

文章编号: 1671-251X(2024)08-0076-09

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024060044

煤矿巷道支护方案智能设计研究

陈万辉¹, 郭瑞², 韩伟², 宋永明², 梁燕翔³, 刘耀³, 王佳明³, 许娜³, 孟波³

(1. 中国华电集团有限公司, 北京 100031; 2. 内蒙古蒙泰不连沟煤业有限责任公司 不连沟煤矿, 内蒙古鄂尔多斯 010300; 3. 中国矿业大学 力学与土木工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 目前煤矿巷道支护方案设计仍以人工设计、工程类比、FLAC 模型模拟为主, 存在主观性强、普适性低、未充分利用煤矿支护大数据等问题, 而基于专家系统的设计方法规则设定程序繁琐, 工程量大, 智能化程度较低。将案例推理(CBR)和深度学习技术引入巷道支护方案设计领域, 基于煤矿支护规程、支护规范及煤矿巷道地质报告等文本大数据, 提出了一种煤矿巷道支护方案智能设计方法。获取 346 份不同煤矿的巷道支护资料, 抽取结构化数据并划分为输入、输出参数, 通过常属性变量滤波和高相关性滤波方法对输入、输出参数进行优化。建立 CBR 模型, 并将抽取的结构化数据导入 CBR 模型, 形成支护方案比选案例库, 计算新的巷道支护方案与历史方案的相似度, 输出相似度最高的 3 条历史方案进行对比, 实现相似案例比选。分别采用 BP 神经网络和基于长短期记忆(LSTM)网络建立煤矿巷道支护方案自动生成模型, 通过对比预测指标, 确定采用基于 LSTM 模型与 CBR 模型结合, 建立煤矿巷道支护方案智能设计系统。将该系统用于不连沟煤矿掘进 F6226 工作面辅运巷支护方案设计, 通过试验验证了系统生成方案下巷道两帮变形量和顶板最大位移均小于人工设计方案, 巷道顶板及两帮完整性较好, 围岩承载能力增强, 支护效果明显。

关键词: 煤矿巷道支护; 支护方案设计; 案例推理; 案例比选; 深度学习; 长短期记忆网络

中图分类号: TD355/67

文献标志码: A

Research on intelligent design of coal mine roadway support scheme

CHEN Wanhui¹, GUO Rui², HAN Wei², SONG Yongming², LIANG Yanxiang³, LIU Yao³,
WANG Jiaming³, XU Na³, MENG Bo³

(1. China Huadian Co., Ltd., Beijing 100031, China; 2. Buliangou Coal Mine, Inner Mongolia Mengtai Buliangou Coal Industry Co., Ltd., Erdos 010300, China; 3. School of Mechanics and Civil Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: Currently, the design of coal mine roadway support schemes is still mainly based on manual design, engineering analogy, and FLAC model simulation, which has problems such as strong subjectivity, low universality, and insufficient utilization of coal mine support big data. The design method based on expert systems has cumbersome rule setting procedures, large engineering quantities, and low intelligence. Case based reasoning (CBR) and deep learning techniques are introduced into the field of roadway support scheme design. Based on text big data such as coal mine support regulations, support standards, and coal mine roadway geological reports, an intelligent design method for coal mine roadway support scheme is proposed. The method obtains 346 sets of roadway support data from different coal mines, extracts structured data and divides it into input and output parameters, and optimizes the input and output parameters through constant attribute variable filtering and high

收稿日期: 2024-06-12; 修回日期: 2024-08-16; 责任编辑: 李明。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(71901206)。

作者简介: 陈万辉(1985—), 男, 河南永城人, 工程师, 硕士研究生, 主要从事煤矿安全生产运营及自动化技术应用工作, E-mail: 41464901@qq.com。通信作者: 梁燕翔(1998—), 女, 江苏盐城人, 硕士研究生, 研究方向为煤矿安全和深度学习, E-mail: ts22030197p31@cumt.edu.cn。

引用格式: 陈万辉, 郭瑞, 韩伟, 等. 煤矿巷道支护方案智能设计研究[J]. 工矿自动化, 2024, 50(8): 76-83, 90.

CHEN Wanhui, GUO Rui, HAN Wei, et al. Research on intelligent design of coal mine roadway support scheme[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(8): 76-83, 90.



扫码移动阅读

2 数据采集与处理

2.1 参数获取与分类

获取煤矿巷道支护资料是进行支护方案智能比选和自动生成的重要前提。煤矿巷道支护资料包括煤矿巷道支护相关规程、煤矿地质报告、采煤作业手册、工程设计图纸等,主要通过现场调研和文献分析获取。收集 612 份不同煤矿的巷道支护资料,其中内容较全的有效资料有 346 份,抽取其中的结构化数据。

根据煤矿巷道支护资料中包含的支护参数及领域专家意见,将巷道支护的影响因素分为开采、顶板、煤层、底板、巷道、地应力、地下水、支护参数 8 个类别,共 35 个参数作为 CBR 模型和支护方案自动生成模型的输入参数。将支护方式、锚杆参数等 7 类 53 个参数作为输出参数。

煤矿参数类型分为数值型和枚举型。针对枚举型参数,统一采用数值表示方法,如对于开采方法,用 1—4 分别表示炮采、普采、综采、综放。

2.2 参数优化

选取的部分参数间存在一定的耦合关系,易导致模型计算过程中发生过度拟合现象,且过多的参数给数据采集带来困难^[14-15]。另外,参数过多会使支护方案自动生成模型复杂化,增加训练时间。对此,采用特征工程方法进行参数优化,步骤如下。

1) 常属性变量滤波。常属性变量即数值恒定不变的量^[16]。进行代码运算时,在变量前加 const,将其变成常属性变量。所选参数中有部分为常属性变

量,如锚杆垫圈类型几乎全为球形垫圈、锚杆减摩垫圈类型几乎全为尼龙减磨垫圈、锚索垫圈类型几乎全为球形垫圈。常属性变量对支护方案比选和自动生成结果的影响较小,因此将其滤除。经过常属性变量滤波,保留 81 个参数,包含 35 个输入参数、46 个输出参数。

2) 高相关性滤波。高度相关的参数具有相似的趋势并携带相似的信息,可能降低模型性能,通常需合并或删除。使用皮尔逊相关系数法计算各参数之间的相关性,以选择出相关性较高的参数^[17]。

$$r_{xy} = \frac{c(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1)$$

式中: r_{xy} 为任意 2 个参数 x, y 的皮尔逊相关系数; $c(x, y)$ 为 x, y 的协方差; σ_x, σ_y 分别为 x, y 的标准差。

利用 SPSS(Statistical Package for the Social Sciences)分析软件计算各参数间的皮尔逊相关系数。受篇幅所限,皮尔逊相关系数分析只展示部分计算结果,如图 2 所示。 $|r_{xy}| < 0.3$ 表示相关性较弱, $0.3 \leq |r_{xy}| < 0.5$ 表示相关性中等, $0.5 \leq |r_{xy}| < 0.8$ 表示相关性较强, $|r_{xy}| \geq 0.8$ 表示相关性很强^[18]。对于具有显著相关性的 2 个参数,只需保留其中 1 个。经皮尔逊相关系数分析可知,巷道类型和服务年限之间的相关系数为 0.86,埋藏深度和垂直应力之间的相关系数为 0.91,断面面积和断面高度、断面宽度之间的相关系数分别为 0.80 和 0.81,顶板、煤层的弹性模量和抗压强度之间的相关系数分别为 0.80, 0.85, 0.79,说明上述对应参数之间有显著关系。因此,将巷道类型、垂直应力、断面面积,以及顶板、煤层、底板的弹性模量这 6 个参数删除。

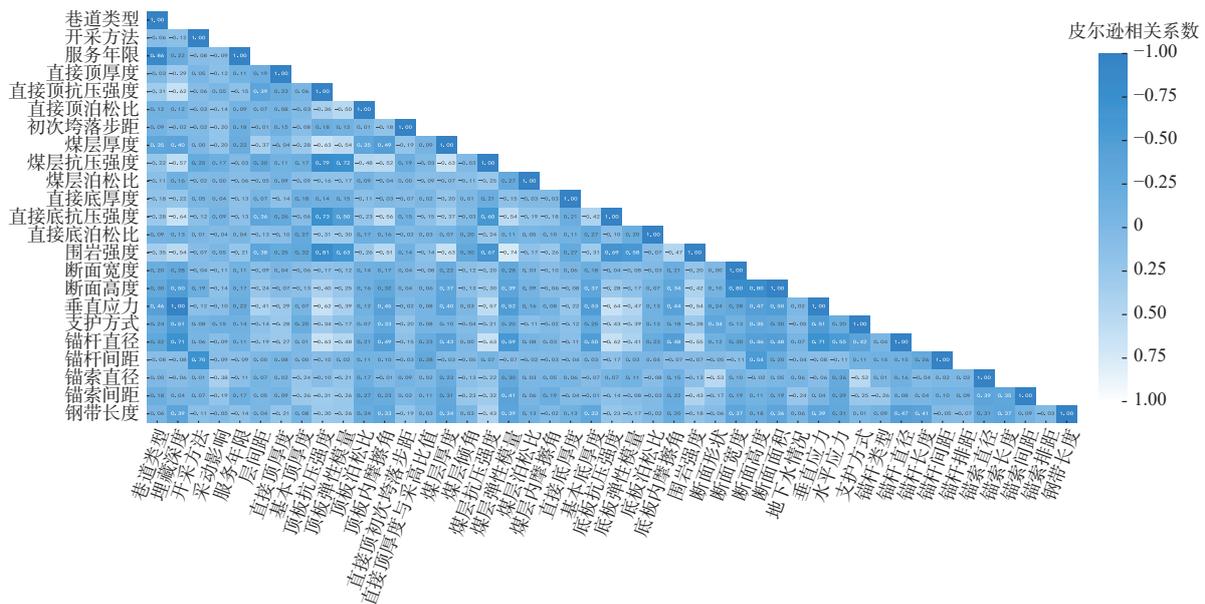


图 2 皮尔逊相关系数分析

Fig. 2 Analysis of Pearson correlation coefficient

经过常属性变量滤波和高相关性滤波过滤掉恒定参数及高相关性参数后，确定输入参数为29个，输出参数为37个，见表1。

表1 输入和输出参数优化结果
Table 1 Optimization results of input and output parameters

模型端口	参数类型	参数名称
输入端	开采	埋藏深度, 开采方法, 煤柱宽度, 服务年限, 层间距, 围岩强度
	顶板	直接顶厚度, 基本顶厚度, 抗压强度, 泊松比, 内摩擦角, 直接顶初次垮落步距, 直接顶厚度与采高比值
	煤层	煤层厚度, 煤层倾角, 抗压强度, 泊松比, 内摩擦角
	底板	直接底厚度, 基本底厚度, 抗压强度, 泊松比, 内摩擦角
	巷道	断面形状, 断面宽度, 断面高度
	地下水	正常涌水量
	地应力	水平应力, 垂直应力
输出端	支护方式	锚杆, 锚索, 网片, 钢带, 喷浆, 钢棚
	锚杆	锚杆类型, 锚杆直径, 锚杆长度, 锚杆间距, 锚杆排距, 药卷类型, 药卷数量, 药卷直径, 锚杆设计锚固力, 锚杆预紧力, 锚杆托盘类型, 托盘规格
	锚索	锚索类型, 锚索直径, 锚索长度, 锚索间距, 锚索排距, 药卷类型, 药卷数量, 药卷直径, 锚索设计锚固力, 锚索预紧力, 锚索托盘类型, 托盘规格
	网片	网片类型, 铁丝直径, 网孔大小, 网片大小
	钢带	钢带类型, 钢带长度, 钢带宽度, 钢带厚度
	喷浆	喷浆材料, 喷浆厚度, 喷浆浆体强度
	钢棚	钢棚型号, 钢棚间距

3 基于 CBR 的相似案例比选

CBR 能够依据历史支护经验快速检索到相似案例以解决新问题，且不断更新和完善数据库，从而提高数据库决策效率^[19]。本文采用 Java 语言编写的 myCBR 软件建立 CBR 模型，并将从 346 份有效资料中抽取的结构化数据以 CSV 格式导入 CBR 模型，形成支护方案比选案例库，实现巷道支护方案的相似案例比选。

CBR 模型包含 29 个输入参数，设置参数类型和函数形式。采用层次分析法对输入参数权重进行分配。邀请 5 位专家对参数打分，通过构建判断矩阵对参数进行权重赋值，结果见表 2。

将各参数权重输入 CBR 模型，之后调用支护方案比选案例库，计算案例间的局部相似度。参数类型会对相似度计算产生直接影响，因此对不同类型的参数采用不同的局部相似度计算方法。对于数值型参数，局部相似度为

$$S_k(X_0, X_j) = \frac{\max(A_{0k}, A_{jk})}{\min(A_{0k}, A_{jk})} \quad (2)$$

表2 输入参数权重赋值结果

Table 2 Weight of input parameters

输入参数	权重/%	输入参数	权重/%
埋藏深度	6.832	煤层抗压强度	4.899
开采方法	4.399	煤层泊松比	1.865
煤柱宽度	5.039	煤层内摩擦角	4.516
服务年限	3.502	直接底厚度	1.563
层间距	6.016	基本底厚度	1.397
围岩强度	3.724	底板抗压强度	2.070
直接顶厚度	4.269	底板泊松比	1.217
基本顶厚度	3.698	底板内摩擦角	2.289
顶板抗压强度	4.832	断面形状	3.310
顶板泊松比	2.267	断面宽度	3.942
顶板内摩擦角	4.309	断面高度	1.768
直接顶初次垮落步距	4.090	地下水情况	1.732
直接顶厚度与采高比值	4.965	水平应力	2.668
煤层厚度	4.082	垂直应力	2.312
煤层倾角	2.428		

式中： $S_k(X_0, X_j)$ 为新的巷道支护案例 X_0 与第 j 个历史案例 X_j 在第 k 个输入参数上的相似度； A_{0k}, A_{jk} 分别为新案例 X_0 和第 j 个历史案例 X_j 的第 k 个输入参数值。

对于枚举型参数，若 2 个案例相同，则局部相似度取值为 1，否则取值为 0，即

$$S_k(X_0, X_j) = \begin{cases} 1 & A_{0k} = A_{jk} \\ 0 & A_{0k} \neq A_{jk} \end{cases} \quad (3)$$

完成案例间局部相似度计算后，根据输入参数权重计算案例间整体相似度：

$$S(X_0, X_j) = \sum_{k=1}^N w_k S_k(X_0, X_j) \quad (4)$$

式中： N 为输入参数个数； w_k 为第 k 个输入参数的权重。

完成案例间相似度计算后，CBR 模型输出支护方案比选案例库中与新支护方案相似度最高的 3 个方案。

4 基于深度学习的巷道支护方案自动生成

4.1 模型构建

综合训练效率和准确率，采用具有 2 个 LSTM 层的堆叠式 LSTM 架构。每个 LSTM 层使用 200 个神经元。每个 LSTM 层之后加入 Dropout 层^[20]，采用随机 Dropout 策略关闭部分神经元的传输，Dropout 率设置为 0.1。遗忘门、输入门、输出门的门

控函数均使用 Sigmoid 函数,选择 Tanh 函数作为状态和输出的处理函数。设置优化器为 Adam,学习率为 0.005,学习率下降因子为 0.2,迭代次数为 200,批次大小为 32。LSTM 模型结构见表 3。

表 3 LSTM 模型结构
Table 3 LSTM model structure

层名称	输出大小	层类型
Input	(30, 1, 1)	序列输入
Lstm_1	(200, 1, 1)	LSTM
dropout_1	(200, 1, 1)	Dropout
Lstm_2	(200, 1, 1)	LSTM
dropout_2	(200, 1, 1)	Dropout
fc_1	(50, 1, 1)	全连接
fc_2	(10, 1, 1)	全连接
Regression output	(10, 1, 1)	回归输出

为保证网络简化和训练时间减少的情况下实现模型精度最大化, BP 神经网络采用 2 层隐含层结构^[21]。隐含层节点数为

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (5)$$

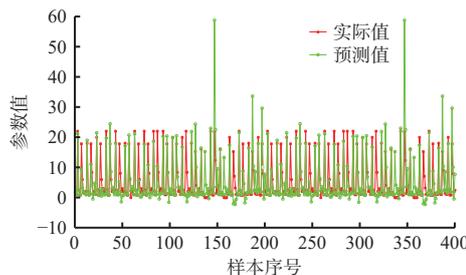
式中: n, l 分别为输入层和输出层节点个数; α 为经验值, 通常取 1~10 之间的整数, 本文取 7。

经计算, BP 神经网络的隐含层节点数为 13。经实验验证, 设置第 1 层隐含层节点数为 8, 第 2 层隐含层节点数为 5。同时, 设置学习率为 0.01, 迭代次数为 1 000, 误差为 10^{-6} 。

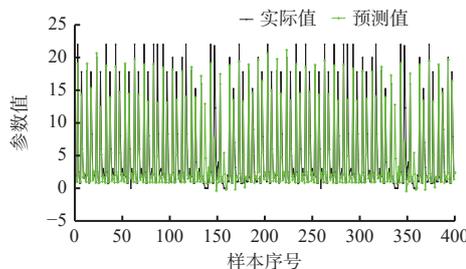
4.2 实验结果

依据前文设置的模型参数, 分别构建基于 BP 神经网络和 LSTM 的煤矿巷道支护方案自动生成模型。将 346 组输入参数随机划分为训练集和测试集, 其中 306 份文本作为训练集、40 份文本作为测试集。完成模型训练后, 采用 40 组测试集数据进行测试。以支护方式、锚杆类型、锚杆直径、锚杆长度、锚杆间距、锚杆排距、锚索直径、锚索长度、锚索间距、锚索排距 10 个参数为例, 预测结果如图 3 所示。可看出基于 LSTM 模型的预测准确率高于基于 BP 神经网络模型。

采用拟合优度 (R^2)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 及均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 作为评价指标, R^2 越大、MAE 和 RMSE 越小, 说明模型预测效果越好^[22]。2 种模型评价指标对比见表 4。可看出基于 LSTM 模型的 R^2 为 0.869 4, 基于 BP 神经网络模型的 R^2 为 0.359 6,



(a) 基于 BP 神经网络模型



(b) 基于 LSTM 模型

图 3 煤矿巷道支护方案自动生成模型预测结果

Fig. 3 Prediction results of automatic generation model of coal mine roadway support scheme

且基于 LSTM 模型的 MAE 和 RMSE 均小于基于 BP 神经网络模型, 说明 LSTM 具有更优的预测能力, 更适用于处理具有复杂非线性关系的数据。因此, 选用 LSTM 构建煤矿巷道支护方案自动生成模型。

表 4 2 种模型评价指标对比

Table 4 Evaluation indexes of the two models

模型	R^2	MAE/%	RMSE/%
基于BP神经网络	0.359 6	26.065 3	5.761 2
基于LSTM	0.869 4	1.565 4	2.638 9

5 巷道支护方案智能设计系统设计

煤矿巷道支护方案智能设计系统主要包括信息抽取、知识库、智能设计和人机交互 4 大模块。信息抽取模块主要用于文本信息抽取、表格知识抽取和信息句知识抽取; 知识库模块主要用于数据维护和存储; 智能设计模块包含各种 CBR 算法和模型, 是生成相似案例和支护方案的核心部分; 人机交互模块用于展示系统界面。另外, 系统还设置了管理模块, 主要用于用户、权限和流程管理。系统运行流程如图 4 所示。

信息抽取模块将煤矿巷道支护规程等文本中的非结构化知识转换为结构化知识, 需将优化参数(共 66 个输入、输出参数)的数值提取出来。知识库模块包含文本存储和数据存储: 文本存储保存原始文本和信息句; 数据存储用来存储提取后的结构化知识。知识库模块用来对数据进行检查和更新, 有利

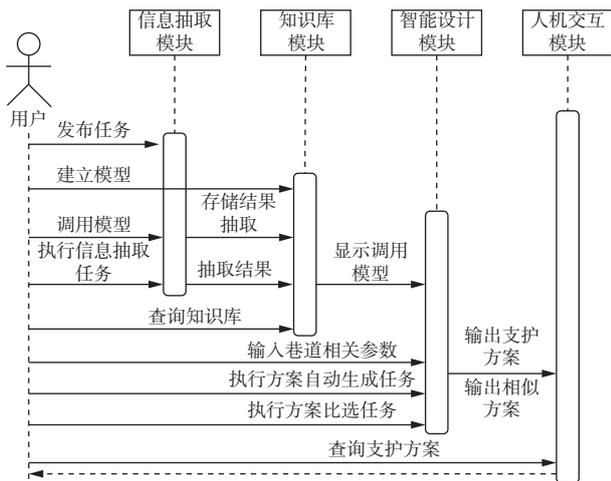


图4 煤矿巷道支护方案智能设计系统运行流程

Fig. 4 Operation process of intelligent design system of coal mine roadway support scheme

于领域数据库由静态向动态转变,保证数据的完善性和准确性,如对新规程中支护方案的补充、已有规程的存储、维护和管理均由知识库模块完成。智能设计模块为系统核心,主要分为基于CBR的支护方案智能比选和基于深度学习的支护方案自动生成2个部分。该模块包括模型库和方案库,其中模型库用来调用智能生成和方案比选所需的模型,方案库用于输出最终方案。智能比选用于生成与目标方案最相似的3个历史案例,方案智能生成用于生成最优方案,与3个相似案例对比,以加深用户对设计方案的理解。人机交互模块将文本、表格和图片转换为机器可理解的语言,实现机器自动解析,并在数据输出时将计算机语言转换为可理解的语言,便于用户更好地理解输出内容,提升可读性。系统界面如图5所示。



图5 煤矿巷道支护方案智能设计系统界面

Fig. 5 Interface of intelligent design system of coal mine roadway support scheme

6 系统测试

内蒙古蒙泰不连沟煤业有限公司不连沟煤矿煤炭资源储量为97 113.5万t,总体构造为走向北北西、倾向南西西的单斜构造,地层产状平缓,其间发育宽缓的波状起伏,波幅小于20m,起伏角一般小于5°。煤层瓦斯含量较低,瓦斯涌出量较小,无煤与瓦斯突出等动力现象,为低瓦斯矿井。矿区内岩石以碎屑沉积岩为主,层状结构,岩体各向异性;煤层顶底板岩石强度较低,以软弱岩石为主,半坚硬岩石次之,岩体质量以一般中等为主,较稳定。巷道围岩局部稳定性较差,开采过程中可能发生冒落、垮塌、底鼓等现象。该煤矿掘进F6226工作面辅运巷,布置在6号煤层内。煤层平均厚度为16.18m,直接顶岩性为泥岩,基本顶为粗砂岩,煤柱宽度为100m。巷道埋深为306.85m,设计长度为1 863.6m,断面宽度为5.5m、高度为4m。将矿方提供的相关参数输入煤矿巷道支护方案智能设计系统,得到支护方式为锚杆锚索网片支护,输出的3个相似案例和最优生成方案见表5。

对比人工设计方案和系统生成方案可看出,锚杆排距、锚杆设计锚固力、锚索长度、锚索间距、锚索排距、锚索设计锚固力和锚索托盘规格有细微差别,其他参数均相同。为验证方案的可行性和支护效果,在F6226工作面辅运巷分别进行人工设计方案和系统生成方案测试,对比2种方案下巷道顶板和两帮变形量。经测点观察,人工设计方案下两帮变形量为350mm,顶板最大位移为150mm,未发生顶板事故;系统生成方案下巷道两帮变形量为310mm,顶板最大位移为126mm,均小于人工设计方案,且巷道顶板及两帮完整性较好,锚索和网片受力稳定,围岩自身的承载能力增强,支护效果显著。此外,邀请5名煤矿技术人员对生成方案进行审核,一致表示自动生成方案合理可行。

7 结论

- 1) 基于CBR技术对煤矿巷道支护方案进行历史相似案例的生成,可为现场技术人员提供更多的设计参考。
- 2) 与BP神经网络相比,基于LSTM构建煤矿巷道支护方案自动生成模型具有更高的预测准确性。
- 3) 基于CBR模型和煤矿巷道支护方案自动生成模型构建的支护方案智能设计系统充分利用煤矿巷道支护大数据,可生成科学、有效的支护方案,大

表 5 F6226 工作面辅运巷支护方案对比
Table 5 Comparison of support scheme for auxiliary transportation roadway in F6226 working face

支护体	参数名称	参数值					
		人工设计方案	相似案例1	相似案例2	相似案例3	系统生成方案	
锚杆	锚杆类型	左旋无纵筋螺纹钢锚杆1	左旋无纵筋螺纹钢锚杆1	左旋无纵筋螺纹钢锚杆1	左旋无纵筋螺纹钢锚杆1	左旋无纵筋螺纹钢锚杆1	
	锚杆直径/mm	18	18	18	18	18	
	锚杆长度/mm	2 400	2 400	2 400	2 400	2 400	
	锚杆间距/mm	1 000	1 000	1 000	850	1 000	
	锚杆排距/mm	1 000	1 100	1 100	900	1 100	
	药卷类型	CK2350, K2350					
	药卷数量	2	2	2	2	2	
	药卷直径/mm	23	23	23	23	23	
	锚杆设计锚固力/kN	110	128	128	110	128	
	锚杆预紧力/(N·m)	200	250	200	200	200	
	锚杆托盘类型	蝶形	蝶形	蝶形	蝶形	蝶形	
	锚杆托盘规格/(mm×mm×mm)	150×150×10	150×150×10	150×150×10	150×150×10	150×150×10	
	锚索	锚索类型	钢绞线锚索	钢绞线锚索	钢绞线锚索	钢绞线锚索	钢绞线锚索
		锚索直径/mm	17.8	17.8	17.8	21.8	17.8
锚索长度/mm		8 000	6 300	6 300	8 000	6 300	
锚索间距/mm		1 000	2 000	1 800	1 700	1 800	
锚索排距/mm		2 000	2 200	3 300	1 800	1 800	
药杆类型		CK2350, K2350					
药卷数量		3	3	3	3	3	
药卷直径/mm		23	23	23	23	23	
锚索设计锚固力/kN		582	355	355	582	355	
锚索预紧力/(N·m)		200	200	200	200	200	
锚索托盘类型		蝶形	蝶形	蝶形	蝶形	蝶形	
锚索托盘规格/(mm×mm×mm)		300×300×16	300×300×14	300×300×14	300×300×16	300×300×14	
网片		网片类型	钢筋网	钢筋网	钢筋网	钢筋网	钢筋网
		铁丝直径/mm	6.5	6.5	6.5	6.5	6.5
	网孔大小/(mm×mm)	100×100	100×100	100×100	100×100	100×100	
	网片大小/(mm×mm)	5 500×1 200	5 500×1 200	5 500×1 200	5 500×1 200	5 500×1 200	

大提高了设计过程的智能化水平和效率。该系统在不连沟煤矿的测试验证了其实用性和有效性,可帮助决策人员快速制定科学、有效的巷道支护方案。

参考文献(References):

[1] 查文华,樊昊,刘新权,等. 新型拉力分散型锚杆支护参数优选数值模拟研究[J]. 煤矿安全, 2023, 54(9): 105-111.
ZHA Wenhua, FAN Hao, LIU Xinquan, et al. Numerical simulation study on optimization of supporting parameters of a new type of tension dispersed

bolt[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(9): 105-111.
[2] 张夫净,王宏伟,王浩然,等. 煤矿巷道支护钢带锚孔智能识别与定位[J]. 工矿自动化, 2022, 48(10): 76-81.
ZHANG Fujing, WANG Hongwei, WANG Haoran, et al. Intelligent identification and positioning of steel belt anchor hole in coal mine roadway support[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(10): 76-81.
[3] 赵晓明. 基于 5G 网络的庞庞塔煤矿智能矿山建设[J]. 江西煤炭科技, 2022(1): 201-203.
ZHAO Xiaoming. Intelligent mine construction of Pangpangta Coal Mine based on 5G network[J]. Jiangxi Coal Science & Technology, 2022(1): 201-203.

- [4] 史光亮,王瑞君,孔祥宇.多网融合下的煤矿应急广播通信系统设计与应用[J].煤炭技术,2023,42(11):245-248.
SHI Guangliang, WANG Ruijun, KONG Xiangyu. Design and application of coal mine emergency broadcast communication system under multi-network integration[J]. Coal Technology, 2023, 42(11): 245-248.
- [5] 赵振宇,张开加,董宇.鑫岩煤矿井下煤矸分选与充填开采一体化系统设计[J].煤炭工程,2022,54(1):11-17.
ZHAO Zhenyu, ZHANG Kaijia, DONG Yu. Integrated system design of coal and gangue separation and backfill mining in Xinyan Coal Mine[J]. Coal Engineering, 2022, 54(1): 11-17.
- [6] 程德强,寇旗旗,江鹤,等.全矿井智能视频分析关键技术综述[J].工矿自动化,2023,49(11):1-21.
CHENG Deqiang, KOU Qiqi, JIANG He, et al. Overview of key technologies for mine-wide intelligent video analysis[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(11): 1-21.
- [7] XIA Tongqiang, LI Diao, LI Xiaolin, et al. A novel in-depth intelligent evaluation approach for the gas drainage effect from point monitoring to surface to volume[J]. Applied Energy, 2024, 353. DOI: [10.1016/j.apenergy.2023.122147](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122147).
- [8] 张力文,胡海峰.基于Arduino的新型智能矿用搜救机器人设计[J].仪表技术,2022(3):19-22.
ZHANG Liwen, HU Haifeng. A new intelligent mining search and rescue robot based on Arduino[J]. Instrumentation Technology, 2022(3): 19-22.
- [9] WANG Yan, HU Hejuan, SUN Xiaoyan, et al. Unified operation optimization model of integrated coal mine energy systems and its solutions based on autonomous intelligence[J]. Applied Energy, 2022, 328. DOI: [10.1016/j.apenergy.2022.120106](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120106).
- [10] 张大明,孙贵洋,李刚.双重采动影响下复采煤层巷道稳定性分析与维护方案设计[J].工程地质学报,2021,29(4):1028-1036.
ZHANG Daming, SUN Guiyang, LI Gang. Support design of the stopping roadway in the re-mined coal seam under influence of dual mining[J]. Journal of Engineering Geology, 2021, 29(4): 1028-1036.
- [11] WANG Yajun, XU Tao, CHENG Tong. Deformation analysis of deep coal mining roadway and optimization design of bolt support scheme[J]. Fresenius Environmental Bulletin, 2024, 30(11): 11894-11901.
- [12] 吕彪,赵象卓,张铁松,等.大变形巷道锚固系统让压装置设计与支护方案优化[J].采矿与岩层控制工程学报,2023,5(4):25-34.
LYU Biao, ZHAO Xiangzhuo, ZHANG Tiesong, et al. Design of yielding device and optimization of support scheme of anchoring system in large deformation roadway[J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2023, 5(4): 25-34.
- [13] 杨仁树,马鑫民,李清,等.煤矿巷道支护方案专家系统及应用研究[J].采矿与安全工程学报,2013,30(5):648-652.
YANG Renshu, MA Xinmin, LI Qing, et al. Research on expert system of roadway supporting schemes for coal mine and its application[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2013, 30(5): 648-652.
- [14] 赵军,高树国,何瑞东,等.变压器油中乙炔门控循环单元网络多步预测超参数优化方法[J].高压电器,2024,60(7):163-172,190.
ZHAO Jun, GAO Shuguo, HE Ruidong, et al. Hyper-parameters optimization method for multi-step prediction of acetylene in power transformer oil by gated cyclic unit network[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(7): 163-172, 190.
- [15] 王佳明.煤矿巷道支护方案自动生成及智能比选研究[D].徐州:中国矿业大学,2023.
WANG Jiaming. Research on automatic generation and intelligent comparison of coal mine roadway support scheme[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [16] 杜伟健,陈云霄,支天,等.QingLong:一种基于常变量异步拷贝的神经网络编程模型[J].计算机学报,2020,43(4):587-599.
DU Weijian, CHEN Yunji, ZHI Tian, et al. QingLong: a neural network programming model based on asynchronous copy of constant and variable[J]. Chinese Journal of Computers, 2020, 43(4): 587-599.
- [17] 郭亮,郭子雪,贾洪涛,等.基于皮尔逊相关系数与SVM的居民窃电识别[J].河北大学学报(自然科学版),2023,43(4):357-363.
GUO Liang, GUO Zixue, JIA Hongtao, et al. Residents electric larceny detection based on Pearson correlation coefficient and SVM[J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2023, 43(4): 357-363.
- [18] 丁国辉,刘宇琪,王言开,等.基于翻转网络的低相关性序列数据预测研究[J].计算机工程,2024,50(2):78-90.
DING Guohui, LIU Yuqi, WANG Yankai, et al. Research on low-correlation sequence data prediction based on flip network[J]. Computer Engineering, 2024, 50(2): 78-90.
- [19] 李全贵,李建波,胡千庭,等.基于案例推理的煤与瓦斯突出预警模型研究[J].矿业安全与环保,2023,50(5):24-29,36.
LI Quanguai, LI Jianbo, HU Qianting, et al. Research on early warning model of coal and gas outburst based on case-based reasoning[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2023, 50(5): 24-29, 36.

- [12] 孙鹏亮, 吴少伟. 基于红外扫描装置的转载机煤量监测技术研究[J]. 数字通信世界, 2022(8): 63-65.
SUN Pengliang, WU Shaowei. Research on infrared scanning technology of coal transfer machine[J]. Digital Communication World, 2022(8): 63-65.
- [13] 刘飞, 张乐群, 蒋伟, 等. 基于深度图像的带式输送机煤量检测方法[J]. 西安科技大学学报, 2023, 43(5): 1008-1014.
LIU Fei, ZHANG Lequn, JIANG Wei, et al. Coal quantity detection of belt conveyor based on depth image[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2023, 43(5): 1008-1014.
- [14] 胡而已, 叶兰, 孙益壮, 等. 综放工作面放煤量激光扫描自适应监测技术研究[J]. 中国煤炭, 2022, 48(11): 57-66.
HU Eryi, YE Lan, SUN Yizhuang, et al. Study on laser scanning adaptive monitoring technology for coal caving volume in fully mechanized top-coal caving face[J]. China Coal, 2022, 48(11): 57-66.
- [15] 张耀. 煤矿运输系统煤量激光三角法监测技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
ZHANG Yao. Study on monitoring technology of coal quantity by laser triangulation in coal mine transportation system[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [16] 杨光耀, 毛开江, 胡而已, 等. 过煤量激光图像智能监测技术研究[J]. 中国煤炭, 2021, 47(10): 49-55.
YANG Guangyao, MAO Kaijiang, HU Eryi, et al. Research on laser image intelligent monitoring technology for coal passing quantity[J]. China Coal, 2021, 47(10): 49-55.
- [17] 彭丽, 陈重, 郝博南. 基于激光与视觉融合的煤量检测技术研究[J]. 煤炭技术, 2023, 42(3): 259-263.
PENG Li, CHEN Zhong, HAO Bonan. Research on coal quantity detection technology based on laser and vision fusion[J]. Coal Technology, 2023, 42(3): 259-263.
- [18] 吕剑铎, 贺振华, 王新宇. 基于激光雷达的带式输送机煤量检测技术[J]. 煤炭工程, 2021, 53(增刊 1): 54-59.
LYU Jianduo, HE Zhenhua, WANG Xinyu. Coal quantity detection of belt conveyor based on laser radar[J]. Coal Engineering, 2021, 53(S1): 54-59.
- [19] 李学晖. 基于机器视觉和深度学习的带式输送机煤量识别方法研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2022.
LI Xuehui. Research on coal quantity identification method of belt conveyor based on machine vision and deep learning[D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2022.
- [20] 崔振国. 基于机器视觉的带式输送机煤量监测系统研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
CUI Zhenguo. Study on coal quantity monitoring system of belt conveyor based on machine vision[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [21] 贺杰, 王桂梅, 刘杰辉, 等. 基于图像处理的皮带上煤量体积计量[J]. 计量学报, 2020, 41(12): 1516-1520.
HE Jie, WANG Guimei, LIU Jiehui, et al. volume measurement of coal volume on belt conveyor based on image processing[J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(12): 1516-1520.

(上接第 83 页)

- [20] 杨艺, 赵惊涛, 付国强. 基于 PSO-LSTM 模型的地热储层温度预测研究[J]. 矿业科学学报, 2024, 9(4): 538-548.
YANG Yi, ZHAO Jingtao, FU Guoqiang. Predicting geothermal reservoir temperature based on the PSO-LSTM model[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2024, 9(4): 538-548.
- [21] 周江平, 周媛媛, 周学军, 等. 基于 BP 神经网络的测量设备无关协议参数预测[J]. 电子科技大学学报, 2024, 53(4): 611-616.
ZHOU Jiangping, ZHOU Yuanyuan, ZHOU Xuejun, et al. Measurement device independent protocol parameter prediction based on BP neural network[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2024, 53(4): 611-616.
- [22] 田辽西, 覃华清. 基于多变量 LSTM 神经网络的地下水水位预测方法研究[J]. 干旱区资源与环境, 2024, 38(9): 138-146.
TIAN Liaoxi, QIN Huaqing. Multivariable LSTM model-based groundwater level prediction[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2024, 38(9): 138-146.