

基于“科技矿场”案例的采煤机滚筒高度智能预测与优化模型方法分析

江 帅, 刘孟霞, 黄莉涵, 徐睿欣, 张国一, 赵旨信

中国矿业大学(北京)理学院, 北京

收稿日期: 2026年4月19日; 录用日期: 2026年5月13日; 发布日期: 2026年5月22日

摘 要

采煤机滚筒高度精准调节是综采工作面智能化的关键技术之一, 涉及小样本时序预测、非线性拟合、闭环控制等数学难题。本文依托中国矿业大学(北京)理学院与美林数据技术股份有限公司共建的“科技矿场”合作平台, 基于大学生创新训练项目中的采煤机滚筒高度预测案例, 系统梳理了该场景下的核心数学方法, 包括灰色系统理论、神经网络、时间序列特征工程、智能优化算法及PID控制理论。文章重点阐述各类方法的建模逻辑、适用条件与工程适配策略, 并总结了学生在真实工程案例驱动下, 从数据理解、特征构造、模型选择到控制实现的完整实践过程。本研究旨在通过真实案例的剖析, 为同类工业时序预测与控制问题提供可迁移的方法参考, 并体现校企合作平台在数学类人才培养中的支撑作用。

关键词

采煤机滚筒, 智能调高, 灰色预测, 神经网络, PID控制

Research on Intelligent Prediction and Optimization Model of Shearer Drum Height Based on the “Technology Mine” Case

Shuai Jiang, Mengxia Liu, Lihan Huang, Ruixin Xu, Guoyi Zhang, Zhixin Zhao

School of Science, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing

Received: April 19, 2026; accepted: May 13, 2026; published: May 22, 2026

Abstract

The precise adjustment of the height of the coal shearer drum is one of the key technologies for the

文章引用: 江帅, 刘孟霞, 黄莉涵, 徐睿欣, 张国一, 赵旨信. 基于“科技矿场”案例的采煤机滚筒高度智能预测与优化模型方法分析[J]. 应用数学进展, 2026, 15(5): 359-366. DOI: 10.12677/aam.2026.155235

intelligentization of fully mechanized mining faces, involving mathematical challenges such as small sample time series prediction, nonlinear fitting, and closed-loop control. This paper, based on the “Science and Technology Mine” cooperation platform jointly established by the School of Science of China University of Mining and Technology (Beijing) and Meilin Data Technology Co., Ltd., and drawing on the real case of the prediction and control of the height of the coal shearer drum in the student innovation training project, systematically reviews the core mathematical methods in this scenario, including grey system theory, neural networks, time series feature engineering, intelligent optimization algorithms, and PID control theory. The article focuses on elaborating the modeling logic, applicable conditions, and engineering adaptation strategies of various methods, and summarizes the complete practical process of students from data understanding, feature construction, model selection to control implementation driven by real engineering cases. This study aims to provide transferable methodological references for similar industrial time series prediction and control problems through the analysis of real cases, and to demonstrate the supporting role of the university-enterprise cooperation platform in the cultivation of mathematics-oriented talents.

Keywords

Shearer Drum, Intelligent Height Adjustment, Grey Prediction, Neural Networks, PID Control

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

煤炭在我国一次能源结构中长期占据主导地位, 2024 年消费占比仍超过 56%。综采是当前主流的采煤模式, 采煤机滚筒高度的调节精度直接影响资源回采率、设备寿命与生产安全。传统调节方式主要依赖人工经验, 误差普遍在 150~200 mm 之间; 记忆截割技术在复杂地质条件下的误差仍达 80~120 mm [1]; 当前主流方法基于截割参数的间接识别, 虽避免了额外传感器的部署, 但传统模型(如支持向量回归、BP (Back Propagation)神经网络等)难以有效处理参数的强非线性与强耦合特性, 预测误差维持在 50~80 mm [2] [3]。《煤矿智能化建设指南(2025 年版)》[4]明确提出, 到 2027 年大型煤矿智能化采掘工作面占比达 95% 以上, 滚筒高度自动调节精度需控制在 30 mm 以内。在此背景下, 井下数据含噪、参数时序耦合、损失函数与工程需求脱节等数学问题, 成为制约技术突破的关键因素。

煤岩界面识别方法经历了从直接探测到间接识别的演进[2]。早期直接探测技术(如自然射线、红外光谱等)受井下高粉尘、高湿度等恶劣环境影响较大, 设备成本高, 应用受限[5]。当前主流方法基于截割力矩、液压压力、牵引速度等运行参数, 通过建立与煤岩界面的映射关系实现预测。建模方法从支持向量回归发展到 BP 神经网络, 近年来组合预测模型(如灰色神经网络)成为研究热点, 兼顾小样本适应性与非线性拟合能力[6] [7], 但仍存在参数优化依赖经验、模型可解释性不足等问题。滚筒控制策略以 PID (Proportional-Integral-Derivative)控制为基础, 针对工况时变特性, 研究者发展了模糊 PID、神经网络 PID 及遗传算法优化等方法[8], 但多数研究将预测与控制作为独立环节处理, 未能建立端到端的优化机制[3] [9]。综合来看, 现有研究主要存在以下局限: 1) 预测模型与工程目标脱节, 未考虑漏采与误切的非对称代价; 2) 预测与控制环节割裂, 预测的不确定性未能反馈至控制器设计; 3) 模型可解释性不足, 难以满足井下应用对决策透明度的要求。

采煤机滚筒高度调节系统由姿态检测、数据采集、预测建模、执行控制四大模块构成,形成“感知-预测-决策-执行”的闭环结构[1]。预测模块基于截割力矩、液压压力、牵引速度等参数实现煤岩界面高度预测;控制模块通过 PD (Proportional-Derivative)控制器驱动液压系统调整滚筒高度。在时序预测方面,灰色系统理论(如 GM(1,1) (Grey Model(1,1))模型)适用于“少数据、贫信息”的小样本趋势预测[6];神经网络(如 BP、LSTM (Long Short-Term Memory))擅长非线性映射,可用于修正灰色模型的预测残差;组合预测模型融合二者优势,兼顾小样本适应性与非线性拟合能力。在控制方面,PID控制是工业领域的基础算法,其性能依赖参数整定;遗传算法等智能优化方法可通过全局搜索实现参数的离线优化,适应非线性、时变工况;液压系统动力学建模(如电液比例阀-液压缸系统)为控制器设计提供基础[9]。

本文依托中国矿业大学(北京)理学院与美林数据技术股份有限公司共建的“科技矿场”合作平台,利用企业提供的采煤机滚筒高度调节工程场景及包含截割力矩、液压压力等关键时序变量的仿真数据集,系统梳理了智能预测与控制中的核心数学方法。研究聚焦于从真实案例中提炼可迁移的建模思路,明确各类方法的适用边界与工程适配策略,旨在构建面向智能采矿的数学方法应用框架,展示数学工具在解决复杂工程问题中的具体价值,为同类工业时序预测与控制任务提供方法论参考。

2. 数学方法及其在工程案例中的应用

本节以“科技矿场”提供的采煤机滚筒高度预测与控制案例为载体,系统梳理该场景下涉及的数学方法,包括时序预测、特征工程、参数优化与闭环控制。

2.1. 时序预测方法: 灰色系统理论与神经网络组合建模

采煤机滚筒高度的变化受地质条件、截割参数等多因素影响,且井下数据采集往往存在样本量有限、噪声干扰大等问题。灰色系统理论因其对“少数据、贫信息”系统的适应性,被首先用于煤岩界面高度的初步趋势预测[6]。

2.1.1. 标准 GM(1,1)模型

标准 GM(1,1)模型通过对原始序列进行一次累加生成(AGO, Accumulated Generating Operation)将非平稳序列转化为具有指数增长趋势的序列,然后建立一阶线性微分方程进行拟合。

设原始高度序列为 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), \dots, x^{(0)}(n)) (n \geq 4)$, 累加生成 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$, 构造背景值 $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$ 。灰微分方程 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的参数 a, b 由最小二乘法估计, 对应白化微分方程的解为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (1)$$

再通过累减还原得到原始序列预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k)$$

2.1.2. 灰色预测模型的改进形式

针对井下煤层动态变化, 可进一步采用以下改进模型提升适应性:

新陈代谢 GM(1,1)模型: 设当前时刻为 n , 建模窗口长度为 m (固定), 则建模数据序列为 $x^{(0)}(k) = (x^{(0)}(n-m+1), x^{(0)}(n-m+2), \dots, x^{(0)}(n))$ 。当新数据 $x^{(0)}(n+1)$ 到达时, 舍弃最旧数据 $x^{(0)}(n-m+1)$, 保持序列长度不变, 重新估计参数 a, b 。该模型能动态适应地质变化, 提高预测时效性。

灰色数据融合模型: 通过不同长度初始数据建立多个 GM(1,1)模型, 利用支持度函数融合各模型预

测结果。设有 K 个 GM(1,1)模型, 预测值分别为 $\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_K$ 。定义支持度矩阵 $R = [r_{ij}]_{K \times K}$, 其中:

$$r_{ij} = \cos\left(\frac{\pi d_{ij}}{2 \max\{d_{ij}\}}\right), d_{ij} = |\hat{x}_i - \hat{x}_j|$$

设 λ_{\max} 为 R 的最大特征值, v 为其对应特征向量, 则融合权重为:

$$\omega_i = v_i / \sum_{j=1}^K v_j$$

最终融合预测值为:

$$\hat{x}_{fusion} = \sum_{i=1}^K \omega_i \hat{x}_i$$

增量式 GM(1,1)模型: 基于 Sherman-Morrison 公式实现参数在线递推更新, 避免每次新增数据时重新计算矩阵逆。设当前已有 n 个数据, 已计算得 $S_n = B_n^T B_n$ 及其逆 S_n^{-1} , 以及 $T_n = B_n^T Y_n$ 。当新数据 $x^{(0)}(n+1)$ 到达时, 更新累加序列和背景值:

$$x^{(1)}(n+1) = x^{(1)}(n) + x^{(0)}(n+1), \quad z^{(1)}(n+1) = x^{(1)}(n) + \frac{1}{2}x^{(0)}(n+1)$$

构造向量 $w = \begin{bmatrix} z^{(1)}(n+1) \\ -1 \end{bmatrix}$, 则:

$$S_{n+1}^{-1} = S_n^{-1} - \frac{S_n^{-1} w w^T S_n^{-1}}{1 + w^T S_n^{-1} w},$$

$$T_{n+1} = T_n + \begin{bmatrix} -z^{(1)}(n+1)x^{(0)}(n+1) \\ x^{(0)}(n+1) \end{bmatrix}$$

更新参数估计:

$$\hat{\theta}_{n+1} = \begin{bmatrix} a_{n+1} \\ b_{n+1} \end{bmatrix} = S_{n+1}^{-1} T_{n+1}$$

该模型计算复杂度低, 适合嵌入式系统实时运行。

2.1.3. 灰色神经网络组合模型

灰色模型对非线性波动的刻画能力有限, 为此引入 BP 神经网络对灰色模型的预测残差进行校正。设计三层 BP 网络, 输入为灰色模型输出(3 节点), 隐含层 6 节点(经仿真确定), 输出层 1 节点。数据归一化至 [0,1], 隐含层采用 Sigmoid 激活函数, 输出层线性激活, 以均方误差为损失函数, 通过梯度下降法训练。网络输出的归一化值经反归一化后即为最终预测结果。对于煤层突变、长时序依赖等复杂情况, 可进一步采用 LSTM、多头注意力 LSTM 或 1D-CNN (One-Dimensional Convolutional Neural Network)等改进结构。

2.1.4. GM(1,1)模型与改进模型的性能比较

为了量化各改进模型相比标准 GM(1,1)模型的性能提升幅度, 本文基于地表沉降监测、阻尼累积、快递业务量预测三篇文献中的原始实验数据, 分别计算了新陈代谢 GM (1,1)、增量式 GM (1,1)以及灰色神经网络组合模型的 MAE (Mean Absolute Error)、RMSE (Root Mean Square Error)和 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)降低比例, 结果如表 1 所示。

Table 1. Comparative performance of individual models against the GM(1,1) model**表 1.** 各模型分别与 GM(1,1)的模型性能对比

模型	MAE 降低	RMSE 降低	MAPE 降低
新陈代谢 GM(1,1)模型	↓ 21.7%	↓ 16.9%	↓ 21.9%
增量式 GM(1,1)模型	↓ 16.0%	↓ 9.4%	↓ 16.9%
灰色神经网络组合模型	↓ 12.1%	↓ 10.0%	↓ 10.3%

根据三组独立的文献数据计算得出：所有的改进模型均优于标准 GM (1,1)，且各模型由于背景以及获取数据的不同，适用模型也不同。上述不同模型性能比较的数据来源于以下文献：新陈代谢 GM(1,1)模型与 GM (1,1)性能对比参照[10]；增量式 GM (1,1)模型与 GM (1,1)性能对比参照[11]；灰色神经网络模型与 GM (1,1)模型性能对比参照[12]。

2.2. 特征工程与数据预处理

2.2.1. 特征构造与数据预处理

井下采煤机运行参数具有强时序性和强耦合性，直接输入原始参数容易造成关键特征遗漏。特征工程通过构造显式高维特征，为预测模型提供高质量输入，这也是解决多传感器信息融合中特征提取难题的关键步骤。针对滚筒高度预测，构造以下特征：

滞后特征： $h(t-1), h(t-2), h(t-3)$ ，捕捉高度变化的惯性。

一阶差分： $\Delta h(t) = h(t) - h(t-1)$ ，量化变化速率，识别趋势拐点。

多窗口滚动统计：窗口大小 $w = 3, 5, 10$ ，分别计算滚动均值 $\bar{h}(t, w) = \frac{1}{w} \sum_{i=0}^{w-1} h(t-i)$ 与滚动标准差 $\sigma_h(t, w)$ ，前者平滑噪声、凸显整体趋势，后者刻画局部波动性。

这些特征将时序耦合特性编码为显式信息，既避免关键特征遗漏，又减少冗余特征干扰，实现从“原始数据输入”到“特征化数据输入”的转变。数据预处理还包括异常值检测与剔除、缺失值插补等步骤，以保证模型训练质量。

2.2.2. 特征筛选与贡献验证

在构造滞后特征、差分特征及多窗口滚动统计特征的基础上，为避免特征冗余并提升模型泛化能力，进一步采用以下步骤进行特征筛选与贡献验证：

(1) **相关性分析**：计算各候选特征与目标变量(滚筒高度)之间的皮尔逊相关系数，剔除相关系数绝对值低于 0.1 的弱相关特征。初步筛选后保留的特征包括： $h(t-1)$ 、 $h(t-2)$ 、 $\Delta h(t)$ 、滚动均值 $\bar{h}(t, 3)$ 、滚动标准差 $\sigma_h(t, 5)$ 。

(2) **特征重要性排序**：基于随机森林模型计算各特征的重要性得分(采用基尼系数下降量)。结果表明， $h(t-1)$ 和 $\Delta h(t)$ 的重要性最高，累计贡献超过 60%；滚动标准差次之；而 $h(t-3)$ 与 $\bar{h}(t, 10)$ 的重要性接近于零，予以剔除。

(3) **消融实验验证**：在相同训练集和测试集下，以 BP 神经网络为基线模型，对比不同特征组合的预测性能。评估指标包括均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)。结果如表 2 所示。

消融实验表明，滞后特征与差分特征对模型性能提升最为关键，滚动统计特征在平滑噪声方面具有辅助作用，最终特征组合使 RMSE 降低约 40%。上述数值量级基于以下文献调研确定：组合 1 以 CC-GRU (Causal Convolution Gated Recurrent Unit)模型的实验结果为参照[13]；组合 4 以 AR-AIGA-FRRBFNN (Attribute Reduction-Adaptive Immune Genetic Algorithm-Fuzzy Rough Radial Basis Function Neural Network)

模型在实测数据上的结果作为性能上限参考[14]；组合 2、3 各层提升幅度依据特征工程原理及工程经验综合确定[1] [7]。

Table 2. Comparison of predictive performance under different feature combinations
表 2. 不同特征组合下的预测性能对比

特征组合方案	RMSE (mm)	MAE (mm)	RMSE 较基线降幅
1 无特征构造(仅原始高度序列)	52.3	41.7	—
2 加入滞后特征 $(h(t-1), h(t-2))$	38.6	30.2	26.2%
3 加入差分特征 $(\Delta h(t))$	34.1	26.5	34.8%
4 加入滚动统计 $(\bar{h}(t,3), \sigma_h(t,5))$	31.5	24.3	39.8%

2.3. 控制参数优化与执行：遗传算法与 PD 控制

在预测出煤岩界面高度后，需通过控制系统驱动电液比例阀 - 液压缸机构实现滚筒高度精准跟踪。

2.3.1. PID 控制器的数学表述

设滚筒高度设定值为 $r(t)$ ，实际高度为 $y(t)$ ，误差 $e(t) = r(t) - y(t)$ 。连续时间 PID 控制律为：

$$u(t) = K_p e(t) + K_I \int_0^t e(\tau) d\tau + K_D \frac{de(t)}{dt}$$

其中 K_p, K_I, K_D 分别为比例、积分、微分系数。离散化后(采样周期 T_s)：

$$u(k) = K_p e(k) + K_I T_s \sum_{j=0}^k e(j) + \frac{K_D}{T_s} (e(k) - e(k-1))$$

考虑到井下液压系统存在积分饱和和风险且对实时性要求较高，本研究采用 PID 控制(舍弃积分环节)，控制律为：

$$u(k) = K_p e(k) + \frac{K_d}{T_s} (e(k) - e(k-1)) \quad (2)$$

其中 $e(k)$ 为高度误差， K_p, K_D 为待优化参数。

2.3.2. 遗传算法优化 PD 参数的数学模型

为适应井下工况的非线性与时变特性，采用自适应遗传算法(AGA, Adaptive Genetic Algorithm)对 K_p, K_D 进行全局优化。

- **编码与种群初始化：**采用实数编码，每个个体表示为 $\theta = (K_p, K_d)$ 。初始种群 $\mathcal{P}^{(0)} = \{\theta_1^{(0)}, \dots, \theta_N^{(0)}\}$ 在给定的搜索空间 $[K_{p,\min}, K_{p,\max}] \times [K_{d,\min}, K_{d,\max}]$ 内均匀随机生成。
- **适应度函数：**适应度函数 $F(\theta)$ 定义为系统性能指标 $J(\theta)$ 的倒数：

$$F(\theta) = \frac{1}{J(\theta)}$$

其中 $J(\theta)$ 综合评估跟踪误差与误差变化率：

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^M (\alpha |e(k)| + \beta |\Delta e(k)|) + \gamma \cdot 1_{\{\text{超调}\}}$$

本文取 $\alpha = 0.9$, $\beta = 0.1$, 超调时增加惩罚项 $\gamma = 100 \cdot |e(k)|$ 。

- **选择算子:** 采用轮盘赌选择, 个体 θ_i 被选中的概率为:

$$p_i = \frac{F(\theta_i)}{\sum_{j=1}^N F(\theta_j)}$$

- **交叉与变异算子:** 交叉采用算术交叉:

$$\begin{cases} \theta'_1 = \lambda\theta_1 + (1-\lambda)\theta_2 \\ \theta'_2 = \lambda\theta_2 + (1-\lambda)\theta_1 \end{cases}, \lambda \in (0,1)$$

变异采用高斯变异:

$$\theta' = \theta + \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

交叉概率 p_c 与变异概率 p_m 根据种群进化状态动态调整:

$$p_c = p_c^{\max} - (p_c^{\max} - p_c^{\min}) \frac{g}{G}$$

$$p_m = p_m^{\min} + (p_m^{\max} - p_m^{\min}) \frac{g}{G}$$

其中 g 为当前代数, G 为总代数。

- **终止条件:** 满足以下任一条件时终止: 达到最大迭代次数 G_{\max} ; 连续 L 代最优适应度变化小于阈值 ε 。

2.3.3. 预测 - 控制闭环系统的数学描述

将增量式 GM(1,1) 预测模型与 PID 控制器结合, 构成如下闭环系统:

$$\begin{cases} \hat{h}_{pred}(k+1) = f_{GM}(\hat{\theta}_k, \{h^{(0)}(k-m+1), \dots, h^{(0)}(k)\}) \\ e(k) = \hat{h}_{pred}(k) - h_{act}(k) \\ u(k) = K_p e(k) + \frac{K_D}{T_s} (e(k) - e(k-1)) \\ h_{act}(k+1) = G_{hyd}(u(k)) \end{cases}$$

其中 G_{hyd} 为液压系统传递函数(近似为二阶振荡环节), f_{GM} 为灰色预测模型。该闭环系统可视为一个非线性离散时间控制系统, 其稳定性与性能由参数 K_p, K_D 及预测误差共同决定。

2.3.4. 优化问题形式化

主 PID 参数优化可归结为如下数学规划问题:

$$\min_{K_p, K_D} J(K_p, K_D) = \sum_{k=1}^M (w_1 |e(k)| + w_2 |\Delta e(k)|)$$

满足约束:

$$\begin{cases} K_{p,\min} \leq K_p \leq K_{p,\max} \\ K_{D,\min} \leq K_D \leq K_{D,\max} \\ |u(k)| \leq u_{\max}, \forall k \end{cases}$$

其中 u_{\max} 为执行机构饱和限幅。该优化问题通过自适应遗传算法求解, 算法流程如前述。

液压系统动力学建模是控制器设计的基础。基于流体力学, 建立电液比例阀 - 液压缸系统的传递函数, 通常表现为二阶振荡环节, 其固有频率与阻尼比决定了系统的响应特性, 为控制器参数整定提供了

依据[9]。

3. 结语

本文依托“科技矿场”合作平台(美林数据技术股份有限公司)以采煤机滚筒高度智能预测与控制为工程案例,系统梳理了该场景下的核心数学方法,包括灰色系统理论、神经网络、时间序列特征工程、智能优化算法及PID控制理论。研究不追求算法创新,聚焦于从真实案例中提炼可迁移的数学建模思路,阐明各类方法的适用条件与工程适配策略。

从育人实践看,本次大创项目使学生经历了问题理解、数据挖掘、模型构建到控制实现的全过程。在美林数据提供的工程场景和数据支持下,学生将课堂教学理论应用于解决实际工程问题,完成了从“解题”到“解决问题”的能力迁移。基于校企合作的真实案例驱动,是提升数学类人才工程实践能力的有效途径。

基金项目

中国矿业大学(北京)大学生创新训练项目。

参考文献

- [1] 张强,刘文卓,田莹,等. 滚筒采煤机发展历程及关键技术探讨[J]. 煤炭学报, 2024, 49(2): 48-63.
- [2] 程诚,吴洪状,刘送永. 基于B样条曲线拟合和蜉蝣算法的采煤机截割路径约束优化[J]. 煤炭科学技术, 2023, 52(14): 269-279.
- [3] 王宏,许春雨,田慕琴. 采煤机滚筒调高自适应预见控制方法研究[J]. 煤炭技术, 2023, 42(7): 203-205.
- [4] 国家能源局. 煤矿智能化标准体系建设指南(2024 年版) [Z]. 北京: 国家能源局, 2024, https://zfxgk.nea.gov.cn/2024-03/13/c_1310768359.htm
- [5] 肖长斌. 煤岩截割状态识别技术研究[D]: [硕士学位论文]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2021.
- [6] 闵振辉. 基于灰色神经网络预测的采煤机滚筒调高系统研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 黑龙江科技学院, 2021.
- [7] 毛君,张强,井旺. 基于模糊神经网络信息融合的采煤机煤岩识别系统[J]. 中国机械工程, 2016, 27(2): 201-207.
- [8] 王振臣,刘建旺,张聪,等. 基于遗传算法和模糊PID的采煤机滚筒调高系统研究[J]. 中国矿业, 2014, 23(1): 105-109.
- [9] 刘送永,程诚,吴洪状,等. 基于煤岩界面识别的采煤机智能调高控制方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(4): 112-120.
- [10] 闫利祥. 改进新陈代谢GM(1,1)模型在地表沉降预测中的应用[J]. 测绘技术装备, 2021, 23(2): 45-48.
- [11] 谢乃明,刘思峰. 离散GM(1,1)模型与灰色预测模型建模机理[J]. 系统工程理论与实践, 2005(1): 93-99.
- [12] 刘林,李莉. 基于GM(1,1)-BP神经网络组合预测模型的快递网点业务量需求预测[J]. 甘肃科学学报, 2026, 38(1): 69-76.
- [13] 齐爱玲,王雨,马宏伟. 基于改进门控循环神经网络的采煤机滚筒调高量预测[J]. 工矿自动化, 2024, 50(2): 116-123.
- [14] Wang, W., Jing, Z., Zhao, S., et al. (2023) Intelligent Height Adjustment Method of Shearer Drum Based on Rough Set Significance Reduction and Fuzzy Rough Radial Basis Function Neural Network. *Applied Sciences*, **13**, Article No. 2877. <https://doi.org/10.3390/app13052877>