

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.056

基于改进 D-S 证据理论的刮板输送机断链隐患诊断与预警方法

任利丰^a, 温晓荣^b

(神木职业技术学院 a. 公共课教学部; b. 机电工程系, 陕西 神木 719300)

摘要:刮板输送机在工作时会发生断链、卡链等故障。结合设备断链发生时刮板位姿和链条张力的变化特征,设计一种刮板输送机断链隐患诊断与预警方法。利用张力传感器采集刮板输送机链轮的张力信息,对张力信号特征实施降维处理;将处理后的张力信号特征作为 Elman 神经网络的输入量,通过训练学习得到链条易断点的初步判定结果;采用最大最小贴近度法改进 D-S 证据理论,对初步判定结果作出决策级融合,将易断点处的诊断信号转换为刮板偏移距离和机头机尾电流差,划分预警信号的阈值范围,实现断链隐患预警。实验结果表明:该方法可以根据断链时链条的张力准确判断出刮板输送机是否存在断链故障隐患,从而在故障发生前及时发出预警。

关键词:刮板输送机;核主元分析法;Elman 神经网络;D-S 证据理论;断链隐患预警

中图分类号:TD528.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)05-0287-07

Diagnosis and Early Warning Method for Chain Breakage Hazards of Scraper Conveyor Based on Improved D-S Evidence Theory

REN Lifeng^a, WEN Xiaorong^b(a. Public Course Teaching Department; b. Department of Mechanical and Electrical Engineering,
Shenmu Vocational and Technical College, Shenmu 719300, China)

Abstract:In response to the occurrences of scraper conveyor chain breakage and block, a method for diagnosing and warning hidden dangers of scraper conveyor chain breakage and block based on the characteristics of changes in scraper position and chain tension is proposed. With tension sensors, tension information of the scraper conveyor sprocket is collected to implement dimensionality reduction processing on the tension signal characteristics. Using the processed tension signal features as the input of the Elman neural network, the preliminary judgment results of the easily broken points in the chain are obtained through training and learning. The maximum and minimum closeness method is applied to improve the D-S evidence theory and make a decision level fusion for the preliminary judgment results. The diagnostic signal at the vulnerable point is converted into the scraper offset distance and the head and tail current difference, and the threshold range of the warning signal is divided to achieve chain breakage hazard warning. The experimental results show that the proposed method can accurately determine whether there is a hidden danger of chain breakage in the scraper conveyor based on the tension of the chain when breaking, thus a timely pre-warning being issued.

Keywords:scraper conveyor; kernel principal component analysis method; Elman neural network; D-S evidence theory; chain breakage hazard warning

0 引言

煤矿是具有重要能源价值的资源,不仅满足了人类对能源的基本需求,同时还促进了经济发展。在矿井生产过程中,任何一个环节出现问题都有可能导致整个生产流程中断。刮板输送机是煤矿生产中的核心设备^[1],其安全稳定运行对煤矿的生产效率和设备维护至关重要。一旦刮板输送机出现断链等故障,不仅会影响生产进度,降低煤矿的产能,而且可能对操作人员的人身安全构

成威胁。刮板输送机的断链故障通常是由于长时间高强度运行、超载或操作不当等原因使链条承受过大应力而造成断裂^[2]。因此,针对刮板输送机有可能出现的断链故障,采取有效的预防措施和智能预警方法显得尤为重要。

赵驭阳^[3]首先提取输送设备在故障隐患下的各部件故障信号,然后降噪并归一化处理故障信号,生成高频特征向量,再基于故障特征类型和数量构建多个有向无环图支持向量机隐患分类器,通过两两对比输出隐患类型并识别预警。尽管该

基金项目:陕西省教育厅科研计划项目(21JK0622)

第一作者简介:任利丰(1986—),男,陕西神木人,讲师,本科,研究方向为高等数学应用研究,445428531@qq.com。

方法已经提取了输送设备在故障隐患下的各部件故障信号并生成了高频特征向量,但可能有些特征对于故障类型的分类并不重要,甚至存在冗余。过多的特征可能会干扰该方法对故障的判断力,影响故障预警效果。田大肥等^[4]针对刮板输送机断链故障设计了一种监测装置。该方法在刮板输送机中部槽开天窗内的多个位置安装传感器,将刮板与链条作为监测对象。当传感器连续探测到链条通过时,可以判断链条无断链情况;当传感器检测不到链条通过,或者只检测到一根链条通过时,则可以判断为链条发生了断链事故,并立即触发报警机制。但是,该方法未考虑刮板链张力信号,可能会出现误报的情况。例如,当刮板链经过一个较大的张力波动时,可能会触发报警机制,而实际上并没有发生断链故障。这会导致误报率上升,给正常运行带来不必要的干扰。谢苗等^[5]首先基于刮板输送机负载阻力构建链条纵向波动方程并确定初始条件和边界条件,然后求解该数学模型,利用 Matlab 软件对断链下的刮板输送机进行动力学分析,最后通过虚拟样机技术和 Adams 软件对断链工况进行动力学分析,实现刮板输送机断链隐患预警。但在实际工作中,刮板链张力信号是反映刮板输送机运行状态的重要指标之一,它可以灵敏地反映出刮板输送机的运行状态变化。而该方法未考虑刮板链张力信号,可能没有足够的信息来区分正常工况和断链工况,影响了预警的可靠性。

为了解决上述方法中存在的问题,本文设计了新的刮板输送机断链隐患智能预警方法。

1 基于张力传感器采集刮板输送机链轮张力信息

为了有效监测刮板输送机运行状态,在刮板输送机上安装荷重传感器、应变传感器这两种张力传感器。其中,荷重传感器通过测量刮板输送机上的载荷来间接估计张力状态,将其安装在刮板输送机的驱动架处,测量其结构承受的压力或质量;应变传感器通过测量刮板输送机的应变变化来测量张力状态,将其与输送机上的头部链轮连接,检测由于张力变化而导致的变形和应变。

传感器安装位置如图 1 所示。当设备存在断链隐患或已经出现断链时,传感器采集到的张力信号必然存在异常^[6],传感器采集到异常张力信号后通过无线发射装置实时传递至计算机中,并在计算机中依据相关算法流程判断断链隐患。若

存在断链隐患或已经出现断链,计算机远程操控刮板输送机停机^[7],防止刮板输送机由于断链而引发安全事故。所提方法构建的刮板输送机断链隐患预警流程如图 2 所示。

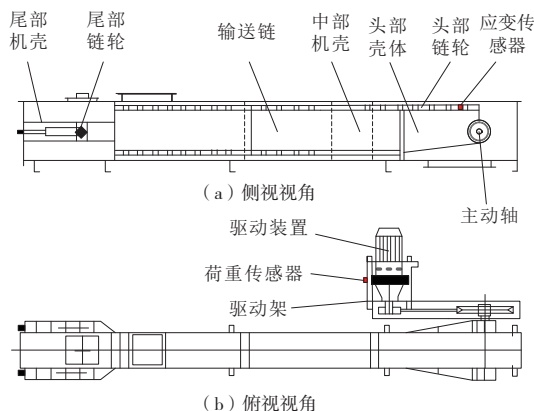


图 1 张力传感器安装位置图

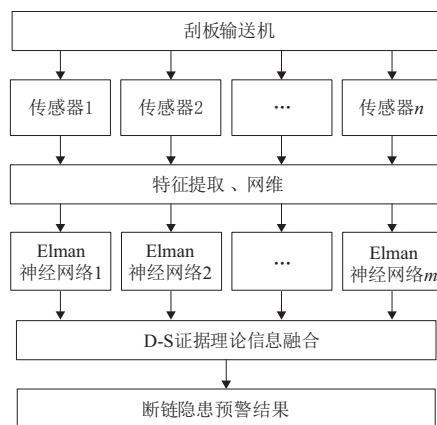


图 2 所提方法刮板输送机断链隐患预警流程

1.1 张力信号特征降维

通过传感器采集得到刮板输送机链条张力信号,这类张力信号通常是具有高维度和复杂的数据。采用集合经验模态分解法提取张力信号特征后,利用核主元分析法降维得到的特征,通过对其实施降维处理,可以将复杂的张力信号特征简化为更加直观和易于分析的低维度表示,从而减少后续计算量。

通过非线性映射将提取到的张力信号特征映射至高维空间^[8],即 $\phi: D \rightarrow G$, 其中 ϕ 表示非线性映射; D 表示原始空间; G 表示高维空间。由此可得到张力信号特征 x_w 在空间 G 中的像 $\phi(x_w)$ 的协方差矩阵 C^G 如下:

$$C^G = \frac{1}{W} \sum_{w=1}^W \phi(x_w) \phi(x_w)^T \quad (1)$$

式中: W 表示张力信号特征总数; T 表示转置。这里所说的像 $\phi(x_w)$ 是指将张力信号在空间中进行映射或变换后得到的信号特征的表示^[9]。

求解式(1)特征方程,获得刮板链张力信号如下:

$$\lambda = \sum_{z=1}^Z C^G V_z \quad (2)$$

式中: V_z 表示特征向量; λ 表示特征值; Z 表示特征值总数。在式(2)两边同时乘以 $\phi(x_w)$, 进一步细化 λ , 再结合核主元分析法^[10]对张力信号特征进行降维处理, 细化特征可表示:

$$\lambda_z = \beta_\varepsilon V_z \sum_{\varepsilon=1}^W (\varepsilon \phi(x_w)) + \sum_{\theta=1}^W \theta \phi(x_w) \quad (3)$$

式中: ε 和 θ 分别表示处于不同空间中的张力信号特征; β_ε 表示存在系数。在此基础上, 根据提出的特征建立核矩阵 $K = [\phi(x_\varepsilon) \phi(x_\theta)]$ 。选择其中特征值最大的 M 个核特征作为主元, 用于最大程度地保留原始信号变异信息; 再将得到的 Z 个特征通过核主元分析法进行降维处理, 设定累积贡献率阈值 ψ , 使特征和累积贡献率阈值满足下述约束, 得到降维结果如下:

$$\frac{\sum_{z=1}^M \lambda_z}{\sum_{z=1}^Z \lambda_z} \geq \psi \quad (4)$$

$$C(i) = \frac{\phi(x_\varepsilon) E_i}{\psi(\theta-1)} \quad (5)$$

式中 E_i 表示张力信号特征维数。通过上式确定主特征 Z 的数量, 在满足约束条件下, 实现基于核主元分析法的张力信号特征降维处理。

1.2 基于 Elman 神经网络初步判断刮板输送机断链点

刮板输送机的张力变化会受到负载变化、设备磨损等因素的影响, 使张力信号呈现出非线性的特点。与传统的神经网络相比, Elman 神经网络^[11-12]能够更好地对复杂的非线性关系进行预测。因此, 通过 Elman 神经网络的训练学习可以得到更准确的链条易断点判定结果。为此, 在对张力信号特征降维处理的基础上, 分别训练 Elman 神经网络, 将处理后的计算刮板链张力信号特征作为神经网络输入, 输出链条易断点初步判定结果。

由于 Elman 神经网络是既具有前馈连接又具有内部反馈连接的神经网络^[13], 在训练过程中需要重点关注该网络的动态性和计算能力, 对网络

进行训练, 网络结构如图 3 所示。

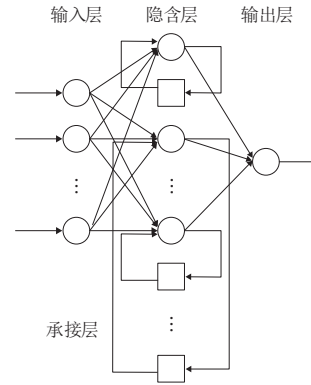


图3 Elman 神经网络结构图

Elman 神经网络中, 第 1 层为输入层, 负责传输预处理后的刮板输送机张力信号特征; 第 2 层为隐含层和承接层, 主要负责网络对动态信息的处理^[14]; 第 3 层为输出层, 负责线性加权并输出刮板输送机链条易断点初步判定结果。

将降维后的 $C(i)$ 输入到 Elman 神经网络的输入层, X 表示第 2 层接收到的第 1 层输出向量; Y 表示第 3 层输出向量; ω_1 表示第 1 层与隐含层连接权值矩阵; ω_2 表示隐含层与第 3 层连接权值矩阵; ω_3 表示隐含层反馈权值矩阵, 则时刻 t 隐含层输出 $X(t)$ 和输出层输出 $Y(t)$ 如下:

$$\begin{cases} X(t) = f[\omega_1 C(i) + \omega_3 Z(t-1) + \theta_1] \\ Y(t) = g[\omega_2 X(t) + \theta_2] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $f[\cdot]$ 表示隐含层传递函数; $g[\cdot]$ 表示输出层传递函数; $Z(t-1)$ 表示隐含层反馈项; θ_1 和 θ_2 分别表示第 2 层和第 3 层阈值。

通过梯度下降误差反向传播方法^[15]训练 Elman 神经网络, 依据误差平方和均值构建学习指标评估函数 E 如下:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^T [y(t) - \hat{y}(t)]^2 \quad (7)$$

式中: $y(t)$ 表示 Elman 神经网络在时刻 t 的实际输出值; $\hat{y}(t)$ 表示对应的目标值。

在反向传播过程中, 确定每一层权重的梯度。使用这些梯度来更新 Elman 神经网络的权重, 确定刮板输送机链条易断点。每完成一次前向传播、损失计算、反向传播和权重更新后, 再次重复这个过程^[16], 每一次迭代都会使 Elman 神经网络的权朝着减少损失的方向进行调整。则刮板输送机链条易断点可表示为

$$\omega' = \frac{X(t) E \times \eta}{\omega Y(t)} \quad (8)$$

式中 η 表示梯度。在完成对 Elman 神经网络的训练后,将预处理后的刮板输送机张力信号特征作为输入信息,通过 Elman 神经网络输出层输出对的刮板输送机链条易断点初步判定结果,即当 ω' 过大时刮板输送机链条存在断点,反之刮板输送机链条正常。

2 刮板输送机断链隐患预警方法设计

为了综合利用 Elman 神经网络不同层级之间的冗余和互补信息,提升刮板输送机断链隐患预警准确性,采用 D-S 证据理论^[17-18]构建决策层,对神经网络初步判断结果进行决策级融合,再将信号转换为刮板偏移距离和机头机尾电流差,得到最终预警的实际信号阈值结果,以实现刮板输送机断链隐患预警。

由于不同神经网络对相同刮板输送机断链隐患判断结果存在一定差异,即证据之间存在一定差异,因此融合不同证据前需要对证据的重要程度加以分析,为每个证据赋予合适的加权系数,从而降低干扰证据引起冲突的概率。本文所提方法计算各条证据在不同模式下的正确率,采用计算结果作为可靠性系数用于基本概率赋值转化,依据证据之间的冲突系数实现分类,筛选出其中拥有较高系数的证据,通过贴进度确定其可信度,并以此为依据修改其权重。

步骤 1:基于正确度的加权系数计算。

用 $\Theta = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$ 表示刮板输送机断链隐患识别框架,其中的 B_n 表示刮板输送机的 n 种模式,即可能出现的刮板输送机断链隐患类型。D-S 证据理论融合的关键是为不同模式下各条证据分配可信度,即基本概率赋值^[19]。

基于模式识别理论知识可知,当模式 p 与模式 q 相似时,即可认为两者特征近似。假设模式 p 和 q 包含 m 个特征,分别记作 $p_1, p_2, \dots, p_m$ 和 $q_1, q_2, \dots, q_m$,则可通过下式计算 p 和 q 之间的欧几里得距离 d 。

$$d = \|p - q\| = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_m - q_m)^2} \quad (9)$$

令 $O_{u,i,j}$ 表示神经网络 i 对隐患模式 j 的识别结果, B_j 表示 Θ 中元素对应证据的标准特征量,则可通过下式计算神经网络 i 的模式 j 与识别框架中标准模式的欧几里得距离 d_{ij} 。

$$d_{ij} = \|O_{u,i,j} - B_j\| \quad (10)$$

由于刮板输送机不同断链隐患在系统不同部

位表现出的强弱程度不尽相同,为了提升融合刮板输送机断链隐患初步预警结果融合效率,基于神经网络初步判定结果中样本正确率评估可靠性系数,假设 Elman 神经网络对第 k 个已知隐患模式为 α_{ik} ,计算可得到证据 i 对隐患 j 的基本概率赋值 $m_i(B_j)$ 和不确定性 $m(\Theta)$:

$$\begin{cases} m_i(B_j) = \alpha_{ik} \times \exp(-d_{ij}) \\ m(\Theta) = (1 - \alpha_{ik}) \times \prod_{j=1}^N [1 - m_i(B_j)] \end{cases} \quad (11)$$

式中 N 表示隐患模式总数。归一化处理全部基本概率赋值,即可使其满足 D-S 证据理论融合要求

步骤 2:基于贴进度的加权系数。

在刮板输送机断链隐患诊断与预警中,断链原因具有多样性,故障特征也具有一定的不确定性。然而,常规的 D-S 证据理论在处理不确定性判断时存在准确性低的问题,这主要是由于 D-S 证据理论在处理不确定信息时,往往只考虑了各证据之间的冲突程度,而忽略了不同证据之间可能存在的相似性。

针对这种情况,本研究考虑利用最大最小贴进度法对 D-S 证据理论进行改进。最大最小贴进度法是一种基于距离的相似度量方法,能够考虑不同证据之间的相似性和差异性,从而更准确地反映不同证据之间的关系。贴进度衡量的是两条证据之间的相关性,其值与相关性呈正相关。

在选取最大最小贴进度法作为 D-S 证据理论贴进度法后,对神经网络初步预警结果决策级融合,将信号转换为刮板偏移距离和机头机尾电流差。

假设 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ 表示一个识别框架, $F_1, F_2, \dots, F_i$ 表示 i 条证据, $m_1, m_2, \dots, m_i$ 表示各条证据对应的基本概率赋值函数,对于任意模式 $H_k \in H$, $m_i(H_k)$ 表示刮板偏移距离, $m_j(H_k)$ 表示机头机尾电流差,则最大最小贴进度 $S(F_i)$ 计算公式如下:

$$S(F_i) = \sum_{k=1}^n \frac{\min[m_i(H_k), m_j(H_k)] \times m_i(B_j)}{\max[m_i(H_k), m_j(H_k)] \times (1 - m(\Theta))} \quad (12)$$

$S(F_i)$ 的数值越大,则 F_i 的正确性越高;反之, F_i 为干扰证据的概率越高。

经计算可得到每条证据的实际贴进度,对全部贴进度排序,可得到每个证据在融合系统中的重要性,若证据 F_c 实际贴进度满足 $S(F_c) = \max[S(F_i)]$,则认为 F_c 为最关键证据。将各条

证据相对于 F_c 的权重作为该证据权重系数 ω_i , 如下所示:

$$\omega_i = \frac{S(F_c)}{S(F_i)} \quad (13)$$

步骤 3: 证据合成。

将不同特征的证据进行合成, 得到组合证据。采用式 (13) 计算得到的权值系数构建证据权值向量, 经过重新分配后的基本概率赋值 $m'_i(J)$ 如下:

$$m'_i(J) = \omega_i m_i(J) \quad \forall J \in 2^H \quad J \neq H \quad (14)$$

用 m_1 和 m_2 分别表示两个彼此独立可信度函数的基本概率赋值, 两者对应的模式分别表示 $\{P_1, P_2, \dots, P_i\}$ 和 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_j\}$, 通过式 (14) 计算重新分配后的基本概率赋值 $m'_1(P_i)$ 和 $m'_2(Q_j)$, 并将两者代入 D-S 证据理论融合公式, 得到融合结果 m'_c 。

基于组合证据, 进一步分析并确定实际的刮板输送机断链信号阈值如下:

$$m'_c = \begin{cases} 0, C = \emptyset \\ \frac{\sum_{C=P_i \cap Q_j} (m'_1(P_i) m'_2(Q_j))}{1 - \sum_{P_i \cap Q_j} (m'_1(P_i) m'_2(Q_j))}, C \neq \emptyset \end{cases} \quad (15)$$

式 (15) 所得结果可以用来判断刮板输送机的运行状态是否正常, 是否存在断链隐患。例如, 可以利用式 (15) 所得结果确定刮板偏移距离和刮板输送机机头机尾电流差的阈值范围。具体的阈值范围需要根据实际应用需求和设备运行情况

进行设置^[20]。当刮板偏移距离超过阈值 m'_c 时, 或者当刮板输送机机头机尾电流差超过阈值 m'_c 时, 认为存在断链隐患, 并发出预警。

3 实验与结果

为了验证上述设计的基于改进 D-S 证据理论的刮板输送机断链隐患诊断与预警方法的整体有效性, 设计如下测试过程。

由于真实的现场环境可能存在诸多不可控因素, 如天气、设备状态、操作人员技能等, 这些因素都可能对实验结果产生影响, 且真实的现场实验可能存在安全隐患, 如设备故障、操作失误等可能导致人员伤亡或设备损坏。因此, 在实验室中依据刮板输送机运行原理搭建的模拟实验台如图 4 所示。在保障安全的情况下, 提高验证效率。

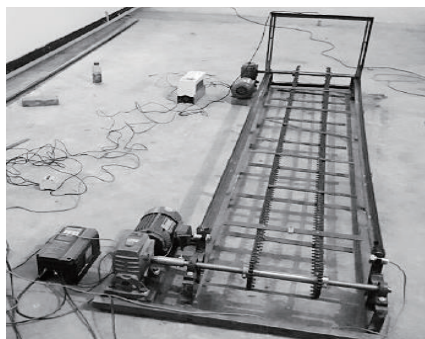


图 4 刮板输送机模拟实验台

设置实验相关参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

设备参数	尺寸/型号/规格	数量
实验台尺寸/mm	3 000×500×400	1
正常刮板扁铁/mm	560×100×20	20
断刮板扁铁/mm	380×100×20	1
断链扁铁/mm	280×100×20	2
电感式接近开关	检测距离 3.8 mm(型号:LT12A3-8-Z/BX)	2
以太网模块	IEEE802.3(符合 10BaseT 标准的通信)	1
RS485 通信模块	西门子 6ES7972-0AA02-0XA0(输出频率 30/50 kHz, 工作电压 24 V)	1
PLC 控制器	S7-1200	1
三相异步电机	力久 YVP 系列(额定输出功率 0.55~315 kW, 调频范围 5~100 Hz)	2
变频器	三菱 D700(额定电压 400 V, 额定输入交流频率 50/60 Hz)	2

在此基础上, 设计消融实验调节 Elman 神经网络的性能, 确保其达到最佳状态, 为获取可靠的

链条易断点判定结果奠定基础。消融实验如下。

步骤 1: 确定实验目标。评估 Elman 神经网络

络在断链隐患诊断中的性能,分析不同网络参数对性能的影响等。

步骤 2:准备数据集。为了进行消融实验,需要准备充足的数据集,包括刮板输送机正常运行时的数据和断链隐患时的数据。数据集应该涵盖各种工况和条件,以保证实验的可靠性。

步骤 3:根据实验目标,设计 Elman 神经网络的基本架构,具体参考 1.2 小节内容。

步骤 4:为了分析不同网络参数对性能的影响,逐步调整网络参数。本次实验中针对 Elman 神经网络的学习率、迭代次数做出调整,分析不同情况下 Elman 神经网络的召回率。

步骤 5:利用准备好的数据集和设计的网络架构,进行 Elman 神经网络的训练和测试。

步骤 6:根据实验结果,分析 Elman 神经网络在不同参数设置下的性能表现,找出最佳的网络参数组合。

消融实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验结果

学习率	迭代次数/次	召回率
0.01	200	0.946
	500	0.950
	1 000	0.963
0.05	200	0.961
	500	0.966
	1 000	0.974
0.10	200	0.970
	500	0.982
	1 000	0.985
0.50	200	0.961
	500	0.973
	1 000	0.975

观察表 2 结果可以看出,在 Elman 神经网络的学习率由 0.01 提高至 0.10 后,其召回率也在随之增加,在迭代次数达到 1 000 次后,召回率达到全局最大值,为 0.985。而当学习率继续增加,召回率反而略有降低。这可能是因为高学习率意味着网络权重更新的步长更大,易使网络在训练过程中陷入局部最优解,而不是全局最优解。

通过消融实验,确定将 Elman 神经网络的学习率设置为 0.10,迭代次数设置为 1 000。

在完成上述设置后,开始测试过程。

启动模拟刮板输送机,利用所提方法构建刮板输送机运行稳定后的张力变化情况(图 5)和出现断链(11.5 s)前后的张力变化情况(图 6)。

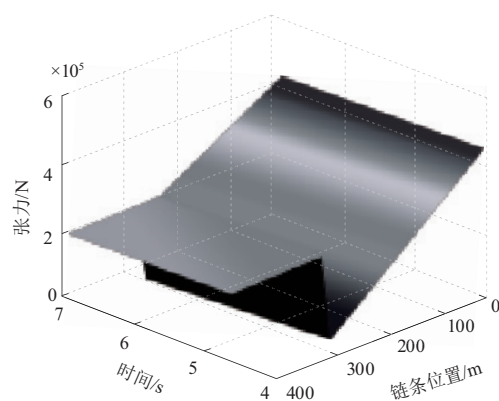


图 5 刮板输送机运行时链条张力情况

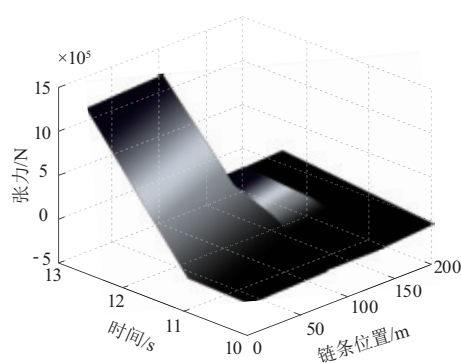


图 6 刮板输送机断链时链条的张力情况

结合图 5 和图 6 可以看出,在刮板输送机稳定运行后,链条各部分张力也处于平稳状态。当刮板输送机链条出现卡链情况后,卡链位置与刮板输送机链条机头之间的张力迅速增大至 13×10^5 N 左右,其数值可以达到平稳状态的 3 倍以上,该情况极易导致断链故障的发生。由此可知,刮板输送机链条张力能够作为断链隐患预警参数。观察图 6 可以看出,利用所提方法可以准确感知到在第 11.5 s 左右时,刮板输送机的链条张力迅速增大,这一结果与模拟的刮板输送机在 11.5 s 时发生断链这一情况相对应,说明所提方法是有效的。

为进一步突出所提方法的应用性能,实验将文献[3]、文献[4]、文献[5]方法作为对比。分别采用如下方式获取文献[3]、文献[4]、文献[5]方法的试验数据。

1) 文献[3]方法:该方法依赖于输送装置的历史运行数据,因此采集安装在运输设备上的振动传感器、温度传感器等传感器的实时监测数据,在数据清洗、去噪和标准化等预处理步骤后,用于训练 DAG-SVM 模型,利用该模型检测并预警输送装置故障。

2) 文献[4]方法:采集安装在刮板输送机上的专用传感器的数据,这部分数据可以直接监测链条状态;当传感器不能连续监测到链条通过,则判断为链条发生了断链事故,并立即触发报警机制。

3) 文献[5]方法:模拟刮板输送机的运行情况,在 MATLAB 软件中进行断链情况下的刮板输送机动力学分析,在通过虚拟样机技术和 Adams 软件对断链工况进行动力学分析,预警刮板输送机断链隐患。

实验指标采用 ROC 曲线和 AUC 值。ROC 曲线描绘了预警结果中真正例率和假正例率的变化。AUC 值表示 ROC 曲线下的面积,其取值范围为 0.5(等同于随机猜测)~1.0(完美分类)。一般来说,ROC 曲线与横纵坐标距离越近,同时与坐标系围成面积(即 AUC 值)越大,则对应预警方法的性能越优异。不同方法检测结果如图 7 所示。

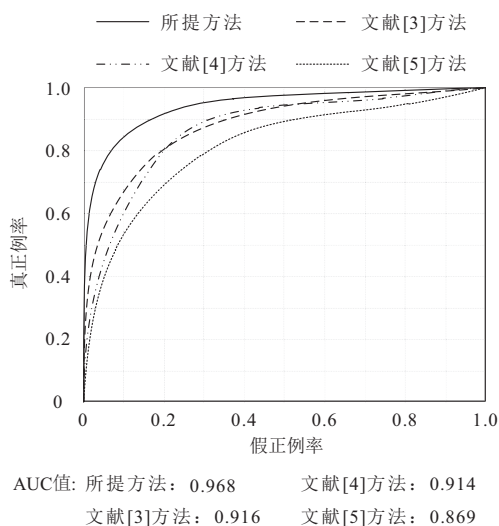


图7 不同方法在刮板输送机断链隐患预警中的 ROC 曲线和 AUC 值

由图7可以看出,与文献方法相比,所提方法在刮板输送机断链隐患预警中的 ROC 曲线明显靠近坐标轴,AUC 值比文献[3]方法高 0.052、比文献[4]方法高 0.054、比文献[5]方法高 0.099,说明所提方法的隐患预警性能更强。这是因为所提方法通过 D-S 证据理论对各个神经网络判别结果决策级融合,有效提升了隐患预警能力。

4 结语

断链以及断链后监管不力导致的刮板输送机

事故屡见不鲜,该类事故多由于监测设备预警不及时、未能在事故发生时实时预警与制动,使刮板输送机在断链的情况下仍然继续运行,从而发生严重事故,造成无法挽回的经济损失甚至人员伤亡。为此,本研究通过在刮板输送机电机外壳上安装传感器,采集计算刮板链张力信号,并利用经验模态分解和核主元分析法处理信号特征。然后将处理后的特征作为 Elman 神经网络的输入信息,训练学习得到链条易断点初步判定结果。最后采用改进的 D-S 证据理论对神经网络初步判定结果进行决策级融合,得到最终预警的实际信号阈值结果,根据阈值信号分析刮板偏移距离和机头机尾电流差的状态,实现刮板输送机断链隐患预警。

参考文献:

- [1] 温晓荣,任利丰. 基于小波分析的刮板输送机断链故障检测系统[J]. 机械制造与自动化,2023,52(2): 216-219.
- [2] 杨若冰,曹现刚,杨鑫,等. 基于改进 VAE-GCN 的刮板输送机健康状态识别方法[J]. 机械设计与研究,2024,40(6):277-283,302.
- [3] 赵驭阳. 基于 DAG-SVM 的煤矿井下输送装置故障在线检测[J]. 机床与液压,2021,49(10):189-194.
- [4] 田大肥,闫建伟,李洋,等. 刮板输送机断链监测装置的研制[J]. 煤矿机械,2020,41(10):116-118.
- [5] 谢苗,杨润坤,卢进南,等. 刮板输送机卡链断链工况力学特性研究[J]. 机械强度,2022,44(2):394-401.
- [6] 朱锋. 刮板输送机链轮磨损对传动系统动态特性影响分析[J]. 机械强度,2024,46(6):1355-1364.
- [7] 李斌,陈金拴,贺炳伟. 基于粗糙神经网络的刮板输送机智能调速策略研究[J]. 工矿自动化,2024,50(增刊2):161-166.
- [8] 张志强,冯伟,赵小虎,等. 面向边缘计算的选煤厂刮板检测方法[J]. 工矿自动化,2021,47(4):92-97.
- [9] 孙利. 基于滑模分数阶 PID 的刮板输送机链条张力控制系统研究[J]. 煤炭技术,2023,42(9):266-269.
- [10] 杨芳,王亚君,沈亚慧. 优化动态核主元分析的工业过程故障监测方法[J]. 实验室研究与探索,2024,43(1):6-10,19.
- [11] 宋佩林,崔振丰,陆鹏,等. 基于 ODCGWO-Elman 的生产线设备软测量模型[J]. 机床与液压,2024,52(21):155-161.
- [12] 张超,王立平,陈军闯,等. 基于改进 Elman 神经网络的轧辊磨削形位精度预测[J]. 工具技术,2023,57(5):131-136.

(下转第 313 页)

- 收稿日期:2023-08-18

- [13] 丁华,吕彦宝,崔红伟,等. 基于分布式深度神经网络的刮板输送机启停工况故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2023,42(18):112-122,249.
- [14] 汪旭明,张均东,刘一帆,等. 基于 Elman 神经网络修正的 ARIMA 预测模型[J]. 上海海事大学学报,2023,44(2):57-61,76.
- [15] 吴子斌,闫巧. 基于动量的映射式梯度下降算法[J]. 计算机科学,2022,49(增刊1):178-183.
- [16] 和征,张同静,杨小红. 基于 BP 神经网络和遗传算法的设备故障诊断与健康管理模型研究[J]. 制造技术与机床,2024(11):9-15.
- [17] 程腾,侯登超,张强,等. 基于 D-S 证据理论的多模

- 收稿日期:2024-02-05