

文章编号: 1671-251X(2025)03-0086-10

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024110057

基于改进型级联宽度学习的采煤机截割部 齿轮箱故障诊断

李鑫¹, 李淑华¹, 陈浩¹, 司垒¹, 魏东¹, 邹筱瑜^{1,2}

(1. 中国矿业大学 机电工程学院, 江苏 徐州 221116;

2. 智能采矿装备技术全国重点实验室, 江苏 徐州 221116)

摘要: 采煤机截割部齿轮箱振动监测数据结构复杂, 且易出现类别不平衡问题, 导致现有基于传统机器学习的智能故障诊断方法易出现错报现象, 而基于深度学习的诊断方法模型结构复杂、学习效率低, 且易陷入局部最优解, 影响诊断性能。针对上述问题, 提出了一种基于改进型级联宽度学习(ICBL)的采煤机截割部齿轮箱故障诊断方法。在 ICBL 模型的特征节点中引入随机超图卷积机制, 充分挖掘采煤机截割部齿轮箱振动数据的复杂多元结构信息, 增强故障特征表征能力; 采用类特异性权重分配策略, 根据输入数据的类间比例信息, 为少数类样本赋予更高权重, 提高不平衡数据下采煤机截割部齿轮箱故障诊断性能。利用采煤机截割部齿轮箱故障模拟实验台验证基于 ICBL 的采煤机截割部齿轮箱故障诊断方法的有效性, 结果表明该方法能够有效增强故障特征的判别性, 在数据不平衡度为 15 时诊断精度达 94.52%, 单一样本的故障识别耗时为 0.284 ms, 优于级联宽度学习系统、加权宽度学习系统、多尺度卷积神经网络、超图神经网络、多分辨率超图卷积网络等。

关键词: 采煤机截割部; 齿轮箱; 故障诊断; 级联宽度学习; 随机超图卷积; 类特异性权重

中图分类号: TD67

文献标志码: A

Fault diagnosis of shearer cutting unit gearbox based on improved cascaded broad learning

LI Xin¹, LI Shuhua¹, CHEN Hao¹, SI Lei¹, WEI Dong¹, ZOU Xiaoyu^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. National Key Laboratory of Intelligent Mining Equipment Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The vibration monitoring data of the shearer cutting unit gearbox has a complex structure and is prone to class imbalance issues, leading to frequent false positives in traditional machine learning-based fault diagnosis methods. Meanwhile, deep learning-based approaches often suffer from complex model structures, low learning efficiency, and susceptibility to local optima, negatively impacting diagnostic performance. To address these issues, a fault diagnosis method was proposed for the shearer cutting unit gearbox based on improved cascaded broad learning (ICBL). A random hypergraph convolution mechanism was introduced into the feature nodes of the ICBL model to fully exploit the complex multivariate structural information in the vibration data of the shearer cutting unit gearbox, thereby enhancing the representation of fault features. Additionally, a class-specific weight allocation strategy was adopted to assign higher weights to minority class samples based on the class distribution of the input data, improving fault diagnosis performance under imbalanced data conditions. The effectiveness of the ICBL-based fault diagnosis method was validated using a shearer cutting unit gearbox fault simulation test platform. Experimental results demonstrated that the proposed method effectively enhanced the

收稿日期: 2024-11-19; 修回日期: 2025-02-25; 责任编辑: 李明。

基金项目: 国家自然科学基金项目(52404178); 江苏省自然科学基金项目(BK20231064)。

作者简介: 李鑫(1993—), 男, 山东滨州人, 讲师, 博士, 主要从事机电装备智能运维研究工作, E-mail: li_xin@cumt.edu.cn。

引用格式: 李鑫, 李淑华, 陈浩, 等. 基于改进型级联宽度学习的采煤机截割部齿轮箱故障诊断[J]. 工矿自动化, 2025, 51(3): 86-95.

LI Xin, LI Shuhua, CHEN Hao, et al. Fault diagnosis of shearer cutting unit gearbox based on improved cascaded broad learning[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(3): 86-95.



扫码移动阅读

discriminability of fault features, achieving a diagnostic accuracy of 94.52% when the data imbalance ratio was 15, with a fault recognition time of 0.284 ms per sample. The method outperformed cascaded broad learning systems, weighted broad learning systems, multi-scale convolutional neural networks, hypergraph neural networks, and multi-resolution hypergraph convolutional networks, demonstrating significant engineering application value.

Key words: shearer cutting unit; gearbox; fault diagnosis; cascaded broad learning; random hypergraph convolution; class-specific weight

0 引言

采煤机安全稳定运行是保障煤炭高效生产的关键。截割部齿轮箱作为采煤机的核心动力传递部件,一旦发生故障,将严重影响煤矿开采效率,造成巨额经济损失,甚至引发重大安全事故^[1]。因此,对采煤机截割部齿轮箱进行故障诊断具有重要意义。

近年来,随着人工智能、云计算、工业物联网、智能感知技术的蓬勃发展,数据驱动的智能故障诊断方法受到了越来越多研究人员的关注,已成为当下工业大数据时代煤机装备的主流故障诊断方法^[2]。现有数据驱动的智能故障诊断方法主要分为基于传统机器学习方法和基于深度学习方法两类。基于传统机器学习方法通过人工提取状态监测信号的敏感故障特征,采用人工神经网络、支持向量机、随机森林等浅层学习方法实现煤机装备故障的智能识别^[3],如:刘旭南等^[4]通过小波包分解对采煤机截割部监测信号进行处理,提取分解信号的小波包子带能量作为敏感故障特征,并以此作为人工神经网络的输入,实现截割部故障智能识别;张志刚等^[5]提出了一种基于小波包和期望最大(Expectation Maximization, EM)聚类的采煤机齿轮故障诊断方法;Li Xin等^[6]提出了一种基于时频图和半监督支持矩阵机的矿用齿轮箱故障识别方法。然而,基于传统机器学习的故障诊断方法过分依赖专家经验和先验知识对状态监测信号进行人工特征提取,且有限的非线性映射能力严重影响了其故障识别精度。

相较之下,基于深度学习方法能够模拟人类大脑多层次学习过程,自适应地挖掘煤机装备状态监测信号中内蕴的高层抽象特征,自主构建监测数据与健康状态的复杂映射关系,极大克服了人工特征提取的局限性,受到工业界和学术界的青睐^[7]。包从望等^[8]提出了基于卷积神经网络(LeNet-5型)的采煤机截割部减速箱故障诊断方法。孙晓春等^[9]构建了一种密集连接卷积网络,并将其成功应用于采煤机摇臂齿轮故障诊断。Song Yang等^[10]将自编码器网络和多尺度相关矩阵重建相结合,构建了一种无监督的采煤机异常状态检测方法。邹筱瑜等^[11]提

出了一种基于时频融合深度网络的矿用钻机轴承故障诊断方法。毛君等^[12]设计了一种基于深度自编码网络的采煤机截割部减速器故障诊断方法。李勇等^[13]将频谱平均降噪方法与一维卷积神经网络相结合,实现了强噪声干扰下采煤机行星齿轮箱故障诊断。然而,现有基于深度学习的诊断方法都是通过深度堆叠多层网络结构来提高模型的故障特征提取性能,导致模型结构复杂、参数繁多、学习效率低等共性问题。此外,现有深度学习模型大多采用梯度下降方法进行参数优化,容易陷入局部最优解。对此,C. L. P. Chen等^[14]提出了一种级联宽度学习系统(Cascade Broad Learning System, CBLS)模型,其通过在宽度方向构建多组级联特征节点和增强节点来增强特征提取能力,无需依赖深度堆叠的网络结构,极大降低了模型的参数规模。同时,CBLS模型采用岭回归算法直接求取模型的全局最优解,不仅可以有效避免局部最优解问题,还可以大幅提高模型的求解效率。因此,CBLS模型已在时间序列预测^[15]、图像识别^[16]、寿命预测^[17]等领域崭露头角。然而,将CBLS模型应用于采煤机截割部齿轮箱故障诊断仍面临2个问题:①井下煤层分布具有随机性和不均匀性,使采煤机截割部齿轮箱的监测数据结构复杂多元。现有CBLS模型在建模过程中受关系表达能力的限制,无法充分挖掘截割部齿轮箱监测数据的拓扑结构和高阶关系信息,导致提取的故障特征判别性不足。②在实际工程应用中,采煤机截割部齿轮箱长期服役于正常状态,故障状态数据远少于正常状态数据。数据类别分布不平衡会使CBLS模型偏向于多数类故障数据,对少数类故障数据关注度不足,严重影响模型的故障诊断性能。

针对上述问题,本文提出一种改进型级联宽度学习(Improved Cascade Broad Learning, ICBL)模型,并将其应用于采煤机截割部齿轮箱故障诊断。该模型不仅具有原始CBLS模型结构简单、运行效率高等优势,还具有以下特点:①引入超图卷积机制重构ICBL模型的级联特征节点,以充分挖掘采煤机截割部齿轮箱振动监测数据的高阶结构信息,增强模型的故障特征表征能力。②采用类特异性权重分配

策略,根据输入数据的类间比例信息,为少数类样本赋予更高权重,从而提高不平衡数据下采煤机截割部齿轮箱故障诊断性能。

1 CBLS 模型

CBLS 模型是一种扁平式神经网络,主要由输入层、级联特征节点、增强节点和输出层组成,如图 1 所示。

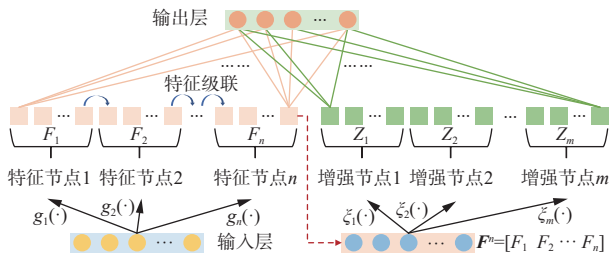


图 1 CBLS 模型结构

Fig. 1 Structure of cascade broad learning system(CBLS) model

给定一个训练数据集 $\{X \in \mathbf{R}^{N \times Q}, Y \in \mathbf{R}^{N \times C}\}$, 其中 X 为 Q 维训练样本矩阵, N 为训练样本个数, Y 为 one-hot 标签矩阵, C 为类别数量。假设 CBLS 模型有 n 组特征节点和 m 组增强节点。对输入数据 X 进行线性映射,产生第 1 组特征节点 F_1 。

$$F_1 = g_1(XW_{e1} + \beta_{e1}) = g_1(X; \{W_{e1}, \beta_{e1}\}) \quad (1)$$

为了获得输入数据的高层抽象特征, CBLS 模型将所有的特征节点进行级联,即将前一组特征节点作为后一组特征节点的输入。因此,第 n 组特征节点可表示为

$$F_n = g_n(F_{n-1}W_{en} + \beta_{en}) = \prod_{k=1}^n g_k(X; \{W_{ek}, \beta_{ek}\}) \quad (2)$$

式中: $g_k(\cdot)$ 为 ReLU 映射函数; W_{ek}, β_{ek} 分别为随机生成的第 k 组特征映射权重矩阵和偏置。

对所有的特征节点进行整合,得到总的特征节

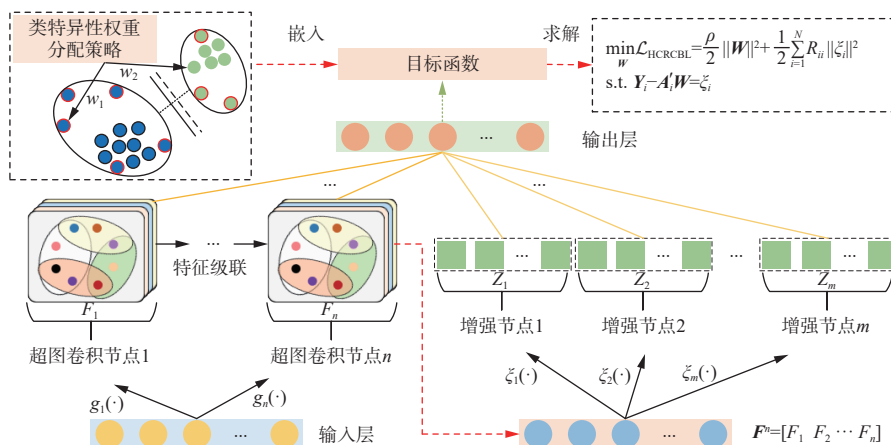


图 2 ICBL 模型结构

Fig. 2 Structure of the ICBL model

点矩阵 $F^n = [F_1 \ F_2 \ \dots \ F_n]$, 通过非线性激活函数将其进一步扩展,得到增强节点矩阵 $Z^m = [Z_1 \ Z_2 \ \dots \ Z_m]$, 其中 Z_j 为第 j 组增强节点, $j = 1, 2, \dots, m$ 。

$$Z_j = \xi_j(F^n W_{hj} + \beta_{hj}) \quad (3)$$

式中: $\xi_j(\cdot)$ 为非线性激活函数,一般选用 tansig 函数; W_{hj}, β_{hj} 分别为随机生成的第 j 组增强映射权重矩阵和偏置。

将所有的特征节点和增强节点整合,作为 CBLS 模型输出层的输入。因此, CBLS 模型的预测值可表示为

$$\hat{Y} = [F^n \ Z^m]W = AW \quad (4)$$

式中 W 为特征节点和增强节点到输出层的权重矩阵,即输出权重矩阵。

CBLS 模型的优化目标是使预测值和真实值之间的误差最小,因而其目标函数可表示为

$$\min_w \mathcal{L} = \frac{\rho}{2} \|W\|^2 + \frac{1}{2} \|Y - AW\|^2 \quad (5)$$

式中 ρ 为正则化参数,用于控制模型的复杂度。

根据岭回归理论,可得输出权重矩阵:

$$W = (\rho I + AA^T)^{-1} A^T Y \quad (6)$$

式中 I 为单位矩阵。

2 ICBL 模型

ICBL 模型主要包含输入层、级联超图卷积节点、增强节点和输出层 4 个部分,如图 2 所示。级联超图卷积节点采用随机超图卷积机制构建,可充分挖掘采煤机截割部齿轮箱振动数据的复杂多元结构关系,从而提取更具判别性的故障特征。此外,根据输入数据的类间比例信息,构建类特异性权重分配策略,并将其嵌入 ICBL 模型的目标函数中,以提高对不平衡数据的处理能力。

2.1 超图表征

相较于常规图,超图可以描述数据中复杂的单对多或多对多的多元关联关系^[18]。因此,ICBL模型采用超图对采煤机截割部齿轮箱振动数据的复杂多元结构进行充分表征。对于样本矩阵 $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_N]$,每个样本 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 作为超图的一个顶点 v_i ,该样本及其 k 个近邻样本构成一条超边 e_i 。因此,样本矩阵 \mathbf{X} 的超图模型可表示为 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}, w)$,其中 $\mathcal{V} = [v_1 \ v_2 \ \cdots \ v_N]$ 为顶点集, $\mathcal{E} = [e_1 \ e_2 \ \cdots \ e_N]$ 为超边集, w 为超边权重集。超图模型中顶点和超边的关系可用关联矩阵 $\mathbf{H}(v_i, e_j)$ 表示, $j = 1, 2, \dots, N$ 。

$$\mathbf{H}(v_i, e_j) = \begin{cases} 1 & x_j \in \Xi_k(x_i) \cup x_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\Xi_k(x_i)$ 为样本 x_i 的 k 近邻样本。

任意2个样本 x_i 和 x_j 的度量函数为

$$S(i, j) = \exp\left(\left\|x_i - x_j\right\|^2 / 2t^2\right) \quad (8)$$

式中 t^2 为热核参数, $t^2 = \frac{1}{N} \sum_{v_i, e_j} \|x_i - x_j\|^2$ 。

每条超边的权重为

$$w(e_j) = \sum_{i=1}^N S(i, j) \quad v_i \in e_j \quad (9)$$

在超图中,顶点度 $d(v_i)$ 表示每个顶点的超边权重,超边度 $d(e_j)$ 表示超边包含的顶点个数。

$$d(v_i) = \sum_{j=1}^N w(e_j) \mathbf{H}(v_i, e_j) \quad v_i \in e_j \quad (10)$$

$$d(e_j) = \sum_{i=1}^N \mathbf{H}(v_i, e_j) \quad v_i \in e_j \quad (11)$$

采用对角矩阵表示顶点度 \mathbf{D}_v 、超边度 \mathbf{D}_e 和超边权重矩阵 $\mathbf{\Omega}$,分别为 $\mathbf{D}_v = \text{diag}(d(v_1), d(v_2), \dots, d(v_N))$, $\mathbf{D}_e = \text{diag}(d(e_1), d(e_2), \dots, d(e_N))$, $\mathbf{\Omega} = \text{diag}(w(e_1), w(e_2), \dots, w(e_N))$ 。

2.2 级联超图卷积节点构建

受超图神经网络(Hypergraph Neural Networks, HGNN)^[19]的启发,ICBL模型采用随机超图卷积机制构建特征节点,将输入数据的复杂结构关系嵌入模型中,从而挖掘更具判别性的特征。

超图模型 \mathcal{G} 的Laplacian算子 \mathbf{A} 为半定矩阵,可对其进行特征值分解,即 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T$,其中 \mathbf{U} 为特征向量矩阵, $\mathbf{U} = [u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_N]$, $\mathbf{\Lambda}$ 为对角化特征值矩阵, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 。对于超图模型 \mathcal{G} 上的样本 x_i ,其傅里叶变换定义为 $\bar{x}_i = \mathbf{U}^T x_i$,特征向量 \mathbf{U} 在超图谱域中为傅里叶基,对应特征值为频率。信号 x_i 与滤波器 f 的频域卷积可表示为

$$f * x_i = \mathbf{U} \left((\mathbf{U}^T f) \odot (\mathbf{U}^T x_i) \right) = \mathbf{U} f(\mathbf{A}) \mathbf{U}^T x_i \quad (12)$$

式中: $*$ 为卷积运算符; \odot 为元素乘积运算符; $f(\mathbf{A})$ 为 \mathbf{A} 的特征值函数。

然而,式(12)的计算量过大,计算复杂度为 $O(|\mathcal{V}|^2)$ 。为此,文献[18]提出可采用多阶截断的切比雪夫多项式,将式(12)简化为

$$f * x_i \approx \boldsymbol{\theta} \mathbf{D}_v^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H} \boldsymbol{\Omega} \mathbf{D}_e^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{D}_v^{-\frac{1}{2}} x_i \quad (13)$$

式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为超图卷积滤波参数。

根据式(13),ICBL模型的第1组超图卷积节点可表示为

$$\begin{cases} F_1 = g_1 \left(\mathbf{D}_v^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H} \boldsymbol{\Omega} \mathbf{D}_e^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{D}_v^{-\frac{1}{2}} \mathbf{X} \boldsymbol{\theta}_1 \right) \\ \text{s.t. } \boldsymbol{\theta}_1^T \boldsymbol{\theta}_1 = \mathbf{I} \end{cases} \quad (14)$$

ICBL模型采用随机生成的方式确定式(14)中的超图卷积滤波参数 $\boldsymbol{\theta}_1$,并要求生成的 $\boldsymbol{\theta}_1$ 满足正交化。这种随机超图卷积机制不仅能够最大限度地保留原始CBLS模型的结构特点,还能快速高效地将超图先验知识嵌入模型中。

同样地,ICBL模型将超图卷积节点进行层层级联。因此,第 n 组超图卷积节点可定义为

$$\begin{cases} F_n = g_n \left(\mathbf{D}_v^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H} \boldsymbol{\Omega} \mathbf{D}_e^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{D}_v^{-\frac{1}{2}} F_{n-1} \boldsymbol{\theta}_n \right) \\ \text{s.t. } \boldsymbol{\theta}_n^T \boldsymbol{\theta}_n = \mathbf{I} \end{cases} \quad (15)$$

对所有的超图卷积节点进行整合,得到总的超图卷积节点矩阵 $\mathbf{F}^m = [F_1 \ F_2 \ \cdots \ F_n]$,通过非线性激活函数 $\xi_j(\cdot)$,获得特征节点 $\mathbf{Z}^m = [Z_1 \ Z_2 \ \cdots \ Z_m]$ 。

$$\begin{cases} Z_j = \xi_j(\mathbf{F}^m \mathbf{W}_{hj} + \boldsymbol{\beta}_{hj}) \\ \text{s.t. } \mathbf{W}_{hj} \mathbf{W}_{hj}^T = \mathbf{I}, \boldsymbol{\beta}_{hj} \boldsymbol{\beta}_{hj}^T = \mathbf{I} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\xi_j(\cdot)$ 为tansig函数; \mathbf{W}_{hj} , $\boldsymbol{\beta}_{hj}$ 分别为随机生成的第 j 组增强映射权重矩阵和偏置。

通过整合所有级联超图卷积节点和增强节点,ICBL模型所学特征可表示为

$$\mathbf{A}' = [F_1, F_2, \dots, F_n | Z_1, Z_2, \dots, Z_m] = [\mathbf{F}^m \ \mathbf{Z}^m] \quad (17)$$

2.3 ICBL模型目标函数

原始CBLS模型在处理不平衡数据时,多数类样本会获得更多的关注,使决策函数偏向于多数类样本,从而导致分类性能下降。针对该问题,Chu Fei等^[20]提出了一种权重分配策略,以增大CBLS模型对少数类样本的关注程度,提高对不平衡数据的处理能力。然而,该权重分配策略仅适用于二分类不平衡数据,无法直接处理多分类问题。为此,本文提出一种类特异性权重分配策略,并将其嵌入ICBL模型的目标函数,以提高对多分类不平衡数据的分类性能。

根据不同类别样本的数量关系,类特异性权重

分配策略为每一类样本分配不同的权重。对于第 c 类样本, 其权重定义为

$$\chi_c = \begin{cases} \tau \frac{N - N_c}{N} & N_c \geq N_{ave} \\ (1 + \tau) \frac{N - N_c}{N} & N_c < N_{ave} \end{cases} \quad (18)$$

式中: τ 为权重缩放因子, 用于微调各类别的权重, $\tau \in (0, 1]$; N_c 为第 c 类样本的数量; N_{ave} 为各类样本数量的均值。

从式(18)可知, χ_c 与各类样本的数量呈反比, 因而少数类样本在建模过程中可获得更大的权重。

通过整合式(18), ICBL 模型的目标函数为

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{W}} \mathcal{L}_{\text{HCRCL}} = \frac{\rho}{2} \|\mathbf{W}\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N R_{ii} \|\xi_i\|^2 \\ \text{s.t. } Y_i - \mathbf{A}_i' \mathbf{W} = \xi_i \end{cases} \quad (19)$$

式中: ρ 为正则化参数; \mathbf{W} 为 ICBL 模型的输出权值矩阵; R_{ii} 为对角化权重矩阵 \mathbf{R} 对角线上第 i 个元素, $\mathbf{R} = \text{diag}(\chi_1^1, \chi_1^2, \dots, \chi_1^{N_1}, \dots, \chi_c^1, \chi_c^2, \dots, \chi_c^{N_c})$; ξ_i 为样本 x_i 的训练误差; Y_i 为样本 x_i 的真实标签。

根据拉格朗日乘子法, ICBL 模型的目标函数可改写为

$$\mathcal{L}_{\text{HCRCL}} = \frac{\rho}{2} \|\mathbf{W}\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N R_{ii} \|\xi_i\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (Y_i - \mathbf{A}_i' \mathbf{W} - \xi_i) \quad (20)$$

式中 α_i 为拉格朗日乘子。

分别对 \mathbf{W} , ξ_i , α_i 求偏导并使其等于 0, 可得

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathcal{L}_{\text{HCRCL}}}{\partial \mathbf{W}} = 0 \rightarrow \mathbf{W} = \frac{1}{\rho} \sum_{i=1}^N \alpha_i \mathbf{A}_i' = \frac{1}{\rho} \mathbf{A}'^T \boldsymbol{\alpha} \\ \frac{\partial \mathcal{L}_{\text{HCRCL}}}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = R_{ii} \xi_i = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}_{\text{HCRCL}}}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \xi_i = Y_i - \mathbf{A}_i' \mathbf{W} \end{cases} \quad (21)$$

由式(21)可知, ICBL 模型的输出权值矩阵为

$$\mathbf{W} = (\mathbf{A}'^T \mathbf{R} \mathbf{A}' + \rho \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}'^T \mathbf{R} \mathbf{Y} \quad (22)$$

通过式(22)可看出, ICBL 模型的输出权值矩阵可通过岭回归算法直接获得, 无需复杂繁琐的梯度优化。

3 故障诊断流程

采煤机截割部齿轮箱振动信号具有明显的非线性、非平稳特性。Hilbert 边际谱能够反映信号幅值随瞬时频率的变化规律, 且比传统傅里叶谱具有更高的分辨率^[21]。文献[22]证明, Hilbert 边际谱是一种有效的时频预处理技术, 有助于神经网络从非线性非平稳振动信号中提取固有故障特征。因此, 本

文将采煤机截割部齿轮箱振动信号的 Hilbert 边际谱作为 ICBL 模型的输入。基于 ICBL 模型的采煤机截割部齿轮箱故障诊断流程如图 3 所示, 其主要步骤如下。

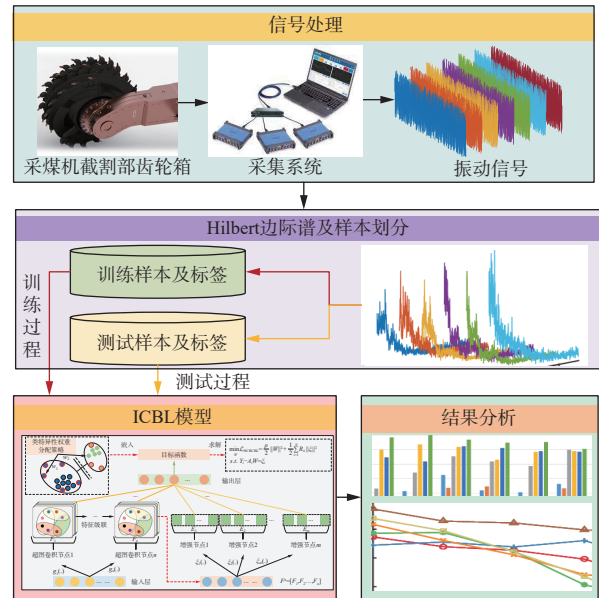


图 3 基于 ICBL 模型的采煤机截割部齿轮箱故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis flow for shearer cutting unit gear box based on the ICBL model

1) 在采煤机截割部齿轮箱合适位置安装振动传感器, 采集不同故障类型的振动数据。

2) 采用 Hilbert 边际谱对采集到的振动信号进行预处理, 并随机构建训练数据集和测试数据集。

3) 利用训练数据集对所提 ICBL 模型进行建模, 其中随机超图卷积机制用于挖掘数据中的高阶复杂关系, 而类特异性权重分配策略用于提高模型的不平衡数据分类能力。

4) 通过测试数据集对构建的 ICBL 模型进行测试, 以验证模型的有效性。

4 实验验证

4.1 数据集构建

为了验证所提故障诊断方法的有效性, 采用故障模拟实验台(图 4)进行实验验证。该实验台主要包括驱动电动机、行星齿轮箱、平行齿轮箱、磁粉制动器部件。行星齿轮箱采用一级传动方式, 其中太阳轮、行星轮及内齿圈的齿数分别为 28、36(4 个)和 100。

为模拟采煤机截割部齿轮箱不同类型故障, 在行星齿轮箱的太阳轮上设置 5 种状态, 包括正常状态(Normal State, NS)、齿轮缺齿(Missing Teeth, MT)、齿根裂纹(Root Crack, RC)、齿面磨损(Gear Wear, GW)和齿轮断齿(Broken Tooth, BT)。通过振动传感

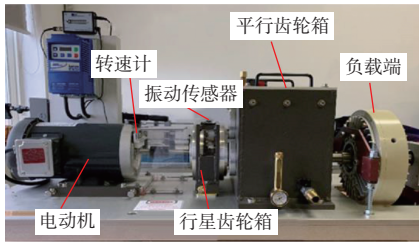


图4 采煤机截割部齿轮箱故障模拟实验台

Fig. 4 Fault simulation test bench for shearer cutting unit gearbox (Sinocera CA-YD-1181)采集 5 种状态下的运行数据, 采样频率为 48 kHz, 电动机转速为 2 400 r/min。每种状态采集 300 个样本, 样本长度统一为 8 192。每种状态的振动信号及其 Hilbert 边际谱如图 5 所示。可看出各类型故障信号所对应 Hilbert 边际谱都有各自的特点, 如 BT 信号在 3~7 kHz 处幅值明显。

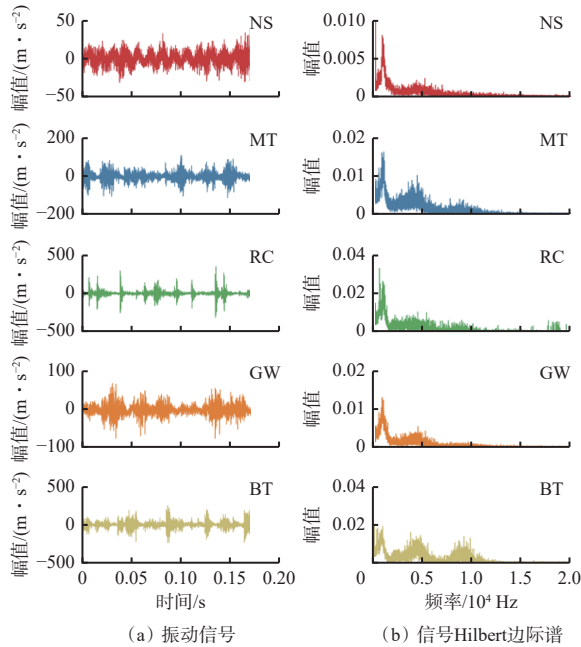


图5 各状态的振动信号及其 Hilbert 边际谱

Fig. 5 Vibration signals and Hilbert marginal spectra for each state

为了充分评估 ICBL 模型的故障诊断性能, 构建 6 个不同数据集 DA—DF 进行对比分析, 各数据集具体描述见表 1。对于数据集 DA, 每种齿轮箱健康状态的训练样本个数相等, 因此该数据集样本分布平衡。数据集 DB—DF 的样本分布不平衡, 训练样本的不平衡度分别为 2, 3, 6, 10, 15。在数据集 DA—DF 中, 每种齿轮箱状态的验证样本和测试样本个数分别为 50 和 100, 即每个数据集有 250 个验证样本和 500 个测试样本。验证样本用于确定模型最优参数, 测试样本用于验证模型的故障诊断性能。

4.2 实验结果及分析

ICBL 模型的关键参数, 即级联超图卷积节点个数、增强节点个数、正则化参数和权重缩放因子, 通

表 1 DA—DF 数据集详细信息
Table 1 Detailed information of datasets DA-DF

数据集	训练样本个数					不平衡度
	NS	MT	RC	GW	BT	
DA	150	150	150	150	150	1
DB	150	75	75	75	75	2
DC	150	50	50	50	50	3
DD	150	25	25	25	25	6
DE	150	15	15	15	15	10
DF	150	10	10	10	10	15

过五折交叉验证方法确定。ICBL 模型在数据集 DA 上的分类混淆矩阵如图 6 所示。水平轴表示预测输出分类, 垂直轴表示真实故障分类, 对角线表示预测正确的数量。由图 6 可知, 只有 3 个 GW 类样本被误分成 NS 类, 其余样本均分类正确, ICBL 模型的故障诊断精度达 99.40%, 验证了该模型的有效性和适用性。

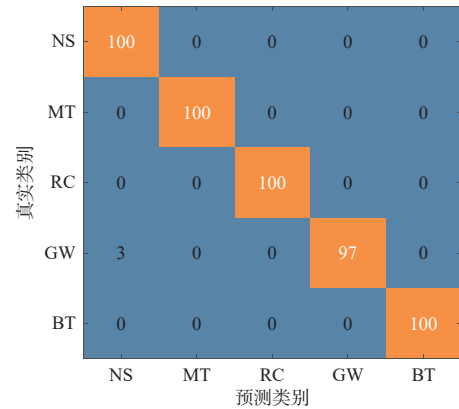


图6 ICBL 模型在数据集 DA 上的分类混淆矩阵
Fig. 6 Classification confusion matrix of ICBL model on the dataset DA

为证实 Hilbert 边际谱作为 ICBL 模型输入的有效性, 采用原始时域信号、频谱、包络谱等输入方式进行对比分析。ICBL 模型在不同输入方式下的故障诊断精度见表 2。可看出在数据集 DA—DF 上, ICBL 模型均以 Hilbert 边际谱作为输入时获得的故障诊断精度最高, 这表明 Hilbert 边际谱更有助于提高 ICBL 模型的故障诊断性能。

此外, 为了验证所提方法的优越性, 除原始 CBLS 模型外, 引入下列相关方法进行对比分析。

1) 加权宽度学习系统 (Weighted Broad Learning System, WBLS)^[20]。该模型是一种改进型宽度学习系统, 利用类别比例信息预设不同类别的权重, 赋予少数类样本更大的权重, 以提高不平衡数据的分类性能。

2) 多尺度卷积神经网络 (Multi-scale Convolutional

表 2 不同输入方式下 ICBL 模型的故障诊断精度

Table 2 Fault diagnosis accuracy of ICBL under different inputs %

输入方式	不同数据集的故障诊断精度					
	DA	DB	DC	DD	DE	DF
原始时域信号	92.76	93.59	90.61	90.56	88.40	86.08
频谱	94.55	94.65	93.10	94.31	93.10	93.10
包络谱	96.17	94.37	93.03	92.66	90.57	88.11
Hilbert边缘谱	99.15	98.83	96.23	96.04	94.82	94.16

Neural Networks, MCNN)^[23]。该网络在传统的一维卷积神经网络模型中引入多尺度粗粒度层,从振动信号中提取不同尺度的故障特征。

3) HGNN^[19]。HGNN 采用多个超图卷积层来捕捉一维时间序列数据的高阶关系,提高模型的性能。

4) 多分辨率超图卷积网络 (Multiresolution Hypergraph Neural Network, MHNN)^[24]。MHNN 在 HGNN 中引入多分辨率融合技术,以提高对振动信号的故障特征表征性能。

为确保对比实验的公平性, CBLS 和 WBLs 模型参数也采用五折交叉验证方法确定,而 MCNN, HGNN 和 MHNN 的网络结构与参考文献保持一致。为避免对比结果的偶发性, DA—DF 数据集的训练样本、验证样本和测试样本随机选取,各模型重复运行 10 次。各模型在数据集 DA 上的 10 次实验结果如图 7 所示。可看出 ICBL 模型在每次实验中均取得最高的故障诊断精度,甚至在第 2 次和第 10 次实验中故障诊断精度达 100%。

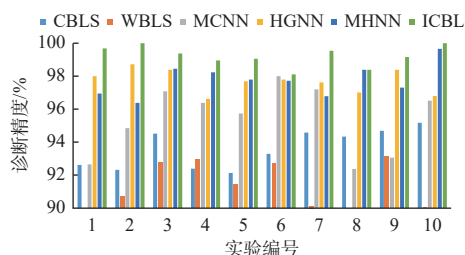


图 7 各模型在数据集 DA 上的 10 次实验结果

Fig. 7 Results of 10 trials for each model on the dataset DA

各模型 10 次实验的平均精度、标准差、平均训练时间和平均诊断时间见表 3。可看出 ICBL 模型的平均诊断精度最高,且标准差最小,表明该模型具有优异的故障诊断性能。值得注意的是, HGNN, MHNN 和 ICBL 的平均诊断精度高于 CBLS, WBLs 和 MCNN,这是因为基于超图的网络模型可以利用振动数据之间的复杂多元关系来提升故障诊断性能。ICBL 模

型所需的训练时间稍高于 CBLS 和 WBLs,但远低于 MCNN, HGNN 和 MHNN。此外, ICBL 模型对单一样本的故障识别耗时为 0.284 ms (0.142 s/500),表明该模型的运行效率足以满足绝大多数实际工程应用需求。

表 3 各模型在数据集 DA 上 10 次实验统计结果

Table 3 Statistical results of 10 trials for each model on the dataset DA

模型	平均精度/%	标准差/%	平均训练时间/s	平均诊断时间/s
CBLS	94.34	1.17	2.42	0.105
WBLs	92.19	1.68	3.51	0.123
MCNN	96.42	2.05	67.56	0.278
HGNN	98.04	0.71	90.57	0.319
MHNN	98.12	0.97	81.46	0.461
ICBL	99.54	0.28	4.72	0.142

在数据集 DA 中依次加入信噪比为 0, 2, 4, 6, 8 dB 的高斯白噪声,以验证 ICBL 模型的噪声鲁棒性。各模型的故障诊断精度见表 4。可看出在不同噪声强度下, ICBL 模型的故障诊断精度均优于其他模型。值得注意的是,在噪声为 0 时,只有 ICBL 模型的故障诊断精度超过了 90%,达到 92.69%。实验结果表明 ICBL 模型具有良好的噪声鲁棒性。

表 4 不同噪声强度下各模型的故障诊断精度

Table 4 Fault diagnosis accuracy of each model under different noise intensity %

模型	不同噪声强度下故障诊断精度				
	0	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB
CBLS	81.06	86.64	89.46	93.88	95.14
WBLs	81.69	84.27	91.17	93.91	94.01
MCNN	84.79	89.51	91.13	91.80	93.30
HGNN	85.95	85.12	89.00	91.45	95.58
MHNN	88.09	91.37	90.00	91.97	94.70
ICBL	92.69	94.00	94.35	94.60	97.37

采用数据集 DB—DF 验证 ICBL 模型对不平衡数据的故障诊断性能。不同模型在数据集 DB—DF 上的故障诊断精度见表 5。可看出 ICBL 在数据集 DB—DF 上的故障诊断精度分别达到 98.53%, 96.42%, 96.09%, 94.89%, 94.52%, 在各数据集上均高于其他模型。随着数据集不平衡度的增加,相较于其他模型, ICBL 模型的性能优势更加明显。这是因为 ICBL 模型采用类特异性权重分配策略为少数类样本分配更大的权重,能够有效提升对不平衡数据

的处理性能。

表 5 不同模型在数据集 DB—DF 上的故障诊断精度

Table 5 Fault diagnosis accuracy of different models on the datasets DB-DF %

模型	不同数据集上的故障诊断精度				
	DB	DC	DD	DE	DF
CBLS	93.66	91.97	91.34	89.81	86.17
WBLS	92.23	92.77	91.92	93.02	89.59
MCNN	94.30	94.43	91.18	85.35	82.59
HGNN	95.85	93.05	90.55	87.11	86.12
MHNN	96.88	94.74	91.09	86.80	81.52
ICBL	98.53	96.42	96.09	94.89	94.52

引入 G-mean 和 F1-score 这 2 个评价指标对各模型的不平衡数据处理性能进行综合评估。指标值越高,表示模型的诊断性能越好。各模型在数据集 DB—DF 上的 G-mean 和 F1-score 分别如图 8、图 9 所示。从图 8 可看出,ICBL 在 DB—DF 数据集上取得了最高的 G-mean,分别比次优模型高出 1.65% (MHNN)、1.68% (MHNN)、4.17% (WBLS)、2.85% (WBLS) 和 4.93% (WBLS)。从图 9 可看出,随着数据不平衡度的增加,所有模型的 F1-score 均出现了一定程度的下降,而 ICBL 模型的 F1-score 下降趋势更加缓慢,说明数据不平衡对该模型的影响更小。综合表 5、图 8 和图 9,验证了 ICBL 模型对不平衡数据故障诊断的优越性。

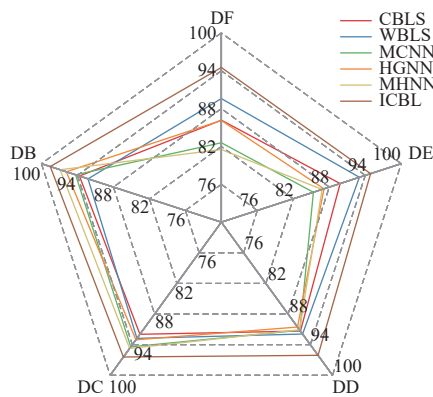


图 8 各模型在数据集 DB—DF 上的 G-mean

Fig. 8 G-mean of different models on the datasets DB-DF

通过消融实验证明随机超图卷积机制和类特异性权重分配策略的有效性。为方便起见,分别用 ICBL1 和 ICBL2 表示移除随机超图卷积机制和类特异性权重分配策略的 ICBL 模型。同时,采用原始 CBLS 作为基模型进行对比分析。

在数据集 DA—DF 上的消融实验结果见表 6。可看出原始 CBLS 模型在各数据集上的故障诊断精

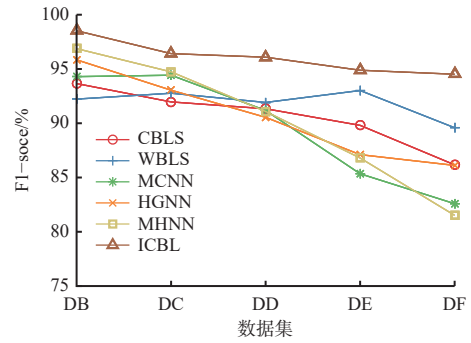


图 9 各模型在数据集 DB—DF 上的 F1-score

Fig. 9 F1-score of different models on the datasets DB-DF

度最低;ICBL1 的故障诊断精度明显低于 ICBL 模型,证实了随机超图卷积机制的有效性;与 ICBL2 相比,ICBL 模型在数据集 DB—DF 上故障诊断精度分别提升了 2.29%、1.90%、3.09%、3.77%、4.76%,这说明类特异性权重分配策略可以提升 ICBL 模型对不平衡数据的故障诊断性能。

表 6 在数据集 DA—DF 上的消融实验结果

Table 6 Results of ablation experiments on the datasets DA-DF %

模型	不同数据集上的故障诊断精度					
	DA	DB	DC	DD	DE	DF
CBLS	94.34	93.66	91.97	91.34	89.81	86.17
ICBL1	96.47	96.35	94.62	95.62	93.16	93.29
ICBL2	97.48	96.24	94.52	93.00	91.12	89.76
ICBL	99.54	98.53	96.42	96.09	94.89	94.52

利用 t 分布随机邻域嵌入方法对 ICBL1 和 ICBL 模型的所学特征进行可视化,在数据集 DA 上的二维可视化结果如图 10 所示。可看出对于 ICBL1 的可视化结果,同一类的样本过于分散,且与其他类的样本分离不够充分。相比之下,ICBL 模型的可视化结果可分性更好,各类样本聚类紧凑,且相互间有较大间隔。特征可视化结果表明,随机超图卷积机制可以充分表征输入数据的复杂多元关系,从而提高敏感故障特征的学习能力。

5 结论

1) 提出了一种基于 ICBL 模型的采煤机截割部齿轮箱故障诊断方法,旨在解决传统故障诊断方法无法充分挖掘监测数据间复杂多元结构信息且对不平衡数据处理能力差的问题。

2) 构建随机超图卷积机制,能够快速高效地将采煤机截割部齿轮箱振动数据的复杂结构信息嵌入 ICBL 模型中,极大提高了故障特征的判别性。

3) 根据数据类别间的比例信息,构建了一种类

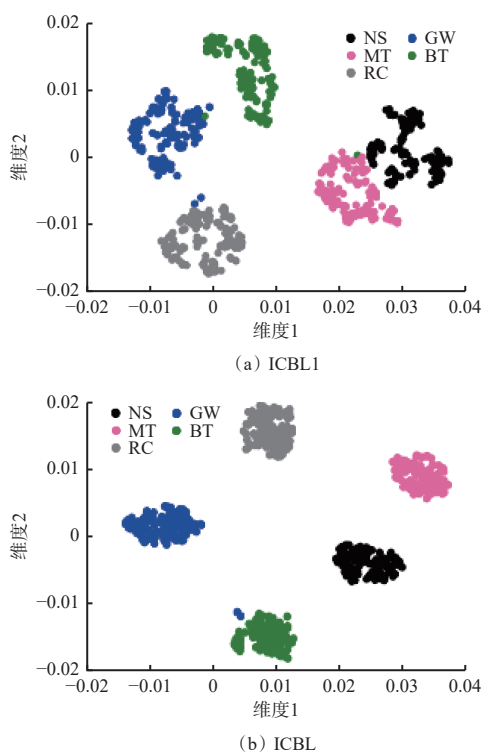


图 10 ICBL1 和 ICBL 模型的特征可视化

Fig. 10 Feature visualization of the ICBL1 and the ICBL model

特异性权重分配策略, 能使 ICBL 模型更加关注少数类样本, 提高了对不平衡数据的故障诊断性能。

4) 实验结果表明, 所提方法的故障诊断性能优于 CBLS, WBLS, MCNN, HGNN, MHNN 等方法。

5) ICBL 模型的训练数据和测试数据须满足同分布要求, 限制了其在变工况下的故障诊断性能。未来将进一步改进 ICBL 模型, 实现变工况下采煤机截割部齿轮箱故障的精准诊断。

参考文献(References):

[1] WANG Xiangrong, LI Congming, TIAN Hongying, et al. A step-by-step parameter-adaptive FMD method and its application in fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(4). DOI: [10.1088/1361-6501/AD197B](https://doi.org/10.1088/1361-6501/AD197B).

[2] 尹玉玺, 周常飞, 史春祥, 等. 采煤机摇臂齿轮箱故障诊断研究现状及展望[J]. 煤炭工程, 2022, 54(11): 107-112.
YIN Yuxi, ZHOU Changfei, SHI Chunxiang, et al. Research status and prospect of fault diagnosis for shearer rocker gear box[J]. Coal Engineering, 2022, 54(11): 107-112.

[3] LI Xin, LI Yong, YAN Ke, et al. An intelligent fault detection method of industrial gearboxes with robustness one-class support matrix machine toward multisource nonideal data[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 29(1): 388-399.

[4] 刘旭南, 赵丽娟, 付东波, 等. 采煤机截割部传动系统故障信号小波包分解方法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(14): 169-175, 253.
LIU Xunan, ZHAO Lijuan, FU Dongbo, et al. Study on wavelet packet decomposition method for fault signal of shearer cutting unit transmission system[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(14): 169-175, 253.

[5] 张志刚, 陈巧云, 马俊. 基于小波包和 EM 聚类的采煤机齿轮故障诊断[J]. 煤矿机械, 2020, 41(9): 183-186.
ZHANG Zhigang, CHEN Qiaoyun, MA Jun. Fault diagnosis of shearer gear based on wavelet packet and EM clustering[J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41(9): 183-186.

[6] LI Xin, LI Yong, YAN Ke, et al. Intelligent fault diagnosis of bevel gearboxes using semi-supervised probability support matrix machine and infrared imaging[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 230. DOI: [10.1016/J.RESS.2022.108921](https://doi.org/10.1016/J.RESS.2022.108921).

[7] 窦桂东, 白艺硕, 王均利, 等. 基于深度学习的矿井滚动轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 96-103, 154.
DOU Guidong, BAI Yishuo, WANG Junli, et al. A fault diagnosis method for mine rolling bearings based on deep learning[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(1): 96-103, 154.

[8] 包从望, 江伟, 刘永志, 等. 基于卷积神经网络的采煤机截割部减速器故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(10): 1317-1323, 1331.
BAO Congwang, JIANG Wei, LIU Yongzhi, et al. Fault diagnosis method of shearer cutting unit reducer based on CNN[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(10): 1317-1323, 1331.

[9] 孙晓春, 丁华, 牛锐祥, 等. 基于 LW-DenseNet 的采煤机摇臂齿轮故障诊断[J]. 煤炭工程, 2023, 55(11): 186-192.
SUN Xiaochun, DING Hua, NIU Ruixiang, et al. Fault diagnosis of rocker gear of shearer based on LW-DenseNet[J]. Coal Engineering, 2023, 55(11): 186-192.

[10] SONG Yang, WANG Weidong, WU Yuxin, et al. Unsupervised anomaly detection in shearers via autoencoder networks and multi-scale correlation matrix reconstruction[J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2024, 11(1). DOI: [10.1007/S40789-024-00730-9](https://doi.org/10.1007/S40789-024-00730-9).

[11] 邹筱瑜, 孙国庆, 王忠宾, 等. 基于时频融合深度网络的矿用钻机轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2024, 35(8): 1405-1413, 1448.
ZOU Xiaoyu, SUN Guoqing, WANG Zhongbin, et al. Bearing fault diagnosis of mining drilling rig with time-frequency-fused deep network[J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(8): 1405-1413, 1448.

- [12] 毛君, 郭浩, 陈洪月. 基于深度自编码网络的采煤机截割部减速器故障诊断[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(11): 123-128.
MAO Jun, GUO Hao, CHEN Hongyue. Fault diagnosis of shearer cutting unit reducer based on deep auto-encoder network[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(11): 123-128.
- [13] 李勇, 张启志, 庄德玉, 等. 强噪声干扰下采煤机行星齿轮故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(6): 142-149.
LI Yong, ZHANG Qizhi, ZHUANG Deyu, et al. Diagnosis method for planetary gear faults in shearer under strong noise interference[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(6): 142-149.
- [14] CHEN C L P, LIU Zhulin, FENG Shuang. Universal approximation capability of broad learning system and its structural variations[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(4) : 1191-1204.
- [15] YI Jun, HUANG Jiahua, ZHOU Wei, et al. Intergroup cascade broad learning system with optimized parameters for chaotic time series prediction[J]. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 2022, 3(5) : 709-721.
- [16] YE Hailiang, LI Hong, CHEN C L P. Adaptive deep cascade broad learning system and its application in image denoising[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(9): 4450-4463.
- [17] 王召新, 续欣莹, 刘华平, 等. 基于级联宽度学习的多模态材质识别[J]. 智能系统学报, 2020, 15(4): 787-794.
WANG Zhaoxin, XU Xinying, LIU Huaping, et al. Cascade broad learning for multi-modal material recognition[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(4): 787-794.
- [18] ZHANG Kongliang, LI Hongkun, CAO Shunxin, et al. Motor current signal analysis using hypergraph neural networks for fault diagnosis of electromechanical system[J]. *Measurement*, 2022, 201. DOI: [10.1016/J.MEASUREMENT.2022.111697](https://doi.org/10.1016/J.MEASUREMENT.2022.111697).
- [19] FENG Yifan, YOU Haoxuan, ZHANG Zizhao, et al. Hypergraph neural networks[C]. The AAAI Conference on Artificial Intelligence, Hawaii, 2019: 3558-3565.
- [20] CHU Fei, LIANG Tao, CHEN C L P, et al. Weighted broad learning system and its application in nonlinear industrial process modeling[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(8) : 3017-3031.
- [21] GAO Jianhong, GUO Moufa, LIN Shuyue, et al. Application of semantic segmentation in high-impedance fault diagnosis combined signal envelope and Hilbert marginal spectrum for resonant distribution networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 231. DOI: [10.1016/j.eswa.2023](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023).
- [22] CAO Yudong, DING Yifei, JIA Minping, et al. A novel temporal convolutional network with residual self-attention mechanism for remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 215. DOI: [10.1016/J.RESS.2021.107813](https://doi.org/10.1016/J.RESS.2021.107813).
- [23] JIANG Guoqian, HE Haibo, YAN Jun, et al. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 66(4): 3196-3207.
- [24] YAN Xunshi, LIU Yang, ZHANG Chen'an. Multiresolution hypergraph neural network for intelligent fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-10.

(上接第 85 页)

- [15] QU Yuanyuan, YANG Teng, LI Tao, et al. Path tracking of underground mining boom roadheader combining BP neural network and state estimation[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(10) . DOI: [10.3390/APP12105165](https://doi.org/10.3390/APP12105165).
- [16] 蔡春蒙, 刘京, 周江涛, 等. 激光雷达的标定方法、系统和可读存储介质: CN202411239096.7[P]. 2024-11-29.
CAI Chunmeng, LIU Jing, ZHOU Jiangtao, et al. The calibration method, system, and readable storage medium of lidar: CN202411239096.7[P]. 2024-11-29.
- [17] 郭伦锋, 郭一楠, 蒋康庆, 等. 掘进机姿态参数测量及解算方法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(12): 46-54.
GUO Lunfeng, GUO Yinan, JIANG Kangqing, et al. Measurement and calculation method of attitude parameters of roadheader[J]. *Industry and Mine Automation*, 2021, 47(12): 46-54.
- [18] HAHSLER M, PIEKENBROCK M, DORAN D. DbSCAN: fast density-based clustering with R [J]. *Journal of Statistical Software*, 2019, 91. DOI: [10.18637/jss.v091.i01](https://doi.org/10.18637/jss.v091.i01).
- [19] SZABOVA M, DUCHON F. Survey of GNSS coordinates systems[J]. *European Scientific Journal*, 2016, 12(24): 33-42.
- [20] BRIGADNOV I, LUTONIN A, BOGDANOVA K. Error state extended Kalman filter localization for underground mining environments[J]. *Symmetry*, 2023, 15(2). DOI: [10.3390/SYM15020344](https://doi.org/10.3390/SYM15020344).