

文章编号:1671-251X(2024)S1-0130-05

基于冲击脉冲传感器的矿用胶带机 故障监测预警系统设计

刘晓亮, 杨广荣

(国能神东煤炭集团有限责任公司 大柳塔煤矿, 陕西 榆林 719315)

摘要:针对传统胶带机轴承故障检测存在成本高、效率低和错误率高等缺点,构建了一种基于冲击脉冲传感器的矿用胶带机故障检测模型。首先通过对冲击脉冲传感器在故障检测中的优化,然后将冲击脉冲传感器应用到胶带机轴承故障的监测中,最后利用数据集和训练集对模型方法的性能进行验证,且在大柳塔煤矿中进行实际应用。结果表明:① 模型方法的振幅频率比长短期记忆网络(LSTM)、空卷积神经网络(TCN)的收敛速度更快,当迭代次数为100时,结果趋于稳定。这说明模型方法在监测过程中具有更好的稳定性。② 模型方法的预测结果曲线与真实曲线退化趋势一致,振幅与真实值差距不大。这说明模型方法的预测振幅更高,效果更好。实际应用结果表明:驱动滚筒轴承监测点位冲击脉冲频谱中有清晰的内环故障征兆,并且伴随着相关的边带,而振动频谱无相关征兆,使用冲击脉冲幅值确认为早期故障。

关键词:冲击脉冲传感器; 矿用胶带机; 故障监测; 轴承

中图分类号:TD634.1 文献标志码:A

Design of fault monitoring and early warning system for mining tape machines based on impact pulse sensors

LIU Xiaoliang, YANG Guangrong

(Daliuta Coal Mine, CHN Energy Shendong Coal Group Co., Ltd., Yulin 719315, China)

0 引言

胶带机在煤炭运输中扮演着非常重要的角色,主要用于煤炭的长距离运输。主要由胶带机滚筒、输送带、张紧轮、托辊等部件组成,能够将胶带状的物料输送到指定的位置。胶带机通过高速运转的胶带机件将煤炭从生产地运到需求地,以实现长距离、高速、高负荷的运输^[1]。目前,矿用胶带机故障监测预警的实际应用还比较有限,当故障发生时通常只能对胶带机机尾部分进行检测,对于胶带机机头部分和中间部分无法进行有效检测。矿用胶带机轴承是矿用胶带机的重要部件,直接影响着矿用胶带机的运行性能和使用寿命。矿用胶带机轴承由内外圈、滚动体、保持架等部件组成,其中内圈是与橡胶滚筒接触的部件,外圈是与输送带接触的部件。矿用胶带机轴承在矿用胶带机运行时,轴承内外圈之间会产生相对运动,从而导致滚动体被带动旋转。滚动体主要由钢球、滚子、保持架等部件组成,它们

可承受载荷和转动时的扭矩,从而保证轴承整体的稳定性和可靠性^[2-3]。因此,轴承在运行中的状态会对胶带机运作产生重大影响^[4-5]。为了解决胶带机轴承故障的监测,提出了一种基于冲击脉冲传感器的矿用胶带机故障监测预警模型。首先通过冲击脉冲传感器对轴承故障数据进行收集,然后提取特征数据,最后对数据进行分析处理。

1 基于冲击脉冲传感器的矿用胶带机轴承故障监测系统模型构建

1.1 基于冲击脉冲传感器的故障监测优化

冲击脉冲传感器是一种用于状态监测的传感器,它可以采集机械设备的运行数据,并对设备的故障进行监测。目前冲击脉冲传感器主要用于状态监测、故障监测、安全监测和环境监测等^[6]。状态监测是指冲击脉冲传感器采集机械设备的运行数据,以了解设备的状态和损坏情况。故障监测是指冲击脉冲传感器用于故障监测,通过采集设备的信号,识别

设备发生的故障并及时采取优化措施。安全监测是指冲击脉冲传感器用于安全监测,通过采集设备的信号,识别设备中可能存在的安全风险。环境监测是指冲击脉冲传感器用于环境监测,通过采集设备中的信号,了解设备周围的环境状况^[7-8]。冲击脉冲传感器故障监测流程如图 1 所示。

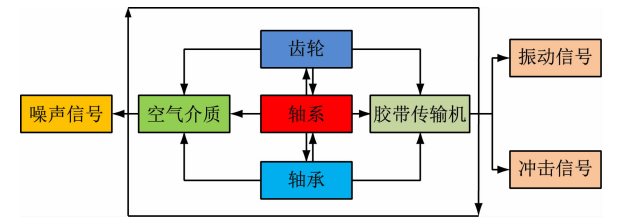


图 1 冲击脉冲传感器故障检测流程

在制动阶段回收能量时,应根据制动需求选择电动机制动模式。通过逐渐增大前轴制动力,有助于制动过程中回收更多的制动能量。然而,因为无法同时实现制动能量回收和最佳制动效果的最优解,这种制动模式可能会降低系统的稳定性。

传统冲击脉冲传感器的故障监测存在数据偏差、数据误差、故障诊断准确性差等问题。其中数据偏差是因为冲击脉冲传感器在采集机械设备的信号时,可能会受到周围环境、噪声、干扰等因素的影响,导致数据偏差,难以准确识别故障类型。冲击脉冲传感器通常采集到的数据量较小,可能会存在数据误差,难以准确判断故障发生的概率。同时,由于传统冲击脉冲传感器采集的信号种类较多,但不同信号之间存在相互重叠的部分,可能会出现诊断失误的情况,需结合其他诊断方法进行准确诊断^[9-10]。为了解决这些问题,本文对冲击脉冲传感器在故障监测中进行了优化。

1) 优化冲击脉冲传感器的采集频率。冲击脉冲传感器通常采用高速采样率,以尽可能多地采集机械设备运行数据。如果采集频率过低,则无法采集到足够多的数据,从而难以进行故障监测。因此,需要优化冲击脉冲传感器的采集频率,以确保能够采集到足够多的数据。

$$F_s = \omega 2D = (2\pi f) 2Da \tag{1}$$

式中: F_s 为冲击脉冲传感器的采集频率; ω 为角频率; D 为位移; f 为频率; a 为加速度。

2) 优化冲击脉冲传感器的布点方式。在监测过程中,可根据机械设备的结构和运行情况,合理布置冲击脉冲传感器的布点方式。这样可最大程度地减少数据采集点之间的干扰,提高数据采集效率。由于标准杆与冲击脉冲传感器接触面两端受力相等,传感器的受力布点为

$$F(t) = [\sigma_1(t) + \sigma_R(t)]A \tag{2}$$

式中: $\sigma_1(t)$ 为传感器入射值; $\sigma_R(t)$ 为传感器反射应

力值; A 为校准值。
传感器入射值和反射应力值为

$$\begin{cases} \sigma_1(t) = E \cdot \epsilon_1(t) = E \cdot \frac{U_1(t)}{S_g K_g} \\ \sigma_R(t) = E \cdot \epsilon_R(t) = E \cdot \frac{U_R(t)}{S_g K_g} \end{cases} \tag{3}$$

式中: E 为校正变量; $\epsilon_1(t)$ 为对应的入射信号; $\epsilon_R(t)$ 为对应的反射信号; $U_1(t)$ 为应变产生的入射电压信号; $U_R(t)$ 为应变产生的反射电压信号; S_g, K_g 分别为应变灵敏度、信号放大系数。

1.2 基于冲击脉冲传感器的轴承故障监测模型的构建

矿用胶带机轴承的故障监测可通过采集轴承内外圈和滚动体的信号来识别。当轴承出现故障时,信号可能会变得微弱或被噪声淹没,需进行信号处理和分析才能识别故障类型和程度^[11-12]。由矿用胶带机轴承的故障类型分析可知,基于冲击脉冲传感器的轴承故障监测可通过采集轴承内外圈的信号差异,来识别故障类型和程度。冲击脉冲传感器检测的原理是在轴承载荷作用下,滚动元件与辊道的接触会发生碰撞,该碰撞振动能够被 35 kHz 的加速度传感器共振响应,并被带通滤波器提取,通过信号衰减、放大调整、包络解调等方法,得到碰撞的能量,从而消除传感器自身的共振效应。矿井中的胶带输送机在长时间的高速度、高负荷运转下,其传动系统中的马达、减速器、辊子等都是易损坏的零件。因此,对胶带输送机的电动机、减速器、辊子等进行精确的故障诊断,对于保证其持续稳定运行,保障煤炭企业的安全生产有着非常重要的意义。电动机的常见故障有绕组温度过高、转子断丝和偏心、轴承温度过高和磨损;减速机类的故障有齿轮损坏、减速机漏油、轴承温度过高和磨损;滚筒的常见故障有轴承温度过高和磨损、滚筒轮毂松动等^[13-15]。通过长期的研究分析,利用冲击脉冲振动等信号,可很好地对这些故障进行诊断。因此,研究对煤矿胶带输送机轴承振动信号进行了采集和分析,并给出了一个总体的故障诊断方案,具体流程如图 2 所示。

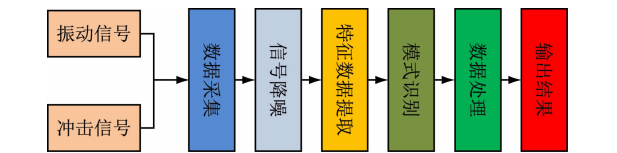


图 2 冲击脉冲传感器故障检测流程

通过使用矿车运行控制过程的动力学原理进行分析,可发现分配系数对矿车的制动稳定状态存在直接作用,当电动机的制动力矩发生改变后,实际回收的能量比例及系统控制稳定性都会出现较大差异。

在矿井恶劣的工作条件下,胶带输送机滚动轴承的振动信号中存在着大量的噪声干扰,这些噪声会掩盖轴承工作状态的特征信息,从而影响其故障诊断的准确性^[16-19]。为此,对胶带机传动辊轴承的振动信号进行去噪处理,是实现传动辊轴承故障诊断的先决条件。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)具有较高的信噪比,它是依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解,无需预先设定任何基函数,是一种时频域信号处理方式。但由于矿井中存在大量噪声干扰,会导致分解后的本征模态函数中包含一些干扰本征模态函数,这会影 响 降 噪 效 果。因此采用基于 EMD 改进后的集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)对矿山胶带输送机传动辊轴承振动信号进行降噪。并利用 EEMD 具有多目标识别的特点,对相关系数进行重建,将重建后的信号构成一个输入矩阵,以实现信噪分离,从而实现信号的降噪。EEMD 算法在加入高斯白噪声后,会使不同维度的信号自适应地分配到相应的基准尺度上,使每个基准尺度上的信号都能得到独立的处理,从而保证数据的连续性,防止出现混叠。将高斯白噪声加入原信号中得到待分解信号。

$$x_i(t) = x(t) + h_i(t) \tag{4}$$

式中: $h_i(t)$ 为第 i 次分解加入的高斯参数; t 为随机变量; $x(t)$ 为源信号。

利用 EEMD 对待分解信号进行分解。

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^K c_{ij}(t) + r_i(t) \tag{5}$$

式中: $c_{ij}(t)$ 为第 i 次分解的第 j 个分量; K 为模函数; $r_i(t)$ 为第 i 次分解残差。

对得到的分量进行求和,以消除高斯白噪声的影响,得到新的分量。

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t) \tag{6}$$

式中 N 为数据点个数。

最后能够得到原信号的 EEMD 分解值。

$$x(t) = \sum_{j=1}^K c_j(t) + r(t) \tag{7}$$

式中: $c_j(t)$ 为第 j 个分量; $r(t)$ 为新的残差。

2 基于冲击脉冲传感器的矿用胶带机轴承故障模型监测性能分析

为了验证模型方法的性能,首先利用模型算法与空卷积神经网络(Temporal convolutional network, TCN)^[20]、长短期记忆网络(Long Short Term Memory, LSTM)^[21]在已知轴承故障参数的

数据集中进行仿真训练,然后再将得到的结果应用到验证数据集中,最后通过 3 种方法对 2 组实验的结果进行分析,来判断模型的性能。3 种不同方法在训练集和验证集中的结果对比如图 3 所示。

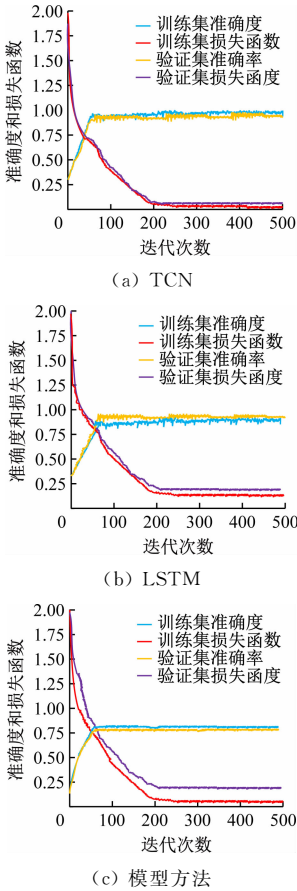


图 3 不同方法在训练集和验证集中的准确度和损失函数

由图 3 可看出,模型方法的收敛速度较 TCN 和 LSTM 网络的收敛速度更快,当迭代次数为 100 时,结果趋于稳定。此时训练集和验证集中的准确率差距很小,且损失函数值下降的速度更快,值也更小。这说明模型方法在监测过程中具有更好的稳定性。

胶带机轴承的全生命周期通常会经历起始阶段、轻微磨损、加重磨损、严重退化和损坏 5 个阶段。研究通过设立数据组对胶带机轴承的生命周期进行分析,并提取的退化指标,如图 4 所示。

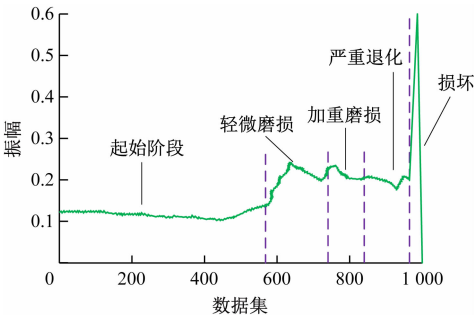


图 4 胶带机轴承的全生命周期

由图 4 可看出,在数据集中,第 570 组之前都属

于起始阶段,此时胶带机轴承运转正常,输出幅值很平稳,没有较大的波动。而在 570~720 组之间,振幅出现了上升再下降的走势,此时属于胶带机轴承的轻微磨损。在 720~830 组之间,振幅也有波动,出现下降的原因是轴承可能产生了自愈。在 830~970 组之间,胶带机轴承的磨损缺陷越来越多,振幅也随之上升。在 970 组之后,胶带机轴承的幅值快速上升到趋于 0.6,这表明轴承已经进入损坏失效阶段。通过对胶带机轴承全生命期的研究,将这些数据输入训练 LSTM 网络与 TCN 网络中,通过真实值与模型算法、LSTM 网络和 TCN 进行对比,对比的预测输出结果与真实值对比曲线如图 5 所示。

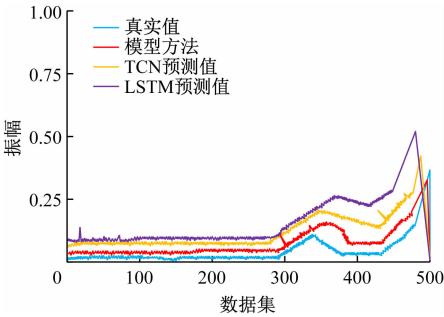


图 5 不同方法的预测输出

由图 5 可看出,3 种方法与真实值的退化曲线都存在一定的差距,其中 LSTM 的差距最大,然后是 TCN,效果最好的是模型方法,模型方法的预测结果曲线与真实曲线退化趋势一致,振幅与真实值差距不大。这说明模型方法的预测振幅更高,效果更好。

为了更好地验证模型方法的性能,将监测模型运用到国家能源集团神东煤炭集团有限责任公司大柳塔煤矿中的大井 52 煤大巷 1 号胶带机、大柳塔煤矿中的大井 52 煤大巷 2 号胶带机和大井六盘区胶带机的实时监测中,通过胶带机的实施冲击脉冲监测,在 2022 年 3 月发现内环故障征兆,监测结果如图 6 所示。

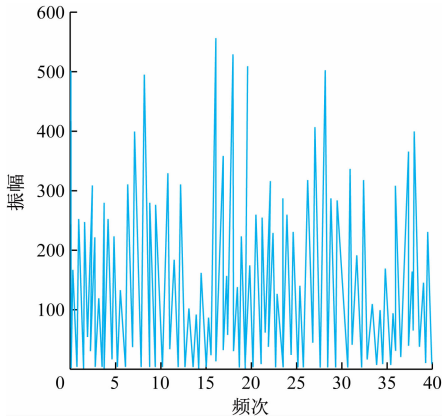


图 6 轴承故障在线监测结果

由图 6 可看出,在 2022 年 3 月发现驱动滚筒轴承监测点位冲击脉冲频谱中有清晰的内环故障征兆,并且伴随着相关的边带,而振动频谱无相关征兆,使用冲击脉冲幅值确认为早期故障,确认的冲击脉冲幅值见表 1。可看出在 3 月发现故障后,通过实时监测,监测点位振动值升高,振动频谱中同样出现轴承内环故障征兆,4 月底对驱动滚筒轴承进行更换,拆解后的轴承内环故障得到验证。

表 1 冲击脉冲振幅幅值监测情况

时刻	转速	高频能量冲击/dBn	地毯式能量冲击/dBn
10:20	58.7	35	2
9:50	58.7	35	2
9:20	58.6	34	3
8:50	58.4	36	2
8:20	58.6	35	2

3 结语

针对煤炭胶带机轴承故障人工巡检存在的精度不足、效率低和盲区大等缺点,研究构建了一种基于冲击脉冲传感器的矿用胶带机故障监测模型。首先通过对冲击脉冲传感器在故障检测中的优化,然后将冲击脉冲传感器应用到胶带机轴承故障的监测中,最后利用数据集和训练集对模型方法的性能进行验证,且在大柳塔煤矿中进行实际应用。结果表明,模型方法的预测结果曲线与真实曲线退化趋势一致,振幅与真实值差距不大。这说明模型方法的预测振幅更高,效果更好。实际应用结果表明模型方法能有效检测出矿用胶带机轴承的故障,冲击脉冲技术在胶带机的故障诊断中,对于提取设备故障信号受胶带机自身和外界的干扰较小,可以有效地提取设备故障的早期信号。

参考文献:

[1] 蒲志强. 矿井带式输送机胶带表面异物视频检测系统设计研究[J]. 能源与环保, 2021, 43(9): 29-35.

[2] 王振, 邱慧. 变电站多传感器数据融合远程安保预警系统[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(2): 152-155, 160.

[3] 袁印翔. 煤矿胶带输送机的智能化 PID 控制运输功能的实现[J]. 机械管理开发, 2023, 38(3): 198-199, 202.

[4] 马月连, 赵加庆. 基于改进 DPNN 的矿用运输机故障预测模型构建及仿真[J]. 机械设计与制造工程, 2021, 50(7): 19-23.

48(21):36-42.

[8] 宋强,万海桐,米玉轩,等. 纯电动汽车加速过程中的驱动转矩优化控制策略[J]. 江苏大学学报(自然科学版),2017,38(1):1-6.

[9] 刘刚,陈树新. 电传动矿车动力系统非电量在线测量技术[J]. 仪表技术与传感器,2014(2):108-110.

[10] 方桂花,王鹤川,曾标,等. 电机发电特性优化再生制动控制策略的方法[J]. 机械设计与制造,2021(1):134-137.

[11] 赵向阳,吴启斌. 基于 CLTC 工况的纯电动汽车单踏板再生制动系统经济性研究[J]. 机械传动,2021,45(5):26-31.

[12] 陈综合,高鉴,陈庆樟. 基于模糊 PID 的电动汽车电机制动 ABS 控制研究[J]. 机械设计与研究,2018,34(1):145-149.

[13] 刘晋霞,王莉,刘宗锋. 四驱电动轮汽车模糊逻辑控制的再生制动系统[J]. 机械设计与制造,2021(12):164-168.

[14] 陈茂林,曹家伟. 基于 Ansoft 的电机机械制动用电机仿真方法[J]. 中国工程机械学报,2021,19(5):390-395.

[15] INOSTROZA F,TSUNEKAWA I P,SOLAR J R D. Robust localization for underground mining vehicles: an application in a room and pillar mine[J]. Sensors, 2023,23(19). DOI:10. 3390/S23198059.

[16] 蒋荣超,刘大维,王登峰. 基于熵权 TOPSIS 方法的整车动力学性能多目标优化[J]. 机械工程学报,2018,54(2):150-1588.

[17] 刘汉武,雷雨龙,付尧,等. 基于多目标优化的增程式电动汽车自适应制动回馈控制策略[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2021,49(7):42-50,65.

[18] 刘士士,谷正气,伍文广,等. 基于响应面方法的车辆多目标协同优化[J]. 中南大学学报(自然科学版),2012,43(7):2586-2592.

[19] 王程玉,林慕义,吴柯桐,等. 负载变化对纯电动货车驱动控制策略的影响[J]. 机械设计与制造,2022(2):148-151.

[20] 张民安,储江伟,李春雷. 结合遗传算法的四轮毂电机电动汽车制动能量回收控制策略[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2021,35(10):77-84.

[21] 何仁,朱思宇. 考虑最大制动能量回收功率的再生制动模糊控制[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2022,36(1):1-11.

[22] 邢志伟,毕凤荣,马小强,等. 纯电动汽车的复合制动系统多目标控制研究[J]. 机械科学与技术,2020,39(12):1805-1812.

(上接第 133 页)

[5] WANG Guimei, LI Xuehui, YANG Lijie. Dynamic coal quantity detection and classification of permanent magnet direct drive belt conveyor based on machine vision and deep learning[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence,2021,35(11):1-17.

[6] 李文兵,李丽宏,范正兵. 脉冲式激光测距传感器温度补偿研究[J]. 现代电子技术,2021,44(20):69-73.

[7] 朱涛. 基于机器视觉的变速发电动机轴承故障自动检修系统设计[J]. 自动化与仪器仪表,2020(12):153-156.

[8] 刘仓,童靳于,包家汉,等. 基于多传感器两级特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2022,41(8):199-207,259.

[9] 郭俊锋,樊怡明. 一种滚动轴承振动信号自适应数据级融合方法[J]. 机械设计与制造工程,2022,51(12):98-103.

[10] 种磊. 带式输送机在线监测与故障诊断系统的研究与应用[J]. 煤矿机械,2022,43(7):152-155.

[11] 徐丽娜. 带式输送机纵撕断带断丝监测系统应用[J]. 机械研究与应用,2022,35(6):190-192,196.

[12] 宋钦一. 基于故障树和贝叶斯网络的带式输送机故障诊断[J]. 矿山机械,2022,50(9):55-58.

[13] 刘永辉. 胶带输送机自动化优化设计应用[J]. 机械研究与应用,2022,35(3):148-150.

[14] LIU Qi,HUO Baiqi,LIU Yunsheng,et al. A study on diesel engine crankshaft bearing failure analysis with consideration of bearing lubrication [J]. Industrial Lubrication and Tribology,2022,74(1):118-126.

[15] 丁秀荣,薛正福,王芝兰. 矿用带式输送机滚筒故障检测系统应用研究[J]. 能源与环保,2022,44(4):205-210.

[16] 张承森. 带式输送机噪声来源分析及降噪方法研究[J]. 煤炭科学技术,2017,45(增刊2):101-103.

[17] 贾志鹏. 带式输送机低噪声托辊性能特性研究[D]. 太原:太原科技大学,2021.

[18] 李席岳. 主斜井煤矿带式输送机动态特性研究[J]. 机械研究与应用,2023,36(3):140-142.

[19] 刘尧青. 带式输送机降噪优化设计研究[J]. 机械管理开发,2021,36(9):325-326.

[20] 刘乐姗. 卷积神经网络模型压缩的算法优化研究[D]. 石家庄:河北经贸大学,2020.

[21] 谭紫龙. 基于混合神经网络模型的故障预测技术的研究[D]. 南京:南京邮电大学,2020.