

文章编号:1671-251X(2020)07-0049-08

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17619

基于防突预测特征的地质异常智能辨识方法

马国龙^{1,2}

(1. 瓦斯灾害监控与应急技术国家重点实验室, 重庆 400037;
2. 中煤科工集团重庆研究院有限公司, 重庆 400037)



扫码移动阅读

摘要:针对煤矿现有物探、钻探手段超前探测小型地质构造和煤层赋存变化等地质异常效果不好,以及防突预测数据隐含信息发掘不够、利用不足等问题,提出了根据防突预测特征与地质异常之间的相关性进行地质异常智能辨识的思路;从单次防突预测事件数据分布和前后连续防突预测事件数据变化2个层面,构建了10个防突预测特征指标,形成了防突预测特征指标体系;采用关联分析方法,提出了基于防突预测特征的地质异常智能辨识方法,并对特征指标二元属性转换、关联规则分析、有效规则提取、辨识准则建立、地质异常可能性等级划分等关键环节进行了重点阐述;采用B/S架构,设计、开发了基于防突预测特征的地质异常智能辨识系统,实现了防突预测信息在线采集、防突预测特征自动分析、地质异常超前动态辨识,以及辨识结果网站和移动终端等多渠道联动发布。现场试验结果表明,该系统能够自主构建地质异常辨识准则,地质异常辨识总准确率达到87.63%,为煤矿超前掌握地质异常提供了有效手段,实现了防突预测数据隐含价值的拓展应用。

关键词:煤与瓦斯突出;防突预测;地质异常;智能辨识;特征指标;关联分析
中图分类号:TD713 **文献标志码:**A

Geological anomaly intelligent identification method based on
coal and gas outburst prediction characteristics

MA Guolong^{1,2}

(1. State Key Laboratory of the Gas Disaster Detecting, Preventing and Emergency Controlling, Chongqing 400037, China; 2. CCTEG Chongqing Research Institute, Chongqing 400037, China)

Abstract:In view of problems that existing geophysical prospecting and drilling methods of coal mine are not effective in advanced detecting of geological anomalies such as small geological structures and coal seam occurrence changes, as well as insufficient exploration and utilization of hidden information in outburst prevention and prediction data, the idea of geological anomaly intelligent identification according to association between outburst prediction characteristics and geological anomalies is put forward. From data distribution of a single coal and gas outburst prediction event and the data change of several consecutive coal and gas outburst prediction events, 10 indexes of outburst prediction characteristic are constructed, forming the coal and gas outburst prediction characteristic index system. Applying the method of association analysis, a method of geological anomaly intelligent identification based on coal and gas outburst prediction characteristics is proposed, and the key technologies are emphasized, such as binary attribute transformation of characteristic index, association rule analysis, effective rule extraction, identification criteria establishment and geological anomaly possibility levels classification. A geological

收稿日期:2020-06-10;**修回日期:**2020-06-29;**责任编辑:**胡娴。
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2018YFC0808305)。
作者简介:马国龙(1983—),男,河北石家庄人,副研究员,硕士,现主要从事煤矿瓦斯灾害防治方面的研究工作,E-mail:cqmkmg1@163.com。
引用格式:马国龙. 基于防突预测特征的地质异常智能辨识方法[J]. 工矿自动化,2020,46(7):49-56.
MA Guolong. Geological anomaly intelligent identification method based on coal and gas outburst prediction characteristics[J]. Industry and Mine Automation,2020,46(7):49-56.

anomaly intelligent identification system based on coal and gas outburst prediction characteristics is designed and developed using B/S structure, which achieves online collection of outburst prediction information, automatic analysis of outburst prediction characteristics, advanced dynamic identification of geological anomaly, and joint distribution of identification result via multi-channel of website and mobile terminal. The field test results show that the system can independently construct the geological anomaly identification criteria, and the total accuracy rate of geological anomaly identification reaches 87.63%, which provides an effective means for the coal mine to grasp the geological anomaly in advance, and realizes extended application of hidden value of the outburst prediction data.

Key words: coal and gas outburst; coal and gas outburst prediction; geological anomaly; intelligent identification; characteristic index; association analysis

0 引言

煤与瓦斯突出(以下简称“突出”)是煤矿井下最严重的灾害之一^[1-2]。长期的防突实践表明,突出与地质异常关系密切,不仅地质构造破坏带是突出的易发区域,而且大多数突出存在煤层倾角或厚度突变、煤层分叉或合层、煤层变软、软分层增厚等煤层赋存或煤体结构异常现象^[3-5]。因此,对地质异常进行超前、准确判识,对于突出防治意义重大。

近年来,物探、钻探技术及装备发展迅速,地质构造探测取得了显著进步,但小型地质构造的探测问题现阶段还没有得到有效解决,且煤层赋存变化和煤体结构异常与地质构造相比更具隐蔽性,目前的探测手段对其基本无能为力^[6-8]。这些地质异常的超前判识已成为突出防治亟需解决的技术难题之一。

工作面突出危险性预测也称防突预测,是 2 个“四位一体”综合防突措施的重要组成部分,在我国煤矿现场得到了广泛应用。但是,现有的防突预测方法均是将预测指标与临界值进行比较,判断预测指标是否超标,并将工作面简单地划分为有突出危险或无突出危险^[9];没有对防突预测数据进行深入分析,对防突预测数据中隐含的有用信息未能有效利用,造成了防突预测数据资源浪费,对防突措施制定和防突管理的指导作用有限。

随着信息技术的快速发展,面向复杂、海量数据背后隐藏信息提取和知识发现的数据挖掘技术应运而生,为防突预测数据的深入分析和拓展应用提供了有效手段。本文基于数据挖掘技术中的关联分析方法,提出了一种基于防突预测特征的地质异常智能判识方法,设计、开发了防突预测特征地质异常智能判识系统,实现了基于防突预测数据深度分析的地质异常超前、智能判识,并通过现场试验验证了方法和系统的可行性和有效性。

1 总体思路

采用大数据思维和方法,通过关联分析掌握防突预测特征与地质异常之间的相关性,据此对地质异常进行超前判识。首先,对矿井防突预测和地质异常历史数据进行关联分析,提取防突预测特征与地质异常之间的关联规则,建立地质异常判识准则;然后,日常防突过程中,以判识准则为依据,根据新获取的防突预测数据,分析工作面防突预测特征,对地质异常进行超前判识;最后,随着防突预测及地质异常数据的积累和更新,定期进行关联分析,提取新的关联规则,对地质异常判识准则进行动态调优。

2 防突预测特征指标体系

正常地质条件下,煤层赋存稳定,煤体结构完整,瓦斯赋存、应力分布和煤的物理力学性质等与周边环境基本一致,防突预测数据变化较小。当地质异常时,煤层赋存状态和煤体结构等发生剧烈变化,通常伴随瓦斯富集、局部应力增高和煤体破碎等,会引起防突预测数据的显著变化,与正常地质条件相比存在明显差异^[10-12]。因此,从防突预测数据特征及其变化规律入手,构建了 2 个大类、10 个防突预测特征指标,形成了防突预测特征指标体系,见表 1。

2.1 单次防突预测事件数据分布特征指标

该类指标分别从峰态、均态、偏态和离散性等角度对一次防突预测事件的数据分布特征进行测度和描述。其中,极大值指标 M_I 和平均值指标 A_I 分别表示一次防突预测事件得到的防突预测数据组中同一种防突预测指标的最大值和平均值,与该防突预测指标临界值的比值,体现了防突预测数据组的峰值及整体的相对大小,反映了工作面突出危险程度,其值越大,突出危险越严重,地质异常可能性也越大;极值差指标 R_I 表示同一种防突预测指标的最大

表 1 防突预测特征指标体系

Table 1 Index system of coal and gas outburst prediction characteristics

指标类型	指标名称	指标符号
单次防突预测事件数据分布特征	极大值指标	M_I
	平均值指标	A_I
	极值差指标	R_I
	极大平均比指标	H_I
前后连续防突预测事件数据变化特征	极大值波动指标	E_I
	平均值波动指标	F_I
	极大值变动指标	D_I
	平均值变动指标	U_I
	极大值变化趋势	J_I
	平均值变化趋势	B_I

值与最小值之差与该防突预测指标临界值的比值,其值体现了防突预测数据的离散程度;极大平均比指标 H_I 表示同一种防突预测指标的最大值与平均值的比值,其值体现了防突预测数据组峰值相对于均值的偏离程度;极值差指标 R_I 和极大平均比指标 H_I 均反映了工作面前方防突预测范围内煤体瓦斯分布及物理力学性质的不均匀性,其值较大时可能存在局部地质异常。各指标的计算公式分别为

$$M_I = \frac{I_{\max}}{I_1}$$

(1)

$$A_I = \frac{I_{\text{avg}}}{I_1}$$

(2)

$$R_I = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{I_1}$$

(3)

$$H_I = \frac{I_{\max}}{I_{\text{avg}}}$$

(4)

式中: $I_{\max}$ 、 $I_{\min}$ 、 I_{avg} 分别为一次防突预测事件所得防突预测数据组中防突预测指标 I (如钻屑量 S 、钻屑瓦斯解吸指标 K_1 或 Δh_2 、钻孔瓦斯涌出初速度 q 等)的最大值、最小值和平均值; I_1 为防突预测指标 I 的临界值。

2.2 前后连续防突预测事件数据变化特征指标

煤矿现场防突预测是循环进行的,具有一定的时空连续性。前后连续防突预测事件数据变化特征指标是对前后依次接续的防突预测事件测定的防突预测数据变化特征的描述。

极大值波动指标 E_I 和平均值波动指标 F_I 表示相邻 2 次防突预测事件防突预测数据峰值和均值的相对变化;极大值变动指标 D_I 和平均值变动指标 U_I 表示当前防突预测事件和与之相邻的前几次防突预测事件相比,防突预测数据峰值和均值的相对变化。这些指标反映了沿工作面推进方向一定距离

内煤体突出危险性的 大小变化,当指标值较大时说明突出危险性发生突变,工作面有极大可能存在地质异常。各指标的计算公式分别为

$$E_I = \frac{|I_{\max-N} - I_{\max-B}|}{I_1}$$

(5)

$$F_I = \frac{|I_{\text{avg-N}} - I_{\text{avg-B}}|}{I_1}$$

(6)

$$D_I = \frac{|I_{\max-N} - I_{\max-\text{avg}}|}{I_1}$$

(7)

$$U_I = \frac{|I_{\text{avg-N}} - I_{\text{avg-avg}}|}{I_1}$$

(8)

式中: $I_{\max-N}$ 和 $I_{\text{avg-N}}$ 分别为当前防突预测事件中防突预测指标 I 的最大值和平均值; $I_{\max-B}$ 和 $I_{\text{avg-B}}$ 分别为前一次防突预测事件中防突预测指标 I 的最大值和平均值; $I_{\max-\text{avg}}$ 和 $I_{\text{avg-avg}}$ 分别为前几次防突预测事件中防突预测指标 I 的最大值的均值和平均值的均值。

对依次接续的几次防突预测事件防突预测数据的最大值和平均值实施标准化处理之后,进行线性拟合,得到拟合直线。极大值变化趋势指标 J_I 和平均值变化趋势指标 B_I 分别表示最大值和平均值拟合直线与防突预测事件序号轴的夹角,用以反映预测指标的升高、稳定、下降等变化趋势。其计算步骤具体如下:首先,按照式(9)对各防突预测事件的最大值、平均值进行标准化处理,得到处理后的值 I'_z ,从而得到数据集 (i, I'_z) ,其中 i 为防突预测事件的序号, $i=1\sim n$, n 为防突预测次数;然后,将 i 和 I'_z 分别作为自变量和因变量,利用最小二乘法对数据集 (i, I'_z) 进行线性拟合,获得拟合直线的斜率 k_z ;最后,求拟合直线斜率 k_z 的反正切函数,从而得到拟合直线与防突预测事件序号轴的夹角。

$$I'_z = \frac{I_z}{I_1}$$

(9)

式中 I_z 为防突预测数据的最大值 $I_{\max}$ 或平均值 I_{avg} 。

3 地质异常智能判识方法

3.1 判识流程

基于防突预测特征的地质异常智能判识方法流程如图 1 所示,具体步骤如下:① 收集防突预测和地质异常历史数据,并以工作面进尺为基准轴线对其进行整理,形成防突预测数据集合序列和地质异常数据集合序列。② 基于防突预测数据集合序列进行防突预测特征分析,依次计算每个防突预测事件对应的防突预测特征指标值,形成防突预测特征值集合序列。③ 以工作面进尺为基准,对防突预测特征值集合序列和地质异常数据集合序列进行整合

处理,得到同一空间标度下的防突预测特征值与地质异常情况。④ 对防突预测特征指标进行二元属性转换,构建防突预测特征-地质异常事务集。⑤ 对事务集进行关联分析,建立防突预测特征项与地质异常项之间的关联规则,确定关联规则的支持事件。⑥ 计算关联规则的支持度、置信度和函数 l ,对关联规则进行优选,确定其中的有效规则。⑦ 根据有效规则,建立地质异常判识准则。⑧ 在矿井防突过程中,动态获取工作面防突预测数据,计算防突预测特征指标,并根据地质异常判识准则,确定工作面前方地质异常可能性等级,并实时发布判识结果。⑨ 对地质异常判识结果进行考察、验证和反馈,并随着防突预测和地质异常数据的不断更新,定期开展关联分析,对地质异常判识准则进行优化。

3.2 关键环节

3.2.1 防突预测特征指标二元属性转换

防突预测特征指标均为连续属性变量,构建防突预测-地质异常事务集之前,需要对其进行二元化处理。常用的连续属性变量的二元化处理方法有 2 种^[13-15]:一种是对变量进行离散化,将其取值范围分割成若干个离散的区间(通常各区间的宽度相等),通过为每个区间创建一个新的项——特征指标 $\in$ 区间,实现连续属性向非对称二元属性的转换,在此称为离散区间法;另一种是在变量的取值范围内提取一系列离散的数值,通常这些数值间距相等,基于每一个数值创建一个新的项——特征指标 $>$ (或 $\geq$ 、 $<$ 、 $\leq$)数值,将连续属性变量二元化,在此称

表 2 防突预测特征指标二元化处理方法及相关参数

Table 2 Binary processing method and parameters of coal and gas outburst prediction characteristic index			
防突预测特征指标	二元化方法	取值间距/区间宽度	对应的项
极大值指标 M_I	取值比较法	0.1	$M_I \geq 0.7, M_I \geq 0.8, \dots, M_I \geq 1.5$
平均值指标 A_I		0.05	$A_I \geq 0.5, A_I \geq 0.55, \dots, A_I \geq 1.0$
极值差指标 R_I		0.1	$R_I \geq 0.5, R_I \geq 0.6, \dots, R_I \geq 1.5$
极大平均比指标 H_I		0.1	$H_I \geq 1.0, H_I \geq 1.1, \dots, H_I \geq 2.0$
极大值波动指标 E_I		0.05	$E_I \geq 0.3, E_I \geq 0.35, \dots, E_I \geq 1.0$
平均值波动指标 F_I		0.05	$F_I \geq 0.2, F_I \geq 0.25, \dots, F_I \geq 0.5$
极大值变动指标 D_I		0.05	$D_I \geq 0.4, D_I \geq 0.45, \dots, D_I \geq 1.0$
平均值变动指标 U_I	离散区间法	0.05	$U_I \geq 0.2, U_I \geq 0.25, \dots, U_I \geq 0.6$
极大值变化趋势 J_I		30	$J_I \in [-90, -60), J_I \in [-60, -30), \dots, J_I \in (60, 90]$
平均值变化趋势 B_I		30	$B_I \in [-90, -60), B_I \in [-60, -30), \dots, B_I \in (60, 90]$

3.2.2 防突预测特征与地质异常关联规则分析

关联规则分析的目的在于发现隐含在防突预测特征-地质异常事务集中的相关关系,找出防突预测特征与地质异常之间的频繁模式和关联结构,为地质异常判识准则的建立提供依据和支撑。

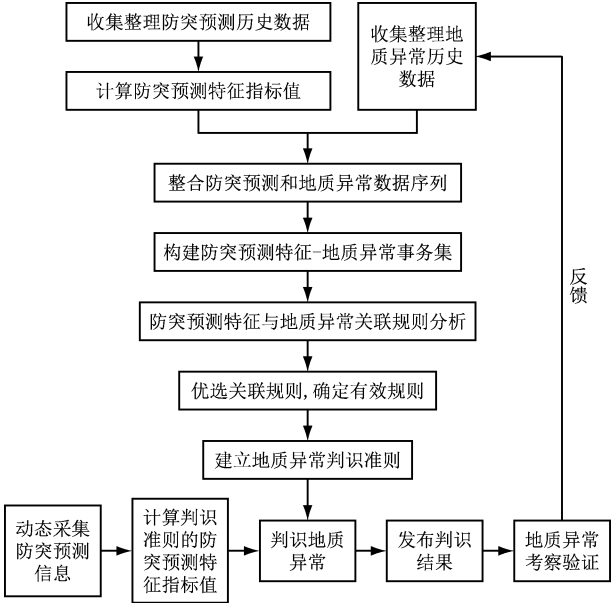


图 1 基于防突预测特征的地质异常智能判识流程

Fig. 1 Intelligent identification process of geological anomaly based on coal and gas outburst prediction characteristics

为取值比较法。其中,区间宽度、取值间距等参数的合理选择对于关联模式的发现十分重要,区间宽度太宽或太窄,取值间距太大或太小,都容易造成关联模式的丢失。

综合考虑煤矿现场防突预测指标的测量精度和测量范围,防突预测特征与地质异常之间的关系,以及防突预测特征指标的分析计算精度等,确定各防突预测特征指标的二元化处理方法和参数,见表 2。

防突预测特征-地质异常事务集为序列数据集,以工作面进尺为基准轴线,所有防突预测事件和地质异常事件按照各自发生的空间位置进行排列。关联规则分析过程中,将防突预测特征项 X 作为前件,地质异常项 Y 作为后件,构建关联规则 $X \rightarrow Y$,

表示 X 出现时 Y 也跟着出现的规律性。因此,每个防突预测特征项都对应一条关联规则。

考虑地质异常判识的超前性,对防突预测事件施加向前空间距离约束,如图 2 所示。当地质异常事件处于防突预测事件的空间距离约束之内时,认为防突预测特征与地质异常之间的关联模式被这组事件支持。其中,空间距离约束的宽度可根据地质异常判识的期望超前距离进行确定,通常为 10~20 m。按照该方法,依次分析每一组防突预测事件和地质异常事件对各关联规则的支持性,从而确定各关联规则的支持事件。

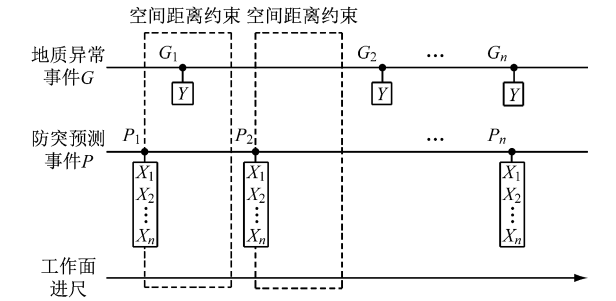


图 2 关联分析的空间距离约束

Fig. 2 Spatial distance constraint of association analysis

3.2.3 关联规则优选及有效规则确定

关联规则 $X \rightarrow Y$ 的支持度 $s(X \rightarrow Y)$ 表示同时包含 X 和 Y 这 2 个项集的事务数占所有事务数的比例(式(10))。只有支持度 $s(X \rightarrow Y)$ 并不能反映太多问题,但将其与地质异常项 Y 的支持度 $s(Y)$ 结合,构建函数 $l(X \rightarrow Y)$ (式(11)),能很好地反映根据防突预测特征项 X 推断地质异常项 Y 的漏报情况。 $l(X \rightarrow Y)$ 越大,漏报率越低;当 $l(X \rightarrow Y) = 1$ 时,没有漏报现象发生。

$$s(X \rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{N} \tag{10}$$

$$l(X \rightarrow Y) = \frac{s(X \rightarrow Y)}{s(Y)} = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(Y)} \tag{11}$$

式中: $\sigma()$ 表示包含相应项的事务数; N 为所有事务数。

置信度 $c(X \rightarrow Y)$ 表示 Y 在包含 X 的事务中出现的频繁程度(式(12)),其值反映了通过规则进行推理的可靠性,即根据防突预测特征项 X 推断地质异常项 Y 的可信度。置信度 $c(X \rightarrow Y)$ 越大,可信度越高。

$$c(X \rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(X)} \tag{12}$$

根据函数 $l(X \rightarrow Y)$ 和置信度 $c(X \rightarrow Y)$ 对关联规则 $X \rightarrow Y$ 进行优选,将 $l(X \rightarrow Y) \geq L$ 且 $c(X \rightarrow Y) \geq C$ 的关联规则归为有效规则,其中 L 和 C 分别为关联规则有效性判定函数 $l(X \rightarrow Y)$ 和置信度 $c(X \rightarrow Y)$ 的临界值,根据现场实际情况确定,通常 $L \geq 0.7$,

$C \geq 0.6$ 。在防突预测特征-地质异常事务集中,一个防突预测特征指标对应多个项,可能存在同一指标有多个关联规则满足要求的情况,这时选取置信度最高的关联规则作为该指标最终的有效规则。

3.2.4 地质异常判识准则建立及可能性等级划分

根据筛选出的有效关联规则,建立地质异常判识准则,其中有效规则的前件 X 即为地质异常的判识条件。每一个有效规则对应一个判识条件。存在多个有效规则时,判识条件有多个,其中任意一个判识条件满足要求时,即判定工作面前方可能存在地质异常。地质异常可能性等级划分规则见表 3,其中 T 为地质异常可能性大小, T_1 和 T_2 分别为 1 级与 2 级、2 级与 3 级的临界值,其值可通过式(13)-式(15)计算。

表 3 地质异常可能性等级划分规则

Table 3 Classification rules of geological anomaly possibility

T	地质异常可能性等级
$T < T_1$	1 级
$T_1 \leq T < T_2$	2 级
$T \geq T_2$	3 级

$$T = 1 - \prod_{j=1}^m [1 - c(X_j \rightarrow Y)] \tag{13}$$

$$T_1 = C + \frac{1 - C}{3} = \frac{1 + 2C}{3} \tag{14}$$

$$T_2 = C + \frac{2(1 - C)}{3} = \frac{2 + C}{3} \tag{15}$$

式中: X_j 为防突预测特征指标满足的判识条件, j 为防突预测特征指标满足的判识条件的序号; m 为防突预测特征指标满足的判识条件的个数。

4 基于防突预测特征的地质异常智能判识系统

4.1 整体结构

基于防突预测特征的地质异常智能判识系统整体结构如图 3 所示。在煤矿井下安装无线基站,实现防突工作面无线网络覆盖。突出参数测定仪或防突信息采集仪连接井下无线网络,经井下环网将防突预测信息自动上传到地面服务器,并存储到系统数据库中。系统的数据分析服务在线分析防突预测特征,超前、自动判识地质异常,并通过网站或手机应用程序(APP)对判识结果进行远程、移动发布。

4.2 软件架构

系统软件整体采用 B/S 架构,包含采集接口、数据库、分析服务、查询服务、网站和移动 APP 等 6 个模块,如图 4 所示。

(1) 采集接口。用于突出参数测定仪和防突信息采集仪向系统数据库自动上传防突预测信息。

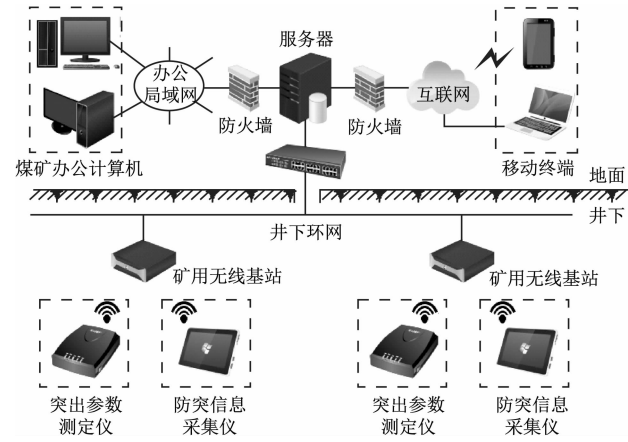


图 3 基于防突预测特征的地质异常智能判识系统整体结构

Fig. 3 Structure of geological anomaly intelligent identification system based on coal and gas outburst prediction characteristics

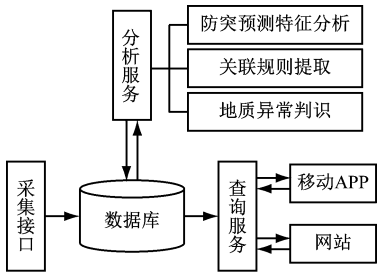


图 4 基于防突预测特征的地质异常智能判识系统软件架构
Fig. 4 Software architecture of geological anomaly intelligent identification system based on coal and gas outburst prediction characteristics

- (2) 数据库。用于存储防突预测数据、防突预测特征指标、关联规则提取结果、地质异常判识准则、地质异常判识结果等业务数据,以及用户权限、操作日志、运行日志等系统数据。
- (3) 分析服务。包含防突预测特征分析、关联规则提取和地质异常判识 3 个子服务。防突预测特征分析子服务用于防突预测特征指标的实时计算;关联规则提取子服务负责防突预测特征指标与地质异常之间关联关系分析,提取有效关联规则,确定地质异常判识准则;地质异常判识子服务负责根据防突预测特征分析结果,按照地质异常判识准则,在线判识地质异常。
- (4) 查询服务。根据用户提出的查询条件,对防突预测信息和地质异常判识信息进行查询。
- (5) 网站和移动 APP。主要用于系统与用户之间的信息交互,对防突预测信息和地质异常判识信息进行远程、移动查询、输出和发布等。

4.3 主要功能

系统功能结构如图 5 所示,主要包括防突预测管理、地质异常判识和系统管理 3 类功能。

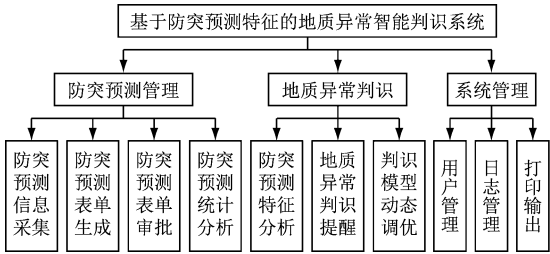


图 5 基于防突预测特征的地质异常智能判识系统功能结构

Fig. 5 Function structure of geological anomaly intelligent identification system based on coal and gas outburst prediction characteristics

(1) 防突预测管理功能。系统能够联网采集突出参数测定仪或防突信息采集仪中的防突预测信息,并根据获取的防突预测信息自动生成格式化防突预测表单;能够将防突预测表单依次、逐级地推送给审批用户,审批用户通过网站或手机 APP 对防突预测表单进行远程、移动审批;能够从矿井、工作面、防突预测事件、防突预测钻孔等不同层面和时间、空间等不同维度对防突预测信息进行统计分析,自动生成曲线、饼状、柱状等类型的统计图。

(2) 地质异常判识功能。系统能够自动分析防突预测信息,在线计算防突预测特征指标值,并按照地质异常判识准则超前判识工作面前方地质异常,及时发出提醒信息;另外,能够动态挖掘防突预测特征与地质异常之间的关联规则,对地质异常判识准则进行自动调优。

(3) 系统管理功能。主要包括用户管理、日志管理、打印输出 3 项。用户管理功能:添加、修改、删除用户,并进行用户类型设置和权限分配。日志管理功能:包括用户操作日志管理和系统运行日志管理,能够对用户操作记录和系统运行记录进行查询和分析,可据此对用户操作过程和系统运行过程进行追溯。打印输出功能:对系统生成的各种表单、图形等进行打印,或输出为 Excel、PDF、PNG、JPG 等格式文件。

5 现场试验

为了验证基于防突预测特征的地质异常智能判识方法及系统的可行性和准确性,在重庆某矿进行了现场试验。该矿地质条件复杂,断裂构造发育,实测最大煤层瓦斯压力为 4.3 MPa,突出灾害十分严重。为了有效防突,矿井在工作面突出危险性预测环节采用钻屑指标法进行连续循环预测。

针对试验矿井,构建了基于防突预测特征的地质异常智能判识系统,并利用该系统对累计长度约 2.8 km 巷道的防突预测和地质异常历史数据进行

自动关联分析。计算每一次防突预测事件的防突预测特征指标值,构建防突预测特征-地质异常历史事务集;以每一个防突预测特征项为前件,以地质异常项为后件,建立关联规则集,共包含 20 组、196 条关联规则;确定各关联规则的支持事件,计算各关联规则的支持度 s 、置信度 c 和函数 l ;以 $L \geq 0.7$ 和 $C \geq 0.6$ 作为规则有效性判定条件,共提取 4 条有效关联规则,各有效关联规则的支持度 s 、置信度 c 和函数 l 的值见表 4;根据有效关联规则,建立地质异常判识准则和地质异常可能性等级划分规则。其中,地质异常判识准则包括 $H_{K_1} \geq 1.4, E_{K_1} \geq 0.4, B_{K_1} \in [30, 60)$ 和 $R_s \geq 0.6$ 等 4 个判识条件,任意一个条件满足要求时,判定工作面前方可能存在地质异常。地质异常可能性等级划分规则: $T < 0.73$ 时,为 1 级; $0.73 \leq T < 0.86$ 时,为 2 级; $T \geq 0.86$ 时,为 3 级。

表 4 试验矿井有效关联规则相关参数

Table 4 Relevant parameters of effective association rules of test mine

有效关联规则	s	c	l
$\{H_{K_1} \geq 1.4\} \rightarrow \{\text{地质异常}\}$	0.168	0.703	0.795
$\{E_{K_1} \geq 0.4\} \rightarrow \{\text{地质异常}\}$	0.175	0.683	0.827
$\{B_{K_1} \in [30, 60)\} \rightarrow \{\text{地质异常}\}$	0.164	0.670	0.778
$\{R_s \geq 0.6\} \rightarrow \{\text{地质异常}\}$	0.158	0.624	0.746

根据建立的地质异常判识准则和地质异常可能性等级划分规则,对矿井防突工作面进行地质异常跟踪判识。为了验证地质异常判识的准确性,对 S1651 北回风巷掘进工作面地质异常判识结果进行考察分析,结果见表 5。从表 5 可看出,系统对地质异常情况的判识准确率为 79.31%,对无地质异常情况的判识准确率为 91.41%,地质异常判识的总准确率为 87.63%。

表 5 地质异常判识结果准确性考察统计

Table 5 Accuracy investigation and statistics of geological anomaly identification results

判识结果	判识次数	实际情况/次		准确次数	准确率/%
		有异常	无异常		
地质异常	1 级	9	3	6	66.67
	2 级	23	5	18	78.26
	3 级	26	4	22	84.62
	小计	58	12	46	79.31
无地质异常	128	11	117	117	91.41
合计	186	57	129	163	87.63

不同地质异常可能性等级的判识准确率如图 6

所示。从图 6 可看出,随着地质异常可能性等级的升高,地质异常判识的准确率逐渐增大。

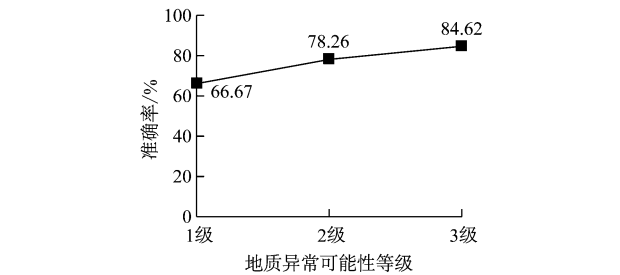


图 6 不同地质异常可能性等级的判识准确率

Fig. 6 Identification accuracy of different geological anomaly probability grades

6 结语

从单次防突预测事件数据分布和前后连续防突预测事件数据变化 2 个层面,建立了防突预测特征指标体系;采用关联分析方法,建立了基于防突预测特征的地质异常智能判识方法;基于 B/S 架构,设计、开发了基于防突预测特征的地质异常智能判识系统,实现了防突预测特征自动分析和地质异常超前、智能判识。现场试验结果表明,地质异常判识总准确率达到了 87.63%。基于防突预测特征的地质异常智能判识方法和系统为煤矿超前掌握工作面地质异常提供了新的技术手段,实现了防突预测数据隐含价值的挖掘利用。

参考文献(References):

[1] 俞启香. 矿井瓦斯防治[M]. 徐州:中国矿业大学出版社,1992.
YU Qixiang. Mine gas prevention[M]. Xuzhou:China University of Mining and Technology Press,1992.

[2] 于不凡,王佑安. 煤矿瓦斯灾害防治及利用技术手册[M]. 北京:煤炭工业出版社,2000.
YU Bufan, WANG You'an. Coal mine gas disaster prevention and utilization technical manual [M]. Beijing,China Coal Industry Publishing Home,2000.

[3] 张子敏,张玉贵. 瓦斯地质规律与瓦斯预测[M]. 北京:煤炭工业出版社,2005.
ZHANG Zimin, ZHANG Yugui. Gas geological law and gas prediction[M]. Beijing:China Coal Industry Publishing Home,2005.

[4] 张铁岗. 矿井瓦斯综合治理技术[M]. 北京:煤炭工业出版社,2001.
ZHANG Tiegang. Comprehensive mine gas control technology [M]. Beijing: China Coal Industry Publishing Home,2001.

[5] 邵强,王恩营,王红卫,等. 构造煤分布规律对煤与瓦斯突出的控制[J]. 煤炭学报,2010,35(2):250-254.

SHAO Qiang, WANG Enying, WANG Hongwei, et al. Control to coal and gas outburst of tectonic coal distribution[J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(2): 250-254.

[6] 冯宏. 我国防止矿井瓦斯事故的地球物理探测技术进展[J]. 地球物理学进展, 2005, 20(4): 1171-1175.

FENG Hong. The progress of the technology of geophysical survey to preventing gas accident occurring in the colliery in China [J]. Progress in Geophysics, 2005, 20(4): 1171-1175.

[7] 商宇航, 邵振华, 杨龙军, 等. 煤层构造与采空区的三维地震探测[J]. 黑龙江科技大学学报, 2018, 28(4): 370-373.

SHANG Yuhang, TAI Zhenhua, YANG Longjun, et al. Detection of coal mine fault and goafs based on 3D seismic prospecting [J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2018, 28(4): 370-373.

[8] 余建峡, 李枝文, 宋伟, 等. 电磁波技术在矿井物探中的应用[J]. 工程地球物理学报, 2015, 12(1): 55-58.

SHE Jianxia, LI Zhiwen, SONG Wei, et al. The application of electromagnetic technology to mine geophysical exploration [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2015, 12(1): 55-58.

[9] 国家煤矿安全监察局. 防治煤与瓦斯突出细则[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2019.

National Coal Mine Safety Supervision Administration. Detailed rules for prevention of coal and gas outburst [M]. Beijing: China Coal Industry Publishing Home, 2019.

[10] 谈国文, 李冰杭, 李明建. 矿井瓦斯突出参数自动处理系统研究[J]. 工矿自动化, 2018, 44(1): 21-25.

TAN Guowen, LI Binghang, LI Mingjian. Research on automatic processing system of gas outburst parameters in coal mine [J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(1): 21-25.

[11] 赵旭生, 宁小亮, 张庆华, 等. 煤与瓦斯突出预警方法探讨[J]. 工矿自动化, 2018, 44(1): 6-10.

ZHAO Xusheng, NING Xiaoliang, ZHANG Qinghua, et al. Discussion on early warning method of coal and gas outburst [J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(1): 6-10.

[12] 赵旭生. 煤与瓦斯突出综合预警方法研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2012.

ZHAO Xusheng. Study on comprehensive early warning methods for coal and gas outburst [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2012.

[13] 刘鹏, 张燕, 陶建辉, 等. 数据挖掘基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 2018.

LIU Peng, ZHANG Yan, TAO Jianhui, et al. Fundamentals of data mining [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2018.

[14] 冯红伟. 数据挖掘技术的研究及应用[D]. 西安: 西北工业大学, 2002.

FENG Hongwei. The data mining technology and application [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2002.

[15] 周勇. 时间序列时序关联规则挖掘研究[D]. 成都: 西南财经大学, 2008.

ZHOU Yong. The research of temporal association rules mining of time series [D]. Chengdu: Southwestern University of Finance and Economics, 2008.