

文章编号: 1005-0523(2023)05-0010-09



机器学习在隧道岩爆微震监测预警中的应用

马金刚^{1,2}, 丰光亮^{1,2}, 吝曼卿², 马奇^{1,3}, 陈靖文², 冯磊², 卢祥龙²

(1. 中国科学院武汉岩土力学研究所岩土力学与工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430071;

2. 武汉工程大学资源与安全工程学院, 湖北 武汉 430070; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 深部隧道岩爆是地下工程建设中的安全隐患, 准确预警岩爆能够保障工程人员的生命财产安全。机器学习等智能技术的出现为岩爆预警带来了新的思路和方法, 提高了预警的准确性、及时性和智能化水平。对机器学习在深部隧道岩爆微震监测预警中的应用现状开展了系统研究。首先, 对岩爆微震监测评估预警中的机器学习算法进行总结, 分析了现有各类机器学习算法的特征优势, 然后, 对微震监测岩爆预警指标体系进行了归纳, 进一步, 分析了基于不同机器学习的岩爆微震监测预警应用效果。结果表明神经网络(NN)是岩爆预警算法中的热门方法, 微震事件数(N)、微震能量(E)、视体积(V)及其变体是使用频次最高的岩爆预警指标, 大部分岩爆预警指标个数主要在3~7个之间。岩爆等级是岩爆预警的研究热点, 大部分机器学习方法的预警准确率基本能达到80%及以上, 表明机器学习方法具有较好的应用效果与发展前景。最后, 对发展方向进行了展望, 更先进的机器学习算法、预警指标体系的有效性、样本的丰富性、岩爆发生时间预警、数据处理能力等需要进一步深入研究。

关键词: 机器学习; 深部隧道; 岩爆; 微震监测; 预警

中图分类号: U231

文献标志码: A

本文引用格式: 马金刚, 丰光亮, 吝曼卿, 等. 机器学习在隧道岩爆微震监测预警中的应用[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(5): 10-18.

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2023.05.003

Application Status of Machine Learning in Microseismic Monitoring and Early Warning of Rockburst

Ma Jingang^{1,2}, Feng Guangliang^{1,2}, Lin Manqing², Ma Qi¹, Chen Jingwen², Feng Lei², Lu Xianglong²

(1. The State Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese

Academy of Sciences, Wuhan 430071, China; 2. School of Resources and Safety Engineering, Wuhan Institute of Technology,

Wuhan 430070, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Rockburst in deep tunnels is a hazard during the underground engineering construction. Accurate early warning of rockburst can protect the lives and properties of engineering personnel. The intelligent technologies such as machine learning (ML) have brought new ideas and methods for rockburst early warning, which has improved the accuracy, timeliness and intelligence for early warning of rockburst. A systematic study on the current application of ML in microseismic (MS) monitoring and early warning of rockbursts in deep tunnels was carried out. Firstly, ML algorithms in the MS monitoring, evaluation and early warning of rockbursts were summarized. The characteristic advantages of the various types of ML algorithms were analyzed. Then, the indicator system for

收稿日期: 2023-08-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(42177168, 52174085); 湖北省安全生产专项资金科技项目(SJZX20220910); 国家磷资源开发利用工程技术研究中心开放基金项目(NECP2022-08)

MS monitoring and early warning of rockburst was discussed. The applications of MS monitoring and early warning of rockburst based on different ML methods and their effects were analyzed. The results show that neural network (NN) is one of the most popular algorithms for rockburst warning, the MS event (N), MS energy (E), MS apparent volume (V) and its variants are the most frequently used MS parameters, and most of the rockburst warning parameters are between 3~7 in number. Rockburst intensity is the research hotspot of rockburst warning, and the warning accuracy based on most ML methods can reach 80%, which indicates that the ML method has good application effects and development prospects. Finally, prospects were made for the development direction of ML in MS monitoring and early warning for the rockburst in deep tunnels, i.e. advanced ML algorithms, the accuracy and comprehensiveness of the early warning indicator system, the richness of the sample, the time warning of the rockburst occurrence, and the capability of data processing to be further investigated in depth.

Key words: machine learning; deep tunnel; rockburst; microseismic monitoring; early warning

Citation format: MA J G, FENG G L, LIN M Q, et al. Application status of machine learning in microseismic monitoring and early warning of rockburst[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(5): 10-18.

随着数字新技术的发展,以机器学习、大数据、云计算、区块链等技术为主要特征的数字经济正在改变人们的生产和生活方式,数字经济的飞速发展对我国交通领域的建设与运行提供了新的解决方案^[1]。为落实《交通强国建设纲要》《数字中国建设整体布局规划》和《数字交通“十四五”发展规划》等要求,交通运输行业积极推进公路建设等各方面进行数字化转型。我国是世界上隧道及地下工程规模最大、数量最多、地质条件和结构形式最复杂、修建技术发展速度最快的国家,各领域的隧道总数与总长度均呈现快速增长的趋势。然而在高地应力、复杂地质条件等影响下,深埋隧道/隧洞施工存在较高的工程安全风险,特别是开挖引发的岩爆灾害^[2-3]。岩爆是在开挖或其他外界扰动下,地下工程岩体中聚积的弹性变形势能突然释放,导致围岩爆裂、弹射的动力现象。岩爆因其突发性、猛烈性等特点,已造成重大的人员伤亡与经济损失,严重危害施工安全。

为了降低岩爆地质灾害风险,国家持续对岩爆研究给予了大力支持,国内外也召开了多次岩爆相关的学术研讨会,如,2010年中国科协举办的“新观点、新学说”岩爆学术沙龙,以及先后在南非、美国、加拿大、波兰、澳大利亚及中国举行的“国际岩爆与微震活动性学术研讨会”等。这些项目及研讨会的开展,极大地促进了岩爆相关理论及科学问题的深入研究,推动了深地科学的发展。

近年来,微震监测技术作为一种实时捕获岩石微裂纹形成过程中释放的弹性波技术,在深部隧道/隧洞岩爆监测预警中得到了广泛应用^[4-8]。与传统岩爆监测方法相比,微震监测具有实时性、区域性等优势。对国内岩爆微震监测领域的研究热点和趋势进行统计,利用VOSviewer软件研究主题网络可视化分析功能,以“微震监测”“岩爆”“预测”为关键词,基于CNKI平台相关文献研究主题热点进行可视化分析,结果如图1所示。图中不同颜色代表着该主题出现的先后时间,图标大小则表示该主题出现频次的高低,图标之间连线的长短和粗细表示相关主题之间关联性的强弱。可以看出,研究主题主要围绕在岩爆、微震监测、岩爆预测和岩石力学等,近年来逐步出现机器学习、深度学习等主题。

机器学习通过对大量数据的学习发现其隐含的规律和特征信息,进一步理解事物本质,并自动做出预测或决策。机器学习等智能方法以智能方式可靠地执行任务并减少人工工作量,能够帮助提高深部工程岩爆预警结果的可靠性。随着机器学习、大数据等技术的发展,学者们将其广泛引入地下工程岩爆微震监测预警中。本文对机器学习在深部隧道岩爆微震监测预警中的应用开展研究,揭示了岩爆微震监测评估预警中机器学习的算法特征,分析了微震监测岩爆微震监测预警指标体系,总结了基于机器学习的岩爆微震监测预警应用效果,并对机器学习在深部隧道岩爆微震监测预警中应用方向

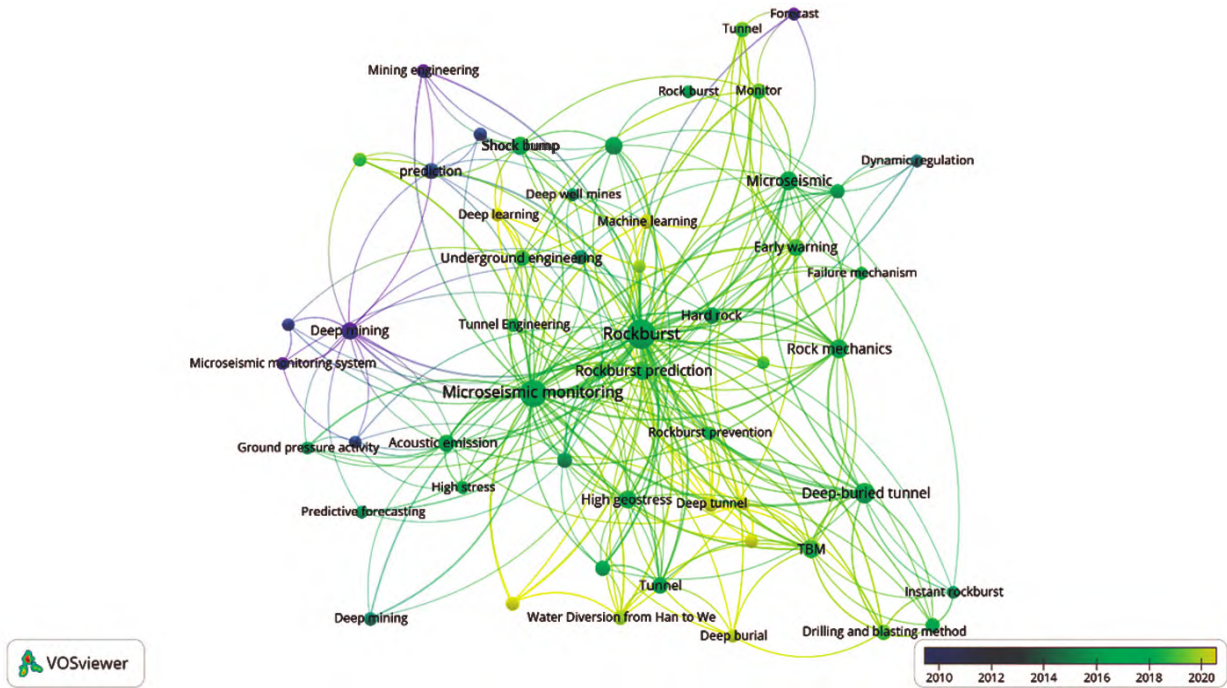


图1 2005—2023年以微震监测、岩爆、预测为关键词的叠加时间视图

Fig.1 Stacked time view with MS monitoring, rockburst, and prediction as keywords from 2005 to 2023

与存在的问题进行了展望,以期促进岩爆监测预警技术和学科交叉发展。

1 岩爆微震监测评估预警中的机器学习算法特征

机器学习是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析和算法复杂度理论等多门学科。机器学习根据学习系统的“反馈”性质可以分为3大类:有监督学习,无监督学习以及强化学习。岩爆预警相关机器学习算法中,大部分岩爆预测预警方法为有监督学习方法。有监督学习方法主要包括神经网络(NN)^[9-12]、支持向量机(SVM)^[13-15]、贝叶斯网络(BN)^[16-18]、决策树(DT)^[19-20]、随机森林(RF)^[21-22]、深度神经网络(DNN)^[23-24]等。此外,部分学者通过性能改进方法遗传优化算法(GAO)对岩爆预测模型进行改进^[25-28]。无监督学习方法主要为聚类算法^[29-31],此算法中岩爆案例的岩爆等级无需预先确定,而是根据聚类规则进行划分。目前强化学习相关算法在岩爆评估与预警中应用较少。

机器学习具有很强的学习和分析能力,并且对于非线性模型具有很好的处理能力。目前,已在多个领域被证明能有效解决分类问题。本文的岩爆数据库主要来源于我国锦屏二级水电站隧洞岩爆案

例,还有米仓山特长隧道、引汉济渭、西北某导流隧洞、秦岭输水隧洞等工程。随着大量微震监测数据及岩爆案例的积累,众多机器学习算法被用于岩爆微震监测预警研究中,部分成果如表1所示。

近几年,利用微震技术和机器学习的岩爆评估预警研究正处于快速发展的阶段。由表1可知,岩爆微震监测预警机器学习算法种类极多,主要包括:人工神经网络(ANN)、概率神经网络(PNN)、卷积神经网络(CNN)、RF、自适应提升(AdaBoost)、梯度提升决策树(GBDT)、极端梯度提升(XGBoost)、轻梯度提升机(LightGBM)、BN、NN、逻辑回归(LR)、朴素贝叶斯(NB)、高斯过程(GP)、多层感知器神经网络(MLPNN)、DT、树(T)、SVM等。NN是一种模仿生物神经网络结构和功能的数学模型或计算模型,它能够自动学习非线性关系,处理大规模数据并从中自动学习特征,实现端到端的学习,并具有较强的泛化能力,其结构图如图2所示。图2中,各指标含义如下: ΣN ,累计微震事件数,unit; ΣE ,累积微震能量,J; ΣV ,累积视体积, m^3 ; N ,微震事件数,unit; E ,微震能量,J; V ,视体积, m^3 ; T ,孕育时间,day; n ,微震事件率,unit/day; e ,微震能量率; v ,视体积率; EI ,能量指数; M_0 ,地震矩, $N \cdot m$; R_0 ,震源半径,m; A ,视应力,Pa; $\Delta\sigma_d$,动态应力降,Pa; $\Delta\sigma$,应

表 1 岩爆微震监测预警相关机器学习算法及预警指标

Tab.1 Machine learning algorithms and warning indicators related to microseismic monitoring and warning of rockburst

ML algorithms	Warning indicators	References
ANN	$\Sigma N, \log \Sigma E, \log \Sigma V, T$	Reference[32]
MIVA, MFA, PNN	$\Sigma N, \log \Sigma E, \log \Sigma V, n, \log e, \log v$	Reference[33]
CNN	$E, V, N, \Sigma N, \Sigma V, \Sigma E, EI$	Reference[34]
BN	M_0, E, R_0, A, σ_d	Reference[35]
DT	N, E, V, T	Reference[36]
MLPNN, SVM, RF, Adaboost, GBDT, XGBoost	$\Sigma N, \Sigma E, \Sigma A, \Sigma V, M_0, b, D_m$	Reference[37]
LR, NB, GP, MLPNN, SVM, DT	$\Sigma N, \log \Sigma E, \log \Sigma V, n, \log e, \log v, T$	Reference[38]
GAO, ANN	$\Sigma N, \Sigma E, \Sigma V$	Reference[39]
T	E, M_0, V, A, σ	Reference[40]
Nonlinear-SVM	$\Sigma N, \Sigma V, \Sigma E, n, \log e, \log v$	Reference[41]
RF, AdaBoost, GBDT, XGBoost, LightGBM	$\Sigma N, \Sigma V, \Sigma E, n, \log e, \log v$	Reference[42]

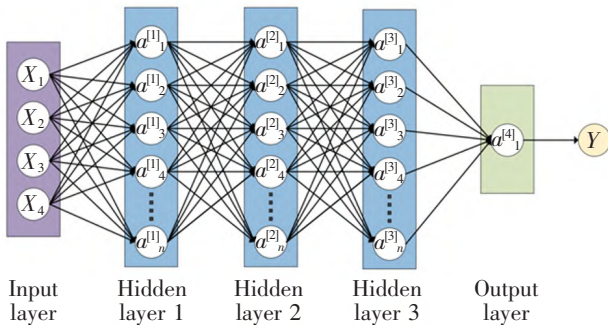


图 2 神经网络结构图

Fig.2 Diagram of neural network structure

力降, Pa; D_m , 最大位移; b , 不同震级与频度之间的比例关系。

以 NN 为代表的各类神经网络是岩爆微震监测预警中使用较为广泛的机器学习算法,如,冯夏庭等^[32]根据锦屏二级水电站深部隧洞岩爆案例及微震实时监测信息,提出了一种基于人工神经网络(ANN)的岩爆风险评估方法。该模型具有并连结构、容错性、非线性映射等特征,通过在不断的学习过程中,根据正确结果不停地校正该网络结构,以到达最优的情况。Feng 等^[33]提出了一种基于实时微震监测信息和优化概率神经网络模型的岩爆预警模型。该模型由平均影响值算法(MIVA)、改进的萤火虫算法(MFA)和概率神经网络(PNN)组成。其中 MIVA 用于减少来自 PNN 的输入层中多个微震参

数中冗余信息的干扰。MFA 用于优化 PNN 中的参数平滑因子,并减少由人工确定引起的误差。张航^[34]建立了基于深度学习卷积神经网络(CCN)的多目标岩爆微震指标时间序列预测模型,提出了微震指标时间序列预测方法,并根据微震参数随时间变化情况进行岩爆预警。

在选择机器学习算法时,一般会根据研究目的、数据特点、计算能力和评估指标等因素来选择单一机器学习算法或多元机器学习算法。单一机器学习算法能充分凸显某个特定算法在其研究对象上的效果,如 Li 等^[35]构建了岩爆动态预警的单一 BN 模型,该模型能够通过自我验证、6 折交叉验证、ROC 曲线分析以及利用新的历史数据进行实时预警分析。Zhao 等^[36]采用单一 DT 算法建立岩爆预警模型,DT 模型是一种可解释的机器学习算法,能够基于数据揭示模型复杂且不确定的机制决策树。部分研究选择多元机器学习算法建立多种岩爆预测模型,然后通过评估指标来选择最优模型作为岩爆预警模型。如 Ma 等^[37]利用 MLP、SVM、RF、AdaBoost、GBDT 和 XGBoost 6 种机器学习算法构建岩爆预测模型,采用多种评价指标对模型性能进行综合评价,以寻找出最优岩爆预测模型。另一种是通过集成分类器将多种机器学习算法进行融合,以期提高预测预警的准确性和鲁棒性。如 Liang 等^[38]采用 5

种不同组合规则的集合分类器来估计短期岩爆风险,这些集成分类器采用 LR、NB、GP、MLPNN、SVM 和 DT 作为基学习器,其基本流程如图 3 所示。

每种机器学习算法都有其特定的优势,在实际应用中,一般根据问题的性质、数据的特点以及算法的复杂度等因素来选择合适的机器学习算法。Liu 等^[39]提出了一种基于遗传算法(GA)优化的神经网络模型的潜在岩爆规模风险评估方法。该方法能够

结合 GA 的搜索能力和 ANN 的学习能力,动态的评估岩爆风险,估计结果和提出的估计模型可以不断更新。Yin 等^[40]基于 T 算法提出了一种岩爆预测算法。通过灵活运用 t-SNE 算法、K-means 算法、Canopy 算法等一系列数据挖掘算法与提出的算法进行结合,增加预测性能,同时面对数据不均衡问题,仍可以提高少数类的识别能力。部分机器学习算法的特征优势如表 2 所示。

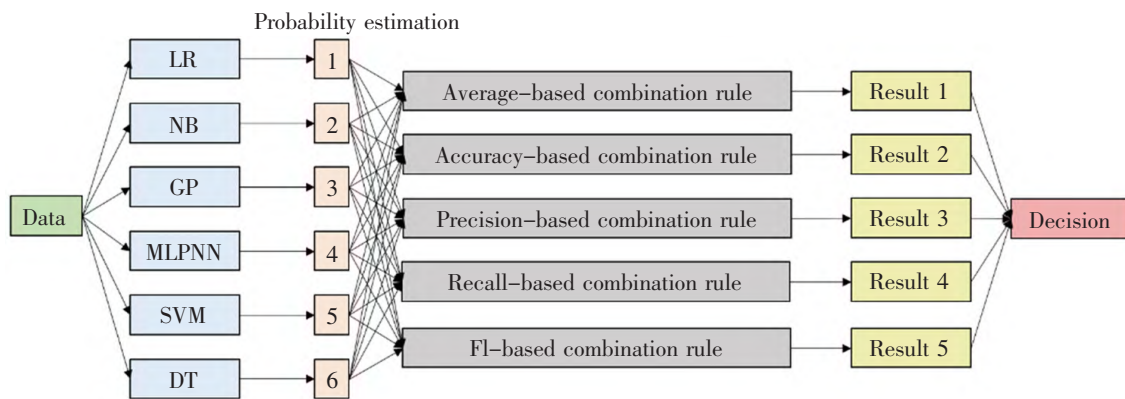


图 3 集成分类器的流程图^[38]
Fig.3 Flowchart of integrated classifier^[38]

表 2 各类机器学习算法的特征优势
Tab.2 Feature advantages of various ML algorithms

ML algorithms	Characteristic advantages
NN	Simple learning process, high classification accuracy, strong fault tolerance, strong generalization ability, and ability to handle complex nonlinear problems ^[32-34, 38-39]
RF	Can improve the generalization ability of the model ^[37, 42]
LR	Can produce well calibrated prediction probabilities ^[38]
GP	Consider prior knowledge by specifying different kernel functions ^[38]
SVM	Low overfitting risk and good performance for nonlinear datasets and high-dimensional spaces ^[38, 41-42]
DT	Capable of revealing complex and uncertain model mechanisms, processing datasets of any size ^[36, 38]
BN	Requires less training data, is insensitive to irrelevant indicators, and can calibrate complex data ^[35, 38]
AdaBoost	Base learners with lower error rates can be provided with larger weights ^[37, 42]
GBDT	Has good classification performance ^[37, 42]
XGBoost	Can prevent model overfitting ^[37, 42]
LightGBM	Has faster training speed and can reduce memory consumption ^[42]

2 岩爆微震监测预警指标体系

在进行岩爆预警研究中,预警指标的选择对于预警效果具有至关重要的作用。目前,大量微震监测参数被用于岩爆预警,部分结果如表 1 所示。作为预警指标的微震参数主要有 N 、 E 、 V 、 A 、 M_0 、 R_0 、 $\Delta\sigma$ 、 T 、 EI 、 b 、 D_m 及这些参数的变体。图 4 为机器学习相关的岩爆微震监测预警指标使用频次雷达图,可见,使用频次较高的岩爆微震指标为 N 、 E 和 V 。文献^[5,32-33]研究总结发现, N 、 E 和 V 这 3 个频次较高的岩爆微震指标是最基本、能可靠确定、相互独立且能揭示岩爆孕育过程微破裂活动特征的主要微震参数。因此,以这 3 个参数为基础,同时考虑时间因素,他们构建了 $\log N$ 、 $\log E$ 、 $\log V$ 、 n 、 $\log e$ 、 $\log v$ 6 参量岩爆预警指标体系。之后,类似指标体系也被广泛用于其他机器学习模型^[39,41,42]。

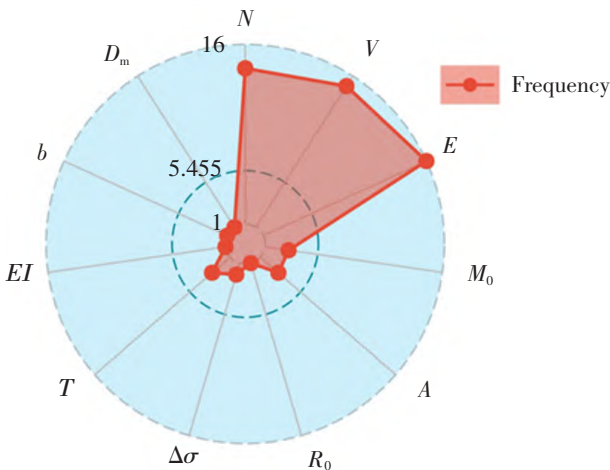


图 4 微震监测岩爆预警指标使用频次雷达图
Fig.4 Radar chart of the indicators frequency for using MS monitoring in rockburst warning

大部分岩爆预警指标体系中指标的个数一般为 3~7 个,综合发挥多种指标的优势,能避免单一指标的局限性和片面性。如,Liu 等^[39]提出了一种基于微震活动的岩爆规模评估方法,该方法使用了 3 个微震参数(N 、 E 和 V)。Zhao 等^[36]选择 N 、 E 、 V 、 T 共 4 个微震参数构建了决策树预警模型。Li 等^[35]选择了 M_0 、 E 、 R_0 、 A 、 $\Delta\sigma$ 5 个微震参数作为 BN 的输入参数进行岩爆预警。Yin 等^[40]选择了 E 、 M_0 、 V 、 A 、 $\Delta\sigma$ 共 5 个震源参数。Feng 等^[6]选择了 N 、 V 、 E 、 n 、 $\log e$ 、 $\log v$ 共 6 个微震指标进行岩爆等级预测。Ma 等^[37]根据前一天的微震信息可以很大程度上反映当日岩

爆的发生情况和岩爆等级状况^[5],选取岩爆发生前一天的 ΣN 、 ΣE 、 ΣA 、 ΣV 、 b 、 M_0 、 D_m 这 7 个微震参数作为岩爆评价指标。

3 基于机器学习的岩爆微震监测预警效果分析

以上所列各机器学习方法相关岩爆预警验证案例的数量基本均在 70 个以上,最多可以超过 600 个。在样本数据库中,测试样本的岩爆微震监测预警准确率均基本达到了 80%以上,表明机器学习方法具有较好的应用效果与发展前景。利用机器学习进行岩爆等级预警的研究较多,是目前岩爆微震监测预警的研究热点。不同机器学习方法岩爆预警效果对比图如图 5 所示。

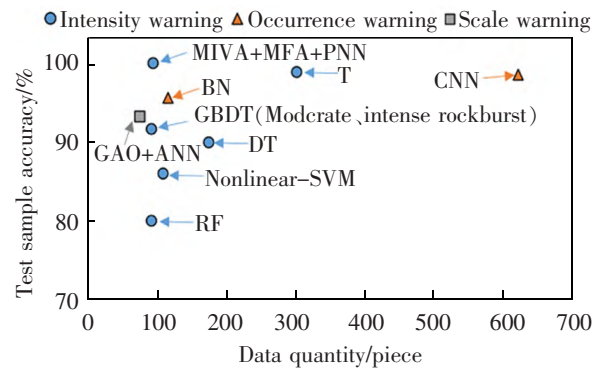


图 5 不同机器学习方法岩爆预警效果对比图
Fig.5 Comparison of rockburst warning effects using different ML methods

岩爆微震监测预警结果一般包括岩爆等级、岩爆位置、是否发生岩爆、岩爆破坏特征、岩爆发生概率等其中的一种或多种,基于不同机器学习方法给出的岩爆微震监测预警结果有所差异。岩爆等级是描述岩爆强烈程度与破坏规模的指标,依据岩爆现象和围岩破坏特征,岩爆等级一般可划分为 4 级,即轻微岩爆、中等岩爆、强烈岩爆和极强岩爆。Feng 等^[33]以 93 个不同等级岩爆为例,利用所提出的岩爆预警方法 MIVA-MFA-PNN 进行了岩爆等级预警。结果表明,测试样本和学习样本的岩爆等级预测正确率分别为 100%和 86.75%,比传统 PNN 模型表现更好。Liang 等^[42]将 91 个岩爆样本用于岩爆等级预警,其中 RF 和 GBDT 方法产生了最佳的预测结果。RF 在所有情况下获得了 80%的最高平均准确度,而 GBDT 在中等和强烈风险情况下获得了最高值,准确度为 91.67%。关于在给定条件下是否会

发生岩爆的预警,Li等^[35]选取114个事件的前兆特征值用于BN学习并建立岩爆风险预警模型,模型验证准确率为95.61%,进一步对模型进行了应用,在某段期间共发生岩爆12次,10次成功提前给出预警,准确率为85.71%。在岩爆破坏特征预警方面,Liu等^[39]选取采集的74个岩爆实例作为典型岩爆样本,59个案例被用于训练ANN模型,15个案例作为测试数据集用于深入探究微震活动性与岩爆规模之间的关系,结果表明约83.9%的岩爆规模可以被可靠估计。

对于预警模型和方法的性能,主要通过准确率(正确预测的数量与总数的比率)来评价。该方法存在一定的局限性,不同岩爆微震监测预警结果之间并不能进行有效的比较。Liang等^[38]提出了基于集成分类器进行岩爆预警,将91个岩爆样本用于验证所提出的集合分类器的可行性。使用精确率(预测正确的正例数量占预测为正例数量的比例)、召回率(正确的正例数量占实际为正例数量的比例)和F1指标(精确率和召回率的调和平均数)的准确度和宏观平均值来比较和评估每个集成分类器的综合性能,最优集成分类器最高准确率和精确率、召回率和F1指标值的宏观平均值,分别为86.67%、89.01%、86.61%和87.79%。Ma等^[37]将289d微震监测数据和岩爆事件用于训练6个岩爆预测模型,使用精确度、宏观F1和微观F1用来评估模型的预测性能。得到Adaboost算法是最优的岩爆预测模型,其精确度、宏观F1和微观F1分别为93.8%、93.7%和93.8%。

4 结束语

岩爆微震监测预警相关机器学习算法种类繁多,其中,NN常常被用来解决岩爆微震监测预警问题。由于岩爆孕育过程的复杂性,目前岩爆微震监测预警指标以多指标体系为主,一般包含3个及以上预警指标。微震参数中的 N 、 E 和 V 及其变体的使用频次远高于其他微震参数,研究也表明 N 、 E 和 V 这3个微震参数具有较好的岩爆预警能力。目前各机器学习方法的岩爆微震监测预警准确率均能达到80%以上,表明机器学习方法具有较好的应用效果与发展前景。在未来的研究中可以着重于以下几个方面。

1) 隧道岩爆微震预警涉及到复杂的地质结构

和动力学过程,同一个机器学习算法在应对不同复杂地质环境时可能表现不佳。因此,在选择机器学习算法时,要考虑算法的适应性、数据量和质量以及工程环境等。在未来的研究中需要开发更高效、更精确的机器学习算法,能够更早地、更准确地预警岩爆事件,从而提高隧道工程的安全性。

2) 在众多的微震参数中,不同的指标反映着岩体状态的不同方面。如何确保所选的指标能够全面表征岩爆孕育过程所有关键信息,是一个需要深入研究的问题。同时,在建立岩爆预警指标体系时,应当综合考虑指标获取成本、技术难度和预警效果,不能盲目追求指标的数量。

3) 目前,对于大规模岩爆,其案例数量是稀缺的,这使得数据样本有限且分布不均,致使建立稳健的预测模型变得困难。应加强岩爆发生时间机理研究,突破岩爆发生时间的准确预警。未来岩爆预警系统同时应注重实时数据处理和快速响应能力,使岩爆预警系统能够更早地发现岩体异常信号,并及时预警,为安全疏散和防范措施的实施提供更多的时间。

参考文献:

- [1] 张竞涛. 数字孪生技术在智能交通应用中的态势与建议[J]. 信息通信技术与政策,2020(3):24-28.
ZHANG J T. The trend and suggestions of application of digital twin in intelligent transportation[J]. Information and Communications Technology and Policy,2020(3):24-28.
- [2] 冯夏庭,肖亚勋,丰光亮,等. 岩爆孕育过程研究[J]. 岩石力学与工程学报,2019,38(4):649-673.
FENG X T, XIAO Y X, FENG G L, et al. Study on the development process of rockbursts[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019,38(4):649-673.
- [3] 涂杰. 隧道施工岩爆的预防与技术措施综述[J]. 市政技术,2020,38(1):131-132.
TU J. Summary of rock burst prevention and technical measures in tunnel construction[J]. Municipal Engineering Technology, 2020,38(1):131-132.
- [4] 陈炳瑞,冯夏庭,曾雄辉,等. 深埋隧洞TBM掘进微震实时监测与特征分析[J]. 岩石力学与工程学报,2011,30(2):275-283.
CHEN B R, FENG X T, ZENG X H, et al. Real-time microseismic monitoring and its characteristic analysis during tbm tunneling in deep-buried tunnel[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011,30(2):275-283.
- [5] FENG G L, FENG X T, CHEN B R. A microseismic method

- for dynamic warning of rockburst development processes in tunnels[J]. *Rock Mechanics & Rock Engineering*, 2015, 48(5):2061–2076.
- [6] FENG G L, FENG X T, XIAO Y X. Characteristic micro-seismicity during the development process of intermittent rockburst in a deep railway tunnel[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2019, 124(13): 1365–1609.
- [7] 李名川, 李邵军, 肖亚勋, 等. 深部地下实验室扩挖岩爆监测与动态防控技术研究[J]. *工程地质学报*, 2022, 30(3): 751–759.
- LI M C, LI S J, XIAO Y X, et al. Rockburst monitoring and dynamic prevention of enlarging excavation in deep underground laboratory[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2022, 30(3): 751–759.
- [8] FENG G L, MA J G, CHEN B R, et al. Microseismic energy and intensity criterion of rockburst in deep TBM tunnels: A case study of the Neelum–Jhelum hydropower project[J]. *Journal of Central South University*, 2023, 30(5): 1695–1709.
- [9] FENG X T, WANG L N. Rockburst prediction based on neural networks[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 1994, 4(1): 7–14.
- [10] 刘国峰, 杜程浩, 丰光亮, 等. 基于大样本不完整数据的岩爆致因特征及预测模型[J]. *地球科学*, 2023, 48(5): 1755–1768.
- LIU G F, DU C H, FENG G L, et al. Causative characteristics and prediction model of rockburst based on large and incomplete data set[J]. *Earth Science*, 2023, 48(5): 1755–1768.
- [11] 陈海军, 郇能惠, 聂德新, 等. 岩爆预测的人工神经网络模型[J]. *岩土工程学报*, 2002, 24(2): 229–232.
- CHEN H J, LI N H, NIE D X, et al. A model for prediction of rockburst by artificial neural network[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2002, 24(2): 229–232.
- [12] 杨小彬, 裴艳宇, 程虹铭, 等. 基于SOFM神经网络模型的岩爆烈度等级预测方法[J]. *岩石力学与工程学报*, 2021, 40(S1): 2708–2715.
- YANG X B, PEI Y Y, CHENG H M, et al. Prediction method of rockburst intensity grade based on SOFM neural network model[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2021, 40(S1): 2708–2715.
- [13] 赵洪波. 岩爆分类的支持向量机方法[J]. *岩土力学*, 2005, 26(4): 642–644.
- ZHAO H B. Classification of rockburst using support vector machine[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2005, 26(4): 642–644.
- [14] 杨玲, 魏静. 基于支持向量机和增强学习算法的岩爆烈度等级预测[J]. *地球科学*, 2023, 48(5): 2011–2023.
- YANG L, WEI J. Prediction of rockburst intensity grade based on SVM and adaptive boosting algorithm[J]. *Earth Science*, 2023, 48(5): 2011–2023.
- [15] 李宁, 王李管, 贾明涛. 基于粗糙集理论和支持向量机的岩爆预测[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2017, 48(5): 1268–1275.
- LI N, WANG L G, JIA M T. Rockburst prediction based on rough set theory and support vector machine[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2017, 48(5): 1268–1275.
- [16] 宫凤强, 李夕兵, 张伟. 基于Bayes判别分析方法的地下工程岩爆发生及烈度分级预测[J]. *岩土力学*, 2010, 31(S1): 370–377.
- GONG F Q, LI X B, ZHANG W. Rockburst prediction of underground engineering based on Bayes discriminant analysis method[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2010, 31(S1): 370–377.
- [17] LI N, FENG X D, JIMENEZ R. Predicting rock burst hazard with incomplete data using Bayesian networks[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2017, 61: 61–70.
- [18] 刘剑, 周宗红, 刘军, 等. 基于主成分分析和改进Bayes判别的岩爆等级预测[J]. *采矿与岩层控制工程学报*, 2022, 4(5): 16–26.
- LIU J, ZHOU Z H, LIU J, et al. Prediction of rockburst grade based on principal component analysis and improved Bayesian discriminant analysis[J]. *Journal of Mining and Strata Control Engineering*, 2022, 4(5): 16–26.
- [19] PU Y Y, APEL D B, LINGGA B. Rockburst prediction in kimberlite using decision tree with incomplete data[J]. *Journal of Sustainable Mining*, 2018, 17(3): 158–165.
- [20] GHASEMI E, GHOLIZADEH H, ADOKO A C. Evaluation of rockburst occurrence and intensity in underground structures using decision tree approach[J]. *Engineering with Computers*, 2020, 36(1): 213–225.
- [21] DONG L J, LI X B, PENG K. Prediction of rockburst classification using random forest[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2013, 23(2): 472–477.
- [22] 刘慧敏, 徐方远, 刘宝举, 等. 基于CNN-LSTM的岩爆危险等级时序预测方法[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2021, 52(3): 659–670.
- LIU H M, XU F Y, LIU B J, et al. Time-series prediction method for risk level of rockburst disaster based on CNN-LSTM[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2021, 52(3): 659–670.
- [23] 田睿, 孟海东, 陈世江, 等. 基于深度神经网络的岩爆烈度分级预测[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(S1): 191–201.
- TIAN R, MENG H D, CHEN S J, et al. Prediction of intensity classification of rockburst based on deep neural network[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(S1): 191–201.
- [24] ZHOU J, LI X B, SHI X Z. Long-term prediction model of

- rockburst in underground openings using heuristic algorithms and support vectormachines[J]. *Safety Science*, 2012, 50(4):629–644.
- [25] 邱道宏,李术才,张乐文,等. 基于模型可靠性检查的QGA-SVM岩爆倾向性分类研究[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2015, 23(5):981–991.
- QIU D H, LI S C, ZHANG L W, et al. Research on QGA-SVM rockburst orientation classification based on model reliability examination[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2015, 23(5):981–991.
- [26] JIANG K, LU J, XIA K L. A novel algorithm for imbalance data classification based on genetic algorithm improved SMOTE[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2016, 41(8):3255–3266.
- [27] LI T Z, LI Y X, YANG X L. Rock burst prediction based on genetic algorithms and extreme learning machine [J]. *Journal of Central South University*, 2017, 24(9):2105–2113.
- [28] 刘志祥,郑斌,刘进,等. 金属矿深部开采岩爆危险预测的GA-ELM模型研究[J]. *矿冶工程*, 2019, 39(3):1–4.
- LIU Z X, ZHENG B, LIU J, et al. Rockburst prediction with GA-ELM model for deep mining of metal mines[J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2019, 39(3):1–4.
- [29] GAO W. Forecasting of rockbursts in deep underground engineering based on abstraction ant colony clustering algorithm[J]. *Natural Hazards*, 2015, 76(3):1625–1649.
- [30] PU Y Y, APEL D B, XU H. Rockburst prediction in kimberlite with unsupervised learning method and support vector classifier[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019, 90:12–18.
- [31] FARADONBEH R S, HAGHSHENAS S S, TAHERI A, et al. Application of self-organizing map and fuzzy c-mean techniques for rockburst clustering in deep underground projects[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(12):8545–8559.
- [32] 冯夏庭,陈炳瑞,张传庆,等. 岩爆孕育过程的机制、预警与动态调控[M]. 北京:科学出版社, 2013.
- FENG X T, CHEN B R, CHEN C Q, et al. Mechanism, warning and dynamical control of rockburst evolution process[M]. Beijing: Science and Technology Press, 2013.
- [33] FENG G L, XIA G Q, CHEN B R, et al. A method for rockburst prediction in the deep tunnels of hydropower stations based on the monitored microseismicity and an optimized probabilistic neural network model[J]. *Sustainability*, 2019, 11(11):3212.
- [34] 张航. 基于深度学习的隧道微震信号处理及岩爆智能预警研究[D]. 成都:成都理工大学, 2020.
- ZHANG H. Research on microseismic signal processing of tunnel and intelligent early warning of rockburst based on deep learning[D]. Chengdu: University of Technology, 2020.
- [35] LI X, MAO H, LI B, et al. Dynamic early warning of rockburst using microseismic multi-parameters based on Bayesian network[J]. *Engineering Science and Technology—an International Journal—Jestech*, 2021, 24(3):715–727.
- [36] ZHAO H, CHEN B, ZHU C. Decision tree model for rockburst prediction based on microseismic monitoring [J]. *Advances in Civil Engineering*, 2021:8818052.
- [37] MA K, SHEN Q Q, SUN X Y. Rockburst prediction model using machine learning based on microseismic parameters of Qinling water conveyance tunnel[J]. *Journal of Central South University*, 2023, 30(1):289–305.
- [38] LIANG W, SARI YA, ZHAO G, et al. Probability estimates of short-term rockburst risk with ensemble classifiers[J]. *Rock Mechanics Rock Engineering*, 2021, 54:1799–1814.
- [39] LIU G F, JIANG Q, FENG G L. Microseismicity-based method for the dynamic estimation of the potential rockburst scale during tunnel excavation[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2021, 80:3605–3628.
- [40] YIN X, LIU Q S, PAN, Y C, et al. A novel tree-based algorithm for real-time prediction of rockburst risk using field microseismic monitoring[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2021, 80:504.
- [41] JIN A, BASNET P M S, MAHTAB S. Microseismicity-based short-term rockburst prediction using non-linear support vector machine[J]. *Acta Geophysica*, 2022, 70(4):1717–1736.
- [42] LIANG W, SARI A, ZHAO G, et al. Short term rockburst risk prediction using ensemble learning methods[J]. *Natural Hazards*, 2020, 104:1923–1946.



第一作者:马金刚(1997—),男,硕士研究生,研究方向为安全工程。E-mail:1572323673@qq.com。



通信作者:丰光亮(1987—),男,博士,副研究员,博士生导师,江西省“双千计划”创新领军人才,研究方向为微震/声发射监测、岩爆预警及控制。E-mail:glfeng@whrsm.ac.cn。

(责任编辑:吴海燕)