

基于雷达测雨的实时洪水预报模型

刘金涛¹ 李致家²

(1. 河海大学水资源开发教育部重点实验室, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学水资源环境学院, 江苏 南京 210098)

摘要 实时洪水预报系统通常会伴随系统误差, 即模型误差和观测误差. 为了减小系统误差, 本次研究尝试将雷达测雨技术、BP 神经网络技术引入流域洪水预报中, 并建立基于分布式水文模型的洪水预报模型. 将该实时预报模型应用于史灌河流域. 从预报的结果来看, 该实时预报模型很好地解决了雷达遥感数据与水文模型的耦合, 为在流域洪水预报中采用雷达测雨提供了先行的研究基础.

关键词 雷达测雨; 分布式水文模型; BP 神经网络; 洪水预报模型

中图分类号 P338 **文献标识码** A **文章编号** 1000-1980(2004)05-0488-04

降雨量是洪水预报中最重要的信息之一. 许多研究表明, 在没有充分考虑降雨的空间分布时, 水文模型参数率定以及极端洪水事件的预测存在不确定性^[1]. 目前水利防汛部门的雨量信息主要是由地面进行点的观测得到. 由于地形等因素的影响, 这种雨量信息往往不能代表真实雨量的空间分布^[2], 有时无法满足防汛要求, 而利用雷达可以获得大范围高时空分辨率的实时降水信息^[3]. 因此, 应用雷达测雨技术进行流域降雨监测和面雨量估算较之雨量计单点测量更能反映流域实际的降雨空间分布状况.

流域、区域的水循环系统是高度的非线性、开放性系统, 在实时预报系统中通常会伴随相应的系统模型误差和观测误差. 为了尽可能地提高预报准确率, 一方面可以引进遥感(如卫星、雷达)等高科技手段, 以全面准确地获取流域暴雨信息, 另一方面可以采用预报实时校正模型.

1 分布式水文模型的建立

为了更好地与地理信息数据(如 DEM)和遥感数据(如雷达测雨等)相结合, 同时也为了更好地研究流域下垫面(地形、土壤及植被等)、水文气象(降雨、蒸发等)等环境要素的空间变化对水文过程的影响, 在分布式水文模型中, 需要将流域划分为子单元. 流域离散完成后, 通常在子单元内部分别建立单元水文模型. 按照单元水文模型的构建方法, 分布式水文模型又可划分为两类: 一类是数学物理模型; 另一类是概念型模型. 数学物理型分布式水文模型在所研究范围的每一个子单元都要求有不同的模型参数, 而且对参数的规范性要求很严格^[4]. 同时 Collier^[3]指出, 完全分布式水文模型在实时洪水预报的精度上并没有一致性的提高, 这主要是因为输入模型的流域空间信息分辨率需要与模型单元划分的尺度相一致. 因此, 目前在流域下垫面及水文气象条件比较复杂的大流域建立分布式水文模型并应用于实际的洪水预报比较困难.

由于概念型分布式水文模型一般把流域划分为子单元, 它在一定程度上可以反映出流域下垫面及水文气象等环境要素的空间变化对水文过程的影响. 此外, 这种分布式水文模型结构与计算过程都比较简单, 对资料要求较低, 因此适合于面积较大的流域. 本文结合实时洪水预报对流域下垫面及水文气象资料的要求, 建立了概念型分布式水文模型, 其中单元水文模型采用新安江模型^[5]流域的单元划分, 见图 1.

2 神经网络实时校正模型

2.1 模型的建立

人工神经网络(Artificial Neural Network, 简称 ANN)是具有高度非线性、能够进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统, 其数学理论本质是非线性数学理论. BP神经网络是人工神经网络的一个重要组成部分:

(a)BP神经网络保持了人工神经网络的优点,与传统的线性模型相比,具有很强的处理非线性数据的功能;(b)相对于传统的实时校正模型,BP神经网络不需要建立各种要素的关系模型,而是采取并行的方式处理数据,即通过神经元的“记忆”、“联想”等功能进行计算分析;(c)神经网络的权值及偏差矢量可以灵活地更新^[6],有利于根据流域最新的洪水动态信息更新模型参数。

洪水系统是动态时变系统,具有高度的非线性。误差非线性自回归模型(NAR(P))是目前将神经网络应用于时间序列预报时普遍采用的方法^[7]。本文应用BP神经网络建立了实时预报校正模型,即建立一非线性自回归预报模型,其形式为

$$\begin{cases} \hat{y}_{t+1} = f(W_0, B_0, Y_t) \\ Y_t = [y_t \quad y_{t-1} \quad \cdots \quad y_{t-r+1}]_{1 \times r} \end{cases} \quad (1)$$

式中: y_t —— t 时刻误差值; $\hat{y}_{t+1}$ —— $t+1$ 时刻预报误差值; r ——误差自回归项阶数; W_0, B_0 ——采用实测

系列率定的网络参数。由方程(1)知常规的BP神经网络预报模型为单步预报模型。将其用于多步预报,取步长为 L ,实测误差值由预报误差值代替并逐步外推出未来的误差系列。

2.2 网络权值及偏差矢量训练

由于洪水系统的时变特性,BP神经网络多步预报方法采用动态的BP算法,即模型每隔 L 步更新一次网络参数,以及及时引入“新息”,跟踪洪水系统的变化。同时,该实时校正模型采用有限记忆BP神经网络模型,其思路是:网络的数据系列记忆长度为 M ,当有一组新的观测数据进入模型时,网络自动舍弃最早进入系统的一组数据,保持记忆长度为 M ,然后系统采用该最新的数据系列进行网络权值及偏差矢量的训练。具体步骤如下。(a)网络根据已有的资料(系列长度为 M)率定出初始权值 W_0 和偏差矢量 B_0 。(b)用以上参数做 L 步预报,得 $\hat{y}(k+l), l=1, 2, \dots, L$ 。(c)计算 k 时刻的预报误差

$$e_k = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (\hat{y}(k+l) - y(k+l))^2 \quad (2)$$

如果满足期望误差,不需修正权值及偏差矢量,并返回(b),否则转向下一步。(d)修正权值及偏差矢量。沿预报区间 $[k+1, k+L]$ 做权值和偏差矢量的修正:输入层的权值 W_1 及偏差矢量 B_1 在预报过程中保持不变;隐含层权值 W_2 及偏差矢量 B_2 的修正同单步预报神经网络,即根据预报区间误差函数斜率下降的方向上调整权值和偏差矢量。(e)直到网络全局误差小于期望误差时,停止训练网络。返回(b)。

3 应用实例

淮河史灌河流域位于北纬 $31^{\circ}12' \sim 31^{\circ}18'$,东经 $115^{\circ}17' \sim 115^{\circ}55'$,流域内有两座大型水库——鲇鱼山水库和梅山水库。扣除两水库集水面积后,蒋家集以上集水面积 $3\,000\text{ km}^2$ 。由于大别山区是暴雨中心之一,因此史灌河流域的洪水预报是整个淮河防洪的重要组成部分。图1为流域栅格单元划分图,栅格大小为 $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ 。

以1998年7月初史灌河流域蒋家集出口断面洪水过程作为研究对象。实时洪水预报中,水文模型选取本文建立的概念型分布式水文模型,实时校正模型采用本文提出的BP神经网络模型,模型的时段长为 1 h ,预见期为 8 h 。

3.1 数据来源

史灌河流域在GAME/HUBEX加强观测期内,共设置了48个雨量观测站,每小时观测1次;阜阳雷达($32.92^{\circ}\text{N}, 115.82^{\circ}\text{E}$)每 10 min 对流域扫描一次。在实时洪水预报中,对所选区域的雷达回波做 $2\text{ km} \times 2\text{ km}$ 的平均,并将 1 h 内的6幅回波资料累积为 1 h 的栅格降雨。在用于实时洪水预报时,利用雨量计资料对雷达累积降雨数据进行校正。校正方法采用卡尔曼滤波法^[8]。本次仅选取流域内8个报讯雨量计进行校正,见表1。

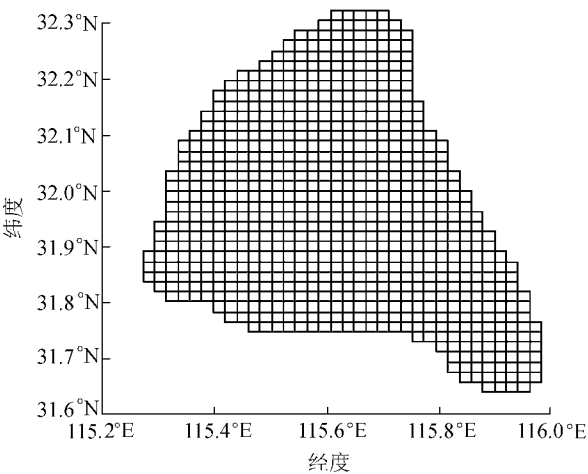


图 1 流域栅格单元划分
Fig.1 Orthogonal grid for calculation of the studied area

表 1 为采用雷达估测的子流域降雨与传统的雨量计测雨的对比.子流域的划分采用泰森多边形方法.在各子流域内,对雷达测得的栅格单元降雨量进行统计.在计算子流域面平均降雨时,雨量计估测的面雨用雨量计单点降雨值代替,雷达估测的面雨是子流域内栅格降雨量的平均.从表 1 及图 2 可以看出,雷达估测的子流域面雨与雨量计估测的子流域面雨有显著的差异.雷达估测的降雨数据表明,流域降雨的空间变化是显著的,降雨是一种强时空变化的天气现象.

表 1 各子流域雷达及雨量计估测面雨量
(1998-07-02T13~1998-07-03T16)统计

Table 1 Statistics of rainfall(13:00 on July 2 ,1998-16:00 on July 3 , 1998)each subcatchment for measured by radar and raingauges					
雨量 观测站	雷达面雨 量/mm	雨量计面雨 量/mm	栅格单元最 大降雨量/mm	栅格单元最 小降雨量/mm	栅格单元 降雨量 标准差
梅 山	84.8	61.0	124.4	37.5	17.6
武庙集	52.8	67.3	101.5	16.8	28.5
黎 集	81.8	81.7	123.8	51.4	21.8
郭陆滩	52.3	131.4	112.9	19.8	23.1
固 史	48.4	74.1	119.7	19.8	21.7
鲇鱼山	86.5	124.5	136.2	14.6	37.5
上石桥	92.6	128.4	172.0	24.8	27.2
蒋家集	30.7	48.0	49.1	16.5	9.7

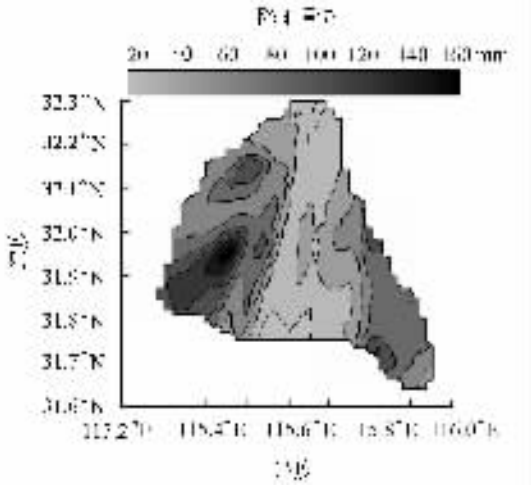


图 2 流域累积降雨分布

3.2 预报结果

实时预报开始时刻为 1998 年 7 月 2 日 13 时,预报时间长
度 L 为 8 h,即每隔 8 h 神经网络模型更新一次参数,并舍弃前面 8 个误差系列.图 3 为一系列洪水预报结果.
文中选择 48 个经过实时校正的时段流量分别做偏差对比分析,并对 BP 神经网络校正结果进行评估.流量过
程偏差统计量为

$$B(t) = Q_{obs}(t) / Q_{sim}(t) \tag{3}$$

式中: $Q_{obs}(t)$ ——实测流量过程; $Q_{sim}(t)$ ——计算流量过程,包括模型模拟过程和实时校正过程; $B(t)$ ——
流量偏差.

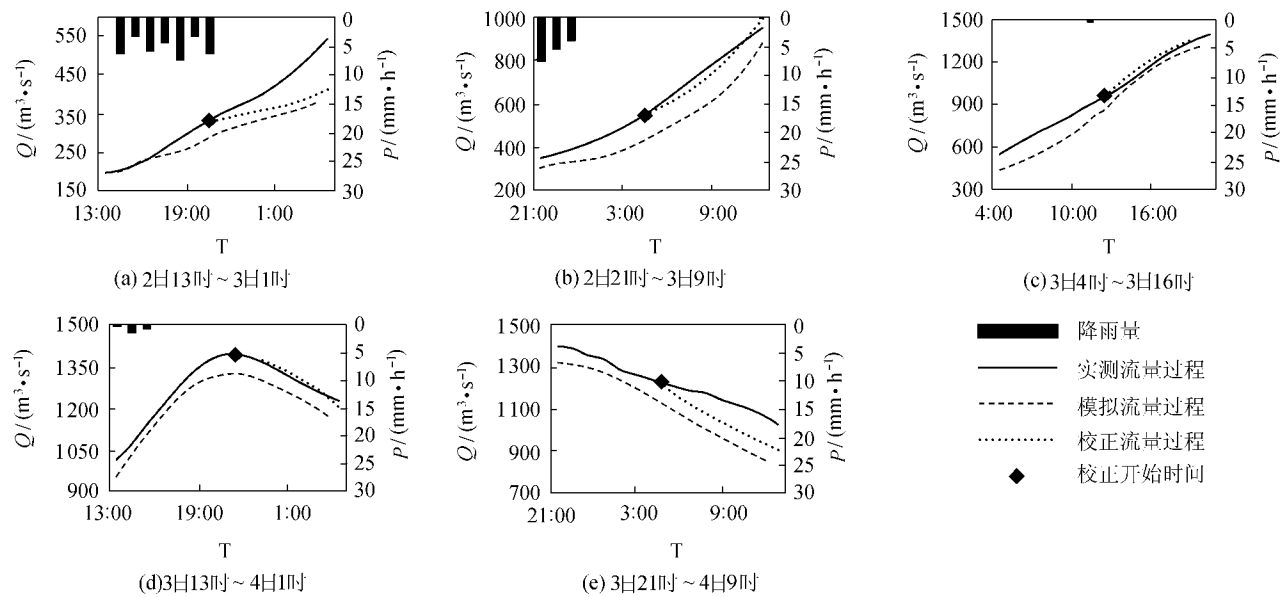


图 3 1998 年 7 月史灌河流域蒋家集出口断面洪水预报结果

Fig.3 A series of observed and flood forecast results for Jiangjiaji outlet in Shiguanhe River Basin

图 4 为流量偏差统计图.从校正结果来看,该校正模型能很好地滤除模型预报洪水系统中存在的偏差,
经过校正的洪水过程与实际洪水过程拟合较好,大大提高了洪水预报精度.

4 结 论

本次研究建立了一个采用栅格降雨输入的分布式水文模型,并将其应用于实时洪水预报中.研究中将雷达估测降雨技术、基于非线性误差回归分析理论的 BP 神经网络模型引入洪水预报中.从预报结果来看,本文所建立的基于栅格单元的分布式水文模型很好地解决了雷达遥感数据与水文模型的耦合问题,在此洪水预报模型中加入 BP 神经网络实时预报校正模块取得了成功.

参考文献：

[1] ARNAUD P ,BOUVIER C , CISNEROS L ,et al. Influence of rainfall spatial variability on flood prediction[J]. Journal of Hydrology , 2002 260 : 216—230.

[2] BEVEN K ,WOOD E F ,SIVAPALAN M. On hydrological heterogeneity : catchment morphology and catchment response[J]. Journal of Hydrology ,1988 ,100 :129—138.

[3] COLLIER C G. Chapter 8 ,weather radar precipitation data and their use in hydrological modelling[A]. In : ABBOTT M B ,eds. Distributed Hydrological Modelling[C]. Dordrecht : Kluwer Academic Publishers ,1996. 143—163.

[4] BATHURST J C. Physically-based distributed modeling of upland catchment using Système Hydrologique Européen[J]. Journal of Hydrology ,1986 87 :79—102.

[5] ZHAO Ren-jun. The Xinanjiang model applied in China[J]. Journal of Hydrology ,1992 ,135 : 371—381.

[6] 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥 : 中国科学技术大学出版社 ,1998. 45—73.

[7] 温广瑞 ,屈梁生 ,张西宁. 基于递归神经网络的多步预报方法[J]. 西安交通大学学报 ,2002 (7) : 722—725.

[8] 赵坤 ,刘国庆 ,葛文忠. 用卡尔曼滤波确定变分方法中的权重系数进行雨量校正[J]. 气候与环境研究 ,2001 (2) : 180—185.

Weather radar rainfall data-based flood forecasting model

LIU Jin-tao¹ , LI Zhi-jia²

(1. Key Laboratory of Water Resources Development of Ministry of Education , Hohai Univ. , Nanjing 210098 , China ;
2. College of Water Resources and Environment , Hohai Univ. , Nanjing 210098 , China)

Abstract :The system error always exists in the real-time flood forecasting system , which includes the model error and the error of observation. In order to diminish the system error , this study tried to introduce the weather radar rainfall technique and BP neural network technique into River Basin flood forecasting , and a flood forecasting model was developed based on the distributed hydrological model. The real-time forecasting model was applied to the Shiguanhe River Basin , and the result showed that the model could well realize the coupling of radar remote sensing data with the hydrological model. The model developed provided a basis for research on the application of weather radar rainfall technique to river basin flood forecasting.

Key words :weather radar rainfall ; distributed hydrological model ; BP neural network model ; flood forecasting model

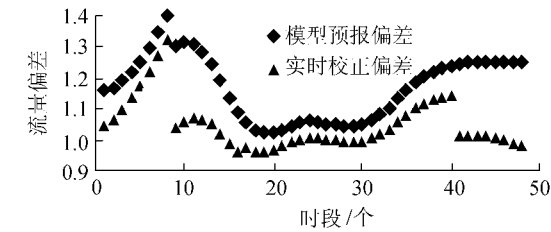


图 4 模型预报、实时校正与实测流量过程的偏差对比
Fig.4 Comparison of results from modelling forecast and real-time rectification with measured data