

最严格水资源管理评价的神经网络模型及其应用

代兴兰

(云南省水文水资源局曲靖分局, 云南 曲靖 655000)

摘要:以云南省曲靖市最严格水资源管理评价为研究对象,提出了最严格水资源管理评价指标体系和分级标准,构建基于回归支持向量机(SVR)和径向基函数(RBF)神经网络的评价模型。利用层次分析法(AHP)从用水量、用水效率、限制纳污与责任考核4个方面遴选出20个指标,构建最严格水资源管理评价指标体系和分级标准;采用随机生成和随机选取的方法在最严格水资源管理评价等级标准阈值间构造小容量训练样本和检验样本对SVR与RBF模型进行验证。利用SVR与RBF模型对实例进行评价分析。结果表明:①SVR与RBF模型具有较高的评价精度和泛化能力,可用于最严格水资源管理评价。②SVR与RBF模型对曲靖市2010、2015、2020和2030年最严格水资源管理评价分别为“不理想”,“较理想”,“理想”和“最理想”。

关键词:水资源;最严格水资源管理;指标体系;回归支持向量机;径向基函数神经网络;曲靖市

中图分类号:TV213.4

文献标识码:A

文章编号:1672-643X(2015)02-0119-07

The most stringent water management evaluation neural network model and its application

DAI Xinglan

(Qijing Branch Bureau of Yunnan Hydrological and Water Resource Bureau, Qijing 655000, China)

Abstract: Taking the most strict water resources management in Qijing of Yunnan province as an example, the paper put forward evaluation index system and grading standard of the most strict water resources management and constructed the model of evaluation based on support vector machine regression (SVR) and radial basis function (RBF) neural network. By use of analytic hierarchy process (AHP), it selected 20 indicators from 4 aspects such as total water use, water use efficiency, limiting pollutant and responsibility assessment, constructed the evaluation index system and grading standards of the most strict water resources management; and used the method of randomly generating and randomly selecting to verify the SVR model and RBF model in the most strict water resources management evaluation grade standard threshold between the construction of small capacity of training and testing samples. It evaluated and analyzed the example by use of SVR and RBF model. The results showed that SVR and RBF models have higher evaluation accuracy and generalization ability, and can be used for the most strict water resources management and evaluation. The evaluation results by SVR and RBF model for the most strict water resources management of Qijing in 2010, 2015, 2020 and 2030 are “not ideal”, “more ideal”, “ideal” and “the most ideal”.

Key words: water resources; the most stringent water management; indicator system; regression support vector machine; radial basis function neural network; Qijing

1 研究背景

随着我国经济社会的飞速发展和工业化、城镇化进程的不断推进,水资源短缺、水污染严重、水生态恶化等突出问题已成为制约我国经济社会可持

发展的主要瓶颈。开展最严格水资源管理评价对于解决我国复杂的水资源、水环境问题、实现经济社会的可持续发展具有重要意义。最严格水资源管理体现了水资源过度开发、效率低下、水污染3大问题,涵盖了水资源开发利用过程的取、用、排3大基本环

节,明确了水资源管理的配置、节约、保护3大中心工作和任务要求^[1],评价表现出多指标、高维、非线性等特征,适宜采用人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)等智能方法,以处理复杂系统的综合评价问题。BP神经网络(Back - Propagation Network, BP)具有较强的非线性映射能力,在处理高维、非线性复杂系统问题时具有较大的优势,是ANN中应用最多的神经网络模型之一,广泛应用于各类水资源综合评价中^[2-3]。但在实际应用中,BP神经网络存在结构复杂、收敛速度慢和易陷入局部极值等缺陷^[4-5]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种通用型前馈神经网络,用于解决模式识别和非线性映射问题。SVM具有严谨的数学基础,通过统计学习中的VC维(Vapnik - Chervonenkis Dimension)理论和寻求结构风险最小化原理来提高泛化能力,已成为继ANN之后机器学习领域新的研究热点,在模式识别和回归预测中有着广泛的应用^[6-7]。径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBF)是一种性能优良的前馈型神经网络,基本思想是用RBF作为隐单元的“基”构成隐含层空间,隐含层对输入量进行变换,将低维的模型输入数据变换到高维空间内,使得在低维空间的线性不可分问题在高维空间线性可分。RBF神经网络可以以任意精度逼近任意非线性函数,具有全局逼近能力,从根本上解决了BP神经网络的局部最优问题,广泛应用于非线性函数逼近、时间序列分析、数据分类及模式识别等领域^[8-9]。

本文基于最严格水资源管理基本内涵,利用层次分析法(Analytical Hierarchy Process, AHP)构建了包含目标层、准则层和指标层3级的最严格水资源管理评价指标体系和“最理想”、“理想”、“较理想”、“不理想”和“极不理想”5个等级的分级标准。基于SVR与RBF神经网络基本原理,提出SVR与RBF神经网络最严格水资源管理评价模型,并构建传统BP神经网络模型作为对比模型,以曲靖市现状水平年2010年及规划水平年2015年、2020年和2030年最严格水资源管理评价为例进行实例验证,为最严格水资源管理评价提供参考。

2 最严格水资源管理内涵及评价指标体系

2.1 最严格水资源管理内涵

人多水少、水资源时空分布不均的基本国情和水情,水资源短缺、水污染严重、水生态环境恶化等

日趋严峻的水资源形势以及水资源管理中存在的突出问题等,决定了我国必须实行最严格的水资源管理制度才能支撑和保障经济社会的可持续发展和水资源的永续利用。最严格水资源管理制度就是针对当前水资源过度开发、粗放利用、水污染严重3个方面的突出问题而提出的,其基本内涵是围绕水资源配置、节约和保护,建立并实施最严格水资源管理制度“三条红线”与“四项制度”,即建立水资源开发利用控制红线,严格实行用水总量控制;建立用水效率控制红线,坚决遏制用水浪费;建立水功能区限制纳污红线,严格控制入河排污总量;建立水资源管理责任和考核制度。最严格水资源管理制度主要体现在四个“更”上,即管理目标更加明晰、制度体系更加严密、管理措施更加严格及责任主体更加明确四个方面^[1]。

2.2 指标体系的建立

最严格水资源管理的概念虽然早在2009年就已经提出,但目前各省(市)多处于“制度出台”阶段,离真正实行最严格水资源管理还需相当的时日,如何科学、合理、公正地对最严格水资源管理制度实施效果进行评价是当前及今后面临的难题。本文基于最严格水资源管理内涵,参考文献[10],遵循科学性、系统性、层次性、独立性和指标定量性与可操作性的指标选取原则,利用AHP方法从用水总量、用水效率、限制纳污与责任考核4个方面遴选出20个具有代表性、通用性、可操作、易考核和易量化的评价指标构成最严格水资源管理评价指标体系,将最严格水资源管理评价分为目标层A、准则层B和指标层C3个层次,见表1所示。

2.3 指标体系等级的建立

按照上述所构建的最严格水资源管理评价指标体系,参考相关文献[1,3,11],构建最严格水资源管理评价指标的分级标准,并将最严格水资源管理评价分为“最理想”、“理想”、“较理想”、“不理想”和“极不理想”5个等级,分别用5级~1级表示,详见表2。

3 最严格水资源管理评价模型

3.1 回归支持向量机

支持向量机回归(Support Vector Regression, SVR)是通过核函数将低维空间中非线性回归问题映射到高维特征空间,然后在这个特征空间中求解凸优化问题,实现某一非线性变换后的线性回归,在计算复杂度未增加的情况下利用线性空间的方法解

表 1 最严格水资源管理评价指标体系

目标层 A	准则层 B	指标层 C	量化方法	
用水总量		用水总量控制红线达标率 $C_1 / \%$	辖区用水总量控制达标县(市)/辖区县(市)总数 $\times 100\%$	
		用水计量率 $C_2 / \%$	区域受监控用水总量/区域总用水量 $\times 100\%$	
		取水许可率 $C_3 / \%$	区域取水许可总量/区域总用水量 $\times 100\%$	
		计划用水率 $C_4 / \%$	区域计划用水总量/区域总用水量 $\times 100\%$	
		水资源开发利用率 $C_5 / \%$	云南省下达的分阶段用水控制总量/区域水资源总量 $\times 100\%$	
用水效率		万元工业增加值用水量 C_6 / m^3	区域工业用水量/区域工业增加值	
		节水器具普及率 $C_7 / \%$	用水器具中节水型器具/在用用水器具 $\times 100\%$	
		农田灌溉水有效利用系数 C_8	农业实际利用渠道净水总量/渠首取水总量	
		万元 GDP 用水量 C_9 / m^3	区域用水总量/区域 GDP	
最严格水资源管理评价		工业用水重复利用率 $C_{10} / \%$	区域工业取水总量/区域(工业取水总量 + 重复利用总量) $\times 100\%$	
	限制纳污		COD 限制排放总量控制达标率 $C_{11} / \%$	水功能区 COD 排放总量小于水功能区纳污能力个数/水功能区总数 $\times 100\%$
			NH_3-N 限制排放总量控制达标率 $C_{12} / \%$	水功能区 NH_3-N 排放总量小于水功能区纳污能力个数/水功能区总数 $\times 100\%$
			入河排污口监控率 $C_{13} / \%$	区域受监控污水排放总量/区域污水排放总量 $\times 100\%$
			水功能区达标率 $C_{14} / \%$	水功能区达标个数/水功能区总数 $\times 100\%$
			污水处理率 $C_{15} / \%$	废污水处理量/废污水排放总量 $\times 100\%$
		集中式供水水源地水质达标率 $C_{16} / \%$	集中式供水水源地达标个数/集中式供水水源地总数 $\times 100\%$	
	责任考核		考核制度健全率 $C_{17} / \%$	定性指标,表征最严格水资源管理考核制度是否健全,依据不同阶段考核实现程度给予量化
			水资源监控能力建设完善率 $C_{18} / \%$	定性指标,表征最严格水资源管理监控设施是否健全,依据不同阶段水资源监控设施完善程度给予量化
			法律法规体系健全率 $C_{19} / \%$	定性指标,表征水资源管理法规、制度是否健全,依据不同阶段水资源管理法规体系建立程度给予量化
		水资源管理责任追究执行率 $C_{20} / \%$	定性指标,表征最严格水资源管理责任制度是否健全,依据不同阶段水资源管理责任落实程度给予量化	

表 2 最严格水资源管理评价指标分级标准

评价等级	$C_1 / \%$	$C_2 / \%$	$C_3 / \%$	$C_4 / \%$	$C_5 / \%$	C_6 / m^3	$C_7 / \%$	C_8	C_9 / m^3	$C_{10} / \%$
5 级(最理想)	≥ 90	≥ 80	≥ 90	≥ 90	< 20	< 20	≥ 90	≥ 0.7	< 60	≥ 95
4 级(理想)	[80 90)	[60 80)	[80 90)	[80 90)	[20 40)	[20 30)	[80 90)	[0.6 0.7)	[60 80)	[80 95)
3 级(较理想)	[70 80)	[40 60)	[70 80)	[70 80)	[40 60)	[30 50)	[70 80)	[0.5 0.6)	[80 100)	[60 80)
2 级(不理想)	[50 70)	[20 40)	[40 70)	[40 70)	[60 80)	[50 70)	[50 70)	[0.4 0.5)	[100 120)	[40 60)
1 级(极不理想)	< 50	< 20	< 40	< 40	≥ 80	≥ 70	< 50	< 0.4	≥ 120	< 40

评价等级	$C_{11} / \%$	$C_{12} / \%$	$C_{13} / \%$	$C_{14} / \%$	$C_{15} / \%$	$C_{16} / \%$	$C_{17} / \%$	$C_{18} / \%$	$C_{19} / \%$	$C_{20} / \%$
5 级(最理想)	≥ 90	≥ 90	≥ 95	≥ 95	≥ 90	≥ 99	≥ 95	≥ 90	≥ 90	≥ 80
4 级(理想)	[80 90)	[80 90)	[85 95)	[85 95)	[80 90)	[90 99)	[85 95)	[80 90)	[80 90)	[70 80)
3 级(较理想)	[60 80)	[60 80)	[70 85)	[70 85)	[70 80)	[80 90)	[75 85)	[70 80)	[70 80)	[50 70)
2 级(不理想)	[40 60)	[40 60)	[50 70)	[50 70)	[50 70)	[70 80)	[60 75)	[50 70)	[50 70)	[30 50)
1 级(极不理想)	< 40	< 40	< 50	< 50	< 50	< 70	< 60	< 50	< 50	< 30

决非线性问题,较好解决了小样本、非线性、高维度、局部极小值等问题,其实现回归预测步骤归纳如下^[7,12]:

步骤1:设含有 l 个训练样本的集合 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$, 其中, $x_i (x_i \in R^d)$ 是第 i 个训练样本的输入列向量, $x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]^T$, $y_i \in R$ 为对应输出值。在高维特征中建立的线性回归函数为:

$$f(x) = w\Phi(x) + b \quad (1)$$

式中: $\Phi(x)$ 为非线性映射函数。

步骤2:定义 ε 线性不敏感损失函数为:

$$L(f(x), y, \varepsilon) = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & |y - f(x)| > \varepsilon \end{cases} \quad (2)$$

式中: $f(x)$ 为回归函数返回的预测值; y 为对应的真实值。

步骤3:类似于 SVM 分类情况,引入松弛变量 ξ_i, ξ_i^* , 并将上述寻找 w, b 的问题用数学语言描述出来,即:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \begin{cases} y_i - w\Phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ -y_i + w\Phi(x_i) + b \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, \dots, l \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中: C 为惩罚因子, C 越大表示对训练误差大于 ε 的样本惩罚越大, ε 规定了回归函数的误差要求, ε 越小表示回归函数的误差越小。求解式(3)时,同时引入 Lagrange 函数,并转换成对偶形式:

$$\begin{cases} \max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*)K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l (a_i + a_i^*)\varepsilon + \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*)y_i \right] \\ \text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i \leq C \\ 0 \leq a_i^* \leq C \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)\Phi(x_j)$ 为核函数。

步骤4:设求解式(4)得到的最优解为 $a = [a_1, a_2, \dots, a_l]$, $a^* = [a_1^*, a_2^*, \dots, a_l^*]$, 则有:

$$w^* = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*)\Phi(x_i) \quad (5)$$

$b^* =$

$$\frac{1}{N_{nsv}} \left\{ \sum_{0 < a_i < C} [y_i - \sum_{x_j \in SV} (a_i - a_i^*)K(x_i, x_j) - \varepsilon] + \right.$$

$$\left. \sum_{0 < a_i < C} [y_i - \sum_{x_j \in SV} (a_i - a_i^*)K(x_i, x_j) + \varepsilon] \right\} \quad (6)$$

式中: N_{nsv} 为支持向量机个数。

步骤5:将 w^*, b^* 代入(1)式得到回归函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*)K(x_i, x) + b^* \quad (7)$$

3.2 RBF 神经网络

RBF 由输入层、隐藏层和输出层组成,能够以任意精度逼近任意连续函数,具有结构简单、训练简洁、学习收敛速度快和不易陷入局部极值等特点,在逼近能力、分类能力(模式识别)和学习速度等方面均优于 BP 网络^[13]。采用 Gaussian 函数作为径向基函数的 RBF 神经网络激活函数可表示为:

$$\phi_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x_p - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (8)$$

式中: $x_p = (x_p^1, x_p^2, \dots, x_p^m)^T$ 为第 p 个输入样本; P 为样本总数; $\|x_p - C_i\|$ 为欧式范数; C_i 为高斯函数的中心,且与 x 具有相同维数; σ 为高斯函数方差。

RBF 神经网络的输出可表示为:

$$y_j = f_j(x) = \sum_{i=1}^m \omega_{ij}\phi_i(\|x_p - C_i\|^2) \quad (9)$$

式中: y_j 为与输入样本对应的网络的第 j 个输出结点的实际输出; $i = 1, 2, 3, \dots, m$ 为隐含层节点数; ω_{ij} 为隐含层到输出层的连接权值; $\phi_i(x)$ 为第 i 个隐层节点的输出。

设 d 是样本的期望输出值,则基函数的方差 σ 可表示为:

$$\sigma = \frac{1}{P} \sum_j^m \|d_j - y_j C_i\|^2 \quad (10)$$

RBF 网络有多种学习方法,如随机选取中心法、自组织选取中心法、有监督选取中心法和正交最小二乘法等。自组织选取中心 RBF 神经网络算法步骤如下^[9,14-15]:

步骤1:基于 K-均值聚类方法求取基函数中心 C_i 。①网络初始化:随机选取 m 个训练样本作为聚类中心 C_i 。②将输入的训练样本集合按最近邻规则分组:按照 x_p 与中心为 C_i 之间的欧氏距离将 x_p 分配到输入样本的各个聚类集合 $\vartheta_p (p = 1, 2, \dots, p)$ 中。③重新调整聚类中心:计算各个聚类集合 ϑ_p 中训练样本的平均值,即新的聚类中心 C_i ,如果新的聚类中心不再发生变化,则所得到的 C_i 即为 RBF 神经网络最终的基函数中心;否则返回②,进入下一轮的中心求解。

步骤2:求解方差 σ 。基函数为高斯函数的 RBF 神经网络的方差可由下式求解:

$$\sigma_i = C_{\max} / \sqrt{2m}, (i = 1, 2, 3, \dots, m) \quad (11)$$

式中: C_{\max} 为所选中心之间的最大距离。

步骤 3:采用最小二乘法计算隐含层和输出层之间神经元的连接权值 ω , 计算公式如下:

$$\omega = \exp\left(\frac{m}{C_{\max}^2} \|x_p - C_i\|^2\right) \quad (12)$$

$$p = 1, 2, 3, \dots, P; i = 1, 2, 3, \dots, m$$

4 网络训练与性能评价

4.1 指标数据归一化处理

为了消除表 2 中各评价指标不同量纲及“方向”对评价结果的影响,需对评价指标数据进行归一化和一致性处理。对于指标值越大其最严格水资源管理评价结果越理想类指标按(13)式进行归一化处理,对于指标值越小其评价结果越理想类指标,对其取倒后乘 100,再按(13)式进行处理。

$$\hat{x} = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (13)$$

式中: \hat{x} 为经过归一化处理的数据; x 为原始数据; 为了使各评价指标具有相同的权重,取 x_{\max} 为各评价指标上限阈值的 2 倍; x_{\min} 为各评价指标下限阈值的 0.1 倍。经过标准化处理后,数据处于 0 ~ 1 范围之内,有利于网络训练。

4.2 样本及输出设计

在解决小样本回归问题上,基于结构风险最小化原则的 SVM 比基于经验风险最小化原则的传统 BP 有着较大优势。本文采用随机生成的方法在各评价等级阈值间生成 10 组样本,随机选取 5 组样本作为训练样本,余下的样本作为检验样本,共随机内插得到 50 组样本,其中 25 组作为训练样本,25 组作为检验样本。设计各模型的输出模式见表 3。

表 3 最严格水资源管理评价样本及期望输出设计

训练/ 检验样本	评价等级	SVR 模型	RBF 模型	传统 BP 模型
1 ~ 10	5 级(最理想)	0.1	0.1	0.1
11 ~ 20	4 级(理想)	0.2	0.2	0.2
21 ~ 30	3 级(较理想)	0.3	0.3	0.3
31 ~ 40	2 级(不理想)	0.4	0.4	0.4
41 ~ 50	1 级(极不理想)	0.5	0.5	0.5

4.3 性能评价统计指标

选用平均相对误差 MRE 、最大相对误差 $\max RE$ 、平均绝对误差 MAE 、均方根绝对误差 $RMSE$ 、均方根相对误差 $RMAPE$ 、决定系数 R^2 以及运行时间 7 个统计学指标对 LM-BP、RBF 以及传统 BP 模型进行性能评价,以控制模型在训练过程中因“欠

拟合”或“过拟合”导致泛化能力降低等问题^[16]。其中, R^2 范围在 $[0, 1]$ 内,愈接近 1,表明模型的性能越好;其他评价指标越小,表明模型的性能越好。

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\% \quad (14)$$

$$\max RE = \max_{1 \leq i \leq n} \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\% \quad (15)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (16)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (17)$$

$$RMAPE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \left[\frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \right]^2} \quad (18)$$

$$R^2 = \frac{\left(l \sum_{i=1}^l \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^l \hat{y}_i \sum_{i=1}^l y_i \right)^2}{\left(l \sum_{i=1}^l \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^l \hat{y}_i \right)^2 \right) \left(\sum_{i=1}^l y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^l y_i \right)^2 \right)} \quad (19)$$

式中: \hat{y}_i 为第 i 个样本模拟值; y_i 为第 i 个样本实测值; $i = 1, 2, \dots, n$, n 为模拟样本数。

4.4 网络训练及性能评价

本文基于 Matlab 环境和 libsvm 工具箱,创建 SVR、RBF 及传统 BP 模型对表 3 设计的样本进行训练和检验,经过反复调试,各模型参数设置如下时具有较好的评价精度。

SVR 模型:SVR 在选定核函数条件下,模型中的惩罚因子 C 和核函数参数 g 的选取对模型的评价精度有着关键性影响。参考文献[6-7,15],选择径向基核函数为 SVR 的核函数,设置惩罚因子 C 和核函数参数 g 的搜索空间均设置为 $2^{-2} \sim 2^6$, K 取值 5, g 和 C 的步进大小均取 0.5,不敏感系数 ϵ 为 0.01 (其他参数采用默认值),利用交叉验证法 (Cross Validation, CV) 确定模型中的惩罚因子 C 和核函数参数 g (由于采用随机生成及随机选取样本,因此每次运行的参数可能不同)。

RBF 模型:编写循环训练算法程序,最终确定 RBF 神经网络在径向基函数扩展速度 spread 和期望误差分别为 2 和 0.0001 时(其他参数采用默认值)模型性能达到最优。

传统 BP 模型:目前 BP 神经网络的隐含层节点数、期望误差、训练次数和传递函数等相关参数并没有较理想的确定和选择方法,主要凭经验确定和选取。参考文献[2-3,15],最终确定:BP 神经网络模型在结构为 20-25-1, 隐含层和输出层传递函数分别采用 tansig 和 logsig , 训练函数采用 traingdx

(该算法兼有附加动量和自适应调整算法的优点,具有收敛速度快和不易陷入局部极值的特点,性能优于标准梯度下降算法),设定期望误差为 0.0001,最大训练轮回为 1000 次(其他参数采用默认值)时

BP 模型性能达到最优。

本文以各模型 5 次随机运行的平均相对误差 e_{MRE} 等 7 个统计指标平均值作为模型性能优劣的评价指标,见表 4。

表 4 SVR、RBF 及传统 BP 模型各统计指标平均值(随机 5 次平均)

模型	样本	MRE/%	maxRE/%	MAE	RMSE	RMAPE	R ²	运行时间/s
SVR 模型	训练样本	1.18	5.56	0.0030	0.0009	0.0036	0.9989	0.738
	检验样本	2.47	7.27	0.0065	0.0016	0.0061	0.9975	
RBF 模型	训练样本	2.73	9.91	0.0064	0.0016	0.0074	0.9963	3.522
	检验样本	3.44	9.13	0.0089	0.0022	0.0085	0.9956	
传统 BP 模型	训练样本	4.18	20.41	0.0074	0.0020	0.0134	0.9951	8.916
	检验样本	8.68	35.18	0.0271	0.0089	0.0242	0.9067	

从表 4 可以得出:在随机生成、随机选取样本以及随机 5 次运行的条件下,SVR 与 RBF 模型的平均相对误差 e_{MRE} 等 7 个模型性能评价指标平均值均优于传统 BP 模型,表明 SVR 与 RBF 模型具有较好的预测精度和泛化能力,将其用于预测评价是合理可行的。本文从评价精度、泛化能力及运行时间上考虑,选取 SVR 与 RBF 模型作为曲靖市最严格水资源管理评价模型。

5 实例应用

5.1 研究区概况

曲靖市位于云南省东南部,西与云南高原湖盆相邻,东向贵州高原倾斜过渡,中部为长江、珠江流域分水岭地带,国土总面积 28 904 km²,辖 9 个县(区、市)。境内河流分属珠江流域和长江流域,多年平均径流深 463.2 mm,水资源总量 133.9 亿 m³。曲靖市水资源总量虽然丰富,但面临着水土资源不匹配、降水时空分布不均、开发利用率低、开发难度大、水质污

染逐年加剧以及水资源利用效率低、水资源配置能力不足等问题,同时工程型、水质型、管理型缺水并存,既是现阶段的突出水情,也是将要长期面对的基本水情。随着最严格水资源管理制度的实施,曲靖市在“三条红线”、“四项制度”建立与制定上取得了初步成效,开展最严格水资源管理评价对于推进曲靖市最严格水资源管理制度的实施,破解经济社会发展新形势下的水资源“瓶颈”具有重要意义。

曲靖市现状水平年 2010 及规划水平年 2015、2020 和 2030 年最严格水资源管理评价指标数据详见表 5。

5.2 评价结果及分析

利用上述训练好的 SVR 与 RBF 模型对曲靖市 2010、2015、2020 和 2030 年最严格水资源管理进行评价。并将表 2 中最严格水资源管理评价分级阈值进行“模拟计算”,将输出结果作为划分最严格水资源管理评价等级的依据。输出及评价结果见表 6、表 7。

表 5 曲靖市最严格水资源管理评价指标数据

水平年	C ₁ /%	C ₂ /%	C ₃ /%	C ₄ /%	C ₅ /%	C ₆ /m ³	C ₇ /%	C ₈	C ₉ /m ³	C ₁₀ /%
2010	100	30	38	20	6.2	100	47	0.48	128	45
2015	100	60	60	50	12.4	67	75	0.52	116	60
2020	100	80	80	80	14.8	45	85	0.55	90	85
2030	100	95	95	95	15.8	30	95	0.60	70	95
水平年	C ₁₁ /%	C ₁₂ /%	C ₁₃ /%	C ₁₄ /%	C ₁₅ /%	C ₁₆ /%	C ₁₇ /%	C ₁₈ /%	C ₁₉ /%	C ₂₀ /%
2010	55	40	0	52	65	93.7	30	20	40	25
2015	80	80	70	85	75	90	80	70	75	60
2020	90	90	80	90	85	95	90	80	85	80
2030	95	95	95	95	95	100	95	90	95	90

注:数据主要来源于曲靖市水资源管理年报、水务管理年报、《曲靖市“三条红线”分阶段控制指标分解方案》及《曲靖市最严格水资源管理考核办法》等。

表 6 SVR 与 RBF 模型最严格水资源管理评价
分级临界值输出结果(随机 5 次平均)

等级	SVR 模型输出	等级	RBF 模型输出
5 级(最理想)	>0.4321	5 级(最理想)	>0.4377
4 级(理想)	(0.3442 0.4321]	4 级(理想)	(0.3427 0.4377]
3 级(较理想)	(0.2503 0.3442]	3 级(较理想)	(0.2497 0.3427]
2 级(不理想)	(0.1504 0.2503]	2 级(不理想)	(0.1570 0.2497]
1 级(极不理想)	≤0.1504	1 级(极不理想)	≤0.1570

表 7 曲靖市最严格水资源管理评价结果(随机 5 次平均)

水平年	SVR 模型		RBF 模型	
	输出值	评价等级	输出值	评价等级
2010	0.2313	2 级(不理想)	0.2277	2 级(不理想)
2015	0.3338	3 级(较理想)	0.3326	3 级(较理想)
2020	0.3875	4 级(理想)	0.3954	4 级(理想)
2030	0.4329	5 级(最理想)	0.4444	5 级(最理想)

分析表 6、表 7 可以得出以下结论:①SVR 与 RBF 模型对曲靖市 2010、2015、2020 和 2030 年最严格水资源管理评价分别为“不理想”(2 级)、“较理想”(3 级)、“理想”(4 级)和“最理想”(5 级),两种模型评价结果完全相同,评价结果基本反映了曲靖市现状水平年及不同水平年实行最严格水资源管理所处的状态,评价结果可为推进最严格水资源管理制度的实施,制定曲靖市相关水资源规划提供参考。②从评价结果及输出值来看,2010 年由于曲靖市尚未实行最严格水资源管理制度,其在水资源管理考核制度建设等方面几乎处于空白状态,极大地制约了最严格水资源管理的评价结果;虽然 2015 年曲靖市最严格水资源管理评价结果为“较理想”(3 级),但其输出值临近于“理想”状态(4 级),表明到 2015 年曲靖市实行最严格水资源管理已初具成效,实施效果尚有较大可提升空间;2030 年评价结果虽然为“最理想”(5 级),但输出值临近于“理想”状态(4 级)上限,表明随着曲靖市最严格水资源管理制度的不断推进,水资源管理逐步由“较理想”状态趋于“最理想”状态,但由于受农田灌溉水有效利用系数、万元 GDP 用水量等用水效率指标的制约,曲靖市最严格水资源管理进一步提升的空间不大。

6 结 语

最严格水资源管理制度是我国“水管理”史上的一次重大突破,“三条红线”和“四项制度”的实施必将对我国经济社会的可持续发展和水资源的永续利用产生重要而深远的影响。开展最严格水资源管理实施效果评价对于推进制度的实行、促进最严格水资源管理良性循环具有重要意义。本文基于最严

格水资源管理基本内涵,构建最严格水资源管理评价的指标体系和分级标准;提出 SVR 与 RBF 两种评价模型;采用随机内插和随机选取的方法生成数据样本对模型进行相关参数率定和性能评价,在达到期望的评价精度和泛化能力后用于曲靖市现状水平年 2010 年及规划水平年 2015、2020 和 2030 年最严格水资源管理评价。评价结果基本反映了曲靖市各阶段最严格水资源管理所处的状态。但评价指标体系和分级标准是最严格水资源管理评价中的关键因子,对评价结果具有重要影响,如何构建科学、合理的评价指标体系和分级指标将有待于在最严格水资源管理制度实施过程中不断修改和完善。

参考文献:

- [1] 国务院. 国务院关于实行最严格水资源管理制度的意见[R]. 北京:国务院,2012.
- [2] 崔东文. 基于 BP 神经网络的文山州水资源承载力评价分析[J]. 长江科学院院报,2012,29(5):9-15.
- [3] 崔东文. 基于改进 BP 神经网络模型的云南文山州水资源脆弱性综合评价[J]. 长江科学院院报,2013,30(3):1-7.
- [4] 田雨波. 混合神经网络技术[M]. 北京:科学出版社,2009.
- [5] 王雷. 支持向量机在汽轮机状态监测中的应用[M]. 北京:北京师范大学出版社,2012.
- [6] 崔东文. 支持向量机在湖库营养状态识别中的应用[J]. 水资源保护,2013,29(4):26-30.
- [7] 崔东文. 支持向量机在水资源类综合评价中的应用研究——以全国 31 个省级行政区水资源合理性配置为例[J]. 水资源保护,2013,29(5):20-27.
- [8] 田景文,高美娟. 神经网络算法研究及应用[M]. 北京:北京理工大学出版社,2006.
- [9] 崔东文. RBF 与 GRNN 神经网络模型在河流健康评价中的应用——以文山州区域中小河流健康评价为例[J]. 中国农村水利水电,2012(3):56-61.
- [10] 管桂玲,徐向阳,徐磊. 水资源“三条红线”管理评价系统研究[J]. 人民长江,2013,44(7):64-66.
- [11] 崔东文,郭荣. 基于 GRNN 模型的区域水资源可持续利用评价:以云南文山州为例[J]. 人民长江,2012,43(5):26-31.
- [12] 史峰,王辉,郁磊,等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2011.
- [13] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社,2009.
- [14] 张良均,曹晶,蒋世忠. 神经网络实用教程[M]. 北京:机械工业出版社,2008.
- [15] MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010.
- [16] 崔东文. 基于极限学习机的长江流域水资源开发利用综合评价[J]. 水利水电科技进展,2013,33(2):14-19.