

doi:10.13301/j.cnki.ct.2023.11.030

# 基于时间分析法的煤矿瓦斯涌出量预测研究

牛红培

(濮阳职业技术学院, 河南 濮阳 457000)

**摘 要:** 以提升煤矿开采工作安全性为目的, 提出了基于时间分析法的煤矿瓦斯涌出量预测方法, 提升煤矿瓦斯涌出量预测效果。首先采用灰色理论、傅里叶级数、自回归模型阶数分别建立煤矿瓦斯涌出量时间序列的趋势项预测模型、周期项预测模型和随机项预测模型, 后对趋势项、周期项与随机项预测模型的结果进行加权融合, 得到瓦斯涌出量预测结果, 最后进行了仿真实验。结果表明: 该方法准确描述煤矿瓦斯涌出量的趋势、周期与随机性变化特点, 在不同煤层埋深与不同煤层倾角时, 该瓦斯涌出量预测的精度均较高。

**关键词:** 时间分析法; 煤矿瓦斯; 涌出量预测; 灰色理论; 傅里叶级数; 自回归模型

**中图分类号:** TD712.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-8725(2023)11-148-04

## Prediction of Coal Mine Gas Emission Based on Time Analysis Method

NIU Hongpei

(Puyang Vocational and Technical College, Puyang 457000, China)

**Abstract:** With the aim of improving the safety of coal mining work, a coal mine gas emission prediction method based on time analysis is proposed to improve the prediction effect of coal mine gas emission. First, the grey theory, Fourier series and the order of autoregressive model are respectively used to establish the trend item prediction model, periodic item prediction model and random item prediction model of the coal mine gas emission time series. Then, the results of the trend item, periodic item and random item prediction model are weighted and fused to obtain the gas emission prediction results. Finally, the simulation experiment is carried out. The results show that the method accurately describes the trend of coal mine gas emission, the characteristics of periodic and random changes indicate that the accuracy of gas emission prediction is relatively high at different coal seam burial depths and dip angles.

**Key words:** time analysis method; coal mine gas; emission prediction; grey theory; Fourier series; autoregressive model

### 0 引言

煤矿开采过程中, 导致安全事故发生的主要原因是瓦斯。瓦斯灾害既会增加公司的经济损失, 又会影响工作人员的生命安全。煤矿开采时, 瓦斯会从煤层进入开采空间内。瓦斯涌出量较大, 会出现瓦斯中毒与爆炸等安全事故。瓦斯涌出量直接体现了矿井的安全情况, 瓦斯涌出量预测精度的高低, 与工作人员的生命安全密不可分。为此, 研究科学有效的瓦斯涌出量预测方法, 对于指导煤矿安全生产非常重要。例如, 有学者利用正交设计方法进行瓦斯涌出量预测。但其需要大量有关煤矿附近环境与地质条件等有关数据, 预测过程复杂。有学者利用小波包分解重构瓦斯涌出量的时间序列, 具备较高的预测准确性。但该方法在训练过程中, 易于出现过拟合现象, 降低瓦斯涌出量预测效果。时间分析法是通过分析历史数据, 得到客观事物发展规律, 对

其未来的变化趋势进行预测的一种方法, 为此设计了基于时间分析法的煤矿瓦斯涌出量预测方法, 精准预测煤矿瓦斯涌出量。

### 1 煤矿瓦斯涌出量预测

利用时间分析法对煤矿瓦斯涌出量进行性预测, 预测模型

$$H(t) = w_G G(t) + w_P Q(t) + w_R R(t) \quad (1)$$

式中  $t$ ——煤矿瓦斯涌出量数据长度;

$G(t)$ ——煤矿瓦斯涌出量趋势项预测模型;

$Q(t)$ ——煤矿瓦斯涌出量周期项预测模型;

$R(t)$ ——煤矿瓦斯涌出量随机项预测模型;

$w_G, w_P, w_R$ —— $G(t), Q(t), R(t)$ 的权重。

#### 1.1 煤矿瓦斯涌出量趋势项预测

通过灰色理论的等维信息模型, 在历史煤矿瓦斯涌出量数据内, 提取煤矿瓦斯涌出量时间序列的趋势项, 建立煤矿瓦斯涌出量时间序列趋势项预测

模型。

(1)原始历史煤矿瓦斯涌出量数据序列为  $Y^{(0)}=[Y^{(0)}(1), Y^{(0)}(2) \cdots Y^{(0)}(n)]$ , 其中,  $Y^{(0)}$  中的序列数量是  $n$ ; 第  $k$  个历史煤矿瓦斯涌出量数据的非负序列是  $Y^{(0)}(k)$ 。

(2)对  $Y^{(0)}$  进行一次累加, 得到累加序列  $Y^{(1)}=[Y^{(1)}(1), Y^{(1)}(2) \cdots Y^{(1)}(n)]$ 。

(3)计算  $Y^{(1)}$  的紧邻均值生成序列  $Z^{(1)}$ ,  $Z^{(1)}$  的第  $k$  个序列为  $Z^{(1)}(k)$ 。

(4)按照灰色理论等维信息模型, 建立  $Z^{(1)}(k)$  的灰色微分方程

$$\frac{dY^{(1)}(k)}{dt} + aZ^{(1)}(k) = b \quad (2)$$

式中  $a, b$ ——待估参数, 利用最小二乘估计获取。

(5)灰色微分方程的时间响应序列

$$\hat{Y}^{(1)}(k+1) = \left( Y^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) \exp(-at) + \frac{b}{a} \quad (3)$$

(6)建立煤矿瓦斯涌出量趋势项预测模型

$$G(t) = \hat{Y}^{(1)}(k+1) - \hat{Y}^{(1)}(k) \quad (4)$$

式中  $\hat{Y}^{(1)}(k)$ ——第  $k$  个煤矿瓦斯涌出量的时间响应序列;

$\hat{Y}^{(1)}(k+1)$ ——第  $k+1$  个煤矿瓦斯涌出量的时间响应序列。

## 1.2 煤矿瓦斯涌出量周期项预测

利用傅里叶级数展开方式, 构建煤矿瓦斯涌出量时间序列周期项预测模型

$$Q(t) = \alpha_0 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m [\alpha_i \cos(2\pi it) + \beta_i \sin(2\pi it)] \quad (5)$$

式中  $m$ ——煤矿瓦斯涌出量数据内的谐波数;

$i$ ——谐波数编号;

$N$ ——周期数;

$\alpha_0, \alpha_i, \beta_i$ ——傅氏系数。

## 1.3 煤矿瓦斯涌出量随机项预测

利用自回归模型构建煤矿瓦斯涌出量时间序列随机项预测模型

$$R(t) = \phi_1 R(t-1) + \phi_2 R(t-2) \cdots \phi_p R(t-p) + \varepsilon_t \quad (6)$$

式中  $\phi_1, \phi_2 \cdots \phi_p$ ——随机项预测模型参数;

$p$ ——模型阶数;

$\varepsilon_t$ ——历史煤矿瓦斯涌出量数据内的白噪声序列, 代表全部瓦斯涌出量时间序列随机项预测的干扰因素。

煤矿瓦斯涌出量时间序列随机项预测模型构建的具体步骤如下:

步骤1 时间序列随机项预测模型的定阶, 通过最小信息准则(AIC), AIC 准则函数为

$$AIC(l) = \ln \delta^2(l) + 2l^2 \quad (7)$$

式中  $l$ ——时间序列随机项预测模型阶数;

$\delta^2$ —— $l=p$  时的残差方差。

在 AIC 准则下  $p$  的估计值为  $\bar{p}$

$$AIC(\bar{p}) = \min AIC(l) \quad (8)$$

步骤2 参数估计, 通过最小二乘法, 估计时间序列随机项预测模型参数, 以矩阵形式描绘获取:

时间序列随机项的预测结果集合

$$R' = -Y' \phi' + E \quad (9)$$

其中, 历史煤矿瓦斯涌出量数据集合  $Y' = \{Y_1, Y_2 \cdots Y_n\}$ ; 随机项预测模型参数集合  $\phi' = \{\phi_1, \phi_2 \cdots \phi_p\}$ ; 白噪声序列集合  $E = \{e_1, e_2 \cdots e_m\}$ 。

式中  $Y_n$ —— $n$  个历史煤矿瓦斯涌出量;

$e_m$ ——第  $m$  个白噪声序列。

估计  $\phi'$  的目标函数为

$$F(\phi') = \sum (Y_n + \phi_1 Y_{n-1} + \phi_2 Y_{n-2} \cdots \phi_p Y_{n-p})^2 \quad (10)$$

计算  $\hat{\phi}$  时, 令  $F(\hat{\phi}) = \min \{F(\phi')\}$ , 这时  $\phi'$  的最小二乘估计是  $\hat{\phi}$ , 即  $\hat{\phi} = \{\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2 \cdots \hat{\phi}_p\}$ 。

通过最小二乘法可获取  $\hat{\phi}$  和  $\delta^2$  的最小二乘估计, 将  $\delta^2$  代入式(7)确定时间序列随机项预测模型阶数; 在式(6)内代入  $\hat{\phi}$ , 式(6)转换为

$$R(t) = \hat{\phi}_1 R(t-1) + \hat{\phi}_2 R(t-2) \cdots \hat{\phi}_p R(t-p) + \varepsilon_t \quad (11)$$

由此, 完成随机项预测模型的构建。

## 2 实验结果分析

以 2020 年 8 月 15—30 日的实际瓦斯涌出量的相关数据为实验数据, 利用本文方法对该煤矿未来 10 d 的煤矿瓦斯涌出量进行预测, 验证本文方法瓦斯涌出量预测的可行性。该煤矿 2020 年 8 月 15—30 日的实际瓦斯涌出量数据如表 1 所示。

表 1 实际瓦斯涌出量数据表(2020 年 8 月 15—30 日)

日期	工作面采出率	开采强度/t·d <sup>-1</sup>	瓦斯涌出量/m <sup>3</sup> ·min <sup>-1</sup>	日期	工作面采出率	开采强度/t·d <sup>-1</sup>	瓦斯涌出量/m <sup>3</sup> ·min <sup>-1</sup>
15	0.796	3 567	19.68	23	0.931	2 098	10.24
16	0.784	3 523	19.12	24	0.942	1 936	8.82
17	0.815	3 249	18.38	25	0.961	2 087	9.96
18	0.823	3 198	17.91	26	0.952	1 862	8.77
19	0.814	2 436	16.98	27	0.845	2 215	11.98
20	0.896	2 399	12.74	28	0.853	2 289	12.31
21	0.923	2 107	10.84	29	0.935	2 101	10.48
22	0.953	1 989	9.85	30	0.932	2 189	10.93

利用本文方法依据表1的历史瓦斯涌出量数据,对该煤矿未来10 d的瓦斯涌出量时间序列趋势项进行预测,预测结果如图1所示。

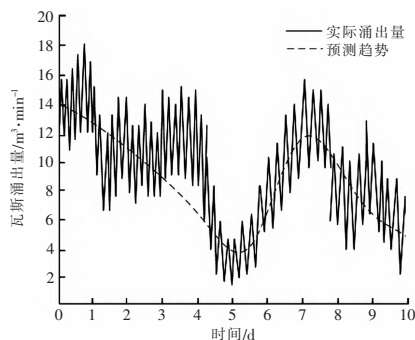


图1 瓦斯涌出量的趋势序列预测结果图

分析图1可知,本文方法可有效预测瓦斯涌出量时间序列的趋势项,本文方法预测的趋势与实际涌出量的整体变化趋势非常接近。实验证明:本文方法可精准预测瓦斯涌出量时间序列的趋势项,但该预测结果仅能呈现瓦斯涌出量的变化趋势,为此,还需进一步对瓦斯涌出量时间序列的周期项进行预测。不同傅里叶级数时,本文方法预测瓦斯涌出量的周期序列如图2所示。

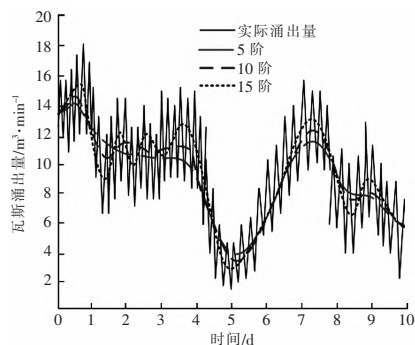


图2 不同傅里叶级数时瓦斯涌出量周期序列预测结果图

分析图2可知,傅里叶级数越大,本文方法预测的瓦斯涌出量周期序列越能反应瓦斯涌出量的变化规律,为此,傅里叶级数选择15阶最佳,此时瓦斯涌出量周期序列预测效果最佳。

利用本文方法确定自回归模型阶数,并对瓦斯涌出量时间序列的随机项进行预测,自回归模型阶数确定结果与随机项预测结果如图3、图4所示。

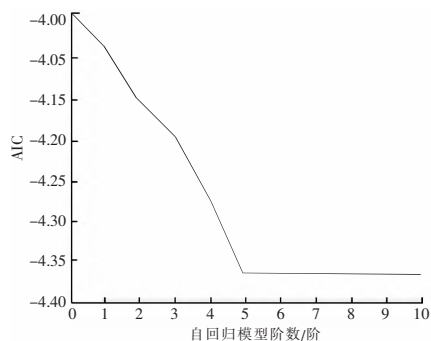


图3 自回归模型阶数确定结果图

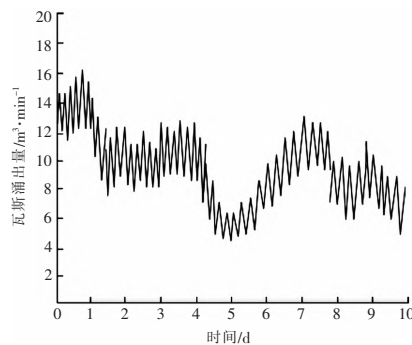


图4 瓦斯涌出量时间序列的随机项预测结果图

分析图3可知,随着自回归模型阶数的增长,AIC值不断下降,当自回归模型阶数为5时,AIC值降至最低,并趋于稳定,为此,在进行瓦斯涌出量时间序列的随机项预测过程中,自回归模型阶数选择5阶最佳。

分析图4可知,预测结果与实际瓦斯涌出量差距大,为此利用本文方法对趋势项、周期项与随机项预测结果进行融合,瓦斯涌出量预测结果如图5所示。

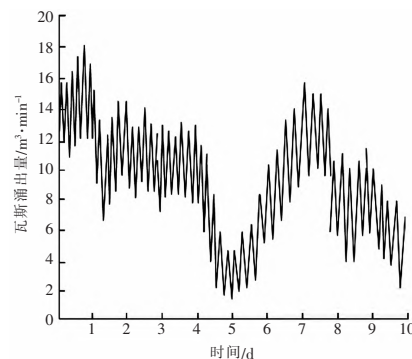


图5 瓦斯涌出量预测结果图

结合图1中的实际涌出量,分析图5可知,本文方法的预测结果与实际结果仅有微小的差别,瓦斯涌出量预测精度高。利用可决系数衡量本文方法瓦斯涌出量的预测精度,可决系数越接近1,说明本文方法预测精度越高,分析本文方法在不同煤层埋深与煤层倾角时,本文方法瓦斯涌出量预测的可决系数,分析结果如图6所示。

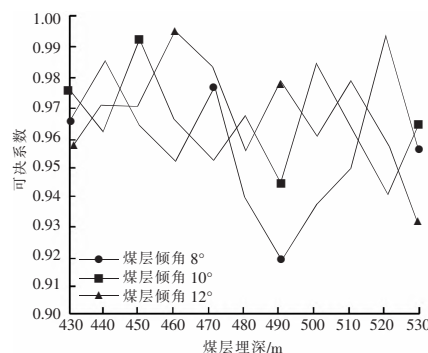


图6 瓦斯涌出量预测的可决系数分析结果图

分析图6可知,在不同煤层埋深与不同煤层倾角时,本文方法均可有效预测瓦斯涌出量,煤层倾角为 $8^{\circ}$ ,煤层埋深为490 m时,可决系数最低,在0.92左右;煤层倾角为 $10^{\circ}$ ,煤层埋深为520 m时,可决系数最低,在0.94左右;煤层倾角为 $12^{\circ}$ ,煤层埋深为530 m时,可决系数最低,在0.93左右;不同煤层埋深与不同煤层倾角时的最低可决系数均与1较为接近。实验证明:不同煤层埋深与不同煤层倾角时,本文方法预测煤矿瓦斯涌出量的可决系数较高,即预测精度较高。

### 3 结语

每年都会发生多起因煤矿瓦斯涌出导致的安全事故,威胁着工作人员的生命安全。为此,研究基于时间分析法的煤矿瓦斯涌出量预测方法,精准预测瓦斯涌出量,根据瓦斯涌出量,制定合理的煤矿通风策略,提升煤矿开采安全,为瓦斯涌出量预测研究提供新的参考方向。

### 参考文献:

- [1]许汝杭,王海洋,柯善剑,等.多煤层高瓦斯隧道爆破后瓦斯异常涌出量预测模型分析[J].现代隧道技术,2021,58(S1):458-463.
- [2]吴奉亮,霍源,高佳南.基于随机森林回归的煤矿瓦斯涌出量预测方法[J].工矿自动化,2021,47(8):102-107.
- [3]陈茜,黄连兵.基于LASSO-LARS的回采工作面瓦斯涌出量预测研究[J].煤炭科学技术,2022,50(7):171-176.
- [4]贾进章,柯丁琳,陈怡诺.基于正交试验-多元回归的煤矿瓦斯涌出量预测[J].安全与环境学报,2021,21(5):2037-2044.
- [5]肖鹏,谢行俊,双海清,等.小波-极限学习机在瓦斯涌出量时变序列预测中的应用[J].西安科技大学学报,2020,40(5):839-845.
- [6]李霞.基于连续密度隐马尔可夫的时间序列分类算法[J].计算机仿真,2021,38(1):291-294.
- [7]黄铭,孙林夫,任春华,等.改进KNN的时间序列分析方法[J].计算机科学,2021,48(6):71-78.
- [8]任海峰,严由吉,吴青海.基于SAPSO-ELM的瓦斯涌出量分源预测及应用[J].煤田地质与勘探,2021,49(2):102-109.

作者简介:牛红培(1987-),河南安阳人,讲师,主要研究方向:土木工程,电子信箱:niuhongpei@163.com.

责任编辑:李富文 收稿日期:2023-02-17