

基于 Data Mining 技术的平顶山矿区不同赋存深度采动煤岩体巷道稳定性研究

彭媛^{1,2}, 张茹^{1,2}, 王满^{3,4}, 高明忠^{1,2}, 徐晓炼⁵, 李安强^{1,2}, 张泽天^{1,2}, 贾哲强^{1,2}

(1. 四川大学 水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 四川 成都 610065; 2. 四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065; 3. 中国平煤神马集团 炼焦煤资源开发及综合利用国家重点实验室, 河南 平顶山 467000; 4. 中国平煤神马集团 能源化工研究院, 河南 平顶山 467000; 5. 中国电建 成都勘测设计研究院有限公司, 四川 成都 610065)

摘要: 为探究不同赋存深度采动煤岩体巷道稳定性及其差异性, 选择 Data Mining(数据挖掘)技术, 基于平顶山矿区不同赋存深度(700 m, 850 m, 1 050 m)巷道的现场监测数据, 选择多元线性回归和神经网络模型对顶板离层进行公式拟合和影响因素的权重分析, 并开展顶板离层及锚杆应力的时序预测研究, 初步揭示不同赋存深度开采扰动影响范围、巷道变形及应力变化特征。研究结果表明: (1) 距工作面距离及锚杆应力对顶板离层变化影响最大, 但随着赋存深度的增加, 其所占权重降低近 50%。(2) 顶板离层及锚杆应力的时序预测分析发现, 随工作面推进, 赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层位移及锚杆应力将出现激增现象, 且其最大锚杆应力预测值达 15 MPa, 为千米以浅两巷道的 2~3.5 倍; 离层预测值高达 80 mm, 为千米以浅两巷道的 6~8 倍。表明随着赋存深度增加, 煤岩巷道变形及应力变化受开采扰动的影响越来越剧烈, 对千米以深巷道应及时加强开采过程中的稳定性监测及控制工作。以上技术路线和研究结果对不同赋存深度煤炭资源安全高效开采具有一定指导作用。

关键词: 采矿工程; 数据挖掘; 赋存深度; 巷道稳定性; 离层变形; 锚杆应力

中图分类号: TD 32

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2018)04 - 0949 - 12

Application of Data Mining in assessing the roadway stability of mining coal rock at different depths of mines in Pingdingshan

PENG Yuan^{1,2}, ZHANG Ru^{1,2}, WANG Man^{3,4}, GAO Mingzhong^{1,2}, XU Xiaolian⁵, LI Anqiang^{1,2}, ZHANG Zetian^{1,2}, JIA Zheqiang^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China; 2. College of Water Resource and Hydropower, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China; 3. State Key Laboratory of Coking Coal Exploitation and Comprehensive Utilization, China Pingmei Shenma Group, Pingdingshan, Henan 467000, China; 4. Institute of Energy and Chemical Industry, China Pingmei Shenma Group, Pingdingshan, Henan 467000, China; 5. Power China, Chengdu Engineering Corporation Limit, Chengdu, Sichuan 610065, China)

Abstract: In order to explore the stabilities and differences of roadways in mining coal rock at different depths, the multiple linear regression and neural network model based on the Data Mining technology was used to perform the formula fitting and the weight analysis to the influencing factors of roof separation according to the monitoring data at different depths(700 m, 850 m, 1 050 m) within the area of Pingdingshan mine. The time series predictions

收稿日期: 2017 - 09 - 04; **修回日期:** 2018 - 01 - 03

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0600702)

Supported by the State Key Research Development Program of China(Grant No. 2016YFC0600702)

作者简介: 彭媛(1994 -), 女, 2016 年毕业于四川大学水利水电工程专业, 现为硕士研究生, 主要从事岩土工程方面的研究工作。E-mail: py2521095107@163.com。通讯作者: 张茹(1976 -), 女, 现任教授。E-mail: zhangru@scu.edu.cn

DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2017.1120

to the roof separation and bolt stress have been carried out and the range of mining disturbance, roadway deformation and stress variation characteristics at different depths are revealed preliminarily. The distance from the mining face and the bolt stress was found to have the greatest influence on the roof separation, but the weights of them decrease by nearly 50% with the increasing of depth. The time series predictions of the roof separation and bolt stress show that the separation displacement of roadway roof and the bolt stress increase sharply at the depth of 1 050m with the advancement of mining face. At this depth, the predicted maximum value of bolt stress is 15 MPa, which is 2 - 3.5 times of the other two roadways, and the predicted maximum value of the roof separation displacement is 80 mm, which is 6 - 8 times of the other two roadways. With the increasing of depth, the variation of deformation and stress of roadways caused by the mining disturbance are more and more intensified, indicating that the close monitoring of stability and the proper measures of stability control should be applied for the roadway at depth over 1 000 m during the mining process.

Key words: mining engineering; data mining; depth; roadway stability; abscission layer deformation; bolt stress

1 引言

根据国际能源署(IEA)预测报告, 2015~2020年间煤炭需求将以年均0.8%的幅度增长, 煤炭在未来化石能源中的需求依旧旺盛^[1]。我国能源发展十三五规划中, 煤炭消费比重为能源消费总量的58%左右, 在能源供给中扮演着举足轻重的角色, 具有长时不可替代性。而随着浅部煤炭资源日益枯竭, 迫使煤炭矿井开采深度不断增加, 逐步进入千米以深, 深部开采将逐步成为资源开采新常态^[2]。

地下煤炭资源开采前处于原岩应力状态, 进行采掘活动后煤岩体原始应力平衡状态遭到破坏, 导致应力集中、转移等现象, 在采掘空间周围形成采动应力场。煤岩体中的应力变化引起围岩变形、岩层运动甚至岩层结构失稳破坏, 从而导致各种灾害发生。而巷道围岩稳定性与赋存深度密切相关, 随着赋存深度的改变, 岩石的组织结构、基本力学特征和工程响应都随之改变, 这些因素均是深部工程灾害频发且不同于浅部灾害形式的主要原因^[3]。不同赋存深度岩石力学行为的差异性主要体现在岩石变形、强度特征和破坏特征等方面。仵彦卿^[4]通过试验发现岩体的孔隙度和渗透性随赋存深度增加而不断减小。周宏伟等^[5]针对不同赋存深度玄武岩开展了一系列研究, 发现岩石的单轴抗拉和抗压强度、弹性模量、黏聚力和内摩擦角等力学参数随深度的增加而线性增大, 而泊松比逐渐减小。T. Von Karman 等^[6-8]通过试验发现随着围压不断升高, 岩石表现出不同的峰后特性, 逐步由脆性破坏向延性破坏转变, 且不同强度的岩石所展现的转化特征有较大差异。D. F. Malan 等^[9-10]在现场对深部硬岩进

行监测发现, 深部环境下的优质硬岩会出现流变特性, 并提出一个简单的参数来衡量巷道流变特性。

虽然, 许多学者从现场实测和室内试验方面就不同赋存深度岩石力学行为做出大量研究, 针对区域内同一岩层不同赋存深度, 尤其是超千米煤炭地下开采巷道围岩稳定性研究, 仍缺乏科学性和系统性, 对岩土工程研究领域而言是一大挑战。随着开采深度的不断增加, 巷道周围环境发生改变, 这对深部开采究竟有何影响? 影响究竟有多大? 不同赋存深度开采巷道稳定有何差异? 这是当前资源开采由浅部进入深部需要探索的重要科学问题。而这些问题迫使笔者进一步完善和发展已有的岩石力学理论和分析方法, 使岩体介质特性在更为复杂的地质环境中得到更加深入的认识。然而由于岩体本身的复杂性, 应转变思路, 从新的角度去思考问题^[11]。

近年来随着信息技术的不断发展和人工智能、数据库技术出现, 知识发掘逐步发展起来, 并且引起了岩土工程界极大关注, 而数据挖掘(Data Mining)是该技术中最为核心的部分^[12]。该方法基于信息统计、智能学习、数据分类、人工智能等方法对数据进行学习分析得到合理的模型^[13]。大型 Data Mining 软件可根据数据特征, 采用科学的理论, 得到更接近实际的数据模型。

随着知识发掘技术的发展, 国外工程师采用 Data Mining 技术对 Venda II 水电枢纽和 DUSEL 实验室的工程监测数据进行分析, 并对围岩的变形进行预测, 取得了良好效果^[14]。郭立等^[14-17]基于该技术对岩爆试验数据进行分类整理得出岩爆倾向性指数, 科学指导现场岩爆预测分析。采用数据挖掘方法, 对大量的工程实例数据进行知识发现, 可以找出蕴含于工程实例数据中的内在关系, 进而应用

这些关系对类似条件下的工程稳定性做出合理的判断^[18]。基于此, 本文采用 Data Mining 技术对平顶山矿区 700, 850, 1 050 m 不同赋存深度采动煤岩体监测数据进行深入分析, 为深部资源安全高效开采提供理论支撑与参考。

2 平顶山矿区工程概况及现场监测试验简介

2.1 平顶山矿区工程概况

平顶山矿区位于华北地块南缘带, 深部与华北地块南部向秦岭的巨型陆内俯冲带相吻合, 如图 1 所示。矿区东西长约 55 km, 南北宽 10~20 km, 含煤面积约 650 km²。为探究平顶山矿区不同赋存深度采动煤岩体巷道稳定性, 选取平煤股份八矿己₁₄-22060(700 m)、十矿己₁₅-24080(850 m)和十二矿己₁₄-31050(1 050 m)三条典型巷道进行现场监测试验。

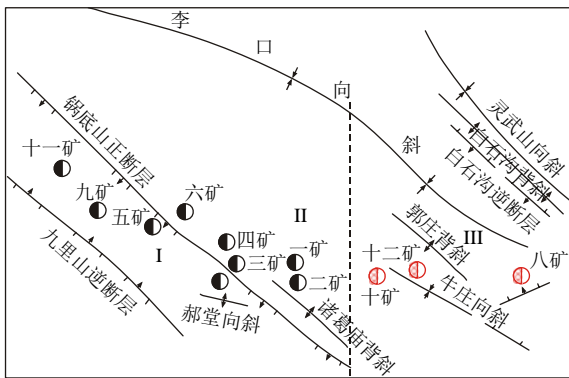


图 1 平顶山矿区区域地质构造图

Fig.1 The regional geology of mining area in Pingdingshan

2.2 现场监测试验简介

现场监测试验设备采用顶板离层仪、钻孔应力

计、锚杆应力计和钻孔成像装置等先进监测仪器, 建立不同赋存深度“支承压力-顶板离层变形-顶板钻孔成像”的全方位现场监测系统。三条巷道的现场试验内容基本一致, 因此选择平煤股份十二矿己₁₄-31050(1 050 m)巷道作为代表, 对试验内容进行详述。

经过现场勘测调研, 在巷道内进行钻孔布点并安装监测仪器, 用于巷道煤岩体采动力学响应特性监测, 其测点布置情况如图 2 所示。共设计 8 个断面, 依次编号为 1~8, 初始为等间距断面设计, 后根据实际工程情况做出相应调整。在每个断面的巷道顶板中央布置一个锚杆应力计, 断面 2~4 布置 3 个垂直于巷帮的钻孔应力孔。断面顶板上分别布置垂直于顶板的钻孔成像监测孔和顶板离层监测孔, 用于监测顶板岩层变形破坏状况, 两孔间距大于 1 m。将锚杆应力计布置在锚杆端部的托盘上, 对顶板锚杆受力情况进行长期监测。钻孔应力计布置在垂直于巷帮 12 m(3 倍巷道直径)位置, 长期监测回采过程中围岩支承压力变化。

2.3 不同赋存深度顶板离层现场监测成果

大量研究成果和工程实践表明, 离层是煤巷顶板破坏失稳的基本特征或直接原因^[19]。顶板离层是地应力、围岩力学性质、围岩体结构、锚杆锚固参数、巷道断面等诸多因素综合作用的外在表现, 因此顶板离层情况是一个能评价巷道稳定性的综合指标^[20]。

通过长期观测, 获得 3 个不同赋存深度(700 m, 850 m 和 1 050 m)顶板离层随着工作面不断推进变化的监测数据, 结果如图 3 所示。分析可知顶板离层随着距工作面距离减小逐渐增大, 但不同赋存深度的变化趋势存在明显差异, 具体特征为:

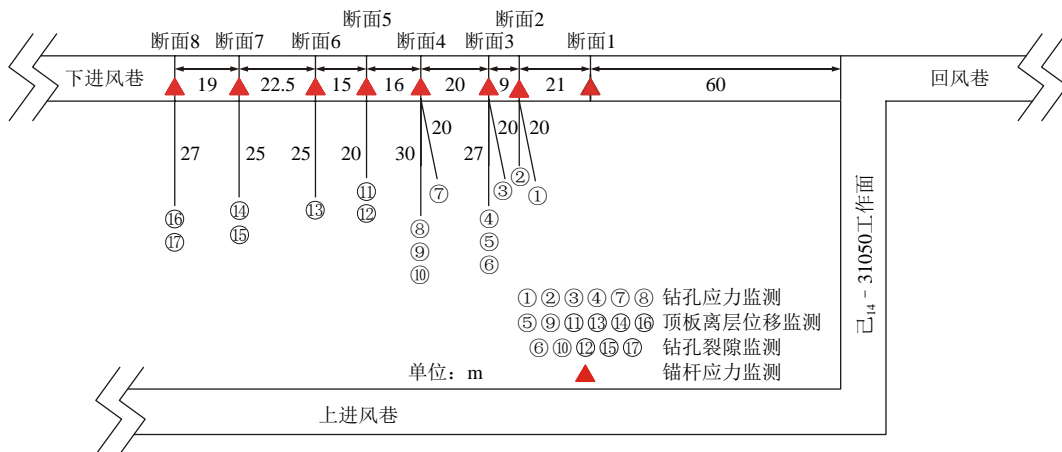


图 2 现场监测试验布置图

Fig.2 Layout of site monitoring plans

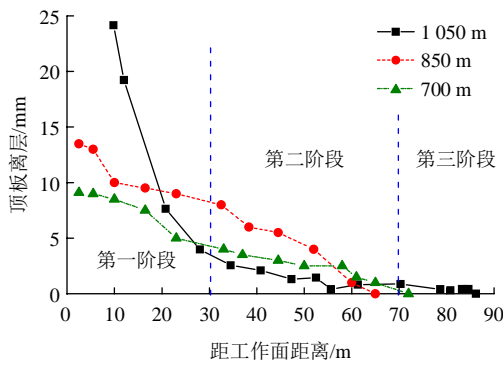


图3 不同赋存深度顶板离层监测数据曲线

Fig.3 Curves of monitoring data for roof separation at different depths

(1) 不同赋存深度巷道顶板离层随工作面距离的减小均呈现三阶段变化趋势，其中千米以深巷道顶板离层3个变化阶段明显，先不受深度影响，后缓慢增长，最后迅速增长，有动力特征显现，而千米以浅巷道顶板离层每阶段均呈稳步均匀增长趋势。

(2) 千米以深巷道顶板离层变化最大值 25 mm，约为千米以浅变化值的 2 倍。

2.4 不同赋存深度锚杆应力现场监测成果

为研究采面前方岩体的力学响应情况，在不同断面布置锚杆应力计，此次采用的锚杆应力计主要是监测锚杆的托锚力(简称锚杆应力)，它是反映锚杆锚固性能的综合指标^[21]。为确定单一变量影响，原则上锚杆应力计的初始预应力应一致，但由于现场监测试验条件限制，因此，针对3个不同赋存深度，各选择一组初始预应力大致相等的应力计监测结果，对比不同赋存深度下顶板锚杆应力受开采扰动的特性，结果如图4所示。

由图4可知，随着距工作面距离的减小，锚杆应力均呈阶梯增长。其中，千米以浅巷道在监测断面距工作面距离为40~60 m时，锚杆应力显著增大，表明千米以浅赋存深度条件下，工作面开采对巷道稳定的影响范围为40~60 m。而千米以深巷道先在距工作面40~70 m范围内呈阶梯增长趋势，后在距工作面30 m范围内，锚杆应力显著增大且呈“L”型增长趋势，其主要原因是该区域内顶板岩层出现断裂破坏，导致岩层错落，致使顶板岩层出现结构

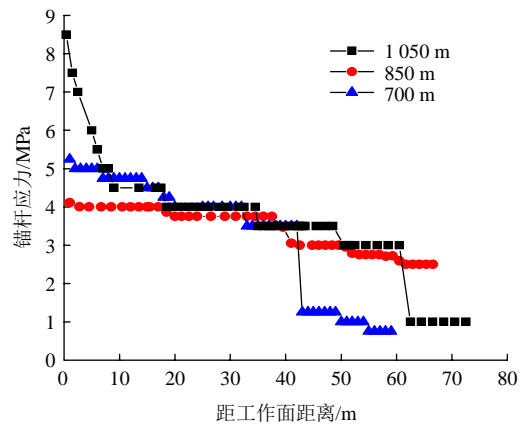


图4 不同赋存深度锚杆应力监测成果对比

Fig.4 The monitoring results of bolt stress at different depths

性改变，其最大锚杆应力达到 8.5 MPa，为千米以浅最值的 1.5 倍。

3 Data Mining 技术与数理推演方法研究

Data Mining 是提取隐含于数据库中的、人们事先不知道的、正确新颖的、具有潜在价值的信息和知识的高级处理过程^[13]。目前主要采取的方法有决策树、归纳法、神经网络、支持向量机、贝叶斯网络等^[22-23]。该过程包含一定的步骤，主要分为对数据的提取筛选、预处理和格式转换，以及数据挖掘，最终将生成的图表结合实际工程背景提炼得到相关结论，具体操作步骤如图5所示。

3.1 Data Mining 软件选取

此次 Data Mining(数据挖掘)工作采用著名的 SAS(statistical analysis system) Data Mining 系统，是全球最大的统计软件^[24]。SAS 是目前最为优秀的数据分析软件，广泛用于市场分析、风险分析预测等大数据处理，它具有 2 个特点：(1) 功能强大，统计方法齐、全、新；(2) 使用简便，操作灵活。

本文主要选择 SAS 系统中 SAS/EM(SAS Enterprise Miner)及 Time Series Forecasting(时序分析技术)模块对平顶山矿区不同赋存深度现场监测数据展开研究。

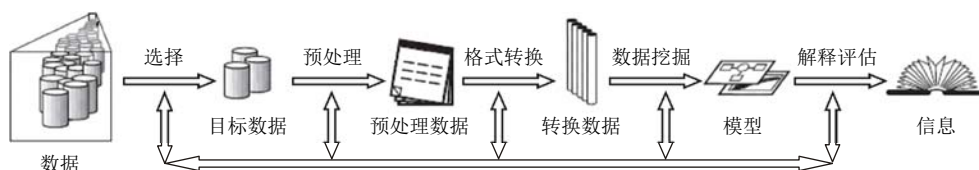


图5 Data Mining 基本步骤

Fig.5 Basic steps for Data Mining

3.2 Data Mining 技术路线设计

3.2.1 Data Mining 数据选取

Data Mining 首要便是数据选取, 本文基于平顶山矿区试验采面, 选定 700, 850 及 1 050 m 三个不同赋存深度回采工作面, 进行现场监测试验。本文依据现场试验获取的顶板离层(*abs*)、钻孔应力(*bor*)、锚杆应力(*bol*)及由盒维数法得到的钻孔孔壁裂隙展布分形维数(*dim*)等随着距采面距离(*dis*)不断推进过程的监测数据展开分析, 而由于现场监测数据部分缺失, 巷道顶底板及两帮移进量等数据无法作为有效数据进行分析。大量研究成果和工程实践表明, 离层是煤巷破坏失稳的基本特征和直接原因^[19], 因此选择顶板离层(*abs*)为目标值, 期望通过 Data Mining 技术得到顶板离层(*abs*)与这些参数的变化关系, 获取隐藏在数据中有价值的信息, 进一步分析不同赋存深度采动煤岩巷道稳定性特征。

3.2.2 Data Mining 模型选取

针对平顶山矿区不同赋存深度采动煤岩体力学响应特征参数, 拟采用多元线性回归和神经网络模型对监测数据进行分析。

3.2.2.1 多元线性回归模型

多元线性回归分析是以多个解释变量的给定量为条件的回归分析, 是研究一个因变量和多个自变量间的线性关系方法, 多元线性回归模型的一般形式为

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_m x_m + \varepsilon \quad (1)$$

式中: m 为解释变量的数目; β_k ($k = 1, 2, \cdots, m$) 为回归系数, 可利用最小二乘法来估计; ε 为误差项。

多元线性回归模型的参数估计出来后, 即求出样本回归函数后, 还需进一步对该样本回归函数进行统计检验, 以判定估计的可靠程度, 包括拟合优度检验(可决系数)、方程总体线性的显著性检验(F 检验)、变量的显著性检验(t 检验), 以及参数的置信区间估计等方面^[25]。多元线性回归分析旨在建立潜变量和因变量间的线性回归方程, 最后通过对拟合结果进行分析, 得到各个监测变量对于目标值的影响程度及相关性结论。

3.2.2.2 前馈型神经网络模型

神经网络是一种模拟生物神经元工作方式的数学模型, 被广泛应用于模式识别、预报预测等^[26]。其中最为常见的是前馈型神经网络, 它是分层网络模型, 一般分为输入层、输出层、隐藏层三层, 每一层包含一个或多个神经元, 每层的神经元和前一

层相连接, 同一层之间没有连接(见图 6)。

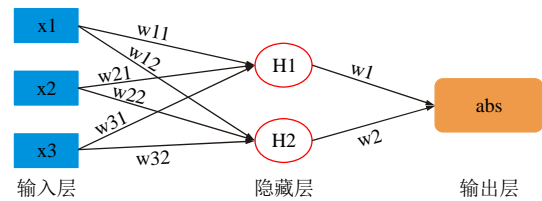


图 6 神经网络示意图

Fig.6 Schematic diagram of neural network

在前馈型神经网络中, 设 $u = [u_1, u_2, \cdots, u_m]^T$, $y = [y_1, y_2, \cdots, y_m]^T$ 分别为网络的输入、输出向量, 令 $X = [x_1, x_2, \cdots, x_m]^T$ 为网络的权及阈值的全体所组成的向量。给定 P 组输入输出训练样本 $\{u^{(p)}, t^{(p)} | p = 1, 2, \dots, P\}$, 定义网络的误差指标函数为

$$E(X) = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P E_p(X) \quad (2)$$

$$E_p(X) = \sum_{j=1}^n (y_j^{(p)} - t_j^{(p)})^2 \quad (3)$$

随后按照各种学习算法开始对 X 进行训练, 得到最优 X_{opt} , 使得 $E(X_{opt}) = \min_X E(X)$ ^[27]。

3.2.3 Data Mining 技术路线图

根据所选取的数据及模型, 进入 SAS Enterprise Miner 模块, 按照指示建立 Data Mining 路线图(见图 7)。第一步是将所选取的数据导入路线图, 并按照预期设定目标值。第二步是数据预处理过程, 程序根据数据特点对数据进行筛选、优化。第三步为模型计算过程, 采用所选模型对数据进行分析。第四步为结果展示, 程序根据模型选择情况输出不同模型的计算过程参数及结果, 并对其进行比较分析。

3.3 基于平顶山矿区现场监测数据对 Data Mining 选取模型的评估

模型选取的合理性对于 Data Mining 的成功至关重要, 为验证拟选用的多元线性回归和神经网络模型是否满足 Data Mining 的精度要求, 根据图 7 所示路线, 具体分为以下几个操作步骤:

(1) 导入分析数据。首先打开 EM 模块操作界面, 将现场试验获取的监测数据 excel 表格转换为 csv 文件格式导入其中, 该文件包括顶板离层(*abs*)、钻孔应力(*bor*)、锚杆应力(*bol*)及钻孔孔壁裂隙展布分形维数(*dim*)等随着距采面距离(*dis*)不断推进过程的所有现场试验监测数据。而后设定顶板离层为目标值。

(2) 数据的抽样、特征探索、分析和预处理。

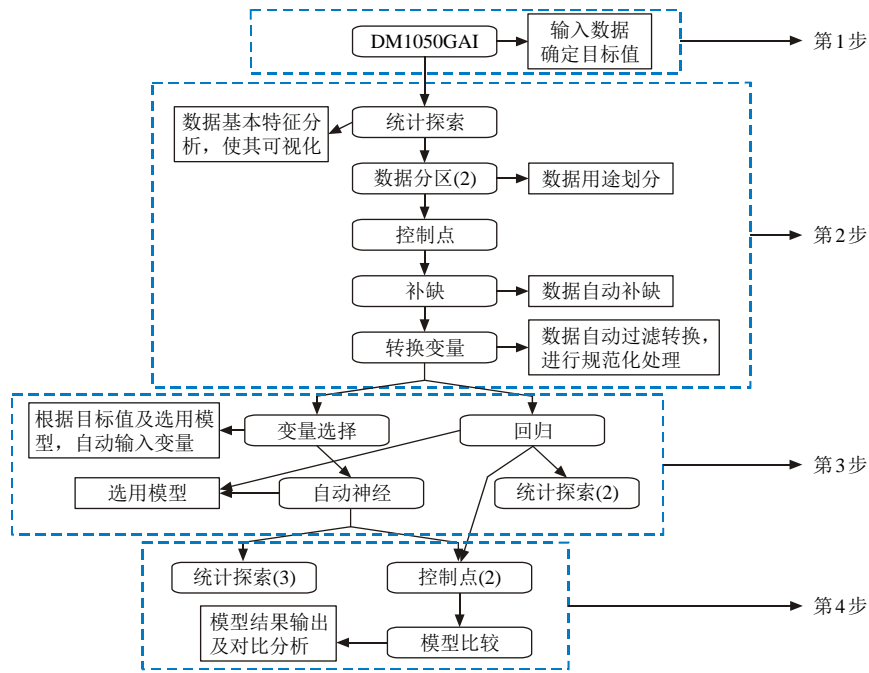


图7 EM 模块 Data Mining 路线图

Fig.7 The Data Mining roadmap in the EM module

首先从数据库中数据进行抽样处理，如随机抽样、等距离抽样等。而后以直观或数学方式探索数据内在趋势。并对存在缺陷的数据进行自动补缺和过滤转换，使得数据的明确性或连贯性有所提高，进而提高拟合效果。

(3) 建立选取的多元线性回归模型和前馈型神经网络模型。并设定距采面距离(*dis*)、钻孔应力(*bor*)、锚杆应力(*bol*)及分形维数(*dim*)为变量值。

(4) 评估模型。EM 用来评估模型的工具是 Assessment 节点，该节点用运行 test 数据可以对模型的精确性进行检验。

最终拟合结果表明，千米以浅巷道顶板离层随着工作面推进变化较为均匀，回归模型及神经网络模型得到的预期均值与目标均值较为一致，如图 8，

9 所示。反映在该条件下，巷道顶板受采动影响变化趋势较为平缓，且各参数之间变化趋势较为一致，无明显剧烈变化现象，在该赋存深度范围内煤岩巷道受开采扰动响应作用较小。

由图 10 可以看出，1 050 m 赋存深度巷道的神经网络模型得到的数据效果较好，目标均值与预期均值二者几乎一致，而回归模型存在一定差异。千米以深巷道随着开采深度的增加，煤岩赋存状态发生变化，同时煤岩本身物理性质出现差异，导致千米以深煤岩巷道受开采扰动影响，变形破坏非线性增强，围岩监测数据变化的离散程度较大，非线性程度较高，导致回归数据与预测数据存在一定差异。

表 1 为 Data Mining 模型结果参数对比表，分析可知，1 050 m 赋存深度巷道的回归模型中最终预

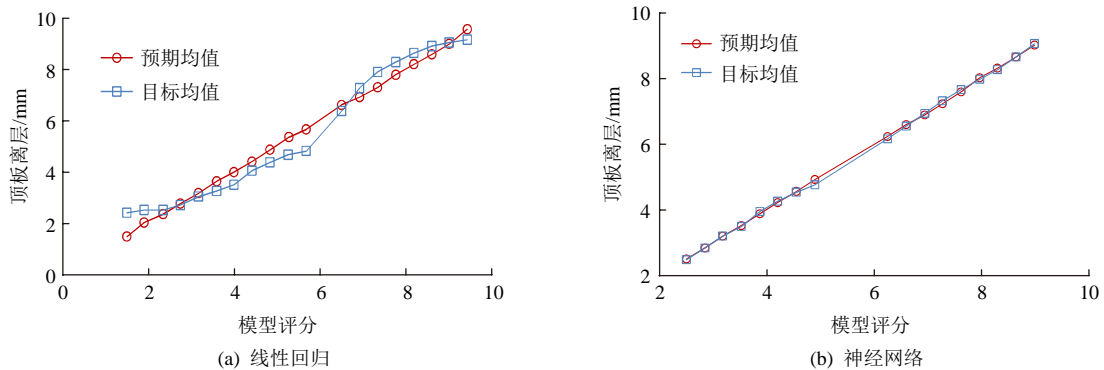


图8 赋存深度 700 m 巷道顶板离层 Data Mining 模型预测效果

Fig.8 Predicted separation displacements of roadway roof at the depth of 700 m with the data mining model

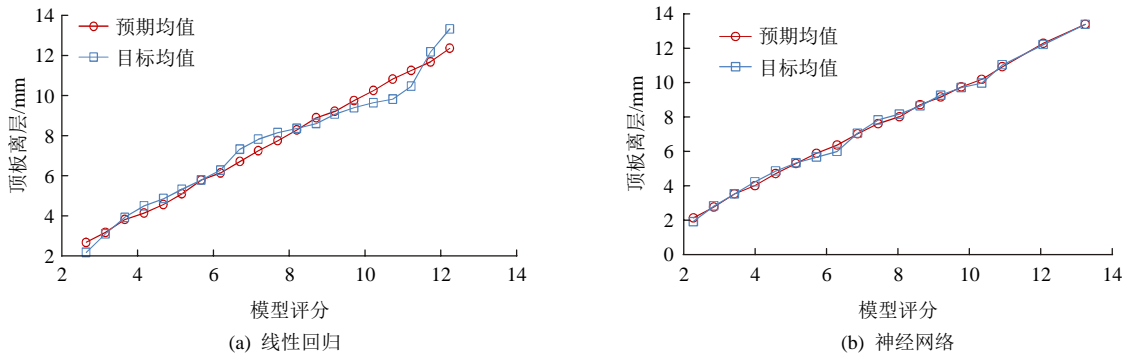


图 9 赋存深度 850 m 巷道顶板离层 Data Mining 模型预测效果

Fig.9 Predicted separation displacements of roadway roof at the depth of 850 m with the Data Mining model

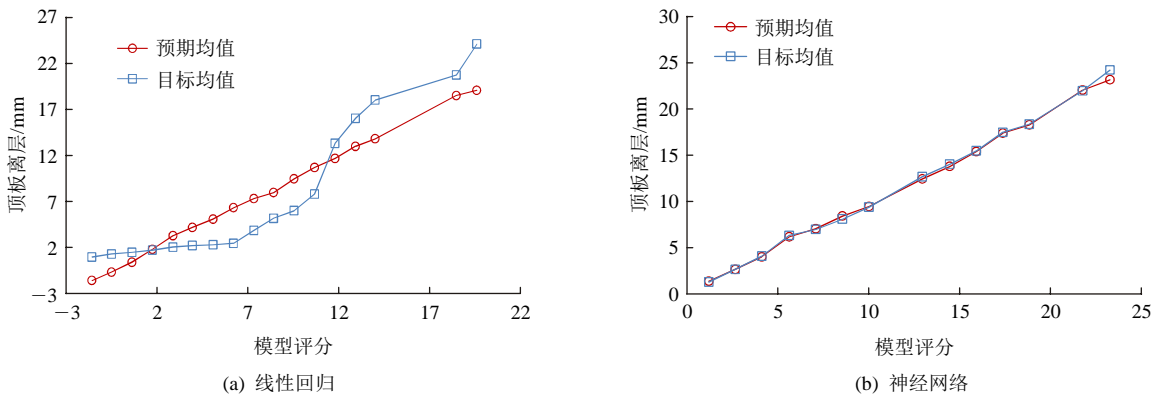


图 10 赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层 Data Mining 模型预测效果

Fig.10 Predicted separation displacements of roadway roof at the depth of 1 050 m with the Data Mining model

表 1 Data Mining 模型结果参数对比

Table 1 Parameters comparison of Data Mining model

赋存深度/m	回归		神经网络	
	FPE	RMSE	FPE	RMSE
700	0.263	0.495	0.008	0.082
850	0.322	0.540	0.048	0.193
1 050	11.435	3.179	0.276	0.358

注：FPE 为最终预测误差；RMSE 为均方根误差(表示试验进行多次测量时真误差的均方根差，用于反应试验数据偏离真实值的程度)。

测误差达 11.435，再次体现该深度巷道顶板变形与其他参数离散程度较高，侧面反映出超千米巷道顶板变形剧烈的特性。而赋存深度为 700 和 850 m 两巷道选取模型的最终预测量 FPE 不超过 0.40，均方根误差 RMSE 不超过 0.60，表明这 2 个深度巷道顶板变形离散较小，顶板离层变化相对较均匀。且随着深度的增加，2 种模型的最终预测量和均方根误差均呈增长趋势，表明随着开采深度的增加，巷道所受开采扰动变形破坏非线性增强，围岩监测数据变化的离散程度逐渐增大，巷道顶板变形愈来愈剧烈。

综合以上分析结果可知，所选 2 组模型拟合程度均较好，满足 Data Mining 技术精度要求，即所

选 2 组模型是合理的。但对于千米以深巷道，采用神经网络模型的模拟效果要高于线性回归模型。

4 基于 Data Mining 的不同赋存深度顶板离层变形研究

4.1 基于 Data Mining 的不同赋存深度顶板离层拟合结果分析

对平顶山矿区不同赋存深度现场监测数据导进行 Data Mining 演算，分析得到顶板离层与各参量间的关系，并最终通过多重线性回归拟合得到顶板离层与其他参量的关系，700，850，1 050 m 三个赋存深度下顶板离层的拟合公式依次为

$$abs_{700m} = -0.175dis - 0.601\sigma_m + 6.467dim + 5.108 \quad (4)$$

$$abs_{850m} = -0.202dis - 1.031\sigma_m + 0.075\sigma_z + 16.930 \quad (5)$$

$$abs_{1050m} = -0.539dis - 1.855\sigma_m - 0.237\sigma_z - 49.865dim + 89.328 \quad (6)$$

式中：abs 为顶板离层(mm)，dis 为距采面距离(m)， σ_z 为钻孔应力(MPa)， σ_m 为锚杆应力(MPa)，dim 为钻孔孔壁裂隙展布分形维数。

表 2 为不同赋存深度顶板离层线性拟合结果，结合表 2 分析可知，赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层多重线性回归拟合公式的相关系数 $R^2 = 0.822$ ，另外 2 个深度均大于 0.95，再次表明赋存深度 1 050 m 巷道由于数据离散性相对较大，拟合精度不如千米以浅巷道理想。

表 2 不同赋存深度顶板离层线性拟合结果

Table 2 Linear fitting results of roof separation at different depths

赋存深度/m	截距	距采面距离/m	锚杆应力/MPa	钻孔应力/MPa	分形维数	R^2
700	5.108	-0.175	-0.601	-	6.467	0.964
850	16.930	-0.202	-1.031	0.075	-	0.973
1 050	89.328	-0.539	-1.855	-0.237	-49.865	0.822

图 11 为 3 个深度采用神经网络模型拟合所得顶板离层预测值与目标值的对比情况。从拟合情况看，千米以浅巷道拟合情况较好，目标均值与预期均值较为一致，而赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层由于巷道初始应力水平高，受开采扰动影响煤岩工程响应剧烈，顶板离层变形随工作面推进不断快速增大，监测数据较为离散导致拟合结果波动相对较大。

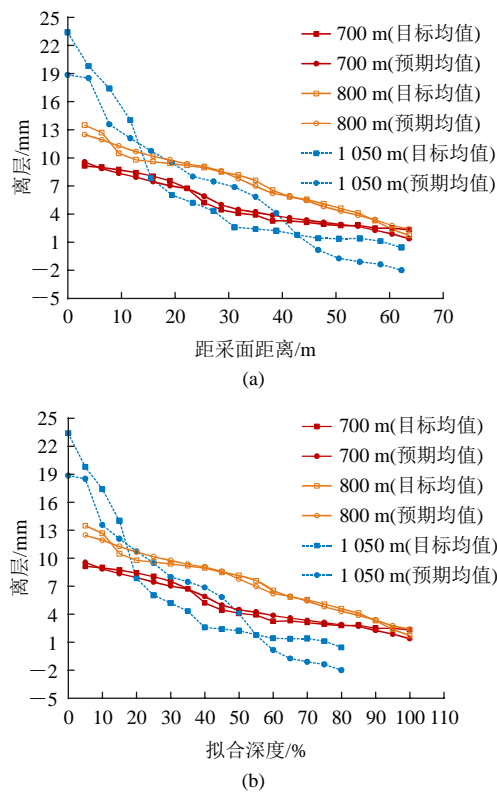


图 11 不同赋存深度神经网络模型拟合结果与目标值对比

Fig.11 Comparison of fitting results and target values of neural network models at different depths

结合图 11 分析可知，顶板离层随距采面距离的减小呈增大的趋势。千米以浅巷道顶板离层随着距采面距离减小而增长的趋势较为缓慢，且最终的顶板离层量较小，其最大离层量小于 15 mm，相对于顶板岩层变形较小，且其变化值较为稳定，无明显突变动力特性，在可控变形范围内，顶板危害程度较小。而赋存深度 1 050 m 巷道的顶板离层呈现“L”型增长，距采面 30 m 范围内，顶板离层呈近直线增长趋势，该区域内顶板离层变形剧烈，有明显的动力特性，距采面距离 30~70 m 区域增长趋势放缓。对比分析可知，随着赋存深度增大啊，顶板离层相对增长倍数由 0.5 倍升至 1 倍，表明巷道赋存深度愈高，随深度增加，其顶板离层增加量愈大，围岩变形愈剧烈，巷道围岩稳定控制愈发困难。

4.2 基于 Data Mining 的顶板离层变化的影响因素权重分析

通过现场监测可得到不同变量随工作面推进的变化数据，分析得出不同赋存深度下采动煤岩体力学响应参数的变化特征，但各参数对巷道稳定性影响程度的研究还较为缺乏。本文采用 Data Mining 技术对现场监测数据进行分析，深入挖掘数据的隐藏信息，将分析结果与现实工程响应特征相结合，获得图 12 所示的不同赋存深度巷道多元线性拟合参量权重分布饼状图，此图较为直观地反映各参量对顶板离层的影响程度，从而有的放矢地针对这些变量进行监测控制，有效防治灾害事故。

由线性拟合公式(式(4)~(6))及图 12 可知，距采面距离对顶板离层影响最大，其次是锚杆应力。沿巷道工作面推进方向，顶板离层与距采面距离呈负

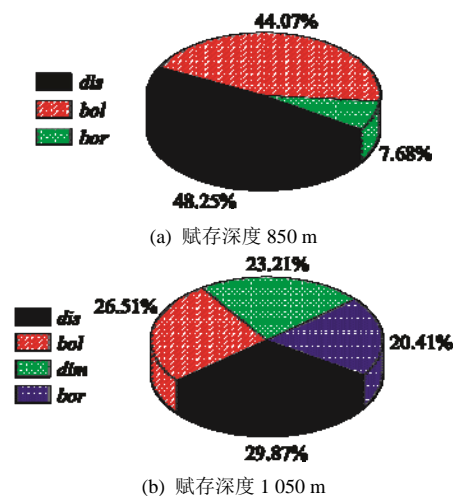


图 12 不同赋存深度巷道线性拟合参量权重分布

Fig.12 Weight distribution of linear fitting parameters of roadway at different depths

相关, 顶板离层随距工作面距离的减小而增大, 符合实际监测规律。从不同开采深度分析, 距采面距离对顶板离层变形的影响程度随赋存深度的增加呈增强的趋势, 反映出千米以深巷道顶板离层随工作面推进变化更为剧烈, 这也与现场实际监测反映的情况一致。随赋存深度增加, 巷道稳定受开采扰动影响的范围增大, 因此当开采深度增加时, 应加大围岩稳定监测范围。

除了距采面距离对顶板离层影响显著外, 锚杆应力变化对顶板离层的影响明显大于其他变量。顶板在受开采作用影响下, 层内岩石受力状态随之变化, 部分裂隙不断发育, 层内破碎岩石受力破坏更为破碎, 使得岩层发生错动, 锚杆受拉应力随之变化, 因此加强锚杆应力的监测工作对防止顶板事故具有重大意义。

对比分析图 12 可知, 随着赋存深度的增加, 距采面距离和锚杆应力的影响比重有所降低, 其所占权重均仅为原来的一半, 但仍是主要影响因素, 相应的其他影响因素所占比例有所上升。表明随着开采深度的增加, 开采环境趋于复杂, 巷道稳定性的影响因素愈复杂, 而其他影响因素对于巷道稳定性的作用效应在今后的研究中还需进一步探讨。

5 基于时序分析法的不同赋存深度离层及锚杆应力预测

5.1 时序分析法简介

人们通常采用回归分析来反映动态规律的平均值, 然而结果难以全面准确反映测量值的离散情况及随机波动情况, 采用这些平均值来进行预判, 其可信度和精度有待考证^[28]。为研究平顶山矿区不同赋存深度煤岩巷道受开采扰动动力响应特性, 采用

时序分析方法对顶板离层和锚杆应力进行预测, 分析当工作面推过监测断面之后顶板变形及受力状况, 保证巷道稳定安全。时序分析法是成熟的动态数据处理方法, 它通过对时间顺序进行排列, 随时间变化的相关联数据进行动态分析, 找出事件随时间变化的规律, 从而对事件随时间变化的趋势做出正确的分析和预测^[29]。在 SAS 软件中内嵌有 Time Series Forecasting 模块, 它集成了各种线性和非线性时序分析模型, 包括常见的指数平滑(Exponential Smoothing), ARIMA 模型、非线性回归模型、谱分析等 50 多种模型, 具有强大的分析能力和自适应能力^[31]。

时序分析将事件发生的先后用时间序列的形式表达成依赖时间 t 的向量序列: $\bar{x}(t), t=1, 2, 3, \dots$ 。时序分析的问题就可以表达为: 寻找一个最优的模型函数 $F: R^{k \times n+t} \rightarrow R^k$, 其中, k 为向量维数, 最终时序分析的结果就可以表示为用 \bar{x} 在时间 t 的值来预测向量在 $t+d$ (d 为预测时间延时)时刻的估计值:

$$\bar{x}(t+d) = F(\bar{x}(t), \bar{x}(t-1), \bar{x}(t-2), \dots) \quad (7)$$

时序分析是进行有关时间特性的数据分析的有力工具, 该模块具有 2 个主要模型选择方法: 其一是手动指定分析模型的方式, 此方法需要十分专业的数据处理功底, 适合大型商业数据分析处理; 其二是自动匹配模式(Fit Models Automatic), 该模式可根据数据特征选择最优的计算模型, 该方法操作简便, 精度高满足基本预测分析需要^[30]。综合比较, 此次预测分析选用自动匹配模式。

5.2 不同赋存深度离层及锚杆应力预测结果分析

将数据导入该模块后, 选定自动匹配模式, 系统自动根据数据特点采用最优模型对数据进行预测, 获得如图 13~15 所示不同赋存深度巷道顶板离

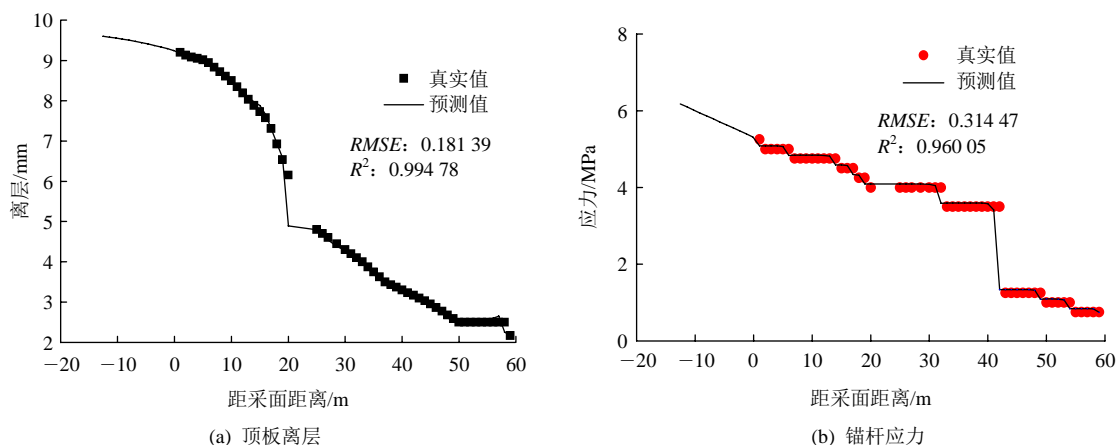


图 13 赋存深度 700 m 巷道顶板离层及锚杆应力时序预测结果

Fig.13 Results of time series prediction to roadway roof separation and bolt stress at the depth of 700 m

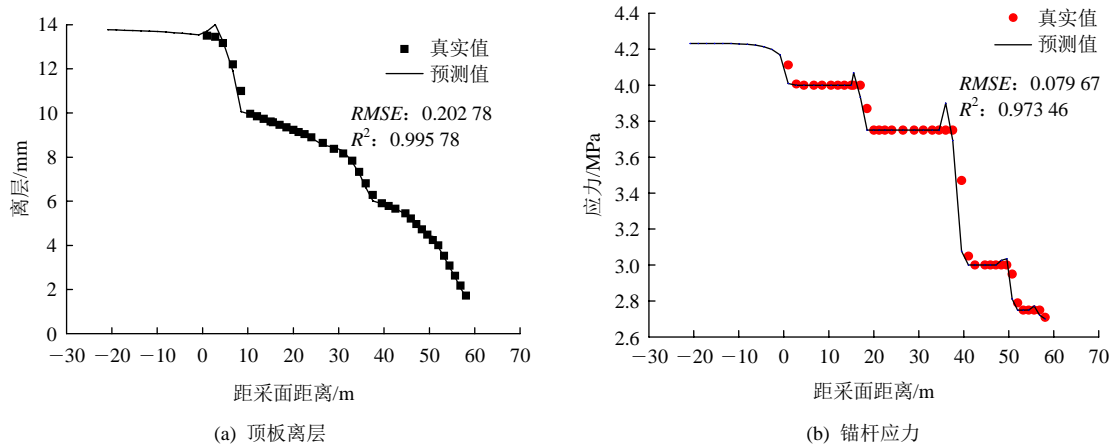


图 14 赋存深度 850 m 巷道顶板离层及锚杆应力时序预测结果

Fig.14 Results of time series prediction to roadway roof separation and bolt stress at the depth of 850 m

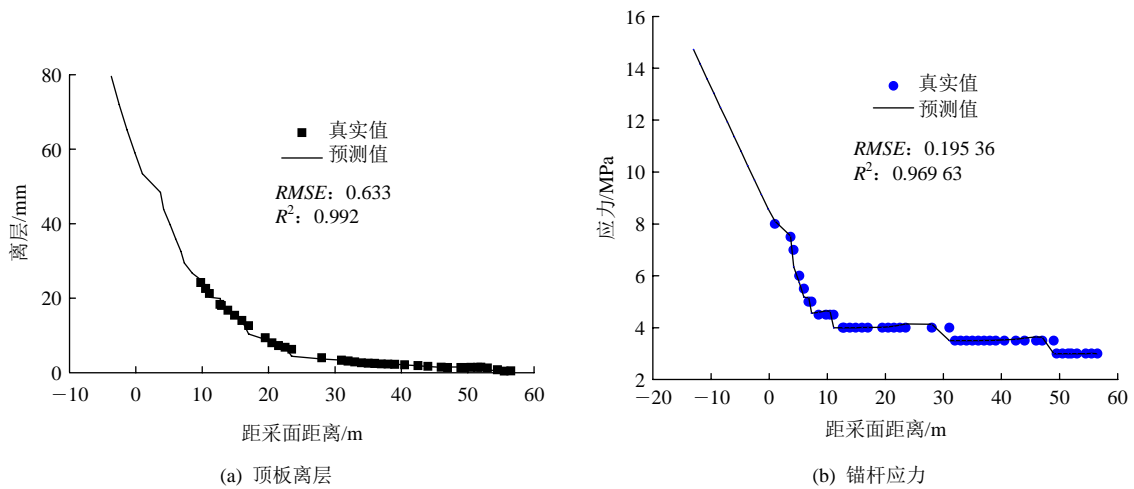


图 15 赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层及锚杆应力时序预测结果

Fig.15 Results of time series prediction to roadway roof separation and bolt stress at the depth of 1 050 m

层及锚杆应力时序预测结果。此次预测结果表明，平顶山矿区不同赋存深度顶板离层及锚杆应力时序分析基本采用的均是指数平滑法(exponential smoothing)。在该方法中，权重大小随着时间的向后推移呈几何级数下降，因此新近的观测值比早期的观测值对未来的发展水平预测价值更大。

根据上文分析结果，随工作面推进，顶板离层及锚杆应力最能直观反映围岩稳定特性，基于此对这两项监测数据展开时序分析，准确掌握工作面推过监测断面后二者的变化规律，及时采取合理措施确保巷道稳定。

不同赋存深度巷道时序分析选取的指数平滑法有所不同，赋存深度 700 m 巷道顶板离层采用 Log Linear(Holt) Exponential Smoothing(对数线性霍尔特指数平滑法)、锚杆应力采用 Damped Trend Exponential Smoothing(阻尼趋势指数平滑法)，赋存深度 850 m 巷道均采用 Damped Trend Exponential

Smoothing(阻尼趋势指数平滑法)，而赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层及锚杆应力均采用 Linear(Holt) Exponential Smoothing(线性霍尔特指数平滑法)，且所得 RMSE 取值均较小， R^2 接近于 1，表明以上分析预测结果均较为理想。

结合图 13~15 分析可知，随着工作面的推进，顶板离层和锚杆应力均呈增长趋势。赋存深度 700 m 巷道顶板离层及锚杆应力随着工作面推进，增长趋势相对较为缓慢，且当工作面推过监测断面后，巷道变形及应力增长趋势较为微弱。该深度煤岩巷道所处赋存环境应力水平相对较低，围岩受开采扰动影响较小，顶板离层预测最大值仅为 9.6 mm，变形相对顶板岩层厚度较为微弱，且增长趋势十分缓慢，相对危害较小。锚杆应力由于工作面推过，导致巷道的受力状态发生改变，锚杆应力呈直线增长趋势，但斜率较小，表明增长趋势较为缓慢，对顶板稳定性具有微弱影响。而赋存深度 850 m 巷道的顶板离

层及锚杆应力均呈阶梯式增长, 增长趋势较为缓慢, 当工作面推过监测断面后, 二者取值均无明显上升趋势, 顶板离层最大预测值为 13 mm, 锚杆应力最大预测约为 4 MPa。而在工作面推过监测断面后, 赋存深度 1 050 m 巷道的顶板离层和锚杆应力均出现激增现象, 顶板离层呈近直线增长趋势, 最大预测离层超过 80 mm, 表明此工况下, 巷道的结构发生改变导致顶板受力状态改变, 顶板变形迅速增加, 且变化速率较快, 有明显的破坏趋势。锚杆应力的预测结果表明, 由于顶板的变形导致锚杆所受拉力呈直线增长, 且直线斜率较大, 表明增长趋势显著, 锚杆应力最大值高达 15 MPa, 严重威胁顶板安全。

结合以上数据分析结果可知, 千米以浅巷道的稳定性相对较高, 其受开采扰动的影响明显小于赋存深度超千米巷道。因而, 赋存深度 700 m 巷道由于顶板离层及锚杆应力的影响相对较为微弱, 该深度巷道总体稳定性较高。赋存深度 850 m 巷道采用普通支护加上实时监测即能确保安全。而超千米巷道由于处于高地应力条件, 结构上微小的变化都将产生剧烈影响, 导致该深度条件下巷道的顶板变形及应力变化均较为剧烈, 严重威胁巷道稳定性, 进而对煤岩安全开采产生巨大影响, 因此赋存深度 1 050 m 巷道应及时进行巷道围岩的支护和修缮工作。

综合对比 3 个不同赋存深度的预测结果(见图 16)可知, 随着开采深度增加, 围岩所处应力环境产生变化, 煤岩巷道受开采扰动工程响应特征各有差异。相对于 700 m 赋存深度巷道, 850 m 赋存深度的顶板离层增加了近 50%, 而深度由 850 m 上升至 1 050 m, 顶板离层增大了近 5 倍。此现象表明超千

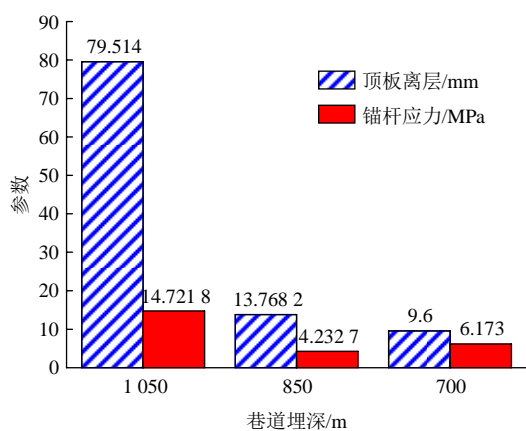


图 16 顶板离层及锚杆应力预测最大值随赋存深度的变化关系

Fig.16 Relationship between the depths with the predicted maximum roadway roof separation and bolt stress

米巷道受开采影响更为剧烈, 围岩顶层变形及应力增长趋势更为迅猛, 严重威胁巷道安全, 千米以浅深度受开采扰动作用, 巷道受力及变形均有所增长, 但整体增长趋势相对较为平缓。

6 结 论

本文采用 Data Mining 技术对平顶山矿区 700, 850 及 1 050 m 三个不同赋存深度采动煤岩巷道稳定性进行研究, 得到以下结论:

(1) 基于 Data Mining 技术, 采用回归模型和神经网络模型对顶板离层等数据进行分析, 得到不同赋存深度煤岩巷道顶板离层拟合公式, 并对拟合参量进行权重分析。分析发现, 随着赋存深度的增大, 距工作面距离 dis 及锚杆应力 σ_m 所占权重为原来的一半, 但仍对顶板离层变化影响最为明显。因而, 随赋存深度增加采动影响范围增大, 应扩展监测范围和加强锚杆应力监测力度确保巷道稳定。

(2) 对顶板离层及锚杆应力进行时序预测分析, 结果表明赋存深度 1 050 m 巷道顶板离层及锚杆应力随着工作面推进, 二者将出现激增现象, 呈线性增长趋势, 锚杆应力最大预测值达 15 MPa, 最大离层值为 80 mm, 相比于千米以浅赋存深度巷道, 增长趋势更为迅猛, 威胁巷道稳定性。

(3) 顶板离层及锚杆应力时序分析预测结果表明随着开采深度的增加, 煤岩巷道所受开采扰动响应愈来愈剧烈, 相对于千米以浅巷道, 千米以深巷道顶板变形为其 6~8 倍, 锚杆应力为其 2~3.5 倍, 因而, 应及时加强对超千米巷道开采过程中的稳定监测及巷道稳定控制工作。

参考文献(References):

- [1] IEA 国际能源署. 煤炭市场中期报告[R]. 巴黎: IEA 国际能源署, 2014.(IEA International Energy Agency. Interim report on the coal market[R]. Paris: IEA International Energy Agency, 2014.(in Chinese))
- [2] 谢和平, 高峰, 鞠杨. 深部岩体力学研究探索[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(11): 2 161 - 2 178.(XIE Heping, GAO Feng, JU Yang. Research and development of rock mechanics in deep ground engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(11): 2 161 - 2 178.(in Chinese))
- [3] 周宏伟, 谢和平, 左建平. 深部高地应力下岩石力学行为研究进展[J]. 力学进展, 2005, 35(1): 91 - 99.(ZHOU Hongwei, XIE Heping, ZUO Jianping. Developments in researches on mechanical behaviors of rocks under the condition of high ground pressure in the depths[J]. Advances in Mechanics, 2005, 35(1): 91 - 99.(in Chinese))
- [4] 作彦卿. 岩石孔隙率随地层深度变化规律研究[J]. 西安理工大学

- 学报, 2000, 16(1): 6 - 8.(WU Yanqing. Research on the law of porosity of rock with depth[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2000, 16(1): 6 - 8.(in Chinese))
- [5] 周宏伟, 谢和平, 左建平, 等. 赋存深度对岩石力学参数影响的实验研究[J]. 科学通报, 2010, (34): 3 276 - 3 284.(ZHOU Hongwei, XIE Heping, ZUO Jianping, et al. Experimental study of the effect of depth on mechanical parameters of rock[J]. Chinese Science Bulletin, 2010, (34): 3 276 - 3 284.(in Chinese))
- [6] VON KARMAN T. Festigkeitsversuche unter allseitigem Druck[J]. 1911, 55: 1 749 - 1 757.
- [7] PATERSON M S. Experimental deformation and faulting in wombeyan marble[J]. Geological Society of America Bulletin, 1958, 69(4): 465.
- [8] KIYOO M. Deformation and fracture of rocks under confining pressure(2): elasticity and plasticity of some rocks[J]. Earthquake Research Institute, University of Tokyo, 1965, 42: 349 - 379.
- [9] MALAN D F. Time-dependent behaviour of deep level tabular excavations in hard rock[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 1999, 32(2): 123 - 155.
- [10] WOOD A M M. Tunnels for roads and motorways[J]. Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology, 1972, 5(1/2): 111 - 126.
- [11] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 28 - 32.(FENG Xiating. Intelligent rock mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000: 28 - 32.(in Chinese))
- [12] 唐晓萍. 数据挖掘与知识发现综述[J]. 电脑开发与应用, 2002, 15(4): 31 - 32.(TANG Xiaoping. Summerrize of data mining(DM) and knowledge discovery database(KDD)[J]. Computer Development and Applications, 2002, 15(4): 31 - 32.(in Chinese))
- [13] 钟 晓, 马少平, 张 钺, 等. 数据挖掘综述[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(1): 48 - 55.(ZHONG Xiao, MA Shaoping, ZHANG Bo, et al. Data mining: a survey[J]. Pattern Recognition Artificial Intelligence, 2001, 14(1): 48 - 55.(in Chinese))
- [14] HE M, SOUSA L R E, MIRANDA T, et al. Rockburst laboratory tests database — Application of data mining techniques[J]. Engineering Geology, 2015, 185: 116 - 130.
- [15] 郭 立. 深部硬岩岩爆倾向性动态预测模型及其应用[博士学位论文][D]. 长沙: 中南大学, 2004.(GUO Li. Dynamic prediction model for rockburst tendency of deep hard rock and its application[Ph. D. Thesis][D]. Changsha: Central South University, 2004.(in Chinese))
- [16] 马平波, 冯夏庭, 张治强, 等. 基于数据挖掘的深部采场岩爆知识的自动获取[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2000, 21(6): 630 - 633.(MA Pingbo, FENG Xiating, ZHANG Zhiqiang, et al. Self-extraction of rockburst know ledge of mining at great depthusing data mining[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2000, 21(6): 630 - 633.(in Chinese))
- [17] 葛启发. 岩爆综合预测集成智能系统研究[博士学位论文][D]. 沈阳: 东北大学, 2006.(GE Qifa. Study of overall prediction of rockburst using integrated intelligent system[Ph. D. Thesis][D]. Shenyang: Northeastern University, 2006.(in Chinese))
- [18] 冯夏庭, 马平波. 基于数据挖掘的地下洞室围岩稳定性判别[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(3): 306 - 309.(FENG Xiating, MA Pingbo. Identifying stability of underground openings based on data mining[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2001, 20(3): 306 - 309.(in Chinese))
- [19] 郑钢鏢. 特厚煤层大断面煤巷顶板离层及锚固效应研究[博士学位论文][D]. 太原: 太原理工大学, 2006.(ZHENG Gangbiao. Study on the roof bedding separation and anchoring effect of extremely thick coal seam large section roadway[Ph. D. Thesis][D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2006.(in Chinese))
- [20] 孔 恒, 马念杰, 王梦恕, 等. 基于顶板离层监测的锚固巷道稳定性控制[J]. 中国安全科学学报, 2002, 12(3): 55 - 58.(KONG Heng, MA Nianjie, WANG Mengshu, et al. Controlled stability of rock bolting roadways based on roof abscission layer monitor[J]. China Safety Science Journal, 2002, 12(3): 55 - 58.(in Chinese))
- [21] 许家林, 钱鸣高. 岩层控制关键层理论的应用研究与实践[J]. 中国矿业, 2001, 10(6): 54 - 56.(XU Jialin, QIAN Minggao. Study and application of dominant stratum theory for control of strata movement[J]. China Mining Magazine, 2001, 10(6): 54 - 56.(in Chinese))
- [22] CHEN L D, SAKAGUCHI T, FROLICK M N. Data mining methods, applications, and tools[J]. Information Systems Management, 2000, 17(1): 65 - 70.
- [23] 吴载斌, 王斌会. 数据挖掘软件的介绍及其评价[J]. 计算机时代, 2002, (7): 3 - 4.(WU Zaibin, WANG Binhui. Introduction and evaluation of data mining software[J]. Computer Era, 2002, (7): 3 - 4.(in Chinese))
- [24] CABY E C. Data mining using SAS applications[M]. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 2003: 260 - 261.
- [25] 刘 严. 多元线性回归的数学模型[J]. 沈阳工程学院学报: 自然科学版, 2005, 1(增 1): 128 - 129.(LIU Yan. Mathematical model of multiple liner regression[J]. Journal of Shenyang Institute of Engineering: Natural Science, 2005, 1(Supp.1): 128 - 129.(in Chinese))
- [26] 肖庆华. 岩石力学与工程中的数据挖掘技术应用[博士学位论文][D]. 南京: 河海大学, 2004.(XIAO Qinghua. Application of data mining technology in rock mechanics and engineering[Ph. D. Thesis][D]. Nanjing: Hohai University, 2004.(in Chinese))
- [27] 徐春晖, 徐向东. 前馈型神经网络新学习算法的研究[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 1999, (3): 1 - 3.(XU Chunhui, XU Xiangdong. Research of new learning method of feed-forward neural network[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 1999, (3): 1 - 3.(in Chinese))
- [28] 朱永全, 张 清. 时间序列分析在隧道施工监测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 1996, 15(4): 353 - 359.(ZHU Yongquan, ZHANG Qing. Application of time series analysis method to measured displacement in tunneling[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1996, 15(4): 353 - 359.(in Chinese))
- [29] 万小明, 廖冬芽. 时序分析在地下洞室变形监测数据处理中的应用[J]. 水利技术监督, 2010, 18(1): 61 - 63.(WAN Xiaoming, LIAO Dongya. Application of time series analysis in data processing of deformation monitoring of underground cavern[J]. Technical Super Vision in Water Resources, 2010, 18(1): 61 - 63.(in Chinese))
- [30] 布罗克韦耳. 时间序列与预测[M]. 2版. 北京: 人民邮电出版社, 2009: 231 - 235.(BROCK Weil. Introduction to time series and forecasting[M]. Beijing: Posts and Telecom Press, 2009: 231 - 235.(in Chinese))