

文章编号:0559-9350(2007)增刊-0409-04

中长期用水量预测在城市水资源配置中的应用

舒诗湖¹, 刘德钊^{1,2}, 袁一星¹

(1. 哈尔滨工业大学 市政环境工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150090; 2. 山东建筑大学 市政与环境工程学院, 山东 济南 250101)

摘要: 本文从 H 市给水管网系统改扩建工程的实际出发, 运用灰色神经网络方法对城市中长期用水量进行了预测, 建立了灰色神经网络 GNNM(1, 1) 用水量预测模型, 达到了在数据较少情况下提高预测精度的目的, 编程实践证明是可行的。

关键词: 水资源; 供水规划; 用水量预测; 灰色神经网络

中图分类号: TU991

文献标识码: A

1 研究背景

水, 是人类生存和发展不可缺少而又数量有限的物质, 也是工农业生产、经济发展和环境改善不可替代的极为宝贵的自然资源^[1]。在城市供水系统规划和给水管网系统优化改扩建时, 为了对规划期内城市的水资源进行合理利用与配置, 需对城市用水量进行科学合理的预测。

城市用水量预测一般可分为两大类: 中长期预测和短期预测。中长期预测根据城市年用水量记录结合城市经济发展及人口增长速度等多方面因素对未来几年城市用水量做出预测, 主要为城市的整体建设规划和给水管网系统优化改扩建研究提供依据。传统的用水量预测方法主要有: (1) 回归预测法。认为输入变量的变化将引起系统输出变量的变化, 即系统的输入与输出之间存在某种因果关系。在输入量中, 要考虑气象、人口增长、工商业分布及居民活动、节假日作用等因素。其缺陷在于已知的指数关系难以描述实际情况, 模型没有充分利用用水量观测数据, 且对初始序列的选取要求较高。(2) 时间序列法。认为时间序列中的每一个资料都反映了当时众多影响因素综合作用的结果, 整个时间序列则反映了外部影响因素综合作用下预测对象的变化过程, 假设预测对象的变化仅与时间有关, 预测过程只依赖于历史观测资料及其资料模式, 从而使预测研究更为直接和简捷。时间序列法通常有: ①自回归 (AR) 预测法; ②滑动平均 (MA) 预测法; ③自回归滑动平均 (ARMA) 预测法; ④指数平滑预测法; ⑤增长曲线法等。时间序列法的缺陷在于不能利用可定量描述的显著影响因素, 当用水量变化较大时误差较大。

灰色预测是指对本征性灰色系统, 根据过去及现在已知的或未确知的信息建立一个从过去延伸到将来的 GM 模型, 从而确定系统在未来发展变化的趋势。灰色预测不追求个别因素的作用效果, 力图通过对原始数据的处理削弱随机因素的影响来寻找其内在规律。张洪国、赵洪宾等^[2]在利用灰色模型预测用水量方面作了大量的研究, 认为该模型适合于带有一定趋势的光滑渐变量的中长期用水量预测。近年来, 随着神经网络的发展, 它被广泛应用于模式分类、特征抽取等方面。人工神经网络预测方法在多样本、历史数据较多的情况下可达到较高精度的预测^[3]。所谓灰色神经网络用水量预测 GNNM(1, 1) 模型就是将灰色系统方法与神经网络方法有机地结合起来, 对用水量预测这一复杂的不确定性问题进

收稿日期: 2007-07-30

基金项目: 黑龙江省自然科学基金重点资助项目 (ZJ G0503)

作者简介: 舒诗湖 (1981 -), 男, 江西玉山人, 博士生, 主要从事饮用水安全保障工作。E-mail: ssh314 @126. com

行求解所建立的模型^[4]。

2 用水量预测模型的建立

影响用水量变化的因素众多,可分为确定性(如节假日、气温等)和非确定性因素(人口、水价、管网运行和管理状况等)。这些因素难以描述清楚,存在不可预测性和非统计性,这加大了水量预测的难度。我国城市中长期用水量序列存在两种基本情形:一是用水量序列记录时间较长、历史数据较多;一是用水量序列记录时间较短、历史数据较少。就目前我国城市用水量序列的特点而言,更多的是属于记录时间较短、历史数据较少的一类。这类用水量序列传统上较多的是应用灰色系统预测方法对其进行分析^[2];而神经网络具有并行计算,分布式信息存储,容错能力强,自适应学习功能等优点,在处理复杂的人工智能问题上显示出极优越的地位^[3]。若把灰色系统预测和神经网络两种方法结合建立一种兼具两者优点的方法,则用这种方法求解中长期用水量预测这一灰色问题时,与神经网络方法相比具有计算量小,在少样本情况下也可达到较高精度的优点;与灰色系统方法相比则具有计算精度高且误差可控的优点。下面是建立中长期用水量序列 GNNM(1,1)模型的过程。

2.1 建立灰色理论模型 将已有用水量序列数据表示为:

$$Q^{(0)} = \{Q^{(0)}(1), Q^{(0)}(2), \dots, Q^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

对 $Q^{(0)}$ 作一次累加处理,生成一阶灰色模块:

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

式中: $Q^{(1)}(1) = Q^{(0)}(1)$;

$$Q^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k Q^{(0)}(i) \quad (3)$$

对式(1)建立 GNNM(1,1)模型,其灰微分方程形式:

$$\frac{dQ^{(1)}}{dt} + aQ^{(1)} = u \quad (4)$$

求解式(4),得时间响应函数:

$$Q^{(1)}(k+1) = \left[Q^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (5)$$

对式(5)做 1 - IAGO 还原可生成预测序列:

$$Q^{(0)}(k+1) = Q^{(1)}(k+1) - Q^{(1)}(k) \quad (6)$$

式(5)、(6)为用水量预测 GNNM(1,1)模型的时间响应函数及预测序列计算公式。

2.2 建立 GNNM(1,1)灰色神经网络模型 建立 GNNM(1,1)灰色神经网络模型需要白化灰微分方程(4)的参数。将方程(4)的时间响应函数(5)映像到一个 BP 网络中,对这个 BP 网络进行训练,当网络收敛时,从训练后的 BP 网络中提取出相应的方程系数(a 、 u 值),从而得到一个白化的微分方程,进而利用此白化的微分方程进行求解。要将式(6)映像到 BP 网络中,对其作如下变换。

由式(6)变换可得式(7):

$$Q^{(1)}(k+1) = \left\{ \left[Q^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] \frac{1}{1 + e^{-ak}} + \frac{u}{a} \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} \right\} (1 + e^{-ak}) \quad (7)$$

对式(7)两边同除 $1 + e^{-ak}$,并注意到 $\frac{1}{(1 + e^{-ak})} = 1 - \frac{1}{(1 + e^{-ak})}$

可得式(8):

$$Q^{(1)}(k+1) = \left\{ \left[Q^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-ak}} \right) + \frac{u}{a} \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} \right\} (1 + e^{-ak}) \quad (8)$$

将式(8)变换可得式(9):

$$Q^{(1)}(k+1) = \left\{ \left[Q^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] - Q^{(1)}(1) \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} + 2 \times \frac{u}{a} \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} \right\} (1 + e^{-ak}) \quad (9)$$

经过变换后可将式(9)映射到BP网络中,其结构如图1所示。相应的BP网络权值进行如下赋值(令 $u/a = b$): $W_{11} = a$; $W_{21} = -Q^{(0)}(1)$ (在训练过程中, W_{21} 始终保持不变); $W_{31} = 1 + e^{-ak}$ (W_{31} 直接由输入与 W_{11} 、 W_{21} 得到,其本身不修改 W_{31}); $W_{12} = a$; $W_{22} = 2b$; y_1 的阈值设为 $\theta_{y_1} = b - Q^{(0)}(1)$; BP2 层的神经元激活函数设为 sigmoid 函数,该函数为 S 型函数,存在一个高增益区,能确保网络最终达到稳定态;其他层神经元激活函数均为线性函数(其误差修正按照线性函数的求导)。对各权值及阈值赋初值并确定 BP 网络激活函数后,可对网络中各个结点进行计算:

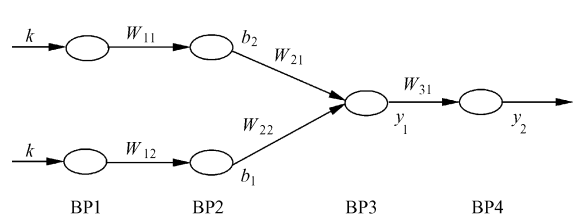


图1 GNNM(1,1)模型映射的BP网络

$$b_1 = f(ak) = \frac{1}{1 + e^{-ak}} = b_2 \quad (10)$$

由 $y_1 = b_1 W_{21} + b_2 W_{22} - \theta_{y_1}$ 可得式(11),进一步可得式(12):

$$y_1 = -Q^{(0)}(1) \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} + 2 \times \frac{u}{a} \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} - (b - Q^{(0)}(1)) \quad (11)$$

$$y = Q^{(1)}(k+1) = (1 + e^{-ak}) \times y_1 \quad (12)$$

在训练网络时采用批处理方式修改权值,即待组成一个训练周期的全部样本都依次输入后计算总的平均误差,然后再反向推求误差。在改进算法的收敛速度上采用对权值修正增加动量项的方法,即如式(13)所示。

$$\Delta w_{ij}(k+1) = \alpha \Delta w_{ij}(k) + \eta \delta'_i(k+1) y_j(k+1) \quad (13)$$

3 模型精度检验及用水量预测

人们对各种事物和系统进行预测,无论采用何种方法、建立何种预测模型,都涉及到预测精度的问题。很多预测学者认为,一般预测精度若大于或等于 85%,则认为预测是成功的^[5]。

目前预测值精度一般用 MAPE 表示,MAPE 为平均绝对百分比误差,若 MAPE 的值小于 10,则认为高精度的预测。其计算公式如式(14)所示。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_i| \quad (14)$$

式中: n 为样本数据个数; P_i 为相对百分比误差(%)。

应用灰色神经网络对 H 市 1983 年~1997 年年用水量数据进行训练,设定最大循环次数为 1000;初始学习步长为 0.01;动量项修正系数为 0.7。在实际应用中利用 Visual C++ 进行了编程计算,在计算时针对 BP 网络计算的特点以及 Sigmoid 函数的特点,对用水量数据进行了规划,计算完后还原。否则易出现溢出现象,而且计算次数对 Sigmoid 函数变化的影响不明显。不断训练网络,用所得预测模型对 H 市 1998 年~2005 年年用水量进行模拟预测,以便确定预测模型精度是否可用于规划期内的用水量预测。历史用水量数据和用水量模拟预测结果分析如表 1 所示。经过计算可得模拟预测的平均绝对百分比误差 MAPE 值为 4.18,属于高精度的预测,可以满足规划期内用水量预测的要求。基于 1998 年~2005 年实际年用水量数据,不断训练网络,用所得预测模型对 H 市 2020 年规划期内年用水量进行预测,以便对规划期内城市的水资源进行合理利用与配置,结果如表 2 所示。其中,平均日用水量为年用水量除以 365d,最高日用水量等于平均日用水量乘以日变化系数 K_d ,日变化系数取值为 $K_d = 1.2$ 。

4 结论

针对我国城市中长期用水量序列多属于记录时间较短、历史数据较少的小样本用水量序列的特点,

提出了灰色神经网络 GNNM(1,1)用水量预测方法,建立了灰色神经网络 GNNM(1,1)用水量预测模型,实际验证应用于其精确度可以满足预测的要求,为规划期内城市水资源的合理利用与配置提供了理论依据。

表1 H市用水量模拟预测结果分析

年份	实际用水量/ 万 m ³	预测用水量/ 万 m ³	相对百分比 误差	年份	实际用水量/ 万 m ³	预测用水量/ 万 m ³	相对百分比 误差	年份	实际用水量/ 万 m ³	预测用水量/ 万 m ³	相对百分比 误差
1983	3 951			1991	5 986.35			1999	7 303.14	7 252.004	0.700
1984	3 996			1992	6 606.22			2000	7 655.47	7 431.691	2.923
1985	4 423			1993	7 157.91			2001	7 408.81	7 615.831	2.794
1986	4 661			1994	7 617.74			2002	7 483.20	7 804.534	4.294
1987	4 978			1995	7 411.42			2003	7 531.55	7 997.912	6.192
1988	5 523.4			1996	7 111.71			2004	7 830.03	8 196.082	4.675
1989	5 593.74			1997	7 112.82			2005	7 760.50	8 399.161	8.230
1990	5 837.86			1998	7 342.22	7 076.661	3.617				

表2 H市规划期内用水量预测

年份	预测年用水量 /万 m ³	预测平均日用水量 /万 m ³	预测最高日用水量 /万 m ³	年份	预测年用水量 /万 m ³	预测平均日用水量 /万 m ³	预测最高日用水量 /万 m ³
2006	8 607.273	23.58157020	28.2978842	2014	10 468.94	28.68203365	34.4184404
2007	8 820.541	24.16586651	28.9990398	2015	10 728.34	29.39270756	35.2712491
2008	9 039.094	24.76464033	29.7175684	2016	10 994.16	30.12099031	36.1451884
2009	9 263.061	25.37825037	30.4539004	2017	11 266.57	30.86731781	37.0407814
2010	9 492.578	26.00706423	31.2084771	2018	11 545.73	31.63213973	37.9585677
2011	9 727.782	26.65145863	31.9817504	2019	11 831.81	32.41590959	38.8990915
2012	9 968.814	27.31181963	32.7741836	2020	12 124.97	33.21909863	39.8629184
2013	10 215.82	27.98854283	33.5862514				

参 考 文 献:

[1] 李广贺. 水资源利用与保护[M]. 北京:中国建筑工程出版社,2002.

[2] 张洪国,赵洪宾,李恩轅. 城市用水量灰色预测[J]. 哈尔滨建筑大学学报,1998,31(4):32 - 37.

[3] B. Fortner. Climate Change Report Predicts Water Supply Challenges. J. Civil Engineering,2001,71(2):16 - 21.

[4] 岳毅宏,韩文秀. 基于灰色关联分析与主成分分析的BP网络模型及其应用研究[J]. 软科学,2002,16(6):19 - 21.

[5] 张洪国. 大规模给水管网系统实用改扩建的研究[J]. 哈尔滨建筑大学博士学位论文,1998:24 - 46.

Application of long-term water demand forecast in
urban water resource planning

SHU Shi-hu¹, LIU De-zhao^{1,2}, YUAN Yi-xing¹

(1. School of Municipal and Environmental Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China;
2. School of Municipal and Environmental Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

Abstract: Using the gray BP nervous network, this paper, beginning with the practical situation of rehabilitation and expansion in large-scale pipe networks, constructed the gray BP nervous network water consumption forecast model. This model can increase precesion of gray model with a few data, which is proved by practice.

Key words: water resources; planning; water demand forecast; GNNM(1,1)