

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.060

深度残差网络和振动数据重组下采煤机齿轮传动故障检测

孟鑫

(内蒙古黄陶勒盖煤炭有限责任公司,内蒙古自治区 鄂尔多斯 017300)

摘要:采煤机齿轮传动故障自动检测效果对于保证采煤机的作业效率具有重要意义。因此,提出基于深度残差网络和振动数据重组的采煤机齿轮传动故障自动检测方法。依据采煤机齿轮传动装置振动幅值、相位以及频率特性,计算齿轮传动的振动信号;通过稀疏度自适应匹配追踪算法完成多维振动信号重构,将重构的振动信号输入改进深度残差网络模型中,通过对模型进行振动信号特征提取并处理后,输出采煤机齿轮传动故障检测结果。测试结果显示:该方法可较好地完成齿轮传动信号重建;保证信号时序均匀分布;可靠提取齿轮振动信号特征;精准输出不同类别的故障诊断结果。

关键词:深度残差网络;振动数据重组;采煤机;齿轮传动故障;自动检测;振动特性

中图分类号:TH132.41 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)01-0320-05

Gear Transmission Fault Detection in Coal Mining Machines Based on Deep Residual Network and Vibration Data Recombination

MENG Xin

(Inner Mongolia Huangtaolegai Coal Mine Co., Ltd., Ordos 017300, China)

Abstract: Since the automatic detection effect of gear transmission faults in coal mining machines is of great significance for ensuring the operational efficiency of coal mining machines, a method for automatic detection of gear transmission faults in coal mining machines based on deep residual networks and vibration data recombination is proposed. The method calculates the vibration signal of the gear transmission based on the vibration amplitude, phase, and frequency characteristics of the gear transmission device of the coal mining machine. The multi-dimensional vibration signal reconstruction is completed with the sparsity adaptive matching tracking algorithm. The reconstructed vibration signal is input into the improved deep residual network model. After extracting and processing the vibration signal features through the model, the fault detection results of the coal mining machine gear transmission are output. The test results show that the proposed method can effectively reconstruct gear transmission signals, ensure uniform distribution of signal timing, extract gear vibration signal features reliably, and output fault diagnosis results in different categories with accuracy.

Keywords: deep residual network; vibration data recombination; coal mining machine; gear transmission failure; automatic detection; vibration characteristics

0 引言

正常情况下,采煤机在作业过程中,主要是通过机械传动装置的动力传动来满足其运行方式和方向的需求^[1-2]。机械传动系统是以齿轮传动为主,在运行过程中不可进行变速,但是其设有变速齿轮副,以此保证采煤机对于不同截割速度的需求^[3]。但是随着齿轮的高频转动,会发生不同类别的故障,例如磨损、裂缝、断齿等。齿轮一旦发生故障,会影响采煤机的正常作业,降低煤矿生产效率^[4]。因此实现采煤机齿轮传动故障自动检测,是保证其正常作业的基础。文献[5]为实现齿轮故障检测,以齿轮运行信号为依据,对其进行

信号降噪和分解处理后,完成故障检测工作;但是该方法应用过程中,对于早期隐患故障的检测效果不理想。文献[6]为实现齿轮故障检测,主要针对齿轮早期磨损情况的信号进行分解,依据分解信号完成早期磨损故障诊断;但是该方法在应用过程中,对于其他故障的检测精度较差。

深度残差网络(deep residual network, ResNet)通过引入残差模块^[7],使网络具备跳跃连接能力,提升网络性能。数据重组是一种数据处理方法^[8],其主要用于完成数据分解以及重构,生成新的重组数据,能够深度获取数据的内在特性和关联。因此,文中为实现采煤机齿轮传动故障自动检测,提出基于深度残差网络和振动数据重

作者简介:孟鑫(1982—),男,山东济南人,高级工程师,硕士,研究方向为冲击地压与岩体控制,o8005810@163.com。

组的采煤机齿轮传动故障自动检测方法。

1 采煤机齿轮传动故障自动检测

1.1 采煤机齿轮传动装置振动特性

采煤机齿轮传动装置通过主动齿轮和从动齿轮之间的啮合传动实现设备运动^[9],驱动采煤机的运动。采煤机齿轮传动装置结构如图1所示。

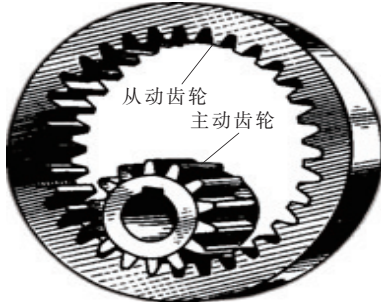


图1 采煤机齿轮传动装置结构

采煤机齿轮传动装置在高频转动中会导致采煤机的整体状态受到影响。齿轮在运行过程中,主要通过传感器采集其振动信号,如果齿轮运动状态变量用 X 表示,其包含振动幅值 p_1 、相位 p_2 以及频率 f ,即 $X = \{p_1, p_2, f\}$, c_h 为齿轮副的线性啮合阻尼,以此构建采煤机齿轮传动装置动力学状态方程如式(1)所示。

$$\delta = \frac{p_1}{I_1} r_{b1} - \frac{p_2}{I_2} r_{b2} - s_f \quad (1)$$

式中: r_{b1} 和 r_{b2} 为两个齿轮的基圆半径; s_f 为流变量; I_1 和 I_2 为两个齿轮在转动过程中的惯量。

当齿轮发生故障后,会直接影响啮合振动时的幅值和相位,形成时变工况^[10],如果该工况的拟合频率用 $f_m(t)$ 表示,则齿轮的振动信号计算公式为

$$x(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \{ [1 + a_n(t)] p_1 \cos[2\pi n \int f_m(t) dt + b_n(t)] + p_2 \} \quad (2)$$

式中: n 为齿轮数量; $a_n(t)$ 和 $b_n(t)$ 分别为幅值调制函数和频率调制函数; p_1 为振动幅值初始值; p_2 为相位初始值。

1.2 采煤机齿轮振动数据重组

为保证采煤机齿轮传动故障检测可靠性,选择稀疏度自适应匹配追踪算法对振动信号进行重构^[11],通过重构处理获取描述齿轮振动状态的信号。

稀疏度自适应匹配追踪算法能够在未知信号

稀疏条件下,将满足有限等距特性的系数信号实现快速重构。

如果齿轮振动信号的数量为 n ,按照振动信号采集的先后顺序用 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 表示,则式(2)振动方程可转换成

$$\mathbf{y} = \mathbf{H} \mathbf{x} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{H}$ 为齿轮振动特性和采样点数量的矩阵; $\mathbf{y}$ 表示齿轮振动信号经过稀疏度自适应匹配追踪算法处理后的观测信号。

$\mathbf{H}$ 与齿轮的震动频率以及采样传感器的数量相关,如式(4)所示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \cos(2\pi f_1 t_1) & 1 \\ \cos(2\pi f_1 t_2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \cos(2\pi f_1 t_n) & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

基于此可采用 $\mathbf{H}$ 伪逆和采样点数据的乘积描述振动方程系数,如式(5)所示。

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}^* \mathbf{y} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{H}^*$ 为 $\mathbf{H}$ 伪逆,即信号重构结果。

在上述公式基础上,为获取振动信号的 $\mathbf{H}^*$ 结果,依据提前标定测试进行系数重构。通过上述步骤即可完成齿轮1阶振动的信号重构^[12]。

齿轮的多维振动信号重构如式(6)所示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \cos(2\pi f_1 t_1) & \cdots & \cos(2\pi f_Q t_1) & 1 \\ \cos(2\pi f_1 t_2) & \cdots & \cos(2\pi f_Q t_2) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ \cos(2\pi f_1 t_N) & \cdots & \cos(2\pi f_Q t_N) & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: Q 为齿轮振动阶次; $t_1, t_2, \dots, t_N$ 为振动信号采集的时间序列。

依据1阶振动信号的同样方式获取 $\mathbf{H}$ 的 $\mathbf{H}^*$,以此获取采煤机齿轮传动的振动信号重构结果,重构数据的维度与原始数据一致。

1.3 齿轮传动故障检测模型构建与求解

通过1.2节完成采煤机齿轮传动的振动信号重构后,依据重构信号进行故障检测^[13],结合采煤机的齿轮传动特点,文中选择改进深度残差网络模型完成齿轮传动故障检测,模型结构如图2所示。

改进深度残差网络模型采用3个改进残差模块堆叠形成残差堆叠块,以此提升模型深度,能够获取振动信号的深层次特征。

将重构获取的 $\mathbf{H}^*$ 结果作为改进深度残差网络模型的输入数据,通过模型的学习,输出采煤机齿轮传动故障诊断结果。整体流程如图3所示。

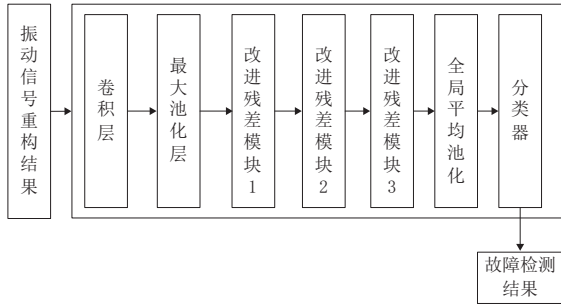


图2 改进深度残差网络的齿轮传动故障检测模型结构

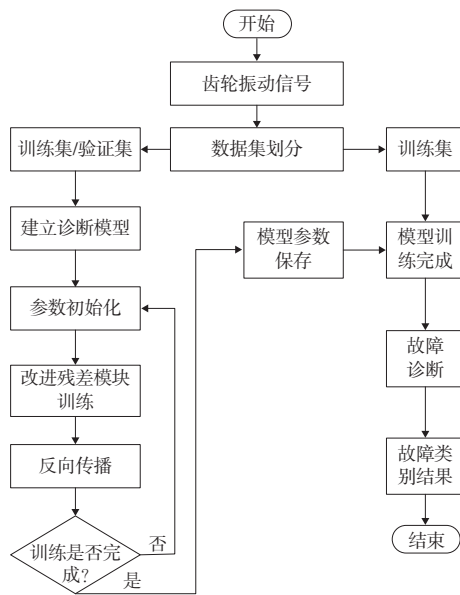


图3 改进深度残差网络的齿轮传动故障检测流程

1) 卷积层

卷积层用于降低信号特征维度,在卷积处理过程中,是通过多个不同的卷积核进行齿轮传动的振动信号特征提取和降维,获取多个特征向量。如第 m 个卷积层的输入用 h_i^{m-1} 表示,则卷积层如式(7)所示。

$$h_j^m = f\left(\sum_{i=0}^n h_i^{m-1} k_{ij}^m + b_j^m\right) \quad (7)$$

式中: h_j^m 为卷积层输出振动信号的第 m 个卷积层输出结果; j 为维度; n 表示输入数据量; k_{ij}^m 和 b_j^m 分别为卷积核和偏置。

2) 改进残差模块

改进残差模块仅对学习输入和输出之间的差异进行学习即可,该差异即为残差 $F(h)$ 结果。模型在训练过程中,其主要目标是将 $F(h)$ 的结果最大程度接近 0。

残差单元的跳跃式结构可有效解决模型层数对于诊断结果的影响。该模块的计算如式(8)一

式(9)所示。

$$h_{l+1} = \gamma(y_l) \quad (8)$$

$$y_l = \xi(h_l) + f(h_l + w_l) \quad (9)$$

式中: h_{l+1} 为第 l 个残差层的输出特征; $\gamma(y_l)$ 和 ξ 分别为激活函数和恒等映射函数; $\xi(h_l) = h_l$, h_l 为残差单元的输入; w_l 为权重。

3) 全局平均池化

最大池化层主要采用非挤压和激励两种操作进行 h_{l+1} 的池化处理。

挤压操作是将齿轮传动的振动特征处理后,形成具备全局感受野的实数,其计算式如式(10)所示。

$$F_{h_i} = \frac{1}{N} \sum_s \sum_c h_{l+1}(s, c) \quad (10)$$

式中: N 为输入的振动信号特征数量; s 和 c 为不同通道。

激励操作是获取通道之间的相关性,以此生成对应同在的权重,如式(11)所示。

$$h_i = \mu[w_2 \gamma(w_1 F_{h_i})] \quad (11)$$

式中 w_1 和 w_2 为两个全连接层权重。

4) 输出层

该层选择交叉熵损失函数 Softmax 作为激活函数,依据该激活函数,完成该层的输出,如式(12)所示。

$$\tilde{y}_i = \frac{e^{h_i}}{\sum_{i=1}^{N_c} h_i} \quad (12)$$

式中: N_c 为采煤机齿轮传动故障诊断类别; h_j 和 h_i 分别为上一个层中输出的第 j 和 i 个结果; $\tilde{y}_i$ 为模型的诊断结果,即采煤机齿轮传动故障检测结果。

2 测试分析

为验证文中方法在采煤机齿轮传动故障检测中的应用效果,文中选择某煤矿企业采煤机中某齿轮传动装置作为测试对象,其为 55 齿的输出齿轮,单个组件质量为 16 kg,在正常运行中,齿轮轴的转速为 900 r/min。

参数设置:改进深度残差网络模型迭代次数为 500,样本批次数量和为 50,学习率为 0.001,衰减率为 0.9,卷积核大小为 3×3。

依据传感器采集采煤机齿轮传动运行过程中的振动信号,采样频率为 12 kHz,共采集信号数量 5 000 组。其中,每种故障信号 300 组,剩余均为正常信号。

为验证文中方法的对于采煤机齿轮传动振动信号的重构效果,随机抽取一段采集的原始信号,采用文中方法对其进行重建,并获取信号重建前后的结果,如图4所示。

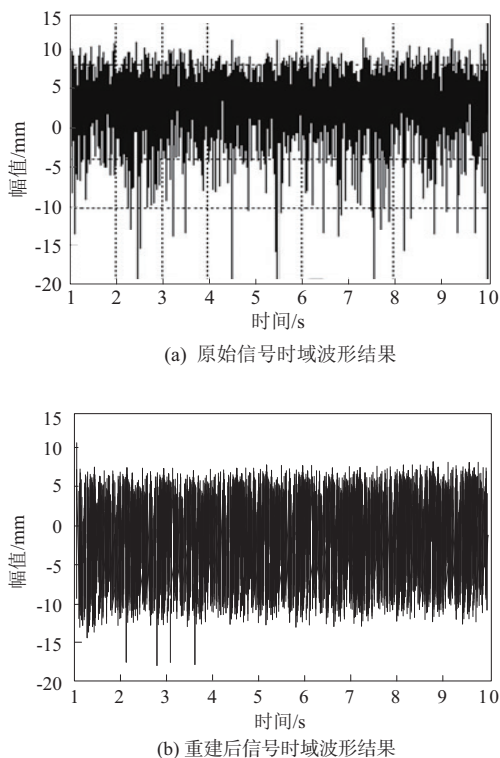


图4 齿轮传动振动信号的重建效果

对图4的测试结果进行分析后得出:采用文中方法进行振动信号重构可较好的完成齿轮传动信号重建。

为衡量文中方法的特征提取效果,以文献[7]的基于径向基神经网络的新型齿轮故障诊断方法为对比对象,以特征向量表征程度对比指标,获取本文方法对早期不同振动信号的特征提取结果,分析其全局信息获取能力,以早期磨损故障和断齿故障的特征提取结果为分析对象,如图5、图6所示(本刊黑白印刷,如有疑问请咨询作者)。

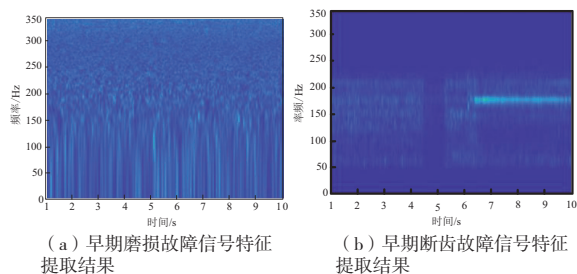


图5 本文方法的特征向量表征信息结果

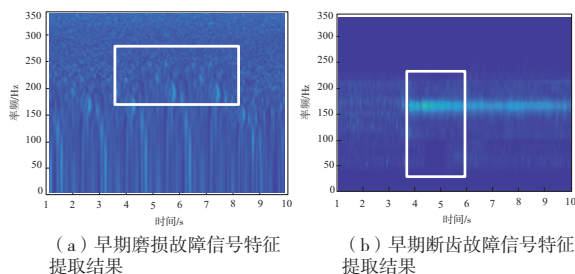
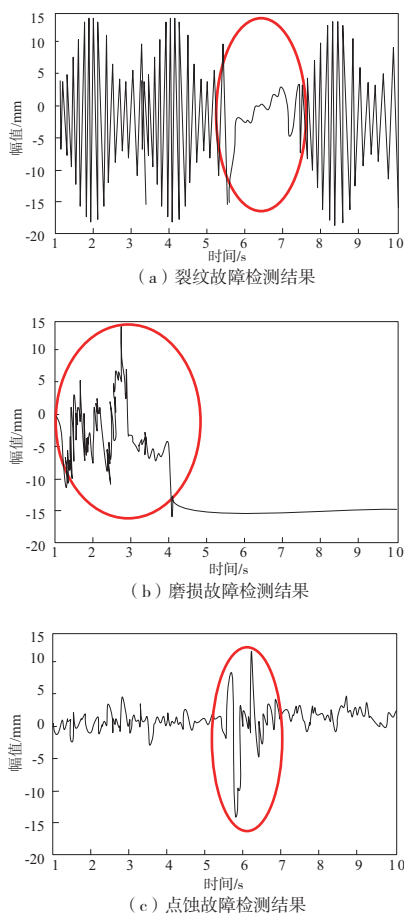


图6 文献[7]方法的特征向量表征信息结果

对图5、图6的测试结果进行分析后得出:应用文献[7]方法后,磨损故障信号出现断层,断齿域信号表征信息不完整,早期信号完整性较低,全局信息获取能力较差;而应用本文方法后,可以得到不同的早期磨损故障信号,信号间的差异明显,信息完整,全局信息获取能力较高。这是因为本文方法进行了齿轮1阶振动的信号重构,且改进残差模块仅对学习输入和输出之间的差异进行学习,全局感受野下,多个特征向量的表征信息完整,可以有效获得不同振动信号的差异性。

为进一步验证文中方法对于采煤机齿轮传动故障的检测效果,将采集的采煤机齿轮传动的振动信号输入检测模型中,获取该模型对于信号中不同故障的检测结果,如图7所示。



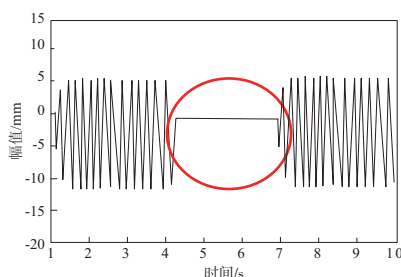


图7 不同类别的故障诊断结果

对图7的测试结果进行分析后得出:通过本文方法能够依据重建的振动信号可靠完成采煤机齿轮传动故障检测,精准输出不同类别的故障诊断结果,诊断效果良好。

3 结语

为及时、精准地进行采煤机齿轮传动故障检测,本文提出基于深度残差网络和振动数据重组的采煤机齿轮传动故障自动检测方法。对该方法的应用效果进行相关测试后得出:该方法具备较好的应用效果,其具备较好的齿轮振动信号重构效果,并且可靠地提取信号特征,为精准检测齿轮传动故障提供可靠依据。

参考文献:

- [1] 李晓峰,向辉,杨青桦. 噪声干扰下基于二维特征图和深度残差收缩网络的齿轮箱故障诊断[J]. 机床与液压,2022,50(7):187-191.
- [2] 王辉,徐佳文,严如强. 基于深度宽卷积Q网络的行星齿轮箱故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(3):109-120.

- [3] 李东东,赵阳,赵耀,等. 基于深度特征融合网络的风电机组行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(10):1-10.
- [4] 李勇,李志农,李云龙,等. 基于变分非线性调频模式分解的滚动轴承多故障诊断方法研究[J]. 机床与液压,2022,50(21):181-187.
- [5] 黄伟国,李仕俊,毛磊,等. 多源稀疏优化方法研究及其在齿轮箱复合故障检测中的应用[J]. 机械工程学报,2021,57(7):87-99.
- [6] 薛萍,郝鹏,王宏民. 基于径向基神经网络的新型齿轮故障诊断方法[J]. 控制与决策,2022,37(2):409-416.
- [7] 冯义楷,董志鹏,刘焱雄,等. 融合残差模块与SegNet的多波束影像人工鱼礁检测[J]. 海洋测绘,2024,44(5):14-17,23.
- [8] 刘必慰,赵振宇,蒋汶乘,等. 针对数字波形的数据重组增强的字典压缩方法[J]. 微电子学与计算机,2024,41(11):68-74.
- [9] 盛连超,陈家俊,姜耸,等. 采煤机截割部齿轮传动系统可靠性研究[J]. 机械设计与制造,2024,400(6):75-80.
- [10] 王朝阁,张奇奇,周福娜,等. 时变转速下基于IFMD的行星齿轮箱微弱故障诊断[J]. 振动工程学报,2024,37(11):1980-1992.
- [11] 陈梅,万显荣,占伟杰,等. 基于稀疏度自适应匹配追踪算法的微动杂波抑制[J]. 太赫兹科学与电子信息学报,2023,21(6):830-837.
- [12] 赵梦圆,荆双喜,冷军发,等. CWT-ETVF与SWT结合的齿轮无转速计阶次跟踪及其应用[J]. 河南理工大学学报(自然科学版),2023,42(2):98-107.
- [13] 段长江,李发伟,闫文倩,等. 基于气动噪声信号检测模型与无线传感的风电机组叶片故障诊断方法[J]. 计算技术与自动化,2024,43(3):31-36.

收稿日期:2024-09-03

(上接第308页)

- [14] 曾超,杨子涵,崔子豪,等. 基于PSO-OBL算法的平面移动类立体车库车辆调度优化模型[J]. 科学技术与工程,2025,25(2):816-824.
- [15] 陈炫锐,陈庆新,毛宁等. 多层车间中自动存取系统的AGV配置优化[J]. 计算机集成制造系统,2023,29(5):1562-1575.
- [16] 杨语录,李长勇. 基于SCARA的柔性葡萄采摘机械臂设计与试验[J]. 农机化研究,2025,47(1):72-78,86.
- [17] 刘光辉,高嘉豪,孟月波,等. 位姿约束下的双向扩展机械臂路径规划方法[J]. 计算机集成制造系统,

2024,30(7):2389-2405.

- [18] 杨雅婷,许瑞,陆晓芬,等. 动态阈值下的交叉存取优化问题研究[J]. 工业工程与管理,2023,28(3):83-95.
- [19] 吴海涛. 基于STM32的高校快递存取柜控制系统设计[J]. 电子制作,2024,32(16):15-18.
- [20] 王军茹,张蒨,孙广彬. 无人化仓库下异构机器人混合任务分配研究[J]. 仪表技术与传感器,2024(6):53-60,78.

收稿日期:2023-12-01