

网络出版时间:2013-06-20 15:27

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20130620.1527.004.html>

基于神经网络方法和支持向量机的西安市 水资源需水预测

赵 晶^{1,2}, 赵一新³, 黄 强¹

(1 西安理工大学 西北水资源与环境生态教育部重点实验室, 陕西 西安 710048;

2 黄河水利委员会水文局, 河南 郑州 450004; 3 河南省水利勘测设计研究有限公司, 河南 郑州 450016)

[摘 要] **【目的】**建立精度更高的需水量预测模型,为水资源规划管理提供理论依据。**【方法】**建立基于神经网络方法和支持向量机的需水量预测模型,以西安市需水预测为例,对 2 种预测模型的预测结果进行了比较。**【结果】**利用建立的径向基函数神经网络需水预测模型,得到西安市 2010 和 2020 年的需水量分别为 32 485.65, 48 180.43 万 m³;采用支持向量机模型能全面考虑影响需水预测的各种因素,预测西安市 2010 和 2020 年的需水量分别为 32 488.03, 48 184.41 万 m³。**【结论】**基于神经网络方法和支持向量机方法的需水量预测模型均可全面反映需水量的变化规律,两者预测结果十分接近,均可用于需水量的精确预测。

[关键词] 需水量预测;神经网络方法;径向基函数;支持向量机;西安市

[中图分类号] P641.8

[文献标志码] A

[文章编号] 1671-9387(2013)07-0217-07

Forecast of water resource demand in Xi'an city using neural network and support vector machine models

ZHAO Jing^{1,2}, ZHAO Yi-xin³, HUANG Qiang¹

(1 Key Lab of Northwest Water Resources and Environment Ecology of MOE at XAUT, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

2 Hydrology Bureau of the Yellow River Conservancy Commission, Zhengzhou, Henan 450004, China;

3 Henan Water&Power Engineering Consulting Co. Ltd, Zhengzhou, Henan 450016, China)

Abstract: **【Objective】** Water demand forecast models with higher precision were established to improve water resources planning. **【Method】** This study established neural network and support vector machine based forecasting models and used them to predict water demand in Xi'an. **【Result】** The predicted water demands of Xi'an in 2010 and 2020 by the established radial basis function neural networks forecasting model were 324 856.5 thousand m³ and 481 804.3 thousand m³, respectively. Support vector machine model, which could fully consider the various factors affecting water demand forecasts, predicted the water demands in 2010 and 2020 were 324 880.3 thousand m³ and 481 844.1 thousand m³, respectively. **【Conclusion】** Both of the two built models based on neural network and support vector machine were able to accurately predict water demand.

Key words: water demand forecast; neural network; radial basis function; support vector machines; Xi'an city

* [收稿日期] 2012-10-08

[基金项目] 国家自然科学基金项目(50709027);陕西省教育厅专项(07JK325);水利部公益基金项目(2007SHZI-19)

[作者简介] 赵 晶(1982—),女,吉林梨树人,在读博士,主要从事水文水资源研究。E-mail: zhaojing51806@126.com

[通信作者] 黄 强(1958—),男,四川梓潼人,教授,博士生导师,主要从事水资源系统工程研究。E-mail: wresh@mail.xaut.edu.cn

水资源是人类社会生存和发展中不可替代的重要自然资源及生态环境系统的基本要素。随着人口的增长和工农业生产的发展,加上生态环境失调,水资源所面临的危机日益严重,现已严重阻碍着我国经济社会的持续发展^[1]。因此,对区域水资源进行合理规划与利用势在必行,尤其在水资源供需紧张的西北内陆干旱区更是如此。水资源系统是一个多目标、多层次的复杂系统,建立合理的水资源优化配置模型,具有十分重要的实践意义^[2]。所以合理地对水资源需水量进行预测就显得非常重要。对水资源需水量进行预测是区域水资源供需平衡分析的前提^[3]。目前,常用的需水量预测方法主要有定额法、时间序列法、回归分析法、灰色模型法^[4]、系统动力学法等,但这些预测方法均以单一模型为主,只考虑了部分有用信息,而缺乏对系统的整体认识,且每种预测方法都有各自特定的使用条件,因此确定精度更高的需水量预测模型,对水资源的规划、开发、管理及可持续发展均具有十分重要的实际意义。为此,本研究建立了基于神经网络方法^[5]和支持向量机^[6]的水资源预测模型,并以西安市为例进行了预测,比较了 2 种模型的预测效果,以期为高精度需水量预测模型的建立提供参考。

1 预测方法及模型

1.1 基于 RBF 神经网络模型的需水量预测模型

1.1.1 RBF 神经网络 RBF 神经网络是由 Moody 和 Darken 提出的一种神经网络模型。它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接受域的神经网络结构,具有很强的生物背景和逼近任意非线性函数的能力^[7]。

RBF 神经网络是一种 3 层前馈网络。输入层由信号源节点构成。第 2 层为隐藏层,由径向基函数构成,节点数视需要而定。第 3 层为输出层 y_i ,节点通常是简单的线性函数^[8]。如图 1 所示,在 RBF 神经网络中,从输入层到隐藏层的变换是非线性的,隐藏层的作用是对输入向量进行非线性变换,而从隐藏层到输出层的变换是线性的,也就是网络的输出是隐藏层节点输出的线性加权。

构成隐藏层的径向基函数为:

$$g(x)=\sum_{p=1}^n\lambda_p\varphi(\|x-c_p\|)=\sum_{p=1}^n\lambda_p\exp\left(-\frac{\|x-c_p\|^2}{2\sigma_p^2}\right)。$$

(1)

式中: $g(x)$ 为径向基函数; x 为输入向量; p 为隐藏

层节点数; λ_p 为输出层权值; φ 为选定的非线性基函数,本研究选取常用的高斯基函数; c_p 为隐藏层各节点径向基函数的中心值; σ_p 为第 p 个高斯基函数的宽度。

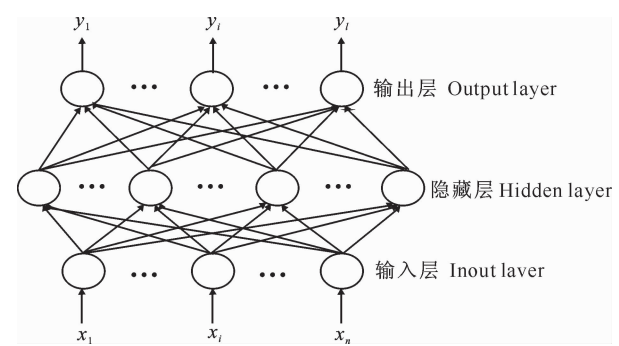


图 1 RBF 神经网络的结构
Fig. 1 Structure of neural network

1.1.2 RBF 神经网络学习算法 RBF 神经网络的学习过程大体分为 2 个阶段:第 1 阶段,根据所有输入样本决定隐藏层各节点径向基函数的中心值 c_p 和径向基函数的宽度 σ_p ;第 2 阶段,在确定隐藏层的参数后,根据样本求出输出层的权值 λ_p ^[9]。完成第 2 阶段的学习后,再根据样本信号,同时校正隐藏层和输出层的参数,以进一步提高 RBF 神经网络的精度。由此可见,根据给定的训练样本,可以快速有效地确定径向基函数的中心值 c_p 和输出层权值 λ_p ,是训练 RBF 神经网络的关键。在 RBF 神经网络的训练过程中,参数训练的焦点集中在径向基函数的中心值 c_p 和径向基函数的宽度 σ_p 。径向基函数中心值 c_p 的确定常采用以下几种方法^[10]:

- (1) 固定法。隐藏层节点数和训练数据的数目相等时,隐藏层径向基函数的中心值 c_p 为输入数据的向量。
- (2) 随机固定法。隐藏层节点的中心可用某种具有随机性的方法来选取。
- (3) Kohonen 中心选择法。从 n 个模式中选择 k 个模式作为隐藏层节点的中心向量的初始值。
- (4) kmeans 聚类中心法。

1.2 基于支持向量机的需水量预测模型

支持向量机 SVM(Support Vector Machine)是在统计学习理论上发展起来的、基于 1909 年 Mercer 核定理的一种新的机器学习方法。支持向量机又称为支持向量网络,具有理论完备、适应性强、全局优化、训练时间短、泛化性能好等优点,已经成为目前国际、国内研究的热点,且仍处于不断发展阶段^[11]。

SVM 方法是从线性可分情况下的最优分类面提出的。所谓最优分类面,就是其不但能够将所有训练样本正确分类,而且使训练样本中离分类面最近的点到分类面的距离(定义为间隔)最大^[12-13],通过间隔最大化控制分类器的复杂度,进而实现较好的推广能力。在线性不可分的情况下,通过所谓的广义最优分类面,即在追求最大化分类间隔的同时最小化样本的数目。

设给定训练样本集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l)\}$, 其中 $x_i \in R^d$, ($i=1, \dots, l$, 为 l 个 d 维向量), $y_i \in \{1, -1\}$ 或 $y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 或 $y_i \in R$, ($i=1, \dots, l$)。通过训练学习寻求模式 $f(x)$, 使得不但对于训练样本集满足 $y_i = f(x_i)$, 而且对于预测数据集 $\{x_{l+1}, x_{l+2}, \dots, x_m\}$ 同样能得到满意的对应预测值 y_i 。模式 $f(x)$ 称为支持向量机^[14]。当 $y_i \in \{1, -1\}$ 时为最简单的两类分类, $y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 时为 k 类分类, $y_i \in R$ 时为函数估计, 即回归分析。

对给定训练样本集, 假如训练样本集是线性可分的, 则机器学习的结果是一个超平面, 二维情况下是直线或称为判别函数, 该超平面可以将训练样本分为正负 2 类。

根据统计学习理论, 最优分界面不但能将 2 类样本正确分开, 而且能使分类间隔最大。如图 2 所示, 实心点和空心点代表 2 类样本, H 为分界面, H_1 和 H_2 分别为各类样本中距分界面最近的样本且平行于分界面的面, 它们之间的距离称为分类间隔^[15]。

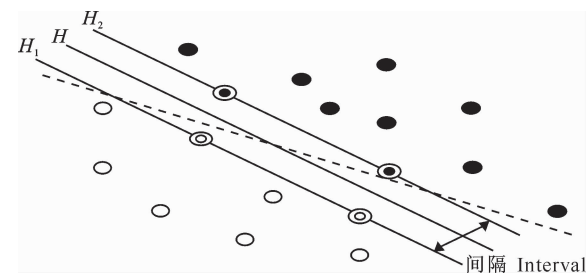


图 2 线性可分情况下的正负 2 类样本的最优分界面

Fig. 2 The sub-optimal interface of plus and minus cases in linear case

所谓最优分界面就是要求分类面不但能将 2 类样本正确分开(训练错误率为 0), 而且使分类间隔最大。线性的 SVM 是以样本间的欧氏距离大小为依据来决定划分结构的。并不一定所有的学习机器都要以样本间距离作为划分依据, 但是对于很多问

题来说, 将距离近的样本划分在一起确实是可行的。

在前面叙述中只涉及训练样本之间的内积运算。根据泛函数的有关理论^[16], 只要一种核函数满足 Mercer 条件, 它就代替某一变换空间中的内积。因此, 在最优分类面中采用适当的内积 $K(x_i, x_j)$ 函数就可以实现某一非线性变换后的线性分类, 也可实现非线性 SVM, 而并不需要直接进行非线性变换, 计算复杂度并没有增加。

选择合适的核函数是很重要的。常见的满足 Mercer 条件的核函数很多, 本研究选择高斯径向基函数, 即:

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - C_i\|_2^2}{2\sigma_i^2}\right), i=1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

式中: x 为 n 维输入向量; C_i 为第 i 个基函数的中心与 x 具有相同维数的向量; σ_i 为第 i 个感知的变量, 它决定了该基函数围绕中心点的宽度; m 为感知单元的个数(隐藏层节点数)。 $\|x - C_i\|$ 为向量 $x - C_i$ 的范数, 它通常表示 x 与 C_i 之间的距离; $R_i(x)$ 在 C_i 处有 1 个唯一的最大值, 随着 $\|x - C_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减到零。对于给定的输入, 只有靠近 x 的一小部分中心被激活。

支持向量机的基本思想, 概括起来就是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维乃至无穷维的特征空间, 使在特征空间中可以通过核函数展开定理来解决输入空间中的高度非线性分类和回归等问题^[17]。

2 西安市生活需水量的实例预测

2.1 西安市水资源概况

考虑到现阶段我国统计数据仍不尽完善, 在陕西省西安市生活需水量预测中, 采用了人均综合用水量法(综合法)来预测生活需水量。选取 1991—2000 年的人均综合用水量、用水人口和工业万元产值取水量为训练样本来训练网络。利用训练好的 RBF 神经网络及 2010、2020 年的用水人口和工业万元产值取水量, 预测水平年 2010 和 2020 年的人均综合用水量。将人均综合用水量代入以下公式, 即可得西安市预测水平年的需水量。

$$W = 0.365 \times \lambda \times P. \quad (3)$$

式中: W 为城市需水量, 万 m^3 ; λ 为人均综合用水量, $L/(d \cdot \text{人})$; P 为用水人口, 万人。

在公式(3)中, 人均综合用水量 λ 采用 RBF 神经网络方法进行预测, 预测水平年的用水人口采用规划值, 从而预测出生活需水量。人均综合用水量

是一个综合性参数,其时间序列值是众多因素相互影响、相互作用的结果^[18]。若将众多影响因素按时间序列加以量化,尚是难以做到的。经过对已有数据的分析和整理,选取了与人均综合用水量密切相关且具有代表性,同时数据容易得到的城市用水人口和工业万元产值取水量为主要影响因子^[19]。

2.2 基于 RBF 神经网络法的西安市生活需水量预测

RBF 神经网络的计算,是将西安市 1991—2000

年的用水人口和工业万元产值取水量数据归一化后作为输入向量,将归一化后人均综合用水量数据作为目标向量,相关数据详见表 1。

选取表 2 所示的 1991—2000 年的实测和模型预测的人均综合用水量数据作为训练样本来训练网络,然后利用训练好的 RBF 神经网络^[20]及 2010、2020 年的用水人口和工业万元产值取水量,预测水平年 2010、2020 年的人均综合用水量,再依据公式(3)计算西安市预测水平年的需水量。

表 1 西安市 1991—2000 年人均综合用水量及其影响因子实测资料

Table 1 Water consumption per capita and its measured impact factors in Xi'an from 1991 to 2000

年份 Year	人均综合用水量 Per capita water consumption		工业万元产值取水量 Industrial found value of quantity of water		用水人口 Water about population	
	实测值/ (L·d ⁻¹ ·人 ⁻¹) Measured value	归一化值 Normalized value	实测值/万 m ³ Measured value	归一化值 Normalized value	实测值/万人 Measured value	归一化值 Normalized value
1991	23.26	0	109.78	0	230.86	0
1992	49.68	0.252	115.59	0.412 1	232.5	0.030 1
1993	66.23	0.409 8	123.88	1	237.07	0.114 1
1994	60.66	0.356 7	110.15	0.026 2	248.35	0.321 3
1995	82.09	0.561	110	0.015 6	255.71	0.456 5
1996	99.76	0.729 5	114.89	0.362 4	261.28	0.558 9
1997	102.02	0.751 1	114.37	0.325 5	267.52	0.673 5
1998	108.88	0.816 5	113.27	0.247 5	271.75	0.751 2
1999	114.19	0.867 2	112.2	0.171 6	276.14	0.831 9
2000	128.12	1	113	0.228 4	285.29	1

表 2 西安市 1991—2000 年人均综合用水量实测值与预测值的比较

Table 2 Measured and predicted water consumption per capita in Xi'an from 1991 to 2000 L/(d·人)

年份 Year	实测值 Measured value	预测值 Predictive value	年份 Year	实测值 Measured value	预测值 Predictive value
1991	23.26	23.26	1996	99.76	99.76
1992	49.68	48.68	1997	102.02	102.32
1993	66.23	66.23	1998	108.88	108.84
1994	60.66	60.66	1999	114.19	114.17
1995	82.09	82.09	2000	128.12	127.98

从表 2 所列出的人均综合用水量实测数据与预测数据可以看出,应用 RBF 神经网络预测的西安市 1991—2000 年人均综合用水量与各年实测值十分接近,应用 RBF 神经网络模型预测表明,西安市 2005、2010、2020 年的需水量分别为 16 941.29、32 485.65和48 180.43 万 m³,可见该市 2020 年的需水量较 2005 年增加了近 2 倍。西安市生活需水量的这种发展趋势是自身水资源条件、工业技术进步与城市节水管理等综合作用的结果,未来该市需水量属于约束零增长型。因此,将西安市建设成节水型城市是该区域社会、环境和经济可持续发展的必要条件。

2.3 基于支持向量机的西安市生活需水量预测

选取西安市 1991—2000 年的用水资料为训练

样本来训练网络。利用训练好的网络,预测西安市 2010、2020 年的需水量。基于所选取的指标能充分表述需水预测的影响因素,根据资料条件,最终选取的用水指标如表 3 所示。

支持向量机求得的回归函数类似于一个神经网络,其输出是若干中间层节点的线性组合,而每一个中间层节点对应于输入样本与一个支持向量的内积。

2.3.1 数据处理 采用西安市 1991—2000 年的实际城乡生活用水量资料,以 1991—1997 年的数据作为训练样本来训练网络,以 1998—2000 年的数据作为检验样本。为消除各影响因子数据由于量纲和单位不同造成的影响,模型运行前,将样本的输入和输出进行归一化处理,使处理后的数据在[0,1](表

4)。归一化处理使用的公式为：

$$U'_i(t)=\frac{2(U_i(t)-b_i)}{a_i-b_i}-1。$$

(4)

式中： $U'_i(t)$ 为归一化后的数据， $U_i(t)$ 为原始数据， $a_i、b_i$ 为待定系数。

表 3 西安市需水量预测选取的用水指标

Table 3 The selected water indicators for Xi'an water demand forecasting

年份 Year	城市人口/ 万人 Urban population	工业产值/亿元 Industrial output/hundred million Yuan			农林牧渔 总产值/亿元 Total output value of agriculture, forestry, animal husbandry and fishery	城乡生活年 供水量/万 m ³ Urban and rural life, water supply
		第 1 产业 Primary industry	第 2 产业 Secondary industry	第 3 产业 Tertiary industry		
1991	230.86	118.57	108.56	108.76	216.95	3 063
1992	232.5	109.41	118.14	114.45	234.38	6 587
1993	237.07	112.53	142.76	111.52	252.89	8 955
1994	248.35	98.42	110.26	113.31	227.78	8 592
1995	255.71	104.46	112.05	109.51	243.37	11 972
1996	261.28	106.78	118.84	113.16	246.85	14 866
1997	267.52	109.06	116.47	113.38	272.63	15 565
1998	271.75	106.54	117.51	110.18	295.52	16 875
1999	276.14	97.48	115.7	111.46	343.31	17 984
2000	285.29	103.51	115.1	110.87	372.83	20 845

表 4 西安市用水指标归一化后的数据

Table 4 The normalized data of water indicators in Xi'an

年份 Year	城市人口 Urban population	工业产值 Industrial output			农林牧渔总产值 Total output value of agriculture, forestry, animal husbandry and fishery
		第 1 产业 Primary industry	第 2 产业 Secodory industry	第 3 产业 Tertiary industry	
1991	0	1	0	0	0
1992	0.030 1	0.566 8	0.280 1	1	0.111 8
1993	0.114 1	0.714 7	1	0.485 1	0.230 6
1994	0.321 3	0.048 2	0.049 7	0.799 6	0.069
1995	0.456 5	0.333 5	0.102	0.131 8	0.169 5
1996	0.558 9	0.443 1	0.300 6	0.773 3	0.191 5
1997	0.673 5	0.550 8	0.231 3	0.812	0.357
1998	0.751 2	0.429 9	0.261 7	0.249 6	0.504
1999	0.831 9	0	0.208 8	0.464	0.810 6
2000	1	0.288 1	0.191 2	0.358 5	1

2.3.2 模型的性能评价 支持向量机模型的拟合和预测性能优良与否可利用以下指标进行评价。

1)绝对误差(E)。计算公式为：

$$E=|y_i-\hat{y}_i|。$$

(5)

式中： $y_i、\hat{y}_i$ 分别表示需水量的实际值和模型预测值。

2)相对误差(E_{rep})。计算公式为：

$$E_{rep}=\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\%。$$

(6)

3)平均绝对误差(E_{MA})。计算公式为：

$$E_{MA}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n|y_i-\hat{y}_i|。$$

(7)

式中： n 表示样本的个数。

4)平均相对误差(E_{MAP})。计算公式为：

$$E_{MAP}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times 100\%。$$

(8)

5)均方根误差(E_{RMS})。计算公式为：

$$E_{RMS}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}}。$$

(9)

2.3.3 预测结果及分析 支持向量机模型计算的第 1 步首先需要选取核函数，核函数选取高斯径向基函数，即公式(2)，核函数确定后，SVM 预测模型需要解决的关键问题是确定损失系数 ϵ 、惩罚因子 C 及核函数中参数 σ 。确定 $\epsilon、C、\sigma$ 参数时，先固定 ϵ 和 σ 这 2 个参数，改变参数 C ，根据模型性能的检验指标来选取 C 值；确定 C 值后，固定 C 和 σ ，改变 ϵ ，当 ϵ 等于某值时，模型的预测精度最高；最后固定 C 和 ϵ ，改变 σ ，最终得到这 3 个参数值。对预测结果的平均绝对误差 (E_{MA})、平均相对误差 (E_{MAP}) 和均方根误差 (E_{RMS}) 的关系如表 5~7 所示。

表 5 惩罚因子对预测值的影响

Table 5 The effects of penalty factors on prediction

惩罚因子(C) Penalty factor C	损失系数(ε) Loss coefficient (ε)	径向基函数宽度(σ) Radial basis function width (σ)	平均绝对 误差/亿 m ³ E _{MA}	平均相对 误差/% E _{MAP}	均方根误差/% E _{RMS}
0.01	0.001	2	2.016	3.064	3.12
0.1	0.001	2	1.063	1.463	1.781
1	0.001	2	0.224	0.346	0.481
10	0.001	2	0.313	0.412	0.741
100	0.001	2	0.313	0.412	0.741
1 000	0.001	2	0.313	0.412	0.741
10 000	0.001	2	0.313	0.412	0.741
100 000	0.001	2	0.313	0.412	0.741

表 6 损失系数对预测值的影响

Table 6 The effect of loss factors on prediction

惩罚因子(C) Penalty factor C	损失系数(ε) Loss coefficient (ε)	径向基函数宽度(σ) Radial basis function width (σ)	平均绝对 误差/亿 m ³ E _{MA}	平均相对误差/% E _{MAP}	均方根误差/% E _{RMS}
1	0.1	2	0.226	0.344	0.449
1	0.01	2	0.221	0.333	0.421
1	0.001	2	0.224	0.337	0.435
1	0.000 1	2	0.223	0.338	0.432
1	0.000 01	2	0.224	0.337	0.433

表 7 径向基函数宽度对预测值的影响

Table 7 The effect of radial basis function on prediction

惩罚因子(C) Penalty factor C	损失系数(ε) Loss coefficient (ε)	径向基函数宽度(σ) Radial basis function width (σ)	平均绝对 误差/亿 m ³ E _{MA}	平均相对误差/% E _{MAP}	均方根误差/% E _{RMS}
1	0.01	0.05	2.154	3.254	3.489
1	0.01	0.1	2.154	3.254	3.489
1	0.01	0.5	1.378	2.087	2.445
1	0.01	1	0.475	0.678	0.946
1	0.01	1.5	0.313	0.459	0.578
1	0.01	2	0.221	0.333	0.429
1	0.01	5	0.251	0.346	0.515
1	0.01	10	0.618	0.935	1.045
1	0.01	100	0.754	1.054	1.255

根据表 5~7 确定的 3 个参数,通过模型参数的初选和计算比较,最终确定惩罚因子 $C=1$,损失系数 $\epsilon=0.01$,径向基函数宽度 $\sigma=2$,应用已训练好的支持向量模型,预测西安市 2005、2010 和 2020 年的需水量分别为 17 015.67,32 488.03 和 48 184.41 万 m^3 ,可见该市 2020 年的需水量较 2005 年也增加了近 2 倍。

3 结论与讨论

通过建立的径向基函数(Radial basis function, RBF)神经网络需水预测模型^[21],采用人均综合用水量法(综合法)进行需水量预测,得到西安市 2010 和 2020 年的需水量分别为 32 485.65,48 180.43 万 m^3 ;采用支持向量机 SVM 模型能全面考虑影响需水预测的各种因素,预测西安市 2010 和 2020 年的需水量分别为 32 488.03,48 184.41 万 m^3 ,二者

预测结果相差不大。

每种预测方法都有其自身的优缺点,因此在进行某一区域需水量预测时,应从实际情况出发,综合分析历史数据,针对预测对象的不同特点选择合适的模型^[22]。由于各预测方法本身的不足,本研究所做的需水量预测仅从历史数据中寻求规律,并未深入系统内部进行综合分析,尚不能客观反映系统内节水因素对需水量预测结果的影响,因此对节水因素所起作用的大小还需要做进一步的研究。

需水量预测是供需平衡分析的基础,本研究主要应用了先进的 RBF 神经网络和支持向量机进行需水量预测,得到了西安市 2010 和 2020 年的生活需水量,后期还要进行生产需水量预测、生态环境需水量预测等,从而为研究西安市水资源的合理配置奠定基础。

[参考文献]

- [1] 刘卫林. 水资源配置系统的计算智能方法及其应用研究 [D]. 南京:河海大学,2008.
Liu W L. Computational intelligence and its application for the allocation of water resources system [D]. Nanjing: Hohai University, 2008. (in Chinese)
- [2] 唐德善,王 锋. 水资源综合规划 [M]. 南昌:江西高校出版社,1995.
Tang D S, Wang F. Integrated water resources planning [M]. Nanchang: Jiangxi College Press, 1995. (in Chinese)
- [3] 钱正英,张光斗. 中国可持续发展水资源战略研究 [M]. 北京:中国水利水电出版社,2001.
Qian Z Y, Zhang G D. Sustainable development of water resources strategy research [M]. Beijing: China Water Power Press, 2001. (in Chinese)
- [4] 陈民利,高金良,李 坤,等. 灰色模型在城市月用水量预测中的应用 [J]. 哈尔滨商业大学学报:自然科学版,2005,11(3):31-35.
Chen M L, Gao J L, Li K, et al. Gray model in the city monthly water forecast [J]. Journal of Harbin University of Commerce: Natural Science, 2005, 11(3): 31-35. (in Chinese)
- [5] 霍惠玉,张 鹰,金 鑫,等. BP 神经网络在需水预测中的应用 [J]. 安徽农业科学,2006,34(21):5637-5638.
Huo H Y, Zhang Y, Jin X, et al. BP neural network in water demand forecasting [J]. Anhui Agricultural Sciences, 2006, 34(21): 5637-5638. (in Chinese)
- [6] 林剑艺,程春田. 支持向量机在中长期径流预报中的应用 [J]. 水利学报,2006,37(6):115-119.
Lin J Y, Cheng C T. Support vector machines in the medium to long term runoff forecast [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2006, 37(6): 115-119. (in Chinese)
- [7] 孙廷容,杨菊香,张洪波,等. 基于径向基函数网络的能源消费预测模型 [J]. 西安理工大学学报,2006,12(2):48-53.
Sun T R, Yang J X, Zhang H B, et al. Energy consumption prediction model based on radial basis function network [J]. Xi'an University of Technology, 2006, 12(2): 48-53. (in Chinese)
- [8] 刘俊萍,畅明琦. 径向基函数神经网络需水预测研究 [J]. 水文,2007,27(5):12-16.
Liu J P, Chang M Q. Radial basis function neural network water demand prediction research [J]. Hydrology, 2007, 27(5): 12-16. (in Chinese)
- [9] 崔东文. 基于 BP 神经网络的区域需水预测 [J]. 江淮水利科技,2011(1):5-10.
Cui D W. BP neural network-based regional water demand forecast [J]. Jianghuai Water Resources Science and Technology, 2011(1): 5-10. (in Chinese)
- [10] 佟春生,畅建霞,王义民. 系统工程的理论与方法概论 [M]. 北京:国防工业出版社,2005.
Tong C S, Chang J X, Wang Y M. Introduction to the theories and methods of system engineering [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005. (in Chinese)
- [11] Chen N X, Cao L H, Huang Q. Application of neural network model coupling with the partial least-squares method for forecasting water yield of mine [J]. Journal of Coal Science & Engineering, 2005, 1: 5-10.
- [12] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer, 1995: 250-256.
- [13] Nello C R, John V X. An introduction to support vector machines and other Kernel-based learning methods [M]. London: Cambridge University Press, 2000.
- [14] 闫国华,朱永生. 支持向量机回归的参数选择方法 [J]. 计算机工程,2009,35(13):218-220.
Yan G H, Zhu Y S. Parameter selection method of support vector machine regression [J]. Computer Engineering, 2009, 35(13): 218-220. (in Chinese)
- [15] 刘俊萍,畅明琦. 基于支持向量机的需水预测研究 [J]. 太原理工大学学报,2008,14(2):69-72.
Liu J P, Chang M Q. Water demand forecast based on support vector machine study [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2008, 14(2): 69-72. (in Chinese)
- [16] 王艳菊,王 珏,吴泽宁,等. 基于灰色关联分析的支持向量机需水预测研究 [J]. 节水灌溉,2010,10(12):53-58.
Wang Y J, Wang J, Wu Z N, et al. Water demand forecasting support vector machine based on gray relational analysis of water-saving irrigation research [J]. Water-Saving Irrigation, 2010, 10(12): 53-58. (in Chinese)
- [17] Shevade S K, Keerthi D S. Improvements to SMO algorithm for SVM regression [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2000, 11(5): 1188-1193.
- [18] 李红艳,崔建国,张星全. 城市用水量预测模型的优选研究 [J]. 中国给水排水,2004,20(2):41-43.
Li H Y, Cui J G, Zhang X Q. Optimization of urban water consumption prediction model [J]. China Water & Wastewater, 2004, 20(2): 41-43. (in Chinese)
- [19] 王洪礼,杜忠晓. 城市生活用水量的支持向量回归预测 [J]. 天津大学学报:社会科学版,2006,8(1):64-67.
Wang H L, Du Z X. The water consumption of urban life support vector regression forecast [J]. Journal of Tianjin University: Social Sciences, 2006, 8(1): 64-67. (in Chinese)
- [20] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计 [M]. 北京:机械工业出版社,2009:12-16.
Zhang D F. MATLAB neural network application design [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009: 12-16. (in Chinese)
- [21] 张雅君,刘全胜. 需水量预测方法的评析与择优 [J]. 中国给水排水,2001,17(7):28-32.
Zhang Y J, Liu Q S. Water demand forecasting method evaluation and merit-based water supply and drainage [J]. China Water & Wastewater, 2001, 17(7): 28-32. (in Chinese)
- [22] 冯宝平. 区域水资源可持续利用理论与应用研究 [D]. 南京:河海大学,2004.
Feng B P. Regional water resources sustainable use of the theory and application of [D]. Nanjing: Hohai University, 2004. (in Chinese)