

基于 LSTM 的航空发电机整流电路诊断技术*

陈文杰, 崔 江

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 211106)

摘 要: 整流电路是航空发电机的重要组成部分, 存在故障频发且维修困难等问题。为对电励磁双凸极发电机(DSEG)的整流电路进行故障诊断, 研究了一种基于长短期记忆(LSTM)网络的故障诊断方法。首先, 采集多种故障模式下发电机的三相电枢电流信号。其次, 利用不同的信号处理方法处理故障信号以获取故障特征信息。然后, 将获得的故障特征数据分为训练和测试样本输入 LSTM 网络进行故障分类。最后, 计算并分析诊断结果。仿真与试验结果表明所提方法具有良好的故障诊断效果。

关键词: 电励磁双凸极发电机; 整流电路; 长短期记忆网络; 故障诊断

中图分类号: TM352 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2023)04-0085-06

doi: 10.12177/emca.2023.026

Diagnosis Technology of Aero-Generator Rectifier Circuit Based on LSTM*

CHEN Wenjie, CUI Jiang

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

Abstract: As an important part of aero-generator, rectifier circuit has many problems, such as frequent faults and difficult maintenance. In order to realize the fault diagnosis of doubly salient electro-magnetic generator (DSEG) rectifier circuit, a fault diagnosis method based on long-short term memory (LSTM) network is studied. Firstly, the three-phase armature current signals of the generator under various fault modes are collected. Secondly, different signal processing methods are used to process fault signals to obtain fault characteristic information. Then, the obtained fault characteristic data are divided into training and test samples and input to LSTM network for fault classification. Finally, the diagnosis results are calculated and analyzed. The simulation and experimental results show that the proposed method has a good fault diagnosis effect.

Key words: doubly salient electro-magnetic generator (DSEG); rectifier circuit; long-short term memory (LSTM) network; fault diagnosis

0 引 言

电励磁双凸极发电机(DSEG)是一种新型航空发电机,其转子上没有绕组和永磁体,结构简单、可靠性高,可以在高温、高速等恶劣环境下运行^[1]。同时,DSEG采用独立的直流绕组作为励磁源,容易实现发电控制和故障灭磁,适合作为航空起动发电机。

整流电路是DSEG的重要组成部分。经国内外研究,相比于电机本体的定子、转子等部分,整流电路的整流二极管更容易出现开路故障^[2]。当故障发生时,发电机的起动和运行会受到影响,飞机安全也会受到威胁,因此需要对整流电路进行故障诊断与分析。传统的故障诊断方法主要是建立数学模型以及分析使用信号处理的手段。例如,文献[3]采用了离散和连续动力学相结合的

收稿日期: 2022-12-08; 收到修改稿日期: 2023-01-30

* 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)

作者简介: 陈文杰(1997—),男,硕士研究生,研究方向为健康监测与故障诊断。

崔 江(1977—),男,博士,副教授,研究方向为健康监测与故障诊断。

混合建模方法,对正常和故障条件下的无刷交流发电机进行了精确建模,利用该模型获取了整流二极管故障的特征。文献[4]将小波分析用于整流二极管的故障诊断,通过对换向电压信号的小波包分析获得故障信息。但是,传统方法的诊断正确率并不高,缺乏适应性和通用性。随着故障模式的复杂化和故障样本的增多,难以批量化地实现故障诊断。因此需要更有效的方法来替代或改进故障诊断的流程。

深度学习采用神经网络实现特征的自适应学习和分类,近年来开始被运用到故障诊断领域。循环神经网络(RNN)是一种常用于电机故障诊断特征提取的网络结构,文献[5]将RNN用于电机定子绕组匝间故障诊断。但是RNN自身结构存在缺点,在学习过程中会产生梯度爆炸或消失等问题。因此,相关专家将RNN改进后提出了长短时记忆(LSTM)网络,其对时间序列数据提取特征的能力大大提高。在此基础上,研究人员也逐渐尝试将LSTM应用到电机的故障诊断中。文献[6]构建了一种LSTM故障预警模型,对同步发电机励磁绕组匝间短路早期故障进行预警。文献[7]针对电机系统逆变器故障,将不同故障状态下的线电压作为故障信号,通过多次训练,利用LSTM网络提取特征。综合以上研究,本文将信号处理与深度学习相结合,研究了一种基于LSTM的DSEG整流电路故障诊断方法,其能自适应地提取故障特征。仿真和试验结果证明该方法能够准确地检测出不同的故障模式,具有较好的诊断效果。

1 原理分析

在故障诊断中,需要对原始信号进行处理以获得故障特征信息。本文主要分析和对比的三种信号处理方法为快速傅里叶变换(FFT)、经验模态分解(EMD)和小波包分解。

1.1 不同的信号处理方法

1.1.1 FFT 原理

FFT是离散傅里叶变换(DFT)的一种快速算法,二者的主要计算原理相同。DFT是连续傅里叶变换的离散形式,其将时域的数字信号变换成频域的离散信号,根据变换之后的结果可获得时域数字信号在不同频率上的幅值^[8]。模拟信号 x

(t)的连续傅里叶变换可表示为

$$X(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

式中: $X(w)$ 为连续傅里叶变换结果。

$x(t)$ 经抽样后变为 $x(nT)$, T 为抽样周期。设 $x(n)$ 为 N 点有限长序列,其DFT为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k=0,1,\dots,N-1 \quad (2)$$

式中: $X(k)$ 为输入信号 $x(t)$ 的频谱; W_N^{nk} 为DFT的旋转因子。

1.1.2 EMD 原理

EMD方法可以将输入的复杂信号分解成有限个本征模态函数(IMF),使非平稳信号平稳化^[9]。这些包含不同特征的IMF分量表征了原始信号的物理信息,即:

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t) \quad (3)$$

式中: $X(t)$ 为原始输入信号; $c_i(t)$ 为各阶IMF分量; $r(t)$ 为残余分量。

通过EMD可以获得输入信号自高到低不同频率的信息。

1.1.3 小波包分解原理

小波包具有良好的时频特征,相比于小波分析,其可以对信号的高频部分进行分解,对高频信息的信号能够进行更好的时频局部化分析^[10]。小波包分解后的二尺度方程为

$$\varphi(x) = \sum_k h(k) \varphi(2x-k) \quad (4)$$

$$\phi(x) = \sum_k g(k) \phi(2x-k) \quad (5)$$

式中: $h(k)$ 为分解低通滤波器系数; $\varphi(2x-k)$ 为上一层的小波空间; $g(k)$ 为分解高通滤波器系数; $\phi(2x-k)$ 为上一层的尺度空间。

每个节点均有对应的能量对小波包分解树末节点的分解系数进行单支重构,得到不同的子带信号,分别求各子带信号的能量 $E_1, E_2, \dots, E_j$,则有:

$$E_j = \int |S_j(t)|^2 dt = \sum_{j=1}^n x_j(k)^2 \quad (6)$$

式中: $S_j(t)$ 为原始信号; x_j 为幅值; E_j 为节点能量; n 为采样点数。

1.2 LSTM 网络

LSTM 网络是一种处理时间序列的神经网络,其单元内部由不同的门控结构构成,包括输入门、输出门、遗忘门,如图 1 所示。

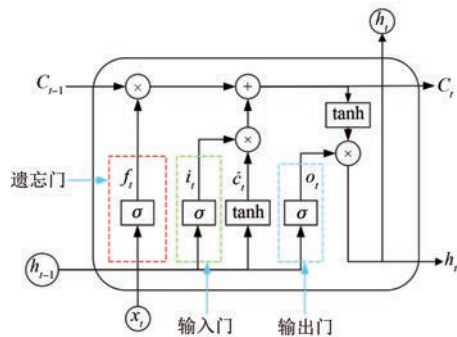


图 1 LSTM 网络结构原理图

不同的门控结构在 LSTM 网络单元中的作用各不相同。遗忘门的作用为决定状态中舍弃的信息,其会读取上一时刻的隐藏状态 h_{t-1} 和当前输入 x_t 的信息,并通过激励函数 σ 选择保留还是遗忘输入的信息。并将遗忘门的输出传送给细胞上一时刻状态 C_{t-1} 。

输入门的作用为决定加入的新信息的数目。首先通过激励函数 σ 决定需要更新的信息,再通过激励函数 $\tanh$ 生成备用更新信息。然后令上一个细胞状态与遗忘门输出的信息相乘,再将输入门的信息相乘生成新的细胞状态。

输出门的作用为决定下一状态的信息。利用激励函数 σ 决定输出的信息,同时将更新后的状态经过激活函数 $\tanh$ 后与输出信息相乘作为最终的输出信息。

1.3 故障诊断流程

基于 LSTM 网络的 DSEG 整流电路的故障诊断流程如图 2 所示。具体故障诊断流程如下。

(1) 故障信号采集。获取能够反映故障特征的三相电枢电流信号。

(2) 信号特征提取。对原始信号进行信号处理,获取不同的故障特征样本,将其分为训练样本和测试样本。

(3) 训练 LSTM 网络。将训练样本输入网络进行训练,观察模型训练结果,如未满足要求,则优化相关参数以达到最优。

(4) 测试诊断结果。将测试样本输入已训练好的 LSTM 网络中进行测试,比较不同工况下不

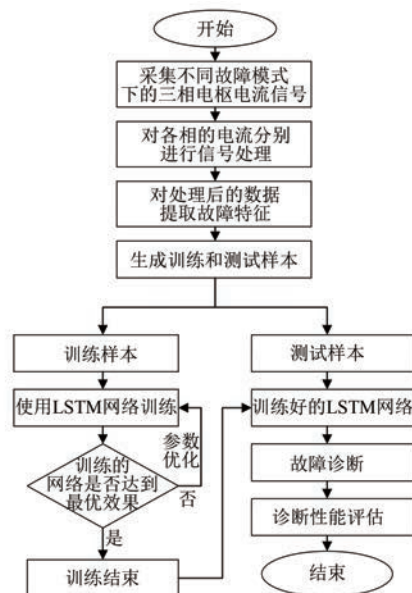


图 2 故障诊断流程图

同方法的故障诊断性能。

2 故障分析与测试

2.1 故障模式分析

使用 ANSYS 软件搭建了 12/8 极 DSEG 仿真模型,利用此模型对整流电路二极管进行故障状态的模拟,其整流电路结构如图 3 所示。

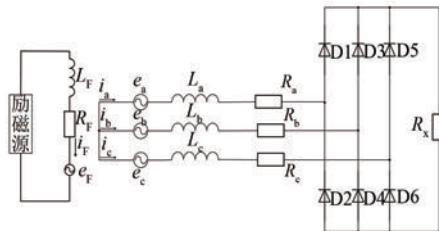


图 3 整流电路结构图

图 3 中, L_a, L_b, L_c 依次为三相电枢绕组, L_F 为励磁绕组, R_a, R_b, R_c 依次为三相电枢各相电阻, R_F 为励磁绕组电阻, i_a, i_b, i_c 为各相电枢绕组上产生的电流, e_a, e_b, e_c 为各相电枢绕组上的电压, e_F 为励磁感应电压, i_F 为励磁电流, $D1 \sim D6$ 为整流二极管, R_x 为所接负载电阻。

本文主要针对 DSEG 整流二极管开路故障进行研究,将二极管的故障模式分为五大类别,具体的故障模式分类如表 1 所示。

DSEG 整流二极管的故障特征表现在三相电

枢电流上,因此选取三相电枢电流作为故障特征信号。

表 1 故障模式分类

故障分类	故障描述
类别 I	正常模式
类别 II	单管开路
类别 III	同相桥臂双管开路
类别 IV	同一半桥双管开路
类别 V	交叉桥臂双管开路

2.2 仿真与试验

仿真中,设置三相电流的采样频率为 40 kHz,数据采集时长为 0.2 s,分别在 1、10、30 kW 负载的工况下进行采集。每种故障 100 个样本,每个样本包含 200 个数据点,一共采集了 500 个样本。其中 250 个样本作为 LSTM 网络训练样本,另外 250 个样本作为诊断性能测试样本。

试验平台主要由 DSEG、直流电源、数据采集电路、整流器、负载等部分组成。试验平台的实物如图 4 所示。

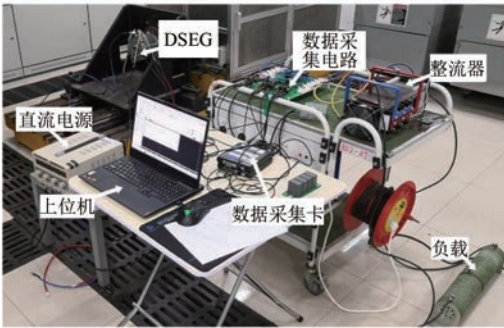


图 4 试验平台实物图

为了实现对试验平台中整流电路的任意二极管故障的控制,对整流器做了改装,改装后二极管的开路故障可通过人工放置绝缘材料控制。发电机的详细参数如表 2 所示。

表 2 发电机参数

参数名称	参数值
定子极数	12
转子极数	8
铁心长度/mm	68
额定转速/(r·min ⁻¹)	3 000
额定输出电压/V	54

试验中,设置三相电流的采样频率为 200 kHz,数据采集时长为 0.6 s,分别在转速 1 000、1 500、2 000 r/min 的工况下进行采集。每种故障 100 个样本,每个样本包含 8 000 个数据点,一共采集了 500 个样本。其中 250 个样本作为 LSTM 网络训练样本,另外 250 个样本作为诊断性能测试样本。

2.3 结果与分析

仿真与试验中的第一种特征提取方法为 FFT。在分别对三相电枢电流进行 FFT 后,可以获得三相各自的直流分量和谐波信息。然后进行求和取平均,获得每一类故障发生时的 FFT 特征信号。仿真 10 kW 负载和试验 1 500 r/min 工况下的幅值对比如图 5 所示。

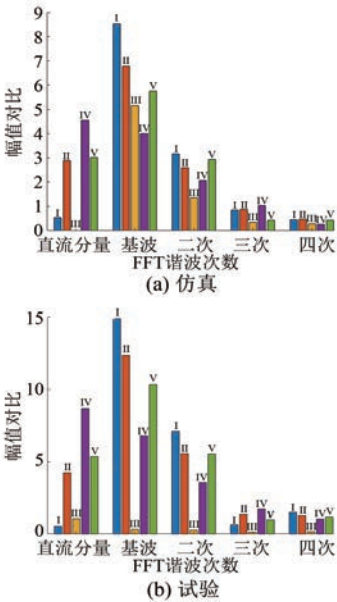


图 5 仿真与试验中不同工况下的 FFT 幅值对比图

仿真与试验的 FFT 幅值对比的变化情况大致相同。不同故障发生时,主要改变的为直流分量,基波和二次、三次、四次谐波的幅值也有一定变化。其中正常模式下的直流分量、三次和四次谐波的幅值很小,基波和二次谐波的幅值是所有故障模式中最大的。当不同的故障发生时,基波和二次谐波的幅值都会有明显的衰减且直流分量、三次和四次谐波的幅值也会有小幅度的变化。因此可以将直流分量、基波、二次、三次、四次谐波分量的幅值作为一个五维特征向量。

仿真与试验中的第二种特征提取方法为

EMD。对三相电流信号进行 EMD, 获得不同的 IMF 分量信号, 再计算各自分量信号的能量, 然后三相求和取平均。由于 EMD 存在端点效应和频谱混叠的缺点, 分解得到的 IMF 分量数目也存在误差, 仿真和试验分解得到的 IMF 阶数在 3~4 阶左右。以仿真 10 kW 负载和试验 1 500 r/min 工况为例, 取前三阶 IMF 能量进行对比, 如图 6 所示。

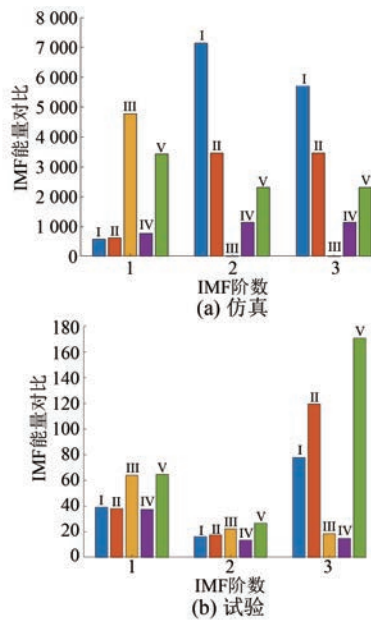


图 6 仿真与试验中不同工况下的 IMF 能量对比图

经 EMD 后, 仿真与试验的 IMF 能量对比变化情况并不相同。所有故障模式下均存在明显的大小差异。这里选择前三阶的 IMF 能量值作为一个三维特征向量。

仿真与试验中的第三种特征提取方法为小波包分解。在得到不同故障模式下三相电流的小波包分解重构的信号后, 计算获得重构下八个不同节点信号的能量, 将三相能量谱求和取平均。主要能量集中于前四个节点, 因此对比分析了以正常状态为基准、不同故障模式下前四个节点的小波包能量谱特征, 以仿真试验 10 kW 负载和试验 1 500 r/min 工况为例, 结果如图 7 所示。

仿真与试验中, 小波包分解重构后能量的对比变化情况除第四个节点外大致相同。当不同故障发生时, 前三个节点的能量均发生了一定的衰减, 且各节点衰减的比例十分接近, 因此可以将小波包分解重构后的前四层节点能量作为一个四维特征向量。

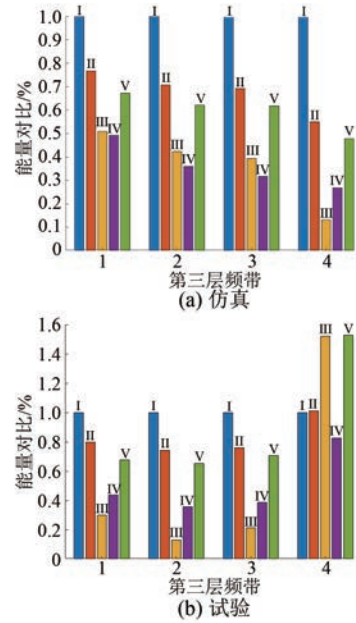


图 7 仿真与试验中不同工况下的小波包分解重构能量对比图

在使用信号处理方法提取故障特征向量后, 将其输入 LSTM 网络模型中进行训练。利用 LSTM 网络对故障特征进行学习, 最终可以实现故障二极管的分类。仿真和试验中使用的分析软件为 MATLAB2019a, 电脑主频为 2.5 GHz, 内存为 16 GB。仿真中不同工况的诊断正确率如表 3 所示, 试验中不同工况的诊断正确率如表 4 所示。其中方法一、二、三分别为 FFT、EMD 和小波包分解获得故障特征后使用故障字典进行故障分类的方法。方法四、五、六分别为 FFT、EMD 和小波包分解获得故障特征后使用 LSTM 网络进行故障分类的方法。

表 3 仿真诊断正确率

诊断方法	诊断正确率/%		
	1 kW 负载	10 kW 负载	30 kW 负载
方法一	79.6	83.3	86.4
方法二	61.2	83.6	67.2
方法三	75.3	83.7	86.4
方法四	96.4	94.6	94.8
方法五	81.1	85.2	82.4
方法六	92.8	97.3	96.8

表 4 试验诊断正确率

诊断方法	诊断正确率/%		
	1 000 r·min ⁻¹	1 500 r·min ⁻¹	2 000 r·min ⁻¹
方法一	80.8	83.3	87.2
方法二	75.2	74.4	70.2
方法三	72.0	76.0	80.8
方法四	98.6	100	97.2
方法五	84.4	83.6	80.4
方法六	93.4	98.2	93.8

从仿真和试验的结果可以看出,在不同工况下,FFT 和小波包分解提取的特征是优于 EMD 的,这与对比图得出的结论一致。直接使用故障字典方法进行故障分类的诊断正确率仅在 80% 左右。而使用 LSTM 网络训练后,诊断正确率大幅上升,其中使用 FFT 和小波包分解方法的诊断正确率能达到 90% 以上。另外,LSTM 网络结构可以缩短特征提取训练过程的时间。

3 结 语

本文利用多种信号处理方式提取了故障特征,并基于 LSTM 网络实现了故障分类,将其应用于航空 DSEG 整流电路的故障诊断。通过仿真与试验可以得出如下结论。(1) 基于 LSTM 网络的方法是可行和有效的,其可以很好地与信号处理技术结合,使提取的故障特征区分度变高,提高故障诊断的准确率。(2) FFT 和小波包分解提取的特征是优于 EMD 的,更适合应用于航空 DSEG 整流电路的故障诊断。

【参 考 文 献】

[1] 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.

[11] 万书亭,李和明,李永刚. 转子匝间短路对发电机定转子振动特性的影响[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10): 122.

[12] WU Y, MA M, LI Y, et al. Vibration characteristic analysis of rotor in excitation winding inter-turn short circuit state of turbo generator[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2019, 14

[2] ZHANG Y, ZHOU B, ZHANG L. Fault diagnosis of rectification circuit for doubly-salient electro-magnetic wind generator using excitation current [C] //2009 IEEE 6th International Power Electronics and Motion Control Conference, 2009.

[3] TANTAWY A, KOUTSOUKOS X, BISWAS G. Aircraft power generators: hybrid modeling and simulation for fault detection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 552.

[4] 赵刚,周波. 基于小波包分析的双凸极无刷直流发电机系统故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(8): 121.

[5] 王旭红,何怡刚. 基于对角递归神经网络的异步电动机定子绕组匝间故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(7): 60.

[6] 李俊卿,陈雅婷. 基于 LSTM 网络的同步电机励磁绕组匝间短路故障预警[J]. 电力科学与工程, 2020, 36(6): 37.

[7] 张鹏,束小曼,厉雪衣,等. 基于 LSTM 的交流电机系统故障诊断方法研究[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(3): 109.

[8] SANTANA M P D, MONTEIRO J R B D A, BORGES F A S, et al. Fault identification in doubly fed induction generator using FFT and neural networks[J]. Journal of Control, Automation and Electrical Systems, 2017, 28(2): 228.

[9] DONG Z, SI J, HUANG B, et al. Application of RBF neural network based on wavelet packet denosing and EMD method in fault diagnosis for turbine generator[C]//2010 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, 2010.

[10] YANG M, SHI W. Research on feature extraction method for motor rotor broken bar based on optimized wavelet packet analysis [C] // 2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), 2018.

(6): 933.

[13] 李和明,武玉才,李永刚. 转子绕组匝间短路对电机轴电压的影响[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(36): 96.

[14] 克莱顿·R. 保罗. 多导体传输线分析[M]. 2 版. 北京: 中国电力出版社, 2013.