



采矿与岩层控制工程学报  
*Journal of Mining And Strata Control Engineering*  
ISSN 2096-7187, CN 10-1638/TD

## 《采矿与岩层控制工程学报》网络首发论文

题目: 冲击地压预测预警的机器学习方法  
作者: 陈结, 高靖宽, 蒲源源, 姜德义, 齐庆新, 文志杰, 孙启龙, 陈林林  
DOI: 10.13532/j.jmsce.cn10-1638/td.20200922.001  
收稿日期: 2020-02-27  
网络首发日期: 2020-09-23  
引用格式: 陈结, 高靖宽, 蒲源源, 姜德义, 齐庆新, 文志杰, 孙启龙, 陈林林. 冲击地压预测预警的机器学习方法[J/OL]. 采矿与岩层控制工程学报.  
<https://doi.org/10.13532/j.jmsce.cn10-1638/td.20200922.001>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

陈结, 高靖宽, 蒲源源, 等. 冲击地压预测预警的机器学习方法[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2021, 3(1): 013026.

CHEN Jie, GAO Jingkuan, PU Yuanyuan, et al. Machine learning method for predicting and warning of rock burst[J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2021, 3(1): 013026.

## 冲击地压预测预警的机器学习方法

陈结<sup>1</sup>, 高靖宽<sup>1</sup>, 蒲源源<sup>1</sup>, 姜德义<sup>1</sup>, 齐庆新<sup>2</sup>, 文志杰<sup>3</sup>, 孙启龙<sup>4</sup>, 陈林林<sup>5</sup>

(1. 重庆大学 煤矿灾害动力学与控制国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 煤炭科学研究总院, 北京 100013; 3. 山东科技大学, 山东 青岛 266590; 4. 中科院重庆绿色智能技术研究院, 重庆 400714; 5. 河南大有能源股份有限公司 耿村煤矿, 河南 三门峡 472300)

**摘要:**传统冲击地压预测预警通常利用地球物理方法监测冲击地压的一些前兆信号, 采用人为定义和提取参数的综合指数法对冲击地压发生的可能性进行评估。目前, 研究人员尝试采用数据驱动方法, 利用机器学习技术, 克服传统冲击地压长期预测所带来的问题, 通过分析国内外相关文献, 对长期预测和短期预警方法及存在的问题、机器学习方法、冲击地压短期预警及长期预测的应用进展进行概述, 同时分析了传统的经验驱动和机理驱动与机器学习的数据驱动在冲击地压预测预警方面的联系与差异, 最后, 总结机器学习在该领域存在的问题及挑战, 并对未来冲击地压预测预警的技术进行展望。

**关键词:**冲击地压; 长期预测; 短期预警; 机器学习; 数据驱动

**中图分类号:**TD324

**文献标志码:**A

**文章编号:**2096-7187(2021)01-3026-12

## Machine learning method for predicting and warning of rock burst

CHEN Jie<sup>1</sup>, GAO Jingkuan<sup>1</sup>, PU Yuanyuan<sup>1</sup>, JIANG Deyi<sup>1</sup>, QI Qingxin<sup>2</sup>, WEN Zhijie<sup>3</sup>, SUN Qilong<sup>4</sup>, CHEN Linlin<sup>5</sup>

(1. State Key Laboratory of Coal Mine Disaster Dynamics and Control, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. China Coal Research Institute, Beijing 100013, China; 3. Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 4. Chongqing Institute of Green and Intelligent Technology, Chinese Academy of Sciences, Chongqing 400714, China; 5. Gengcun Colliery, Henan Dayou Energy Co., Ltd., Sanmenxia 472300, China)

**Abstract:** The conventional prediction for a rock burst adopts a series of geophysical schemes by monitoring some representative precursors and evaluating possibility of the rock burst occurrence with artificial index methods. At present, researchers are exploring using data-driven such as machine learning solving some existing problems brought by conventional methods. The study reviews relevant literatures domestically and globally, overviewing the data-driven methods for long term and short term rock burst prediction, as well as the applied methods, applications reported in those publications. Moreover, this study investigates the linkage and differences between model-derive strategy and data-driven strategy in rock burst prediction. Finally, this study concludes the existing problems, challenges and future applications in using machine learning in rock burst prediction.

**Key words:** rock burst; long-term forecast; short-term warning; machine learning; data-drive

冲击地压(非煤矿山和其他地下工程也称为岩爆)是煤矿开采中一种常见的地质灾害, 是在煤岩体

的应力集聚超过其强度极限时, 瞬间、突然、猛烈地释放出弹性能, 导致煤岩体瞬时破坏并伴有煤岩体

收稿日期: 2020-02-27

修回日期: 2020-07-03

责任编辑: 施红霞

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2017YFC0804202, 2017YFC0804201); 国家科技重大专项课题资助项目(2016ZX05045-001)

作者简介: 陈结(1984—), 男, 湖南邵东人, 教授, 博士。E-mail: jiechen023@cqu.edu.cn

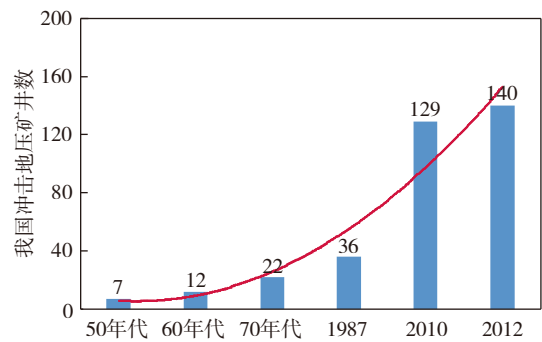
通信作者: 蒲源源(1990—), 男, 重庆南川人, 讲师, 博士。E-mail: yuanyuanpu@cqu.edu.cn

大量喷射,造成人员伤亡和设备损毁的一种现象<sup>[1-6]</sup>。加拿大、美国、德国、澳大利亚等世界上大部分的采矿国家都有发生过冲击地压的记录。在加拿大,15余座矿山发生过冲击地压,包括Brunswick铅锌矿、Macassa金矿、Diavik钻石矿等<sup>[7]</sup>。在美国,冲击地压事件也有大量的记录,仅1936—1993年,美国的矿井发生冲击地压事件约172起,共造成78人死亡和约160人受伤<sup>[8-9]</sup>。近年来,由于德国煤矿的逐渐关闭,德国矿井的冲击地压事件已大幅减少,但在1983—2007年,仍然有超过40起导致人员伤亡的冲击地压事件发生<sup>[10]</sup>。澳大利亚是世界上冲击地压灾害最严重的地区之一,其第1起有记录的冲击地压事件于1917年发生在Golden Mile的金矿开采中,迄今为止,已有超过100起导致人员伤亡的冲击地压事件发生<sup>[11]</sup>。其他包括南非、波兰、巴西等国家也有因冲击地压带来人员伤亡的记录。

在我国,随着煤矿开采深度的逐渐增加,冲击地压已经成为煤矿开采特别是深部矿井开采中面临的主要地质灾害<sup>[12]</sup>。我国第1次有记录的冲击地压事件是1933年发生在辽宁抚顺胜利煤矿的冲击地压事件。目前,冲击地压事件已遍布我国各大矿务局,仅2004—2014年,我国就有超过35起导致人员伤亡的冲击地压发生,超过300名矿工身亡和超过1 000名矿工受伤<sup>[13]</sup>。其中,2011年11月发生在义马矿务局千秋煤矿的冲击地压事件,共造成10名矿工死亡,超过60人受伤。冲击地压已经成为制约我国煤矿高效安全生产的主要灾害。图1(a)为1995—2000年世界范围内的冲击地压分布<sup>[14]</sup>,图1(b)为我国冲击地压矿井数量的变化趋势(中国能源统计年鉴2013)。



(a) 世界范围内冲击地压分布(1995—2000)



(b) 我国冲击地压矿井数

图1 世界范围内冲击地压分布和我国冲击地压矿井数  
Fig. 1 Rockburst maps all of the worlds and the number of domestically impacted underground pressure mines in China

## 1 冲击地压的预测和预警

冲击地压的研究主要集中在3个方面:① 冲击地压的发生机理;② 冲击地压的预测预警和方法;③ 冲击地压的控制措施。其中,冲击地压的准确预测预警不仅可以为人员以及设备的撤出赢得宝贵时间,也可以有效地控制冲击地压的发生,因而成为目前冲击地压研究的一个重点和热点。

冲击地压的预测预警包括长期预测和短期实时预警。长期预测主要针对工程项目的的设计阶段(如工作面回采之前,回采巷道掘进之前),对整个工程作业区域发生冲击地压的可能性进行评估。长期预测覆盖整个工程范围和整个工期,是宏观水平上对冲击地压发生的评估。短期实时预警则是在工程施工阶段,利用实时监测手段对局部范围内(几米到数百米)短期(几小时到数天)发生冲击地压的预测。短期实时预警主要回答3个问题:何时发生、何地发生、冲击等级。长期预测和短期预警的结合是预防冲击地压发生的有效手段。

### 1.1 冲击地压长期预测

冲击地压长期预测可以看成冲击危险性评价的过程,是结合煤(岩)层的冲击倾向性和现场地质与开采技术条件对冲击地压发生的可能性进行评估。冲击倾向性是煤岩体的一种固有属性,是冲击地压长期预测的基础。但是,具有高冲击倾向性的煤岩层并不一定会发生冲击地压,即使发生,危险程度也不一样,其还取决于现场地质条件和开采方法等。例如,最近10 a,所有发生过冲击地压的国内矿井中只有75%的矿井是开采冲击倾向性煤层(29%煤层强冲击倾向性,8%煤层中等冲击倾向性,

38%煤层弱冲击倾向性)<sup>[15]</sup>。因此,直接用冲击倾向性对冲击地压进行长期预测是不全面的。煤岩体的冲击倾向性评价可以在实验室中进行,国内外学者提出了一系列的冲击倾向性评价指标和相

应的分类标准。冲击倾向性评价指标主要有4大类:能量指标、刚度指标、脆性指标和时间指标<sup>[16]</sup>。表1列出了一些常用的煤岩体冲击倾向性评价指标。

表1 常用的煤岩体冲击倾向性评价指标

Table 1 Common tendency evaluation index of coal and rock mass

序号	指标名称	计算公式	分类标准
1	应变能指数 $W_{ET}$ <sup>[17]</sup>	$W_{ET} = \frac{\phi_{sp}}{\phi_{st}}$ 式中, $\phi_{sp}$ 为残余应变能; $\phi_{st}$ 为耗散的应变能	$W_{ET} \leq 2.0$ , 无冲击倾向性; $2.0 < W_{ET} \leq 3.5$ , 弱冲击倾向性; $3.5 < W_{ET} < 5.0$ , 中等冲击倾向性; $W_{ET} \geq 5.0$ , 强冲击倾向性
2	应变能密度 $SED$ <sup>[18]</sup>	$SED = \frac{\sigma_c^2}{2E_s}$ 式中, $\sigma_c$ 为单轴抗压强度; $E_s$ 为卸载时的弹性模量	$SED \leq 50$ , 无冲击倾向性; $50 \leq SED < 100$ , 弱冲击倾向性; $100 \leq SED < 200$ , 中等冲击倾向性; $SED > 200$ , 强冲击倾向性
3	脆性指数 $B$ <sup>[19]</sup>	$B = \frac{\sigma_c}{\sigma_T}$ 式中, $\sigma_c$ 为单轴抗压强度; $\sigma_T$ 为单轴抗拉强度	$B > 40$ , 无冲击倾向性; $26.7 < B \leq 40$ , 弱冲击倾向性; $14.5 < B \leq 26.7$ , 中等冲击倾向性; $B \leq 14.5$ , 强冲击倾向性
4	修正脆性指数 $BIM$ <sup>[20]</sup>	$BIM = \frac{A_2}{A_1}$ 式中, $A_1$ 为按弹性模量 $E_{50}$ 计算峰值时储存的弹性变性能; $A_2$ 为峰前加载储存的变性能	$BIM > 1.5$ , 弱冲击倾向性; $1.2 < BIM \leq 1.5$ , 中等冲击倾向性; $1.0 < BIM \leq 1.2$ , 强冲击倾向性
5	动态破坏时间 $D_t$ <sup>[21]</sup>	煤岩体从峰值强度开始直到完全失去承载能力所需要的时间	$D_t > 500$ ms, 无冲击倾向性; $50 < D_t \leq 500$ ms, 中等冲击倾向性; $D_t \leq 100$ ms, 强冲击倾向性
6	能量比 $B_{er}$ <sup>[22]</sup>	$B_{er} = \frac{\phi_1}{\phi_0} \times 100\%$ 式中, $\phi_1$ 为煤岩体破坏时碎片飞出的动能; $\phi_0$ 为储存的最大弹性应变能	$B_{er} < 3.5$ , 无冲击倾向性; $3.5 \leq B_{er} < 4.2$ , 弱冲击倾向性; $4.2 \leq B_{er} < 4.7$ , 中等冲击倾向性; $B_{er} \geq 4.7$ , 强冲击倾向性

除了利用单一的冲击倾向性评价指标进行冲击倾向性的鉴定,通常情况下,冲击地压的长期预测还应该选取多个煤岩体倾向性评价指标进行冲击倾向性的鉴定。例如,2018年8月1日颁布的《防治煤矿冲击地压细则》规定,鉴定煤层和顶底板岩层的冲击倾向性,需要考虑单轴抗压强度( $\sigma_d$ )、应变能指数( $W_{ET}$ )、冲击能量( $K_E$ )和动态破坏时间( $D_t$ ),并且用综合指数法确定最终的煤岩体冲击倾向性。最后,综合考虑煤岩体的冲击倾向性和地质条件、开采方法等进行冲击地压的长期预测。

## 1.2 冲击地压短期预警

冲击地压短期预警主要是在工程施工阶段利用地球物理方法监测冲击地压的一些前兆信号,对冲击地压的发生做出预警。使用的地球物理方法包括电磁法(Electromagnetic radiation method)、微重力法(Micro-gravity method)、热成像法(Infrared thermal imaging method)和微震监测法(Microseismic monitoring)等,其中微震监测是使用最广泛的预警方法之一。通常,一次明显的、可观察的冲击地压发生之前会有若干次微震事件提前发生,这些事件记录了岩石破裂和应力传递的前兆信息。微震监测可以实时地确定这些微震事件发生的时间、地点和强度,从而对潜在的冲击地压发生做出推断<sup>[23]</sup>。图2为利用微震监测进行冲击地压预警的一般过程,利用微震监测进行短期冲击地压预警有2个关

键步骤:①识别正确的微震事件信号。矿山开采和地下工程施工中会监测到各种信号,包括岩石破裂的声发射信号、爆破信号、车辆震动信号和电源信号等,必须从这些干扰信号中正确地识别和提取微震信号,才能用于后续的冲击地压预警分析。②建立微震参数和冲击地压发生的时间、地点和强度之间的关系。工程中获得的微震监测信号包含了许多冲击地压发生的前兆信息,这些信息被各种各样的监测参数所表示。通过提取监测参数里的有效信息,建立预测指标与冲击地压发生的时间、空间和强度关系是利用微震监测实时预警冲击地压的基本思想。通常,微震监测系统收集到的冲击地压预测指标包含3大类:第1类是可以反映煤岩体应力状态和失稳情形的震源参数(Source parameters),包括微震能量、地震矩、应力降、传感器触发数量等;第2类是微震波形参数(Waveform characteristics),其可以通过观察时域和幅域的地震波得到,主要包括初次峰值幅值、初次峰值到时、最大峰值幅值、最大

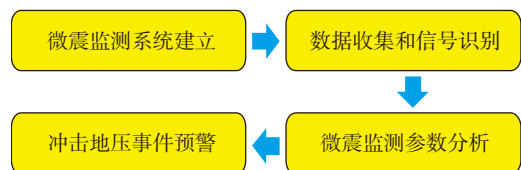


图2 利用微震监测进行冲击地压预警的一般过程

Fig. 2 General process of impact ground pressure warning using microseismic monitoring



峰值到时等;第3类是从频域分析所得到的频谱特征(Spectrum characteristics),包括微震信号的主频等。微震监测系统已经广泛应用于国内的矿山开采和地下工程建设<sup>[24]</sup>,如冬瓜山铜矿、三河尖煤矿、锦屏二号电站地下引水隧洞等。

### 1.3 冲击地压长期预测和短期预警的现存短板

在冲击地压长期预测中,不论是进行煤岩体冲击倾向性的测定还是冲击地压危险性评价,主要采用综合指数法,即在考虑各个冲击地压指标的基础上,对冲击地压发生的可能性进行综合评估。目前,常用的冲击地压长期预测综合指数法有模糊逻辑(Fuzzy logic)<sup>[5, 25-27]</sup>法,其先对冲击地压指标进行单因素评价,再通过模糊数学建立指标的权重,最后综合判定冲击地压发生的可能性。其他一些方法也被用来和模糊逻辑法相结合使用,如主成分分析(Principle component analysis, PCA)<sup>[25]</sup>用于在模糊逻辑中确定指标权重、层次分析法 (Analytic hierarchy process, AHP)<sup>[28-32]</sup>等。其余出现在冲击地压长期预测里的综合指数法有故障树 (Fault tree)<sup>[33]</sup>、云模型(Cloud model)<sup>[34-35]</sup>、模糊物元理论 (Fuzzy-matter theory)<sup>[26]</sup>、灰度理论 (Grey system theory)<sup>[36-37]</sup>等。

对于绝大多数综合指数法,关键步骤是确定冲击地压的指标(包括权重)和各指标对应的分类标准。通常,这些指标为煤岩体冲击倾向性指标(表1)和工程现场的应力状态指标(如埋深、最大切应力等)。这个关键步骤使得利用综合指数法预测冲击地压有2个关键缺陷:主观性(Subjectivity)和不一致性(Inconsistency)。主观性是指各指标对应的分类标准为人为制定,如对于应变能指数( $W_{ET}$ ),一个常用的分类标准是 $W_{ET} \leq 2.0$ 为无冲击倾向性; $2.0 < W_{ET} \leq 3.5$ 为弱冲击倾向性; $3.5 < W_{ET} < 5.0$ 为中等冲击倾向性; $W_{ET} \geq 5.0$ 为强冲击倾向性,但这是KIDYBIŃSKI<sup>[17]</sup>根据波兰西里西亚煤田煤层所确定的标准,能否无条件地推广到其他地方仍值得思考。再者,确定各冲击地压指标权重即确定指标对冲击地压发生的影响力大小的过程依然是一个主观过程。无论是利用PCA或者AHP,其中都有需要主观确定的参数,这就导致即使选取同样的指标和同样的分类标准,也有可能得到不同的预测结果。冲击地压长期预测是以煤岩体冲击倾向性为基础,集合工程地质条件和施工方法的综合评测(1.1节),

所以利用综合指数法进行长期预测时,所选取的指标必须既包括冲击倾向性指标又包括工程地质条件指标。目前,一些研究只选取冲击倾向性指标对冲击地压进行长期预测,这是非常不全面的,即所谓的的不一致性。

对于利用微震监测的冲击地压短期预警,2个关键步骤都涉及到提取微震信号中的有效信息(参数)。在识别微震事件时,需通过各个监测参数之间的差异来判断是否是由于岩石破裂和应力转移诱发的微震事件。在后期进行预警时,需建立监测参数和冲击地压发生的时间、地点和强度的关系。微震监测信号包含大量信息,人为定义和提取参数很难反映微震事件的全部特征,极易造成大量的有效信息被忽略。因而,目前的微震监测只能监控和反映已经和正在发生的微震事件,对潜在的可能发生的微震很难准确判断。这也是冲击地压短期预警研究的瓶颈之一。

上述冲击地压长期预测和短期预警研究存在的一些问题迫使研究人员寻找新的解决思路,其中利用机器学习(Machine learning)等数据驱动方法进行冲击地压的预测预警有着很好的研究前景。目前,机器学习模型已经逐步应用到冲击地压长期预测中,并取得了较好的效果。在短期预警中,也有学者利用机器学习方法对微震信号进行识别。对于冲击地压长期预测,机器学习能很好地克服综合指数法带来的问题。首先,机器学习建模过程不涉及太多的主观决策,是一个数据驱动的策略。利用机器学习模型,研究人员不用关注各个冲击地压指标的权重和对应的分类标准,只需知道各个指标的具体数值,而这个数值是客观可度量的。其次,机器学习中的监督学习(Supervised learning)策略可以考虑不同地区、不同条件、不同时间发生的冲击地压历史数据,避免了只通过冲击地压指标进行评测。对于短期预警,利用机器学习方法分析监测信号可以最大限度地获取有效信息,其中的大部分信息是无法用显式算法获得的。在建立监测参数和冲击地压发生的时间、地点和强度的关系上,机器学习方法也有着独特的优势。机器学习方法可以将自动监测信号解析成一个高维矩阵,无需人为决定提取参数的类型,最大限度地保留信号特征。再者通过显式编程或其他方法很难确定一个从高维矩阵到冲击地压发生的时间、地点和强度之间的映

射。而许多机器学习方法善于处理高维数据之间的映射关系,如深度学习等。

## 2 机器学习在冲击地压预测预警中的应用

### 2.1 机器学习方法简述

机器学习最早可追溯到20世纪40年代关于人工神经网络(Artificial neural network)的研究。MCCULLOCH W S<sup>[38]</sup>等提出的神经网络的层级模型被认为是神经网络研究的开端。ROSENBLATT F<sup>[39]</sup>提出了感知机(Perceptron)的概念,其还设计了世界上第1个计算机神经网络模型。感知机模型成为最早的有实际应用的模型,被IBM公司用于一款射击游戏程序中。1962年HUBEL和WIESEL<sup>[40]</sup>通过对猫大脑皮层的研究,提出了著名的HW生物视觉模型(Hubel-Wiesel biological visual model),该模型可以有效地降低神经网络的计算复杂度,启发了接下来的一系列神经网络模型的研发。然而,由于感知机模型不能解决异或(XOR)分类问题,被学者们怀疑其实用价值,神经网络的研究在整个20世纪70年代陷入低潮,直至1985年,RUMELHART和HINTON<sup>[41]</sup>发表了著名的有关反向传播(Backpropagation)的论文,提出通过训练误差反向传播和增加神经网络隐藏层来解决网络参数优化问题和异或问题。此外,BP模型还可以显著地降低计算开销。BP模型的问世立即重新激活了神经网络的研究。1989年,LECUN Yann<sup>[42]</sup>提出了卷积神经网络模型(Convolutional neural network, CNN),并为CNN设计了基于误差反向传播的训练方法。CNN是第1个大规模用于工程

实践的神经网络,至今,CNN仍是计算机视觉领域和自然语言识别的主要模型。20世纪90年代后,各种机器学习模型层出不穷,包括决策树(Decision tree)<sup>[43]</sup>、支持向量机(Support vector machine)<sup>[44]</sup>、提升学习(Boosting)<sup>[45]</sup>、逻辑回归(Logistics regression)等。这些机器学习模型大都基于统计学习(Statistical learning)的概念,可以找到模型映射的闭式解,包含有限几个隐藏层(决策树)、1个隐藏层(支持向量机、提升学习)或者没有隐藏层(逻辑回归)。然而,这些模型的学习能力有限,不能表示大型复杂映射和提取大量数据特征<sup>[46]</sup>,只是由于这些模型需要数据量小,容易训练,才在计算机计算能力不强的时代占据了机器学习的主流。随着计算机软硬件的飞速发展,计算能力已不是一个阻碍机器学习模型训练的障碍。HINTON和SALAKHUTDINOV<sup>[47]</sup>于2006年提出了深度学习(Deep learning)的思想,用多隐层的神经网络模拟任意复杂映射。深度学习是一种接近人脑运作模式的智能学习方法,开启了机器学习的新纪元。借助于云计算、大数据和其他的计算机技术,深度学习已经广泛应用于生活中的各个领域,包括无人驾驶、人脸识别、智能推荐等。可以说,深度学习代表了机器学习的未来,在很大程度上决定了人工智能的发展方向<sup>[48]</sup>。本文成文之际,文献[48]的3位作者,LECUN, HINTON和BENGIO共同获得了2018年度计算机领域的最高奖——图灵奖。借此文向3位机器学习的前驱者致敬。图3简要说明了机器学习的发展简史。

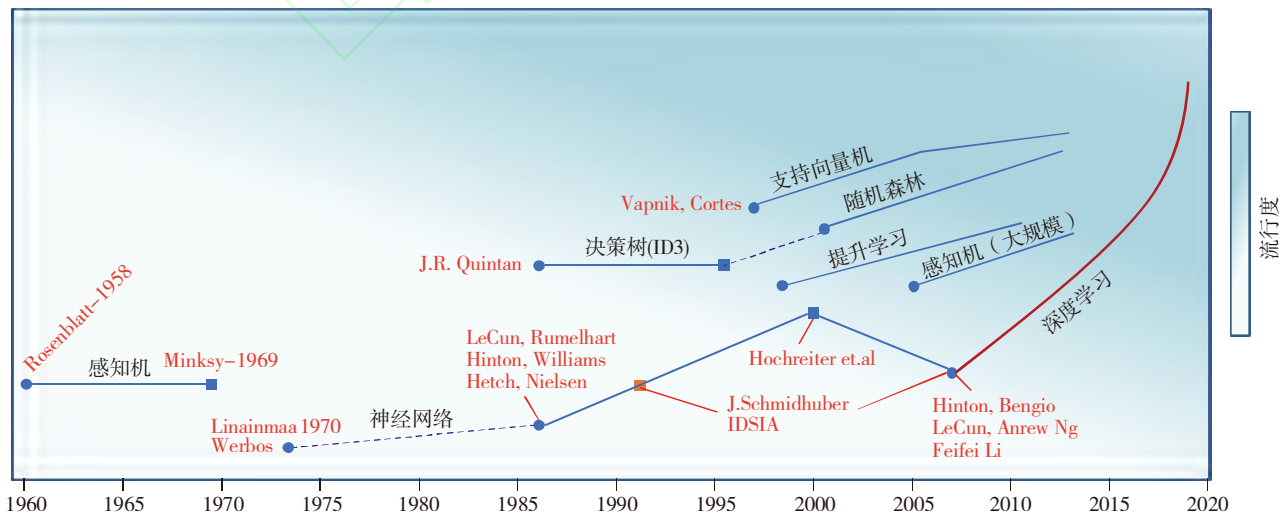


图3 机器学习发展简史

Fig. 3 A brief history of machine learning development

## 2.2 机器学习方法在冲击地压长期预测中的应用

机器学习的基本思想是让计算机从过往经验和历史数据中获得学习能力, 从而对未知事物做出

推断。大多数出现在冲击地压长期预测中的机器学习模型都是监督学习模型, 即模型用带标签的数据进行训练。图4为利用监督学习建模的一般步骤。

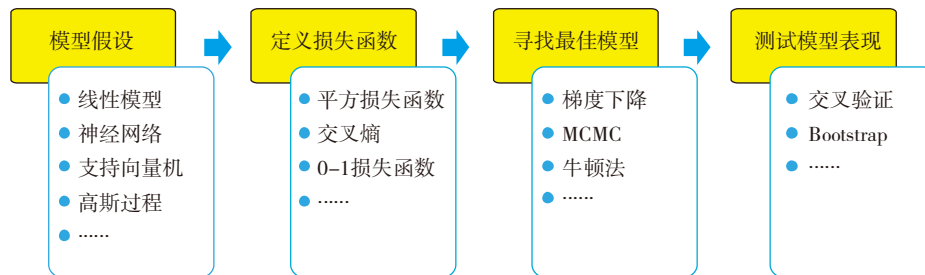


图4 监督学习的一般建模步骤

Fig. 4 General modeling steps for supervised learning

神经网络模型已成为利用机器学习方法进行冲击地压长期预测的常用模型。只含1个隐藏层的神经网络就可以以任意精度逼近已知函数<sup>[49]</sup>, 该特点保证了神经网络在处理类似冲击地压指标和冲击地压强度的关系这种非线性任务时具有很好的适应性。在冲击地压长期预测中出现的神经网络是多层感知机(Multi-layer perceptron)而非深度学习模型。除了一些最普通的反向传播神经网络模型外<sup>[50-57]</sup>, 其他的具有特殊适应性的特殊网络模型也被研究者用来进行冲击地压长期预测, 包括广义回归神经网络(Generalized regression neural network, GRNN)和径向基神经网络(Radial basis function network, RBF)<sup>[58]</sup>。如GRNN模型超参数最少, 因为其结构在训练数据集被确定时就自然确定。因此, GRNN需要的训练样本数较少。然而, 这些特点不一定总能提升模型的预测性能, 因为能够找到的冲击地压长期预测任务的训练样本很少(通常小于300个)。

支持向量机也是被广泛使用的模型<sup>[59-62]</sup>。因其建模思想是基于结构风险最小化(Minimize structural risk), 因此, 支持向量机比神经网络的泛化能力(Generalization ability)更强。但是, 研究者多把支持向量机当做神经网络的一个替代模型, 而不是真正考虑其模型泛化能力。支持向量机模型中含有一些超参数, 会极大地影响模型的性能, 如核函数类型、软间隔(C)、宽度参数(gamma, 仅在Gaussian核函数中)。文献[63]比较了4种核函数类型, 并利用径向基核函数进行建模。该文献还利用网格搜索确定超参数C和gamma。文献[61]用启发式算法(基因算法和粒子群算法)优化支持向量机模型中的

超参数。启发式算法加快了模型的收敛速度, 获得了良好的表现。

其他用在冲击地压长期预测中的机器学习模型包括K近邻法(K-nearest neighbor)<sup>[64]</sup>、随机森林(Random forest)<sup>[65]</sup>、提升学习(Adaboost)<sup>[66]</sup>等。然而, 大多数研究都沿用一种固定模式, 即选择一种机器学习模型, 在其中添加某些特殊算法用于模型超参数优化。鲜有研究考虑冲击地压长期预测的特殊性而对模型进行针对性调整。文献[67]为此做了很好的尝试, 利用改进的决策树模型进行冲击地压长期预测。该模型可以使用有缺失特征的数据进行训练, 非常符合该任务的数据集特点。

目前来看, 利用机器学习模型进行冲击地压长期预测的研究中存在4个值得深入探讨的问题。

### (1) 训练样本少(Limited database)

作为一种数据驱动的方法, 机器学习需要足够的高质量数据来确保模型训练过程中的参数有效更新。冲击地压长期预测任务的训练数据都来自实际发生的冲击地压实例。表2截取了1个典型的冲击地压长期预测任务训练数据集, 数据集包含9个训练样本, 每个样本含有8个特征和1个数据标签。目前, 已知的关于该任务的训练数据集来自文献[69], 包含246个训练样本, 每个样本含有7个特征和1个标签。尽管机器学习任务的数据需求是依任务而定, 但不足300个的训练数据依然太少, 特别是针对特征维度比较高的情况。

### (2) 训练样本标签不一致(Training label inconsistency)

在冲击地压长期预测任务中, 训练样本标签是冲击地压工程案例的冲击等级。然而, 不同的研究



表2 典型的冲击地压长期预测训练数据集<sup>[68]</sup>Table 2 A typical impact ground pressure long-term prediction training data sets<sup>[68]</sup>

样本号	Rock type	Depth/m	$\sigma_0/\text{MPa}$	$\sigma_c/\text{MPa}$	$\sigma_t/\text{MPa}$	SCF	$B_1$	$B_2$	Wet	冲击强度
1	Granodiorite	200	90	170	11.3	0.53	15.04	0.88	9	Strong
2	Syenite	194	90	220	7.4	0.41	29.73	0.93	7.3	Moderate
3	Granodiorite	400	62.6	165	9.4	0.38	17.53	0.89	9	Moderate
4	Granite	300	55.4	176	7.3	0.32	24.11	0.92	9.3	Strong
5	Dolomitic Limestone	400	30	88.7	3.7	0.34	23.97	0.92	6.6	Strong
6	Granite	700	48.75	180	8.3	0.27	21.69	0.91	5	Strong
7	Quartzite	250	80	180	6.7	0.44	26.87	0.93	5.5	Moderate
8	Quartz Diorite	890	89	236	8.3	0.38	28.43	0.93	5	Strong
9	Marble	150	98.6	120	6.5	0.82	18.46	0.90	3.8	Strong

者针对冲击地压提出了不同的等级判断方法<sup>[69-72]</sup>。如,在挪威,冲击地压一般分为三级;前苏联把冲击地压分为三级或五级;中国国家标准把冲击地压分为四级(GB/T25217.2-2010)。由于这个任务的训练数据集来自全世界的冲击地压工程案例,很难弄清每一个冲击地压案例所依据的分类标准。如,2个训练样本都标注“强冲击”,如果一个是按挪威的三级分类标准,另一个是按中国的四级分类标准,则其所代表的冲击地压等级是不同的。但在样本数据集中,他们被当做等级相同的冲击地压。样本标签的不一致会极大地影响预测结果的可靠性,这是一个必须解决的问题。

### (3) 特征重叠(Feature overlapping)

用于机器学习的理想的训练样本特征应该至少满足富含信息、有识别力、独立3个条件(Informative, discriminating, independent)<sup>[73]</sup>。对于冲击地压长期预测任务,训练样本特征是冲击地压倾向性指标和现场地质条件指标(表2)。毫无疑问,表2这些特征可以满足富含信息和有识别力2个条件,但是不满足独立性条件。如表2中的一些样本特征是相关的。2个煤岩体脆性参数  $B_1 = \sigma_c / \sigma_t$  和  $B_2 = (\sigma_c - \sigma_t) / (\sigma_c + \sigma_t)$ ,都是由单轴抗拉强度和单轴抗压强度决定的。虽然相关的特征不总是影响机器学习模型表现,但对于某些特殊模型,依然推荐去掉样本中的关联特征<sup>[74]</sup>。如,对于线性模型(线性回归和逻辑回归),关联特征会导致多重共线性(multicollinearity),造成预测值的异常波动。此外,移除关联特征会加速模型的训练,特别在高维特征样本时可以避免“维度灾难”(The curse of dimensionality)。移除关联特征并不是简单的手动删除,而是需要一些特殊降维算法。

### (4) 代价敏感分类(Cost-sensitive classification)

大多数研究者采用模型在验证数据集或测试数据集上的误分类率(Misclassification rate)对模型表现进行评判。然而,误分类率并不能在一个代价敏感的分类任务中反映模型的真实表现。而冲击地压的长期预警正是一个代价敏感的分类任务。考虑2个模型(A和B),模型A把所有的“强”冲击地压预测为“弱”冲击地压,模型B把所有的“弱”冲击地压预测为“强”冲击地压。上述的误分类率是一样的,但是模型A明显比模型B更不可接受。模型A的误分类代价是把工人置于一个强冲击环境下,而模型B的误分类代价是在一个不太可能发生冲击地压的环境下花更多的代价进行冲击地压防治。两个误分类代价明显不同。表3是一个推广的多分类混淆矩阵(Confusion matrix),该矩阵为非对称矩阵( $\text{Const}_{i,j} \neq \text{Const}_{j,i}$ ),反映冲击地压长期预测任务是代价敏感的分类。针对此类问题,需要用另外的标准来衡量模型表现。

表3 冲击地压长期预测任务的混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix for long-term prediction tasks of rockburst

误分类代价		预测冲击强度			
		无冲击 (No)	弱冲击 (Weak)	中等冲击 (Moderate)	强冲击 (Strong)
实际 冲击 强度	无冲击(No)	0	$\text{Cost}_{wn}$	$\text{Cost}_{mn}$	$\text{Cost}_{sn}$
	弱冲击(Weak)	$\text{Cost}_{nw}$	0	$\text{Cost}_{mw}$	$\text{Cost}_{sw}$
	中等冲击(Moderate)	$\text{Cost}_{nm}$	$\text{Cost}_{wm}$	0	$\text{Cost}_{sm}$
	强冲击(Strong)	$\text{Cost}_{ns}$	$\text{Cost}_{ws}$	$\text{Cost}_{ms}$	0

## 2.3 机器学习方法在冲击地压短期预警中的应用

冲击地压短期预警包括2个重要步骤,即正确识别微震事件、建立微震监测信号和冲击地压发生



的时间、地点及强度之间的关系。其中,机器学习方法已大量应用于识别微震事件。而对于利用机器学习建立微震监测信号和冲击地压发生的时间、地点和强度之间的关系,目前尚未出现有价值的研究。

微震事件识别可以看作一个二(多)分类的分类任务,可以被很多机器学习模型所解决。事实上,由于微震监测能够获得大量的数据,机器学习方法在该任务上的表现比冲击地压长期预测任务更好。目前用于此任务的主要是监督学习模型,主要工作流程为:收集微震监测信号作为训练样本;提取训练样本的特征和确定训练样本的标签;选择合适的监督学习模型进行训练;用训练好的模型判断新的输入信号。

线性模型如Fisher线性判别<sup>[75-77]</sup>;逻辑回归<sup>[78]</sup>和非线性模型如神经网络<sup>[79-82]</sup>、支持向量机<sup>[83-84]</sup>都被广泛地用于微震事件的识别。其中一些研究不只是针对冲击地压预警的微震信号识别,也用在其他如地下工程岩爆和采石场爆破的微震监测中。很多研究是通过建立几个类比的监督学习模型,从中选择效果最好的一个。

一个代表性的工作是文献[85]。研究人员建立了一个逻辑回归模型来识别微震事件和开采爆破活动。训练数据集来自加拿大和澳大利亚的3个金属矿山。共有40 000多个训练样本被收集,每个样本包括5个样本特征,这些样本被贴上标签,然后划分为训练数据集和验证数据集。训练数据集用于训练模型,验证数据集用于测试模型的表现。通过训练,该逻辑回归模型获得超过90%的分类精度,优于该文献中的另外2个模型,Fisher分类器和朴素贝叶斯分类器。另一个相似的工作见于文献[78]。研究人员运用的逻辑回归模型也收获了超过90%的正确率,超过了其他的类比模型。

文献[79]建立了2个神经网络模型来识别微震事件。其中一个神经网络模型用于提取信号特征来构建训练样本,另一个神经网络模型用于事件分类。文献[81]收集了175个数据样本训练了3种不同类型的神经网络模型进行微震事件的识别,最后发现前向神经网络模型在验证集上能达到99%的正确率。

由于逻辑回归模型需要的数学假设比贝叶斯分类器和高斯分类器更弱,所以如果利用相同的数

据集进行训练,逻辑回归模型的表现总是优于其他模型。如,贝叶斯分类器假设训练样本特征之间相互独立,高斯分类器假设训练样本特征取自一个高维的高斯分布等。事实上,逻辑回归模型和贝叶斯分类器(高斯分类器)正是代表了机器学习的2大类分类模型:判别方法(Discriminative model)和生成方法(Generative model)。其具体差别和适用范围可参见文献[86]。然而,对于其他分类器,如神经网络、支持向量机、Fisher判别等,很难在理论上解释为什么逻辑回归表现比他们更好。这就是机器学习所谓的“黑箱”特性<sup>[87]</sup>。但是,基于试验事实,在微震事件识别任务中,逻辑回归应该是优先选择的模型。

纵览目前的微震事件识别的机器学习研究,有3个主要问题值得进一步完善:

(1) 大部分研究把微震事件识别考虑成一个二分类任务,即只识别微震事件和其他某一类的干扰信号(大多数研究是识别微震事件和爆破事件)。然而矿山开采和地下工程活动中,干扰信号的种类很多,如车辆震动、电源信号等。一个更合理的做法是把微震事件识别看成一个多分类的任务,可以直接把微震事件和其他各种类的干扰信号共同进行处理。在二分类问题上表现最好的逻辑回归模型可以很容易地推广到多分类任务(SoftMax模型)。但是目前没有关于微震事件识别的多分类任务的研究,故不清楚SoftMax模型在这个任务上的表现。

(2) 训练数据标签问题。监督学习需要利用有标签数据进行训练。对于微震事件识别任务,训练数据来自现场连续监测的信号,样本量巨大。如文献[85]的样本量超过40 000,给如此大的数据贴标签需要大量的精力,而且准确度不能保证。一个解决方案是利用非监督学习的策略。非监督学习可以利用无标签的数据样本进行训练。文献[88]尝试建立了一个非监督学习模型(自组织神经网络, The self-organizing neural network)识别微震事件。该模型并未取得较好的效果,在179个信号中,超过6%的信号被误分类。理论上来说,由于没有训练数据标签的指引,在同一个任务上非监督学习的效率(表现)不如监督学习合理<sup>[89]</sup>。

(3) 训练数据的类别不平衡(Class-imbalance)问题,即训练样本中属于某一类的样本远远多于另一(几)类。在文献[85]中,3个训练数据集中,微震事

件样本数和爆破事件样本数的比例分别为, 23.5% : 76.5%; 23.5% : 76.5%; 13.2% : 86.8%。微震样本数远小于爆破样本数。在文献[78]中, 样本中微震事件超过70%, 其他干扰信号小于30%。样本类别不平衡会造成对小比例样本的识别精度出现偏差, 需要用特殊的采样方法重新构建训练样本。

### 3 总结和展望

随着计算机软硬件的发展, 以机器学习为主的数据驱动方法已经广泛应用到了生活和科学研究的各个领域, 成为常规乃至主流工具。然而, 在采矿工程和地下工程中, 数据驱动的方法仍然没有大规模的进入, 更遑论占据主流。工程人员依然倾向于利用经验驱动和机理驱动的策略来解决施工中遇到的问题。这就产生了一个很尴尬的矛盾, 一方面, 越来越多的先进电气化设备被用于采矿与地下工程施工中, 如微震监测设备、TBM盾构设备、无人驾驶矿车设备等, 这些设备的使用过程中会产生海量的、携带大量有效信息的实时数据。而另一方面, 工程技术人员仍执着于经验驱动和机理驱动的方法, 这些方法对数据的使用还很不充分, 导致大量数据的浪费和有效信息的丢失。

对于冲击地压的预测预警问题, 传统的经验驱动和机理驱动的策略已很难准确回答何时发生、何地发生、冲击等级这3个关键问题。这恰恰给了数据驱动方法一个机会, 事实上目前对于这个问题, 最优秀的研究成果都或多或少地涉及了数据驱动的方法。可以说, 利用数据驱动方法解决冲击地压的预测预警问题将会成为数据驱动进入传统工程领域的一个切入点, 也是能否让矿山开采这一古老行业迈入智慧矿山、数据矿山的—个关键。

而2.2和2.3节中提到的在冲击地压的长期预测和短期预警中出现的一些问题, 在数据科学中都不难找到解决方案。如, 解决长期预测训练样本过少的问题, 可以考虑在线(On-line)学习和离线(Off-line)学习。—方面, 尽量选择判别模型进行长期预测(关于生成模型和判别模型在该任务下的小样本适应性, 参见文献[89])。另—方面, 可以通过云连接建立冲击地压事件数据库, 不断累积事件样本数。解决训练样本标签不一致的问题, 可以利用非监督学习重新给冲击地压训练样本贴上标签, 再进行训

练。解决特征重叠问题, 可以考虑一些非线性降维方法, 如t-SNE进行特征组合和筛选。解决分类代价敏感问题, 可以利用特殊的模型评价标准, 如ROC曲线和代价曲线等。在冲击地压短期预警中, 解决训练样本贴标签问题可以采用半监督学习(Semi-supervised)策略, 用大量无标签样本结合少量有标签样本组成训练集, 兼顾了模型效率和精度。解决类别不平衡问题, 可以采用过采样(Over-sampling)和欠采样(Under-sampling)构建新的训练数据集。也可以调整(概率)分类模型的阈值(Threshold), 匹配不平衡的训练样本。总之, 数据科学是一门日新月异的新兴科学, 每天都有大量的模型、算法、标准、工具包的更新。数据科学源源不断地推陈出新是利用其解决工程实际问题的根本保障。

冲击地压预测预防的技术壁垒是如何通过微震(或其他现场监测手段)监测信号准确确定冲击地压发生的时间、地点和强度, 特别是确定准确的发生时间。传统方法已无法回答这个问题。目前利用机器学习进行的相关研究还在进行中。但是, 凭借数据科学强大的实用性、海量的工具支持和众多的研究团队, 突破这个技术壁垒只是时间问题, 从而完成建立冲击地压预测预警系统这一岩石力学与工程中的历史性难题。

### 参考文献(References):

- [1] HE M, REN F, LIU D. Rockburst mechanism research and its control[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2018, 28(5): 829–837.
- [2] HE J, DOU L, GONG S, et al. Rock burst assessment and prediction by dynamic and static stress analysis based on micro-seismic monitoring[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2017, 93: 46–53.
- [3] 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.
- [4] PU Y Y, APEL D B, WANG C, et al. Evaluation of burst liability in kimberlite using support vector machine[J]. Acta Geophysica, 2018, 66(5): 973–982.
- [5] CAI W, DOU L, SI G, et al. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation model for coal burst liability assessment[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2016, 81: 62–69.
- [6] HE M C, MIAO J L, FENG J L. Rock burst process of limestone and its acoustic emission characteristics under true-triaxial unloading conditions[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining

- Sciences, 2010, 47(2): 286–298.
- [7] BLAKE W, HEDLEY D G F. Rockbursts: Case studies from North American hard-rock mines [M]. SME, 2003.
- [8] MARK C. Coal bursts in the deep longwall mines of the United States [J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2016, 3(1): 1–9.
- [9] WILLIAMS T J, BRADY T M, BAYER D C, et al. Underhand cut and fill mining as practiced in three deep hard rock mines in the United States [A]. Proceedings of the CIM Conference and Exhibition, Montreal, Quebec, Canada, April 29–May 2, 2007 [C]. Montreal, Quebec, Canada: Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum, 2007: 1–11.
- [10] BALTZ R, HUCKE A. Rockburst prevention in the German coal industry [A]. Proceedings of the 27th International Conference on Ground Control in Mining [C]. Morgantown WV: West Virginia University, 2008.
- [11] POTVIN Y, HUDYMA M, JEWELL R J. Rockburst and seismic activity in underground Australian mines—An introduction to a new research project [A]. ISRM International Symposium [C]. International Society for Rock Mechanics and Rock Engineering, 2000.
- [12] 齐庆新, 李晓璐, 赵善坤. 煤矿冲击地压应力控制理论与实践 [J]. 煤炭科学技术, 2013, 41(6): 1–5.
- QI Qingxin, LI Xiaolu, ZHAO Shankun. Theory and practices on stress control of mine pressure bumping [J]. Coal Science and Technology, 2013, 41(6): 1–5.
- [13] DOU L, CAI W, CAO A, et al. Comprehensive early warning of rock burst utilizing microseismic multi-parameter indices [J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2018, 28(5): 767–774.
- [14] BENNETT T J, MARSHALL M E. Identification of rockbursts and other mining events using regional signals at international monitoring system stations [R]. Science Applications International Corp Mclean VA, 2001.
- [15] 姜耀东, 赵毅鑫. 我国煤矿冲击地压的研究现状: 机制, 预警与控制 [J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(11): 2188–2204.
- JIANG Yaodong, ZHAO Yixin. State of the art: Investigation on mechanism, forecast and control of coal bumps in china [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(11): 2188–2204.
- [16] 张传庆, 卢景景, 陈珺, 等. 岩爆倾向性指标及其相互关系探讨 [J]. 岩土力学, 2017, 38(5): 1397–1404.
- ZHANG Chuanqing, LU Jingjing, CHEN Jun, et al. Discussion on rock burst proneness indexes and their relation [J]. Rock and Soil Mechanics, 2017, 38(5): 1397–1404.
- [17] KIDYBIŃSKI A. Bursting liability indices of coal [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts (Pergamon), 1981, 18(4): 295–304.
- [18] WATTIMENA R K, SIRAIT B, WIDODO N P, et al. Evaluation of rockburst potential in a cut-and-fill mine using energy balance [J]. International Journal of the JCRM, 2012, 8(1): 19–23.
- [19] WANG J A, PARK H D. Comprehensive prediction of rockburst based on analysis of strain energy in rocks [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2001, 16(1): 49–57.
- [20] AUBERTIN M, GILL DE, SIMON R. On the use of the brittleness index modified (BIM) to estimate the post-peak behavior of rocks [J]. Aqua Fennica, 1994, 23: 24–25.
- [21] WU Y, ZHANG W. Evaluation of the bursting proneness of coal by means of its failure duration [A]. Rock-bursts and Seismicity in Mines [C]. Rotterdam: Balkema, 1997: 285–288.
- [22] SIMON R. Analysis of fault-slip mechanisms in hard rock mining [D]. Montreal: McGill University, 1999.
- [23] WANG J, ZHANG J. Preliminary engineering application of microseismic monitoring technique to rockburst prediction in tunneling of Jinping II project [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2010, 2(3): 193–208.
- [24] 张文东, 马天辉, 唐春安, 等. 锦屏二级水电站引水隧洞岩爆特征及微震监测规律研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(2): 339–348.
- ZHANG Wendong, MA Tianhui, TANG Chun'an, et al. Research on characteristics of rockburst and rules of microseismic monitoring at diversion tunnels in Jinping II hydropower station [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(2): 339–348.
- [25] PU Y, APEL D, XU H. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation for rockburst potential in kimberlite [J]. Pure and Applied Geophysics, 2018, 175(6): 2141–2151.
- [26] WANG C, WU A, LU H, et al. Predicting rockburst tendency based on the fuzzy matter-element model [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2015, 75: 224–232.
- [27] WANG X, LI S, XU Z, et al. An interval fuzzy comprehensive assessment method for rock burst in underground caverns and its engineering application [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2019, 78(7): 1–16.
- [28] ZHU Z, ZHANG H, HAN J, et al. A risk assessment method for rockburst based on geodynamic environment [J]. Shock and Vibration, 2018 (6): 2586842.
- [29] FENG Q, YAO C, XIAO Z. Construction of students' comprehensive quality evaluation model based on improved AHP [A]. 2018 13th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE) [C]. IEEE, 2018: 1–5.
- [30] JI M, GUO H, ZHANG Y, et al. Hierarchic analysis method to evaluate rock burst risk [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015(13): 1–8.
- [31] 陈丹, 冯东梅, 邵良杉. 采用AHP—可拓学的地下工程围岩稳定性预测模型 [J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2016, 35(1): 32–36.
- CHEN Dan, FENG Dongmei, SHAO Liangshan. AHP-extenics model for stability classification of underground engineering surrounding rock [J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2016, 35(1): 32–36.
- [32] LU J, WANG W, ZHANG Y, et al. Multi-objective optimal design of stand-alone hybrid energy system using entropy weight method based



- on HOMER[J]. Energies, 2017, 10(10): 1664.
- [33] MOTTAHEDI A,ATAEI M. Fuzzy fault tree analysis for coal burst occurrence probability in underground coal mining[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 83: 165–174.
- [34] LIU Z,SHAO J,XU W, et al. Prediction of rock burst classification using the technique of cloud models with attribution weight[J]. Natural Hazards, 2013, 68(2): 549–568.
- [35] ZHOU K , YUN L , DENG H , et al. Prediction of rock burst classification using cloud model with entropy weight[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2016, 26(7): 1995–2002.
- [36] JIANG T,HUANG Z,ZHAO Y. Application of grey system optimal theory model to forecasting rockburst[J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 2003, 24(2): 37–40.
- [37] WANG M, JIN J, LI L. SPA-VFS model for the prediction of rockburst[A]. 2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery[C]. IEEE, 2008, 5: 34–38.
- [38] MCCULLOCH W S, PITTS W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. The Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 5(4): 115–133.
- [39] ROSENBLATT F. The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain[A]. Neurocomputing : Foundations of Research[C]. MIT Press, 1988.
- [40] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. The Journal of Physiology, 1962, 160(1): 106–154.
- [41] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning internal representations by error propagation [J]. Readings in Cognitive ence, 1988, 323(6088): 399–421.
- [42] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. Neural Computation, 1989, 1(4): 541–551.
- [43] SAFAVIAN S R, LANDGREBE D. A survey of decision tree classifier methodology[J]. IEEE Transactions on Systems , Man and Cybernetics, 1991, 21(3): 660–674.
- [44] CORTES C , VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273–297.
- [45] FREUND Y, SCHAPIRE R E. Experiments with a new boosting algorithm DRAFT—Please do not distribute[A]. Thirteenth International Conference on International Conference on Machine Learning[C]. Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1996: 148–156.
- [46] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85–117.
- [47] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504–507.
- [48] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436.
- [49] CYBENKO G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function[J]. Mathematics of Control, Signals and Systems, 1989, 2(4): 303–314.
- [50] FENG X T , WANG L. Rockburst prediction based on neural networks[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 1994, 4(1): 7–14.
- [51] BAI M Z, WANG L J, XU Z Y. Study on a neural network model and its application in predicting the risk of rock blast[J]. China Safety Science Journal, 2002(4): 68–72.
- [52] CHEN H. Prediction of rockburst by artificial neural network[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(5): 762–768.
- [53] WANG X. Application of BP neural network into prediction of rockburst in tunneling[A]. Proceedings of the 2004 International Symposium on Safety Science and Technology[C]. 2004: 617–621.
- [54] ZHANG X Z. Prediction of rock burst at underground works based on artificial neural network[J]. Yangtze River, 2005, 36(5): 17–18.
- [55] ZHANG Y, LIU X, HU Z. Rock burst forecast based on artificial neural network in underground engineering[J]. Hunan Nonferrous Metal, 2007, 23(3): 1–4.
- [56] XUAN Z B, XU H. The forecasting of rockburst in deep-buried tunnel with adaptive neural network[A]. In 2009 International Conference on Industrial and Information Systems[C]. IEEE, 2009.
- [57] ZHANG G, GAO Q, DU J, et al. Rockburst criterion based on artificial neural networks and nonlinear regression[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(7): 2977–2981.
- [58] 张乐文, 张德永, 李术才, 等. 基于粗糙集理论的遗传-RBF神经网络在岩爆预测中的应用[J]. 岩土力学, 2012, 33(S1): 270–276.
- ZHANG Lewen, ZHANG Deyong, LI Shucai, et al. Application of RBF neural network to rockburst prediction based on rough set theory[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(S1): 270–276.
- [59] 冯夏庭, 赵洪波. 岩爆预测的支持向量机[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(1): 59–62.
- FENG Xiating, ZHAO Hongbo. Prediction of rockburst using support vector machine[J]. Journal of Northeastern University ( Natural Science), 2002, 23(1): 59–62.
- [60] 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 Hongbo. Classification of rockburst using support vector machine[J]. Rock and Soil Mechanics, 2005, 26(4): 642–644.
- [61] ZHOU J, LI X, SHI X. Long-term prediction model of rockburst in underground openings using heuristic algorithms and support vector machines[J]. Safety Science, 2012, 50(4): 629–644.
- [62] 祝云华, 刘新荣, 周军平. 基于V-SVR算法的岩爆预测分析[J]. 煤炭学报, 2008, 33(3): 277–281.
- ZHU Yunhua, LIU Xinrong, ZHOU Junping. Rockburst prediction analysis based on V-SVR algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2008, 33(3): 277–281.
- [63] PU Y Y, APEL D B, WANG C. Evaluation of burst liability in kimberlite using support vector machine[J]. Acta Geophysica, 2018, 66(5): 973–982.
- [64] 苏国韶, 张小飞, 燕柳斌. 基于案例推理的岩爆预测方法[J]. 采矿与安全工程学报, 2008, 25(1): 63–67.

- SU Guoshao, ZHANG Xiaofei, YAN Liubin. Rockburst prediction method based on case reasoning pattern recognition[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2008, 25(1): 63–67.
- [65] DONG L J, LI X B, KANG P. Prediction of rockburst classification using Random Forest[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2013, 23(2): 472–477.
- [66] 葛启发, 冯夏庭. 基于AdaBoost组合学习方法的岩爆分类预测研究[J]. 岩土力学, 2008, 29(4): 943–948.  
GE Qifa, FENG Xiating. Classification and prediction of rockburst using AdaBoost combination learning method[J]. Rock And Soil Mechanics, 2008, 29(4): 943–948.
- [67] 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.
- [68] 王元汉, 李卧东, 李启光, 等. 岩爆预测的模糊数学综合评判方法[J]. 岩石力学与工程学报, 1998, 17(5): 3–5.  
WANG Yuanhan, LI Wodong, LI Qiguang, et al. Method of fuzzy comprehensive evaluations for rockburst prediction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1998, 17(5): 3–5.
- [69] ZHOU J, LI X, MITRI H S. Classification of rockburst in underground projects: Comparison of ten supervised learning methods[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2016, 30(5): 04016003.
- [70] 谭以安. 岩爆岩石断口扫描电镜分析及岩爆渐进破坏过程[J]. 电子显微学报, 1989(2): 41–48.  
TAN Yi'an. Analysis of fractured face of rockburst with scanning electron microscope and its progressive failure process[J]. Journal of Chinese Electron Microscopy Society, 1989(2): 41–48.
- [71] ПЕТУХОВ И, ЛИНЬКОВ А, СИДОРОВ В. Расчетные методы в механике горных ударов и выбросов: Справочное пособие (in Russian)[J]. Недра, 1992.
- [72] RUSSENESE B F. Analyses of rockburst in tunnels in valley sides[D]. Trondheim: Norwegian Institute of Technology, 1974.
- [73] BISHOP C M. Pattern recognition and machine learning[M]. Springer, 2006.
- [74] SCULLEY D, HOLT G, GOLOVIN D, et al. Hidden technical debt in machine learning systems[A]. Advances in Neural Information Processing Systems[C]. 2015: 2503–2511.
- [75] BOOKER A, MITRONOVAS W. An application of statistical discrimination to classify seismic events[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1964, 54(3): 961–971.
- [76] KIM W Y, AHARONIAN V, LERNER-LAM A L, et al. Discrimination of earthquakes and explosions in southern Russia using regional high-frequency three-component data from the IRIS/JSP Caucasus Network[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1997, 87(3): 569–588.
- [77] WÜSTER J. Discrimination of chemical explosions and earthquakes in central Europe—A case study[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1993, 83(4): 1184–1212.
- [78] VALLEJOS J A, MCKINNON S D. Logistic regression and neural network classification of seismic records[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2013, 62: 86–95.
- [79] DEL PEZZO E, ESPOSITO A, GIUDICEPIETRO F, et al. Discrimination of earthquakes and underwater explosions using neural networks[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2003, 93(1): 215–223.
- [80] FORD S R, WALTER W R. Aftershock characteristics as a means of discriminating explosions from earthquakes[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2010, 100(1): 364–376.
- [81] MUSIL M, PLEŠINGER A. Discrimination between local microearthquakes and quarry blasts by multi-layer perceptrons and Kohonen maps[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 1996, 86(4): 1077–1090.
- [82] YILDIRIM E, GÜLBAĞ A, HORASAN G, et al. Discrimination of quarry blasts and earthquakes in the vicinity of Istanbul using soft computing techniques[J]. Computers & Geosciences, 2011, 37(9): 1209–1217.
- [83] DONG L, LI X, XIE G. Nonlinear methodologies for identifying seismic event and nuclear explosion using random forest, support vector machine, and naive Bayes classification[A]. Abstract and Applied Analysis[C]. Hindawi, 2014.
- [84] RUANO A E, MADUREIRA G, BARROS O, et al. Seismic detection using support vector machines[J]. Neurocomputing, 2014, 135: 273–283.
- [85] DONG L, WESSELOO J, POTVIN Y, et al. Discrimination of mine seismic events and blasts using the fisher classifier, naive bayesian classifier and logistic regression[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2016, 49(1): 183–211.
- [86] NG A Y, JORDAN M I. On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes[A]. Advances in Neural Information Processing Systems[C]. 2002: 841–848.
- [87] ANZAI Y. Pattern recognition and machine learning[M]. Elsevier, 2012.
- [88] KUYUK H S, YILDIRIM E, DOĞAN E, et al. An unsupervised learning algorithm: Application to the discrimination of seismic events and quarry blasts in the vicinity of Istanbul[J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2011, 11(1): 93–100.
- [89] MIROSLAV Kubat. An introduction to machine learning[M]. Springer International Publishing Switzerland, 2015.