煤炭科学技术
COAL SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于负载预测与能耗优化的刮板输送机速度控制方法

汪卫兵 骆佳录 李赖 赵栓峰 路正雄 李开放

引用本文:
汪卫兵, 骆佳录, 李赖, 等. 基于负载预测与能耗优化的刮板输送机速度控制方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(10): 259–268.
WANG Weibing, LUO Jialu, LI Lai. Speed control method of scraper conveyor based on load prediction and energy consumption optimization[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(10): 259–268.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12438/cst.2024–1699

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

智能综采工作面刮板输送机直线度监测方法研究
Study on straightness monitoring method of scraper conveyor in intelligent fully–mechanized mining face
煤炭科学技术. 2022, 50(4): 246–255 http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/a3ab4304–0801–469e–b5e5–2b04b89a7246

刮板输送机多永磁电机串联驱动新模式及关键技术
New mode and key technology of series drive of multiple permanent magnet motors for scraper conveyor
煤炭科学技术. 2024, 52(2): 238–252 https://doi.org/10.12438/cst.2023–1396

矿用刮板输送机垂直冲击下负载电流特性研究
Study on load current characteristics of scraper conveyor under vertical impact
煤炭科学技术. 2023, 51(2): 400–411 https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021–1140

刮板输送机中部槽多区域输运状态预测
Prediction of multi–area transportation state in thecentral trough of scraper conveyor
煤炭科学技术. 2021, 49(11): 200–210 http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/2473a96f–4d8a–4096–8784–d89cac3ada22

基于多种图结构信息融合的刮板输送机健康状态识别
Health status identification of scraper conveyer based on fusion of multiple graph structure information
煤炭科学技术. 2024, 52(8): 171–181 https://doi.org/10.12438/cst.2023–1557

不同工况条件下刮板输送机刚散耦合效应研究
Research on rigid–discrete coupling effect of scraper conveyor under different working conditions
煤炭科学技术. 2023, 51(11): 190–201 https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2023–0293

关注微信公众号，获得更多资讯信息

移动扫码阅读

汪卫兵，骆佳录，李　赖，等. 基于负载预测与能耗优化的刮板输送机速度控制方法[J]. 煤炭科学技术，2025，53(10)：259−268.

WANG Weibing, LUO Jialu, LI Lai, *et al*. Speed control method of scraper conveyor based on load prediction and energy consumption optimization[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(10): 259−268.

基于负载预测与能耗优化的刮板输送机速度控制方法

汪卫兵，骆佳录，李　赖，赵栓峰，路正雄，李开放

（西安科技大学 机械工程学院，陕西 西安　710054）

摘　要：针对综采工作面中刮板输送机因持续高速运转而导致的能源浪费和运输效率低下问题，结合双向割煤工艺，对刮板输送机的运行阶段进行了系统分析，建立了刮板输送机能耗模型，在此基础上提出了一种基于负载转矩预测与能耗优化相结合的速度控制方法。首先，建立煤量模型，描述煤量随运行工况变化的动态特性。随后，结合刮板输送机的运行阻力特性，明确煤量、驱动力与运行阻力之间的关系，构建刮板输送机的能耗模型。为应对综采工作面复杂多变的运行工况，引入粗糙径向基神经网络(Rough Radial Basis Function Neural Network, RRBFNN)，对刮板输送机负载转矩进行精确预测，生成优化模型所需的关键输入变量。在此基础上，采用改进的粒子群优化算法(PSO)，以能耗最小化为目标，对刮板输送机的运行速度进行优化，改进算法在引入动态惯性因子的同时，平衡了全局搜索与局部搜索能力，从而提高了优化的精度与收敛效率。最后，结合榆家梁 43101 综采工作面的实际数据对本文方法进行了验证。结果表明：该速度控制方法能够在一个生产循环中有效降低刮板输送机的能耗 10.42%。

关键词：刮板输送机；智能调速；能耗模型；粗糙径向基神经网络；改进粒子群算法

中图分类号：TD528　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**0253−2336(2025)10−0259−10

Speed control method of scraper conveyor based on load prediction and energy consumption optimization

WANG Weibing, LUO Jialu, LI Lai, ZHAO Shuanfeng, LU Zhengxiong, LI Kaifang

(*School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an* 710054, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of energy waste and low transportation efficiency caused by continuous high-speed operation of scraper conveyor in fully mechanized mining face, this paper combined with two-way coal cutting technology, systematically analyzed the operation stage of scraper conveyor, established the energy consumption model of scraper conveyor, and proposed a speed control method based on load torque prediction and energy consumption optimization. Firstly, a coal quantity model is established to describe the dynamic characteristics of coal quantity changing with operating conditions. Then, according to the running resistance characteristics of the scraper conveyor, the relationship between coal volume, driving force and running resistance is defined, and the energy consumption model of the scraper conveyor is built. In order to cope with the complex and variable operating conditions of fully mechanized mining face, a rough radial basis neural network (RRBFNN) is introduced in this paper to accurately predict the load torque of the scraper conveyor and generate the key input variables required for the optimization model. On this basis, the improved particle swarm optimization algorithm (PSO) is used to optimize the running speed of the scraper conveyor with the goal of minimizing energy consumption. The improved algorithm balances the global search and local search capabilities while introducing dynamic inertia factor, thus improving the optimization accuracy and convergence efficiency. Finally, the proposed method is validated with the actual data of Yujialiang 43101 fully mechanized mining face. The results show that the speed control method can effectively reduce the energy consumption of the scraper conveyor by 10.42% in one production cycle.

Key words: scraper conveyor; intelligent speed regulation; energy consumption model; rough radial basis function neural network; improved particle swarm optimization algorithm

收稿日期：2024−11−21　　**策划编辑：**常　琛　　**责任编辑：**钱小静　　**DOI:** 10.12438/cst.2024−1699

基金项目：陕西省重点研发计划资助项目(2022GD-TSLD-63, 2022GD-TSLD-64)；西安市科技计划资助项目(23GXFW0047)

作者简介：汪卫兵(1977—)，男，安徽怀宁人，副教授，硕士生导师，博士。E-mail: wangwb@xust.edu.cn

0　引　　言

作为综采工作面设备的关键组成部分之一，刮板输送机受综采工作面地质条件的复杂性、工作环境的恶劣程度以及煤料装载的不均衡性等因素的影响，经常会面临空载和超载等问题，这些问题大幅降低了刮板输送机的运行效率，并导致了能源浪费，甚至可能引起安全问题[1-4]。因此，研究刮板输送机运行过程中的速度调控，成为实现综采工作面安全生产和设备智能化的重要热点之一。

为了提高刮板输送机运行过程的智能化，降低运行能耗，国内外许多学者对刮板输送机的运行过程进行了研究。文献 [5] 基于刮板输送机的载荷量和负载预测电流，制定了协同速度规划策略和调速方案。文献 [6] 从刮板输送机负载和链条力学关系出发，监测和控制链条张力与负载情况。文献 [7] 提出了采煤机与刮板输送机协同调速策略。文献 [8] 结合变频技术和模糊神经网络构建智能调速系统，提升综采工作面生产效率。文献 [9] 采用神经网络对刮板输送机的负载进行预测，并对刮板输送机进行调速。文献 [10] 通过控制刮板输送机煤量来调节电机速度和电磁转矩。文献 [11] 设计了一种新方法，能够实时监测刮板输送机负载的变化。文献 [12] 以刮板输送机实际负载变化作为调速依据，对采煤机采煤速度进行调整。文献 [13] 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（Random Self-Attention Capsule Neural Network, RSACNN）的综采工作面采运协同控制方法。文献 [14] 以采煤机和刮板输送机协同运行时的总能耗最小为目标，建立了双机速度协同优化模型，提出基于双机能耗模型的速度协同优化控制方法。文献 [15] 研究了基于考虑物料分布特征的刮板输送机运行阻力计算方法。文献 [16] 基于刮板输送机负荷分析，提出了采煤机与刮板输送机速度的综合协调规划策略。虽然上述研究对刮板输送机的速度控制和能耗优化做了大量研究，但是多数研究未能充分考虑实际采煤工艺中的关键因素，也没有将建立的数学模型与实际采煤工艺结合。同时研究多集中于特定工况下的能耗优化，缺乏对刮板输送机在运行全过程中的动态能耗分析和综合优化。

笔者针对综采工作面双向割煤工艺中的刮板输送机运行过程，提出了一种基于刮板输送机负载转矩预测和能耗优化相结合的速度控制方法，构建了刮板输送机速度控制框架和运行速度优化决策模型。通过该模型，可以对刮板输送机在实际运行过程中的负载转矩进行精准预测，并结合建立的能耗模型和优化算法调整运行速度，从而实现能耗的最小化。该方法有效地降低了刮板输送机运行过程中的能耗，为综采工作面的智能化、节能化运行提供了科学依据和技术支撑。

1　刮板输送机运行速度优化框架

本文建立的刮板输送机运行优化框架如图 1 所示，通过建立刮板输送机能耗模型与优化算法相结合，实现综采工作面刮板输送机的能效提升。首先对综采工作面双向割煤工艺进行详细分析，提取相关工艺参数（如采煤机割煤速度、运量和运行时间等），明确采煤机和刮板输送机在不同运行状态下的特性，为建立煤量模型提供了数据和理论支撑。其次，在分析刮板输送机运行阻力的基础上，结合煤量、

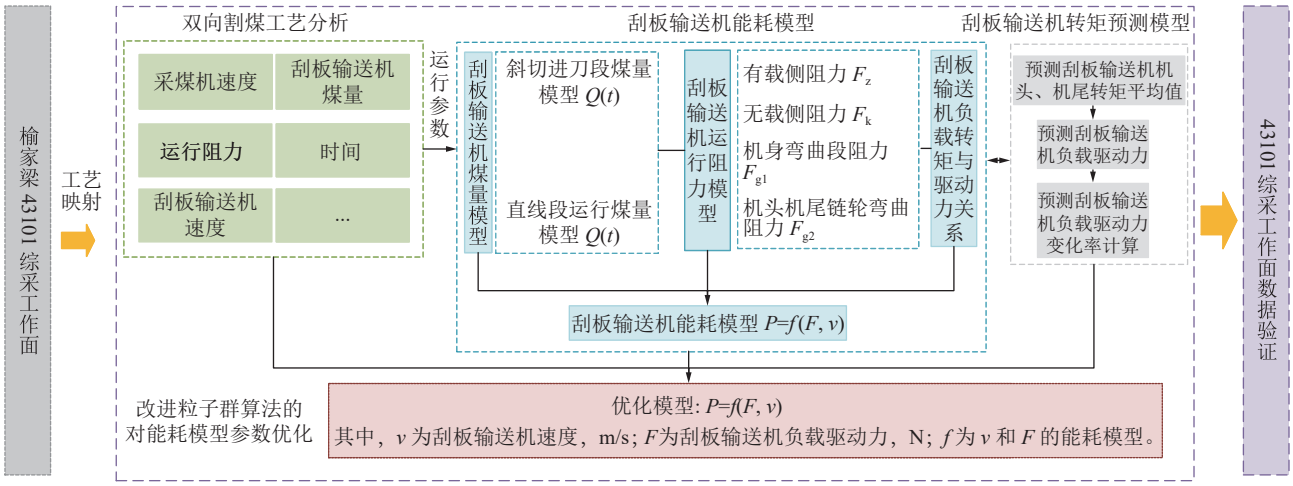

图 1　刮板输送机运行优化框架

Fig.1　Optimization frame for scraper conveyor operation

阻力和负载驱动力之间的关系，构建刮板输送机能耗模型。然后，采用粗糙径向基函数神经网络(RRB-FNN)结合历史刮板输送机运行数据，对复杂工况下的刮板输送机负载转矩进行精确预测，获得下一时刻的负载驱动力 F_{t+1}，为能耗模型的优化提供关键输入。同时，利用改进粒子群优化算法对能耗模型进行优化，以能耗最小化为目标，找到最优链速 v_{t+1}，优化过程动态调整粒子速度和惯性因子，以提高收敛速度和全局搜索能力。最后结合 43101 综采工作面的实际运行数据，对本文提出的方法进行验证。

2　刮板输送机运行速度优化决策模型

2.1　双向割煤工艺

本文以综采工作面端部斜切进刀割煤为例，如图 2 所示，将工艺系统划分为 4 个区间：端部斜切进刀 (图 2 中 a 区间)、机头处反向割三角煤 (图 2 中 b 区间)、向机尾直线割煤 (图 2 中 c 区间、d 区间)、机尾向机头运行 (图 2 中 e 区间)。其中，L 为综采面长度；N 为斜切进刀长度；v_c 为采煤机运行速度；v_g 为刮板输送机运行速度。根据图 2，将采煤机一个割煤循环划分为 1 ~ 6 个阶段，如图 3 所示，横坐标为采煤机运行时间，纵坐标为采煤机位置，在 1 ~ 6 个阶段

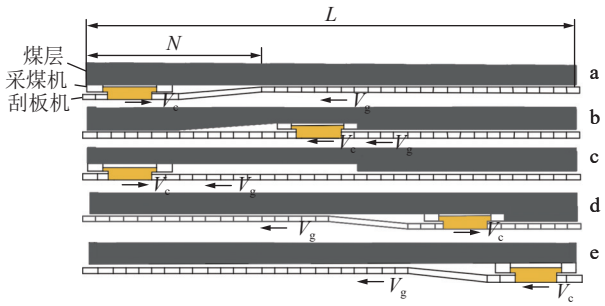

图 2　双向割煤作业流程

Fig.2　Bidirectional coal cutting process

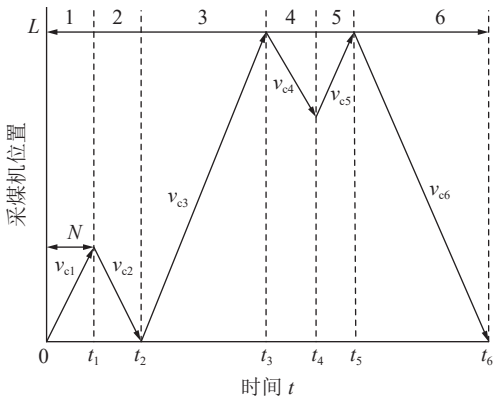

图 3　采煤机 1 个割煤循环

Fig.3　A cutting cycle of shearer

中，采煤机的速度为 $v_{c1} \sim v_{c6}$，刮板输送机的速度为 $v_{g1} \sim v_{g6}$，前 3 个阶段分别对应工艺区间 a、b、c、d，后 3 个阶段对应机尾向机头运行。

2.2　刮板输送机煤量模型

采煤机的单位采煤量 q_c 为

$$q_c = hs\gamma \tag{1}$$

式中：h 为采煤机采高，m；s 为采煤机直线段截深，m；γ 为煤的密度，t/m^3。

2.2.1　斜切进刀

设 t_1 时刻刮板输送机开始运煤，t_2 时刻采煤机完成采煤，t_3 时刻刮板输送机运煤结束，则斜切进刀时的刮板输送机的载煤量为

$$Q(t) = \begin{cases} \dfrac{q_c v_c^2 t^2}{2N} & 0 \leqslant t < t_1 \\ \dfrac{q_c v_c^2 t^2}{2N} - \dfrac{q_c v_g^2 v_c^2 (t-t_p)^2}{2N(v_g - v_c)^2} & t_1 \leqslant t < t_2 \\ \dfrac{1}{2} q_c N - \dfrac{q_c v_g^2 v_c^2 (t-t_p)}{2N(v_g - v_c)^2} & t_2 \leqslant t < t_3 \end{cases} \tag{2}$$

2.2.2　直线运行

采煤机在完成端部斜切后，进入常规割煤阶段，直到到达下端部。在此期间，刮板输送机的载煤部分煤流线密度为

$$q_g(t) = \begin{cases} q_c \dfrac{v_c}{v_g - v_c} & \text{同向} \\ q_c \dfrac{v_c}{v_g + v_c} & \text{反向} \end{cases} \tag{3}$$

设 t=0 时刻采煤机启动割煤，t_a 时刻刮板输送机开始运煤，t_b 时刻采煤机采煤结束，t_c 时刻刮板输送机运煤结束，则直线段刮板输送机的载煤量为

$$Q(t) = \begin{cases} q_c |v_c| t & 0 \leqslant t < t_a \\ q_c |v_c| t - q_g v_g (t - t_a) & t_a \leqslant t < t_b \\ q_c |v_c| t - q_g v_g (t - t_a) & t_b \leqslant t < t_c \end{cases} \tag{4}$$

2.3　刮板输送机能耗模型

刮板输送机运行过程中的能耗主要来源于运行阻力[17]。如图 4 所示，将刮板输送机的运行阻力分为有载侧阻力 F_z，无载侧阻力 F_k，液压支架推移刮板

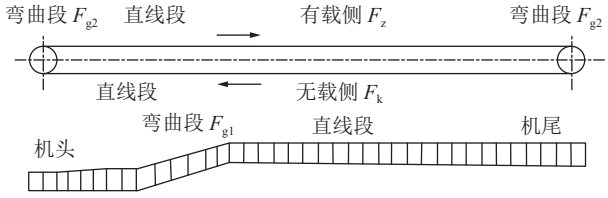

图 4　刮板输送机运行阻力示意

Fig.4　Schematic diagram of running resistance of scraper conveyor

输送机时，刮板输送机水平弯曲段机身与溜槽侧帮的摩擦力F_{g1}和刮板链在绕过机头、机尾链轮时产生的弯曲阻力F_{g2}组成，则刮板输送机运行阻力 F 的表达式为

$$F = F_z + F_k + F_{g1} + F_{g2} \tag{5}$$

刮板输送机有载侧阻力F_z为

$$F_z = (q_0\mu_1 L + Q\mu_2)g\cos\beta \pm (q_0 L + Q)g\sin\beta \tag{6}$$

刮板输送机无载侧阻力F_k为

$$F_k = q_0 Lg(\mu_1\cos\beta \mp \sin\beta) \tag{7}$$

式中：q_0为刮板链的单位长度质量，kg/m；Q 为刮板输送机的运输量，kg；μ_1为刮板链在卡槽中的阻力因子；μ_2为煤在卡槽中的阻力因子；g 为重力加速度，取 9.8 m/s^2；L 为刮板输送机长度，m；β为安装倾斜角度，当刮板链和煤的运行方向与移动阻力方向相同取“+”，相反取“–”。

将F_{g1}和F_{g2}统称为曲线部分的阻力，由于曲线部分运行阻力计算复杂，通常将其按直线部分阻力的 10% 来处理[18]。则刮板输送机的总运行阻力 F 为

$$F = 1.1(F_z + F_k) \tag{8}$$

即为

$$F = 1.1\left[(q_0\mu_1 L + Q\mu_2)g\cos\beta + (q_0 L \pm Q)g\sin\beta + q_0 Lg(\mu_1\cos\beta \mp \sin\beta)\right] \tag{9}$$

根据刮板输送机的运行阻力可以得到任意时刻的刮板输送机的功率$P(t)$为

$$P(t) = \frac{kF(t)v(t)}{1\,000\eta} \tag{10}$$

式中：k 为刮板输送机电机功率备用系数；η为刮板输送机传动效率，%；$v(t)$ 为不同时刻刮板输送机的运行速度，m/s。

由于刮板输送机的运行阻力为驱动电机的负载，因此将刮板输送机机头负载转矩T_a和机尾负载转矩T_b的平均值作为刮板输送机的负载转矩，然后根据转矩计算式得到负载驱动力 F 为

$$F = \frac{(T_a + T_b)\eta}{2r} \tag{11}$$

式中：r为驱动链轮半径，m。

则刮板输送机的功率$P(t)$可以为

$$P(t) = \frac{kv(t)(T_a + T_b)}{2\,000r} \tag{12}$$

刮板输送机的能耗模型为

$$W = \int_0^T P(t)\mathrm{d}t \tag{13}$$

2.4　刮板输送机负载转矩预测

刮板输送机在运行过程中，由于负载变化，其负载转矩会发生波动因此，通过监测刮板输送机转矩的变化，可以表征其负载情况[19]。传统的径向基神经网络使用单一值作为输入，每个输入层的神经元只能反映特定时刻的数据[20-21]，因此有效的捕捉实际负载变动信息是非常困难的。为了克服这一限制并提高模型的泛化能力和预测精度，本文使用如图 5 所示的粗糙径向基神经网络 (RRBFNN)。该网络在输入层及隐藏层均配置为粗糙结构，修改网络输入，将单一值扩展为区间的两倍，以便更精确地表示刮板输送机在时间段内负载转矩的变化。

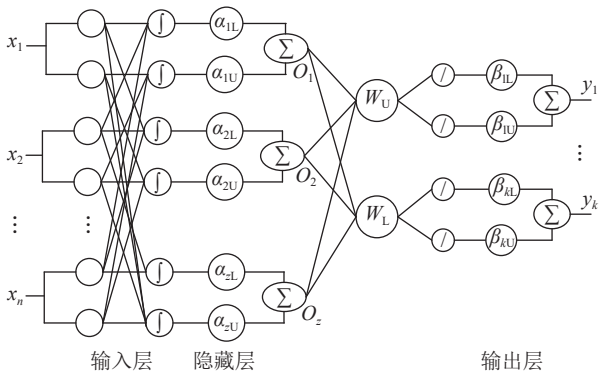

图 5　粗糙径向基神经网络结构

Fig.5　Rough radial basis neural network structure

设 RRBFNN 的输入层的节点个数为 m 个，其前向传播方程定义如下：

$$\mathrm{metL}_a = \sum_{b=1}^{m} w_{ba}x_{b\mathrm{L}} + c_{a\mathrm{L}} \tag{14}$$

$$\mathrm{metU}_a = \sum_{b=1}^{m} w_{ba}x_{b\mathrm{U}} + c_{a\mathrm{U}} \tag{15}$$

其中，metL_a和metU_a分别为对上一层节点和下一层节点的第 a 个输入x_b的输入，其中$a = 1,2,\cdots,m$；w_{ba}为第 b 个输入至第 a 个节点的权重系数；$x_{b\mathrm{L}}$为第 a 个后续节点的输入值；$x_{b\mathrm{U}}$为第 a 个上节点的输入值；$c_{a\mathrm{L}}$为第 a 个下节点的偏置；$c_{a\mathrm{U}}$是第 a 个上节点的偏置。隐藏层第 k 个粗糙节点的上下节点使用径向基函数进行映射，映射关系如下：

$$\phi_{k\mathrm{L}} = \exp\left(-\frac{\|\mathrm{metL}_m - d_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right) \tag{16}$$

$$\phi_{k\mathrm{U}} = \exp\left(-\frac{\|\mathrm{metU}_m - d_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right) \tag{17}$$

其中，metL_m为网络的 m 维下一层节点输入向量，metU_m为网络的 m 维网络上一层输入向量；d_k为第 k 个隐藏层节点的中心值，$k = 1,2,\cdots,z$；σ_k为第 k 个径向基函数的分散度。计算第 k 个隐藏层粗糙节点输

出的方式如下：

$$O_{kL} = \varphi_{kL} w_{kL} \tag{18}$$

$$O_{kU} = \varphi_{kU} w_{kU} \tag{19}$$

$$O_k = \alpha_{kL} O_{kL} + \alpha_{kU} O_{kU} \tag{20}$$

其中，O_{kL}、O_{kU}分别为隐藏层中第 k 个下一层、上一层节点的输出；O_k为第 k 个隐藏节点的输出值；α_{kL}、α_{kU}分别为下一层、上一层节点输出的调节系数。输出层第 j 个节点的输出计算为

$$y_{jL} = \sum_{i=1}^{h} O_{iL} v_{ij} + b_{iL} \tag{21}$$

$$y_{jU} = \sum_{i=1}^{h} O_{iU} v_{ij} + b_{iU} \tag{22}$$

$$y_j = \beta_{jL} y_{jL} + \beta_{jU} y_{jU} \tag{23}$$

式中：y_{jL}、y_{jU}分别为隐含层中第 j 个上一层、下一层节点的输出，$j = 1,2,\cdots,k$；y_j为第 j 个隐含节点的计算结果；β_{jL}、β_{jU}分别为上一层、下一层节点输出的权重系数；b_{iL}、b_{iU}分别为上一层、下一层节点的偏移量。

在矿井的实际生产过程中，如果负载变化就改变速度，反而不利于刮板输送机的节能调节，而且还会增加设备的磨损，此外负载变化较小时对功耗的影响不大。因此，本文对比了转矩变化率分别为 5%、10%、15% 和 20% 时的刮板输送机能耗情况，如图 6 所示，横坐标 1 ~ 6 为不同转矩变化率在不同工艺段下的能耗，7 为不同转矩变化率的总能耗。由图 6 可知，当转矩变化率为 10% 时，刮板输送机的能耗最低，即当$|\Delta T| \geqslant 0.1T$，预测模型预测到下一时刻的转矩变化率超过±10%，再对刮板输送机速度进行调整。

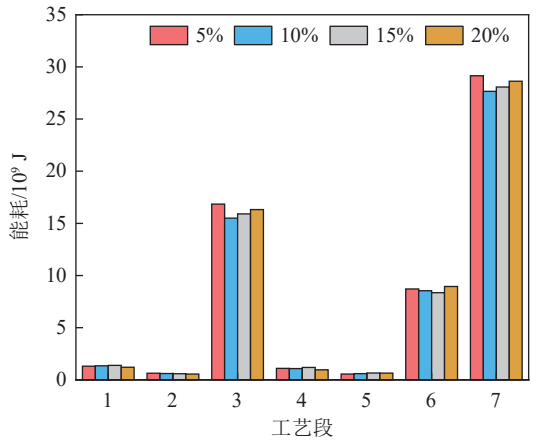

图 6　不同转矩变化率能耗对比

Fig.6　Comparison of energy consumption at different torque change rates

2.5　改进粒子群算法优化

粒子群算法(PSO)是一种模仿鸟群觅食行为的启发式优化算法[22]。在这个算法中，鸟群中的每只鸟被视为一个粒子，初始时随机分布在搜索空间中。每轮搜索后，粒子会共享各自的最佳位置，并更新全局最佳解。然后，各粒子根据自己的最佳位置和全局最佳解调整移动速度和位置，持续迭代，直到找到最优解的个体极值与当前全局最优解来调整各自的移动速度和位置，找到全局最优解。

粒子群算法虽然简单且效率高，但也面临局部最优和精度低等问题，因此需要改进。传统算法中，粒子的多样性不足，导致全局搜索能力有限。通过调整速度更新公式中的惯性权重ω、个体认知因子c_1和群体认知因子c_2，可以增强粒子的多样性。动态调整这 3 个参数，能够构建出自适应粒子群算法，从而提高算法性能。

1）惯性因子的改进。惯性因子的表达式为

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{t_{\max} - t}{t_{\max}} + \omega_{\min} \tag{24}$$

式中：$\omega_{\max}$和$\omega_{\min}$分别为惯性因子ω的最大值和最小值；t为迭代次数；$t_{\max}$为算法的最大迭代次数。

2）学习因子的改进动态因子表达式为

$$c_1 = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min}) \cos \omega \tag{25}$$

$$c_2 = c_{2\max} - (c_{2\max} - c_{2\min}) \cos \omega \tag{26}$$

其中，$c_{1\max}$和$c_{1\min}$分别为速度增强因子c_1的最大值和最小值；$c_{2\max}$和$c_{2\min}$分别为速度增强因子c_2的最大值和最小值。在使用学习因子算法进行分析后，可以提高其自我学习的能力，同时有利于提高搜索精度。

当 RRBFNN 网络模型确定后，即可通过粒子群算法对模型参数进行优化，将 RRBFNN 网络模型的预测值作为个体适应度，通过更新粒子位置和速度，并且根据粒子的适应度更新个体和群体极值，进行优化。改进粒子群算法的对应流程为：① 对粒子群进行初始化，设定粒子群的初始位置和速度，同时初始化优化算法所需的相关参数。② 选用适应度函数对其计算分析，计算每个粒子的适应度，将当前适应度作为粒子的个体最优值。然后，将所有个体最优值中表现最优的值设为群体的全局最优值。③ 根据粒子群优化的速度和位置更新公式，结合个体最优值和群体最优值，计算每个粒子的最新速度和位置。④ 更新个体和群体的最优值。⑤ 在满足条件的情况下，结束迭代的操作，反之接着进行步骤②。

改进粒子群算法优化流程如图 7 所示。

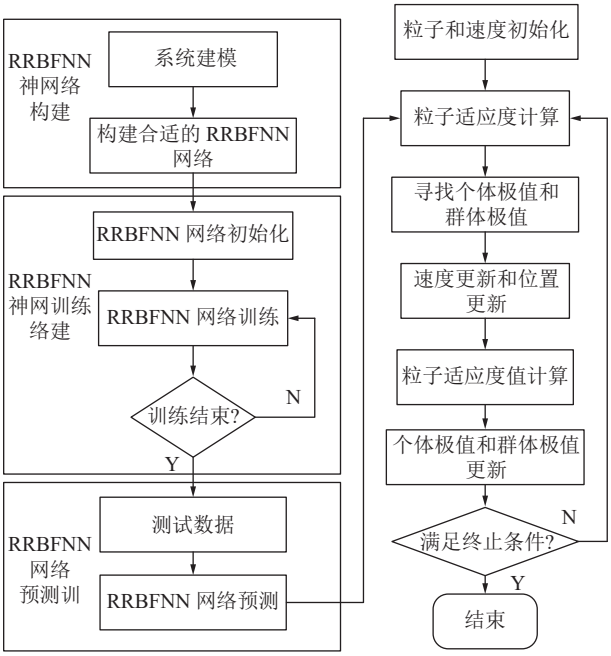

图 7　改进粒子群算法优化 RRBFNN 网络流程

Fig.7　Improved particle swarm optimization RRBFNN network flow

3　试验验证

为了验证本文提出的刮板输送机速度控制方法的有效性，本文依托榆家梁 43101 综采工作面，如图 8 所示，通过读取榆家梁 43101 综采工作面变频器的运行状态和数据，将变频驱动系统的运行信息上传至中央控制台的 PLC 控制器。中央控制器通过数据上传模块，将变频设备参数传输至井下以太环网。地面监控中心借助上位机组态软件，实时监控变频系统的运行状态和参数。将采集的刮板输送机现场运行数据，通过试验过程及数据分析判断本文提出的方法是否能降低刮板输送机运行过程中的能耗。表 1、表 2、表 3 分别为 43101 综采工作面、采煤机、刮板输送机的相关参数。

图 8　43101 综采工作面

Fig.8　43101 Fully mechanized mining face

表 1　综采工作面参数

Table 1　Parameters of fully mechanized mining face

参数	数值
工作面长度/m	340
斜切长度/m	50
煤密度/(t · m^{-3})	1.43

表 2　采煤机参数

Table 2　Parameters of shearer

参数	数值
采高/m	3.3
截深/m	0.8

表 3　刮板输送机参数

Table 3　Parameters of scraper conveyor

参数	数值	参数	数值
β/(°)	6	q_0/(kg · m^{-1})	120
μ_1	0.6	k	1.2
μ_2	0.4	η	0.8
r/m	0.6		

通过榆家梁 43101 综采工作面数据采集系统采集端部斜切进刀割煤作业工艺下的采煤机牵引速度和刮板输送机链条速度数据，采样时间为 2023 年 2 月 27 日，数据采样时间间隔 2 s，得到一个完整的工艺阶段采煤机和刮板输送机运行数据 6 162 条，见表 4。

表 4　采煤机和刮板输送机的运行数据

Table 4　Operational data for shearers and scraper conveyors

样本数	采煤机牵引速度/(m · min^{-1})	刮板输送机链速/(m · s^{-1})	刮板输送机机头负载转矩/(kN · m)	刮板输送机机尾负载转矩/(kN · m)
1	3.63	1.39	32.21	35.46
2	3.67	1.39	31.02	34.74
3	3.46	1.39	31.98	34.86
…				
3 000	2.84	1.38	36.79	38.31
3 001	2.93	1.38	37.34	39.17
3 002	3.05	1.38	36.63	40.71
3 003	2.59	1.39	37.23	38.26
…				
6 162	−1.81	1.26	57.96	58.05

根据表 1—表 4 中参数结合刮板输送机煤量和运行阻力计算式，得到一个工艺循环过程刮板输送机的煤量 Q 和运行阻力 F 如图 9 所示。

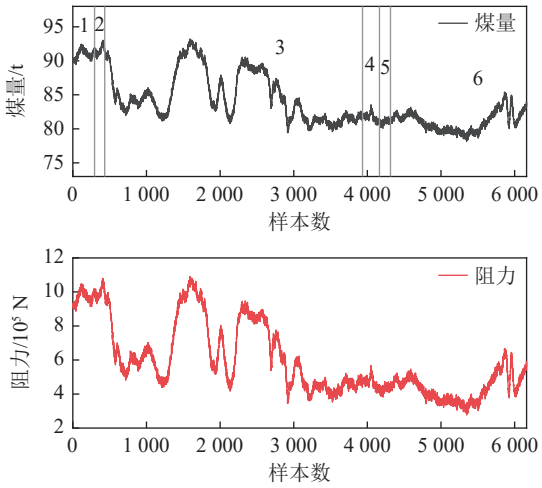

图 9　刮板输送机的煤量和运行阻力

Fig.9　Coal quantity and running resistance of scraper conveyor

图 10 为用转矩计算的负载驱动力 F 和用煤量计算的阻力 F 对比，由图 10 可知，阶段 1～6 的平均误差分别为 5.48%，3.03%，2.64%，2.06%，1.86%，4.94%，总体平均误差为 3.335%，因此本文可以近似地将刮板输送机机头和机尾的平均负载驱动力看作阻力 F，作为刮板输送机能耗模型的输入值。

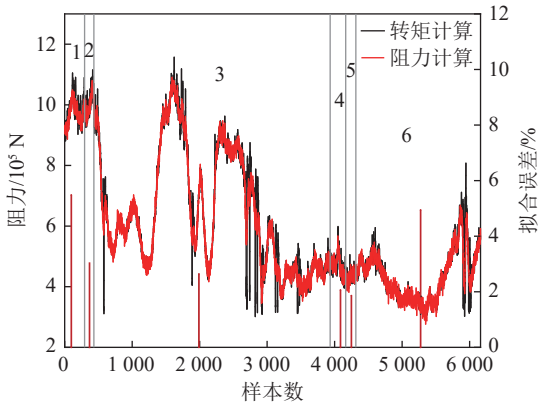

图 10　转矩和煤量计算对比

Fig.10　Comparison of torque and coal quantity calculation

同时，为了验证刮板输送机转矩预测模型的准确性，本文将采集得到的刮板输送机负载转矩数据集随机分为 70% 的训练集，30% 的测试集，RRBFNN 网络的主要参数如下：输入序列规模 I=8，输出维度 O=1，隐层节点数为 40，学习步长 y=0.3，动量系数 α=0.1。训练轮次为 500 次，RRBFNN 网络训练期间误差随训练轮次的变化如图 11 所示。

由图 11 可知，网络的训练误差值在训练轮次达到 80 次左右时已经接近平稳。将训练好的 RRBFNN 网络用于刮板输送机机头和机尾的负载转矩预测，刮板输送机机头和机尾转矩的预测值与实际值的比较分别如图 12、图 13 所示。

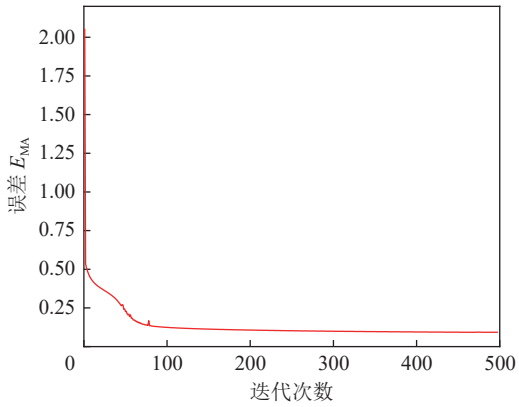

图 11　训练误差收敛情况

Fig.11　Convergence of training errors

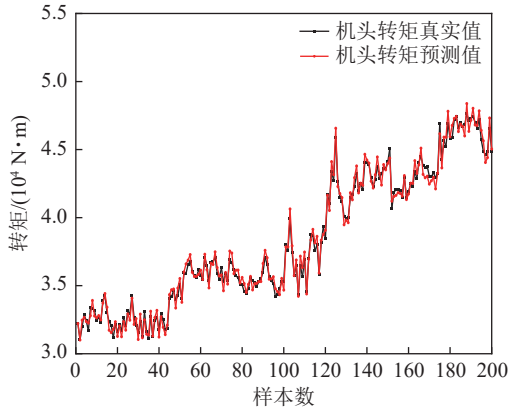

图 12　刮板输送机机头转矩预测数据与实际数据对比

Fig.12　Comparison between predicted data and actual data of scraper conveyor head torque

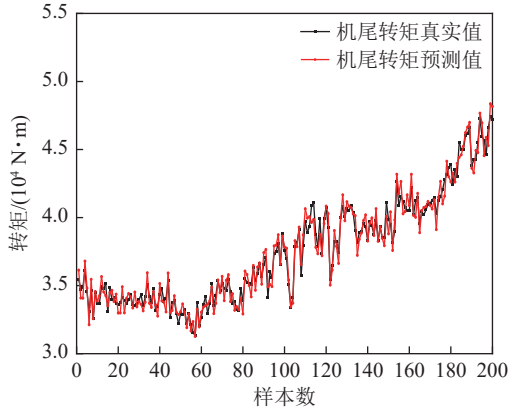

图 13　刮板输送机机头转矩预测数据与实际数据对比

Fig.13　Comparison between predicted data and actual data of scraper conveyor head torque

由图 14 可知，刮板输送机机头和机尾的转矩预测误差小于 4%，能够满足刮板输送机负载预测的精

确度需求，因此基于 RRBFNN 网络的刮板输送机转矩预测模型满足要求，通过采集的实时数据，可以预测刮板输送机机头和机尾的转矩，再将预测的转矩作为输入用于刮板输送机能耗模型，对刮板输送机进行调速。

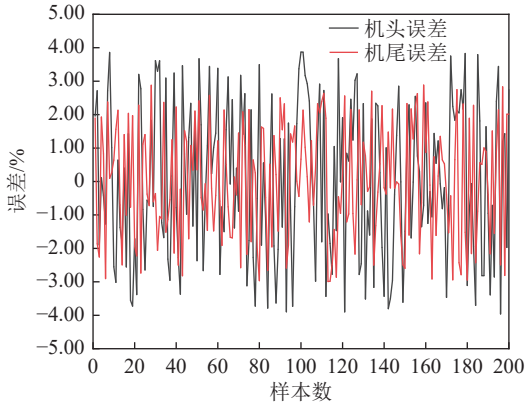

图 14　刮板输送机机头和机尾的转矩预测误差

Fig.14　Torque prediction errors of scraper conveyor head and tail

采用改进后的粒子群算法对能耗模型优化，优化模型为 $P = f(F_{t+1}, v_{t+1})$，其中，v_{t+1} 为下一时刻刮板输送机的链速；F_{t+1} 为下一时刻的刮板输送机阻力；f 为描述链速、阻力和功率之间能耗模型，通过 RRBFNN 网络模型输出刮板输送机下一时刻的阻力，再通过改进粒子群算法找到下一时刻功率 P 最优时的刮板输送机链速 v_{t+1}。

设置粒子群算法的变量数目 $N=2$，迭代次数为 100 次；最大惯性因子 $w_{\max} = 0.9$；最小惯性因子 $w_{\min} = 0.4$；速度增强因子 $c_1 = 2$；速度增强因子 $c_2 = 2$；种群规模为 20；个体和速度最大最小值 $U_b = [\max(F_{t+1}, F), 2]$；$U_b = [\min(F_{t+1}, F), 0.5]$；$V_{\max} = (U_b - L_b)/10$；$V_{\min} = -V_{\max}$。如图 15—图 17 所示，为改进粒子群算法对刮板输送机一个工艺循环下的速度、功率和能耗优化对比。

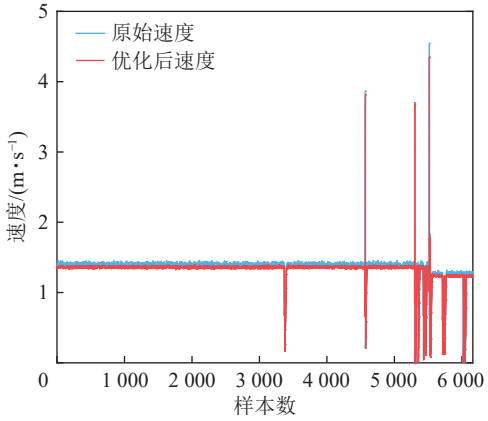

图 15　刮板输送机速度优化对比

Fig.15　Comparison of speed optimization of scraper conveyor

由图 15—图 17 可知，本文提出的方法能够降低各工艺段中刮板输送机的运行速度和功率，使其运行速度相比优化前更加稳定，减少运行过程中的冲击。同时，通过能耗优化分析，刮板输送机一个完整工艺循环的总能耗由优化前的 30 877 988 kJ 降低至优化后的 27 659 451 kJ，整体能耗降低 10.42%。因此，该方法在双向割煤过程中显著减少了刮板输送机的运行能耗，具有良好的节能效果。

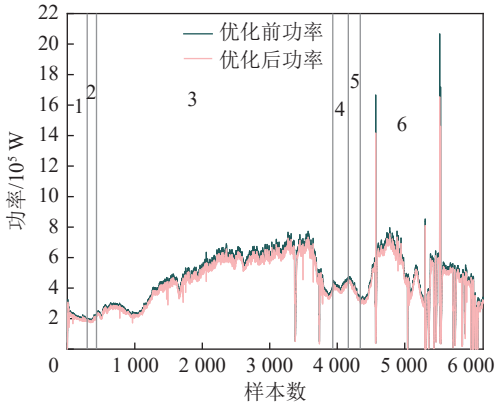

图 16　功率优化对比

Fig.16　Power optimization comparison diagram

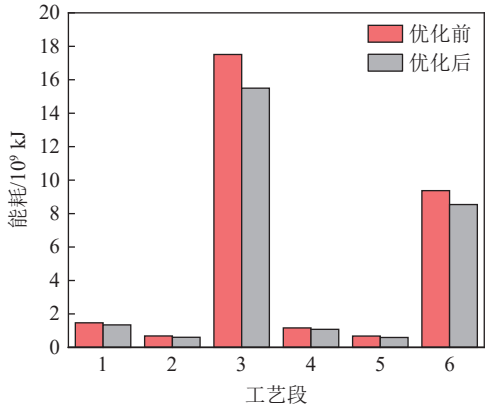

图 17　能耗优化对比

Fig.17　Comparison diagram of energy consumption optimization

4　结　　论

1）建模与机理。形成“工艺–转矩–能耗–控制”一体化框架。针对综采工作面端部斜切进刀的双向割煤工艺，构建了刮板输送机煤量模型，并在此基础上系统分析运行阻力与负载驱动力，建立能耗定量模型。该框架明确了工况参数、负载转矩、运行速度与能耗之间的耦合关系，为后续速度优化与在线控

制提供了可计算、可验证的理论依据与模型载体。

2）预测方法。基于 RRBFNN 实现负载转矩的精确预测。利用刮板输送机实际负载转矩数据，构建粗糙径向基函数神经网络（RRBFNN）预测模型，实现对复杂工况下负载转矩的高精度、强鲁棒性预测。该预测环节有效弥补了传统经验估计在突变工况与非线性扰动下精度不足的问题，为能耗优化提供了可靠的先验信息与滚动预测输入。

3）优化控制。改进粒子群实现速度最优与能耗显著下降。面向所建能耗模型，采用改进的粒子群算法对刮板输送机运行速度进行优化求解，获得能耗最优条件下的速度设定值。结合榆家梁综采 43101 工作面的采煤机与输送机运行参数与数据开展试验验证，结果表明：相较于优化前方案，本方法可将刮板输送机能耗降低 10.42%，证明所提“预测-优化”一体化决策模型在工程现场具有显著的节能效果与可实施性。

参考文献(References):

[1] 葛世荣，郝尚清，张世洪等. 我国智能化采煤技术现状及待突破关键技术[J]. 煤炭科学技术，2020，48(7)：28-46.
GE Shirong, HAO Shangqing, ZHANG Shihong, et al. Status of intelligent coal mining technology and potential key technologies in China[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 28-46.

[2] 王国法. 加快煤矿智能化建设推进煤炭行业高质量发展[J]. 中国煤炭，2021，47(1)：2-10.
WANG Guofa. Speeding up intelligent construction of coal mine and promoting high-quality development of coal industry[J]. China Coal, 2021, 47(1): 2-10.

[3] 张帆，葛世荣，李闯. 智慧矿山数字孪生技术研究综述[J]. 煤炭科学技术，2020，48(7)：168-176.
ZHANG Fan, GE Shirong, LI Chuang. Research summary on digital twin technology for smart mines[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 168-176.

[4] 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 Huaiwei, et al. 2025 scenarios and development path of intelligent coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 295-305.

[5] 陈君. 刮板输送机链条动态张力控制系统及其应用[J]. 工矿自动化，2012，38(1)：103-104.
CHEN Jun. Dynamic tension control system for chain of scraper conveyor and its application[J]. Industry and Mine Automation, 2012, 38(1): 103-104.

[6] XIA R, LIANG C, WANG X W. Study on dynamic characteristics of scraper conveyor under various scraper configurations[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2024: 09544089231224903.

[7] ZHAO S F, ZHAO J J, LU Z X, et al. Data-driven cooperative control model of shearer-scraper conveyor based on rough set theory[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 811648.

[8] 徐启一帆，李斌，郑锋等. 综采工作面刮板输送机智能调速系统设计[J]. 自动化应用，2021(9)：133-135.
XU Qiyifan, LI Bin, ZHENG Feng, et al. Design of intelligent speed regulation system for scraper conveyor in fully mechanized mining face[J]. Automation Application, 2021(9): 133-135.

[9] YAN X D, ZHOU G B, HAN L F, et al. Posture monitoring method of scraper conveyor based on adaptive extended Kalman filter[C]//2022 International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the era of Artificial Intelligence (ICSMD). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 1-6.

[10] STOICUTA O, PANA T, MANDRESCU C. The control system analysis of the coal flow on the scrapers conveyor in a longwall mining system[C]//2016 International Conference on Applied and Theoretical Electricity (ICATE). Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1-10.

[11] URPHY C J , BLISS R E . Method and apparatus for belt conveyor load tracking: US19930137846[P]. US5335777A[2024-03-25].

[12] 刘超. 综采工作面采煤机和刮板输送机运行速度协同控制研究[J]. 煤矿现代化，2021，30(3)：122-124.
LIU Chao. Research on cooperative control of running speed of shearer and scraper conveyor in fully mechanized face[J]. Coal Mine Modernization, 2021, 30(3): 122-124.

[13] 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.

[14] 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.

[15] 刘治翔，谢春雪，毛君，等. 基于物料分布特征的刮板输送机运行阻力分析[J]. 煤炭学报，2018，43(4)：1155-1161.
LIU Zhixiang, XIE Chunxue, MAO Jun, et al. Analysis of running resistance of scraper conveyor based on material distribution characteristics[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(4): 1155-1161.

[16] WANG Y P, WANG S Y. Coordinated speed planning strategy of scraper conveyor and shearer based on scraper conveyor loads

analysis[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 267(4): 042044.

[17] LI J X, LIANG S W. Friction and wear of the middle trough in scraper conveyors[J]. Industrial Lubrication and Tribology, 2018, 70(6): 1072−1077.

[18] 姚旺, 鲍久圣, 阴妍等. 刮板输送机关键部件磨损与运行阻力计算问题及对策[J]. 煤炭技术, 2018, 37(6): 255−257.
YAO Wang, BAO Jiusheng, YIN Yan, et al. Problems and countermeasure of key components wear and running resistance calculation of scraper conveyor[J]. Coal Technology, 2018, 37(6): 255−257.

[19] 高国强. 基于负载自适应预测的采煤机调速系统协同控制[J]. 机械管理开发, 2018, 33(5): 129−130.
GAO Guoqiang. Coal mining speed governing cooperative contronl based on load adaptive prediction[J]. Mechanical Management and Development, 2018, 33(5): 129−130.

[20] 许连丙. 基于 RBF 神经网络控制的刮板输送机动态负载特性仿真研究[J]. 自动化应用, 2020(12): 141−142, 146.
XU Lianbing. Simulation research on dynamic load characteristics of scraper conveyor based on rbf neural network control[J]. Automation Application, 2020(12): 141−142, 146.

[21] 白轲. 矿用刮板输送机调速系统关键技术研究[J]. 机械工程与自动化, 2021(3): 215−216, 218.
BAI Ke. Research on key technology of mine scraper conveyer governing system[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2021(3): 215−216, 218.

[22] 刘宝军. 矿井带式输送机能耗优化控制系统研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2020.
LIU Baojun. Research on the Optimization Control System for Energy Consumption of Belt Conveyors in Mines [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.