

基于改进 BP 网络模型的洪水预报研究

张海亮^{1a}, 何东健^{1b}, 吴建华²

(1a 西北农林科技大学 机械与电子工程学院, b 信息工程学院, 陕西 杨凌 712100;

2 太原理工大学 水利学院, 山西 太原 030024)

[摘 要] 针对目前神经网络应用于洪水预报时存在的不足, 引入遗传算法、模糊神经网络对 BP 网络模型进行了改进, 建立了基于改进 BP 网络模型的洪水预报模型, 并将改进的 BP 网络模型应用于文峪河洪水过程的预报。预测结果表明, 过程预报合格率达 93.54%, 达到了水文预报规范的要求; 与传统 BP 网络相比, 改进算法可提高洪峰的预报精度。

[关键词] 洪水预报; 改进 BP 网络模型; 遗传算法; 模糊神经网络

[中图分类号] P338⁺.2; P338⁺.9 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-9387(2006)05-0161-04

作为一种常见的自然现象, 洪水对人类的生产和生活产生了重大的影响: 一方面, 其为河流两岸的工农业生产带来丰沛的水源和肥沃的土壤; 另一方面, 当洪水水量超过河道排泄能力时, 又会给两岸居民造成巨大的经济损失^[1]。纵观世界各国, 几乎每年都有大的洪灾发生, 如何对洪水进行科学而准确的预报, 一直是人类长期面临的历史课题。洪涝灾害是我国损失最为严重的自然灾害, 随着社会经济的加速, 洪水所造成的损失越来越大。因此, 洪水预报对保护人民生命财产安全, 充分发挥水利工程效益, 保障社会稳定和国民经济可持续发展有着极为重要的作用。然而, 洪水形成机理复杂, 影响因素众多, 加之各种预报方法在实际应用中受到客观条件和预报方法本身缺陷的限制, 使得洪水预报精度不高。对洪水预报新方法、新理论的探讨, 是提高洪水预报效果的一种有益探索。本研究结合太原理工天成科技股份有限公司博士后项目, 进一步深入探讨了改进神经网络在洪水预报中的应用, 以期为提高洪水预报的准确性提供参考。

1 人工神经网络及其在洪水预报中的应用

人工神经网络是在人类对其大脑神经网络认识理解的基础上, 人工构造的能够实现某种功能的神经网络, 是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建

立的一种信息处理系统^[2], 其能够通过对信息的学习获得信息之间复杂的相关关系, 其中 BP 网络是人工神经网络中应用最为广泛的一种^[3]。

针对河道洪水预报而言, 按照国家水文预报规范, 各流域一般都设有水情信息监测网, 相应地有多年洪水实测资料, 而这些资料能够反映河道洪水的演进规律^[4]。依据神经网络的原理和特点, 可以通过建立人工神经网络模型, 对历史洪水资料进行学习, 通过训练来识别复杂的洪水演进机制, 进而实现河道洪水演进的计算与仿真。人工神经网络模型不同于一般的数值计算求解, 而是通过神经元的记忆和联想来处理复杂的非线性问题, 通过学习和训练实现对河道洪水复杂运行机制的模拟^[5]。

有关人工神经网络应用于洪水预报的探索和研究很多, 实践也证明, 应用神经网络建立洪水预报模型是可行的^[6-7]。但由于 BP 网络本身的缺陷和洪水预报的实际特点, 用神经网络进行洪水预报仍然存在如下问题: (1) 由于 BP 算法本身的原因, 收敛于局部最小点是 BP 模型不可克服的弱点; (2) 由于训练样本的局限, 导致对洪峰的预报精度往往较低。

2 洪水预报 BP 网络模型的改进

2.1 应用遗传算法优化 BP 网络初始权重

从神经网络 BP 算法和遗传算法自身特点上讲, BP 算法的训练基于误差梯度下降的权重修改原

[收稿日期] 2005-12-27

[基金项目] 国家“863”计划项目“感应式数字液位传感器及自动化临控系统项目”(2004AAA001050)子项目“洪水预报监控系统及水资源调度管理”

[作者简介] 张海亮(1978-), 男, 山西晋中人, 在读博士, 主要从事智能化检测与监控研究。

则,故不可避免地存在落入局部最小点问题;而遗传算法善于全局搜索,但对于局部的精确搜索显得能力不足。遗传算法和 BP 算法结合,则可以优势互补,有利于避免陷入局部最小点的问题^[8]。

2.2 运用模糊神经网络提高峰值预报精度

为了提高峰值的预报精度,可以有意给高水位(或流量)更低的逼近误差,扩大高水位(或流量)在训练过程中预报值与目标值的误差,以迫使网络训练向高水位(或流量)逼近程度高的方向进行权值和阈值的修改或搜索。这里提到的“高水位(或流量)”,并没有严格确切的数值界定,可以根据需要依流域河道洪水特性及训练样本中目标向量对“高水位(或流量)”的隶属程度来确定。

在对网络进行训练前,若已知河道洪水特性大于某一特定阈值 M ,即属于高流量(或水位)。并定义 $\mu = \frac{a_i}{M}$ 为目标向量 a_i 对高流量(或水位)的隶属度。目标向量 $a_i \geq M$,则对高流量(或水位)的隶属度为 $\mu = 1$;若 $a_i < M$ 则 $0 \leq \mu < 1$ 。依据目标向量的隶属度,网络训练做如下改进:

第 i 个输入到第 k 个输出的权值变化为

$$\Delta w_{2ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial w_{2ki}} = \eta(1+\mu)(t_k - a_{2k})f_2'a_{1i} \quad (1)$$

式中, η 为学习率; E 为网络输出误差; a_{2k} 为输出层第 k 个神经元的输出; w_{2ki} 为输出层权值; t_k 为输出层第 k 个神经元的目标输出; f_2' 为隐含层到输出层的激活函数导数; a_{1i} 为隐含层中第 i 个神经元的输出。同理可得,第 i 个输入到第 k 个输出的偏差矢量变化为

$$\Delta b_{2k} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{2k}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial b_{2k}} = \eta(1+\mu)(t_k - a_{2k})f_2' \quad (2)$$

式中, b_{2k} 为输出层第 k 个神经元的偏差。

第 j 个输入到第 i 个输出的权值变化为

$$\Delta w_{1ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{1ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \cdot \frac{\partial a_{1i}}{\partial w_{1ij}} = \eta \sum_{k=1}^{s_2} (1+\mu)(t_k - a_{2k})f_2' \cdot w_{2ki}f_1'p_j \quad (3)$$

式中, w_{1ij} 为隐含层权值; s_2 为输出层神经元数; p_j 为第 j 个输入。同理可得,第 j 个输入到第 i 个输出的偏差矢量变化为

$$\Delta b_{1i} = \eta f_1' \sum_{k=1}^{s_2} (1+\mu)(t_k - a_{2k})f_2'w_{2ki} \quad (4)$$

式中, f_1' 为输入层到隐含层激活函数的导数。

这种改进的 BP 算法,在进行训练时,网络输出和目标矢量之间的误差得到了不同程度的放大,目标输出值越大,误差也就被更大程度地扩大,从而使网络向着目标输出值较大的方向进行权值的调整,进而提高了网络对高水位(或流量)的模拟精度。

2.3 洪水预报改进 BP 网络算法

应用遗传算法初始化神经网络初始权值,构建模糊神经网络,改进后神经网络的计算流程如图 1 所示。该神经网络为只包含 1 个隐含层的 3 层网络。

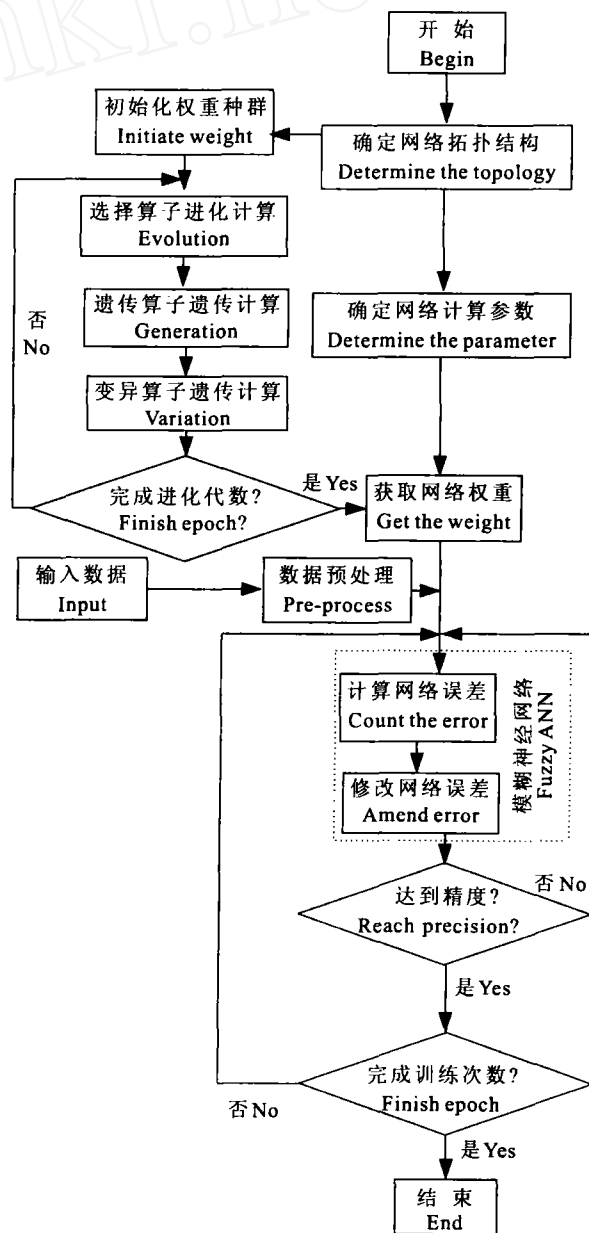


图 1 BP 神经网络模型流程图

Fig. 1 Flow chart of BP network

网络模型以出口断面流量过程为输出。模型的

输入理论上应该是影响洪水过程的主要因素,通常包括时段流量、水位、降雨历时、降雨量,蒸发量、河道基流以及流域土地、植被和下垫面。以实际水文资料为基础,通过分析各要素对洪水发生过程的影响程度,并考虑各影响要素资料获取的难易程度,最终确定网络的输入单元包括:上游站点出口断面 t 到 $t-n$ 时刻的流量(根据流域特性,确定 $n=6$)及区间各雨量站的降雨量。

网络采用前向延迟神经网络,输入层取 11 个神经元,输出为 1 个神经元,隐含层神经元的个数通过实际调试确定。网络最终的拓扑结构为 11-8-1,动量系数 $m=0.9$,学习率 $l=0.025$,变换函数取 logsig ;遗传算法中种群规模 $P=200$,权重初始空间为 $[-5,5]$,选择概率 $P_s=0.05$,效率 $P_c=0.1$,变异率 $P_m=0.05$,最大进化代数取 $\text{termgen}=1\ 000$ 。

3 模型应用

将改进 BP 神经网络模型应用于山西省文峪河水库岔口站的洪水预报,取神尾沟、横尖、市庄、戴家庄和石沙庄 5 个站点的雨量为雨量输入,流量阈值取 $35\text{ m}^3/\text{s}$,选取 1969~2000 年的 11 场共 423 组洪水历史资料数据为训练样本。

训练样本中,连续洪水过程数据共 423 组,其中预报误差小于允许相对误差的有 385 组,则过程预报合格率为 $QR=(385/423)\times 100\%=91.01\%$ 。表明流量过程预报方案的精度等级为甲级。

对 2002 年 20020627 号洪水流量过程进行预报并与实测结果进行比较,其结果如图 2 和表 1 所示。

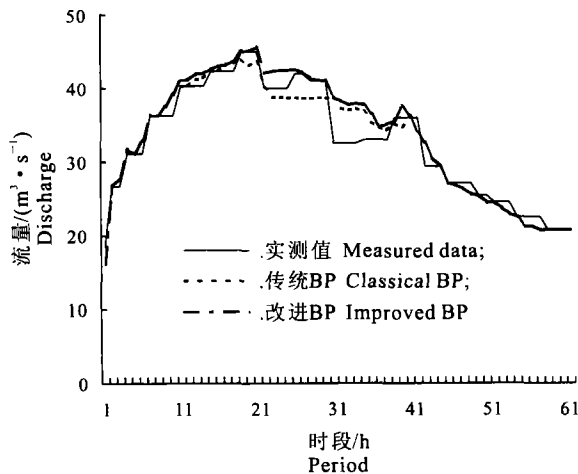


图 2 BP 模型计算结果
Fig. 2 Result of forecasting by BP network

表 1 BP 模型洪水过程预报结果
Table 1 Result of forecasting for flood processing based on BP network

洪号 No.	数据总数 Total data	合格数据 Eligible data	合格率/% Pass rate	精度等级 Grade
20020627	62	58	93.54	甲级 First

测试结果表明:

(1)经模型精度评定和预报过程精度评定,由图 2 可以看出,以易于获取的水文资料(时刻断面流量、区间降雨量)作为网络输入,能够较好地反映河道降雨径流机制。

(2)由于改进算法在网络初始权重计算中对网络样本输出误差进行了修改,增加了网络训练收敛的时间。

(3)由表 2 可见,经典 BP 模型预报洪峰的相对误差为 -3.09% ,改进算法 BP 模型预报洪峰的相对误差为 2.44% 。与经典 BP 算法相比,引入模糊神经网络能够提高洪峰的预报精度。

表 2 BP 模型洪峰预报结果
Table 2 Result of forecasting for flood peak based on BP network

预报方法 Methods	实测洪峰/ ($\text{m}^3\cdot\text{s}^{-1}$) Measured flood peak	预报洪峰/ ($\text{m}^3\cdot\text{s}^{-1}$) Forecasted flood peak	相对 误差/% Relative error	峰现 时差/h Time difference
经典 BP Classical modal	45.00	43.61	-3.09	0
改进 BP Improved modal	45.00	46.10	2.44	0

4 结 论

将基于改进 BP 模型的洪水预报方法应用于文峪河水库洪水预报,取得了令人满意的预报精度,达到了 SL250-2000《水文情报预报规范》的精度要求。实际应用表明,以基本水文资料为输入,使用遗传算法初始化网络权重,引入模糊算法改进 BP 模型进行洪水预报是可行的,改进的模糊神经网络能够大大提高网络对洪峰流量的预报精度。

在应用改进 BP 算法进行洪水预报时,训练样本数据选取既要保证多样性,同时也要注意数据的代表性和不均匀性。另外,由于人类活动和自然演变的影响,用历史资料训练的模型对当前洪水进行预报是否可行,尚需用近年资料验证或用近年资料对模型重新训练后用于实际预报。

[参考文献]

- [1] 长江水利委员会. 水文预报方法[M]. 2 版. 北京: 水利电力出版社, 1993: 29-70.
- [2] 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.
- [3] 张 翔, 丁 晶. 短期洪水预报的新型 BP 网络模型[J]. 四川水利发电, 1998, 17(2): 12-15.
- [4] 冯利华. 基于神经网络的洪水预报研究[J]. 自然灾害学报, 2000, 9(2): 45-48.
- [5] 吴建华, 李爱云. 延迟 BP 算法在洪水预报中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2003, 34(6): 700-702.
- [6] 王 栋, 曹升乐. 人工神经网络在水文水资源水环境系统中的应用研究进展[J]. 水利水电技术, 1999, 30(12): 4-7.
- [7] 李鸿雁, 刘寒冰, 苑希民, 等. 提高人工神经网络洪水预报精度的研究[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(1): 57-61.
- [8] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤, 等. 神经网络和遗传算法在水科学领域的应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002.

Research on flood forecast based on improved BP model

ZHANG Hai-liang¹, HE Dong-jian², WU Jian-hua³

(1 College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2 College of Information Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

3 College of Hydraulics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China)

Abstract: Aimed at the problem in ANN used for flood forecast, this article introduced genetic algorithm, fuzzy algorithm to ameliorate the BP model, built the flood forecast model based on improved BP model. The result of model forecast indicated that the improved model used in Wenyuhe River flood forecast can reach standardized precision. The forecast qualification rate of process is 93.54%. Compared with classical model, the optimized model improved the forecast precision of flood peak greatly.

Key words: flood forecast; improved BP modal; genetic algorithms; fuzzy ANN

(上接第 160 页)

Abstract ID: 1671-9387(2006)05-0157-EA

Decision-making analysis of the cnonical traits

LIU Lu^a, WANG Jun^b, WANG Li-bo^a, GUO Man-cai^a, YUAN Zhi-fa^a

(a Collage of Life Science, b Collage of Animal Science, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: By using decision-making analysis of path analysis, this paper built a path analysis model for the canonical traits and complete decision-making analysis. A way to judge the main weight-bearing trait, confinement trait and intermedial trait from principal component was shown. So breeding operator can choose the traits from individual expression to achieve the expectation of genetic process by choosing.

Key words: canonical traits; path analysis; decision-making analysis