

BP 人工神经网络在小流域径流模拟中的应用

何映颖^{1,2}, 陈晓宏^{1,2}, 张 云^{1,2}, 丁华龙^{1,2}

(1. 中山大学水资源与环境研究中心, 广东 广州 510275;
2. 华南地区水循环和水安全广东普通高校重点实验室, 广东 广州 510275)

摘 要: 径流量的变化与区域经济社会发展、生态平衡以及水资源管理和水环境保护密切相关, 月径流量的研究对水量配置、调度等均具有重要意义。针对小尺度流域普遍存在的资料有限问题, 研究 BP 人工神经网络在华南湿润区小流域月径流模拟的适用性。以滨江流域长序列逐日降水径流资料为基础, 采用 BP 人工神经网络进行月径流量模拟, 并将其与径流系数法、新安江模型和 HSPF 模型所得进行对比分析。研究表明: BP 人工神经网络使用简便, 变化趋势预测准确, 在降水径流模拟方面优势明显, 全年确定性系数为 0.91, 高于径流系数法所得 0.85, 与新安江模型的 0.92、HSPF 的 0.96 相当, 具有良好的应用前景, 其汛期的模拟效果优于非汛期, 但模拟结果相对偏大, 存在一定的改进和提高空间。

关键词: 径流量; 降水-径流模拟; BP 人工神经网络; 方法对比; 滨江流域

中图分类号: P333.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-0852(2015)05-0035-06

1 引言

流域降水量与径流量之间关系密切, 降水径流形成过程通常是复杂且高度非线性化的, 兼具时间与空间上的多变性, 降水径流模拟也是利用模型科学分析和计算流域水循环问题的重要组成部分^[1]。径流量的变化将直接关系到区域经济、社会的发展, 同时也影响着相关水域与陆域的生态平衡, 甚至还和水资源量的调配管理以及水环境的保护维持息息相关。中小流域多缺乏实测径流资料, 该类地区主要依靠降水径流模拟来满足水利工程规划设计和水资源综合管理的要求。为了模拟降水推求径流的过程, 通常使用径流系数和水文模型等方法, 但很难兼顾操作简便与结果精确。径流系数法虽简单, 但模拟效果不佳, 水文模型精度较高, 可所需信息较多, 易受资料匮乏的限制^[2]。

目前, 人工神经网络(ANN)因在解决高度非线性问题方面的优势引起了较多关注, 而 BP 人工神经网络凭借结构简单、性能良好, 得到了广泛的应用^[3]。众多专家学者多年来在将 BP 人工神经网络应用于降水

径流模拟的研究方面做了大量的工作, 使其日趋成熟和丰富。蔡煜东等(1995)较早将 BP 人工神经网络引入径流的模拟领域, 并将其应用于大伙房水库入库径流长期模拟, 认为其成功率较高、容错能力较强, 有较高的应用价值^[4]; 杨荣富等(1998)和蓝永超等(2001)则使 BP 人工神经网络与水文机制有机结合, 并与常用的径流量模拟时间序列分析方法、水文模拟网络(HYMN)和传统水箱(TANK)模型进行比较, 在 Irwell 流域和龙羊峡水库均取得了较为满意的结果, 肯定了 BP 人工神经网络的优越性^[5-6]; 为进一步的改进和提高 BP 人工神经网络的模拟效果, 庞博等(2007)又通过耦合总径流线性响应的影响, 建立了一种基于人工神经网络的实时预报模型, 取得较高的预报精度, 显示了良好的应用前景^[7]; 同时期张勃等(2009)从径流所处的时间阶段出发, 将月径流分为汛期和非汛期, 再分别构建 BP 人工神经网络, 预测出了不同情景下的黑河流域径流量, 为水资源的有效调度、利用及制定合理的上下游分水方案提供了依据^[8]; Wei Shouke 等(2013)和崔东文(2013)则从隐层构建和网络结构设置的角度考

收稿日期: 2014-10-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(51210013, 51479216); 国家科技支撑计划(2012BAC21B0103); 水利部公益项目(201201094, 201301002-02); 广东省水利科技创新项目(2011-11)

作者简介: 何映颖(1990-), 女, 新疆昌吉人, 硕士, 主要从事水资源与环境方面的研究。E-mail: honeydreamct@sina.com

通讯作者: 陈晓宏(1963-), 男, 湖北公安人, 博士, 教授, 博导, 主要从事水文、水资源及水环境等方面的研究。E-mail: eesexh@mail.sysu.edu.cn

虑来改进 BP 神经网络径流模拟模型, 分析比较认为其泛化能力强、算法稳定, 均显著提高了预测精度, 是可以应用于水文径流预测预报的新方法^[9-10]; 李娇等(2013)以输入层的改进作为突破点, 采用率定、验证同步进行的 BP 神经网络模型, 以降水量复合时间、径流量等作为输入层变量, 结果表明其误差均在允许范围内且精确度较高^[11]; 而 Li Fapeng 等(2014)对青藏高原地区河流的径流量模拟研究又进一步的证实了 BP 人工神经网络在解决资料缺乏地区的降水径流预测模拟问题方面的相对优势^[12]。

虽然国内外在 BP 人工神经网络应用于降水径流模拟领域已有不少研究成果, 但是大都着重于大尺度流域和水库, 对资料有限的小尺度流域关注相对较少。中小流域作为未来水问题综合整治的重点, 其径流量对于水利工程规划建设管理和水资源开发利用保护等都具有重要影响, 如何有效利用降水资料合理分析和模拟流域的径流量, 具有重要的现实意义。华南湿润地区降水量丰沛, 降水是径流的主要来源, 选择小尺度流域滨江作为代表, 以长序列逐日降水径流资料为基础, 采用 BP 人工神经网络模拟对应的月径流量, 并将所得的结果与径流系数法、新安江模型和 HSPF 模型进行对比分析, 探讨方法的适用性。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

滨江流域发源于广东省清远市清新区西北部石潭镇大雾山, 地处北纬 23.55°~24.32°和东经 112.39°~113.35°之间, 位于粤中部北江中下游, 是珠江三角洲与粤北山区的过渡地带。全流域长 97km, 面积 1 728km², 其中包括白湾水、大岩水、黄洞水、新洲河、石坎河、南冲河等 40 余条支流。作为珠江流域北江的一级支流, 滨江隶属亚热带季风气候区, 靠近北回归线, 气候温和、降水丰沛, 是广东省三大降雨量高值区之一。流域多年平均年降水量 2 139mm, 多年平均径流深 1 491mm, 多年平均径流量达 39.8×10⁸m³, 全年降水量的时空变化极不均匀。流域水系及雨量站分布情况见图 1。

2.2 方法介绍

(1)BP 人工神经网络。BP(Back Propagation)网络起源于 20 世纪 80 年代, 该模型的拓扑结构主要包括输入层(Input layer)、隐层(Hide layer)和输出层(Output layer)。选取作用函数 f (见式(1)), 即在 (0,1) 内连续取值的 Sigmoid 函数来反映下层输入对上层节点刺

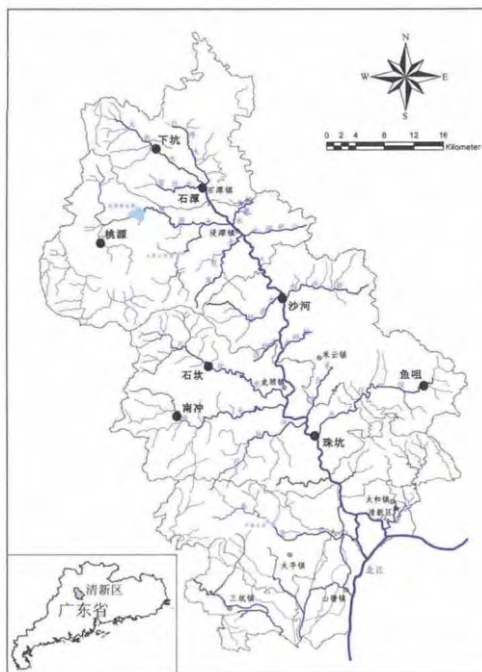


图 1 滨江流域水系分布示意图

Fig.1 Distribution of the river system in the Binjiang River basin

激脉冲强度, 则隐节点输出与输出节点输出的模型可表示为式(2)和式(3)。

$$f(x)=1/(1+e^{-x}) \quad (1)$$

$$O_j=f(\sum w_{ij} \times X_i - q_i) \quad (2)$$

$$Y_k=f(\sum T_{jk} \times Q_j - q_k) \quad (3)$$

式中: w 与 T 为权重系数; q 则表示神经单元阈值。

人工神经网络的学习过程就是连接下层节点和上层节点之间权重矩阵 w_{ij} 从设定到误差修正的全过程^[13]。用 h , Φ_i 和 a 分别表示学习因子、输出节点 i 的计算误差以及动量因子, 构建其自学习模型(见式(4))。为反映神经网络期望输出与计算结果之间的误差大小, 合理控制网络学习进度, 还需考虑误差计算模型(见式(5))。

$$\Delta w_{ij}(n+1)=h \times \Phi_i \times Q_j + a \times \Delta w_{ij}n \quad (4)$$

$$E_p = \frac{1}{2} \times \sum (t_{pi} - O_{pi})^2 \quad (5)$$

式中: t_{pi} 表示 i 节点的期望输出值; O_{pi} 则表示 i 节点计算输出值。

BP 人工神经网络使用最速下降法作为学习规则, 通过误差反向传播来不断调整网络的权值和阈值, 提高网络的拟合效率, 同时还能在未知描述相关映射关系数学方程的前提下, 存贮大量的输入-输出模式映射关系进行预测, 故在处理复杂非线性问题上具有一

定的优势。目前,BP神经网络已被推广至水文水利计算、洪灾风险评估等领域^[14]。

(2)其他方法。为研究方法适用性,采用径流系数法、新安江模型、HSPF模型等进行结果对比。流域径流系数是指同一流域面积中,在同时段内径流量与降水量的比值,是定量描述降雨和径流关系的重要参数,它可以综合反映流域内自然地理要素对降水径流关系的影响,在雨洪调控系统的理论研究及规划设计中发挥着极其重要的作用^[15]。新安江模型是河海大学赵人俊教授基于长期实践和对水文规律的认识所提出的流域概念性水文模型,主要适用于湿润、半湿润地区,该模型将全流域划分为若干个单元,通过对各子流域做产汇流计算得到流域出口的流量过程,相关参数大多具有明确物理意义,在水资源开发利用、防洪调度、生态需水等方面均得以推广^[16]。Robert Carl Johanson在SWM(Stanford Watershed Model)斯坦福模型的基础上提出的HSPF(Hydrological Simulation Program-FORTRAN)是一种半分布式的流域水文模型,不仅可以模拟流量过程、建立预报机制,还可以模拟流域的点、面源污染,被广泛应用于水旱灾害防治、水文预报等领域^[17]。

2.3 数据处理与模型构建

为尽量降低水利水电工程调度运行对原始数据的干扰,选取滨江流域控制性水文监测断面珠坑及其以北8个代表性较好雨量站1965~1984年间的逐日降水资料作为输入因子,其权重为基于泰森多边形法划

定的各单站所控制流域面积比。将1965~1979年作为训练样本进行模型构建和训练,以1980~1984年作为测试样本,验证其适用性,再将月径流模拟值与实测数据相比较,分析其模拟精度。

由于降水量与径流量数据单位不同,数值尺度等也均存在差异,故建模前需对其做归一化处理(见式(6)),即将系统中的绝对值变成某种相对关系,消除量纲对模型运算的干扰^[18]。

$$y = (x - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (6)$$

式中: x 为实测数据; X_{\max} 与 X_{\min} 分别表示其中的最大与最小值。

BP神经网络具有很强的函数映射和拟合功能,一个三层的网络即可满足一般函数的拟合逼近问题^[19],目前这种简洁的结构也得到较多应用。对于其中隐含层神经元数的选择,目前并没有形成固定的方法,通常采用Kolmogorv定理来确定其单元个数,即先依据各隐层神经元数 $M \leq 2n + 1$ (n 为输入向量)的原则得出一个初始范围,然后再利用逐步增长或缩减的方法来确定神经元数^[20]。

3 结果与讨论

3.1 结果

基于珠坑等8个水文雨量站的逐日降水径流资料,分别使用BP神经网络、径流系数法、新安江模型以及HSPF模型所得滨江流域对应时期降水径流逐月模拟的模型训练结果如下图2。

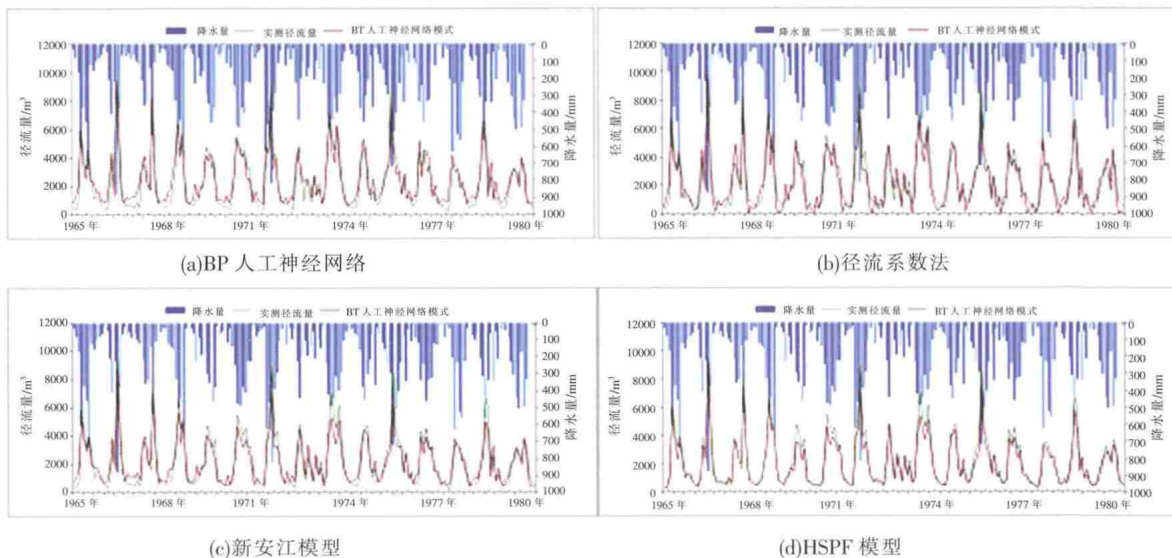


图2 珠坑站径流量模拟模型训练结果

Fig.2 The training results of runoff simulating for the Zhukeng station

由图2可以看出,流域降水量与实测径流量之间的丰枯变化趋势基本一致,使用4种不同方法分别得到的珠坑站月径流量模拟结果均体现出了降水径流之间的这种相互联系,说明BP神经网络应用于滨江这一小流域降水径流模拟是可行的,其结果与径流系数法、新安江模型以及HSPF模型之间具有可比性。进而由1980~1984年逐日降水径流数据得出不同方法下珠坑站对应的径流量模拟模型测试结果(见图3)。

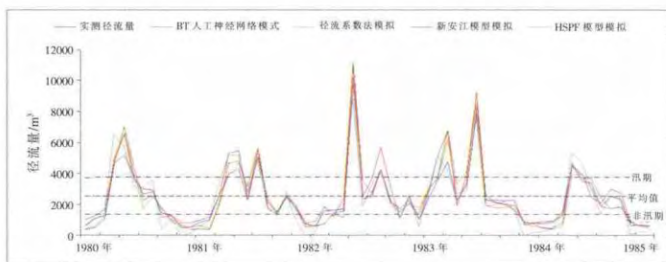


图3 基于不同方法的珠坑站径流量模拟结果对比
Fig.3 Comparison between the runoff simulating results with the various methods for the Zhukeng station

通过分析图3可知,BP神经网络、径流系数法、新安江模型以及HSPF模型的径流量模拟结果均能较好的拟合同期实测值,其中径流系数法相对存在较大的偏差。为更加客观和系统地对分析珠坑站1980~1984年月径流量模拟效果,从数值统计的角度出发,研究BP神经网络应用于降水径流模拟所得结果与滨江流域对应年份及其汛期(4~9月)、非汛期(10月~翌年3月)实测值之间的累积距平、偏差系数(C_v)和偏态系数(C_s)差异(见表1)。

表1 基于不同方法的珠坑站径流量模拟结果对比
Table1 Comparison between the sunoff simulating results with the various menthods for the Zhukeng station

时期	特征值	BP人工神经网络	径流系数法	新安江模型	HSPF模型
汛期	累积距平	26.17	-204.51	-335.63	-403.64
	C_v	0.1425	0.1836	0.1272	0.1059
	C_s	0.0441	-0.8897	-2.2801	-2.1041
非汛期	累积距平	303.77	-87.50	93.21	15.07
	C_v	0.2740	0.4113	0.2769	0.0928
	C_s	2.1780	-0.9231	-2.0562	-0.9186
全年	累积距平	164.97	-146.00	-121.21	-194.28
	C_v	0.2549	0.3471	0.2378	0.1632
	C_s	0.4283	-0.6478	-1.5933	-1.8485

对比表1数据可得,从总体上来看,BP人工神经

网络、新安江模型与HSPF模型的训练结果较优,其与实测径流量的变化基本趋于一致,表现为很好的模拟效果,对应时期的统计参数累积距平、 C_v 及 C_s 相对较小,且均在允许的误差范围之内;而径流系数法所得的 C_v 和 C_s 较大,说明与实测的逐月径流量有一定的偏差,虽然该方法简便快捷,但考虑的影响因素过少,仅以纯数学的方法来解决非线性水文问题,有可能影响最终模拟结果的准确性。

就汛期而言,BP神经网络的模拟效果较好,其累积距平、 C_v 及 C_s 最小,分别为26.17、0.14、0.04;与之相反,HSPF模型在非汛期的拟合较为准确,相应的累积距平、 C_v 和 C_s 为15.07、0.09、-0.92,而径流系数法与新安江模型的模拟结果在汛期和非汛期的表现差异不大。综合对比4种方法汛期和非汛期的模拟结果,发现汛期普遍的优于非汛期,这是因为汛期流域的降水较为丰富,因而降水和径流之间的关系表现相对明显,有利于模型方法的预测和模拟。模型模拟结果与实测数据的差积曲线如下(见图4):

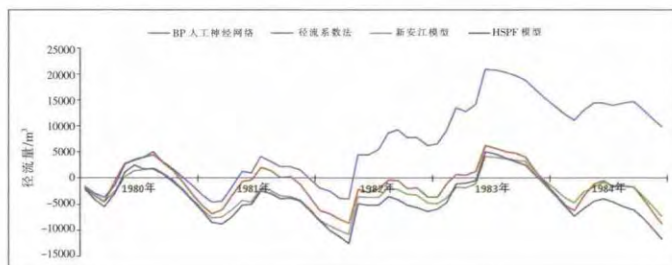


图4 基于不同方法的珠坑站径流量模拟结果差积曲线
Fig.4 The accumulated difference of the runoff simulating results with the various methods for the Zhukeng station

由图4可以明显的反映出BP神经网络的径流量模拟结果发生了正偏,其处于4条曲线的最上方,说明与实测值相比表现为总体偏大,较为激进;而HSPF模型的模拟值差积曲线虽然与径流系数法和新安江模型没有显著的偏离,但是基本位于最下方,证明其模拟得出的结果表现为总体偏小,较为保守。新安江模型和径流系数法则相对较为平衡,未出现明显的偏向性。

从误差分析的角度出发,为评价各种方法在小流域降水径流模拟应用中的优劣,选择较为直观和常用的评价指标 Spearman 秩相关系数、Nash 效率系数(确定性系数)以及相对误差对径流量模拟结果进行评价(见表2)。

表2 基于不同方法的珠坑站径流量模拟结果评价
Table2 The assessments of the runoff simulating results with the various methods for the Zhukeng station

评价方法	结果类别	所处时期	BP 神经网络	径流系数法	新安江模型	HSPF 模型
Spearman 秩相关系数	训练结果	/	0.8908	0.8945	0.9195	0.9819
	测试结果	汛期	0.9098	0.8478	0.8870	0.9697
		非汛期	0.8009	0.8357	0.8687	0.9546
		全年	0.8983	0.8669	0.9355	0.9768
Nash 效率系数(确定性系数)	训练结果	/	0.8582	0.8081	0.8834	0.9111
	测试结果	汛期	0.9290	0.7952	0.9017	0.9261
		非汛期	0.8864	0.8530	0.9228	0.9816
		全年	0.9059	0.8505	0.9246	0.9558
相对误差	训练结果	/	0.4243	-0.3761	0.2924	-0.1433
	测试结果	汛期	0.2140	-0.2373	-0.1450	-0.1301
		非汛期	0.4572	-0.5828	0.3658	-0.1287
		全年	0.3823	-0.4177	0.2741	-0.1331

由表 2 可知,对比 BP 神经网络、径流系数法、新安江模型和 HSPF 模型所得结果的 Spearman 秩相关系数,发现均高于 0.85,表现出较优的相关性。当模型测试结果较好时对应的训练结果并非为最优,因为径流量的变化同时受到多种因素的影响,根据已有数据率定好的模型并不一定符合环境的变化,所以两者之间并非正相关关系。

在所有方法中,BP 神经网络在降水径流模拟方面优势明显,其确定性系数可达 0.91,高于径流系数法所得的 0.85,与新安江模型的 0.92、HSPF 的 0.96 相当,但是新安江模型与 HSPF 模型使用较为复杂,所要求的基础数据相对较多,在符合模拟精度要求的前提下,BP 神经网络应用于基础资料较为缺乏的小流域降水径流模拟在便捷和精度方面具有一定的综合优势。BP 神经网络汛期的确定性系数为 0.93,高于非汛期的 0.89,说明其在滨江流域汛期径流量的模拟要优于非汛期。

从相对误差来看,BP 神经网络与新安江模型的模拟结果与实测值呈现出正相关,而径流系数法和 HSPF 模型所得的径流量则表现为负相关,其中,新安江模型及 HSPF 模型模拟准确度更高。

3.2 讨论

华南湿润地区降水是径流的主要来源,当缺乏实测资料时,通常使用径流系数法和水文模型进行模拟。在多种模拟径流的模型中:径流系数法操作最为便捷,但是其模拟的结果并不理想,且其变化趋势与实测值之间仍存在一定偏差;目前使用较为广泛的新安江模型等所得结果准确度较高,但是操作复杂耗时,计算量

过大,制约了模型模拟效率的进一步提高。

相较其他算法而言,BP 神经网络作为一个黑箱模型,在解决未知样本数学模型的非线性问题时具有一定优势,可以便捷、高效的解决降水径流模拟问题。但是,不可否认其同时也具有一定的局限性:(1)虽然兼顾了可操作性的提高,但是模拟精度相较而言并非最优;(2)由于 BP 神经网络尚无隐含层数和单元数选择的标准,所以为了得到足够理想精度的结果,一般需要进行反复大量试验,这在一定程度上增加了模型调试过程的复杂性;(3)在设置复杂网络参数和结构的固定学习速率下,网络收敛速度较慢。如何控制和高效选择最优的 BP 神经网络将会是未来研究的重点问题。

4 结论

为探讨基于 BP 神经网络的降水径流模拟方法在南方湿润区小尺度流域的适用性,丰富相关研究成果,本文以滨江流域为实例,基于滨江长序列逐日降水观测数据,通过对比分析其与径流系数法、新安江模型和 HSPF 模型所得月径流量模拟结果的差异,主要结论如下:

(1)BP 神经网络应用于华南湿润地区小流域滨江降水径流模拟具有一定的可行性,所得月径流量结果的 Spearman 秩相关系数和确定性系数分别为 0.90 及 0.91,其中,汛期要明显优于非汛期,对应的确定性系数分别为 0.93 和 0.89,说明其在汛期的模拟效果更好,适用性更强;

(2)BP 神经网络在降水径流模拟方面优势相

对明显,其确定性系数可达 0.91,高于径流系数法所得的 0.85,与新安江模型的 0.92、HSPF 的 0.96 相当,且避免了径流系数法简单但效果不佳、水文模型精度较高但易受基础资料缺乏影响的缺点,具有良好的应用前景;

(3) 在华南湿润区滨江流域, BP 人工神经网络模拟的珠坑站逐月径流模拟结果与实测值相比普遍偏大,呈现出正偏关系,即模拟效果相较而言并不保守,有可能影响到对应工程和非工程设施的规划建设规模,仍存在进一步改进和提高的空间。

参考文献:

- [1] 刘国东,丁晶. BP 网络用于水文预测的几个问题探讨[J]. 水利学报, 1999,(1):66-71. (LIU Guodong, DING Jing. Discussion on problems of BP neural networks applied to hydrological forecast [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1999,(1):66-71. (in Chinese))
- [2] 吴险峰,刘昌明. 流域水文模型研究的若干进展[J]. 地理科学进展, 2002,21(4):341-348. (WU Xianfeng, LIU Changming. Progress in watershed hydrological models [J]. Progress in Geography, 2002,21(4):341-348. (in Chinese))
- [3] HU TS, LAM KC, NG ST. A modified neural network for improving river flow prediction [J]. Hydrological Sciences Journal, 2005,50(2):299-318.
- [4] 蔡煜东,姚林声. 径流长期预报的人工神经网络方法 [J]. 水科学进展,1995,(1):61-65. (CAI Yudong, YAO Linsheng. Longrange runoff forecast by artificial neural network [J]. Advances in Water Science, 1995,(1):61-65. (in Chinese))
- [5] 杨荣富,丁晶,刘国东. 神经网络模拟降雨径流过程 [J]. 水利学报, 1998,(10):70-74. (YANG Rongfu, DING Jing, LIU Guodong. Neural networks for rainfall runoff modeling [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1998,(10):70-74. (in Chinese))
- [6] 蓝永超,康尔泗,徐中民,等. BP 神经网络在径流长期预测中的应用[J]. 中国沙漠, 2001,21(1):100-103. (LAN Yongchao, KANG Ersi, XU Zhongmin. Long-term runoff forecasting with BP neural network model [J]. Journal of Desert Research, 2001,21(1):100-103. (in Chinese))
- [7] 庞博,郭生练,熊立华,等. 改进的人工神经网络水文预报模型及应用[J]. 武汉大学学报(工学版), 2007,40(1):33-36. (PANG Bo, GUO Shenglian, XIONG Lihua, et al. A modified artificial neural network model and its application to flood forecasting [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2007,40(1):33-36. (in Chinese))
- [8] 张勃,王海青,张华. 基于人工神经网络的莺落峡月径流模拟预测[J]. 自然资源学报, 2009,24(12):2169-2177. (ZHANG Bo, WANG Haiqing, ZHANG Hua. The simulation and predication of monthly runoff in Yingluoxia based on artificial neural network [J]. Journal of Natural Resources, 2009,24(12):2169-2177. (in Chinese))
- [9] WEI Shou-ke, YANG Hong, SONG Jin-xi, et al. A wavelet-neural network hybrid modelling approach for estimating and predicting river monthly flows [J]. Hydrological Sciences Journal, 2013,58(2): 374-389.
- [10] 崔东文. 多隐层 BP 神经网络模型在径流预测中的应用 [J]. 水文, 2013,33(1):68-73. (CUI Dongwen. Application of hidden multilayer BP neural network model in runoff prediction [J]. Journal of Hydrology, 2013,33(1):68-73. (in Chinese))
- [11] 李娇,姜明媛,孙文超,等. 基于 BP 神经网络的泉州市山美水库降雨径流模拟研究 [J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2013,49(4): 170-174. (LI Jiao, JIANG Mingyuan, SUN Wenchao, et al. Rainfall-runoff simulation of Shanmei reservoir in quanzhou city on BP neural networks [J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2013,49(4):170-174. (in Chinese))
- [12] LI Fapeng, ZHANG Yongqiang, XU Zongxue, et al. Runoff predictions in ungauged catchments in southeast Tibetan Plateau [J]. Journal of Hydrology, 2014,511(11):28-38.
- [13] 牟丽琴,田富强,胡和平. 高山寒区径流预报人工神经网络模型研究——以乌鲁木齐河源区为例[J]. 水力发电学报, 2009,28(1):62-67. (MOU Liqin, TIAN Fuqiang, HU Heping. Artificial neural network model of runoff prediction in high and cold mountainous regions: a case study in the source drainage area of Urumqi River[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2009,28(1):62-67. (in Chinese))
- [14] LI Qiong, JIANG Xing-wen, LIU Dong-han. Analysis and modelling of flood risk assessment using information diffusion and artificial neural network [J]. Water SA, 2013,39(5):643-648.
- [15] 芮孝芳. 水文学原理[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2004. (RUI Xiaofang. Principle of Hydrology [M]. Beijing: China WaterPower Press, 2004. (in Chinese))
- [16] 芮孝芳,凌哲,刘宁宁,等. 新安江模型的起源及对其进一步发展的建议[J]. 水利水电科技进展, 2012,32(4):1-5. (RUI Xiaofang, LING Zhe, LIU Ningning, et al. Origin of Xin'anjiang model and its further development [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2012,32(4):1-5. (in Chinese))
- [17] Kourgialas NN, Karatzas GP, Nikolaidis NP. An integrated framework for the hydrologic simulation of a complex geo-morphological river basin [J]. Journal of Hydrology, 2010,381(3):308-321.
- [18] 严鸿,管燕萍. BP 神经网络隐层单元数的确定方法及实例[J]. 控制工程, 2009,16(S2):100-102. (YAN Hong, GUAN Yanping. Method to determine the quantity of internal nodes of back propagation neural networks and its demonstration [J]. Control Engineering of China, 2009,16(S2):100-102. (in Chinese))
- [19] 鞠琴,郝振纯,余钟波,等. 基于人工神经网络的降雨径流模拟研究 [J]. 辽宁工程技术大学学报,2007,26(6):940-943. (JU Qin, HAO Zhenchun, YU Zhongbo, et al. Study on rainfall-runoff simulation based on artificial neural networks [J]. Journal of Liaoning Technical University, 2007,26(6):940-943. (in Chinese))
- [20] 高大文,王鹏,蔡臻超. 人工神经网络中隐含层节点与训练次数的优化[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003,35(2):207-209. (GAO Dawen, WANG Peng, CAI Zhenchao. Optimization of hidden nodes and training times in artificial neural network [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2003,35(2):207-209. (in Chinese))

mainstream of the Bailongjiang River and predicting the change trend. Based on the observed runoff data from the 4 representative stations (Baiyun, Zhouqu, Wudu and Bikou) on the mainstream of the Bailongjiang River from 1956 to 2013, we made an analysis and forecast of the change tendency of the runoff by using an additive model combined with 3 models (the model of periodic wave mean epitaxial superposition, the model of harmonic analysis and the model of stepwise regression analysis). The results show that (1) the long-term average flow in September usually takes the highest percentage of the total in the whole year at the 4 stations, the long-term average flow from June to September often reach 50% of the total in the whole year; (2) there is a decreasing trend of the mean annual discharge at the 4 stations, of which reduction is less at the upstream stations (Baiyun, Zhouqu) than that at the downstream stations (Wudu, Bikou); (3) the prediction results of the annual runoff in 2015, 2020 and 2025 is that the runoff will be less than the long-term average runoff at the Baiyun station, more than the long-term average runoff at the Wudu station, and the annual runoff will float up or down the long-term average runoff at the stations of Zhouqu and Bikou.

Key words: Bailongjiang River Basin; variation characteristics; runoff; trend prediction

~~~~~  
(上接第 22 页)

### Application of Regional L-moments Analysis Method in Precipitation Frequency Analysis for Taihu Lake Basin

WU Junmei, LIN Bingzhang, SHAO Yuehong

(College of Hydrometeorology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** This paper introduced the concept of regional L-moments analysis method via hydrometeorological approach, to precipitation frequency analysis, taking annual maximum rainfall data of 1d in the Taihu Lake Basin for an example. The 140 rainfall stations in the basin have been divided into 8 hydrometeorological homogeneous regions through four criteria, and applying three goodness-of-fit measures to the data, the best distribution has been chosen for each homogeneous region as GEV, GLO, GEV, GEV, GNO, GNO, GEV and GNO respectively, and the rainfall quantile estimates have been obtained through regional analysis method. The spatial patterns of rainfall quantiles are nearly the same for different return periods in the basin. The southwestern mountainous area exhibits to be a storm high risk area in the basin with potential threat of flash flood and debris flow disasters. The results show that regional L-moments analysis method is of academic and application values, and worth popularizing in the nationwide.

**Key words:** Taihu Lake Basin; precipitation frequency analysis; L-moment; regional analysis method; hydrometeorological homogeneous region

~~~~~  
(上接第 40 页)

Application of BP Neural Network Model in Runoff Simulating for Small Watershed

HE Yiyi^{1,2}, CHEN Xiaohong^{1,2}, ZHANG Yun^{1,2}, DING Hualong^{1,2}

(1.Center of Water Resources and Environment Research, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2.Key Laboratory of Water Cycle and Water Security in Southern China of Guangdong High Education Institute, Guangzhou 510275, China)

Abstract: The change of runoff is closely related to local economic and social development, as well as regional ecological balance and water management. It is important to research the monthly runoff for better reservoir operation and water allocation. To verify the suitability of monthly runoff prediction method, the data of daily precipitation and runoff from eight hydrological stations in Binjiang River Basin were used to predict monthly runoff based on BP artificial neural network, and the results were compared with those from Runoff Coefficient Method, Xin'anjiang Model and HSPF Model. The study shows that BP artificial neural network performs obvious advantages in predicting runoff, its comprehensive uncertainty factor is 0.91, that is much higher than 0.85 of Runoff Coefficient Method and is fairly equivalent to 0.92 of Xin'anjiang Model and 0.96 of HSPF Model. But, the BP artificial neural network model was easier to operate, at the same time, it had accurate simulation for trend, so there might be a good prospect for promoting. However, the results of BP artificial neural network are generally too large, there is certain space for improving.

Key words: runoff; precipitation-runoff simulating; BP artificial neural network model; method comparison; Binjiang River Basin