

煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型研究及应用

张友谊^{1,2)}, 崔金雷¹⁾✉, 焦向东²⁾

1) 中国矿业大学(北京)资源与安全工程学院, 北京 100083 2) 中国平煤神马能源化工集团有限责任公司, 平顶山 467000
✉ 通信作者, E-mail: 2638003562@qq.com

摘 要 针对煤与瓦斯突出预测准确率问题,在分析煤与瓦斯突出瓦斯地质因素的基础上,构建了包含瓦斯指标、煤体指标、地应力指标 3 个一级指标和瓦斯压力、构造煤厚度等 12 个二级指标的预测指标体系,通过综合运用网络分析法和多类别距离判别法对灰色关联模型中的输入端和输出端进行研究,建立了煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型. 该模型基于对煤与瓦斯突出瓦斯地质因素的综合分析,计算预测指标权重,划分煤与瓦斯突出可能性等级,建立了对突出可能性进行判别的 2 个判别式. 以平煤八矿为例应用该模型对 8 组预测样本进行了煤与瓦斯突出可能性判断,预测结果与实际符合,为矿井煤与瓦斯突出防治提供了技术支撑,证明了煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型的准确性和适用性.

关键词 煤与瓦斯突出; 瓦斯指标; 地质指标; 耦合模型; 预测
分类号 TG142. 71

Study of the multi-index coupling forecasting model of coal and gas outburst and its application

ZHANG You-yi^{1,2)}, CUI Jin-lei¹⁾✉, JIAO Xiang-dong²⁾

1) College of Resources and Safety Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China
2) China Pingmei Shenma Energy and Chemical Group Co., Ltd., Pingdingshan 467000, China
✉ Corresponding author, E-mail: 2638003562@qq.com

ABSTRACT Coal and gas outburst seriously threatens the safety of underground coal mining. With the increase in coal mining depth, the geological conditions of coal mines become complicated, which adversely affects the safety of coal mining production. Prominent prediction is an important link to reduce the damage caused by outburst accidents. This study investigated the prediction model of coal and gas outburst. On the basis of the analysis of the gas geological factors of coal and gas outburst, a prediction system including 3 major indices (*i. e.*, gas, coal, and crustal stress indices) and 12 minor indices (*e. g.*, gas pressure and tectonic coal thickness) was established. A multi-index coupling prediction model based on the improved input and output of the gray correlation model was proposed. Network analysis and multi-class distance discriminant method were also comprehensive applied to improve the accuracy of coal and gas outburst index prediction. On the basis of the comprehensive analysis of the gas geological factors of coal and gas outburst, the model calculates the weight of the prediction index, classifies the possible grade of the outburst, and derives the discriminant formulas to discriminate the possibility of outbursts. Taking the Pingdingshan No. 8 coal mine as an example, the model estimated the probability of coal and gas outburst in eight sets of prediction samples. The predicted results are consistent with the actual conditions, provide technical support for coal mine and gas outburst prevention, and prove the accuracy and applicability of the multi-index coupling prediction model.

KEY WORDS coal and gas outburst; gas index; geological index; coupling model; prediction

随着煤矿开采深度的增加,煤矿地质条件更为复杂,煤与瓦斯突出事故危险性增加,给煤矿安全生产带来了巨大的危害.为了降低煤与瓦斯突出造成的危害,突出预测是重要的一环.目前模糊评判法^[1-2]、神经网络^[3-4]、贝叶斯判别法^[5]、可拓评价法^[6]、灰靶决策评价法^[7]、基于模糊聚类关联分析法^[8]、基于改进BP神经网络的预测方法^[9-10]、遗传算法^[11]等分析方法在煤与瓦斯突出预测中得到广泛的应用,取得了重要成果,对煤矿安全开采给予了指导.突出预测结果含有不确定性的原因,大多是指标及其测定的误差^[12].在单纯应用某种数学模型对煤与瓦斯突出进行预测时,可能由于方法本身未对输入因素的优劣性进行选取分析,采用过多的指标,而导致预测结果受个别指标测定误差和主观因素的影响.

多指标耦合预测模型通过综合运用网络分析法(ANP)^[13]、多类别距离判别法^[14]对灰色关联模型^[15]中的输入端和输出端进行改良,从影响煤与瓦斯突出的主要因素出发,构建煤与瓦斯突出预测指标体系,进行预测指标选取,划分煤与瓦斯突出可能性等级,对煤与瓦斯突出的可能性进行判定.模型考虑了预测过程系统性,并对突出预测过程中指标的复杂性、数据的灰性等做了定量化研究,筛选出对事故敏感度高的指标进行煤与瓦斯突出预测研究.本文应用多指标耦合预测模型在矿井瓦斯地质区域预测基础上开展区域消突措施,对平顶山天安煤业股份有限公司八矿(以下简称:平煤八矿)的8组预测样本进行了预测检验.

1 多指标耦合预测模型的构建

1.1 理论与算法

煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型是通过对煤与瓦斯突出因素的分析,利用网络分析法(ANP)、多类别距离判别法对灰色关联模型的输入端和输出端进行改进,从而对煤与瓦斯突出进行预测的方法.

网络分析法简称ANP,其基本思想是:在构建元素集及其元素间具有相互影响的网络结构预测指标体系的基础上,通过给出一个准则,将两个元素在该准则下对第三个元素(称为次准则)的影响程度进行比较,得出判断矩阵,计算基础权重形成超矩阵,通过对超矩阵的求解可以得出各元素的综合权重,从而对预测指标权重进行确定^[16].

多类距离判别法是在两类距离判别法上的延伸,是一种多元统计分析方法,能够很好的对评价对象和影响因素进行描述.其基本原理是根据计算待

测样品与各类总体之间的距离,依据计算出来的距离大小,对其归属进行判别.由于应用条件不同,分析时具体的步骤也有所不同,包括所采用的距离类型.根据煤与瓦斯突出预测样本的特点,在对待测样品进行类别归属分析时采用马氏距离比较符合.在应用多类别距离判别法进行类别归属分析时可分为以下2步:

(1) 构造判别准则.

选取训练样本,用某种方法从已选取的各个训练样本中提取各类别的总体信息,并对其进行类别划分,为判别分析构造准则.

(2) 依据构造的准则,对预测新样本进行计算对其归属进行判别.

其基本思想是:依据构造出的准则,计算预测样品和上述各类别总体的距离,比较其各个距离大小,对其类别归属进行确定.

灰色关联分析法是对系统中事件发展态势的量化比较分析,在研究过程中可以通过对杂乱无章、有限、离散的数据进行内在规律的挖掘,确定事件间曲线几何形态的相似度,即灰色关联度.灰色关联理论作为一种系统分析方法,基本思想是:通过分析研究对象的适用条件,确定研究的最优样本,从而对试验样本与最优样本之间的灰色关联度进行分析.目前,灰色关联分析法在针对矿产资源开发利用的优先顺序方面有了重要发展^[17],在煤与瓦斯突出预测研究方面灰色理论也得到了应用^[18].

1.2 多指标耦合预测模型的建立

煤与瓦斯突出预测可以分为对突出影响因子分析、突出可能性等级建立、突出可能性等级判定三个阶段.这三个阶段的输出端与输入端之间的紧密配合与相互影响具有典型的耦合特征.基于此,根据对各个阶段进行分析的实际情况,应用网络分析法(ANP)对灰色关联模型的输入端进行优化,从繁多的具有灰性的预测指标体系中筛选出对煤与瓦斯突出影响大的指标,将指标的敏感度进行量化处理,并用多类别距离判别法对灰色关联模型的输出端进行改进,导出各突出可能性的判别式,建立煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型.如图1所示.

2 突出可能性判别模型的建立

2.1 预测指标敏感度的计算

根据煤与瓦斯突出机理及对平煤八矿矿井瓦斯地质资料的整理和分析可知,煤与瓦斯突出的影响因素可归纳为地应力因素、煤体因素和瓦斯因素.其中地质构造是地应力的应变形迹,而地质构造对

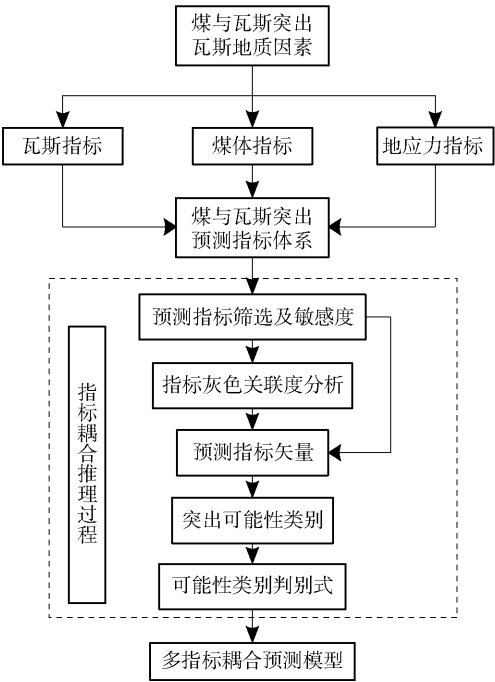


图1 煤与瓦斯突出多指标耦合预测模型

Fig.1 Coal and gas outburst multi-index coupling prediction model

煤与瓦斯突出的分布具有控制作用,绝大多数煤与瓦斯突出发生在地质构造破坏带^[19]. 不同的煤体结构类型发生煤与瓦斯突出的可能性不同^[20]. 瓦斯因素为煤与瓦斯突出提供了能量和物质来源,同时对煤的物理力学性质产生作用,且在煤与瓦斯突出时瓦斯和煤的运动状态对突出有直接影响^[21-22]. 据此建立了包含瓦斯指标、煤体指标、地应力指标3个一级指标,瓦斯压力、瓦斯涌出初速度、瓦斯放散初速度、瓦斯含量、钻屑量、煤的坚固性系数、断层构造复杂度、构造煤厚度、断距、煤层倾角变化度、埋深、煤层厚度12个二级指标的煤与瓦斯突出预测指标体系.

由于在煤与瓦斯突出预测指标体系中,指标之间呈网络状分布,大多数影响因素在元素组间以及元素组内部因素之间存在着一定的相互作用. 在进行理论分析时,一般的分析方法是假设所分析的因素是独立的,忽略它们之间存在的互相影响,以免给决策结果带来较大的偏差. 而用网络分析法来分析评价元素组之间以及组内因素存在相互关系的问题时,避免了假设性独立,其结果会更加准确. 通过专家以及现场技术人员给出的各指标的比较值,得出组内比较的12个比较矩阵,及组间比较的24个矩阵. 受文章篇幅限制此处列举组内比较矩阵和组间比较矩阵各一个. T_1 是根据表1所示的各元素,以元素 Y_1 为准则, B_1 中元素两两比较得出的一个比较矩阵,其中 B_1 表示瓦斯因素组, Y_1 、 Y_2 、 Y_3 、 Y_4 分别代

表瓦斯因素组中的瓦斯压力、瓦斯涌出初速度、瓦斯放散初速度、瓦斯含量四个因素; T_2 是根据表2所示的各元素,以元素 Y_5 为准则, B_1 中元素两两比较得出的一个矩阵,其中 Y_5 代表煤体因素组 B_2 中的构造煤厚度.

通过计算可知12个二级指标中瓦斯涌出初速度、瓦斯压力、瓦斯放散初速度、煤体的坚固性系数、构造煤厚度、断层构造复杂度的敏感度较高,其敏感度大小依次为:0.2933,0.2209,0.1383,0.1361,0.1109,0.0993,上述6个二级指标分别用量符号 q 、 p 、 Δp 、 f 、 h 、 g 表示. 考虑到现场的操作性、预测准确性,选取上述6个指标为突出预测敏感指标,作为预测模型的输入.

表1 以元素 Y_1 为准则 B_1 中两两元素的比较值权重

Table 1 Criteria for Y_1 elements, comparison value and weight of two elements in B_1

元素	两两元素比较值				权重
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	
Y_1	1	3	9	7	0.5782
Y_2	1/3	1	7	5	0.2946
Y_3	1/9	1/7	1	3	0.0770
Y_4	1/7	1/5	1/3	1	0.0501

$$T_1 = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 9 & 7 \\ 1/3 & 1 & 7 & 5 \\ 1/9 & 1/7 & 1 & 3 \\ 1/7 & 1/5 & 1/3 & 1 \end{pmatrix} \tag{1}$$

表2 以 B_2 组中元素 Y_5 为准则 B_1 中两两元素的比较值和权重

Table 2 Criteria for Y_5 elements in B_2 , comparison value and weight of two elements in B_1

元素	两两元素比较值				权重
	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	
Y_1	1	1/9	3	1/7	0.0662
Y_2	9	1	7	1/3	0.5577
Y_3	1/3	1/7	1	1/9	0.0544
Y_4	7	3	9	1	0.3217

$$T_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1/9 & 3 & 1/7 \\ 9 & 1 & 7 & 1/3 \\ 1/3 & 1/7 & 1 & 1/9 \\ 7 & 3 & 9 & 1 \end{pmatrix} \tag{2}$$

2.2 突出可能性等级的划分

在工程应用中进行灰色关联分析时,都是将各个因素与临界值进行关联,当样本数据越接近临界样本时发生危险的可能性越大,远大于或远

小于临界样本时发生危险的可能性小. 煤与瓦斯突出预测指标之间具有灰色的特性,但和一般的工程数据分析不同的是,只有当预测样本等于或大于临界值时,才有发生突出的可能性,故在此用灰色关联分析时,对各个预测指标的极大值进行灰色关联度分析. 在已掘进完成的工作面中,根据瓦斯地质条件、指标异常情况与实际发生的动力现象挑选了25组有代表性的数据,作为训练样本,对突出危险性进行划分,并对25组样本依次编号为1~25. 利用基于网络分析法(ANP)改进后的灰色关联分析把样本集分成若干类,即建立突出危险性类别识别库.

在实际问题中,由于不同指标具有不同的量纲,这会对分析计算产生较大的影响,为了消除此缺点,在分析之前需要根据不同类指标应用不同的规范化方法,将其化为隶属于 $[0,1]$ 区间的极大型指标:

$$F'_{ij} = \frac{F_{ij}}{F_{0j}} = \frac{F_{ij}}{\max_k F_{kj}} \quad (3)$$

式中, F'_{ij} 表示指标 F_{ij} 经过规范后的值, F_{ij} 泛指未经处理过的指标, i 取值范围为1~25的正整数, j 取值范围为1~6的正整数; F_{0j} 表示分析同类指标中的最大值; $\max_k F_{kj}$ 表示取最大值, k 取值范围为1~25的正整数.

根据灰色关联分析理论,以试验样本与最优样本之间的关联度作为评价指标的准则. 设相对最优指标为 $u_0 = (F_{01}, F_{02}, \dots, F_{0n})$, n 为1~6的正整数,在经过规范化后有 $u_0 = (1, 1, \dots, 1)$,评价样本 u_i 的评价指标和最优样本 u_0 的评价指标之间的灰色关联度为 r_{ij} ,即:

$$r_{ij} = \frac{\varphi \max_i \max_j |F_{ij} - 1|}{|F_{ij} - 1| + \varphi \max_i \max_j |F_{ij} - 1|} \quad (4)$$

其中, φ 表示分辨系数,此处取值为0.5.

根据上述计算可以得到评价样本构成的 $m \times n$ 灰色关联度矩阵 $\mathbf{r}$:

$$\mathbf{r} = \begin{pmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & \cdots & r_{mn} \end{pmatrix} = (r_{ij})_{m \times n} \quad (5)$$

n 为1~6的正整数, m 为1~25的正整数.

n 个评价指标之间的权重向量为 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)'$,则评价样本 u_i 与最优样本 u_0 加权关联度的关联矢量为 $\mathbf{R}$

$$\mathbf{R} = \mathbf{r}\mathbf{w} = (R_1, R_2, \dots, R_m)' \quad (6)$$

根据网络分析法得出指标敏感度,得到瓦斯涌

出初速度、瓦斯压力、瓦斯放散初速度、煤体的坚固性系数、构造煤厚度、断层构造复杂度6个评价指标的权重向量为: $\mathbf{w} = (0.2933, 0.2209, 0.1383, 0.1361, 0.1109, 0.0993)'$

计算得知,加权关联度矢量为 $\mathbf{R} = \mathbf{r}\mathbf{w} = (R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6, R_7, R_8, R_9, R_{10}, R_{11}, R_{12}, R_{13}, R_{14}, R_{15}, R_{16}, R_{17}, R_{18}, R_{19}, R_{20}, R_{21}, R_{22}, R_{23}, R_{24}, R_{25})' = (0.5538, 0.4999, 0.7074, 0.6663, 0.4550, 0.5320, 0.6205, 0.3907, 0.3959, 0.3915, 0.5311, 0.5150, 0.509, 0.4890, 0.5909, 0.5925, 0.5432, 0.5686, 0.5650, 0.6098, 0.5365, 0.3956, 0.3834, 0.3852, 0.3661)'$ 根据计算出来的结果对上述25组试验数据样本进行突出极大值加权关联度 R_i 分析,将突出可能性等级划分为:有突出倾向性 >0.50 、无突出倾向性 <0.50 . 25组数据样本根据加权关联度的大小依次排列至表格,具体如表3所示.

2.3 突出可能性类别的判定

根据各突出类别的数据特征,利用多类别距离判别法对灰色关联分析法的输出端进行改进,得出突出危险性类别判别式,对待预测样本进行突出类型判别.

由上述计算可以知道指标个数为6,两类总体的样本总数为 $Q = 25$,有无突出倾向性两个类别样本个数分别为 $Q_1 = 15$ 、 $Q_2 = 10$,其中第 i 组样本向量为 $\mathbf{X}_i = (q_i, p_i, \Delta p_i, f_i, h_i, g_i)'$, $q_i, p_i, \Delta p_i, f_i, h_i, g_i$ 分别对应第 i 组的相应指标.

计算有突出倾向性样本均值向量为 $\mathbf{b}_1$,无突出倾向性样本均值向量为 $\mathbf{b}_2$.

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_1 &= (1.0327, 9.1907, 13.8360, \\ &0.5327, 0.5700, 1.3400)' \\ \mathbf{b}_2 &= (0.4250, 3.0930, 9.8560, \\ &0.3080, 0.2900, 0.7940)' \end{aligned}$$

计算样本的协方差

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{Q-2}(\mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{S}_1 = \sum_{i=1}^{15} (\mathbf{X}_i - \mathbf{b}_1) \cdot (\mathbf{X}_i - \mathbf{b}_1)'$, $\mathbf{S}_2 = \sum_{i=1}^{10} (\mathbf{X}_i - \mathbf{b}_2) \cdot (\mathbf{X}_i - \mathbf{b}_2)'$.

计算得:

$$\hat{\Sigma} = \begin{pmatrix} 0.16 & 0.17 & -0.17 & -0.04 & -0.03 & 0.01 \\ 0.17 & 8.70 & -0.53 & -0.05 & 0.22 & 0.06 \\ -0.17 & -0.53 & 14.15 & 0.07 & 0.18 & 0.45 \\ -0.04 & -0.05 & 0.07 & 0.04 & 0.01 & 0.01 \\ -0.03 & 0.22 & 0.18 & 0.01 & 0.04 & 0.02 \\ 0.01 & 0.06 & 0.45 & 0.01 & 0.02 & 0.16 \end{pmatrix}$$

表3 平煤八矿煤与瓦斯突出预测训练样本梯度
Table 3 Sample gradient of coal and gas outburst prediction of Pingdingshan No. 8 coal mine

序号	q	p	Δp	f	h	g	R_i	突出可能性等级
3	1. 81	15. 73	9. 20	0. 43	0. 60	1. 0	0. 7074	有突出倾向性
4	2. 00	8. 15	9. 00	0. 13	0. 42	2. 0	0. 6663	
7	2. 00	5. 39	15. 70	0. 34	0. 12	1. 1	0. 6205	
20	0. 65	13. 78	12. 72	0. 64	0. 87	1. 2	0. 6098	
16	0. 89	8. 54	16. 54	0. 53	0. 93	1. 6	0. 5925	
15	0. 67	6. 97	13. 77	0. 88	0. 81	1. 5	0. 5909	
18	0. 76	9. 78	13. 44	0. 82	0. 56	1. 4	0. 5686	
19	0. 98	9. 55	12. 51	0. 61	0. 81	1. 3	0. 5650	
1	0. 70	8. 63	23. 9	0. 19	0. 7	1. 0	0. 5538	
17	0. 65	8. 60	15. 37	0. 61	0. 54	1. 8	0. 5432	
21	0. 66	12. 31	10. 31	0. 55	0. 51	1. 4	0. 5365	无突出倾向性
6	1. 13	13. 18	10. 10	0. 27	0. 39	0. 6	0. 5320	
11	0. 80	5. 42	15. 60	0. 65	0. 44	1. 8	0. 5311	
12	0. 85	5. 86	14. 88	0. 73	0. 31	1. 3	0. 5150	
13	0. 94	5. 97	14. 50	0. 61	0. 54	1. 1	0. 5094	
2	0. 64	7. 06	17. 10	0. 29	0. 30	1. 8	0. 4999	
14	0. 73	6. 86	13. 66	0. 51	0. 51	1. 2	0. 4890	
5	0. 70	5. 20	13. 70	0. 29	0. 55	0. 8	0. 4550	
9	0. 43	0. 37	7. 70	0. 36	0. 40	0. 5	0. 3959	
22	0. 31	3. 21	8. 70	0. 31	0. 16	0. 8	0. 3956	
10	0. 28	1. 39	9. 90	0. 45	0. 16	0. 3	0. 3915	
8	0. 54	1. 14	8. 40	0. 37	0. 05	0. 4	0. 3907	
24	0. 34	1. 64	6. 50	0. 13	0. 31	0. 9	0. 3852	
23	0. 26	2. 17	8. 40	0. 21	0. 21	0. 7	0. 3834	
25	0. 12	1. 89	4. 5	0. 16	0. 25	0. 54	0. 3661	

通过方程(8),可以得系数矩阵 a ,其中 $x = 1$ 时 $y = 2, x = 2$ 时 $y = 1$;

$$\hat{\Sigma}a_{xy} = (b_x - b_y) \tag{8}$$
$$a = (a_{12} \quad a_{21}) = \begin{pmatrix} 6.37 & -6.37 \\ 0.55 & -0.55 \\ 0.24 & -0.24 \\ 11.65 & -11.65 \\ 3.68 & -3.68 \\ 0.94 & -0.94 \end{pmatrix} \tag{9}$$

分析计算判别函数 $M(X)$:

$$M_{12}(X) = a_{12} \left[X - \frac{1}{2}(b_1 - b_2) \right] \tag{10}$$

$$M_{21}(X) = a_{21} \left[X - \frac{1}{2}(b_2 - b_1) \right] \tag{11}$$

而 $X = (q, p, \Delta p, f, h, g)'$,得判别函数为:
 $M_{12}(X) = 6.37q + 0.55p + 0.24\Delta p + 11.65f + 3.68h +$

$0.94g - 18.4445, M_{21}(X) = -6.37q - 0.55p - 0.24\Delta p - 11.65f - 3.68h - 0.94g + 18.4445$. 将表3的样本回代上述判别式,对已知样品的回判结果如表4所示.

从表4可知原类号(根据灰色关联度进行的突出可能性类别划分,1代表有突出倾向性,2代表无突出倾向性),判别归类(通过样本回代判别式得出的结果,1代表有突出倾向性,2代表无突出倾向性)预测模型对训练样本的判对率为100%.

可知用上述方法在对数据样本进行判别时,可以对样本类别进行准确的分析.

3 多指标耦合预测模型的应用

3.1 试验工作面瓦斯地质条件

平煤八矿戊_{9,10}为突出煤层,煤层瓦斯含量为10.66 m³·t⁻¹. 戊_{9,10}-21050 位于戊一采区东翼,西至

表 4 平煤八矿煤与瓦斯突出预测训练样本回判结果

Table 4 Results of forecasting training samples of coal and gas outburst of Pingdingshan No. 8 coal mine

序号	R_i	原类号	判别归类
3	0.7074	1	1
4	0.6663	1	1
7	0.6205	1	1
20	0.6098	1	1
16	0.5925	1	1
15	0.5909	1	1
18	0.5686	1	1
19	0.5650	1	1
1	0.5538	1	1
17	0.5432	1	1
21	0.5365	1	1
6	0.5320	1	1
11	0.5311	1	1
12	0.5150	1	1
13	0.5094	1	1
2	0.4999	2	2
14	0.4890	2	2
5	0.4550	2	2
9	0.3959	2	2
22	0.3956	2	2
10	0.3915	2	2
8	0.3907	2	2
24	0.3852	2	2
23	0.3834	2	2
25	0.3661	2	2

戊一皮带上山,东到戊一采区边界,南邻己₁₅煤层露头及风氧化带,北部尚未开采.该采面煤层比较稳定,煤层厚度一般为 1.5~4.2 m 之间,平均 3.3 m,局部区段受地质构造影响略有变化.根据地质编录情况可知该采面构造煤以Ⅱ类、Ⅲ类煤为主,呈现出两硬夹一软的组合特征^[23],其中Ⅱ类煤多发育于煤层中上部和底部,厚度一般在 0.3~0.5 m,Ⅲ类煤多发育于煤层中部的位臵,厚度大约在 0.8~2.0 m 之间,局部 2.0 m 以上,Ⅳ类煤大多分布在特殊的地质构造处,厚度大约在 0.5~1.0 m 之间.为了该采面机巷、风巷在掘进过程中制定有针对性的防突措施,需要对煤与瓦斯突出危险性进行预测.

3.2 预测样本突出可能性等级判别

根据建立的多指标耦合预测模型,对戊_{9,10}-21050 工作面采掘前采集的 8 组预测样本进行了煤

与瓦斯突出可能性判别.预测样本如表 5 所示.将预测样本代入上述判别式对煤与瓦斯突出可能性大小进行判别,结果如表 6 所示.

表 5 平煤八矿 21050 工作面待测样本

Table 5 Samples to be measured at the 21050 working face of Pingdingshan No. 8 coal mine

样本	q	p	Δp	f	h	g
1	1.95	13.56	11.45	0.82	0.55	1.60
2	1.84	10.36	9.88	0.73	0.60	1.30
3	1.13	11.36	9.84	0.50	0.53	1.40
4	1.21	9.78	10.01	0.52	0.45	1.20
5	0.73	5.45	8.21	0.45	0.32	1.10
6	0.82	4.32	9.81	0.52	0.40	0.80
7	0.45	3.76	7.56	0.32	0.41	0.45
8	0.32	2.60	5.75	0.45	0.44	1.10

表 6 平煤八矿 21050 工作面待测样本判别结果

Table 6 Discriminant results of samples to be measured at the 21050 working face of Pingdingshan No. 8 coal mine

样本	M_{12}	M_{21}	判别归类 结果	采取防突措施后的 实际情况
1	13.350	-13.350	1	响煤炮
2	17.750	-17.750	1	喷孔
3	6.530	-6.530	1	卡钻
4	5.950	-5.950	1	片帮(大面积)
5	-1.324	1.324	2	无
6	-0.156	0.156	2	卡钻
7	-5.922	5.922	2	无
8	-5.671	5.671	2	无

通过上述可以看出训练样本 1 组、2 组、3 组、4 组为有突出倾向;5 组、6 组、7 组、8 组为无可能突出倾向.将预测结果与采取防突措施后的实际情况对比可知,1 组、2 组、3 组、4 组预测有突出倾向的位臵相关指标异常达到了突出临界值,且在采取了相关消突措施后,发生了比较严重的动力现象.在 7 组预测无可能突出倾向的位臵发生了卡钻,预测结果与实际情况稍有偏差.根据分析可知其预测突出准确率超 85%,预测不突出准确率为 100%,采掘工作进一步检验了该模型预测的准确性,对煤矿安全生产发挥了指导作用.

3.3 预测模型可行性对比

单纯用灰色关联理论对煤与瓦斯突出进行预测,对含有 12 个指标的 8 组训练样本进行分析.

将训练样本代入式(3)、(4)求出预测样本与最优样本之间的灰色关联度为 r_{ij} ,代入式(5)得到评

价样本构成 8×12 的灰色关联度矩阵 r_2 ：

$$r_2 = \begin{pmatrix} r_{11} & \cdots & r_{112} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{81} & \cdots & r_{812} \end{pmatrix} \tag{12}$$

假设 12 个评价指标之间的权重向量为 $w_{\text{单}} = (w_1, w_2, \cdots, w_{12})' = (1, 1, \cdots, 1)'$ ，则评价样本与最优样本加权关联度的关联矢量 $R_{\text{单}}$

$$R_{\text{单}} = r_2 w_{\text{单}} = r_2 (w_1, w_2, \cdots, w_{12})' = \begin{pmatrix} r_{11} + r_{12} + \cdots + r_{112} \\ r_{21} + r_{22} + \cdots + r_{212} \\ r_{31} + r_{32} + \cdots + r_{312} \\ r_{41} + r_{42} + \cdots + r_{412} \\ r_{51} + r_{52} + \cdots + r_{512} \\ r_{61} + r_{62} + \cdots + r_{612} \\ r_{71} + r_{72} + \cdots + r_{712} \\ r_{81} + r_{82} + \cdots + r_{812} \end{pmatrix} \tag{13}$$

根据关联矢量 $R_{\text{单}}$ 得出训练样本的排序如表 7。

表 7 灰色关联分析法对预测样本的预测结果

Table 7 Prediction results of forecasting samples by gray relational analysis

样本组别	灰色关联度	判别归类	实际类别
2	0.8002	1	1
1	0.7356	1	1
6	0.7003	1	2
4	0.5469	1	1
7	0.4753	2	2
3	0.4552	2	1
8	0.3245	2	2
5	0.3229	2	2

预测结果与实际情况对比可知,1 组、2 组、4 组、5 组、7 组、8 组预测准确,3 组、6 组预测结果与实际不符。其预测突出准确率为 75%,预测不突出准确率为 75%,预测结果与实际情况偏差较大。

单纯用灰色关联理论进行突出预测时,分析过程中需要用到 12 个预测指标,指标繁多不易现场操作,且易受个别指标测量的影响。预测结果与实际情况偏差较大。因此多指标耦合预测模型比单个预测模型对煤与瓦斯突出预测具有明显的优势。

4 结论

(1)通过分析煤与瓦斯突出规律、特征及其机理、影响煤与瓦斯突出的主要因素、突出预测的必要程序,综合运用网络分析法(ANP)、多类别距离判

别法对灰色关联模型的输入端和输出端进行优化,提出了对煤与瓦斯突出可能性进行预测的多指标耦合预测模型。

(2)多指标耦合预测模型充分考虑了煤与瓦斯突出瓦斯地质因素的内部网络结构、数据样本的灰性以及突出预测过程的系统性、完整性的特征,得出突出指标的敏感程度和突出可能性等级。

(3)平煤八矿的实际应用结果表明,预测指标和多指标耦合预测模型具有科学性和适用性,利用多指标耦合预测模型对煤与瓦斯突出预测可以为煤矿安全开采提供指导,具有重要的理论意义与应用价值。

参 考 文 献

[1] Zhang Z X, Liu G F, Lü R S, et al. Regional forecast of coal and gas burst based on fuzzy pattern recognition. *J China Coal Soc*, 2007, 32(6): 592
(张子戊, 刘高峰, 吕闰生, 等. 基于模糊模式识别的煤与瓦斯突出区域预测. 煤炭学报, 2007, 32(6): 592)

[2] Guo D Y, Fan J Z, Ma S Z, et al. Prediction method of coal and gas outburst by analytic hierarchy process and fuzzy comprehensive evaluation. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2007, 29(7): 660
(郭德勇, 范金志, 马世志, 等. 煤与瓦斯突出预测层次分析-模糊综合评判方法. 北京科技大学学报, 2007, 29(7): 660)

[3] You W, Liu Y X, Li Y, et al. Predicting the coal and gas outburst using artificial neural network. *J China Coal Soc*, 2007, 32(3): 285
(由伟, 刘亚秀, 李永, 等. 用人工神经网络预测煤与瓦斯突出. 煤炭学报, 2007, 32(3): 285)

[4] Guo D Y, Wang Y B, Wei X J, et al. Early warning of coal and gas outburst by GIS and neural network. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2009, 31(1): 15
(郭德勇, 王仪斌, 卫修君, 等. 基于地理信息系统和神经网络的煤与瓦斯突出预警. 北京科技大学学报, 2009, 31(1): 15)

[5] Wang C, Wang E Y, Xu J K, et al. Bayesian discriminant analysis for prediction of coal and gas outbursts and application. *Min Sci Technol*, 2010, 20(4): 520

[6] Yang Y Z, Wu L Y, Gao Y C. Extensible method of risk assessment of coal and gas outburst. *J China Coal Soc*, 2010, 35(Suppl 1): 100
(杨玉中, 吴立云, 高永才. 煤与瓦斯突出危险性评价的可拓方法. 煤炭学报, 2010, 35(增刊1): 100)

[7] Liang B, Qin B, Sun W J, et al. The application of intelligent weighting grey target decision model in the assessment of coal-gas outburst. *J China Coal Soc*, 2013, 38(9): 1611
(梁冰, 秦冰, 孙维吉, 等. 智能加权灰靶决策模型在煤与瓦斯突出危险评价中的应用. 煤炭学报, 2013, 38(9): 1611)

[8] Gui X Y, Yu Z M. Analog classification analysis on coal and gas booming by means of fuzzy gathering. *J Saf Environ*, 2006, 6

- (4): 85
(桂祥友, 郁钟铭. 基于模糊聚类关联分析法的煤与瓦斯突出程度分析. 安全与环境学报, 2006, 6(4): 85)
- [9] Yin G Z, Li M H, Li W P, et al. Model of coal gas permeability prediction based on improved BP neural network. *J China Coal Soc*, 2013, 38(7): 1179
(尹光志, 李铭辉, 李文璞, 等. 基于改进 BP 神经网络的煤体瓦斯渗透率预测模型. 煤炭学报, 2013, 38(7): 1179)
- [10] Shi S L, Wu A Y. Study on area forecast of coal and gas outburst based on coupling of neural network and genetic algorithm. *Eng Sci*, 2009, 11(9): 91
(施式亮, 伍爱友. 基于神经网络与遗传算法耦合的煤与瓦斯突出区域预测研究. 中国工程科学, 2009, 11(9): 91)
- [11] Zhu Y, Zhang H, Su C. Coal and gas outburst forecasting based on immune genetic algorithm. *J China Univ Min Technol*, 2009, 38(1): 125
(朱玉, 张虹, 苏成. 基于免疫遗传算法的煤与瓦斯突出预测研究. 中国矿业大学学报, 2009, 38(1): 125)
- [12] Sun D L, Dong G F, Liang Y P. Influence of the determination of the critical value of coal and gas outburst prediction index on the accuracy rate of the prediction. *J China Coal Soc*, 2001, 26(1): 71
(孙东玲, 董钢峰, 梁运培. 煤与瓦斯突出预测指标临界值的选取对预测准确率的影响. 煤炭学报, 2001, 26(1): 71)
- [13] Wang L F. The theory and algorithm of analytic network process. *Syst Eng Theory Pract*, 2001, 21(3): 44
(王莲芬. 网络分析法 (ANP) 的理论与算法. 系统工程理论与实践, 2001, 21(3): 44)
- [14] Wang C, Song D Z, Du X S, et al. Prediction of coal and gas outburst based on distance discriminant analysis method and its application. *J Min Saf Eng*, 2009, 26(4): 470
(王超, 宋大钊, 杜学胜, 等. 煤与瓦斯突出预测的距离判别分析法及应用. 采矿与安全工程学报, 2009, 26(4): 470)
- [15] Zhang F Y, Han Y. Application of grey relevancy analysis method in index optimization of outburst forecast when a cross-cut is uncovered. *J China Coal Soc*, 2007, 32(10): 1023
(张飞燕, 韩颖. 灰关联方法在石门揭煤突出预测指标优选中的应用. 煤炭学报, 2007, 32(10): 1023)
- [16] Morteza Z, Reza F M, Seddiq M M, et al. Selection of the optimal tourism site using the ANP and fuzzy TOPSIS in the framework of integrated coastal zone management: a case of qeshm island. *Ocean Coastal Manage*, 2016, 130: 179
- [17] Wang Y, Zhang C, Jiang G P. Priority-sequence of mineral resources' development and utilization based on grey relational analysis method. *Int J Min Sci Technol*, 2016, 26(3): 395
- [18] Guo D Y, Li N Y, Pei D W, et al. Prediction method of coal and gas outburst using the grey theory and neural network. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2007, 29(4): 354
(郭德勇, 李念友, 裴大文, 等. 煤与瓦斯突出预测灰色理论-神经网络方法. 北京科技大学学报, 2007, 29(4): 354)
- [19] Zhang T G. Prediction and control of coal and gas outburst in Pingdingshan mining area. *J China Coal Soc*, 2001, 26(2): 172
(张铁岗. 平顶山矿区煤与瓦斯突出的预测及防治. 煤炭学报, 2001, 26(2): 172)
- [20] Jiang W P, Song X Z, Zhong L W. Research on the pore properties of different coal body structure coals and the effects on gas outburst based on the low-temperature nitrogen adsorption method. *J China Coal Soc*, 2011, 36(4): 609
(降文萍, 宋孝忠, 钟玲文. 基于低温液氮实验的不同煤体结构煤的孔隙特征及其对瓦斯突出影响. 煤炭学报, 2011, 36(4): 609)
- [21] Sun D L, Hu Q T, Miao F T. Motion state of coal-gas flow in the process of outburst. *J China Coal Soc*, 2012, 37(3): 452
(孙东玲, 胡千庭, 苗法田. 煤与瓦斯突出过程中煤-瓦斯两相流的运动状态. 煤炭学报, 2012, 37(3): 452)
- [22] Xu L H, Jiang C L. Initial desorption characterization of methane and carbon dioxide in coal and its influence on coal and gas outburst risk. *Fuel*, 2017, 203: 700
- [23] Guo D Y, Guo D X, Zhang J G. Research on the occurrence and distribution of structural coal in Pingdingshan coal district. *J China Coal Soc*, 2002, 27(3): 249
(郭德勇, 韩德馨, 张建国. 平顶山矿区构造煤分布规律及成因研究. 煤炭学报, 2002, 27(3): 249)