

文章编号: 1671-251X(2023)12-0047-09

DOI: [10.13272/j.issn.1671-251x.2023040054](https://doi.org/10.13272/j.issn.1671-251x.2023040054)

基于数据驱动的综采工作面采运协同控制方法研究

皮国强¹, 沈贵阳², 常海军¹, 张连东¹

(1. 延安市禾草沟二号煤矿有限公司, 陕西 子长 717300;

2. 延安车村煤业(集团)有限责任公司, 陕西 子长 717300)

摘要: 目前针对采煤机与刮板输送机协同控制的研究初步建立了采运系统协同控制机制, 但均未考虑非结构化综采工作面环境下, 影响采运系统稳定运行因素的不确定性和耦合特性, 以及煤流状态和刮板输送机负载电流受井下电气系统影响而无法真实反映刮板输送机负载变化的情况。针对上述问题, 提出了一种基于刮板输送机负载电流强化和随机自注意力胶囊神经网络(RSACNN)的综采工作面采运协同控制方法。针对刮板输送机电动机电流的电气耦合特性, 运用电流强化模型对原始刮板输送机电流进行预处理, 得到能够反映煤流系统真实负载的电流分量。针对综采工作面采运系统运行状态参数与采煤机牵引速度存在着高度非线性和不确定性关系, 难以建立精确数学模型的问题, 基于胶囊神经网络(CNN)可保存综采工作面采运系统运行状态突变等细粒度特征的特性, 建立了基于RSACNN的综采工作面采运协同控制模型。实验结果表明: RSACNN算法与自注意力胶囊神经网络(SACNN)算法、CNN算法的调速结果相比, 预测的采煤机牵引速度精度更高, 预测速度与真实速度的拟合度分别提高了0.032 05和0.075 04; 平均绝对误差分别降低了17.7%, 22.6%; 平均绝对百分误差分别降低了49.9%, 71.5%; 均方根误差分别降低了13.3%, 34.6%。

关键词: 综采工作面; 采煤机; 刮板输送机; 采运协同控制; 随机自注意力胶囊神经网络; 采煤机牵引速度

中图分类号: TD528/634

文献标志码: A

Research on data-driven collaborative control method for mining and transportation in
fully mechanized mining face

PI Guoqiang¹, SHEN Guiyang², CHANG Haijun¹, ZHANG Liandong¹

(1. Yan'an Hecaogou No.2 Coal Mine Co., Ltd., Zichang 717300, China;

2. Yan'an Checun Coal Industry (Group) Co., Ltd., Zichang 717300, China)

Abstract: Currently, research on the collaborative control of shearers and scraper conveyors has preliminarily established a collaborative control mechanism for mining and transportation systems. But none of them have taken into account the uncertainty and coupling features of factors that affect the stable operation of mining and transportation systems in unstructured fully mechanized mining face environments. And the coal flow state and scraper conveyor load current are affected by the underground electrical system and cannot truly reflect the changes in scraper conveyor load. In order to solve the above problems, a collaborative control method for mining and transportation in fully mechanized mining face based on scraper conveyor load current intensification and random self-attention capsule network (RSACNN) is proposed. Based on the electrical coupling features of the electric motor current of the scraper conveyor, a current intensification model is used to preprocess the original scraper conveyor current and obtain the current component that can reflect the real load of the coal flow system. There is a highly nonlinear and uncertain relationship between the operating state parameters of the mining and transportation system in the fully mechanized mining face and the traction speed of the shearer. It is difficult to

收稿日期: 2023-04-20; 修回日期: 2023-12-01; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 陕西省厅市联动重点项目(2022GD-TSLD-63, 2022GD-TSLD-64)。

作者简介: 皮国强(1969—), 男, 陕西黄陵人, 工程师, 研究方向为智能综采技术, E-mail: 1274300490@qq.com。

引用格式: 皮国强, 沈贵阳, 常海军, 等. 基于数据驱动的综采工作面采运协同控制方法研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(12): 47-55.

PI Guoqiang, SHEN Guiyang, CHANG Haijun, et al. Research on data-driven collaborative control method for mining and transportation in fully mechanized mining face[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(12): 47-55.



扫码移动阅读

establish an accurate mathematical model. In order to solve the above problem, based on capsule neural network (CNN), the features of fine-grained features such as sudden changes in the operating state of the mining and transportation system in the fully mechanized mining face can be preserved. A collaborative control model for mining and transportation in the fully mechanized mining face based on RSACNN is established. The verification results show that compared with the self-attention capsule neural network (SACNN) method and the CNN method, the proposed RSACNN method has higher precision in predicting the traction speed of the shearer. The fitting values between the predicted speed and the actual speed have increased by 0.032 05 and 0.075 04 respectively. The average absolute error decreases by 17.7% and 22.6% respectively. The average absolute percentage error decreases by 49.9% and 71.5% respectively. The root mean square error decreases by 13.3% and 34.6% respectively.

Key words: fully mechanized mining face; shearer; scraper conveyor; collaborative control of mining and transportation; random self-attention capsule neural network; shearer traction speed

0 引言

煤矿智能化是煤炭工业高质量发展的核心技术支撑,是煤炭工业技术革命和升级发展的必然方向^[1-3]。国家能源局、国家矿山安全监察局等部门印发的《煤矿智能化建设指南(2021年版)》中明确指出智能采煤系统的重要性和必要性。综采智能化作为煤矿智能化的关键技术之一,它的实现将会极大促进煤矿智能化的发展,使煤矿产业能够达到减员、增安、提质、创效的生产运作方式^[4-6]。

采煤机和刮板输送机作为综采工作面采运系统的两大装备,其协同运行情况对综采效率的提升具有决定性影响^[7-9]。近年来,学者和专家在采煤机与刮板输送机的协同控制方面进行了大量研究,取得了一定成果。湛玉婕^[10]建立了基于模糊 BP 神经网络的 PID 协同控制系统,完成了刮板输送机和采煤机协同速度规划方案设计并进行了实验验证,改善了采煤机和刮板输送机协同作业稳定性差、能耗高的问题。樊占文等^[11]基于 Elman 神经网络建立了综采装备滚动预测模型,对采煤机、液压支架和刮板输送机工作状态进行预测,实时完成协同控制功能。Fan Qigao 等^[12]利用机器学习算法、滚动预测方法及先验信息对刮板输送机的工作形态进行准确预测,为采煤机滚筒截割路径提供信息,调整刮板输送机在下一个工作循环时的形态,使刮板输送机持续安全可靠地工作。张文静^[13]提出了一种基于 PLC 的采煤机与刮板输送机联动控制技术,能够通过对刮板输送机煤量变化规律和负载电流的动态监测分析进行协同速度规划控制。上述研究初步建立了采运系统协同控制机制,但均未考虑非结构化综采工作面环境下,影响采运系统稳定运行因素的不确定性和耦合特性,以及煤流状态和刮板输送机负载电流

受井下电气系统影响而无法真实反映刮板输送机负载变化的情况。

针对上述问题,本文提出了基于刮板输送机负载电流强化和随机自注意力胶囊神经网络(Random Self-Attention Capsule Neural Network, RSACNN)的综采工作面采运协同控制方法。首先分析刮板输送机电动机电流与负载之间的对应关系,提出去除电流干扰成分的电流强化方法;然后分析煤流量波动对综采工作面采运系统稳定运行的影响,将煤流量作为采运系统协同控制的关键影响因素;最后针对传统胶囊神经网络(Capsule Neural Network, CNN)对不确定、高耦合的采煤机和刮板输送机运行状态参数特征提取效果差的问题,提出基于随机自注意力机制的胶囊神经网络模型,并建立考虑系统负载和煤流通畅度的综采工作面采运协同控制模型。

1 采运协同控制方法原理

1.1 刮板输送机负载电流强化

综采工作面运行环境复杂,刮板输送机负载波动大,难以直接准确测量^[14]。因此,如何准确获取刮板输送机的负载对综采工作面采运系统的智能控制至关重要。刮板输送机电动机电流与其负载转矩关系为^[9]

$$T_c = \frac{3}{2} n_p (I_{\alpha} \Psi_{\alpha} - I_{\beta} \Psi_{\beta}) - T_f \quad (1)$$

式中: T_c 为刮板输送机负载转矩; n_p 为电动机极对数; I_{α}, I_{β} 分别为电流在 α 轴和 β 轴上的电流分量; $\Psi_{\alpha}, \Psi_{\beta}$ 分别为电动机定子磁链在 α 轴和 β 轴上的分量; T_f 为刮板输送机摩擦转矩。

刮板输送机负载可用其电流刻画,然而,电动机电气故障会对刮板输送机三相电流造成影响,导致实际采集的电动机电流不仅包含真实刮板输送机负

载信息,还包含设备电气系统故障产生的伪负载信息,因此该电流无法直接真实反映刮板输送机负载变化^[15]。刮板输送机传动系统中齿轮的啮合频率是该传动系统的固有特性,其频率不受电气系统的影响,只受其本身啮合力大小的影响,幅值变化只受负载大小的影响,因此提出基于刮板输送机电流强化的负载映射方法,原理如图1所示。刮板输送机依

靠三相电动机提供动力,当负载变化时会引起减速箱中传动齿轮啮合力的变化,而啮合力的变化会使电流频谱成分中齿轮啮合频率分量的幅值发生变化^[16]。由于电流频谱中的齿轮啮合频率不受电流变化的影响,将齿轮啮合特征频率作为负载估计的纽带,避免了电气系统引起的电流波动对刮板输送机负载特征的干扰。

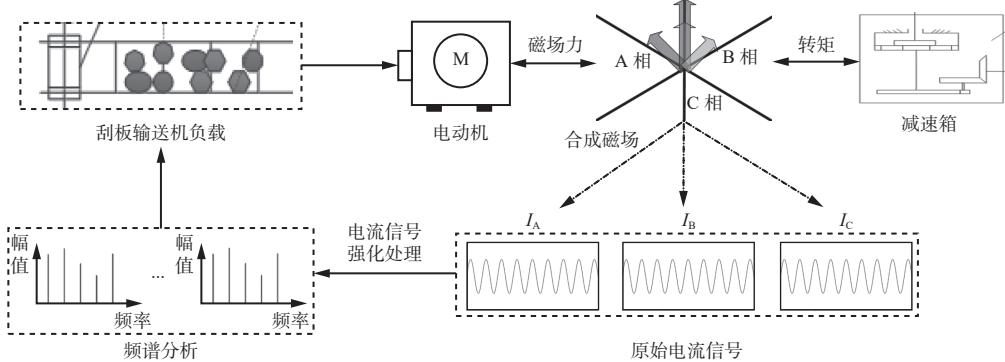


图1 基于电流强化的刮板输送机负载映射方法

Fig. 1 Load mapping method of scraper conveyor based on current intensification

刮板输送机减速箱的传动系统由多级齿轮传动组成,这些齿轮分布在不同空间中,且啮合频率不同。鉴于此,对实际工程中采集到的含有50 Hz工频干扰的电流数据进行去工频干扰,即电流强化。本文采用小波包^[17]实现对电流信号的多尺度分解,抑制工频频段,最终实现工频的消除。

$$\begin{cases} \varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \varphi(2t-k) \\ \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \varphi(2t-k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\varphi(t)$ 为正交尺度函数; t 为时间; k 为相位; h_k , g_k 为共轭滤波器,用于多尺度分析; $\psi(t)$ 为小波函数。

通过对刮板输送机负载电流进行强化,得到真实的刮板输送机电流,将其作为描述综采工作面采运系统中刮板输送机负载变化的特征参数,用于建立采运系统协同控制模型。

1.2 刮板输送机机头处煤流状态监测

在实际生产过程中,综采工作面刮板输送机负载电流变化不大,却常常有煤流拥堵的现象,如果此时采煤机仍按原速度进行割煤,未及时发现煤流拥堵,会造成刮板输送机负载短时间内激增,影响煤流运输系统运行的稳定性,甚至造成设备损坏,影响井下生产的安全性。经调研发现,在综采工作面煤流系统中,80%左右的煤流拥堵出现在刮板输送机机头卸煤处,20%左右的煤流拥堵出现在工作面内。

本研究仅考虑机头处煤流状态,并安装煤流监测装置进行煤流量测量,如图2、图3所示。本文将

综采工作面煤流状态作为采运系统状态因素,以进一步提升综采工作面采煤机和刮板输送机的协同控制精度。

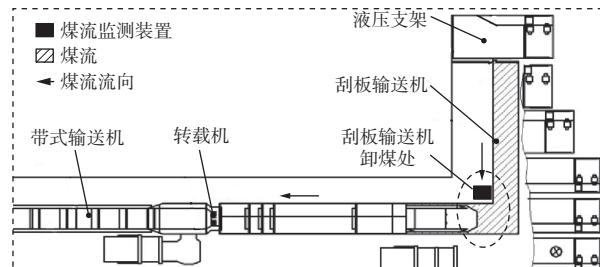


图2 综采工作面采运系统煤流监测点位

Fig. 2 Coal flow monitoring points of fully mechanized mining face



图3 煤流监测装置

Fig. 3 Coal flow monitoring device

1.3 采运协同控制模型

综采工作面采运系统运行工况具有复杂性和动态变化特性,使得系统运行状态参数与采煤机牵引速度直接存在着高度非线性和不确定性关系,难以

建立精确的数学模型。深度学习能够很好地处理非线性问题,典型的深度学习模型有卷积神经网络、循环神经网络等。然而,卷积神经网络存在“不变性”,循环神经网络常出现梯度消失或梯度爆炸问题,均难以准确提取刮板输送机电流和煤流量的细粒度特征,影响综采工作面采运系统的控制效果。

胶囊神经网络^[18-20]将神经元扩展成胶囊向量,胶囊的长度代表某个属性是否存在,胶囊的方向代表属性的具体描述,这些特性使其可以保存综采工作面采运系统运行状态突变等细粒度特征,但无法避免训练缓慢和梯度问题。本文在胶囊神经网络的基础上,引入随机自注意力机制,提出基于 RSACNN 的综采工作面采运协同控制模型,如图 4 所示。针对刮板输送机电动机电流的电气耦合特性,运用电流强化模型对原始刮板输送机电流进行预处理,得到能够反映煤流系统真实负载的电流分量;将综采工作面采运系统刮板输送机机头部煤流量及采煤机和刮板输送机的运行状态参数集作为控制器的输入,将采煤机运行速度作为输出。

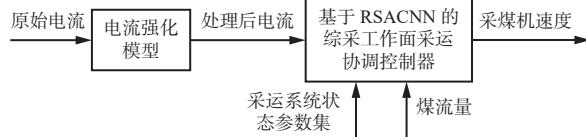


图 4 综采工作面采运协同控制模型

Fig. 4 Collaborative control model of mining and transportation in fully mechanized mining face

2 基于 RSACNN 的采运协同控制模型

2.1 传统胶囊神经网络

胶囊向量分别与对应的权重系数相乘得到预测向量,对得到的预测向量进行求和,并通过 Squash 函数 $f(s)$ 进行非线性变换,得到输出结果 d_j ,其工作原理如图 5 所示。

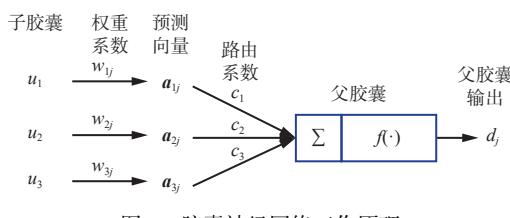


图 5 胶囊神经网络工作原理

Fig. 5 The working principle of the capsule neural network

在胶囊运算过程中,胶囊间的权重需不断训练和更新,由于普通的反向传播算法只适用于标量的情况,对于胶囊向量无法进行有效学习,所以在胶囊神经网络中使用动态路由算法^[21]来对网络进行训练,算法流程如图 6 所示。首先使用 Softmax 函数 $S(\cdot)$ 计算胶囊 i 的所有路由权重 e_i ; 然后对预测向量

$a_{j|i}$ 进行加权求和得 s_i ; 其次,通过 Squash 函数 $f(\cdot)$ 输出最终的向量 g_j ; 最后将胶囊的输出向量 g_j 与预测向量 $a_{j|i}$ 的点积和原有的权重 b_i 求和得到新的权重 b_{ij} 。

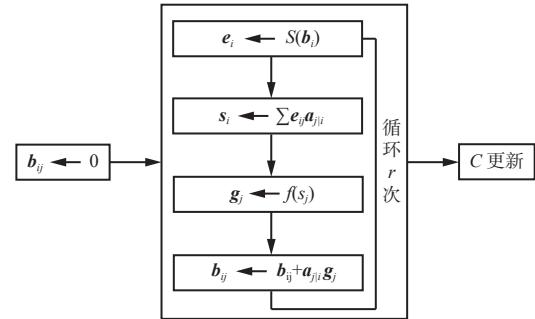


图 6 胶囊神经网络动态路由算法流程

Fig. 6 Dynamic routing algorithm process of capsule neural network

2.2 RSACNN

RSACNN 改进胶囊的挤压函数,从而得到更精确的高层胶囊,增强胶囊神经网络的泛化性能,RSACNN 结构如图 7 所示。首先将数据处理成矩阵形式,然后进行特征提取,将得到的特征矩阵进行融合,融合后的特征矩阵被包裹成胶囊的形式送到初始胶囊层中,最后通过动态路由机制输出结果,送到输出层中,根据综采工作面采运系统运行状态监测数据对采煤机运行速度进行预测。

随机自注意力特征提取机制省略了特征之间的交互,综采工作面采运协同控制在输入参数较多的情况下,也可缩短运行时间。通过随机自注意力机制,获得输入数据的注意力特征矩阵 $A_{\text{Attention}}$ 。初始矩阵是使用 2 个随机初始化矩阵的乘积生成随机注意力矩阵 R , RSACNN 的随机自注意力机制如图 8 所示。

首先通过参数化矩阵 W 将 d 维的输入矩阵映射成 n 维的输出特征矩阵 B 。随机初始化 2 个可学习矩阵 $R_1, R_2 \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 并进行矩阵相乘得到 R ; 然后经 Softmax 函数计算后得到分数矩阵 G ; 最后将矩阵 G 与矩阵 B 相乘得到最后的注意力特征矩阵 $A_{\text{Attention}} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 。

$$B = XW \quad (3)$$

$$R = R_1 R_2^T \quad (4)$$

$$A_{\text{Attention}} = S(R)B \quad (5)$$

式中 X 为输入数据。

注意力机制能深入挖掘采运系统状态特征参数之间的相关性,但在特征融合过程中,注意力机制会直接将全局特征和局部特征相结合,盲目的特征融

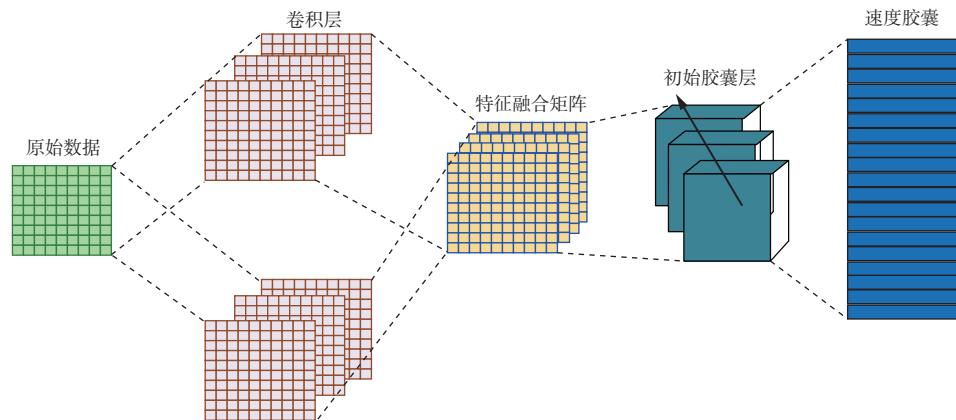


图 7 RSACNN 结构

Fig. 7 Structure of random self-attention capsule neural network

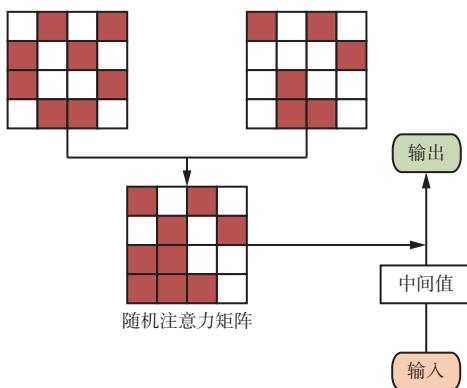


图 8 随机自注意力机制

Fig. 8 Random self-attention mechanism

合会使控制模型精度下降。因此,寻找局部特征和全局特征融合的界限,对控制模型决策准确率有重要的影响。为使控制模型能够根据综采工作面煤流系统的运行状态,动态地融合全局特征和局部特征进行采煤机速度调节,本文提出了可变融合机制的方式,通过设定一个可学习的参数,将2个特征矩阵按可变的比例进行融合,得到最终的特征矩阵 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 。

$$\mathbf{H} = ((1 - f(\gamma)) \mathbf{A}_{\text{Attention}} \oplus f(\gamma) \mathbf{A}_{\text{Relucon}}) \quad (6)$$

式中: $f(\gamma)$ 为范围函数,保证每次 γ 更新后的值始终在 $[0,1]$; γ 为学习率,数值被初始化为 0.5; \oplus 为元素连接符,即 2 组特征矩阵进行堆叠,对应位置的元素对齐,最终形成 $2M$ 个 $n \times n$ 的特征矩阵 \mathbf{H} ; $\mathbf{A}_{\text{Relucon}}$ 为全局特征矩阵。

特征矩阵被传到初级胶囊层中,下层胶囊需将该层胶囊存储的计算结果传递给上层胶囊,其中传递过程通过动态路由机制来实现。为了使动态路由过程更加接近综采工作面煤流系统的数据,本文对函数 Squash 进行了修改。

$$\mathbf{w}_j = \frac{\|\mathbf{s}_j\|^2}{0.5 + \|\mathbf{s}_j\|^2} \frac{\mathbf{s}_j}{\|\mathbf{s}_j\|} \quad (7)$$

式中: \mathbf{w}_j 为激活后胶囊 j 的输出; \mathbf{s}_j 为加权求和的结果。

改进前与改进后的压缩函数曲线如图 9 所示,可看出改进前的压缩函数在处理模长较短的胶囊时,会把数值压缩到 0 附近,这样的全局压缩会导致在迭代更新时丢失部分胶囊的重要信息,同时函数增长速率过缓,对于模长较短和模长较长的胶囊会有明显的区分,但不能很好地区分中间长度的胶囊,且影响迭代速度。改进后的压缩函数在模长接近 0 时起到了放大作用,不像改进前的压缩函数易导致部分信息被忽略。

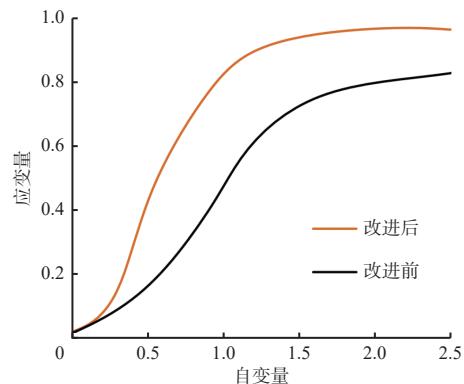


图 9 改进前后的压缩函数曲线

Fig. 9 The compression function curve before and after improvement

基于 RSACNN 的综采工作面采运协同控制模型训练过程的损失函数为

$$L_c = T_c \max(0, m^+ - \|v_c\|)^2 + \lambda(1 - T_c) \max(0, \|v_c\| - m^-)^2 \quad (8)$$

式中: T_c 为预测因子; m^+ 为上界; m^- 为下界; v_c 为预测的采煤机速度; λ 为比例系数。

当采煤机速度预测准确时,预测因子 $T_c=1$,且上界 $m^+=0.9$,下界 $m^-=0.1$,比例系数 $\lambda=0.5$,最后的损失是所有胶囊损失的总和。模型使用 Adam 优化器 [23]

对目标函数进行优化,可在训练过程中自动调整各个参数的学习速率,且比普通的 SGD 优化器更准确、收敛更快。在融合层使用 Dropout 方法,可在模型训练时随机删除一定百分比的神经元,每次模型训练只更新 Dropout 保留的部分参数,可缓解模型产生过拟合的问题,提高模型控制性能。

3 基于 RSACNN 的采运协同控制方法验证

3.1 数据采集

影响采运系统协同运行的参数见表 1,包括刮板输送机煤流量、垂直电动机电流、垂直电动机转速、刮板输送机速度、机尾电动机电流、机尾电动机转速、采煤机牵引变频器输出电流、采煤机牵引方向、采煤机实际速度、采煤机位置架、采煤机左/右截割电动机电流等综采工作面煤流系统的运行状态数据。

在某煤矿 52605 综采工作面综采状态监测数据库中提取 10 000 组数据作为基于 RSACNN 的采运协同控制模型的验证样本数据,见表 2,其中 d 为决策变量,表示采煤机的速度。为消除特征之间的量纲影响,对样本数据进行最小-最大规范化处理,保留原始数据中存在的关系,将各特征值分别映射到 [0,1] 之间,达到规范化的目的。将整个样本数据集分成 70% 的训练集和 30% 的测试集。

表 1 综采工作面煤流系统运行状态参数

Table 1 Operation parameters of coal flow system in fully mechanized mining face

被测对象	特征编码	特征名称	单位
刮板输送机	l_0	煤流量	m^3
	l_1	垂直电动机电流	A
	l_2	垂直电动机转速	r/min
	l_3	刮板输送机速度	m/min
	l_4	机尾电动机电流	A
采煤机	l_5	机尾电动机转速	r/min
	l_6	牵引变频器输出电流	A
	l_7	采煤机牵引方向	左、右
	l_8	采煤机实际速度	m/min
	l_9	采煤机位置架	架
	l_{10}	采煤机右截割电流	A
	l_{11}	采煤机左截割电流	A

3.2 刮板输送机负载电流信号强化处理

为消除包含电气特性电流对真实负载的影响,对电流数据进行强化处理。小波包分解层数意味着对信号频率划分的精细程度,而不同的分解层数对工频消除的结果也不一样。为得出效果最佳的分解层数,本文采用 db6 小波基对信号进行 5 层、6 层与 7 层分解并消除工频,然后对 3 种不同分解层数进行

表 2 综采工作面煤流系统运行状态数据集

Table 2 Data set of coal flow system operating status in fully mechanized mining face

样本序号	状态参数													决策 d	
	刮板输送机						采煤机								
	l_0	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	l_6	l_7	l_8	l_9	l_{10}	l_{11}			
1	0.457	124	1 197	0	110	1 204	112.2	128	10.0	168	60.2	61.0	9.5		
2	0.459	127	1 199	0	74	1 203	115.1	32	9.5	162	73.8	60.3	8.3		
3	0.512	144	1 200	1	79	1 210	113.4	0	8.3	161	66.9	64.8	7.1		
4	0.491	126	1 198	1	85	1 207	116.2	32	7.1	159	70.7	76.5	6.1		
5	0.450	133	1 197	0	87	1 211	117.1	0	6.1	160	62.7	55.7	11.9		
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		
5 001	0.450	133	1 200	1	122	1 200	80.6	64	11.9	10	63.0	47.7	12.1		
5 002	0.450	128	1 197	1	89	1 202	89.0	32	12.1	11	71.7	52.2	9.6		
5 003	0.463	129	1 202	0	77	1 199	92.0	256	9.6	13	72.3	53.3	9.5		
5 004	0.488	135	1 200	0	80	1 204	101.3	32	9.5	14	87.0	51.2	9.2		
5 005	0.471	131	1 201	0	77	1 212	94.3	128	9.2	16	67.4	56.8	0.8		
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		
9 997	0.366	110	1 198	1	106	1 199	133.2	32	2.1	14	46.2	76.2	3.2		
9 998	0.481	101	1 199	1	114	1 200	125.7	0	3.2	10	49.8	85.1	0.6		
9 999	0.445	118	1 198	1	116	1 202	117.6	256	0.6	9	49.3	73.4	2.1		
10 000	0.401	114	1 199	0	120	1 198	116.5	4	2.1	8	57.6	90.9	3.7		

对比。原始信号频谱与消除工频信号的频谱如图 10、图 11 所示。

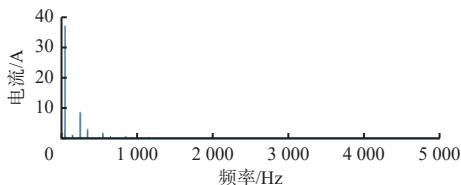


图 10 原始电流信号频谱

Fig. 10 Spectrum of original current signal

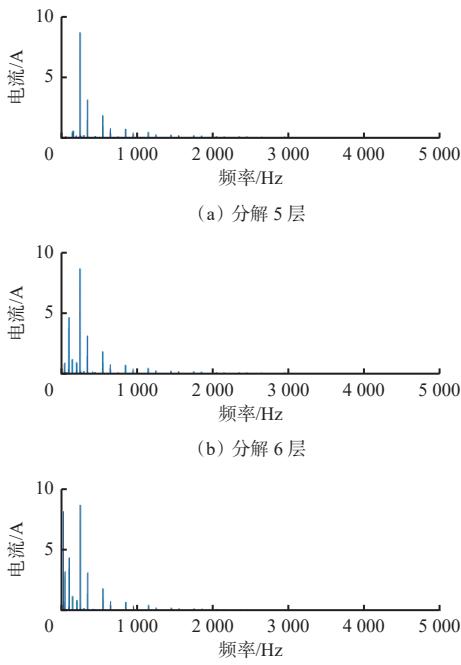


图 11 抑制工频信号频谱

Fig. 11 Spectrum of suppressed power frequency signal

由图 10、图 11 可看出: 在分解 5 层的频谱中, 其低频处的特征不明显, 很多特征频率丢失, 效果明显很差; 在分解 6 层的频谱中, 低频处的特征有所增强, 但依旧存在遗漏的情况; 在分解 7 层的频谱中, 信号特征比较明显, 低频频率特征增强了很多。根据 3 种不同分解层数消除工频的信号频谱包含的特征频率数目情况可知, 分解 7 层时效果最佳。

3.3 结果分析

采用本文提出的 RSACNN 算法训练得到采运协同控制模型, 预测采煤机牵引速度, 并将提出的算法与自注意力胶囊神经网络 (Self-attention Capsule Neural Network, SACNN) 算法、CNN 算法的调速结果进行对比, 如图 12 所示。

假设人工控制为最佳控制, 由图 12 可看出, 本文提出的 RSACNN 算法能够根据采煤机和刮板输送机的运行状态数据动态调节采煤机牵引速度。与人工控制下的采煤机真实速度相比, 虽然 CNN 算法

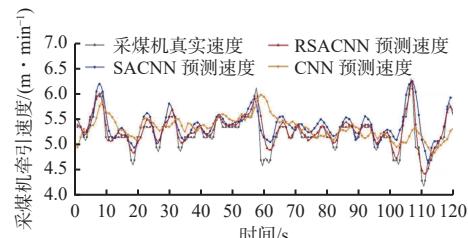


图 12 不同算法下采煤机牵引速度预测曲线

Fig. 12 Shearer traction speed prediction curves under different algorithms

预测的采煤机牵引速度趋势与真实牵引速度曲线相似, 但与真实值存在较大误差, RSACNN 算法预测的速度曲线与 SACNN 算法更加接近。

3 种不同算法对采煤机牵引速度控制结果的接受者操作特性 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线如图 13 所示, 曲线下部分面积 AUC 表示采煤机牵引速度的准确度, 该值越大则预测越准确。可看出 RSACNN 算法对应的 AUC 最大, 达 0.868, 高于 SACNN 的 0.816 和 CNN 的 0.787, 表明本文提出的基于 RSACNN 的控制方法能对采煤机牵引速度进行有效预测。

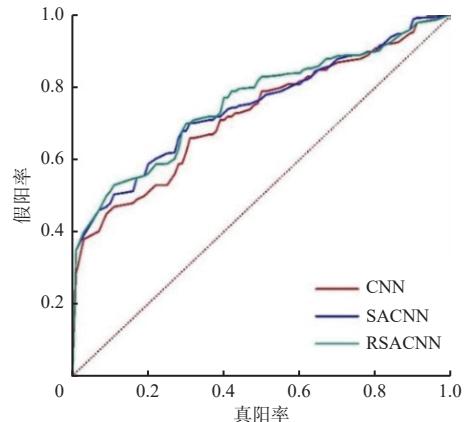


图 13 采煤机牵引速度控制结果 ROC 曲线

Fig. 13 Receiver operating characteristic curve of shearer traction speed control results

3 种算法所对应的采煤机牵引速度预测值与真实值之间的拟合度 R-Squared 如图 14 所示, 其中 R-Squared 值越高, 预测结果越准确。可看出采用本文提出的 RSACNN 算法对采煤机速度预测的 R-Squared 比 SACNN 算法和 CNN 算法分别提高了 0.032 05 和 0.075 04, 说明 RSACNN 算法更适合综采工作面采运系统的协同控制。

将 3 种算法控制结果决定系数汇总成表 3。可看出 RSACNN 算法的平均绝对误差较 SACNN, CNN 分别降低了 17.7%, 22.6%, 平均绝对百分误差较 SACNN, CNN 分别降低了 49.9%, 71.5%, 均方根误差较 SACNN, CNN 分别降低了 13.3%, 34.6%。

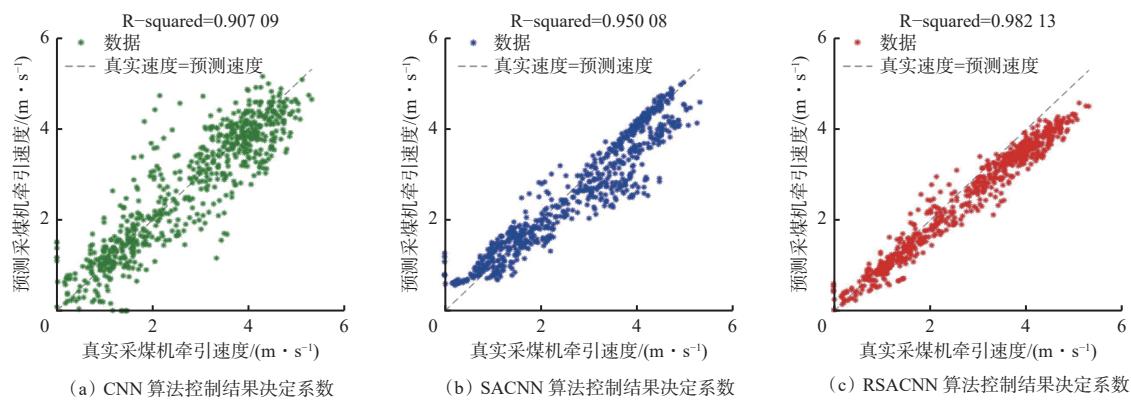


图 14 3 种算法控制结果决定系数

Fig. 14 Determination coefficients of three algorithms control result

表 3 不同算法预测结果比较

Table 3 Comparison of prediction results of different algorithms

算法	平均绝对误差/(mm·min⁻¹)	平均绝对百分误差/%	均方根误差/(mm·min⁻¹)
RSACNN	71.23	1.073	87.63
SACNN	86.51	2.142	101.03
CNN	92.03	3.771	134.01

4 结论

1) 分析了刮板输送机电流电气耦合特性及煤流量对刮板输送机负载的影响,在此基础上提出了融合煤流状态评估和刮板输送机负载电流强化的综采工作面采运协同控制策略。提出了基于 RSACNN 的综采工作面采运协同控制模型,解决了采运系统运行状态参数间相关特征的提取问题,实现了采运系统运行状态的准确评估。

2) 进行了采煤机与刮板输送机协同调速实验,结果表明:采用 RSACNN 算法的采煤机牵引速度预测值与真实值的 R-Squared 比 SACNN, CNN 算法分别提高了 0.032 05 和 0.075 04;平均绝对误差分别降低了 17.7%, 22.6%;平均绝对百分误差分别降低了 49.9%, 71.5%;均方根误差分别降低了 13.3%, 34.6%。证明 RSACNN 方法具有优越性,能够更好地控制综采工作面采运协同。

参考文献(References):

- [1] 王国法,王虹,任怀伟,等.智慧煤矿 2025 情景目标和发展路径[J].煤炭学报,2018,43(2):295-305.
WANG Guofa, WANG Hong, REN Huawei, et al. 2025 scenarios and development path of intelligent coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 295-305.
- [2] 王国法,张德生.煤炭智能化综采技术创新实践与展望[J].中国矿业大学学报,2018,47(3):459-467.

WANG Guofa, ZHANG Desheng. Innovation practice and development prospect of intelligent fully mechanized technology for coal mining[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2018, 47(3): 459-467.

- [3] 王国法,刘峰,孟祥军,等.煤矿智能化(初级阶段)研究与实践[J].煤炭科学技术,2019,47(8):1-36.
WANG Guofa, LIU Feng, MENG Xiangjun, et al. Research and practice on intelligent coal mine construction(primary stage) [J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(8): 1-36.
- [4] 高有进,杨艺,常亚军,等.综采工作面智能化关键技术现状与展望[J].煤炭科学技术,2021,49(8):1-22.
GAO Youjin, YANG Yi, CHANG Yajun, et al. Status and prospect of key technologies of intelligentization of fully-mechanized coal mining face[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(8): 1-22.
- [5] 王国法,徐亚军,张金虎,等.煤矿智能化开采新进展[J].煤炭科学技术,2021,49(1):1-10.
WANG Guofa, XU Yajun, ZHANG Jinhu, et al. New development of intelligent mining in coal mines[J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(1): 1-10.
- [6] 李首滨.智能化开采研究进展与发展趋势[J].煤炭科学技术,2019,47(10):102-110.
LI Shoubin. Progress and development trend of intelligent mining technology[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(10): 102-110.
- [7] 原春斌.基于多参数的刮板输送机调速研究[J].能源与节能,2019(9):103-104.
YUAN Chunbin. Research on speed regulation of scraper conveyor based on multi-parameter[J]. Energy and Energy Conservation, 2019(9): 103-104.
- [8] 葛世荣.煤矿智采工作面概念及系统架构研究[J].工矿自动化,2020,46(4):1-9.
GE Shirong. Research on concept and system architecture of smart mining workface in coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 1-9.
- [9] 陈迪蕾,郑征,黄涛,等.基于采煤机和刮板输送机能耗模型的速度协同优化控制[J].煤炭学报,2022,

- 47(6): 2483-2498.
- CHEN Dilei, ZHENG Zheng, HUANG Tao, et al. Coordinated optimal control of the speed of shearer and scraper conveyor based on their energy consumption models[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(6): 2483-2498.
- [10] 湛玉婕. 改进BP神经网络的综采设备协同控制方法[J]. 煤炭技术, 2022, 41(10): 207-209.
- ZHAN Yujie. Collaborative control method of fully mechanized mining equipment based on improved BP neural network[J]. Coal Technology, 2022, 41(10): 207-209.
- [11] 樊占文, 刘波. 基于改进Elman神经网络的综采装备协同控制研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(增刊2): 26-28, 38.
- FAN Zhanwen, LIU Bo. Research on cooperative control of fully mechanized mining equipment based on improved Elman neural network[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(S2): 26-28, 38.
- [12] FAN Qigao, LI Wei, WANG Yuqiao, et al. Control strategy for an intelligent shearer height adjusting system[J]. Mining Science and Technology, 2010, 20(6): 908-912.
- [13] 张文静. 基于PLC采煤机与刮板输送机联动控制技术研究[J]. 山东煤炭科技, 2022, 40(12): 135-137.
- ZHANG Wenjing. Research on linkage control technology of shearer and scraper conveyor based on PLC[J]. Shandong Coal Science and Technology, 2022, 40(12): 135-137.
- [14] 黄曾华, 王峰, 张守祥. 智能化采煤系统架构及关键技术研究[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 1959-1972.
- HUANG Zenghua, WANG Feng, ZHANG Shouxiang. Research on the architecture and key technologies of intelligent coal mining system[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 1959-1972.
- [15] 王国法, 刘峰, 庞义辉, 等. 煤矿智能化——煤炭工业高质量发展的核心技术支撑[J]. 煤炭学报, 2019, 44(2): 349-357.
- WANG Guofa, LIU Feng, PANG Yihui, et al. Coal mine intellectualization: the core technology of high quality development[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(2): 349-357.
- [16] 路正雄, 郭卫, 张帆, 等. 基于数据驱动的综采装备协同控制系统架构及关键技术[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(7): 195-205.
- LU Zhengxiong, GUO Wei, ZHANG Fan, et al. Collaborative control system architecture and key technologies of fully-mechanized mining equipment based on data drive[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 195-205.
- [17] 张根, 丁小辉, 杨骥, 等. 基于多尺度自适应胶囊网络的高光谱遥感分类[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(24): 263-272.
- ZHANG Gen, DING Xiaohui, YANG Ji, et al. Hyperspectral remote sensing classification using multi-scale adaptive capsule network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(24): 263-272.
- [18] HINTON G E, KRIZHEVSKY A, WANG S D. Transforming auto-encoders[C]. 21th International Conference on Artifical Neural Networks, Espoo, 2011: 44-51.
- [19] 杨巨成, 韩书杰, 毛磊, 等. 胶囊网络模型综述[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(6): 1-10.
- YANG Jucheng, HAN Shujie, MAO Lei, et al. Review of capsule network[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2019, 49(6): 1-10.
- [20] DHANABAL L, SHANTHARAJAH S P. A study on NSL-KDD dataset for intrusion detection system based on classification algorithms[J]. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2015, 4(6): 446-452.
- [21] LU Zhengxiong, GUO Wei, ZHANG Chuanwei, et al. A novel intelligent decision-making method of shearer drum height regulating based on neighborhood rough reduction and selective ensemble learning[J]. IEEE Access, 2020. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.3048078](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048078).
- [22] LI Zhichao, LI Tian, YAN Xuefeng. A novel deep quality-supervised regularized autoencoder model for quality-relevant fault detection[J]. Science China Information Sciences, 2022, 65(5): 276-278.
- [23] DU Yutao, ZHANG Ruiting, ZHANG Xiaowen, et al. Learning transferable and discriminative features for unsupervised domain adaptation[J]. Intelligent data analysis, 2022, 26(2): 407-425.