

文章编号:0253-9993(2006)04-0461-05

上隅角瓦斯浓度动态预测模型的研究及应用

吕 品^{1,2}, 马云歌², 周心权¹

(1. 中国矿业大学(北京)资源与安全工程学院, 北京 100083; 2. 安徽理工大学资源开发与管理工程系, 安徽 淮南 232001)

摘 要: 通过对采煤工作面上隅角瓦斯浓度影响因素的研究, 认为上隅角瓦斯浓度的变化受诸多因素的影响和制约, 因素与因素之间的作用关系很难确定, 无法用解析函数来描述其变化规律。因此, 应用灰色系统控制理论建立了相应的动态预测分析模型, 该模型在实际应用过程中能较好地反映采煤工作面上隅角瓦斯的变化规律。

关键词: 上隅角瓦斯; 动态预测模型; 灰色系统

中图分类号: TD712 **文献标识码:** A

Research and application on dynamic forecasting model of gas consistence in top corner

LÜ Pin^{1,2}, MA Yun-ge², ZHOU Xin-quan¹

(1. School of Resource and Safety Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 2. Department of Resource Exploration and Management Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: The influence factors in the excavate coal face top corner corner's gas consistence were analyzed, and authors consider that the change of top corner gas consistence is affected and restricted by many factors, it is difficult to describe its variety rule. The control system of the top corner gas is full of gray phenomenal gray system, and the corresponding dynamic forecasting and analyzing model was built by applying gray control theory. The model can preferable reflect the variable rules of the top corner gas in the practice.

Key words: top corner gas; dynamic forecasting model; gray system

在高瓦斯煤矿开采过程中, 采煤工作面上隅角瓦斯浓度的超限给煤矿安全生产带来严重的事故隐患, 如何预测采煤工作面上隅角瓦斯浓度, 控制瓦斯浓度的超限, 一直是煤矿瓦斯灾害治理的重点和难点。

采煤工作面在回采过程中, 上隅角瓦斯浓度的变化受诸多因素的影响和制约, 如煤层瓦斯涌出量、工作面风量、采空区瓦斯逸出量、煤层瓦斯抽放量、工作面煤炭产量以及采空区管理方式等等。因此, 上隅角瓦斯浓度控制系统是一个多变量系统^[1,2], 其特征方程一般是高阶的, 很难用一般的解析式来定量描述上隅角瓦斯浓度的变化与各影响因素之间复杂的函数关系。高阶系统行为轨迹, 目前找不到解析函数作为行为动态模型。所以, 上隅角瓦斯浓度变化规律的确定是非常困难的。就目前的认识能力和知识水平而言, 确定这一变化规律的信息不完全, 并且, 无论通过何种手段, 往往都无法获得全部的信息。一切决策都是在部分信息已知和部分信息未知的情况下作出的, 所以, 上隅角瓦斯控制系统是个充满灰现象的系统, 或者说是个灰度很大的灰系统。

收稿日期: 2005-07-15

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(50134040)

作者简介: 吕 品(1963-), 男, 安徽来安人, 副教授, 博士研究生, Tel: 0554-6668533, E-mail: maqun610@163.com

通过研究发现,采用灰色控制系统理论的灰系统的建模、预测技术手段^[3],对工作面上隅角瓦斯浓度变化规律进行建模分析,并以 GM 模型为基础来建立动态模型,能很好地解决这一难题,以避免求解高阶微分方程带来的困难.同时应用此动态预测模型能较好地预测上隅角瓦斯浓度的变化趋势,从而达到预测、控制上隅角瓦斯浓度变化的目的,预防工作面瓦斯事故的发生.

1 灰色控制系统理论

灰色理论基于关联空间、光滑离散函数等概念^[4],定义了灰导数和灰微分方程,进而用离散数据列建立了微分方程型的动态模型,其将随机量当作在一定范围内变化的灰色量,将随机过程当作在一定幅区、一定时区变化的灰色过程.

1.1 GM(1, 1) 模型的建立

GM(1, 1) 是 1 阶 1 个变量的灰色模型,其灰微分方程为

$$d^{(1)}(k) + aX^{(1)}(k) = u \quad (k = 1, 2, \dots, n),$$

式中, a, u 为常数; $d^{(1)}(k)$ 为灰导数, $d^{(1)}(k) = x^{(0)}(k)$; $X^{(1)}(k)$ 为白化背景值, $X^{(1)}(k) = Z^{(1)}(k)$, $Z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$.

GM(1, 1) 灰微分方程的白化方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + a \otimes x^{(1)} = u, \text{ 且 } \otimes x^{(1)} = x^{(1)}.$$

设原始数据序列为 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$, 对 $x^{(0)}$ 作 AGO 生成, 有 $x^{(1)} = \text{AGO}x^{(0)}$, $x^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x^{(0)}(m)$ ($k = 1, 2, \dots, n$), 对 GM(1, 1) 模型 $x^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = u$ ($k = 1, 2, \dots, n$) 的参数 a, u 算式辨识, 有

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y}_N,$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.5(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -0.5(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -0.5(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{Y}_N = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}.$$

则 GM(1, 1) 模型灰微分方程的白化方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u.$$

具有的响应式为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] e^{-ak} + \frac{u}{a}, \hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k). \quad (1)$$

模型中求出的常数 a 为发展系数, 它反映了 $\hat{x}^{(1)}$ 及 $\hat{x}^{(0)}$ 的发展态势; u 为灰作用量, 其大小反映数据的变化关系, 在系统中相当于作用量.

1.2 GM(1, N) 模型的建立

GM(1, N) 是 1 阶 N 个变量的灰色模型, 其灰差分方程形式为

$$x_1^{(0)}(k) + aZ_1^{(1)}(k) = \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k).$$

其影子方程为

$$\frac{dx_1^{(1)}(k)}{dk} + ax_1^{(1)}(k) = \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}.$$

GM(1, N) 灰差分方程满足

$$x_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(n)) \quad (i = 1, 2, \dots, N),$$

$$x_i^{(1)} = (x_i^{(1)}(1), x_i^{(1)}(2), \dots, x_i^{(1)}(n)) \quad (i = 1, 2, \dots, N),$$

$$x_i^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x_i^{(0)}(m),$$

$$z_1^{(1)} = (z_1^{(1)}(2), z_1^{(1)}(3), \dots, z_1^{(1)}(n)), z_1^{(1)}(k) = 0.5x_1^{(1)}(k) + 0.5x_1^{(1)}(k-1),$$

便有

$$\hat{a} = [a, b_2, b_3, \dots, b_N]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_N,$$

式中, a 为 GM(1, N) 的发展系数, 称 b_i ($i=2, 3, \dots, N$) 为 GM(1, N) 的协调系数;

$$B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2), x_1^{(1)}(2), \dots, x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3), x_1^{(1)}(3), \dots, x_N^{(1)}(3) \\ \vdots \\ -z_1^{(1)}(n), x_1^{(1)}(n), \dots, x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix}, Y_N = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(n) \end{bmatrix}.$$

由以上建模过程可知, GM(1, 1) 模型常作为预测模型, 即只要有一个变量的 GM 模型, 并对这个变量的发展变化进行分析和预测. GM(1, N) 模型常作为状态模型, 因为它可以反映 $N-1$ 个变量对于某一变量一阶导数的影响.

2 工作面上隅角瓦斯浓度动态模型的建立及应用

2.1 采煤工作面上隅角瓦斯浓度预测模型的建立

某矿 -610 m A₁ 工作面上隅角瓦斯浓度实测数据见表 1, 从 2004-10-21 开始采集数据, 每隔 5 d 采集 1 次, 共采集 12 组. 数据按等时距进行采集, 时距的长短要按预测目的和要求而定^[5,6]. 利用表 1 中 1~7 组数据建立 GM(1, 1) 模型, 对 -610 m A₁ 工作面上隅角瓦斯浓度进行预测, 并与表 1 中实测的 8~10 组数据进行对比分析. 其建模过程如下.

原始数据序列 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(7)) = (0.53, 0.54, 0.62, 0.60, 0.68, 0.65, 0.70)$, 有 $x^{(1)} = AGOx^{(0)} = (0.53, 1.07, 1.69, 2.29, 2.97, 3.62, 4.32)$.

由 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N$ 辨识式求得 $a = -0.0433$, $u = 0.5301$. 得预测模型为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 12.7725e^{0.0433k} - 12.2425. \tag{2}$$

对所得的预测模型进行精度灰差分析检验. 根据式 (2) 预测模型求得的预测值, 利用式 (1), 并取 $\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1) = 0.53$, 求得还原序列 $\hat{x}^{(0)}(k)$, 并与实测值进行比较, 见表 2.

由表 2 可以看出, 所得预测模型的残差和相对误差均满足精度要求.

由式 (2) 对 $k = 8, 9, 10$ 进行预测计算, 得 11 月 25 日、11 月 30 日、12 月 5 日上隅角瓦斯浓度分别为 0.7329%, 0.7653%, 0.7992%; 而实测值分别为 0.68%, 0.60%, 0.65%, 其残差分别为 -0.0529, -0.1653, -0.1492. 可

表 1 原始数据序列

Table 1 Original data series

时间	序号	瓦斯浓度 $x^{(0)}(k)/\%$	时间	序号	瓦斯浓度 $x^{(0)}(k)/\%$
10月21日	1	0.53	11月20日	7	0.70
10月26日	2	0.54	11月25日	8	0.68
10月31日	3	0.62	11月30日	9	0.60
11月5日	4	0.60	12月5日	10	0.65
11月10日	5	0.68	12月15日	11	0.71
11月15日	6	0.65	12月20日	12	0.68

表 2 原始数据残差检验

Table 2 Original data residual proof-test

时间	k	$x^{(0)}(k)$	$\hat{x}^{(0)}(k)$	残差 $\varepsilon_{(k)}^{(0)}$	相对误差 $\varepsilon/\%$
10月20日	1	0.53	0.5300	0	0
10月25日	2	0.54	0.5652	-0.0252	-4.46
10月30日	3	0.62	0.5902	0.0298	5.05
11月5日	4	0.60	0.6163	-0.0163	-2.65
11月10日	5	0.68	0.6436	0.0364	5.66
11月15日	6	0.65	0.6721	-0.0221	3.29
11月20日	7	0.70	0.7018	-0.0018	-0.26

注: 残差 $\varepsilon_{(k)}^{(0)} = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$; 相对误差 $\varepsilon = \varepsilon_{(k)}^{(0)} / \hat{x}^{(0)}(k)$.

以看出,第1组数据预测精度较高,第2、第3组预测精度并不十分理想,所以为保证预测精度要求,不能将式(2)作为唯一不变的预测模型对任意时间序列进行预测.因为采煤工作面上隅角瓦斯浓度受诸多因素的影响,是一个动态的非线性的变化过程,必须将采集到的新信息时时加入运算,才能反映系统变化的最新动态,并且只预测下一个相邻的时间序列值.但随着时间的推移,不断的补充信息, $x^{(0)}$ 的数据会越来越多,相应的计算工作量会无限增大.为解决这一问题,可采用等维信息模型法进行建模^[7,8],即每增加一组信息数据,同时就去掉一组老信息数据,始终保持 $x^{(0)}$ 数据维数不变,这不仅减少了计算的工作量,同时也提高了预测的精度.其具体的建模过程:取 $k=2\sim 8$ 时,求得 $a=-0.0247$, $u=0.5944$, $\hat{x}^{(1)}(k+1)=24.6048e^{0.0247k}-24.0648$;取 $k=3\sim 9$ 时,求得 $a=-0.0021$, $u=0.6463$, $\hat{x}^{(1)}(k+1)=308.3819e^{0.0021k}-307.7619$.依次类推,可以求出 $k=4\sim 10$ 和 $k=5\sim 11$ 时等的预测模型.

随着时间的推移,信息的不断加入可以建立一群预测模型,以上只求了4组预测模型,所以预测模型随时间的变化而变化.以上预测模型都经过精度灰差分析检验,均满足精度要求.整个过程预测值和实测值的对比曲线如图1所示.每一组预测模型的预测值与实测值对比见表3,由表3可以看出,预测结果完全满足实际应用要求.

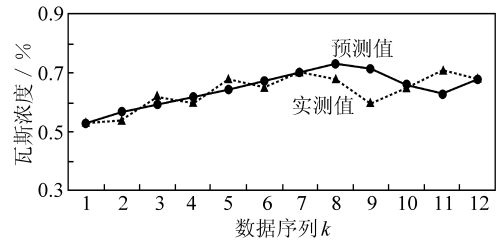


图1 预测值与实测值的对比曲线

Fig. 1 The comparable curves of forecasting and practical value

表3 预测模型的预测值与实测值的对比分析

Table 3 The comparable analysis between forecasting value of forecasting and practical model

k	a	u	预测模型	预测值	实测值	残差 $\varepsilon_k^{(0)}$
8	-0.043 3	0.530 1	$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 12.772 5e^{0.043 3k} - 12.242 5$	0.732 9	0.68	-0.05
9	-0.024 7	0.594 4	$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 24.604 8e^{0.024 7k} - 24.064 8$	0.713 6	0.60	-0.11
10	-0.002 1	0.646 3	$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 308.381 9e^{0.002 1k} - 307.761 9$	0.656 5	0.65	-0.01
11	0.013 8	0.695 9	$\hat{x}^{(1)}(k+1) = -49.825 7e^{-0.000 9k} + 50.427 5$	0.628 6	0.71	0.08
12	-0.003 1	0.656 8	$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 212.551 0e^{0.003 1k} - 211.871 0$	0.672 3	0.68	0.01

2.2 采煤工作面上隅角瓦斯浓度态势预测模型的建立

某矿-610 m A₁工作面,经灰色关联度分析选取工作面风量和瓦斯涌出量为上隅角瓦斯浓度影响因素的主要变量,实测数据见表4.

表4 实测数据序列

Table 4 Tested data series

因素	10月21日	10月26日	10月31日	11月5日	11月10日	11月15日	11月20日	11月25日
	1组	2组	3组	4组	5组	6组	7组	8组
瓦斯浓度 $x_1^{(0)}(k)/\%$	0.53	0.54	0.62	0.60	0.68	0.65	0.70	0.68
工作面风量/ $m^3 \cdot s^{-1}$	628	554	581	592	652	674	736	710
工作面瓦斯涌出量/ $m^3 \cdot min^{-1}$	0.94	0.94	0.94	1.02	1.13	1.26	1.26	1.20

利用表4中1~7组数据建立GM(1,3)预测模型,对-610 m A₁工作面上隅角瓦斯浓度进行预测,并与表4中实测的第8组数据进行对比分析.其建模过程如下(求解过程略):求得GM(1,3)的发展系数 $a=1.3299$,协调系数 $b_2=0.0014$, $b_3=-0.0328$.预测模型为

$$\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = [x_1^{(1)}(1) - 0.001 1x_2^{(1)}(k+1) + 0.024 66x_3^{(1)}(k+1)] e^{-1.3299k} + 0.001 1x_2^{(1)}(k+1) - 0.024 66x_3^{(1)}(k+1). \quad (3)$$

对所得的预测模型进行精度灰差分析检验. 根据预测模型式(3)求得的预测值,利用式(1)并取 $\hat{x}_1^{(0)} = x_1^{(0)}(1) = 0.53$,求得还原序列 $\hat{x}_1^{(0)}(k)$ 与实测值的比较,见表5.由表5计算结果可看出,所得预测模型的残差和相对误差均满足精度要求.

由求得的 b_2, b_3 可知,工作面风量的变化对工作面上隅角瓦斯的影响大于工作面瓦斯涌出量的影响.当 $k=8$ 时, -610 m A_1 工作面风量和瓦斯涌出量都发生变化后,由式(3)预测 -610 m

A_1 工作面上隅角瓦斯浓度为 $0.732\ 3\%$,与实测值 0.68% 相比,其残差为 $-0.052\ 3$,完全满足预测精度要求.同时与式(2)模型预测的值 $0.732\ 9\%$ 相比,结果完全一致,说明两预测模型有较好的偶合性,真实反映了工作面上隅角瓦斯的变化规律.但两预测模型在应用上有一定的区别,式(2)主要用于工作面上隅角瓦斯浓度变化趋势的动态预测,监控其瓦斯浓度的变化范围;而式(3)主要用于分析工作面风量和瓦斯涌出量的变化对工作面上隅角瓦斯浓度的影响.

3 结 论

(1) 由灰色控制理论建立的动态预测模型,经实际应用分析表明,它完全能够反映工作面上隅角瓦斯浓度的变化规律.

(2) 工作面上隅角瓦斯动态预测模型,不仅可以预测上隅角瓦斯浓度的变化趋势及大小,而且还可以预测系统内主要因素变化对上隅角瓦斯浓度产生的影响.

(3) 建立的等维动态预测模型所需的原始数据较少,一般大于四维就能满足建模要求,所以非常有利于现场和现有的监测监控系统联合应用.

(4) 在只考虑工作面风量和瓦斯涌出量对工作面上隅角瓦斯的影响时,通过建模分析可知,工作面风量的变化对工作面上隅角瓦斯的影响大于工作面瓦斯涌出量的影响.

参考文献:

- [1] 刘见中. 上隅角瓦斯浓度预测及其处理方法的优选 [J]. 煤炭科学技术, 2004, 32 (2): 7~10.
- [2] 赵耀江, 扬丽江, 周文清. 灰色预测在安全生产中的应用 [J]. 太原理工大学学报, 1997, 28 (4): 92~95.
- [3] 邓聚龙. 灰色预测与决策 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1998.
- [4] 邓聚龙. 灰色理论基础 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [5] 胡 斌, 曾学贵. 不等时距灰色预测模型 [J]. 北方交通大学学报, 1998, 22 (1): 34~37.
- [6] 张 超, 陆愈实, 章 博, 等. GM (1, N) 模型在城市道路交通噪声预测中的精度分析 [J]. 中国安全生产科学技术, 2005, 1 (2): 67~70.
- [7] 邓聚龙. 灰色控制系统 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997.
- [8] 刘思峰, 国天榜, 党耀国. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学技术出版社, 1999.

表5 原始数据残差检验

Table 5 Original data residual proof-test

时 间	k	$x_1^{(0)}(k)$	$\hat{x}_1^{(0)}(k)$	残差 $\varepsilon_k^{(0)}$	相对误差 $\varepsilon/\%$
10月20日	1	0.53	0.530 0	0	0
10月25日	2	0.54	0.532 4	0.007 6	1.43
10月30日	3	0.62	0.713 6	-0.093 6	-1.31
11月5日	4	0.60	0.683 4	-0.083 4	-1.22
11月10日	5	0.68	0.712 8	-0.032 8	-4.60
11月15日	6	0.65	0.718 9	-0.068 9	-9.58
11月20日	7	0.70	0.706 1	-0.006 1	-0.86