

DOI: 10.3880/j.issn.1004-6933.2015.06.030

城市需水量预测方法比较

刘春成^{1,2}, 曾智³, 庞颖^{1,2}, 陆红飞^{1,2}, 白芳芳^{1,2}, 高峰^{1,2}

(1. 中国农业科学院农田灌溉研究所, 河南 新乡 453002;

2. 河南新乡农业水土环境野外科学观测试验站, 河南 新乡 453002; 3. 江西省水利规划设计院, 江西 南昌 330000)

摘要: 为了提高城市需水量预测的精度, 基于北京市 2000—2011 年的实际用水量数据, 对比分析了 BP 神经网络预测模型、灰色 GM(1,1) 模型、非线性趋势模型和灰色-神经-趋势组合预测模型及其基于马尔科夫修正的各单项模型需水量预测结果。结果表明: 组合预测模型优于各单项模型, 基于马尔科夫修正的各模型优于各未修正预测模型。基于马尔科夫修正的灰色-神经-趋势组合预测模型预测精度最高、效果最好。

关键词: 城市需水量; 需水量预测; BP 神经网络; 灰色模型; 非线性趋势模型; 灰色-神经-趋势组合预测模型; 马尔科夫修正模型; 预测精度

中图分类号: TV213.4 文献标志码: A 文章编号: 1004-6933(2015)06-0179-05

Comparison of urban water demand forecasting methods

LIU Chun Cheng^{1,2}, ZENG Zhi³, PANG Ying^{1,2}, LU Hongfei^{1,2}, BAI Fangfang^{1,2}, GAO Feng^{1,2}

(1. Farmland Irrigation Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Science, Xinxiang 453002, China;

2. Agriculture Water and Soil Environmental Field Science Research Station of
Xinxiang City Henan Province, Xinxiang 453002, China;

3. Jiangxi Provincial Water Conservancy Planning and Designing Institute, Nanchang 330000, China)

Abstract: Based on the actual water demands of Beijing city from 2000 to 2011, the forecasting results of BP neural network model, grey GM(1, 1) model, nonlinear model and grey-neural-trend forecasting model and their corresponding model modified by Markov chain were contrasted and analyzed in order to improve the predicting precision of urban water demand. The results showed that the corresponding forecasting model was better than single models, and models modified by Markov chain were better than the unmodified models. In summary, grey-neural-trend forecasting model modified by Markov chain has smaller errors and higher precision accuracy.

Key words: urban water demand; water demand forecasting; BP neural network; grey model; nonlinear trend model; grey-neural-trend forecasting model; forecasting precision

进行城市需水量预测有助于合理分配和利用水资源。常用的城市需水量预测方法有回归分析法、趋势预测法、马尔科夫法、BP 神经网络法、灰色模型法和时间序列模型法等。不同的预测方法, 各有优缺点, 精度有一定的差别。不同预测模型限制条件不同, 故一种预测方法仅能利用部分信息, 无法兼顾全部有用的信息。为了提高预测的准确性和可靠性, 有必要综合各种预测方法, 以便利用尽可能多的

有用信息。笔者分析各种预测方法, 对一些预测方法进行组合, 以期寻找较好的城市需水量预测方法。

1 材料与方 法

1.1 数据来源

选取 2001—2011 年北京市的用水指标用水量 (数据摘选自 2001—2011 年的《北京市水资源公报》) 见表 1。

作者简介: 刘春成 (1986—), 男, 助理研究员, 硕士, 主要从事农业水资源的利用与保护以及灌溉理论和技术方面的研究。E-mail: liuchuncheng986@sohu.com

通信作者: 高峰, 研究员。E-mail: gfyx@sina.com

表1 北京市 2001—2011 年实际用水量统计 亿 m³

年份	用水量	年份	用水量
2000	40.30	2006	34.3
2001	38.93	2007	34.8
2002	34.62	2008	35.1
2003	35.80	2009	35.5
2004	34.55	2010	35.2
2005	34.50	2011	36.0

1.2 模型简介

a. BP 神经网络法。BP 神经网络具有自学习、自组织和非线性等独特的特点^[1],其学习过程包括信息正向传递和误差反向传播,是应用最广泛的神经网络算法之一。张雪飞等^[2]研究发现,以任一精度,3 层的前向 BP 神经网络均可以逼近任意非线性函数,且不需要模型,只需构建输入向量和目标输出的网络关系就可模拟预测目标值,故 BP 神经网络预测城市需水量的预测是简单且十分有效的。3 层 BP 神经网络结构见图 1。

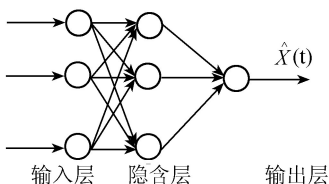


图1 3层 BP 神经网络结构

b. 灰色 GM(1,1) 模型法。灰色系统理论是基于灰色生成函数概念,以微分拟合为核心进行建模的。该理论模型简单且所需样本少,在诸多领域应用广泛。城市用水量具有已知和不确定信息,属于一个灰色系统^[3]。基于时间序列特性,构建灰色模型用于预测城市需水量具有一定可行性。常用的灰色 GM(1,1) 模型建模流程^[4]如下:

假定已知用水量数据序列 $x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$, 对其进行 1 阶累加, 得到模块 $x^{(1)}$, 即 $x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$, 其中 $x^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^i x^{(0)}(k)$ 。

由模块 $x^{(1)}$ 构成的微分方程为

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

式中: a 为系统发展系数; b 为内生控制变量。

对式(1)进行离散化得到:

$$Y = XB \quad (2)$$

式中: Y 为序列变量矩阵; X 为 1 阶累加函数矩阵; B 为估计量矩阵。

利用最小二乘法对式(2)进行变换得:

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

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

则式(1)的解为

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

($k = 0, 1, 2, 3, \dots$)

模拟值为

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

($k = 1, 2, 3, \dots$)

c. 趋势预测法。趋势预测法不考虑其他影响因素,直接建立过去用水量和未来用水量的联系。诸多预测方法中,该法所需数据少、操作简单。常采用的函数关系有线性、非线性和指数关系等,公式如下:

线性模型: $W_D = A + B \cdot T \quad (5)$

非线性模型:

$$W_D = A + B \cdot T + C \cdot T^2 + D \cdot T^3 \quad (6)$$

指数模型: $W_D = A \cdot T^B \quad (7)$

式中: W_D 为预测年需水量; T 为预测年份序号, $T = 1, 2, \dots$; A, B, C, D 均为模型参数。

d. 灰色-神经-趋势组合预测法。组合预测模型^[5-6]是综合不同单项预测模型的预测结果,用组合权系数进行加权平均而得到的预测模型。组合权系数的合理选择是组合预测模型的最关键环节。已有研究多以相对或绝对误差为组合权系数的优化准则^[7],为此,本文以绝对误差之和最小为准则,构建灰色-神经-趋势的线性组合预测模型,即,

$$X_z = \sum_{i=1}^n (l_C \hat{x}_{G_i} + l_B \hat{x}_{B_i} + l_Q \hat{x}_{Q_i}) \quad (8)$$

式中: X_z 为组合预测值; t 为预测时段数; $\hat{x}_{G_i}, \hat{x}_{B_i}, \hat{x}_{Q_i}$ 分别为灰色 GM(1,1) 模型、BP 神经网络模型和趋势预测模型在第 t 个时段的预测值; l_C, l_B, l_Q 分别为灰色 GM(1,1) 模型、BP 神经网络模型和趋势预测模型在第 t 个时段的组合权系数。

l_C, l_B, l_Q 可参考经验公式^[4]求得:

$$l_k = \frac{\sum_{i \neq k}^n \tilde{d}_i}{\sum_{i=1}^n \tilde{d}_i} \cdot \frac{1}{n-1} \quad (n \geq 2, k = 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

式中: l_k 为第 k 种模型组合权系数,且 $\sum_i l_k = 1$; \tilde{d}_i 为预测时段内第 i 种预测模型的残差平方和。

本文 $n=3$, 用 l_C, l_B, l_Q 表示 l_1, l_2, l_3 , 可得:

$$\begin{cases} l_C = \frac{\bar{d}_B + \bar{d}_Q}{\bar{d}_C + \bar{d}_B + \bar{d}_Q} \cdot \frac{1}{2} \\ l_B = \frac{\bar{d}_C + \bar{d}_Q}{\bar{d}_C + \bar{d}_B + \bar{d}_Q} \cdot \frac{1}{2} \\ l_Q = \frac{\bar{d}_C + \bar{d}_B}{\bar{d}_C + \bar{d}_B + \bar{d}_Q} \cdot \frac{1}{2} \end{cases} \quad (10)$$

式中： \bar{d}_C 、 \bar{d}_B 、 \bar{d}_Q 分别为预测时段内灰色 GM(1,1) 模型、BP 神经网络模型和趋势预测模型的残差平方和。

e. 马尔科夫链预测法。马尔科夫链是基于马尔科夫过程,由当前时刻状态推求出下一时刻状态概率分布,属于特殊的随机过程^[8]。根据对链内已知马尔科夫过程状态、相互关系的研究,预测链的未来变化。其预测结果是取值范围,可以用于修正随机波动性较大的预测。马尔科夫链模型如下:

$$P_{t+1} = P_0 [P^{(1)}]^{t+1} \quad (11)$$

其中 $P^{(1)}$ 为一步转移矩阵:

$$P^{(1)} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中： P_0 、 P_{t+1} 分别为初始时刻、 $t+1$ 时刻的概率分布； p_{ij} 为一步转移概率（与初始时刻无关），是由状态 $a_i(t_n$ 时刻）经一步转移到状态 $a_j(t_{n+1}$ 时刻）的概率， $p_{ij} = P(X_{n+1} = a_j | X_n = a_i)$ ， $0 \leq p_{ij} \leq 1$ ， $\sum_{j=1}^n p_{ij} = 1$ ($i, j = 1, 2, 3 \cdots n; m$ 为正整数)。

2 模型应用

2.1 基于 BP 神经网络模型的应用

基于 Matlab 软件,对北京市 2000—2011 年的实际用水量原始数据进行归一化处理,初始权值随机化赋予,同时取学习效率为 0.6。经数次训练对比,

选用 3 层 BP 神经网络结构为 1-9-1,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 9。选用 tansig 传递函数构建输入层和输出层之间的网络关系,网络连接的阈值和权值采用动量项进行修正,详细算法步骤见文献[9]。训练精度设定为 0.001,最大训练步骤为 10 000 步,由仿真训练求得预测值及其误差,详见表 2。

2.2 基于灰色 GM(1,1) 模型的应用

基于 Matlab 软件,对北京市 2000—2011 年的实际用水量数据进行计算,算法步骤见文献[10]。求得灰色 GM(1,1) 预测模型的系统发展系数 $a = 0.003 107 72$,内生控制变量 $b = 36.124 4$ 。则有:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(k+1) = -11584.084 5e^{-0.003 107 72k} + 11624.084 5 \\ \hat{x}^{(0)}(k+1) = 36.06e^{-0.003 107 72k} \end{cases} \quad (k = 0, 1, 2, 3, \dots)$$

由 MATLAB 软件计算出需水量预测值和误差,详见表 2。

2.3 基于趋势预测模型-非线性模型的应用

基于 EXCEL 软件,对北京市 2000—2011 年的实际用水量数据按照式(6)进行拟合,求出模型参数 A, B, C, D ,并代入式(6)得： $W_D = 43.705 - 3.725T + 0.4647T^2 - 0.0175T^3$,并进行需水量预测(2000 年 T 取 1,依次类推),结果见表 2。

2.4 基于灰色-神经-趋势组合预测模型的应用

基于灰色 GM(1,1) 模型、BP 神经网络模型和非线性趋势预测模型的预测值,计算其残差平方和,按式(10)计算出组合权系数 $l_C = 0.302, l_B = 0.254, l_Q = 0.444$,并代入式(8)计算灰色-神经-趋势组合预测模型的预测值及误差值,结果见表 2。

2.5 基于马尔科夫链修正的 BP 神经网络预测模型的实例应用

算法同 BP 神经网络预测模型,基于表 2 中 BP

表 2 不同模型下北京市 2000—2011 年需水量预测值与实际值的比较

年份	实测值/ 亿 m ³	预测值/亿 m ³				相对误差/%			
		灰色 GM(1,1)	BP 神 经网络	非线性 趋势	灰色-神经-趋 势组合模型	灰色 GM(1,1)	BP 神 经网络	非线性趋势	灰色-神经-趋势 组合模型
2000	40.30	40.30	40.30	40.43	40.36	0	0	0.32	0.14
2001	38.93	35.94	38.93	37.97	37.60	-7.67	0	-2.46	-3.41
2002	34.62	35.83	33.39	36.24	35.39	3.50	10.89	4.68	2.23
2003	35.80	35.72	35.94	35.12	35.51	0.22	0.4	-1.90	-0.81
2004	34.55	35.61	34.82	34.51	34.92	3.07	0.79	-0.12	1.07
2005	34.50	35.50	34.76	34.30	34.78	2.90	0.74	-0.57	0.81
2006	34.30	35.39	34.03	34.40	34.61	3.18	-0.8	0.29	0.89
2007	34.80	35.28	32.84	34.69	34.40	1.38	-5.64	-0.33	-1.15
2008	35.10	35.17	37.74	35.06	35.77	0.20	7.51	-0.10	1.92
2009	35.50	35.06	37.77	35.43	35.91	-1.24	6.38	-0.21	1.16
2010	35.20	34.95	34.85	35.67	35.24	-0.70	-0.99	1.32	0.13
2011	36.00	34.84	37.23	35.68	35.82	-3.21	3.41	-0.88	-0.50
均方差						3.21	4.46	1.78	1.54

神经网络预测相对误差,将马尔科夫的状态区域划分为:① $[-6\%, -1\%]$;② $(-1\%, 1\%]$;③ $(1\%, 8\%]$;④ $(8\%, 11\%]$,并基于此进行分类。根据状态区域的划分,一步转移概率矩阵为

$$P_{bp}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0.167 & 0.666 & 0 & 0.167 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

将 $P_{bp}^{(1)}$ 代入式(11),可得到基于马尔科夫链修正的BP神经网络预测结果(表3)。根据表3计算分析,灰色GM(1,1)模型、BP神经网络模型、非线性趋势模型、灰色-神经-趋势组合预测模型的修正预测相对误差的均方差分别为3.11%、3.00%、1.50%、1.34%。

2.6 基于马尔科夫链修正的灰色GM(1,1)预测模型的实例应用

算法同灰色GM(1,1)预测模型,基于表2中灰色GM(1,1)预测相对误差,将马尔科夫的状态区域可划分为:① $[-8\%, -2\%]$;② $(-2\%, 0\%]$;③ $(0\%, 2\%]$;④ $(2\%, 3.6\%]$ 。并基于此进行分类。根据状态区域的划分,一步转移概率矩阵为

$$P_{GM}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0.667 & 0.333 & 0 & 0 \\ 0 & 0.334 & 0.333 & 0.333 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

将 $P_{GM}^{(1)}$ 代入式(11),可得到基于马尔科夫链修正的灰色GM(1,1)预测模型的预测结果(表3)。

2.7 基于马尔科夫链修正的非线性趋势预测模型的实例应用

算法同非线性趋势预测模型,基于表2中非线性趋势预测模型中相对误差,将马尔科夫的状态区域可划分为:① $[-3\%, -1\%]$;② $(-1\%, 1\%]$;③ $(1\%, 2\%]$;④ $(2\%, 5\%]$ 。并基于此进行分类。

根据状态区域的划分,一步转移概率矩阵为

$$P_{fx}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0.143 & 0.714 & 0.143 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

将 $P_{fx}^{(1)}$ 代入式(11),可得到基于马尔科夫链修正的非线性趋势预测模型的预测结果(表3)。

2.8 基于马尔科夫链修正的灰色-神经-趋势组合预测模型的实例应用

算法同灰色-神经-趋势组合预测模型,基于表2中灰色-神经-趋势组合预测相对误差,将马尔科夫的状态区域可划分为:① $[-4\%, -2\%]$;② $(-2\%, 0\%]$;③ $(0\%, 1.5\%]$;④ $(1.5\%, 3\%]$ 。并基于此进行分类。根据状态区域的划分,一步转移概率矩阵为

$$P_{zh}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0.167 & 0.333 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \end{bmatrix}$$

将 $P_{zh}^{(1)}$ 代入式(11),可得到基于马尔科夫链修正的灰色-神经-趋势组合预测模型的预测结果(表3)。

2.9 结果分析与精度检验

由表2、表3可知,组合模型预测精度高于单一模型预测;基于马尔科夫修正的BP神经网络模型、灰色GM(1,1)模型、非线性趋势模型和灰色-神经-趋势组合预测模型的预测精度均高于未修正的相应模型。为了评价组合预测模型和各修正预测模型的优劣,基于后验差检验和残差检验的方法进行进一步分析。

a. 残差检验。由表2、表3中各模型的修正误差序列可知,BP神经网络模型、灰色GM(1,1)模型、非线性趋势模型和灰色-神经-趋势组合预测模

表3 基于马尔科夫链修正的4种模型对北京市2000—2011年需水量的预测

年份	实测值/ 亿 m ³	预测值/亿 m ³				相对误差/%			
		灰色 GM(1,1)	BP神 经网络	非线性 趋势	灰色-神经-趋 势组合模型	灰色 GM(1,1)	BP神 经网络	非线性趋势	灰色-神经-趋 势组合模型
2000	40.30	42.46	40.30	40.43	40.06	5.37	0.01	0.33	-0.59
2001	38.93	37.87	38.93	37.97	37.32	-2.72	0.01	-2.46	-4.13
2002	34.62	34.86	33.39	35.81	34.61	0.68	-3.54	3.45	-0.02
2003	35.80	36.08	35.94	35.12	35.51	0.79	0.40	-1.89	-0.81
2004	34.55	35.26	34.82	34.51	34.40	2.06	0.79	-0.11	-0.42
2005	34.50	35.15	34.76	34.30	34.52	1.89	0.76	-0.57	0.07
2006	34.30	35.04	34.03	34.40	34.35	2.17	-0.78	0.30	0.16
2007	34.80	34.93	32.84	34.69	34.15	0.39	-5.62	-0.31	-1.88
2008	35.10	35.53	36.16	35.06	35.24	1.22	3.01	-0.10	0.40
2009	35.50	35.42	37.40	35.43	35.91	-0.23	5.34	-0.19	1.15
2010	35.20	36.83	34.50	35.67	34.98	4.62	-1.97	1.35	-0.63
2011	36.00	36.71	37.23	35.68	35.56	1.97	3.43	-0.88	-1.24

型的马尔科夫修正相对误差绝对值的最大值分别为 5.62%、5.36%、3.45%、4.13%，其修正相对误差绝对值的平均值分别为 2.14%、2.01%、0.99%、0.96%，均小于 5%，平均精度均大于 95%。

可见，修正后各模型的拟合精度均较高，其中修正灰色-神经-趋势组合预测模型的拟合精度最高，修正非线性趋势预测模型次之，分别为 99.04% 和 99.01%。

b. 后验差检验。后验差比值 c 是残差均方差 S 与数据均方差 S_0 之比。即 $c = S/S_0$ 。

小误差概率 $P = P\{|e(k) - \bar{e}| < 0.6745S_0\}$ ，其中 $e(k)$ 、 \bar{e} 分别为各修正模型残差序列、均值。

基于后验差比值 c 和小误差概率 P 把预测等级^[10]分为 4 级(好,合格,勉强合格,不合格),见表 4。

表 4 检验指标标准

等级	c	P
好	<0.35	>0.95
合格	<0.50	>0.85
勉强合格	<0.65	>0.70
不合格	≥0.65	≤0.70

根据后验差比值和小误差概率公式得到基于马尔科夫修正的 BP 神经网络模型、灰色 GM(1,1) 模型、非线性趋势模型和灰色-神经-趋势组合预测模型的 c 值分别为 0.584、0.430、0.286、0.272， P 值分别为 0.750、0.833、0.916、0.916。从表 4 可知，基于马尔科夫修正的各种模型预测等级依次为勉强合格、勉强合格、合格、合格。

基于马尔科夫修正的灰色-神经-趋势组合预测模型的拟合精度高、稳定性好。根据该模型，2012 年北京市预测需水量为 35.28 亿 m^3 ，而北京市实际需水量为 35.90 亿 m^3 （来源于《2012 年北京市水资源公报》），相对误差为 -1.73%。

3 结论

基于北京市 2000—2011 年的实际用水量数据，对比分析了 BP 神经网络预测模型、灰色 GM(1,1) 模型、非线性趋势模型和灰色-神经-趋势组合预测模型及其基于马尔科夫修正的各单项模型的需水量预测结果，得出的主要结论为：基于马尔科夫修正的灰色-神经-趋势组合预测模型的拟合精度高、稳定性好，拟合效果优于灰色-神经-趋势组合预测模型和其他马尔科夫修正各单项预测模型。

但是，本文侧重于模型方法应用分析，没有结合当地的工农业发展规划、居民生活用水情况、环境需水及节水措施等，相关工作有待进一步深入研究。

参考文献：

[1] 胡文发. 基于 BP 算法的国际工程项目政治风险评价模型[J]. 重庆建筑大学学报, 2006, 28(4): 98-100. (HU Wenfa. BP algorithm evaluation model of political risking international construction projects [J]. Journal of Chongqing Jianzhu University, 2006, 28(4): 98-100. (in Chinese))

[2] 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 Xuefei, GUO Xiurui, CHENG Shuiyuan, 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))

[3] 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 Huanlian. 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))

[4] 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 Chengcai, CUI Yabo, HU Caihong. Study on water demand forecast methods [J]. Journal of Meteorological and Environmental Sciences, 2009, 32(1): 1-4. (in Chinese))

[5] BASTES J M, GRANGER C. The combination of forecasts [J]. Operation Research Quarterly, 1969, 20(4): 451-468.

[6] 唐小我. 组合预测计算方法研究[J]. 预测, 1991, 10(4): 35-39. (TANG Xiaowo. Study of computing method of combination forecasting [J]. Journal of Forecasting, 1991, 10(4): 35-39. (in Chinese))

[7] 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 Suxia, WANG Mingzhi, XIA Xunfeng, 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))

[8] 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 Xinguo, ZHANG Zhanyu, ZHU Zhuo. Prediction of water demand based on improved BP neural network and Markov model [J]. Water Resources Protection, 2010, 26(2): 28-31. (in Chinese))

[9] 李学桥, 马莉. 神经网络-工程应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1996.

[10] 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 Xiuyan, WANG Nuan. 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))

[11] 宁宣熙. 管理预测与决策方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003. (宁宣熙. 管理预测与决策方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003. (收稿日期: 2015-01-05 编辑: 彭桃英))