



您可能感兴趣的文章、专题：

盘点《煤炭学报》2020年热点论文

《煤炭学报》2021年第1期

“新锐科学家”专题

“深部岩体力学与开采理论”专题

“煤加工与洁净化工技术”专题

“黄河流域矿区生态保护与可持续发展”专题

“煤矿热动力灾害防控技术与装备”专题

“煤矿快速智能掘进理论与技术”专题

“煤系天然气聚集理论与勘探开发技术”专题

“低品质煤浮选过程强化”专题

聚焦·综述

新一代人工智能在矿山充填中的应用综述与展望

齐冲冲¹, 杨星雨¹, 李桂臣², 陈秋松¹, 孙元田²

(1. 中南大学 资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 中国矿业大学 矿业工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要:随着我国浅部矿产资源日趋枯竭,深部资源开采成为矿业发展的必然,而充填采矿法是深部资源开采的主要采矿法之一。目前,充填采矿法的推广受限于充填成本高,如何提高充填设计效率,进而降低充填成本,是矿山充填推广的关键。随着人工智能(AI)技术的发展,以神经网络、决策树等为代表的智能算法正逐渐替代或辅助人类从事各种场景中的简单或复杂工作,推动传统工业领域的跨越式发展。矿业作为传统行业的支柱产业之一,也立足自身发展需要,结合新一代人工智能方法,展开了面向智能化革新的进程。笔者从矿山充填中的人工智能方法出发,简要介绍了人工智能的基本概念及常用的人工智能方法(包括人工神经网络、决策树、随机森林与梯度提升树、支持向量机及非监督式学习方法等)。讨论了人工智能方法在矿山充填中的应用难点,系统分析了新一代人工智能在全尾砂絮凝沉降、充填配比、充填料浆流变及管道输送、充填集成设计及多目标优化等方面的最新研究进展。同时,展望了新一代人工智能在矿山充填中的发展方向(包括性能提升、小数据集问题及应用思路扩展),并提出了智能充填系统的构想。新一代人工智能方法在矿山充填中的发展及应用对实现充填设计的绿色化、智能化和高效化,促进充填技术推广和资源生态协调开采具有重要意义。

关键词: 充填开采; 绿色矿山; 人工智能; 智能充填系统

中图分类号: TD80

文献标志码: A

文章编号: 0253-9993(2021)02-0688-13

Research status and perspectives of the application of artificial intelligence in mine backfilling

QI Chongchong¹, YANG Xingyu¹, LI Guichen², CHEN Qiusong¹, SUN Yuantian²

(1. School of Resource and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. School of Mining Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: With the depletion of near-surface resources in China, deep resource exploitation is the inevitable destiny of the mining industry. Among all mining methods, backfill mining is one of the most important mining methods for deep resource exploitation. The wide application of backfill mining is limited by its high cost. How to increase the efficiency of backfilling design and, thus, reduce backfilling costs is the key to the promotion of mine backfilling. With the development of artificial intelligence (AI) technology, the intelligent algorithms represented by neural networks and decision trees are gradually replacing or assisting humans in simple or complex tasks in various scenarios, which promotes

收稿日期: 2020-10-29 修回日期: 2020-11-23 责任编辑: 钱小静 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.XR20.1704

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52004330); 2020 中国矿业大学重大项目培育专项资助项目(2020ZDPY0221)

作者简介: 齐冲冲(1992—),男,江苏徐州人,特聘教授。E-mail: chongchong.qi@csu.edu.cn

通讯作者: 李桂臣(1980—),男,河北衡水人,教授,博士生导师。E-mail: liguichen@cumt.edu.cn

引用格式: 齐冲冲, 杨星雨, 李桂臣, 等. 新一代人工智能在矿山充填中的应用综述与展望[J]. 煤炭学报, 2021, 46(2): 688-700.

QI Chongchong, YANG Xingyu, LI Guichen, et al. Research status and perspectives of the application of artificial intelligence in mine backfilling[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(2): 688-700.



移动阅读

the development of traditional industries. As one of the pillar in traditional industries, the mining industry is trying hard to realize its intellectualization using the state-of-the-art AI methods considering its requirements. Focusing on the application of AI methods in mine backfilling, this paper briefly introduces the basic concepts of AI and the widely-used AI methods (including artificial neural network, decision tree, random forest and gradient boosting machine, support vector machine and some unsupervised learning methods). This paper discusses the application difficulties of AI methods in mine backfilling, and systematically analyzes the research status of the application of AI in the flocculation and sedimentation, mix design, rheological properties and pipe transport of slurry, and integrated design and multi-objective optimization. This paper also presents some future perspectives of the application of AI in mine backfilling (including performance improvement, small datasets problem and the widening of application ideas) and puts forward, for the first time, the concept of intelligent backfilling system. The development and application AI methods in mine backfilling is of great significance to realize green, intelligent and efficient backfilling design, promote the application of backfilling technology and coordinated exploitation of resources and ecology.

Key words: backfill mining; green mines; artificial intelligence; intelligent backfilling systems

矿业对国家的工业化和国防的现代化起着至关重要的作用,极大地推动了国民经济的快速发展^[1]。但是随着矿产资源的大规模开采,我国浅部矿产资源已趋于枯竭^[2],深部资源开采成为矿业发展的必然,是开拓金属矿业的前沿领域^[1]。国家高度重视深部资源开采,聚焦深部开采的科学技术问题,力争使我国的采矿科学技术走在世界矿业科技的前沿^[1,3-6]。

充填采矿法是深部开采的主要采矿法之一,具有巨大的经济、技术和环境优势^[1,7-17]。矿山充填是指将矿山废料回填至采矿形成的采空区的作业过程,有利于从源头上解决采空区采动灾害和矿山废料堆砌两大安全和环境问题,是推动矿山可持续发展、矿产资源绿色开发以及推行资源循环经济战略的重要途径^[18]。但目前矿山充填占采矿成本高,其中膏体充填可占总采矿成本的20%左右,严重制约了充填采矿法的应用与推广^[18-19]。如何提高矿山充填设计,降低充填成本,已成为制约矿山充填发展的关键问题之一。

当今时代,以深度学习为核心的人工智能方法取得了重大突破,得到了国内外学术界及工业界的广泛重视。美国斯坦福大学尼尔逊教授对人工智能的定义如下:“人工智能是关于知识的学科——怎样表示知识以及怎样获取知识并使用知识的科学”^[20]。众多学者对人工智能基本思想和基本内容的探讨,阐释了人工智能是通过探讨人类的智能活动行为,研究如何应用计算机软硬件技术来模拟人类的某些智能行为(如学习、推理、规划等),构造具有一定智能的人工系统的基本理论、方法与技术^[21]。矿业作为传统行业的支柱产业之一,也立足自身发展需要,结合新一代人工智能方法,展开了面向智能化革新的进程。

绿色化与自动化、工业化与智能化的加速融合,

为矿业领域和矿山充填的发展带来了新的挑战和机遇^[22]。一些发达国家和发展中国家目前加快矿山智能化的战略规划和布局,强化矿业创新,重塑矿业技术新优势。如加拿大提出 Underground Mining 2.0 计划,着力建设全智能无人矿山;芬兰启动智能矿山研究计划;澳大利亚提出未来矿山计划等。我国也把智能化作为传统产业改造升级的最佳途径以及实现技术跨越式发展的主攻方向和突破口^[23]。国家相继出台《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020年)》、《国家创新驱动发展战略纲要》、《“十三五”国家科技创新规划》等政策,受到了矿业领域专家学者的积极响应^[24-26]。

只有与矿山充填的特点和目标密切结合,充分利用人工智能、大数据、建模、优化与决策等信息技术与矿山充填过程的物理资源紧密融合与协同,实现矿山充填设计智能优化决策,才有利于推进矿山充填的跨越式发展。近年来,新一代人工智能方法在矿山充填中研究与应用备受瞩目,相关文献逐渐增多。笔者率先提出“机器学习辅助充填设计”(Machine Learning-Aided Design for Cemented Paste Backfill)的理论框架,拉开了充填智能化的序幕^[27]。但目前国内外尚无对该方向整体研究现状的总结性综述文献。笔者简要介绍了人工智能方法的基本概念,讨论了人工智能方法在矿山充填中的应用难点,对新一代人工智能在矿山充填中的应用进展进行综述,展望了其发展方向并提出了智能充填系统的构想。

1 新一代人工智能方法简介

新一代人工智能的发展日新月异,根据所准备数据集是否包含标记信息,新一代人工智能方法可大体分为监督式学习(包含样本标记信息)以及非监督式

学习。简单来说,监督式学习的目的是训练一个人工智能模型,使其预测结果尽可能符合先验知识且具有一定的泛化能力;非监督式学习的主要目的是找到数据集中的潜在数据关联。目前,人工智能方法在矿业工程领域的应用以监督式学习为主,对非监督式学习的应用研究较少。本节主要对常用监督式学习及非监督式学习的方法进行简介。

1.1 监督式学习

1.1.1 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network,简称ANN)是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统。神经网络中最基本的处理单位为神经元(neuron),每个神经元通过带权重的连接(connection)与其他神经元连接,构成复杂的层状结构。神经网络的第1层为输入层,最后1层为输出层,中间层为隐含层。在神经网络计算过程中,每个神经元接收来自前一层神经元传递过来的输入信号,这些权重信号通过带权重运算获得总输入值,该输入值将与神经元的阈值(threshold)进行对比,最后通过激励函数(activation function)处理产生该神经元的输出。假设存在一组训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 其中 $x_i \in R^n, y_i \in R$,那么从输入到输出的映射关系可以通过以下公式表示:

$$h_i = g(0, \mathbf{W}_i h_{i-1} + \mathbf{b}_i) \quad (1)$$

for $1 \leq i \leq L$, and $h_0 = x$

$$y = g(0, \mathbf{V} h_L) \quad (2)$$

其中, h_i 为第*i*层输出; $\mathbf{W}_i, \mathbf{b}_i$ 为神经网络模型第*i*层待学习参数; L 为神经网络层数; \mathbf{V} 为神经网络模型待学习参数; $g(z)$ 为激励函数。定义一个标志性的激活函数为ReLU函数如下:

$$g(z) = \max(0, z) \quad (3)$$

目前,神经网络在矿业工程中已经获得了广泛应用,如矿业组合优化方法^[28]及采矿工程优化^[29]等。神经网络算法繁多,其他常见神经网络方法包括径向基函数(RBF)网络,级联相关网络,Elman网络等^[30]。

1.1.2 决策树

决策树(Decision Tree,简称DT)是一种简单高效并且具有强解释性的模型,广泛应用于数据分析领域。决策树通过构建一棵具有多个判断结点的树状结构进行数据分析。一棵决策树模型一般具有一个根结点(root node)、若干个内部结点以及若干个叶结点(leaf node);根结点包含样本全集,叶结点对应决策结果而内部结点则对应一个属性测试。决策树主要通过构建一系列属性测试,将样本划分至不同的结

点,使得相同结点内样本间“相似性”越来越高,进而达到学习及预测的目的。

决策树学习的关键是如何选取最优划分属性^[30]。对于分类问题,通常使用信息熵(information entropy)或者基尼指数(Gini index)来选取划分属性;对于回归问题,通常使用误差平方和(Sum of Square Error, SSE)、均方误差(Mean-Square Error, MSE)等来选取划分属性。在决策树学习过程中,为了尽可能正确分类训练样本,会使得结点划分不断重复,有时会导致分支过多,造成“过拟合”,这时需要通过剪枝(pruning)处理,剔除不能带来决策树泛化性能提升的分支,进而降低过拟合的风险。

1.1.3 随机森林与梯度提升树

近年来,基于决策树的集成学习模型受到了国内外学者的广泛关注。随机森林(Random Forest,简称RF)是并行式集成学习Bagging的扩展变体。在Bagging中,训练样本集被随机采样*T*次生成*T*个采样集,然后基于每个采样集训练出一个基学习器,最后将这些基学习器进行结合(通过averaging或者voting等)^[31]。RF在Bagging的基础上,进一步在决策树训练过程中引入随机属性选择(Random Feature Selection,简称RFS)。具体来说,对于基决策树的每个结点,先从该结点的全部属性集合中(假设有*d*个属性)随机选择*k*个属性,然后从这个包含*k*个属性的子集中选择一个最优属性用于结点划分。通过Bagging中的样本扰动以及RFS中的属性扰动,随机森林的泛化能力显著提高,被誉为“代表集成学习技术水平的方法”^[30]。图1为随机森林示意图。

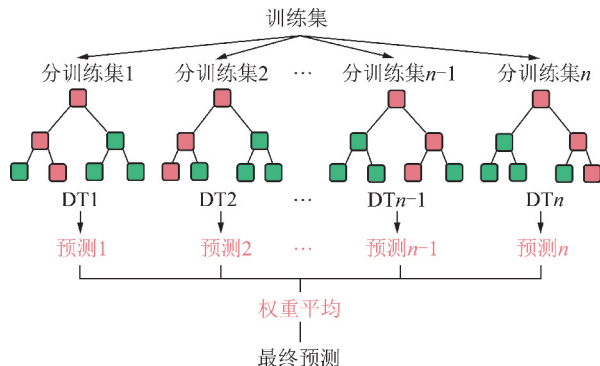


图1 随机森林示意图

Fig. 1 Random forest diagram

梯度提升树(Gradient Boosting Tree,简称GBT)是boosting算法的典型代表。Boosting算法的主要思路为考虑现有基学习器的表现,通过不断迭代降低误差。具体来说,boosting先从初始训练集中训练出一个基学习器,根据此基学习器的表现对训练样本的分布进行调整,使得训练集中尚未得到很好预测的样本

在后续的基学习器训练中受到更多关注,然后基于调整后的样本分布训练下一个基学习器;如此重复迭代,直至基学习器数目达到设定值。Adaboost 及 gradient boosting 为 boosting 的两种典型算法,其中 Adaboost 通过调整样本的权重值改变样本分布而 gradient boosting 通过改变损失函数的梯度达到类似的效果^[32-33]。

1.1.4 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine,简称 SVM)的基本思路为在特征空间上求解能够正确划分训练集且几何间隔最大的超平面。在样本空间中,超平面可由 $w^T x + b = 0$ 来描述,其中, w 为法向量, b 为位移项,分别决定了超平面的方向和超平面与原点之间的距离。距离超平面最近的训练样本点称为“支持向量”(support vector),2个异类支持向量到超平面的距离之和称为“间隔”,SVM 的学习策略即为找到某一超平面,使其间隔最大化^[30]。

对于非线性分类及回归问题,SVM 引入核函数(kernel function),将样本从原始空间映射到一个高维空间,进而在高维空间寻找超平面。如图 2 所示为特征空间映射示意图,其中, ξ 为松弛变量; ε 为划分边界; φ 为特征空间映射。核函数的选取决定了特征空间的映射,进而在很大程度上决定了支持向量机的性能。常见的核函数有线性核、多项式核、高斯核、拉普拉斯核、Sigmoid 核以及常见核函数的组合等。

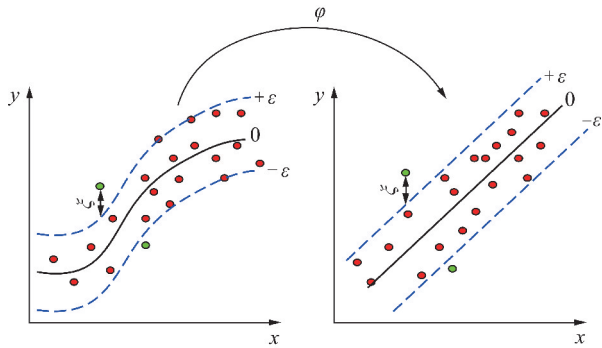


图 2 特征空间映射示意

Fig. 2 Mapping diagram between feature spaces

其他常用监督式学习方法包括岭回归(Ridge Regression),贝叶斯分类器(Bayesian Classification),随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent),高斯过程回归(Gaussian Process Regression)及朴素贝叶斯(Naive Bayes)等。因上述监督式学习方法在矿业领域的应用较少,同时考虑本文篇幅限制,故不详细介绍,具体可参考文献[30,34-36]进行学习。

1.2 非监督式学习

如上所述,非监督式学习主要针对初始训练集中

不含有样本标记信息,其主要目的为挖掘样本间的内在联系,揭示数据的内在规律。聚类分析(Clustering)是非监督式学习研究最多、应用最广的算法之一。

聚类分析的研究起源于 1955 年 K-means 算法的提出,并于 1957 年发展成为 K-均值聚类算法(K-means Clustering Algorithms)^[37]。聚类分析试图将数据集样本划分为若干不相交集,每个子集称为一个“簇”(cluster)。经过聚类分析的划分,有利于对相同子集内样本内在结构进行分析,推动知识发现。经过多年发展,聚类分析常用方法包括 K-均值聚类,学习向量量化法(Learning Vector Quantization),高斯混合聚类(Mixture-of-Gaussian),密度聚类(Density-based Clustering)以及层次聚类(Hierarchical Clustering)等。目前聚类分析已经陆续被用于矿业工程领域,如煤岩分界图像识别^[38]及铁矿资源勘查开发基地划分^[39]等。

自组织映射(Self-Organizing Map,简称 SOM)网络以及自适应谐振理论(Adaptive Resonance Theory,简称 ART)网络作为神经网络模型的典型算法,也可用于聚类分析。其中 SOM 作为一种竞争学习型无监督神经网络,可在保留数据拓扑结构的同时,将高维数据映射至低维空间^[40]。因此,SOM 不仅被用于聚类分析,也常常用来做数据降维。ART 是一种自组织神经网络结构,通过输出神经元相互竞争,可自组织地产生对环境认识编码的神经网络理论模型^[30]。

生成对抗网络(Generative Adversarial Network,GAN)作为时下热门的非监督式学习算法,通过引入对抗训练的方式使得 GAN 生成的样本服从真实数据分布。GAN 由生成器和判别器构成,其中生成器尽量生成判别器无法区分来源的样本,而判别器则尽量准确地判断样本来源(真实数据或者生成器生成)。通过不断交替训练,在达到纳什均衡时,GAN 生成器可以准确地恢复真实数据分布^[41]。目前,GAN 被广泛应用于图像生成、修复、语义转化等领域,在矿业领域的应用有待继续研究。

2 新一代人工智能在矿山充填中应用难点

2.1 多源异构数据处理

矿山充填是一项系统工程,其优化设计不可避免地涉及到多源异构数据的处理与分析。矿山在开采和充填过程中,资源赋存条件、围岩状态、应力环境等生产要素处于不断地动态变化中,直接影响到所需充填材料的力学和流变性能。随着当今设备感知和测量技术的进步,矿山数据的来源及结构日趋多样化。

同时,监测过程中必然会引入对研究不起作用的非有效信息点,即噪声点,数据类型不同,噪声点也各具特征。这些均为数据的清洗、转换、多源异构数据特征提取以及数据融合提出了新的挑战,为矿山充填对工况变化的智能感知增加了难度。

同时,矿山充填设计本身具有不同设计环节,各设计环节具有独特的影响因素及性能参数。如充填养护时间对充填配比设计至关重要而充填流变性能及管道输送则更多的关注于充填料浆。因此,目前矿山充填设计主要集中于单一环节设计,对多环节协同下矿山集成设计系统的研究较少。此现状一方面因为目前国内外学者对环节间的关联耦合的探索处于起步阶段,对多环节交互协同机制的揭示不足^[42];另一方面则是因为各环节数据类型及结构特点各不相同,极大提高了多环节集成设计的难度。

2.2 作用机理复杂

矿山充填各环节影响因素对性能参数作用机理复杂,对人工智能方法的应用提出了新的调整。目前,矿山工况变化对充填材料的力学和流变性能的影响研究较少,作用机理尚不明确。在力学性能方面,LI^[43]提出了一种改进的理论解算法以确定不同围岩与开采情况下充填体最低强度要求。CHEN等^[44]开展相似实验,模拟采场中充填体强度的分布特征,为室内膏体配比提供实验支撑。在流变性能方面,LIU等^[45]研究了管道输送过程中充填料浆的流动情况,为不同工况下管道输送研究做了初期探索。笔者等^[46]开展环管实验,研究了不同管线、不同尾砂在管道输送过程中的沿程阻力。上述研究虽充分认识到矿山工况的变化对充填材料力学和流变性能的影响,但作用机理尚不清楚,影响了人工智能方法的应用(如特征选取等)。

充填设计各环节内部作用机理各异。如全尾砂絮凝沉降、充填配比、管道输送分别受到絮凝沉降机理、水泥水化机理及多相流动机理的影响。同时,各机理目前在学术界仍处于探索阶段,缺少统一的理解与认识^[17]。环节间耦合作用机理的研究更是处于起步阶段,导致人工智能模型的构建缺少理论知识的指导,不利于理论模型与算法模型的精准配合,促进精度提升。

2.3 模型需求难以兼顾

矿山充填各环节性能参数不同,且性能参数间可能存在矛盾。通常情况下,充填材料的强度与其流变性、水泥基充填材料强度与其经济性呈负相关。在充填材料优化设计过程中,往往需要兼顾多个优化目标(如强度、流变性等),导致人工智能模型的建立与

优化非常复杂、困难。同时,矿山充填设计对人工智能模型提出了准确性、可靠性、实时性、动态性等多样性需求,在数据集不足的情况下往往难以兼顾。最后,充填设计涉及多个环节,各个环节对本环节数据集依赖程度较高,集成智能模型的构建易造成环节间误差累积,影响人工智能模型最终的准确率及鲁棒性。

3 新一代人工智能在矿山充填中的应用综述

新一代人工智能方法在矿山充填中的应用一般是将研究问题转化为分类或回归问题,非监督式学习在矿山充填中的应用较少。本文按照矿山充填不同环节和研究方向,对新一代人工智能方法在矿山充填中的应用进行了详细的综述。

3.1 全尾砂絮凝沉降

选矿后排除的全尾砂浆质量分数一般在10%~25%,无法满足胶结充填或膏体充填对充填料浆质量分数的要求(70%左右),因此需要对全尾砂浆进行浓密。传统的浓密方式(如自然沉降等)沉降缓慢,溢流水浑浊,且沉降浓度低,直接影响到全尾砂充填度设计^[47]。针对传统浓密方式存在的问题,絮凝沉降技术因其便携性和可操作性,成为了矿山浓密的重要研究方向^[17]。全尾砂絮凝沉降需要考虑多因素耦合影响下(如絮凝剂类型、添加量等)的絮凝沉降特性(如底流质量浓度、初始沉降速度等)。近年来,新一代人工智能方法已初步应用于全尾砂絮凝沉降过程,为絮凝沉降研究提供了新思路。

王新民等^[48]基于室内试验结果,使用ANN建立了絮凝剂单耗、料浆质量浓度及絮凝剂质量浓度到沉降速度和极限浓度的智能模型。结果表明,ANN智能模型对絮凝沉降结果的预测误差可控制在5%左右,精度较高,且训练好的智能模型可用于絮凝沉降方案的快速优选。

张钦礼等^[49]针对全尾砂絮凝沉降,建立了遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)与SVM的杂化模型,其中SVM用于学习供砂浓度、絮凝剂单耗和絮凝剂添加浓度到沉降速度的映射关系,GA用于优化SVM模型参数,提高SVM在絮凝沉降数据集上表现。

上述研究主要针对某种特定尾砂和絮凝剂进行人工智能建模,导致所构建智能模型应用受限,不能直接用于其他尾砂和絮凝剂的预测分析。针对以上问题,笔者等^[50]在国内金属矿山收集了27种尾砂,使用4种絮凝剂进行大量絮凝沉降实验,并对实验结果进行了分析。同时,基于絮凝沉降实验结果,构建

萤火虫算法(Firefly Algorithm,简称FA)-GBT杂化模型。结果表明FA-GBT对多尾砂、多絮凝剂共同影响下初始沉降速度实现了较好的预测(测试集实验与预测结果相关系数达到0.841)。

为进一步提升预测精度,促进人工智能方法在絮凝沉降中的应用,笔者等^[51]进一步完善人工智能预测方法,使用主成分分析法(Principle Component Analysis,简称PCA)降低输入参数维度,使用粒子群算法(Particle Swarm Optimisation,简称PSO)-自适应模糊神经推理系统(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System,简称ANFIS)进行初始沉降速度预测,并使用蒙

特卡洛方法检验预测的收敛性。结果表明人工智能方法在絮凝沉降中的预测精度进一步提升。

3.2 充填强度设计

根据矿山充填的功能及地下采场环境不同,充填材料需要具有一定的强度及力学性能。一般来说,充填材料单轴抗压强度需要达到150~300 kPa以降低早期充填料浆的液化风险;在特定情况下,充填材料单轴抗压强度需要大于4 MPa以用于顶板支护^[17]。充填材料的强度主要受灰砂比、养护时间、质量分数等因素的影响。目前,部分学者对充填材料强度的人工智能预测已进行了初步探索,典型研究成果见表1。

表1 人工智能方法预测充填材料强度汇总

Table 1 Summary table of artificial intelligence method to predict the strength of backfilling materials

类别	主要作者	发表时间	主要方法	输入	输出
单一尾砂充填材料强度预测	Rankine and Sivakugan ^[57]	2005	ANN	Cement content, solids content, curing time and grain size distribution	Strength
	Orejarena and Fall ^[58]	2010	ANN	Water-cement ratios, binder composition and binder content	150 d UCS
	刘志祥等 ^[59]	2011	GA-ANN	水泥含量、料浆质量分数、粒径分形维数、孔隙分形维数及分维数相关率	UCS
	魏微、高谦 ^[60]	2013	改进 ANN	胶砂比、水泥、石灰、石膏、矿渣掺量	28 d UCS
	史秀志等 ^[61]	2016	PCA-ANN	胶砂比、水泥、石灰、石膏及矿渣掺量	28 d UCS
	董越等 ^[62]	2018	ANN	水泥熟料、脱硫灰渣、芒硝和钢渣掺量	7,28 d UCS
	孙元田等 ^[63]	2020	Beetle antennae search-SVM	Coarse tailings - cement ratio, solids- water ratio, fine tailings percentage and curing time	7,28,60 d UCS
	秦原等 ^[64]	2020	SVM	胶凝材料掺量、胶砂比	28 d UCS
	吴炜等 ^[65]	2020	PSO-ANN	料浆体积分数、水泥掺量、人工砂尾砂比、养护时间	7,14,28 d UCS
	张国胜等 ^[66]	2020	ANN	熟料掺量、脱硫石膏掺量、芒硝掺量	10 d UCS
多尾砂充填材料强度预测	张安安、邓芳明 ^[67]	2020	量子粒子群算法-深度信念网络	水泥比、配比、料浆质量分数、陆渡分形维数、孔隙分形维数	28 d UCS
	笔者、陈秋松等 ^[52-55]	2018—2019	PSO-ANN, PSO-boosted regression tree, GA-DT, GA-RF, GA-GBT, GP	Physical and chemical characteristics of tailings, the cement-tailings ratio, the solids content, and the curing time	7,14,28 d UCS
	陆翔等 ^[56]	2019	Ensemble learning	The same as above	7,14,28 d UCS

由表1可知,目前充填材料的强度预测集中于单一尾砂充填材料强度预测。在单一尾砂充填材料强度预测方面,人工智能方法以ANN为主,近年来陆续

出现群智优化算法与人工智能算法的杂化方法,其中人工智能方法负责非线性回归而群智优化算法负责人工智能超参数调整。根据研究对象不同,人工智能

方法的输入变量存在些许区别,但主要以水泥含量、质量或体积分数、养护时间为主。输出以 28 d UCS 为主,3,7,14 d UCS 也多有涉及,其他龄期的 UCS 较少。单一尾砂充填材料强度的预测虽研究成果较多,但所构建智能模型仅限于特定尾砂,应用受限,不能直接用于其他尾砂的预测分析。

在笔者、陈秋松及其合作者的共同努力下^[52-55],充填材料强度预测从单一尾砂逐渐向多尾砂发展。笔者等^[55]通过遗传编程,阐述了人工智能模型对全新尾砂的强泛化能力,提高了科研及矿山工作者对人工智能预测的信息,证明了人工智能模型的潜在应用价值。基于上述研究成果,陆翔等^[56]进一步使用集成学习,提高了人工智能模型的预测精度。

人工智能方法在充填材料强度方面的应用正日益增加。秦学斌等^[68-69]使用人工智能方法,提出了通过充填材料的孔隙特征预测充填材料强度的新方法;QIU 等^[70]通过 grid search optimizer 以及 RF,构建了泡沫充填材料强度预测模型;LI 等^[71]基于室内试验结果,使用 slap swarm algorithm-SVM 杂化模型预测纤维增强性充填材料强度;张钦礼等^[72]通过 GA-SVM 模型,研究了减水剂对充填体强度的影响;王志会等^[73]使用 PSO-ANN 建立了胶结剂含量、养护温度、养护时间及剪切面方向压力到界面抗剪强度的智能预测模型;白春红^[74]及周士霖^[75]采用 ANN,SVM 等人工智能方法,建立了采场稳定性与充填体强度的智能模型。

3.3 充填料浆流变及管道输送

在实际生产中,充填料浆通常在矿区地表制备,而后通过管道输送至地下采场或露天矿坑。充填料浆的管道输送与其流变性能密切相关,对充填系统的稳定性至关重要。

LIU 等^[76]基于流变实验,以砂浆质量分数、砂灰比、砂浆重度、坍落度为输入变量,屈服应力和黏度为输出变量,使用 PCA-ANN 建立了人工智能预测模型。研究表明 PCA 可以在尽可能保持输入参量的有效信息的同时降低输入参量的维度。PCA-ANN 模型可以实现充填料浆流变参数的准确预测(预测结果与实验结果的误差在 5% 以内)。

张钦礼等^[77]选用 PCA 和改进的 ANN 对充填膏体流变参数进行优化预测研究。首先使用 PCA 对流变性能影响因素进行预处理,再利用改进 ANN 建立影响因素到流变性能的智能预测模型。结果表明主成分分析法可以有效提高流变参数的预测精度(屈服应力预测相对误差降低 0.48% ~ 7.29%,黏度相对误差降低 1.67% ~ 6.20%)。

LÜ 等^[78]使用混沌优化(Chaos Optimization,简称 CO)和 ANN 构建充填料浆坍落度的智能预测模型。坍落度的影响因素选为煤矸石含量、粉煤灰含量以及料浆质量分数。实验结果表明 CO-ANN 杂化模型对充填料浆的坍落度具有很好的预测效果。

笔者等^[79]采用环管实验研究,探讨了质量分数、灰砂比、入管压力及管道形状对充填料浆环管压降的影响,并使用 FA-GBT 构建智能预测模型。结果显示实验与预测环管压降的相关系数 > 0.99,表明 FA-GBT 可以有效地预测充填料浆环管压降。

笔者等^[80]在前期研究基础上,进一步探讨了不同尾砂对充填料浆直管压降的影响,并构建了 PSO-DTR 智能预测模型。如图 3 所示为决策树深度对其测试集表现的影响。由图 3 可知,决策树深度显著影响其预测表现;当决策树深度 ≥ 5 时,预测与实验直管压降的相关系数约等于 0.9,预测效果较好。

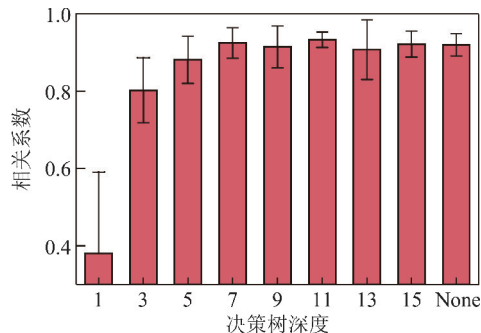


图 3 决策树深度对其测试集表现的关系

Fig. 3 Relationship of decision tree depth to its testing set performance

骆正山等^[81]以国内某矿山为例,建立了基于粗糙集(RS)和正余弦(SCA)算法优化投影寻踪回归(PPR)的充填管道失效风险预测模型。首先选取了 10 项影响因素,通过 RS 属性约简原理提取 5 项核心因素,再利用 PPR 对充填管道失效风险进行预测,并采用 SCA 对模型参数进行优化。结果表明 RS 可有效去除冗余信息,简化计算,SCA-PPR 具有预测精度高、模型性能好的优点。

3.4 充填集成设计及多目标优化

上述人工智能在矿山充填中的应用主要以特定环节为主,而矿山充填包含多个工艺环节,且环节间关联耦合复杂。为了实现膏体充填的整体优化,必须考虑各环节的交互协同机制,建立膏体充填集成设计系统。目前,国内外学者对环节间的关联耦合进行了初步探索,其研究成果为多环节交互协同机制的揭示做出了巨大贡献。如 REID 等^[42]总结归纳了絮凝剂添加对尾砂土工性能的影响,论述了絮凝剂添加对尾砂固结速率、临界状态线、不排水剪切强度等的重要

作用。然而,人工智能方法在充填集成设计的应用研究较少,仍处于起步阶段。

齐冲冲等^[82]综合考虑膏体充填的强度及流动性性能,建立了充填材料单轴抗压强度和塌落度的 PSO-GBRT 集成智能预测模型,分析其预测性能及泛化能力,探究了强度及塌落度与其影响因素的响应关系。作者进一步融合线性回归和多目标优化 NS-GA-II 算法,探讨了膏体充填强度和塌落度的协同优化,遍历不同尾砂及水泥类型情况下的 Pareto 点,并结合实际情况提出了方案优化策略。如图 4 所示。

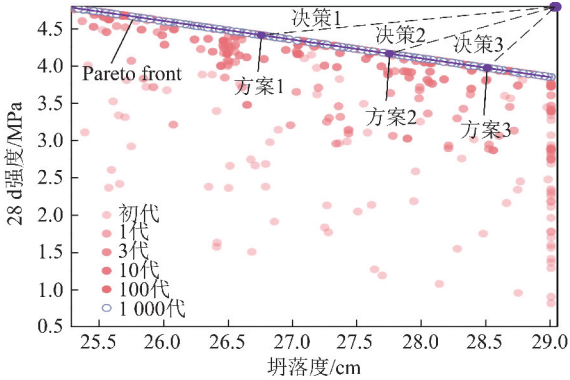


图4 塌落度与28 d强度多目标优化与方案选取

Fig. 4 Multi-objective optimization and scheme selection for slump and 28 d strength

3.5 其他

新一代人工智能方法不仅被用于矿山充填主要设计环节,同时还被陆续应用于矿山充填各个方面,且应用范围不断丰富、拓展。张钦礼等^[83-84]构建 GA_SVM 和 ANN 模型,对矿山充填钻孔使用寿命进行预测,结果表明人工智能模型最大预测相对误差可保持在 10% 以内,平均相对误差约 5%,为充填钻孔寿命分析提供了新思路;在矿山充填设备方面,梁兴国^[85]研究了 TDS 智能干选机在井下排矸充填技术中的应用;崔晓庆等^[86]对矿山充填的智能仪表及智能控制方法进行了初步探索;在矿山充填系统方面,赵望达等^[87]介绍了智能故障诊断、学习控制等智能控制方法,并总结了矿山充填具体应用案例;张吉雄等^[88]系统阐述深部煤矿井下智能化分选及就地充填技术总体框架,详细介绍了目前取得的最新进展;刘晓俊等^[89]介绍了中钢刘塘坊矿业公司尾砂充填智能控制系统的实施和运行情况,为相关应用提供参考。

4 新一代人工智能在矿山充填的发展方向

虽然新一代人工智能方法在矿山充填的研究中,有较好的预测性能和诸多的优势,但要在矿山充填中进一步推广,仍然有一些问题需要探讨和解决,其中

主要包括性能提升、小数据集问题及应用思路扩展 3 个方面。

4.1 性能提升

新一代人工智能方法的预测精度提升一直是矿山充填应用的关键问题。目前,在单一尾砂学习及预测中,人工智能模型的预测误差可以控制在 5% 左右,但基于单一尾砂构建的智能模型无法应用于其他矿山尾砂,因此,多尾砂数据库建立及模型构建是目前新一代人工智能方法在矿山充填应用的趋势。现今多尾砂智能模型的预测精度可达 $R \approx 0.9$,此预测精度虽在绝大多数情况下可以接受(文献中一般认为 $R > 0.8$ 预测精度较好^[90-91]),但特定矿山充填应用环节的精度要求更高,因此新一代人工智能方法的性能提升至关重要。

在人工智能方法的性能提升方面,可以考虑数据集提升及智能方法提升两种途径。数据集提升包括样本质量提升,有效的参数工程 (Feature Engineering) 以及数据集规模扩大等方面。在人工智能方法提升方面,一般从人工智能算法的改进、杂化模型的建立、高效的超参数调整、智能算法的优选等方面进行研究与探索。

4.2 小数据集问题

新一代人工智能方法在矿山充填中的应用极大受限于数据集问题。首先,新一代人工智能方法对数据集样本的规模研究较高。其次,矿山充填领域的数据收集较为复杂。目前,新一代人工智能方法在矿山充填的应用主要基于实验数据集,其实验过程繁琐,人力、财力、物力消耗大,时间成本高,造成数据集一般较小,难以有力证明所构建智能模型的精度,体现其应用前景。但从另一个角度思考,目前国内外针对不同矿山、不同尾砂已经进行了大量实验研究,积累了丰富可靠的实验数据。目前,对已积累数据缺乏统一的梳理与汇总,造成已积累数据利用率低,无法进行深度数据分析与挖掘,影响共性规律的探讨。推进矿山充填方面的国际数据集建设是解决当前小数据集问题的有效途径之一^[27,92]。解决小数据集问题的另一个方法为拓展数据来源,从室内试验数据向多源数据转换。其中,多源数据包括室内试验数据、地下采场-充填体位移及应力监测数据、环管输送的实时监测数据等。

4.3 应用思路扩展

应用思路拓展是新一代人工智能技术在矿山充填中的应用必须考虑的问题。目前,人工智能模型在矿山充填的应用之所以受到怀疑,一方面是因为预测精度,另一方面因为预测的必要性不突出。如预测塌

落度或静态絮凝沉降初始沉降速度,实验并不复杂且周期较短,因此矿山更倾向于进行部分实验研究而非智能模型预测。但动态絮凝沉降、环管输送的压降、屈服应力以及 56 d UCS 等实验,严重依赖实验设备或周期较长,矿山无法通过实验快速测定,是否可以通过人工智能方法提供解决途径?如使用尾砂物化性质、配比方案、结合 3 d UCS,直接对 7 d UCS,28 d UCS 甚至 56 d UCS 进行精准预测,节省实验时间;或通过尾砂物化性质、配比方案及塌落度,对充填料浆的屈服应力和环管压降进行预测分析等。上述研究思路对矿山充填的设计优化更具价值,因此在新一代人工智能的应用方面一定要拓展应用思路,结合矿山实际。另一个推进人工智能方法在矿山充填中的应用思路为推进软件开发。矿山充填从业者缺乏新一代人工智能方法的基础知识及编程技能,无法有效利用所构建智能模型,因此友好的可视化界面及简易的操作方式对人工智能方法的推广至关重要。笔者等^[52]通过大量力学性能数据集,构建充填材料 UCS、屈服强度、杨氏模量及抗拉强度的智能模型,并开发预测软件。

5 智能矿山充填系统构建

新一代人工智能方法在矿山充填中的应用最终目标为构建智能充填系统,实现矿山充填的智能化与现代化,促进矿山充填技术的推广。本节对智能矿山充填系统的概念和主要内容进行简要介绍。

5.1 智能矿山充填系统概念

参照国内外文献及国家各部委(如国家工业和信息化部)对各行业智能系统的定义,笔者对智能矿山充填系统的定义如下:搭载先进的过程监测传感器(位移、应力、环管压降等)、控制器、执行器等装置,融合现代通讯及人工智能技术,推进矿山工况、充填各环节、矿山从业者等智能信息的交换与共享,具备复杂环境感知、智能分析、动态优化决策、协同控制等功能,进而实现矿山充填的安全化、高效化、精细化及智能化,并最终可实现代替专家来决策控制的新一代充填系统。

5.2 智能矿山充填系统主要内容

智能矿山充填系统的构建有赖于以下环节的实现:① 矿山工况及充填各环节的全过程监测及控制;② 矿山工况变化的智能感知与实时反馈;③ 矿山充填各环节影响因素到性能参数的智能替代模型;④ 集成性能预测模型构建;⑤ 多目标、多方案、复杂约束条件下动态、整体优化决策。通过上述环节,智能矿山充填系统可以根据矿山工况变化实时、动态调整

矿山充填设计,实现矿山工况变化、充填优化决策与充填现场实施的闭环协同。

6 结 论

(1) 充填采矿法可从源头上解决采空区采动灾害和矿山废料堆砌两大安全和环境问题,具有巨大的经济、技术和环境优势,已发展为深部开采的主要采矿法之一。

(2) 矿山充填占采矿成本高,严重限制了充填采矿法的推广,新一代人工智能方法的发展为矿山充填带来了新的机遇与挑战。

(3) 目前新一代人工智能技术在矿山充填中的应用以监督式学习为主(ANN,DT,RF,GBT,SVM 为常用监督式算法),非监督式学习(包括 Clustering,GAN 等)在矿山充填中的应用较少。

(4) 新一代人工智能方法在矿山充填中的应用主要受到多源异构数据处理、作用机理复杂以及模型需求难以兼顾的问题,未来的主要发展方向为性能提升、小数据集问题以及应用思路扩展。

(5) 新一代人工智能方法在全尾砂絮凝沉降、强度设计、流变及管道流动、集成设计及多目标优化等方向已有初步探索,面向多尾砂、多环节的智能集成模型构建是当前主要研究方向。

(6) 新一代人工智能方法在矿山充填中的应用最终目标为构建智能充填系统,可以根据矿山工况变化实时、动态调整矿山充填设计,实现矿山工况变化、充填优化决策与充填现场实施的闭环协同。

参考文献(References):

- [1] 古德生,周科平.现代金属矿业的发展主题[J].金属矿山,2012(7):1-8.
GU Desheng,ZHOU Keping. Development theme of the modern metal mining[J]. Metal Mine,2012(7):1-8.
- [2] 李夕兵,周健,王少锋,等.深部固体资源开采评述与探索[J].中国有色金属学报,2017,27(6):1236-1262.
LI Xibing,ZHOU Jian,WANG Shaofeng,et al. Review and practice of deep mining for solid mineral resources[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals,2017,27(6):1236-1262.
- [3] 蔡美峰,薛鼎龙,任奋华.金属矿深部开采现状与发展战略[J].工程科学学报,2019,41(4):417-426.
CAI Meifeng,XUE Dinglong,REN Fenhua. Current status and development strategy of metal mines[J]. Chinese Journal of Engineering,2019,41(4):417-426.
- [4] 何满潮.深部开采工程岩石力学现状及其展望[A].第八次全国岩石力学与工程学术大会论文集[C].北京:科学出版社,2004:88-94.
HE Manchao. Present status and prospect of rock mechanics in deep mining engineering[A]. Proceedings of the eighth National

- Academic Conference on Rock Mechanics and Engineering[C]. Beijing: Science Press, 2004: 88-94.
- [5] 康红普. 深部煤巷锚杆支护技术的研究与实践[J]. 煤矿开采, 2008, 13(1): 1-5.
- KANG Hongpu. Research and practice of bolting support technology in deep coal roadways[J]. Journal of Mining And Strata Control Engineering, 2008, 13(1): 1-5.
- [6] 谢和平. “深部岩体力学与开采理论”研究构想与预期成果展望[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2017, 49(2): 1-16.
- XIE Heping. Research framework and anticipated results of deep rock mechanics and mining theory[J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(2): 1-16.
- [7] 夏长念, 孙学森. 充填采矿法及充填技术的应用现状及发展趋势[J]. 中国矿山工程, 2014, 43(1): 61-64.
- XIA Changnian, SUN Xuesen. Application and developing trend of filled stopes method and backfilling technology[J]. China Mine Engineering, 2014, 43(1): 61-64.
- [8] 李猛, 张吉雄, 黄艳利, 等. 基于固体充填材料压实特性的充实率设计研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2017, 34(6): 1110-1115.
- LI Meng, ZHANG Jixiong, HUANG Yanli, et al. Research on compression ratio design based on compaction properties of solid backfill materials[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2017, 34(6): 1110-1115.
- [9] 高远, 陈庆发, 蒋腾龙. 大新锰矿复杂空区群三维数值模型构建方法及胶结充填治理研究[J]. 黄金科学技术, 2019, 27(6): 851-861.
- GAO Yuan, CHEN Qingfa, JIANG Tenglong. Research on three-dimensional numerical model construction method and cemented backfilling treatment of complex cavities in daxin manganese mine[J]. Gold Science and Technology, 2019, 27(6): 851-861.
- [10] 任伟成, 乔登攀, 甘德清, 等. 尾砂自流充填系统中立式砂仓的研究及应用现状[J]. 中国矿业, 2018, 27(10): 148-151, 173.
- REN Weicheng, QIAO Dengpan, GAN Deqing, et al. The research and application status of vertical tailings silo in tailings gravity backfilling system[J]. China Mine Magazine, 2018, 27(10): 148-151, 173.
- [11] 樊川, 杨小聪, 郭利杰, 等. 充填体包裹下矿岩点柱强度力学性能研究[J]. 有色金属工程, 2019, 9(11): 85-93.
- FAN Chuan, YANG Xiaocong, GUO Lijie, et al. Study on mechanical properties of rock pillars filled with backfill[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2019, 9(11): 85-93.
- [12] 刘浪, 辛杰, 张波, 等. 矿山功能性充填基础理论与应用探索[J]. 煤炭学报, 2018, 43(7): 1811-1820.
- LIU Lang, XIN Jie, ZHANG Bo, et al. Basic theories and applied exploration of functional backfill in mines[J]. Journal of China Coal society, 2018, 43(7): 1811-1820.
- [13] XIE H, SHI W, ISSA R R A, et al. Machine learning of concrete temperature development for quality control of field curing[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2020, 34(5): 04020031.
- [14] 朱川曲, 周泽, 李青锋, 等. 研石充填材料压缩力学特性试验研究[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2015, 30(4): 1-6.
- ZHU Chuanqu, ZHOU Ze, LI Qingfeng, et al. Experimental study on the compression properties of gangue[J]. Journal of Hunan University of Science & Technology(Natural Science Edition), 2015, 30(4): 1-6.
- [15] 杨森, 周冰川, 李迎富, 等. 无巷旁充填切顶卸压沿空留巷矿压显现规律及关键支护技术[J]. 煤矿安全, 2018, 49(8): 222-225, 230.
- YANG Sen, ZHOU Bingchuan, LI Yingfu, et al. Ground pressure laws and key supporting technology of roof cutting and pressure relief without roadside backfilling along gob[J]. Safety in Coal Mines, 2018, 49(8): 222-225, 230.
- [16] 冯国瑞, 任玉琦, 王朋飞, 等. 厚煤层综放沿空留巷巷旁充填体应力分布及变形特征研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2019, 36(6): 1109-1119.
- FENG Guorui, REN Yuqi, WANG Pengfei, et al. Stress distribution and deformation characteristics of roadside backfill body for gob-side entry of fully-mechanized caving in thick coal seam[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2019, 36(6): 1109-1119.
- [17] QI C, FOURIE A. Cemented paste backfill for mineral tailings management: Review and future perspectives[J]. Minerals Engineering, 2019, 144: 106025.
- [18] 吴爱祥, 王勇, 王洪江. 膏体充填技术现状及趋势[J]. 金属矿山, 2016, 45(7): 1-9.
- WU Aixiang, WANG Yong, WANG Hongjiang. Status and prospects of the paste backfill technology[J]. Metal Mine, 2016, 45(7): 1-9.
- [19] 郑娟荣, 孙恒虎. 矿山充填胶凝材料的研究现状及发展趋势[J]. 有色金属(矿山部分), 2000(6): 12-15.
- ZHENG Juanrong, SUN Henghu. The research status and future perspectives of cementitious materials in backfill mining[J]. Nonferrous Metals(Mining Section), 2000(6): 12-15.
- [20] 志刚. 什么是人工智能[J]. 大众科学, 2018(1): 44-45.
- ZHI Gang. What is artificial intelligence[J]. China Public Science, 2018(1): 44-45.
- [21] 翟强, 程洪, 黄瑞, 等. 智能汽车中人工智能算法应用及其安全综述[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(4): 490-498, 510.
- ZHAI Qiang, CHENG Hong, HUANG Rui, et al. A survey: Artificial intelligence and its security in intelligent vehicle[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2020, 49(4): 490-498, 510.
- [22] WILLIAMS E. Environmental effects of information and communications technologies[J]. Nature, 2011, 479(7373): 354-358.
- [23] 丁进良, 杨翠娥, 陈远东, 等. 复杂工业过程智能优化决策系统的现状与展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1931-1943.
- DING Jinliang, YANG Cuie, CHEN Yuandong, et al. Research progress and prospects of intelligent optimization decision making in complex industrial process[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1931-1943.
- [24] 古德生. 智能采矿: 触摸矿业的未来[J]. 矿业装备, 2014(1): 24-26.
- GU Desheng. Intelligent mining: Touch the future of the mining industry[J]. Mining Equipment, 2014(1): 24-26.

- [25] 冯夏庭,刁心宏,王泳嘉. 21 世纪的采矿—智能采矿[A]. 第六届全国采矿学术会议论文集[C]. 威海:中国矿业,1999;3.
FENG Xiating, DIAO Xinhong, WANG Yongjia. Mining in the 21st century-intelligent mining[A]. Proceedings of the 6th National Mining Academic Conference[C]. Weihai: China Mining Magazine, 1999;3.
- [26] 吴立新,汪云甲,丁恩杰,等. 三论数字矿山——借力物联网保障矿山安全与智能采矿[J]. 煤炭学报,2012,37(3):357-365.
WU Lixin, WANG Yunjia, DING Enjie, et al. Thirdly study on digital mine; Serve for mine safety and intellimine with support from IoT[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(3):357-365.
- [27] QI C. Machine-learning aided design for cemented paste backfill [D]. Perth: The University of Western Australia, 2019.
- [28] 谭章禄,桑卉. 基于 ANN 的矿业组合优化方法研究与应用[J]. 中国矿业,1999(6):3-5.
TAN Zhanglu, SANG Hui. An Ann-Based combination optimization method and its application in mining[J]. China Mining Magazine, 1999(6):3-5.
- [29] 肖专文,张奇志,赵文,等. 遗传算法与神经网络协同求解采矿工程中的优化问题[J]. 中国矿业,1998(1):3-5.
XIAO Zhuanwen, ZHANG Qizhi, ZHAO Wen, et al. Solving the optimal problems in mining engineering with a GA-ANN method[J]. China Mining Magazine, 1998(1):3-5.
- [30] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社,2016.
- [31] BREIMAN L. Bagging predictors [J]. Machine Learning, 1996, 24(2):123-140.
- [32] FRIEDMAN J, HASTIE T, TIBSHIRANI R. Additive logistic regression; A statistical view of boosting [J]. The Annals of Statistics, 2000, 28(2):337-407.
- [33] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation; A gradient boosting machine [J]. The Annals of Statistics, 2001, 29(5):1189-1232.
- [34] CONGDON P. Bayesian statistical modelling [J]. West Sussex; Bayesian Statistical Modelling, 2007.
- [35] PEDREGOSA F, VAROQUAUX G, GRAMFORT A, et al. Scikit-learn; Machine learning in python [J]. Journal of machine learning research, 2011, 12(10):2825-2830.
- [36] WU X, KUMAR V, QUINLAN J R, et al. Top 10 algorithms in data mining [J]. Knowledge and information systems, 2008, 14(1):1-37.
- [37] STEINHAUS H. Sur la division des corps matériels en parties [J]. Bulletin L' Académie Polonaise des Science, 1957, 4:801-804.
- [38] 黄韶杰. 基于聚类的煤岩分界图像识别技术研究[D]. 北京:中国矿业大学(北京),2016.
HUANG Shaojie. The coal-rock interface recognition research based on the digital image processing and clustering technology [D]. Beijing: China University of Mining and Technology (Beijing), 2016.
- [39] 马吉宇. 基于聚类分析的我国铁矿资源勘查开发基地划分研究[D]. 北京:中国地质大学(北京),2015.
MA Jiyu. Study on division of china iron ore exploration and development base using cluster analysis [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2015.
- [40] KOHONEN T. Self-organized formation of topologically correct feature maps [J]. Biological Cybernetics, 1982, 43(1):59-69.
- [41] 杨东升,吉明佳,周博文,等. 基于 DGL-GAN 的电力系统暂态稳定评估方法 [J/OL]. 电网技术:1-11 [2021-02-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20201014.1331.002.html>.
YANG Dongsheng, JI Mingjia, ZHOU Bowen, et al. Transient stability assessment of power system based on DGL-GAN [J/OL]. Power System Technology: 1-11 [2021-02-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20201014.1331.002.html>.
- [42] REID D, FOURIE A B. Geotechnical effects of polymer treatment on tailings-state of knowledge review [A]. In: Jewell RJ, Fourie AB, editors. Proceedings of the 21st International Seminar on Paste and Thickened Tailings [C]. Perth: Australian Centre for Geomechanics, 2018:263-276.
- [43] LI L. Generalized solution for mining backfill design [J]. International Journal of Geomechanics, 2014, 14(3):04014006.
- [44] CHEN Q S, ZHANG Q L, FOURIE A, et al. Experimental investigation on the strength characteristics of cement paste backfill in a similar slope model and its mechanism [J]. Construction and Building Materials, 2017, 154:34-43.
- [45] LIU L, FANG Z, QI C, et al. Numerical study on the pipe flow characteristics of the cemented paste backfill slurry considering hydration effects [J]. Powder Technology, 2018, 343:454-464.
- [46] QI C, CHEN Q, DONG X, et al. Pressure drops of fresh cemented paste backfills through coupled test loop experiments and machine learning techniques [J]. Powder Technology, 2020, 361(C):748-758.
- [47] 王洪武,吴爱祥,刘超,等. 五道岭钼矿全尾砂絮凝沉降试验研究 [J]. 昆明理工大学学报(理工版), 2010, 35(2):1-4.
WANG Hongwu, WU Aixiang, LIU Chao, et al. Experimental study on unclassified tailings flocculation and settlement in wudaoling molybdenum mine [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2010, 35(2):1-4.
- [48] 王新民,刘吉祥,陈秋松,等. 超细全尾砂絮凝沉降参数优化模型 [J]. 科技导报, 2014, 32(17):23-28.
WANG Xinmin, LIU Jixiang, CHEN Qiusong, et al. Optimal flocculating sedimentation parameters of unclassified tailings [J]. Science & Technology Review, 2014, 32(17):23-28.
- [49] 张钦礼,陈秋松,王新民,等. 全尾砂絮凝沉降参数 GA-SVM 优化预测模型研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2014, 10(5):24-30.
ZHANG Qinli, CHEN Qiusong, WANG Xinmin, et al. Study on GASVM optimal prediction model on flocculating sedimentation parameter of unclassified tailings [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2014, 10(5):24-30.
- [50] QI C, FOURIE A, CHEN Q, et al. Data-driven modelling of the flocculation process on mineral processing tailings treatment [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 196:505-516.
- [51] QI C, LY H B, CHEN Q, et al. Flocculation-dewatering prediction of fine mineral tailings using a hybrid machine learning approach [J]. Chemosphere, 2020, 244:125450.
- [52] QI C, CHEN Q, FOURIE A, et al. An intelligent modelling framework for mechanical properties of cemented paste backfill [J]. Min-

- erals Engineering, 2018, 123:16-27.
- [53] QI C, FOURIE A, CHEN Q. Neural network and particle swarm optimization for predicting the unconfined compressive strength of cemented paste backfill [J]. Construction and Building Materials, 2018, 159:473-478.
- [54] QI C, FOURIE A, CHEN Q, et al. A strength prediction model using artificial intelligence for recycling waste tailings as cemented paste backfill [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 183:566-578.
- [55] QI C, TANG X, DONG X, et al. Towards intelligent mining for backfill: A genetic programming-based method for strength forecasting of cemented paste backfill [J]. Minerals Engineering, 2019, 133:69-79.
- [56] LU X, ZHOU W, DING X, et al. Ensemble learning regression for estimating unconfined compressive strength of cemented paste backfill [J]. IEEE Access, 2019, 7:72125-72133.
- [57] RANKINE R M, SIVAKUGAN N. Prediction of paste backfill performance using artificial neural networks [A]. Proceedings of the 16th International Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering [C]. Osaka: Geotechnology in Harmony with the Global Environment, 2005:1107-1110.
- [58] OREJARENA L, FALL M. The use of artificial neural networks to predict the effect of sulphate attack on the strength of cemented paste backfill [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2010, 69(4):659-670.
- [59] 刘志祥, 周士霖, 郭永乐. 磷石膏充填体强度 GA-BP 神经网络预测模型 [J]. 矿冶工程, 2011, 31(6):1-5.
LIU Zhixiang, ZHOU Shilin, GUO Yongle. GA-BP neural network prediction model for strength of phosphogypsum backfill [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2011, 31(6):1-5.
- [60] 魏微, 高谦. 改进的 BP 神经网络模型预测充填体强度 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2013, 45(6):90-95.
WEI Wei, GAO Qian. Strength prediction of backbackfilling body based on modified BP neural network [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2013, 45(6):90-95.
- [61] 史秀志, 范玉乾, 尚雪义. 基于 PCA-BP 神经网络模型的充填体强度预测 [J]. 黄金科学技术, 2016, 24(3):64-69.
SHI Xiuzhi, FAN Yuqian, SHANG Xueyi. Strength prediction of backfilling body based on pca and BP neural networks [J]. Gold Science and Technology, 2016, 24(3):64-69.
- [62] 董越, 杨志强, 高谦. 正交试验协同 BP 神经网络模型预测充填体强度 [J]. 材料导报, 2018, 32(6):1032-1036.
DONG Yue, YANG Zhigang, GAO Qian. Strength forecasting of backbackfilling materials by BP neural network model collaborated with orthogonal experiment [J]. Materials Reports, 2018, 32(6):1032-1036.
- [63] SUN Y, LI G, ZHANG J, et al. Development of an ensemble intelligent model for assessing the strength of cemented paste backfill [J]. Advances in Civil Engineering, 2020, 2020:1-6.
- [64] 秦原, 张斌斌, 谢刚. SVM 模型预测充填体强度 [J]. 江西建材, 2020(7):10-12, 14.
QIN Yuan, ZHANG Binbin, XIE Gang. SVM model to predict strength of backfilling of cemented tailings backfill [J]. Jiangxi Building Material, 2020(7):10-12, 14.
- [65] 吴炜, 吉坤, 张朋, 等. 基于 ANN-PSO 模型的充填体强度预测及其工程应用 [J]. 矿业研究与开发, 2020, 40(2):53-57.
WU Wei, JI Kun, ZHANG Peng, et al. Strength prediction of backfilling body based on ANN-PSO model and its engineering application [J]. Mining Research and Development, 2020, 40(2):53-57.
- [66] 张国胜, 陈彦亭, 胡亚军, 等. 基于人工智能神经网络新型充填胶凝材料配比研究 [J]. 矿业研究与开发, 2020, 40(9):143-148.
ZHANG Guosheng, CHEN Yanting, HU Yajun, et al. Research on mixing proportions of a new backbackfilling cementitious material based on artificial intelligence neural network [J]. Mining Research and Development, 2020, 40(9):143-148.
- [67] 张安安, 邓芳明. 基于深度信念网络的磷石膏充填材料强度预测 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20(18):7220-7225.
ZHANG Anan, DENG Fangming. Strength prediction of phosphogypsum backfilling material based on improved deep belief network [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(18):7220-7225.
- [68] QIN X, CUI S, LIU L, et al. Prediction of mechanical strength based on deep learning using the scanning electron image of microscopic cemented paste backfill [J]. Advances in Civil Engineering, 2018, 2018:6245728.
- [69] QIN X, LIU L, WANG P, et al. Microscopic parameter extraction and corresponding strength prediction of cemented paste backfill at different curing times [J]. Advances in Civil Engineering, 2018, 2018:2837571.
- [70] QIU J, GUO Z, LI L, et al. A hybrid artificial intelligence model for predicting the strength of foam-cemented paste backfill [J]. IEEE Access, 2020, 8:84569-84583.
- [71] LI Enming, ZHOU Jian, SHI Xiuzhi, et al. Developing a hybrid model of salp swarm algorithm-based support vector machine to predict the strength of fiber-reinforced cemented paste backfill [J/OL]. Engineering with Computers: 1-22 [2021-02-02]. <https://doi.org/10.1007/s00366-020-01014-x>.
- [72] 张钦礼, 李浩, 刘吉祥, 等. 基于 GA-SVM 模型预测减水剂对充填体强度的影响 [J]. 科技导报, 2015, 33(11):44-48.
ZHANG Qinli, LI Hao, LIU Jixiang, et al. Prediction of water-reducers influence on strength of backfill body using GA-SVM model [J]. Science & Technology Review, 2015, 33(11):44-48.
- [73] 王志会, 吴爱祥, 王洪江. 基于 PSO-BPNN 的充填体围岩界面抗剪强度预测 [J]. 矿业研究与开发, 2020, 40(3):130-134.
WANG Zhihui, WU Aixiang, WANG Hongjiang. Prediction on the interface shear strength of backfill and surrounding rock based on PSO-BPNN Algorithm [J]. Mining Research and Development, 2020, 40(3):130-134.
- [74] 白春红. 基于 SVM 模型的充填体强度与采场稳定性需求智能匹配研究 [J]. 中国矿业, 2019, 28(11):104-108.
BAI Chunhong. Research on intelligent matching of backfill strength and stope stability demand based on SVM model [J]. China Mining Magazine, 2019, 28(11):104-108.
- [75] 周士霖. 深部开采充填体稳定性及与岩体智能匹配研究 [D]. 长沙:中南大学, 2012.

- ZHOU Shilin. Research on stability of backfilling and intelligent matching between backfilling and rock mass in deep mining [D]. Changsha: Central South University, 2012.
- [76] LANG L, SONG K I, LAO D, et al. Rheological properties of cemented tailing backfill and the construction of a prediction Model [J]. Materials (Basel), 2015, 8(5): 2076-2092.
- [77] 张钦礼, 刘伟军, 王新民, 等. 充填膏体流变参数优化预测模型 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(1): 124-130.
ZHANG Qinli, LIU Weijun, WANG Xinmin, et al. Optimal prediction model of backfill paste rheological parameters [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2018, 49(1): 124-130.
- [78] LÜ W, DU X, GUO K. A paste slurry mass prediction numerical model for backbackfilling coal mining [J]. Revista Internacional de Metodos Numericos para Calculo y Diseno en Ingenieria, 2020, 36(2): 1-16.
- [79] QI C, CHEN Q, FOURIE A, et al. Pressure drop in pipe flow of cemented paste backfill: Experimental and modeling study [J]. Powder Technology, 2018, 333: 9-18.
- [80] QI C, CHEN Q, DONG X, et al. Pressure drops of fresh cemented paste backfills through coupled test loop experiments and machine learning techniques [J]. Powder Technology, 2020, 361(C): 748-758.
- [81] 骆正山, 姚梦月, 王小完. 基于 RS-SCA-PPR 的充填管道失效风险预测精度研究 [J]. 有色金属工程, 2020, 10(1): 87-94.
LUO Zhengshan, YAO Mengyue, WANG Xiaowan. Precision of failure risk prediction of backfilling pipeline based on RS-SCA-PPR [J]. Nonferrous Metals Engineering, 2020, 10(1): 87-94.
- [82] QI C, CHEN Q, SONNY Kim S. Integrated and intelligent design framework for cemented paste backfill: A combination of robust machine learning modelling and multi-objective optimization [J]. Minerals Engineering, 2020, 155: 106422.
- [83] 张钦礼, 陈秋松, 胡威, 等. 充填钻孔寿命 SVM 优化预测模型研究 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(2): 536-541.
ZHANG Qinli, CHEN Qiusong, HU Wei, et al. SVM optimal prediction model of backfill drill-hole life [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014, 45(2): 536-541.
- [84] 张钦礼, 程健, 陈秋松, 等. GA-SVM 和神经网络组合模型预测充填钻孔寿命 [J]. 科技导报, 2013, 31(34): 34-38.
ZHANG Qinli, CHENG Jian, CHEN Qiusong, et al. Prediction of backfill drill-hole life based on combined model of GA-SVM and neural network [J]. Science & Technology Review, 2013, 31(34): 34-38.
- [85] 梁兴国. TDS 智能干选机在井下排研充填技术的应用 [J]. 选煤技术, 2020(2): 30-34.
LIANG Xingguo. Application of the technique for underground destoning and stowing using TDS intelligent dry cleanin machine [J]. Coal Preparation Technology, 2020(2): 30-34.
- [86] 崔晓庆, 赵望达. 矿山充填过程的智能仪表及智能控制方法研究 [J]. 电子质量, 2002(9): 49-53.
CUI Xiaoqing, ZHAO Wangda. Intelligent instrument and control method of mine backfilling process [J]. Electronics Quality, 2002(9): 49-53.
- [87] 赵望达, 徐志胜, 鲁五一, 等. 矿山充填过程的智能控制技术与应用研究 [J]. 长沙铁道学院学报, 1999(4): 3-5.
ZHAO Wangda, XU Zhisheng, LU Wuyi, et al. Study of intelligent control technology and its application on the backfilling process in mines [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 1999(4): 3-5.
- [88] 张吉雄, 屠世浩, 曹亦俊, 等. 深部煤矿井下智能化分选及就地充填技术研究进展 [J]. 采矿与安全工程学报, 2020, 37(1): 1-10, 22.
ZHANG Jixiong, TU Shihao, CAO Yijun, et al. Research progress of technologies for intelligent separation and in-situ backfill in deep coal mines in China [J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2020, 37(1): 1-10, 22.
- [89] 刘晓俊, 高连月, 麦强. 新型尾砂充填智能化自动控制系统 [J]. 现代矿业, 2015, 31(6): 190-191, 195.
LIU Xiaojun, GAO Lianyue, MAI Qiang. The intelligent and automatic control system for novel tailings backfill [J]. Modern Mining, 2015, 31(6): 190-191, 195.
- [90] ROY P P, ROY K. On some aspects of variable selection for partial least squares regression models [J]. QSAR & Combinatorial Science, 2008, 27(3): 302-313.
- [91] GOLBRAIKH A, TROPSHA A. Beware of q²! [J]. Journal of Molecular Graphics and Modelling, 2002, 20(4): 269-276.
- [92] QI C C. Big data management in the mining industry [J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2020, 27(2): 131-139.