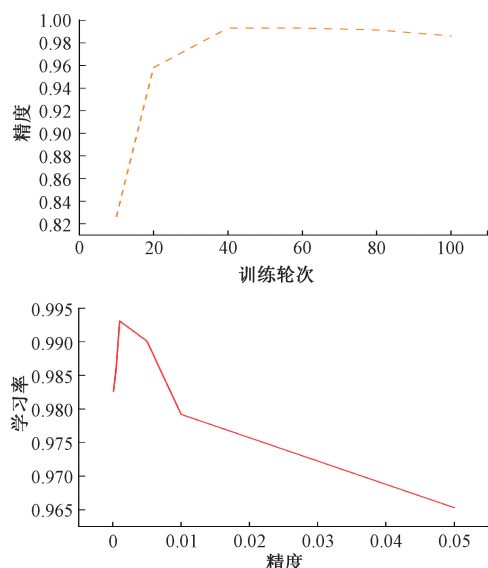


图 13 超参数变化与精度关系

Fig. 13 The relationship between hyperparameters and accuracy

噪声现场原始数据进行预处理,对有效信号进行数据增强。

(2) 模态数据的丰富: 为了更加全面反映故障特征,除了采用原有的三相定子电流和振动数据,可以添加声发射信号作为多模态数据信号。

(3) 特征融合: 可以研究新的特征融合方法,充分挖掘更多微弱有效的故障特征。

(4) 模型轻量化: 在工业现场部署边缘端设备进行初步处理决策,减少服务器的运算量,同时研究新的方法对模型进一步轻量化处理。

4 结 论

既有的永磁同步电机失磁故障诊断往往依靠振动、电磁转矩等单一信号来源进行分析研究,难以达到精确的效果,存在信号噪音大,有用信号幅值小等问题。而采用单相电流或者单个三相电流信号表征单一,难以表征全面的故障信息。本研究定制了不同类型失磁故障电机,并测量了多个转速下电机运行中的电流和振动数据,通过分析永磁同步电机的失磁故障机理,研究了基于TSEC多模态信号特征融合的永磁同步电机失磁故障诊断问题,多传感器模态数据包含了更加丰富的故障信息,与单一模态数据相比,TSEC模型更加适应于诊断永磁同步电机失磁故障。

设计了一种时空特征平均池化的融合方法,进行特征维度对齐融合并进行降维池化后输出,最后通过可视化t-SNE进行故障分类,该方法主要优点是充分利用多

模态数据并捕获了时间序列特征和空间特征各自的优势,能更加全面的反应故障的类型,实验结果表明,该方法在永磁同步电机失磁故障领域具有良好应用前景。

将来,考虑将该方法推广到更多的电机诊断系统中去,同时丰富多模态信号数据,提高模型的鲁棒性和泛化性。

参考文献

- [1] CANDELO-ZULUAGA C, RIBA J R, GARCIA A. PMSM parameter estimation for sensorless FOC based on differential power factor [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [2] SONG J C, ZHAO J W, DONG F, et al. A new demagnetization fault recognition and classification method for DPMSLM [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(3): 1559-1570.
- [3] 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.
- [4] ZHAO K H, ZHOU R R, SHE J H, et al. Demagnetization-fault reconstruction and tolerant-control for PMSM using improved SMO-based equivalent-input-disturbance approach [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27(2): 701-712.
- [5] CHEN H, GAO C X, SI J K, et al. A novel method for diagnosing demagnetization fault in PMSM using toroidal-yoke-type search coil [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 71: 1-12.
- [6] HAN Y F, CHEN SH F, GONG CH, et al. Accurate SM disturbance observer-based demagnetization fault diagnosis with parameter mismatch impacts eliminated for IPM motors [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(5): 5706-5710.
- [7] XIE J P, LONG ZH, ZHANG X F, et al. Demagnetization fault diagnosis of PMSM using custom phase space reconstruction image [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-11.
- [8] EL-DALAHMEH M, AL-GREER M, BASHIR I, et al. Autonomous fault detection and diagnosis for permanent magnet synchronous motors using combined variational mode decomposition, the Hilbert-Huang transform, and a convolutional neural network [J]. Computers and Elect-

- rical Engineering, 2023, 110: 108894.
- [9] YU Y Q, LI Y, ZENG D Q, et al. Permanent magnet synchronous motor demagnetization fault diagnosis and localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(11): 19993-20014.
- [10] SKOWRON M, ORLOWSKA-KOWALSKA T, KOWALSKI C T. Detection of permanent magnet damage of PMSM drive based on direct analysis of the stator phase currents using convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(12): 13665-13675.
- [11] YUAN SH ZH, LIU ZH H, WEI H L, et al. A variational auto-encoder-based multisource deep domain adaptation model using optimal transport for cross-machine fault diagnosis of rotating machinery[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 73: 1-11.
- [12] LI X, WANG X H, ZHAO W L. Electromagnetic field analysis and diagnosis of rotor demagnetization and eccentricity faults in SPMSM[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2025, 61(3): 1-13.
- [13] 何静, 李希宇, 贾林. 考虑磁链变化率的永磁同步电机失磁故障复合容错控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 1-11.
- HE J, LI X Y, JIA L. Compound fault tolerance control of permanent magnet synchronous motor with magnetic flux change rate considered[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 1-11.
- [14] CHEN SH F, HAN Y F, LIU Y SH, et al. Precise demagnetization fault diagnosis based on multiple robust sliding mode observers for pmsms under variable conditions[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2025, 13(2): 1747-1757.
- [15] SHI L CH, GUO J H, WANG H T. Precision machining equipment fault diagnosis based on CWT and improved ResNeXt[J]. Instrumentation, 2024, 11(2): 36-43.
- [16] ZHONG Q, MAO K, WANG K, et al. Demagnetization fault diagnosis for magnetically suspended PMSM using rotor displacement signals[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [17] DING SH CH, HE W, HANG J. Uniform demagnetization fault diagnosis of PMSM based on radial air-gap flux density under nonstationary conditions[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(2): 6690-6699.
- [18] 吴启航, 丁晓喜, 何清波, 等. 齿轮箱故障边缘智能诊断方法及应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 70-80.
- WU Q H, DING X X, HE Q B, et al. Edge intelligent fault diagnosis method in the application of gearbox[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 70-80.
- [19] 吴振宇, 张捷, 王慧, 等. 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[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 219-230.
- WU ZH Y, ZHANG J, WANG H, et al. Research on intelligent diagnosis of high resistance faults in permanent magnet synchronous motors based on electromagnetic multidimensional characteristics[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 219-230.
- [20] WANG H T, LIU X. Research on rotating machinery fault diagnosis based on improved multi-target domain adversarial network[J]. Instrumentation, 2024, 11(1): 38-50.
- [21] GAO C X, GAO B, XU X ZH, et al. Automatic demagnetization fault location of direct-drive permanent magnet synchronous motor using knowledge graph[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-12.
- [22] LIU ZH H, LONG J J, WEI H L, et al. A zero-sequence current analysis approach for rotating machinery fault diagnosis of induction motor drivetrain based on sparse learning[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(7): 9800-9810.
- [23] 王惠民, 郭高利, 左运, 等. 永磁同步电机无位置传感器控制系统退磁故障建模及影响机理分析[J]. 电工技术学报, 2025, 40(18): 5877-5891.
- WANG H M, GUO G L, ZUO Y, et al. Modeling and mechanism analysis for sensorless control of permanent magnet synchronous motor drive system with the effects of demagnetization faults[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(18): 5877-5891.
- [24] SONG J C, HAN H H, WU X H, et al. Multisource deep feature fusion of optimized symmetrized dot patterns for SRM fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-13.
- [25] MA ZH F, ZHANG H, LIU J. MM-RNN: A multimodal RNN for precipitation nowcasting[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-14.
- [26] XIA D W, CHEN Y, ZHANG W Y, et al. RSAB-

ConvGRU: A hybrid deep-learning method for traffic flow prediction [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(7): 20559-20585.

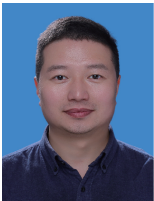
[27] YANG SH W, XIANG Y X, LONG ZH, et al. Fault diagnosis of harmonic drives based on an SDP-ConvNeXt joint methodology[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-8.

[28] TAN M X, LE Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks [C]. International Conference on Machine Learning, 2019: 6105-6114.

[29] QU H Y, YANG J H, SHEN M, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under time-varying speed conditions based on EfficientNetv2 [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(6): 065023.

[30] WHITE M T, JEON S. Using t-SNE to explore Misclassification [C]. 2019 IEEE MIT Undergraduate Research Technology Conference, 2019: 1-4.

作者简介



E-mail: guapengshike@163.com

王刚毅,2009 年于湖南工业大学获得学士学位,2014 年于湖南工业大学获得硕士学位,现为湖南科技大学博士研究生,湖南城建职业技术学院建筑设备工程系讲师,主要研究方向为面向工业设备故障诊断的深度学习算法。

Wang Gangyi received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hunan University of Technology in 2009 and 2014, respectively. He is currently a Ph. D. candidate at Hunan University of Science and Technology. His main research interests include deep learning algorithms for fault diagnosis of industrial equipment.



E-mail: zhaohua.liu@hnust.edu.cn

Liu Zhaoxue (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan University of Science and Engineering in 2007, his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hunan University in 2010 and 2012, respectively. He is currently a professor and Ph. D. advisor at Hunan University of Science and Technology. His main research interests include computational intelligence and learning algorithm design, parameter estimation and control of permanent magnet synchronous motor drives, condition monitoring and fault diagnosis of power systems.



Wen Bisheng received his B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2017, and his Ph. D. degree from Hunan University in 2025. He is currently a lecturer at Hunan University of Science and Technology. His main research interests include parameter identification of permanent magnet synchronous motor and temperature monitoring.

刘朝华 (通信作者),2007 年于湖南科技学院获得学士学位,2010 年于湖南大学获得硕士学位,2012 年于湖南大学获得博士学位. 现为湖南科技大学信息与电气工程学院和计算机科学与工程学院教授,博士生导师,湖南省新能源发电装备智能感知与主动并网工程技术研究中心主任,主要研究方向为计算智能与学习算法设计、永磁同步电机驱动的参数估计与控制、电力系统状态监测与故障诊断。

文必胜,2017 年于西北工业大学获得学士学位,2025 年于湖南大学获得博士学位。现为湖南科技大学信息与电气工程学院讲师,主要研究方向为永磁同步电机参数辨识和温度监测。

E-mail: bishengwen@hnust.edu.cn