

基于多因素耦合作用机制的煤与瓦斯突出危险等级预测

王直¹, 余伟健^{1,2}

(1. 湖南科技大学 资源环境与安全工程学院, 湖南 湘潭 411201;

2. 湖南科技大学 湖南省煤矿安全开采技术重点实验室, 湖南 湘潭 411201)

摘要: 以现有的发生煤与瓦斯突出矿井资料为基础, 根据煤与瓦斯突出的影响因素确定预测指标并建立交互作用矩阵, 采用 BP 神经网络对矩阵进行编码, 基于岩石工程系统理论建立煤与瓦斯突出危险等级预测模型. 通过预测模型和实际突出危险等级对比, 得出结论: 应用 BP 神经网络对交互作用矩阵编码可有效地减少人为因素对结果的影响; 煤与瓦斯突出危险等级预测模型准确率可达 80%, 满足精度要求, 能有效预测煤与瓦斯突出危险性等级.

关键词: 煤与瓦斯突出; 岩石工程系统; 危险等级预测; BP 神经网络

中图分类号: TD713 文献标志码: A 文章编号: 1672-9102(2021)04-0046-07

Risk Level Prediction of Coal and Gas Outburst Based on Multi-factor Coupling Mechanism

WANG Zhi¹, YU Weijian^{1,2}

(1. School of Resources, Environment and Safety Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

2. Hunan Provincial Key Laboratory of Safe Mining Techniques of Coal Mines, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: Based on the existing coal and gas outburst mine data, predictive index of coal and gas outburst influence factors are determined, interaction matrix is established, BP neural network is used for coding matrix, and coal and gas outburst risk level prediction model is established based on the theory of rock engineering system. By comparing the prediction model with the actual outburst risk level, it is concluded that the BP neural network on the interaction matrix coding can effectively reduce the influence of human factors on the results; the coal and gas outburst risk level prediction model can reach 80% accuracy, meet the accuracy requirements, and can effectively predict the coal and gas outburst risk level.

Keywords: coal and gas outburst; rock engineering system; hazard level forecast; BP neural network

我国作为世界上最大的煤炭出口国之一, 其煤炭行业的高速发展不仅带动了国民经济的进步和提高, 同时也给人民的生活水平带来了巨大的提升. 在科技蓬勃发展的前提下, 采煤机械化程度日益提高, 开采的深度不断增大, 煤矿开采的难度也随之不断提高. 在我国七百多个重点煤矿企业中, 具有煤和瓦斯突出特征的矿井占据了全部煤矿总数的 20% 以上^[1]. 煤与瓦斯突出被视为威胁中国各省份地区煤矿安全和生产的主要自然灾害之一, 准确地预测煤与瓦斯突出危险等级不仅可为煤与瓦斯突出矿井的采掘工作安全技术措施的设计和制定提供科学依据, 还可降低消耗, 改善矿井经济效益, 确保矿井生产安全有序进行.

收稿日期: 2021-04-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51974117; 52174076); 湖南省自然科学基金资助项目(2020JJ4027)

* 通信作者, E-mail: ywjlah@163.com

近年来,国内外专家学者广泛涉及各个学科领域,找出了研究方法之间的共性和优越性,针对煤与瓦斯突出危险等级预测方法做了很多研究和实践工作,提出了综合指标预测法、BP神经网络法、支持向量机、距离判别分析法^[2-4]等预测方法.由于各个地区的地质条件不同,影响煤与瓦斯突出危险性的程度也不同.迄今为止,人们对于煤与瓦斯突出的规律也没有具体的定论.从煤与瓦斯突出的系统观点来看,影响煤与瓦斯突出的各个因素之间存在着复杂关系,这种不明确的非线性相互作用关系会导致煤与瓦斯突出发生.岩石工程系统理论就是从系统出发,综合考虑煤与瓦斯突出的非线性影响因素,通过数值的变化直观反映影响因素之间的相互作用关系,为煤与瓦斯突出危险等级预测提供新思路.从引发煤与瓦斯突出事故最根本原因来看,煤与瓦斯突出也是属于岩石力学和动静载荷等科学问题.

目前岩石工程系统应用于边坡围岩稳定性方面较多^[5-10],黄琪嵩^[11]首先将岩石工程系统理论应用到煤与瓦斯突出领域,深层挖掘出影响煤与瓦斯突出发生的因素,结合岩石工程系统理论,逐步研究多个因素之间的非线性交互作用,分析得出主要影响因素,从而达到控制系统的目的.因此,将岩石工程系统理论应用到煤与瓦斯突出预测研究具有十分重要的实际意义.

本文采集了近年来发生的煤与瓦斯突出事件共53起,采用岩石工程理论的方法,挖掘出煤与瓦斯突出影响因素并确定预测评价指标,结合BP神经网络对影响因素相互作用矩阵编码,最后建立煤与瓦斯突出危险等级预测模型.

1 RES 理论简述

RES(岩石工程系统)把岩石工程看作完整系统,在整体岩石项目工程中,每种影响因素对于系统而言都不是孤立存在的,是相互作用相互影响的动态过程^[12].并且在划分的岩石物理因素与工程因素两大类中,存在更具体的、相互作用的小系统.

交互作用矩阵是RES理论分析的方法,基于对工程的整体了解和特性研究,找出可能影响整个系统稳定性或者对系统产生积极消极作用的因素,主对角线上依次排列影响因素,各个影响因素之间的相互作用关系处于剩下的其他位置.顺时针方向表示两个影响因素之间的作用方向^[13],如图1所示.

矩阵编码的方法有二进制法、专家半定量法、变量关系曲线斜率法、偏微分方程求解法、完全数值求解法和人工网络法等^[14].目前为止,专家半定量法在基于RES理论的研究中是使用最多的编码方法.

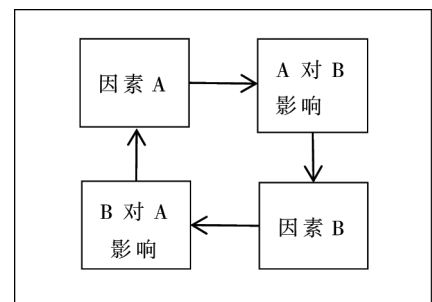


图1 二维相互作用矩阵

2 多因素耦合作用模型建立

建立煤与瓦斯突出危险等级预测模型,首先需要获取数据,数据来源的可靠性和数据的准确性是影响模型结果真与假的重要条件之一.本文通过各省安监局、煤炭管理网等官方网站收集了53组不同危险等级的煤与瓦斯突出事故,根据地应力、瓦斯含量和煤的物理力学性质三大要素选取合适的预测性指标,由于实际工程中直接测量地应力、煤的物理力学性质比较困难,一般选取间接测量其程度值的测量指标表示.预测指标选择后,采用BP神经网络法对上述预测性指标编码,编码的过程就是得到各个影响因素之间相互作用关系,最后结合岩石工程系统建立煤与瓦斯突出危险等级预测模型.

2.1 煤与瓦斯突出预测指标选取

用岩石工程系统的方法考虑预测指标时,需要考虑到岩石特性对于工程项目的影 响,项目施工过程中导致岩石特性参数的改变.煤与瓦斯突出评价指标的选择和确定是预测煤与瓦斯突出危险等级的重要步骤,指标的选择决定着预测模型建立的准确性和高效性.考虑到地应力、瓦斯、煤体性质、煤层等方面的煤与瓦斯突出影响因素,结合大量文献的阅读和参考,最终选取瓦斯压力、瓦斯含量、煤体坚固性系数、垂深、平均倾角、

瓦斯浓度、相对瓦斯涌出量、煤层厚度和钻屑量这9个影响因素作为本文研究的预测指标^[15-20]。

2.2 隐含层确定及分析

预测指标选取后,针对预测指标建立交互作用矩阵.交互作用矩阵的最核心内容就是对矩阵进行编码,BP神经网络可结合已有的数据推导出事件本身的发展,并且类似于人类大脑的思考方式,具有灵活性的特点.作为工程应用领域使用较广泛的研究方法,BP神经网络在交互作用矩阵编码方面也发挥着重要的作用。

隐含层的神经元个数的选择决定着神经网络在编码过程中结果是否达到最优解.在确定神经元数量时,需要对建立的神经网络进行多次训练,在此神经网络体系结构中,输入层中包含9个输入特征,即:瓦斯压力 X_1 、瓦斯含量 X_2 、煤体坚固性系数 X_3 、垂深 X_4 、平均倾角 X_5 、瓦斯浓度 X_6 、相对瓦斯涌出量 X_7 、煤层厚度 X_8 、钻屑量 X_9 ,网络如图2所示.输入层 $i=9$,为9个输入特征;隐含层个数为1,隐含层神经元个数 $j=11$;输出层 $k=1$,输出特征为煤与瓦斯突出危险等级.危险等级按照突出强度大小分为4种等级,分别是小型突出(I): <100 t;中型突出(II): $100\sim 500$ t;大型突出(III): $500\sim 1\ 000$ t;特大型突出(IV): $\geq 1\ 000$ t.

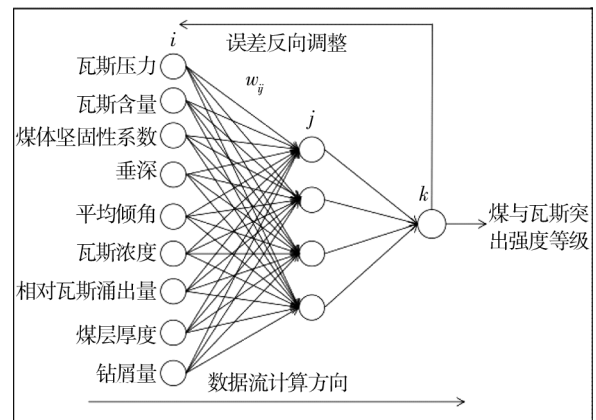


图2 基本神经网络图

神经网络的训练是以煤与瓦斯突出的总体样本为基础的,训练预测所采用的 sigmoid 函数,输入输出值的取值范围统一为 $[0, 1]$.在神经网络运算前,在收集到的53组煤与瓦斯突出事故样本中随机选取43组事故样本,其中70%(30组)作为训练样本,检验样本(6组)和测试样本(7组)个数分别占15%,并对其归一化处理.由于log-sigmoid函数在神经网络训练时只能识别位于区间 $[0, 1]$ 的值,当参数值越接近0或者1时,函数曲线会变得平缓,参数值的大小会影响网络运算速度和准确性,因此在数值归一化处理时,将所有数据归一化至0.1~0.9,部分归一化后事故数据如表1所示。

表1 影响因素分析样本

样本	因素									危险等级
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	
九里山矿	0.23	0.60	0.10	0.12	0.30	0.11	0.31	0.51	0.50	IV
汪家寨煤矿	0.14	0.42	0.15	0.41	0.50	0.11	0.18	0.71	0.22	II
观音山煤矿	0.11	0.19	0.16	0.17	0.86	0.10	0.31	0.10	0.15	III
六盘水响水煤矿	0.22	0.40	0.31	0.35	0.46	0.10	0.23	0.35	0.38	II
平顶山十二矿	0.32	0.75	0.10	0.71	0.30	0.30	0.31	0.17	0.20	I
平煤十矿	0.34	0.90	0.38	0.70	0.52	0.23	0.40	0.35	0.30	IV
淤泥乡湾田煤矿	0.28	0.39	0.71	0.63	0.46	0.12	0.29	0.34	0.20	II
武甲煤矿	0.22	0.39	0.20	0.18	0.46	0.12	0.43	0.17	0.22	III
新景公司	0.14	0.14	0.42	0.10	0.52	0.11	0.33	0.29	0.20	II
平煤十三矿	0.44	0.52	0.16	0.45	0.46	0.11	0.39	0.90	0.25	IV

对含有不同隐含层个数的神经网络进行运算,对比运算结果得到最佳的隐含层数量.根据经验式(1)代入 $i=9, k=1$,确定隐含层神经元个数运算范围为4~14.均方误差(MSE)的大小作为最佳隐含层个数的判断标准,均方误差越小,神经网络的精度越高.图3和图4给出具有不同数量隐含层神经元的样本整体网络回归值和检验样本均方误差。

$$j = \sqrt{i + k} + a. \quad (1)$$

式中: j 为隐含层个数; i 为输入层个数; k 为输出层个数; a 为常数,取值范围为0~10.

通过 MATLAB 软件运算,因为神经网络具有随机性,在考虑运算达到预定的误差值时,选择最优的运算结果并保存,结果如图 3 所示.最佳隐含层神经元个数为 11,对于具有不同神经元个数的样本整体的网络回归值是不同的,并且训练样本、总样本、检验样本、测试样本的网络回归值差值较大,这说明神经网络训练结果不稳定未达到良好预期指标,准确率也会降低.当神经元个数为 11 时,网络整体样本回归情况较稳定,并且网络整体回归情况(R) 达到了较好的水平.

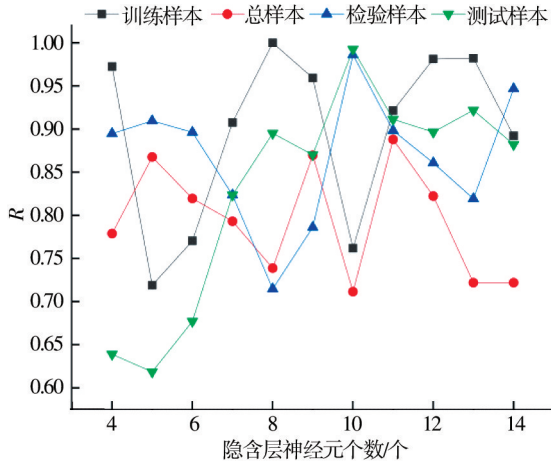


图 3 不同数量隐含层神经元的网络回归值

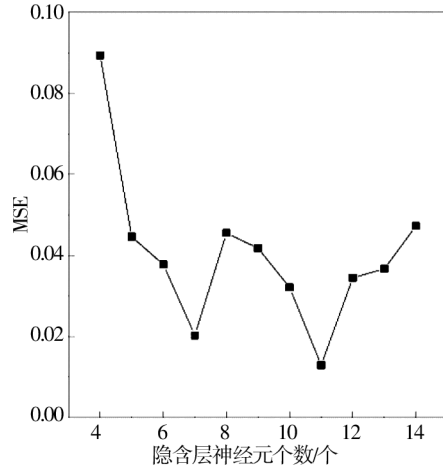


图 4 不同数量隐含层神经元的均方误差

从图 4 可以看出,随着隐含层神经元个数不断增加,均方误差大体出现先减后增的趋势,当神经元个数为 7 时,小范围内出现了最小值,此时对应的网络回归值未出现最优状态;当隐含层神经元个数达到 11 时,均方误差达到最小值,结合图 3 可以验证,此时整个神经网络训练达到最佳状态.

根据以上训练得出的神经网络参数建立神经网络,选取误差最小的训练网络并保存,导出每个输入变量对输出变量的影响程度值如图 5 所示.各因素对系统稳定性具有不同程度的增强或减弱作用.从各因素的影响值可以看出,瓦斯压力、平均倾角和煤层厚度的影响程度值的绝对值最大并且都是正值,说明这 3 种因素对煤与瓦斯突出事故危险等级的影响很大,相对应的实际测量值越大,煤与瓦斯突出危险等级就会增大;垂深、钻屑量、瓦斯浓度和煤的坚固性系数这 4 种因素对煤与瓦斯突出危险等级的作用为负值,即影响因素值增大时,危险等级减小.

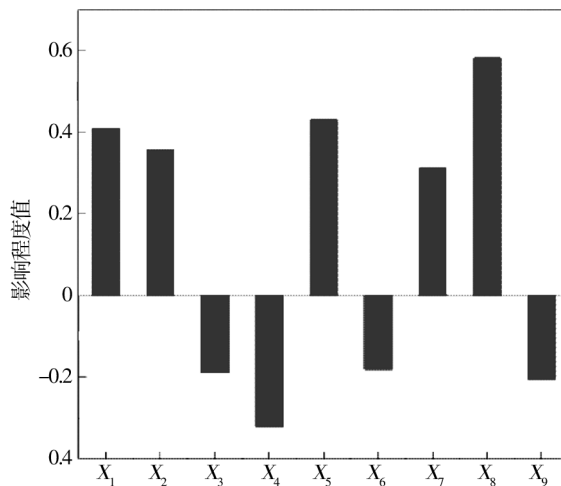


图 5 各因素对系统稳定性的综合作用

2.3 神经网络编码

为确定各个因素之间的相关影响程度,建立交互作用矩阵,将收集到的样本数值作为输入输出样本,为保证每个影响因素之间的相互作用关系,此时网络输入节点是 9,输出节点也是 9.同样采用以上网络训

练方法,将输入输出值做归一化处理,换算为网络内部值进行计算.选取最优神经网络并保存,导出各影响因素对结果的综合作用结果,如表2所示.

表2 综合作用交互矩阵

变量	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9
X_1	1.00	0.09	-0.07	-0.18	0.00	-0.09	0.04	0.12	0.26
X_2	0.04	1.00	0.06	0.01	0.01	0.02	-0.02	-0.02	-0.05
X_3	-0.02	0.02	1.00	0.02	-0.02	0.04	-0.03	-0.02	-0.02
X_4	-0.10	0.03	0.00	1.00	-0.01	0.01	-0.01	0.01	-0.02
X_5	-0.01	0.02	0.00	0.04	1.00	0.03	0.01	-0.02	-0.07
X_6	-0.01	0.01	-0.03	-0.08	-0.02	1.00	0.04	0.06	0.02
X_7	0.07	-0.08	-0.04	0.08	-0.02	0.02	1.00	-0.06	-0.15
X_8	0.03	-0.03	-0.03	0.02	0.02	-0.01	0.02	1.00	-0.05

由表2可以看出,表中绝大多数项的值不为0,各个参数之间的相互作用和关系极其复杂.以表中第1行煤与瓦斯突出的影响因素的作用为例,可以看到影响因素 X_1 所在的行中,瓦斯压力 X_1 对其他各参数都有不同程度的作用和影响,并且作用方向有正有负.瓦斯压力 X_1 增加,瓦斯含量 X_2 、相对瓦斯涌出量 X_7 、煤层厚度 X_8 、钻屑量 X_9 会增加;煤体坚固性系数 X_3 、垂深 X_4 、瓦斯浓度 X_6 作用则相反;对于 X_5 的作用为0.

2.4 模型建立

利用RES理论结合数据计算模拟编码对煤与瓦斯突出危险等级进行预测,模型建立中引入指标 Z 用来评价煤与瓦斯突出危险等级.

$$\mathbf{Z} = \mathbf{AGB} \quad (2)$$

式中: \mathbf{A} 为归一化后的输入数据(1×9)矩阵,此时的归一化仍然是将数据值控制在[0.1,0.9]区间内; \mathbf{G} 为影响因素的交互作用矩阵; \mathbf{B} 为各影响因素对整体影响程度值,转化为(9×1)的矩阵.

根据所建立的模型,求出43个样本的输出值 \mathbf{Z} ,结果如表3所示.按照输出的 \mathbf{Z} (1×1)矩阵的取值 z 大小,结合煤与瓦斯突出危险等级情况,分为4类:0.6< z ≤0.75,为I类,小型煤与瓦斯突出事故;0.75< z ≤0.90,为II类,中型煤与瓦斯突出事故;0.90< z ≤1.05,为III类,大型煤与瓦斯突出事故; z >1.05,为IV类,特大型煤与瓦斯突出事故.由表3得出,在43组样本数据中,有8组预测等级与实际等级不符,所在煤矿分别是登封煤矿,薛湖煤矿,长虹矿业,九里山矿,汪家寨煤矿,观音山煤矿,平顶山十二矿,武甲煤矿.其中有3组预测结果危险等级比实际偏高,分别是登封煤矿,汪家寨煤矿,平顶山十二矿;5组预测结果比实际偏低,分别是薛湖煤矿,长虹矿业,九里山矿,观音山煤矿,武甲煤矿.模型准确率为81%.

表3 各样本的系统状态值

样本	危险等级	对应 z 值	样本	危险等级	对应 z 值	样本	危险等级	对应 z 值
新兴煤矿	II	0.76	龙山煤矿	II	0.81	七四煤矿	II	0.78
贵州三甲煤矿	III	0.97	吉林煤矿	IV	1.21	平禹四矿	IV	1.28
大平煤矿	IV	1.08	纳雍县群力煤矿	II	0.89	联营煤矿	I	0.74
新义矿业	IV	1.09	竹林湾煤矿	III	1.00	玉舍煤矿	II	0.89
矿山乡白云煤矿	I	0.64	大园煤矿	III	0.97	长虹矿业	III	0.88
登封煤矿	II	0.95	新华煤矿	IV	1.06	麻栗树煤矿	IV	1.20
薛湖煤矿	II	0.73	锦春煤矿	II	0.89	滴道盛和煤矿	I	0.64
盛鑫煤矿	I	0.72	龙窝煤矿	II	0.78	私庄煤矿	IV	1.06
鹤壁十矿	II	0.88	平禹四矿	IV	1.06	大树煤矿	III	0.97
建新煤矿	II	0.90	芦岭煤矿	IV	1.15	孟津煤矿	II	0.90

续表 3

样本	危险等级	对应 z 值	样本	危险等级	对应 z 值	样本	危险等级	对应 z 值
涌山煤矿	IV	1.09	陕西燎原煤矿	II	0.83	辛家煤矿	II	0.78
九里山矿	IV	1.01	汪家寨煤矿	II	1.07	观音山煤矿	III	0.70
六盘水响水煤矿	II	0.90	平顶山十二矿	I	0.95	平煤十矿	IV	1.43
淤泥乡湾田煤矿	II	0.81	武甲煤矿	III	0.81	新景公司	II	0.84
平煤十三矿	IV	1.45						

3 模型应用

根据建立的煤与瓦斯突出危险等级预测模型,对 10 组煤与瓦斯突出事故进行验证,评价指标等级和实际等级结果见表 4。通过对比可知,10 组数据样本中,只有 2 组的预测等级和实际不符合,分别是中马村矿和曲江煤矿,其煤矿预测的危险等级要比实际等级高,实际应用中模型准确率为 80%。这可能是由于造成煤与瓦斯突出事故的原因不仅包括实际的地质条件,还涉及人为、管理等因素,有效的应急救援政策和管理方针的实施也可降低生命财产损失。对比结果表明所建立的煤与瓦斯突出危险等级预测模型准确度较高,采用 BP 神经网络法编码降低了主观性因素带来的影响,具有较高的推广价值。

表 4 实际煤与瓦斯突出情况与 RES 模型预测结果对比

煤矿样本	各评价指标取值									z	实际强 度等级	评价指 标等级
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9			
丁集煤矿	0.19	0.33	0.12	0.71	0.10	0.11	0.22	0.11	0.35	0.66	I	I
桑树坪煤矿	0.21	0.29	0.13	0.30	0.30	0.13	0.21	0.24	0.32	0.95	III	III
中马村矿	0.10	0.11	0.31	0.16	0.51	0.53	0.25	0.15	0.22	0.81	I	II
新田煤矿	0.28	0.21	0.49	0.28	0.32	0.24	0.53	0.31	0.30	1.07	IV	IV
曲江煤矿	0.90	0.24	0.32	0.69	0.24	0.20	0.40	0.30	0.90	1.42	II	IV
李子堽煤矿	0.20	0.15	0.21	0.44	0.69	0.60	0.20	0.17	0.29	0.90	II	II
资江煤矿	0.16	0.22	0.14	0.11	0.32	0.12	0.484	0.33	0.34	0.77	II	II
梓木戛煤矿	0.18	0.10	0.23	0.10	0.43	0.15	0.47	0.30	0.37	0.78	II	II
谢桥煤矿	0.27	0.90	0.18	0.56	0.46	0.11	0.44	0.58	0.37	1.37	IV	IV
同华煤矿	0.30	0.35	0.31	0.55	0.53	0.13	0.90	0.35	0.16	1.17	IV	IV

4 结论

1) 基于岩石系统工程的全耦合方法,对影响煤与瓦斯突出因素展开了分析,结合矿井实际数据客观地评价了影响因素之间的相互作用和影响;但由于各个矿井的地质条件存在差异,相互作用矩阵编码结果可能存在偏差。如果考虑影响因素更全面,编码结果会更准确。

2) 在此煤与瓦斯突出危险等级预测模型中:神经网络编码的最佳隐含层神经元数量为 11;根据选择的 9 个评价指标建立的预测模型结果较准确,实际应用应结合煤矿地质条件和人为管理因素;瓦斯压力、平均倾角和煤层厚度这 3 种因素对于煤与瓦斯突出危险性的影响较大,瓦斯压力、瓦斯含量、瓦斯浓度等具有较强的交互作用强度,这些因素的改变会对煤与瓦斯突出危险等级产生较大影响。

3) 对于煤与瓦斯突出而言,系统本身是动态的和非线性的,得到的影响程度值是基于收集到的部分数据,所以要得到更为准确的煤与瓦斯突出危险等级模型,应该扩充样本容量,并且在采用神经网络编码的情况下,对人为因素,管理因素做进一步赋值,得出更完整系统的煤与瓦斯突出危险等级预测模型。

参考文献:

- [1] 黄继广,马汉鹏,范春姣,等.我国煤矿安全事故统计分析及预测[J].陕西煤炭,2020,39(3):34-39.
- [2] 曹学军,朱南南,舒龙勇.煤与瓦斯突出综合指标预测模型及应用[J].能源技术与管理,2019,44(6):34-37.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 余伟健,高谦,韩阳,等.基于RES的地下巷道工程稳定性全耦合分析方法[J].岩土力学,2008(6):1489-1493.
- [6] 张周平,余伟健,高谦,等.锚固设计的关键机理路径分析及实例分析[J].矿业研究与开发,2008(3):64-67.
- [7] 刘再斌.岩体渗流—应力耦合作用及煤层底板突水效应研究[D].北京:煤炭科学研究总院,2014.
- [8] 金浏,赵瑞,杜修力.混凝土抗压强度尺寸效应的神经网络预测模型[J].北京工业大学学报,2021,47(3):260-268.
- [9] 姚兆明.岩石工程系统理论在边坡稳定性评价中的应用[J].安徽理工大学学报(自然科学版),2003(4):23-27.
- [10] Yu W J, Wu G S, Pan B, et al. Experimental Investigation of the Mechanical Properties of Sandstone-Coal-Bolt Specimens with Different Angles under Conventional Triaxial Compression [J]. International Journal of Geomechanics. 2021, 21(6): 04021067.
- [11] 黄琪嵩,程久龙,贾吉喆,等.RES理论在煤与瓦斯突出危险性预测中的应用[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2016,35(3):248-253.
- [12] 杨效华,祝玉学,蒙立军.岩石工程系统理论与应用 第1讲 岩石工程系统概论[J].金属矿山,2000(7):46-48.
- [13] 马东霞,郭立,杨殿.考虑多因素交互作用影响的权重确定[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2006,25(4):512-523.
- [14] 黄琪嵩,陈丁,王海彦,等.基于RES方法的煤层自燃危险性预测模型[J].河南理工大学学报(自然科学版),2016,35(5):620-624.
- [15] 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.
- [16] 王昱舒.基于PCA-AKH-BP神经网络的面域相结合的煤与瓦斯突出预测模型及其应用研究[D].太原:太原理工大学,2017.
- [17] 詹小凡.煤与瓦斯突出事故分析及预测研究[D].辽宁:辽宁工程技术大学,2020.
- [18] 王超杰.煤巷工作面突出危险性预测模型构建及辨识体系研究[D].徐州:中国矿业大学,2019.
- [19] 李义,张洋,秦政.贺西煤矿煤与瓦斯突出预测敏感指标确定研究[J].能源技术与管理,2020,45(4):143-145.
- [20] 李骏.煤矿瓦斯地质规律研究及瓦斯预测[J].江西化工,2020(1):229-231.