

基于卷积神经网络和传感器数据的风力发电机转子断裂故障诊断

俞勤新 杨晓峰

(龙源电力集团(上海)新能源有限公司,上海 200122)

摘要: 提出基于卷积神经网络和传感器数据的新能源风力发电机转子断裂故障诊断算法。根据转子运行状态与裂纹轴向刚度之间的关联关系,构建了发电机转子裂纹模型。对多个传感器采集的发电机转子振动数据进行融合处理后,将原始的一维数据转换为 $m \times n$ 二维矩阵的形式,利用多通道卷积神经网络对传感器数据信息进行分析,并将输出结果代入到发电机转子裂纹模型中,实现对转子断裂故障的诊断。在测试结果中,算法对不同数据源下的电机转子断裂故障诊断结果,误差稳定在 $0.03 \mu\text{m}$ 以内。

关键词: 卷积神经网络; 传感器数据; 发电机转子; 断裂故障; 发电机转子裂纹模型; 二维矩阵

中图分类号: TM307+.1; TM315 文献标志码: A 文章编号: 1004-7018(2024)05-0035-05

DOI:10.20026/j.cnki.ssemj.2024.0071

Fault Diagnosis of Wind Turbine Rotor Fracture Based on Convolutional Neural Network and Sensor Data

YU Qinxin, YANG Xiaofeng

(LongYuan Power Group(Shanghai) New Energy Co., Ltd., Shanghai 200122, China)

Abstract: The fault diagnosis algorithm of new energy wind turbine rotor fault based on convolutional neural network and sensor data was proposed. Based on the correlation between the rotor running state and the axial stiffness of the crack, the generator rotor crack model was established. After integrating the generator rotor vibration data collected by multiple sensors, the original one-dimensional data was converted into the form of $m \times n$ two-dimensional matrix, analyzing the sensor data information by using the multi-channel convolutional neural network, and putting the output results into the generator rotor crack model to realize the diagnosis of rotor fracture fault. In the test results, the error of the design algorithm is stable to within $0.03 \mu\text{m}$ for the generator rotor crack fault diagnosis results under different data sources.

Key words: convolutional neural network, sensor data, generator rotor, crack fault, generator rotor crack model, two-dimensional matrix

0 引言

随着全球对可再生能源的需求不断增长,风力发电作为清洁、可持续的新能源形式之一,正逐渐成为主流电力供应方式^[1]。在风力发电系统中,风力发电机扮演着至关重要的角色,而转子是风力发电机的核心组件之一^[2-3]。转子断裂是风力发电机运行过程中常见的故障之一,一旦发生转子断裂将会导致严重的损失和安全隐患。因此,对发电机转子断裂故障的准确、及时诊断具有重要意义。文献[4]提出基于优化极限学习机的涡轴发动机转子碰摩故障诊断方法,在分析振动信号频谱的基础上,提取振动信号特征参数,构建故障样本数据集,使用改进遗传算法优化极限学习机,完成故障诊断。但是,该方法需要大量的经验知识,容易受不确定性因素影响。文献[5]在考虑时变转速的情况下提出基于

双阈值注意力生成对抗网络和小样本的转子-轴承系统故障诊断方法,利用抗损失函数构建注意力嵌入关联特征,开发双阈值训练机制完成转子-轴承故障诊断。但是,该方法对故障特征的提取不够敏感,可能会忽略微弱或隐蔽的故障信号。文献[6]提出基于定子电流的风力发电机齿轮箱诊断,通过建立局部参数模型模拟风力发电机齿轮振动响应,根据定子电流判定齿轮健康和故障状态,利用快速傅立叶变换定位齿轮缺陷位置,完成齿轮箱故障诊断。文献[7]提出基于机器学习的风力涡轮机行星齿轮箱振动故障诊断方法,通过振动传感器实时监测风力涡轮机行星齿轮箱的振动信号,并对采集到的原始数据进行预处理和去噪处理,减少背景噪声对信号诊断的影响,利用机器学习算法对处理后的数据进行特征提取,从中提取出有效的特征参数作为诊断依据,完成故障诊断。但是,该方法诊断精度和实时性有待提高。

结合上述分析,本文提出一种基于卷积神经网络和传感器数据的新能源风力发电机转子断裂故障诊断算法,并通过对比测试的方式,对其诊断效果进行分析。

1 新能源风力发电机转子断裂故障诊断算法

1.1 发电机转子裂纹模型构建

对发电机转子断裂故障的发展属性进行分析,发现其具有明显的开闭过程^[8]。本文为了能够更加全面地分析发电机转子断裂故障状态,首先构建了发电机转子裂纹模型,利用设计的模型实现对发电机转子裂纹发展过渡过程进行详细描述。需要注意的是,当发电机转子存在裂纹故障时^[9],转子具体的运行状态与裂纹轴向刚度之间是存在一定关联^[10]。结合发电机转子的不同运行状态,发电机转子裂纹模型的不同取值结果主要取决于发电机转子轴心位移的矢量夹角^[11]。转子裂纹模型如式(1)所示。

$$f(\theta) = \begin{cases} 1 & -\frac{\pi}{2} + \alpha \leq \theta \leq \frac{\pi}{2} - \alpha \\ 0.5 \left[1 + \cos\left(\frac{\theta + \alpha - \frac{\pi}{2}}{2\alpha}\pi\right) \right] & \frac{\pi}{2} + \alpha \leq \theta \leq \frac{3\pi}{2} - \alpha \\ 0.5 \left[1 + \cos\left(\frac{\theta - \alpha - \frac{3\pi}{2}}{2\alpha}\pi\right) \right] & \frac{\pi}{2} - \alpha \leq \theta \leq \frac{3\pi}{2} + \alpha \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f(\theta)$ 为发电机转子的裂纹模型; α 表示裂纹夹角的二分之一; θ 表示发电机转子轴心位移的矢量夹角参数,其计算方式如下:

$$\theta = \omega t + \phi_0 + \beta - \varphi \quad (2)$$

式中: ω 表示发电机转子运行的角速度; φ 表示发电机转子的相位角参数; ϕ_0 表示发电机转子的初始相位角参数; β 表示发电机转子的不平衡量与裂纹夹角。

当裂纹夹角为 $\frac{\pi}{3}$ 时,在一个 2π 周期内,以幅值为 1 的尺度范围为基础,对应的发电机转子裂纹模型连续性函数如图 1 所示。

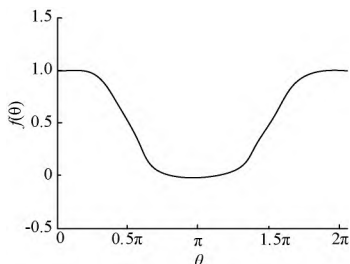


图 1 发电机转子裂纹模型

按照这样的方式,实现对发电机转子裂纹模型的构建,为后续的电机转子断裂故障诊断的执行提供基础。

1.2 基于卷积神经网络和传感器数据的转子断裂故障诊断

本文在开展转子断裂故障诊断的过程中,以传感器采集到的振动数据为基础^[12]。需要注意的是,传感器的数据信息是以一维形式存在的,为了能够更加全面地获取发电机转子的具体运动状态,本文首先将其转换为二维排列矩阵的形式,具体的排列方式如下:

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & \cdots & a_{m,n} \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} a_{m+1,1} & \cdots & a_{m+1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{2m,1} & \cdots & a_{2m,n} \end{pmatrix}, \dots \quad (3)$$

式中: a_n 表示传感器采集到的数据信息; m 表示传感器数据二维排列矩阵的边长; n 表示传感器数据的数量。

由式(3)可以看出,本文按顺序横向依次排列传感器数据,在第 1 个矩阵排满后,执行第 2 个矩阵的排列,以此类推,实现对多个传感器采集的发电机转子振动数据的融合处理,使对应的传感器数据以 $m \times n$ 二维矩阵的形式存在,保障后续新能源风力发电机转子断裂故障诊断结果的可靠性。

在具体的发电机转子断裂故障诊断过程中,本文引入了卷积神经网络,同时考虑到传感器数据的形式,为卷积神经网络设置了多个通道。发电机转子断裂故障诊断的卷积神经网络包括 4 个基础模块,在每个模块中,包含 1 个卷积层,1 个归一化层以及 1 个最大池化层,具体如图 2 所示。

按照图 2 的多通道卷积神经网络结构,设置第一个基础模块的卷积核规模为 32×32 ,其余模块的卷积核规模为 3×3 ,通过这样的方式,实现对传感器数据中高频噪声的有效抑制,提高卷积神经网络诊断结果的可靠性。对应的激活函数为 ReLU,其具体的激活方式可以表示:

$$\text{ReLU}(x) = \max(x, 0) \quad (4)$$

式中: ReLU 表示多通道卷积神经网络的激活函数; x 表示输入到多通道卷积神经网络中的传感器数据信息。

以此为基础,利用卷积层提取传感器数据信息的浅层特征,并代入到上述构建的发电机转子裂纹模型中,实现对新能源风力发电机转子断裂故障的

准确诊断。

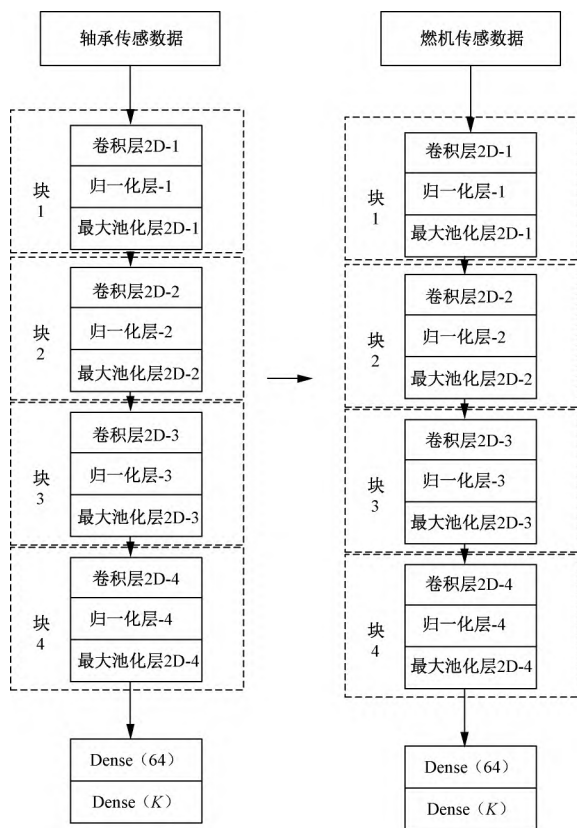


图2 卷积神经网络结构示意图

2 应用测试

2.1 测试数据准备

在对基于卷积神经网络和传感器数据的新能源风力发电机转子断裂故障诊断算法实际应用效果进行分析时,本文以某新能源风力发电机的转子为基础,开展了对比测试。其中,对照组分别采用文献[6]提出的基于定子电流的风力发电机齿轮箱诊断算法和文献[7]提出的基于机器学习的风力涡轮机行星齿轮箱振动故障诊断算法。通过对比3种不同算法在相同测试条件下对于发电机转子断裂故障的诊断效果,对本文算法的应用性能作出评价。

对于测试环境的设置,本文构建如图3所示的风力发电机多回路转子图。

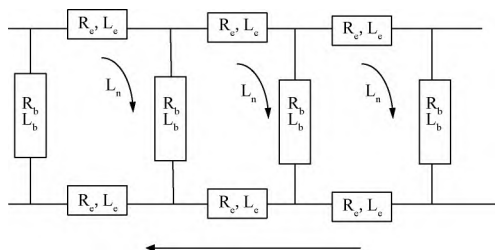


图3 测试风力发电机多回路转子图

结合图3的风力发电机多回路转子结构示意图,对其相关运行参数进行设置。具体如表1所示。

表1 测试环境运行参数设置

参数	数值
额定功率 P/kW	3
最大转速 $n_{max}/(r \cdot \min^{-1})$	2 440
输入电压 U/V	380
频率 f/Hz	50
额定电流 I/A	6.8
绕组电阻 R_c/Ω	1.90
绕组自感 L/H	0.35
电阻阻值 R/Ω	2.799
定子自感 L_M/H	0.35
定子互感 L_h/H	0.33

其中,定子绕组的连接方式为Y连接,在起动状态下,起动时间为5.0 s。以此为基础,分别设置不同的断裂故障状态,测试不同方法的诊断效果。

2.2 测试结果与分析

2.2.1 重度裂纹状态测试

对转子端点施加偏心质量,模拟突然风力变化、急剧的转速调整或额外的冲击力。通过改变水平方向振动响应,观察转子端点轴心轨迹变形情况,具体轨迹如图4所示。根据图4轨迹设定重度裂纹深度为12.4 μm ,进而改变转子振动响应。

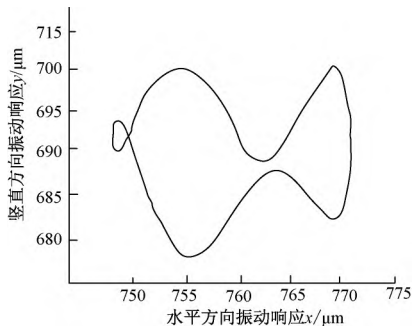


图4 重度裂纹状态下轴心轨迹

在此基础上,测试不同算法在不同转速下对应的诊断结果,得到的测试结果如表2所示。

表2 重度裂纹状态下不同算法转子深度诊断结果对比

编号	设置转速 $n/(r \cdot \min^{-1})$	转子深度 $\delta/\mu m$		
		文献[6]方法	文献[7]方法	本文方法
1	1 000	12.40	12.40	12.40
2	1 200	12.36	12.37	12.39
3	1 400	12.44	12.45	12.42
4	1 600	12.56	12.53	12.42
5	1 800	12.68	12.70	12.43
6	2 000	12.75	12.72	12.43
7	2 200	12.85	12.82	12.43
8	2 400	12.96	12.87	12.44

由表2的测试结果可以看出,在3种不同算法的测试结果中,对于发电机转子裂纹深度的诊断结果与实际设置值之间的关系表现出了明显的差异。在文献[6]方法中,随着发电机转速的增加,对于转子裂纹深度的诊断结果误差逐渐加大,当发电机转速为2 400 r/min时,裂纹深度的诊断结果为12.96 μm ,与实际深度之间的差值达到了0.56 μm 。在文献[7]方法中,对于转子裂纹深度的诊断结果误差也与发电机转速表现出了明显的发展关系,但是具体的误差程度与在文献[6]方法相比明显降低,当发电机转速为2 400 r/min时,裂纹深度的诊断结果为12.87 μm ,与实际深度之间的差值为0.47 μm 。相比之下,本文设计诊断算法的测试结果表现出了较高的稳定性,当发电机转速为2 400 r/min时,裂纹深度的诊断结果为12.44 μm ,与实际深度之间的差值为0.04 μm ,分别低于两个对照组0.52 μm 和0.43 μm ,具有明显的优势。

2.2.2 中度裂纹状态测试

对转子端点施加沿着轴向方向的载荷,通过增加冲击力或振动力的强度和持续时间,使轴心轨迹出现明显的畸变或不规则性,反映裂纹扩展对转子运动特性的影响。通过改变轴向载荷大小,观察转子端点轴心轨迹形变情况,具体轨迹如图5所示。根据图5轨迹设定中度裂纹深度为10.25 μm ,进而使转子发生畸变。

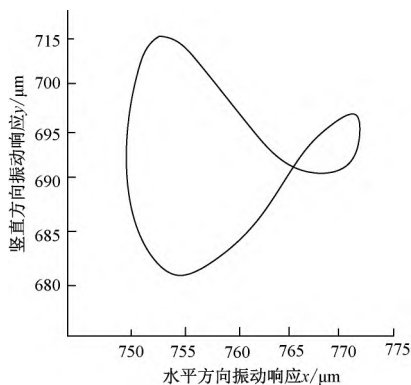


图5 中度裂纹状态下轴心轨迹

在此基础上,测试不同算法对应的诊断结果,得到的测试接轨如表3所示。

结合表3的测试结果,对3种算法的诊断效果进行分析,可以发现其与定点位置的测试结果相比存在较为明显的变化。在文献[6]方法中,对于转子裂纹深度的诊断结果误差受发电机转速的影响更加明显,当发电机转速为1 000 r/min时,对应的误差为0.01 μm ,当发电机转速为2 400 r/min时,误差达到0.78 μm 。在文献[7]方法的测试结果中,虽然对转子裂纹深度的诊断结果误差并未明显受到发电机转

速的影响,但是其误差始终处于较高水平,基本稳定在0.35~0.47 μm 区间范围内,对于实际的电机转子断裂故障工作而言,存在一定的提升空间。相比之下,在本文诊断算法的测试结果中,对于转子裂纹深度的诊断结果误差始终稳定在0.03 μm 以内,最大值仅为0.02 μm ,具有较高的准确性。

表3 轻度裂纹状态下不同算法转子深度诊断结果对比

编号	设置转速 $n/(r \cdot \text{min}^{-1})$	转子深度 $\delta/\mu\text{m}$		
		文献[6]方法	文献[7]方法	本文方法
1	1 000	10.26	10.65	10.25
2	1 200	10.30	10.62	10.26
3	1 400	10.39	10.59	10.27
4	1 600	10.50	10.68	10.27
5	1 800	10.69	10.69	10.26
6	2 000	10.78	10.72	10.25
7	2 200	10.82	10.67	10.26
8	2 400	11.03	10.66	10.27

2.2.3 轻度裂纹状态测试

对转子端点施加振动频率,调整冲击力或振动力的幅度,使轴心轨迹发生偏离。通过调节旋转速度,观察转子端点轴心轨迹的频谱图和周期变化,具体轨迹如图6所示。根据图6轨迹设定轻度裂纹深度为7.30 μm ,通过外部激励使转子发生微小波动。

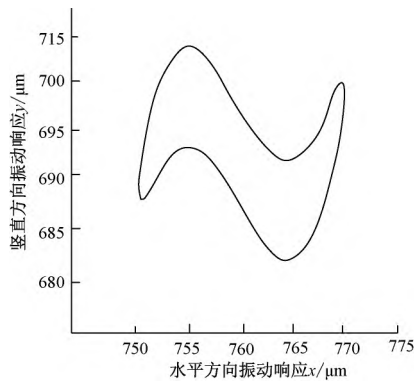


图6 轻度裂纹状态下轴心轨迹

在此基础上,测试不同算法在不同转速条件下对应的诊断结果,得到的测试结果如表4所示。

表4 中度裂纹状态下不同算法转子深度诊断结果对比

编号	设置转速 $n/(r \cdot \text{min}^{-1})$	转子深度 $\delta/\mu\text{m}$		
		文献[6]方法	文献[7]方法	本文方法
1	1 000	7.30	7.30	7.30
2	1 200	7.32	7.26	7.30
3	1 400	7.65	7.25	7.31
4	1 600	7.63	7.39	7.31
5	1 800	7.63	7.45	7.32
6	2 000	7.66	7.62	7.32
7	2 200	7.42	7.71	7.32
8	2 400	7.45	7.89	7.33

结合表4的测试结果,对3种算法的诊断效果进行分析,其中,在文献[6]方法的测试结果中,当发电机转速在1 400~2 000 r/min范围内时,其对于转子裂纹深度的诊断结果误差明显较大,均达到了0.30 μm 以上,但是当发电机转速低于1 400 r/min或高于2 000 r/min时,对应的诊断结果表现出了较高的准确性,误差稳定在0.20 μm 以内。在文献[7]方法的测试结果中,当发电机转速在1 200~1 400 r/min范围内时,出现了裂纹深度诊断结果低于实际值的情况,这对于后续相关维护管理工作的开展而言,是十分不利的,可能会造成故障维修不及时的情况,诱发严重的安全问题,不仅如此,当发电机转速为2 400 r/min时,裂纹深度的诊断结果为7.89 μm ,与实际深度之间的差值为0.59 μm ,处于较高水平。相比之下,在本文算法的测试结果中,转子裂纹深度诊断结果的误差始终稳定在0.03 μm 以内,具有较高的可靠性。

综合上述3组测试结果可以得出结论,本文设计的基于卷积神经网络和传感器数据的新能源风力发电机转子断裂故障诊断算法可以结合不同位置的转子运行状态数据,实现对其断裂故障的准确诊断,对于实际的检查维修工作而言,具有较为重要和良好的应用价值和指导意义。

3 结 语

为了最大限度降低发电机转子断裂故障对于整体新能源风力发电机组运行性能的影响,对其进行准确诊断是十分必要的。本文提出一种基于卷积神经网络和传感器数据的新能源风力发电机转子断裂故障诊断方法,实现了对不同运行状态下转子裂纹情况的准确判断,具有良好的诊断效果可为实际的发电机转子维护管理工作提供帮助。

参考文献

- [1] 樊苗苗,夏小康,顾涛,等. 太阳能光伏光热/催化净化复合技术的研究进展[J]. 太阳能学报, 2023, 44(7): 96-106.
- [2] 彭海涛,何山,袁至,等. 基于改进转子转速和桨距角协调控制的变速风电机组一次调频策略[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(9): 87-94.
- [3] 唐升卫,李世明,胡春潮,等. 基于频率反馈锁相的双馈感应风力发电机频率稳定控制方法[J]. 可再生能源, 2022, 40(4): 520-526.
- [4] 黄磊,戴金跃,胡阳,等. 基于优化极限学习机的涡轮发动机转子碰摩故障诊断[J]. 机床与液压, 2022, 50(14): 189-194.
- [5] 邵海东,李伟,刘翊,等. 时变转速下基于双阈值注意力生成对抗网络和小样本的转子-轴承系统故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(12): 215-224.
- [6] ISSAADI I, HEMSAS K E, SOUALHI A. Wind turbine gearbox diagnosis based on stator current[J]. Energies, 2023, 16(14): 5286.
- [7] AMIN A, BIBO A, PANYAM M, et al. Vibration based fault diagnostics in a wind turbine planetary gearbox using machine learning[J]. Wind Engineering, 2023, 47(1): 175-189.
- [8] 王国柱,李伟. 模糊支持向量机在船舶发电机故障诊断中的优化应用[J]. 舰船科学技术, 2021, 43(18): 133-135.
- [9] 胡宇,唐小峰,文永康,等. 基于贝叶斯网络的风力发电机故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(4): 51-58.
- [10] 郭瑞东,陈燕,崔江. 基于FPGA的同步发电机旋转整流器故障监测系统[J]. 微特电机, 2021, 49(3): 47-49, 55.
- [11] 曹建明. 基于多源信息融合的风力发电机故障诊断研究[J]. 自动化应用, 2021(3): 84-85, 88.
- [12] 张言纯,王爱元,李恒,等. 基于D-S证据融合的双馈风力发电机转子匝间短路故障诊断[J]. 上海电机学院学报, 2021, 24(1): 6-12.

作者简介:俞勤新(1991—),男,工程师,主要研究方向为风电场升压站继电保护、风电场运行检修等。

杨晓峰(1992—),男,工程师、经济师,主要研究方向为综合能源场站开发、新能源项目运维、技经评价等。

[主要栏目]

- | | | |
|--------|--------|---------|
| • 理论研究 | • 综述 | • 机器人技术 |
| • 设计分析 | • 生产技术 | • 国内外动态 |
| • 驱动控制 | • 读者园地 | • 专题讲座 |