

# 一种城市需水量预测的模糊认知图方法

韩慧健 宋馨芳 张 慧

(山东财经大学山东省信息可视化与计算经济工程技术研究中心 济南 250014)

**摘 要** 系统运作的状态数据是复杂因素相互作用的产物,需水量的变化受到多种因素相互影响。传统的基于时间序列预测方法预测变量较单一,忽略了系统各因素的因果关系。因此,文中提出了一种新的预测方法—模糊认知图(FCM),其恰好拥有这种特性,它是一种带权重值的模糊反馈推理机制,量化表示概念间的因果关系,模拟整个系统运转。文中将模糊认知图和遗传算法相结合构建城市需水量模型,搜集整理了 2001—2010 年间的数据进行训练,最后采用 2011—2015 年间的数据来进行验证与测试。结果表明:在五年平均相对误差方面,非线性趋势模型为 5.91%,BP 神经网络为 1.83%,提出的方法为 1.34%,因此所提方法的预测精度较高、泛化性能良好。根据实验数据分析可得,未来济南市对于水资源进行管理时,要在合理把控万元国内生产总值用水量和万元工业增加值用水量的同时,加大城市工业用水重复率和居民生活用水回收率。该模型为城市需水量的预测和分析提供了一种更有效的方法。

**关键词** 城市需水量预测,模糊认知图,遗传算法

**中图分类号** TP3-05 **文献标识码** A

## Fuzzy Cognitive Map Method for Forecasting Urban Water Demand

HAN Hui-jian SONG Xin-fang ZHANG Hui

(Shandong Research Center of Information Visualization and Computational Economy Engineering and Technological, Shandong University of Finance and Economics, Jinan 250014, China)

**Abstract** The state data of system operation is the product of the interaction of complex factors, and the change of water demand is affected by many factors. The traditional time series prediction method has a single predictor variable, ignoring the causal relationship of various factors of the system. Therefore, this paper proposed a new prediction method, namely Fuzzy Cognitive Map (FCM), which exactly has this kind of feature. It is a fuzzy feedback reasoning mechanism with weight value, which quantifies the causal relationship between concepts and simulates the entire system is running. This paper combined the fuzzy cognitive map and the genetic algorithm to construct the urban water demand model, collected and organized the data at 2001~2010, and finally used the data at 2011~2015 for verification and test. The results show that in terms of the five-year average relative error, the nonlinear trend model is 5.91%, the BP neural network is 1.83%, and the method of this paper is 1.34%. Therefore, the prediction accuracy of this method is higher and the generalization performance is good. According to the analysis of experimental data, in the future, the management of water resources in Jinan City should properly control the water consumption of GDP and the water consumption of industrial added value, and increase the urban industrial water reuse rate and the domestic water recovery rate. This model provides a more efficient method for urban water demand forecasting and analysis.

**Keywords** Urban water demand forecast, Fuzzy cognitive map, Genetic algorithm

2019 年 3 月 22 日是第二十七届“世界水日”,3 月 22 日—28 日是第三十二届“中国水周”。2019 年,我国纪念“世界水日”和“中国水周”活动的宣传主题是:坚持节水优先,强化水资源管理。关于水资源可持续和最佳利用的许多重要决策取决于对水需求的预测。准确估计用水量对政府更好地把控水资源管理和水资源规划至关重要。近年,专家和学者提出了诸多需水量预测方法:周鹏飞等人以邯郸市为例,采用逐步回归分析法分析城市用水量的因素并进行预测,取得了不错的预测结果<sup>[1]</sup>;曹永强等人采用 Penman-Monteith 模型研究气

候变化下辽西北春玉米生育期的需水量,获得了不错的分析结果<sup>[2]</sup>;王春超等人改进传统多变量灰色模型的缺陷,提出改进的多变量灰色模型 IMG $M(1, n)$ ,获得了较好的成效<sup>[3]</sup>。上述预测模型的构建方法都属于传统的预测方法。还有学者提出将神经网络应用到需水量预测中,神经网络是一种根据经验历史数据使经验最小化的预测方法,它具备很强的非线性预测能力。例如严旭等提出用 GA 优化 BP 网络的算法,预测结果有较强的可靠性和适用性<sup>[4]</sup>。但这些预测方法都存在一定的局限性,如表 1 所列。

表1 常用需水量预测方法

分类	方法名称	性质
时间序列预测法	滑动平均法	预测结构简单,便于计算,但预测变量较单一,通过模拟需水量的历史数据趋势来预测未来需水量,没有完全考虑各个影响因素对需水量的影响[5]
	马尔科夫法	
结构分析法	回归分析法	分析影响需水量的相关因子与需水量的影响关系,属于多周期预测方法,但没有考虑因素之间的相互影响,且回归关系也不容易解释[6]
	指标分析法	
系统分析法	灰色预测法	神经网络结构复杂,预测准确度高,但运算收敛速度慢且容易陷入局部最优,影响因子与需水量、影响因子之间的因果关系无法分析,缺乏知识表现力
	人工神经网络	

系统发展涌现的状态数据是由复杂因素相互作用的结果。研究城市需水量,涉及的因素比较多,包括供水制度、用水人口特征和当地自然气象条件等,这些因素相互作用,相互影响。基于时间序列的预测方法要考虑整个系统中各个因素之间相互的影响关系,传统的预测方法预测变量较单一。数据又是系统趋势走向的呈现,反映了整个系统的运作情况,要通过数据来了解因素之间的相互关联。系统分析法中的因果关系无法分析,缺乏知识表现力。而模糊认知图(Fuzzy Cognitive Maps, FCM)具有如下特点:它是一种由节点和带权重的弧组成的网状图,可以将模糊反馈系统中的因果关系、目标与趋势等内在联系,数值化成概念间的权重值,通过概念节点间的相互作用来表示模糊推理,继而模拟整个系统运作,是一种由具体到抽象再到具体的过程[7]。FCM的每一个节点与弧都有着很强的语义,从而整个结构都呈现出很强的语义,没有确切的输入端和输出端,避免了从系统中抽取知识,拥有很强知识表现力。

因此,本文提出了以城市需水量时间序列状态数据为例,用FCM为其复杂系统建模的方法。

## 1 模糊认知图(FCM)

1948年, Tolmon在“cognitive maps in rats and men”一文中最早提出认知图这个概念[8]。认知图是由弧连接结点的集合,弧和节点自定义。1955年, Kelly构造了一种认知图,其概念为二值,概念间的关系为三值,用“+”“-”“0”表示。1976年, Axelord提出认知图,进一步解释认知图的动态性与节点间的因果关系。原因节点能自主取值并通过弧线对其结果节点进行正向或者负向影响。1986年 Kosko等人在 Axelord认知图的基础上,将概念间的三值逻辑关系改进,拓展到区间[-1,1]的模糊关系,提出了FCM[9]。FCM融合了认知图方法和模糊集理论,它是由概念集 $X$ 和连接矩阵 $W$ 描述的有向图:

$$\langle X, W \rangle \quad (1)$$

其中,  $X = [X_1, \dots, X_n]^T$  是具有概念值的向量,  $W$  是表示概念之间关系的连接矩阵。这些概念相互依存, 强度由它们之间的连接权重描述。

FCM的推理机制:根据所选择的动态模型,基于当前状态向量(概念的当前值)来计算下一次迭代中的概念的值。

推理机制如下:

$$\hat{X}_i(t+1) = F\left(\sum_{j \neq i} \omega_{j,i} \cdot X_j(t)\right) \quad (2)$$

其中,  $\omega_{j,i}$  是第 $j$ 个概念和第 $i$ 个概念之间连接的权重,其取值范围是[-1,1]。 $\hat{X}_i(t)$ 是在第 $t$ 次迭代中,第 $i$ 个概念的值。 $t$ 是离散时间,  $t=0, 1, 2, \dots, T$  ( $T$ 是模拟结束时间);  $i=1, 2, \dots, n$  ( $n$ 是数字概念)。 $\hat{X}_i(t)$ 是根据 $t$ 次迭代后的值算出的第 $i+1$ 个概念的值。 $F(x)$ 是一个变换函数,将输入变量进行一次迭代后通过激活函数变换到输出端,输出值即为预测值。

经过一定的迭代次数,概念节点的状态值达到一定的稳定状态,结束迭代。迭代的终止条件:1)状态值稳定在一个固定的数值上;2)状态值呈周期性变化;3)状态值呈现混沌状态。

## 2 模糊认知图预测方法

FCM最初依赖于研究领域的专家知识,系统选取概念集和概念之间的因果关系,迭代让整个系统恢复平衡,模拟系统动态行为[10]。然而,由于历史数据的可用性以及有监督的修改概念之间关系的不准确性,提出了人工学习的智能方法自动构建FCM。此FCM融合了模糊集理论和神经网络的特点,将自身逻辑表现力、推理能力与神经网络自学习力、自适应力以及良好的泛化能力相结合。本文中预测城市水需求量的方法采用人工学习构建FCM。

### 2.1 概念节点的选取和归一化

概念节点的选取需要针对研究问题来综合分析。大多数学者认为供水制度、用水人口特征和当地自然气象条件是需水量的制约因素[11],他们采用的预测因子也不同,比如:罗清元采用工业用水、农业用水以及生活用水3个因素[12];潘雪倩采用人口城镇化率、人均地区生产总值、万元工业增加值等因素[13]。

济南市用水涵盖农业、工业、建筑及三产、生活和生态用水[12],本文从中提炼出以下10个影响因子,如表2所列。

表2 济南市城市需水量影响因素

分类	编号	因素	单位	定义	文献
人口	$X_1$	城市人口	万人	年末总人口	[11,16,20,21]
农业	$X_2$	有效灌溉面积	千公顷	指具有一定的水源,地块比较平整、排灌工程或设备已经配套,在一般年景下当年能够进行正常灌溉的耕地面积	[5,19]
工业	$X_3$	年末水厂生产能力	万吨	年底城建部门管理的自来水厂和自备水源的社会单位取水、净化、送水、出厂输水干管等环节的实际生产能力	[5,16,17,19]
建筑业	$X_4$	建筑业总产值	亿元	指建筑业企业或附属施工单位自行完成的按工程进度计算的建筑安装工程总产值	[11,19]
经济	$X_5$	国内生产总值	亿元	包括第一、二、三产业	[5,11,15,16,17,21]
生活	$X_6$	人均年生活需水量	升/年	人民日常生活与公共福利设施的用水量,包括居民、饮食店、旅馆、医院、理发店、浴池、洗衣店、游泳池等单位的用水量(这里用日生活需水量*256来代表年生活需水量)	[5,11,15,17,20,21]

(续表)

分类	编号	因素	单位	定义	文献
城市公共事业	X <sub>7</sub>	人均公共绿地面积	公顷	城市中每个居民平均占有公共绿地的面积。包括城市公共绿地、专用绿地、生产绿地、防护绿地、郊区风景名胜区等面积	[14,19,20]
	X <sub>8</sub>	废水排放量	万吨	指工业生产废水排放和城市居民日常生活中废水排放总量	[5,16,17,19,20]
自然气象条件	X <sub>9</sub>	全年降水量	毫米	全年的降水量	[16,17,18]
	Y	全年自来水供水总量	万吨	公用自来水厂和自备水源的社会单位全年的供水总量,包括有效供水量及损失水量	[5,11,15,16,17,19,21]

用这 10 个指标作为概念集  $X, X = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, Y\}$ , 同时定义各要素之间的关系为关系矩阵  $W$ :

$$W = \begin{bmatrix} \omega_{1,1} & \dots & \omega_{1,10} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{10,1} & \dots & \omega_{10,10} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其关系权值是待定的,因此我们需要利用 10 个节点对应的时间序列历史数据,用学习算法来训练概念之间的关系权值。在样本训练前,需要对原始数据进行归一化处理,消除不同量纲带来的误差。本文采用最大最小值标准化方法,如式(4)所示。

$$\hat{X}_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

其中,  $\hat{X}_i$  为归一化后的数据;  $X_i$  为原始数据;  $X_{\min}$  为原始数据的最小值;  $X_{\max}$  为原始数据的最大值。

### 2.2 节点之间的关系

节点连线时,我们认为节点之间的关系两两相互影响,用带箭头的线表示一个节点对另一个节点的影响。以 10 个要素作为概念节点,节点之间的关系作为有向线,城市水需求量模糊认知图如图 1 所示。

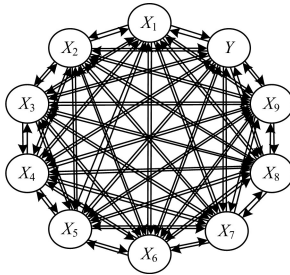


图 1 城市需水量模糊认知图

### 2.3 权重计算

权重值代表了节点之间的影响程度,采用遗传算法优化权重值,使其最终达到稳定状态。遗传算法(简称 GA)是由美国著名科学家 J. H. Holland 于 70 年代中期首次提出<sup>[10]</sup>。这种算法结合了达尔文“自然进化论”和孟德尔“遗传变异理论”,是一种全局随机搜索优化方法。

步骤描述如下:

1) 编码:我们选取了 10 个指标,对应 100 个权值,将其进行实数编码  $W = \{\omega_{1,1}, \omega_{1,2}, \omega_{1,3}, \omega_{1,4}, \dots, \omega_{10,10}\}$ , 遗传算法中  $W$  叫作染色体。

2) 初始化种群:随机生成  $N$  个个体的初始种群。

3) 适应度的计算:按照式(5)、式(6)计算每条染色体的适应度值。通过式(2)计算  $\hat{X}_i$ , 选择 sigmod 函数,目的是将概念的值归一化到  $[0, 1]$  范围,表达形式如式(7)所示,其中  $c > 0$  是参数。

$$fitness = \frac{1}{err + 1} \quad (5)$$

$$err = \frac{1}{M \cdot N} \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\hat{X}_i - X_j) \quad (6)$$

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-cx}} \quad (7)$$

$M$  代表训练数据的总年份值,  $N$  代表影响因子的总个数。

4) 选择:选择若干最优个体,保留到下一代。染色体的选择方法有很多种,本文选择轮盘赌法。

5) 交叉:本文选择单点交叉,即只选用一个交叉点,交叉点随机选择。

6) 变异:按照变异步长修改随机选择的一个位置。

7) 重复步骤 3)–6), 直到满足终止条件。

FCM 预测模型流程图如图 2 所示。

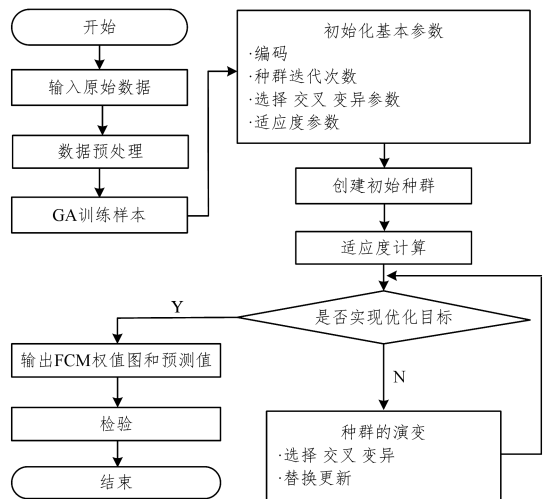


图 2 FCM 预测模型流程图

### 2.4 推理预测

本文选用 2001–2010 年间的的数据当作训练集, 2011–2015 年间的的数据当作测试集进行推理预测。

一方面,我们根据推理衍化得到的权重值,构建出概念节点之间的因果关系图。将获取的权重值进行排序,分析影响关系。权值的大小代表着影响程度的大小:

$\omega_{i,j} > 0$ , 表示节点  $X_i$  对  $X_j$  的影响是正相关,  $X_i$  增加,  $X_j$  增加;

$\omega_{i,j} < 0$ , 表示节点  $X_i$  对  $X_j$  的影响是负相关,  $X_i$  增加,  $X_j$  减少;

$\omega_{i,j} = 0$ , 表示节点  $X_i$  与  $X_j$  没有因果关系。

另一方面,通过模糊认知图预测方法得到的预测结果,计算其值和真实值的绝对误差和相对误差,最后根据相对误差来评价所构建的模型的预测精度。

## 3 案例分析-以济南市需水量为例

### 3.1 影响因子数据搜集

本文从《山东统计年鉴》和《济南统计年鉴》中选取了 2001–2015 年间的的数据,如表 3 所列。

表3 济南市需水量影响因子的统计数据

年份	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	Y
2001	569.00	239.94	39936.00	169.07	1057.92	41728.00	7.20	19881.00	496.90	26745.00
2002	575.01	239.47	39936.00	194.88	1190.12	40960.00	7.80	19595.00	456.60	23505.00
2003	582.56	237.87	39936.00	239.22	1352.15	43980.80	7.80	20993.00	879.10	25725.00
2004	590.08	238.90	40192.00	382.33	1600.27	48972.80	8.60	21568.00	873.80	30825.00
2005	597.44	243.50	40960.00	462.65	1846.28	50688.00	9.00	22679.00	720.60	32100.00
2006	603.35	244.33	40192.00	505.98	2161.53	52582.40	9.10	23633.00	555.90	30023.00
2007	604.85	244.30	40192.00	586.94	2500.14	41062.40	9.50	24216.00	666.10	27833.00
2008	603.99	245.40	47104.00	668.71	3006.77	32460.80	10.80	24244.00	613.20	27420.00
2009	603.27	245.30	48640.00	780.02	3340.91	33638.40	10.80	24975.00	723.90	25380.00
2010	604.08	246.80	48640.00	894.30	3910.53	29286.40	11.30	28567.00	762.20	23529.00
2011	606.64	228.10	49815.04	1129.11	4406.30	36172.80	10.90	30337.00	615.80	29376.00
2012	609.21	253.90	51005.44	1209.42	4803.67	34969.60	11.16	33338.00	560.60	30677.00
2013	613.25	250.90	51645.44	1386.76	5230.19	35148.80	11.27	38402.00	736.00	30357.00
2014	621.61	255.00	51645.44	1542.21	5770.60	36838.40	11.52	38904.00	441.30	31158.00
2015	625.73	256.10	51645.44	1663.83	6100.23	35571.20	11.55	39454.00	602.10	31826.63

根据式(4),得到归一化后的数据,如表4所列。

表4 归一化后济南市需水量影响因子的统计数据

年份	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	Y
2001	0.1126	0.1076	0.7089	0.1065	0.1200	0.7360	0.1041	0.4051	0.1115	0.5091
2002	0.1127	0.1076	0.7089	0.1069	0.1220	0.7244	0.1041	0.4008	0.1109	0.4600
2003	0.1128	0.1076	0.7089	0.1076	0.1245	0.7702	0.1041	0.4220	0.1173	0.4936
2004	0.1129	0.1076	0.7128	0.1098	0.1282	0.8458	0.1041	0.4307	0.1172	0.5709
2005	0.1130	0.1077	0.7244	0.1110	0.1319	0.8718	0.1041	0.4475	0.1149	0.5902
2006	0.1131	0.1077	0.7128	0.1116	0.1367	0.9005	0.1041	0.4620	0.1124	0.5587
2007	0.1131	0.1077	0.7128	0.1129	0.1419	0.7260	0.1041	0.4708	0.1141	0.5256
2008	0.1131	0.1077	0.8175	0.1141	0.1495	0.5957	0.1041	0.4712	0.1133	0.5193
2009	0.1131	0.1077	0.8407	0.1158	0.1546	0.6135	0.1041	0.4823	0.1149	0.4884
2010	0.1131	0.1077	0.8407	0.1175	0.1632	0.5476	0.1042	0.5367	0.1155	0.4604
2011	0.1132	0.1074	0.8585	0.1211	0.1707	0.6519	0.1041	0.5635	0.1133	0.5489
2012	0.1132	0.1078	0.8766	0.1223	0.1767	0.6337	0.1041	0.6090	0.1125	0.5686
2013	0.1133	0.1078	0.8863	0.1250	0.1832	0.6364	0.1042	0.6857	0.1151	0.5638
2014	0.1134	0.1078	0.8863	0.1273	0.1914	0.6620	0.1042	0.6933	0.1107	0.5759
2015	0.1135	0.1079	0.8863	0.1292	0.1964	0.6428	0.1042	0.7016	0.1131	0.5861

3.2 权重矩阵计算结果

在遗传算法的进化过程中设置种群数目 N 为 50,进化迭代为 10000,交叉率为 0.8,变异率为 0.06,最大变异步长为

0.08。阈值小于小数点后三位数字时默认设置为 0。

最终计算所得的权值矩阵,如式(8)所列。

根据式(8),得出城市水需求量预测模型,如图3所示。

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0.52 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.76 & 0 \\ 0 & 0.25 & 0 & 0 & 0 & 0.34 & 0 & 0 & 0.69 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.25 & 0 & 0.60 & 0 & 0 & 0.85 \\ 0.34 & 0 & 0 & 0.23 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.25 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.14 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.97 & 0 & 0 & 0.40 & 0 & 0 & 0 & 0.83 \\ 0 & 0.16 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.69 \\ 0 & 0 & 0.79 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.29 & 0 & 0 & 0.22 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

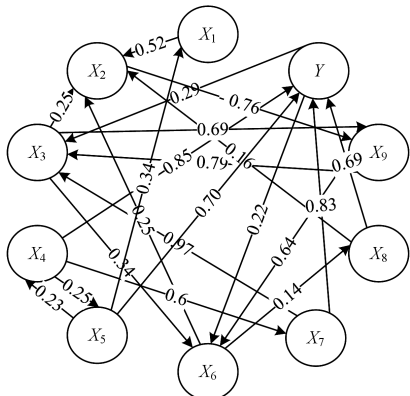


图3 训练后得到的模糊认知图

从权值矩阵中可以看出 X<sub>4</sub>(建筑业总产值)、X<sub>5</sub>(国内生

产总值)、X<sub>7</sub>(人均公共绿地面积)、X<sub>8</sub>(废水排放量)对 Y 均有影响,影响程度从大到小排列为: X<sub>4</sub> > X<sub>7</sub> > X<sub>5</sub> > X<sub>8</sub>,其中影响程度比较大的是建筑业总产值和人均公共绿地面积, X<sub>4</sub> 和 X<sub>7</sub> 的权值都大于 0,这意味着它们增加时,对城市需水量的影响也增加。同样,影响因子之间也存在着关系,例如 X<sub>1</sub> 和 X<sub>5</sub>,他们之间的影响关系是相互的。

本文根据权值矩阵结果,将济南市短期水资源管理方法总结为以下 3 点。

(1) 济南市的城市需水量与该城市建筑业总产值和经济状态相关,随着企业生产和经营规模的不断扩大,以及经济状况的上升,城市需水量也在逐渐升高。我们要对水资源进行优化配置,重点把控万元国内生产总值用水量和万元工业增加值用水量,更好地促进城市和谐发展。

(2) 济南市的工业废水和生活废水排放量同样影响着该城市的需水量。我们要在提高城市饮用水源质量的同时,加大工业用水重复率以及居民生活用水回收率,节水优先,增加储备水源。

(3) 随着城市绿化公共绿地的扩大,城市需水量也不断上升。我们要对用水设备进行升级,降低供水管网的漏损率,提高用水方式,从粗放用水到智慧用水。

### 3.3 实例预测与分析

本文选取 1996—2010 年间的用水量作为训练样本,2011—2015 年间的用水量作为测试样本,经 10000 次遗传迭代得到最优权值矩阵,根据权值矩阵预测后 5 年的需水量。

以 2011—2015 年间的用水量为预测目标,分别使用非线性趋势模型、传统的 BP 神经网络方法和本文方法进行预测。训练结果以及误差如表 5 所列。

表 5 3 种不同预测方法的预测结果

年份	实际值	预测值/万吨			绝对误差/万吨			相对误差/%		
		非线性趋势模型	BP 神经网络	本文方法	非线性趋势模型	BP 神经网络	本文方法	非线性趋势模型	BP 神经网络	本文方法
2011	29376	26525	28825	29575	2851	551	-199	9.71	1.88	0.68
2012	30677	28763	29750	30252	1914	927	425	6.24	3.02	1.39
2013	30357	31546	30014	31016	-1189	343	-659	3.92	1.13	2.17
2014	31158	33175	31954	31072	-2017	-796	86	6.47	2.55	0.28
2015	31827	30799	32006	31130	1028	-179	696	3.23	0.56	2.19
RMAE								5.91	1.83	1.34

注:RMAE 代表 2011—2015 年 5 年的平均相对误差

从表 5 所知,本文方法在 RMAE 方面明显优于传统非线性趋势模型和 BP 神经网络,预测精度较高。因此对于城市需水量的预测,基于 GA 模糊认知图是一种有效的预测方法,它具备短期预测城市需水量的能力。

**结束语** 城市需水量的预测本身就是很复杂的工作,涉及的因素也比较多。以往的预测方法或多或少存在着预测精度不够、可解释性不强的问题。本文针对这两点不足,首次提出模糊认知图的城市需水量预测方法。该方法的优势与特点主要体现在:

(1) 较全面地涵盖了各相关影响因素,能够通过迭代较好地推理衍化,生成可解释性的有向图,进而分析影响因素之间的关系,为它们存在的因果关系提供论证支持。

(2) 将模糊认知图与遗传算法相结合,克服了传统模糊认知图对专家意见的过分依赖,客观反映出需水量的影响比重,很好地预测未来阶段的城市需水量。

本文还存在一些不足:人工选择影响因素,存在人工偏差;采用单一窗口历史数据进行预测,可能受到异常数据波动影响。下一步准备利用模糊认知图挑选结点以及基于多窗口历史数据预测学习。

### 参考文献

[1] 周鹏飞,卢泽雨.基于 SPSS 多元线性回归模型在城市用水量的预测[J].水利科技与经济,2018,24(5):6-10.

[2] 曹永强,李维佳,赵博雅.气候变化下辽西北春玉米生育期需水量研究[J].资源科学,2018,40(1):150-160.

[3] 王春超,王丽萍,曹云慧,等.改进多变量灰色模型在城市用水量预测中的应用[J].水电能源科学,2013,31(2):27-29.

[4] 严旭,李思源,张征.基于遗传算法的 BP 神经网络在城市用水量预测中的应用[J].计算机科学,2016,43(S2):547-550.

[5] 杨舒媛,王军,魏保义,等.城市需水预测方法综述及应用调研[J].北京规划建设,2016(4):66-68.

[6] 王国丽,陈晓飞,刘刊,等.回归分析在水科学中的应用综述[J].中国农村水利水电,2004(11):40-44.

[7] 骆祥峰,高隼,汪荣贵,等.认知图研究现状与发展趋势[J].模式识别与人工智能,2003,16(3):315-322.

[8] HOLLAND J H. Adaptation in Natural and Artificial systems [M]. Univ. of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.

[9] KOSKO B. Fuzzy cognitive maps [J]. International Journal of Man-Machine Studies, 1986, 24(1): 65-75.

[10] SCHNEIDER M, SHNAIDER E, KANDEL A, et al. Automatic Construction of FCMs [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 93(2): 161-172.

[11] 赵强,徐征和,苏万敏.基于 RBF 神经网络的城市需水量预测——以济南市为例[J].水资源与水工程学报,2013,24(6):124-127, 132.

[12] 罗清元.河南省需水量预测方法研究与应用[J].安徽农业科学,2013,41(25):10392-10394.

[13] 潘雪倩,赵璐,孙菊英,等.城镇化进程中成都市水资源利用的分析及预测[J].水文,2017,37(4):45-51.

[14] 付嘉.西北干旱区城市河道外生态环境需水量计算方法探讨——以克拉玛依市为例[J].水利发展研究,2016(9):55-57.

[15] 何伟,宋国君.河北省城市水资源利用绩效评估与需水量估算研究[J].环境科学学报,2018(7):2909-2918.

[16] 孙勇,徐祖信.城市用水量预测影响因素分类以及对预测目标的权重分析[J].能源环境保护,2008(4):59-61,64.

[17] 杨旭.城市用水量变化影响因素及其预测方法[J].科苑论坛,2008(18):63.

[18] 向平,张蒙,张智,等.基于 BP 神经网络的城市时用水量分时段预测模型[J].中南大学学报(自然科学版),2012(8):3320-3324.

[19] 孙增峰,孔彦鸿,姜立晖,等.城市需水量预测方法及应用研究——以哈尔滨需水量预测为例[J].水利科技与经济,2011,17(9):60-62.

[20] 孙红,韩晶,张雪.城市居民用水量影响因素分析与评价[J].科技创新导报,2012,14:254,256.

[21] 郭家鸣,郭纯青,李新建,等.基于 BP 神经网络的桂林生态城市建设需水量预测[J].水资源保护,2012,28(3):47-50.