

基于改进 RBF 网络模型的中长期水文预报

左亚会, 徐敏月, 韩 阳

(江苏省灌溉总渠管理处, 江苏 淮安 223200)

摘要: 针对历史径流资料中各预报因子及预报年份关联度, 在分析预报年份非汛期中各月份径流量预报因子基础上, 进行较大关联度代表年份筛选。同时, 基于 Matlab 软件构建融合灰色关联度的 RBF 网络预报模型, 探索预报目标年汛期径流量, 采用改进 RBF 网络模型实施汛期径流总量预报具有较强适用性与准确度。

关键词: 水文预报; 灰色关联度; RBF 网络模型

中图分类号: [TV124] **文献标识码:** B **文章编号:** 1007-7839 (2017) 02-0009-03

Mid and long term hydrological forecast based on improved RBF network model

ZUO Yahui, XU Minyue, HAN Yang

(Main Irrigation Channel Management Division of Jiangsu Province, Huaian 223200, Jiangsu)

Abstract: Concerning about the correlation between forecast factor and forecast year of historical runoff data, on the basis of analyzing runoff forecast factors of each month during non-flood season, larger correlation representative years have been filtrated. In addition, RBF network model integrating grey relational degree has been established based on Matlab software. Runoff forecasting method of target year during flood season has been explored. The improved RBF network model has strong applicability and accuracy in runoff volume forecasting during flood season.

Key words: hydrological forecast; grey relational degree; RBF network model

0 引言

实施区域水资源优化调度应基于具备较高时效性与准确度的水文预报, 同时, 充分结合短期预报与超长期预报来进行水文中长期预报, 有助于统筹解决蓄水、弃水、防洪以及抗旱等各用水单位之间的矛盾, 实现水资源效益最大化^[1]。传统实施中长期水文预报主要采取成因分析法及水文统计法, 随着计算机技术发展, 人工神经网络(ANN)分析预测法等逐步应用于水文预报工作^[2]。因此, 本文结合灰色关联度理论, 探索可实现较高准确度的 RBF 神经网络预报模型。

1 径向基函数神经网络原理

基于模仿大脑神经网络结构和功能建立起来的人工神经网络(Artificial Neural Network)是一种信息处理系统, 主要是以数学模型来模拟神经元的活动, 能够广泛应用于管理、控制、优化和预测等方面。径向基函数神经网络(RBFNN), 它是一种包含输出层、隐含层和输入层的神经网络系统。由于它可以以任何精度逐渐逼近任何的连续函数, 且具有较强的分析能力、快速学习的能力, 目前已经广泛应用于学术界的各种领域^[3]。本文尝试利用该网络结构建立起水文预报模型。另外,

收稿日期: 2016-11-14

作者简介: 左亚会(1990-), 男, 本科, 助理工程师, 主要从事水文水资源及水利工程管理工作。

在 Matlab 中还有自己的神经网络工作区域, 该区域能够较快速地通过调用函数建立起该神经网络模型来实施水文预报。

2 灰色系统原理

灰色系统理论主要用来研究信息不足、数据不全的模糊问题的求解。该理论最初主要应用于经济学中, 现在已经在交通、地质、石油、能源、水利以及农业等领域中得到广泛应用^[4]。灰色系统理论中的一个重要组成部分是灰色关联度, 它是按照因素变化的相似情况进行分析判断的, 可以按照几何形状的相似或相近程度来进行区别。假设有一参考数列 $x_0(k) = \{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)\}$, 另有一比较数列 $x_i(k) = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}$ 。

可把下式定义成为参考数列和比较数列间的关联系数, 如式(1)所示:

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

其中, ρ 表示分辨率, 大小在 0 与 1 之间, 常取 0.5; $\max_s \max_t |x_0(t) - x_s(t)|$ 和 $\min_s \min_t |x_0(t) - x_s(t)|$ 分别表示两级的最大差和最小差。

把式(2)定义成参考数列和比较数列的关联度^[5], 如下所示:

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

在进行中长期预报时需要分析关联度, 在进行分析时可依据不同年际间有关径流数据的关联度大小进行分析, 以此判断出径流过程中相似度大小。然后可选出与需要进行分析预报的年份径流过程具有较高相似度的年份, 并以此作为代表年进行分析, 并预报汛期的径流量, 从而显著提高预报精度。

3 应用实例

实施汛期径流量预报关键步骤是要筛选出合适的预报方法、代表年份和预报因子。在本文中以江苏省某水库为例进行分析预报, 由以往经验, 该水库汛期年径流量存在较大变化, 水库建成以后在汛期径流量最大年份是最小年份的 30 倍以上, 所以在进行水文预报时其结果与实际的径流量往往存在较大偏差。采用传统的水文预报方法精度

较低, 不能满足现在运行管理的要求。因此, 有必要探究能够满足水库现代管理的改进水文预报模型。

3.1 确定代表年及选取预报因子

该水库汛期是从每年的 6 月上旬到 10 月上旬, 在本文中从 10 月初到次年 9 月底为一个研究单位, 并将其定义为一个预报年。把该预报年的 10 月初到 5 月底(非汛期, 共 8 个月)中各个月份的径流量看作是预报因子, 最后 4 个月(汛期)中的径流量总量看作是需要进行预报的对象。在进行分析计算时, 需要引入灰色关联度, 计算出历年径流量与需要进行预报的年份的径流量间关联度的大小^[6]。由关联度定义, 如果需要进行预报的年份与选中作为参考的年份之间的关联度相对比较大, 就说明选中年份与需要进行预报的年份之间的径流量情况比较相近, 反之若关联度值较小则说明两者之间的径流量情况差别较大。所以, 挑选与需要进行预报的年份间关联度较大的历史年份作为代表年能够使预报的精度得到提高。该水库的径流量数据是依据出库流量和水库库容变化情况进行推求得到的, 由于存在测量误差, 求得的数值可能与天然径流量的实际值之间存在偏差^[7]。根据 1961 至 2014 年间的径流量资料, 在本文中以 2012 年和 2013 年为例进行径流量的预报。在进行预报之前, 分别从剩余的 52 年中挑选出 10 个与目标年份(即需要进行预报的年份)关联度相对比较大的代表年进行预报, 如表 1 所示, 关联度从小到大进行排列。

表 1 各代表年及对应的关联度值

2012 年		2013 年	
代表年	关联度值	代表年	关联度值
1996	0.639	1983	0.849
1992	0.654	1984	0.861
1977	0.651	1971	0.875
2010	0.663	1969	0.877
1990	0.685	2005	0.914
2002	0.708	1997	0.919
2008	0.739	1988	0.928
1964	0.742	2011	0.935
1966	0.882	1986	0.946
2000	0.894	1965	0.951

3.2 模型构建

借助 Matlab 建立 RBF 预报模型, 并借助工具箱中的函数构建起神经网络结构, 其调用形式可用下式表示: 输入 P 为预报因子, 输出 T 为预报对象, 文中假定代表均方误差的指标 (goal) 取为 0, 扩展常数 (spread) 取为 1.0。在迭代中的显示频率 (DF) 和最大的神经元数量 (MN) 也取默认值^[8]。

采用该方法对 2012 年与 2013 年的径流量分别进行分析预报, 以 2012 年为例, 在表 2 中给出了预报分析结果。分别用 $K_1 \sim K_8$ 表示目标年份中非汛期的径流量 (即预报因子), L 表示目标年份汛期 4 个月的径流总量, 也即预报对象。

最大, 其误差值为 69.3%, 与传统预报方法相比, 该值低于同期传统方法的平均预报误差值 (误差值为 81.4%)。

该水库从 1972 年开始有汛期的径流总量预报, 截至 2013 年该地区一直使用传统的分析预报方法进行水文预报, 其多年的预报误差值高达 132.9% 以上, 预报误差值低于 30% 的年份仅有 10 年, 占预报总年数的 24.6%。由以上对比分析可知, 该分析预报方法要优于传统的水文预报方法。

3.4 方法对比

采用传统 BP 网络模型分析预报 2012 和 2013 年的汛期径流总量, 并与传统的分析预报方

表 2 研究对象预报年份径流量预报因子值

年份	预报因子 K_i ($i=1, 2, \dots, 8$)								预报对象 $L(10^6 m^3)$
	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6	K_7	K_8	
1996	19.68	13.36	8.16	6.71	6.65	31.56	20.15	0.76	58.85
1992	9.94	6.05	3.48	1.54	2.41	8.03	11.59	5.52	483.2
1977	17.24	12.14	9.14	6.19	5.99	21.08	22.01	13.48	214.01
2010	12.28	8.13	2.86	1.95	2.14	14.16	22.78	0.02	318.10
1990	19.20	11.09	6.28	3.93	7.94	20.98	33.06	24.39	173.42
2002	14.19	10.25	6.70	5.36	5.17	35.02	15.56	6.87	273.21
2008	13.28	10.2	5.41	3.16	5.08	24.62	48.59	26.55	101.68
1964	25.25	14.86	7.29	3.61	3.01	8.79	73.10	58.46	307.99
1966	12.84	9.83	4.84	2.43	2.55	18.04	26.41	26.68	479.91
2000	13.04	9.46	6.04	6.18	4.54	22.46	20.54	10.90	35.64
2012	27.54	7.13	2.34	5.63	3.58	38.18	80.77	64.14	699.25

把表 2 中的预报对象及预报因子相差数据代入到神经网络模型中并通过分析计算, 即可得到 2012 与 2013 年中汛期总径流量的大小。

3.3 结果分析

由水文预报结果可知, 2012 年汛期的径流总量是 $699.25 \times 10^6 m^3$, 2013 年汛期的径流总量是 $157.04 \times 10^6 m^3$ 。在这两年中汛期的实际总径流量分别为 $591.67 \times 10^6 m^3$ 和 $218.62 \times 10^6 m^3$, 预报分析值的误差分别为 19.02% 和 27.96%, 平均值为 23.47%。

为了证明该方法的适用性和可行性, 又对 2001 ~ 2010 年汛期的总径流量进行分析预报, 由预报结果可知其平均误差是 47.7%, 2008 年误差

法进行了对比。对比结果表明, 采用 BP 网络模型进行分析预报时, 每次的分析预报结果都有较大的误差, 而 RBF 网络预报方法的分析预报结果误差较小。这可能是由于 BP 网络模型的收敛速率较慢, 容易产生局部极小值, 在过程中也容易产生振荡。综上所述, RBF 网络模型整体优于 BP 网络模型。

4 结语

本文在分析预报汛期各月总径流量大小的同时, 将非汛期各月份径流量视作分析预报因子, 通过引入灰色关联度来分析计算预报年份与历史年

(下转第 16 页)

