

5-25-2024

Some reflections on the application of machine learning to research into the theoretical system of mine water prevention and control

YAO Hui

College of Geology and Environment, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; Hebei State Key Laboratory of Mine Disaster Prevention, North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601, China, yaohui103@163.com

YIN Huichao

School of Information Engineering, Institute of Disaster Prevention, Langfang 065201, China

LIANG Manyu

Hebei State Key Laboratory of Mine Disaster Prevention, North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://cge.researchcommons.org/journal>



Part of the [Earth Sciences Commons](#), [Mining Engineering Commons](#), [Oil, Gas, and Energy Commons](#), and the [Sustainability Commons](#)

Recommended Citation

YAO Hui, YIN Huichao, LIANG Manyu, et al. (2024) "Some reflections on the application of machine learning to research into the theoretical system of mine water prevention and control," *Coal Geology & Exploration*: Vol. 52: Iss. 5, Article 12.

DOI: 10.12363/issn.1001-1986.23.10.0641

Available at: <https://cge.researchcommons.org/journal/vol52/iss5/12>

This Hydrogeology, Engineering Geology, Environmental Geology is brought to you for free and open access by Coal Geology & Exploration. It has been accepted for inclusion in Coal Geology & Exploration by an authorized editor of Coal Geology & Exploration. For more information, please contact 380940179@qq.com.

Some reflections on the application of machine learning to research into the theoretical system of mine water prevention and control

Authors

YAO Hui, YIN Huichao, LIANG Manyu, YIN Shangxian, HOU Enke, LIAN Huiqing, XIA Xiangxue, ZHANG Jinfu, and WU Chuanshi



移动阅读

姚辉, 尹慧超, 梁满玉, 等. 机器学习方法在矿井水防治理论体系研究中的应用思考[J]. 煤田地质与勘探, 2024, 52(5): 107-117. doi: 10.12363/issn.1001-1986.23.10.0641

YAO Hui, YIN Huichao, LIANG Manyu, et al. Some reflections on the application of machine learning to research into the theoretical system of mine water prevention and control[J]. Coal Geology & Exploration, 2024, 52(5): 107-117. doi: 10.12363/issn.1001-1986.23.10.0641

机器学习方法在矿井水防治理论体系研究中的应用思考

姚辉^{1,2}, 尹慧超³, 梁满玉², 尹尚先², 侯恩科¹, 连会青^{2,*}, 夏向学², 张金福⁴, 吴传实⁴

(1. 西安科技大学地质与环境学院, 陕西西安 710054; 2. 华北科技学院河北省矿井灾害防治重点实验室, 北京 101601; 3. 防灾科技学院信息工程学院, 河北廊坊 065201; 4. 山西朔州平鲁区国强煤业有限公司, 山西朔州 036012)

摘要: 致灾机理、危险性评价、灾变预测共同构成矿井水防治理论体系基本内容, 其在过去 20 多年里快速发展, 目标是理解矿井水行为特征, 预测演化趋势, 服务矿区水害防治工作。机器学习是大数据时代进行数据分析和挖掘的有力工具。将机器学习应用于矿井水防治理论体系研究, 已得到相对广泛的关注。针对理论体系的 3 项基本内容, 重点讨论了机器学习在各内容建设中的具体应用, 主要包括: 根据不同水害类型分类简述致灾机理研究现状, 指出机器学习应用暂为空白的原因为其不具备做出假设的能力。认为未来致灾机理研究方法依然以传统方法(理论分析、数值模拟、相似模拟等)为主, 机器学习促进地质数据获取与处理, 对机理研究作出贡献; 分析方法优势, 指出机器学习作用于危险性评价的主要方式为非结构化数据的处理及丰富评价方法; 分析基于物理和基于数据的单一预测模式弊端, 论述物理模型与数据驱动相结合的必要性, 相应给出“模型-数据”双驱动预测模式的 3 种实现形式, 并讨论了基于图像的灾变预测方法可行性。随着生产数据及地质数据的丰富, 机器学习方法可推动理论体系研究快速发展, 并为矿井水防治学科系统方法论研究作出贡献。

关键词: 机器学习; 矿井突水; 矿井水防治; 理论体系; 大数据

中图分类号: TD745 文献标志码: A 文章编号: 1001-1986(2024)05-0107-11

Some reflections on the application of machine learning to research into the theoretical system of mine water prevention and control

YAO Hui^{1,2}, YIN Huichao³, LIANG Manyu², YIN Shangxian², HOU Enke¹, LIAN Huiqing^{2,*},
XIA Xiangxue², ZHANG Jinfu⁴, WU Chuanshi⁴

(1. College of Geology and Environment, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Hebei State Key Laboratory of Mine Disaster Prevention, North China Institute of Science and Technology, Beijing 101601, China;
3. School of Information Engineering, Institute of Disaster Prevention, Langfang 065201, China; 4. Shanxi Shuozhou Pinglu District Guoqiang Coal Industry Co., Ltd., Shuozhou 036012, China)

Abstract: The theoretical system of mine water prevention and control encompasses three fundamental aspects: disaster-causing mechanisms, risk evaluation, and disaster prediction. This theoretical system, having undergone rapid development over the past 20 years, aims to gain insights into the behavior characteristics of mine water and predict its evolutionary trend, thus serving the prevention and control of water disasters in mining areas. Applying machine learning, a powerful tool for data analysis and mining in the era of big data, to research into the theoretical system has garnered considerable attention. This study focuses on the specific applications of machine learning to the three fundamental aspects of the theoretical system. Specifically, this study offered a brief introduction to the current status of research on disaster-causing mechanisms based on the classification of varying water disasters, proposing that the application gap of machine learning to the mechanism research is due to its incapacity to make assumptions. This study posited that future re-

收稿日期: 2023-10-15; 接收日期: 2024-04-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(51974126); 河北省自然科学基金重点项目(D2017508099)

第一作者: 姚辉, 1998 年生, 男, 山西运城人, 博士研究生, 从事矿井水害防治工作. E-mail: yaohui103@163.com

*通信作者: 连会青, 1975 年生, 女, 山西忻州人, 博士, 教授, 从事矿井水害防治工作. E-mail: 2366884370@qq.com

search on disaster-causing mechanisms will still primarily rely on conventional methods like theoretical analysis, numerical simulation, and similarity simulation, with machine learning facilitating the acquisition and processing of geologic data. The analysis of method advantages reveals that the application of machine learning to the risk evaluation primarily via processing unstructured data and enriching evaluation methods. For disaster prediction, this study analyzed the drawbacks of prediction modes based merely on physics or data and expounded on the necessity of combining physical models with data-driven approaches. Accordingly, this study presented three methods for achieving the model-data dual-driven prediction mode. Additionally, this study explored the feasibility of image-based disaster prediction methods. With the increasing abundance of production and geologic data, machine learning will accelerate the development of the theoretical system, contributing to research on the systematic methodology for mine water prevention and control.

Keywords: machine learning; mine water inrush; mine water prevention and control; theoretical system; big data

矿井水防治是以地质学为基础,以解决煤矿开采过程中水文及水文地质问题为目标而发展的一门交叉学科,主要涵盖 3 项理论、3 项技术和 7 类工程^[1]。其中“致灾机理、危险性评价、灾变预测”所构成的理论体系在学科发展中扮演着重要角色,不仅是 7 类工程的实施依据,也为 3 项技术提供发展方向。在过去 20 a 内,矿井水防治理论体系快速发展,但始终面临诸多困难,比较典型的有:流固耦合精确本构模型难以建立^[2];危险性评价及灾变预测精度难以满足实际生产需求^[3-5];各部分研究单打独斗,协同作战缺位^[6]。

数字革命的冲击,使研究者开始探索新的研究方法^[7]:通过概率统计模型,从大量水文地质数据及生产数据中提取出高价值信息,挖掘数据模式及规律,解决防治水理论体系中传统难题^[8]。以机器学习为代表的大数据研究方法,应用于矿井防治水问题,并在推进矿井水防治理论体系进步中发挥了一定的作用^[9-12]。实际探索较多,但仍缺乏对机器学习与矿井水防治理论体系融合模式的深入探讨和系统阐述。

基于此,笔者对机器学习在矿井水防治理论体系 3 项基本内容中的作用进行系统总结和分析,探究机器学习与矿井水防治理论体系融合的具体发展方式,以期成为机器学习参与下的矿井水防治理论体系研究提供思路 and 参考。

1 机器学习及理论体系内容概述

1.1 机器学习

人工智能(Artificial Intelligence, AI)被认为是新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力^[13]。机器学习(Machine Learning, ML)是一门通过分析和计算数据来归纳出普遍规律的学科,是实现人工智能的核心方法^[14]。深度学习(Deep Learning, DL)是机器学习领域中一个新的研究方向^[15](图 1)。

机器学习可分为传统浅层机器学习方法和深度学习方法^[16],发展历程如图 2^[16-21]所示。传统浅层机器学习方法需依靠领域特定经验人工设计特征,对复杂流

固耦合过程的表示和泛化能力有限。深度学习通过在模型中添加更复杂、更高级、更细化的分层,实现多源异构数据从低级到高级的特征提取,促进数据背后的知识挖掘^[16-17,22]。

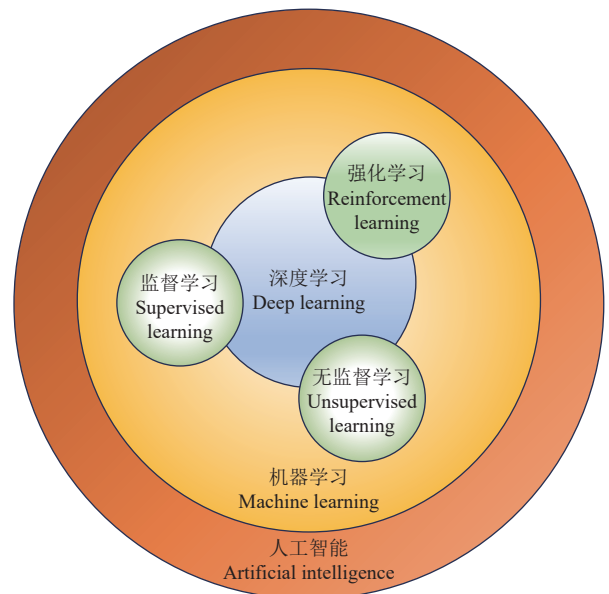


图 1 人工智能、机器学习与深度学习的关系
Fig.1 Relationships among artificial intelligence, machine learning and deep learning

大数据时代背景下,深度学习在解决矿井水学科问题方面的优势越来越明显。可预见的是,随着矿井生产及地质数据的丰富,深度学习所包含的点、所服务的覆盖面会越来越广,但目前煤矿的数据量级离普遍意义的大数据量级(PB)还有很大差距^[23],在处理一些水文地质数据及生产数据时依然要用到浅层机器学习,因此在本文叙述中统一采用涵盖面更广的“机器学习”概念进行阐述。

1.2 理论体系

“致灾机理、危险性评价、灾变预测”三者环环相扣,相互依赖,共同构成矿井水防治理论体系的基本内容。矿井水防治理论体系及其主要研究内容如图 3 所示。

1.2.1 致灾机理

致灾机理,即描述突水灾害发生的原因。煤矿突水

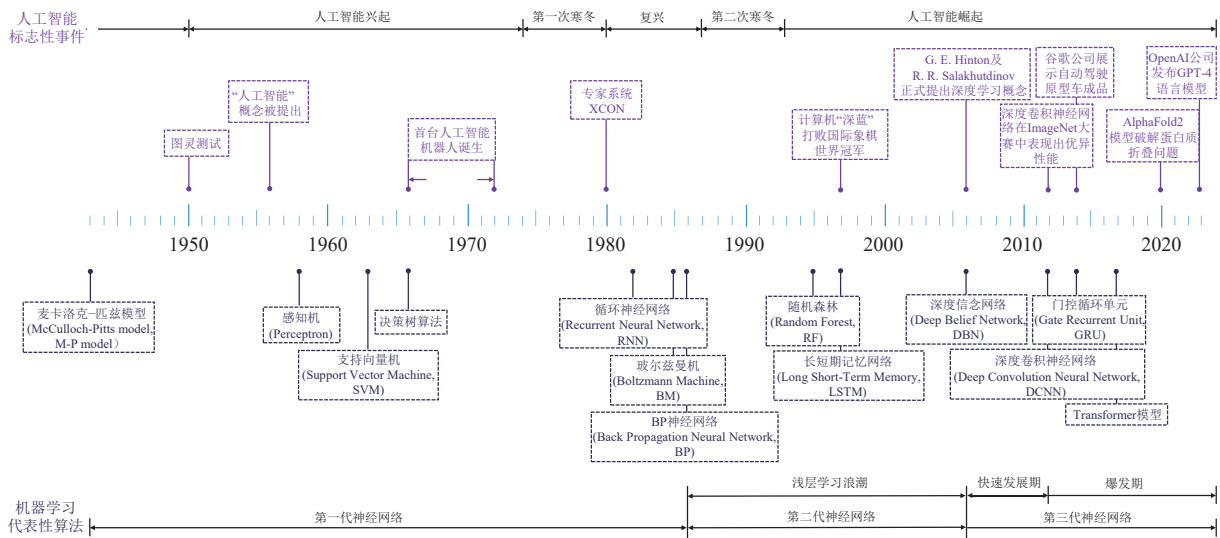


图 2 机器学习发展历程^[16-21]
Fig.2 Developmental history of machine learning^[16-21]

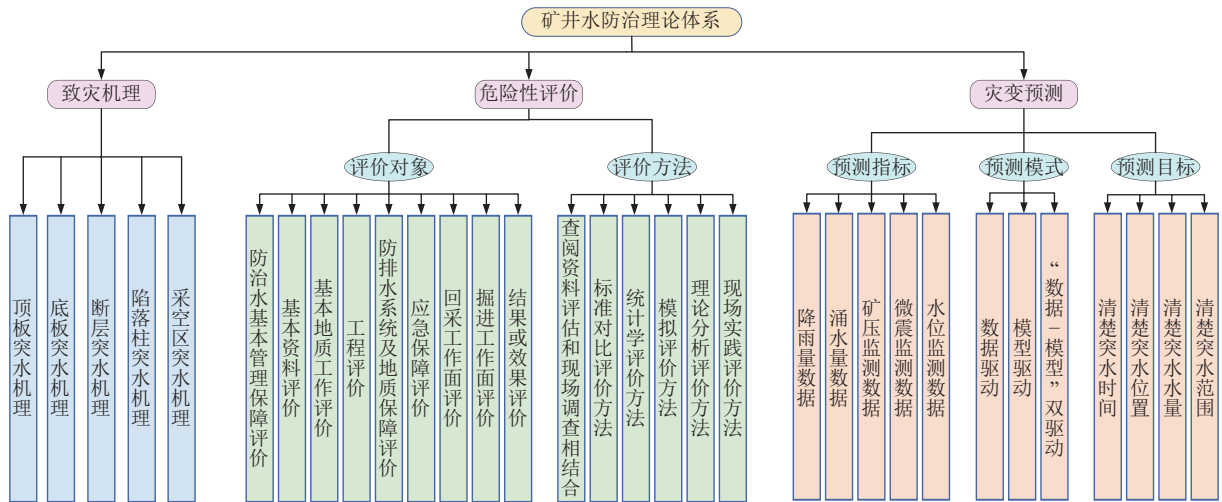


图 3 矿井水防治理论体系及其主要研究内容
Fig.3 Theoretical system of mine water prevention and control and its main research contents

是一种受控于多因素且具有非线性动力特征的水文地质与采矿活动复合的动态现象^[24], 这导致使用具有普适性的精确语言去描述复杂的突水成因并不现实。随着采深加大和下组煤大规模开发, 高地应力、高水温、高水压和高瓦斯应力的“四高”逐渐显现, 突水类型及突水现象呈多样化、复杂化发展^[25], 加大了机理研究工作难度。目前, 针对致灾机理问题的研究手段依然为理论分析、现场监测、数值模拟、相似模拟等, 机器学习方法利用讨论较多, 实际探索暂无。

1.2.2 危险性评价

危险性评价, 即评估煤矿各要素受水害威胁程度, 从防治水角度判断是否存在生产安全隐患, 具备安全生产条件。危险性评价对象广泛, 涵盖了基础地质资料及生产信息评价, 以“矿井充水条件探查、水害隐患预防治理、地质保障”3项技术为基础的技术保障评价及以

“探水、防水、堵水、排水、截水、水情监测”7类工程为基础的工程效果评价^[1]。本文主要论述的是更直接为矿井水防治服务且最为重要的突水危险性评价。

突水危险性评价, 即综合地质信息及生产信息, 对矿区各位置发生水灾的危险程度进行评估。目前研究主要集中在评价指标的精细化选取及评价方法的多样化扩充方面^[26]。

1.2.3 灾变预测

灾变预测, 即实现水灾事故的及时准确预测。目前的研究方法主要基于知识、物理、数据形成^[27]。基于知识的研究方法是通过总结现场大量经验而形成的预测方法, 主观性较强, 更多以专家经验方式作辅助判别。基于物理的研究方法因缺少精确的本构模型导致没有产生精确的解析解, 难以满足实际生产需求。近几年以机器学习为代表的水文数据驱动方式大大促进了基于

数据方法的预测研究,但存在过分忽略基础机理、缺乏实际系统结构和涉及参数物理意义阐述不明的弊病。

2 致灾机理

采矿扰动影响下,非均质各向异性地质体及流动水体耦合致灾成因千差万别,因此机理研究成果丰硕,但认识并不一致^[1]。现根据不同水害类型分类简述如下。

1) 顶板突水

具有代表性的假说有:砌体梁理论^[28]、传递岩梁假说^[29]、“三带”理论^[30]等。近 10 a 内,学者们围绕不同顶板水害类别展开细化研究^[31]。如:吴禄源^[32]以公式推导及相似模拟为研究手段,分析覆岩导水裂隙带发育特征,采用渗流(满足达西定律的渗流微分方程)-裂隙流(等效的渗透系数以及渗流微分控制方程)-涌流(等效的渗透系数以及渗流微分控制方程)3 种流态阶段描述离层水害成因;董书宁等^[33]根据顶板溃水溃砂过程及特征,对传统“三带”理论进行重新划分,将垮落性裂隙带和网络性裂隙带统称为导水沙裂隙带,认为开采条件下导水沙裂隙带波及富水沙层,形成顶板水害。

2) 底板突水

底板突水具有代表性的假说有:“下三带”理论^[34]、“原位张裂”和“零位破坏”理论^[35-36]、递进导升理论^[37-38]等。近 10 a 内,学者们主要围绕深部底板水害展开细化研究^[6]。如:李昂等^[39]运用理论计算、相似模拟及钻孔应变现场实测综合得出大理深高承压采动条件下底板变形形态、破坏特征及最大破坏深度。尹尚先等^[40]明确了深部概念,阐明了奥陶系灰岩水渗透、扩容、压裂、导升经薄灰中转储运形成面状散流的突水机理,并据此提出集合应力、水压、岩石力学性质的突水评价方法。

3) 断层突水

施龙青等^[41]分析了采场底板支撑应力分布特征,并通过公式推导建立断层突水判别式;王壹等^[42]通过相似模拟实验手段认为断层活化引发煤层顶底板突水,并从地层沉降变化、导水裂隙带高度变化等方面分析了断层活化突水的可能性。近 10 a 内,学者们主要通过理论计算、数值模拟等手段促进断层突水机理深化研究^[43-44]。

4) 陷落柱突水机理

具有代表性的假说有:厚壁筒力学模型^[45]、渗水井相似理论^[46]等。近 10 a 内,学者们主要通过数值模拟、公式推导、相似模拟等手段对陷落柱突水机理展开深化研究^[47]。如:张勃阳等^[48-50]通过自行设计的实验系统进行陷落柱破碎岩体渗透性试验,得出陷落柱突水过程中渗透率先减小后增大的结论;李见波等^[51]运用理

论分析、相似模拟和数值模拟综合手段,得出周边渗透区可作为陷落柱突水的重要表征参数,在此基础上求得陷落柱周边渗透区距离公式。

5) 采空区突水

国内外学者通过理论分析及公式推导取得了较多研究成果^[52-53]。近 10 a 内,学者们主要围绕采空区隔水煤柱损伤失稳致灾机理展开研究^[54-56]。

纵观以往致灾机理问题的研究成果,尽管对象多样、说法不一,但研究手段集中为理论分析、实验室实验、相似模拟、数值模拟、现场监测等传统方法,机理研究中运用机器学习方法尚为空白。

笔者认为,出现这种现象的本质原因是机器学习不具备做出假设的能力。自然界数据普遍存在噪声污染,要从一些个例属性中归结出一般规则,需要做出合理科学假设——这通常依赖于研究者的直觉。如牛顿为提出牛顿第二定律,必须忽略因空气阻力存在而造成的数据污染,想象物体在真空中下落。显然机器学习并不具备这样的能力,它只能从已有不完美数据中归纳出一般规律,无法进行主观外推。

由于机器学习方法本身的局限性,预测未来致灾机理研究范式依然将以“假设—预测—检验”为主,研究手段以传统方法(公式推导、数值模拟、相似模拟、实验室实验、现场监测等)为主。但这并不意味着机器学习在致灾机理研究工作中无法产生作用。随钻信号识别^[57]、物探结果反演^[58]、现场数据解译^[59]等,机器学习已被应用于地质数据的获取与处理环节。从更高精度、更广维度的数据中提取地质体及其属性的复杂特征^[27],能够更好地揭示地质体和流体内部相互作用和动态过程,侧面促进机理理解与研究。

3 危险性评价

危险性评价包含 3 个环节:评价指标体系的建立、评价方法的选取及评价结果的展示^[26]。目前机器学习对危险性评价的贡献主要体现在非结构化(指标)数据的处理及丰富评价方法两方面。

3.1 非结构化数据的处理

综合地质、水文及生产信息评价指标,对矿区各位置突水危险性进行判断。其中,一些指标数据,如:涌水量、钻孔水位等,拥有明确的格式和字段,可以被各种算法和工具进行有效的处理,称之为结构化数据;另一些指标数据,如:井下监控画面、微震事件能量云图等,没有预定义的数据模型,无法被直接处理,称之为非结构化数据^[60]。对于难以直接处理的非结构化数据,需要借助机器学习相关算法进行处理^[61]。

文献^[62]可作为机器学习方法处理非结构化数

据(图像)的参考,它将煤矿井下员工不安全行为分为静态、动态和互动不安全行为,并针对不同行为采用不同机器学习算法进行识别处理,实现井下设备、环境、人员不安全行为识别。文献[63]在此基础上详细综述了以机器学习和报警系统为支撑的AI智能分析平台的总体框架。

通过机器学习方法的应用,能够实现非结构化数据的实时解析,解决依靠经验和直觉等因素对煤矿井下环境安全管控的误判问题,提升危险性评价结果准确度。

3.2 丰富评价方法

作为新兴的数据驱动的危险性评价方法,机器学习算法的应用,已成为新的发展趋势^[26]。

赵晨德等^[64]选择含水层水压、单位涌水量、隔水层厚度、隔水层岩体质量、层理面数量、泥岩比、构造复杂程度7个指标,结合模糊可变集理论及实际涌水情况,运用CNN模型对已采区域评价结果进行训练,能够得出未采区域煤层底板突水危险性精细化评价结果。除对机器学习算法本身运用外,部分学者也选择将机器学习算法组合起来,兼顾各算法优点,形成组合模型。施龙青等^[65]将相关机器学习算法有机结合,建立新型底板突水危险性评价模型,该模型能够对评价过程中冗余信息过多、数据尺度不统一、参数选择盲目等缺陷进行适度优化。许更^[66]运用Stacking模型将BP神经网络、支持向量机、随机森林3种机器学习算法进行融合,综合了3种算法的优点,提高了评价结果的准确性。

实践证明,与传统评价方法相比,机器学习能够揭示变量之间复杂的映射关系,直击数据源与突水概率之间的非线性关系,一定程度上缓冲突水机理模糊对突水危险性评价造成的影响,并且机器学习受人为干扰较少,在保证处理速度的前提下也能拥有较高精度的拟合效果,从而提高评价结果准确度^[26]。

伴随着煤矿生产数据、地质数据的增长,以及机器学习方法自身的优化,有理由相信,机器学习及其组合模型将会进一步丰富危险性评价方法集,为危险性评价研究工作作出贡献。

4 灾变预测

4.1 物理模型与数据驱动结合的必要性

以往常用物理模型来解决灾变预测问题^[67-69],但物理模型蕴含很大的不确定性,其来源为^[70-71]:

(1) 模型假设的不确定性。物理机制模型的构建存在理想化的先设条件,这些条件在现实生活中几乎无法达到。

(2) 模型结构的不确定性。物理机制模型对现实世界进行了大量的抽象和简化,这种设定虽然简化了模型

结构,但忽略了研究对象个体间的差异,造成模拟结果失真。

(3) 模型参数的不确定性。突水现象是一种动态过程,涉及参数会随着突水过程呈倍数增长,且参数会随时间变化产生较大变动,但大多数模型将这些参数作为常数对待。

(4) 模型驱动的不确定性。不同的参数组合可能得到相同的模拟效果,造成“异参同效”现象。另外模型驱动也容易引发“蝴蝶效应”,即微小到可以忽略的初值变化可以对结果造成巨大影响,使模型的可预报性显著降低。

机器学习算法的兴起,使依靠数据驱动方式来解决灾变预测问题变得更为普遍,如依靠算法对涌水量^[72]、水位^[73]、微震事件^[74]、矿压数据^[75]等时序性数据进行分析,从而推动灾变预测问题的解决。但这些工作,并未关注突水过程中各因素的依赖性及其相互作用,缺乏实际系统结构及其参数的物理意义,造成预测结果的物理一致性、可解释性、外推能力与泛化能力等较弱。

尽管灾变预测与危险性评价都建立在一定的致灾机理上,都受多种因素综合影响。但有明显区别的是,危险性评价工作是对整个系统危险系数的计算,强调影响因素的量化耦合;灾变预测工作是对因素影响下系统状态的推演与预测,强调影响因素的时序特征及相互作用关系,注重各参与单元的链式反应。

因此,笔者认为,灾变预测工作要比危险性评价工作对致灾机理的依赖程度更深,这也决定了单一的物理模型或数据驱动都不足以提供矿井水灾灾变预测的完整图景,为实现准确率更高、解释性更强的预测目标,必须要着力探索物理模型与数据驱动相结合的预测模式。

4.2 “模型-数据”双驱动的预测模式实现形式

利用地质及水文单元中蕴含的规律和模式,约束机器学习过程,构建物理导引的机器学习模型,获得物理解释性较强的矿井水灾灾变预测结果,是机器学习参与矿井水灾灾变预测研究的前沿挑战。

目前,“模型-数据”双驱动的预测模式实现形式主要有以下3种(3种途径可有效结合)^[76-78]。

(1) 在训练样本中引入物理约束。利用物理规律对原始训练样本进行物理一致性约束,将物理模型模拟结果作为机器学习新的特征向量或训练样本使用^[79]。Wang Kun等^[80]运用数值模拟产生数据作为训练集在实验室实验中预测断层滑动,利用机器学习从数值模拟中学习声发射在断层滑动历史中的映射,从而产生实验室断层滑移的准确预测。Wu Haiyi等^[81]为了预测二维多孔介质的有效扩散率,重建研究介质孔隙结构并将其

表示为图像,通过晶格玻尔兹曼(Lattice Boltzmann Method)模拟计算出其有效扩散率,将生成数据作为训练集用于训练卷积神经网络并评估其性能。结果表明:优化模型在具有真实拓扑结构、孔隙度变化较大(0.28~0.98)和有效扩散率跨越一个数量级以上的多孔介质上表现良好,优化模型提供了比经验方程更好的预测效果,尤其是对小扩散率的多孔结构表现更为优异。在训练样本中引入物理约束,能够保证预测数据的连续性和一致性,但数据中隐藏的物理规律难以被提取形成显性知识。并且对于多参数的机器学习模型,为了尽可能缩小偏差,通常需要大量数据进行训练,使训练成本过于昂贵。

(2) 在机器学习网络架构中引入物理约束。通过更改机器学习模型中结构及结构参数,使机器学习模型中连接节点及参数设置更符合现有物理科学知识,从而保证潜藏变量之间的物理依赖关系得到满足^[82]。Y. D. Hsiao 等^[83]将动态模拟产生的大量数据作为训练集,然后通过有限数量的真实工厂数据对模型结构参数进行调整来保证模型具有正确的领域知识,得到更好的预测结果。J. R. Mianroodi 等^[84]结合材料力学特性,将机器学习模型整体框架分为收缩和扩张两部分,在此基础上,选择更大的核大小以产生更准确的参数估计,并用可分离的卷积层取代传统的卷积层以匹配图像不同通道之间的高相关性,所构建的模型被证明适合再现不同几何形状的非均匀非线性材料的应力分布。在机器学习网络架构中引入物理约束,是严格满足底层约束的双驱动方式,但需要相对准确的先验知识。

(3) 在机器学习算法中引入物理约束。通过准则及优化算法的设置,如损失函数的惩罚项,调整模型训练轨迹,使模型向遵循基本物理规律的解发展,以产生近似满足物理约束的预测结果^[85]。He Qizhi 等^[86]通过界定深度学习中最小化损失函数时的地下水运输过程参数,如电导率、水头值等在合理范围内来模拟地下水运输的对流扩散问题,结果表明:在机器学习算法中引入物理约束比标准的数据驱动模拟结果更为精确,在数据较为稀疏时这种差异会更加明显。P. Borate 等^[87]通过考虑超声波的物理特性,并将其编码进深度学习的损失函数中来预测实验室地震,设计的新算法框架融合了两个物理约束,描述了断层与周围环境的弹性耦合以及摩擦界面上的超声波传输。结果表明:结合简化的物理定律,能够提高机器学习模型的性能。

通过物理模型与机器学习的融合,既可以解决物理模型无法有效利用数据来推断模型中未知参数及过程的问题,又可以对机器学习预测方法可解释性差、物理一致性弱等固有缺点进行优化^[76],从而对地质体及流体耦合复杂系统的状态进行更加真实的模拟与预测,具

有较大的发展价值。

4.3 基于图像的灾变预测讨论

得益于机器学习的快速发展及井下监测设备的广泛覆盖,除了对监测数据及环境数据进行处理外,目前还涌现出利用图像识别手段对矿井水灾灾变进行预测的构想。

图像识别技术在生活应用中已十分成熟,但与矿井水防治相关方面结合仍处于探索阶段。因此,本文在此加以讨论。

笔者认为,目前利用图像识别进行矿井水灾灾变预测的条件仍不够成熟,这种不成熟并非来自于机器学习算法,而是要归因于矿井水问题研究的特殊性。

这种不成熟体现在:

(1) 真实训练样本匮乏。图像识别需要大量的图像样本作为训练基础,其中需要包含突水发生时的瞬态图像。目前在水害发生第一现场的原始图像记录非常匮乏,样本数量及质量都远不能满足训练要求,而相似模拟或实验室实验无法精准刻画井下复杂地质环境及井下突水复杂过程。没有足质足量的训练样本支持,图像识别与水灾灾变预测的结合缺乏基础。

(2) 过程信息不透明。图像识别需要依靠不同图像间各像素点属性差异做出判断,如基于图像识别的火灾监测方法就是基于像素灰度值差异分割区域,进而通过阈值设置、差分等划分出火焰区域^[88]。矿井水灾的特殊性在于它的形成过程完全是在地下完成,并且来势凶猛。等发展为可检测到的迹象时,就已形成它的反应结果——“突水”。能加以利用的信息,也只有突水发生前一段时间内巷道环境的间接变化。

传统的地面灾害监测可以关注到整个反应过程中的直接信息。如卧室内发生火灾,传统地面灾害监测更像是人员身处卧室,人员可以在“发现火苗—火势变大—形成灾害”整个过程中提取出有用信息迅速做出判断,而矿井水灾预测更像是人员站在卧室外,等火势发展到足够大时,人员才可以根据墙壁发烫、冒浓烟、有爆炸声响等特征做出判断,做出逃生选择,这样的判别条件,使判别过程更为困难。

(3) 判别标准不明确。图像识别目标检测需要有明确的标准,目前煤矿突水征兆,如工作面气温降低、煤壁挂汗、井下滴水等,基本都为生产经验总结,并无明确判定标准。人脸识别^[89-90]、车辆监测^[91]、路面破损检测^[92]等,这些已经成功大规模应用的图像识别技术,本质上还是对人眼识别的一种替代,实现解放人力资源的需求。但即使是经验丰富的防治水专家,也很难根据巷道内环境变化做出准确判断,判别标准的量化及普适化则更为困难。

不可否认,基于图像的矿井水灾变预测方法拥有较为广阔的发展前景。如果能将图像识别技术与水灾灾害预测结合起来,不仅能进一步提升预测的准确度与说服力,而且也将大大提升方法的先进性,实现井下环境实时监测预警,节省大量的人力资源。未来,随着矿井水防治基础理论及工程措施发展进步,基于图像的灾变预测方法也将有所突破。

5 结论

(1) 机器学习方法运用在致灾机理研究中暂为空白的本质原因为其不具备做出假设的能力。未来致灾机理研究范式依然将以“假设-预测-检验”为主,研究手段以传统方法为主。机器学习促进地质数据获取与处理,对机理研究作出贡献。

(2) 提出机器学习作用于危险性评价的主要方式为非结构化数据的处理及丰富评价方法。与传统评价方法相比,机器学习方法对多因素参与的突水过程有更好的处理速度及预测性能,拥有相对广泛的发展前景。

(3) 基于物理或基于数据的单一预测方式都不足以提供矿井水灾变预测的完整图景,为此,将两者结合,形成“模型-数据”双驱动的预测模式,获得物理解释性较强的矿井水灾变预测结果,是机器学习参与矿井水灾变预测研究的前沿挑战。基于图像的灾变预测模式拥有不错的发展潜力,但相关思路和技术仍有待探索。

(4) 数据是开展机器学习研究的基础。需要给定足够的数据来覆盖学习任务的输入域,需要给定足量的数据来满足目标精度的解产生。因此,相比于不断改进机器学习模型里的“黑盒子”,更为迫切的是提高对地质体模型这一“黑盒子”的认识,获得更多数量、更全类型、更高质量的可利用数据。为此,研发清晰表达“三维地质透明体”及其属性(应力场、流场、温度场)等多属性的探测技术装备,将是未来攻关重点。

参考文献(References)

- [1] 尹尚先,徐斌,尹慧超,等. 矿井水防治学科基本架构及内涵[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(7): 24-35.
YIN Shangxian, XU Bin, YIN Huichao, et al. Basic structure and connotation of mine water prevention and control discipline[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(7): 24-35.
- [2] 尹尚先. 煤矿水害防治基础科学发展思考[J]. 煤炭工程, 2016, 48(增刊2): 96-100.
YIN Shangxian. Thoughts of basic science development on mine water control and prevention[J]. Coal Engineering, 2016, 48(Sup.2): 96-100.
- [3] 姚辉,尹尚先,徐维,等. 基于组合赋权的加权秩和比法的底板突水危险性评价[J]. 煤田地质与勘探, 2022, 50(6): 132-137.
YAO Hui, YIN Shangxian, XU Wei, et al. Risk assessment of floor water inrush by weighted rank sum ratio based on combination weighting[J]. Coal Geology & Exploration, 2022, 50(6): 132-137.
- [4] 尹尚先,徐维,尹慧超,等. 深部开采底板厚隔水层突水危险性评价方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(1): 83-89.
YIN Shangxian, XU Wei, YIN Huichao, et al. Study on risk assessment method of water inrush from thick floor aquifuge in deep mining[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(1): 83-89.
- [5] 梁满玉,尹尚先,姚辉,等. 基于DRN-BiLSTM模型的矿井涌水量预测[J]. 煤矿安全, 2023, 54(5): 56-62.
LIANG Manyu, YIN Shangxian, YAO Hui, et al. Mine water inflow prediction based on DRN-BiLSTM model[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(5): 56-62.
- [6] 尹尚先,连会青,徐斌,等. 深部带压开采: 传承与创新[J]. 煤田地质与勘探, 2021, 49(1): 170-181.
YIN Shangxian, LIAN Huiqing, XU Bin, et al. Deep mining under safe water pressure of aquifer: Inheritance and innovation[J]. Coal Geology & Exploration, 2021, 49(1): 170-181.
- [7] 钟义信. “范式变革”引领与“信息转换”担纲: 机制主义通用人工智能的理论精髓[J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 615-622.
ZHONG Yixin. Leading of paradigm shift and undertaking of information conversion: Theoretical essence of mechanism-based general AI[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(3): 615-622.
- [8] 郭华东,王力哲,陈方,等. 科学大数据与数字地球[J]. 科学通报, 2014, 59(12): 1047-1054.
GUO Huadong, WANG Lizhe, CHEN Fang, et al. Scientific big data and digital Earth[J]. Chinese Science Bulletin, 2014, 59(12): 1047-1054.
- [9] 赵颖旺,武强,王潇,等. 基于人工智能的矿井水害灾情研判及预测研究[J]. 中国矿业大学学报, 2023, 52(1): 10-19.
ZHAO Yingwang, WU Qiang, WANG Xiao, et al. The research on mine water disaster situation discrimination and prediction based on artificial intelligence[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2023, 52(1): 10-19.
- [10] 董书宁. 人工智能技术在煤矿水害防治智能化发展中的应用[J]. 煤矿安全, 2023, 54(5): 1-12.
DONG Shuning. Application of artificial intelligence technology in intelligent development of coal mine water disaster prevention and control[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(5): 1-12.
- [11] 邵良杉,庞志晴. 基于MIV-IPFA-ELM的矿井突水水源识别模型[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2023, 42(4): 404-411.
SHAO Liangshan, PANG Zhiqing. Mine water inrush source identification model based on MIV-IPFA-ELM[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2023, 42(4): 404-411.
- [12] 邱梅,许高瑞,宋光耀,等. PCA-WNN模型在导水裂隙带高度预测中的应用研究[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2023, 42(6): 27-36.
QIU Mei, XU Gaorui, SONG Guangyao, et al. Research on application of PCA-WNN model in predicting the development height of water-flowing fractured zones[J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2023, 42(6): 27-36.
- [13] 刘涛雄,刘骏. 人工智能、机器人与经济发展研究进展综述[J].

- 经济社会体制比较, 2018(6): 172-178.
- LIU Taoxiong, LIU Jun. A literature review on artificial intelligence, robotics and economic development[J]. *Comparative Economic & Social Systems*, 2018(6): 172-178.
- [14] 岳中文, 闫逸飞, 王煦, 等. 基于随钻数据的岩性识别机器学习算法研究进展[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(10): 4044-4057.
- YUE Zhongwen, YAN Yifei, WANG Xu, et al. Research progress of machine learning algorithm for lithology identification based on data while drilling[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(10): 4044-4057.
- [15] 柴浩轩, 金曦, 许驰, 等. 面向工业物联网的 5G 机器学习研究综述[J]. *信息与控制*, 2023, 52(3): 257-276.
- CHAI Haoxuan, JIN Xi, XU Chi, et al. Review of machine learning-based 5G for industrial Internet of Things[J]. *Information and Control*, 2023, 52(3): 257-276.
- [16] 马世龙, 乌尼日其其格, 李小平. 大数据与深度学习综述[J]. *智能系统学报*, 2016, 11(6): 728-742.
- MA Shilong, WUNIRI Qiqige, LI Xiaoping. Deep learning with big data: state of the art and development[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2016, 11(6): 728-742.
- [17] 张荣, 李伟平, 莫同. 深度学习研究综述[J]. *信息与控制*, 2018, 47(4): 385-397.
- ZHANG Rong, LI Weiping, MO Tong. Review of deep learning[J]. *Information and Control*, 2018, 47(4): 385-397.
- [18] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机学报*, 2017, 40(6): 1229-1251.
- ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [19] 崔雍浩, 商聪, 陈懿奇, 等. 人工智能综述: AI 的发展[J]. *无线电通信技术*, 2019, 45(3): 225-231.
- CUI Yonghao, SHANG Cong, CHEN Siqi, et al. Overview of AI: Developments of AI techniques[J]. *Radio Communications Technology*, 2019, 45(3): 225-231.
- [20] HINTON. G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [21] 侯宇青阳, 全吉成, 王宏伟. 深度学习发展综述[J]. *舰船电子工程*, 2017, 37(4): 5-9.
- HOU Yuqingyang, QUAN Jicheng, WANG Hongwei. Review of deep learning development[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2017, 37(4): 5-9.
- [22] 陈结, 高靖宽, 蒲源源, 等. 冲击地压预测预警的机器学习方法[J]. *采矿与岩层控制工程学报*, 2021, 3(1): 57-68.
- CHEN Jie, GAO Jingkuan, PU Yuanyuan, et al. Machine learning method for predicting and warning of rockbursts[J]. *Journal of Mining and Strata Control Engineering*, 2021, 3(1): 57-68.
- [23] 王国法, 刘峰, 孟祥军, 等. 煤矿智能化(初级阶段)研究与实践[J]. *煤炭科学技术*, 2019, 47(8): 1-36.
- WANG Guofa, LIU Feng, MENG Xiangjun, et al. Research and practice on intelligent coal mine construction (primary stage)[J]. *Coal Science and Technology*, 2019, 47(8): 1-36.
- [24] 左人宇, 龚晓南, 桂和荣. 多因素影响下煤层底板变形破坏规律研究[J]. *东北煤炭技术*, 1999(5): 3-7.
- ZUO Renyu, GONG Xiaonan, GUI Herong. Research of the coal seam floor's strain and fracture regularity influenced by several facts[J]. *Coal Technology of Northeast China*, 1999(5): 3-7.
- [25] 武强. 我国矿井水防控与资源化利用的研究进展、问题和展望[J]. *煤炭学报*, 2014, 39(5): 795-805.
- WU Qiang. Progress, problems and prospects of prevention and control technology of mine water and reutilization in China[J]. *Journal of China Coal Society*, 2014, 39(5): 795-805.
- [26] 姚辉, 尹慧超, 尹尚先, 等. 底板突水危险性评价研究进展[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(增刊 2): 1-9.
- YAO Hui, YIN Huichao, YIN Shangxian, et al. Developing of the evaluation of water inrush risk from coal seam floor[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(Sup.2): 1-9.
- [27] 尹尚先, 王玉国, 李文生. 矿井水灾害: 原因·对策·出路[J]. *煤田地质与勘探*, 2023, 51(1): 214-221.
- YIN Shangxian, WANG Yuguo, LI Wensheng. Cause, countermeasures and solutions of water hazards in coal mines in China[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(1): 214-221.
- [28] 钱鸣高, 缪协兴, 何富连. 采场“砌体梁”结构的关键块分析[J]. *煤炭学报*, 1994, 19(6): 557-563.
- QIAN Minggao, MIAO Xiexing, HE Fulian. Analysis of key block in the structure of voussoir beam in longwall mining[J]. *Journal of China Coal Society*, 1994, 19(6): 557-563.
- [29] 宋振骥, 蒋金泉. 煤矿岩层控制的研究重点与方向[J]. *岩石力学与工程学报*, 1996, 15(2): 128-134.
- SONG Zhenqi, JIANG Jinquan. Research emphasis and direction of strata control in coal mine[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 1996, 15(2): 128-134.
- [30] 煤炭科学研究院北京开采研究所. 煤矿地表移动与覆岩破坏规律及其应用[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1981.
- [31] 曾一凡, 朱慧聪, 武强, 等. 我国煤层顶板水害研究现状与防控路径[J/OL]. *煤炭学报*, 2024, [2024-04-25]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2024.0039>.
- ZENG Yifan, ZHU Huicong, WU Qiang, et al. Research status and prevention and control path of coal seam roof water disaster in China[J/OL]. *Journal of China Coal Society*, 2024, [2024-04-25]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2024.0039>.
- [32] 吴禄源. 煤层覆岩离层突水灾害演变机理研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
- WU Luyuan. Study on evolution mechanism of bed separation space water inrush in the overburden of coal seam[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.
- [33] 董书宁, 樊敏, 郭小铭, 等. 陕西省煤矿典型水灾隐患特征及治理技术[J]. *煤炭学报*, 2024, 49(2): 902-916.
- DONG Shuning, FAN Min, GUO Xiaoming, et al. Characteristics and prevention and control techniques of typical water hazards in coal mines in Shaanxi province[J]. *Journal of China Coal Society*, 2024, 49(2): 902-916.
- [34] 李白英. 预防矿井底板突水的“下三带”理论及其发展与应用[J]. *山东矿业学院学报(自然科学版)*, 1999, 18(4): 11-18.
- LI Baiying. “Down Three Zones” in the Prediction of the water inrush from Coalbed Floor Aquifer theory, Development and Application[J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science)*, 1999, 18(4): 11-18.

- [35] 王作宇, 刘鸿泉, 王培彝, 等. 承压水上采煤学科理论与实践[J]. *煤炭学报*, 1994, 19(1): 40–48.
WANG Zuoyu, LIU Hongquan, WANG Peiyi, et al. Theory and practice of coal mining discipline on confined water[J]. *Journal of China Coal Society*, 1994, 19(1): 40–48.
- [36] 钱鸣高, 缪协兴, 黎良杰. 采场底板岩层破断规律的理论研究[J]. *岩土工程学报*, 1995, 17(6): 55–62.
QIAN Minggao, MIAO Xiexing, LI Liangjie. Mechanism for the fracure behaviours of main floor in longwall mining[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 1995, 17(6): 55–62.
- [37] 王进尚. 煤层底板破坏与递进导升协同突水致灾机理研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2021.
WANG Jinshang. Study on mechanism of collaborative water inrush caused by floor failure and water progressive up intrusion along hidden faults or fractures[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2021.
- [38] 王经明. 承压水沿煤层底板递进导升突水机理的模拟与观测[J]. *岩土工程学报*, 1999, 21(5): 546–549.
WANG Jingming. In situ measurement and physical analogue on water inrush from coal floor induced by progressive intrusion of artesian water into protective aquiclude[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 1999, 21(5): 546–549.
- [39] 李昂, 周永根, 杨宇轩, 等. 大理深高承压水双层结构底板破坏机理及应用研究[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(10): 207–219.
LI Ang, ZHOU Yonggen, YANG Yuxuan, et al. Study on failure mechanism and application of double-layer structure floor with large buried depth and high confined water[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(10): 207–219.
- [40] 尹尚先, 王屹, 尹慧超, 等. 深部底板奥灰薄灰突水机理及全时空防治技术[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(5): 1855–1864.
YIN Shangxian, WANG Yi, YIN Huichao, et al. Mechanism and full-time-space prevention and control technology of water inrush from Ordovician and thin limestone in deep mines[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(5): 1855–1864.
- [41] 施龙青, 曲有刚, 徐望国. 采场底板断层突水判别方法[J]. *矿山压力与顶板管理*, 2000, 17(2): 49–51.
SHI Longqing, QU Yougang, XU Wangguo. Method to determine water inrush from a fault in floor[J]. *Ground Pressure and Strata Control*, 2000, 17(2): 49–51.
- [42] 王壹, 杨伟峰, 李明, 等. 采动断层活化引发突水机理研究[J]. *煤炭工程*, 2011(8): 90–92.
WANG Yi, YANG Weifeng, LI Ming, et al. Study on mechanism of water inrush occurred by mining fault activation[J]. *Coal Engineering*, 2011(8): 90–92.
- [43] 张培森, 颜伟, 张文泉, 等. 固液耦合模式下含断层缺陷煤层回采诱发底板损伤及断层活化突水机制研究[J]. *岩土工程学报*, 2016, 38(5): 877–889.
ZHANG Peisen, YAN Wei, ZHANG Wenquan, et al. Mechanism of water inrush due to damage of floor and fault activation induced by mining coal seam with fault defects under fluid-solid coupling mode[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2016, 38(5): 877–889.
- [44] 石瑞明. 断层失稳诱发煤矿冲击地压的力学机制研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2022.
SHI Ruiming. Study on the mechanical mechanism of coal burst induced by fault instability[D]. Beijing: China University of Mining and Technology (Beijing), 2022.
- [45] 尹尚先, 王尚旭, 武强. 陷落柱突水模式及理论判据[J]. *岩石力学与工程学报*, 2004, 23(6): 964–968.
YIN Shangxian, WANG Shangxu, WU Qiang. Water inrush patterns and theoretic criteria of karstic collapse columns[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2004, 23(6): 964–968.
- [46] 王家臣, 李见波. 预测陷落柱突水灾害的物理模型及理论判据[J]. *北京科技大学学报*, 2010, 32(10): 1243–1247.
WANG Jiachen, LI Jianbo. Physical model and theoretic criterion of the forecast of water inrush caused by collapse columns[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2010, 32(10): 1243–1247.
- [47] 尹尚先, 连会青, 刘德民, 等. 华北型煤田岩溶陷落柱研究 70 年: 成因·机理·防治[J]. *煤炭科学技术*, 2019, 47(11): 1–29.
YIN Shangxian, LIAN Huiqing, LIU Demin, et al. 70 years of investigation on karst collapse column in North China coalfield: Cause of origin, mechanism and prevention[J]. *Coal Science and Technology*, 2019, 47(11): 1–29.
- [48] 张勃阳, 白海波, 张凯. 类陷落柱介质渗流突变机制试验研究[J]. *岩土力学*, 2016, 37(3): 745–752.
ZHANG Boyang, BAI Haibo, ZHANG Kai. Experimental research on seepage mutation mechanism of collapse column medium[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2016, 37(3): 745–752.
- [49] 张勃阳, 白海波, 张凯. 采动影响下陷落柱的滞后突水机理研究[J]. *中国矿业大学学报*, 2016, 45(3): 447–454.
ZHANG Boyang, BAI Haibo, ZHANG Kai. Study on the mechanism of delayed water inrush of collapse column under the influence of mining[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2016, 45(3): 447–454.
- [50] 张勃阳, 白海波, 张凯. 陷落柱填隙物全应力-应变过程的渗流特性研究[J]. *采矿与安全工程学报*, 2016, 33(4): 734–740.
ZHANG Boyang, BAI Haibo, ZHANG Kai. Research on permeability characteristics of karst collapse column fillings in complete stress-strain process[J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2016, 33(4): 734–740.
- [51] 李见波, 许延春. 承压水渗流条件下预防陷落柱突水力学模型及应用[J]. *中国矿业大学学报*, 2016, 45(2): 217–224.
LI Jianbo, XU Yanchun. Mechanical model of the collapse column water inrush prevention considering the confined water seepage and its application[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2016, 45(2): 217–224.
- [52] 罗立平. 矿井老空水形成机制与防水煤柱留设研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2010.
LUO Liping. Research on the form mechanism of goaf water and its waterproof coal pillar dimension problem in coal mine[D]. Beijing: China University of Mining and Technology (Beijing), 2010.
- [53] 窦林名, 贺虎. 煤矿覆岩空间结构 OX-F-T 演化规律研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2012, 21(3): 453–460.
DOU Linming, HE Hu. Study of OX-F-T spatial structure evolution of overlying strata in coal mines[J]. *Chinese Journal of Rock*

- Mechanics and Engineering*, 2012, 21(3): 453–460.
- [54] 罗斌. 积水采空区围岩(煤)导水通道形成机理研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
LUO Bin. Reseach on the mechanism of water-conducted fractures in rock and coal near the goafs[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [55] 钱瑞鹏. 掘巷影响下积水采空区隔水煤体损伤破坏规律及失稳致灾机理研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2022.
QIAN RuiPeng. Study on failure and disaster mechanism of water-resisting coal mass under influence of roadway excavation[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2022.
- [56] 胡绞脐, 胡耀青. 老空区边界防水煤(岩)柱留设的研究[J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(2): 178–182.
HU Jiaoqi, HU Yaoqing. Study on the boundary waterproof coal (rock) pillar of old goaf[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2016, 47(2): 178–182.
- [57] 杨金显, 王小康, 仝小森. 基于 LMD-SNN 的随钻异常振动识别[J]. 传感技术学报, 2021, 34(8): 1102–1108.
YANG Jinxian, WANG Xiaokang, TONG Xiaosen. Identification of abnormal vibration while drilling based on LMD-SNN[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 34(8): 1102–1108.
- [58] 程久龙, 焦俊俊, 陈志, 等. 钻孔瞬变电磁法扫描探测 RCQPSO-LMO 组合算法 2.5D 反演[J]. 地球物理学报, 2024, 67(2): 781–792.
CHENG Jiulong, JIAO Junjun, CHEN Zhi, et al. 2.5D inversion of borehole transient electromagnetic method with scanning detection based on RCQPSO-LMO combined algorithm[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2024, 67(2): 781–792.
- [59] 李苍柏, 肖克炎, 李楠, 等. 支持向量机、随机森林和神经网络机器学习算法在地球化学异常信息提取中的对比研究[J]. 地球学报, 2020, 41(2): 309–319.
LI Cangbai, XIAO Keyan, LI Nan, et al. A comparative study of support vector mechanine, random forest and artificial neural network machine learning algorithms in geochemical anomaly information extraction[J]. Acta Geoscientica Sinica, 2020, 41(2): 309–319.
- [60] 安然, 储继华, 洪先锋. 面向非结构化数据的情报分析方法体系框架研究[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(2): 143–150.
AN Ran, CHU Jihua HONG, Xianfeng. The method framework for unstructured data driven information analysis[J]. Information Studies: Theory & Application, 2024, 47(2): 143–150.
- [61] 吴冲龙, 刘刚, 张夏林, 等. 地质科学大数据及其利用的若干问题探讨[J]. 科学通报, 2016, 61(16): 1797–1807.
WU Conglong, LIU Gang, ZHANG Xialin, et al. Discussion on geological science big data and its application[J]. Chinese Science Bulletin, 2016, 61(16): 1797–1807.
- [62] 刘浩, 刘海滨, 孙宇, 等. 煤矿井下员工不安全行为智能识别系统[J]. 煤炭学报, 2021, 46(增刊 2): 1159–1169.
LIU Hao, LIU Haibin, SUN Yu, et al. Intelligent identification system of unsafe behavior of employees in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(Sup.2): 1159–1169.
- [63] 沈铭华, 马昆, 杨洋, 等. AI 智能视频识别技术在煤矿智慧矿山中的应用[J]. 煤炭工程, 2023, 55(4): 92–97.
SHEN Minghua, MA Kun, YANG Yang, et al. Application of AI identification technology in intelligent coal mine[J]. Coal Engineering, 2023, 55(4): 92–97.
- [64] 赵晨德, 王心义, 任君豪, 等. 基于深度学习理论的煤层底板突水危险性预测[J]. 地下空间与工程学报, 2023, 19(6): 2090–2100.
ZHAO Chende, WANG Xinyi, REN Junhao, et al. Prediction of water intrush risk from coal seam floor based on deep learning theory[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2023, 19(6): 2090–2100.
- [65] 施龙青, 谭希鹏, 王娟, 等. 基于 PCA_Fuzzy_PSO_SVC 的底板突水危险性评价[J]. 煤炭学报, 2015, 40(1): 167–171.
SHI Longqing, TAN Xipeng, WANG Juan, et al. Risk assessment of water intrush based on PCA_Fuzzy_PSO_SVC[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(1): 167–171.
- [66] 许更. 基于机器学习的煤层顶板突水危险性评价模型研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
XU Geng. Study on risk assessment of coal seam roof based on machine learning[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [67] 尹尚先. 矿井水预测探查及预警保障技术[J]. 中国煤炭地质, 2010, 22(1): 37–40.
YIN Shangxian. Mine water advanced exploration and early-warning safeguarding techniques[J]. Coal Geology of China, 2010, 22(1): 37–40.
- [68] 徐智敏. 深部开采底板破坏及高承压突水模式、前兆与防治[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2010.
XU Zhimin. Mining-induced floor failure and the model, precursor and prevention of confined water intrush with high pressure in deep mining[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2010.
- [69] 刘德民. 华北型煤田矿井突水机理及预警技术: 以赵庄矿为例[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2015.
LIU Demin. Mechanism of Water-inrush and early warning technology in North-China-type coalfield[D]. Beijing: China University of Mining and Technology (Beijing), 2015.
- [70] 李新, 马瀚青, 冉有华, 等. 陆地碳循环模型-数据融合: 前沿与挑战[J]. 中国科学: 地球科学, 2021, 51(10): 1650–1663.
LI Xin, MA Hanqing, RAN Youhua, et al. Terrestrial carbon cycle model-data fusion: Progress and challenges[J]. Scientia Sinica (Terrae), 2021, 51(10): 1650–1663.
- [71] 李新. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制[J]. 中国科学: 地球科学, 2013, 43(11): 1735–1742.
LI Xin. Characterization, controlling, and reduction of uncertainties in the modeling and observation of land-surface systems[J]. Scientia Sinica (Terrae), 2013, 43(11): 1735–1742.
- [72] 刘慧, 刘桂芹, 宁殿艳, 等. 基于 VMD-DBN 的矿井涌水量预测方法[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(6): 13–21.
LIU Hui, LIU Guiqin, NING Dianyan, et al. Mine water intrush prediction method based on VMD-DBN model[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(6): 13–21.
- [73] 周帅, 李书乾, 尹尚先, 等. 新型老空底板奥灰突水: 成因机制及防控技术[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(7): 103–112.
ZHOU Shuai, LI Shuqian, YIN Shangxian, et al. A new type of

- Ordovician limestone karst water inrush from the floor of old goaf: Formation mechanism and the prevention and control technology[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2023, 51(7): 103–112.
- [74] 余国锋. 基于微震和神经网络的煤层底板突水预警技术研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2022.
YU Guofeng. Research on early warning methods of water inrush from coal seam floor strata based on microseismic and neural network technologies[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2022.
- [75] 窦林名, 周坤友, 宋士康, 等. 煤矿冲击矿压机理、监测预警及防控技术研究[J]. 工程地质学报, 2021, 29(4): 917–932.
DOU Linming, ZHOU Kunyou, SONG Shikang, et al. Occurrence mechanism, monitoring and prevention technology of rockburst in coal mines[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2021, 29(4): 917–932.
- [76] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU Lu, et al. Physics-informed machine learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3: 422–440.
- [77] 黄春林, 侯金亮, 李维德, 等. 深度学习融合遥感大数据的陆地水文数据同化: 进展与关键科学问题[J]. 地球科学进展, 2023, 38(5): 441–452.
HUANG Chunlin, HOU Jinliang, LI Weide, et al. Data assimilation in terrestrial hydrology based on deep learning fusing remote sensing big data: Research advances and key scientific issues[J]. *Advances in Earth Science*, 2023, 38(5): 441–452.
- [78] BOUKABARA S A, KRASNOPOLSKY V, PENNY S G, et al. Outlook for exploiting artificial intelligence in the earth and environmental sciences[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2021, 102(5): 1016–1032.
- [79] KARPATNE A, ATLURI G, FAGHMOUS J H, et al. Theory-guided data science: A new paradigm for scientific discovery from data[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(10): 2318–2331.
- [80] WANG Kun, JOHNSON C W, BENNETT K C, et al. Predicting fault slip via transfer learning[J]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 7319.
- [81] WU Haiyi, FANG Wenzhen, KANG Qinjun, et al. Predicting effective diffusivity of porous media from images by deep learning[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 20387.
- [82] 杨晓光, 谭龙, 郝文琦, 等. 数据驱动的高温结构强度与寿命评估: 进展与挑战[J]. 推进技术, 2023, 44(5): 8–25.
YANG Xiaoguang, TAN Long, HAO Wenqi, et al. Data-driven structural strength and life assessment of high temperature structure: Progresses and challenges[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(5): 8–25.
- [83] HSIAO Y D, KANG Jialin, WONG D S H. Development of robust and physically interpretable soft sensor for industrial distillation column using transfer learning with small datasets[J]. *Processes*, 2021, 9(4): 667.
- [84] MIANROODI J R, H SIBONI N, RAABE D. Teaching solid mechanics to artificial intelligence: A fast solver for heterogeneous materials[J]. *NPJ Computational Materials*, 2021, 7: 99.
- [85] WU Haiyi, QIAO Rui. Physics-constrained deep learning for data assimilation of subsurface transport[J]. *Energy and AI*, 2021, 3: 100044.
- [86] HE Qizhi, BARAJAS-SOLANO D, TARTAKOVSKY G, et al. Physics-informed neural networks for multiphysics data assimilation with application to subsurface transport[J]. *Advances in Water Resources*, 2020, 141: 103610.
- [87] BORATE P, RIVIÈRE J, MARONE C, et al. Using a physics-informed neural network and fault zone acoustic monitoring to predict lab earthquakes[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 3693.
- [88] 卞永明, 高飞, 李梦如, 等. 结合 Kmeans++ 聚类和颜色几何特征的火焰检测方法[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(1): 1–6.
BIAN Yongming, GAO Fei, LI Mengru, et al. Fire detection method using Kmeans++ clustering and features of mixed color and geometry[J]. *Chinese Journal of Construction Machinery*, 2020, 18(1): 1–6.
- [89] 苏煜, 山世光, 陈熙霖, 等. 基于全局和局部特征集成的人脸识别[J]. 软件学报, 2010, 21(8): 1849–1862.
SU Yu, SHAN Shiguang, CHEN Xilin, et al. Integration of global and local feature for face recognition[J]. *Journal of Software*, 2010, 21(8): 1849–1862.
- [90] 马峻, 胡成, 陈雷. 基于游览时长的景区瞬时人数动态估计方法: 以恭王府博物馆为例[J]. 西安科技大学学报, 2021, 41(3): 566–574.
MA Jun, HU Cheng, CHEN Lei. Dynamic estimation method of the instantaneous number of visitors in scenic spots based on tour duration—a case of Prince Kung’s Palace Museum[J]. *Journal of Xi’an University of Science and Technology*, 2021, 41(3): 566–574.
- [91] 孔焯, 张杰, 邓露, 等. 基于机器视觉的车辆检测与参数识别研究进展[J]. 中国公路学报, 2021, 34(4): 13–30.
KONG Xuan, ZHANG Jie, DENG Lu, et al. Research advances on vehicle parameter identification based on machine vision[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34(4): 13–30.
- [92] 王荣本, 王超, 初秀民. 路面破损图像识别研究进展[J]. 吉林工业大学学报(工学版), 2002, 32(4): 91–97.
WANG Rongben, WANG Chao, CHU Xiumin. Developments of research on road pavement surface distress image recognition[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2002, 32(4): 91–97.

(责任编辑 周建军)