

最优组合预测及其在瓦斯浓度预测中的应用

干滴滴, 赵志刚

(山东科技大学 资源与环境工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要: 瓦斯浓度预测是预防煤矿瓦斯事故的关键技术之一, 以预测误差平方和最小为准则确定最优组合预测模型中的权系数, 实现瓦斯浓度预测模型的最优组合, 利用实际数据, 通过与单一时间序列模型、线性回归模型及人工神经网络模型的预测精度对比分析, 验证了瓦斯浓度最优组合预测模型的有效性和实用性。

关键词: 最优组合预测; 瓦斯浓度; 权系数; 误差平方和

中图分类号: TD76

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2012)02-0055-07

The Optimal Combination Prediction Method and Its Application in Gas Concentration Prediction

GAN Didi, ZHAO Zhigang

(College of Resource and Environmental Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

Abstract: Gas concentration prediction is one of the key technologies in prevention of coalmine gas accidents. The weight coefficient of the optimal combination forecast model is determined by the criterion of the minimum square sum of the forecast error, realizing the optimal combination of gas concentration prediction models. The precision of the optimal combination forecast model is compared and analyzed with the other prediction models, such as single time series model, linear regression model and artificial neural network model by using the real data. It proves that the optimal combination forecast model of gas concentration is effective and practical.

Key words: optimal combination forecast; gas concentration; weight coefficient; square sum of error

瓦斯是危害煤矿安全生产的重要因素之一, 对井下瓦斯浓度的准确预测直接关系到煤矿调度、煤矿生产计划及矿工的生命安全^[1]。采用瓦斯浓度监测系统对井下进行监测只能进行实时的瓦斯浓度量测, 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。井下瓦斯浓度受地质构造、煤层厚度、煤体结构、埋藏深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, 是一个开放、耗散、随时间动态发展变化的复杂系统^[2]。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; Cheng 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, 分别对煤矿瓦斯浓度预测进行了分析与研究。在预测实践工作中, 对于同一个问题, 可以采用不同的预测方法建立多种预测模型, 不同的预测方法从不同角度对各方面有用的信息进行挖掘整理, 所利用的信息也是不相同的, 加之预测环境(或者说影响因素)常常是不确定并且是变化的, 因而很难得到反映实际过程的理想模型。由于预测环境中不同影响因素的相互作用, 真实过程会以人们预想不到的方式进行变化, 针对某些因素所建立

收稿日期: 2011-08-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(51174129)

作者简介: 干滴滴(1987—), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 主要从事煤矿安全方面的研究. E-mail: 419418865@qq.com

赵志刚(1972—), 男, 山东滨州人, 副教授, 博士, 主要从事瓦斯利用与灾害防治方面的研究.

E-mail: zzg19721008@yahoo.com.cn

的单一预测模型就会面临前提假设错误的风险,因此产生了组合预测理论^[6]。

组合预测的基本出发点就是承认构造真实模型的困难,将各个单一模型看作代表或包含不同信息的片段,通过信息的集成,分散单个预测模型特有的不确定性和减少总体的不确定性,从而提高预测精度。也就是说,组合预测理论综合考虑了各单一预测方法的特点,将不同预测方法所得到的预测结果,选取适当的权重进行加权平均,从而获得一个新的、多个模型组合在一起的预测模型^[7]。本研究以预测误差平方和最小为准则,来确定最优组合预测模型中的权系数,实现预测模型的最优组合。结合山西省霍州李雅庄矿井 304 综采工作面尾巷的瓦斯浓度实测数据,通过与单一的时间序列模型、线性回归模型、神经网络模型的预测精度比较分析,验证瓦斯浓度组合预测模型的有效性和实用性。

1 最优组合预测模型

设一预测问题采用 m 种不同的预测方法,其对应的预测模型分别为 f_1, f_2, \dots, f_m , 实际观测 n 个时刻。记 y_t 为第 t 时刻的实际观测值, \hat{y}_t 为第 t 时刻的组合预测值, 这里 $t = 1, 2, \dots, n$, \hat{f}_{it} 为第 i ($i = 1, 2, \dots, m$) 种预测方法在第 t ($t = 1, 2, \dots, n$) 时刻的预测值, 如果选取一组适当的权重系数 $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)$, 其中 ω_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 为第 i 种预测方法在组合预测模型中的权系数, 且满足 $\sum_{i=1}^m \omega_i = 1$, 则组合预测模型表示为:

$$\hat{y}_t = \sum_{i=1}^m \omega_i \hat{f}_{it} = \omega_1 \hat{f}_{1t} + \omega_2 \hat{f}_{2t} + \dots + \omega_m \hat{f}_{mt}, \quad t = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

设第 i 种预测方法在第 t 时刻的预测误差为 e_{it} , 则: $e_{it} = y_t - \hat{f}_{it}$ ($i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, n$). 记第 i ($i = 1, 2, \dots, m$) 种预测方法的预测误差向量为 $e_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{in}]^T$. 进一步设组合预测在第 t 时刻的预测误差为 z_t , 则

$$z_t = y_t - \hat{y}_t = (\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_m)y_t - (\omega_1 \hat{f}_{1t} + \omega_2 \hat{f}_{2t} + \dots + \omega_m \hat{f}_{mt}) = \sum_{i=1}^m \omega_i (y_t - \hat{f}_{it}) = \sum_{i=1}^m \omega_i e_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

若令组合预测的预测误差平方和为 J , 则

$$J = \sum_{t=1}^n z_t^2 = \sum_{t=1}^n \left[\sum_{i=1}^m \omega_i (y_t - \hat{f}_{it}) \right]^2 = \sum_{t=1}^n \left[\sum_{i=1}^m \omega_i e_{it} \right]^2. \quad (3)$$

2 最优组合预测模型中权系数的确定

如果某一加权系数向量 W_m 使组合预测方法的预测误差平方和 J 达到极小值 J_m , 则称 W_m 为最优加权系数向量, 其所对应的组合预测方法为最优组合预测方法。因此, 线性最优组合预测即为下列最优化问题:

$$\begin{cases} \min J = \sum_{t=1}^n \left[\sum_{i=1}^m \omega_i e_{it} \right]^2 \\ \sum_{i=1}^m \omega_i = 1 \end{cases}. \quad (4)$$

令: $E_{ij} = e_i^T e_j = \sum_{t=1}^n e_{it} e_{jt}$; $E_{ii} = e_i^T e_i = \sum_{t=1}^n e_{it}^2$, $E_{(m)} = [E_{ij}]_{m \times m}$, $i, j = 1, 2, \dots, m$. 当 $i \neq j$ 时, E_{ij} 表示第 i 种预测方法和第 j 种预测方法的预测误差向量的内积(或数量积); E_{ii} 为第 i 种预测方法的预测误差平方和; $E_{(m)}$ 为 $m \times m$ 方阵, 称为组合预测误差信息矩阵; 并记 $e = [e_1, e_2, \dots, e_m]$, 显然这里 e 是一个 $n \times m$ 矩阵, 且

$$E_{(m)} = e^T e = \begin{bmatrix} E_{11} & E_{12} & \dots & E_{1m} \\ E_{21} & E_{22} & \dots & E_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E_{m1} & E_{m1} & \dots & E_{mm} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

则式(3) 组合预测误差平方和 J 可表示为

$$J = \sum_{i=1}^n z_i^2 = \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^m \omega_j (y_i - \hat{f}_{ij}) \right]^2 = \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^m \omega_j e_{ij} \right]^2 = (\mathbf{e}\mathbf{W})^T \mathbf{e}\mathbf{W} = \mathbf{W}^T \mathbf{e}^T \mathbf{e}\mathbf{W} = \mathbf{W}^T \mathbf{E}_{(m)} \mathbf{W} \quad (6)$$

进一步记 \mathbf{R}_m 为分量全为 1 的 m 维列向量, 即 $\mathbf{R}_m = [1, 1, \dots, 1]^T$, 则加权系数的约束条件 $\sum_{i=1}^m \omega_i = 1$ 可以改写为:

$$\sum_{i=1}^m \omega_i = \mathbf{R}_m^T \mathbf{W} = 1 \quad (7)$$

于是式(4)用矩阵形式表示为^[7]:

$$\begin{cases} \min J = \mathbf{W}^T \mathbf{E}_{(m)} \mathbf{W} \\ \mathbf{R}_m^T \mathbf{W} = 1 \end{cases} \quad (8)$$

假定 $m (m < n)$ 种单项预测方法的预测误差向量组 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_m$ 是线性无关的, 则 $\mathbf{E}_{(m)}$ 为正定矩阵^[8-9]。所以组合预测误差信息矩阵 $\mathbf{E}_{(m)}$ 为可逆阵。显然, 式(8)是一种条件极值问题。根据 Lagrange 乘子法求条件极值, 可以推得^[7]:

$$\mathbf{W}_m = \frac{\mathbf{E}_{(m)}^{-1} \mathbf{R}_m}{\mathbf{R}_m^T \mathbf{E}_{(m)}^{-1} \mathbf{R}_m} \quad (9)$$

且可得组合预测误差平方和的计算公式:

$$J_m = \frac{1}{\mathbf{R}_m^T \mathbf{E}_{(m)}^{-1} \mathbf{R}_m} \quad (10)$$

可见, J_m 与组合预测的权重 \mathbf{W} 无关, 说明最小预测误差平方和是不依赖于组合权重的。

3 算例分析

位于山西省霍州市的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 日至 3 月 28 日瓦斯浓度实测值 (%) 依次为 $\{0.26, 0.34, 0.32, 0.40, 0.40, 0.38, 0.36, 0.40, 0.52, 0.43, 0.44, 0.50, 0.46, 0.49, 0.50, 0.52, 0.56, 0.56, 0.44, 0.52, 0.54, 0.56, 0.60, 0.56, 0.56, 0.34, 0.46, 0.51\}^{[10]}$ 。以这组瓦斯浓度数据序列作为研究对象, 进行预测试验。由于用于组合预测的单项预测模型应具备实时性、准确性、可靠性和互补性等特点, 在算例分析中选取时间序列模型、线性回归模型、人工神经网络模型作为参与组合预测的单项预测模型, 利用误差平方和最小的准则建立组合预测模型。

3.1 时间序列预测模型

这里采用加权一次移动平均预测法, 计算公式如下:

$$\hat{y}_{t+1} = \frac{W_1 y_t + W_2 y_{t-1} + \dots + W_n y_{t-n+1}}{W_1 + W_2 + \dots + W_n} \quad (11)$$

其中: y_t —第 t 天瓦斯浓度实测值; \hat{y}_{t+1} —第 $t+1$ 天瓦斯浓度的预测值; W_i —权数; n —移动平均的项数。

这里取 $n=5$, 表示用前面 5 d 的瓦斯浓度数据来预测下一天的瓦斯浓度。即, 利用 28 个已知数据可以做 $28-5=23$ 次预测试验。这里取 $W_1=5, W_2=4, W_3=3, W_4=2, W_5=1$ 。23 次试验所得的瓦斯浓度预测值与实测值对比如表 1 所示。

3.2 线性回归预测模型

设由多元线性回归求得的瓦斯浓度预测的经验公式为:

$$\hat{y}_{t+1} = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 y_{t-4} + \hat{a}_2 y_{t-3} + \hat{a}_3 y_{t-2} + \hat{a}_4 y_{t-1} + \hat{a}_5 y_t \quad (12)$$

$$\text{令 } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0.26 & 0.34 & 0.32 & 0.40 & 0.40 \\ 1 & 0.34 & 0.32 & 0.40 & 0.40 & 0.38 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0.60 & 0.56 & 0.56 & 0.34 & 0.46 \end{pmatrix}, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 0.38 \\ 0.36 \\ \vdots \\ 0.51 \end{pmatrix}, \text{则有:}$$

$$\mathbf{a} = [\hat{a}_0 \quad \hat{a}_1 \quad \hat{a}_2 \quad \hat{a}_3 \quad \hat{a}_4 \quad \hat{a}_5]^T = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} =$$

$$[0.226\ 810\ 0.360\ 140\ -0.053\ 152\ -0.033\ 136\ -0.039\ 670\ 0.323\ 330]^T. \quad (13)$$

便可求出瓦斯浓度预测的经验公式, 23 次试验所得的瓦斯浓度预测值与实测值对比如表 2 所示。

表 1 时间序列模型预测到的瓦斯浓度值与实测值表

Tab. 1 The predicted gas concentration with the time series model and the actual measurements

日期	瓦斯浓度 实测值/%	瓦斯浓度 预测值/%
2007-03-06	0.38	0.366 667
2007-03-07	0.36	0.378 667
2007-03-08	0.40	0.376 000
2007-03-09	0.52	0.385 333
2007-03-10	0.43	0.429 333
2007-03-11	0.44	0.435 333
2007-03-12	0.50	0.442 667
2007-03-13	0.46	0.466 000
2007-03-14	0.49	0.466 667
2007-03-15	0.50	0.473 333
2007-03-16	0.52	0.485 333
2007-03-17	0.56	0.499 333
2007-03-18	0.56	0.521 333
2007-03-19	0.44	0.539 333
2007-03-20	0.52	0.510 667
2007-03-21	0.54	0.512 000
2007-03-22	0.56	0.518 667
2007-03-23	0.60	0.530 667
2007-03-24	0.56	0.556 000
2007-03-25	0.56	0.565 333
2007-03-26	0.34	0.566 667
2007-03-27	0.46	0.492 000
2007-03-28	0.51	0.470 667

表 2 线性回归模型预测到的瓦斯浓度值与实测值表

Tab. 2 The predicted gas concentration by using the linear regression model and the actual gas concentration

日期	瓦斯浓度 实测值/%	瓦斯浓度 预测值/%
2007-03-06	0.38	0.405 240
2007-03-07	0.36	0.426 000
2007-03-08	0.40	0.408 870
2007-03-09	0.52	0.452 070
2007-03-10	0.43	0.491 010
2007-03-11	0.44	0.449 680
2007-03-12	0.50	0.443 180
2007-03-13	0.46	0.473 190
2007-03-14	0.49	0.505 550
2007-03-15	0.50	0.481 900
2007-03-16	0.52	0.485 680
2007-03-17	0.56	0.514 490
2007-03-18	0.56	0.510 300
2007-03-19	0.44	0.518 330
2007-03-20	0.52	0.480 740
2007-03-21	0.54	0.516 440
2007-03-22	0.56	0.538 120
2007-03-23	0.60	0.547 520
2007-03-24	0.56	0.511 530
2007-03-25	0.56	0.524 090
2007-03-26	0.34	0.530 490
2007-03-27	0.46	0.465 760
2007-03-28	0.51	0.529 820

3.3 神经网络预测模型

以前 5 d 的实测数据和下一天的实测数据作为一个输入输出训练样本对, 这样共有 $28-5=23$ 个训练样本对, 令:

$$P = \begin{pmatrix} 0.26 & 0.34 & 0.32 & 0.40 & 0.40 \\ 0.34 & 0.32 & 0.40 & 0.40 & 0.38 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.60 & 0.56 & 0.56 & 0.34 & 0.46 \end{pmatrix}^T, \quad t = (0.38\ 0.36\ 0.40\ \cdots\ 0.51),$$

采用 MATLAB 软件做

神经网络预测, 代码如下:

```
[pn, meanp, stdp, tn, meant, stdt] = prestd(p, t);
net = newff(minmax(pn), [9, 1], {'tansig', 'purelin'}, 'trainlm'); % 这里隐含层节点数取 9
net = init(net); % 初始化神经网络
net.trainParam.epochs = 5 000;
net.trainParam.show = 100;
net.trainParam.goal = 1e-1; % 训练误差设置为 0.1
```

$[\text{net}, \text{tr}] = \text{train}(\text{net}, \text{pn}, \text{tn});$

$\text{yuce} = \text{sim}(\text{net}, \text{pn});$

$\text{yucejieguo} = \text{poststd}(\text{an}, \text{meant}, \text{stdt});$ %神经网络预测的瓦斯浓度值
所得的瓦斯浓度预测值与实测值对比如表 3 所示。

3.4 组合预测

利用式(9)求得权系数向量:

$$\mathbf{W}_m = [\omega_1 \quad \omega_2 \quad \omega_3] = \frac{\mathbf{E}_{(m)}^{-1} \mathbf{R}_m}{\mathbf{R}_m^T \mathbf{E}_{(m)}^{-1} \mathbf{R}_m} = (-0.118 \ 720 \ 0 \quad -0.066 \ 975 \ 0 \quad 1.185 \ 700 \ 0)^T, \text{ 并得到最小误差}$$

平方和 $J_m = \frac{1}{\mathbf{R}_m^T \mathbf{E}_{(m)}^{-1} \mathbf{R}_m} = 0.007 \ 645 \ 4$, 瓦斯浓度预测值与实测值见表 4。

表 3 神经网络模型预测到的瓦斯浓度值与实测值表

Tab. 3 The predicted gas concentration with the artificial neural network model and the actual measurements

日期	瓦斯浓度 实测值/%	瓦斯浓度 预测值/%
2007-03-06	0.38	0.381 160
2007-03-07	0.36	0.364 460
2007-03-08	0.40	0.397 560
2007-03-09	0.52	0.500 800
2007-03-10	0.43	0.432 470
2007-03-11	0.44	0.443 270
2007-03-12	0.50	0.487 520
2007-03-13	0.46	0.485 020
2007-03-14	0.49	0.495 200
2007-03-15	0.50	0.528 940
2007-03-16	0.52	0.481 390
2007-03-17	0.56	0.561 340
2007-03-18	0.56	0.526 260
2007-03-19	0.44	0.490 370
2007-03-20	0.52	0.505 700
2007-03-21	0.54	0.529 220
2007-03-22	0.56	0.556 230
2007-03-23	0.60	0.583 520
2007-03-24	0.56	0.569 920
2007-03-25	0.56	0.553 250
2007-03-26	0.34	0.378 330
2007-03-27	0.46	0.470 620
2007-03-28	0.51	0.511 890

表 4 组合预测模型预测到的瓦斯浓度值与实测值表

Tab. 4 The predicted gas concentration with the optimal combination forecast model and the actual measurements

日期	瓦斯浓度 实测值/%	瓦斯浓度 预测值/%
2007-03-06	0.38	0.381 270
2007-03-07	0.36	0.358 650
2007-03-08	0.40	0.399 360
2007-03-09	0.52	0.517 770
2007-03-10	0.43	0.428 920
2007-03-11	0.44	0.443 780
2007-03-12	0.50	0.495 810
2007-03-13	0.46	0.488 070
2007-03-14	0.49	0.497 890
2007-03-15	0.50	0.538 690
2007-03-16	0.52	0.480 630
2007-03-17	0.56	0.571 840
2007-03-18	0.56	0.527 910
2007-03-19	0.44	0.482 680
2007-03-20	0.52	0.506 780
2007-03-21	0.54	0.532 120
2007-03-22	0.56	0.561 900
2007-03-23	0.60	0.592 210
2007-03-24	0.56	0.575 480
2007-03-25	0.56	0.553 770
2007-03-26	0.34	0.345 780
2007-03-27	0.46	0.468 410
2007-03-28	0.51	0.515 580

各单项预测模型及其最优权组合预测模型的相对误差如表 5 所示。

表 5 三种单项预测模型及其最优组合预测模型相对误差百分比表

Tab. 5 Relative error percent of three single forecast models and optimal combination forecast model %

日期	时间序列	线性回归	神经网络	组合预测
2007-03-06	3.508 77	-6.642 11	-0.305 26	-0.334 21
2007-03-07	-5.185 19	-18.333 33	-1.238 89	0.375 00
2007-03-08	6.000 00	-2.217 50	0.610 00	0.160 00
2007-03-09	25.897 44	13.063 46	3.692 31	0.428 85
2007-03-10	0.155 04	-14.188 37	-0.574 42	0.251 16
2007-03-11	1.060 61	-2.200 00	-0.743 18	-0.859 09
2007-03-12	11.466 67	11.364 00	2.496 00	0.838 00
2007-03-13	-1.304 35	-2.867 39	-5.439 13	-6.102 17
2007-03-14	4.761 90	-3.173 47	-1.061 22	-1.610 20
2007-03-15	5.333 33	3.620 00	-5.788 00	-7.738 00
2007-03-16	6.666 67	6.600 00	7.425 00	7.571 15
2007-03-17	10.833 33	8.126 79	-0.239 29	-2.114 29
2007-03-18	6.904 76	8.875 00	6.025 00	5.730 36
2007-03-19	-22.575 76	-17.802 27	-11.447 73	-9.700 00
2007-03-20	1.794 87	7.550 00	2.750 00	2.542 31
2007-03-21	5.185 19	4.362 96	1.996 30	1.459 26
2007-03-22	7.380 95	3.907 14	0.673 21	-0.339 29
2007-03-23	11.555 56	8.746 67	2.746 67	1.298 33
2007-03-24	0.714 29	8.655 36	-1.771 43	-2.764 29
2007-03-25	-0.952 38	6.412 50	1.205 36	1.112 50
2007-03-26	-66.666 67	-56.026 47	-11.273 53	-1.700 00
2007-03-27	-6.956 52	-1.252 17	-2.308 70	-1.828 26
2007-03-28	7.712 42	-3.886 27	-0.370 59	-1.094 12

由表 5 可知,对于每一个预测序列,较之单项预测模型,最优加权组合预测模型可以有效减少预测的相对误差。最优加权组合预测模型有着比单项预测模型更高的预测精度。各单项预测模型及最优组合预测模型的预测误差平方和如表 6 所示。

表 6 三种单项预测模型及最优组合预测模型误差平方和表

Tab. 6 The square sum of errors of three single forecast models and optimal combination forecast model

模型	时间序列	线性回归	神经网络	最优加权组合预测
误差平方和	0.101 460 0	0.075 010 0	0.009 560 0	0.007 645 4

由表 6 可见,最优组合预测模型较单项预测模型的误差平方和要小,说明组合预测模型在整个预测过程中有较好的稳定性,预测精度更高。

4 结论

1)以预测误差平方和最小为准则确定最优组合预测模型中的权系数,实现预测模型的最优组合。利用山西省霍州市李雅庄矿井 304 综采工作面尾巷 2007 年 03 月 01 日至 03 月 28 日瓦斯浓度实测数据,通过与单一预测模型的精度比较分析,验证了瓦斯浓度组合预测模型的有效性和实用性。

2)神经网络方法的预测精度比时间序列和线性回归方法要高得多。在组合预测模型中神经网络方法的权重比其他两种方法高很多,因此最优组合预测的精度主要受神经网络方法控制。

3)从算例分析可见,对于每一个预测序列,较之单项预测模型,最优加权组合预测模型有效地降低了预测的相对误差。最优组合预测模型较单项预测模型的误差平方和要小,表明最优加权组合预测模型有着比单项预测模型更高的预测精度,在整个预测过程中有较好的稳定性。

参考文献:

- [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.Short-term forecasting method of coalmine gas concentration based on chaotic time series[J].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.
- [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.
LV Pin,MA Yunge,ZHOU Xinquan.Research and application on dynamic forecasting model of gas consistence in top corner [J].Journal of China Coal Society,2006,31(4):461-466.
- [4]CHENG 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.Forecast of coal mine gas concentration based on the immune neural network model[J] Journal of China Coal Society,2008,33(6):665-669.
- [6]刘静,关伟.交通流预测方法综述[J].公路交通科技,2004,21(3):82-85.
LIU Jing,GUAN Wei.A summary of traffic flow forecasting methods[J].Journal of Highway and Transportation Research and Development,2004,21(3):82-85.
- [7]刘国林,高放.最优组合预测及其在短时交通流预测中的应用[J].山东科技大学学报:自然科学版,2009,28(1):9-13.
LIU Guolin,GAO Fang.The optimal combination forecast method and its application in the short-term traffic flow prediction[J] Journal of Shandong University of Science and Technology:Natural Science,2009,28(1):9-13.
- [8]唐小我.组合预测误差信息矩阵研究[J].电子科技大学学报,1992,21(4):448-454.
TANG Xiaowo.Study of combination forecasting error information matrix[J].Journal of University of Electronic Science and Technology of China,1992,21(4):448-454.
- [9]马永开,杨桂元,唐小我.组合预测误差信息矩阵进一步研究[J].电子科技大学学报,1996,25(5):541-545.
MA Yongkai,YANG Guiyuan,TANG Xiaowo.Advanced study of combination forecasting error information matrix[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China,1996,25(5):541-545.
- [10]黄东,谢学斌.基于灰色自记忆原理的煤矿瓦斯浓度预测[J].科技导报,2010,28(17):58-62.
HUANG Dong,XIE Xuebin.Forecasting method of coal mine gas concentration based on grey self-memorization theory [J].Science & Technology Review,2010,28(17):58-62.