

基于灰色自记忆原理的煤矿瓦斯浓度预测

黄东, 谢学斌, 黄晓阳, 王伟

中南大学资源与安全工程学院, 长沙 410083

摘要 井下瓦斯浓度预测是预防煤矿瓦斯事故的重要环节和基础工作。以预测煤矿瓦斯浓度为研究目的, 采用灰色系统理论与自记忆原理相结合的方法, 将灰色系统理论导出的煤矿瓦斯浓度变化微分方程代入由自记忆原理推导的离散形式自记忆方程, 利用最小二乘法求得记忆系数, 建立了煤矿瓦斯浓度预测的灰色自记忆模型。结合李雅庄煤矿 304 综采面瓦斯浓度实测值, 由试算法确定最优回溯阶 $p=7$, 建立瓦斯浓度预测灰色自记忆模型, 并与 $G(1, 1)$ 模型进行对比分析。研究表明, 灰色自记忆模型综合了灰色系统理论和自记忆原理的优越性, 能够准确拟合与预测出井下瓦斯浓度变化的总体趋势与波动细节, 有较好的工程适应性和较高的预测精度, 为井下瓦斯浓度预测提供新的途径。

关键词 瓦斯浓度; 灰色自记忆; 自记忆原理; 动态预测

中图分类号 TD712

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)17-0058-05

Forecasting Method of Coalmine Gas Concentration Based on Grey Self-memorization Theory

HUANG Dong, XIE Xuebin, HUANG Xiaoyang, WANG Wei

School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract Prediction of the coalmine gas concentration is an important part and the fundamental task of gas accident prevention in coalmine. In order to predict the coalmine gas concentration, the grey self-memorization model is established by combining the grey system theory with the self-memorization theory. Substituting the differential equation deduced from the grey system theory into the discrete self-memorization equation, the memorization coefficient of the grey self-memorization model for the coalmine gas concentration is calculated by the least-squares method. The model is applied to predict the gas concentration at the 304 comprehensive mining coal face in Liyazhuang coal mine and the result is compared with that of the grey $G(1, 1)$ model. The optimal awkward moment of the grey self-memorization model is determined to be seven through trial methods. The research results show that the grey self-memorization model can combine the merits of the self-memorization theory and the grey system theory, to predict the overall trend and the fluctuation of coalmine gas concentration. The proposed method enjoys a good accuracy in forecasting various engineering events, especially, as a new approach to predict the coalmine gas concentration.

Keywords gas concentration; grey self-memorization; self-memorization theory; dynamic prediction

0 引言

瓦斯是危害煤矿安全生产的重要因素之一, 对井下瓦斯浓度预测的结果直接关系到煤矿调度、煤矿生产计划及矿工的生命安全^[1]。当前, 主要采用瓦斯浓度监测系统对井下瓦斯

浓度进行监测, 该方法只能进行实时的浓度量测, 不能预测未来时刻的瓦斯浓度, 对瓦斯灾害的预报存在时间滞后性。

准确预测瓦斯浓度是煤矿安全信息处理面临的重大问题。井下瓦斯浓度受地质构造、煤层厚度、煤体结构、埋藏深

收稿日期: 2010-04-01; 修回日期: 2010-08-18

作者简介: 黄东, 硕士研究生, 研究方向为岩土工程勘察及设计, 电子信箱: huangdong112233@163.com; 谢学斌(通信作者), 教授, 研究方向为岩土工程数值模拟和岩土灾害防治, 电子信箱: xuebinxie@163.com

度等自然因素和工作面风量、煤层瓦斯抽放量、工作面煤炭产量等人为因素的影响^[2],是一个开放、耗散、随时间动态发展变化的复杂系统,很难用解析函数进行定量描述。吕品等^[3]应用灰色系统理论建立动态预测分析模型,对上隅角瓦斯浓度进行预测;程健等^[4]运用改进的时间序列分析法,王其军等^[5]运用免疫神经网络模型,对煤矿瓦斯浓度预测进行了分析与研究。在瓦斯浓度预测模型的应用研究中,这些方法各有其实用性和优点,但也存在一些不足。比如, $G(1,1)$ 模型本质上是一个指数模型,而瓦斯浓度的时间序列常常不具有指数规律^[6];神经网络模型建模时,具有较大的主观性,难以适应各种不同工程实际^[7];时间序列分析法主要突出时间因素在预测中的作用,不能考虑外界因素对系统产生的影响^[8]。

曹鸿兴^[9]在反演建模的基础上提出了动力系统自记忆原理。该原理从系统动力模式出发,引入包含多个历史观测数据的记忆函数,运用分部积分和中值定理得到一个差分-积分方程,求解得到具有一定自身记忆性的预测模型。动力系统自记忆原理是预测科学中确定论与随机论的融合在数学上的实现,能够有效反映数据序列的发展趋势,在气象、水文及经济等领域有较广泛的应用,但研究表明,该模型的拟合与预测结果存在一定的相位滞后现象^[9-11]。

灰色系统理论在计算时对原始数据进行的累加运算有效消除了系统数据的随机性;动力系统自记忆模型的自身记忆性揭示了系统的内在发展规律,能够体现系统自身前后的承续关系,模拟预测出系统的波动变化情况。基于组合预测的思想,本文将灰色系统理论与自记忆模型相结合,将灰色系统理论反演出的灰色微分方程作为动力系统自记忆原理的动力核,推导出灰色自记忆瓦斯浓度预测模型。经实例验证,该模型具有良好的适用性和较高的拟合与预测精度,为煤矿瓦斯浓度动态预测提供了一条新的途径。

1 灰色自记忆原理与建模

1.1 灰色系统理论

瓦斯浓度变化情况是一个部分信息已知、部分信息未知的灰色系统。邓聚龙^[12]提出的灰色系统理论对灰色系统的信息预测有较好的准确性。文献^[12]介绍了灰色系统理论中最常用的模型—— $G(1,1)$ 模型的建模方法。

设有原始瓦斯浓度观测数据序列 $x^{(0)}=(x^{(0)}(1),x^{(0)}(2),\dots,x^{(0)}(n))$,对 $x^{(0)}$ 序列做一次累加后得到 1-AGO 序列,即

$$x^{(1)}=(x^{(1)}(1),x^{(1)}(2),\dots,x^{(1)}(n)) \quad (1)$$

式中, $x^{(1)}(k)=\sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=1,2,\dots,n$ 。

建立瓦斯浓度随时间变化的一阶微分方程

$$\frac{dx^{(1)}}{dt}+ax^{(1)}=b \quad (2)$$

其中, a, b 为灰参数,可由最小二乘估计求得

$$(a, b)^T=(B^T B)^{-1} B^T Q \quad (3)$$

式中,

$$Q=\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad B=\begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1)+x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2)+x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1)+x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

求解式(2)得

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=(x^{(1)}(0)-\frac{b}{a})e^{-ak}+\frac{b}{a} \quad (4)$$

其中, $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 为 1-AGO 序列值的预测值, $k=1,2,\dots,n$ 。

再进行累减还原

$$\hat{x}^{(0)}(k)=\hat{x}^{(1)}(k+1)-\hat{x}^{(1)}(k) \quad (5)$$

其中, $\hat{x}^{(0)}(k)$ 为瓦斯浓度预测值, $k=1,2,\dots,n$ 。并令 $\hat{x}^{(0)}(0)=0$ 。

由式(5)可得瓦斯浓度的灰色系统预测值,但由于瓦斯浓度有一定的随机波动性,采用灰色系统模型拟合的预测精度不高。

1.2 自记忆原理与灰色自记忆建模

井下瓦斯浓度受各种内在、外在因素的影响,是一个复杂的非线性动力系统。基于物理运动不可逆性提出的动力系统自记忆原理,强调系统状态自身前后的承续关系及其演变规律,能够较好地模拟具有一定内在规律又存在随机波动的复杂系统。

设瓦斯浓度预测系统中有时间集合 $T=\{t_{-p},t_{-p+1},t_{-p+2},\dots,t_{-1},t_0,t\}$,其中 $t_{-p},t_{-p+1},t_{-p+2},\dots,t_{-1}$ 为历史观测时刻, t_0 为当前时刻, t 为未来预报时刻, p 为回溯阶数。空间集合 $R=\{r_\alpha,\dots,r_i,\dots,r_\beta\}$,其中 r_α,r_i,r_β 为空间集合中任意的空间点, r_i 为被考查的空间点。考虑空间中固定的某一点,系统演化的微分方程可写为^[11,13]

$$\frac{\partial x}{\partial t}=F(x, \lambda, t) \quad (6)$$

式中, x 为变量, λ 为参数, t 为时间。设所讨论的变量和函数皆连续、可微、可导,定义记忆函数为 $\beta(t)$,取时间采样间隔为 Δt ,对式(6)在区间 $[t_{-p},t]$ 上进行积分,可得

$$\int_{t_{-p}}^{t_{-p+1}} \beta(\tau) \frac{\partial x}{\partial \tau} d\tau + \int_{t_{-p+1}}^{t_{-p+2}} \beta(\tau) \frac{\partial x}{\partial \tau} d\tau + \dots + \int_{t_0}^t \beta(\tau) \frac{\partial x}{\partial \tau} d\tau = \int_{t_{-p}}^t \beta(\tau) F(x, \lambda, \tau) d\tau \quad (7)$$

令 $\beta \equiv \beta(t), \beta_0 \equiv \beta(t_0), x_t \equiv x(t), x_0 \equiv x(t_0)$,对式(7)左边每一项进行分部积分,消去相同项后应用微分中值定理,得

$$x_t = \sum_{i=p-1}^{-1} \alpha_i \gamma_i + \sum_{i=p}^0 \theta_i F(x, i) \quad (8)$$

式中, $\alpha_i = (\beta_{i+1} - \beta_i) / \beta_i, \theta_i = \beta_i / \beta_0$ 。只要求出记忆系数 α_i 和 θ_i ,就可以进行沉降模拟与预测。式(8)为一个回溯阶为 p 的离散形式自记忆方程。自记忆方程中的 F 为动力核,以自记忆方程为基础构建的模型称为自记忆模型。

引入灰色系统理论中的微分方程,将式(2)变形为

$$F(x, t) = \frac{dx^{(1)}}{dt} = -ax^{(1)} + b \quad (9)$$

以式(9)作为系统微分动力核,代入式(8),利用 L 个时段的历史资料,记

$$X_i = \begin{bmatrix} x_{i_1} \\ x_{i_2} \\ \vdots \\ x_{i_L} \end{bmatrix} \quad \alpha = \begin{bmatrix} \alpha_{-p+1} \\ \alpha_{-p} \\ \vdots \\ \alpha_{-1} \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y_{-p+1,1} & y_{-p+1,2} & \cdots & y_{-p+1,L} \\ y_{-p+2,1} & y_{-p+2,2} & \cdots & y_{-p+2,L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{-1,1} & y_{-1,2} & \cdots & y_{-1,L} \end{bmatrix}$$

由 θ_i 组成的向量 $\Theta_{(p+1) \times 1}$ 和由 $F(x, t)$ 组成的矩阵 $\tilde{F}_{L \times (p+1)}$ 可仿 $\alpha_{(p+1) \times 1}$ 及 $Y_{L \times (p+1)}$ 类似表达,则式(8)可写为^[11]

$$X_i = Y\alpha + \tilde{F}\Theta \quad (10)$$

由最小二乘解求出系数矩阵 α, Θ 后代入式(4)算得预测值 $\hat{x}^{(1)}(t)$ 。对 $\hat{x}^{(1)}(t)$ 按式(5)做累减运算即可还原出模拟值 $\hat{x}^{(0)}(t)$ 。

2 瓦斯浓度预测灰色自记忆模型的建模步骤

1) 以井下瓦斯浓度监测系统的近期瓦斯浓度监测资料为样本,样本量不能太少。

2) 由灰色系统理论,建立 $G(1,1)$ 模型,导出井下瓦斯浓度变化的微分方程。

3) 运用动力系统自记忆原理,以步骤2)导出的微分方程为微分动力核,取不同回溯阶计算记忆系数,得到不同回溯阶情况下的自记忆方程。

4) 计算不同回溯阶情况下的拟合均方根误差,由误差最小原则确定最优回溯阶,建立瓦斯浓度预测灰色自记忆模型,由自记忆方程对后期瓦斯浓度进行预测。

3 工程实例分析

位于山西省霍州市的李雅庄煤矿地处“祁吕贺”山字型构造体系前弧东翼的南端与新华夏系褶皱断裂带的复合部位。井田大致为一单斜构造,煤层倾角平均 8° ,最大达 38° ,地质构造复杂,煤层埋藏较深,平均埋深 550~650m,地层应力中复杂构造应力突出,矿压显现明显。

李雅庄矿井是高瓦斯矿井,2005 年全矿井绝对瓦斯涌出量 $27.67\text{m}^3/\text{min}$ 。304 综采工作面尾巷 2007 年 3 月 1 日—3 月 28 日瓦斯浓度实测值如表 1 所示^[14]。

表 1 瓦斯浓度实测值

Table 1 Measured date of the gas concentration

日期	03-01	03-02	03-03	03-04	03-05	03-06	03-07	03-08	03-09	03-10
序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
瓦斯浓度/%	0.26	0.34	0.32	0.4	0.4	0.38	0.36	0.4	0.52	0.43
日期	03-11	03-12	03-13	03-14	03-15	03-16	03-17	03-18	03-19	03-20
序号	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
瓦斯浓度/%	0.44	0.5	0.46	0.49	0.5	0.52	0.56	0.56	0.44	0.52
日期	03-21	03-22	03-23	03-24	03-25	03-26	03-27	03-28		
序号	21	22	23	24	25	26	27	28		
瓦斯浓度/%	0.54	0.56	0.6	0.56	0.56	0.34	0.46	0.51		

以 1 月 22 日实测值为建模样本,1 月 23—28 日实测值为预测样本,对建模样本做 1-AGO 累加运算后再除以最大值,对样本数据进行压缩处理。根据 1.1 节中的灰色理论方法,建立瓦斯浓度预测 $G(1,1)$ 模型,求得相应灰参数和微分方程:

$$a = -0.0278 \quad b = 0.0420$$

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} = F(x, t) = 0.0278x^{(1)} + 0.0420 \quad (11)$$

以式(11)为微分动力核,根据 1.2 节中的灰色自记忆原理,建立井下瓦斯浓度预测的灰色自记忆模型。回溯阶的大小对模型的模拟与预测精度有较大的影响,分别取回溯阶 $p=1, 2, \dots, 8$ 进行拟合试算,选择误差最小的回溯阶建立预测模型。

模型的预测能力采用拟合均方根误差进行评价:

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

式中, n 为样本数量, y_i 和 \bar{y}_i 分别为实测值和预测值。不同回溯阶下拟合均方根误差的结果见图 1。

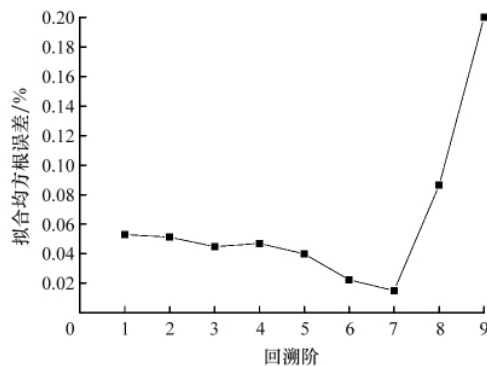


图 1 不同回溯阶的拟合均方根误差

Fig. 1 Fitted root-mean-squares of different awkward moments

由图 1 可知,回溯阶 $p < 7$ 时,拟合均方根误差随 p 值的增大而减小,在 $p=7$ 时拟合均方根达最小,之后迅速增大。回溯阶为 7 时,拟合均方根误差最小,模型与实际工程情况吻合程度最好。取回溯阶为 7,按照 1.2 节原理建立瓦斯浓度预测灰色自记忆模型

$$x_r = \sum_{i=-8}^{-1} \alpha_i y_i + \sum_{i=-7}^0 \theta_i F(x, i) \quad (12)$$

按照灰色自记忆原理,由最小二乘法求得自记忆系数见表 2。

由式(12)计算灰色自记忆模型计算瓦斯浓度拟合值和

表 2 自记忆系数表

Table 2 Memorization coefficient

α_{-8}	α_{-7}	α_{-6}	α_{-5}	α_{-4}	α_{-3}	α_{-2}	α_{-1}
-1.904	1.942	-2.325	3.215	-1.852	1.9725	-1.592	1.4965
θ_{-7}	θ_{-6}	θ_{-5}	θ_{-4}	θ_{-3}	θ_{-2}	θ_{-1}	θ_0
-3.445	267.7	268.7	-284.1	-541.2	166.24	46.24	89.188

预测值,并与灰色系统模型进行对比,结果见表 3、表 4 和图 2。由于回溯阶 $p=7$,根据 1.2 节,灰色自记忆模型的模拟值从 3 月 9 日开始。

表 3 瓦斯浓度实测值与模型拟合值比较

Table 3 Comparison between the fitted and the measured data of the gas concentration

日期	实测值 /%	$G(1,1)$ 模型 /%	残差	灰色自记忆模型 /%	残差
03-01	0.26	0.260	0.000		
03-02	0.34	0.365	0.025		
03-03	0.32	0.373	0.053		
03-04	0.40	0.381	0.019		
03-05	0.40	0.390	0.010		
03-06	0.38	0.399	0.019		
03-07	0.36	0.407	0.047		
03-08	0.40	0.417	0.017		
03-09	0.52	0.426	0.094	0.576	0.056
03-10	0.43	0.435	0.005	0.431	0.001
03-11	0.44	0.445	0.005	0.442	0.002
03-12	0.50	0.455	0.045	0.502	0.002
03-13	0.46	0.465	0.005	0.460	0.000
03-14	0.49	0.476	0.014	0.493	0.003
03-15	0.50	0.487	0.013	0.500	0.000
03-16	0.52	0.497	0.023	0.522	0.002
03-17	0.56	0.509	0.051	0.561	0.001
03-18	0.56	0.520	0.040	0.562	0.002
03-19	0.44	0.532	0.092	0.441	0.001
03-20	0.52	0.544	0.024	0.522	0.002
03-21	0.54	0.556	0.016	0.542	0.002
03-22	0.56	0.568	0.008	0.561	0.001

由表 3、表 4 可知,回溯阶 $p=7$ 时,瓦斯浓度预测 $G(1,1)$ 模型拟合值均方根误差为 0.015, 预测值均方根误差为

表 4 瓦斯浓度实测值与模型预测值比较

Table 4 Comparison between the predicted and the measured data of the gas concentration

日期	实测值 /%	$G(1,1)$ 模型 /%	残差	灰色自记忆模型 /%	残差
03-23	0.60	0.581	0.019	0.587	0.013
03-24	0.56	0.594	0.034	0.533	0.027
03-25	0.56	0.607	0.047	0.494	0.066
03-26	0.34	0.621	0.281	0.438	0.098
03-27	0.46	0.635	0.175	0.465	0.005
03-28	0.51	0.649	0.139	0.568	0.058

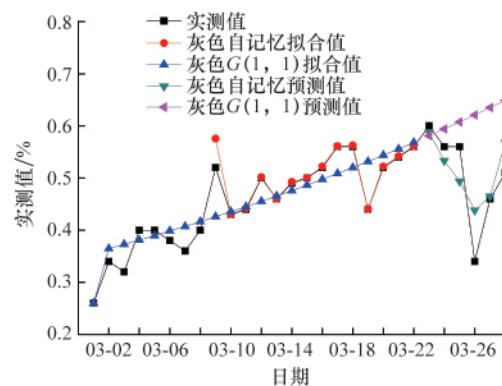


图 2 瓦斯浓度实测值与模型预测值的比较

Fig. 2 Comparison between the predicted and the measured data of the gas concentration

0.149, 6 个预测值中有 3 个预测值残差大于 0.1。瓦斯浓度预测灰色自记忆模型拟合值均方根误差为 0.038, 瓦斯预测值均方根误差为 0.055, 各预测值残差均小于 0.1。经比较分析, 本文提出的瓦斯浓度预测灰色自记忆模型的拟合与预测精度均高于 $G(1,1)$ 模型。由图 2 可知, $G(1,1)$ 模型的拟合与预测

曲线为一条平滑递增的曲线,只能反映瓦斯浓度变化的总体趋势,不能体现浓度波动细节,在3月26—28日误差较大;灰色自记忆模型能够拟合与预测系统的非线性变化情况,在拟合段与实测值基本重合,在预测段与瓦斯浓度突然变小的情况吻合较好,具有较高的预测精度。

综合分析李雅庄矿区304综采区瓦斯浓度拟合与预测结果可知,本文提出的瓦斯浓度预测灰色自记忆模型是一个动态预测模型,能够较好地拟合与预测井下瓦斯浓度变化的总体趋势和波动特性,具有较高的预测精度与工程适用性。

本文提出的瓦斯浓度预测模型在建模时要试算多个回溯阶,根据均方根误差最小原则确定最优回溯阶。数值试验研究表明,当回溯阶 p 值远小于样本数据总量的 $1/4$ 时,瓦斯浓度预测灰色自记忆模型的拟合精度随着回溯阶 p 值的增大逐渐减小,直至趋于稳定;当 p 值接近或大于样本数据总量的 $1/4$ 时,瓦斯浓度预测灰色自记忆模型的拟合精度突然增大,直至偏离实际工程情况。同时,瓦斯浓度预测灰色自记忆建模的样本数量不宜过多,因为井下瓦斯浓度是一个不断更新变化的多因素影响系统,过多的样本数量会影响最新样本在建模与预测中的重要程度,降低井下瓦斯预测的准确性,样本数量太少则不能反映瓦斯浓度的变化规律,影响预测精度。模型样本数量的确定只能凭经验或采用试算法,根据笔者经验,样本数量为30左右较为合理。如何采用理论方法确定模型样本数量与回溯阶数,减少建模工作量,是需要进一步研究解决的问题。

4 结论

井下瓦斯浓度受多种自然因素与人为因素的影响,是一个动态的非线性系统。本文将灰色系统理论与动力系统自记忆原理相结合的灰色自记忆原理引入井下瓦斯浓度的非线性预测研究中。灰色系统理论原理中的1-AGO运算能有效消除历史数据的随机性,使模型从整体上把握瓦斯浓度的变化趋势;动力系统自记忆原理通过引入记忆函数,从复杂的历史数据中提取出系统的内在特性与发展规律,使模型具有一定自身记忆性能,能够模拟和预测出瓦斯浓度的非线性波动变化。

利用灰色自记忆原理,对李雅庄矿区304综采面瓦斯浓度进行建模与分析验证。试验研究表明,本文提出的瓦斯浓度预测灰色自记忆模型具有较好的工程适应性和较高的预测精度,为井下瓦斯浓度动态预测提供了一条新的途径。

参考文献 (References)

- [1] 程健,白静宜,钱建生,等.基于混沌时间序列的煤矿瓦斯浓度短期预测[J].中国矿业大学学报,2008,37(2):231-235.
Cheng Jian, Bai Jingyi, Qian Jiansheng, et al. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2008, 37(2): 231-235.
- [2] 周世宁,林柏泉.煤层瓦斯赋存与流动理论[M].北京:煤炭工业出版

社,1999.

Zhou Shining, Lin Baiquan. The theory of gas flow and storage in coal seams[M]. Beijing: China Coal Industry Publishing House, 1999.

- [3] 吕品,马云歌,周心权.上隅角瓦斯浓度动态预测模型的研究及应用[J].煤炭学报,2006,31(4):461-466.
Lu Pin, Ma Yunge, Zhou Xinquan. *Journal of China Coal Society*, 2006, 31(4): 461-466.
- [4] Chen J, Qian J S, Guo Y N. Least squares support vector machine for gas concentration forecasting in coal mine [J]. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 2006, 6(6): 125-129.
- [5] 王其军,程久龙.基于免疫神经网络模型的瓦斯浓度智能预测[J].煤炭学报,2008,33(6):665-669.
Wang Qijun, Cheng Jiulong. *Journal of China Coal Society*, 2008, 33(6): 665-669.
- [6] 施式亮,伍爱友.GM(1,1)模型与线性回归组合方法在矿井瓦斯涌出量预测中的应用[J].煤炭学报,2008,33(4):415-418.
Shi Shiliang, Wu Aiyu. *Journal of China Coal Society*, 2008, 33(4): 415-418.
- [7] 张剑英,程健,侯玉华,等.煤矿瓦斯浓度预测的ANFIS方法研究[J].中国矿业大学学报,2007,36(4):494-498.
Zhang Jianying, Cheng Jian, Hou Yuhua, et al. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2007, 36(4): 494-498.
- [8] 李苏旺.时间序列数据建模及其在瓦斯预测中的应用研究[D].山西:太原理工大学,2007.
Li Suwang. Modeling of time series and its application in forecast of coal mine gas[D]. Shanxi: Taiyuan University of Technology, 2007.
- [9] 曹鸿兴.动力系统自记忆性原理-预报和计算应用[M].北京:地质出版社,2002.
Cao Hongxing. The self-memory theory about dynamic system-prediction and computational application[M]. Beijing: Geological Press, 2002.
- [10] Feng G L, Cao H X, Gao X Q, et al. Prediction of precipitation during summer monsoon with self-memorial model [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2001, 18(5): 701-709.
- [11] 李荣峰.水文非线性时间序列分析的自记忆模型研究[D].西安:西安理工大学,2005.
Li Rongfeng. Study on self-memory model of hydrologic nonlinear time series analysis[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2005.
- [12] 邓聚龙.灰色预测与灰决策[M].武汉:华中科技大学出版社,2002.
Deng Julong. Grey forecasting and grey decision [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2002.
- [13] 张晓伟,沈冰,黄领梅.基于BP神经网络的灰色自记忆径流预测模型[J].水力发电学报,2009,28(1):68-77.
Zhang Xiaowei, Shen Bing, Huang Lingmei. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2009, 28(1): 68-77.
- [14] 徐小马.李雅庄煤矿瓦斯涌出量预测及瓦斯涌出影响因素的研究[D].山西:太原理工大学,2007.
Xu Xiaoma. The study of the prediction of the amount of the GAS emission and its influencing factors in Liyazhuang coal mine[D]. Shanxi: Taiyuan University of Technology, 2007.

(责任编辑 代丽)