

文章编号: 1671-251X(2025)03-0063-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024110068

刮板输送机断链智能监测技术研究

李灵锋¹, 张洁¹, 陈茁¹, 查天任¹, 尹瑞^{2,3}

(1. 河北建材职业技术学院 机电工程系, 河北 秦皇岛 066004; 2. 中煤张家口煤矿机械有限责任公司, 河北 张家口 076250; 3. 河北省高端智能矿山装备技术创新中心, 河北 张家口 076250)

摘要: 针对现有基于 AI 算法的煤矿井下刮板输送机断链监测技术在线学习能力低、检测精度差、稳定性低、复杂场景适应性和可靠性差等问题, 通过在极限学习机(ELM)中增加增量式在线训练, 设计了可实现离线样本和实时在线样本训练的在线贯序极限学习机(OSELM)网络, 进而提出了基于 OSELM 的刮板输送机断链智能监测技术。将经过大量煤矿井下刮板输送机链条监控图像(离线样本)训练的 OSELM 网络算法写入 AI 摄像机, 将 AI 摄像机安装于刮板输送机机尾, 实时感知刮板输送机链条运行状态并进行在线学习, 由 AI 摄像机输出控制决策, 并通过刮板输送机集中控制系统平台实时显示识别结果。井下工业性试验结果表明, OSELM 网络具有较高的自主学习能力、较强的泛化性和鲁棒性, 对刮板输送机断链识别的平均精度均值、准确率和精确率分别为 98.6%, 99.3%, 91.7%, 检测速度达 205.6 帧/s, 整体效果优于深度神经网络融合网络、RT-DETR、YOLOv5、YOLOv8、ELM 等模型, 实现了刮板输送机链条状态的精准、实时检测。

关键词: 刮板输送机; 链条状态识别; 断链监测; AI 摄像机; 在线贯序极限学习机网络
中图分类号: TD67 文献标志码: A

Research on intelligent technology for broken chain monitoring on scraper conveyors

LI Lingfeng¹, ZHANG Jie¹, CHEN Zhuo¹, ZHA Tianren¹, YIN Rui^{2,3}

(1. Mechanical and Electrical Engineering Department, Hebei Construction Material Vocational and Technical College, Qinhuangdao 066004, China; 2. China Coal Zhangjiakou Coal Mining Machinery Co., Ltd., Zhangjiakou 076250, China; 3. Hebei Province High-end Intelligent Mine Equipment Technology Innovation Center, Zhangjiakou 076250, China)

Abstract: To address the issues of existing AI algorithm-based broken chain monitoring technologies for underground coal mine scraper conveyors, including poor online learning ability, low detection accuracy, instability, and inadequate adaptability and reliability in complex scenarios, an online sequential extreme learning machine (OSELM) network was developed by integrating incremental online training into the extreme learning machine (ELM). This approach enabled both offline and real-time online learning. Based on this, an OSELM-based intelligent broken chain monitoring technology for scraper conveyors was proposed. The OSELM network algorithm, trained on a large dataset of underground scraper conveyor chain monitoring images (offline samples), was embedded into an AI camera. The AI camera was installed at the tail of the scraper conveyor to monitor the operation status of the chain in real-time while performing continuous online learning. The AI cameras output control decisions, with recognition results displayed in real-time on the centralized control system platform for the scraper conveyor. The results of industrial tests in underground mining environments demonstrated that the

收稿日期: 2024-11-18; 修回日期: 2025-03-15; 责任编辑: 李明。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFF0210606); 河北省高等学校科学研究项目(ZD2022018)。

作者简介: 李灵锋(1978—), 男, 河北新乐人, 副教授, 硕士, 主要研究方向为电气自动化技术, E-mail: 53829362@qq.com。通信作者: 查天任(1991—), 男, 江苏南通人, 工程师, 硕士, 研究方向为电气和计算机技术, E-mail: y18032557723@126.com。

引用格式: 李灵锋, 张洁, 陈茁, 等. 刮板输送机断链智能监测技术研究[J]. 工矿自动化, 2025, 51(3): 63-69, 77.

LI Lingfeng, ZHANG Jie, CHEN Zhuo, et al. Research on intelligent technology for broken chain monitoring on scraper conveyors[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(3): 63-69, 77.



扫码移动阅读

OSELM network exhibited strong self-learning ability, high generalization ability, and robustness. The mean average precision, accuracy, and precision for chain breakage identification on the scraper conveyor reached 98.6%, 99.3%, and 91.7%, respectively, with a detection speed of 205.6 frames per second. The overall performance outperforms models such as Deep Neural Network Fusion Network, RT-DETR, YOLOv5, YOLOv8, and ELM, achieving precise and real-time detection of the chain status of scraper conveyors.

Key words: scraper conveyor; chain status identification; broken chain monitoring; AI camera; online sequential extreme learning machine

0 引言

刮板输送机是煤矿工作面唯一的运输设备,链条是其关键运行部件。当出现刮板输送机断链故障时,若不能及时发现,将导致链条堆积,严重影响煤矿生产安全和效率。因此,众多专家学者对刮板输送机断链监测技术进行了研究。初期大多针对刮板输送机断链故障原因和预防措施进行分析,建立链条的强度条件^[1]和有限元仿真模型^[2],探究卡、断链故障发生后刮板输送机动力学特性和链环之间接触力的变化规律^[3],并对落煤冲击条件下的链条进行动力学分析^[4],进而对断链后链条张力响应进行仿真研究^[5]。目前刮板输送机断链监测方法主要包括压力监测法、差速监测法和视觉监测法^[6]。吴孙阳等^[7]设计了一种基于应力突变的刮板输送机断链监测系统,利用应变传感器测量与不同链条啮合的链轮轮齿受力面的应变,及时检测断链隐患;Zhang Xing 等^[8]提出了一种基于溜槽振动分析的刮板输送机链条故障检测策略,利用加速度传感器检测刮板输送机断链故障引起的溜槽振动信号,通过振幅识别断链故障;Hua Yilian 等^[9]通过安装在刮板两侧的超宽带节点实时反馈刮板是否出现倾斜情况,实现对刮板输送机断链故障的间接监测;高昌乐等^[10]以刮板输送机链轮转速差为依据,当转速差超过预警值时,判断刮板输送机链条出现断裂现象;崔卫秀等^[11]利用计算机诊断和 AI 视频识别技术,通过图像采集、分析和处理,对链条状态进行检测;Zou Huadong 等^[12]提出了一种基于划痕特征检测的视觉识别方法,通过监测识别链条划痕预测刮板输送机断链故障;Wang Zisheng 等^[13]采用 Plackett-Burman 试验确定刮板输送机链条裂纹深度、初始角度和拉伸载荷,为避免刮板输送机断链故障提供了参考。

煤矿井下工作面环境复杂恶劣,常规在刮板输送机中部槽或刮板上安装传感器检测断链的方法常出现传感器损坏现象,因此,基于视频监控的断链监测方法得到越来越多的应用。早期的煤矿井下视频监控技术主要是将井下各监控点的图像传输至地面

中心监控室显示,并对设备参数异常、设备工作状态等情况进行人工识别。随着 AI 技术的快速发展,视频 AI 识别逐渐被引入煤矿井下安全监控领域。基于视频 AI 识别技术的刮板输送机断链监测技术^[14-18]以 AI 算法为核心,依据视频 AI 摄像机对井下刮板输送机断链状态进行实时监控。此类算法适应性强,能够解决复杂的非线性问题,但对数据样本集的要求较高,在线学习能力差,导致断链监测准确率和精确率相对较低。此外,现有技术通过采集样本数据进行离线算法训练,导致算法在陌生环境中适应性差、检测精度和鲁棒性不足。因此,提出一种基于在线贯序极限学习机(Online Sequential Extreme Learning Machine, OSELM)网络的刮板输送机断链智能监测技术。OSELM 网络由极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)改进而来,采用增量式在线学习算法,通过分析样本数据集的自相关性和输入与输出关系,自动随机确定网络隐含层节点数量,不需要复杂的超参数调优和迭代优化过程,具备训练速度快、精度高、泛化能力强等优点。此外,OSELM 网络能够更好地适应流式样本数据的训练,进而对网络输出权重进行更新迭代,使网络始终保持在最优状态,在处理不断变化的样本数据时具有显著优势。

1 ELM 网络模型

ELM 是一类单隐含层的 FNN(Feedforward Neuron Network, 前馈神经网络)^[19-20]。ELM 网络拓扑如图 1 所示,其包含 n 个输入层节点、 L 个隐含层节点和 m 个输出层节点。

ELM 网络与传统人工智能网络不同,它随机获取神经网络输入层权值和隐含层偏置,利用最小二乘法准则,通过计算穆尔-彭罗斯广义逆矩阵得出网络输出权值,具有训练速度快、学习误差小等优势,且泛化性能极高^[21-23]。

ELM 网络在学习训练过程中随机获取样本 $\{(x_i, t_i)\}$,其中 x_i 为样本输入, t_i 为样本输出, $i=1, 2, \dots, n$ 。通过 ELM 网络隐含层 S 型激活函数 $g(\cdot)$ 计算隐含

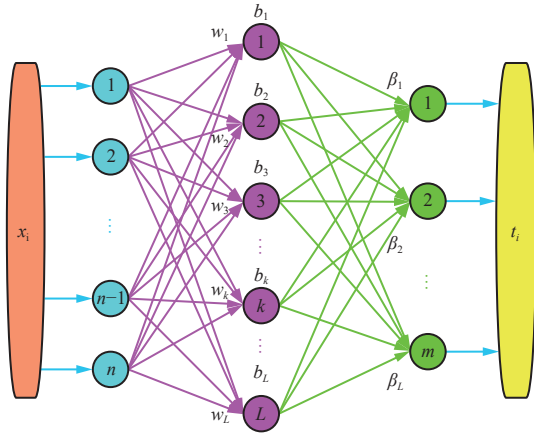


图 1 ELM 网络拓扑

Fig. 1 Topology of ELM network

层输出函数:

$$h_k(x_i) = g(\mathbf{w}_k, \mathbf{b}_k, x_i) = g(\mathbf{w}_k x_i + \mathbf{b}_k) \quad (1)$$

式中: \mathbf{w}_k 为第 k 个隐含层节点的输入权重矩阵, $k=1, 2, \dots, L$; \mathbf{b}_k 为第 k 个隐含层节点偏置矩阵。

ELM 网络模型可表示为

$$t_i = \sum_{k=1}^L \beta_k g(\mathbf{w}_k x_i + \mathbf{b}_k) \quad (2)$$

式中 β_k 为 ELM 网络第 k 个隐含层节点的输出权重矩阵。

将训练 ELM 网络转换为求解一个期望输出线性矩阵系统问题, 表示为

$$\mathbf{T} = \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} \quad (3)$$

式中: \mathbf{T} 为 ELM 网络输出矩阵; \mathbf{H} 为隐含层输出矩阵; $\boldsymbol{\beta}$ 为 ELM 网络输出权重矩阵。

为了最小化所有样本的整体预测误差, ELM 网络通过最小二乘法计算网络输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}$ 。

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{T} \quad (4)$$

式中 \mathbf{H}^+ 为 ELM 网络输出矩阵 \mathbf{H} 的穆尔-彭罗斯广义逆矩阵。

2 OSELM 网络模型

传统 ELM 网络不能实时处理动态模型, 对此, 提出能产生大量序列化数据的在线增量生长式 ELM 网络, 即 OSELM 网络。其将单隐含层神经网络输出权重的学习训练过程分为 2 个阶段: ① 初始化阶段, 通过海量刮板输送机断链故障状态的样本训练得到网络输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}^0$ 。② 序列化阶段, 利用序列化在线样本数据集不断完善 $\boldsymbol{\beta}$ 。

2.1 OSELM 网络离线样本初始化训练

将获取的刮板输送机断链离线样本进行高精度可靠筛选, 得到高质量刮板输送机断链离线样本。

将离线样本输入 OSELM 网络进行初始化训练, 同时将学习到的知识和经验存储到隐含层节点。OSELM 网络根据离线样本特征随机获取隐含层节点的输入权重矩阵 \mathbf{w}_k 及偏置矩阵 \mathbf{b}_k , 结合广义逆矩阵计算方法, 对批量离线样本数据进行训练, 计算出初始化的网络输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}^0$ 。

$$\boldsymbol{\beta}^0 = (\mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0)^{-1} \mathbf{H}_0^T \mathbf{T}_0 \quad (5)$$

式中: \mathbf{H}_0 为初始化的隐含层输出矩阵; \mathbf{T}_0 为初始化的网络输出矩阵。

将 $\boldsymbol{\beta}^0$ 作为 OSELM 网络序列化迭代阶段的初始权重, 进一步完善网络。

2.2 OSELM 网络输出权重序列化迭代

定义隐含层输出矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_0 \\ \mathbf{H}_1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 \mathbf{H}_1 为第 1 次迭代后的隐含层输出矩阵, 为已知量。

定义 ELM 网络输出矩阵为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_0 \\ \mathbf{T}_1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 \mathbf{T}_1 为第 1 次迭代后的网络输出矩阵, 为已知量。

因此, ELM 网络输出权重矩阵更新为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\beta} &= (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{T} = \\ &= \left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{H}_0 \\ \mathbf{H}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{H}_0 \\ \mathbf{H}_1 \end{bmatrix} \right\}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_0 \\ \mathbf{H}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{T}_0 \\ \mathbf{T}_1 \end{bmatrix} = \\ &= (\mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0 + \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1)^{-1} (\mathbf{H}_0^T \mathbf{T}_0 + \mathbf{H}_1^T \mathbf{T}_1) \end{aligned} \quad (8)$$

令 $\mathbf{P}_0 = (\mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0)^{-1}$, $\mathbf{P}_1 = (\mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0 + \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1)^{-1}$, 可得到 \mathbf{P}_1 和 \mathbf{P}_0 的迭代计算公式:

$$\mathbf{P}_1 = (\mathbf{P}_0 + \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1)^{-1} \quad (9)$$

根据 Sherman-Morrison 矩阵求逆公式^[24], 可将式(9)简化为

$$\mathbf{P}_1 = \mathbf{P}_0 - \frac{\mathbf{P}_0 \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1 \mathbf{P}_0}{1 + \mathbf{H}_1 \mathbf{P}_0 \mathbf{H}_1^T} \quad (10)$$

将式(9)两边同时求逆, 得

$$\mathbf{P}_1^{-1} = \mathbf{P}_0^{-1} + \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1 \quad (11)$$

通过式(11)可推导出 \mathbf{P}_0^{-1} 计算公式:

$$\mathbf{P}_0^{-1} = \mathbf{P}_1^{-1} - \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1 \quad (12)$$

将 $\mathbf{P}_0 = (\mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0)^{-1}$ 代入式(5), 得

$$\boldsymbol{\beta}^0 = (\mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0)^{-1} \mathbf{H}_0^T \mathbf{T}_0 = \mathbf{P}_0 \mathbf{H}_0^T \mathbf{T}_0 \quad (13)$$

$$\mathbf{H}_0^T \mathbf{T}_0 = \mathbf{P}_0^{-1} \boldsymbol{\beta}^0 = (\mathbf{P}_1^{-1} - \mathbf{H}_1^T \mathbf{H}_1) \boldsymbol{\beta}^0 \quad (14)$$

将 $P_1=(\mathbf{H}_0^T\mathbf{H}_0+\mathbf{H}_1^T\mathbf{H}_1)^{-1}$ 和式 (14) 同时代入式(8), 得到第 1 次迭代后的网络输出权重矩阵:

$$\begin{aligned} \beta^1 &= (\mathbf{H}_0^T\mathbf{H}_0 + \mathbf{H}_1^T\mathbf{H}_1)^{-1} (\mathbf{H}_0^T\mathbf{T}_0 + \mathbf{H}_1^T\mathbf{T}_1) = \\ & P_1 [(\mathbf{P}_1^{-1} - \mathbf{H}_1^T\mathbf{H}_1)\beta^0 + \mathbf{H}_1^T\mathbf{T}_1] = \\ & \beta^0 + P_1\mathbf{H}_1^T(\mathbf{T}_1 - \mathbf{H}_1\beta^0) \end{aligned} \quad (15)$$

定义 OSELM 网络第 $k+1$ 次迭代的网络输出权重矩阵为 β^{k+1} , 中间参数矩阵为 P_{k+1} 。根据 OSELM 网络在线迭代关系, 可由第 k 次迭代参数计算出第 $k+1$ 次迭代参数, 在线学习递推公式为

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k\mathbf{H}_{k+1}^T\mathbf{H}_{k+1}P_k}{1 + \mathbf{H}_{k+1}P_k\mathbf{H}_{k+1}^T} \quad (16)$$

$$\beta^{k+1} = \beta^k + P_{k+1}\mathbf{H}_{k+1}^T(\mathbf{T}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1}\beta^k) \quad (17)$$

2.3 OSELM 网络训练流程

OSELM 网络初始化阶段训练流程如下。

1) 获取样本数据集 $D=\{(x_i, t_i)\}$, 在其中选取 $n_0(n_0 \geq L)$ 个高可靠度采样数据并组成集合 $D_0=\{(x_j, t_j)\}, j=1, 2, \dots, n_0$, 将其输入 OSELM 网络。

2) OSELM 网络随机获取隐含层节点的输入权重矩阵 w_k 和偏置矩阵 b_k , 并计算初始化的隐含层输出矩阵 \mathbf{H}_0 。

3) 计算初始化的网络输出权重矩阵 β^0 。

序列化阶段训练流程如下。

1) 通过在线学习, 训练数据样本 (x_{i+1}, t_{i+1}) 。

2) 计算在线学习数据样本的隐含层输出矩阵 \mathbf{H}_{k+1} 。

3) 计算 OSELM 网络的输出权重矩阵 β^{k+1} 。

与多数在线生长型人工神经网络模型相比, OSELM 网络具有参数少、训练速度快和在线学习泛化性能强等优势。

2.4 OSELM 网络算法及框架设计

设计 OSELM 网络算法包含 5 个有限元模型, 定义为

$$\text{OSELM} = \langle g(\cdot), \mathbf{H}, \mathbf{P}, \mathbf{T}, \beta \rangle \quad (18)$$

式(18)中, 隐含层激活函数 $g(\cdot)$ 由系统模型和外界环境决定; 中间参数 $\mathbf{P}: \mathbf{P}_k \times \mathbf{H}_{k+1} \rightarrow \mathbf{P}_{k+1}$, 其第 $k+1$ 次迭代的计算结果 \mathbf{P}_{k+1} 总是由第 k 次的中间参数 \mathbf{P}_k 和 OSELM 网络第 $k+1$ 次隐含层输出矩阵 \mathbf{H}_{k+1} 共同决定; 网络输出权重矩阵 $\beta: \beta^k \times \mathbf{P}_{k+1} \times \mathbf{H}_{k+1} \times \mathbf{T}_{k+1} \rightarrow \beta^{k+1}$, 其第 $k+1$ 次迭代的计算结果 β^{k+1} 总是由 OSELM 网络第 k 次的输出权重矩阵 β^k 、第 $k+1$ 次中间参数 \mathbf{P}_{k+1} 和第 $k+1$ 次网络输出矩阵 \mathbf{H}_{k+1} 三者共同决定。

OSELM 网络框架如图 2 所示。将采集的刮板输送机断链离线样本和 AI 摄像机实时在线感知图像输入 OSELM 网络, 输出为 AI 摄像机的决策信息。

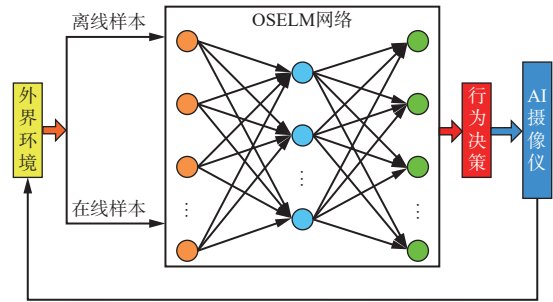


图 2 OSELM 网络框架

Fig. 2 OSELM network framework

3 试验与结果分析

3.1 OSELM 网络离线样本训练

采用离线样本对构建的 OSELM 网络进行训练, 进而构建刮板输送机断链识别模型。试验硬件配置为 13th Gen Intel(R) Core(TM) i9-13900K CPU @ 3.00 GHz 处理器、12 GiB 的 NVIDIA RTX A2000GPU、Windows10 操作系统, 编程语言采用 Python 3.10.1, 开发环境为 PyCharm。

样本数据集来自兖矿能源集团股份有限公司金鸡滩煤矿、中国华能集团有限公司高头窑煤矿、淮南矿业(集团)有限责任公司丁集煤矿等大型综采(放)工作面, 由隔爆兼本安型高清摄像机采集。为提升刮板输送机断链识别效果, 使用 LabelImg 对样本数据集进行标注, 得到 6 952 张有效图像, 按照 7:1:2 的比例划分为训练集、测试集和验证集, 用于网络训练和性能评估。部分样本如图 3 所示。



图 3 样本数据集(部分)

Fig. 3 Sample dataset (partial)

OSELM 网络经离线样本训练和测试, 其对刮板输送机断链状态识别的平均精度均值(Mean Average Precision, mAP)、准确率和精确率均达到 90% 以上,

平均检测速度为 183.5 帧/s。

3.2 工业性试验

3.2.1 试验环境及方法

基于 OSELM 的刮板输送机断链智能监测模型如图 4 所示。

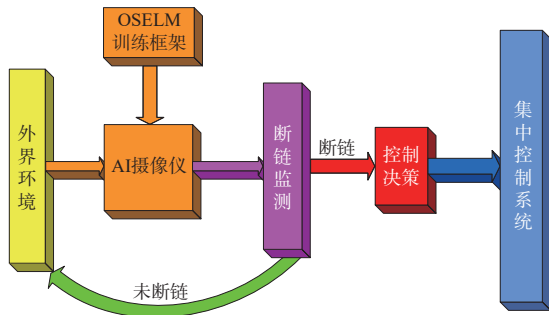


图 4 刮板输送机断链智能监测模型

Fig. 4 Intelligent chain-broken monitoring model for scraper conveyor

依托兖矿能源集团股份有限公司石拉乌素煤矿工作面配置的海康威视 KBA18(D)型 AI 摄像机进行井下工业性试验。AI 摄像机安装于刮板输送机机尾架,如图 5 所示。考虑煤矿井下环境复杂、恶劣, AI 摄像机时常会附着大量煤尘,影响摄像机视觉清晰度,对 AI 摄像机设置定时雨刷功能,可根据工作面不同的采煤工艺及工况自定义雨刷工作时间间隔,在特殊情况下可手动操作雨刷工作。同时,为避免补光灯光照强度对拍摄质量和监测准确度的影响,为 AI 摄像机配置自动变焦、曝光度自动调节和强光抑制功能。



图 5 刮板输送机断链智能监测 AI 摄像机布置

Fig. 5 AI camera deployment for broken chain monitoring system on scraper conveyor

将经过离线样本训练的 OSELM 网络与 AI 摄像机融合,进行序列化在线学习训练。在线学习过程中, AI 摄像机先从外界环境中随机获取刮板输送机链条当前状态集合,之后产生相应的判断。随着 AI 摄像机采集的在线样本不断增多, OSELM 网络可以获得到最佳的“状态-决策”集合,从而进一步完成自主认知发育学习。

AI 摄像机实时采集的刮板输送机链条图像通过

井下工业性千兆光纤环网上传至刮板输送机集中控制系统平台。在该平台主界面(图 6)可显示刮板输送机断链监测的故障和通信信息,且具有断链监测的可视化界面,对断链识别结果进行全方位显示,如图 7 所示,蓝色框为采样识别区域,绿色和橙色锚框分别为左右两侧链环的识别状态和 mAP。

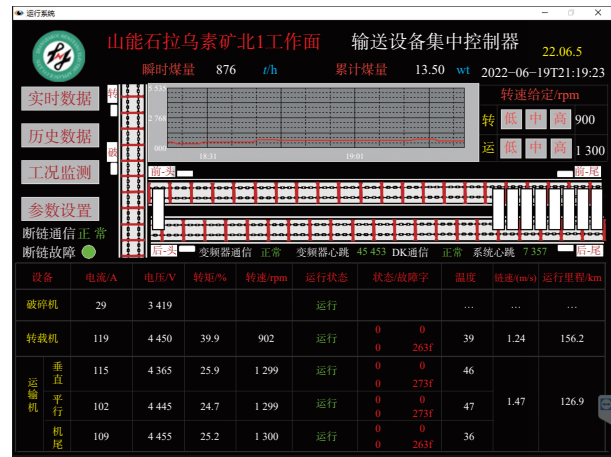


图 6 刮板输送机集中控制系统主界面

Fig. 6 Main interface of centralized control system for scraper conveyor

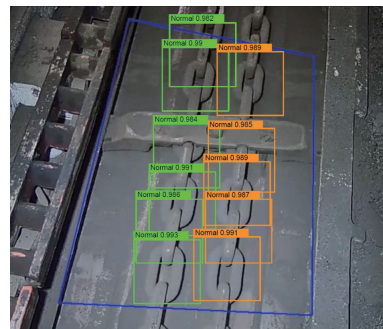


图 7 断链监测可视化界面

Fig. 7 Visualization interface of broken chain monitoring

3.2.2 试验结果

采用文献[18-21]中的网络模型(分别为深度神经网络融合网络、RT-DETR、YOLOv5、YOLOv8)、ELM 和 OSELM 网络进行可视化识别分析,结果如图 8 所示。可看出 OSELM 网络对刮板输送机断链和正常链环的识别准确度均高于对比模型。

从 mAP50、准确率、精确率、检测速度 4 个指标方面,将 OSELM 网络与文献[18-22]所提网络模型、ELM 和 OSELM 网络进行对比分析,结果见表 1。

从表 1 可看出: OSELM 网络的 mAP50、准确率和精确率均处于较高水平,分别达 98.6%, 99.3%, 91.7%, 较 ELM 网络分别提高了 4.5%, 2.5%, 3.5%; 与文献[18-21]中网络模型和 ELM 相比, OSELM 网络整体监测性能更高,主要原因是 OSELM 网络不仅能够通过断链离线样本信息进行训练,还能在线实时

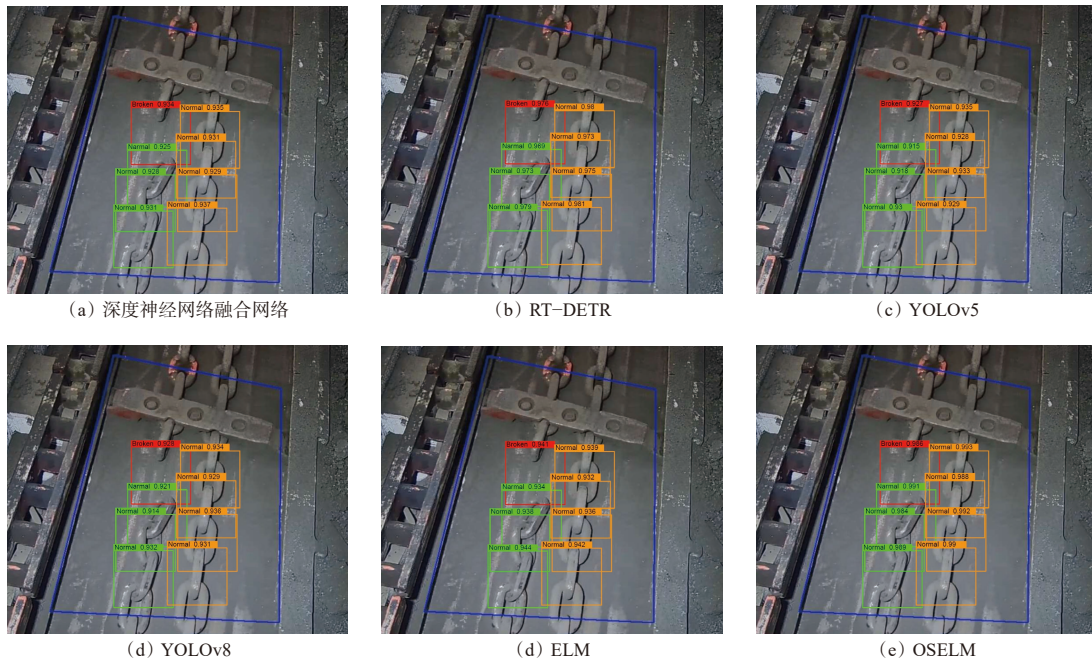


图 8 不同网络模型的断链识别可视化结果

Fig. 8 Visualization results of broken chain identification using different networks

表 1 不同断链监测网络模型性能对比

Table 1 Performance comparison of different network models for broken chain monitoring

模型	mAP50/%	准确率/%	精确率/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)
文献[18]	93.4	96.5	87.1	206.3
文献[19]	97.6	97.2	87.8	67.2
文献[20]	92.7	94.8	85.7	64.9
文献[21]	92.8	95.1	88.0	93.6
文献[22]	—	75.8	93.4	43.8
ELM	94.1	96.8	88.2	173.5
OSELM	98.6	99.3	91.7	205.6

学习当前复杂场景的链条状态样本信息,而其他模型仅能依靠离线样本进行网络训练,存在较高的样本局限性;文献[22]中网络模型的断链识别精确率较 OSELM 网络高 1.7%,但准确率较 OSELM 网络低 23.5%,存在较大的目标识别误差;OSELM 网络的检测速度达 205.6 帧/s,仅略低于深度神经网络融合网络,验证了 OSELM 网络在刮板输送机断链监测方面的高效性。

理论方面,文献[18-22]中网络模型和 ELM 网络的训练和参数调优过程复杂,训练时间长,在实时训练方面性能较差。OSELM 网络对增加的样本能够进行实时学习训练,通过上一个状态的网络输出权重,结合新增加的离线样本和在线样本,对网络输出权重进行更新迭代,不断优化网络输出权重,从而达到优化目标识别网络的目的。该网络的迭代参数种类较少,且可随新样本数据的到来不断更新而无需

重新训练网络,使得网络模型始终保持在最新状态。

工业性试验结果验证了基于 OSELM 网络的刮板输送机断链智能监测系统能准确识别刮板输送机链条断裂故障,未发生漏报和误报情况,表明 OSELM 网络在煤矿井下复杂环境中具有较高的自主学习能力及较强的泛化性和鲁棒性。

4 结论

1) OSELM 网络在 ELM 网络基础上增加了在线训练模块,不仅能学习离线样本信息,还能在煤矿井下复杂场景中进行样本的实时在线训练,提高了刮板输送机断链识别模型的可靠性和泛化性。

2) 工业性试验结果表明,OSELM 网络的 mAP50、准确率和精确率分别达 98.6%、99.3%、91.7%,高于深度神经网络融合网络、RT-DETR、YOLOv5、YOLOv8、ELM 等对比模型;检测速度达 205.6 帧/s,可满足实时性检测要求。

3) 未来将重点优化 OSELM 网络针对刮板输送机断链的检测速度,并研究该网络在刮板输送机上煤矸识别和转载机危险区域人员误入检测方面的应用。

参考文献(References):

[1] 李其钺,潘燕,韩正铜. 煤矿刮板输送机断链受力分析及强度条件[J]. 煤矿机械, 2011, 32(4): 105-107.
LI Qifan, PAN Yan, HAN Zhengtong. Force analysis and strength condition of chain scission of scraper conveyor[J]. Coal Mine Machinery, 2011, 32(4): 105-107.

- [2] 张伟. 刮板输送机卡链断链工况力学特性研究[J]. 机械管理开发, 2024, 39(7): 78-79, 116.
ZHANG Wei. Mechanical characteristics of chain breaking condition of scraper conveyor[J]. Mechanical Management and Development, 2024, 39(7): 78-79, 116.
- [3] 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.
XIE Miao, YANG Runkun, LU Jinnan, et al. Study on mechanical characteristics of scraper conveyor under chain-breaking condition[J]. Journal of Mechanical Strength, 2022, 44(2): 394-401.
- [4] JIANG Shoubo, ZHANG Yuqi, ZENG Qingliang, et al. Analysis of scraper conveyor chain dynamics under falling coal impact conditions[J]. Machines, 2024, 12(9). DOI: [10.3390/MACHINES12090648](https://doi.org/10.3390/MACHINES12090648).
- [5] XIE Chunxue, LIU Zhixiang, XIE Miao. Dynamic response analysis of scraper conveyor under the condition of chain broken[J]. [Journal of Vibroengineering](https://doi.org/10.3390/VIBROENGINEERING202325061053), 2023, 25(6): 1053-1067.
- [6] 葛世荣. 刮板输送机技术发展历程(三)——驱动与智能控制技术[J]. 中国煤炭, 2024, 50(4): 1-12.
GE Shirong. The development history of scraper conveyor technology (part three): intelligent drive and control technology[J]. China Coal, 2024, 50(4): 1-12.
- [7] 吴孙阳, 张行, 卢明立, 等. 基于应力突变的刮板输送机断链检测系统[J]. 工矿自动化, 2016, 42(4): 23-27.
WU Sunyang, ZHANG Xing, LU Mingli, et al. Chain scission detection system of scraper conveyor based on stress mutation[J]. Industry and Mine Automation, 2016, 42(4): 23-27.
- [8] ZHANG Xing, LI Wei, ZHU Zhencai, et al. Fault detection for the scraper chain based on vibration analysis using the adaptive optimal kernel time-frequency representation[J]. Shock and Vibration, 2019, 2019(1). DOI: [10.1155/2019/6986240](https://doi.org/10.1155/2019/6986240).
- [9] HUA Yilian, ZHU Zhencai, ZHOU Gongbo, et al. Chain state monitoring for a heavy scraper conveyor using UWB-based extended Kalman filter technique with range constraint selection method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation Measurement, 2022, 71: 1-9.
- [10] 高昌乐, 闵令江. 刮板输送机断链监测系统设计与研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(增刊2): 55-58.
GAO Changle, MIN Lingjiang. Design and research of chain breakage monitoring system for scraper conveyor[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(S2): 55-58.
- [11] 崔卫秀, 穆润青, 解鸿章, 等. 500 m 超长工作面刮板智能输送技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(4): 326-335.
CUI Weixiu, MU Runqing, XIE Hongzhang, et al. Research on intelligent conveying technology of 500 m ultra-long face scraper[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(4): 326-335.
- [12] ZOU Huadong, JIA Ruiqing. Visual positioning and recognition of gangues based on scratch feature detection[J]. Traitement Du Signal, 2019, 36(2): 147-153.
- [13] WANG Zisheng, LI Bo, et al. Response analysis of a scraper conveyor under chain faults based on MBD-DEM-FEM[J]. [Strojniški Vestnik - Journal of Mechanical Engineering](https://doi.org/10.1007/s12206-021-0501-5), 2021, 67(10): 501-515.
- [14] 苏士龙, 梁大勇, 杜志峰, 等. 基于深度学习与神经网络融合的刮板输送机断链监测技术研究[J]. 煤矿机械, 2021, 42(12): 161-164.
SU Shilong, LIANG Dayong, DU Zhifeng, et al. Research on chain breaking monitoring technology of scraper conveyor based on deep learning and neural network fusion[J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(12): 161-164.
- [15] 毛清华, 郭文瑾, 苏毅楠, 等. 改进 RT-DETR 的煤矿刮板输送机链条故障智能识别方法研究[J/OL]. 煤炭科学技术, 2024: 1-12. [2024-10-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20241014.1415.004.html>.
MAO Qinghua, GUO Wenjin, SU Yinan, et al. Research on intelligent identification method of chain fault of coal mine scraper conveyor based on improved RT-DETR[J/OL]. Coal Science and Technology, 2024: 1-12. [2024-10-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20241014.1415.004.html>.
- [16] 翟伟, 陈鹏飞, 王李进. 基于 YOLOv5 的刮板输送机断链监测技术[J]. 山西焦煤科技, 2024, 48(6): 8-10, 14.
ZHAI Wei, CHEN Pengfei, WANG Lijin. Chain breakage monitoring technology for scraper conveyor based on YOLOv5[J]. Shanxi Coking Coal Science & Technology, 2024, 48(6): 8-10, 14.
- [17] 盛浩. 刮板输送机断链智能监测系统的研制[J]. 煤矿机械, 2024, 45(8): 209-212.
SHENG Hao. Development of intelligent monitoring system for broken chain of scraper conveyor[J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(8): 209-212.
- [18] 许联航, 高捷, 叶壮, 等. 基于图像处理与磁探伤技术的工作面刮板输送机在线监测系统[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(增刊1): 390-395.
XU Lianhang, GAO Jie, YE Zhuang, et al. On line monitoring system of face scraper based on image processing and magnetic flaw detection technology[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(S1): 390-395.
- [19] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/2/3): 489-501.

- 2023, 42(24): 317-325.
ZHANG Weitao, ZHANG Dongjiang, JI Xiaofan, et al. Fault analysis of rolling element bearing based on CCA and a multichannel cyclic Wiener filter[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(24): 317-325.
- [12] 李建坡, 李美霖, 杨涛, 等. 大规模 MIMO-OFDM 系统中低复杂度维纳滤波信道估计算法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2022, 52(1): 211-218.
LI Jianpo, LI Meilin, YANG Tao, et al. Low-complexity wiener filter channel estimation algorithm in massive MIMO-OFDM system[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2022, 52(1): 211-218.
- [13] 许春冬, 张震, 战鸽, 等. 面向语音增强的约束序贯高斯混合模型噪声功率谱估计[J]. *声学学报*, 2017, 42(5): 633-640.
XU Chundong, ZHANG Zhen, ZHAN Ge, et al. Noise power estimation based on constrained sequential Gaussian mixture model for speech enhancement[J]. *Acta Acustica*, 2017, 42(5): 633-640.
- [14] TIAN Fengchun, YANG S X, DONG K. Circuit and noise analysis of odorant gas sensors in an E-nose[J]. *Sensors*, 2005, 5(1): 85-96.
- [15] 潘甲. 多通道语音增强算法研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2017.
PAN Jia. Research on multichannel speech enhancement algorithm[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2017.
- [16] 陈敬军, 范威. 阵列信号维纳滤波用于主动声呐图像增强处理[J]. *声学技术*, 2021, 40(6): 858-863.
CHEN Jingjun, FAN Wei. Active sonar image enhancement using Wiener filtering on array signals[J]. *Technical Acoustics*, 2021, 40(6): 858-863.
- [17] ZHENG Chengshi, ZHANG Huiyong, LIU Wenzhe, et al. Sixty years of frequency-domain monaural speech enhancement: from traditional to deep learning methods[J]. *Trends in Hearing*, 2023, 27. DOI: 10.1177/2331216523120991.
- [18] 彭健新, 唐云飞. 谱减法与维纳滤波法相结合的睡眠鼾声降噪处理[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(3): 103-107.
PENG Jianxin, TANG Yunfei. Noise Reduction of snoring sound by using traditional spectral subtraction and wiener filter[J]. *Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition)*, 2018, 46(3): 103-107.
- [19] WU Peng, YU Gongye, DONG Naiji, et al. Acoustic feature extraction method of rotating machinery based on the WPE-LCMV[J]. *Machines*, 2022, 10(12). DOI: 10.3390/MACHINES10121170.
- [20] LIU Juan, FU Shiming, LIU Fen, et al. Intelligent fault diagnosis of belt conveyor rollers using a polar KNN algorithm with audio features[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2025, 168. DOI: 10.1016/J.ENGFAILANAL.2024.109101.
- [21] DAO Fang, ZENG Yun, QIAN Jing. A novel denoising method of the hydro-turbine runner for fault signal based on WT-EEMD[J]. *Measurement*, 2023, 219. DOI: 10.1016/J.MEASUREMENT.2023.113306.
- [22] 董东林, 陈昱吟, 倪林根, 等. 基于 WOA-ELM 算法的矿井突水水源快速判别模型[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(3): 984-993.
DONG Donglin, CHEN Yuyin, NI Lingen, et al. Fast discriminant model of mine water inrush source based on WOA-ELM algorithm[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(3): 984-993.
- [23] 毛清华, 赵健博, 李亚周, 等. 基于 ELM 神经网络的采煤机截割载荷软测量建模方法[J]. *西安科技大学学报*, 2020, 40(5): 769-774.
MAO Qinghua, ZHAO Jianbo, LI Yazhou, et al. Soft sensor modeling method of shearer cutting load based on ELM neural network[J]. *Journal of Xi'an University of Science and Technology*, 2020, 40(5): 769-774.
- [24] 周芳, 唐楠楠, 李志诚. Sherman-Morrison 公式的五种证明方法[J]. *理论数学*, 2024, 14(1): 34-40.
ZHOU Fang, TANG Nannan, LI Zhicheng. Five proof methods for the Sherman-Morrison formula[J]. *Pure Mathematics*, 2024, 14(1): 34-40.

(上接第 69 页)

- [20] 张伟, 李军霞, 吴磊, 等. 基于 1DCNN-ELM 的带式输送机托辊轴承故障诊断研究[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(增刊 1): 383-389.
ZHANG Wei, LI Junxia, WU Lei, et al. Research on fault diagnosis of idler conveyor based on 1DCNN-ELM[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(S1): 383-389.
- [21] 高洁, 伊雨, 赵雯宇, 等. 基于 POA-ELM 的含煤地层异常构造分类[J]. *煤炭学报*, 2023, 48(11): 4135-4144.
GAO Jie, YI Yu, ZHAO Wenyu, et al. Classification of coal-bearing strata abnormal structure based on POA-ELM[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(11): 4135-4144.
- [22] 董东林, 陈昱吟, 倪林根, 等. 基于 WOA-ELM 算法的矿井突水水源快速判别模型[J]. *煤炭学报*, 2021,