

基于 1D - CNN 的振弦传感器故障 诊断及修复系统

王祥安¹, 王 辉², 李永红¹, 李 钊², 景波云¹, 刘艳平¹

(1. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106;

2. 中国长江电力股份有限公司, 湖北 宜昌 443002)

摘要:针对振弦传感器在应力监测过程中, 受到埋设不良、接线过长、激振不足等影响, 可能会无法准确测量的问题, 提出了一种基于一维卷积神经网络(1D - CNN)的振弦传感器故障诊断方法, 以振弦传感器输出信号幅值为输入, 能快速准确诊断故障。同时, 采用短时傅里叶变换, 找到信号中的衰减分量, 实现了对一种振弦传感器故障的修复, 使得传感器重新投入运行。最后构建了振弦传感器的故障预测与健康管理系统(Prognostics and Health Management, PHM)系统, 对振弦传感器故障识别、诊断及修复具有一定意义。

关键词:振弦传感器; 一维卷积神经网络; 短时傅里叶变换; 故障预测与健康管理系统

中图分类号: TH823

文章编号: 1000 - 0682(2025)02 - 0087 - 05

文献标识码: A

DOI: 10. 19950/j. cnki. CN61 - 1121/TH. 2025. 02. 016

Fault diagnosis and restoration system for vibrating wire sensor based on 1D - CNN

WANG Xiang'an¹, WANG Hui², LI Yonghong¹, LI Zhao², JING Boyun¹, LIU Yanping¹

(1. NARI Technology Co., Ltd., Jiangsu Nanjing 211106, China; 2. China Yangtze Power Co., Ltd., Hubei Yichang 443002, China)

Abstract: In the stress monitoring process, the vibrating wire sensor may fail to measure accurately due to poor installation, excessive wiring length, and inadequate excitation. A vibrating wire sensor fault diagnosis method based on a one - dimensional convolutional neural network (1D - CNN) has been introduced to assess the sensor's functionality and pinpoint instrument malfunctions. The method utilizes the output signal amplitude of the vibrating wire sensor as input, enabling rapid and precise fault diagnosis. Additionally, employing the short - time Fourier transform, the decay components within the signal were identified, facilitating the repair of a vibrating wire sensor fault and restoring the sensor to operation. Ultimately, a Prognostics and Health Management (PHM) system for vibrating wire sensors has been developed, significantly aiding in the identification, diagnosis, and repair of sensor faults.

Keywords: vibration string sensor; one dimensional convolutional neural network; short time Fourier transform; fault prediction and health management system

0 引言

振弦传感器在工作过程中, 受到恶劣外界条件和自身特性的影响, 导致频率测量不准确, 从而影响测量应力的准确性, 对抽水蓄能电站的安全监测产

生一定的危险。从减小外界环境对振弦传感器干扰出发, 文献[1]应用新型振弦式传感器构成桥梁施工安全监测系统, 实现了系统监测的稳定可靠。文献[2]采用对振弦传感器温度补偿的方法, 对传感器输出数据进行融合处理, 极大地减小了温度误差; 文献[4]采用频域法来测量振弦传感器的输出频率, 能够有效地提高测量精确度, 同时还能够得到信号的信噪比, 信号衰减率。文献[5]针对时域法测量仪器测值异常的情况, 将其更换为频域法, 有效地改善了时域法所带来的受噪声干扰大的问题, 修复

收稿日期: 2024 - 07 - 15

基金项目: 该成果由长江电力股份有限公司项目 Z242302017 资助。

第一作者: 王祥安(1998—), 男, 安徽滁州人, 研究生, 主要研究方向为抽水蓄能电站安全监测。

率高达 99.5%。目前,国内外学者对如何减小界干扰对振弦传感器测量的影响取得了很多成果,但是对振弦传感器故障和故障修复的研究较少。而往往振弦传感器在施工期随主体工程进行安装埋设,大部分已经投入使用多年,许多振弦传感器出现埋设不良、激振不足等问题,导致传感器不工作或工作效果不好。这些问题有时远比外界恶劣环境造成的干扰严重得多。由于振弦传感器实际采集到的数据中含有大量的噪声干扰,难以对其直接利用,因此通常需要先对原始数据进行特征提取来获取与故障相关的特征,如小波包变换^[6]、快速傅里叶变换^[7]、经验模态分解和主元分析法等常见的特征提取方法。再根据有效故障特征进行故障分类,有支持向量机^[11]、BP 神经网络^[12]等方法。以上研究可视为多个特征提取与分类方法的相互组合,但是特征提取高度依赖人工设计与工程实践,且难以保证实时性。

因此,该研究的创新点在于提出了一种基于一维卷积神经网络的振弦传感器故障诊断方法,能够实现端对端的准确故障诊断。同时采用短时傅里叶变换,找到衰减的振弦传感器输出信号,实现了一种振弦传感器故障修复。最后,根据 PHM 系统基本框架,构建了基于 1D - CNN 的振弦传感器故障诊断及修复的 PHM 系统,对振弦传感器故障早期识别、诊断与修复具有一定的意义。

1 振弦传感器工作原理和故障原因

1.1 振弦传感器工作原理

振弦传感器的等效物理模型通常被简化为一根两端固定且张紧的弦,其自振频率如下:

$$f = \frac{1}{2l} \sqrt{\frac{\sigma}{\rho}} \quad (1)$$

其中 f 为弦的自振频率, l 为弦的有效长度, σ 为弦的截面张(应)力, ρ 为弦的材料密度。当振弦传感器受到外部力作用时,钢弦的振动频率就会随之改变。测量时,对振弦传感器进行激振,使钢弦震荡,通过测量拾取钢弦的固有振动频率,就能通过标定关系解得传感器受到的外部力的大小^[13]。单线圈振弦传感器简化物理模型如图 1 所示。

1.2 振弦传感器故障原因

文献[14]分析总结了振弦传感器故障原因,包括:

- (1) 传感器埋设状态不良,传感器钢弦或者基座完全松动;
- (2) 传感器屏蔽效果不良,接地不良;

(3) 传感器接线过长,振弦激振电压不够,接触电阻大;

(4) 传感器埋设区域状况不良有关,噪声干扰或传感器性能下降;

(5) 振弦末端物理连接不好;

(6) 传感器受到强电设备干扰等。

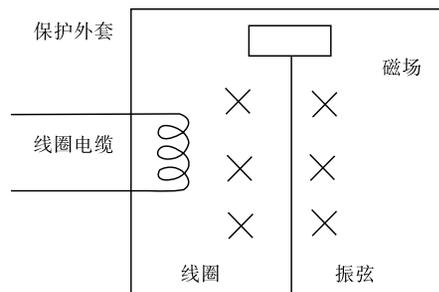


图 1 单线圈振弦传感器简化物理模型

根据传感器故障原因的不同,对应的解决方法也不同。振弦传感器需要对输出信号进行放大滤波,设计的滤波区间为 400 ~ 6000 Hz,故障(2)中的工频电压干扰会被滤除。故障(4)在时域测量方法下误差较大,但是采用频域法测量频率,测量能较准确。而故障(3)和(5)会导致信噪比较低,传感器的工作信号淹没在噪声中。此时,不论采用时域测量方法还是频域测量方法,都无法得到准确的测量值,甚至会测量得到噪声的频率值,导致测量结果准确性大大降低。故障(6)会导致频率衰减迅速,因此无法测得准确的频率值。采用基于信号处理的故障诊断方法,无法对故障原因进行有效辨识,同时需要对传感器进行历史测值比对,才能确定故障的发生。因此该文基于机器学习的方法,提出了基于 1D - CNN 的振弦传感器故障诊断。

2 振弦传感器故障诊断

2.1 一维卷积神经网络的基本结构

CNN 是一个典型的深度前馈神经网络,一般由卷积层、池化层和全连接层等组成,适合海量数据的处理与学习,1D - CNN 的基本网络结构如图 2 所示^[15]。

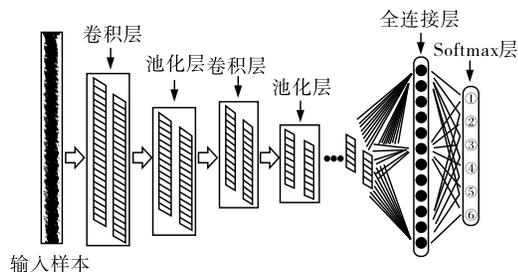


图 2 一维卷积神经网络的基本网络结构图

1D-CNN通过直接输入样本,进入卷积层进行卷积运算,不断得到logits值。同时采用修正线性单元(ReLU)作为隐含层激活函数,可以提高网络的稀疏性,有效防止过拟合问题。为了增加模型的稀疏性和提高网络训练速度,需要使用池化层对卷积层所学习到的特征进行降维约简。最后,进入分类层进行分类。为了使模型的输出与预期值达到一致,需要用损失函数衡量输出与预期值之间的距离,当处理多分类问题时,通常会采用交叉熵损失函数^[16]。

2.2 振弦传感器故障诊断模型

振弦传感器不同工作状态下的时域信号各不相同。振弦传感器输出信号幅值在工作中不断衰减,正常工作状态下,信号幅值约为2~6 mV;而激振不良或者未工作情况下,同时受到固定的强弱噪声干扰,信号幅值均仅为零点几毫伏,两种工作状态相混淆,无法用时频域法将其区分开来。因此,采用一维卷积神经网络是较为准确有效的方法,并以信号幅值作为一维卷积神经网络的输入较为合适。

由于实际故障数据采集较为困难,该文基于(1)传感器埋设状态不良,传感器钢弦或者基座完全松动;(2)传感器激振电压不够;(3)传感器埋设区域状况不良,受噪声干扰或传感器性能下降;(4)振弦末端物理连接不好;(5)振弦传感器受到强电设备干扰,频率衰减率大这5种故障原因,与传感器正常工作状态,仿真生成总数据集大小为3600,从中抽取训练集和测试集,比例为3:1,其中训练集大小为2700,测试集大小为900,故障状态与正常工作状态数据集大小均设置为600。

数据选取方面,综合考虑采样频率和采样点数对采样精度的影响,选取采样频率为48 kHz,采样点数为1024,计算得到振动采样时间约为21.34 ms,同时,考虑到激振初期弦受迫激励会存在一个瞬态响应期 Δt ,在这个期间,振弦的振动不稳定,不适宜进行频率测量, Δt 约为75~100 ms。因此,开始选取样本时间设置为100 ms,选取样本结束时间设置在121.34 ms。经过100次训练后,训练集与测试集预测结果如图3所示。从图3(a)和(b)可以得出通过1D-CNN学习的训练集准确率为99.93%,这表明卷积神经网络能够非常准确的识别出振弦传感器不同工作状态下的信号;同时在测试集下的准确率为99.81%,这表明卷积神经网络能够通过振弦传感器

输出信号,非常准确的判断当前振弦传感器是否存在故障,处于何种故障下。

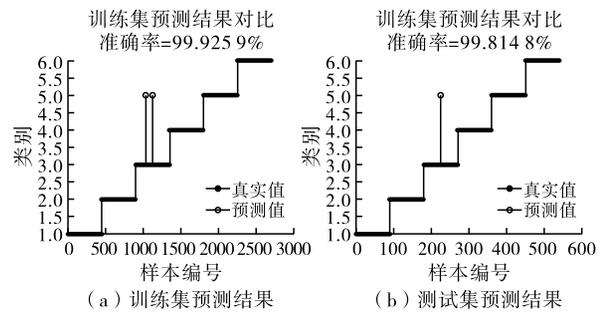


图3 基于1D-CNN的振弦传感器输出信号预测结果

经过一维卷积神经网络学习和训练后,对应生成一个振弦传感器故障诊断模型。在进行故障诊断时,将未知状态的振弦传感器信号输入到相应的模型中,模型就能输出传感器的运行状态。所搭建的振弦传感器故障诊断模型结构体系如图4所示。

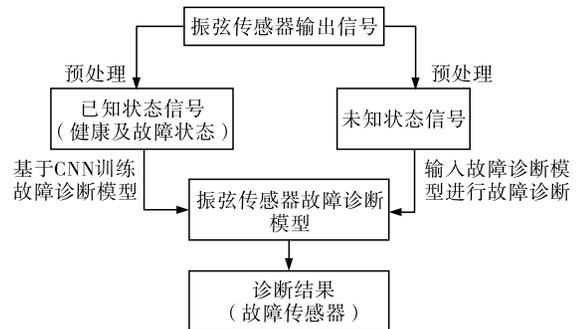


图4 振弦传感器故障诊断模型

2.3 模型对比

为了验证一维卷积神经网络振弦传感器故障诊断模型的诊断效果,采用小波变换提取特征值,分别输入至卷积神经网络和支持向量机法进行故障分类,构成小波变换-神经网络模型(WPT-NN)和小波变换-支持向量机(WPT-SVM)模型,与该文提出模型对比。首先,采用3层小波变换对信号进行分解,对8个小波包系数重构进行包络谱分析,近似得到8个分量信号。然后提取了包括采样信号最大值、方差、偏度、峰值因子等16个时域特征组成了长度为128的特征向量,作为WPT-NN和WPT-SVM的输入。每个模型进行100次训练,每次训练更新权重后,从测试集中随机选取100组进行测试,重复10次实验,各算法在测试样本的诊断结果如图5所示。

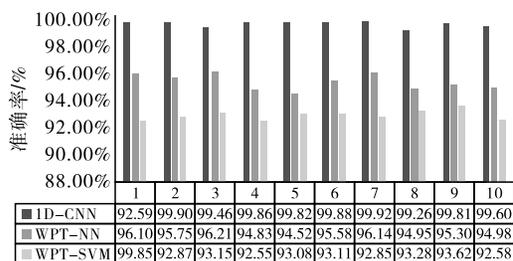


图5 各算法在测试样本的诊断结果

可以看出,采用直接输入振弦传感器信号幅值的1D-CNN模型训练精度最高,诊断效果最好。

3 基于STFT的振弦传感器故障修复及PHM系统

振弦传感器的频域测量法,能有效改善时域法所带来的受噪声干扰大的困扰,但是采用频域法仍然未能解决传感器接线过长、激振不良,导致输出信号幅值低,所淹没在固定噪声中的问题。工程实践表明,采用频域法测量后,仍存在测值异常的振弦传感器中,约有90%是因为传感器接线过长或激振电压不够,5%是因为传感器正常工作但受到强噪声,5%是因为传感器未工作。但是由于振弦传感器在施工期就随主体工程进行安装埋设,无法对其结构和接线进行修改和更换。为此,该研究采用短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT),通过找到衰减的工作频率信号,对接线过长或激振不良的振弦传感器进行修复。具体修复方法如下:

(1)首先通过该文上述方法实现振弦传感器故障检测,确定传感器故障类型为接线过长、激振电压不够;

(2)采用短时傅里叶变换测量振弦传感器输出信号频率和幅值,找出所有信号幅值衰减的频率分量;

(3)验证该衰减分量是否满足振弦传感器输出信号的衰减规律,若满足则以此信号频率作为振弦传感器的工作频率。若不满足,则说明该信号是自然存在的衰减噪声,另取下一个工作周期,重复上述修复步骤。

实验室对一激振不良的振弦传感器,使用上述修复方法进行修复。该振弦传感器正常工作频率为1025.4 Hz,同时设置了频率为1000 Hz的固有噪声信号和一个频率为960 Hz的快速衰减噪声信号。对激振不良的振弦传感器输出信号做短时傅里叶变换,并将测算结果以直线进行标识,如图6所示。

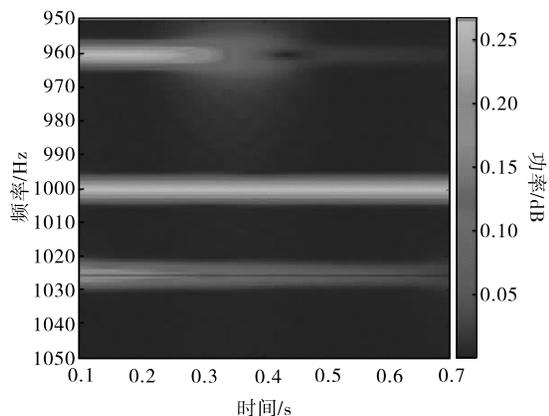


图6 短时傅里叶变换的频率-时间功率图

从图中可得,测量出的衰减信号频率为1025.5 Hz,测量精度较高。将提取出的衰减信号幅值放大20倍,并与正常工作振弦传感器衰减规律相拟合,如图7所示。

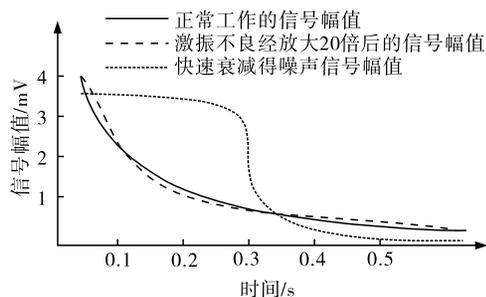


图7 激振不良信号幅值与正常工作信号幅值拟合曲线图

可以看出,拟合效果较好,验证了该衰减信号是振弦传感器的输出信号,以此频率值作为该激振不良的振弦传感器输出信号频率,从而达到修复的目的。

PHM技术近些年来发展迅速,广泛应用于机械故障诊断与修复中。文献[17]建立了PHM基本框架,包括数据层、方法层、功能层和决策层。上述已经实现了振弦传感器的信号采集和数据预处理,并且经由1D-CNN进行深度学习提取特征,对振弦传感器故障状态进行了识别及诊断;经由短时傅里叶变换对一种故障的振弦传感器进行了修复。根据PHM基本框架,该文构建了振弦传感器故障诊断与修复的PHM系统,如图8所示。

4 结论

随着两河口等抽水蓄能电站的建设,抽水蓄能电站面临着诸如高海拔、总装机容量大、运行环境恶劣等挑战。振弦传感器作为抽水蓄能电站应力监测的核心设备,其工作状态决定了测量应力的准确性。该文研究成果如下:

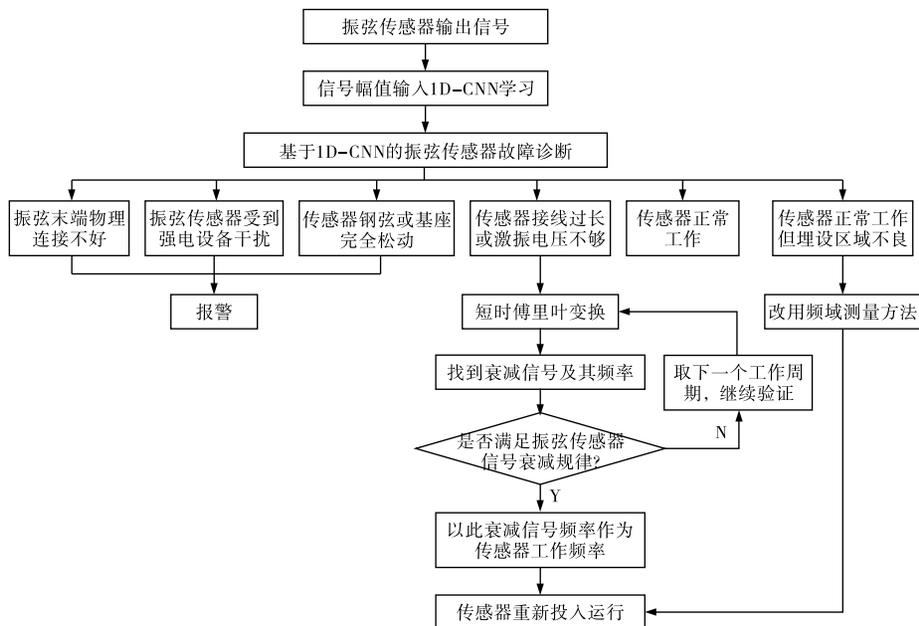


图8 振弦传感器故障诊断及修复的PHM系统

(1)通过直接将振弦传感器输出信号幅值经由一维卷积神经网络进行学习,提出了基于1D-CNN的振弦传感器故障诊断方法,建立了振弦传感器故障诊断模型,实现了运行数据端和故障诊断端的直接联系,能够准确有效的对振弦传感器进行故障诊断;

(2)对接线过长和激振不良,且输出信号淹没在噪声中的振弦传感器,采用短时傅里叶变换,找到衰减中的振弦信号,实现了振弦传感器故障修复;

(3)构建了振弦传感器故障诊断与修复的PHM系统,对振弦传感器故障早期识别、诊断与修复具有一定的意义。

参考文献:

[1] 车铁成,邓涛,谢荣凯,等.基于振弦式传感器的桥梁施工安全监测系统设计[J].自动化与仪器仪表,2021(11):91-95.

[2] 琚家正,王勇,徐立新,等.公路边坡监控中传感器数据误差的处理方法研究[J].工程技术研究,2020,5(24):21-23.

[3] DIWAKAR G, ROY L P. Statistical frequency estimation techniques for vibrating wire sensor signals[C]. TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON), 2019: 1774 - 1777.

[4] 毛索颖,黄跃文,李云友.基于频谱反馈的振弦传感器自适应激励策略研究[J].传感技术学报,2023,36(04):522-528.

[5] 姜云辉,程曦,金鑫鑫.基于频域法的振弦式传感器在南水北调中线安全监测中的应用[C].中国水利学会2019学术年会,2019:317-321.

[6] 胡业林,马向阳,钱文月,等.基于小波包信息熵和SO-SVM的滚动轴承故障诊断[J].电子测量技术,2023,46(14):80-86.

[7] 田广强,乔珊珊,侯奥,等.基于快速傅里叶变换和改进T-S模糊神经网络集成模型的逆变器开路故障诊断方法研究[J].电力科学与技术学报,2023,38(06):76-86.

[8] 李娜,曹丽明.一种风力发电机轴承故障智能诊断方法[J].工业仪表与自动化装置,2022(05):103-108.

[9] 徐婧雯,杨平,阴晓俊.基于EMD分解和Levy-SSA-BP神经网络的齿轮故障诊断[J].机械传动,2024,48(05):152-157.

[10] 唐煜,冯笑凡,窦光武,等.锈蚀工况下振弦式应变传感器补偿理论及计算[J].公路交通科技,2023,40(12):115-124.

[11] 曲晓峰,陈光伟.基于改进支持向量机的抽水蓄能发电机转子绕组接地故障检测方法[J].工业仪表与自动化装置,2023(01):97-102.

[12] 樊怀聪,田禾,冯明文,等.基于粒子群算法优化BP神经网络的轴承故障诊断[J].机械制造与自动化,2024,53(03):45-49.

[13] 唐世祥,陈康,赵韧,等.振弦式传感器在大坝安全监测系统中的应用及施工期监测分析[J].水利水电技术,2020,51(S2):361-366.

[14] 郝泽嘉,黄伟,马洪亮.频谱分析技术在南水北调中线干线工程安全监测仪器鉴定中的应用[C].中国水利学会2019学术年会,2019:406-412.

[15] 吴定海,任国全,王怀光,等.基于卷积神经网络的机械故障诊断方法综述[J].机械强度,2020,42(05):1024-1032.

[16] 李世晓,杜锦华,龙云.基于一维卷积神经网络的机电作动器故障诊断[J].电工技术学报,2022,37(S1):62-73.

[17] 李彦夫,韩特.基于深度学习的工业装备PHM研究综述[J].振动.测试与诊断,2022,42(05):835-847+1029.