



## 基于PSOSVR的掘进工作面风温预测

李延河 万志军 于振子 苟红 赵万里 周嘉乐 师鹏 甄正 张源

### 引用本文:

李延河, 万志军, 于振子, 等. 基于PSOSVR的掘进工作面风温预测[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(1): 183–191.

LI Yanhe, WAN Zhijun, YU Zhenzi. Research on wind temperature prediction of tunneling working site based on PSOSVR[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(1): 183–191.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2023–1959>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 基于Prophet+LSTM模型的煤矿井下工作面矿压预测研究

Research on prediction of underground coal mining face pressure based on Prophet+LSTM model

煤炭科学技术. 2021, 49(7): 16–23 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/5a8ce5fc-b7c0-4929-9c3c-3f8f38c11b4c>

#### 导水裂隙带发育高度预测模型对比研究

Comparison of prediction models for the development height of water-conducting fractured zone

煤炭科学技术. 2023, 51(3): 190–200 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2021–0557>

#### 综掘工作面风流调控下风速及瓦斯粉尘浓度融合预测模型研究

Research on fusion prediction model of wind speed, gas and dust concentration under wind flow control in fully-mechanized heading face

煤炭科学技术. 2024, 52(10): 136–146 <https://doi.org/10.12438/cst.2023–1348>

#### 基于LASSO-LARS的回采工作面瓦斯涌出量预测研究

Gas emission prediction from coalface based on Least Absolute Shrinkage and Selection Operator and Least Angle Regression

煤炭科学技术. 2022, 50(7): 171–176 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/bb9adf73-9b0f-443f-b014-fa2910293535>

#### 数据驱动的深井超长工作面支架载荷区域特征分析与分区预测

Data-driven regional characteristic analysis and partition prediction of support load in deep well and ultra-long working face

煤炭科学技术. 2024, 52(S1): 1–12 <https://doi.org/10.12438/cst.2023–0607>

#### 超长综采工作面撤架期间煤自燃预测及防控技术研究

Study on coal spontaneous combustion prediction and control technology during withdrawal period of super long fully-mechanized mining face

煤炭科学技术. 2020, 48(1) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/e211443f-6c1c-439e-ab04-f4854fa8dd7f>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息



移动扫码阅读

李延河, 万志军, 于振子, 等. 基于 PSO-SVR 的掘进工作面风温预测[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(1): 183-191.

LI Yanhe, WAN Zhijun, YU Zhenzi, *et al.* Research on wind temperature prediction of tunneling working site based on PSO-SVR[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(1): 183-191.

## 基于 PSO-SVR 的掘进工作面风温预测

李延河<sup>1,2</sup>, 万志军<sup>2</sup>, 于振子<sup>1</sup>, 苟红<sup>2</sup>, 赵万里<sup>1</sup>, 周嘉乐<sup>2</sup>, 师鹏<sup>2</sup>, 甄正<sup>2</sup>, 张源<sup>2</sup>

(1. 平顶山天安煤业股份有限公司, 河南 平顶山 467000; 2. 中国矿业大学 矿业工程学院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 随着我国浅部煤炭资源的逐渐枯竭, 矿井开采深度日益增大, 热害问题也随之加剧。采掘作业空间是井下的主要热害场所, 对其进行热害防治是矿井安全高效生产的重要基础。矿井热害治理的前提是明确其冷负荷, 因此对采掘作业空间风温进行精准预测意义重大。建立了基于 PSO-SVR (基于粒子群的支持向量回归) 的掘进工作面风温预测模型, 利用模型中的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  对模型进行了寻优。通过现场实测及文献调研, 建立了掘进工作面风温预测训练样本集。通过与最小二乘法估计 MLR 模型和经“试错法”标定参数的常规 SVR 模型进行对比, 分析了 PSO-SVR 算法的优势。将 PSO-SVR 算法模型应用于平煤十矿己-24120 保护层风巷风温预测, 并依据风温预测结果, 指导了制冷机组的选型和降温方案设计。结果表明: PSO-SVR 模型预测性能最优, 模型绝对误差百分比仅为 1.85%, 较常规 SVR 模型减小了 55.9%, 可见 PSO 优化模型参数对于提高 SVR 拟合度、泛化性及预测精度具有重要作用。巷道每掘进 100 m, 工作面风流平均温升 0.16 °C, 掘进至 2 000 m 时巷道迎头风温升至 35.8 °C。己-24120 保护层风巷需冷量为 1 083.28 kW, 设计制冷机组总制冷量为 1 085 kW。己-24120 保护层风巷实施降温后, 工作面平均温降 8.6 °C, 降温效果显著, 表明了 PSO-SVR 掘进工作面风温预测模型的可靠性和可行性。

**关键词:** 掘进工作面; 风温预测; 粒子群; 支持向量回归; 矿井降温

中图分类号: TD727

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2025)01-0183-09

### Research on wind temperature prediction of tunneling working site based on PSO-SVR

LI Yanhe<sup>1,2</sup>, WAN Zhijun<sup>2</sup>, YU Zhenzi<sup>1</sup>, GOU Hong<sup>2</sup>, ZHAO Wanli<sup>1</sup>, ZHOU Jiale<sup>2</sup>,  
SHI Peng<sup>2</sup>, ZHEN Zheng<sup>2</sup>, ZHANG Yuan<sup>2</sup>

(1. Pingdingshan Tianan Coal Mining Co., Ltd., Pingdingshan 467000, China; 2. School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** With the gradual depletion of shallow coal resources in China and the increasing depth of mine excavations, the thermal hazard has intensified significantly. The tunnelling working site is a primary underground thermal hazard and requires targeted thermal hazard mitigation to ensure safe and efficient mine production. The premise of mine the thermal hazard control is to clarify its cooling load so that the great significance is to predict the air temperature in the mining operation space accurately. The airflow temperature prediction model of the tunnelling working site based on PSO-SVR was established, and the model was optimized by using the penalty factor  $C$  and kernel function parameter  $g$  in the model. Through field measurement and literature research, the training sample set of airflow temperature prediction in the tunnelling working site is established. By comparing with the MLR model estimated by the least square method and the conventional SVR model calibrated by the “trial and error” method, the advantages of the PSO-SVR algorithm are analyzed. The PSO-SVR algorithm model was applied to predict airflow temperature in J-24120 protective airway of Pingmei No.10 Coal Mine. Based on the pre-

收稿日期: 2023-12-22

策划编辑: 宫在芹

责任编辑: 宫在芹

DOI: 10.12438/cst.2023-1959

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51674242, 52074266)

作者简介: 李延河(1973—), 男, 河南焦作人, 教授级高级工程师, 博士。E-mail: db22020050p41@cumt.edu.cn

通讯作者: 万志军(1970—), 男, 四川青神县人, 教授, 博士。E-mail: zhjwan@126.com

diction results of air temperature, the selection of refrigeration units and the design of cooling schemes are guided. The results show that: The PSO-SVR model has the best prediction performance, and the absolute error percentage of the model is only 1.85 %, which is 55.9 % lower than that of the conventional SVR model. So PSO optimization model parameters play an important role in improving SVR fitting degree, generalization and prediction accuracy. For every 100 m of roadway excavation, the average temperature rise of head-on airflow is 0.16 °C. When the roadway is excavated to 2 000 m, the temperature of head-on airflow in the roadway rises to 35.8 °C. Ji-24120 protective airway cooling demand is 1 083.28 kW, and the total cooling capacity of the design refrigeration unit is 1085 kW. After the cooling of the Ji-24120 protective airway, the average head-on temperature drop is 8.6 °C, and the cooling effect is remarkable, which shows the reliability and feasibility of the PSO-SVR prediction model of airflow temperature in the tunnelling working site.

**Key words:** tunneling working site; wind temperature prediction; particle swarm; support vector regression; mine cooling

## 0 引言

随着煤炭资源开采逐渐进入深部, 矿井热害问题日趋严重<sup>[1-3]</sup>。掘进工作面作为矿井热害的主要场所之一, 对其进行风温预测是热害防治的前提<sup>[4-5]</sup>。因此, 进行掘进工作面风温预测研究具有重要的现实意义。国内外诸多学者对矿井风温预测进行了大量研究, 主要可分为数学分析、数值模拟和智能算法预测等。在数学分析方面, ZHU 等<sup>[6]</sup>对风流与围岩间热传导与热对流进行了研究, 结果表明围岩温度稳定后风速对围岩温度存在较大的影响。张小康等<sup>[7]</sup>分析了不同井巷特征, 提出了不同类型的巷道热计算方法。陈建勋等<sup>[8]</sup>对隧道温度场进行了周期性传热特征分析, 结果表明隧道纵向温度分布随埋深呈指数型变化, 同时受到围岩温度与年平均温度的影响。张源等<sup>[9]</sup>建立了巷道围岩温度场一维半无限大空心两面绝热圆薄片非稳态导热数学模型, 推导了巷道围岩导热的相似准则。周航等<sup>[10]</sup>考虑粗糙壁面的等效传热模型进行分析, 发现风速和壁面粗糙度与界面热阻的关联度较大。在数值模拟方面, DANKO 等<sup>[11]</sup>对掘进巷道内风流温度、湿度进行了数值模拟研究。秦跃平等<sup>[12]</sup>运用差分法及多种有限元法对围岩温度场进行了数值模拟解算。ZHU 等<sup>[13]</sup>基于热平衡建立了超深层矿井热源计算方程, 开发了超深层矿井风温计算数值程序。近年来, 智能算法也成为矿井风温预测的主要手段之一, LIANG 等<sup>[14]</sup>提出一种基于数字孪生和循环神经网络的温度预测和超前感知方法, 实现矿井提升系统温度在线监测和感知。BASCOMPTA 等<sup>[15]</sup>通过多年的实测数据建立了矿井井下风温预测模型。高佳南等<sup>[16]</sup>通过支持向量机(SVM)建立了井筒风温预测模型。

以上研究表明, 数值模拟与数学分析均是根据围岩热物性参数、矿井地质及生产技术条件建立热传导方程, 从而对作业空间风温进行预测。以上方法预测精度较高, 但模型所涉及的参数难以获取, 在

实际工程中存在一定的局限性<sup>[17-19]</sup>。在智能算法方面, 回归性支持向量机(Support Vector Regression, SVR)作为支持向量机(SVM)的推广类型之一, 与传统 SVM 相比, SVR 样本中异常点引起的偏差较小, 可应用于多因素影响下的非线性问题<sup>[20-23]</sup>。因此, 笔者基于支持向量回归法建立了掘进工作面风温预测模型, 并利用粒子群算法(PSO)优化支持向量回归参数, 提高预测模型的拟合和收敛效果, 通过与多元线性回归 MLR 模型和经“试错法”标定参数的常规 SVR 模型进行对比, 分析了 PSO-SVR 算法的优势, 最终应用于平煤十矿己-24120 保护层风巷风温预测与局部制冷降温, 验证了 PSO-SVR 预测模型可靠性。

## 1 风温预测模型

### 1.1 支持向量回归(SVR)

SVR 是以统计学习理论为基础的机器学习方法中的一种, 可应用于非线性问题的回归预测。SVR 整体回归体系如图 1 所示, 将其应用于掘进工作面风温预测中, 可寻求掘进工作面风温与其影响因素间的非线性对应关系。

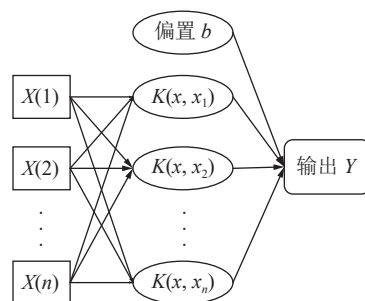


图 1 支持向量回归(SVR)体系结构  
Fig.1 SVR architecture

对于基于支持向量回归的掘进工作面风温预测模型, 首先给定训练样本集  $q$ :

$$q = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), (\mathbf{x}_2, \mathbf{y}_2), \dots, (\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i), \dots, (\mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n)\} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}_i$  为输入特征向量;  $\mathbf{y}_i$  为输出特征向量。

SVR 通过核函数  $\phi(x)$  将数据样本中的非线性特征向量从低维空间映射到高维特征空间,进而在特征空间拟合一个线性回归函数。

$$f(x) = \mathbf{w}\phi(x) + b \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{w}$  为权重向量;  $b$  为偏置常数。

SVR 中定义了损耗函数  $\varepsilon$ ,通过函数最小值对模型进行参数优化,寻找最佳参数值的回归函数,如式(3)所示:

$$\varepsilon = \min \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \widehat{\xi}_i) \quad (3)$$

约束条件:

$$\begin{cases} y_i - [\mathbf{w}, \phi(x_i)] - b \leq \xi_i + \varepsilon \\ [\mathbf{w}, \phi(x_i)] + b \leq \widehat{\xi}_i + \varepsilon \\ \xi_i \leq 0, \widehat{\xi}_i \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $C$  为惩罚因子;  $\xi_i$  为松弛变量。

经过运算可得回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\beta_i - \alpha_i) K(\mathbf{x}_g \mathbf{x}_i) + b \quad (5)$$

其中,  $\beta_i, \alpha_i$  为拉格朗日乘子,  $K(\mathbf{x}_g \mathbf{x}_i)$  为支持向量机的核函数,其中径向基核函数具有较好的泛化性能且其涉及的参数较少,在参数优化上有一定优势,径向基核函数为

$$K(\mathbf{x}_g \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2}{2g^2}\right) \quad (6)$$

其中,  $g$  为核函数参数,代表高斯函数的均方差,即函数在自变量方向上的宽度。当  $g$  较小时,函数对数据的拟合性能较好;当  $g$  较大时,函数的泛化能力较强。因此,最优参数的确定直接影响着径向基核函数型的 SVR 风温预测模型,为了进一步提高 SVR 模型预测性能,应寻找有效的优化算法对 SVR 模型参数进行寻优。

## 1.2 粒子群优化算法(PSO)

粒子群优化算法(PSO)是群体智能算法的一种,其算法结构较为简单,收敛速度快,核心思想是利用粒子群体中的各粒子对信息的共享共用,使得整个粒子群体的运动在问题求解空间内从杂乱无序到井然有序的演化,从而获得问题的最优解。基于此,可将其应用于基于 SVR 的掘进工作面风温预测模型参数  $(C, \mathbf{g})$  寻优中。粒子群迭代寻优过程如下:

假设粒子群中的第  $i$  个粒子在  $D$  维空间中的位置表示为  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}, \dots, x_{id})$ , 粒子速度为  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ip}, \dots, v_{id})$ , 决定搜索过程中粒子的单次迭代位移,当前粒子群中最优粒子表示为  $\mathbf{p}_i = (p_{i1},$

$p_{i2}, \dots, p_{ip}, \dots, p_{id})$ , 全局最优粒子表示为  $\mathbf{g} = (g_1, g_2, \dots, g_p, \dots, g_d)$ 。在迭代过程中,粒子通过当前种群中的最优解和全局最优解更新自身速度和位置,如式(7)、式(8)所示,将训练样本的预测结果的均方误差作为适应度函数,更新种群粒子的速度、位置,确定最优 SVR 参数  $(C, \mathbf{g})$ , 建立基于 PSO-SVR 的掘进工作面风温预测模型。

$$v_{ij} = \mathbf{w}v_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 (g_i - x_{ij}) \quad (7)$$

$$x_{ij} = x_{ij} + v_{ij} \quad (8)$$

式中:  $r$  为  $(0, 1)$  间的随机数;  $\mathbf{w}$  为权重向量,表征全局搜索能力。

## 1.3 多元线性回归(MLR)

多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)作为一种统计学方法,可用于多个自变量影响下的回归预测,模型基本形式可表示为

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \kappa \quad (9)$$

式中:  $\beta_0$  为截距;  $\kappa$  为误差项;  $\beta_1 \sim \beta_n$  为回归系数。

MLR 回归预测模型使用最小二乘法来估计回归系数,通过最小化观测值与回归预测值间的残差平方和(Residual Sum of Squares)确定最佳回归系数:

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

式中:  $y_i$  为样本观测值;  $\hat{y}_i$  为模型回归预测值;  $n$  为样本数。

因此,可通过 MLR 建立掘进工作面风温及其影响因素间的线性关系,预测掘进工作面风温随各因素的变化。

## 2 PSO-SVR 预测模型建立

### 2.1 预测模型建立过程

为实现基于粒子群优化支持向量回归(PSO-SVR)的掘进工作面风温预测,通过 PSO 对 SVR 模型中的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $\mathbf{g}$  进行寻优,寻优结果通过均方根误差(RMSE)表示结果的适应度,  $RMSE=0$  和  $R^2=1$  时适应度最优,参数优化结果最好。PSO-SVR 模型优化及预测过程如图 2 所示,具体步骤如下:

1)划分数据集,随机选取 80% 的数据量作为训练集,剩余 20% 作为测试集。

2)归一化处理,按式(11)对训练集和测试集所有数据进行归一化,

$$X_{ik} = \frac{x_{ik} - x_k^{\min}}{x_k^{\max} - x_k^{\min}} \quad (11)$$

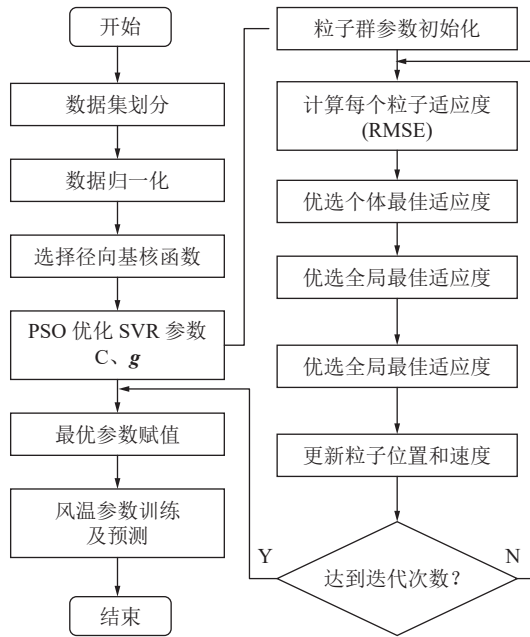


图 2 PSO-SVR 掘进工作面风温预测过程

Fig.2 Prediction process of wind temperature in PSO-SVR tunneling working site

式中:  $X_{ik}$  为数据归一化值;  $x_{ik}$  为原始数据值;  $x_k^{\min}$  为原始数据最小值;  $x_k^{\max}$  为原始数据最大值。

3) PSO 粒子群参数初始化, 设定粒子总数 20, 迭代数 100, 随机初始化每个粒子位置和速度, 设定学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  和权重向量  $w$ 。

4) 计算每个粒子适应度, 初始化 SVR 参数  $C$ 、 $g$ , 计算每个粒子的适应度函数。

5) 优选个体适应度, 对所有粒子适应度迭代优选, 得到全局最佳适应度个体。

6) 迭代更新粒子位置和速度, 通过式(7)、式(8)计算粒子最新位置和速度, 重复步骤 4)、5), 在局部和全局两方面进行寻优迭代, 优选得到最佳适应度的粒子, 对应最优位置向量( $C$ ,  $g$ )即为最优 SVR 模型惩罚因子和核函数参数。

7) 将 SVR 模型中的参数  $C$ 、 $g$  更新为最优惩罚因子和核函数参数, 建立 PSO-SVR 掘进工作面风温预测模型。

### 3 掘进工作面风温预测算例分析

#### 3.1 掘进工作面风温原始数据

确定风温影响因素是掘进工作面风温预测的前提, 文献 [24-28] 表明掘进工作面风流温度受巷道基础生产条件、围岩地质条件、通风情况及空气压缩热等因素的影响。因此, 综合选取巷道长度、巷道埋深、巷道断面面积、原岩温度和风速作为掘进工作面 PSO-SVR 风温预测模型的输入特征向量, 并搜集掘

进工作面相关数据资料以及平顶山矿区实测数据共 150 组数据作为预测模型样本数据。同时, 为保证预测模型的可靠性, 随机选取 70% 的数据量作为训练集, 剩余 30% 数据作为测试集用于验证模型准确性, 实测现场如图 3 所示, 部分样本数据见表 1。



图 3 掘进工作面数据实测现场

Fig.3 Data measurement site of tunneling working site

#### 3.2 预测结果对比分析

为对比验证 PSO-SVR 对于掘进工作面风温预测的可靠性, 利用相同的数据样本对多元线性回归模型 MLR、常规 SVR 和 PSO-SVR 三种预测模型进行训练测试, 常规 SVR 模型参数通过“试错法”标定, PSO-SVR 模型参数通过 PSO 迭代寻优, 参数结果见表 2。

图 4 显示了 MLR、常规 SVR 和 PSO-SVR 3 种预测模型的预测样本训练集及测试集的预测值与实测值散点对比图, 图中  $y=x$  函数图像表示最佳预测性能。由图 4 可知, 3 种预测模型的相同之处在于训练集的预测误差均小于测试集, 在相关系数方面反映为训练集  $R^2$  大于测试集  $R^2$ 。通过对比预测结果分布离散程度可知预测性能方面 PSO-SVR>常规 SVR>MLR, 为更加直观反映各模型预测性能, 以相对误差为指标对预测结果散点图划分误差区间(如图 4 中虚线所示), 其中 MLR 预测性能较低, 预测散点分布较为分散, 预测结果主要分布在  $-15\% \sim 15\%$ 。常规 SVR 相比于 MLR 的预测点分布更加集中, 误差区间为  $-10\% \sim 10\%$ , 训练集和测试集相关系数分别为 0.868 3 和 0.643 4, 已具备一定的预测能力。而 PSO-SVR 预测散点集中分布于  $y=x$  直线周围, 误差区间仅  $-3\% \sim 3\%$ , 训练集和测试集  $R^2$  分别为 0.998 7 和 0.858 3, 相比于常规 SVR 模型,  $R^2$  分别提升了 14.91% 和 33.4%。这表明利用粒子群算法优化支持向量回归(PSO-SVR)对于掘进工作面风温预测是可行的, 且预测性能较好。

表 1 掘进工作面 PSO-SVR 风温预测部分样本数据

Table 1 Part of sample data of PSO-SVR wind temperature prediction in tunneling working site

序号	特征向量(影响因素)					真实值
	巷道长度/ m	巷道埋深/ m	断面面积/ m <sup>2</sup>	原岩温度/ °C	风速/( m · s <sup>-1</sup> )	掘进工作面风温/ °C
1	450	1 100	20.1	52.20	0.7	35.58
2	800	1 260	16.7	52.87	0.5	37.02
3	300	950	22.3	51.28	0.3	32.55
4	780	880	15.8	49.68	1.2	30.13
5	1 530	650	16.2	44.38	0.6	28.07
6	1 426	810	13.5	49.20	1.2	30.83
7	1 562	860	21.0	48.87	0.4	31.47
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
63	1 550	840	18.2	48.55	0.7	32.43
64	500	720	14.5	45.36	1.5	29.21
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
149	699	1 066	15.1	41.38	1.42	28.25
150	792	700	14.6	40.00	0.44	28.89

表 2 掘进工作面风温预测模型参数

Table 2 Wind temperature prediction model parameters of digging face

预测模型	参数	数值
常规SVR	惩罚因子 $C$	4
	核函数参数 $g$	1.147 8
PSO-SVR	惩罚因子 $C$	8.268 7
	核函数参数 $g$	0.084 2
	学习因子 $c_1, c_2$	1.5, 1.7
	粒子数 $pop$	20
	迭代数 $num$	100

为进一步比较 3 种预测模型的预测性能,对多元线性回归模型 MLR、常规 SVR 模型和 PSO-SVR 3 种预测模型训练集预测值与真实值进行对比,同时将掘进工作面风温真实值自低到高排序,如图 5 所示,图中黑色点线表示掘进工作面风温真实数据。由图可知,基础 SVR 模型曲线与 MLR 模型曲线变化趋势较为相似,但相比于 MLR, SVR 模型误差相对较小,此外,除个别差异数据点外(数据点 19), PSO-SVR 预测结果与实测数据的变化趋势基本一致,即 PSO-SVR 数据曲线同实测数据曲线吻合效果最好,但在数据点 5、8 和 19 处 PSO-SVR 预测结果与真实值相差较明显,其误差分别为 2.07、1.77、5.06 °C,但数据平均误差仅 0.56 °C,由此可知 PSO-SVR 模型预测效果最好,这与图 4 所示的结果相对应。

为更加直观评价 3 种预测模型的预测性能,对 MLR、常规 SVR 和 PSO-SVR 3 种预测模型的各项预测误差值进行比较,表 3 显示了 3 种预测模型测试样本的均方误差 MSE、平均绝对误差 MAE 和平均百分比误差 MAPE。由表可知,MLR 模型对于掘进工作面风温预测误差较大,其中 MSE、MAE 和 MAPE 分别为 7.08、1.70 °C 和 5.79%,相比之下,经过“试错法”标定参数的常规 SVR 模型预测精度更高,MSE、MAE 和 MAPE 分别为 4.19、1.44 °C 和 4.84%。相较于另外 2 类预测模型,PSO-SVR 模型预测精度最高,其 MSE、MAE 和 MAPE 分别为 1.09、0.56 °C 和 1.81%,相较于常规 SVR 模型其评价指标分别减小了 73.98%、61.11% 和 62.60%。由此可知,PSO 优化参数对于 SVR 模型的预测精度具有十分明显的提升效果,PSO-SVR 模型预测误差较低,平均百分比误差仅 1.81%,可满足矿井生产中的风温预测需求。

4 现场应用及效果分析

4.1 工作面概况

以平煤股份十矿己-24120 保护层风巷为工程背景,该巷位于-680 m 水平已四采区西翼第五区段,设计长度为 2 000 m,巷道埋深约 800 m。同时,巷道断面设置为矩形,净宽 4 050 mm,净高 4 000 mm。另据矿井现场测试数据显示,巷道所处岩层的原岩温度为 48 °C。

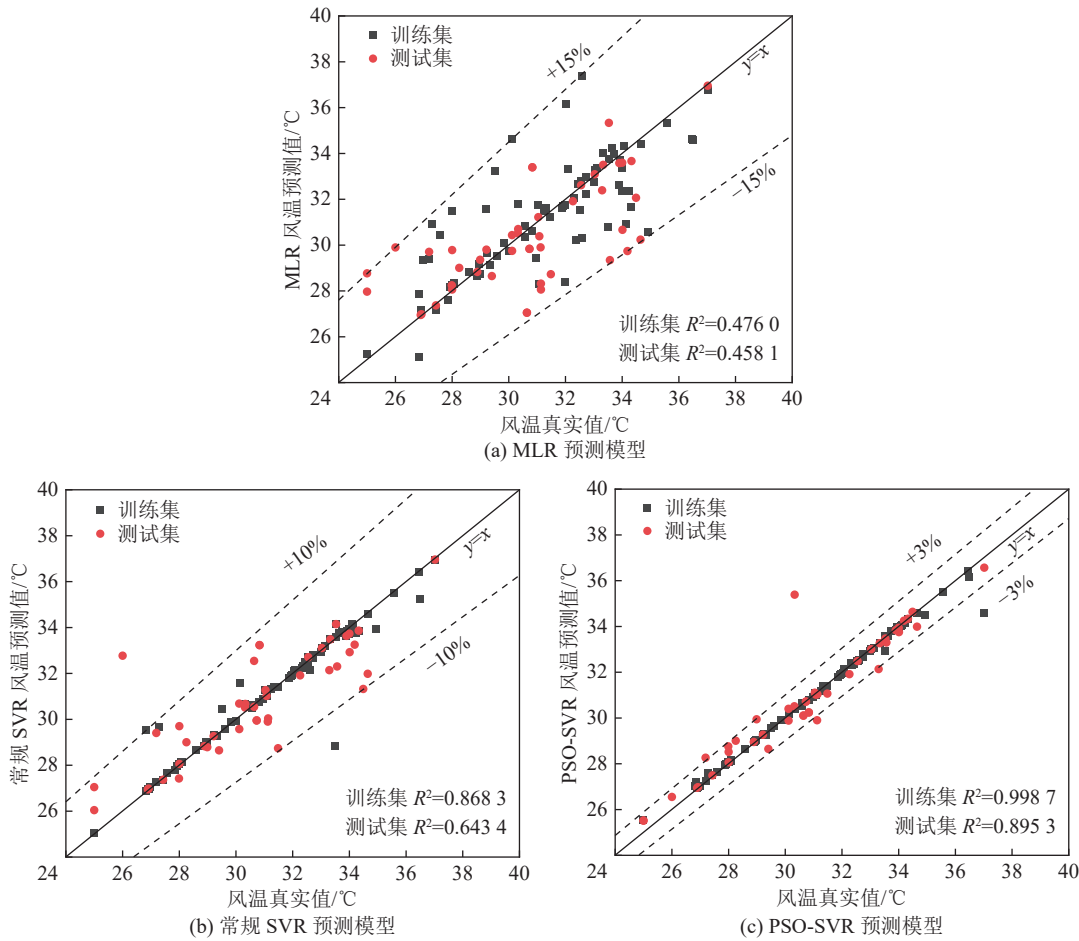


图 4 3 种预测模型预测样本的预测值与真实值散点图  
Fig.4 Scatterplot of predicted versus true values for samples predicted by three prediction models

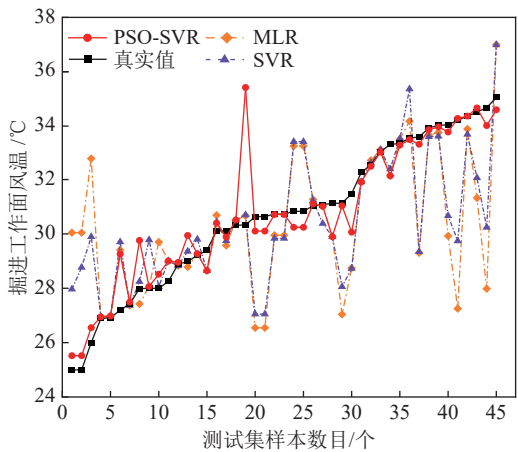


图 5 3 种预测模型测试集的预测值与真实值对比  
Fig.5 Predicted versus true values for test set of three predictive models

4.2 风温预测及冷负荷计算

基于 PSO-SVR 算法对已-24120 保护层风巷掘进过程中的风温演化规律进行预测,结果如图 6 所示。可以看出,巷道工作面风温随掘进距离的增加大致呈线性增大趋势,经计算,巷道每掘进 100 m,工

表 3 3 种预测模型误差值汇总

Table 3 Summary of error values of three prediction models

评价指标	掘进工作面风温预测模型		
	MLR	常规SVR	PSO-SVR
MSE	7.08	4.19	1.09
MAE/℃	1.70	1.44	0.56
MAPE/%	5.79	4.84	1.81

作面风流平均温升 0.16 ℃,掘进至 2 000 m 时巷道工作面风温升至 35.8 ℃,这是由于巷道掘进过程中通风路径逐渐增大,风流与围岩热交换接触面逐渐增大,造成风温逐渐升高。

冷负荷计算是高温工作面降温设备选型的前提。目前,矿井工作面冷负荷计算的方法常用焓差法,计算公式如下:

$$Q_c = M_B(i_{bf} - i_{bh}) \quad (12)$$

$$i = c_{pl}T_l + c_{pd}hT_t + r_th \quad (13)$$

式中:  $Q_c$  为冷负荷, kW;  $M_B$  为风流质量流量, 取

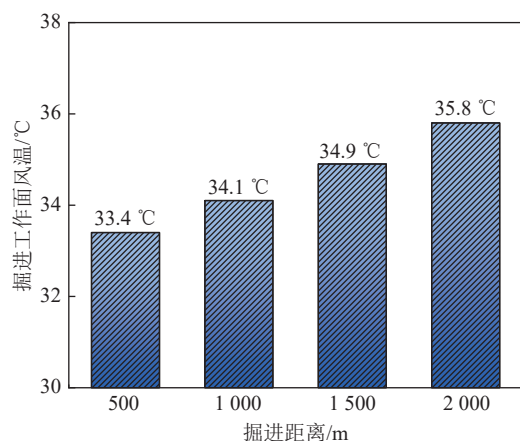


图 6 己-24120 保护层风巷风温预测结果

Fig.6 Prediction results of wind temperature in the wind tunnel of Ji-24120 protection layer

19.278 kg/s;  $i_{bf}$  为降温前风流焓值, kJ/kg;  $i_{bh}$  为降温后风流焓值, kJ/kg;  $T_t$  为风流干球温度, °C;  $c_{pt}$  为干空气平均定压比热容, 取 1.01 kJ/(kg · K);  $c_{pd}$  为水蒸气平均定压比热容, 取 1.93 kJ/(kg · K);  $h$  为风流含湿量;  $r_t$  为水蒸气 0 °C 时汽化热, 取 2 500 kJ/kg。

依据《煤矿安全规程》, 降温后工作面要求的风温为 26 °C, 通过式(12)和式(13)计算己-24120 保护层风巷掘进期间冷负荷见表 4。

表 4 己-24120 保护层风巷冷负荷计算结果

Table 4 Calculation results of cold load in wind tunnel of Ji-24120 protection layer

掘进距离/ m	500	1 000	1 500	2 000
冷负荷/ kW	644.93	717.32	802.81	902.73

### 4.3 降温方案及效果分析

制冷降温设备制冷量需根据巷道冷负荷最大值计算, 并考虑富余系数(取 1.2), 己-24120 保护层风巷需冷量计算结果为 1 083.28 kW。据此, 确定局部制冷降温系统制冷量为 1 085 kW。该系统主要由 2 台制冷主机、2 台直膨组合柜、1 套闭式冷却塔(散热量为 1 885 kW)组成。根据掘进巷道的生产技术条件及特点, 将制冷主机和直膨组合柜放置于己-24120 保护层风巷车场, 闭式冷却塔(含 10 个模块)放置于己-24120 保护层风巷回风专用巷, 如图 7 所示。

根据己-24120 保护层风巷通风系统, 沿巷道掘进方向布置 4 个测点, 测点布置及测温现场如图 8 所示, 对机组运行期间巷道温度演化规律进行现场观测, 监测降温前后巷道风流温度变化如图 9 所示。

由图 9 可知, 随着测点距离的增加, 降温前后风温均逐渐降低, 但降温幅度逐渐增大, 这是由于新鲜

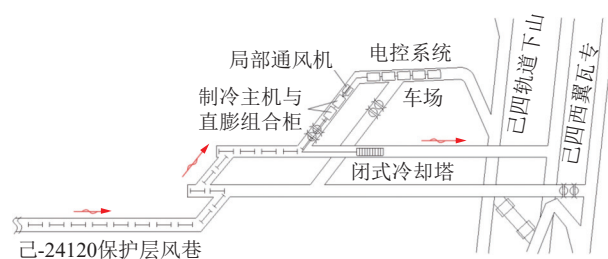
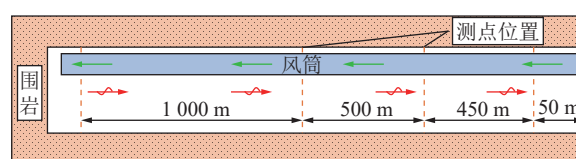


图 7 己-24120 保护层风巷局部制冷系统布置示意

Fig.7 Schematic diagram of local cooling system arrangement in wind tunnel of protection layer of Ji-24120



(a) 测点布置



(b) 测温现场



(c) 测温仪器

图 8 测温现场及测点布置示意

Fig.8 Temperature measurement site and measurement point arrangement diagram

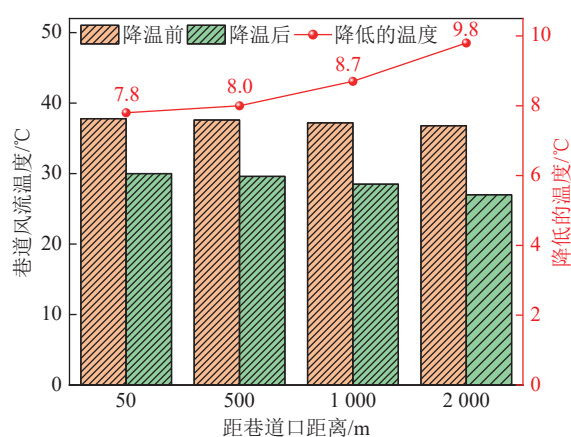


图 9 己-24120 保护层风巷降温效果

Fig.9 Prediction results of wind temperature in wind tunnel of Ji-24120 protection layer

冷风经保温风筒送至工作面处, 风流自工作面至巷道出口不断与围岩进行热交换, 因此工作面处降温效果最佳, 工作面风温降幅达 9.8 °C, 沿风流路径风温逐渐升高, 风温平均降幅约 8.6 °C, 因此, 己-24120 保护层风巷局部制冷降温系统降温效果十分明显, 降温效果达到预期, 这表明基于 PSO-SVR 掘进工作

面风温预测的冷负荷计算是可靠的,将 PSO-SVR 掘进工作面风温预测模型应用于矿井降温现场效果良好。

## 5 结 论

1)提出了基于 PSO-SVR 的掘进工作面风温预测方法,通过粒子群算法 PSO 对支持向量回归 SVR 模型参数( $C, g$ )进行寻优,建立 PSO-SVR 掘进工作面风温预测模型,实现了掘进工作面风温的预测,对矿井高温预警及降温机组选型具有重要意义。

2)PSO-SVR 掘进工作面风温预测模型精度较高,绝对误差百分比仅 1.85%,MAPE 较常规 SVR 模型减小了 62.60%,说明 PSO-SVR 模型预测性能更加优良,粒子群优化模型参数对于提高 SVR 拟合度、泛化性及预测精度具有重要作用。

3)基于 PSO-SVR 掘进工作面风温预测结果计算得到平煤十矿己-24120 保护层风巷掘进工作面需冷量为 1 083.28 kW,根据该结果选型并布置局部制冷降温设备,工作面风温平均降幅约 8.6 °C,降温效果显著,表明了 PSO-SVR 掘进工作面风温预测模型的可靠性和可行性。

## 参考文献(References):

- [1] 万志军,毕世科,张源,等.煤-热共采的理论与技术框架[J].煤炭学报,2018,43(8):2099-2106.  
WAN Zhijun, BI Shike, ZHANG Yuan, et al. Framework of the theory and technology for simultaneous extraction of coal and geothermal resources[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(8): 2099-2106.
- [2] 邓军,周佳敏,白祖锦,等.瓦斯对煤低温氧化过程微观结构及热反应性的影响研究[J].煤炭科学技术,2023,51(1):304-312.  
DENG Jun, ZHOU Jiamin, BAI Zujin, et al. Effect of gas on microstructure and thermal reactivity of coal during low temperature oxidation[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(1): 304-312.
- [3] 秦波涛,蒋文婕,史全林,等.矿井粉煤灰基防灭火技术研究进展[J].煤炭科学技术,2023,51(1):329-342.  
QIN Botao, JIANG Wenjie, SHI Quanlin, et al. Research progress on fly ash foundation technology to prevent and control spontaneous combustion of coal in mines[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(1): 329-342.
- [4] 吴星辉,蔡美峰,任奋华,等.深部矿井高温巷道热交换降温技术探讨[J].中南大学学报(自然科学版),2021,52(3):890-900.  
WU Xinghui, CAI Meifeng, REN Fenhua, et al. Heat exchange cooling technology of high temperature roadway in deep mine[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021, 52(3): 890-900.
- [5] 张玉涛,杨杰,李亚清,等.煤自燃特征温度与微观结构变化及关联性分析[J].煤炭科学技术,2023,51(4):80-87.  
ZHANG Yutao, YANG Jie, LI Yaqing, et al. Correlation analysis between characteristic temperature and microstructure of coal spontaneous combustion[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(4): 80-87.
- [6] ZHU S, CHENG J W, WANG Z, et al. Physical simulation experiment of factors affecting temperature field of heat adjustment circle in rock surrounding mine roadway[J]. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, 2023, 45(4): 11278-11295.
- [7] 张小康,何富连,马恒.矿井通风系统环境温度实时计算与应用[J].煤炭学报,2012,37(5):863-867.  
ZHANG Xiaokang, HE Fulian, MA Heng. Real-time calculation and application of mine ventilation system environmental temperature[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(5): 863-867.
- [8] 陈建勋,赵鹏宇,罗彦斌,等.寒冷地区隧道传热特征及温度场演化规律现场试验[J].中国公路学报,2023,36(8):190-203.  
CHEN Jianxun, ZHAO Pengyu, LUO Yanbin, et al. Heat transfer characteristics and temperature field evolution laws: Field experiments of tunnel in cold areas under annual cycles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(8): 190-203.
- [9] 张源,王志军,周长冰,等.巷道/隧道围岩非稳态导热模化试验方法[J].采矿与安全工程学报,2014,31(3):441-446.  
ZHANG Yuan, WAN Zhijun, ZHOU Changbing, et al. Modeling experimental method of unsteady heat conduction in surrounding rock of roadways or tunnels[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2014, 31(3): 441-446.
- [10] 周航,张树光,路平平.高温矿井巷道通风降温的界面热阻效应[J].应用基础与工程科学学报,2022,30(3):673-683.  
ZHOU Hang, ZHANG Shuguang, LU Pingping. Interfacial thermal resistance effect of ventilation cooling in high temperature mine roadway[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2022, 30(3): 673-683.
- [11] DANKO G, BAHRAMI D, STEWART C. Applications and verification of a computational energy dynamics model for mine climate simulations[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2020, 30(4): 483-493.
- [12] 秦跃平,王浩,郭开元,等.巷道围岩温度场有限体积法模拟计算及实验分析[J].煤炭学报,2017,42(12):3166-3175.  
QIN Yueping, WANG Hao, GUO Kaiyuan, et al. Simulation of finite volume method and experimental analysis for temperature field of roadway surrounding rock[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(12): 3166-3175.
- [13] ZHU S, WU S Y, CHENG J W, et al. An underground air-route temperature prediction model for ultra-deep coal mines[J]. Minerals, 2015, 5(3): 527-545.
- [14] LIANG X J, WU J, RUAN K Y. Simulation modeling and temperature over-advance perception of mine hoist system based on digital twin technology[J]. Machines, 2023, 11(10): 966.
- [15] BASCOMPTA M, ROSSELL J M, SANMIQUEL L, et al. Temperature prediction model in the main ventilation system of an underground mine[J]. Applied Sciences, 2020, 10(20): 7238.
- [16] 高佳南,吴奉亮,马砺,等.矿井淋水井筒风温 PSO-SVR 预测

- 方法[J]. 西安科技大学学报, 2022, 42(3): 476-483.
- GAO Jianan, WU Fengliang, MA Li, et al. PSO-SVR prediction method of airflow temperature of shaft with water dropping in mine[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2022, 42(3): 476-483.
- [17] 姬建虎, 廖强, 胡千庭, 等. 热害矿井掘进工作面换热特性[J]. 煤炭学报, 2014, 39(4): 692-698.
- Ji Jianhu, LIAO Qiang, HU Qianting, et al. Heat transfer characteristics of driving face in heat harm mine[J]. Journal of China Coal Society, 2014, 39(4): 692-698.
- [18] 秦跃平, 孟君, 贾敬艳, 等. 非稳态导热问题有限体积法[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2013, 32(5): 577-581.
- QIN Yueping, MENG Jun, JIA Jingyan, et al. Unsteady heat transfer problems with finite volume method[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2013, 32(5): 577-581.
- [19] 张源. 高地温巷道围岩非稳态温度场及隔热降温机理研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2013: 6-15.
- ZHANG Yuan. Study on unsteady temperature field and thermal insulation and cooling mechanism of surrounding rock in high ground temperature roadway[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2013: 6-15.
- [20] 贾澎涛, 林开义, 郭风景. 基于 PSO-SRU 深度神经网络的煤自燃温度预测模型[J]. 工矿自动化, 2022, 48(4): 105-113.
- JIA Pengtao, LIN Kaiyi, GUO Fengjing. A temperature prediction model for coal spontaneous combustion based on PSO-SRU deep artificial neural networks[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(4): 105-113.
- [21] 吕鹏飞, 邱林. 基于 PSO-LSSVM 的矿井冲击地压分级预测研究[J]. 矿业安全与环保, 2021, 48(1): 120-125.
- LYU Pengfei, QIU Lin. Research on classification prediction of mine rock burst based on PSO-LSSVM[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2021, 48(1): 120-125.
- [22] 马砺, 张雅婷, 刘尚明, 等. 高温矿井制冷降温管网解算及优化方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(2): 150-158.
- MA Li, ZHANG Yating, LIU Shangming, et al. Research on calculation and optimization method of refrigeration and cooling pipe network in high temperature mine[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(2): 150-158.
- [23] MARCO A R D B, DURJOY B, SEYED A G. Techno-economic feasibility assessment of a diesel exhaust heat recovery system to preheat mine intake air in remote cold climate regions[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2020, 30(4): 517-523.
- [24] 孔松, 吴建松, 郭伟旗, 等. 掘进工作面围岩温度场的无因次分析[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2016, 35(6): 576-580.
- KONG Song, WU Jiansong, GUO Weiqi, et al. Dimensionless analysis of the temperature field of surrounding rock in heading face[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2016, 35(6): 576-580.
- [25] 乔红彦. 高地温隧道超长独头施工降温及热环境特征研究[J]. 地下空间与工程学报, 2023, 19(2): 632-639.
- QIAO Hongyan. Research on cooling and thermal environment of super-long single-headed tunnel construction with high ground temperature[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2023, 19(2): 632-639.
- [26] SUN L L, ZHANG C, CHENG W M, et al. Effect of high-temperature environment of mine goaf on pore and fracture of coal[J]. Fuel, 2022, 325: 124810.
- [27] 王毅泽, 董凯丽, 张玉龙, 等. CMC/ZrCit/GDL 防火凝胶泡沫的制备及特性研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(6): 122-129.
- WANG Yize, DONG Kaili, ZHANG Yulong, et al. Study on preparation and characteristics of CMC/ZrCit/GDL fire-fighting gel foam[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(6): 122-129.
- [28] 董孝通, 边梦龙, 王二雨. 掘进巷道热环境影响因素重要性分析[J]. 工矿自动化, 2021, 47(10): 91-96.
- DONG Xiaotong, BIAN Menglong, WANG Eryu. Analysis on the importance of factors influencing the thermal environment of the excavation roadway[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(10): 91-96.