

# 基于灰色系统与 RBF 神经网络的中长期水文预报

王丽学<sup>1</sup>, 杨 军<sup>1</sup>, 孙 靓<sup>1</sup>, 陶 硕<sup>2</sup>

(1. 沈阳农业大学 水利学院, 辽宁 沈阳 110866; 2. 辽宁鑫地土地整理有限公司, 辽宁 沈阳 110032)

**摘要:**及时、准确的中长期水文预报能有效促进水库管理优化。以非汛期各月径流量为预报因子,通过计算所需预报年份与已有径流资料历史年份的预报因子之间的灰色关联度,遴选出与该年灰色关联度较大的年份作为代表年份。采用 MATLAB 数学软件构建 RBF 神经网络预报模型,利用选定的代表年份径流量对目标年份汛期径流量进行预报。以清河水库为例,用该模型预报汛期径流量。结果表明,模型简单可操作、运行速度快、预报效果好。

**关 键 词:**灰色系统; RBF 神经网络; 中长期水文预报

**中图法分类号:** P338

**文献标志码:** A

**DOI:**10.16232/j.cnki.1001-4179.2015.17.004

中长期水文预报具有较长的预见期,可以与短期水文预报和超长期水文预报相结合,使人们在解决防洪与抗旱、蓄水与弃水及各部门用水之间矛盾时及早采取措施进行统筹安排,以获取最大的效益<sup>[1]</sup>。中长期水文预报模型很多,传统方法主要有水文统计法和物理成因分析法。近年来,随着数学科学和计算机技术的日益发展,很多现代预报模型方法如人工神经网络方法、灰色系统预测方法、模糊数学分析方法、小波分析方法、最优组合预测方法等也越来越多地被应用到中长期水文预报中<sup>[2]</sup>。现代预报方法在中长期水文预报中取得了较好的效果,为水利部门管理决策提供了有效依据。

## 1 灰色系统与 RBF 神经网络

### 1.1 灰色系统与灰色关联度

邓聚龙创立的灰色系统理论,是一种研究少数据、贫信息不确定性问题的方法。灰色系统最初应用于经济学,现已成功应用到农业、水利、能源、石油、地质、交通等众多领域。灰色关联度是灰色系统的一个重要组成部分,是按因素发展变化趋势的相似情况来判断,按时间序列几何形状相似程度来区分。设参考数列为  $x_0(k) = \{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)\}$ , 比较数列为  $x_i(k) = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}$ 。

则将

$$\eta_i(k) = \frac{\min_s \min_t |x_0(t) - x_s(t)| + \rho \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|} \quad (1)$$

定义为比较数列与参考数列之间的灰色关联系数,式中  $\rho$  为分辨率,  $0 < \rho < 1$ , 一般取  $\rho = 0.5$ ;  $\min_s \min_t |x_0(t) - x_s(t)|$  与  $\max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|$  分别为两级最小差及两级最大差。

将

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \eta_i(k) \quad (2)$$

定义为比较数列与参考数列之间的灰色关联度<sup>[3-5]</sup>。

在中长期水文预报中进行关联度分析,可以根据年际间径流数据灰色关联度的大小,来判断径流过程相似程度的高低。通过选取与所需预报年份前期径流过程相似程度高的年份作为代表年份,对该年汛期径流量进行预报,可以有效提高预报精度。

### 1.2 RBF 神经网络

人工神经网络(ANN)具有人脑学习记忆功能,被应用于预测、优化、控制和管理等方面。RBF 神经网络即径向基函数神经网络(Radical Basis Function Neu-

tral Network,简称 RBFNN),是一种 3 层前馈型神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成。由输入层到隐含层实现非线性映射,由隐含层到输出层实现线性映射。因其能够以任意精度逼近任意连续函数,分析能力强、学习速度快而被广泛应用于学术界前沿领域。本文尝试利用 RBF 神经网络构建预报模型。

MATLAB 软件提供了神经网络工具箱,可以简便快捷地调用工具箱中的函数构建 RBF 神经网络模型,并进行预报计算<sup>[6-10]</sup>。

## 2 算 例

对汛期径流量进行预报的关键是对预报因子、代表年份和预报方法的选择。本文以清河水库为例,清河水库年际汛期径流量变化较大,在水库建成后汛期径流量最大年份(1964 年,10.829 亿 m<sup>3</sup>)甚至达到汛期径流量最小年份(2000 年,0.356 亿 m<sup>3</sup>)汛期径流量的 30 倍以上,因此预报结果往往与实际值相差较大。清河水库原预报系统采用传统预报方法,预报精度低,无法满足现代水库运行管理的需要,研究满足水库运行管理要求的新预报方法十分必要。

### 2.1 预报因子的选取和代表年份的确定

清河水库汛期为每年 6 月 1 日至 9 月 30 日,本文将每年 10 月 1 日至次年 9 月 30 日划分为一个单位,定义为预报年份,以预报年份前 8 个月(即非汛期)的各月径流量为预报因子,后 4 个月(即汛期)的径流总量为预报对象。引入灰色系统中灰色关联度的概念,计算所需预报年份的预报因子与历年预报因子之间的关联度。根据关联度的概念,若 2 a 间预报因子的关联度较大,则说明这 2 a 的径流情况较为相似,反之则 2 a 间径流情况差异较大。因此,选取与所需预报年份关联度大的年份作为预报的代表年份可以有效提高预报精度。清河水库入库径流数据是根据库容变化和出库水量数据推求所得,因测定误差的存在,可能与实际天然径流量有少许偏差。现有 1962~2014 年共 53 a 的径流资料,本文以 2013 年和 2014 年为例,从 1962~2012 年共 51 a 中分别选取与所需预报年份关联度较大的 10 个年份作为预报代表年对汛期径流量进行预报。所选取的预报代表年份及相应的关联度统计见表 1,其中代表年份按关联度从大到小排列。

### 2.2 构建 RBF 神经网络预报模型

利用 MATLAB 科学计算软件构建模型,采用神经网络工具箱中的 newrb 函数来建立 RBF 神经网络,newrb 函数的调用形式为

$$\text{net} = \text{newrb}(P, T, \text{goal}, \text{spread}, MN, DF)$$

其中,以预报因子为输入  $P$ ,预报对象为输出  $T$ ,设定均方误差性能指标  $\text{goal}$  为 0,径向基函数的扩展常数  $\text{spread}$  取默认值 1.0,最大神经元个数  $MN$  与迭代过程的显示频率  $DF$  均取默认值。

表 1 预报代表年份及相应的关联度

2013 年		2014 年	
预报代表年	关联度	预报代表年	关联度
2000	0.891	1965	0.947
1966	0.883	1985	0.945
1962	0.741	2011	0.933
2009	0.737	1989	0.926
2001	0.709	1995	0.916
1990	0.684	2004	0.912
2012	0.662	1967	0.875
1978	0.650	1970	0.874
1991	0.646	1981	0.860
1997	0.639	1982	0.853

利用本方法分别对 2013 年和 2014 年的汛期径流量进行预报,以 2013 年为例(见表 2),其中,预报因子  $x_1 \sim x_8$  为预报年份前 8 个月的径流量,预报对象  $y$  为预报年份后 4 个月的径流总量,即该年汛期径流量。

表 2 清河水库汛期径流量预报代表年份预报因子值

年份	预报因子								预报
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	对象 $y$
2000	13.05	9.45	6.05	6.17	4.53	22.45	20.55	10.89	35.61
1966	12.83	9.82	4.82	2.42	2.56	18.05	26.41	26.69	480.78
1962	25.26	14.85	7.28	3.62	3.02	8.77	73.11	58.43	308.1
2009	13.27	10.1	5.4	3.15	5.06	24.63	48.57	26.42	101.79
2001	14.21	10.24	6.69	5.37	5.16	35.00	15.56	6.85	273.15
1990	19.21	11.08	6.29	3.92	7.93	20.97	33.07	24.38	173.03
2012	12.27	8.12	2.85	1.94	2.13	14.14	22.76	0.01	319.77
1978	17.21	12.13	9.13	6.17	5.98	21.06	22.00	13.47	212.09
1991	9.91	6.04	3.47	1.56	2.42	8.02	11.58	5.51	483.0
1997	19.78	13.35	8.15	6.99	6.64	31.57	20.14	0.72	58.84
2013	27.52	7.12	2.33	5.62	3.57	38.17	80.76	64.14	

将表 2 中预报因子和预报对象的数据代入 RBF 神经网络模型,进行训练计算,可以预报 2013,2014 年汛期径流量。

### 2.3 预报结果分析

经过预报,2013 年汛期径流量为  $698.26 \times 10^6 \text{ m}^3$ ,2014 年汛期径流量为  $156.04 \times 10^6 \text{ m}^3$ 。而这两年实际汛期径流量分别为  $590.67 \times 10^6 \text{ m}^3$  和  $217.59 \times 10^6 \text{ m}^3$ ,预报值相对误差分别为 18.22% 和 28.29%,平均相对误差为 23.26%。

为验证方法的可行性与适用性,对 2002~2011 年的汛期径流量进行了预报,预报结果平均误差为 48.2%,其中误差最大的年份为 2009 年,预报结果误差为 70%,但也低于同期原传统预报方法预报结果的

平均误差值 80.2%。

清河水库从 1970 年开始进行汛期径流量预报,一直到 2013 年均采用传统预报方法,多年预报结果平均误差值高达 131.5%,误差值低于 25% 的只有 8 a,仅占进行预报年份总数的 18.2%,由此可见,本文预报方法要优于原预报方法。

### 2.4 方法比较

为了将 RBF 神经网络预报方法与其他预报方法进行对比分析,本文采用了应用较为广泛的 BP 神经网络构建模型,对 2013 年和 2014 年的汛期径流量进行预报。结果显示,BP 神经网络每次预报结果均有很大不同,且误差普遍大于 RBF 神经网络的预报结果。这是由于 BP 神经网络收敛速度慢,易陷于局部极小,学习过程易发生震荡。经比较,对于清河水库汛期径流量预报,RBF 神经网络模型预报结果要优于 BP 神经网络模型。

### 3 结语

本文选取预报年份非汛期各月的径流量为预报因子,对汛期总径流量进行预报。引入灰色系统中灰色关联度的概念,通过计算历年与所需预报年份预报因子之间的关联度,选取关联度较大的年份作为代表年份,构建 RBF 神经网络模型进行径流预报。与清河水

库原预报方法的和 BP 神经网络模型的预报结果进行对比,表明 RBF 神经网络模型预报结果精度更高。本文模型简单可操作,运行速度快,预报效果良好,可以为水库运行管理提供参考。

#### 参考文献:

[1] 詹道江,叶守泽. 工程水文学(第三版)[M]. 北京:中国水利水电出版社,2000.

[2] 彭勇. 中长期水文预报与水库群优化调度方法及其系统集成研究[D]. 大连:大连理工大学,2007.

[3] 邓聚龙. 灰色系统理论简介[J]. 内蒙古电力. 1993,(3):51-52.

[4] 刘思峰,邓聚龙. GM(1,1)模型的适用范围[J]. 系统工程理论与实践,2000,(5):121-124.

[5] 刘思峰. 灰色系统理论的产生与发展[J]. 南京航空航天大学学报. 2004,36(2):267-272.

[6] 刘荻,周振民. RBF 神经网络在径流预报中的应用[J]. 华北水利水电学院学报,2007,28(2):12-14.

[7] 司守奎,孙玺菁. 数学建模算法与应用(第一版)[M]. 北京:国防工业出版社,2011.

[8] 卓金武,魏永生,秦健,等. MATLAB 在数学建模中的应用(第一版)[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2011.

[9] 张志涌. 精通 MATLAB R2011a(第一版)[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.

[10] 赵海滨. MATLAB 应用大全(第一版)[M]. 北京:清华大学出版社,2012.

(编辑:李慧)

## Application of gray system and RBF neural network in the mid-long term hydrological forecasting

WANG Lixue<sup>1</sup>, YANG Jun<sup>1</sup>, SUN Liang<sup>1</sup>, TAO Shuo<sup>2</sup>

(1. College of Water Conservancy, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China; 2. Liaoning Xindi Land Arrangements Company Limited, Shenyang 110032, China)

**Abstract:** The timely and accurate long-term hydrological forecasting can promote the optimization of reservoir management effectively. We regard the monthly runoff of non-flood period as the predictor, calculate the gray correlations of runoff between the future years and the past years, and then select the years with larger gray correlations as example years. The MATLAB is applied to build RBF neural network forecasting model, and the runoff data of the selected example years is used to forecast the flood season runoff of the future forecasting years. Taking Qinghe Reservoir as an example, we forecast the flood season runoff by this forecasting model. The forecasting results show that the model is feasible with quick forecasting speed and satisfying results.

**Key words:** gray system; RBF neural network; mid-long term hydrological forecasting