

## 基于CNN-LSTM的双三相永磁电机匝间短路故障诊断

李建涛, 李豪

引用本文:

李建涛, 李豪. 基于CNN-LSTM的双三相永磁电机匝间短路故障诊断[J]. 上海电力大学学报, 2025, 41(6): 557-563,570.

Li Jiantao, Li Hao. Fault Diagnosis for Inter-Turn Short Circuit of Dual-Three-Phase Permanent Magnet Motor Based on CNN-LSTM[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2025, 41(6): 557-563,570.

## 相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### 基于BP神经网络及其改进算法的汽轮发电机组故障诊断

Fault Diagnosis of Turbo Generator Unit Based on BP Network and Its Improved Algorithm

上海电力大学学报. 2017, 33(4): 362-366 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-4729.2017.04.011>

### 基于MODWT和BP神经网络的微电网故障诊断方法

A New Microgrid Fault Diagnosis Method Based on MODWT and BP Neural Network

上海电力大学学报. 2021, 37(1): 57-60,77 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2021.01.011>

### 基于RS-RBF的燃气轮机控制系统传感器故障诊断研究

Research on Sensor Fault Diagnosis of Gas Turbine Control System Based on RS-RBF

上海电力大学学报. 2021, 37(1): 17-22 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2021.01.004>

### 基于改进果蝇算法优化PNN的变压器故障诊断研究

Transformer Fault Diagnosis Based on Improved FOA Optimized PNN

上海电力大学学报. 2020, 36(4): 395-400 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2020.04.014>

### 基于改进深度信念网络的燃气轮机故障诊断

Research on Gas Turbine Fault Diagnosis Method Based on Genetic Algorithm Optimization for Deep Belief Network

上海电力大学学报. 2020, 36(2): 123-130 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2020.02.005>

DOI: 10.3969/j.issn.2096-8299.2025.06.006

# 基于CNN-LSTM的双三相永磁电机匝间短路故障诊断

李建涛, 李 豪

(上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090)

**摘要:** 为了克服传统卷积神经网络(CNN)在池化操作中的噪声累积问题,提出了基于CNN和长短期记忆(LSTM)网络的双三相永磁电机匝间短路故障诊断方法。CNN负责特征提取,LSTM网络负责学习特征并进行数据分类,从而更高效地提取序列特征,降低噪声对分类结果的影响,提高故障诊断的准确率。将处理后的电流样本输入到CNN-LSTM中,可以诊断因电机不同相绕组而发生的匝间短路故障。仿真数据和实验数据验证了CNN-LSTM在故障诊断中的有效性。

**关键词:** 双三相永磁电机; 故障诊断; 匝间短路; 卷积神经网络; 长短期记忆

中图分类号: TM307

文献标志码: A

文章编号: 2096-8299(2025)06-0557-07

## Fault Diagnosis for Inter-Turn Short Circuit of Dual-Three-Phase Permanent Magnet Motor Based on CNN-LSTM

Li Jiantao, Li Hao

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

**Abstract:** In order to overcome the noise accumulation problem of traditional convolutional neural network in (CNN) pooling operation, this paper proposes a fault diagnosis method for inter-turn short circuit of dual three-phase permanent magnet motor based on CNN and long short term memory (LSTM). CNN is responsible for feature extraction, and LSTM is responsible for learning features and data classification, to extract features in the sequence more efficiently, reduce the influence of noise on classification results, and improve the fault identification rate. By inputting the processed current sample into the CNN-LSTM, the inter-turn short circuit fault of the winding of different phases of the motor can be diagnosed. In this paper, simulation data and experimental data verify the effectiveness of the CNN-LSTM in fault diagnosis.

**Key words:** double three-phase permanent magnet motor; fault diagnosis; inter-turn short circuit; convolutional neural network; long short term memory

双三相永磁电机(Dual Three-Phase Permanent Magnet Synchronous Motor, DTP-PMSM)虽因其成熟

的控制方法和拓扑结构而备受欢迎<sup>[1-2]</sup>,但其结构复杂、运行环境多变,故障类型多样化<sup>[3-4]</sup>,其中匝

收稿日期: 2024-12-13

通信作者简介: 李建涛(1984—),男,在读硕士。主要研究方向为电机故障诊断。E-mail: lijiantao4@126.com。

间短路故障是比较常见且影响较大的一种电机故障,如果不及时处理,不仅会损坏电机,还会造成安全事故<sup>[5]</sup>。DTP-PMSM比三相永磁电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)有更多的绕组和控制器件,更容易发生故障,因此对其进行故障诊断尤为重要。目前PMSM匝间短路故障诊断方法主要有:基于数学模型的故障诊断方法、基于信号分析的故障诊断方法和基于人工智能的故障诊断方法<sup>[6]</sup>。基于数学模型的故障诊断方法主要是利用状态估计或过程参数估计预估电机参数与实际电机测量参数,并将两参数进行比较得到残差量,再对残差量进行一系列处理实现故障诊断<sup>[7-9]</sup>。该方法成本较低且具有良好的时效性,但对电机参数依赖较大,当电机参数不匹配时容易造成故障误判。基于信号分析的故障诊断方法利用信号处理技术诊断故障<sup>[10-11]</sup>,可以较好实现匝间短路故障检测,但往往受到特征量阈值选择的制约。随着人工智能和大数据的快速发展,基于人工智能的故障诊断方法得到了快速发展<sup>[12]</sup>。该方法主要分为浅层机器学习方法和深度学习方法。浅层机器学习方法在处理原始数据时特征提取能力较差,难以深入挖掘隐藏的监控数据,且需要经验丰富的专家提取和选择特征<sup>[13-14]</sup>。相比之下,深度学习方法不需要手动设计特征提取器,特别适用于可变时间序列。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)作为深度学习中的一个重要模型,可以通过多个卷积层和池化层自动提取原始数据的深层特征。文献[15]选用无刷直流电机的电流信号作为诊断信号,利用CNN实现了电机匝间短路故障诊断。文献[16]提出了一种基于条件生成式对抗网络和CNN的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法。文献[17]通过搭建CNN中的ResNet深度网络,将电机的相电流信号输入到训练好的网络中,诊断匝间短路故障。文献[18]利用基于贝叶斯优化的多尺度卷积神经网络实现了对五相PMSM匝间短路故障的诊断。长短时记忆(Long Short Term Memory, LSTM)网络作为循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的一种,其特殊的细胞状态有效解决了RNN的长期依赖问题,已被应用于故障诊断领域。文献[19]使用鲸鱼优化算法优化的LSTM网络对三相异步电机的 $d-q$ 电流进行特征提取,可以对不同程度的匝间短路

故障进行诊断。文献[20]提出了一种基于注意力协同堆叠LSTM网络的多信息特征融合诊断方法,实现了对三电平逆变器的开路故障诊断。

因为环境等因素的影响,在实际运行的电机中会有许多噪声,但上述方法没有考虑到CNN在池化操作中的噪声积累问题,往往导致故障诊断的准确率不够理想。为此,本文提出了基于CNN-LSTM的DTP-PMSM匝间短路故障诊断方法,并通过仿真数据和实验数据验证了CNN-LSTM在DTP-PMSM匝间短路故障诊断中的性能。

## 1 DTP-PMSM匝间短路故障分析

DTP-PMSM故障状态定子绕组示意图如图1所示。其中, $i_a, i_b, i_c, i_u, i_v, i_w$ 为电机的a、b、c、u、v、w相电流, $R_f$ 为故障电阻。a相绕组分为两部分,其中一部分为仍处于健康状态的 $a_1$ 绕组,另一部分为并联了故障电阻 $R_f$ 的处于故障状态的 $a_2$ 绕组。流过故障电阻 $R_f$ 的电流称为故障电流 $i_f$ 。在故障发展初期,故障电阻 $R_f$ 的阻值较大,随着故障发展,故障电阻 $R_f$ 的阻值开始降低,从而导致故障电流 $i_f$ 增大,进而影响电机安全。

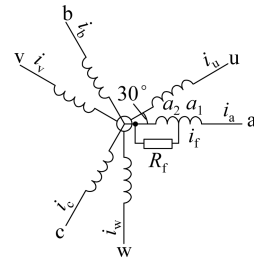


图1 DTP-PMSM故障状态定子绕组示意

定义故障匝数比 $\mu$ 为

$$\mu = \frac{Z_1}{Z} \quad (1)$$

式中: $Z_1$ ——故障相绕组的短路匝数;

$Z$ ——故障相绕组的总匝数。

在匝间短路故障状态下,DTP-PMSM在自然坐标系下的电压方程可表示为

$$\mathbf{u}_{sf} = \mathbf{R}_{sf} \mathbf{i}_{sf} + \mathbf{L}_{sf} \frac{d\mathbf{i}_{sf}}{dt} + \mathbf{e}_{sf} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{u}_{sf}$ ——故障状态下电机定子电压矩阵;

$\mathbf{R}_{sf}$ ——故障状态下电机定子绕组电阻系数矩阵;

$\mathbf{i}_{sf}$ ——故障状态下电机定子电流矩阵;

$L_{sf}$ ——故障状态下电机定子电感系数矩阵;

$t$ ——电机运行时间;

$e_{sf}$ ——故障状态下电机定子反电动势矩阵。

上述矩阵分别展开为

$$u_{sf}=[u_a, u_b, u_c, u_u, u_v, u_w, 0]^T \quad (3)$$

$$i_{sf}=[i_a, i_b, i_c, i_u, i_v, i_w, i_f]^T \quad (4)$$

$$e_{sf}=[e_a, e_b, e_c, e_u, e_v, e_w, e_f]^T \quad (5)$$

$$L_{sf} = \begin{bmatrix} L_{a1} + L_{a2} + 2M_{a1a2} & M_{a1b} + M_{a2b} & M_{a1c} + M_{a2c} & M_{a1u} + M_{a2u} & M_{a1v} + M_{a2v} & M_{a1w} + M_{a2w} & -L_{a2} - M_{a1a2} \\ M_{a1b} + M_{a2b} & L_b & M_{bc} & M_{bu} & M_{bv} & M_{bw} & -M_{a2b} \\ M_{a1c} + M_{a2c} & M_{bc} & L_c & M_{cu} & M_{cv} & M_{cw} & -M_{a2c} \\ M_{a1u} + M_{a2u} & M_{bu} & M_{cu} & L_u & M_{uv} & M_{uw} & -M_{a2u} \\ M_{a1v} + M_{a2v} & M_{bv} & M_{cv} & M_{uv} & L_v & M_{vw} & -M_{a2v} \\ M_{a1w} + M_{a2w} & M_{bw} & M_{cw} & M_{uw} & M_{vw} & L_w & -M_{a2w} \\ L_{a2} + M_{a1a2} & M_{a2b} & M_{a2c} & M_{a2u} & M_{a2v} & M_{a2w} & -L_{a2} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $u_a, u_b, u_c, u_u, u_v, u_w$ ——a、b、c、u、v、w相电机定子电压;

$e_a, e_b, e_c, e_u, e_v, e_w, e_f$ ——a、b、c、u、v、w、f相电机定子反电动势;

$R_{a1}, R_{a2}$ ——a相绕组发生匝间短路故障时健康和故障部分的电阻;

$R_b, R_c, R_u, R_v, R_w$ ——b、c、u、v、w相定子绕组电阻;

$L_{a1}, L_{a2}$ ——a相绕组发生匝间短路故障时健康和故障部分的电感;

$M_{a1a2}$ ——a相非短路部分绕组与短路绕组之间的互感;

$M_{a1b}, M_{a1c}, M_{a1u}, M_{a1v}, M_{a1w}$ ——a相健康部分绕组与b、c、u、v、w相之间的互感;

$M_{a2b}, M_{a2c}, M_{a2u}, M_{a2v}, M_{a2w}$ ——a相非健康部分绕组与b、c、u、v、w相之间的互感;

$L_b, L_c, L_u, L_v, L_w$ ——b、c、u、v、w相定子绕组电感;

$M_{bc}, M_{bu}, M_{bv}, M_{bw}$ ——b相与c、u、v、w相绕组之间的互感;

$M_{cu}, M_{cv}, M_{cw}$ ——c相与u、v、w相绕组之间的互感;

$M_{uv}, M_{uw}$ ——u相与v、w相绕组之间的互感;

$M_{vw}$ ——v相与w相绕组之间的互感。

匝间短路故障将a相绕组分为正常绕组 $a_1$ 和

$$R_{sf} = \begin{bmatrix} R_{a1} + R_{a2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -R_{a2} \\ 0 & R_b & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_c & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_u & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_v & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_w & 0 \\ R_{a2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -R_{a2} - R_f \end{bmatrix} \quad (6)$$

故障绕组 $a_2$ 两部分。故障后电机各参数与短路故障比 $\mu$ 的关系为

$$e_f = \mu e_a \quad (8)$$

$$\begin{cases} R_{a1} = (1 - \mu)R_s \\ R_{a2} = \mu R_s \\ R_a = R_b = R_c = R_u = R_v = R_w = R_s \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} L_{a1} = (1 - \mu)^2 L \\ L_{a2} = \mu^2 L \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} M_{au} = M_{bv} = M_{cw} = -\sqrt{3}M, M_{cu} = M_{av}, M_{bw} = \sqrt{3}M \\ M_{ab} = M_{bc} = M_{ac} = M_{uv} = M_{vw} = M_{uw} = M \\ M_{a1u} = (1 - \mu)M_{au} = -\sqrt{3}(1 - \mu)M \\ M_{a1b} = (1 - \mu)M_{ab} = M_{a1c} = (1 - \mu)M_{ac} = (1 - \mu)M \\ M_{a1v} = (1 - \mu)M_{av} = \sqrt{3}(1 - \mu)M \\ M_{a1a2} = \mu(1 - \mu)L, M_{bu} = M_{cv} = M_{aw} = 0 \\ M_{a2b} = \mu M_{ab} = \mu M, M_{a2u} = \mu M_{au} = -\sqrt{3}\mu M \\ M_{a2c} = \mu M_{ac} = \mu M, M_{a2v} = \mu M_{av} = \sqrt{3}\mu M \\ M_{a2w} = (1 - \mu)M_{a1w} = 0, M_{a2w} = \mu M_{aw} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $R_s, L, M$ ——每相绕组的电阻值、电感值和相邻两相绕组的互感值。

## 2 CNN-LSTM的结构与原理

### 2.1 CNN

CNN是一种具有深度学习能力的人工神经网络,主要结构包括卷积层、池化层、全连接层和Softmax分类。卷积层和池化层的数量、大小对模型性能均有一定影响。本文采用一维CNN进

行诊断,可以更好发挥CNN数据处理能力,提高模型的性能。典型的一维CNN结构如图2所示。

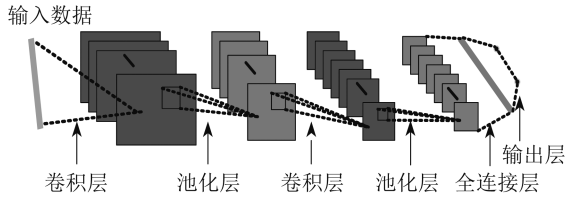


图2 一维CNN结构

### 2.2 LSTM

LSTM通过门控机制和记忆细胞提高了对长序列的学习能力。LSTM基本结构如图3所示。其中,  $f_T, q_T, o_T$  为  $T$  时刻遗忘门、输入门和输出门状态,  $\sigma$  为激活函数 Sigmoid, 可以将输入转化为 0-1 向量。LSTM 可分为遗忘层、输入层和输出层。在遗忘层中, 输入  $T$  时刻长时记忆  $c_{T-1}$ , 通过  $T$  时刻输入的信息  $x_T$  和  $T-1$  时刻短时记忆  $h_{T-1}$  的作用, 得到 0 和 1 组成的序列, 0 表示遗忘对应记忆, 1 代表留下对应记忆; 在输入层中, 将先前留下的信息和当前输入的信息相加得到新的记忆状态; 在输出层中, 输出  $T$  时刻长时记忆  $c_T$  和短时记忆  $h_T$ 。

$T$  时刻 LSTM 状态为

$$f_T = \sigma(W_{01}[x_T, h_{T-1}] + b_{01}) \quad (12)$$

$$c_T = f_T c_{T-1} + q_T \tanh(W_{02}[x_T, h_{T-1}] + b_{04}) \quad (13)$$

$$q_T = \sigma(W_{03}[x_T, h_{T-1}] + b_{01}) \quad (14)$$

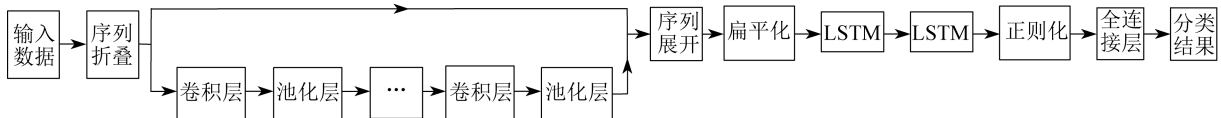


图4 CNN-LSTM结构

由图4可知, 首先, 输入的电流样本经过序列折叠, 折叠后的数据经过一系列卷积池化计算, 以提取和学习特征。经过卷积层和池化层的数据和原始折叠数据同时进行序列展开和扁平化处理。随后, 经过两个LSTM网络处理, 减少了不必要的特征和噪声影响。最后, 将经过正则化的数据传入全连接层, 得到故障诊断结果。

## 3 故障诊断方法

### 3.1 数据预处理

DTP-PMSM的每相电流都是一维时间序列,

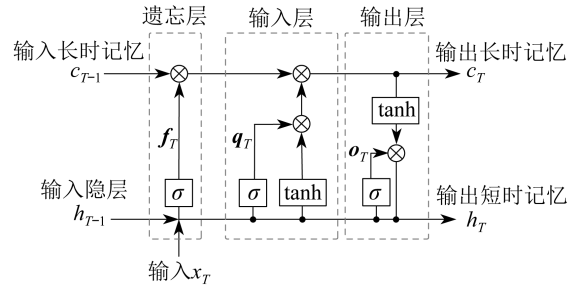


图3 LSTM基本结构

$$o_T = \sigma(W_{04}[x_T, h_{T-1}] + b_{04}) \quad (15)$$

$$h_T = o_T \cdot \tanh(c_T) \quad (16)$$

式中:  $W_{01}, W_{02}, W_{03}, W_{04}$ ——遗忘门、输入门、输出门和中间输出值的权重值;

$b_{01}, b_{04}$ ——遗忘门和中间输出值的偏置。

### 2.3 CNN-LSTM

传统CNN所采用的池化操作会导致网络中噪声的积累, 而LSTM网络擅长挖掘序列数据中的长期依赖关系。在CNN卷积池化操作后引入LSTM网络, 可以高效提取序列特征, 降低噪声对分类结果的影响, 提高故障识别率。本文采用CNN-LSTM作为基本的诊断模型, 对DTP-PMSM不同相绕组发生匝间短路故障进行识别。CNN-LSTM结构如图4所示。

共有6组, 而本文所采用的CNN-LSTM是一维模型, 不能将原始的电流信号直接输入, 因此需要将6相电流按相序拼接成一维数组。电流处理示意如图5所示。

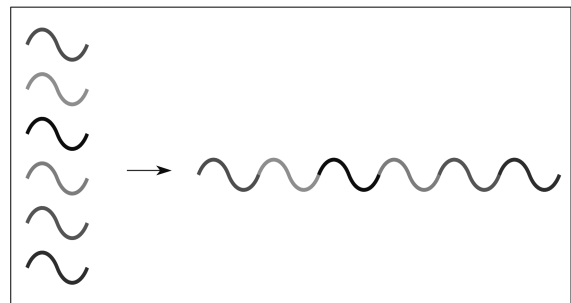


图5 电流处理示意

### 3.2 故障诊断流程

本文提出的故障诊断流程如图6所示。

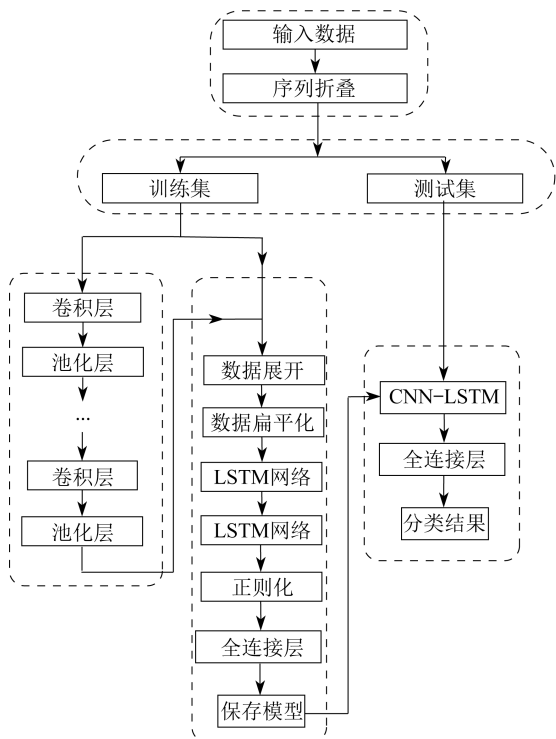


图6 故障诊断流程

由图6可知,故障诊断流程如下。

步骤1 收集DTP-PMSM正常运行时和各相绕组发生匝间短路时的6相电流数据,再将6相电流处理为一维数据。

步骤2 将不同工况的DTP-PMSM正常和匝间短路故障条件下的电流样本分为训练集和测试集。

步骤3 构建并使用包含正常样本和故障样本的训练集训练CNN-LSTM。

步骤4 将测试集样本输入到训练好的CNN-LSTM中,验证所提方法的可靠性。

## 4 仿真验证

为了模拟DTP-PMSM的匝间短路故障诊断,本文通过MATLAB/Simulink搭建了DTP-PMSM矢量控制仿真模型,用以分析匝间短路对DTP-PMSM运行参数的影响。DTP-PMSM仿真模型参数如表1所示。其中, $L_d$ 、 $L_q$ 为电机的直轴电感值与交轴电感值。

DTP-PMSM在匝间短路故障状态下的仿真结果波形如图7所示。此时电机在给定转速为600 r/min、负载为2 N·m的工况下运行。

表1 DTP-PMSM仿真模型参数

| 参数           | 数值    | 参数               | 数值    |
|--------------|-------|------------------|-------|
| 额定功率 / kW    | 1.0   | $L_d$ / mH       | 8.5   |
| 永磁磁链 / Wb    | 0.416 | $L_q$ / mH       | 8.5   |
| 额定转矩 / (N·m) | 3.0   | 额定转速 / (r / min) | 3 000 |
| 额定电流 / A     | 1.2   | 每相匝数 / 匝         | 140   |
| 极对数 / 个      | 2.0   | 定子电阻 / $\Omega$  | 2.5   |

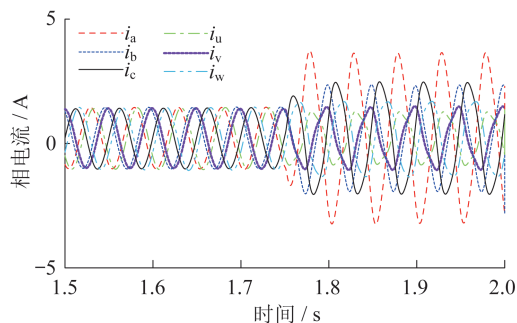


图7 DTP-PMSM在匝间短路故障状态下的仿真结果波形

由图7可以看出,1.75 s前电机运行正常,在1.75 s时,DTP-PMSM的a相定子绕组发生了匝间短路故障,电机各运行参数均受到影响。故障发生后,6相定子电流都不同程度地产生畸变,不再具有对称性,a相电流显著变大。

为了验证所提方法的有效性,本文使用MATLAB的深度学习工具箱构建CNN-LSTM。由于卷积层和池化层数量对特征提取影响很大,因此有必要研究卷积层和池化层数量对于CNN-LSTM性能的影响。不同数量的卷积层和池化层下CNN-LSTM性能如图8所示。

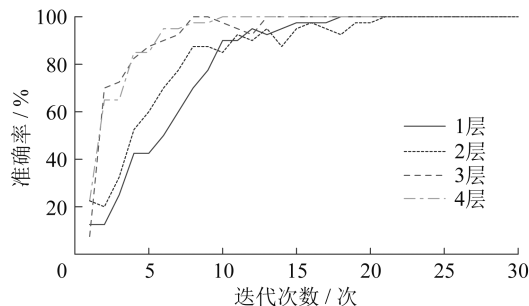


图8 不同数量的卷积层和池化层下CNN-LSTM性能

由图8可知,CNN-LSTM性能随层数的增加而升高。有3层或4层卷积层和池化层的CNN-LSTM性能优于有1层或2层卷积层和池化层的CNN-LSTM性能。但随着层数增加,训练时间也会增加,并有可能发生过拟合,影响CNN-LSTM性能。因此,本文选择的CNN-LSTM具有3个卷

积层和池化层。为了选取更合适的激活函数,本文使用 Sigmoid、ReLU 和 Swish 3种激活函数进行对比,得到的准确率收敛曲线如图9所示。

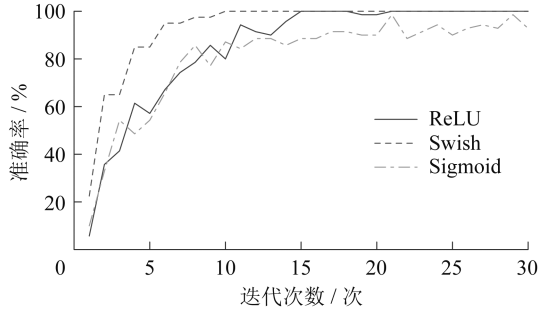


图9 使用3种激活函数的准确率收敛曲线

由图9可知,使用 Sigmoid 函数后,CNN-LSTM 没有在30次迭代内收敛,且诊断准确率未达到100%;使用 ReLU 函数后,CNN-LSTM 在20次迭代时收敛且诊断准确率达到100%;使用 Swish 函数后,CNN-LSTM 在10次迭代时收敛且准确率达到100%。这说明在 CNN-LSTM 中,使用激活函数 Swish 后网络收敛速度得到一定程度的提升。本文采用的 CNN-LSTM 参数如表2所示。

表2 CNN-LSTM 参数

| 网络层     | 尺寸        | 个数 | 输出大小       |
|---------|-----------|----|------------|
| 输入层     | 3 006×1×1 | 1  | 3 006×1×1  |
| 序列折叠    |           |    | 3 006×1×1  |
| 卷积层     | 30×30     | 16 | 3 006×1×16 |
| 批量归一化   |           | 1  | 3 006×1×16 |
| 池化层     | 2×1       | 1  | 1 503×1×16 |
| 卷积层     | 30×30     | 16 | 1 503×1×16 |
| 池化层     | 2×1       | 1  | 751×1×16   |
| 卷积层     | 30×30     | 64 | 751×1×16   |
| 池化层     | 2×1       | 1  | 375×1×16   |
| 序列展开    |           | 1  | 375×1×16   |
| 扁平化     |           |    | 6 000      |
| LSTM    |           | 1  | 128        |
| LSTM    |           | 1  | 32         |
| 正则化     |           |    | 32         |
| 全连接层    |           | 1  | 1×1×7      |
| Softmax |           | 1  | 1×1×7      |
| 输出层     | 1×7       | 1  | 1×1×7      |

为解决实际运行中电机系统因外部因素而产生大量噪声的问题,在采集的相电流信号中添加高斯白噪声,以模拟实际电机运行中的噪声环

境。所添加的噪声具有不同的信噪比,分别为5、10、15 dB。信噪比  $S_{NR}$  的计算公式为

$$S_{NR} = 10 \lg \left( \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right) \quad (17)$$

式中:  $P_{\text{signal}}$ 、 $P_{\text{noise}}$ ——信号和噪声的功率。

以电机 a 相绕组发生匝间短路故障情况下的相电流为例,增加了 10 dB 高斯白噪声后的电流波形如图10所示。

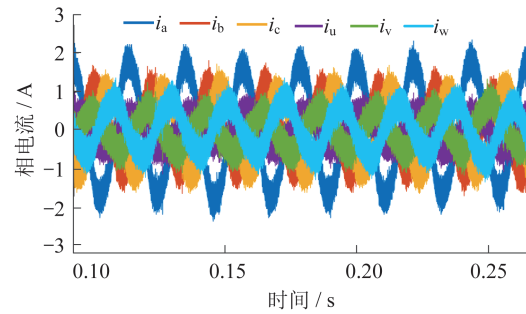


图10 增加10 dB高斯白噪声后的电流波形

为了验证一维 CNN 与 CNN-LSTM 在不同噪声环境中的鲁棒性,将电机在 500 r/min、2 N·m 负载转矩工况下的样本加入不同信噪比之后的数据输入到2种模型中,结果如图11所示。

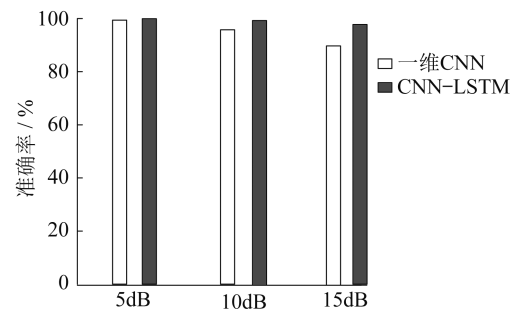


图11 一维CNN与CNN-LSTM在不同噪声环境中的性能对比

由图11可知,CNN-LSTM 的鲁棒性优于一维 CNN,表明该方法具有良好的噪声鲁棒性。

## 5 实验验证

为进一步验证所提方法的有效性,建立电机实验平台进行验证。实验平台如图12所示。该实验平台主要由 YX space 控制器、硬件电路、磁动力制动器、DTP-PMSM 组成。PMSM 由 YXspace6000 控制器控制。本实验通过将绕组分接头与故障电阻连接,人为模拟了 DTP-PMSM 中的匝间短路故障。

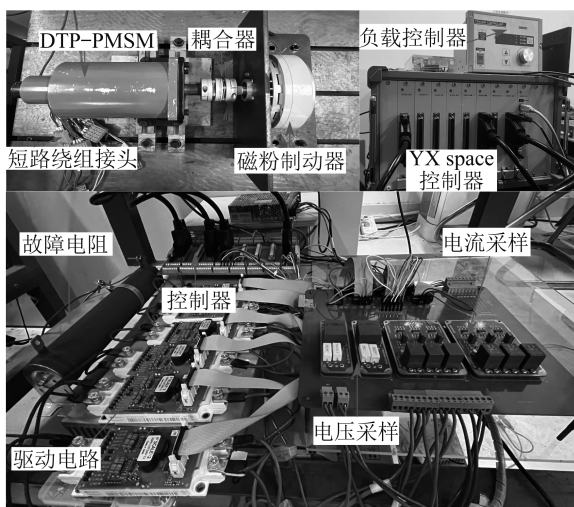


图12 实验平台

在不同工况下采集一定数量的相电流样本,并将其转化为一维数据。这些工况分别为:2 N·m、300 r/min; 3 N·m、400 r/min; 4 N·m、500 r/min; 5 N·m、600 r/min。实验样本中发生故障的短路故障比 $\mu$ 分别为0.1、0.2、0.3。将实验数据和仿真数据混合输入到CNN-LSTM中进行训练,再将测试集数据输入模型中测试其性能。训练过程中训练集和验证集的准确率收敛曲线如图13所示。

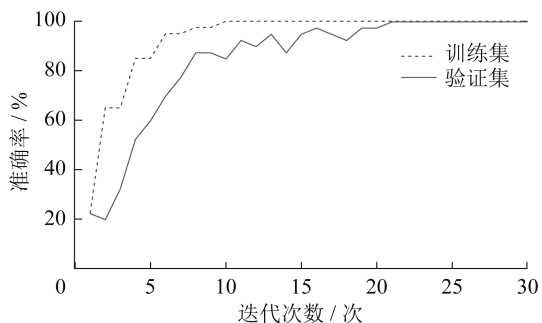


图13 训练集和验证集准确率收敛曲线

由图13可知,CNN-LSTM在20次迭代内收敛,且收敛后验证集的准确率几乎达到100%,验证了本文所提方法的有效性。

为了更直观地展示辨识结果,将验证集的验证结果绘制混淆矩阵,具体如图14所示。

由图14可知,1 400组数据中仅发生2次误判,证明了该方法的有效性。

为了进一步测试所提方法在电机不同工作状态下的诊断性能,在100 r/min、1 N·m和1 000 r/min、10 N·m两种工况下重新采集样本,并将样本作为测试集。以2 N·m、300 r/min; 3 N·m、400 r/min;

|      |      |     |     |     |     |     |     |
|------|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 真实标签 | A    | B   | C   | U   | V   | W   | 健康  |
| A    | 200  |     |     |     |     |     |     |
| B    |      | 200 |     |     |     |     |     |
| C    |      | 2   | 198 |     |     |     |     |
| U    |      |     |     | 200 |     |     |     |
| V    |      |     |     |     | 200 |     |     |
| W    |      |     |     |     |     | 200 |     |
| 健康   |      |     |     |     |     |     | 200 |
|      | A    | B   | C   | U   | V   | W   | 健康  |
|      | 预测标签 |     |     |     |     |     |     |

图14 验证集混淆矩阵

4 N·m、500 r/min; 5 N·m、600 r/min 工况下的样本为训练集。CNN-LSTM模型准确率收敛曲线如图15所示。

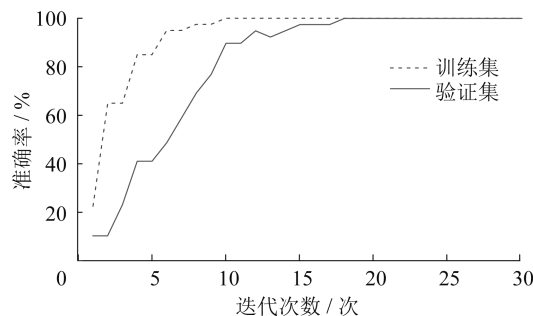


图15 CNN-LSTM准确率收敛曲线

由图15可知,CNN-LSTM对于这些样本的诊断准确率接近100%,表明CNN-LSTM在低速、轻负载,以及高速、重载工况下都具有优异的诊断性能。

为了进一步验证本文方法的有效性,将实验得到的数据输入一维CNN进行训练。10次实验后,准确率取平均值,一维CNN和CNN-LSTM的分类准确率分别为96.87%和99.14%。

## 6 结 语

本文提出了一种基于CNN-LSTM的DTP-PMSM的匝间短路故障诊断方法。LSTM擅长捕捉序列数据中的长期依赖关系,而CNN则擅长提取数据的局部特征,将两者结合起来可以增强网络的特征提取能力,降低了噪声对准确率的影响。

### 参考文献:

[1] 薛山. 多相永磁同步电机驱动技术研究[D]. 北京:中国科学院研究生院(电工研究所), 2006.

(下转第570页)

- [10] 闫群民,董新洲,穆佳豪,等. 基于改进多目标粒子群算法的有源配电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022,50(10):11-19.
- [11] 彭伟,郑连清,郑天文. 分布式光伏储能系统的优化配置方法[J]. 四川电力技术, 2022,45(1):45-49.
- [12] 代倩,吴俊玲,秦晓辉,等. 提升局部区域新能源外送能力的储能容量优化配置方法[J]. 电力系统自动化, 2022,46(3):67-74.
- [13] 庄俊,王德顺,薛金花,等. 基于改进MOPSO算法的配电网分布式储能优化配置[J]. 电气自动化, 2024,46(5):47-49.
- [14] BININI G M, MUNDA J L, POPOOLA O M. Optimal location, sizing and scheduling of distributed energy storage in a radial distribution network [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 94:112499.
- [15] QI H R, YAN X Y, KANG Y L, et al. Multi-objective optimization strategy for the distribution network with distributed photovoltaic and energy storage [J]. Frontiers in Energy Research, 2024, 12:1418893.

(责任编辑 桂金星)

(上接第563页)

- [2] LEVI E. Advances in converter control and innovative exploitation of additional degrees of freedom for multiphase machines [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016,63(1):433-448.
- [3] HANG J, HU Q. A voltage-distortion-based method for robust detection and location of interturn fault in permanent magnet synchronous machine [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022,37(9):11174-11186.
- [4] 杜博超. 电动汽车永磁同步电机驱动系统故障诊断与容错技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2018.
- [5] 陈立正. 变频驱动下感应电动机气隙偏心故障检测方法研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2023.
- [6] 陈涛. 电动汽车PMSM退磁故障诊断及容错控制[D]. 合肥:合肥工业大学, 2019.
- [7] CHOI S, HAQUE M S, TAREK T B, et al. Fault diagnosis techniques for permanent magnet AC machine and drives: a review of current state of the art [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2018,4(2):444-463.
- [8] MAZZOLETTI M A, BOSSIO G R, DEANGELO C H, et al. A model-based strategy for interturn short-circuit fault diagnosis in PMSM [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017,64(9):7218-7228.
- [9] 杭俊,胡齐涛,丁石川,等. 基于电流残差矢量模平方的永磁同步电机匝间短路故障鲁棒检测与定位方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2022,42(1):340-351.
- [10] HUANG W T, DU J C, HUA W, et al. An open-circuit fault diagnosis method for PMSM drives using symmetrical and DC components [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2021,7(3):124-135.
- [11] 张业成,刘国海,陈前. 基于电流波动特征的永磁同步电机匝间短路与局部退磁故障分类诊断研究[J]. 电工技术学报, 2022,37(7):1634-1643.
- [12] TANG S H, SHEN C Q, WANG D, et al. Adaptive deep feature learning network with Nesterov momentum and its application to rotating machinery fault diagnosis [J]. Neurocomputing, 2018,305:1-14.
- [13] 吴春光,王建朝,化麒. 基于NSP和SVM的滚动轴承故障诊断方法[J]. 轴承, 2016(12):39-42.
- [14] 史光宇,徐健,杨强. 基于卷积神经网络的风电机组轴承机械故障智能诊断方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2020,47(4):71-79.
- [15] 董一汉,朱建光. 基于神经网络的无刷直流电机故障诊断研究[J]. 电脑知识与技术, 2021,17(30):111-113.
- [16] 李俊卿,李斯璇,陈雅婷. 一种基于CGAN-CNN的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2021,41(8):169-174.
- [17] 田旭东,王兵,步跃跃,等. 基于深度学习的电机匝间短路故障诊断方法研究[J]. 机械管理开发, 2023,38(5):5-8.
- [18] 戴显阳,陈前,宋向金,等. 采用贝叶斯优化和多尺度卷积网络的五相永磁同步电机匝间短路诊断[J]. 电气工程学报, 2023,18(4):114-123.
- [19] 王喜莲,秦嘉翼,耿民. 基于 $d-q$ 变换及WOA-LSTM的异步电机定子匝间短路故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2024,28(6):56-65.
- [20] SI Y, WANG R, ZHANG S, et al. Fault diagnosis based on attention collaborative LSTM networks for NPC three-level inverters [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022,71:1-16.

(责任编辑 谢冉)