

基于机器学习的煤与瓦斯突出预测研究进展及展望

薛生^{1,2,3}, 郑晓亮^{1,2,3,4}, 袁亮^{1,2,3}, 来文豪^{2,5}, 张玉婷⁵

(1. 安徽理工大学 深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室, 安徽 淮南 232001; 2. 安徽理工大学 煤炭安全精准开采国家地方联合工程研究中心, 安徽 淮南 232001; 3. 合肥综合性国家科学中心能源研究院 (安徽省能源实验室), 安徽 合肥 230031; 4. 安徽理工大学 公共安全与应急管理学院, 安徽 合肥 231100; 5. 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001)

摘要:我国煤矿安全生产形势不断好转, 但煤与瓦斯突出事故仍时有发生。煤与瓦斯突出预测不仅能指导防突措施科学的运用、减少防突措施工程量, 在一定程度上也可以确保煤矿工人的作业安全。机器学习 (Machine Learning, ML) 是一门涉及概率论、统计学和计算机学等领域的交叉学科, 可以挖掘突出事故和指标间的非线性关系。将机器学习用于煤与瓦斯突出预测, 已得到相对广泛的关注, 并随着人工智能和计算机技术的快速进步, 其在突出预测领域将发挥更大作用。因此, 对机器学习在煤与瓦斯突出预测中的研究进行了全面的综述, 分析其在突出预测中面临的难点并展望其发展方向。首先, 简述煤与瓦斯突出假说、发生机理与预测指标选择的研究现状; 介绍机器学习在煤与瓦斯突出预测领域的主要研究进展, 包括支持向量机 (Support Vector Machines, SVM)、人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)、极限学习机 (Extreme Learning Machines, ELM) 和集成学习 (Ensemble Learning, EL) 等算法的应用, 以及特征选择和缺失数据填补在数据处理等方面的创新, 同时也指出了目前基于机器学习的突出预测研究面临的挑战及存在的问题, 例如事故与非事故样本的不平衡、数据的指标缺失和机器学习中的小样本等; 最后, 展望了基于机器学习的煤与瓦斯突出预测的未来发展方向, 包括改进算法性能、优化特征工程和增加样本量等。随着计算机性能的提升, 有望开发出更为复杂、精准的模型, 以提高对突出事故的准确预测能力。

关键词: 煤与瓦斯突出; 机器学习; 突出预测; 特征选择

中图分类号: TD713 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2024)02-0664-31

A review on coal and gas outburst prediction based on machine learning

XUE Sheng^{1,2,3}, ZHENG Xiaoliang^{1,2,3,4}, YUAN Liang^{1,2,3}, LAI Wenhao^{2,5}, ZHANG Yuting⁵

(1. State Key Laboratory for Safe Mining of Deep Coal Resources and Environment Protection, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. Joint National-Local Engineering Research Centre for Safe and Precise Coal Mining, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. Institute of Energy, Hefei Comprehensive National Science Center (Anhui Energy Laboratory), Hefei 230031, China; 4. School of Public Safety and Emergency Management, Anhui University of Science and Technology, Hefei 231100, China; 5. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: The safety in the coal-producing mines in China is continuously improving, but coal and gas outburst accidents still occur. The prediction of coal and gas outbursts allows the scientific application of outburst prevention measures,

收稿日期: 2023-12-24 修回日期: 2024-01-29 责任编辑: 王晓珍 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.ST23.1693

基金项目: 安徽高校协同创新资助项目 (GXXT-2022-17); 国家重点研发计划资助项目 (2023YFB3211003); 煤炭安全精准开采国家地方联合工程研究中心开放基金资助项目 (EC2021003)

作者简介: 薛生 (1964—), 男, 山西祁县人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: sheng.xue@aust.edu.cn

通讯作者: 郑晓亮 (1979—), 男, 安徽淮南人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: zhengxl@aust.edu.cn

引用格式: 薛生, 郑晓亮, 袁亮, 等. 基于机器学习的煤与瓦斯突出预测研究进展及展望[J]. 煤炭学报, 2024, 49(2): 664-694.

XUE Sheng, ZHENG Xiaoliang, YUAN Liang, et al. A review on coal and gas outburst prediction based on machine learning[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(2): 664-694.



移动阅读

which can ensure the safe coal mining to a certain extent. Machine learning is an interdisciplinary field involving probability theory, statistics, and computer science, which can explore the nonlinear relationship between outburst accidents and its associated indicators. The application of machine learning in coal and gas outburst prediction has received relatively widespread attention, and with the rapid progress of artificial intelligence and computer technology, it will play a greater role in the field of outburst prediction. Therefore, this paper provides a comprehensive review of the research on machine learning in coal and gas outburst prediction, analyzes the difficulties in outburst prediction and prospects its development direction. Firstly, the paper provides a brief overview of the research status on the hypothesis, occurrence mechanism, and prediction index selection of coal and gas outbursts. Then, it summarizes the research progress in the field of outburst prediction, including the application of support vector machines, neural networks, extreme learning machines, and ensemble learning algorithms. In addition, it also points out the existing problems in the current research, such as imbalanced samples, missing data indicators, and small sample sizes. Finally, the paper gives an outlook on the developments of coal and gas outburst prediction based on machine learning, including improving algorithm performance, optimizing feature engineering, and increasing sample size. With the continuous improvement of computer performance, more powerful models may be proposed, which can further improve the prediction accuracy of outburst accidents.

Key words: coal and gas outburst; machine learning; outburst prediction; feature selection

煤与瓦斯突出是煤矿中一种极其复杂的动力现象,包括煤岩体破坏、煤体瓦斯解吸、扩散及渗流、煤体在气体流场中的运输和两相流传播等复杂物理过程^[1],可能会造成人员伤亡、设备损坏和矿井塌陷等严重后果,对矿山安全生产和经济造成重大威胁^[2-3]。进入21世纪后,我国煤矿安全水平明显提高,突出问题得以有效的控制,但突出事故仍时有发生^[4-6]。

准确预测^[7]是煤与瓦斯突出防控的关键,可以尽早发现矿井中可能存在的突出隐患,并采取有效的预防和控制措施,从而保证煤矿职工的生命财产安全和矿井的正常生产。煤与瓦斯突出预测是通过分析煤矿瓦斯地质参数、瓦斯涌出量等信息,来评估煤与瓦斯突出的潜在风险和可能性。国内外学者对其进行了大量的研究,按照突出预测技术,将其划分为2类:非接触式和接触式^[8]。非接触式突出预测技术是通过安装在工作面附近的各类传感器和监测设备,动态连续监测和分析工作面所释放的能够反映含采掘工作面应力状态、瓦斯状态和煤体结构状态的某些信息,确定工作面突出危险性的预测方法;主要有声发射监测法^[9]、电磁辐射法^[10]、微震法^[11]、瓦斯动态指标法^[12]及其他基于物探技术的突出预测方法等。这些技术对预测突出的危险性起到了一定作用,但总体上技术还不够成熟。接触式突出预测是由在工作面施工预测钻孔实现,测定各种反映突出危险性的指标,进而确定突出危险性,可以划分为单一指数预测和综合指数预测方法。单指标预测是选择单一指标^[13],通过与设定的突出临界值对比,进而判断是否会发生突出,在我国已得到相对广泛的应用,对防治煤与瓦斯突出

起到了重要作用。但此方法也存在一定的局限性,不同煤层对各预测指标的敏感性不一样,其突出临界值也不全相同。

综合指数预测通常选择多个指数进行分析^[14-15],由于煤与瓦斯突出与各种因素之间存在复杂的非线性关系,机器学习在煤与瓦斯突出综合指数预测法中扮演重要角色。近年来,基于机器学习的煤与瓦斯突出预测已经成为瓦斯灾害预警领域的一个热门研究方向,并取得一定进展,但仍然无法达到现场落地应用的程度。鉴于在煤矿智能化建设的大背景下,煤与瓦斯突出预测对煤矿智能化安全监测的重要性,笔者对基于机器学习的煤与瓦斯突出预测技术进行了系统的总结和分析,给出了目前基于机器学习的煤与瓦斯突出预测所面临的挑战和解决方案,展望了该领域的未来研究方向。

1 基于机器学习的突出预测理论概述

1.1 煤与瓦斯突出理论假说

基于机器学习的煤与瓦斯突出预测的实质是通过机器学习算法挖掘和学习突出相关指标与突出的内在关系,并把所学的知识迁移新的数据,判断是否会发生煤与瓦斯突出。因此,基于机器学习的煤与瓦斯突出预测首先要选择合适的指标。突出机理的研究可以揭示突出的发生规律和演化过程,能更好地理解煤与瓦斯突出事故的本质,为煤与瓦斯突出预测的指标选择提供科学依据。

长期以来,针对煤与瓦斯突出机理,学者们提出了多种假说和理论解释^[3],其中最为常见的包括单因

素假说和综合作用假说。单因素假说认为煤与瓦斯突出的发生是由单一因素引起的,20 世纪中叶前以单

因素假说为主导。在国外,单因素假说主要包括瓦斯作用假说、地应力作用假说和化学本质假说,如图 1 所示。

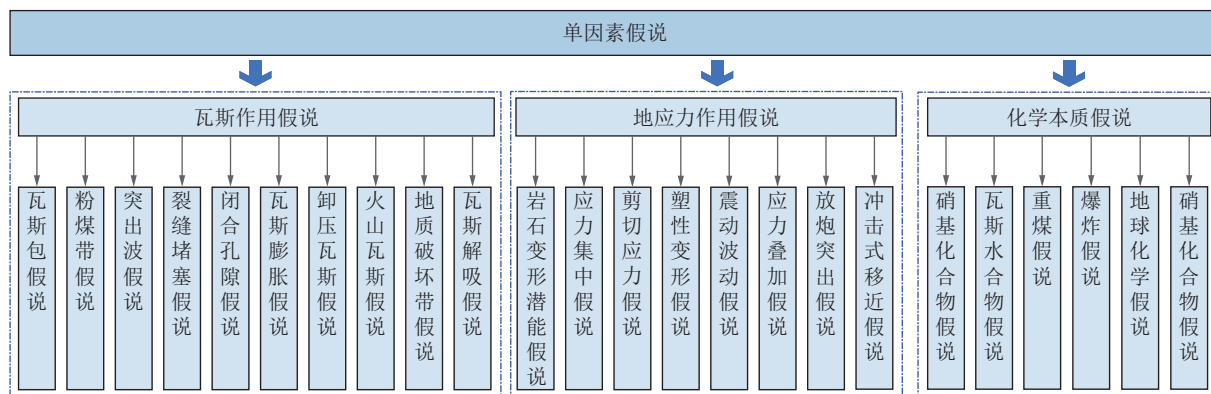


图 1 煤与瓦斯突出事故单因素假说

Fig.1 Single factor hypothesis of coal and gas outburst

综合作用假说认为煤与瓦斯突出是由煤体物理力学性质、瓦斯渗流动力学特征、煤层应力状态、煤与瓦斯相互作用等多种因素共同作用的结果,该假说认为煤与瓦斯突出是一个复杂的系统性问题,需要综合考虑多个因素之间的相互作用和影响。综合作用假说的提出和研究,为深入理解煤与瓦斯突出的机理提供了重要的思路和方法。我国自 20 世纪 60 年代以来,一直致力于煤与瓦斯突出机理的研究,经过 70 多年的发展,已在煤与瓦斯突出机理及防控技术上取得了重要成果,并已初步建立起中国特色的煤与瓦斯突出理论与技术体系,代表性的突出假说有中心扩张学说、二相流体假说、流变假说、球壳失稳理论、固流耦合失稳理论、延期突出机理、关键结构体致灾机理、突出黏滑失稳机理、力学作用假说、统一失稳理论、旋流场假说、蝶型突出机理、突出微观机理、气球模型理论等。

煤与瓦斯突出是由于煤层的破裂和瓦斯的快速释放导致的,而这涉及煤体的物理力学性质、煤层的应力状态、瓦斯的渗流特性等多个因素之间的相互作用。

用。煤与瓦斯突出的研究揭示各影响因素之间的内在联系及作用机理,加深对突出发生的本质过程的认识,为突出预测提供重要的理论基础。需要注意的是,煤与瓦斯突出的机理是一个复杂而多因素的问题,目前仍然存在一些不明确的方面。此外,煤矿地质条件的差异、采矿工艺的不同以及突出事故的个体差异等因素也增加了研究煤与瓦斯突出机理的复杂性。尽管已经取得了一些研究成果,但对于煤与瓦斯突出的具体机理和演化过程仍然有待进一步深入的研究和探索。

1.2 机器学习发展简述

机器学习^[16]是一种人工智能的领域,通过构建和训练模型,使计算机能够从数据中自动识别模式、做出预测和进行决策,它的核心思想是利用数据来训练模型,使其能够自动学习数据的特征和规律,在此基础上,对新的数据进行分析,实现煤与瓦斯突出预测和决策。这与传统的通过明确规定的规则和逻辑来指导计算机的行为编程方法不同。笔者将机器学习的发展归纳为 5 个阶段,如图 2 所示。

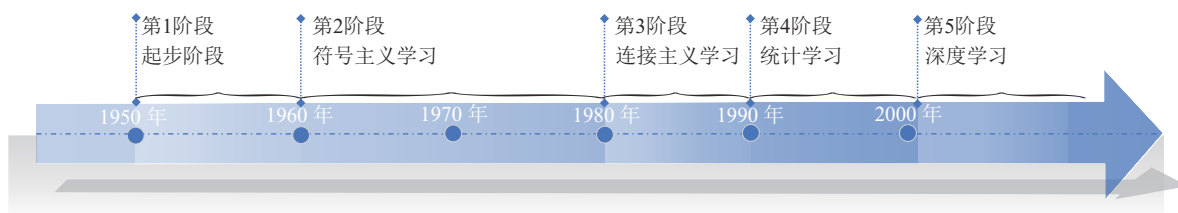


图2 机器学习发展历程

Fig.2 Development stage of machine learning

第1阶段,代表性工作包括逻辑推理的发展和决策树等算法的提出,康奈尔大学 Frank Rosenblatt 教授于1957年在文献[17]中提出了 Perceptron 概念,提出

一种新的、具有自主学习能力的神经网络模型,也是神经网络模型的原型。

第2阶段,该阶段学术界对如何用符号来描述复

杂的知识结构展开了大量的研究, Marvin Minsky 和 Seymour Papert 发表了许多具有深刻影响的著作并影响至今。

第3阶段, 在这一时期神经网络得到学者们广泛关注, 强调神经元间的连接和权重的重要性, 试图模拟神经系统实现机器学习。RUMELHART 和 HINTON 等于 1986 年在《Nature》杂志上发表文献[18], 提出了著名的反向传播算法。

第4阶段, 是通过从数据中学习统计规律对未知数据进行预测和推断, 代表性算法是 VAPNIK 等[19]在 1995 年提出的支持向量机, 这为许多分类或回归任务提供有效的解决方案。

2000 年至今, LECUN 等[20]于 2006 年提出了深度学习的概念, 2012 年, Hinton 研究小组的深度学习模型 AlexNet 在 ImageNet 竞赛中获胜标志着深度学习发展到了第2个阶段。此后, 深度学习就得到了迅猛的发展, 并在计算机视觉、自然语言处理和语音识别等方面获得突破。

煤与瓦斯突出综合作用假说认为突出是一种复杂的系统问题, 它是由多种因素共同作用而成的。机器学习具有非线性学习能力, 能够学习和表示煤与瓦斯突出中多因素与突出内在的复杂模式。笔者调研英文和北大核心期刊文献, 收集 204 篇基于机器学习的突出预测论文(中文 152 篇、英文 52 篇), 论文出版时间分布如图3所示。

从图3可知, 国内最早的基于机器学习的煤与瓦斯突出预测的论文可追溯到 20 世纪 90 年代。基于机器学习的煤与瓦斯突出预测的论文集中发表是在 2004 年后, 尤其是 2009 年后。

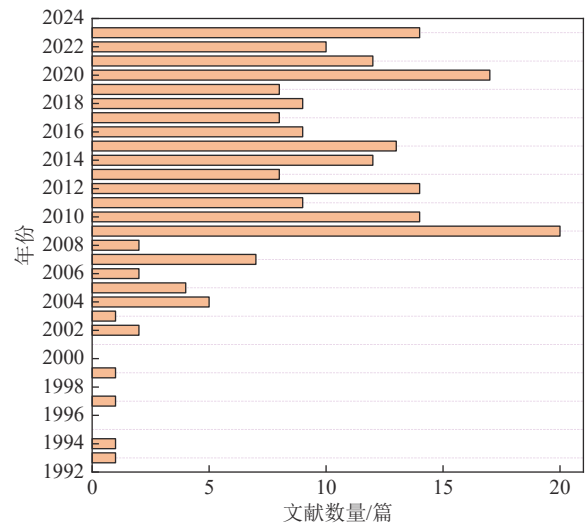


图3 煤与瓦斯突出预测文献分布

Fig.3 Literature distribution on coal and gas outburst prediction

机器学习的发展经历了从符号主义到连接主义, 再到知识基因和统计学习的转变, 深度学习、迁移学习和增强学习等方法的兴起, 都为机器学习在煤与瓦斯突出预测应用中拓展了更广阔的方案, 并取得了一定成果。目前用于煤与瓦斯突出预测的机器学习算法可分为监督学习和无监督学习[21]。在监督学习中, 供给模型 1 组已知输入特征和对应的输出标签, 让算法学习输入特征和输出标签之间的内在联系。

在煤与瓦斯突出中, 输入数据可以是瓦斯指标数据或煤层数据, 输出标签往往是突出和非突出的编码。无监督学习, 是指模型从无标签的训练数据中学习数据的结构、模式和关系, 而不需要给定先验标签, 煤与瓦斯突出预测中的应用相对较少。在煤与瓦斯突出的预测中, 采用机器学习算法的实现过程如图4所示。

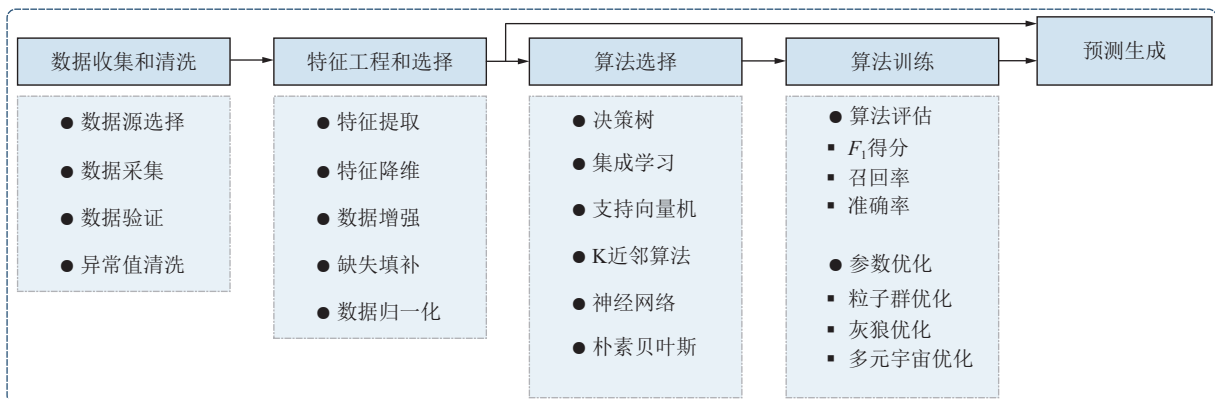


图4 基于机器学习的突出预测流程

Fig.4 Machine learning based outburst prediction process

基于机器学习的突出预测, 首先要获得用于算法训练的数据, 其次是数据处理, 包括缺失值和异常值的处理、数据归一化或标准化等。煤与瓦斯突出是发

生在煤矿井下的一种极为复杂的瓦斯动力现象, 目前国内外学者对其形成机制及影响因素的认知基本一致, 认为其是多因素共同作用的结果。在统计的文献

中,瓦斯含量、瓦斯压力、瓦斯涌出量、瓦斯扩散系数、瓦斯变化、瓦斯解吸指标、瓦斯放散初速度、煤层坚固性系数、煤体结构类型、软分层煤体厚度、煤层透气性和煤体破坏类型等指标被用于煤与瓦斯突出预测的指标。可用于煤与瓦斯突出预测的机器学习算法较多,主要有:人工神经网络、支持向量机、聚类算法、极限学习机、集成学习、决策树和贝叶斯等算法。因此,在进行煤与瓦斯突出预测前,必须选取适当的算法和指标。此外,为实现对煤与瓦斯突出更准确的预测,还会借助于数据处理手段预处理选择的指标数据,并把一些优化算法用于机器学习参数的优化。

2 指标选用及数据处理研究现状

2.1 突出预测中的指标选择

机器学习的定义是通过对输入数据进行训练,使算法能够理解数据中潜在的模式,从而对新的输入数

据进行准确分类或预测。因此,机器学习的核心可分为 2 部分:一是数据选择及处理,二是算法的构建与训练。数据选择及处理包括数据收集、数据清洗和特征选择等操作。实现对煤与瓦斯突出更准确的预测,首先就要处理好数据问题。尽管综合因素假说在煤与瓦斯突出机理研究中得到了广泛认可,但由于突出机理的复杂性,导致指标选择缺乏明确的理论标准。煤与瓦斯突出涉及多个因素的综合作用,如煤体物理化学特性、地质构造、瓦斯含量和应力状态等,这些因素之间的相互作用以及其对突出发生的影响机制仍不完全清楚。在突出预测中常用的指标包括瓦斯含量、瓦斯放散初速度、瓦斯压力、煤层坚固性系数、地应力等,但是,由于缺乏明确的理论依据,这些指标的选择往往是基于经验和专家知识的判断。基于机器学习预测煤与瓦斯突出,算法的指标选择分布情况如图 5 所示。

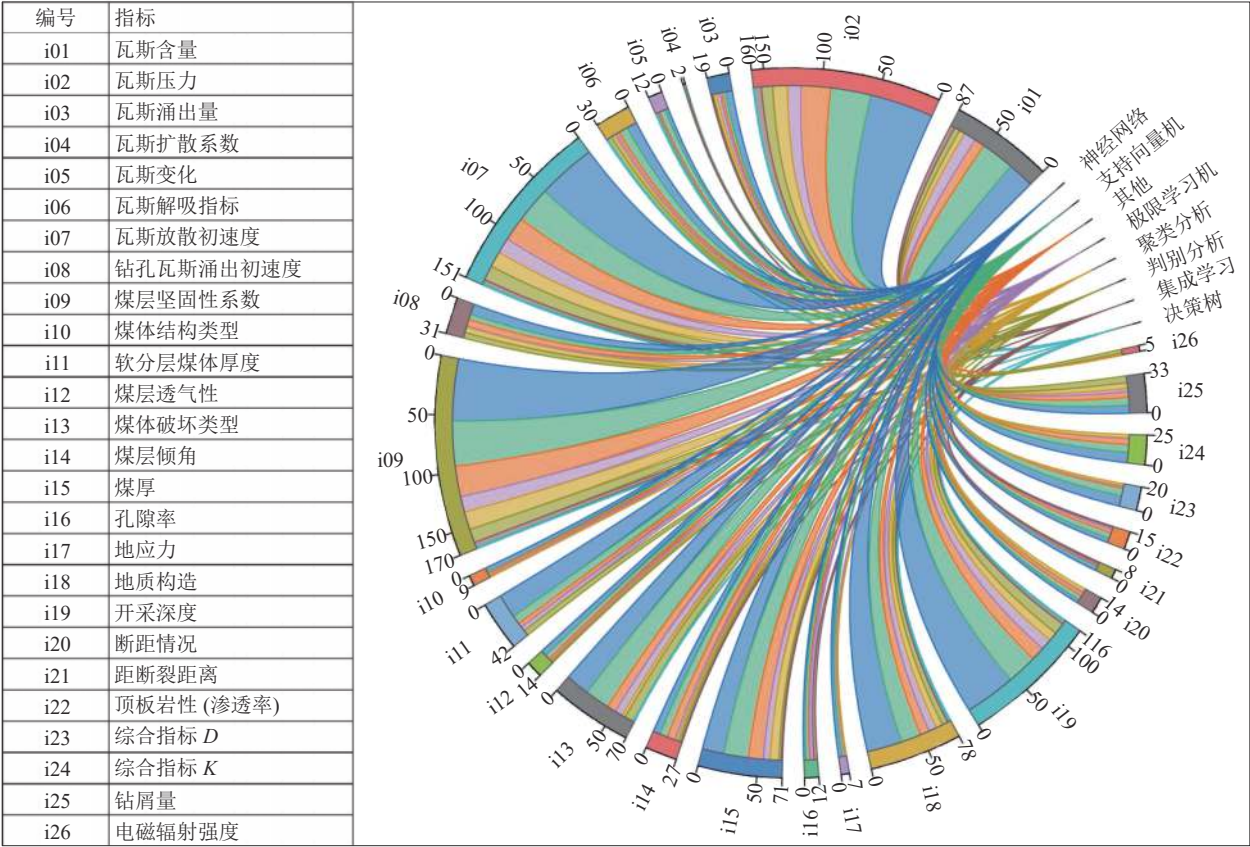


图 5 算法中的指标分布

Fig.5 Distribution of indicators in algorithms

笔者首先统计了煤与瓦斯突出中指标的选用情况,在统计的论文中被使用较多的指标有 26 个,如:瓦斯含量、瓦斯压力、瓦斯涌出量、瓦斯扩散系数、瓦斯变化、瓦斯解吸指标、瓦斯放散初速度、钻孔瓦斯涌出初速度、煤层坚固性系数、煤体结构类型、软分

层煤体厚度、煤层透气性、煤体破坏类型、煤层倾角、煤厚、孔隙率、地应力、地质构造、开采深度、断距情况、距断裂距离、顶板岩性、综合指标 D、综合指标 K、钻屑量和电磁辐射强度。每个指标在论文中出现的频次如图 6 所示。

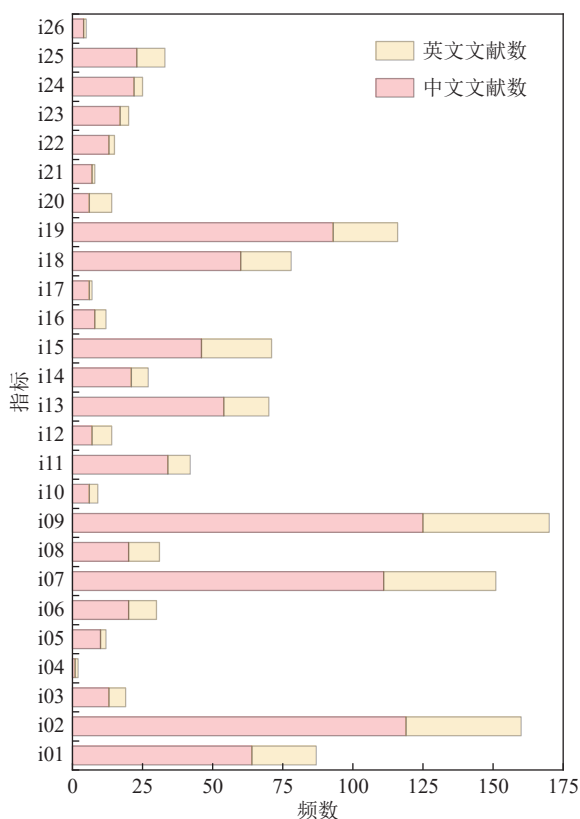


图6 指标使用频次统计

Fig.6 Frequency statistics of indicator usage

从图6可以直观的看到,煤与瓦斯突出预测中使用比较多的指标可以分为3类,分别是瓦斯因素、煤的因素和地质因素,其中瓦斯因素相关的指标使用最多,分别是瓦斯含量、瓦斯压力和瓦斯放散初速度。除此之外,在煤与瓦斯突出预测中,学者也会选择与煤层性质相关的指标,煤层坚固性系数、煤体破坏类型和开采深度。

(1) 瓦斯含量。煤层瓦斯含量就是当煤层未受瓦斯抽采和采动影响而处于原始赋存状态时,单位质量煤中所含有的换算成标准状态下的瓦斯体积,称之为煤层原始瓦斯含量,用 m^3/t 和 cm^3/g 表示。瓦斯含量的测定通常使用不同的方法和仪器,包括直接测量、间接测量和推断估算等。直接测量是通过采集煤样或钻孔样品,在实验室中进行瓦斯含量测定。间接测量是通过监测矿井中的瓦斯体积分数、压力和流量等参数来推断瓦斯含量。在国外主要采用瓦斯含量直接测定法来预测煤与瓦斯突出,近30a来,国内外在研究煤层瓦斯含量的直接测定方法方面取得了显著的进展,包括澳大利亚、法国、美国、德国、英国和中国在内的各国,根据不同的使用条件和煤层条件,都进行了大量的研究工作。瓦斯含量的高低直接影响煤矿的安全性,高瓦斯含量的煤矿容易发生瓦斯突出事故。因此,在使用机器学习算法预测煤与瓦斯突出,

学者们往往会选用瓦斯含量指标,在统计文献的204篇文献中,该指标被选用次数为87篇。

(2) 瓦斯压力。煤层瓦斯压力为瓦斯在煤层中所呈现的压力,单位为MPa。其大小是煤含瓦斯压缩能高低的重要标志,决定着煤层的突出危险程度,在突出预测中被选用的频次为160篇。瓦斯压力是由煤层内瓦斯的产生和积聚所引起的,与煤层的地质特征、煤体的孔隙结构、瓦斯生成速率、煤层温度等因素密切相关,高瓦斯压力意味着煤层中瓦斯的积聚程度较高,增加了瓦斯突出的风险。当煤层被开采或钻孔时,煤层内部的压力会发生变化,压力减小会导致瓦斯从煤层中释放出来。

(3) 瓦斯放散初速度 ΔP 。指3.5g规定粒度的煤样在0.1MPa压力下吸附瓦斯后向固定真空空间释放时,用压差 $A(\text{mmHg})$ 表示的10~60s内释放出瓦斯量指标,反映煤在常压下吸附瓦斯的能力和含瓦斯煤体暴露时放散瓦斯(从吸附状态转化为游离状态)快慢的一个指标,瓦斯的释放速度受多种因素的影响,包括煤层的孔隙结构、煤体渗透性、煤层压力、煤层温度、煤体孔隙中的瓦斯含量等。通过准确评估瓦斯放散初速度,可以预测矿井中瓦斯积聚的速度和程度,及时采取必要的措施,保障矿井的安全生产。在基于机器学习突出预测中,该指标被选用的频次仅次于瓦斯压力,为151篇。

(4) 开采深度。在《煤矿安全规程》第八十六条中,是主井井口的标高与开采最低标高之间的差,由煤层所在深度决定。它是煤与瓦斯突出预测的一个重要指标,随着深度的增加,煤层上方的覆岩压力会增大,导致煤层内部的应力增加。开采深度增加还会导致煤层温度的升高,这会影响煤层中瓦斯的生成和释放速率,高温条件下,煤层中瓦斯的释放更加活跃,增加了瓦斯突出的潜在危险。开采深度的增加也会引起煤层内部的应力重分布和变形,进而影响煤层的孔隙结构和渗透性。煤层孔隙的变化可能会影响瓦斯的运移和积聚,也会增加瓦斯突出的风险。

(5) 煤的坚固性系数。用于表示煤对外力的抵抗能力的一个综合性指标,可通过实验测定或推算来获取。实验方法通常涉及对煤样进行压缩试验,测量煤在不同压力下的变形和破坏行为,从而得到煤的坚固性系数。推算方法则基于煤的物理特性和力学模型,通过数学计算或模拟来估算煤的坚固性系数。煤的坚固性系数是衡量煤的物理力学性质之一,也是指标选用频次最高的一个,有170篇,对于煤的开采、煤岩工程设计以及瓦斯突出等方面具有重要意义。

(6) 煤的破坏类型。根据其光泽、构造与结构特

征、节理性质、节理面性质、断口性质、强度等分类, 共为 5 种, 分别是煤体未遭受破坏、煤体遭受轻微破坏、煤体遭受破坏、煤体遭受强破坏和煤体被破碎成粉状, 该指标表示煤抵抗外力能力的一个综合性指标, 煤结构破坏越严重, 越易于突出。

煤与瓦斯突出发生的原因与条件的假说有多种, 如瓦斯假说、地应力假说和综合假说等, 在瓦斯主导作用假说中, 强调煤与瓦斯突出主要受到瓦斯因素的主导, 而在地应力主导作用假说认为突出的主要因素和能量是地应力, 瓦斯则是次要因素。高地应力包括 2 个方面: 一方面涉及自重应力和构造应力, 另一方面指采掘活动引起工作面前方的应力集中, 突出事件是由岩石在煤层周围积聚的弹性变形潜能引起的。综合假说则认为突出是应力、瓦斯和煤体物理力学性质综合作用的结果。

除了上述使用频次较高的指标, 在传统的煤与瓦斯突出预警中综合指标使用非常多, 而统计的所有文献中, 常用的综合指标参数有综合指标 D 和综合指标 K 。 D 、 K 综合指标法适用于对煤层进行区域预测或进行石门揭煤作业时的突出危险性预测, 并已被纳入《防治煤与瓦斯突出规定》。

$$D = \left(0.0075 \frac{H}{f} - 3 \right) (P - 0.74) \quad (1)$$

$$K = \Delta P / f \quad (2)$$

式中, H 为煤层开采深度; P 为煤层残余瓦斯压力; f 为煤层软分层的平均坚固性系数; ΔP 为煤层软分层的瓦斯放散初速度指标。

根据式 (1) 可知, 指标 D 综合考虑煤层瓦斯含量、煤层厚度和煤层瓦斯压力等因素, 值越大表示煤层瓦斯突出的风险越高, 越小表示煤层瓦斯突出的风险越低。通过计算和比较不同煤层的综合指标 D , 对煤层的瓦斯突出风险进行排序和评估, 可指导瓦斯防治措施的制定和实施。综合指标 K 与煤层软分层的平均坚固性系数以及煤层软分层的瓦斯放散初速度存在相关性, 传统的煤与瓦斯突出预测在运用综合指标时通常采用临界值法。

2.2 煤与瓦斯突出中的特征工程

数据对于机器学习的重要性体现在训练模型、特征提取和选择、模型评估和调优、泛化能力等多个方面。高质量、多样性和代表性的数据对于构建分类准确、高可靠、高泛化能力的机器学习模型至关重要。因此, 机器学习用于煤与瓦斯突出预测中, 高质量的数据是获得准确和可靠模型的关键。统计的机器学习算法预测煤与瓦斯突出文献中, 有近 90 篇文献使

用特征工程预处理数据 (约占被统计文献的 1/2), 本文将其分为 2 类, 一是减少特征维度, 代表性算法有主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)^[22]; 另一类目的是增加数据量, 代表性算法有多重填补。

煤与瓦斯突出预测中, 特征维度的减少又可分为两大类: 一类是直接特征降维, 另一类是通过分析, 从预选的煤与瓦斯突出指标中选出与突出相关性高的指标, 具体见表 1。在文献中出现次数不大于 3 的被归为其他类, 一篇论文中使用多种降维方法, 仅统计作为主要方法的算法。

表 1 特征处理文献统计

Table 1 Feature processing references statistics

项目	特征降维			属性筛选		
	PCA	KPCA	其他	粗糙集	灰色理论	其他
文献数	17	7	13	15	28	9

表 1 中, 降维算法使用最多的是主成分分析, 共 24 次; 属性筛选用的最多的是灰色理论, 共被选用 28 次。统计的文献中选用数据降维和属性筛选的文献数基本相同, 但是从近 3 a 文献的统计结果看, 更多的学者更倾向于通过降维减少数据输入。

2.2.1 主成分分析

主成分分析 (Principal Components Analysis, PCA)^[22] 是一种广泛采用的无监督学习方法, 用于数据降维和特征提取。该方法通过进行线性变换, 将原始数据映射至一个新的低维空间, 并使得新特征具有最大方差, 以有效地捕捉原始数据的主要信息。对于给定的 m_0 个 n 维数据 $\mathbf{X}_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn})$, 求其 n 个主成分, 首先要求样本集的协方差矩阵 $\mathbf{X}_p \mathbf{X}_p^T$ 的前 n 个特征值对应特征向量矩阵 \mathbf{W} , 然后对于每个样本通过式 (3) 变换。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_p \quad (3)$$

其中, \mathbf{X}_p 为降维前数据; \mathbf{Z} 为降维后的数据。实际应用中, 有时不指定降维后的主成分 n 的值, 而是设定主成分贡献率阈值。

PCA 降维是线性变换, 为提高其非线性降维能力提出核 PCA (Kernel PCA, KPCA)。KPCA 先把数据集从 n 维映射到高维空间, 然后再从高维降到一个低维度 n 。其核函数映射如下:

$$\sum_{i=1}^{m_0} \varphi(x_p^{(i)}) \varphi(x_p^{(i)})^T \mathbf{W} = \lambda \mathbf{W} \quad (4)$$

其中, $\varphi(x_p^{(i)})$ 为核函数; λ 为特征值。相比于 PCA, KPCA 通过核函数的映射提高非线性学习能力, 但不足的是增加了计算量。

在煤与瓦斯突出预测中,无论是PCA还是KPCA,都可以将高维数据用低维表示,减少冗余信息,提高了计算效率。刘晓光等^[23]利用主成分分析从煤层瓦斯压力、煤体坚固性系数和煤层透气性系数等8个指标中提取出4个主成分(反映了原始信息85.28%的信息量),减少冗余信息带来的误差,同时对模型进行简化。主成分分析基于线性变换,对于非线性关系的数据,PCA具有局限性。煤与瓦斯突出指标之间的关系是复杂的非线性,徐耀松等^[24]针对煤与瓦斯突出预测精度不足的问题展开了研究,利用具有非线性映射的核主成分分析从煤的破坏类型、煤的瓦斯放散初速度、煤的坚固系数和煤层瓦斯含量等9个指标中提取出3个主成分,实现对突出的非线性数据进行降维。在煤与瓦斯突出预测中,主成分分析对数据的尺度和单位敏感,因此在应用之前需要对用于煤与瓦斯突出预测的指标数据进行标准化处理。因为主成分通常是原始特征的线性或非线性组合,不直接对应原始指标数据的含义,基于主成分分析降维后的数据可能难以解释。

2.2.2 灰色理论

灰色理论起源于20世纪80年代,在多年的演变中,已基本形成一门新兴学科的结构框架。该学科的主要理论体系以灰色方程、灰色矩阵等为基础,方法体系则以灰色序列生成为核心,分析体系则以灰色关联空间为支持。灰色理论主要用于处理缺乏充分数据、存在不确定性和不完全信息的问题,它基于灰色系统理论,通过建立灰色模型来对数据进行分析 and 预测。灰色理论有灰预测模型和灰关联分析,灰预测是灰色理论的核心应用之一,它用于根据已知的白色数据预测未知的灰色数据。常用的灰预测模型有灰色关联模型^[25]、灰色马尔可夫模型^[26]和灰色GM(1,1)模型^[27]等。灰关联分析用于评估和分析不完全信息之间的关联程度,通过计算灰关联度来量化不同因素之间的相互影响程度。

在煤与瓦斯突出预测中,使用较多的是灰色关联分析,它能够处理不完全信息和不确定性,帮助确定重要因素、评估相似性和相关性,支持决策和预测。文献^[28]对突出预测的3个指标 S 、 Δh_2 和 K_1 进行灰色关联分析,确定各个指标对于煤与瓦斯突出的灰色关联度和敏感性,研究结果显示,突出预测指标 K_1 在该矿区对煤与瓦斯突出的灰色关联度最高,因此可作为实验矿区突出预测的最佳指标。文献^[29]应用灰关联分析方法研究平顶山八矿煤与瓦斯突出影响关键因素,从地质构造、煤层厚度变化、软分层厚度变化和煤层倾角变化等15个指标中分析出地质构造、瓦斯放散初速度和软分层厚度变化是该矿区突出的前3

位的主控因素。文献^[30]为精确预测突出危险性,采用灰色关联分析方法,从包括放散初速度、软分层厚度和煤层瓦斯含量等7个指标中筛选出了影响煤与瓦斯突出的关键因素,包括放散初速度、坚固性系数、瓦斯压力以及煤体破坏类型和开采深度,将其用于煤与瓦斯突出预测。相比于PCA,灰色关联分析相关性选择预测指标,可解释性更强。然而,灰色关联分析也有一些限制,如对数据的标准化要求较高,对关联度函数的选择需要一定的经验和领域知识,以及对数据分布和关联性的假设有一定的局限性。

2.2.3 多重填补

数据对于机器学习算法的性能具有非常重要的影响。通常情况下,更多的数据可以提供更广泛和全面的信息,有助于算法更好地捕捉数据中的模式和规律。较少的数据可能会导致模型过拟合或欠拟合,影响算法的泛化能力。机器学习实现智能准确的预测,需要提供充分的数据用于算法学习。在煤与瓦斯突出预测领域,相比于非事故数据,发生突出事故的数据非常少,并且在事故发生后,部分指标的数据丢失,这使得可用于算法学习的事故数据更少。如,文献^[31]将核主成分分析和模糊神经网络用于对煤与瓦斯突出预测,共收集20组数据,随机选取其中12组数据作为训练样本,剩下8组用于模型测试,实验最大误差小于6%。在有限的20多组、10多组(甚至只有几组)事故数据中建立指标与突出的联系,构建预测模型,很难充分学习指标与突出间的复杂内在关系。

在统计分析领域,很多研究者致力于处理缺失数据的填充问题,提出了多种有效的填充方法。RUBIN等提出的多重填补(Multiple Imputation, MI)方法就是其中一种,MI方法的实现分为3个步骤,如图7所示。首先,为每个缺失的值填补一组可能的值,生成多个填补后的数据;其次,每一个填补的数据集利用对完整数据集进行统计分析;最后,综合所有填补数据集的分析,产生最后填补推断。在数据分析软件统计产品与服务解决方案中,多重插补程序提供了3

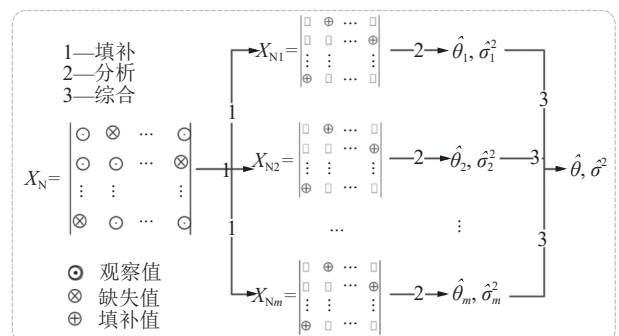


图7 多重填补

Fig.7 Multiple imputation

种插补缺失数据的方法,分别是回归预测方法、倾向得分法和蒙特卡罗的马氏链方法(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)。为增加可用的事故数据,笔者在 2018 年创新性地把 MI 算法用于事故数据处理,提高了煤与瓦斯突出预测模型的泛化能力。

图 7 中, X_N 为第 m 个填补集, $\hat{\theta}_m$ 和 $\hat{\sigma}_m^2$ 为第 m 个填补集的参数估计, $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\sigma}^2$ 为模型的参数估计。首先,为每个缺失的值填补一组可能的值,生成多个填补后的数据;其次,每一个填补的数据集利用对完整数据集的统计方法进行统计分析;最后,综合所有填补数据集的分析,产生最后填补推断。

在文献[32]中,笔者团队搜集 62 组事故数据,其中 35 组数据不缺失,而其余 27 组数据存在部分指标缺失,笔者借助多重填补,增加可用于机器学习算法训练的事故数据,提高了训练模型的泛化性。多重填补方法能够提供更准确的估计和可靠的标准误差估计,相比于单一的插补方法,能够充分利用已有的信息,生成多个完整的数据集,减少对缺失数据的偏见,并提供更准确的分析结果。

文献[33]在笔者研究的基础上提出将多重插补(Multiple Imputation, MI)和随机森林填补应用于填补缺失参数,研究结果表明,采用数据填补算法后,由于训练样本增大,煤与瓦斯突出事故预测的总体准确率提高。文献[34]针对预测数据不完整或预测数据缺失的问题,采用 missForest 算法对样本数据进行缺失值

填补。MI 填补缺失指标,增加可用的事故数据量。然而,多重填补也需要满足一些假设,例如缺失机制的假设和模型的正确性,需要根据具体情况进行合理的选择和评估。人工智能的发展和进步要归功于优秀算法的提出、计算机性能的进步和大规模数据构建。煤与瓦斯突出预测,构建井下智能预警系统,首先要解决数据问题。与大规模数据相比,煤与瓦斯突出预测中指标因素一共只有几十,相对非常少。笔者认为,基于机器学习的煤与瓦斯突出预测,在数据预处理方面重点研究的方向应该是如何能为算法训练提供充足与可靠的数据。

3 用于突出预测的机器学习算法

20 世纪随着计算机的问世,数学家们便开始研究如何让机器学习,主要方向是“有无知识的学习”,但进步缓慢,远远无法满足需要,直到人工神经网络算法的提出。

在 20 世纪 90 年代前后,机器学习迎来一个快速发展时期,著名的决策树、支持向量机、集成学习和卷积神经网络等算法均在这一时期被提出。进入 21 世纪,伴随着计算机性能的显著进步,机器学习被进一步发展,在许多领域都有成功应用,也直接推动煤与瓦斯突出预测研究。统计的文献中,用于煤与瓦斯突出预测的算法有人工神经网络、支持向量机、极限学习机、决策树、集成学习、聚类、贝叶斯、粗糙集、灰色理论和判别分析等,使用频次如图 8 所示。

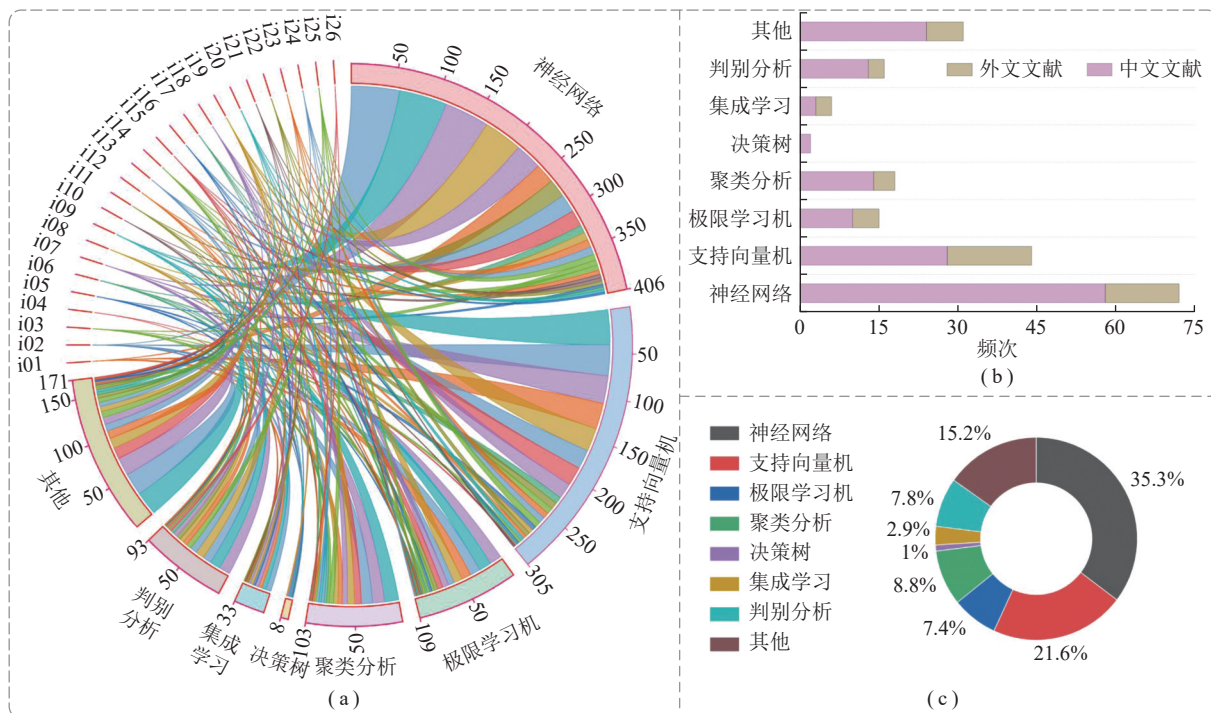


图 8 预测中算法使用频次及指标分布

Fig.8 Frequency of algorithm usage and indicator distribution in prediction

用于煤与瓦斯突出预测的算法较多,图8中展示的是使用频次相对多的经典机器学习,其中,图8(a)定量展示了在煤与瓦斯突出预测中每个机器学习算法的指标选用情况,图8(b)展示的是煤与瓦斯突出预测中算法的使用频次,图8(c)是使用频次的百分比。图8中,无论是外文还是中文文献,神经网络和支持向量机被使用的频次相对都是最多的,占比分别是35.3%和21.6%;其次是聚类分析和判别分析,下面将分别综述。

3.1 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[35]本质上是由单个或多个神经元构成的一种信息处理系统。ANN是研究者长期分析和研究生物神经(涉及神经科学、生物学、心脏病学以及认知学等多个学科),然后结合数学和计算机科学等而设计的具有类似大脑某些功能的人工网络系统,它由大量的人工神经元(或称为节点)组成,通过节点之间的连接和权重来进行信息传递和处理。经历50多年的发展,人工神经网络已经进步成一大类别的算法^[36],经典的有BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络、径向基神经网络、深度信念神经网络、广义回归神经网络、模糊神经网络和自组织映射等^[37],用于煤与瓦斯突出预测的神经网络文献见表2。

在煤与瓦斯突出预测中,不同人工神经网络的使用频率如图9所示。对于煤与瓦斯突出预测,反向传播(Back Propagation, BP)人工神经网络应用最为广泛,在论文中出现的频次占比达到61.1%,其次是模糊神经网络、径向基神经网络以及基于量子门神经网络。BP神经网络于20世纪80年代被提出,并且其误差是在网络中进行后向传递。BP网络能储藏许多输出和输入之间某种的映射关系,不需要数学公式实现对其揭示和描述。梯度下降法是这种神经网络最根本的学习规则,不断改变阈值和权值是通过误差反向的传播来实现。BP神经网络结构如图9(b)所示。

BP网络的基本结构包含输入层、隐藏层和输出层,且隐藏层的层数允许根据任务增加。图9中 X_b 为神经网络的输入,如文献^[37]将BP用于突出预测,煤层瓦斯含量、瓦斯压力、煤的坚固系数以及瓦斯放散初速度作为其中的输入 X_b ;信息的传递和处理则由隐藏层和输出层(Y_b)来进行。 W_1 和 W_2 隐层节点的输出, n_1 、 n_2 和 n_3 分别为输入和输出节点数。网络输出的数学模型如下:

$$Y_b = f_2[f_1(X_b W_1) W_2] \quad (5)$$

其中, f_1 和 f_2 均为激活函数。在BP神经网络中, f_1 和

f_2 最常用的激活函数分别为Sigmoid和tanh,目的是增加算法的非线性学习能力。在煤与瓦斯突出预测的处理中,BP神经网络的训练由信息的前向传播、误差计算、误差的反向传播以及权重更新4个部分组成。

前向传播:将选用的指标数据作为输入,通过前向传播计算每个神经元的输出,包括针对每一层的每一个神经元,计算其权重输入与激活功能的输出,并以此作为输入,传送到下一个层级的神经元。

误差计算:通过对网络的输出和目标标签的分析,得到相应的误差值。一般采用均方误差作为误差度量指标。

反向传播:采用链式规则,从输出层出发反向传播,求出各个神经元的误差梯度。具体地,对于每个神经元,计算其输出相对于输入的梯度,然后将梯度传递到前层的神经元。

权重更新:采用梯度下降算法对每一个连接权重进行更新,达到最小化误差的目的。

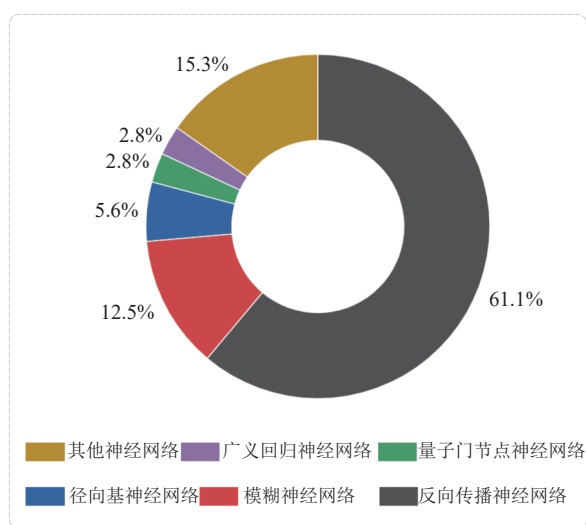
对前向传播、误差计算、反向传播以及权重更新的步骤进行多次重复操作,直至达到停止要求,如迭代次数最多或误差小于设定值。BP神经网络具有不错的自适应性和非常出色的非线性能力,能够自动调整网络权值和阈值,适应不同数据样本之间的复杂变化以及预测环境的动态变化。在20世纪就有学者尝试将BP神经网络用于解决煤与瓦斯突出问题,文献^[38]在1997年利用孔隙率、煤层厚度、瓦斯涌出初速度和瓦斯解吸指标等通过建立突出的人工神经网络预测模型;针对煤与瓦斯突出诱发机理复杂、突出影响因素与突出事件之间的关联规律不准确、模糊等问题,文献^[39]提出基于模糊BP神经网络的突出预测方法,该方法兼具表达、处理非精确信息及实现信息映射转换的双重特点。BP神经网络的隐层层数、节点数目、网络结构和训练步长等参数都对预测效果有影响。文献^[40]为提高预测矿井煤与瓦斯突出的危险性概率的准确性,在反向BP神经网络的基础上,提出了一种改进的自适应变步长BP网络模型,该模型用来预测煤与瓦斯突出的参数来自于瓦斯压力、瓦斯放散初速度、煤的坚固性系数、地质构造以及垂深5个部分。此外,在煤与瓦斯突出预测中,BP神经网络还存在过拟合和欠拟合的问题,需要进行参数优化,同时还需要控制训练数据量,提高模型的泛化能力和预测精度。文献^[63]为解决BP网络收敛速度慢以及其局部极小值容易陷入等问题,提出一种基于免疫遗传算法(Immune Genetic Algorithm, IGA)的BP网络,即利用IGA实现对BP网络的优化,该网络较好地解决了遗传算法(Genetic Algorithm, GA)中存在的搜索效

表 2 基于神经网络的煤与瓦斯突出预测
Table 2 Coal and gas outburst prediction based on neural networks

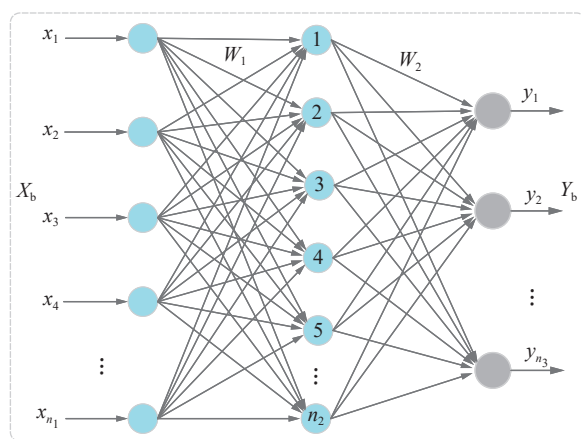
文献	主要算法	指标使用	文献	主要算法	指标使用
王海桥等 ^[38]	BP NN	i06、i08、i09、i15、i16	ZHANG等 ^[74]	BP NN	i02、i09、i12、i15
郝吉生等 ^[39]	模糊NN	i02、i07、i11、i13	许新征等 ^[75]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
肖红飞等 ^[40]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19	曹晶秀等 ^[76]	RBF NN	i08、i23、i24、i25
吴财芳等 ^[41]	模糊BP	i15、i18、i19	付华等 ^[77]	前馈NN	i08、i25
封富等 ^[42]	BP NN	i02、i07、i09、i10、i23、i24	曲方等 ^[78]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19
熊亚选等 ^[43]	BP NN	i02、i07、i11、i13	赵鑫等 ^[79]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
熊亚选等 ^[44]	BP NN	i02、i07、i09、i18	付小平等 ^[80]	广义回归NN	i02、i07、i09、i18、i19
张春等 ^[45]	BP NN	i02、i08、i09、i16、i18、i19	朱志洁等 ^[81]	BP NN	i01、i02、i03、i19、i21、i22、i25
郝吉生 ^[46]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13	窦新宇 ^[82]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i12、i13、i18、i19
吴财芳等 ^[47]	模糊BP NN	i15、i18、i19	陈贤敏 ^[83]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19
田云丽等 ^[48]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19	张晓铭等 ^[84]	自组织竞争NN	i06、i08、i09、i25
张志立等 ^[49]	BP NN	i02、i07、i11、i13	艾迪昊等 ^[85]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i13、i18、i19
倪小明等 ^[50]	BP NN	i23、i24	王社国等 ^[86]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
陈凤等 ^[51]	模糊小波BP	i02、i07、i09、i18、i19	王社国等 ^[87]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
郭德勇等 ^[52]	BP NN	i05、i07、i08、i09、i11、i14、i15、i18、i19	朱政江等 ^[88]	RBF NN	i01、i02、i07、i09、i12、i13、i18、i19
臧大进等 ^[53]	BP NN	i05、i07、i08、i09、i11、i18、i19	GUAN等 ^[89]	RBF NN	i01、i02、i03、i15、i19、i21、i22
谭云亮等 ^[54]	自适应小波	i02、i07、i09、i18、i19	ZHANG等 ^[90]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19
由伟等 ^[55]	BP NN	i02、i07、i09、i10、i23、i24	KONG ^[91]	BP NN	i01、i02、i07、i09
孙燕等 ^[56]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19	匡芳君等 ^[92]	动态模糊NN	i02、i07、i09、i18、i19
苗琦等 ^[57]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19	付华等 ^[14]	Elman NN	i01、i02、i09、i19、i22、i23、i24
朱晓琳等 ^[58]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19	GUO等 ^[93]	自组织映射	i01、i02、i06、i07、i09
丁华等 ^[59]	BP NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19	王佳信等 ^[94]	概率NN	i02、i07、i09、i18、i19
杨敏等 ^[60]	BP NN	i02、i09、i12、i15、i20	GAO等 ^[95]	模糊NN	i01、i02、i07、i09、i12、i13、i15、i18
李万武等 ^[61]	BP NN	i02、i15、i17	匡亮等 ^[96]	BP	i02、i07、i09、i10、i18、i19
牛小玲等 ^[62]	BP NN	i02、i07、i09、i23、i24	顾能华等 ^[31]	T-S模糊NN	i01、i02、i07、i15、i19、i20
朱玉等 ^[63]	BP NN	i02、i11、i17	朱军等 ^[97]	Elman NN	i02、i07、i09、i13、i19
阎馨等 ^[64]	模糊BP	i02、i03、i06、i07、i09、i11	温廷新等 ^[98]	概率NN	i02、i07、i09、i13、i19
赵芳等 ^[65]	RBF NN	i02、i07、i09、i18、i19	XIE等 ^[99]	GRNN	i03、i07、i09、i11、i14、i15、i18、i19
YOU等 ^[66]	BP NN	i02、i07、i09、i10、i23、i24	马晟翔等 ^[100]	BP NN	i01、i02、i03、i15、i17、i19、i21、i22
YAN等 ^[67]	模糊BP	i02、i03、i06、i07、i09、i11	YAN等 ^[101]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19
HE等 ^[68]	ANN	i08、i11、i14、i15、i18、i19、i25	HE ^[102]	BP NN	i02、i07、i12、i18
杨敏等 ^[69]	BP NN	i05、i06、i09、i13、i14、i15、i18、i23、i24、i25	王雨虹等 ^[103]	量子门节点NN	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
梁盛开等 ^[70]	BP NN	i02、i07、i09、i18、i19	WU等 ^[104]	BP NN	i01、i07、i09、i11、i13、i19
陈全秋等 ^[71]	BP NN	i06、i08、i09、i25	付华等 ^[105]	量子门线路NN	i01、i02、i06、i07、i09、i14、i15、i19、i20、i21
孙臣良等 ^[72]	BP NN	i02、i15、i17、i23、i24	徐耀松等 ^[24]	增强拓扑NN	i01、i06、i07、i09、i13、i15、i19、i21、i25
沈学利等 ^[73]	柔性神经树NN	i02、i07、i09、i18、i19	WANG等 ^[106]	BP NN	i07、i09、i11、i13、i14、i15、i19

率低、个体多样性差和早熟现象等问题,使算法的收敛性能得到了改善;文献^[87]针对 BP 神经网络在煤与瓦斯突出预测中的收敛速度慢的问题,利用了 MAT-

LAB 神经网络工具箱中的自适应学习率算法以及基于数值优化技术的算法来进行处理。需要注意的是 BP 神经网络建模时,需要有大量的可信数据样本和



(a) 神经网络分布



(b) BP网络简图

图9 突出预测中的神经网络

Fig.9 Neural networks in prediction

数据预处理工作,煤与瓦斯突出预测模型的预测准确性和应用价值受数据质量的高低以及其是否合理的直接影响,然而煤与瓦斯突出中很难提供大量能充分反应突出内在规律的高质量的各项指标数据。

当前,基于神经网络的煤与瓦斯突出预测得到广泛的研究,许多改善神经网络预测煤与瓦斯突出性能的方法被提出,这丰富了煤与瓦斯突出预测理论。

3.2 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM)^[107] 是一种经典的监督学习算法,于20世纪90年代被提出,它一般不包含概率测度及大数定律等,将分类和回归等问题进行了简化,分类性能优异。SVM在处理分类问题时,通过最大化间隔(最大化分类边界与最近样本点的距离),能够得到具有较好泛化能力的分类模型,这使得SVM对于处理新样本的预测能力较强,在煤与瓦斯突出预测中被广泛使用(图10、表3)。SVM由统计学习理论的结果所驱动,最初开发用于模式识别领域的分类任务。

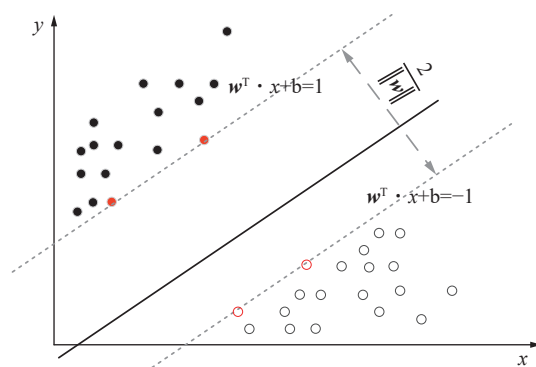


图10 支持向量机超平面

Fig.10 Support vector machine hyperplane

支持向量机的分类机制如图10所示。图10中参数 w 指超平面的法向量,参数 b 则指其截距, $w^T \cdot x + b = 0$ 意指对超平面的分离,对于线性可分的数据集来说,此类超平面存在无限多个,而具有最大的几何间隔分离超平面的数目仅有一个。SVM的计算复杂度由支持向量的数目决定,与样本空间的维数无关,从一定程度上说,这样可以防止“维数灾难”。

SVM的分类是少数支持向量决定最终结果,对异常值不敏感,具有相对较好的鲁棒性和泛化能力,这些优点适用于煤与瓦斯突出预测。文献[148]基于二分类SVM构建预测模型,预测煤与瓦斯是否具有突出危险。

经典的SVM是一个二分类算法,有研究者扩展了支持向量机算法,使其能够处理多分类问题。常见的方法包括一对多 (One-vs-Rest) 和一对一 (One-vs-One) 策略,这进一步拓展SVM在煤与瓦斯突出预测中应用。文献[109]基于多分类SVM模型采用开采深度、瓦斯压力、瓦斯放散初速度、煤的坚固性系数以及地质破坏程度5个指标作为模型的输入量,从而预测煤与瓦斯突出程度(无突出、小型突出、中型突出和大型突出)。

为了更准确地预测煤与瓦斯突出,许多学者还建议采用改进的支持向量机进行突出预测。如文献[125]采用一种改进的支持向量机 NN-SVM 预测煤与瓦斯突出;文献[131]提出多层去噪自编码器搭载最小二乘支持向量机的瓦斯突出预测模型;文献[137]针对案例的数量不平衡会导致预测准确率降低,构建了过采样算法和支持向量机组合的分类预测模型。

煤与瓦斯突出预测是典型的小样本识别任务,支持向量机在小样本任务中的优势是明显的,由于SVM通过最大化间隔来确定分类边界,它对于噪声和异常点具有一定的容忍度,使得SVM能够处理具有一定噪声和不完全标记的小样本数据集。尽管SVM的性

表 3 基于 SVM 的煤与瓦斯突出预测
Table 3 Prediction of coal and gas outbursts based on SVM

文献	主要算法	指标使用	文献	主要算法	指标使用
南存全等 ^[108]	SVM	i01、i14、i15、i19、i22	付华等 ^[129]	加权最小二乘SVM	i01、i02、i03、i14、i15、i19、i21
师旭超等 ^[109]	SVM	i02、i07、i09、i18、i19	刘海波等 ^[130]	SVM	i05、i06、i09、i13、i15、i18、i23、i24
戴宏亮 ^[110]	模糊SVM	i01、i02、i07、i09、i10、i14、 i15、i18、i19、i22、i23、i24	付华等 ^[131]	最小二乘SVM	i01、i02、i07、i09、i13、i15、 i17、i18、i19
朱莉等 ^[111]	序贯最小优化算法	i05、i06、i09、i13、i14、i15、 i18、i23、i24、i25	LI等 ^[132]	SVM	i01、i02、i03、i07、i09、i13、 i14、i15、i19、i22
WU ^[112]	SVM	i02、i09、i12、i15、i20	吴雅琴等 ^[133]	SVM	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
WANG等 ^[113]	SVM	i02、i09、i12、i15、i20	邵良杉等 ^[34]	SVM	i01、i02、i07、i09、i16
陈祖云等 ^[114]	SVM	i01、i02、i07、i09、 i11、i13、i19	朱宝合等 ^[134]	SVM	i01、i02、i07、i08、i09、i13、i14、i18
孙玉峰等 ^[115]	层次SVM	i02、i04、i09、i18、i23、i24	JIA等 ^[135]	模糊SVM	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19
SHI等 ^[116]	SVM	i02、i07、i09、i18、i19	LIU等 ^[136]	最小二乘SVM	i01、i02、i07、i09、i13、i15、i19、i25
曲方等 ^[117]	SVM	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19	郑晓亮等 ^[32]	SVM	i01、i02、i04、i07、i09、i16
黄为勇 ^[118]	SVM	i05、i06、i09、i13、i14、i15、 i18、i23、i24、i25	万宇等 ^[137]	SVM	i01、i02、i09、i15、i19
孙云霄等 ^[119]	SVM	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i19	WU等 ^[138]	SVM	i01、i06、i07、i09、i13、i15、 i18、i19、i25
LIU等 ^[120]	SVM	i01、i02、i05、i07、i08、 i09、i18、i19	ZHANG等 ^[139]	SVM	i01、i07、i08、i09、i15、i20
张宏伟等 ^[30]	SVM	i01、i02、i07、i09、 i11、i13、i19	LIU等 ^[140]	最小二乘SVM	i01、i02、i07、i09、i12、i13、i15、i18
郑丽媛等 ^[121]	最小二乘SVM	i02、i07、i09、i18、i19	LIU等 ^[15]	SVM	i05、i06、i09、i13、i15、i18、i23、i24
杨力等 ^[122]	模糊SVM	i01、i02、i07、i09、 i11、i13、i19	李燕等 ^[141]	SVM	i01、i02、i07、i09、i13、i19
周爱桃等 ^[123]	SVM	i02、i15、i17	付华等 ^[142]	最小二乘SVM	i01、i06、i07、i09、i13、i15、 i19、i21、i25
温廷新等 ^[124]	最小二乘SVM	i01、i02、i07、i09、i15、 i19、i23、i24	ZHU等 ^[143]	SVM	i01、i02、i07、i09、i13、i19
谢国民等 ^[125]	SVM	i01、i02、i07、i08、i09、 i18、i19、i22	邵良杉等 ^[144]	SVM	i01、i02、i07、i09、i16
谢国民等 ^[126]	SVM	i01、i02、i03、i11、i19、i22	SHAO等 ^[145]	SVM	i01、i06、i07、i09、i13、i15、i19、i25 i01、i02、i07、i08、i09、i13、 i15、i18、i20、i25
李圣普等 ^[127]	SVM	i01、i02、i06、i07、i09	WANG等 ^[146]	SVM	
YAN等 ^[128]	SVM	i02、i09、i12、i15、i20	LIANG等 ^[147]	SVM	i02、i07、i09、i13、i19

能优异,但是其也存在不足,对参数和核函数选择敏感,针对此问题,学者们将优化算法用于 SVM 参数优化。如,文献[130]选取煤厚变化、地质构造、煤坚固性系数、钻屑瓦斯解吸值等 10 个特征指标建立 SVM 突出预测模型,并使用粒子群算法优化 SVM 的 C 和 g 这 2 个参数。文献[34]为解决 SVM 算法性能受参数影响大的问题,利用高效灰狼算法对 SVM 进行参数寻优。文献[149]构建了预测煤与瓦斯突出的降维 SVM 回归模型,选取 0.9 作为主成分信息保留率,选用 14 组训练样本和 8 组预测样本获得评判结果,最大限度地控制了 SVM 模型过拟合现象的发生。突出预测中,将优化算法用于 SVM 参数优化,可以实现更好的预测,但增加模型训练的复杂度,同时也增加模型过学习风险。

SVM 的决策仅使用少量支持向量,而不依赖于整个训练集,使得 SVM 处理小样本学习问题时具有较低的计算成本。需要注意的是,SVM 的性能受到参数选择的影响,在小样本学习问题中,参数的选择对模型性能的影响更为敏感。煤与瓦斯突出预测中,非事故数据量远多于事故数据,是典型的不平衡数据,而 SVM 对于类别不平衡的数据集存在潜在的偏向风险,这在一定程度制约着基于 SVM 煤与瓦斯突出预测的实用场景。

3.3 极限学习机

极限学习机^[150](Extreme Learning Machine, ELM)是南洋理工大学 HUANG 等提出的机器学习算法。ELM 作为单隐层前馈神经网络模型,其基本特征是随机初始化输入到隐层的连接权重和偏置,随后利用求

解方式直接计算输出层的权重。这个线性系统的解可以通过矩阵的伪逆求解得到, ELM 不需要迭代的优化过程, 而是通过一次性计算得到输出层的权重。因此, 在煤与瓦斯突出预测, ELM 的快速训练

的优势明显。但相比于 SVM 或人工神经网络, 极限学习机的提出时间相对晚, ELM 在煤与瓦斯突出预测中的研究相对少, 关于 ELM 的突出预测文献见表 4。

表 4 基于 ELM 的煤与瓦斯突出预测
Table 4 Coal and gas outburst prediction based on ELM

文献	时间	主要算法	指标使用	文献	时间	主要算法	指标使用
谢国民等 ^[151]	2015	ELM	i07、i09、i11、i17、i18、i19、i25	温廷新等 ^[159]	2022	ELM	i01、i02、i07、i09、i16
XIN等 ^[152]	2015	ELM	i02、i07、i09、i10	YANG等 ^[160]	2022	ELM	i01、i02、i07、i09、i11、 i12、i13、i15、i19
付华等 ^[153]	2016	ELM	i01、i02、i06、i07、i09、 i13、i14、i15、i18、i19	MIAO等 ^[161]	2022	ELM	i01、i02、i07、i09、i16
韩永亮等 ^[154]	2019	ELM	i01、i02、i05、i07、i09、 i11、i13、i18、i19	赵国强等 ^[162]	2023	KELM	i01、i02、i07、i09、i13、i19
温廷新等 ^[155]	2020	ELM	i01、i02、i03、i15、i19、i21、i22	邵良杉等 ^[163]	2023	ELM	i03、i07、i09、i11、i14、i15、i18、i19
谢国民等 ^[156]	2020	KELM	i01、i02、i07、i09、i13、 i18、i19、i22、i25	温廷新等 ^[164]	2023	ELM	i01、i06、i07、i09、i13、 i15、i18、i19、i25
LIU等 ^[157]	2022	DELM	i02、i07、i08、i09、i15、i20	SHAO等 ^[165]	2023	KELM	i01、i02、i07、i09、i16
王雨虹等 ^[158]	2022	ELM	i01、i02、i03、i07、i09、i13、i18、i19				

表 4 中, 关于 ELM 的煤与瓦斯突出预测研究相对少, 并集中在近 3 a 发表。尽管 ELM 有着优异的学习速度和泛化能力, 但是其学习能力有待提升。HUANG 等巧妙借用 SVM 特征映射的思想改进 ELM, 记为 kernel ELM(kELM)^[166], 它不仅继承了 ELM 的优点, 而且还有着与 SVM 同样的学习性能。核极限学习机理论如下:

令数据集为 $T = \{(X_e, Y_e)\}$, $X_e \in \mathbb{R}$, $Y_e \in \mathbb{R}$, 含有 l 个隐层节点激励函数为 $g(\cdot)$ 的 ELM 模型原理可表示为

$$f(x_{ej}) = \sum_{j=1}^l \beta_{ej} g(w_{ej} x_{ej} + b_{ej}) \quad (6)$$

式中, w_{ej} 为第 j 个输入神经元与隐层神经元的权重; β_{ej} 为第 j 个隐层神经元与输出层间的连接权值; b_{ej} 为偏置。

kELM 的输入层到隐层通过核函数的映射运算求得, 减少随机权值对 ELM 性能的影响, 且隐层的神经元数和偏置 b_{ej} 不需设定和优化。ELM 的速度较经典的 BP 神经网络在煤与瓦斯突出预测中更快, 但 ELM 对于数据中的噪声和异常值相对较敏感, 这可能导致训练结果不稳定或出现过拟合现象, 同时隐层神经元数量的选择较为敏感, 且 ELM 的性能受到隐层神经元数量多少的影响, 若所选隐含层神经元数目不当, 则会降低性能。针对这些问题, 文献^[153]采用 Memetic 算法对 ELM 预测模型参数进行优化, 取得最佳预测模型; 为避免 ELM 输入权值和隐含层偏差随机性的

影响, 对 ELM 模型参数进行优化, 以提高 ELM 的性能和泛化能力, 并获得更好的预测结果^[154-155, 157-158, 160], 需要注意的是, 在进行参数优化时, 应该避免过拟合问题。

煤与瓦斯突出预测是一个复杂的多因素、非线性、高维问题, KELM 相比传统 ELM 的优势在于其非线性建模能力更强, 能够处理复杂的非线性问题, 并且 KELM 仍然保持了 ELM 的快速训练速度和较好的泛化能力。文献^[156]将用 KELM 融合煤与瓦斯突出风险与致突因素组成的特征向量之间的非线性关系用于突出预测, 模型在所述的数据上预测模型准确率达到 97.31%。KELM 在 ELM 的基础上引入核技巧, 将数据从输入空间映射到一个高维的特征空间, 但核函数引入的同时带来额外的参数, KELM 在应用中需要注意核函数的选择和参数的调整。

3.4 聚类分析

聚类分析是研究分类或回归问题的一种分析方法^[167-170], 同时也是机器学习和数据挖掘的一类重要方法, 将数据集中的样本划分成具有相似特征的组或簇。聚类分析通过最大化组内的相似性和最小化组间的差异来确定样本之间的关系。聚类分析既有监督学习算法, 也有无监督学习算法, 在数据挖掘、图像处理、生物信息学等领域广泛应用。在煤与瓦斯突出预测中多使用 K 近邻聚类、灰色聚类和模糊聚类等聚类算法, 文献见表 5。

在煤与瓦斯突出预测中, 应用相对广泛的聚类算

表 5 基于聚类的煤与瓦斯突出预测
Table 5 Prediction of coal and gas outburst based on clustering

文献	主要算法	指标使用	文献	主要算法	指标使用
吴海清等 ^[171]	模糊聚类分析	i03、i09	李心杰等 ^[180]	FCM	i02、i07、i09、i13
郭德勇等 ^[172]	可拓聚类	i01、i02、i07、i09、i18、i19	刘晓光等 ^[23]	聚类	i02、i09、i12、i15、i20
张宇等 ^[173]	K近邻聚类	i07、i15、i18、i24	梁跃强等 ^[181]	聚类	i07、i08、i09、i15、i19、i25
姚茂宣等 ^[174]	FCM	i02、i07、i09、i10、i23、i24	张美金等 ^[182]	FCM	i02、i07、i09、i19
王海柱等 ^[175]	聚类	i07、i09、i25	LIANG等 ^[183]	聚类	i02、i03、i07、i08、i09、 i17、i18、i19、i25
赵志峰等 ^[176]	聚类	i01、i02、i07、i09、i15、i19、i23、i24	LIU等 ^[184]	KNN	i02、i07、i08、i09、i15、i20
文虎等 ^[177]	聚类	i03、i06、i25、i26	YU等 ^[185]	聚类	i01、i02、i06、i07、i09
郑跃兵等 ^[178]	可拓聚类	i01、i02、i06、i07、i09、i13、 i14、i15、i18、i19、i25	LIU等 ^[186]	KNN	i01、i02、i07、i08、i09、i15、i20
阎馨等 ^[179]	K均值聚类	i02、i07、i09、i18、i19	林海飞等 ^[187]	KNN	i01、i02、i07、i09、i13、i14、 i15、i18、i19

法是 FCM 和 K 近邻。FCM 算法是通过划分相似度对其分类,其思想就是将被划分到同类的更加相似,不同类之间的相似度最小。FCM 算法基于模糊理论中的隶属度函数,利用隶属度函数将样本归类。算法具有设计简单、解决问题范围广等优点。但是,自身仍存在一些难以预估的难题,如容易陷入局部鞍点。文献[180]针对 FCM 聚类算法在预测煤与瓦斯突出强度时不精确的问题,将遗传模拟退火算法优化后的初始值赋给 FCM,避免了由于聚类中心初始值选择不当造成算法收敛到局部极小;文献[182]提出了一种基于人工鱼群算法和 FCM 聚类算法相结合的主成分分析筛选的混合方法。在突出预测中,FCM 聚类的优点在于它能够处理样本的模糊性,将样本分配到多个簇中,并给出样本对每个簇的隶属度。与 ELM 算法相比,FCM 聚类也有一些显著的不足——聚类需要在每次迭代中计算每个样本对于每个聚类的隶属度,随着样本数和聚类数的增加,计算复杂度呈指数增长。此外,FCM 聚类对噪声和异常值敏感,如果有噪声或异常值存在,可能会对聚类结果产生较大的影响,导致不稳定的聚类结果。

FCM 聚类存在差异,K 近邻算法 (K-Nearest Neighbor, KNN) 将其以特征值测量出的差异进行分类,它是在训练集中数据和标签已知的情况下,输入测试数据,得出该数据的特征与训练集中对应的特征进行分析,对比出现次数最多的 K 个数据类别,最为相似的前 K 个数据即所需分类。相比于 FCM, KNN 更大的优点在于成熟的体系论述和便捷的理论思想,也可用于非线性分类。文献[173]为了保证预测的准确性,采用组合聚类策略,通过建立多个 KNN 聚类器。文献[184]提出了一种结合梯度提升决策树

(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 和 KNN 的改进分类器模型预测煤与瓦斯突出,结果显示与现有的基于特征选择的煤与瓦斯突出预测模型相比,该方法在特征数量和预测精度上都是有效的。然而,KNN 算法对于不平衡数据集和决策边界不规则的情况可能表现不佳,需要合适的 K 和距离度量方法进行调整。

聚类分析的优点在于它可以发现隐藏在数据中的内在结构和模式,帮助理解数据集的组织方式,它可以发现新的数据类别、数据分类、异常检测等。然而,聚类分析也存在一些挑战,如选择合适的聚类算法和相似度度量方法、处理噪声和异常值等。在煤与瓦斯突出预测中,更多的学者更倾向于神经网络或支持相向量机算法。笔者认为聚类算法在煤与瓦斯突出预测中,应充分发挥无监督学习的优势。

3.5 决策树

决策树算法 (Decision Tree, DT)^[188]最早于 20 世纪 60 年代被提出,决策树算法在煤与瓦斯突出预测实现过程首先对数据进行处理,通过对新数据使用决策的新分析,其核心内容是使用规则对数据进行分类的过程。常见的决策树算法有 ID3、C4.5 和分类回归树 (Classification and Regression Tree, CART)^[189],煤与瓦斯突出预测中的决策树算法文献见表 6。

表 6 基于 DT 的煤与瓦斯突出预测
Table 6 Outburst prediction based on DT

文献	年份	主要算法	指标使用
李定启等 ^[190]	2011	ID3	i05、i06、i18
刘年平等 ^[191]	2015	CART	i02、i07、i09、i13、i19

从表 6 可知,在将决策树用于突出预测的文献不多,但许多性能更加优异的集成学习算法选用 CART

为弱学习机。因此,在此部分介绍分类回归树。

CART 决策树算法又称为二叉树,主要是特征选择、二叉树的生成和树的剪枝。该算法在分类和连续变量的预测具有突出作用。基尼指数的最小化是该算法核心,在分类树中基尼指数选取最优特征值,基尼指数的计算公式为

$$\text{Gini}(p) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (7)$$

其中, p_k 样本属于第 k 类的概率。决策树采用基尼指数会将每个属性进行分割,假设根据属性 A' 划分实验数据 D_c , 经划分后的数据分为 2 个子集, 分别令其为 D_{c1} 和 D_{c2} , 实验样本集基尼指数计算如下:

$$\text{Gini}_{D_{c,A'}} = \frac{|D_{c1}|}{|D_c|} \text{Gini}_{D_{c1}} + \frac{|D_{c2}|}{|D_c|} \text{Gini}_{D_{c2}} \quad (8)$$

数据集中对应的每种可能属性所进行的二元划分都应当被考虑, 最终所选择的子集将作为属性的基尼指数最小的分裂子集。

在煤与瓦斯突出预测中, 决策树算法具有直观可解释性强的特点, 能够处理数值型和类别型数据, 且对异常值和缺失值具有较好的鲁棒性。然而, 将其用于煤与瓦斯突出预测, 决策树容易过拟合和对输入数据的变化敏感, 特别是在处理复杂数据集时, 常常需要通过集成方法 (如随机森林、梯度提升树等) 或其他技术改善决策树的性能。

3.6 集成学习

集成学习^[192], 实质是将多个弱学习机集成为一个更强的学习模型, 主要思想是通过结合多个学习器的预测结果, 产生一个更准确、更稳定的预测。目前, 弱学习机以 Bagging 和 Boosting 两种方式集成。Bagging 方式是所有弱学习机并行连接, 各弱学习机的训练样本有相同权值, 模型的最终输出是所有弱学习机投票决定的, 代表算法有随机森林 (Random Forest, RF); Boosting 方法通过迭代训练一系列弱学习器, 每次调整数据样本的权重, 使得后续的学习器更加关注被前面学习器分类错误的样本, 从而提升整体预测性能, 典型代表算法为 AdaBoost。

相比于决策树, 在煤与瓦斯突出预测中, 集成学习方法能够通过结合多个学习器的优势, 有着相对更好的预测准确性和泛化能力。相比于 SVM、神经网络和极限学习机等算法, 集成学习方法可以减少过拟合风险, 并通过结合多个学习器, 集成模型对于噪声、异常值和缺失数据等具有一定的鲁棒性, 这些都使得集成学习在煤与瓦斯突出预测中具有更大的优势。

基于集成学习的煤与瓦斯突出预测调研文献见表 7。

表 7 基于集成学习的煤与瓦斯突出预测
Table 7 Outburst prediction based on ensemble learning

文献	年份	主要算法	指标使用
WANG等 ^[193]	2013	选择性集成学习	i02、i09、i14、i18、i19
阎馨等 ^[194]	2021	Adaboost	i02、i07、i09、i18、i19
ZHENG等 ^[195]	2023	XGBoost	i01、i02、i04、 i07、i09、i16
温廷新等 ^[196]	2014	RF	i01、i02、i03、i15、 i19、i21、i22
RU等 ^[197]	2020	RF	i01、i02、i07、i09、i16
陈利成等 ^[33]	2022	RF	i01、i02、i07、i09、i16

AdaBoost^[198]是一种自适应增强 (Adaptive Boosting, AdaBoost) 迭代算法, 通过修改数据分布达到所需目的, 它根据每个样本在每个训练集产生的位置是否有误, 以及上次的总体分类的误差率, 来确定不同样本的权值。

随机森林^[199] (Random Forest, RF) 是 21 世纪初由 Leo Breiman 等提出的一种经典的机器学习算法, 以 CART 为弱分类器的一个广义集成学习模型, 每一棵树独立抽样, 每棵树有与其他树一致分布的数据。在实际应用中, 训练数据会按有放回采样送入分量分类器, 每一个分类器都分类结果, 最终的输出是根据“分量分类器”投票表决的结果, 其机制如图 11 所示。

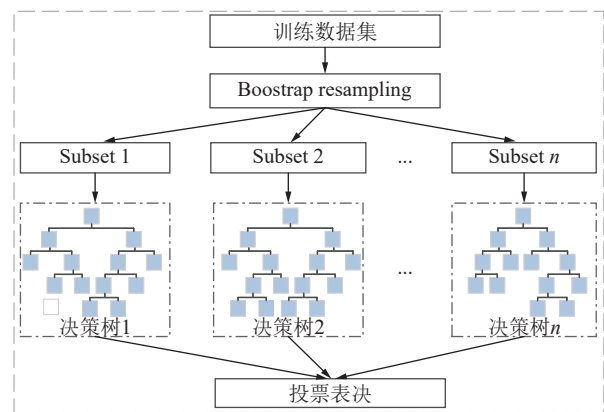


图 11 随机森林决策机制

Fig. 11 Random forest decision mechanism

Bagging 算法集合多个分量分类器, 通过降低误差的方差去降低期望误差值。理论上, 集成的分类器越多, 实验结果的误差方差会越小。随机森林算法通过 Bagging 法集成决策树, 模型训练时, 每个弱分类的训练数据是从源训练集有放回的随机采样。该机制使得随机森林算法有着较强的抗过学习能力, 训练出的模型的方差小, 泛化能力强。此外, 特征缺失时随机森林算法仍然可以维持准确度, 对于不平衡数据集

来说,随机森林可以平衡误差。这些优点使得随机森林很适合用于煤与瓦斯突出预测。

近 2 a 集成学习出现多个性能更有优异的算法,NGBoost、XGBoost 和 LightGBM 等,这些算法同样对缺失数据不敏感,预测精度高。例如,XGBoost 是一个较新的机器学习算法,高预测性和可解释性使其具有更多优点。笔者在文献[195]中为克服指标数据缺失问题,将 XGBoost 用于煤与瓦斯突出预测,基于 XGBoost 的可解释性,定量分析了煤层坚固性系数、瓦斯压力、瓦斯扩散系数、瓦斯含量、孔隙率和瓦斯放散初速度 6 个指标在煤与瓦斯突出预测中的贡献率。

集成学习对缺失数据不敏感,并且具有很好的预测性能和可解释性。相比于神经网络或支持向量机,尽管基于集成学习的煤与瓦斯突出预测研究的文献

相对少,但笔者认为未来在煤与瓦斯突出预测中,集成学习将会被更多的关注。

3.7 判别分析

判别分析 (Discriminant Analysis) 是一种统计学习方法,旨在找到能够最好地区分 2 个或多个预定义类别的变量,通常用于降维和分类任务。判别分析的目标是通过最大程度地增加类别间差异、最小程度地增加类别内差异,来找到一个投影方向或变换,将不同类别的样本尽可能分开。判别分析可分为 3 类:费希尔 (Fisher Discriminant) 判别^[200]、贝叶斯判别 (Bayes Discriminant)^[201]和距离判别^[202]。在煤与瓦斯突出中,这 3 种方法均有应用,相关文献统计见表 8。表 8 中,用于瓦斯突出预测判别分析共有 16 篇文献,Fisher 判别、贝叶斯判别和距离判别的文献数分别为 7、5 和 4 篇,下面分别综述其在煤与瓦斯突出预测中的应用。

表 8 基于判别分析的煤与瓦斯突出预测
Table 8 Outburst prediction based on discriminance analysis

文献	主要算法	指标使用	文献	主要算法	指标使用
高卫东 ^[203]	Fisher	i02、i07、i09、i13、i19	陆美宁等 ^[211]	贝叶斯	i02、i07、i09、i13、i19
毕建武等 ^[204]	Fisher	i02、i07、i09、i13、i19	崔光磊等 ^[212]	贝叶斯	i02、i07、i09、i18、i19
陈亮等 ^[205]	Fisher	i06、i08、i11、i25、i26	李长兴等 ^[213]	贝叶斯	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i14、i19
CHEN等 ^[206]	Fisher	i06、i08、i11、i25	CHEN等 ^[214]	贝叶斯	i01、i06、i07、i25、i26
陈建平等 ^[207]	Fisher	i01、i02、i06、i07、i09、i12、i15、i18、i25	刘金海等 ^[215]	距离判别	i05、i07、i08、i09、i11、i18、i19
陈恋等 ^[208]	Fisher	i01、i02、i07、i09、i13、i14、i15、i18、i19	王超等 ^[216]	距离判别	i02、i07、i09、i13、i19
李长兴等 ^[209]	Fisher	i02、i07、i09、i13、i19	孙浩博等 ^[217]	距离判别	i08、i25、i26
WANG等 ^[210]	贝叶斯	i02、i07、i09、i13、i19	刘庆军等 ^[218]	距离判别	i01、i03、i07、i08、i09、i11、i18、i25

费希尔判别分析 (Fisher Discriminant Analysis, FDA) 是在 1936 年由统计学家 Ronald A. Fisher 给出的一种判别分析方法。Fisher 判别分析的目标是找到一个投影方向,最大化不同类别之间的方差,同时最小化同一类别内的方差,从而使得投影后的样本点更好地分离。Fisher 判别分析对异常值相对稳健,而且在高维数据中仍然有效。因此,在所统计的突出预测中 Fisher 是在判别分析里采用最多的。陈亮等^[205]应用两总体 Fisher 判别分析开展九里山煤矿的煤与瓦斯突出预测研究,在所述的数据上实现事故数据的 100% 预测。陈建平等^[207]基于 Fisher 分析建立判别模型,以贵州黔西北煤矿的 28 组数据作为样本开展煤与瓦斯突出危险等级预测研究,并将 BP 用于比较,结果显示 Fisher 判别模型具有更高的准确性和可靠性。李长兴等^[209]的研究结果也显示 Fisher-逐步判别分析模型稳定性好。尽管在突出预测中使用相对最多,在 Fisher 分析也有一些限制,它对数据分布的假设敏感,要

求不同类别的协方差矩阵相等。

贝叶斯判别是一种基于贝叶斯定理的判别分析方法,通常用于处理模式识别和分类问题。它利用先验概率、似然函数以及边际概率来进行分类,计算给定观测数据后每个类别的后验概率,并选择具有最高后验概率的类别。贝叶斯判别在处理小样本和不平衡数据集时表现良好。因此,它也会被用于煤与瓦斯突出预测研究。陆美宁等^[211]建立突出预测的 Bayes 判别模型,并验证该模型的有效性。CHEN 等^[214]基于贝叶斯判别分析和多指标综合研究煤与瓦斯突出风险预报,实验中没有发生错误和遗漏的预测。与 Fisher 判别分析一样,基于贝叶斯判别分析的突出研究,作者在其所述的数据上均实现出色的预测结果。但基于贝叶斯的突出预测研究也存在挑战,包括对于高维数据的计算复杂性,以及对概率分布的假设要求。

距离判别分析 (Distance Discriminant Analysis,

DDA) 基于样本之间的距离度量来进行分类, 核心思想是通过测量不同类别之间的距离, 将属于相同类别的样本尽量贴得近, 而属于不同类别的样本尽量离得远, 从而实现分类的目的。在距离判别分析中大多数人采用的距离度量方法有欧氏距离、曼哈顿距离和马哈拉诺比斯距离等。距离判别分析是一种简单而有效的分类方法, 特别适用于小样本数据和无法满足正态分布假设的情况。刘庆军等^[218]建立基于 PCA-距离判别的突出预测模型, 以平宝公司工作面的 17 组原始数据为学习样本开展突出预测研究。距离判别分析适用于小样本数据学习任务, 然而在煤与瓦斯突

出预测中, 小样本难以描述复杂突出现象。此外, 距离判别分析也有一些挑战, 例如对特征空间的依赖性较强, 对噪声和异常值较敏感。

3.8 其他

煤与瓦斯突出预测是一个具有挑战的任务, 学者们试图采用各种各样的算法研究突出预测, 除了上述的经典的被广泛使用的机器学习算法, 权重贝叶斯、层次分析、粗糙集、灰色聚类评估、灰靶决策、灰色关联分析、案例推理和关联向量机等被用于突出预测。由于这些算法在突出预测中被使用频次相对少, 因此本文中将这些归为其他, 文献统计见表 9。

表 9 其他算法

Table 9 Other algorithms

文献	指标使用	文献	指标使用
刘建平 ^[219]	i01、i02、i08、i09、i11、i14、i15、i18、i19	梁冰等 ^[235]	i02、i07、i09、i13
张文永等 ^[220]	i08、i11、i25、i26	何俊等 ^[236]	i02、i07、i09、i13
张克等 ^[221]	i01、i02、i09、i14、i15、i19、i22	阎馨等 ^[237]	i01、i02、i07、i08、i09、i14、i15、i19、i20、i21、i25
张子戌等 ^[222]	i01、i02、i07、i09、i11、i13、i14、i15、i16、i19	彭泓等 ^[238]	i01、i02、i03、i06、i07、i25
郭德勇等 ^[223]	i01、i02、i09、i14、i15、i19、i22	HU等 ^[239]	i02、i07、i09、i18、i19
冯占文等 ^[224]	i02、i09、i12、i15	邓存宝等 ^[240]	i02、i07、i09、i18、i19
朱振玉等 ^[225]	i02、i09、i12、i15、i20	张友谊等 ^[241]	i02、i07、i09、i10、i23、i24
张天军等 ^[226]	i05、i07、i08、i09、i11、i14、i15、i18、i19	GONG等 ^[242]	i01、i02、i07、i09、i22
李云明等 ^[227]	i01、i02、i09、i15、i24	LI等 ^[243]	i01、i02、i09、i15、i18、i19
肖俊贤等 ^[228]	i07、i09、i24	阎馨等 ^[244]	i02、i07、i08、i09、i15、i18、i19
肖俊贤等 ^[229]	i02、i07、i09、i24	陈亮等 ^[245]	i01、i02、i03、i07、i09、i10、i15、i18、i19
梁冰等 ^[230]	i02、i07、i09、i13	LIU等 ^[246]	i02、i07、i08、i09、i15、i20
温彦良等 ^[231]	i02、i07、i09、i13、i24	NIE等 ^[247]	i02、i07、i09、i18、i19
方晓彤等 ^[232]	i02、i07、i09、i13	Jl等 ^[248]	i06、i25
柳晓莉等 ^[233]	i02、i07、i09、i13	Jl等 ^[249]	i06、i25
臧大进等 ^[234]	i02、i07、i09、i13		

在表 9 中展示被归为其他的机器学习煤与瓦斯突出预测研究的论文, 共有 30 篇文献。尽管一些算法使用较少, 但这些在一定程度上是推动了基于机器学习的煤与瓦斯突出预测。

3.9 突出预测中的优化算法

支持向量机是性能相对优异的机器学习算法, 在煤与瓦斯突出预测中使用的频率仅次于人工神经网络, 但是其预测精度严重依赖于参数的合理设置。在煤与瓦斯突出预测中, 支持向量机被使用的频次为 44, 其中近 24 篇文献采用优化算法对 SVM 参数优化。此外, 尽管人工神经网络性能不像 SVM 严重依赖于参数优化, 但优化算法可用于改善人工神经网络的可训练性, 统计的文献中, 有近 14 篇文献将优化算法用于神经网络优化。除此之外, 在煤与瓦斯突出预测中

需要参数优化的算法还有极限学习机、集成学习和聚类等。因此, 在文中概述了优化算法的发展现状。

煤与瓦斯突出预测中, 使用最多的是启发式优化算法, 它们通常应用于复杂、高维、非线性或者离散优化问题, 对于这些问题, 传统的解析方法或者精确算法往往效率较低或难以找到全局最优解。启发式优化算法通过模拟自然界中的搜索和优化以及人类的启发式决策过程寻找解空间中的优秀解, 当前许多性能出色的优化算法被提出。在煤与瓦斯突出预测中, 使用频次最多的 2 个优化算法分别是粒子群优化算法和遗传算法, 因此下面也将着重介绍这 2 个算法:

3.9.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是通过群体的行为而获得的灵感, 利用模拟粒子

在解空间中的移动和信息交流来寻找优秀解。它是于 1995 年通过 Kennedy 和 Eberhart 所给出的可以用于处理多维连续优化问题的一种算法。PSO 的基本思想是将待优化问题看作一个多维空间中的搜索问题,其中每个粒子表示一个潜在的解。这些粒子通过学习和合作的方式来寻求解空间里的最优解。该算法在每次的迭代中,每个粒子都会通过比较种群的最优解和整个粒子群历史中的最优的解来改进自己的速度和位置。这样,粒子会在解空间中朝着较优的方向移动。煤与瓦斯突出预测时,PSO 优化预测算法的参数流程如图 12 所示。

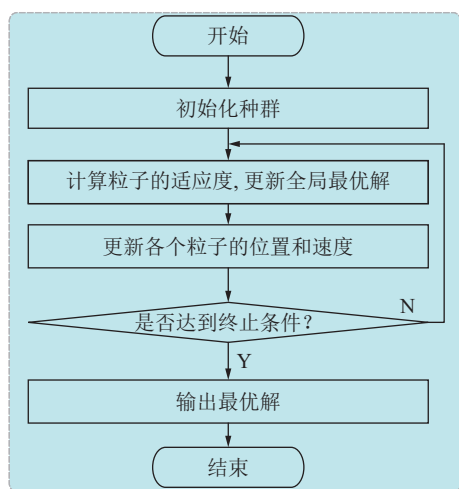


图 12 PSO 优化参数流程

Fig.12 Optimization flowchart of PSO

PSO 算法的基本思想和实现相对简单,容易理解和实现。通过信息共享和合作的方式,同时拥有较强的全局搜索本领,因此可以在解空间中寻到更好的解。PSO 算法的并行性较强,因此,不仅可以方便地进行并行计算,而且还能提高算法的运行速度。文献[84]提出运用经 PSO 算法优化自组织竞争神经网络,把无监督自组织竞争神经网络转为监督的学习法,并将提出的方法预测煤与瓦斯突出;文献[121]提出利用粒子群来优化支持向量机的惩罚参数、核参数和损失函数参数,利用获得的最优参数建立瓦斯涌出量预测模型。

PSO 算法简单,在煤与瓦斯突出预测中,其存在收敛慢的风险,特别是在解空间中存在很多局部最优解的情况下,会导致算法难以跳出局部最优解。此外,PSO 算法涉及到一些参数的设置,如惯性权重、加速因子等,对算法性能有较大影响,选择合适的参数是一个挑战。PSO 算法对初始种群的选择较为敏感,选择不同的初始值可能导致的搜索结果也会不一样。

针对 PSO 的不足,文献[92]提出改进混沌粒子群

优化算法,并将其应用于 DFNN 神经网络预设参数寻优,以获取最佳参数组合用于构建煤与瓦斯突出预测模型。文献[127]提出改进粒子群算法搜索 SVM 参数,用于预测瓦斯突出危险程度,能够避免在进行大规模搜索时陷入局部最优解。文献[157]针对 PSO 需要设置的参数太多,不利于找到待优化模型的最优参数,提出将量子粒子群优化算法用于参数优化,构建煤与瓦斯突出预测模型。这些改进后的 PSO 增强了搜索能力,但也增加了算法的复杂度。

当前,每年都会有新的优化算法被提出。突出中, SVM 和神经网络的参数优化有更多性能优秀算法的选择,如多元宇宙优化、海洋捕食者优化和膜搜索算法等。

3.9.2 遗传算法

遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 是通过模拟自然选择和遗传学的演化历程,用于解决优化问题。它最初由 Holland 在 20 世纪 60 年代提出,用于解决复杂的组合优化问题。遗传算法被广泛应用于寻找函数的最优解、搜索组合问题的最优解、机器学习中的特征选择等。遗传算法的基本思想是通过模拟生物进化中的自然选择、交叉和变异等过程来搜索优秀解。它使用一组称为“个体”或“染色体”的解来表示可能的解空间。任何一个个体都是由一串编码的基因组成,而这些基因编码了问题的解,其搜索过程如图 13 所示。

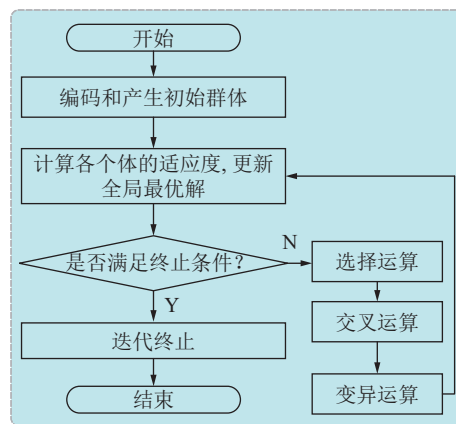


图 13 GA 流程

Fig.13 Optimization flowchart of GA

遗传算法的优点在于它可以在复杂的搜索空间中寻找全局最优解,并且可以处理多维、非线性、离散或连续的优化问题。但是,遗传算法的性能绝大部分取决于参数的设置和编码方式的选择。因此,相较于一些特殊的问题,就不得不进行适当的参数调整和编码设计。文献[71]针对 BP 神经网络的收敛速度慢和网络结构很难确定的不足,把遗传算法与 BP 神经网

络进行有机结合构建煤与瓦斯突出预测模型。文献[151]提出了一种基于FRS和GA-ELM相结合的煤与瓦斯突出预测模型,为增强ELM网络稳定性,利用遗传算法对其优化,选择出最佳输入权值和隐含层阈值。

尽管遗传算法在突出预测中有着相对广泛的应用,但其也存在不足,首先遗传算法涉及到许多参数的设置,如交叉概率、变异概率和种群大小等。不同问题需要不同的参数配置,这使得参数的选择相对复杂,需要经验和实验来优化;其次,相比于PSO等算法,遗传算法涉及到种群的复制、选择、交叉和变异等操作,对于大规模问题,计算复杂度可能较高,导致算法运行时间较长;最后,遗传算法在搜索解空间时可能陷入局部最优解,特别是当解空间存在多个局部最优解时,虽然通过精心设计的算法参数和运算策略可以减轻这个问题,但它并不能完全消除局部最优问题。

4 基于机器学习的突出预测展望

人工智能在过去几年里得到快速发展和广泛应用,以神经网络、支持向量机、极限学习机、集成学习和决策树等为代表的机器学习算法已被用于煤与瓦斯突出预测研究,并且研究者们在其数据上证明所述方法的有效性和先进性。但由于突出事故数据的缺失、样本不平衡等问题,基于机器学习的煤与瓦斯突出预测仍处于理论研究阶段。为加快煤矿的智能化建设,国家能源局和国家矿山安全监察局印发的《煤矿智能化建设指南(2021年版)》阐明,煤与瓦斯突出预测是煤矿安全智能化的重要组成部分之一。基于煤矿智能化建设中的安全智能监测技术的需求,结合机器学习进展和发展趋势,提出以下发展方向和研究展望:

(1) 煤与瓦斯突出是一个复杂的动力现象,经历几十年的研究已形成多种煤与瓦斯突出假说,但是突出的机理仍有待深入研究。许多机器学习算法可以挖掘指标和突出之间的复杂关系而不需要明确的突出机理,但是指标的选择需要煤与瓦斯突出理论的支撑。目前对煤与瓦斯突出机理的认识尚不充分,使得当前突出预测的指标选择的合理与否值得商榷。笔者认为,在煤与瓦斯预测中,指标的选择以及被选用的指标在煤与瓦斯突出预测中的贡献有待探明。

(2) 机器学习的基本思想是通过构建和训练数学模型,使得计算机能够从数据中学习并做出预测或做出决策。机器学习的进步得益于大规模数据集的完善,这是人工智能快速发展的重要因素之一。同样,煤与瓦斯突出预测的成功也需要高质量的历史数据

来支撑。早期,煤与瓦斯突出预测的特征工程更多关注的是样本维度的降低,减少模型计算量。计算机性能的进步,样本的维度已不是制约煤与瓦斯突出预测的主要矛盾。由于突出事故数据相对较少,导致可用于煤与瓦斯突出预测的样本相对更少,基于小样本的煤与瓦斯突出预测研究有待深入。

(3) 机器学习在过去几十年内取得了快速的进步,当前用于煤与瓦斯突出预测的算法主要是神经网络和支持向量机。神经网络具有出色的非线性学习能力,端到端的映射难以解释指标和突出间的关系;支持向量机在小样本和高维数据的分类效果往往比较好,但对参数选择和缺失数据敏感,而煤与瓦斯突出预测中存在大量指标缺失的样本,这在一定程度限制基于支持向量机的突出预测走出实验室。集成学习是一类强学习机,以XGBoost为代表集成学习算法不仅对缺失数据不敏感,并且具有较强可解释性,可以定量评估输入数据在决策中的贡献,更适用于煤与瓦斯突出预测,是未来研究的重要方向。

参考文献(References):

- [1] 袁亮,王恩元,马衍坤,等.我国煤岩动力灾害研究进展及面临的科技难题[J].煤炭学报,2023,48(5):1825-1845.
YUAN Liang, WANG Enyuan, MA Yankun, et al. Research progress of coal and rock dynamic disasters and scientific and technological problems in China[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(5): 1825-1845.
- [2] 舒龙勇,朱南南,陈结,等.煤与瓦斯突出危险精准辨识理论与技术探索[J].煤炭学报,2020,45(5):1614-1625.
SHU Longyong, ZHU Nannan, CHEN Jie, et al. Theoretical method and technology of precision identification for coal and gas outburst hazard[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(5): 1614-1625.
- [3] 张超林,王培仲,王恩元,等.我国煤与瓦斯突出机理70年发展历程与展望[J].煤田地质与勘探,2023,51(2):59-94.
ZHANG Caolin, WANG Peizhong, WANG Enyuan, et al. Coal and gas outburst mechanism: Research progress and prospect in China over the past 70 years[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(2): 59-94.
- [4] 国务院安委会办公室关于河南省中平能化集团平禹煤电公司四矿“10·16”特别重大煤与瓦斯突出事故调查处理结果的通报:安委办〔2011〕23号[EB/OL].(2011-07-20)[2023-12-12]. https://www.mem.gov.cn/awhsy_3512/gwyawh/201107/t20110720_246250.shtml.
- [5] 陕西省铜川乔子梁煤业有限公司“11·4”较大煤与瓦斯突出事故调查报告[EB/OL].(2021-08-18)[2023-12-12]. https://shaanxi.chinamine-safety.gov.cn/newstyle/pub_newsshow.asp?id=1133271&chid=1041.
- [6] 辽宁阜新弘霖矿业(集团)有限公司“6·27”较大煤与瓦斯突出事故案例[EB/OL].(2023-10-30)[2023-12-12]. <https://www.chinamine-safety.gov.cn/zfxgk/fdzdkgknr/sgcc/sgalks/202310/t2023>

- 1030_467079.shtml.
- [7] 袁亮. 煤矿典型动力灾害风险辨识及监控预警技术研究进展[J]. 煤炭学报, 2020, 45(5): 1557–1566.
YUAN Liang. Research progress on risk identification, assessment, monitoring and early warning technologies of typical dynamic hazards in coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(5): 1557–1566.
 - [8] 孙肖琦, 郑欣. 工作面煤与瓦斯突出预测方法综述[J]. 煤炭技术, 2019, 38(10): 111–114.
SUN Xiaoqi, ZHENG Xin. Summary of prediction methods of coal and gas outburst in working face[J]. Coal Technology, 2019, 38(10): 111–114.
 - [9] LI Jiangong, HU Qianting, YU Minggao, et al. Acoustic emission monitoring technology for coal and gas outburst[J]. Energy Science & Engineering, 2019, 7(2): 443–456.
 - [10] WANG Wencai, ZHAO Hui, ZHAO Hongyu, et al. Characters of electromagnetic radiation in coal and its application in forecast of coal and gas outburst[J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 962–965: 1051–1055.
 - [11] 刘辉, 陆菜平, 窦林名, 等. 微震法在煤与瓦斯突出监测与预报中的应用[J]. 煤矿安全, 2012, 43(4): 82–85.
LIU Hui, LU Caiping, DOU Linming, et al. Application of micro-seismometry in coal and gas outburst monitoring and forecasting[J]. Safety in Coal Mines, 2012, 43(4): 82–85.
 - [12] 聂韧, 赵旭生. 掘进工作面瓦斯涌出动态指标预测突出危险性的探讨[J]. 矿业安全与环保, 2004, 31(4): 36–38, 1.
NIE Ren, ZHAO Xusheng. Discussion on the prediction of the dynamic index of gas gushing from the excavation face[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2004, 31(4): 36–38, 1.
 - [13] 冯涛, 王宏图, 魏福生. 煤与瓦斯突出危险性预测指标的探讨[J]. 中国矿业, 2001, 10(3): 48–50.
FENG Tao, WANG Hongtu, WEI Fusheng. Determination of sensitive factors indicating danger of coal and gas outburst[J]. China Mining Magazine, 2001, 10(3): 48–50.
 - [14] 付华, 司南楠, 鲁俊杰, 等. 基于 bi-LWCA-ENN 煤与瓦斯突出危险性预测[J]. 传感技术学报, 2016, 29(8): 1222–1228.
FU Hua, SI Nannan, LU Junjie, et al. Prediction of coal and gas outburst risk based on bi-LWCA-ENN[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(8): 1222–1228.
 - [15] LIU Haibo, DONG Yujie, WANG Fuzhong. Gas outburst prediction model using rough set and support vector machine[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2022, 15(4): 2445–2453.
 - [16] DHALL D, KAUR R, JUNEJA M. Machine learning: a review of the algorithms and its applications[J]. Proceedings of ICRIC 2019: Recent Innovations in Computing, 2020, 597: 47–63.
 - [17] ROSENBLATT F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain[J]. *Psychological Review*, 1958, 65(6): 386–408.
 - [18] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323: 533–536.
 - [19] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20: 273–297.
 - [20] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521: 436–444.
 - [21] SAHLI H. An introduction to machine learning[J]. TORUS 1–toward an open resource using Services: Cloud computing for environmental data, 2020: 61–74.
 - [22] GROTH D, HARTMANN S, KLIE S, et al. Principal components analysis[J]. *Computational Toxicology*, 2013, 11: 527–547.
 - [23] 刘晓光, 刘爽, 李柯. PCA-聚类分析在煤与瓦斯突出预测中的应用研究[J]. 煤炭技术, 2017, 36(6): 166–168.
LIU Xiaoguang, LIU Shuang, LI Ke. Application study of PCA-cluster analysis in coal and gas outburst prediction[J]. Coal Technology, 2017, 36(6): 166–168.
 - [24] 徐耀松, 程业伟. 基于 SKPCA 与 NEAT 算法的煤与瓦斯突出危险性预测[J]. 安全与环境学报, 2021, 21(4): 1427–1433.
XU Yaosong, CHENG Yewei. Prediction and forecast of the SKPCA with NEAT coal and gas outburst risks[J]. Journal of Safety and Environment, 2021, 21(4): 1427–1433.
 - [25] 周文浩, 曾波. 灰色关联度模型研究综述[J]. 统计与决策, 2020, 36(15): 29–34.
ZHOU Wenhao, ZENG Bo. A research review of grey relational degree model[J]. Statistics & Decision, 2020, 36(15): 29–34.
 - [26] 刘春光, 陈路明, 张运银, 等. 基于改进灰色马尔可夫链的电传动装甲车辆负载需求功率预测[J]. 兵工学报, 2021, 42(10): 2130–2144.
LIU Chunguang, CHEN Luming, ZHANG Yunyin, et al. Prediction of demand power of electric drive armored vehicle based on improved grey markov chain[J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(10): 2130–2144.
 - [27] HU Yichung. Energy demand forecasting using a novel remnant GM(1, 1) model[J]. *Soft Computing*, 2020, 24(18): 13903–13912.
 - [28] 高振勇. 基于灰色关联理论的煤与瓦斯突出预测指标的优选[J]. 煤炭技术, 2014, 33(4): 51–54.
GAO Zhenyong. Optimization of coal and gas outburst prediction indexes based on grey relational theory[J]. Coal Technology, 2014, 33(4): 51–54.
 - [29] 李念友, 郭德勇, 范满长. 灰关联分析方法在煤与瓦斯突出控制因素分析中的应用[J]. 煤炭科学技术, 2004, 32(2): 69–71.
LI Nianyou, GUO Deyong, FAN Manchang. Ash related analysis method applied to analysis of coal and gas outburst controlled factors[J]. Coal Science and Technology, 2004, 32(2): 69–71.
 - [30] 张宏伟, 鹿广利, 徐路, 等. 支持向量机在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 矿业安全与环保, 2013, 40(2): 55–58.
ZHANG Hongwei, LU Guangli, XU Lu, et al. Application of support vector machine in prediction of coal and gas outburst[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2013, 40(2): 55–58.
 - [31] 顾能华, 姚英彪, 郑慧娟, 等. 基于 KPCA 和 T-S 模糊神经网络的煤与瓦斯突出的预测[J]. 测控技术, 2018, 37(9): 15–19.
GU Nenghua, YAO Yingbiao, ZHENG Huijuan, et al. Prediction of coal and gas outburst based on KPCA and T-S fuzzy neural network[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(9): 15–19.
 - [32] 郑晓亮, 来文豪, 薛生. MI 和 SVM 算法在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(1): 75–80.
ZHENG Xiaoliang, LAI Wenhao, XUE Sheng. Application of MI and SVM in coal and gas outburst prediction[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(1): 75–80.
 - [33] 陈利成, 陈建宏. 基于数据填补-机器学习的煤与瓦斯突出预测效果研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(9): 69–74.

- CHEN Licheng, CHEN Jianhong. Study on prediction effect of coal and gas outburst based on data imputation and machine learning[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2022, 18(9): 69–74.
- [34] 邵良杉, 詹小凡. 煤与瓦斯突出 missForest-EGWO-SVM 预测模型[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2020, 39(3): 214–218.
- SHAO Liangshan, ZHAN Xiaofan. MissForest-EGWO-SVM prediction model for coal and gas outburst[J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science)*, 2020, 39(3): 214–218.
- [35] ABIODUN O I, JANTAN A, OMOLARA A E, et al. Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 158820–158846.
- [36] FAN Fenglei, XIONG Jinjun, LI Mengzhou, et al. On interpretability of artificial neural networks: A survey[J]. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2021, 5(6): 741–760.
- [37] 宁齐元, 刘祖德, 游曦鸣, 等. 基于 BP 神经网络煤与瓦斯突出强度预测模型[J]. *煤矿开采*, 2011, 16(6): 19–21, 62.
- NING Qiyuan, LIU Zude, YOU Ximing, et al. Prediction model of coal and methane bursting intensity based on BP neural network[J]. *Coal Mining Technology*, 2011, 16(6): 19–21, 62.
- [38] 王海桥, 施式亮, 李孔清. 煤与瓦斯突出的神经网络预测分析[J]. *湘潭矿业学院学报*, 1997, 12(3): 6–10.
- WANG Haiqiao, SHI Shiliang, LI Kongqing. Prediction and analyses of coal and methane burst based on artificial neural network[J]. *Journal of Xiangtan Mining Institute*, 1997, 12(3): 6–10.
- [39] 郝吉生, 袁崇孚. 模糊神经网络技术在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *煤炭学报*, 1999, 24(6): 624–627.
- HAO Jisheng, YUAN Chongfu. The applying of fuzzy network techniques in prediction of coal and gas outbursts[J]. *Journal of China Coal Society*, 1999, 24(6): 624–627.
- [40] 肖红飞, 撒占友. 基于自适应变步长 BP 法的煤与瓦斯突出预测[J]. *煤矿安全*, 2002, 33(8): 6–8.
- XIAO Hongfei, SA Zhanyou. The application of modified BP neural network to predict coal and gas outburst[J]. *Safety in Coal Mines*, 2002, 33(8): 6–8.
- [41] 吴财芳, 曾勇, 张子戎, 等. 基于模糊神经网络的煤与瓦斯突出区域预测研究[J]. *煤田地质与勘探*, 2002, 30(6): 4–8.
- WU Caifang, ZENG Yong, ZHANG Zixu, et al. The fuzzy-neural networks and theory of forecasting the coal-gas-outburst[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2002, 30(6): 4–8.
- [42] 封富, 石红红, 徐春雨. Matlab 在工作面煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *辽宁工程技术大学学报*, 2003, 22(S1): 159–160.
- FENG Fu, SHI Honghong, XU Chunyu. Application of Matlab in the prediction of coal and gas outburst in working face[J]. *Journal of Liaoning Technical University*, 2003, 22(S1): 159–160.
- [43] 熊亚选, 蔡成功. 基于人工神经网络的煤与瓦斯突出预测[J]. *煤矿安全*, 2004, 35(9): 35–37.
- XIONG Yaxuan, CAI Chenggong. Coal and gas outburst prediction based on artificial neural network[J]. *Safety in Coal Mines*, 2004, 35(9): 35–37.
- [44] 熊亚选, 程磊, 蔡成功, 等. 利用 MATLAB 神经网络进行煤与瓦斯突出预测的研究[J]. *煤炭工程*, 2004, 41(11): 70–72.
- XIONG Yaxuan, CHENG Lei, CAI Chenggong, et al. Research on outburst prediction based on MATLAB's ANN[J]. *Coal Engineering*, 2004, 41(11): 70–72.
- [45] 张春, 题正义, 周云鹏. 神经网络计算方法在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *煤炭工程*, 2004, 41(7): 49–52.
- ZHANG Chun, TI Zhengyi, ZHOU Yunpeng. Neural network method for predicting coal and gas outburst[J]. *Coal Engineering*, 2004, 41(7): 49–52.
- [46] 郝吉生. BP 算法及其在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *辽宁工程技术大学学报*, 2004, 23(1): 9–11.
- HAO Jisheng. Application of improved BP network in prediction of coal and gas outburst[J]. *Journal of Liaoning Technical University*, 2004, 23(1): 9–11.
- [47] 吴财芳, 曾勇, 秦勇. 神经网络分析方法在瓦斯预测中的应用[J]. *地球科学进展*, 2004, 19(5): 860–866.
- WU Caifang, ZENG Yong, QIN Yong. The application of the analytic methods of neural networks to gas-forecasting field[J]. *Advances in Earth Science*, 2004, 19(5): 860–866.
- [48] 田云丽, 周利华. 基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测方法的研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2005(12): 102–106.
- TIAN Yunli, ZHOU Lihua. The study on the methods for predicting coal or gas outburst based on BP neural network[J]. *Systems Engineering -Theory & Practice*, 2005(12): 102–106.
- [49] 张志立, 程磊, 何敏, 等. 基于人工神经网络的煤与瓦斯突出预测[J]. *矿业安全与环保*, 2005, 32(S1): 1–2, 4.
- ZHANG Zhili, CHENG Lei, HE Min, et al. Coal and gas outburst prediction based on artificial neural network[J]. *Mining Safety & Environmental Protection*, 2005, 32(S1): 1–2, 4.
- [50] 倪小明, 郝吉生. 用于煤与瓦斯突出预测的 BP 网络之 C++ 实现[J]. *矿业研究与开发*, 2005, 25(4): 51–54.
- NI Xiaoming, HAO Jisheng. C++ implementation of BP network for coal and gas outburst prediction[J]. *Mining Research & Development*, 2005, 25(4): 51–54.
- [51] 陈凤, 申东日, 陈义俊, 等. 模糊小波网络在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *煤矿安全*, 2006, 37(10): 51–54.
- CHEN Feng, SHEN Dongri, CHEN Yijun, et al. Application of fuzzy wavelet network in coal and gas outburst prediction[J]. *Safety in Coal Mines*, 2006, 37(10): 51–54.
- [52] 郭德勇, 李念友, 裴大文, 等. 煤与瓦斯突出预测灰色理论-神经网络方法[J]. *北京科技大学学报*, 2007, 29(4): 354–357.
- GUO Deyong, LI Nianyou, PEI Dawen, et al. Prediction method of coal and gas outburst using the grey theory and neural network[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2007, 29(4): 354–357.
- [53] 臧大进, 王耀才. 煤与瓦斯突出预测研究[J]. *计算机工程与设计*, 2007, 28(12): 2983–2984, 2987.
- ZANG Dajin, WANG Yaocai. Study on prediction of coal and gas outburst[J]. *Computer Engineering and Design*, 2007, 28(12): 2983–2984, 2987.
- [54] 谭云亮, 肖亚勋, 孙伟芳. 煤与瓦斯突出自适应小波神经网络辨识和预测模型[J]. *岩石力学与工程学报*, 2007, 26(S1): 3373–3377.
- TAN Yunliang, XIAO Yaxun, SUN Weifang. Self-adaptive wavelet neural network for recognizing and predicating outburst of coal and gas[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, 26(S1): 3373–3377.

- [55] 由伟, 刘亚秀, 李永, 等. 用人工神经网络预测煤与瓦斯突出[J]. *煤炭学报*, 2007, 32(3): 285–287.
YOU Wei, LIU Yaxiu, LI Yong, et al. Predicting the coal and gas outburst using artificial neural network[J]. *Journal of China Society*, 2007, 32(3): 285–287.
- [56] 孙燕, 杨胜强, 王彬, 等. 用灰关联分析和神经网络方法预测煤与瓦斯突出[J]. *中国安全生产科学技术*, 2008, 4(3): 14–17.
SUN Yan, YANG Shengqiang, WANG Bin, et al. Coal and gas outburst forecast by ANN and grey correlation[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2008, 4(3): 14–17.
- [57] 苗琦, 杨胜强, 欧晓英, 等. 煤与瓦斯突出灰色-神经网络预测模型的建立及应用[J]. *采矿与安全工程学报*, 2008, 25(3): 309–312, 317.
MIAO Qi, YANG Shengqiang, OU Xiaoying, et al. Establishment and application of grey-neural network forecasting model of coal and gas outburst[J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2008, 25(3): 309–312, 317.
- [58] 朱晓琳, 冯涛, 谢东海. 粗集神经网络在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *自然灾害学报*, 2009, 18(6): 193–197.
ZHU Xiaolin, FENG Tao, XIE Donghai. Application of rough set and artificial neural network to prediction of coal and gas outburst[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2009, 18(6): 193–197.
- [59] 丁华, 王剑, 王彬. 基于灰关联分析和神经网络的煤与瓦斯突出预测[J]. *西安科技大学学报*, 2009, 29(2): 136–139.
DING Hua, WANG Jian, WANG Bin. Coal and gas outburst forecast based on ANN and grey correlation[J]. *Journal of Xi'an University of Science and Technology*, 2009, 29(2): 136–139.
- [60] 杨敏, 汪云甲, 程远平. 煤与瓦斯突出预测的改进差分进化神经网络模型研究[J]. *中国矿业大学学报*, 2009, 38(3): 439–444.
YANG Min, WANG Yunjia, CHENG Yuanping. Improved differential evolution neural network and its application in prediction of coal and gas outburst[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2009, 38(3): 439–444.
- [61] 李万武, 刘兴安, 王海龙. BP 网络模型在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *实验室研究与探索*, 2009, 28(10): 48–50.
LI Wanwu, LIU Xingan, WANG Hailong. Application of BP neural network in prediction of the coal and gas outburst[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2009, 28(10): 48–50.
- [62] 牛小玲, 马彦操, 蔡丽. 基于信息融合预测瓦斯突出方法的研究[J]. *矿山机械*, 2009, 37(10): 48–51.
NIU Xiaoling, MA Yanco, CAI Li. Research on prediction of gas outburst based on information fusion[J]. *Mining & Processing Equipment*, 2009, 37(10): 48–51.
- [63] 朱玉, 张虹, 苏成. 基于免疫遗传算法的煤与瓦斯突出预测研究[J]. *中国矿业大学学报*, 2009, 38(1): 125–130.
ZHU Yu, ZHANG Hong, SU Cheng. Coal and gas outburst forecasting based on immune genetic algorithm[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2009, 38(1): 125–130.
- [64] 阎馨, 付华. 基于软测量和数据融合的煤与瓦斯突出预测[J]. *合肥工业大学学报 (自然科学版)*, 2009, 32(9): 1308–1311.
YAN Xin, FU Hua. Prediction of coal and gas outbursts based on soft sensor and data fusion technologies[J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science)*, 2009, 32(9): 1308–1311.
- [65] 赵芳, 孟凡荣. 基于 RBF 网络的煤与瓦斯突出预测研究[J]. *微机计算机信息*, 2009, 25(3): 29–30, 14.
ZHAO Fang, MENG Fanrong. Study on prediction method of coal and gas out burst based on RBF nerve network[J]. *Microcomputer Information*, 2009, 25(3): 29–30, 14.
- [66] YOU Wei, WANG Kun, LI Huixiao, et al. Prediction of the coal and gas outburst by neural network[C]//2009 Second International Symposium on Computational Intelligence and Design. IEEE, 2009, 2: 405–408.
- [67] YAN Xin, TU Naiwei, FU Hua. Hybrid method for prediction of coal and gas outburst based on data fusion and soft sensor[C]//ICEMI 2009 - Proceedings of 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments. IEEE, 2009: 2–997–2–1001.
- [68] HE Xueqiu, CHEN Wenxue, NIE Baisheng, et al. Classification technique for danger classes of coal and gas outburst in deep coal mines[J]. *Safety Science*, 2010, 48(2): 173–178.
- [69] 杨敏, 李瑞霞, 汪云甲. 煤与瓦斯突出的粗神经网络预测模型研究[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(6): 241–244.
YANG Min, LI Ruixia, WANG Yunjia. New method for predicting coal or gas outburst based on RSNN neural network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(6): 241–244.
- [70] 梁盛开, 曹琼, 罗杨阳. 煤矿瓦斯突出的神经网络预测[J]. *固体力学学报*, 2010, 31(S1): 180–183.
LIANG Shengkai, CAO Qiong, LUO Yangyang. Prediction of coal mine's coal and gas outburst based on neural network[J]. *Chinese Journal of Solid Mechanics*, 2010, 31(S1): 180–183.
- [71] 陈全秋, 郭勇义, 吴世跃, 等. 遗传算法与神经网络的结合在煤与瓦斯突出危险性预测中的应用研究[J]. *中国煤炭*, 2010, 36(3): 86–89.
CHEN Quankui, GUO Yongyi, WU Shiyue, et al. On the combined application of genetic algorithm and neural network in the prediction of coal/gas outbursts[J]. *China Coal*, 2010, 36(3): 86–89.
- [72] 孙臣良, 侯旭江, 宛洪顺. 基于 MATLAB 的煤与瓦斯突出 BP 网络预测方法[J]. *世界科技研究与发展*, 2010, 32(1): 30–31.
SUN Chenliang, HOU Xujiang, WAN Hongshun. The forecast technique of the coal and gas prominent BP network based on MATLAB[J]. *World Scientific and Technological Research and Development*, 2010, 32(1): 30–31.
- [73] 沈学利, 张红岩, 黄秀. 神经树在煤与瓦斯突出预测中应用研究[J]. *世界科技研究与发展*, 2010, 32(3): 303–306.
SHEN Xueli, ZHANG Hongyan, HUANG Xiu. Study and application on the methods for predicting coal and gas outburst based on neural tree[J]. *World Scientific and Technological Research and Development*, 2010, 32(3): 303–306.
- [74] ZHANG Ruilin, LOWNDES I S. The application of a coupled artificial neural network and fault tree analysis model to predict coal and gas outbursts[J]. *International Journal of Coal Geology*, 2010, 84(2): 141–152.
- [75] 许新征, 丁世飞, 杨胜强, 等. 煤与瓦斯突出的 PCA-BP 神经网络预测模型研究[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(28): 219–222.
XU Xinzheng, DING Shifei, YANG Shengqiang, et al. Model for predicting coal and gas outburst based on PCA and BP neural network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(28): 219–222.
- [76] 曹晶秀, 彭泓, 王斌. 粗集-RBF 神经网络在瓦斯突出预测中的应

- 用[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(8): 1882–1884, 1891.
- CAO Jingxiu, PENG Hong, WANG Bin. Application of rough set & RBF network in gas outburst prediction system[J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(8): 1882–1884, 1891.
- [77] 付华, 荆晓亮. 基于 CBC 算法的瓦斯突出预测模型研究[J]. 计算机工程, 2012, 38(1): 230–232.
- FU Hua, JING Xiaoliang. Research of gas outburst prediction model based on CBC algorithm[J]. Computer Engineering, 2012, 38(1): 230–232.
- [78] 曲方, 张龙, 李迎业, 等. 基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测系统开发[J]. 中国安全科学学报, 2012, 22(1): 11–16.
- QU Fang, ZHANG Long, LI Yingye, et al. Development of coal and gas outburst prediction system based on BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2012, 22(1): 11–16.
- [79] 赵鑫, 宋广军, 李诚. 改进 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测[J]. 计算机仿真, 2012, 29(6): 195–198.
- ZHAO Xin, SONG Guangjun, LI Cheng. Dangerous forecast of coal and gas bursting based on improved back propagation neural network[J]. Computer Simulation, 2012, 29(6): 195–198.
- [80] 付小平, 薛新华, 李洪涛. GRNN 模型在煤与瓦斯突出及瓦斯含量预测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2012, 22(1): 24–28.
- FU Xiaoping, XUE Xinhua, LI Hongtao. Application of GRNN model in predicting coal and gas out-burst and gas content[J]. China Safety Science Journal, 2012, 22(1): 24–28.
- [81] 朱志洁, 张宏伟, 韩军, 等. 基于 PCA-BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(4): 45–50.
- ZHU Zhijie, ZHANG Hongwei, HAN Jun, et al. Prediction of coal and gas outburst based on PCA-BP neural network[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(4): 45–50.
- [82] 窦新宇. 基于改进 BP 网络在煤与瓦斯突出中的应用[J]. 制造业自动化, 2013, 35(3): 31–32, 35.
- DOU Xinyu. Application based on improved BP neural network in dangerous predication of the coal and gas bursting[J]. Manufacturing Automation, 2013, 35(3): 31–32, 35.
- [83] 陈贤敏. 煤与瓦斯突出 BP 神经网络预测系统研究[J]. 煤炭技术, 2013, 32(1): 95–96.
- CHEN Xianmin. Research on forecasting system of coal and gas outburst based on BP neural network[J]. Coal Technology, 2013, 32(1): 95–96.
- [84] 张晓铭, 张爱绒, 郭勇义. 基于 PSO 算法优化的自组织竞争神经网络在煤与瓦斯突出预测中的应用研究[J]. 中国煤炭, 2013, 39(1): 106–109.
- ZHAN Xiaoming, ZHANG Airong, GUO Yongyi. Application of optimized self-organizing competitive neural network by PSO algorithm for coal and gas outburst prediction[J]. China Coal, 2013, 39(1): 106–109.
- [85] 艾迪昊, 李聪, 荣涛, 等. 基于 Labview 和 Matlab 的改进神经网络煤与瓦斯突出预测系统[J]. 中国煤炭, 2014, 40(7): 108–112.
- AI Dihao, LI Cong, RONG Tao, et al. Improved neural network for coal and gas outburst prediction system based on Labview and Matlab[J]. China Coal, 2014, 40(7): 108–112.
- [86] 王社国, 田志民, 张峰, 等. 基于改进 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测系统[J]. 工矿自动化, 2014, 40(5): 34–37.
- WANG Shenguo, TIAN Zhimin, ZHANG Feng, et al. System of coal and gas outburst prediction based on improved BP neural network[J]. Industry and Mine Automation, 2014, 40(5): 34–37.
- [87] 王社国, 田志民, 武莎莎. 改进 BP 神经网络在煤与瓦斯突出预测中的应用研究[J]. 矿山机械, 2014, 42(5): 116–119.
- WANG Shenguo, TIAN Zhimin, WU Shasha. Study on application of improved BP neural network to prediction of coal and gas outburst[J]. Mining & Processing Equipment, 2014, 42(5): 116–119.
- [88] 朱政江, 张雪英. 基于 BP 和 RBF 神经网络的煤与瓦斯突出模型研究[J]. 中北大学学报: 自然科学版, 2014, 35(5): 571–575.
- ZHU Zhengjiang, ZHANG Xueying. Research on coal and gas bursting models based on BP and RBF neural networks[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2014, 35(5): 571–575.
- [89] GUAN Yongchao, WANG Shuai, ZHOU Zhen. Research on the prediction model of coal and gas outburst based on principal component analysis and radial basis function neural network[C]//2014 Fourth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control. 2014: 260–264.
- [90] ZHANG Guang, LIU Zhijun, YANG Yiwen, et al. Prediction of coal and gas outburst by BP neural network[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 539: 664–668.
- [91] KONG Long. Intensity of coal and gas outburst prediction model based on the improved BP neural network[J]. Advanced Materials Research, 2014, 1044–1045: 1190–1193.
- [92] 匡芳君, 张思扬, 徐蔚鸿. 改进混沌粒子群的动态模糊神经网络参数优化及应用[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(1): 48–53.
- KUANG Fangjun, ZHANG Siyang, XU Weihong. Application and parameter optimization of dynamic fuzzy neural network based on improved chaotic particle swarm optimization[J]. Microelectronics & Computer, 2015, 32(1): 48–53.
- [93] GUO Hongbin, YUE Xiaoguang, LU Ying, et al. Research on SOFMNN in coal and gas outburst safety prediction[J]. Recent Patents on Computer Science, 2016, 9(1): 55–61.
- [94] 王佳信, 周宗红, 张继华, 等. 煤与瓦斯突出危险性预测的 SaS-PNN 模型及应用[J]. 传感技术学报, 2017, 30(7): 1112–1118.
- WANG Jiaxin, ZHOU Zonghong, ZHANG Jihua, et al. SaS-PNN model for forecast of coal and gas outburst risk and its application[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017, 30(7): 1112–1118.
- [95] GAO Caixia, WANG Fuzhong, XU Dan. Gas outburst prediction based on the intelligent Dempster-Shafer evidence theory[C]//2017 9th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC). 2017: 897–901.
- [96] 匡亮, 赵万强, 喻渝. BP 神经网络法预测隧道瓦斯突出的模型与实例[J]. 铁道工程学报, 2018, 35(2): 56–61.
- KUANG Liang, ZHAO Wanqiang, YU Yu. Research on the prediction model and case of coal and gas outburst in tunnel by using BP neural network[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2018, 35(2): 56–61.
- [97] 朱军, 史勃, 张环宇, 等. 基于 WPA-SFLA 算法的瓦斯突出预测方法[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2018, 37(3): 653–659.
- ZHU Jun, SHI Bo, ZHANG Huanyu, et al. Gas outburst prediction method based on WPA-SFLA coupling algorithm[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2018, 37(3): 653–659.

- [98] 温廷新, 于凤娥, 邵良杉. 基于灰色关联熵的煤与瓦斯突出概率神经网络预测模型[J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(11): 3326–3329.
WEN Tingxin, YU Feng'e, SHAO Liangshan. Probabilistic neural network prediction model of coal and gas outburst based on grey relational entropy[J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(11): 3326–3329.
- [99] XIE Xuecai, FU Gui, XUE Yujingyang, et al. Risk prediction and factors risk analysis based on IFOA-GRNN and apriori algorithms: Application of artificial intelligence in accident prevention[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2019, 122: 169–184.
- [100] 马晟翔, 李希建. 基于因子分析与 BP 神经网络的煤与瓦斯突出预测[J]. *矿业安全与环保*, 2019, 46(2): 70–74.
MA Shengxiang, LI Xijian. Prediction of coal and gas outburst based on factor analysis and BP neural network[J]. *Mining Safety & Environmental Protection*, 2019, 46(2): 70–74.
- [101] YAN Xin, TU Naiwei, WU Shuwen, et al. Dynamic prediction of coal and gas outburst based on BPNN and case-based reasoning[C]//1st International Conference on Industrial Artificial Intelligence, IAI 2019. IEEE, 2019.
- [102] HE Min. A gas outburst prediction model based on data mining and information fusion[J]. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 2019, 33(5): 379–386.
- [103] 王雨虹, 孙福成, 付华, 等. 基于优化的量子门节点神经网络的煤与瓦斯突出预测[J]. *信息与控制*, 2020, 49(2): 249–256.
WANG Yuhong, SUN Fucheng, FU Hua, et al. Prediction of coal and gas outburst based on optimized quantum gated neural networks[J]. *Information and Control*, 2020, 49(2): 249–256.
- [104] WU Yaqin, GAO Ronglei, YANG Jinzhen. Prediction of coal and gas outburst: A method based on the BP neural network optimized by GASA[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2020, 133: 64–72.
- [105] 付华, 孟庭儒, 阎馨, 等. 优化量子门线路的煤与瓦斯突出预测模型[J]. *控制工程*, 2021, 28(9): 1–8.
FU Hua, MENG Tingru, YAN Xin, et al. Prediction model of coal and gas outburst intensity for optimized quantum gate line[J]. *Control Engineering of China*, 2021, 28(9): 1–8.
- [106] WANG Kai, LI Kangnan, DU Feng. Study on prediction of coal-gas compound dynamic disaster based on GRA-PCA-BP model[J]. *Geofluids*, 2021, 2021: 1–11.
- [107] HEARST M A, DUMAIS S T, OSUNA E, et al. Support vector machines[J]. *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, 1998, 13(4): 18–28.
- [108] 南存全, 冯夏庭. 基于 SVM 的煤与瓦斯突出区域预测研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2005, 24(2): 263–267.
NAN Cunquan, FENG Xiating. Coal and gas outburst area prediction using support vector machines[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2005, 24(2): 263–267.
- [109] 师旭超, 韩阳. 煤与瓦斯突出预测的支持向量机 (SVM) 模型[J]. *中国安全科学学报*, 2009, 19(7): 26–30.
SHI Xuchao, HAN Yang. Prediction model for the outburst of coal and gas based on SVM[J]. *China Safety Science Journal*, 2009, 19(7): 26–30.
- [110] 戴宏亮. 基于改进的自适应支持向量机建模的煤与瓦斯突出预测[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(5): 1656–1658.
DAI Hongliang. Forecasting coal and gas outburst based on improved adaptive support vector machine[J]. *Application Research of Computers*, 2009, 26(5): 1656–1658.
- [111] 朱莉, 谷琼, 蔡之华, 等. 基于 Isomap 的 SMO 算法及在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2009, 17(6): 958–965.
ZHU Li, GU Qiong, CAI Zhihua, et al. A novel SOMO algorithm based on isomap and its application in predicating outburst of coal and gas[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2009, 17(6): 958–965.
- [112] WU Yuping. Application of support vector machine in coal and gas outburst area prediction[C]//2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. 2009, 4: 199–203.
- [113] WANG Yongbao, ZHAO Yong. Forecasting coal and gas outburst based on support vector machine[C]//2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science. 2009: 1–4.
- [114] 陈祖云, 张桂珍, 邬长福, 等. 基于支持向量机的煤与瓦斯突出预测研究[J]. *工业安全与环保*, 2010, 36(5): 33–36.
CHEN Zuyun, ZHANG Guizhen, WU Changfu, et al. Research on coal and gas outburst prediction based on support vector machines[J]. *Industrial Safety and Environmental Protection*, 2010, 36(5): 33–36.
- [115] 孙玉峰, 李中才. 支持向量机法在煤与瓦斯突出分析中的应用研究[J]. *中国安全科学学报*, 2010, 20(1): 25–30.
SUN Yufeng, LI Zhongcai. Application study of SVM in analysis of coal and gas outburst[J]. *China Safety Science Journal*, 2010, 20(1): 25–30.
- [116] SHI Yongkui, SHAO Jiansheng. Application of rough set and support vector machine to prediction of coal and gas outburst[C]//2010 3rd International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering. IEEE, 2010, 4: 69–74.
- [117] 曲方, 安文超, 李迎业, 等. 基于 GRA-SVM 方法的煤与瓦斯突出预测模型研究[J]. *中国煤炭*, 2012, 38(11): 102–106.
QU Fang, AN Wenchao, LI Yingye, et al. Research on prediction model for coal and gas outburst based on GRA-SVM[J]. *China Coal*, 2012, 38(11): 102–106.
- [118] 黄为勇. 采用 RS 与 CSA-SVM 集成的煤与瓦斯突出预测方法[J]. *计算机测量与控制*, 2012, 20(11): 2909–2912.
HUANG Weiyong. Coal-and-Gas outburst forecast using integration of RS and CSA-SVM[J]. *Computer Measurement & Control*, 2012, 20(11): 2909–2912.
- [119] 孙云霄, 方健, 马小平. 基于半监督学习和支持向量机的煤与瓦斯突出预测研究[J]. *工矿自动化*, 2012(11): 40–42.
SUN Yunxiao, FANG Jian, MA Xiaoping. Research of prediction of coal and gas outburst based on semi-supervised learning and support vector machine[J]. *Industry and Mine Automation*, 2012(11): 40–42.
- [120] LIU June, ZENG Fanlei, GUO Zhanglin. Gas outburst risk analysis is based on pattern recognition of RSSVM model[J]. *Procedia Engineering*, 2012, 29: 170–173.
- [121] 郑丽媛, 孙朋, 张素君. 煤矿瓦斯突出预测的 PSO-LSSVM 模型[J]. *仪表技术与传感器*, 2014(6): 138–140, 143.
ZHENG Liyuan, SUN Peng, ZHANG Sujun. Prediction on gas

- emission value based on PSO-LSSVM[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2014(6): 138–140, 143.
- [122] 杨力, 耿纪超, 汪克亮. 模糊支持向量机在煤与瓦斯突出预测中的研究[J]. *中国安全生产科学技术*, 2014, 10(4): 103–108.
YANG Li, GENG Jichao, WANG Keliang. Research on coal and gas outburst prediction using fuzzy support vector machines[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2014, 10(4): 103–108.
- [123] 周爱桃, 王凯, 杜锋, 等. 基于支持向量分类机的煤与瓦斯突出危险性预测[J]. *煤炭技术*, 2015, 34(4): 145–147.
ZHOU Aitao, WANG Kai, DU Feng, et al. Coal and gas outburst prediction based on support vector classification machine[J]. *Coal Technology*, 2015, 34(4): 145–147.
- [124] 温廷新, 孙红娟, 张波, 等. 煤与瓦斯突出预测的 QGA-LSSVM 模型[J]. *中国安全生产科学技术*, 2015, 11(5): 5–12.
WEN Tingxin, SUN Hongjuan, ZHANG Bo, et al. Prediction model for outburst of coal and gas based on QGA-LSSVM[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2015, 11(5): 5–12.
- [125] 谢国民, 谢鸿, 付华, 等. 煤与瓦斯突出预测的 NN-SVM 模型[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(5): 733–738.
XIE Guomin, XIE Hong, FU Hua, et al. Prediction model for coal and gas outburst based on NN-SVM[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(5): 733–738.
- [126] 谢国民, 单敏柱, 刘明. 煤与瓦斯突出强度的 FOA-SVM 预测模型与应用[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(12): 1941–1946.
XIE Guomin, SHAN Minzhu, LIU Ming. Coal and gas outburst intensity prediction of FOA-SVM model and application[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(12): 1941–1946.
- [127] 李圣普, 王小辉. 基于 IPSO-SVM 的瓦斯突出危险程度预测[J]. *现代电子技术*, 2016, 39(4): 21–25.
LI Shengpu, WANG Xiaohui. Gas outburst risk prediction based on IPSO-SVM[J]. *Modern Electronics Technique*, 2016, 39(4): 21–25.
- [128] YAN Zhigang, YAO Kan, YANG Yuanxuan. A novel adaptive differential evolution SVM model for predicting coal and gas outbursts[J]. *Journal of Difference Equations and Applications*, 2017, 23(1–2): 238–248.
- [129] 付华, 丰胜成, 高振彪, 等. 基于双耦合算法的煤与瓦斯突出预测模型[J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28(3): 84–89.
FU Hua, FENG Shengcheng, GAO Zhenbiao, et al. Study on double coupling algorithm based model for coal and gas outburst prediction[J]. *China Safety Science Journal*, 2018, 28(3): 84–89.
- [130] 刘海波, 钱伟, 王福忠. 基于粗糙集与粒子群优化支持向量机的瓦斯突出预测模型[J]. *中国科学技术大学学报*, 2019, 49(2): 87–92, 124.
LIU Haibo, QIAN Wei, WANG Fuzhong. Gas outburst prediction based on rough set and particle swarm optimization support vector machine[J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2019, 49(2): 87–92, 124.
- [131] 付华, 梁瀚. 多层 DAE 协同 LSSVM 的瓦斯突出预测模型[J]. *计算机应用与软件*, 2019, 36(8): 214–219.
FU Hua, LIANG Yi. Multi-Layer DAE collaborated LSSVM gas outburst prediction model[J]. *Computer Applications and Software*, 2019, 36(8): 214–219.
- [132] LIU Xinling, YUAN Mei, YU He. Prediction of coal and gas outburst grade based on factor analysis and SVM model[C]//Proceedings of the 2019 International Conference on Robotics, Intelligent Control and Artificial Intelligence. 2019: 493–497.
- [133] 吴雅琴, 李惠君, 徐丹妮. 基于 IPSO-Powell 优化 SVM 的煤与瓦斯突出预测算法[J]. *工矿自动化*, 2020, 46(4): 46–53.
WU Yaqin, LI Huijun, XU Danni. Prediction algorithm of coal and gas outburst based on IPSO-Powell optimized SVM[J]. *Industry and Mine Automation*, 2020, 46(4): 46–53.
- [134] 朱宝合, 郑邦友, 戴亦军, 等. 基于非线性支持向量机的隧道煤与瓦斯突出危险性预测[J]. *现代隧道技术*, 2020, 57(2): 20–25.
ZHU Baohe, ZHENG Bangyou, DAI Yijun, et al. Prediction of tunnel coal and gas burst hazard based on nonlinear support vector machine[J]. *Modern Tunnelling Technology*, 2020, 57(2): 20–25.
- [135] JIA Xuguang, ZHANG Ye, ZHANG Yang, et al. Prediction of coal and gas outburst based on FSVM[C]//International Conference in Communications, Signal Processing, and Systems. Singapore: Springer Singapore. 2020: 270–277.
- [136] LIU Haibo, DONG Yujie, WANG Fuzhong. Gas outburst prediction model using improved entropy weight grey correlation analysis and IPSO-LSSVM[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020: 1–10.
- [137] 万宇, 齐金平, 张儒, 等. 基于过采样支持向量机的煤与瓦斯突出预测[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(28): 12080–12087.
WAN Yu, QI Jinping, ZHANG Ru, et al. Prediction of coal and gas outburst based on over-sampling support vector machine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(28): 12080–12087.
- [138] WU Xiang, YANG Zhen, WU Dongdong. Advanced computational methods for mitigating shock and vibration hazards in deep mines gas outburst prediction using SVM optimized by grey relational analysis and APSO algorithm[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021: 1–11.
- [139] ZHANG Zixian, LIU Xuning, LI Zhixiang, et al. Outburst prediction and influencing factors analysis based on Boruta-Apriori and BO-SVM algorithms[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2021, 41(2): 3201–3218.
- [140] LIU Haibo, DONG Yujie, WANG Fuzhong. Prediction model for gas outburst intensity of coal mining face based on improved pso and lssvm[J]. *Energy Engineering*, 2021, 118(3): 679–689.
- [141] 李燕, 南新元, 蔺万科. 煤与瓦斯突出危险性预测[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(3): 99–106.
LI Yan, NAN Xinyuan, LIN Wanke. Risk prediction of coal and gas outburst[J]. *Journal of Mine Automation*, 2022, 48(3): 99–106.
- [142] 付华, 刘昊. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用[J]. *控制与决策*, 2022, 37(1): 87–96.
FU Hua, LIU Hao. Improved sparrow search algorithm with multi-strategy integration and its application[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(1): 87–96.
- [143] ZHU Junqi, YANG Li, WANG Xue, et al. Risk assessment of deep coal and gas outbursts based on IQPSO-SVM[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(19): 12869.
- [144] 邵良杉, 高英超. 基于 MCMC 填补的 SSA-SVM 煤与瓦斯突出预测模型[J]. *中国安全生产科学技术*, 2023, 19(8): 94–99.
SHAO Liangshan, GAO Yingchao. SSA-SVM prediction model of coal and gas outburst based on MCMC filling[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2023, 19(8): 94–99.

- [145] SHAO Liangshan, GAO Yingchao. A gas prominence prediction model based on entropy-weighted gray correlation and MCMC-ISSA-SVM[J]. *Processes*, 2023, 11(7): 1–17.
- [146] WANG Zhie, XU Jingde, MA Jun, et al. A novel combined intelligent algorithm prediction model for the risk of the coal and gas outburst[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 1–19.
- [147] LIANG Yunpei, MAO Shuren, ZHENG Menghao, et al. Study on the prediction of low-index coal and gas outburst based on PSO-SVM[J]. *Energies*, 2023, 16(16): 1–14.
- [148] 李大锋, 赵帅, 吴峰. 基于 ICA-SVM 的煤与瓦斯突出预测研究[J]. *工矿自动化*, 2009, 35(10): 36–38.
LI Dafeng, ZHAO Shuai, WU Feng. Research on coal and gas outburst prediction based on ICA-SVM[J]. *Industry and Mine Automation*, 2009, 35(10): 36–38.
- [149] 苏筱丽. 基于主成分降维的 SVM 回归模型在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *工业计量*, 2020, 30(1): 74–77.
SU Xiaoli. Application of SVM regression model based on principal component dimensionality reduction in coal and gas outburst prediction[J]. *Industrial Metrology*, 2020, 30(1): 74–77.
- [150] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1–3): 489–501.
- [151] 谢国民, 丁会巧, 付华, 等. 基于 FRS 与 GA-ELM 的煤与瓦斯突出预测研究[J]. *传感技术学报*, 2015, 28(11): 1670–1675.
XIE Guomin, DING Huiqiao, FU Hua, et al. Based on the FRS with GA-ELM coal and gas outburst prediction research[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2015, 28(11): 1670–1675.
- [152] XIN Yuanfang, JIANG Yuanyuan, ZHANG Xuemei. Gas outburst prediction model based on empirical mode decomposition and extreme learning machine[J]. *Recent Advances in Electrical & Electronic Engineering (Formerly Recent Patents on Electrical & Electronic Engineering)*, 2015, 8(1): 50–56.
- [153] 付华, 李海霞, 卢万杰, 等. 一种改进的极限学习机煤与瓦斯突出预测模型[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(1): 69–74.
FU Hua, LI Haixia, LU Wanjie, et al. A prediction model of coal and gas outburst based on improved extreme learning machine[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(1): 69–74.
- [154] 韩永亮, 李胜, 胡海永, 等. 基于改进的 GA-ELM 煤与瓦斯突出预测模型[J]. *地下空间与工程学报*, 2019, 15(6): 1895–1902.
HAN Yongliang, LI Sheng, HU Haiyong, et al. Prediction model of coal and gas outburst based on optimized GA-ELM[J]. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 2019, 15(6): 1895–1902.
- [155] 温廷新, 靳露露. 基于预处理的 IFOA-ELM 煤与瓦斯突出预测模型[J]. *中国安全科学学报*, 2020, 30(1): 35–41.
WEN Tingxin, JIN Lulu. IFOA-ELM prediction model of coal and gas outburst based on preprocessing[J]. *China Safety Science Journal*, 2020, 30(1): 35–41.
- [156] 谢国民, 黄睿灵, 刘明, 等. 煤与瓦斯突出的 L-Isomap-KELM 模型[J]. *控制工程*, 2020, 27(10): 1802–1806.
XIE Guomin, HUANG Ruiling, LIU Ming, et al. Prediction model for coal and gas outburst based on L-Isomap-KELM[J]. *Control Engineering of China*, 2020, 27(10): 1802–1806.
- [157] LIU Xuning, LI Zhixiang, ZHANG Zixian, et al. Coal and gas outbursts prediction based on combination of hybrid feature extraction DWT+FICA-LDA and optimized QPSO-DELM classifier[J]. *Journal of Supercomputing*, 2022, 78(2): 2909–2936.
- [158] 王雨虹, 孟瑶瑶, 付华, 等. 优化极限学习机的煤与瓦斯突出预测方法[J]. *控制工程*, 2022, 29(11): 2131–2137.
WANG Yuhong, MENG Yaoyao, FU Hua, et al. A prediction method of coal and gas outburst based on optimized extreme learning machine[J]. *Control Engineering of China*, 2022, 29(11): 2131–2137.
- [159] 温廷新, 苏焕博. 基于链式多重插补的 WOA-ELM 煤与瓦斯突出预测模型[J]. *中国安全生产科学技术*, 2022, 18(7): 68–74.
WEN Tingxin, SU Huanbo. WOA-ELM prediction model of coal and gas outburst based on multiple imputation by chained equations[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2022, 18(7): 68–74.
- [160] YANG Li, FANG Xin, WANG Xue, et al. Risk prediction of coal and gas outburst in deep coal mines based on the SAPSO-ELM algorithm[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(19): 12382.
- [161] MIAO Dejun, JI Jiaqi, CHEN Xiujie, et al. Coal and gas outburst risk prediction and management based on WOA-ELM[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(21): 1–23.
- [162] 赵国强, 王留洋, 刘雨竹, 等. 瓦斯突出等级预测模型[J]. *辽宁工程技术大学学报 (自然科学版)*, 2023, 42(1): 32–39.
ZHAO Guoqiang, WANG Liuyang, LIU Yuzhu, et al. Prediction model of gas outburst grade[J]. *Journal of Liaoning Technical University(Natural Science)*, 2023, 42(1): 32–39.
- [163] 邵良彬, 毕圣昊, 王彦彬, 等. 基于 ISSA-ELM 的煤与瓦斯突出危险等级预测[J]. *中国安全生产科学技术*, 2023, 19(9): 76–82.
SHAO Liangshan, BI Shenghao, WANG Yanbin, et al. Prediction of coal and gas outburst risk level based on ISSA-ELM[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2023, 19(9): 76–82.
- [164] 温廷新, 高倩. 基于 AE-CLSSA-ELM 的煤与瓦斯突出危险性预测模型[J]. *中国安全生产科学技术*, 2023, 19(5): 73–79.
WEN Tingxin, GAO Qian. Prediction model of coal and gas outburst risk based on AE-CLSSA-ELM[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2023, 19(5): 73–79.
- [165] SHAO Liangshan, CHEN Wenjing. Coal and gas outburst prediction model based on miceforest filling and PHHO-KELM[J]. *Processes*, 2023, 11(9): 1–13.
- [166] WANG Jian, LU Siyuan, WANG Shuihua, et al. A review on extreme learning machine[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81(29): 41611–41660.
- [167] 巩稼民, 吴艺杰, 刘芳, 等. 基于改进模糊 C 均值聚类的图像融合算法[J]. *红外技术*, 2023, 45(8): 849–857.
GONG Jiamin, WU Yijie, LIU Fang, et al. Image fusion algorithm based on improved fuzzy c-means clustering[J]. *Infrared Technology*, 2023, 45(8): 849–857.
- [168] 刘佳伟, 唐锦萍. 基于 K 近邻链式相似性度量的聚类算法[J]. *计算机仿真*, 2023, 40(8): 382–388, 420.
LIU Jiawei, TANG Jinping. Chained similarity measurement based on K neighbors[J]. *Computer Simulation*, 2023, 40(8): 382–388, 420.
- [169] 赵嘉, 马清, 肖人彬, 等. 面向流形数据的共享近邻密度峰值聚类算法[J]. *智能系统学报*, 2023, 18(4): 719–730.

- ZHAO Jia, MA Qing, XIAO Renbin, et al. Density peaks clustering based on shared nearest neighbor for manifold datasets[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2023, 18(4): 719–730.
- [170] 毛翠微, 何承香, 曾波. 灰色关联聚类降维新方法及其应用[J]. *复旦学报(自然科学版)*, 2023, 62(6): 747–757.
- MAO Cuiwei, HE Chengxiang, ZENG Bo. A new dimension reduction method of grey correlation clustering and its application[J]. *Journal of Fudan University (Natural Science)*, 2023, 62(6): 747–757.
- [171] 吴海清, 常心坦. 运用模糊聚类法综合预测煤与瓦斯突出[J]. *西安矿业学院学报*, 1993, 13(2): 111–115.
- WU Haiqing, CHANG Xindan. Application of fuzzy assortment to comprehensive prediction of coal and gas outbursts[J]. *Journal of Xi'an Mining Institute*, 1993, 13(2): 111–115.
- [172] 郭德勇, 郑茂杰, 郭超, 等. 煤与瓦斯突出预测可拓聚类方法及应用[J]. *煤炭学报*, 2009, 34(6): 783–787.
- GUO Deyong, ZHENG Maojie, GUO Chao, et al. Extension clustering method for coal and gas outburst prediction and its application[J]. *Journal of China Coal Society*, 2009, 34(6): 783–787.
- [173] 张宇, 邵良杉. 一种组合 K 近邻聚类在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2010, 29(6): 1039–1041.
- ZHANG Yu, SHAO Liangshan. Application of K nearest neighbor clustering based on the combination technology on coal and gas outburst forecasting[J]. *Journal of Liaoning Technical University(Natural Science)*, 2010, 29(6): 1039–1041.
- [174] 姚茂宣, 任丽娜. 基于自适应权重模糊 C-均值聚类的瓦斯突出预测[J]. *煤炭工程*, 2012(10): 96–99.
- YAO Maoxuan, REN Lina. Prediction on gas outburst of fuzzy C-mean value cluster base on self adaptive weighting[J]. *Coal Engineering*, 2012(10): 96–99.
- [175] 王海柱, 郭勇义, 吴世跃, 等. 蚁群聚类在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. *煤炭技术*, 2012, 31(11): 108–110.
- WANG Haizhu, GUO Yongyi, WU Shiyue, et al. Use of ant colony clustering in coal and gas outburst prediction[J]. *Coal Technology*, 2012, 31(11): 108–110.
- [176] 赵志峰, 文虎, 郭军. 基于多方法融合的煤与瓦斯突出综合预测[J]. *煤矿安全*, 2015, 46(11): 160–163.
- ZHAO Zhifeng, WEN Hu, GUO Jun. Comprehensive forecast of coal and gas outburst based on multiple methods[J]. *Safety in Coal Mines*, 2015, 46(11): 160–163.
- [177] 文虎, 赵志峰, 郭军. 集对理论聚类分析法综合预测煤与瓦斯突出[J]. *西安科技大学学报*, 2015, 35(5): 547–554.
- WEN Hu, ZHAO Zhifeng, GUO Jun. Comprehensive forecast of coal and gas outburst on the basis of set pair theory and clustering analysis method[J]. *Journal of Xi'an University of Science and Technology*, 2015, 35(5): 547–554.
- [178] 郑跃兵, 刘剑, 李雨成, 等. 灰色聚类的物元可拓法在煤与瓦斯突出预测中的应用研究[J]. *数学的实践与认识*, 2015, 45(11): 124–134.
- ZHENG Yuebing, LIU Jian, LI Yucheng, et al. Grey clustering of matter-element extension method in the application of coal and gas outburst prediction research[J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2015, 45(11): 124–134.
- [179] 阎馨, 付华, 屠乃威. 基于聚类和案例推理的煤与瓦斯突出动态预测[J]. *传感技术学报*, 2016, 29(4): 545–551.
- YAN Xin, FU Hua, TU Naiwei. Dynamic prediction of coal and gas outburst based on clustering and case-based reasoning[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2016, 29(4): 545–551.
- [180] 李心杰, 贾进章, 李兵. 基于 SAGA-FCM 的煤与瓦斯突出预测方法[J]. *煤田地质与勘探*, 2016, 44(2): 14–18.
- LI Xinjie, JIA Jinzhang, LI Bing. Prediction method of coal and gas outburst based on SAGA-FCM[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2016, 44(2): 14–18.
- [181] 梁跃强, 林辰, 宫伟东, 等. 投影寻踪聚类方法在煤与瓦斯突出危险性预测中的应用[J]. *中国安全生产科学技术*, 2017, 13(1): 46–50.
- LIANG Yueqiang, LIN Chen, GONG Weidong, et al. Application of projection pursuit cluster method in risk prediction of coal and gas outburst[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2017, 13(1): 46–50.
- [182] 张美金, 蔡冬雷, 曹庆春. 煤与瓦斯突出强度预测的 AFSA-PCA-FCM 耦合模型[J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(12): 50–53, 56.
- ZHANG Meijin, CAI Donglei, CAO Qingchun. Coal and gas outburst intensity prediction based on AF-SA-PCA-FCM coupling model[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(12): 50–53, 56.
- [183] LIANG Yueqiang, GUO Deyong, HUANG Zhanfeng, et al. Prediction model for coal-gas outburst using the genetic projection pursuit method[J]. *International Journal of Oil, Gas and Coal Technology*, 2017, 16(3): 271–282.
- [184] LIU Xuning, ZHANG Guoying, ZHANG Zixian. A novel hybrid feature selection and modified KNN prediction model for coal and gas outbursts[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2020, 39(5): 7671–7691.
- [185] YU Kang, QIANG Wu. Application of ant colony clustering algorithm in coal mine gas accident analysis under the background of big data research[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2020, 38(2): 1381–1390.
- [186] LIU Xuning, ZHANG Zixian, ZHANG Guoying. Using improved feature extraction combined with RF-KNN classifier to predict coal and gas outburst[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2023, 41(1): 237–250.
- [187] 林海飞, 周捷, 金洪伟, 等. 基于特征选择与机器学习的煤与瓦斯突出危险等级协同预测方法[J]. *采矿与安全工程学报*, 2023, 40(2): 361–370.
- LIN Haifei, ZHOU Jie, JIN Hongwei, et al. Cooperative prediction method of coal and gas outburst risk grade based on feature selection and machine learning algorithm[J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2023, 40(2): 361–370.
- [188] CHARBUTY B, ABDULAZEEZ A. Classification based on decision tree algorithm for machine learning[J]. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 2021, 2(1): 20–28.
- [189] JAVED MEHEDI SHAMRAT F, RANJAN R, HASIB K M, et al. Performance evaluation among id3, c4. 5, and cart decision tree algorithm[J]. *Pervasive Computing and Social Networking: Proceedings of ICPCSN 2021*. Springer Singapore, 2022: 127–142.
- [190] 李定启, 程远平, 王海峰, 等. 基于决策树 ID3 改进算法的煤与瓦斯突出预测[J]. *煤炭学报*, 2011, 36(4): 619–622.
- LI Dingqi, CHENG Yuanping, WANG Haifeng, et al. Coal and gas

- outburst prediction based on improved decision tree ID3 algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(4): 619–622.
- [191] 刘年平, 胡慧慧. 基于 CART 算法的煤与瓦斯突出判别分析[J]. 中国矿业, 2015, 24(6): 128–131.
- LIU Nianping, HU Huihui. Discriminate analysis of coal and gas outburst based on CART algorithm[J]. China Mining Magazine, 2015, 24(6): 128–131.
- [192] DONG Xibin, YU Zhiwen, CAO Wenming, et al. A survey on ensemble learning[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2020, 14(2): 241–258.
- [193] WANG Heng, SHAO Liangshan, LIU Shuanhong, et al. Prediction of coal/gas outbursts based on selective ensemble learning[C]//2013 Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications. IEEE. IEEE, 2013: 1053–1056.
- [194] 阎馨, 吴书文, 屠乃威, 等. 基于逻辑回归和增强学习的煤与瓦斯突出预测[J]. 控制工程, 2021, 28(10): 1983–1988.
- YAN Xin, WU Shuwen, TU Naiwei, et al. Prediction of coal and gas outburst based on logistic regression and reinforcement learning[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(10): 1983–1988.
- [195] ZHENG Xiaoliang, LAI Wenhao, ZHANG Lei, et al. Quantitative evaluation of the indexes contribution to coal and gas outburst prediction based on machine learning[J]. Fuel, 2023, 338: 1–10.
- [196] 温廷新, 张波, 邵良杉. 煤与瓦斯突出预测的随机森林模型[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(10): 233–237.
- WEN Tingxin, ZHANG Bo, SHAO Liangshan. Prediction of coal and gas outburst based on random forest model[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(10): 233–237.
- [197] RU Yandong, LÜ Xingfeng, GUO Jikun, et al. Real-Time prediction model of coal and gas outburst[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1–5.
- [198] AMIN Shahraki, MAHMOUD Abbasi, OYSTEIN Haugen. Boosting algorithms for network intrusion detection: A comparative evaluation of Real AdaBoost, Gentle AdaBoost and Modest AdaBoost[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 94: 1–14.
- [199] PARMAR A, KATARIYA R, PATEL V. A review on random forest: an ensemble classifier[J]. International conference on intelligent data communication technologies and internet of things (ICICI) 2018, 2019: 758–763.
- [200] 张浩, 齐光磊, 侯小刚, 等. 基于改进 Fisher 准则的深度卷积生成对抗网络算法[J]. 光学精密工程, 2022, 30(24): 3239–3249.
- ZHANG Hao, QI Guanglei, HOU Xiaogang, et al. Deep convolutional generative adversarial network algorithm based on improved fisher's criterion[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(24): 3239–3249.
- [201] 侯恩科, 杨斯亮, 苗彦平, 等. 基于 Bayes 判别分析模型的风化基岩富水性预测[J]. 煤矿安全, 2023, 54(1): 180–187.
- HOU Enke, YANG Siliang, MIAO Yanping, et al. Prediction of water enrichment of weathered bedrock based on bayes discriminant model[J]. Safety in Coal Mines, 2023, 54(1): 180–187.
- [202] 齐留洋, 王德胜, 刘占全, 等. 改进加权距离判别分析模型的边坡爆破稳定性判别[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(7): 1989–1996.
- QI Liuyang, WANG Desheng, LIU Zhanquan, et al. Improved distance discriminant analysis model for slope blasting stability discrimination[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(7): 1989–1996.
- [203] 高卫东. Fisher 判别法在煤与瓦斯突出危险程度预测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(10): 26–30.
- GAO Weidong. The application of fisher discriminant in predicting dangerous level of coal and gas outburst[J]. China Safety Science Journal, 2010, 20(10): 26–30.
- [204] 毕建武, 贾进章, 赵博琦, 等. 煤与瓦斯突出预测的 Fisher 判别分析法及应用[J]. 安全与环境学报, 2014, 14(5): 57–60.
- BI Jianwu, JIA Jinzhang, ZHAO Boqi, et al. Prediction of gas emission quantity in the working face based on SPSS PCA-MRA[J]. Journal of Safety and Environment, 2014, 14(5): 57–60.
- [205] 陈亮, 王恩元, 冯俊军, 等. 基于两总体 Fisher 判别分析法的煤与瓦斯突出预测[J]. 煤矿安全, 2015, 46(12): 158–160.
- CHEN Liang, WANG Enyuan, FENG Junjun, et al. Prediction of coal and gas outburst based on fisher discriminant of type-two[J]. Safety in Coal Mines, 2015, 46(12): 158–160.
- [206] CHEN Liang, WANG Enyuan, FENG Junjun, et al. Hazard prediction of coal and gas outburst based on fisher discriminant analysis[J]. Geomechanics & Engineering, 2017, 13(5): 861–879.
- [207] 陈建平, 董军, 吕相伟. 基于 PCA-Fisher 判别分析模型的煤与瓦斯突出危险等级预测方法研究[J]. 矿业安全与环保, 2018, 45(3): 61–66.
- CHEN Jianping, DONG Jun, LÜ Xiangwei. Research on risk level of coal and gas outburst prediction based on PCA-Fisher discriminant analysis model[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2018, 45(3): 61–66.
- [208] 陈恋, 袁梅, 高强, 等. 主成分-费歇尔判别模型在煤与瓦斯突出等级预测中的应用[J]. 工矿自动化, 2020, 46(3): 55–62.
- CHEN Lian, YUAN Mei, GAO Qiang, et al. Application of principal component-Fisher discrimination model in grade prediction of coal and gas outburst[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(3): 55–62.
- [209] 李长兴, 辛程鹏, 李回贵, 等. 基于 Fisher-逐步判别法的煤与瓦斯突出预测[J]. 中国矿业, 2020, 29(7): 106–111.
- LI Changxing, XIN Chengpeng, LI Huigui, et al. Prediction of coal and gas outburst based on Fisher-stepwise discriminant analysis method[J]. China Mining Magazine, 2020, 29(7): 106–111.
- [210] WANG Chao, WANG Enyuan, XU Jiankun, et al. Bayesian discriminant analysis for prediction of coal and gas outbursts and application[J]. Mining Science and Technology, 2010, 20(4): 520–523.
- [211] 陆美宁, 杨汶泉, 赵晓霞. 基于 Bayes 判别分析法的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 煤炭技术, 2011, 30(5): 89–90.
- LU Meining, YANG Wenquan, ZHAO Xiaoxia. Prediction of coal and gas outburst based on bayes discriminant analysis method[J]. Coal Technology, 2011, 30(5): 89–90.
- [212] 崔光磊, 熊伟. 贝叶斯判别法在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 煤炭工程, 2013, 45(3): 96–98.
- CUI Guanglei, XIONG Wei. Application of Bayesian discriminant method in prediction of coal and gas outburst[J]. Coal Engineering, 2013, 45(3): 96–98.
- [213] 李长兴, 关金锋, 李回贵, 等. 煤与瓦斯突出预测的 Bayes-逐步判别分析模型及应用[J]. 中国矿业, 2020, 29(2): 117–123.
- LI Changxing, GUAN Jinfeng, LI Huigui, et al. Bayes stepwise discriminant analysis model and application of coal and gas out-

- burst prediction[J]. China Mining Magazine, 2020, 29(2): 117–123.
- [214] CHEN Liang, YU Liang, OU Jianchun, et al. Prediction of coal and gas outburst risk at driving working face based on Bayes discriminant analysis model[J]. Earthquakes and Structures, 2020, 18(1): 73–82.
- [215] 刘金海, 冯涛, 谢东海, 等. 煤与瓦斯突出预测的距离判别分析方法[J]. 煤田地质与勘探, 2009, 37(1): 26–28, 32.
LIU Jinhai, FENG Tao, XIE Donghai, et al. Prediction method of coal and gas outburst by distance discriminant analysis[J]. Coal Geology & Exploration, 2009, 37(1): 26–28, 32.
- [216] 王超, 宋大钊, 杜学胜, 等. 煤与瓦斯突出预测的距离判别分析法及应用[J]. 采矿与安全工程学报, 2009, 26(4): 470–474.
WANG Chao, SONG Dazhao, DU Xuesheng, et al. Prediction of coal and gas outburst based on distance discriminant analysis method and its application[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2009, 26(4): 470–474.
- [217] 孙浩博, 王恩元, 董超, 等. 距离判别分析理论在突出预测中的应用[J]. 煤矿安全, 2012, 43(2): 88–91.
SUN Haobo, WANG Enyuan, DONG Chao, et al. The application of distance discriminant analysis theory in coal and gas outburst prediction[J]. Safety in Coal Mines, 2012, 43(2): 88–91.
- [218] 刘庆军, 陈坤, 刘晓光. 煤与瓦斯突出预测 PCA—距离判别法研究[J]. 中国煤炭, 2016, 42(10): 97–101.
LIU Qingjun, CHEN Kun, LIU Xiaoguang. Research on PCA-distance discriminant for coal and gas outburst prediction[J]. China Coal, 2016, 42(10): 97–101.
- [219] 刘建平. 灰色系统理论在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 焦作矿业学院学报, 1994, 13(2): 85–89.
LIU Jianping. Application of grey system theory in outburst prediction[J]. Journal of the Jiaozuo Mining Institute, 1994, 13(2): 85–89.
- [220] 张文永, 徐胜平. 灰色聚类评估法在五沟煤矿突出预测中的应用[J]. 矿业安全与环保, 2006, 33(S1): 36–38, 149.
ZHANG Wenyong, XU Shengping. Application of grey clustering evaluation method in outburst prediction of Wugou coal mine[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2006, 33(S1): 36–38, 149.
- [221] 张克, 汪云甲. 基于贝叶斯网络的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(29): 220–221.
ZHANG Ke, WANG Yunjia. Research of coal and gas outburst prediction based on Bayesian network model[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(29): 220–221.
- [222] 张子戊, 刘高峰, 吕闰生, 等. 基于模糊聚类分析和模糊模式识别的煤与瓦斯突出预测[J]. 煤田地质与勘探, 2007, 35(3): 22–25.
ZHANG Zixu, LIU Gaofeng, LÜ Runsheng, et al. Regional forecast of coal and gas burst based on fuzzy cluster analysis and fuzzy pattern recognition[J]. Coal Geology & Exploration, 2007, 35(3): 22–25.
- [223] 郭德勇, 范金志, 马世志, 等. 煤与瓦斯突出预测层次分析—模糊综合评判方法[J]. 北京科技大学学报, 2007, 29(7): 660–664.
GUO Deyong, FAN Jinzhi, MA Shizhi, et al. Prediction method of coal and gas outburst by analytic hierarchy process and fuzzy comprehensive evaluation[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2007, 29(7): 660–664.
- [224] 冯占文, 刘贞堂, 李忠辉, 等. 应用层次分析—模糊综合评判法对煤与瓦斯突出危险性的预测[J]. 中国安全科学学报, 2009, 19(3): 149–154.
FENG Zhanwen, LIU Zhentang, LI Zhonghui, et al. Risk prediction of coal and gas outburst based on analytic hierarchy process and fuzzy comprehensive evaluation method[J]. China Safety Science Journal, 2009, 19(3): 149–154.
- [225] 朱振玉, 张海宁, 马甲军, 等. 基于粗糙集数据挖掘的瓦斯突出预测模型[J]. 实验室研究与探索, 2009, 28(6): 41–43, 51.
ZHU Zhenyu, ZHANG Haining, MA Jiajun, et al. Forecast model of gas outburst based on rough set data mining[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2009, 28(6): 41–43, 51.
- [226] 张天军, 苏琳, 乔宝明, 等. 改进的层次分析法在煤与瓦斯突出危险等级预测中的应用[J]. 西安科技大学学报, 2010, 30(5): 536–542, 547.
ZHANG Tianjun, SU Lin, QIAO Baoming, et al. Prediction of coal and gas outburst level based on improved AHP[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2010, 30(5): 536–542, 547.
- [227] 李云明, 张晓明. 粗糙集方法在瓦斯突出预测中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(1): 210–212.
LI Yunming, ZHANG Xiaoming. Applying rough set theory in forecast of gas outbursts[J]. Computer Applications and Software, 2011, 28(1): 210–212.
- [228] 肖俊贤, 李希建, 孟昭君. 基于模糊综合评判的煤与瓦斯突出危险性预测[J]. 煤炭技术, 2011, 30(6): 112–114.
XIAO Junxian, LI Xijian, MENG Zhaojun. Coal and gas outburst risk prediction based on fuzzy comprehensive evaluation[J]. Coal Technology, 2011, 30(6): 112–114.
- [229] 肖俊贤, 李希建, 孟昭君. 模糊聚类评估法在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 煤炭技术, 2011, 30(5): 111–113.
XIAO Junxian, LI Xijian, MENG Zhaojun. Application of fuzzy cluster assessment method in coal and gas outburst prediction[J]. Coal Technology, 2011, 30(5): 111–113.
- [230] 梁冰, 秦冰, 孙维吉. 基于灰靶决策模型的煤与瓦斯突出可能性评价[J]. 煤炭学报, 2011, 36(12): 1974–1978.
LIANG Bing, QIN Bing, SUN Weiji. Possibility assessment of coal-gas outburst based on grey target model[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(12): 1974–1978.
- [231] 温彦良, 李胜, 常来山. 基于模式识别的煤与瓦斯突出危险性概率预测[J]. 煤炭工程, 2011, 43(2): 79–81.
WEN Yanliang, LI Sheng, CHANG Laishan. Probability prediction of coal and gas outburst risk based on pattern recognition[J]. Coal Engineering, 2011, 43(2): 79–81.
- [232] 方晓彤, 陈宇, 李绍泉. 多维灰色评估方法在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 工业安全与环保, 2012, 38(12): 81–83.
FANG Xiaotong, CHEN Yu, LI Shaoquan. Application of multidimensional grey evaluation methods in coal and gas outburst prediction[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2012, 38(12): 81–83.
- [233] 柳晓莉, 张志业. 煤与瓦斯突出危险性的灰色综合评价[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2012, 31(5): 609–612.
LIU Xiaoli, ZHANG Zhiye. Risk analysis of coal and gas outburst using gray comprehensive evaluation[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2012, 31(5): 609–612.
- [234] 臧大进, 王耀才, 刘增良. 基于变精度粗糙集的煤与瓦斯突出预

- 测[J]. 控制工程, 2012, 19(1): 13–16.
- ZANG Dajin, WANG Yaocai, LIU Zengliang. Prediction of coal and gas outburst based on variable precision rough set[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(1): 13–16.
- [235] 梁冰, 秦冰, 孙维吉, 等. 智能加权灰靶决策模型在煤与瓦斯突出危险评价中的应用[J]. 煤炭学报, 2013, 38(9): 1611–1615.
- LIANG Bing, QIN Bing, SUN Weiji, et al. The application of intelligent weighting grey target decision model in the assessment of coal-gas outburst[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(9): 1611–1615.
- [236] 何俊, 匡帅, 王安虎, 等. 改进的煤与瓦斯突出灰靶预测模型[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2014, 33(1): 12–16.
- HE Jun, KUANG Shuai, WANG Anhu, et al. Modified grey-target-prediction model for coal and gas outburst[J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2014, 33(1): 12–16.
- [237] 阎馨, 付华, 屠乃威. 基于 PCA 和案例推理的煤与瓦斯突出动态预测[J]. 传感技术学报, 2015, 28(7): 1028–1034.
- YAN Xin, FU Hua, TU Naiwei. Dynamic prediction of coal and gas outburst based on PCA and case-based reasoning[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2015, 28(7): 1028–1034.
- [238] 彭泓, 王曦. 改进层次分析法的煤与瓦斯突出预测[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2015, 34(7): 774–778.
- PENG Hong, WANG Xi. Improved analytic hierarchy process for coal and gas outburst prediction[J]. Journal of Liaoning Technical University(Natural Science), 2015, 34(7): 774–778.
- [239] HU Q, PENG S, XU J, et al. Application of gray target models in the prediction of coal and gas outburst: The case of Jinzhushan coal mine in China[J]. *International Journal of Safety and Security Engineering*, 2015, 5(2): 142–149.
- [240] 邓存宝, 张凯歌, 符孟崇, 等. 煤与瓦斯突出预测的正负靶心灰靶决策模型[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2018, 37(1): 31–36.
- DENG Cunbao, ZHANG Kaige, FU Mengchong, et al. Prediction for the outburst of coal and gas based on grey target decision model with positive and negative clouds[J]. Journal of Liaoning Technical University(Natural Science), 2018, 37(1): 31–36.
- [241] 张友谊, 崔金雷, 焦向东. 煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型研究及应用[J]. 工程科学学报, 2018, 40(11): 1309–1316.
- ZHANG Youyi, CUI Jinlei, JIAO Xiangdong. Study of the multi-index coupling forecasting model of coal and gas outburst and its application[J]. Chinese Journal of Engineering, 2018, 40(11): 1309–1316.
- [242] GONG Weidong, GUO Deyong, LIANG Yueqiang. Prediction model of coal and gas outburst based on rough set-unascertained measure theory[J]. Journal of Engineering and Technological Sciences, 2018, 50(6): 758–777.
- [243] LI Yingjie, YANG Yongguo, JIANG Bo. Prediction of coal and gas outbursts by a novel model based on multisource information fusion[J]. Energy Exploration & Exploitation, 2020, 38(5): 1320–1348.
- [244] 阎馨, 朱永浩, 屠乃威, 等. 基于 PCA 与权重贝叶斯的工作面煤与瓦斯突出预测[J]. 计算机工程, 2021, 47(8): 315–320.
- YAN Xin, ZHU Yonghao, TU Naiwei, et al. Prediction of coal and gas outburst in mine working face based on PCA and weighted bayesian[J]. Computer Engineering, 2021, 47(8): 315–320.
- [245] 陈亮, 刘琦. 加权灰靶决策方法预测煤与瓦斯突出危险研究[J]. 安全与环境工程, 2021, 28(6): 61–66.
- CHEN Liang, LIU Qi. Risk prediction of coal and gas outburst by the weighted gray target decision method[J]. Safety and Environmental Engineering, 2021, 28(6): 61–66.
- [246] LIU Xuning, ZHANG Guoying, ZHANG Zixian, et al. Application of coupled LDA-KPCA and BO-MKRV model to predict coal and gas outbursts[J]. *Neural Processing Letters*, 2021, 53(4): 2765–2794.
- [247] NIE Yao, WANG Yilin, WANG Ruiying. Coal and gas outburst risk prediction based on the F-SPA model[J]. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects, 2023, 45(1): 2717–2739.
- [248] JI Peng, SHI Shiliang. Hazard prediction of coal and gas outburst based on the Hamming distance artificial intelligence algorithm (HDAIA)[J]. *Journal of Safety Science and Resilience*, 2023, 4(2): 151–158.
- [249] JI Peng, SHI Shiliang, SHI Xingyu. Research on prediction of coal and gas outburst risk based on TIWTD-CNSA[J]. Results in Engineering, 2023, 18: 1–9.