

煤田地质与勘探
Coal Geology & Exploration
ISSN 1001-1986, CN 61-1155/P

《煤田地质与勘探》网络首发论文

题目： 基于卷积神经网络的岩爆烈度等级预测
作者： 李康楠, 吴雅琴, 杜锋, 张翔, 王乙桥
收稿日期： 2023-01-10
网络首发日期： 2023-09-08
引用格式： 李康楠, 吴雅琴, 杜锋, 张翔, 王乙桥. 基于卷积神经网络的岩爆烈度等级预测[J/OL]. 煤田地质与勘探.
<https://link.cnki.net/urlid/61.1155.P.20230907.1419.004>



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。

基于卷积神经网络的岩爆烈度等级预测

李康楠^{1,2}, 吴雅琴³, 杜锋^{1,2}, 张翔^{1,2}, 王乙桥^{1,2}

(1. 中国矿业大学(北京) 共伴生能源精准开采北京市重点实验室, 北京 100083; 2. 中国矿业大学(北京) 应急管理与安全工程学院, 北京 100083; 3. 中国矿业大学(北京) 机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 岩爆是深部资源开采过程中亟待解决的问题之一。为安全高效地预测岩爆灾害, 提出一种基于链式方程多重插补法(MICE)与卷积神经网络(CNN)的岩爆烈度等级预测模型(MICE-CNN)。基于岩爆的主要影响因素与获取条件, 建立预测指标体系, 搜集 120 组岩爆案例原始数据, 运用拉依达准则进行异常值处理, 应用 MICE 选取 RF、BLR、ET、KNN 4 种插补模型进行缺失值插补, 结合 Mean、Median 2 种传统插补方法, 依据 RMES 选取最优模型进行数据插补得到完整数据集, 将数据平铺为 6×1 的一维图像数据作为输入层, 结合输入层大小进行计算, 确定卷积核与池化核大小为 3×1 , 特征边缘处理方法为前后补零。添加批量归一化层增加模型稳定性与收敛速度, 优选 ReLU 激活函数、SGDM 优化器函数。对 CNN 预测模型进行训练, 训练集与验证集的准确率分别为 100%、91.67%。建立 RBF、SVM 与 PNN 模型, 分别对 3 个模型与 CNN 模型输入测试集数据进行对比验证, CNN 模型预测结果准确率高于其他模型, 为 91.67%; 对比 PNN 模型与 CNN 模型的混淆矩阵, CNN 模型误判结果比实际结果岩爆程度高, 即误判后的安全性更好, 表明 MICE-CNN 岩爆等级预测模型切实可行。

关键词: 岩爆; 烈度分级; 指标体系; 数据插补; 深度学习; 预测模型
中图分类号: TD713 **文献标志码:** A

Prediction of rockburst intensity grade based on convolutional neural network

LI Kangnan^{1,2}, WU Yaqin³, DU Feng^{1,2}, ZHANG Xiang^{1,2}, WANG Yiqiao^{1,2}

(1. Key Laboratory for Precise Mining of Intergrown Energy and Resources, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2. School of Emergency Management and Safety Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 3. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Rockburst is one of the urgent problems to be addressed in the process of deep resource extraction. In order to predict the rockburst disasters safely and efficiently, a rockburst intensity grade prediction model (MICE-CNN) based on the Multiple Imputation by Chained Equations (MICE) and Convolutional Neural Network (CNN) was proposed. Specifically, a predictive indicator system was established based on the main influencing factors and the acquisition conditions of rockburst. A total of 120 sets of raw data from rockburst cases were collected, with the outliers processed by pauta criterion. Then, the missing data were interpolated with the four interpolation models of RF, BLR, ET and KNN, which were selected using MICE. Besides, data interpolation was performed with the optimal model selected according to RMES, in combination with the two traditional interpolation methods (Mean and Median), resulting in a complete data set. In addition, the data were flattened into a 6×1 one-dimensional image data as the input layer, and the sizes of the convolutional kernel and pooling kernel were calculated to be 3×1 based on the size of the input layer. Moreover, zero-padding was applied for the feature edge processing. Batch normalization layers were added to improve the model stability and convergence speed. Thus, ReLU activation function and SGDM optimizer function were selected. Further, the CNN prediction model was trained, with accuracy rates of 100% for the training set and 91.67% for the validation set. Meanwhile, the RBF, SVM and PNN models were established for the comparison and verification of their test set data with that of the CNN model. Generally, the CNN model shows higher accuracy (91.67%) than the other models. By comparing the confusion matrix of the PNN model with the CNN model, it is found that the CNN model tends to overestimate the degree of rockburst compared to the actual results, indicating better safety after misjudgment. This demonstrates the feasibility of the MICE-CNN prediction model of rockburst intensity grade.

Keywords: rockburst; intensity grade; indicator system; data interpolation; deep learning; prediction model

深部脆性岩体受外界扰动影响, 发生动力失稳现象致使其内部弹性能极速释放, 从而导致岩体碎片弹射、抛掷与剥落, 同时伴随不同程度的爆炸声

响等现象, 称为岩爆地质灾害^[1-3]。岩爆灾害发生的影响因素多, 不确定性大, 严重干扰现场作业的有序进行; 岩爆灾害危险性大, 一旦发生中、强烈岩

收稿日期: 2023-01-10; 修回日期: 2023-05-24

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(52130409); 国家自然科学基金青年基金资助项目(52004291)

第一作者: 李康楠, 1997 年生, 男, 河南许昌人, 硕士, 从事安全工程、煤岩动力灾害预测等方面的研究工作. E-mail: lkn513749@126.com

通信作者: 吴雅琴, 1970 年生, 女, 江苏南通人, 硕士, 教授, 从事模式识别、物联网技术、人工智能方面的研究工作. E-mail: wyqcumt@126.com

爆,往往会造成一定的人员伤亡和巨大的经济损失。随着地下岩土工程逐步加深,岩爆灾害事故日益增多,高效准确的岩爆烈度等级预测方法研究迫在眉睫^[4-5]。

国内外学者对岩爆烈度等级预测方法的研究大致可分为判据预测方法和综合分析预测方法 2 种^[6]。判据预测方法首先会确立岩爆烈度等级的单因素分类标准,然后将预测区域的该因素的数值大小与预定标准进行对比从而预测岩爆的烈度等级,如: Russenes^[7]与 Hoek^[8]与二郎山^[9]应力系数判据、Turchaninov^[10]判据、Kidybinski^[11]与 Singh^[12]岩爆倾向性指数判据、N-Jhelum^[13]判据、Aubertin^[14]改进脆性指数判据、Wang^[15]最大储存弹性应变能判据、陶振宇判据^[16]等。岩爆诱发因素众多,单因素很难全面揭示灾害发生规律,且各因素之间可能存在相互耦合的现象,故仅以单因素判据预测岩爆灾害缺乏可信度。因此,越来越多的学者采用多因素分析预测方法进行综合研究,以期通过数学方法、机器学习与智能算法达到准确预测岩爆烈度等级的目的。传统数学方法如贝叶斯模型^[17]、功效系数法^[18]、支持向量机^[19]、决策树^[20]等虽应用广泛,在一定程度上提升了岩爆烈度等级预测的准确率,但存在一些方面的缺陷:在确定指标权重与定性因素方面受人为主观影响严重,很难客观预测岩爆烈度等级;影响因素之间相互联系、共同作用,预测过程往往忽略非线性因素。为弥补上述缺陷,国内外学者展开机器学习与智能算法领域的研究,如 SVM 模型^[21]、IPP-PNN 模型^[22]、PCA-PNN 模型^[23]、PCA-RBF^[24]模型等,进一步提高了岩爆烈度等级的预测精度,但存在 2 方面的局限性:所需训练样本量与计算权值量大,导致模型复杂程度提高与运算时间延长;需要配合数据降维方法进行模型训练,易丢失重要的数据信息从而影响模型预测的准确度,故需要继续深入研究并探索新的预测方法。

深度学习算法卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)具有局部感知与权重共享的优点,能够极大减少连接权值的数量并降低模型复杂度,挖掘线性与非线性数据深层次的特征规律与数据之间的内在联系;无需配合额外的分析法即可降低多重共线性与模型模拟合并提高模型的泛化能力,在短期电力负荷预测^[25-26]、短时交通流预测^[27-28]、电厂存煤量预测^[29]与煤层底板突水预测^[30]等方面都具有强大的功能。考虑到数据缺失使训练样本减少从而导致模型准确率降低的问题,笔者选用链式方程多重插补(Multiple Imputation by Chained Equations, MICE)法对空缺数据进行填补^[31-33]。该方法能够通过表达数据的不确定性并进行综合分析,得到更加可靠与精确的插补结果。基于 MICE-CNN,选取 120 组典型岩爆案例现场数据,通过参数优选,数据处理与网络训练建立模型,并与 RBF 模型、SVM 模型、PNN 模型的预测结果进行对比,期望得到更加可靠有效并利于工程实际的岩爆烈度等级预

测模型。

1 岩爆烈度等级预测模型流程

基于 CNN 的岩爆烈度等级预测方法流程如图 1 所示。模型的建立主要分成 4 个步骤,第一步,列举并选取岩爆灾害的影响因素,通过综合分析建立契合本预测模型的指标体系。第二步,搜集原始数据,对数据进行基于拉伊达准则(3 σ 准则)的异常值剔除与基于 MICE 的缺失值插补,得到完整数据后进行数据集分割与数据转换,搭建 CNN 的初始框架并进行训练从而 优选模型超参数,建立基于 CNN 的岩爆烈度等级预测模型。第三步,输入现场数据进行验证模型准确度预测。第四步,建立基于 RBF、SVM 与 PNN 的岩爆烈度等级预测对比模型输入相同数据进行预测,与 CNN 模型共同比较预测结果,并观察预测结果的混淆矩阵,对比误判结果的倾向性,最终得到最优模型。

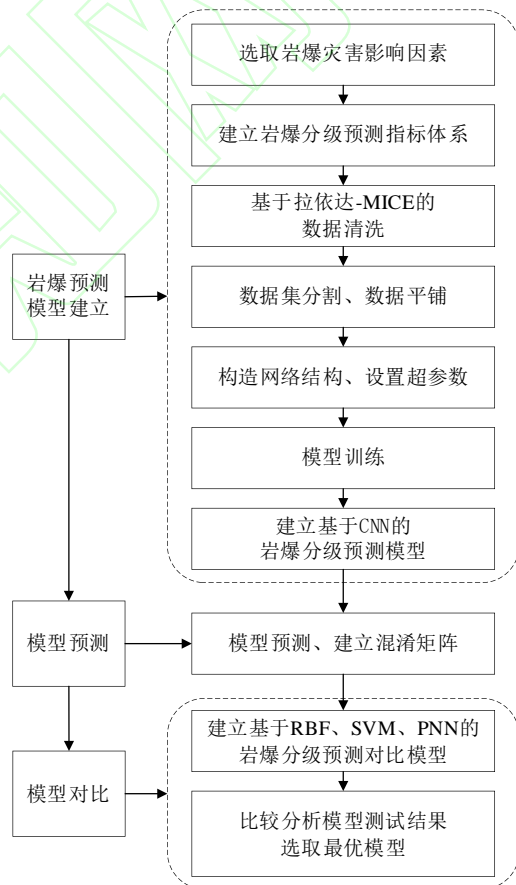


图 1 岩爆烈度等级预测模型建立流程图

Fig.1 Flow chart for establishing prediction model of rockburst intensity grade

2 岩爆烈度等级预测指标体系

2.1 指标体系的选取

本研究通过对国内外大量文献及矿井现场资料的查阅收集^[7-9,14-16],得到了主流的岩爆分级标准与对应计算公式,详见表 1。

表 1 岩爆分级标准

岩爆分级标准	计算公式	岩爆等级			
		无	弱	中等	强烈
Russenes 判据	σ_θ/σ_c	<0.2	0.2~0.3	0.3~0.55	>0.55
陶振宇判据	σ_c/σ_1	>14.5	14.5~5.5	5.5~2.5	<2.5
二郎山判据	σ_θ/σ_c	<0.3	0.3~0.5	0.5~0.7	>0.7
倾向性指数	E_R/E_D	<2	2~3.5	3.5~5	>5
弹性应变能指标	$\sigma_c^2/2E$	<0.2	0.2~0.5	0.5~0.75	>0.75
剩余弹性能指数	U^r/U^a	<50	50~150	150~200	>200
强度脆性系数	σ_c/σ_1	>40	40~26.7	26.7~14.5	<14.5
变形脆性系数	u/u_1	<2	2~6	6~9	>9

注： σ_θ 为洞室最大切向应力，MPa； σ_c 为岩石单轴抗压强度，MPa； σ_1 为最大主应力，MPa； E_R 为卸载时恢复的弹性应变能， kJ/m^3 ； E_D 为加卸载循环中耗散的能量， kJ/m^3 ； E 为岩石的弹性模量，GPa； U^r 为峰前弹性能密度， kJ/m^3 ； U^a 为峰后破坏能密度， kJ/m^3 ； σ_1 为岩石单轴抗拉强度，MPa； u 与 u_1 分别为岩石峰值荷载前的总变形与永久变形。

岩爆灾害的发生与围岩特征、地质构造、地应力与外界扰动等因素密切相关^[34-36]，这导致了影响岩爆发生的因素众多，使指标选取困难。目前国内外尚无统一的岩爆烈度等级预测指标体系，但多数包含 3~6 种岩爆判据或岩石力学参数。过多影响因素组成的预测指标体系既不易于获取，增加计算的冗余程度与预测时间，而且相关度小的因素数据离群点还会在一定程度上影响模型的学习与判断；过少的指标缺乏代表性，难以支撑灾害预测，从而导致预测结果出现较大偏差。由表 1 的计算公式可以得到计算岩爆分类标准所常用的具有较好代表性的影响因素，在此基础上，考虑现场获取便捷，且能够全面反映岩爆特征信息等条件，最终选取洞室最大切向应力 σ_θ 、岩石单轴抗压强度 σ_c 、岩石单轴抗拉强度 σ_1 、岩体应力系数 σ_θ/σ_c 、岩石强度脆性系数 σ_c/σ_1 和弹性变形能系数 W_{et} 6 种指标组成岩爆预测指标体系。

2.2 样本数据的获取

基于本研究所建立的岩爆预测指标体系，通过现场实测、查阅资料等方式搜集岩爆烈度等级工程实例，得到 120 组实际发生烈度的原始数据用来建立岩爆预测模型，部分数据见表 2，其中，无、弱、中等、强烈岩爆 4 种烈度等级分别用数字 1、2、3、4 表示。

表 2 部分工程实例原始数据^[7-24]

序号	现场实测数据						烈度等级
	σ_θ/MPa	σ_c/MPa	σ_1/MPa	W_{et}	σ_θ/σ_c	σ_c/σ_1	
1	30.00	88.7	3.70	6.60	0.34	23.97	3
2		220	7.40	7.30		29.73	2
3	18.80	178	5.70	7.40	0.11	31.23	1
4	34.00	150	5.40	7.80	0.23	27.78	1
5	90.00	170	11.30	9.00	0.53	15.04	3
6		165	9.40	9.00		17.55	2
7	11.00	115	5.00	5.70	0.10	23.00	1
8	43.40	123	6.00		0.35	20.50	3
9	98.60	120	6.50	3.85	0.82	18.46	3
10	60.70		7.90	6.20			4
...
120	54.27	130	9.25	7.17	0.42	14.05	3

3 基于 CNN 的岩爆烈度预测模型

3.1 CNN 卷积神经网络

CNN 卷积神经网络的结构如图 2 所示。

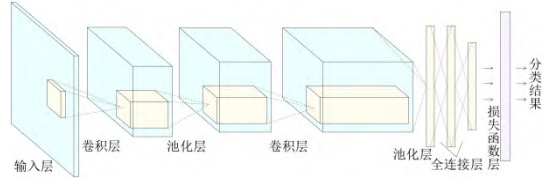


图 2 CNN 网络结构

Fig.2 Structure of convolutional neural network

1) 卷积层

卷积层线性抽取局部范围内的神经元信息与特征，然后运用非线性激活函数对神经元进行激活。卷积运算主要为 2 个数值矩阵的变换运算，过滤器(卷积核)首先会选择每次移动的距离(步长)，然后与输入矩阵进行对应的映射点积运算，运算结果组成输出矩阵(特征图)。假定在 l 层的卷积层有 $n^{[l]}$ 个滤波器，权重为 $K^{[l]} \in R^{3 \times 3 \times n^{[l-1]}}$ ，大小为 3×3 ，其中 $n^{[l-1]}$ 是前一层的过滤器数量。这些过滤器以 $[1,1]$ 的步伐遍历整个输入特征图，卷积操作可用下式 1 表达，输出特征 $Y^{[l]}$ 是：

$$Y^{[l]} = f\left(\sum_{n=1}^{n^{[l]}} K^{[l],n} \otimes Y^{[l-1]} + b^{[l]}\right) \quad (1)$$

式中： $f(\bullet)$ 为激活函数； b 为偏执项。

2) 池化层

池化层可降低模型过拟合并提高模型的泛化能力。常用最大池化法进行降采样，其表达式为：

$$X = f[\alpha S(x) + b] \quad (2)$$

式中： X 为输出； α 为乘性偏置； $S(x)$ 为降采样函数。

3) 全连接层

全连接层能够将最后一个池化层所得到的特征图平铺为一条一维向量，从而将数据进行由高到低的维度变换，同时不丢弃任何有用的信息，其中每个输入通过一个可学习的权重连接到每个输出。

4) 损失函数层

损失函数可以表达模型预测值与真实值之间的不一致程度，损失函数与模型的鲁棒性是负相关，在模型的学习过程中起到一定的指导作用。本研究选用 Softmax 损失函数^[37]。

3.2 基于 MICE 的数据预处理

1) 基于 3σ 准则的异常值剔除

在数据测量与记录的过程中存在人工操作不当、采动影响等产生的错误数据，剔除错误数据能够消除其对模型预测的准确性的影响。对 120 组原始数据的前 4 列数据进行处理，设数据集 $Q_i(i=1,2,\dots,n)$ ，计算剩余误差 v_i ，并计算标准偏差 σ ，若某一值的剩余误差 $v_b(1 \leq b \leq n)$ ，满足下式，则认为该值为异常值并予以剔除。

$$|v_b| = |q_b - \bar{q}| > 3\sigma \quad (3)$$

2) 基于 MICE 的缺失值填补

对前 4 列中经过异常值剔除与原本空缺的地方进行数据填补。通过在每个空缺位置使用插补模型进行多次填补产生若干完整数据集，然后对若干完

整数据集分别进行分析, 得到 m 个分析结果, 对 m 个结果做出综合推断与比较分析, 最终得到最优估计值。本研究使用 R 语言中的 mice 程序包实现 MICE。

本研究选用随机森林(Random Forest, RF), 贝叶斯线性回归(Bayesian Linear Regression, BLR), 极限树(Extra tree, ET), K 临近(K-Nearest Neighbor, KNN)4 种插补模型作为 MICE 的估计器并结合中值法(Median)与均值法(Mean)2 种传统插补方法分别进行数据填补, 为验证 MICE 的优越性并优选最佳插补模型, 对比 6 种填补结果的均方根误差(E_{RMSE}), 如图 3 所示。

观察图 3 可以得出 MICE 比传统插补方法拥有更高的精度, 其中 ET 模型的精度最高, 故本研究选用 ET 模型作为估计器对前 4 列进行 MICE 插补, 插

补后计算并补全后 2 列数据, 完整数据如图 4 所示。

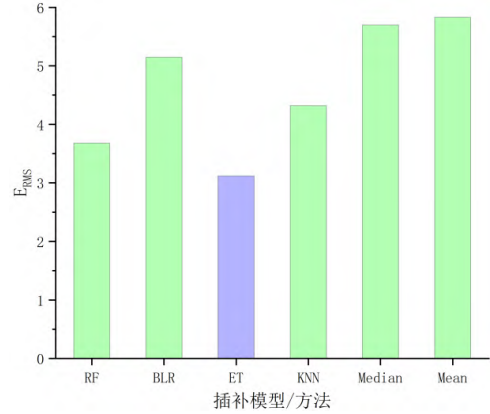


图 3 不同插补模型/方法的 E_{RMSE}
Fig.3 E_{RMSE} for different imputation models or methods

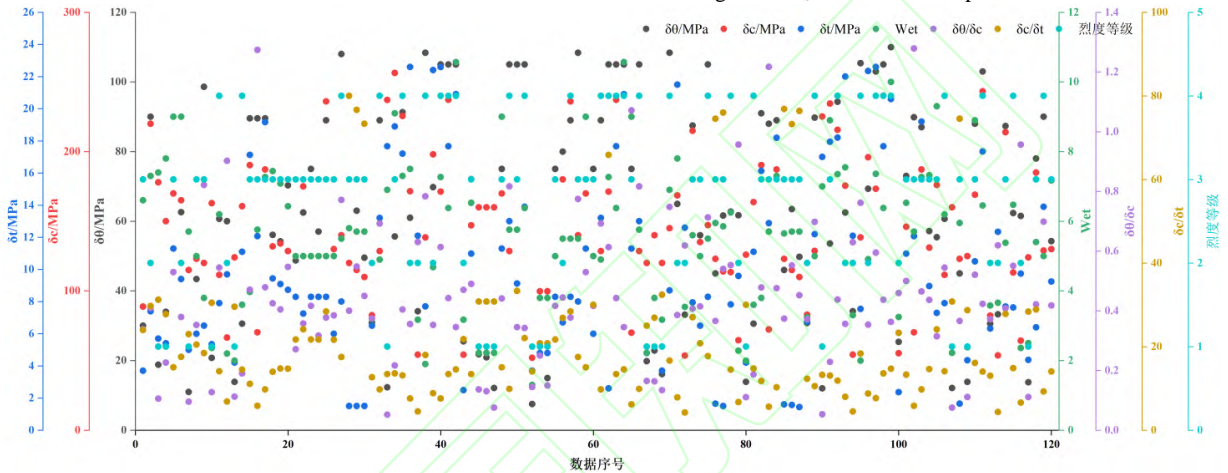


图 4 完整数据
Fig.4 Complete data

3) 数据集分割

为使模型以有限的现场实测数据进行充分学习, 将样本数据 10 等分, 其中训练集占 8 份、验证集与测试集分别为 1 份^[38], 即 120 组样本数据中随机抽取 96 组作为 CNN 模型的训练集样本, 12 组验证集样本, 共 108 组数据为预测模型建立过程中的训练样本, 剩余 12 组测试集样本作为工程实例以进一步验证模型准确率; 3 组数据相互独立且均具有代表性。

4) 数据转换

CNN 在图像分类预测方面具有良好的预测精度, 故本研究需要将数值数据转换为包含 RGB 三通道的图像数据^[39]。由于本研究的训练样本仅包含 6 个指标, 将数据平铺为 $6 \times 1 \times 1$ 的一维图像数据, 既可以充分提取样本数据内涵特征信息, 又可降低特征维度使神经网络的训练与计算更加便捷。

3.3 预测模型参数确定

1) CNN 神经网络构造

第一层为图像输入层(Image input)。第二层为卷积层 1(Conv_1), 由于数据为一维, 所以卷积核大小的选取为 $n \times 1$, 而 n 为 1 时会丧失感受野的作用, 故需 $n > 1$; 当卷积核为偶数时, 输出特征图相较于输入特征图尺寸变小, 可学习的特征信息减少, 故需 n 为奇数。考虑到卷积核过大可能忽略数据特征信息,

故本研究所选用的卷积核大小为 3×1 ; 同理, 本研究以 1 的步长进行卷积操作能够尽量减少信息的丢失; 采用的硬件资源为单 GPU, 结合硬件配置选择卷积核的数目为 16; 卷积层与池化层的特征边缘处理方法有不填充与前后补零 2 种, 不填充即忽略最后未卷积的区域并降低特征图尺寸, 前后补零方式可以使最后输出的特征图尺寸和原图尺寸一致。本研究选用前后补零的特征边缘处理方法, 可保证输入与输出特征图尺寸一致。输出特征图的尺寸计算公式如下所示:

$$H_{output} \times I_{output} \times C_{output} \quad (4)$$

$$H_{output} = \frac{H_{input} - F_1 + 2P_1}{E} + 1 \quad (5)$$

$$I_{output} = \frac{I_{input} - F_2 + 2P_2}{E} + 1 \quad (6)$$

式中: C_{output} 为输出通道数; H_{input} 与 I_{input} 分别为输入特征图的高与宽; F_1 与 F_2 分别为卷积核的高与宽; E 为步长; P_1 与 P_2 为补零的行数和列数。经过计算, 特征边缘处理后的特征图尺寸始终保持为 $6 \times 1 \times 1$ 。

第三层为批量归一化层(Batch norm)^[40], 该层对训练样本进行局部归一化, 加快模型的收敛与运算速度, 并且使模型更加稳定。本研究对添加批归一化层与否进行对比训练, 结果显示, 添加该层后预

测准确率略微提高，运算速度显著提高。

第四层为激活函数层 1(ReLu_1)，激活函数通过添加非线性因素的方法捕捉非线性信息，进一步提高线性模型的表达能力，常用的激活函数有^[41-42]：(1) Sigmoid 函数，该函数在其饱和时的梯度值相对低下，梯度的耗散问题将会随着模型中神经网络层数的增多而严重；(2) Tanh 函数，该函数的缺点是仍然具有饱和的问题；(3) ReLU 函数，可有效解决 Sigmoid 函数所存在的梯度耗散问题，网络稀疏性较大从而降低 Tanh 函数存在的饱和问题，且运算效率高。3 个函数公式如下：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

$$f(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (8)$$

$$f(x) = \max(0, x) \quad (9)$$

以训练样本的预测准确率为校验目标对各激活函数进行模型训练，结果如图 5 所示。观察图 5，以 ReLU 函数进行模型训练的准确率均较高，特别地，训练集准确率达到 100%，故本研究选取 ReLU 函数作为激活层函数。

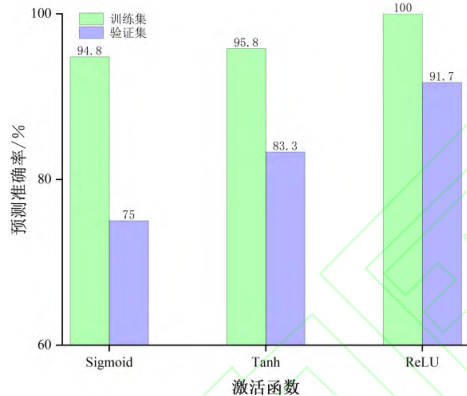


图 5 激活函数的选取

Fig.5 Selection of activation function

第五层为池化层 1(Maxpool_1)，常用的池化方法有平均池化法与最大池化法，平均池化法能够最大限度地保留数据背景信息，最大池化法能够尽可能地提取数据的特征纹理，本研究期望能够挖掘到更多的数据特征，故选取最大池化法进行池化操作，池化核与步长的确定过程类似于卷积层卷积核与步长的确定过程，确定本研究池化核大小为 3×1，步长为 1，特征边缘处理方法选择前后补零。

第六层为卷积层 2(Conv_2)，由大小为 3×1 的卷积核以 1 的步长进行卷积操作，生成 32 幅特征图，特征边缘处理方法选择前后补零。第七层为批量归一化层。第八层为激活函数层 2。第九层为池化层 2(Maxpool_2)，特征边缘处理方法选择前后补零。

第十层为全连接层(Fully Connected layers, FC)，将上一层数据展开，经过激活函数 softmax 激活后挖掘特征信息得到 4 类输出，即岩爆烈度的 4 个等级。本研究所建立的 CNN 神经网络共有 12 层，各层参

数见表 3。

表 3 CNN 网络结构参数

层数	名称	类型	尺寸
1	Image input 6×1×1 图像	图像输入	6×1×1
2	Conv_1 16 3×1 步幅[1 1], 填充 same	卷积	6×1×16
3	Batch norm	批量归一化	6×1×16
4	ReLU_1	ReLU	6×1×16
5	Maxpool_1 3×1 步幅[1 1], 填充 same	最大池化	6×1×16
6	Conv_2 32 3×1 步幅[1 1], 填充 same	卷积	6×1×32
7	Batch norm	批量归一化	6×1×32
8	ReLU_2	ReLU	6×1×32
9	Maxpool_2 3×1 步幅[1 1], 填充 same	最大池化	6×1×32
10	FC 4 全连接层	全连接	1×1×4
11	SoftMax	SoftMax	1×1×4
12	Class output	分类输出	1×1×4

2) 超参数优选

优化器的选择方面，目前常用且性能优秀的优化器有 3 种：SGDM、RMSProp 和 Adam^[43]。SGDM 在梯度下降的过程中引入一阶动量解决了可能仅找到局部最优点而不是全局最优的缺陷；RMSProp 加入了迭代衰减，不会在迭代过程中梯度下降过大使自适应梯度出现变化异常等现象；Adam 结合了前 2 种优化器的优点，在提高自适应学习率、寻找全局最优点等方面皆较为突出。以训练样本的预测准确率为校验目标对 RMSProp、SGDM 与 Adam 进行模型训练，结果如图 6 所示，经对比，Adam 能够在较少的训练次数下达到较高的预测准确率，故本研究选用 Adam 优化器进行模型优化。

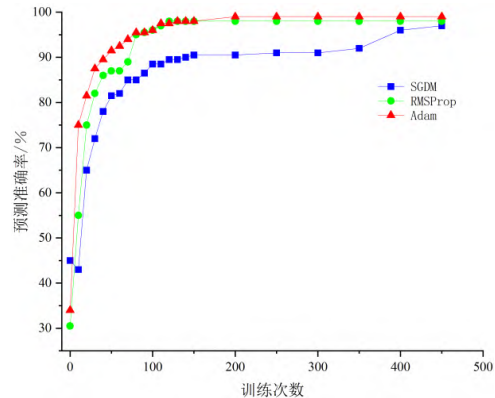


图 6 优化器的选取

Fig.6 Selection of optimizer

由图 5 可以得到训练次数达到 200 时，预测准确率便不再升高，继续升高训练次数只会延长模型训练时间，故本研究的最大训练次数选为 200。预测模型的超参数详见表 4。

表 4 预测模型超参数

超参数	初始学习率	动量系数	误差目标值	训练次数/次
取值	0.001	0.95	0.0001	200

3.4 模型训练与建立

将本研究构造的 CNN 神经网络与选取的超参数相结合建立岩爆烈度等级预测模型，输入训练样本进行训练，训练集预测结果如图 7a 所示，验证集预测结果如图 7b 所示。由两图可得，训练集预测准确率达到 100%；验证集的预测准确率达到 91.67%，其中第七组真实值为弱岩爆，而预测值为中等岩爆，其他组预测结果均正确，错误率在合理范围内。由训练样本预测结果可得，本研究所建立的 CNN 岩爆烈度等级预测模型是合理可行的。

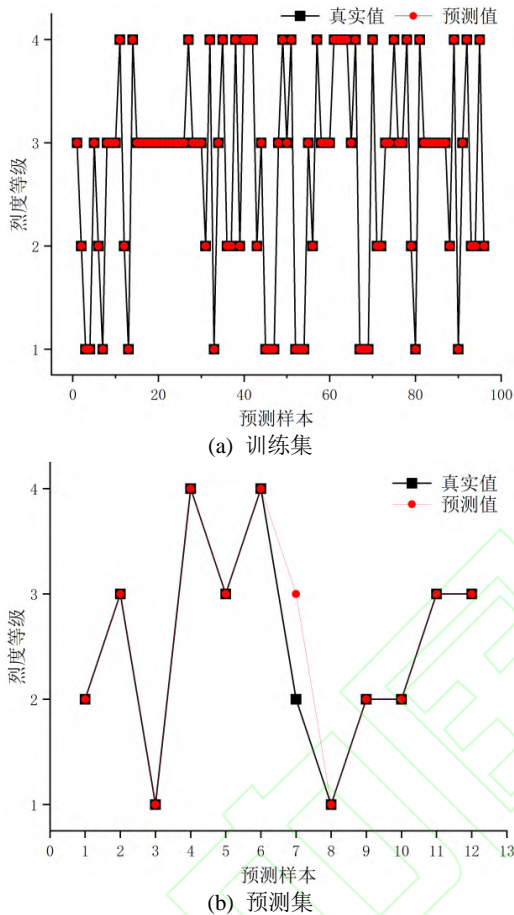


图 7 训练集与验证集预测结果

Fig.7 Prediction results of training set and verification set

3.5 模型预测结果对比

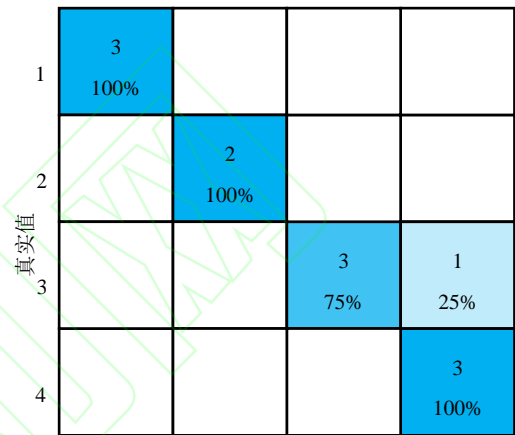
为进一步说明模型的可行性，将包含 12 组数据的测试集分别输入本研究所建立的 CNN 预测模型和 3 个对比模型：RBF 模型、SVM 模型与 PNN 模型中进行预测，预测结果见表 5。观察各模型预测结果准确率可知，CNN 模型的预测结果准确率最高，仅第 9 组数据预测错误，其他组皆能够正确预测岩爆烈度等级。

CNN 模型测试集混淆矩阵^[44]如图 8a 所示。图中可以看到有一组现场案例的实际结果为中等岩爆，而模型预测结果误判为强烈岩爆，预测结果略高一级，虽在应急防治方面会消耗更多的人力物力，但在误判的情况下依然能够保证现场工作人员的生命安全。

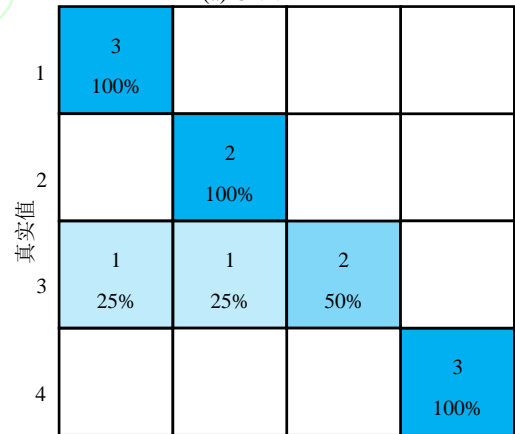
表 5 各个模型的预测结果与准确率

Table 5 Prediction results and accuracy of each model

序号	实际结果	CNN	RBF	SVM	PNN
1	1	1	1	1	1
2	2	2	3	1	2
3	1	1	1	1	1
4	3	3	2	3	1
5	4	4	4	4	4
6	4	4	2	4	4
7	3	3	3	3	3
8	4	4	4	3	4
9	3	4	1	3	3
10	3	3	1	3	2
11	1	1	1	3	1
12	2	2	2	2	2
测试集准确率/%		91.7	58.3	75	83.3



(a) CNN



(b) PNN

图 8 CNN 与 PNN 测试集混淆矩阵

Fig.8 Confusion matrix of CNN and PNN test set

PNN 模型测试集混淆矩阵如图 8b 所示。PNN 预测模型的准确率与 CNN 模型相近，但观察混淆矩阵，有 2 组现场案例的实际结果为中等岩爆，而模型预测结果分别误判为一组无岩爆与一组弱岩爆。当误判为弱岩爆时，现场人员的准备与预防措施不够充分，难以保障人身与财产的安全；而当误判为无岩爆时，岩爆灾害将对施工现场造成极大的破坏

并严重危害工作人员的生命,造成巨大的财产损失。

通过以上分析可以得到,本研究所建立的基于 CNN 的预测模型是可行的,且具有准确率高、安全系数高等优点。由于现场数据收集较为困难,缺乏地下水、微震、声发射等影响岩爆的关键因素与动态指标;需要收集与应用的现场数据量需进一步扩大,未来需要结合更多案例与更多影响指标进行综合研究。

4 结论

a. 建立岩爆烈度等级预测指标体系,对原始数据进行基于拉依达准则的异常值剔除与 MICE 的缺失值填补,建立 RF、BLR、ET、KNN 4 种插补模型并结合 2 种传统插补方法,依据 E_{RMSE} 评价指标优选 MICE 的估计器,其中,ET 模型得到的观测值与真值偏差最小,能够保证模型预测的准确度。

b. 搭建 CNN 神经网络初始框架,确定卷积核、池化核大小、特征边缘处理方法与激活函数等;优化模型超参数,确定优化器函数等,提高了模型预测准确率,降低了运算时间,增强了模型的适用性。运用训练样本对模型进行训练,训练集准确率为 100%,验证集准确率为 91.7%。

c. 进一步应用工程案例进行检验,建立 RBF、SVM 与 PNN 对比模型,对结果进行综合分析显示,基于 CNN 的岩爆烈度等级预测模型准确率最高,为 91.7%。对比 CNN 与 PNN 模型的混淆矩阵得到,在误判的情况下 CNN 预测模型安全性更高。

d. 未来需进一步扩大用来建立指标体系与预测模型的现场数据量,结合现场案例的更多影响因素进行综合分析。有必要运用先进算法进行超参数优化,建立成熟的深度学习模型对岩爆灾害进行精确预测。

参考文献(References)

[1]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 Xiating, XIAO Yaxun, FENG Guangliang, et al. Study on the development process of rockbursts[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(4): 649-673.

[2]苗金丽,何满潮,李德建,等.花岗岩应变岩爆声发射特征及微观断裂机制[J].岩石力学与工程学报,2009,28(8):1593-1603.
MIAO Jinli, HE Manchao, LI Dejian, et al. Acoustic emission characteristics of granite under strain rockburst test and its micro-fracture mechanism[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(8): 1593-1603.

[3]何满潮,谢和平,彭苏萍,等.深部开采岩体力学研究[J].岩石力学与工程学报,2005,24(16):2803-2813.
HE Manchao, XIE Heping, PENG Suping, et al. Study on rock mechanics in deep mining engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(16): 2803-2813.

[4]谢和平, PARISEAU W G. 岩爆的分形特征和机理[J]. 岩石力学与工程学报, 1993, 12(1): 28-37.
XIE Heping, PARISEAU W G. Fractal character and mechanism of rock bursts[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1993, 12(1): 28-37.

[5]冯夏庭,陈炳瑞,明华军,等.深埋隧洞岩爆孕育规律与机制:即时型岩爆[J].岩石力学与工程学报,2012,31(3):433-444.
FENG Xiating, CHEN Bingrui, MING HuaJun, et al. Evolution law and mechanism of rockbursts in deep tunnels: Immediate rockburst[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, 31(3): 433-444.

[6]徐林生,王兰生,李永林.岩爆形成机制与判据研究[J].岩土力学,2002,23(3):300-303.
XU Linsheng, WANG Lansheng, LI Yonglin. Study on mechanism and judgement of rockbursts[J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(3): 300-303.

[7]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):493-501.
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): 493-501.

[8]张镜剑,傅冰骏.岩爆及其判据和防治[J].岩石力学与工程学报,2008,27(10):2034-2042.
ZHANG Jingjian, FU Bingjun. Rockburst and its criteria and control[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(10): 2034-2042.

[9]徐林生,王兰生.二郎山公路隧道岩爆发生规律与岩爆预测研究[J].岩土工程学报,1999,21(5):569-572.
XU Linsheng, WANG Lansheng. Study on the laws of rockburst and its forecasting in the tunnel of Erlang Mountain road[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1999, 21(5): 569-572.

[10]孙飞跃,刘希亮,郭佳奇,等.岩爆预测评估方法的动力数值分析[J].应用力学学报,2022,39(1):26-34.
SUN Feiyue, LIU Xiliang, GUO Jiaqi, et al. Dynamic numerical calculation analysis of rockburst prediction assessment methods[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2022, 39(1): 26-34.

[11]KIDYBINSKI A. Bursting liability indices of coal[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, 1981, 18(4): 295-304.

[12]SINGH S P. Burst energy release index[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 1988, 21(2): 149-155.

[13]MA C S, CHEN W Z, TAN X J, et al. Novel rockburst criterion based on the TBM tunnel construction of the Neelum-Jhelum (NJ) hydroelectric project in Pakistan[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2018, 81: 391-402.

[14]AUBERTIN M, GILL D E, 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.

- [15] WANG J A, PARK H D. Comprehensive prediction of rock burst based on analysis of strain energy in rocks[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2001, 16(1): 49–57.
- [16] 王学滨, 陶帅, 潘一山, 等. 基于非线性屈服准则及主应力判据的圆形巷道围岩岩爆过程的数值模拟[J]. *防灾减灾工程学报*, 2012, 32(2): 131–137.
- WANG Xuebin, TAO Shuai, PAN Yishan, et al. Numerical simulation of rockburst process of surrounding rock in circular tunnel based on nonlinear yielding and principal stress criteria[J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2012, 32(2): 131–137.
- [17] SOUSA L R, MIRANDA T, SOUSA R L, et al. The use of data mining techniques in rockburst risk assessment[J]. *Engineering*, 2017, 3(4): 552–558.
- [18] 王迎超, 尚岳全, 孙红月, 等. 基于功效系数法的岩爆烈度分级预测研究[J]. *岩土力学*, 2010, 31(2): 529–534.
- WANG Yingchao, SHANG Yuequan, SUN Hongyue, et al. Study of prediction of rockburst intensity based on efficacy coefficient method[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2010, 31(2): 529–534.
- [19] 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.
- [20] DONG Longjun, LI Xibing, PENG Kang. Prediction of rockburst classification using random forest[J]. *Transactions of Non-ferrous Metals Society of China*, 2013, 23(2): 472–477.
- [21] 兰明, 刘志祥, 冯凡. 在线极限学习机在岩爆预测中的应用[J]. *安全与环境学报*, 2014, 14(2): 90–93.
- LAN Ming, LIU Zhixiang, FENG Fan. Attempt to study the applicability of the online sequential extreme learning machine to the rock burst forecast[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2014, 14(2): 90–93.
- [22] 靳春玲, 党丹丹, 贡力, 等. IPP-PNN模型在川藏铁路深埋长大隧道岩爆预测中的应用[J]. *铁道科学与工程学报*, 2023, 20(3): 986–995.
- JIN Chunling, DANG Dandan, GONG Li, et al. Application of IPP-PNN model in rockburst prediction occurring deep-buried long tunnel of Sichuan-Tibet Railway[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2023, 20(3): 986–995.
- [23] 吴顺川, 张晨曦, 成子桥. 基于PCA-PNN原理的岩爆烈度分级预测方法[J]. *煤炭学报*, 2019, 44(9): 2767–2776.
- WU Shunchuan, ZHANG Chenxi, CHENG Ziqiao. Prediction of intensity classification of rockburst based on PCA-PNN principle[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(9): 2767–2776.
- [24] 张凯, 张科, 李昆. 主元分析-神经网络岩爆等级预测模型[J]. *中国安全科学学报*, 2021, 31(3): 96–104.
- ZHANG Kai, ZHANG Ke, LI Kun. Prediction model of rockburst grade based on PCA-neural network[J]. *China Safety Science Journal*, 2021, 31(3): 96–104.
- [25] 赵兵, 王增平, 纪维佳, 等. 基于注意力机制的CNN-GRU短期电力负荷预测方法[J]. *电网技术*, 2019, 43(12): 4370–4376.
- ZHAO Bing, WANG Zengping, JI Weijia, et al. A short-term power load forecasting method based on attention mechanism of CNN-GRU[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(12): 4370–4376.
- [26] 姚程文, 杨苹, 刘泽健. 基于CNN-GRU混合神经网络的负荷预测方法[J]. *电网技术*, 2020, 44(9): 3416–3423.
- YAO Chengwen, YANG Ping, LIU Zejian. Load forecasting method based on CNN-GRU hybrid neural network[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(9): 3416–3423.
- [27] 马永杰, 程时升, 马芸婷, 等. 卷积神经网络及其在智能交通系统中的应用综述[J]. *交通运输工程学报*, 2021, 21(4): 48–71.
- MA Yongjie, CHENG Shisheng, MA Yunting, et al. Review of convolutional neural network and its application in intelligent transportation system[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2021, 21(4): 48–71.
- [28] 罗文慧, 董宝田, 王泽胜. 基于CNN-SVR混合深度学习模型的短时交通流预测[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2017, 17(5): 68–74.
- LUO Wenhui, DONG Baotian, WANG Zesheng. Short-term traffic flow prediction based on CNN-SVR hybrid deep learning model[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2017, 17(5): 68–74.
- [29] 彭道刚, 朱琪, 车权, 等. 基于CNN-LSTM神经网络的电网调度火电厂短期存煤预测[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(6): 127–132.
- PENG Daogang, ZHU Qi, CHE Quan, et al. Short-term coal storage forecasting of thermal power plant for power grid dispatching based on CNN-LSTM neural network[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(6): 127–132.
- [30] 陈建平, 王春雷, 王雪冬. 基于CNN神经网络的煤层底板突水预测[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(1): 50–57.
- CHEN Jianping, WANG Chunlei, WANG Xuedong. Coal mine floor water inrush prediction based on CNN neural network[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(1): 50–57.
- [31] 钱超, 陈建勋, 罗彦斌, 等. 基于随机森林的公路隧道运营缺失数据插补方法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2016, 16(3): 81–87.
- QIAN Chao, CHEN Jianxun, LUO Yanbin, et al. Random forest based operational missing data imputation for highway tunnel[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2016, 16(3): 81–87.
- [32] LAQUEUR H S, SHEV A B, KAGAWA R M C. SuperMICE: An ensemble machine learning approach to multiple imputation by chained equations[J]. *American Journal of Epidemiology*, 2021, 191(3): 516–525.
- [33] ROYSTON P, WHITE I R. Multiple imputation by chained equations (MICE): Implementation in stata[J]. *Journal of Statistical Software*, 2011, 45(4).
- [34] 何满潮, 苗金丽, 李德建, 等. 深部花岗岩试样岩爆过程实验研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2007, 26(5): 865–876.

- HE Manchao, MIAO Jinli, LI Dejian, et al. Experimental study on rockburst processes of granite specimen at great depth[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(5): 865–876.
- [35] 齐庆新, 陈尚本, 王怀新, 等. 冲击地压、岩爆、矿震的关系及其数值模拟研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(11): 1852–1858.
- QI Qingxin, CHEN Shangben, WANG Huaixin, et al. Study on the relations among coal bump, rockburst and mining tremor with numerical simulation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(11): 1852–1858.
- [36] 唐礼忠, 杨承祥, 潘长良. 大规模深井开采微震监测系统站网布置优化[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(10): 2036–2042.
- TANG Lizhong, YANG Chengxiang, PAN Changliang. Optimization of microseismic monitoring network for large-scale deep well mining[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(10): 2036–2042.
- [37] KEVIN R, JEFF L, MICHAEL S. Crystal structure prediction via deep learning[J]. Journal of the American Chemical Society, 2018, 140(32): 10158–10168.
- [38] 张彪, 戴兴国. 基于指标距离与不确定度量的岩爆云模型预测研究[J]. 岩土力学, 2017, 38(增刊2): 257–265.
- ZHANG Biao, DAI Xingguo. A cloud model for predicting rockburst intensity grade based on index distance and uncertainty measure[J]. Rock and Soil Mechanics, 2017, 38(Sup. 2): 257–265.
- [39] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229–1251.
- ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229–1251.
- [40] 刘建伟, 赵会丹, 罗雄麟, 等. 深度学习批归一化及其相关算法研究进展[J]. 自动化学报, 2020, 46(6): 1090–1120.
- LIU Jianwei, ZHAO Huidan, LUO Xionglin, et al. Research progress on batch normalization of deep learning and its related algorithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1090–1120.
- [41] 李校林, 钮海涛. 基于VGG-NET的特征融合面部表情识别[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(3): 500–509.
- LI Xiaolin, NIU Haitao. Facial expression recognition using feature fusion based on VGG-NET[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(3): 500–509.
- [42] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1300–1312.
- CHANG Liang, DENG Xiaoming, ZHOU Mingquan, et al. Convolutional neural networks in image understanding[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1300–1312.
- [43] 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰, 等. 图卷积神经网络综述[J]. 计算机学报, 2020, 43(5): 755–780.
- XU Bingbing, CEN Keting, HUANG Junjie, et al. A survey on graph convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2020, 43(5): 755–780.
- [44] 张瑞程, 王新颖, 胡磊磊, 等. 基于一维卷积神经网络的燃气管道泄漏声发射信号识别[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(2): 104–109.
- ZHANG Ruicheng, WANG Xinying, HU Leilei, et al. Acoustic emission signal identification of gas pipeline leakage based on one-dimensional convolution neural network[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17(2): 104–109.