

基于灰色神经网络与马尔科夫链的城市需水量组合预测

景亚平^a, 张 鑫^a, 罗 艳^b

(西北农林科技大学 a 水利与建筑工程学院, b 经济管理学院, 陕西 杨凌 712100)

[摘 要] 【目的】针对城市需水量预测系统具有非线性和随机波动性的特点, 建立基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型, 以提高模型的预测精度。【方法】比较分析灰色 GM(1,1)模型、BP 神经网络模型以及二者线性组合的灰色神经网络预测模型的预测效果, 建立基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型, 并以榆林市 2000—2009 年的用水量实际数据为研究对象, 通过实例比较分析模型的检验预测精度。【结果】经马尔科夫链修正处理后, 建立的基于马尔科夫链修正的灰色神经网络组合模型的预测精度更高, 预测误差的绝对值均小于 4%, 且均方差 σ 为 1.00, 小于组合灰色神经网络模型与 GM(1,1)模型、BP 神经网络模型预测误差值的均方差。【结论】基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络需水量预测模型, 对城市需水量的预测优于灰色神经网络及各单项预测模型, 不仅预测精度高, 而且能同时反映出数据序列发展变化的总体趋势和系统各状态之间的内在规律, 适合描述随机波动性较大的预测问题。

[关键词] 需水量; 灰色神经网络; 马尔科夫链; 组合预测模型

[中图分类号] TU991.31

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2011)07-0229-06

Forecasting of urban water demand based on combining Grey and BP neural network with Markov chain model

JING Ya-ping^a, ZHANG Xin^a, LUO Yan^b

(a College of Water Resources and Architectural Engineering, b College of Economy and Management, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: 【Objective】Because water demand forecast model is nonlinear and stochastic, a combination model based on Grey and BP neural network model corrected by Markov chain is established to improve accuracy. 【Method】On the analysis of Grey GM(1,1) model, BP neural network and the linear combination of these two methods, a prediction model based on Grey neural network and Markov chain model is set up. The water consumption of Yulin from 2000 to 2009 is used to verify this model and check its precision through some analysis. 【Result】The result shows that Grey neural network model after Markov chain has higher precision, the absolute forecasting errors are all less than 4%, and its mean square errors of predicting error value is 1.00, less than the mean square errors of predicting error value of Grey GM(1,1), BP neural network and combination of Grey GM and BP neural network. 【Conclusion】The Grey neural network and Markov chain model is better than Grey GM and BP neural network model and other 2 single models, which not only gives higher prediction but also shows the data sequence trend and the internal law between system states. This model suits for volatile random questions.

* [收稿日期] 2010-11-29

[基金项目] 国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目(14110209); 国家重大科技支撑计划项目(2006BAD11B05); 西北农林科技大学博士科研启动基金项目(01140504); 西北农林科技大学科研专项(08080230)

[作者简介] 景亚平(1984—), 男, 甘肃平凉人, 在读硕士, 主要从事水文水资源研究。E-mail: yzytm121@163.com

[通信作者] 张 鑫(1968—), 男, 河南淅川人, 副教授, 博士, 主要从事水文水资源研究。

Key words: water demand; Grey neural network; Markov chain; combination forecasting model

城市需水量预测是区域水资源规划及优化配置的基础内容之一。目前常用的预测方法可分为时间序列预测方法和解释性预测方法等^[1],其中时间序列预测方法包括时间序列分析法、灰色模型预测法等;解释性预测方法有回归模型预测法、人工神经网络法等^[2]。城市需水量变化是一个由多种影响因素构成的复杂整体,单一的预测方法仅能描述其局部的变化规律,因而预测精度不高。因此,改进单一模型预测方法或建立组合预测模型便成了提高预测精度的重要手段^[3]。蒋绍阶等^[2]利用灰色模型和改进 BP 神经网络,建立了预测城市需水量的最优权组合模型;章柏红等^[4]介绍了灰色-马尔科夫链预测建模方法及其应用;朱新国等^[5]将 BP 神经网络与马尔科夫链相结合的预测模型应用于需水量预测等。上述探索及模型应用均取得了较好的预测效果,但预测精度尚有待提高。本研究通过组合灰色 GM(1,1)与 BP 神经网络预测模型得出城市需水量预测初值,并结合马尔科夫链对随机波动性较大问题的处理优势^[6],对组合预测模型进行修正,建立基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型,以期为进一步提高城市需水量的预测精度提供支持。

1 模型介绍

1.1 组合灰色神经网络

1.1.1 灰色 GM(1,1)预测模型 灰色系统(Grey system)理论是我国学者邓聚龙教授于 1982 年首先提出来的^[7]。该理论是以灰色生成函数概念为基础,以微分拟合为核心的建模方法。灰色系统理论所需样本量少、模型简单,因此,其在各个领域中都得到了广泛应用。城市用水量既有已知信息,也有未知或不确定信息,是一个灰色系统^[8]。因而根据城市用水量的时间序列特性,建立灰色模型用于城市需水量的预测是可行的。

城市需水量预测中常用的灰色 GM(1,1)模型,其建模过程^[9]大致如下:

设已有的用水量序列数据为:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}.$$

经一阶累加,生成模块 $x^{(1)}$:

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

由一阶灰色模型 $x^{(1)}$ 构成的微分方程为:

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

式中: a 为系统发展系数; b 为内生控制变量。

将(1)式离散化后得矩阵形式:

$$Y = XB. \tag{2}$$

式中: Y 为序列变量矩阵; X 为一阶累加函数矩阵; B 为估计量矩阵。

对方程(2)按最小二乘法,得:

$$B = (X^T X)^{-1} (X^T Y) = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}.$$

其中:

$$X = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix};$$
$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}.$$

则微分方程的解为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}. \tag{3}$$

式中: $k=0, 1, 2, 3, \dots$ 。

$x^{(0)}$ 的模拟值为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k). \tag{4}$$

1.1.2 BP 神经网络预测模型 神经网络是由大量简单的神经元相互连接构成的复杂网络系统,其对非线性系统具有很强的模拟能力^[10]。

BP 神经网络即误差反向传播网络是目前应用最为广泛的网络算法,其学习过程由信息的正向传递与误差的反向传播 2 个过程组成,3 层(输入层、隐含层、输出层)的前向 BP 神经网络可以任意精度逼近任意非线性函数^[11],且运用神经网络只需建立输入和输出之间的网络关系就可对目标值进行模拟预测,所以用 BP 神经网络对城市需水量进行预测是十分有效的。本研究采用 3 层网络模式对城市需水量进行模拟预测,其网络拓扑结构如图 1 所示。

1.1.3 组合灰色神经网络预测模型 组合预测模型^[12-13]就是综合利用各单项预测模型的预测结果,用适当的组合权系数对其进行加权平均得到的预测模型。合理确定组合权系数是组合预测模型最关键的环节。目前,国内外学者主要以绝对误差或相对

误差作为导出组合权系数的优化准则^[14]。

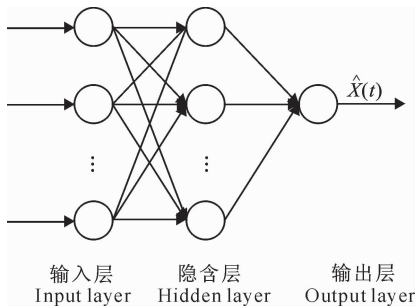


图 1 3 层 BP 神经网络的结构

Fig. 1 Three layers BP neural network structure

本研究以绝对误差和最小为目标,建立灰色 GM(1,1)与 BP 神经网络的线性组合预测模型,即:

$$X=\sum_{t=1}^nl_G\hat{x}_{Gt}+l_B\hat{x}_{Bt}。(5)$$

式中: X 为组合预测值, t 为预测时段数, $\hat{x}_{Gt},\hat{x}_{Bt},l_G,l_B$ 分别表示灰色 GM(1,1)与 BP 神经网络预测模型在第 t 个时段的预测值及其相应的组合权系数。组合权系数 l_G,l_B 可参考下述经验公式^[9]求取:

$$l_k=\frac{\sum_{i=1}^n\tilde{d}_i}{\sum_{i=1}^n\tilde{d}_i},\cdot\frac{1}{n-1},n\geq2,k=1,2,\cdots,n。(6)$$

式中: l_k 表示第 k 种模型的组合权系数,满足 $\sum_i l_i=1;\tilde{d}_i$ 为第 i 种模型在预测时段内的残差平方和。本研究中取 $n=2$,用 l_G,l_B 表示 l_1,l_2 即得:

$$l_B=\frac{\tilde{d}_G}{\tilde{d}_B+\tilde{d}_G},l_G=\frac{\tilde{d}_B}{\tilde{d}_B+\tilde{d}_G}。(7)$$

1.2 基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型

灰色预测的优势在于短期预测,缺点在于其对长期预测和波动较大数据序列的拟合较差。神经网络模型具有局部逼近的特性和较强的非线性映射能力,能够很好地模拟具有较强非线性变化特点的城市需水量预测问题^[15],其缺点在于收敛速度慢、训练时间长且易陷入局部极小问题。组合灰色神经网络预测模型综合了灰色模型与神经网络在单变量预测及非线性处理上的优势,但由于对组合权系数的确定目前还处于探索阶段,简单的线性叠加并不能完全消除单项模型预测中存在的问题。

马尔科夫链预测的对象是一个随机变化的动态系统,且能够缩小预测区间,对长期预测和随机波动较大数据序列的预测效果较好。但是采用马尔科夫链预测时,要求预测对象具有平移过程^[4]。因此,采

用马尔科夫链修正灰色神经网络,形成基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型,不仅能揭示数据序列的发展变化总趋势,又能得到预测区间的状态变化规律,提高模型的预测精度^[16]。

1.2.1 马尔科夫链预测模型 马尔科夫链是一种特殊的随机过程^[5](马尔科夫过程),其可以根据系统当前时刻的状态推求下一时刻的状态概率分布,进而得到下一时刻的状态。其基本原理是:按照某个系统的发展,时间可离散为 $n=0,1,2,3,\cdots$,对每个系统的状态可用随机变量表示,并且对应一定的概率,称为状态概率。当马尔科夫过程由某一时刻状态转移到另一时刻状态时,在这个转移过程中存在着概率的转移,称为转移概率。

马尔科夫链预测的理论基础是马尔科夫过程。对其运动变化的分析,主要是通过研究链内有限个马尔科夫过程的状态及其相互关系,进而预测链的未来发展状况。马尔科夫链预测的结果为一取值范围,适合于对随机波动性较大的预测问题进行修正描述。马尔科夫链预测模型可表示为:

$$P_{t+1}=P_0[P^{(1)}]^{t+1}。(8)$$

式中: P_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的概率分布; P_0 为初始时刻的无条件概率分布; $P^{(1)}$ 为一步转移概率矩阵,其表达式为:

$$P^{(1)}=\begin{bmatrix}p_{11}&p_{12}&\cdots&p_{1m}\\p_{21}&p_{22}&\cdots&p_{2m}\\\vdots&\vdots&&\vdots\\p_{1m}&p_{2m}&\cdots&p_{mm}\end{bmatrix}。(9)$$

式中: p_{ij} (与初始时刻无关)为一步转移概率,表示过程从 t_n 时刻状态 a_i 经过一步转移到 t_{n+1} 时刻状态 a_j 的概率, $p_{ij}=P(X_{n+1}=a_j|X_n=a_i)$ 。 $0\leq p_{ij}\leq 1,\sum_{j=1}^np_{ij}=1,(i,j=1,2,\cdots,m;n$ 为正整数)。

1.2.2 马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型 综上所述,采用马尔科夫链修正灰色神经网络,形成基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型,其不但可以反映系统各状态之间的内在规律性,能较好地描述随机波动性较大的预测问题。同时,通过灰色神经网络对随时间变化的时序数据进行拟合,预测出数据发展变化的总趋势,可以使马氏预测的不足之处得以弥补。

根据灰色神经网络的预测结果,选取适当的标准(这里采用预测结果相对误差的绝对值)将预测数据序列划分为若干个状态区间;计算其一步转移频数矩阵,求得一步转移概率矩阵;确定预测年份的状

态向量,代入式(8)即可求得基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络模型的城市需水量预测值。

2 模型应用

为了对上述方法及模型的实用性进行验证,本

研究从《陕西省水资源公报》中选取榆林市 2000—2009 年的实际用水量资料,作为需水量预测的基础数据资料(表 1)进行分析与计算。

表 1 榆林市 2000—2009 年实际用水量统计

Table 1 Statistics of actual water consumption in Yulin from 2000—2009

年份 Year	用水量/亿 m ³ Water consumption	年份 Year	用水量/亿 m ³ Water consumption	年份 Year	用水量/亿 m ³ Water consumption
2000	5.77	2004	6.02	2007	6.90
2001	5.84	2005	6.33	2008	7.09
2002	5.98	2006	6.76	2009	6.90
2003	6.00				

注:表中数据摘自陕西省水利厅的《陕西省水资源公报》。
Note:From the Water Resources Department of Shaanxi Province;“Water Resources Bulletin of Shaanxi Province”.

2.1 组合灰色神经网络模型的应用

2.1.1 BP 神经网络预测模型 取榆林市 2000—2009 年的实际用水量数据,利用 Matlab 软件编程,将原始数据归一化处理,并随机化初始权值,取 $\eta=0.6$ 。经多次训练比较,得出误差最小的 3 层 BP 神经网络结构为 1—10—1,即用前 1 年的用水量预测第 2 年的需水量,隐含层神经元个数为 10。在输入层与输出层之间选用 tansig 传递函数建立网络,引入动量项来修正网络连接的权值和阈值,具体算法见文献[17]。设置训练精度为 0.001,训练最大步骤为 10 000 步进行训练仿真,求得的预测值及误差

值见表 2。

2.1.2 灰色 GM(1,1)预测模型 同样使用 Matlab 软件编程对选用数据进行计算,具体算法见文献[18]。求得模型的系统发展系数 $a=-0.026\ 2$,内生控制变量 $b=5.544\ 5$ 。则式(3)变为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=217.392\ 1e^{0.026\ 2k}-211.622\ 1(k=0,1,2,3,\cdots)。$$

还原后的预测模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=5.544\ 5e^{0.026\ 2k}(k=0,1,2,3,\cdots)。$$

通过 Matlab 软件求得最终预测值及误差值如表 2 所示。

表 2 基于不同模型的榆林市 2000—2009 年需水量预测值与实际值的比较

Table 2 Comparison between statistics of actual water consumption and forecasting water consumption by different models in Yulin from 2000—2009

序号 Serial number	年份 Year	实测值/ 亿 m ³ Measured value	预测值/亿 m ³ Predicted value			误差/% Error		
			灰色 GM(1,1) Grey GM(1,1)	BP 神经网络 BP neural network	组合灰色神经网络模型 Combination Gray-neural network model	灰色 GM(1,1) Grey GM(1,1)	BP 神经网络 BP neural network	组合灰色神经网络模型 Combination Gray-neural network model
1	2000	5.77	5.77	5.77	5.77			
2	2001	5.84	5.77	5.84	5.79	-1.18	0.06	-0.77
3	2002	5.98	5.92	5.59	5.81	-0.93	-6.51	-2.76
4	2003	6.00	6.08	5.98	6.05	1.37	-0.36	0.80
5	2004	6.02	6.24	6.08	6.19	3.71	0.94	2.80
6	2005	6.33	6.41	6.30	6.37	1.25	-0.48	0.68
7	2006	6.76	6.58	7.24	6.80	-2.67	7.04	0.52
8	2007	6.90	6.75	6.90	6.80	-2.11	-0.04	-1.43
9	2008	7.09	6.93	6.98	6.95	-2.20	-1.62	-2.01
10	2009	6.90	7.12	6.98	7.07	3.16	1.09	2.48
均方差 σ Mean square deviation σ						1.26	7.13	1.04

2.1.3 组合灰色神经网络预测模型 结合灰色 GM(1,1)模型与 BP 神经网络模型的预测值,计算相应的残差平方和,按式(7)求得组合权系数 $l_G=0.67,l_B=0.33$ 。带入式(5)求得组合灰色神经网络

模型的预测值及其误差值见表 2。

2.1.4 模型精度检验 由表 2 可知,采用灰色 GM(1,1)、BP 神经网络和组合灰色神经网络模型的预测结果与实测值的相对误差绝对值均小于 10%,其

均方差 σ 分别为 1.26,7.13 和 1.04。相比较而言,组合灰色神经网络预测模型的拟合精度、预报效果,均优于灰色 GM(1,1)和 BP 神经网络预测模型。

2.2 基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型的实例应用

2.2.1 模型计算 同样采用上述算例,考虑到数据

表 3 基于组合灰色神经网络模型预测的榆林市 2000—2009 年需水量误差值及其状态区间

Table 3 Forecasting error and Yulin water demand from 2000—2009 by Grey neural network and Markov chain model

年份 Year	误差/% Error	状态 State	年份 Year	误差/% Error	状态 State	年份 Year	误差/% Error	状态 State
2000	0.00	①	2004	2.80	③	2007	−1.43	②
2001	−0.77	①	2005	0.68	①	2008	−2.01	②
2002	−2.76	③	2006	0.52	①	2009	2.48	②
2003	0.80	①						

按上述分类,确定一步转移概率矩阵为:

$$P^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.4 & 0.2 & 0.4 \\ 0 & 1.0 & 0 \\ 1.0 & 0 & 0 \end{bmatrix}。$$

表 4 基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络模型对榆林市 2000—2010 年需水量的预测

Table 4 Result of Yulin water demand forecasting from 2000—2010 by Grey neural network and Markov chain model

年份 Year	预测值/亿 m ³ Predicted value	误差/% Error	年份 Year	预测值/亿 m ³ Predicted value	误差/% Error	年份 Year	预测值/亿 m ³ Predicted value	误差/% Error
2000	5.77	0.00	2004	6.08	0.98	2008	6.92	−2.39
2001	5.80	−0.68	2005	6.22	−1.72	2009	7.07	2.46
2002	5.83	−2.59	2006	6.56	−2.91	2010	7.20	
2003	5.85	−2.58	2007	6.83	−1.01	均方差 σ		1.00

2.2.2 模型精度检验及预测结果分析 由表 4 可知,采用马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型,对榆林市 2000—2009 年需水量进行预测时,预测误差的绝对值均小于 4%,达到了高精度等级^[19],均方差 σ 为 1.00。对比灰色 GM(1,1)模型、BP 神经网络模型以及组合灰色神经网络模型预测时的均方差 σ (1.26,7.13 和 1.04),可以看出,基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络模型的城市需水量的预测精度更高,预报效果优于灰色神经网络预测模型及各单项预测模型。

3 讨论与结论

本研究运用基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络城市需水量预测模型,以榆林市为例进行了城市需水量的预测分析,结果表明:

1)城市需水量预测系统具有非线性和随机波动性的特点,在基础数据序列较少的情况下,利用灰色 GM(1,1)和 BP 神经网络建模,然后按照误差绝对值的优化准则求取组合权系数建立灰色神经网络预测模型,通过 Matlab 软件编程即可求得相应的模型预测值。实

不多,根据表 2 组合灰色神经网络模型预测的相对误差的绝对值,划分马尔科夫的状态区域为:①[0,1.04%];②(1.04%,2.47%];③(2.47%,3.50%]。并以此对组合灰色神经网络模型的预测误差进行分类,所得分类结果见表 3。

由表 3 中各年的状态划分结果确定对应的状态向量,结合 $P^{(1)}$ 代入式(7),得基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型的预测结果见表 4。

例分析表明,上述模型预测结果和实际值基本吻合,平均检验误差分别为1.86%,1.81%及 1.43%。

2)考虑单项预测模型的缺陷以及组合权系数计算方法上的不确定性,采用马尔科夫链修正灰色神经网络,形成基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型,既能预测出数据序列发展变化的总体趋势,又能反映系统各状态之间的内在规律性,从而可以描述随机波动性较大的预测问题。分别利用基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络预测模型,以及组合灰色神经网络预测模型与各单项预测模型,对榆林市 2000—2009 年的需水量进行预测,其均方差 σ 分别为 1.00,1.04,1.26 和 7.13。可以看出,基于马尔科夫链修正的组合灰色神经网络城市需水量预测模型的预测精度最高,模型实用性最强。故在以后的实际应用中,可尝试使用这种理论对组合预测模型进行修正,以改进组合模型的预测精度,进一步提高模型的实际应用价值。

[参考文献]

[1] 白雪华,郭旭颖.改进的 RBF 网络在区域需水量预测中的应用

- [J]. 青岛建筑工程学院学报, 2005, 26(3): 87-89.
- Bai X H, Guo X Y. Applications of water demand prediction based on improved RBF neural network [J]. Journal of Qingdao Institute of Architecture and Engineering, 2005, 26(3): 87-89. (in Chinese)
- [2] 蒋绍阶, 江崇国. 灰色神经网络最优权组合模型预测城市需水量 [J]. 重庆建筑大学学报, 2008, 30(2): 113-115.
- Jiang S J, Jiang C G. Urban water demand forecasting by combining improved BP neural network and grey model with optimum weight [J]. Journal of Chongqing Jianzhu University, 2008, 30(2): 113-115. (in Chinese)
- [3] 杨桂元, 唐小我. 提高组合预测模型精度的方法探讨 [J]. 预测, 1997(1): 44-46.
- Yang G Y, Tang X W. Approachs of improving forecasting combinating model accuracy [J]. Journal of Forecasting, 1997(1): 44-46. (in Chinese)
- [4] 章柏红, 谢孔峰. 灰色-马尔柯夫连预测建模方法及其应用 [J]. 海南师范大学学报: 自然科学版, 2008, 21(4): 469-471.
- Zhang B H, Xie K F. Grey-Markov chain prediction modeling methodology and its application [J]. Journal of Hainan Normal University: Natural Science Edition, 2008, 21(4): 469-471. (in Chinese)
- [5] 朱新国, 张展羽, 祝 卓. 基于改进型 BP 神经网络马尔科夫模型的区域需水量预测 [J]. 水资源保护, 2010, 26(2): 28-31.
- Zhu X G, Zhang Z Y, Zhu Z. Prediction of water demand based on improved BP neural network and Markov model [J]. Journal of Water Resources Protection, 2010, 26(2): 28-31. (in Chinese)
- [6] 冯江浪. 改进灰色马尔科夫模型及其在水资源预测中的利用 [J]. 物探化探计算技术, 2010, 32(1): 109-112.
- Feng J L. Improvement of gray markov model and its application to water resources forecasting [J]. Journal of Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2010, 32(1): 109-112. (in Chinese)
- [7] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 湖北武汉: 华中工学院出版社, 1987: 96-108.
- Deng J L. Basic approach of gray system [M]. Wuhan, Hubei: Huazhong Institute of Technology Press, 1987: 96-108. (in Chinese)
- [8] 任焕莲. 基于灰色 GM(1,1) 模型的城市需水量预测研究 [J]. 水利与建筑工程学报, 2007, 5(3): 51-53.
- Ren H L. Forecasting of urban water demand based on gray GM(1,1) model [J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering, 2007, 5(3): 51-53. (in Chinese)
- [9] 张成才, 崔雅博, 胡彩虹. 需水量预测方法研究 [J]. 气象与环境科学, 2009, 32(1): 1-4.
- Zhang C C, Cui Y B, Hu C H. Study on water demand forecast methods [J]. Journal of Meteorological and Environmental Sciences, 2009, 32(1): 1-4. (in Chinese)
- [10] 周振民, 刘 荻. 基于 Matlab 的人工神经网络用水量预测模型 [J]. 中国农村水利水电, 2007(4): 45-47.
- Zhou Z M, Liu D. Water demand forecast model of neural networks based on Matlab [J]. Journal of China Rural Water and Hydropower, 2007(4): 45-47. (in Chinese)
- [11] 张雪飞, 郭秀锐, 程水源, 等. BP 神经网络法预测唐山需水量 [J]. 安全与环境学报, 2005, 5(5): 95-98.
- Zhang X F, Guo X R, Cheng S Y, et al. Prediction of urban water demand in Tangshan city with BP neural network method [J]. Journal of Safety and Environment, 2005, 5(5): 95-98. (in Chinese)
- [12] Bastes J M, Granger C. The combination of forecast [J]. Operation Research Quarterly, 1969, 20: 451-468.
- [13] 唐小我. 组合预测计算方法研究 [J]. 预测, 1991, 10(4): 35-39.
- Tang X W. Study of computing method of combination forecasting [J]. Journal of Forecasting, 1991, 10(4): 35-39. (in Chinese)
- [14] 周素霞, 王明智, 夏训峰, 等. 最优组合预测模型在城市生活垃圾清运量中的应用 [J]. 环境科学与技术, 2010, 33(9): 197-200.
- Zhou S X, Wang M Z, Xia X F, et al. Application of optimal combination forecast model in forecasting delivering quantity of MSW in China [J]. Journal of Environmental Science & Technology, 2010, 33(9): 197-200. (in Chinese)
- [15] 龙训建, 钱 鞠, 梁 川. 基于主成分分析的 BP 神经网络及其在需水预测中的应用 [J]. 成都理工大学学报: 自然科学版, 2010, 37(2): 206-210.
- Long X J, Qian J, Liang C. Water demand forecast model of BP neural networks based on principle component analysis [J]. Journal of Chengdu University of Technology: Science & Technology Edition, 2010, 37(2): 206-210. (in Chinese)
- [16] 蒋承仪. 灰色马尔柯夫预测模型 [J]. 重庆建筑大学学报, 1996, 18(3): 116-122.
- Jiang C Y. Grey-Markov forecasting model [J]. Journal of Chongqing Jianzhu University, 1996, 18(3): 116-122. (in Chinese)
- [17] 李学桥, 马 莉. 神经网络-工程应用 [M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1996.
- Li X Q, Ma L. Neural network-Engineering application [M]. Chongqing: Chongqing University Press, 1996. (in Chinese)
- [18] 马溪原, 王 暖. 基于 MATLAB 的灰色模型在城市月供水预测中的应用 [J]. 市政技术, 2008(4): 368-369.
- Ma X Y, Wang N. Application of gray model in forecasting of city monthly water supply based on MATLAB language [J]. Municipal Engineering Technology, 2008(4): 368-369. (in Chinese)
- [19] 李 会, 任志远. 基于 MOBP 模型的西安市用水量预测分析 [J]. 陕西师范大学学报: 自然科学版, 2008, 37(4): 101-104.
- Li H, Ren Z Y. Forecasting of water consumption in Xi'an city based on MOBP model [J]. Journal of Shaanxi Normal University: Natural Science Edition, 2008, 37(4): 101-104. (in Chinese)