

DOI:10.13476/j.cnki.nsbdkj.2020.0002

徐伟铭,鱼京善,王崴,等.基于神经网络模型的全国用水量“四维”模拟[J].南水北调与水利科技,2020,18(1):11-17. XU W M, YU J S, WANG W, et al. Research on four-dimensional simulation of national water consumption based on neural network model[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2020, 18(1): 11-17. (in Chinese)

# 基于神经网络模型的全国用水量“四维”模拟

徐伟铭<sup>1</sup>, 鱼京善<sup>1,2</sup>, 王崴<sup>1,3</sup>, 蒋卫威<sup>1</sup>

(1. 北京师范大学水科学研究院, 北京 100875; 2. 城市水循环与海绵城市技术北京市重点实验室, 北京 100875; 3. 水利部综合事业局, 北京 100053)

**摘要:**通过分析影响我国用水数据的因素,模拟我国各地级行政区的用水量数据,对于在全国开展用水情况评价、水资源高效利用与管理、实现经济可持续发展有重要意义。以2000—2010年全国地级行政区内土地利用分布、人口、经济 and 用水量统计数据为基础,采用两层前馈神经网络模型模拟用水量数据。研究表明,土地利用分布、人口和经济三类影响因素综合模拟用水量具有较高模拟精度。考虑到近年来经济技术、节水措施和用水效率不断提高对用水量的影响,而这种影响只体现在时间上,提出了“四维”用水量模拟理念,即在模拟用水量时补充土地利用、人口和经济的时间序列特征。结果分析表明,“四维”模拟理念进一步提高了全国各地级行政区的用水量模拟精度。

**关键词:**用水量;神经网络模型;土地利用;人口;经济;时间序列

中图分类号:TV213.4 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Research on four-dimensional simulation of national water consumption based on neural network model

XU Weiming<sup>1</sup>, YU Jingshan<sup>1,2</sup>, WANG Wei<sup>1,3</sup>, JIANG Weiwei<sup>1</sup>

(1. College of Water Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Beijing Key Laboratory of Urban Hydrological Cycle and Sponge City Technology, Beijing 100875, China;

3. Bureau of Comprehensive Development, Ministry of Water Resources of P. R. China, Beijing 100053, China)

**Abstract:** It is of great significance of a nationwide water use evaluation, efficient use of water resources and management to achieve sustainable economic development by analyzing the factors affecting the water consumption data and simulation data in each administrative region of China. Based on the statistical data such as land use distribution, population, economy and water consumption in administrative regions of China from 2000 to 2010, this paper simulates the data of water consumption with a two-layer feed-forward neural network model. The results showed that the comprehensive simulation of water consumption for three influencing factors (land use distribution, population and economy) had a high simulation accuracy. Considering the impact of economy and technology, water-saving measures and increased water efficiency on water consumption in recent years, this study proposed "four-dimensional" water consumption simulation concept, which was to supplement the time series characteristics of land use, population and economy. The results showed that "four-dimensional" simulation concept further improved the simulation accuracy of water consumption.

**Key words:** water consumption; neural network model; land use; population; economy; time series

收稿日期:2019-03-29 修回日期:2019-06-24 网络出版时间:2019-06-26

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20190624.1824.007.html>

基金项目:国家重点研发计划(2016YFC0401308;2018YFC0406502);国家自然科学基金(51779007;41671018)

作者简介:徐伟铭(1992—),男,浙江衢州人,主要从事水文学与水资源方面研究。E-mail:18601056026@163.com

通信作者:鱼京善(1965—),男,吉林龙井人,教授,博士生导师,主要从事水文学与水资源方面研究。E-mail:jingshan@bnu.edu.cn

我国是一个水资源十分短缺的国家,人均水资源量仅为世界平均值的 1/4。同时我国水资源具有时空分布不均、水资源与人口、耕地分布不相适应的特点<sup>[1]</sup>。受季风气候和自然地理特征的影响,我国水资源由东南沿海向西北内陆逐渐减少,南方地区水资源量约为北方的 5.6 倍,而人口比北方多约 27%,耕地面积却比北方少约 40%,亩均用水量约 4 134 m<sup>3</sup>,是北方的 9 倍<sup>[1]</sup>。随着我国经济的快速增长和城镇化、工业化的推进,水资源短缺、水资源利用效率低下、水资源污染严重和不合理开发等问题导致水资源环境压力不断扩大,水资源问题更加严峻和复杂,这些都严重影响了我国经济的可持续发展<sup>[2]</sup>。深入研究我国用水影响因素,精确模拟用水量,对于我国用水情况评估、水资源高效利用和管理,实现经济可持续发展具有重要意义。

用水量影响因素的大量研究表明,用水量的影响因素主要包括经济、人口、土地利用和气候等因素<sup>[3-5]</sup>。张永波等<sup>[6]</sup>认为城市用水量与城市人口、工业发展、人民生活水平等因素有关。张陈俊等<sup>[7]</sup>研究表明经济增长是用水量上升的主要推动力,人口规模扩大促进了用水量上升,而人口分布(流动)变化促进中国用水量上升比较显著。张标等<sup>[8]</sup>认为人均 GDP 的增长是导致用水量增加的主要因素,两者都强调了人口和经济的作用。气候因素在短期可认为是基本不变的因素,因此,经济、人口和土地利用结构是影响用水情况的三大主要因素,也是很多用水模拟预测研究重点分析的因素<sup>[9-10]</sup>。人口和经济数据的变化可直接引起用水量的变化,但土地利用因素在保持不变的条件下,由于经济技术、节水措施和用水效率的不断提高,用水量也在发生变化,而这种变化体现在时间上。刘洪波等<sup>[11]</sup>根据城市时段用水量序列的季节性、趋势性及随机扰动性等特点,建立了短期用水量预报模型,预测相对误差仅为 2%,表明影响因素的时间序列特征对用水量有重要影响。

在用水模拟预测研究方面,很多学者采用了多种方法对用水进行了模拟分析<sup>[12-14]</sup>。其中,神经网络模型具有大规模的并行处理能力和较强的学习能力,其高度非线性特点适合在大样本数据中建立模拟预测模型<sup>[15-18]</sup>。高学平等<sup>[10]</sup>利用 PCA-RBF 神经网络模型,结合土地利用相关指标建立了城市用水量模拟预测模型。Zubaidi 等<sup>[19]</sup>也通过混合粒子群优化算法神经网络模型(PSO-ANN)进行了中期需水量预测。神经网络模型可对样本数据分别进行训练和验证,通过保存参数的方式,实现相似区域无资料地区的模拟预测,是开展全国用水量模拟预

测的有效工具之一。

本文利用 2000—2010 年全国地级行政区用水量数据,利用神经网络模型,基于用水量“四维”模拟理念,建立了土地利用面积、人口和经济数据模拟用水量的模型,通过训练验证,分析模型模拟精度。

## 1 研究区与数据来源

本研究采用全国地级行政区中 355 个有统计资料的地级行政区 2000—2010 年数据作为样本,样本量总数为 3 905(355×11)个。用水量数据来源于省水资源公报及地级行政区水资源公报,土地利用数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心,人口和经济数据来源于社会经济统计年鉴。土地利用数据包括:耕地面积、林地面积、草地面积、水域面积、城乡、工矿、居民用地面积、未利用土地面积。人口数据包括:农业人口、非农业人口、第一产业从业人口、第二产业从业人口、第三产业从业人口。经济数据包括:第一产业增加值、第二产业增加值、工业增加值、第三产业增加值。用水量数据包括:总用水量、农业用水量、工业用水量、生活用水量。

## 2 研究方法

### 2.1 “四维”模拟理念

随着经济技术的发展,工农业用水效率近年来显著提高,也带来了用水量的变化。这种变化较清晰地体现在逐年的时间序列上,而短期无法在土地利用、人口和经济方面有所体现。因此本研究提出了在用水量三大影响要素基础上增加时间维(年份值序列)(即“四维”模拟理念),进行用水量模拟,通过在全国地级行政区的模拟验证,旨在提高用水量的模拟精度。

### 2.2 神经网络法

在 MATLAB 内建立两层前馈神经网络模拟模型,每个神经元只与前一层的神经元相连,接收前一层的输出并输出给下一层,各层间没有反馈。隐含层神经元数对网络的输出精度、泛化能力等具有重要影响<sup>[20]</sup>。通过隐含层神经元数的试验,确定出隐含层神经元数为 12 的输出精度及泛化能力较好。如图 1 所示,神经网络隐含层神经元数为 12,隐含层传递函数采用 tan-sigmoid 函数,输出层传递函数采用 purelin(线性)函数<sup>[21-22]</sup>。神经网络训练方法主要有 L-M (levenberg-marquardt)算法,共轭梯度法和动量增加法等,相关研究表明在水文领域的模拟研究中,L-M 算法的模拟效果最好<sup>[23]</sup>,因此本文的神经网络采用 L-M 算法进行训练。神经网络结构见图 1。

模型输入为时间、土地、人口、经济这四维(类)影响因素(除地级行政区 ID 外),输出为用水量数据。其中输入的每一维都包含该类下的全部指标,输出包含全部的用水量指标。模拟结果包括:实际值(统计值)一模拟值的回归图(regression)、相关系数(R)、均方误差(MSE)及误差分布图(error histogram)。

训练、验证和测试样本的比例为 70%、15%、15%。对比时间序列对用水量影响时,固定神经网络的初始权值及参数,对比模拟结果的精度。

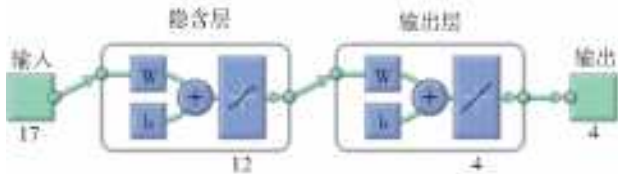


图 1 神经网络结构

Fig. 1 Neural network structure

### 2.3 评价指标

本文用于评价模拟用水量和统计用水量之间关系的指标有两个:一是相关系数  $R$ ,表示两者的相关程度;二是均方误差(mean-square error, MSE),用于反映模拟用水量和统计用水量之间差异程度。其中,MSE 值越小,表明模型模拟用水量的精度越高,其计算公式为<sup>[24]</sup>

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 \quad (1)$$

式中: $t_i$  表示实测值; $y_i$  表示模拟值。

在分析时间序列对模拟精度提高的分析时,采用误差分布图,通过误差的分布情况分析全国所有地级行政区模拟结果和统计结果之间的差值。本研究同时将用水量实际(统计)值作为横坐标,模拟值作为纵坐标,以模拟值一实际值的回归图反映模拟效果。在评价时间维对总用水量及分项用水量模拟精度的影响时,采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)反映模拟用水量与统计用水量间误差的实际情况,其计算公式为

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |t_i - y_i| \quad (2)$$

## 3 结果与讨论

### 3.1 三因素模拟分析

土地、人口和经济采用多种组合的方式进行用水量的模拟,经过训练、验证、测试三阶段的模拟,得到整体模拟结果见表 1。神经网络模型的输出包括总用水量、农业用水量、工业用水量、生活用水量。表 1 和图 2 的均方误差和相关系数是针对总用水

量、农业用水量、工业用水量、生活用水量的整体模拟效果而言的。神经网络模型由于具有强大的学习能力,多种组合输入得到模型的模拟精度均较高,相关系数均大于 0.85。土地、人口和经济同时作为输入时,模拟的全国地级行政区用水量数据最为精确,相关系数  $R$  达到 0.92,均方误差最小为 20.56。采用三因素模拟全国地级行政区用水情况,可以取得较高的模拟和预测精度,这与其他研究结果一致<sup>[25-27]</sup>。模型的模拟精度高表明用水量能够被输入数据很好地模拟,在一定程度上说明用水量和输入数据的(线性或非线性)相关性良好,进一步证明了土地、人口、经济对用水量具有重要影响<sup>[4-5,7-8]</sup>。

表 1 各个维数的输入组合结果汇总

Tab. 1 Summary of input combination results for each dimension

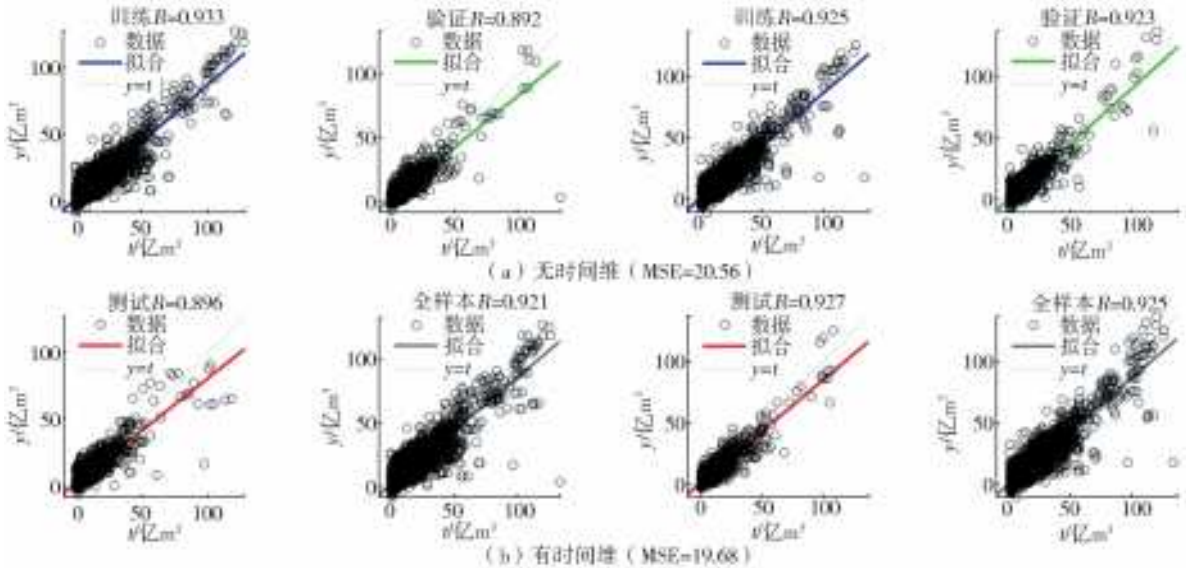
维数	输入组合	MSE	R
1	土地	38.28	0.85
1	经济	32.82	0.87
1	人口	29.93	0.88
2	人口+经济	28.89	0.89
2	土地+经济	27.04	0.90
2	土地+人口	22.87	0.91
3	土地+人口+经济	20.56	0.92

### 3.2 “四维”模拟分析

为进一步提高模型模拟精度,在三因素训练得到的神经网络模型参数不变的情况下,输入数据加入年份值以体现时间序列(维)特征。

图 2 是“四维”理念下模型模拟精度与三因素模拟精度比较,显示的是训练、验证、测试和全样本模拟的回归图。回归图的横坐标为用水量的实际值,纵坐标为模拟值。当模拟值等于实际值时,数据点分布于过原点的 45°直线上。由图 2 可见,三阶段及全样本模拟的数据点分布均呈线性规律,且直线倾角略小于 45°,模拟结果能够正确反映用水量的总体分布规律。对比分析可知,有时间维的模型其验证和测试阶段的拟合线倾角更接近 45°,说明模型泛化能力较好。此外,加入时间序列(维)的“四维”模型,验证期、测试期和全部样本用于模拟三种情况下的相关系数均得到提高,只有训练期略有降低;同时 MSE 有所降低(20.56 降低到 19.68,减小 4.28%),说明模型精度进一步提高。图 3 为误差分布直方图,表示训练期、验证期和测试期模拟的用水量与统计用水量之间的误差分布,可以看出,加入时间序列(维)的“四维”模型整体误差接近于 0,误差分布图形态更为“瘦高”,比三因素模型误差明显降

低。这一分析结果表明,加入时间序列的“四维”模型比三因素模型模拟精度进一步提高。



注:图中  $y$  表示模拟值, $t$  表示实测值,下同。

图 2 回归图对比

Fig. 2 Regression comparison

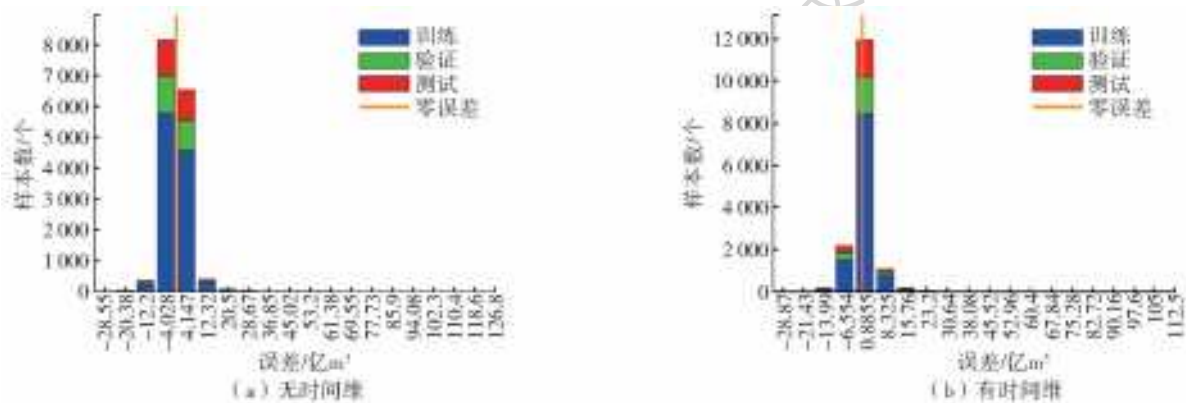


图 3 误差分布图对比

Fig. 3 Error histogram comparison

图 4、5 分别为总用水量、分项用水量的统计值一模拟值的回归图。图中  $R$  为统计值与模拟值间的相关系数, $R$  值越接近于 1,表示模型的模拟精度越高。由图 4 可知,加入时间维后总用水量模拟的  $R$  值基本不变(变化小于 0.001)。由图 5 可以看出,加入时间维以后农业用水量、工业用水量、生活用水量模拟的  $R$  值呈不同程度的增大,表明加入时间维后分项用水量的模拟精度明显提高。

为了进一步研究加入时间维对总用水量及分项用水量(农业用水量、工业用水量及生活用水量)模拟精度的影响,本研究分析了添加时间维后 MSE 和 MAE 指数的变化,见表 2。添加时间维后,总用水量和分项用水量模拟的平均绝对误差(MAE)均减小,总用水量 MAE 减少比例为 4.26%,分项用水量 MAE 最大减少比例为 18.06%(工业用水量),同时分项用水量的均方误差(MSE)也减小,表明“四维”模拟总用水量和分项用水量精度均得到了提高。

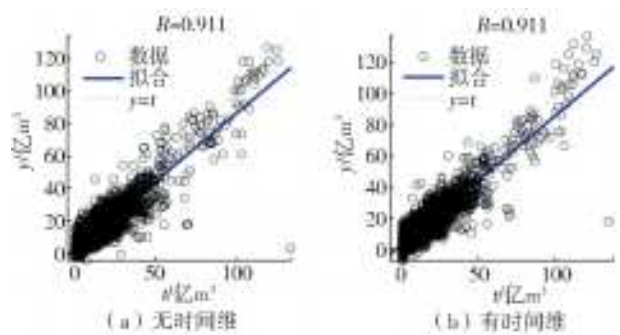


图 4 总用水量回归图对比

Fig. 4 Regression comparison of total water consumption

本研究通过对全国各地级行政区 11 年样本数据的模拟分析,土地利用分布、人口和经济数据是影响用水量数据的三大重要因素,三因素建立的神经网络模型可以较好的模拟用水量数据。当该神经网络模型进一步加入时间序列的影响时,模型模拟精度进一步提高。加入时间维(年份值)可以体现输入数据的时间序列变化特征,使得每一年的输入数据

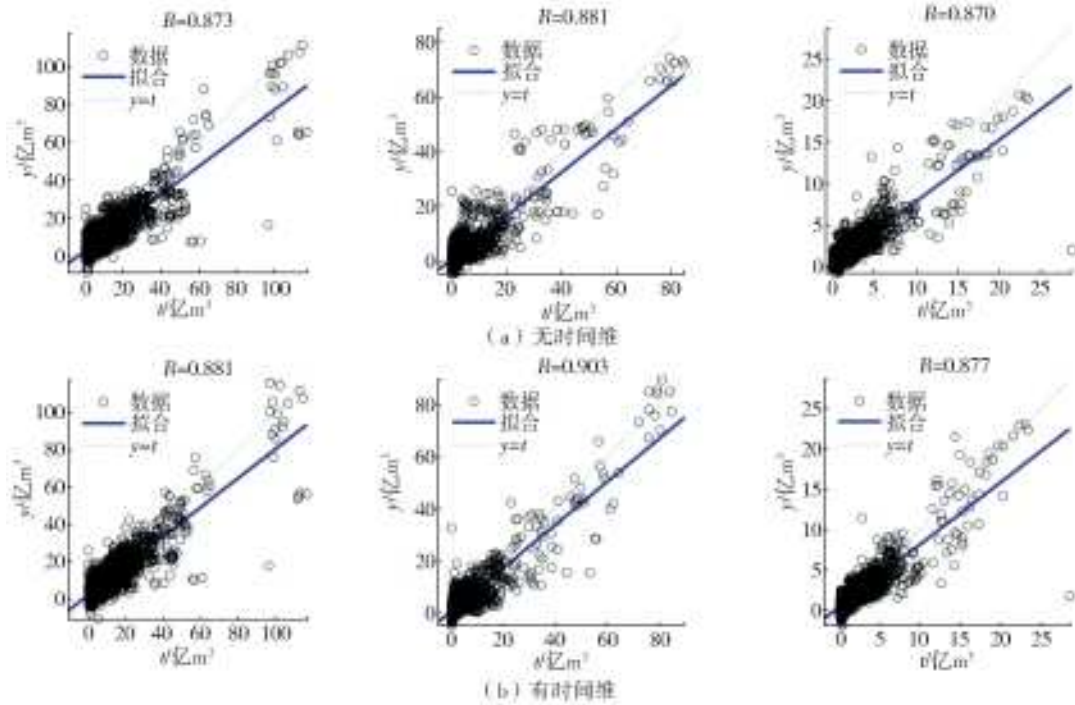


图5 农业、工业、生活用水量回归图对比

Fig. 5 Regression comparison of agricultural, industrial and domestic water consumption

表2 添加时间维前后的精度对比

Tab. 2 Accuracy comparison before and after adding time dimension

用水量	MSE	MSE'	MAE	MAE'	MAE减少比例
总用水量	40.86	41.10	5.64	5.40	4.26%
农业用水量	29.22	27.47	5.68	5.33	6.16%
工业用水量	11.00	9.11	1.44	1.18	18.06%
生活用水量	1.16	1.10	0.51	0.49	3.92%

注: MSE和MAE为无时间维的结果, MSE'和MAE'为添加时间维后的结果。MAE和MAE'的单位为亿 $m^3$ 。

与输出用水量间能够更好地对应,同时加入时间维能够在一定程度上体现节水措施改善、用水效率提高等(输入指标外因素)的潜在影响。

## 4 结论

用水量的精确模拟对全国用水数据评估、校核上报数据准确性以及水资源管理具有重要指导意义。神经网络模型具有强大的学习能力,可以精确模拟用水情况。本文采用两层前馈神经网络模型,基于全国355个地级行政区2000—2010年的土地利用分布数据、人口数据和经济数据,模拟全国各地级行政区的用水量。

通过结果分析,加入时间序列特征的“四维”模拟法进一步提高了用水量的模拟精度,总用水量和分项用水量的模拟指标均有明显改善。“四维”模拟法使全样本用水量模拟值与实际值间的均方误差MSE整体减少了4.28%;总用水量模拟值与实际

值平均绝对误差MAE减少了4.26%;分项用水量模拟值与实际值平均绝对误差MAE均明显减少,最大减少比例为18.06%。加入时间维使模型输入指标具有时间序列变化特征,加强了指标与输出用水量间的对应关系,体现了节水措施改善、用水效率提高等指标外因素的影响。在下一步研究工作中,可探索“四维”用水量模拟理念在其他统计模型中的应用效果,进一步验证该理念的合理性。

## 参考文献(References):

- [1] 王瑗,盛连喜,李科,等. 中国水资源现状分析与可持续发展对策研究[J]. 水资源与水工程学报, 2008, 19(3): 10-14. (WANG A, SHENG L X, LI K, et al. Analysis of present situation of water resources and countermeasures for sustainable development in China[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2008, 19(3): 10-14. (in Chinese)) DOI: 10.19301/j.cnki.znzs.2019.01.024.
- [2] 中国科学可持续发展战略研究组. 2007年中国可持续发展战略报告——水: 治理与创新[M]. 北京: 科学出版社, 2007. (Sustainable Development Strategy Study Group. Chinese academy of sciences. 2007 China sustainable development strategy report-water: Governance and innovation[M]. Beijing: Science Press, 2007. (in Chinese))
- [3] 曹连海,王安明,陈南祥,等. 偏最小二乘回归神经网络在城市生活用水量预测中的应用[J]. 华北水利水电学院学报, 2005, 26(2): 9-11. (CAO L H, WANG A M, CHEN N X, et al. Application of neural network model

- and partial least-squares method to prediction of urban life-water quantity[J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 2005, 26(2): 9-11. (in Chinese) DOI: 10. 19760/j. ncwu. zk. 2005. 02. 003.
- [4] 胡瑜,于宝堃,许国,等. 灰色神经网络在城市用水量预测中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(7): 142-145, 149. (HU Y, YU B K, XU G, et al. Application of gray neural network to prediction of urban water quantity[J]. Microelectronics & Computer, 2012, 29(7): 142-145, 149. (in Chinese)) DOI: 10. 19304/j. cnki. issn1000-7180. 2012. 07. 034.
- [5] 王宝庆,马奇涛,王德庆. 径向基函数神经网络预测城市用水量模型及应用[J]. 供水技术, 2010, 4(3): 28-30. (WANG B Q, MA Q T, WANG D Q. Prediction and application of urban water consumption with radial basis function neural network model [J]. Water Technology, 2010, 4(3): 28-30. (in Chinese)) DOI: 10. 3969/j. issn. 1673-9353. 2010. 03. 008.
- [6] 张永波,崔玉波. 神经网络预测城市用水量的等维新息模型[J]. 太原理工大学学报, 1999, 30(4): 382-384. (ZHANG Y B, CUI Y B. The equal-dimension and new-information model of urban water consumption in application of neural network[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 1999, 30(4): 382-384. (in Chinese)) DOI: 10. 16355/j. cnki. issn1007-9432tyut. 1999. 04. 014.
- [7] 张陈俊,章恒全,陈其勇,等. 中国用水量变化的影响因素分析——基于 LMDI 方法[J]. 资源科学, 2016, 38(7): 1308-1322. (ZHANG C J, ZHANG H Q, CHEN Q Y, et al. Factors influencing water use changes based on LMDI methods[J]. Resources Science, 2016, 38(7): 1308-1322. (in Chinese)) DOI: 10. 18402/resci. 2016. 07. 12.
- [8] 张标,刘秀丽. 我国用水量变动影响因素的结构分解分析[J]. 管理评论, 2015, 27(5): 3-8, 18. (ZHANG B, LIU X L. Structural decomposition analysis of impacting factors of China's water consumption changes[J]. Management Review, 2015, 27(5): 3-8, 18. (in Chinese)) DOI: 10. 14120/j. cnki. cn11-5057/f. 2015. 05. 001.
- [9] 李勇,周敬宣,李湘梅. 人工神经网络法预测城市用水量[J]. 环境技术, 2005, 24(6): 32-36. (LI Y, ZHOU J X, LI X M. Forecast model for urban water demand using artificial neural network [J]. Environmental Technology, 2005, 24(6): 32-36. (in Chinese)) DOI: 10. 3969/j. issn. 1004-7204. 2005. 06. 009.
- [10] 高学平,陈玲玲,刘殷竹,等. 基于 PCA-RBF 神经网络模型的城市用水量预测[J]. 水利水电技术, 2017, 48(7): 1-6. (GAO X P, CHEN L L, LIU Y Z, et al. PCA-RBF neural network model-based urban water consumption prediction [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2017, 48(7): 1-6. (in Chinese)) DOI: 10. 13928/j. cnki. wrahe. 2017. 07. 001.
- [11] 刘洪波,张宏伟,田林. 人工神经网络法预测时用水量[J]. 中国给水排水, 2002, 18(12): 39-41. (LIU H B, ZHANG H W, TIAN L. Artificial neural network method for predicting hourly water consumption[J]. China Water & Wastewater, 2002, 18(12): 39-41. (in Chinese)) DOI: 10. 3321/j. issn: 1000-4602. 2002. 12. 013.
- [12] 胡彩虹,吴泽宁,尹君,等. 基于主成分分析的需水量预测模型研究[J]. 数学的实践与认识, 2008, 38(21): 101-109. (HU C H, WU Z N, YIN J, et al. Study on forecasting model of water demand based on the principal component analysis[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2008, 38(21): 101-109. (in Chinese))
- [13] 赵丽蓉,伍靖伟,杨霄,等. 应用方差分析方法研究内蒙古河套灌区用水量影响因素[J]. 节水灌溉, 2009(7): 1-3. (ZHAO L R, WU J W, YANG X, et al. Analysis of influence factors of irrigation water quantity of Hetao irrigation district based on analysis of variance[J]. Water Saving Irrigation, 2009(7): 1-3. (in Chinese))
- [14] 陈慧. 基于聚类分析的山西用水量分区研究[J]. 山西水利, 2014, 30(11): 10-11. (CHEN H. Study on Shanxi water consumption zoning based on cluster analysis[J]. Shanxi Water Resources, 2014, 30(11): 10-11. (in Chinese))
- [15] ZUBAIDI S L, GHARGHAN S K, DOOLEY J, et al. Short-term urban water demand prediction considering weather Factors[J]. Water Resources Management, 2018, 32(14): 4527-4542. DOI: 10. 1007/s11269-018-2061-y.
- [16] 周艳春,李树平,赵子威,等. 基于 BP 神经网络工具箱的城市短期用水量预测[J]. 给水排水, 2015, 51(S1): 375-377. (ZHOU Y C, LI S P, ZHAO Z W, et al. Short-term water consumption forecasting based on BP neural network toolbox[J]. Water & Wastewater Engineering, 2015, 51(S1): 375-377. (in Chinese)) DOI: 10. 13789/j. cnki. wwe1964. 2015. 0430.
- [17] 许强. 基于神经网络的城市日用水量预测[J]. 水科学与工程, 2012(5): 58-60. (XU Q. Forecasting model of urban daily water demand based on artificial neural network[J]. Water Sciences and Engineering Technology, 2012(5): 58-60. (in Chinese)) DOI: 10. 3969/j. issn. 1672-9900. 2012. 05. 018.
- [18] 章征宝,陈朝东,张一刚. 人工神经网络在城市用水量预测中的应用进展[J]. 给水排水, 2007, 33(S1): 110-115. (ZHANG Z B, CHEN C D, ZHANG Y G. The headway made in application of artificial neural

- network in the forecasting of urban water consumption [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2007, 33(S1): 110-115. (in Chinese) DOI: 10. 13789/j. cnki. wwel964. 2007. s1. 020.
- [19] ZUBAIDI S L, DOOLEY J, ALKHADDAR R M, et al. A Novel approach for predicting monthly water demand by combining singular spectrum analysis with neural networks [J]. *Journal of Hydrology*, 2018 (561): 136-145. DOI: 10. 1016/j. jhydrol. 2018. 03. 047.
- [20] 张德贤. 前向神经网络合理隐含层结点个数估计[J]. *计算机工程与应用*, 2003, 39(5): 21-23. (ZHANG D X. A new approach for efficient estimation of the number of hidden units for feedforward neural network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, 39(5): 21-23. (in Chinese) DOI: 10. 3321/j. issn:1002-8331. 2003. 05. 007.
- [21] 储诚山, 张宏伟, 郭军. 基于遗传算法和 BP 神经网络的用水量预测[J]. *中国农村水利水电*, 2006(4): 36-38. (CHU C S, ZHANG H W, GUO J. Prediction of water demand with genetic algorithm and BP neural network[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2006(4): 36-38. (in Chinese) DOI: 10. 3969/j. issn. 1007-2284. 2006. 04. 015.
- [22] FIRAT M, YURDUSEV M A, TURAN M E. Evaluation of artificial neural network techniques for municipal water consumption modeling [J]. *Water Resources Management*, 2019, 23(4): 617-632. DOI: 10. 1007/s11269-008-9291-3.
- [23] 冀荣华, 李鑫, 张舒蕾, 等. 基于时延神经网络的多深度土壤含水率预测[J]. *农业工程学报*, 2017(33): 132-136. (JI R H, LI X, ZHANG S L, et al. Prediction of soil moisture in multiple depth based on time delay neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017(33): 132-136. (in Chinese) DOI: 10. 11975/j. issn. 1002-6819. 2017. z1. 020.
- [24] 占敏, 薛惠锋, 王海宁, 等. 贝叶斯神经网络在城市短期用水预测中的应用[J]. *南水北调与水利科技*, 2017, 15(3): 73-79. (ZHAN M, XUE H F, WANG H N, et al. Application of Bayesian neural network to prediction of urban short-term water consumption [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2017, 15(3): 73-79. (in Chinese) DOI: 10. 13476/j. cnki. nsbdqk. 2017. 03. 013.
- [25] 张瑞她, 张庆华, 蒋磊, 等. 山东省 2001 年—2010 年用水趋势与影响因素分析[J]. *南水北调与水利科技*, 2014, 12(2): 37-40. (ZHANG R T, ZHANG Q H, JIANG L, et al. Analysis of water consumption trend and its impact factors from 2001 to 2010 in Shandong Province[J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2014, 12(2): 37-40. (in Chinese) DOI: 10. 13476/j. cnki. nsbdqk. 2014. 02. 009.
- [26] 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, 34(4): 59-61. (SUN Y, XU Z X. Impact factors classification Urban water consumption forecast and priority weight analysis for forecasting target[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2008, 34(4): 59-61. (in Chinese) DOI: 10. 3969/j. issn. 1002-8471. 2008. z2. 031.
- [27] 梁振东, 何晓静, 方红远. 基于聚类线性回归法的区域用水量影响因素分析[J]. *海河水利*, 2016(3): 32-36. (LIANG Z D, HE X J, FANG H Y. Analysis on impacting factors of regional water resources utilization based on clusterwise linear regression method[J]. *Haihe Water Resources*, 2016(3): 32-36. (in Chinese) DOI: 10. 3969/j. issn. 1002-8471. 2008. z2. 031.

(上接第 10 页)

- [23] 刘可新, 张小琴, 包为民. 产流误差平稳矩阵的系统响应修正方法[J]. *水利学报*, 2015, 8(46): 960-966. (LIU K X, ZHANG X Q, BAO W M, et al. A system response correction method with runoff error smooth matrix[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2015, 8(46): 960-966. (in Chinese) DOI: 10. 13243/j. cnki. slxb. 20141128.
- [24] SUN Y, BAO W, JIANG P, et al. Development of a regularized dynamic system response curve for real-time flood forecasting correction[J]. *Water*, 2018, 10(4): 450. DOI: 10. 3390/w10040450.
- [25] LAWSON C L, HANSON R J. Solving least squares problems[M]. Prentice-Hall, 1974. DOI: doi: http://dx. doi. org/
- [26] 赵人俊. 流域水文模拟——新安江模型与陕北模型[M]. 北京: 水利电力出版社, 1984. (ZHAO R J. Watershed hydrological simulation: Xin'anjiang model and northern Shaanxi model[M]. Beijing: Water Conservancy and Electricity Press, 1984. (in Chinese))