

一种航空发电机电枢绕组匝间短路故障 诊断技术

朱瑞雨, 崔江*

(南京航空航天大学自动化学院, 江苏南京 211106)

A Fault Diagnosis Technique for Armature Winding Inter-Turn Short Circuit in Aerospace Generators

ZHU Ruiyu, CUI Jiang*

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 211106, China)

Abstract: [Objective] For armature winding inter-turn short circuit fault diagnosis in aerospace generators, this paper proposes a diagnostic method based on convolutional neural network (CNN) with squeeze-excitation (SE) attention mechanism and bidirectional long short-term memory (BiLSTM). It aims to enhance the effectiveness and robustness of armature winding fault diagnosis. [Methods] Firstly, an equivalent analytical model for armature winding inter-turn short circuit fault diagnosis in a doubly salient electromagnetic generator (DSEG) was established, and the vibration signal on the surface of the generator casing was adopted as a characteristic signal of the fault. Theoretical derivations of the expressions for the air gap magnetic flux density and electromagnetic force, which influenced vibration characteristics, were carried out. Secondly, the impact of electromagnetic force on vibration characteristics under various short circuits was analyzed using finite element simulation in Workbench software. Finally, vibration signals were collected and used as actual experimental data to extract relevant fault features. These extracted features were put into the CNN-SE-BiLSTM for efficient fault diagnosis. Among this, the CNN and BiLSTM networks effectively extracted local features and features in time series from vibration signals, while the SE attention mechanism optimized the feature weight distribution by selectively amplifying relevant diagnostic features, significantly enhancing the model's fault

diagnosis capability. [Results] The experimental results showed that the proposed CNN-SE-BiLSTM-based method achieved a diagnostic accuracy of over 99% for inter-turn short circuit faults in armature windings under various working conditions. Moreover, it still exhibited strong diagnostic performance in noisy environments. Compared to traditional diagnostic methods, the proposed method not only demonstrated strong anti-interference ability, high fault recognition accuracy, and fast diagnostic speed under various rotational speeds and load conditions, validating its applicability in aerospace generators with complex operating conditions. [Conclusion] The CNN-SE-BiLSTM diagnostic approach effectively improves the fault diagnosis efficiency and accuracy of DSEG systems. By combining CNN for spatial feature extraction, SE attention mechanism for selective feature weighting, and BiLSTM for capturing comprehensive temporal information, this method provides a streamlined and highly effective solution for inter-turn short-circuit fault diagnosis.

Key words: aerospace generator; armature winding; inter-turn short circuit fault diagnosis; squeeze-excitation attention mechanism; finite element analysis

摘要: [目的] 针对航空发电机电枢绕组匝间短路故障诊断问题, 本文提出一种基于卷积神经网络 (CNN) 和压缩-激励 (SE) 注意力机制以及双向长短期记忆 (BiLSTM) 网络的诊断方法, 以提高电枢绕组故障诊断的有效性和鲁棒性。[方法] 首先, 建立了电励磁双凸极发电机 (DSEG) 电枢绕组匝间短路的等效解析模型, 采用发电机机壳表面振动信号作为故障特征信号, 对影响振动特性的气隙磁密和电磁力波的表达式进行了理论推导。然

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (NS2021021); 航空科学基金项目 (201933052001)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China (NS2021021); Aeronautical Science Foundation of China (201933052001)

后,通过 Workbench 有限元软件仿真分析了各种短路条件下电磁力波对振动特性的影响。最后,对振动信号进行采集,将其作为实际试验数据并提取相关故障特征,将这些提取的特征输入 CNN-SE-BiLSTM,系统有效地实现了故障诊断。其中,CNN 和 BiLSTM 网络可以有效提取振动信号中的局部特征和时序特征;SE 注意力机制可以进一步优化特征权重分配,通过选择性放大相关诊断特征,显著增强了模型的故障诊断能力。【结果】试验结果表明,所提基于 CNN-SE-BiLSTM 的故障诊断方法在多种工况下对电枢绕组匝间短路故障的诊断准确率均超过 99%,且在噪声环境中仍能表现出良好的诊断性能。与传统诊断方法相比,所提方法在各种转速和负载条件下具有更强的抗干扰能力、更高的故障识别精度以及更快的诊断速度,进一步验证了该方法在航空航天发电机复杂工况下的适用性。【结论】本文所提 CNN-SE-BiLSTM 诊断方法有效提高了 DSEG 系统的故障诊断效率和准确性。通过将用于空间特征提取的 CNN、用于选择性特征加权的 SE 注意力机制以及用于捕捉综合时间信息的 BiLSTM 相结合,该方法为诊断匝间短路故障提供了一种精简而高效的解决方案。

关键词: 航空发电机;电枢绕组;匝间短路故障诊断;压缩-激励注意力机制;有限元分析

0 引言

电励磁双凸极发电机 (Doubly Salient Electromagnetic Generator, DSEG) 是近些年发展起来的一种新型无刷直流电机,其转子和定子均为凸极结构,具有机械结构简单、可靠性高以及制造成本低等优点,在航空电源领域具有良好的应用前景^[1-3]。然而,尽管 DSEG 由精密的机电系统耦合而成,其关键部件如三相电枢绕组、励磁绕组在航空航天等极端工作环境下容易出现故障,引起输出直流电压的不稳定,还可能对整个系统的可靠性产生不利影响^[4-6]。而电枢绕组作为电能产生的核心部件,长期经受电压电流、机械应力冲击,一旦发生故障,会导致发电机效率下降、过热甚至系统停机,严重影响飞行安全。因此,研究 DSEG 电枢绕组故障诊断方法对于确保其安全稳定运行至关重要。

电枢绕组故障类型主要包括匝间短路、相间短路和断路三种,其中匝间短路作为 DSEG 常见的故障,通常是绕组绝缘材料逐渐老化、长期受到机械应力和热应力导致的。目前,发电机电枢绕

组短路的故障诊断方法可分为三类。

第一类,基于模型的方法^[7-8]。文献[9-10]建立了多相同步发电机整流系统定子绕组匝间短路故障的数学模型,结合理论分析、数值仿真和试验验证,提取故障电气特征,为早期故障检测提供了理论依据。文献[11]采用多回路和张量方法建立了多相无刷励磁机定子绕组匝间短路故障的数学模型,通过有限元法计算感应系数,并通过试验验证了模型的准确性和有效性。文献[12]在同步发电机电枢绕组上引入可控故障,通过传感器采集数据,使用状态观测器和建模技术进行故障检测和分类。文献[13]提出一种基于观测器的同步发电机电枢绕组健康监测方法,通过残差分析检测故障。

第二类,基于信号处理的方法^[14]。文献[15]建立了多相无刷励磁机电枢绕组匝间短路故障的快速仿真模型,通过试验进一步得到故障特征频谱及其变化规律,提出了基于电流谐波的故障诊断方法,可实现对轻微短路故障的灵敏诊断。文献[16]提出了一种基于磁通开关直流场发电机的故障特征提取方法,通过分析电流和磁通信号的特征频谱,利用信号处理技术识别和诊断匝间短路故障,检测精度较高。文献[17]采用频率响应分析法,实现了绕组故障的识别和分类。文献[18]研究了噪声影响下多种信号处理方法在同步发电机匝间短路故障检测中的表现,验证了噪声对故障特征提取和检测准确性的影响。文献[19]提出了一种基于感应电压谐波特征的磁阻电机定子绕组短路故障诊断方法,仿真和试验结果表明该方法简单有效,能够实现对电力系统的可靠保护。

第三类,基于人工智能的方法。随着大数据和人工智能技术的发展,基于人工智能的方法在故障诊断中得到广泛应用^[20-22]。该方法具有处理复杂非线性系统的能力,既可以作为故障分类器使用,也能够对数据特征进行提取。文献[23]提出一种基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 的故障诊断技术,通过快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 提取电流频率特征,使用 GoogLeNet 实现直线同步发电机电枢绕组短路故障的高准确率诊断。文献[24]使用小波包变换和经验模态分解提取不同工况下的振动信号和电流信号特征,将得到的特征矩阵融合后输入到改进的 CNN 中,即使在信号受到噪声干扰

等极端情况下,该方法也具有很高的诊断准确度和较强的抗干扰能力。文献[25]提出一种基于变分自编码器和循环神经网络的电机特征提取和故障检测方法,通过提取电流信号的时间序列特征进行故障检测。文献[26]提出一种基于生成式对抗网络和稀疏自编码网络的永磁同步电机匝间短路故障诊断方法,通过扩展样本数据、构建训练集,实现了高效准确的故障诊断。

综上所述,尽管目前已有一些关于发电机电枢绕组短路故障诊断的算法,但针对 DSEG 的故障诊断,尤其是电枢绕组匝间短路故障诊断的研究相对较少。因此,本文对一台三相 12/8 极 DSEG 电枢绕组短路故障进行了深入分析和研究,并提出了一种基于 CNN、压缩-激励 (Squeeze-Excitation, SE) 注意力机制和双向长短期记忆 (Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM) 网络 (CNN-SE-BiLSTM) 的航空发电机电枢绕组匝间短路故障诊断方法。首先建立 DSEG 电枢绕组匝间短路的等效解析模型,对影响振动特性的电磁力波的表达式进行推导;其次使用有限元法建立 DSEG 三维模型,通过多物理场耦合仿真得到电机径向振动信号进一步分析验证;最后搭建实际试验平台采集匝间短路故障数据,验证所提故障诊断方法的有效性和强抗干扰能力。

1 DSEG 电枢绕组短路故障分析

本文以三相 12/8 极 DSEG 为研究对象,其结构如图 1 所示。DSEG 定转子均为凸极齿槽结构,每一个定子齿均绕有电枢绕组,相邻的 3 个平行定子齿外绕有一组励磁绕组,与开关磁阻发电机相比,DSEG 结构简单、可靠性高,具有良好的容错性能。

1.1 短路故障模型

DSEG 电枢绕组的匝间短路故障模型如图 2 所示。在发电机组装过程中,将三相电枢绕组的某一线圈组的相应抽头引出,并通过短路电阻短接以模拟不同匝数的线圈短路。以 A 相电枢绕组为例,在绕组首端,第 n 匝处引出抽头 A1、A2,此时 A1 和 A2 之间有 n 匝线圈,代表 n 匝匝间短路, N_A 、 N_B 和 N_C 代表三相电枢绕组的匝数。感应电流通过三相全桥整流电路进行整流,输出直流电供给各种电气负载。

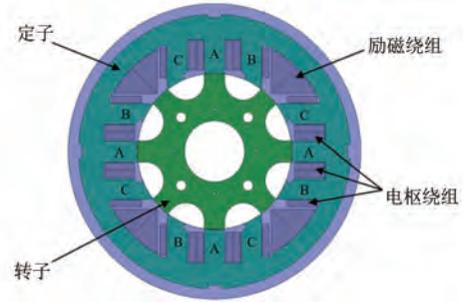


图 1 三相 12/8 极 DSEG 结构图

Fig. 1 Structural diagram of three-phase 12/8-pole DSEG

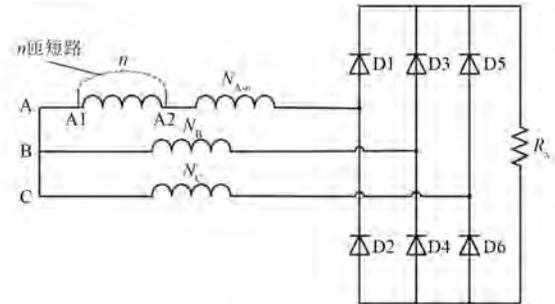


图 2 电枢绕组匝间短路故障示意图

Fig. 2 Schematic diagram of inter-turn short circuit fault in armature winding

1.2 基于振动信号的故障分析

由于 DSEG 具有良好的容错性能,当负载较大时,小匝数的短路故障在短路前后的三相电压、三相电流等电信号差异较小,难以提取特征,因此,本文考虑采用发电机机壳表面振动信号作为故障特征信号。

在发电机运行过程中,气隙内各次谐波磁场的交变产生电磁力波,从而引发电磁振动。因此,需要对 DSEG 的气隙磁密、电磁力波的表达式进行分析推导。假设忽略 DSEG 磁饱和、涡流损耗以及定转子铁心磁势降低带来的影响,气隙的径向磁密可以表示为气隙磁势与等效气隙磁导的乘积,即:

$$B_r(\theta_s) = \mu_0 F(\theta_s) G(\theta_s) \quad (1)$$

式中: θ_s 为定子机械角; μ_0 为真空磁导率; $F(\theta_s)$ 为气隙磁势; $G(\theta_s)$ 为等效气隙磁导,其表达式为

$$G(\theta_s) = \frac{1}{g(\theta_s)} \quad (2)$$

式中: $g(\theta_s)$ 为等效气隙长度。

DSEG 气隙内的磁势为励磁磁势与电枢磁势之和。励磁磁势提供稳定的磁场,电枢磁势根据负载的变化而改变,对发电机的输出产生影响。气隙磁势表达式为

$$F(\theta_s) = F_r(\theta_s) + F_m(\theta_s) \quad (3)$$

式中: $F_m(\theta_s)$ 为电枢磁势; $F_r(\theta_s)$ 为励磁磁势。

三相 12/8 极 DSEG 每个励磁线圈组跨越 3 个定子极绕制, 相邻的两个励磁线圈组的绕向、磁极相反, 由一个 N 极和一个 S 极构成的励磁源周期对应的定子机械角为 π , 峰值为 $N_r i_r$ 。励磁绕组产生的励磁磁势如图 3 所示, 其数学表达式为

$$F_r(\theta_s) = \begin{cases} N_r i_r, & 0 < \theta_s \leq \frac{\pi}{2} \\ -N_r i_r, & \frac{\pi}{2} < \theta_s \leq \pi \end{cases} \quad (4)$$

式中: N_r 为励磁绕组匝数; i_r 为励磁电流。

未发生匝间短路时, 由于电枢绕组三相对称分布, 理想状态下三相电枢磁势相互抵消, 总电枢磁势为零; 匝间短路故障发生后 (以 A 相短路为例), 由于电流分布不平衡和电磁感应作用, 短路匝产生短路环流, 短路环流与 A 相电流 i_a 叠加在一起构成短路电流 i_s 。三相电枢绕组与短路匝线圈共同作用形成电枢磁势, 一个电枢磁势周期对应的转子机械角为 $\pi/4$ 。图 4 展示了转子从起始位置顺时针转动时在 π 定子机械角 (一个励磁源周期) 下的电枢磁势分布。

电枢磁势以分段函数 $F_m(\theta_r, \theta_s)$ 的形式表示:

$$F_m(\theta_r, \theta_s) = \begin{cases} N_m i_c - (N_m - n) i_a - n i_s, & 0 < \theta_r \leq \frac{\pi}{12}, 0 < \theta_s \leq \frac{\pi}{2} \\ (N_m - n) i_a + n i_s - N_m i_c, & 0 < \theta_r \leq \frac{\pi}{12}, \frac{\pi}{2} < \theta_s \leq \pi \\ N_m (i_b - i_c), & \frac{\pi}{12} < \theta_r \leq \frac{\pi}{6}, 0 < \theta_s \leq \frac{\pi}{2} \\ N_m (i_c - i_b), & \frac{\pi}{12} < \theta_r \leq \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{2} < \theta_s \leq \pi \\ (N_m - n) i_a + n i_s - N_m i_b, & \frac{\pi}{6} < \theta_r \leq \frac{\pi}{4}, 0 < \theta_s \leq \frac{\pi}{2} \\ N_m i_b - (N_m - n) i_a - n i_s, & \frac{\pi}{6} < \theta_r \leq \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2} < \theta_s \leq \pi \end{cases} \quad (5)$$

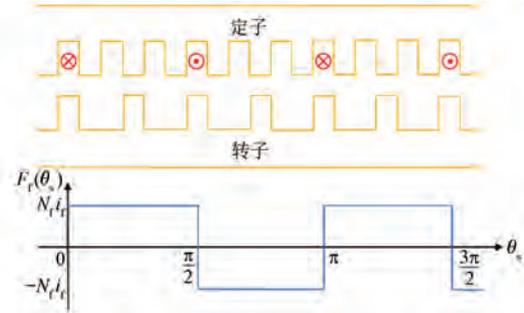


图 3 励磁绕组磁势

Fig. 3 Magnetic potential of excitation winding

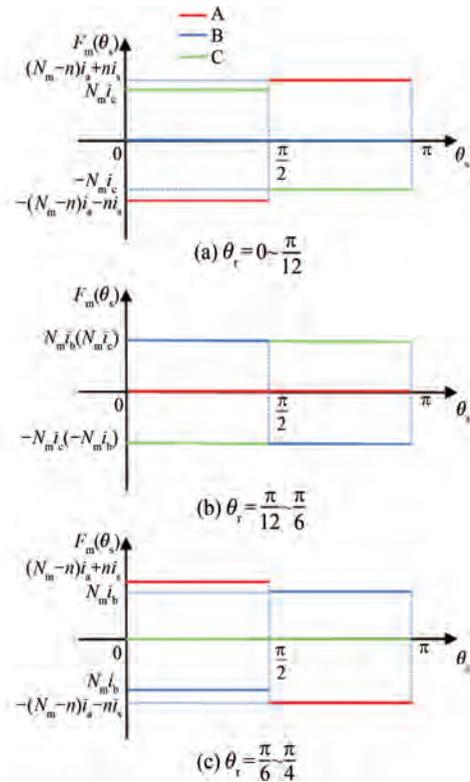


图 4 电枢绕组磁势

Fig. 4 Magnetic potential of armature winding

式中: θ_r 为转子机械角; N_m 为三相电枢绕组匝数。

根据 DSEG 定转子气隙中磁力线的分布和走向, 可将气隙磁路划分为①、②和③三个区域^[27], 不同区域中磁路长度不同, 如图 5 所示。考虑边缘效应后合并三个区域, 气隙磁路长度可近似为

$$g(\theta_s) = \delta_o + \delta_r + \delta_s \quad (6)$$

式中: δ_o 为定转子重叠面气隙长度; δ_r 为转子槽边沿气隙长度; δ_s 为定子槽边沿气隙长度。

计算转子齿槽气隙磁密时, δ_r 可表示为定子齿与相邻两个转子齿边沿磁路长度的并联结果, 根据等效解析法可以得到:

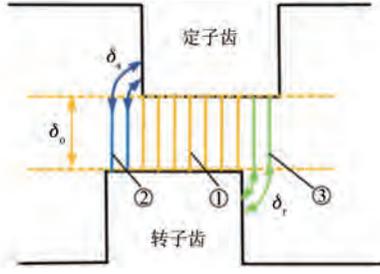


图5 DSEG不同区域气隙磁路长度

Fig. 5 Air gap magnetic circuit lengths in different regions of DSEG

$$\delta_r = \begin{cases} \frac{\pi D}{4} \frac{\sin\left(\frac{\theta_s}{2}\right) \sin\left(\frac{\pi}{12} - \frac{\theta_s}{2}\right)}{\sin\frac{\pi}{24} \cos\left(\frac{\theta_s}{2} - \frac{\pi}{24}\right)}, & \theta_s \in \left[0, \frac{\pi}{6}\right] \\ 0, & \theta_s \in \left[\frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}\right] \end{cases} \quad (7)$$

式中: D 为气隙直径。

同理, δ_s 可表示为转子齿与相邻两个定子齿边沿磁路长度的并联,即:

$$\delta_s = \begin{cases} \frac{\pi D}{4} \frac{\sin\left(\frac{\theta_s}{2}\right) \sin\left(\frac{\pi}{24} - \frac{\theta_s}{2}\right)}{\sin\frac{\pi}{48} \cos\left(\frac{\theta_s}{2} - \frac{\pi}{48}\right)}, & \theta_s \in \left[0, \frac{\pi}{12}\right] \\ 0, & \theta_s \in \left[\frac{\pi}{12}, \frac{\pi}{6}\right] \end{cases} \quad (8)$$

将 δ_r 、 δ_s 代入式(6)、式(2),并将 $F_m(\theta_r)$ 、 $F_r(\theta_r)$ 代入式(3)可分别求得等效气隙磁导和气隙磁势,然后将其代入式(1)可得径向气隙磁密。忽略铁心表面切向气隙磁密的作用,可进一步求解定子表面单位面积的电磁力波 F_r ^[28-29],具体表达式为

$$F_r \approx \frac{B_r^2(\theta_s)}{2\mu_0} \quad (9)$$

由此可知,DSEG电枢绕组发生匝间短路后,短路匝内产生较大的短路电流,能够在一定程度上增大电枢磁势的幅值,导致气隙内总磁场不平衡,引起定子表面所受电磁力发生变化,从而导致DSEG在运行过程中振动特性发生改变。

1.3 有限元仿真

为进一步验证电枢绕组匝间短路对DSEG振

动信号的影响,使用Maxwell 2D、Workbench软件进行电磁-模态-谐响应分析多物理场仿真。图6、图7分别为A、B相绕组在3 000 rpm和3 600 rpm转速下,不同短路状态的DSEG定子总成Y轴方向的振动加速度频谱。

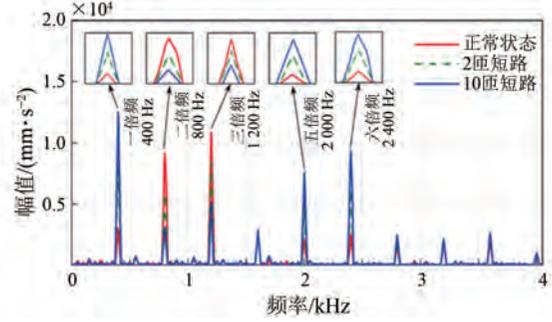


图6 A相绕组不同短路匝数下振动仿真频谱

Fig. 6 Vibration simulation spectra for phase A winding under different short-circuit turns

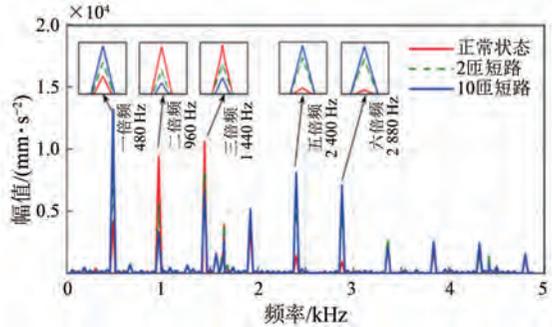


图7 B相绕组不同短路匝数下振动仿真频谱

Fig. 7 Vibration simulation spectra for phase B winding under different short-circuit turns

由图6和图7可知,发电机在正常运行状态下由电磁力波引起的振动主要由二倍频、三倍频分量构成。随着短路故障的发生与不断加深,由短路导致的磁场变化会引发电磁力的变化,使得发电机的振动特性发生改变,表现为振动信号一倍频分量激增,二倍频、三倍频分量逐渐降低,其他高次谐波皆有一定程度的升高。

图8、图9分别为A、B相绕组在3 000 rpm和3 600 rpm转速下,实际振动信号经FFT得到的频谱图。

由图6和图8、图7和图9对比可知,短路后实际振动信号的谐波变化与仿真结果相符,说明电枢绕组匝间短路会在一定程度上影响发电机的振动特性,振动信号可以作为DSEG电枢绕组匝间短路故障诊断的关键特征信号。

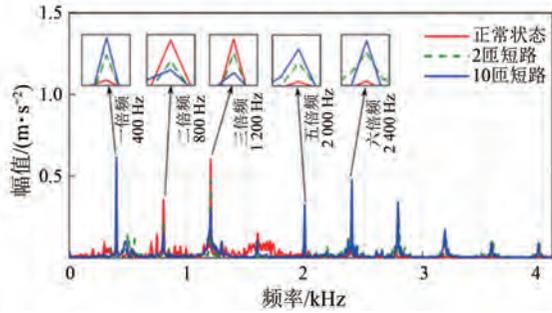


图 8 A 相绕组不同短路匝数下实际振动信号频谱
Fig. 8 Actual vibration signal spectra for phase A winding under different short-circuit turns

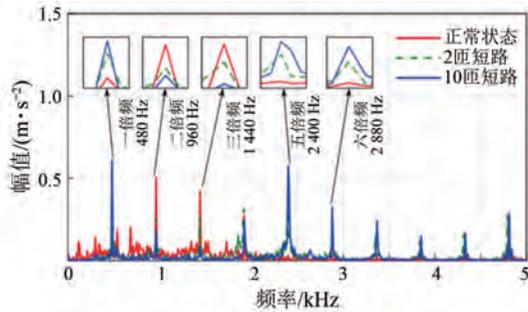


图 9 B 相绕组不同短路匝数下实际振动信号频谱
Fig. 9 Actual vibration signal spectra for phase B winding under different short-circuit turns

2 基于 CNN-SE-BiLSTM 的故障诊断方法

为实现对振动信号复杂故障特征的提取和准确诊断,本文提出了一种基于 CNN-SE-BiLSTM 的故障诊断方法。通过 CNN 提取局部特征;通过 BiLSTM 网络捕捉时序特征,实现特征的有机融合;同时利用 SE 注意力机制为不同特征赋予最佳权重,增强模型对关键特征的辨别能力,从而实现故障的高效诊断。

2.1 CNN

CNN 作为一种深度学习模型,通过层级结构逐级提取输入数据的特征,有效减少了传统神经网络在处理高维数据时的计算复杂度和参数数量,其结构如图 10 所示。

本文所提的网络中 CNN 模块主要包括输入层、序列折叠层、卷积层和池化层。其中,输入层用于将振动数据输入至网络;序列折叠层的作用在于将输入数据的时间序列维度展开为单独的时间步,使其作为独立的输入进行处理;卷积层主要

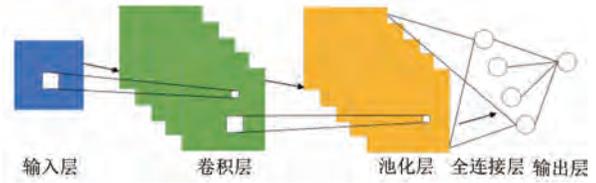


图 10 CNN 结构

Fig. 10 CNN structure

用于捕捉振动信号样本中的特征映射,通过滑动卷积运算对输入数据进行局部特征提取;池化层主要用来降低卷积层输出的特征维度,在有效减少网络参数的同时还可以防止过拟合现象。与完整的 CNN 模型相比,本文的 CNN 结构添加了序列折叠层,不包括全连接层和输出层,因为在此阶段不分配分类任务。

2.2 SE 注意力机制

SE 模块是一种用来提高 CNN 性能的注意力机制^[30]。该模块通过显式建模各个通道间的相互依赖关系,自适应地为每个通道分配权重,从而增强模型对关键特征的辨别能力。将 SE 注意力机制引入 CNN-BiLSTM,可以为不同特征赋予最佳权重,从而提高故障识别的准确性。SE 模块主要包括三个部分:压缩、激励和通道加权,其网络结构如图 11 所示。

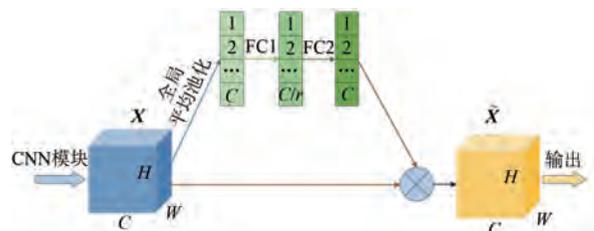


图 11 SE 注意力机制网络结构

Fig. 11 SE attention mechanism network structure

(1) 压缩操作

SE 模块首先在空间维度上对输入特征图进行全局平均池化,将每个通道的二维特征压缩成一个全局描述,表达式为

$$z_c = \frac{1}{H \cdot W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_c(i, j) \quad (10)$$

式中: X_c 为第 c 个通道的输入特征图; H 和 W 分别为特征图的高度和宽度; z_c 为第 c 个通道的全局描述。

(2) 激励操作

为了学习通道间的相互依赖关系,首先使用一个全连接层将向量 z_c 映射到一个维度为 C/r

的低维空间, r 为缩放系数;其次,使用 ReLU 激活函数对映射到低维空间的向量进行非线性变换;然后,经 ReLU 处理后再通过一个全连接层将低维空间的向量映射回原始的通道空间,即维度恢复为 C ;最后,通过 Sigmoid 激活函数将输出值限制在 0 到 1 之间,将第二个全连接层的输出向量转换成权重系数,如式 (11) 所示:

$$s = \sigma[W_2 \delta(W_1 z)] \quad (11)$$

式中: W_1 和 W_2 为全连接层的权重矩阵; δ 为 ReLU 激活函数; σ 为 Sigmoid 激活函数; s 为生成的权重系数。

(3) 通道加权操作

SE 模块将激励阶段生成的权重应用到输入特征图的各个通道上,实现对特征的动态调整和校准,如式 (12) 所示:

$$\tilde{X}_c = s_c X_c \quad (12)$$

式中: s_c 为第 c 个通道的权重系数; \tilde{X}_c 是重加权后的特征图。

2.3 BiLSTM 网络

BiLSTM 网络是长短期记忆 (Long Short-Term Memory, LSTM) 网络的一种改进。LSTM 网络是一种特殊的循环神经网络,通过引入输入门、遗忘门和输出门三种门控单元以及细胞状态更新,可以有效地控制信息流动,加强记忆能力,很好地解决传统循环神经网络存在的梯度消失和梯度爆炸问题,实现对长序列数据的高效处理。BiLSTM 通过结合一个前向 LSTM 和一个后向 LSTM,同时提取序列的前向信息和后向信息。这种双向处理方式不仅充分利用了当前时刻的数据与其历史特征的联系,还能够借助未来时刻的数据来增强模型对序列特征的理解能力,能够更有效地捕捉复杂信号中的潜在模式和内在联系,有助于提高对振动信号序列数据的分类效果。BiLSTM 网络结构如图 12 所示。

BiLSTM 网络的数学模型为

$$\vec{h}_t = \text{LSTM}(\vec{h}_{t-1}, x_t) \quad (13)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \text{LSTM}(\overleftarrow{h}_{t-1}, x_t) \quad (14)$$

$$y_t = \sigma(w_y [\vec{h}_t \overleftarrow{h}_t] + b_y) \quad (15)$$

式中: \vec{h}_t 为 t 时刻前向隐藏层状态; \overleftarrow{h}_t 为 t 时刻后向隐藏层状态; y_t 为输出数据; w_y 和 b_y 分别为权

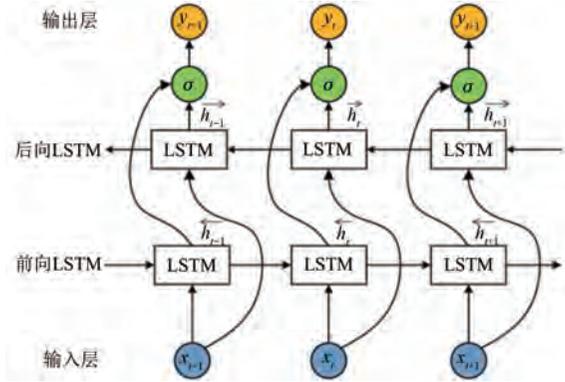


图 12 BiLSTM 网络结构

Fig. 12 BiLSTM network structure

重矩阵和偏置向量。

基于 CNN-SE-BiLSTM 的 DSEG 电枢绕组故障诊断流程如图 13 所示。首先,对 DSEG 采

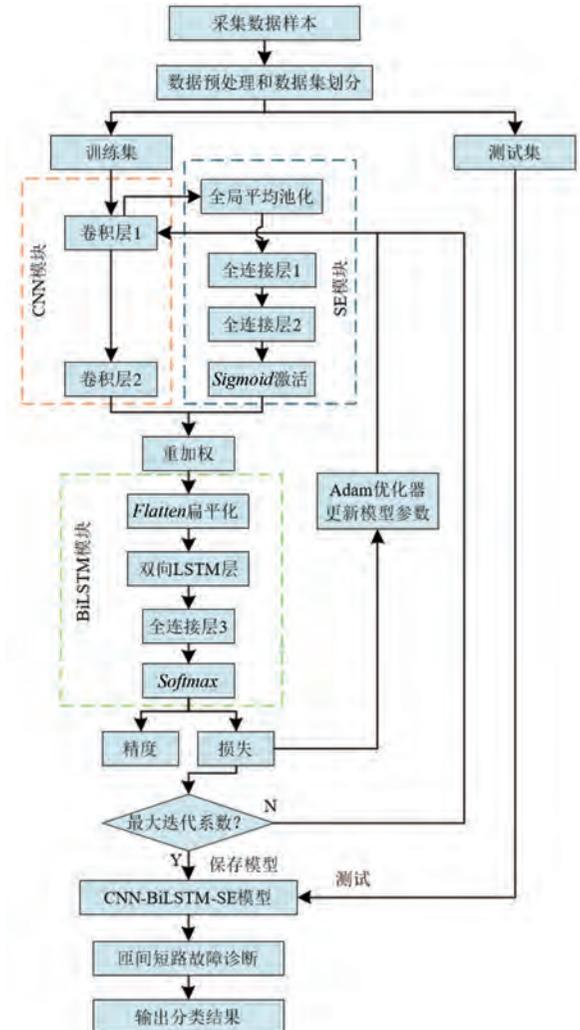


图 13 DSEG 电枢绕组故障诊断流程图

Fig. 13 DSEG armature winding fault diagnosis flowchart

集到的振动信号数据进行预处理并将数据集划分为训练集和测试集。预处理时使用 Max-Min 方法对数据归一化,将所有采样值缩放至 $[0,1]$,使数据具有相同的尺度,从而提高模型的训练效果和收敛速度。然后,构建 CNN-SE-BiLSTM 模型。本文采用两层二维卷积层构成 CNN 模块捕捉振动信号样本中的特征映射,通过滑动卷积运算对数据进行局部特征提取。将第一层卷积层提取的特征输入至 SE 模块以提取振动数据的全局特征,并在全局特征的基础上进一步实现线性变换,捕捉通道之间的依赖关系,将输出值压缩至 $[0,1]$,用于表示每个通道的重要性权重。点乘层通过逐元素相乘操作,将 SE 模块生成的权重应用到特征图的各个通道上,实现了对特征图的动态加权,在更加关注其重要特征的同时,有效抑制了部分无关特征。BiLSTM 层学习 CNN 模块提取的局部特征的内部变化规律,从局部特征中迭代提取出更复杂的全局特征,同时考虑输入的前向和后向信息,有效利用振动信号自身的时间序列属性,挖掘深层次的时间依赖关系。将 BiLSTM 层的输出作为全连接层的输入,通过 *Softmax* 层进一步更新迭代得到最终的 CNN-SE-BiLSTM 模型。最后,保存训练好的 CNN-SE-BiLSTM 模型,使用测试集样本验证模型的有效性,计算模型的故障诊断准确率、损失值和测试时间等,对模型的性能进行评估并不断优化改进。

此外,本文采用非饱和非线性神经元 ReLU 代替饱和非线性神经元 Tanh 来加快训练速度,使用 Adam 优化算法迭代更新各层的网络参数,采用交叉熵损失函数来计算损失,且全程采用随机梯度下降训练模型。

3 试验与分析

3.1 试验平台

本试验中使用的三相 12/8 极 DSEG 除了在功率和转速上有限制外,内部结构、发电原理等与实际的航空发电机基本一致。试验平台如图 14 所示。

试验平台主要由三相 12/8 极 DSEG、原动机、直流电源、数据采集系统、输出整流器、阻性负载和上位机等部分组成。其中,原动机用来带动 DSEG 旋转;直流电源负责给 DSEG 的励磁绕组提



图 14 试验平台

Fig. 14 Experimental platform

供励磁源;输出整流器对电枢绕组输出的三相电流进行整流,通过数据采集卡、信号调理电路和上位机对 DSEG 在不同故障模式下的试验数据进行采集和保存。为了方便进行短路故障设置,电枢绕组的抽头已经提前引出。DSEG 主要参数如表 1 所示。

表 1 DSEG 主要参数

Tab. 1 DSEG main parameters

参数名称	参数值	参数名称	参数值
定子极数	12	转子内径/mm	35
转子极数	8	气隙长度/mm	0.25
定子外径/mm	158	铁心长度/mm	68
定子内径/mm	90	额定转速/($r \cdot \min^{-1}$)	3 600
励磁绕组串联匝数	4×100	电枢绕组每相串联匝数	4×10
额定发电功率/kW	3	额定输出电压/V	70

3.2 信号采集与处理

试验中将原动机转速分别设定为 2 500 rpm、3 000 rpm 和 3 600 rpm,励磁电压设定为 20.5 V,负载分别设定为 2 Ω 阻性负载、4 Ω 阻性负载和空载。短路情况分为三类:正常状态(类 1)、短路 2 匝(类 2)和短路 10 匝(类 3),分别代表电枢绕组的不同短路程度。在数据采集时设定数据采集卡采样率为 500 KSaS,以保证较高的信号分辨率。试验总共在 27 种不同工况下运行,以此保证诊断方法不会因为 DSEG 运行条件的改变而失效。同时由于本文所提 CNN-SE-BiLSTM 模型需要大量的振动信号输入进行网络训练,考虑对 27 种工况每种工况设置 100 个样本,每个样本包含 3 000 个点的振动数据,2 700 个样本中 70% 用于训练网络模型,30% 用于测试。

以 DSEG 在 3 600 rpm、20.5 V 励磁电压且空载条件下的电枢绕组短路情况为例,给出了

振动加速度信号的实际波形,如图 15 所示。从图 15 可知,在匝间短路故障发生后振动信号并没有明显的变化,无法直接辨别,需要通过深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)进行高维特征学习。

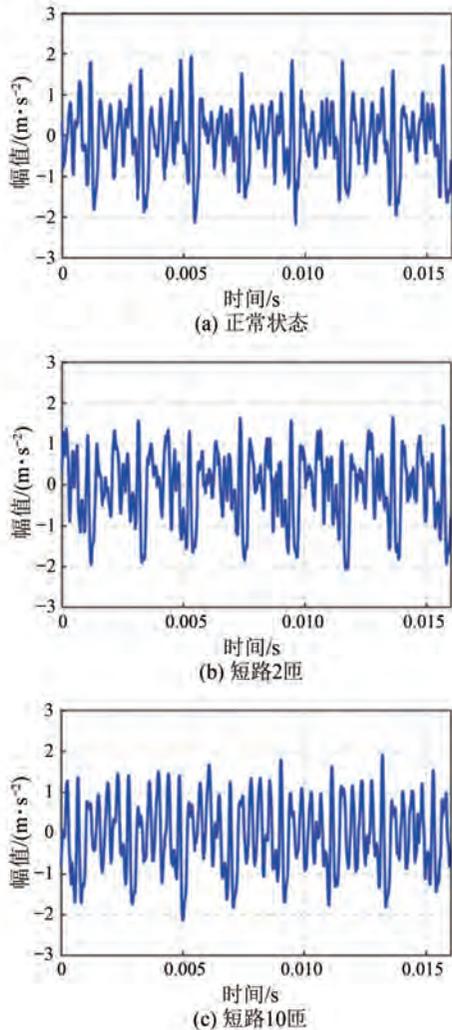


图 15 三种状态下电枢绕组的时域振动信号

Fig. 15 Time-domain vibration signals for armature winding under three states

3.3 试验结果

3.3.1 算法验证

本文对 DSEG 在 3 种不同转速下的电枢绕组匝间短路故障数据进行检测与诊断,将 2 种故障状态与正常状态进行对比,从而验证故障诊断的有效性,相同转速下各故障类型与对应的标签如表 2 所示。

故障诊断算法在一台 Win10 操作系统的计算机上运行,内存为 24 GB,CPU 主频为 2.3 GHz。

表 2 故障类型及对应标签

Tab. 2 Fault types and corresponding labels

故障类型	训练集样本数/个	测试集样本数/个	样本长度
类 1	630	270	3 000
类 2	630	270	3 000
类 3	630	270	3 000

模型的超参数设置为:CNN 模块卷积层 1 的卷积核大小为 3×1 、数量为 32 个,卷积层 2 的卷积核大小为 3×1 、数量为 64 个;SE 模块全连接层 1 的节点数为 16 个,全连接层 2 的节点数为 64 个;BiLSTM 模块隐藏单元数为 18;最大迭代次数设置为 400 次,初始学习率为 0.001,学习率下降因子设置为 0.1,批尺寸设置为 128,L2 正则化参数设置为 0.000 1。

CNN-SE-BiLSTM 模型在训练过程中的准确率和损失值如图 16 所示。由图 16 可知,随着模型在训练过程中迭代次数的不断增加,模型的准确率呈现快速上升趋势,在迭代至 100 次后准确率达到 98% 左右并逐渐趋于稳定,迭代至 160 次后模型准确率达到 100% 并保持稳定;模型的损失值由开始时的 1.3 呈现下降趋势,随着迭代次数增加逐渐降低并趋近于 0。当训练迭代次数为 400 次时诊断模型达到最佳效果,准确率最终达到 100%,模型损失值降至 0.052,这表明该诊断模型能够有效识别 DSEG 匝间短路故障的振动信号特征,具有极强的学习能力。

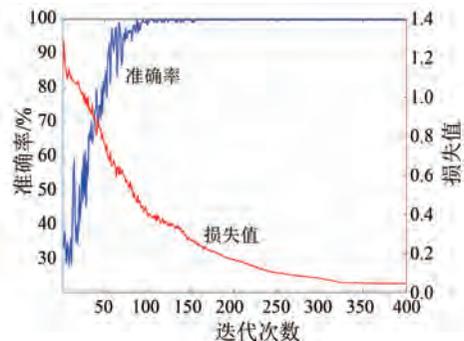


图 16 模型训练准确率和损失值

Fig. 16 Model training accuracy and loss values

不同转速下的匝间短路故障诊断结果如表 3 所示。3 种转速下的平均故障诊断准确率略有不同,转速为 3 600 rpm 时准确率最高,达到了 99.63%。

为了更直观地验证 CNN-SE-BiLSTM 故障诊断模型的有效性,本文使用 t-分布随机邻域嵌入

表 3 不同转速下的故障诊断准确率

Tab. 3 Fault diagnosis accuracy under different rotational speeds

序号	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	诊断准确率/%
1	2 500	99.16
2	3 000	98.78
3	3 600	99.63

(t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE)算法对模型全连接层提取的高维特征进行降维处理,并将结果用归一化的散点图进行可视化处理,如图 17 所示。由图 17 可知,振动信号的特征点在降维空间中形成了明显的分类簇,不同类之间几乎完全分离,绝大多数样本都具有良好的类间可分性,只有个别样本可能由于特征相似性和噪声干扰存在一定程度的重叠或者没有与其他类完全分离,这进一步说明该模型能够有效捕捉振动信号的关键特征,整体上对各类别信号的区分效果十分显著。

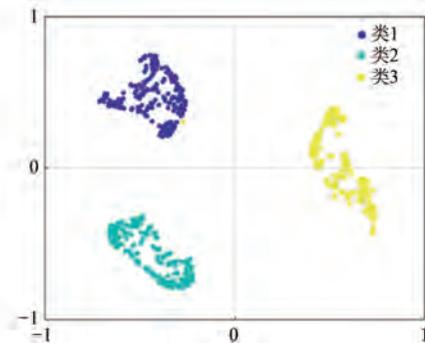


图 17 t-SNE 可视化结果

Fig. 17 t-SNE visualization results

在测试集上对模型进行测试,故障诊断结果的混淆矩阵如图 18 所示。从混淆矩阵中可以得到,不同转速的分类结果有所不同。每种转速下测试样本个数为 270 个,转速在 2 500 rpm 时有 2 个样本由类 3 被误分类为类 2;在 3 000 rpm 时有 1 个样本由类 2 被误分类为类 1,2 个样本由类 3 被误分类为类 1;在 3 600 rpm 时仅有 1 个样本由类 3 误分类为类 1。由此可见该模型对于正常状态和 2 匝短路故障均能实现高准确率分类,对于 10 匝短路故障的个别样本由于转速波动和噪声干扰等因素,其故障诊断的精确度略受影响。

3.3.2 多种算法对比分析

为验证本文方法对 DSEG 电枢绕组匝间短路故障的诊断效果,将本文方法与其他几种故障诊

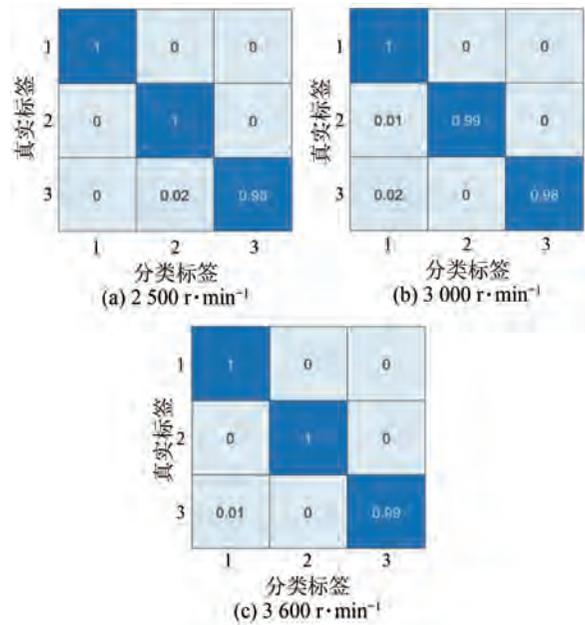


图 18 不同转速下诊断结果混淆矩阵

Fig. 18 Confusion matrix for diagnostic results under different rotational speeds

断方法进行对比。其中 LSTM、BiLSTM 模型的隐藏单元数和部分网络结构与本文所提模型相同;CNN、CNN-BiLSTM 和 CNN-SE-LSTM 模型参考了本文模型的相应结构;DNN 三个全连接层的神经元节点数分别为 256、128 和 64,每个全连接层后接一个 ReLU 激活函数层,以增加网络的非线性。对每种诊断方法重复训练、测试 40 次,诊断结果如表 4 所示。

表 4 不同方法诊断结果对比

Tab. 4 Comparison of diagnostic results using different methods

诊断方法	平均准确率/%	测试时间/s
CNN-SE-BiLSTM	99.26	0.051
CNN-SE-LSTM	98.77	0.049
CNN-BiLSTM	95.36	0.043
CNN	93.86	0.055
BiLSTM	91.31	0.039
LSTM	89.69	0.037
DNN	81.67	0.023

由表 4 可知,基于 CNN-SE-BiLSTM 的故障诊断方法平均准确率最高,为 99.26%,基于 DNN 的诊断方法平均准确率最低,仅为 81.67%。对比 CNN-SE-BiLSTM、CNN-BiLSTM 可知,引入 SE 注意力机制后,模型可以有效克服 CNN 模块只关注局部特征的缺陷,为不同特征通道赋予最佳权重,

明显提高了诊断准确率的上限。而对于一些常用的 CNN、LSTM 和 DNN 网络,由于其往往无法有效提取时序联系密切的振动信号的内在特征,诊断效果相对较差。

由诊断时间可知,DNN 方法诊断速度最快,仅用时 0.023 s,但该方法准确率较低,模型结构简单,无法用于实际诊断。LSTM、BiLSTM 方法诊断速度较快,但诊断平均准确率远低于本文方法。

为进一步对比分析每种故障诊断方法的诊断效果,绘制了 40 次重复试验中各方法的最高、最低准确率柱状图,如图 19 所示。由图 19 可知,基于 CNN-SE-BiLSTM 的故障诊断方法通过引入 SE 注意力机制优化了特征权重,最高准确率可达 100%,并且相对于其他 6 种方法该方法稳定性最好;基于 CNN 的诊断方法对于单点数据有较强的特征提取能力,在个别重复试验中表现出了良好性能;LSTM 和 BiLSTM 方法能有效提取数据的时序特征,最高准确率都达到了 90% 以上,但其诊断稳定性相对较差;DNN 方法的网络结构主要为全连接层和激活层,对于数据的时序特征和结构特征无法有效提取,因此其诊断效果最差。

综合考虑诊断准确率和测试时间,本文方法结合了 CNN 和 BiLSTM 的优点,并融入 SE 注意力机制,实现了更精准的特征提取,既保证了极高的诊断准确率,又减少了计算量,加快了诊断速度。

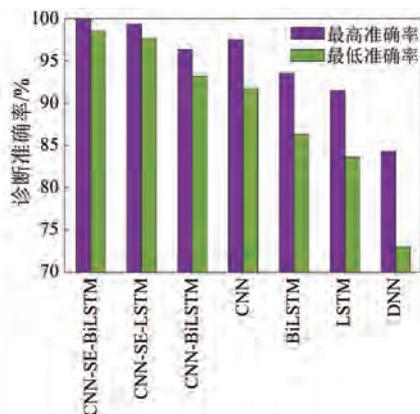


图 19 不同方法诊断准确率

Fig. 19 Diagnostic accuracy using different methods

3.3.3 抗噪性分析

实际应用中 DSEG 往往运行于复杂环境下,无法避免外界噪声干扰,对振动信号产生一定影响。为检验本文所提故障诊断方法在噪声环境下的准确率,选取发电机在 3 600 rpm 下的样本进行

试验,添加高斯白噪声模拟发电机实际运行环境,在不同的信噪比下进行重复测试,得到 CNN-SE-BiLSTM、CNN-SE-LSTM 和 CNN-BiLSTM 故障诊断方法的平均准确率,同时绘制出各方法随噪声程度的加深其最佳诊断性能的变化情况,如表 5 和图 20 所示。

表 5 不同信噪比下的故障诊断准确率

Tab. 5 Fault diagnosis accuracy under different signal-to-noise ratios

信噪比/ dB	平均准确率/%		
	CNN-SE-BiLSTM	CNN-SE-LSTM	CNN-BiLSTM
无噪声	99.26	98.77	95.36
40	98.96	97.38	95.12
30	96.75	95.46	92.60
20	95.37	93.74	87.45

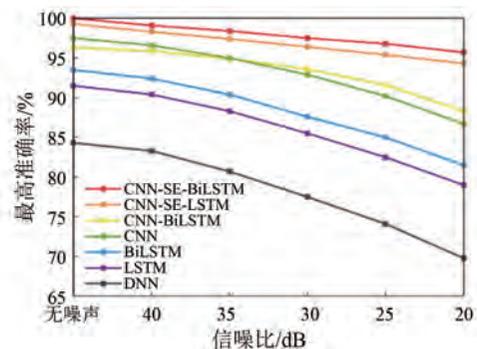


图 20 不同方法抗噪性能对比

Fig. 20 Comparison of noise robustness using different methods

由诊断结果可知,相较于无噪声,存在噪声干扰时各种诊断方法的平均准确率和最高准确率都有不同程度的下降,并且随着噪声强度的增强,下降的幅度也越大。但本文方法受噪声影响最小,当信噪比降到 20 dB 时平均准确率仍能保持在 95% 以上,依然具有优异的诊断效果。CNN 方法由于其出色的单点特征提取能力在低强度噪声干扰下表现良好,但当信噪比降低时诊断准确率受噪声影响较大;LSTM、BiLSTM 和 DNN 诊断方法随着噪声强度不断增加,其准确率下降的幅度和速率也越大,容易受到噪声干扰。通过对比分析可知本文方法可以有效降低噪声带来的影响,具有较强的鲁棒性,能够在一定程度上应对航空发电机复杂运行环境中的噪声干扰。

4 结语

本文提出了一种基于 CNN-SE-BiLSTM 模型的航空发电机电枢绕组匝间短路故障诊断方法。通过建立 DSEG 电枢绕组匝间短路的等效解析模型,利用有限元法进行仿真分析,并通过实际试验验证了所提方法的有效性。试验结果表明,该方法在不同工况下均表现出优异的诊断效果,平均诊断准确率超过 99%,且在噪声环境下仍能保持较高的鲁棒性。与现有一些方法相比,本文所提方法在准确率和计算效率方面均有明显优势。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

朱瑞雨进行了模型仿真、试验平台搭建、信号采集与处理、诊断算法编写和论文撰写;崔江参与了理论分析指导和论文审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The model simulation, experimental platform setup, signal acquisition and processing, diagnostic algorithm development, and manuscript writing were carried out by Zhu Ruiyu. The theoretical analysis and manuscript review and revision were conducted by Cui Jiang. All authors have read the last version of paper and consented for submission.

参考文献

[1] 张卓然, 许彦武, 姚一鸣, 等. 多电飞机电力系统及其关键技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(5): 969-984.
ZHANG Z R, XU Y W, YAO Y M, et al. Electric power system and key technologies of more electric aircraft [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(5): 969-984.

[2] 张卓然, 于立, 李进才, 等. 飞机电气化背景下的先进航空电机系统[J]. 南京航空航天大学学报, 2017, 49(5): 622-634.
ZHANG Z R, YU L, LI J C, et al. Key technologies

of advanced aircraft electrical machine systems for aviation electrification [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 49(5): 622-634.

[3] 陈文杰, 崔江. 基于 LSTM 的航空发电机整流电路诊断技术[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(4): 85-90.
CHEN W J, CUI J. Diagnosis technology of aero-generator rectifier circuit based on LSTM [J]. Electrical Machines & Control Application, 2023, 50(4): 85-90.

[4] YU L, ZHANG Z R, SHI Y K, et al. Modeling and analysis of suspension force of a new bearingless reluctance machine with independent DC bias winding [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11): 1-5.

[5] 杨静, 崔江, 周凡. 基于电流位置关系的 DSEG 整流器开路故障诊断算法[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(6): 44-56.
YANG J, CUI J, ZHOU F. Open-circuit fault diagnosis algorithm of DSEG rectifier based on current position relation [J]. Electrical Machines & Control Application, 2024, 51(6): 44-56.

[6] HAO L L, CHEN J L, LI J H, et al. Diagnosis of rotor winding short-circuit fault in multi-phase annular brushless exciter through stator field current harmonics [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(3): 1808-1817.

[7] 王雨婷, 张卓然, 于立, 等. 低压大电流双凸极无刷直流发电机电枢绕组股线环流的抑制方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(2): 275-283.
WANG Y T, ZHANG Z R, YU L, et al. Strand circulating current suppression method in armature windings of low voltage high current doubly salient brushless DC generator [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(2): 275-283.

[8] DILOVAR G, GANDZHA S. Research of inter-turn short-circuit of a synchronous generator with permanent magnet [C]//2020 Russian Workshop on Power Engineering and Automation of Metallurgy Industry: Research & Practice, Magnitogorsk, 2020.

[9] SUN Y G, WANG S M, WEI D, et al. Analysis of armature inter-turn fault in the multiphase synchronous generator-rectifier system [J]. IET Electric Power Applications, 2019, 13(7): 871-880.

- [10] SUN Y G, WANG S M, HUANG Z G, et al. Research on inter-turn short circuit of armature windings in the multiphase synchronous generator-rectifier system [J]. *The Journal of Engineering*, 2018, 2018(13): 625-630.
- [11] JIAN W, SUN Y G. Analysis of armature-winding inter-turn short circuit fault in multiphase brushless exciter [C]//2019 5th International Conference on Control, Automation and Robotics, Beijing, 2019.
- [12] MONARO R M, VIEIRA J C M, CORY D V, et al. Experimental platform for controlled faults on synchronous generator armature windings [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2012, 27(4): 948-957.
- [13] BATZEL T D. Observer-based monitoring of synchronous generator winding health [C]//2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition, Atlanta, 2006.
- [14] 韩建群, 石旭东. 基于 EMD 航空发电机定子绕组故障检测方法[J]. *国外电子测量技术*, 2016, 35(10): 34-37+49.
- HAN J Q, SHI X D. Detection method for the internal stator winding fault in aircraft generator based on EMD [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*. 2016, 35(10): 34-37+49.
- [15] HAO L L, CHEN J L, HE L, et al. Modeling, analysis, and identification of armature winding interturn fault in multiphase brushless exciters [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 38(1): 1119-1131.
- [16] LIN F, CHAU K T, LEE C H T, et al. Fault signature of a flux-switching DC-field generator [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2015, 51(11): 1-4.
- [17] RETANA R, PAWELETZ A, HERZOG H G. Armature fault diagnostics of a commutator motor using the frequency response analysis [C]//2007 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, Cracow, 2007.
- [18] EHYA H, SKREIEN T N, NYSVEEN A, et al. The noise effects on signal processors used for fault detection purpose [C]//2020 23rd International Conference on Electrical Machines and Systems, Hamamatsu, 2020.
- [19] ZHAO Y, ZHAO Z B, LI D D, et al. Characteristic analysis and diagnosis of short-circuit fault in armature winding of four-phase variable flux reluctance machine [J]. *IEICE Electronics Express*, 2022, 19(19): 20220345.
- [20] 赵耀, 陆佳煜, 李东东, 等. 基于机电信号融合的电励磁双凸极电机绕组匝间短路故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(1): 204-219.
- ZHAO Y, LU J Y, LI D D, et al. A fault diagnosis strategy for winding inter-turn short-circuit fault in doubly salient electro-magnetic machine based on mechanical and electrical signal fusion [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(1): 204-219.
- [21] 杨璐璐, 张新燕, 牛盛瑜, 等. 基于多源信息融合-相关向量机的风力发电机故障诊断[J]. *电机与控制应用*, 2018, 45(3): 123-128.
- YANG L L, ZHANG X Y, NIU S Y, et al. Research on fault diagnosis of windpower generator based on multi-source information fusion and correlation vector machine [J]. *Electrical Machines & Control Application*, 2018, 45(3): 123-128.
- [22] LIU R N, WANG F, YANG B Y, et al. Multiscale kernel based residual convolutional neural network for motor fault diagnosis under nonstationary conditions [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(6): 3797-3806.
- [23] 王浩楠, 蓝益鹏. 基于卷积神经网络的直线同步电动机电枢绕组故障诊断[J]. *电机与控制应用*, 2021, 48(11): 72-79.
- WANG H N, LAN Y P. Fault diagnosis of armature winding of linear synchronous motor based on convolutional neural network [J]. *Electrical Machines & Control Application*, 2021, 48(11): 72-79.
- [24] 赵耀, 沈翀, 李东东, 等. 极端条件下基于特征层面信号融合的电励磁双凸极电机匝间短路故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(10): 2661-2674.
- ZHAO Y, SHEN C, LI D D, et al. Inter-turn short circuit diagnosis of wound-field doubly salient machine based on multi-signal fusion on feature level under extreme conditions [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(10): 2661-2674.
- [25] HUANG Y, CHEN C H, HUANG C J. Motor fault detection and feature extraction using RNN-based variational autoencoder [J]. *IEEE Access*, 2019, 7:

- 139086-139096.
- [26] 李垣江, 张周磊, 李梦含, 等. 采用深度学习的永磁同步电机匝间短路故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(9): 173-180.
- LI Y J, ZHANG Z L, LI M H, et al. Fault diagnosis of inter-turn short circuit of permanent magnet synchronous motor based on deep learning [J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(9): 173-180.
- [27] 周凡, 崔江, 杨静. 电励磁双凸极发电机偏心特性研究[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(4): 40-49.
- ZHOU F, CUI J, YANG J. Eccentricity characteristics of doubly salient electromagnetic generator [J]. Electrical Machines & Control Application, 2024, 51(4): 40-49.
- [28] 于立. 多电发动机高速双凸极起动发电机系统关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- YU L. Research on key technology of high-speed double convex pole starter generator system for multi-electric engine [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.
- [29] 周凡. 电励磁双凸极航空发电机故障仿真与诊断关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2024.
- ZHOU F. Research on key technologies for fault simulation and diagnosis of doubly salient electromagnetic aero-generator [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2024.
- [30] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze- and-excitation networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
-
- 收稿日期:2024-08-02
收到修改稿日期:2024-10-20
作者简介:
朱瑞雨(2000-),男,硕士研究生,研究方向为航空发电机故障诊断与检测,zhury408@nuaa.edu.cn;
*通信作者:崔江(1977-),男,博士,副教授,研究方向为航空发电机故障诊断与检测,cuijiang@nuaa.edu.cn。