

新安江模型和改进BP神经网络模型在 闽江水文预报中的应用

刘佩瑶¹, 郝振纯¹, 王国庆², 赵思远³, 王乐扬⁴

(1. 河海大学 水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 江苏 南京 210098;
2. 南京水利科学研究院 水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 江苏 南京 210098;
3. 宁波市水利水电规划设计研究院, 浙江 宁波 315192; 4. 宁海中学, 江苏 南京 210036)

摘要: 精确的水文预报是防洪减灾中重要的非工程措施, 水文模型是开展水文预报最有力的工具。采用LM算法改进了的BP神经网络水文预报模型, 以闽江富屯溪流域为例, 进行了BP模型和新安江模型在日流量模拟预报中的应用比较。结果表明: 两个模型总体均达到水文预报的精度要求, 水文预报合格率可达到90%以上; 新安江模型在丰水年模拟效果较好, 相比而言, BP神经网络模型的模拟精度更高一些; 两个模型均可用于闽江流域的水文预报研究。

关键词: 新安江模型; 参数率定; BP神经网络模型; LM算法; 洪水预报

中图分类号: TV124

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2017)01-0040-05

Application of Xin'anjiang model and the improved BP neural network model in hydrological forecasting of the Min River

LIU Peiyao¹, HAO Zhenchun¹, WANG Guoqing², ZHAO Siyuan³, WANG Yueyang⁴

(1. State Key Laboratory of Hydrology - water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. State Key Laboratory of Hydrology - Water Resources and Hydraulic Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210098, China; 3. Ningbo Planning and Design Institute of Water Conservancy and Hydropower, Ningbo 315192, China; 4. Ninghai Senior Middle School, Nanjing 210036, China)

Abstract: Accurate hydrological forecasting is an important non-engineering measure in flood disaster relief. Hydrologic models are the most useful tool for hydrological forecasting. The BP neural network model was improved by introducing LM algorithm, together with the Xin'anjiang Model, their applications for daily flow simulating and forecasting to the Futun River of the Min River were compared. The results showed that, both hydrologic models reached the accuracy requirements of hydrological forecasting with over 90% of hydrological forecasting qualified rate. The Xin'anjiang model performed better for the wet years while the improved BP model was better in simulating accuracy than the Xin'anjiang model. Both models were applicable to the hydrological forecasting of Min River.

Key words: Xin'anjiang model; parameter calibration; BP neural network model; LM algorithm; flood forecast

1 研究背景

近年来由于全球气候变化, 洪涝发生的次数逐年增加, 洪水预报已成为预防灾害的重要非工程措

施。目前, 流域水文模型是主要的洪水预报工具。新安江模型是国内较有影响力的水文模型之一, 在全世界受到广泛应用, 并由世界气象组织推荐, 纳入到水文业务综合系统(HOMS)^[1-2]。但由于该模型

收稿日期: 2016-09-28; 修回日期: 2016-12-01

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目(2016YFA0601501、2016YFA0601601); 国家自然科学基金项目(41330854、41371063、51679145)

作者简介: 刘佩瑶(1992-), 女, 黑龙江鸡西人, 硕士研究生, 主要从事流域水文模型和水资源评价研究。

通讯作者: 王国庆(1971-), 男, 山东成武人, 博士, 教授, 主要从事气候变化与水文水资源等方面的研究。

存在参数众多且优选困难等实际问题,人工神经网络在水文分析、预测等方面逐步受到水文学家的青睐。其中, BP 模型是人工神经网络模型中最有效和最活跃的方法,但其缺点是结构不唯一、收敛速度慢和局部最优等,从而在一定程度上限制了它在实时预报中的应用^[3]。

基于新安江模型和 BP 模型的不足,许多学者提出了一些改进,李致家等^[4]构建了以 DEM 为基础的分布式栅格新安江水文模型。吕志朋^[5]构建了基于遗传算法优化参数的三水源新安江模型。覃光华等^[6]运用改进的自适应 BP 算法进行河道洪水预报,得到较好结果。刘星才等^[7]利用消除趋势波动分析法改进人工神经网络模型,明显提高预报精度。宋晓猛等^[8]将新安江模型与人工神经网络模型耦合应用,在一定程度上解决了降雨径流过程的非线性动力学问题。

然而,不同地区的气候特征和下垫面存在差异,其产量机制也不尽相同,从而导致了水文模型在不同区域具有不同的适用性^[9]。本文利用 LM 算法对传统的 BP 神经网络模型进行改进,并以闽江流域为例,进行新安江模型和改进 BP 神经网络模型在日径流预报中的对比应用,为水文预报方案提供更为有效的模型数据支持。

2 资料与方法

2.1 流域概况

富屯溪是闽江的一级支流,全长 285 km,由金溪、杭溪、杉岭溪、樵溪等 50 多条溪流汇集而成。流域位于亚热带海洋季风气候区,气候温和湿润,植被覆盖率较高。降水年内分配不均,夏季气温高,蒸发量大;冬天气温低,蒸发量小。

洋口水文站位于富屯溪干流,控制流域面积 4 066 km²,径流年际变化大,多年平均径流量 137.9 × 10⁸ m³ (1 088.5 mm),最大年径流量 227.9 × 10⁸ m³ (1998 年),约为最小年径流量 70.8 × 10⁸ m³ (1971 年)的 3.2 倍。洋口站以上有 6 个雨量站(沿山站、万安站、拿口站、仁寿站、桥头站、南舟站),及 2 个水文站(邵武站、将乐站),系统收集整理了 1988 - 2000 年的日降雨及流量资料,流域水系及气象水文站点地理位置如图 1 所示。

2.2 新安江模型

基于蓄满产流的新安江模型,蓄水容量曲线是模型的重要核心。模型主要由 4 部分构成,分别是蒸散发、产流、分水源和汇流计算 4 层次。采用 3 层

蒸散发模型计算蒸散发量,产流部分采用蓄满产流模式,利用水箱模型将自由水划分为地面径流、壤中流和地下径流 3 种径流成分,采用线性水库,马斯京根分段连续演算法或滞后演算法进行汇流计算^[10]。

三水源新安江模型如图 2 所示,图中, U_m 为上层蒸发; L_m 为下层蒸发; C 为深层蒸发; S_m 为自由蓄水容量; E_x 为蓄水容量特征指数。将实测降雨量过程 $P(t)$ 和蒸发皿蒸发过程 $EM(t)$ 作为模型的输入量;流域出口断面流量过程 $Q(t)$ 和流域实际蒸散发过程 $E(t)$ 作为输出量。

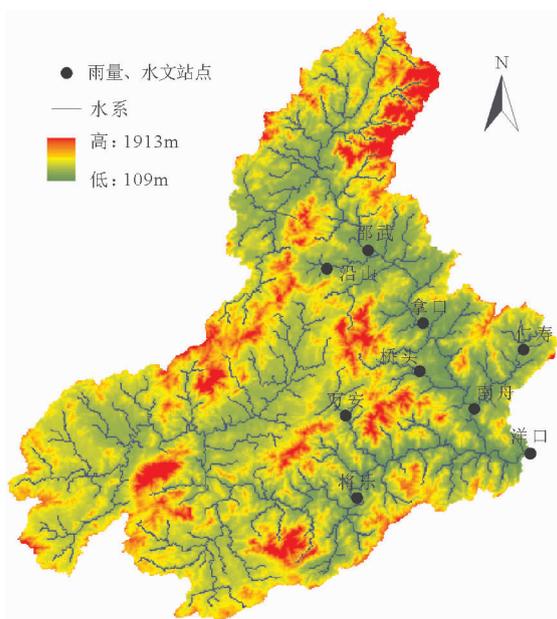


图 1 闽江流域洋口站水系图

2.3 改进的 BP 神经网络模型

BP 模型是经典的神经网络模型,包括输入层、隐含层和输出层 3 层网络,模型可通过权重、偏差、激活函数等方法来增强其解决复杂非线性问题的能力。其权值的调整采用反向传播学习算法^[11-12]。BP 算法的主要缺点为收敛速度慢、易出现局部极值、难以确定隐含层节点数等。LM (Levenberg-Marquart) 优化方法,具有学习时间短、震荡趋势减小显著等优点^[13]。BP 模型采用 LM 算法,通过自适应调整阻尼因子来进行收敛,提高了收敛速度和训练速度^[12]。

LM 算法公式如下:

$$\omega b(k+1) = \omega b(k) - (j^T(k)j(k) + muI)^{-1}j(k)f(\omega b(k)) \quad (1)$$

式中: k 为第 k 次迭代; ωb 为联接权值和阈值的向量; $j(k)$ 为一阶雅可比矩阵; I 为单位矩阵; mu 为阻尼因子。

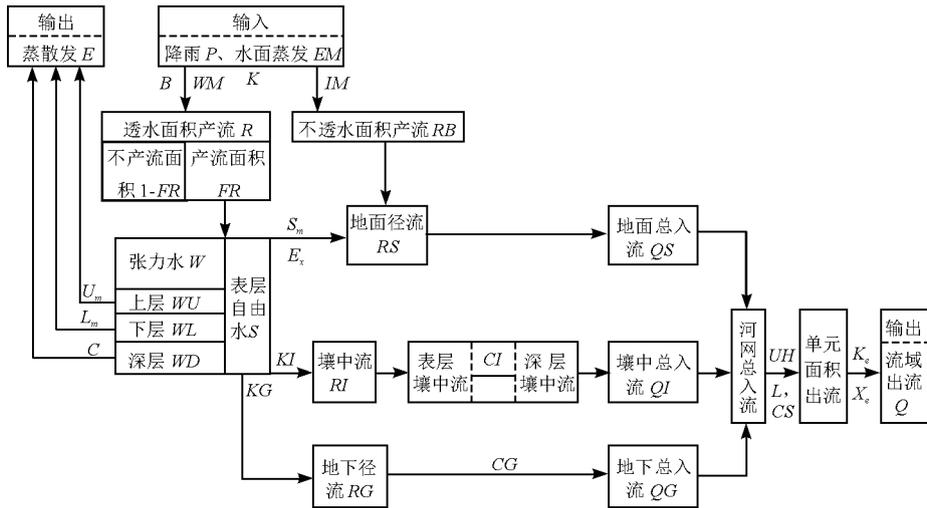


图2 三水源新安江模型的流程图

2.4 评估准则

根据水文预报精度评定标准,采用许可误差和确定性系数(DC)来评价水文预报的精度^[14]。均方根误差(RMSE)表示模型总体预报的精度水平,DC表示洪水预报过程与实测过程之间的拟合程度。模型评估以DC接近于1, RMSE趋于0 m为最佳拟合效果。以实测径流的20%作为误差许可值,确定性系数大于0.9的预报方案被认定为甲等预报方案。二者的计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obsi} - Q_{simi})^2 / n} \quad (2)$$

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obsi} - Q_{simi})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obsi} - \bar{Q}_{obs})^2} \quad (3)$$

式中: Q_{obsi} 为观测序列, m^3/s ; Q_{simi} 为模拟序列, m^3/s ; \bar{Q}_{obs} 为观测序列的平均值, m^3/s ; n 为时间步长总数。

3 结果与讨论

3.1 新安江模型在水文模拟及预报中的应用

利用1988-1997年的资料进行模型率定,采用1998-2000年的资料进行试预报应用。表1统计给出了率定期和试预报期的水文模拟结果,图3为新安江模型在率定期和试预报期两个典型年份(1996年和1998年)的实测与模拟的水文过程。由表1和图3可以看出:

(1)10 a率定期的年产流量绝对误差均小于60 mm,绝对误差小于20 mm的有5次,占总数的50%;产流量的相对误差均小于10%;有效系数最

大值为0.922,最小值为0.740,平均值为0.851。在3 a的试预报期,年产流量绝对误差均小于50 mm,绝对误差小于20 mm的有1次,占总数的33.3%;有效系数大于0.8的有2次,占总数的66.7%,平均有效系数为0.849。

表1 逐日流量新安江模型率定结果

期段	年份	降雨量/ mm	实测径 流/mm	计算径 流/mm	相对 误差/%	效率 系数	$ \Delta R /mm$
率定期	1988	1634	1186	1173	1.1	0.892	13
	1989	1648	978	1011	-3.4	0.847	33
	1990	1475	861	874	-1.5	0.740	13
	1991	1263	706	710	-0.6	0.874	4
	1992	2123	1541	1544	-0.3	0.922	3
	1993	1440	976	949	2.8	0.818	27
	1994	1875	1236	1234	0.1	0.902	2
	1995	1809	1431	1374	3.9	0.837	57
	1996	1439	863	816	5.4	0.805	47
	1997	2151	1379	1412	-2.4	0.870	33
试预报	平均	1754	1169	1158	0.8	0.851	23
	1998	2275	1798	1753	2.5	0.911	45
	1999	1814	1172	1182	-0.9	0.795	10
	2000	1861	1067	1028	3.6	0.841	39
	平均	1983	1345	1321	1.7	0.849	31

(2)新安江模型无论是在模型率定期还是水文试预报期,都保持了较好的稳定性,平均效率系数非常接近。然而,在不同的丰枯年份,模拟/预报效果还是存在一定的差异,对丰水年份的模拟和预报效果好于对枯水年份的模拟效果。例如,1996年的降雨量相对偏少(1439 mm),1998年降水量相对偏多(2275 mm),新安江模型对1998年的流量模拟效

果(Nash 系数为 0.91)就明显好于 1996 年的模拟效果(Nash 系数为 0.81)。

(3)两个典型年份的实测与模拟流量过程较为吻合,拟合效果良好。

3.2 改进的 BP 神经网络模型建立及其在水文预报中的应用

选取 1988 - 1997 年期间洋口站、将乐站和邵武站 3 个水文站的逐日观测流量资料以及洋口站以上 6 个雨量站(沿山站、万安站、拿口站、仁寿站、桥头站、南舟站)的逐日雨量资料作为训练样本,建立各水文站点的神经网络水文预报模型,选择 1998 - 2000 年的逐日观测资料作为测试样本进行水文试预报。

采用改进 BP 神经网络水文预报模型计算步骤为:将水文站点及上边界入流前一日流量归一化后作为神经网络的输入层节点,用“试算法”训练模型的主要参数,包括隐含层神经元节点数、学习速率及目标精度等,以获取最佳的模拟效果,从而计算输出反归一化后该站点该日流量预报值,再加上该站点前日的流量,可得该站点另日预报流量值。各站点基础数据描述见表 2。

考虑到模型结果对学习速率的迭代次数的敏感性较低,在训练过程中设置学习速率为 0.05,最大

迭代次数为 2 000 次。目标精度随预报站点不同而改变,隐含层节点数目通过试算确定,其余训练参数取默认值。

试预报结果表明,基于 LM 算法优化的 BP 神经网络模型的预报合格率超过 90%,水文过程模拟的确定性系数大于 0.98,预报精度达到甲等。说明改进的 BP 模型在收敛速度和预测精度上具有更好的效果,图 4 给出了两个典型年的实测与模拟流量过程。由图 4 可以看出,实测与模拟的流量几乎完全重合,水文模拟及预报效果良好。

表 2 BP 模型构建所需用的基础数据

站点	输入变量	滞后期/d	隐含层节点数
洋口站	流量/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	0	10
将乐站	流量/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	1	10
邵武站	流量/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	2	10
拿口站	降水量/mm	1	10
南舟站	降水量/mm	1	10
桥头站	降水量/mm	1	10
仁寿站	降水量/mm	1	10
万安站	降水量/mm	1	10
沿山站	降水量/mm	1	10

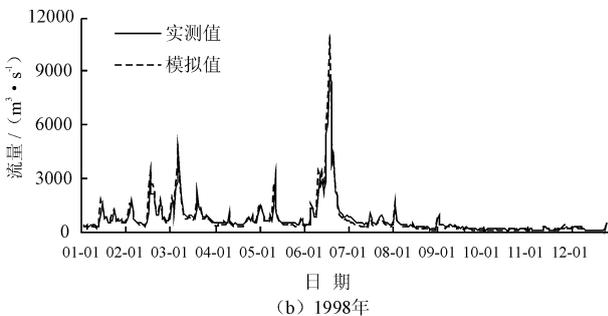
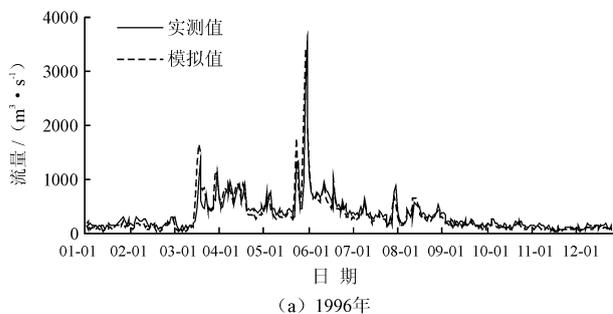


图 3 闽江洋口站典型年份(1996 年和 1998 年)实测与新安江模型模拟的日流量过程

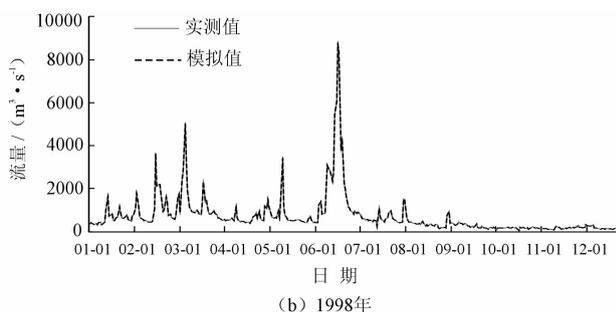
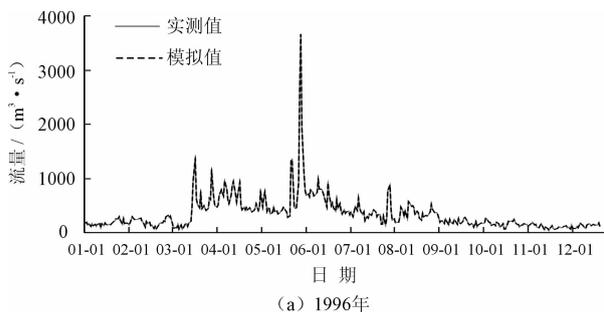


图 4 闽江洋口站典型年份(1996 年和 1998 年)实测与 BP 模型模拟的日流量过程

相比新安江模型,改进的 BP 模型对洋口站的模拟效果更好一些。分析认为,新安江模型仅采用气象资料驱动模型进行水文过程模拟,而改进的 BP

模型在进行洋口站的水文模拟时,不仅采用了流域内的气象资料,而且考虑了洋口站以上水文要素的可能影响,这是改进的 BP 模型模拟效果较好的主

要原因。

4 结 论

(1)新安江模型对闽江流域日水文过程具有较好的模拟效果,率定期和试预报期的 Nash 系数均在 0.85 左右,相对误差也控制在 2% 之内,说明新安江模型对该流域具有较好的适用性。

(2)基于 LM 算法改良的 BP 神经网络模型有效地避免了传统神经网络模型收敛速度慢、产生震荡等缺陷,而且其模拟机预报结果明显优于新安江模型的预报结果,这与神经网络在水文模拟中采用了更多的数据源有较大的关系。多源数据和大数据的使用可在一定程度上提高水文模拟精度。

(3)在闽江流域的水文预报业务中,将多种模型进行有机地耦合,充分利用各模型的优势,相互弥补模型的不足之处,将是水文预报系统建设的重要方向。

参考文献:

- [1] 张心凤,赖万安. 新安江水文模型在水文预报中的应用[J]. 水科学与工程,2014(4):42-45.
- [2] 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.
- [3] 尚晓三,王栋. 基于 L-M 算法的 BP 神经网络在水文预报中的应用研究[C]//. 中国水论坛. 2007.
- [4] 李致家,姚成,汪中华. 基于栅格的新安江模型的构建和应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2007,35(2):131-134.

- [5] 吕志朋. 基于遗传算法优化参数的新安江三水源模型研究[J]. 广东水利水电,2012(5):9-13.
- [6] 覃光华,丁晶,刘国东. 自适应 BP 算法及其在河道洪水预报上的应用[J]. 水科学进展,2002,13(1):37-41.
- [7] 刘星才,许有鹏,唐郑亮. 改进的人工神经网络模型在水文序列预测中的应用研究[J]. 南京大学学报(自然科学),2008,44(1):85-90.
- [8] 宋晓猛,孔凡哲. 新安江模型和人工神经网络的耦合应用[J]. 水土保持通报,2010,30(6):135-138.
- [9] 张建云,王国庆等. 河川径流变化及归因定量识别[M]. 北京:科学出版社,2014.
- [10] 赵人俊. 流域水文模拟[M]. 北京:中国水利电力出版社,1984.
- [11] 侯翔,汤元斌,刘笃晋,等. 三种神经网络在洪水预报中应用的比较[J]. 计算机系统应用,2013,22(12):35-38.
- [12] 李云良,张奇,李森,等. 基于 BP 神经网络的鄱阳湖水文模拟[J]. 长江流域资源与环境,2015,24(2):233-240.
- [13] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 清华大学出版社,2005.
- [14] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. GB/T22482-2008 水文情报预报规范[S]. 北京:中国标准出版社,2008.
- [15] Zhao Renjun. The Xinanjiang model applied in China[J]. Journal of hydrology,1992,135(1-4):371-381.
- [16] Rooij A J F V, Johnson R P, Jain L C. Neural network training using genetic algorithms[M]. World Scientific, 1996.

(上接第 39 页)

- [16] 李丽娟,郑红星. 华北典型河流年径流演变规律及其驱动力分析——以潮白河为例[J]. 地理学报,2000,55(3):309-317.
- [17] 李运刚,何大明,叶长青. 云南红河流域径流的时空分布变化规律[J]. 地理学报,2008,63(1):41-49.
- [18] 王文圣,李跃清,解苗苗,等. 长江上游主要河流年径流序列变化特性分析[J]. 四川大学学报(工程科学版),2008,40(3):70-75.
- [19] 韩博闻,李娜,曾春芬,等. 大型水利工程对长江中下游水沙变化特征影响分析[J]. 水资源与水工程学报,2015,26(2):139-144.
- [20] 倪培桐,闻平,刘剑宇. 珠江三角洲水沙年际变化趋势分析[J]. 人民珠江,2016,37(1):19-24.
- [21] Zhang Lujun, Qian Yongfu. Annual distribution features of the yearly precipitation in China and their interannual variations[J]. Acta Meteorological Sinica,2003,17(2):146-163.
- [22] 丁瑾佳,许有鹏,潘光波. 杭嘉湖地区城市发展对降水影响的分析[J]. 地理科学,2010,30(6):886-891.
- [23] 白红英,侯钦磊,马新萍,等. 50 年来秦岭金钱河流域水文特征及其对降水变化的响应[J]. 地理科学,2012,32(10):1229-1235.
- [24] 刘新有,何大明,袁树堂,等. 怒江干流水沙年内分配特征及变化趋势[J]. 水资源与水工程学报,2015,26(4):133-135+142.
- [25] 郑红星,刘昌明. 黄河源区径流年内分配变化规律分析[J]. 地理科学进展,2003,22(6):585-590.
- [26] 刘贤赵,李嘉竹,宿庆,等. 基于集中度与集中期的径流年内分配研究[J]. 地理科学,2007,27(6):791-795.