

BP神经网络洪水预报模型在洪水预报系统中的应用

胡健伟¹,周玉良²,金菊良²

(1 水利部水文局,北京 100053; 2 合肥工业大学土木与水利工程学院,安徽 合肥 230009)

摘要:采用相关分析法,在区域降水、观测断面流量(或水位)因子中识别出影响预报断面径流过程的主要变量,在多个观测断面的数据均为流量情况下,采用基于时延组合的合成流量为影响预报断面径流过程的变量,采用自相关分析法,识别出影响预报断面径流过程的前期流量(或水位),以这些变量为BP神经网络模型的输入,以预报断面的流量(或水位)为模型的输出,在BP神经网络隐层节点数自动优选的基础上,构建了基于BP神经网络的洪水预报模型。将模型载入中国洪水预报系统中,应用结果表明:模型在历史洪水训练样本具有一定代表性的情况下,可获得较高的预报精度。

关键词:洪水预报;人工神经网络;BP算法;洪水预报系统;应用

中图分类号:P338.9 文献标识码:A 文章编号:1000-0852(2015)01-0020-06

随着水文过程理论的不完善、水文观测资料的丰富积累、地理信息系统和遥感等空间信息获取和处理技术的快速发展,以水文学理论为基础的概念性水文模型和基于水文物理机制的分布式水文模型均取得了长足的进步^[1-3],大大提高了降水径流过程模拟的精度和预报的准确性,尤其是自然流域的洪水过程模拟和定量预报,基本达到了防汛的预警预报实用要求^[1-3]。但在河网水系发达的河口区域(一般在其下游存在回水顶托),影响河道断面流量(或水位)的因素众多,且影响因素与断面的流量(或水位)关系复杂,采用概念型流域水文模型和分布式流域水文模型进行流域产汇流计算和河道洪水演算时,往往存在研究区域内的水文过程(如河道受周期性回水顶托)难以概化、模型模拟所需的资料难以满足及模型的时空尺度难以合理选择等问题,致使具有一定物理基础的流域水文模型应用于该类断面的流量(或水位)计算、预报中精度较差。此外,很多山区河流水文站通常仅观测水位,而无流量资料,而基于质量、能量守恒的流域水文模型对流量通常能取得较好的模拟精度,但难以对受冲刷和淤积作用影响较大的断面水位(水深)进行直接计算和预报。常规的线性回归等统计方法,亦难以描述河道断面的

流量(或水位)与邻近断面的流量(或水位)、区域降水等影响因素间的复杂关系。

BP神经网络用工程技术手段模拟人脑神经网络的结构和功能特征,采用非线性处理单元模拟人脑神经元,用处理单元之间可变联接强度(权重)来模拟突触行为,构成一个大规模并行的非线性动力系统,适于描述系统输入和输出间的复杂关系,已在降水径流过程模拟^[4-6]、河道洪水预报^[7-11]、水文模型参数与洪水特征属性间的关系^[12-13]等水文系统建模中取得广泛的应用。BP神经网络应用于专业问题能否成功取决于如下两个主要方面:一是对所研究专业问题的概化,即寻找对水文系统输出(如径流过程、断面流量等)起关键影响的因子以及对其之间存在的关系的分析;二是BP神经网络自身参数的确定。此外,BP神经网络模型本质上是一种“黑箱”统计模型,所选取的样本必须具有足够的数量和代表性。针对BP神经网络存在着学习速度慢、易陷入局部极小值等主要缺陷,许多学者分别从网络参数的初始值设置、网络隐层数及隐层节点数、激励函数选择、学习过程中网络参数的调整、局部极小值退出措施等方面提出了相应的改进方案。其中,网络参数的初始值一般具有较大概率搜索到全局最优

收稿日期:2014-06-05

基金项目:国家自然科学基金(51109052);水利部公益性行业科研专项经费(201001045)

作者简介:胡健伟(1979-),男,江苏启东人,硕士,高工,从事水文情报预报研究。E-mail: jwhu@mwr.gov.cn

通讯作者:周玉良(1982-),男,安徽舒城人,博士,副教授,从事水文水资源研究。E-mail: ZYL54600@163.com

解的方法获得^[4];隐层数及隐层节点数、激励函数型式一般采用试算法确定^[8,14];网络参数调整主要有自适应学习速率和附加动量项方法^[7,11,14];局部极小值跳出主要采用网络参数随机扰动结合参数优化的措施^[15]。

针对具有一定物理基础的流域水文模型在现有条件下难以应用于部分区域的断面流量(或水位)预报的问题,提出将基于BP神经网络的洪水预报模型作为中国洪水预报系统^[16]中的一种河道断面流量(或水位)预报模型,模型通过编译的动态链接库BP.dll载入中国洪水预报系统。中国洪水预报系统提供的数据有预报断面所在的区域范围、区域时段降水量序列、区域范围内的水文观测站的流量和(或)水位序列等,这里主要根据系统提供的数据,通过水文过程和相关统计分析等途径确定BP神经网络洪水预报模型的输入变量,通过比较的途径自动优选BP神经网络的隐层节点数。

1 基于BP神经网络的洪水预报模型

1.1 基于BP神经网络的洪水预报模型输入和输出

根据中国洪水预报系统提供的研究断面所在区域范围内的数据类型,可以将数据划分为如下3种:①只有区域降水 P 和预报输出断面流量 Q_o (或水位 Z_o)序列;②区域降水 P 、预报输出断面流量 Q_o (或水位 Z_o)和1个观测输入断面的流量 Q_s (或水位 Z_s);③区域降水 P 、预报输出断面前期流量 Q_o (或水位 Z_o)和多于1个观测输入断面的流量 Q_s (或水位 Z_s)。

对于上述3种情况,采用相应的方法确定网络的输入变量:

①采用相关分析法,确定区域降水 P 和预报输出断面流量 Q_o 序列相关系数(绝对值)最大所对应的延时 L_p ;采用自相关分析法,确定预报输出断面流量 Q_o 序列自相关系数(绝对值)最大所对应的延时 L_o ;则对应的网络输入变量为区域降水 $P(t-L_p)$ 和预报输出断面的前期流量 $Q_o(t-L_o)$,若预报输出断面的数据类型为水位,则仅需将网络输入中对应流量的变量更换为水位变量。

②区域降水和预报输出断面的前期流量作为网络输入变量的确定方法同①,观测输入断面的最显著延时 L_s 采用相关分析法确定,则对应的网络输入变量为 $P(t-L_p)$ 、 $Q_o(t-L_o)$ 以及观测输入断面的流量 $Q_s(t-L_s)$,若断面观测数据类型为水位,则仅需将网络输入中对应流量的变量更换为水位变量。

③区域降水和预报输出断面的前期流量作为网络

输入变量的确定方法同①;若观测输入断面的数据类型为水位,则各观测输入断面的最显著延时($i=1\sim N$, N 为观测输入断面数目)仍采用相关分析法确定,对应的 $N+2$ 个网络输入变量为 $P(t-L_p)$ 、 $Q_o(t-L_o)$ 以及 N 个观测输入断面的水位 $Z_s(t-L_s^i)$;若观测输入断面的数据类型为流量,则先计算给定的延时范围 $[T_1, T_2]$ 内的各种延时($[T_1, T_2]$, T_1 、 T_2 为BP神经网络模型的参数文件中的参数)组合情况下的合成流量 Q_{com} ,见式(1)。

$$Q_{com}(t) = \sum_{i=1}^N Q_s^i(t-L_s^i) \quad (1)$$

合成流量相当于流域各支流上的观测输入站洪水流量以运动波形式在时刻 t 传播到预报输出站。再对 Q_{com} 和预报输出断面的流量 Q_o (或水位 Z_o)进行相关分析,选取相关系数(绝对值)最大时所对应的合成流量作为网络的1个输入变量,另2个网络输入变量分别为 $P(t-L_p)$ 和 $Q_o(t-L_o)$ 。此处的延时相当于观测输入站洪水传播至预报输出站的传播时间,延时范围 $[T_1, T_2]$ 一般根据观测输入站与预报输出站间的距离和流速确定。因洪水预报的预见期取决于最短的延时,选择的观测输入站至预报输出站的洪水传播时间一般大致相等,亦即 T_1 和 T_2 一般相差不大。若预报输出断面的观测数据类型为水位,则仅需将 $Q_o(t-L_o)$ 更换为 $Z_o(t-L_o)$ 。

BP神经网络洪水预报模型的输出为预报输出断面的流量或水位,由模型的参数文件中的输出断面的预报要素类型指定。

1.2 基于BP神经网络的洪水预报模型隐层节点数

BP神经网络隐层节点数是影响神经网络模型拟合精度和计算耗时的重要参数,隐层节点数的确定是该模型的难点。目前尚无公认的隐层节点数确定规则,通常需要的隐层节点数会随输入层节点数的增加而增加。本模型根据神经网络输入变量的数目,设置隐层节点数的范围(如为输入变量数目的1.5~2.5倍),后对具有不同隐层节点数的BP神经网络进行训练,取BP神经网络训练误差(网络训练的输出值与期望输出值之差的平方和)最小或模型的确定性系数最大时所对应的隐层节点数作为最终的隐层节点数。该隐层节点数的试算择优确定,由程序根据神经网络输入变量的数目自动执行,无需手工一一调试隐层节点数。

1.3 基于BP神经网络的洪水预报模型激励函数

函数可微是BP神经网络神经元的激励函数的基本要求,通常采用的激励函数有sigmoid函数、线性函

数和双正切函数等。sigmoid 函数和双正切函数的最大值为 1, 最小值为 0, 使用这两种形式的激励函数, 模型预报的量值不会超过预先设置的最值; 线性函数没有最大值和最小值的限制, 模型的预报值可超出样本中的最值。一些研究表明, 线性函数在大江大河的河道流量演算中效果较好^[9, 14], 但神经元采用线性函数作为其激励函数会降低其非线性映射能力^[14]。此外, 在洪水预报计算过程中, 若采用线性激励函数在低水时期会出现预报值为负值和在高水时期预报值出现难以解释的大值等情况。为此, 这里取常用的 sigmoid 函数为隐层和输出层神经元的激励函数, 输入层神经元的激励函数采用线性函数。

为使 BP 神经网络洪水预报模型具有一定的外延能力(即预报值可超出样本中的最值), 在模型中设置两个参数, 一个为预报值上限与训练样本中最大值的比例系数 S_1 , 另一个为预报值下限与训练样本中最小值的比例系数 S_2 , 这样可使 BP 神经网络洪水预报模型能预报比样本中最值范围稍大的洪水或枯水, 但模型的预报值实际上是基于预报样本的输入变量与训练样本的输入变量的相似性而得出的, 若样本的代表性不足, 外延能力十分有限。

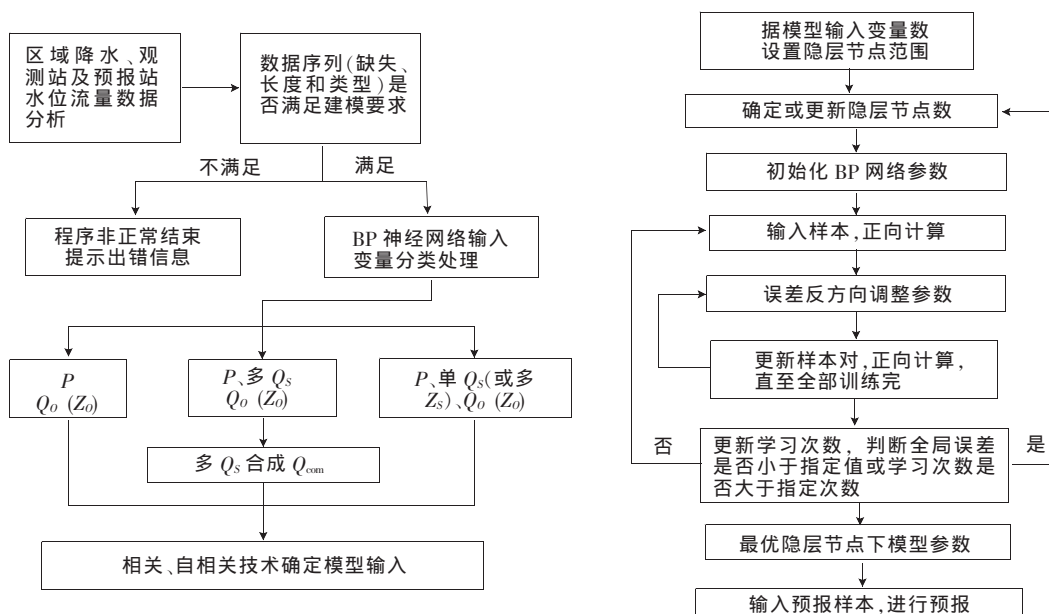
1.4 BP 神经网络的权值、阈值参数调整方式

BP 神经网络通过误差函数“负梯度下降”法调整网络权值和阈值参数, 使网络的计算输出逼近期望输

出(实测值)。参数调整方式分为 2 种, 一种是每训练一个样本, 就计算单样本点误差, 调整一次参数, 称为在线学习方式; 另一种是训练完所有样本后, 计算样本集误差, 调整一次参数, 称为离线学习方式或批学习。在线学习方式每次参数调整并不一定有利于使样本集上所有样本对的误差平均值减小, 学习新样本有遗忘旧样本的缺陷^[17], 网络训练误差容易出现振荡, 但若样本集具有足够的代表性, 在线学习算法可较快逼近网络输入和输出间的关系; 而离线学习方式着眼于样本集“总体误差”最小的效果, 网络训练误差一般较平滑下降。哪种学习方式更加有效, 目前尚无一致意见。因此, 在中国洪水预报系统中提供在线和离线两种学习方式的模型方案供用户选择。

为解决减少网络训练误差出现振荡的机会和收敛速度过慢的矛盾, 一般采用自适应学习速率和附加动量项法, 调整网络权值和阈值参数^[7, 11, 14]。自适应学习速率是在训练样本集前后两次迭代误差增加的情况下, 减小学习速率; 在误差减小的情况下, 增加学习速率。但目前尚无一致的规则用于初始学习速率和学习速率调整的参数设置。附加动量法是在参数的变化上加上一项正比于上一次参数调整量的值^[7, 15], 与自适应学习速率所起作用类似。为此, 本模型在网络参数调整时, 采用附加动量项法, 自适应学习速率采用小于 1 的较小值。

基于 BP 神经网络的洪水预报模型程序框图见图 1。



注: 图中 P 为区域降水; $Q_o(Z_o)$ 为预报输出断面的流量(水位); $Q_s(Z_s)$ 为观测输入断面的流量(水位)。

图 1 BP 人工神经洪水预报模型程序框图

Fig.1 The block diagram of BP artificial neural flood forecasting model program

2 基于BP神经网络的洪水预报模型应用实例

基于BP神经网络的洪水预报模型已加载入中国洪水预报系统中,作为其中一种预报模型,已开始应用于区域的降水径流过程模拟和预报。以下是模型在部分区域的应用结果,图2为武夷山站2012年5月1日的降水径流过程模拟,模型的输入变量为武夷山流量站控制范围内的村尾、大安、洋庄等9个雨量站降水数据和武夷山流量站前期流量数据;图3为建阳站2012年5月2日的降水径流过程模拟,模型的输入变量为建阳站至武夷山站、麻沙站之间区域的城村、古亭、五夫等9个雨量站降水,以及武夷山站的流量和建阳站的前期流量;图4为金鸡站2012年4月28日的降水径流过程模拟,模型的输入变量区域的降水、容县、南

渡、岑溪站的流量以及金鸡站的前期流量。

从应用实例中可以看出,所建立的基于BP神经网络的洪水预报模型在训练样本资料较长,具有一定代表性的情况下,拟合、预报的流量过程能较好地符合实测的洪水过程。由于神经网络模型实质上是一种数据驱动模型,成功应用该模型的前提是训练样本中需包含研究区历史上发生的各种流量(水位)的洪水样本,并能够正确提取出影响预报输出断面流量(或水位)的关键因子作为神经网络模型的输入。因此,运用该模型进行常规流域水文模型难以应用的复杂区域的洪水预报时,需要对研究区域的径流形成(产、汇流)过程的进行深入分析,找出影响流量(或水位)的主要因子,并能够收集具有一定代表性的洪水资料。



图2 武夷山流量站流域范围及降水径流过程模拟示意图(输入为降水和武夷山前期流量)
Fig.2 The schematic diagram of the Wuyishan station catchment and rainfall runoff simulation

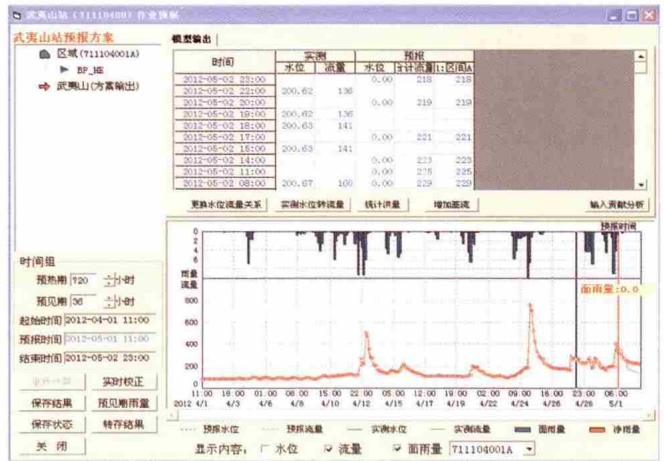
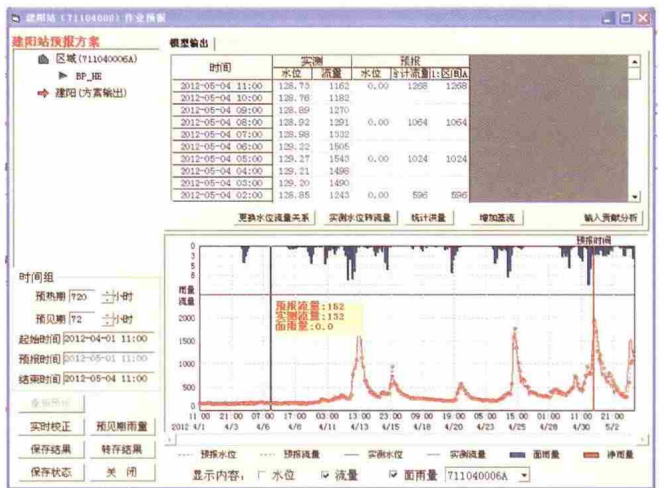


图3 建阳站流域范围及降水径流过程模拟示意图(输入为降水、武夷山流量和建阳前期流量)
Fig.3 The schematic diagram of the Jianyang station catchment and rainfall runoff simulation



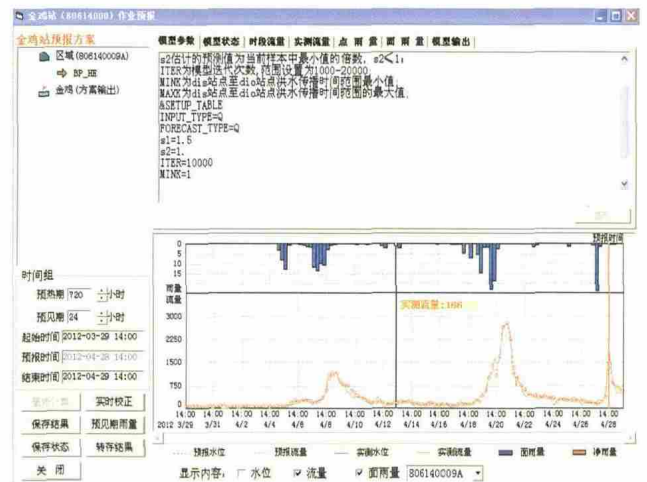


图4 金鸡站流域范围及降水径流过程模拟示意图(输入为降水,3个观测站流量和金鸡站前期流量)
Fig.4 The schematic diagram of the Jinji station catchment and rainfall runoff simulation

3 结论

分析识别出影响预报输出断面的流量(或水位)的关键因子,并设计出合理的网络输入,是基于BP神经网络的洪水预报模型取得成功应用的基础;此外,基于BP神经网络的洪水预报,实质上是一种通过识别待预报洪水与历史洪水的影响因子的相似性获得待预报洪水的统计方法,其外延能力有限,训练样本中具有足够代表性的历史洪水,是模型能够获得较高预报精度的前提。据建立的方案在中国洪水预报系统中应用情况,得到以下结论:

(1)以研究区域的降水、区域外入境观测输入断面的流量(水位)和预报输出断面的前期流量(水位)作为预报输出断面流量(或水位)的关键影响因子,并通过相关、自相关技术确定的变量作为基于BP神经网络的洪水预报模型的输入是可行的;通过延时组合分析,合成多个区域外入境观测输入断面的流量为合成流量,作为预报输出断面流量(或水位)的影响因子是合理的。

(2)设计的BP神经网络隐层节点数自动优选法、选取的网络神经元的激励函数和采用的附加动量项网络参数调整法是合适和可行的。

(3)模型在历史洪水训练样本具有一定代表性的情况下,可以获得较高的预报精度。但在训练样本洪水代表性不足的情况下,模型因其本质特性,外延能力有限。

参考文献:

[1] 陆桂华, 吴志勇, 何海. 水文循环过程及定量预报 [M]. 北京: 科学出版社, 2010. (LU Guihua, WU Zhiyong, HE Hai. Hydrological

Cycle Process and Its Quantitative Forecast [M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese))

[2] 徐宗学. 水文模型 [M]. 北京: 科学出版社, 2009. (XU Zongxue. Hydrology Model[M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese))

[3] 水利部水文局(水利信息中心). 中小河流山洪监测与预警预测技术研究[M]. 北京: 科学出版社, 2010. (Bureau of Hydrology. Research on Medium and Small-Size Rivers of Monitoring and Early Warning Prediction [M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese))

[4] 包红军, 李致家, 王莉莉. 降雨径流模拟神经网络模型及应用[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2009, 41(5): 719-722. (BAO Hongjun, LI Zhijia, WANG Lili. Rainfall-runoff modeling with artificial neural network and genetic algorithm [J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology (Natural Science Edition), 2009, 41(5):719-722. (in Chinese))

[5] 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. (SONG Xiaomeng, KONG Fanzhe. Application of Xi nanjiang model coupling with artificial neural networks [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2010, 30(6): 135-138. (in Chinese))

[6] Rajurkar M P, Kothiyari U C, Chaudhary U C. Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network [J]. Journal of Hydrology, 2004, 285:96-113.

[7] 金菊良, 丁晶. 水资源系统工程 [M]. 成都: 四川科学技术出版社, 2002. (JIN Juliang, DING Jing. Water Resources Systems Engineering [M]. Chengdu: Sichuan Science and Technology Press, 2002. (in Chinese))

[8] 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))

[9] 王光生, 苏佳林, 沈必成, 等. 神经网络理论在河道洪水预报中的应用

- 用[J]. 水文, 2009,29(5):55-58. (WANG Guangsheng, SU Jialin, SHEN Bicheng, et al. Application of neural network in channel flow forecasting [J]. Journal of China Hydrology, 2008,28(6):28-29. (in Chinese))
- [10] 王艳君,金生. 河网水情预测的三种BP神经网络方法比较[J]. 水电能源科学, 2010,28(2):19-22. (WANG Yanjun, JIN Sheng. Comparison of three kinds of BP neural network methods for water regime forecasting [J]. Water Resources and Power, 2010, 28(2):19-22. (in Chinese))
- [11] 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. (QIN Guanghua, DING Jing, LIU Guodong. River flow prediction using artificial neural networks self-adaptive error back-propagation algorithm [J]. Advances in Water Science, 2002,13(1):37-41. (in Chinese))
- [12] 陈田庆,解建仓,张刚,等. 基于BP神经网络的马斯京根模型参数动态估计[J]. 水力发电学报, 2012,31(3):31-38. (CHEN Tianqing, XIE Jiancang, ZHANG Gang et al. Dynamic parameter estimation for Muskingum routing model based on BP artificial neural network [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2012,31(3):31-38. (in Chinese))
- [13] 刘政,邹长武,赵吉武,等. BP神经网络模型拟合受回水影响的水位流量关系研究[J]. 水文, 2008,28(6):28-29. (LIU Zheng, ZOU Changwu, ZHAO Jiwu, et al. A new method to simulate stage-discharge relation affected by backwater [J]. Journal of China Hydrology, 2008,28(6):28-29. (in Chinese))
- [14] 李鸿雁,刘寒冰,苑希民,等. 提高人工神经网络洪水峰值预报精度的研究[J]. 自然灾害学报, 2002,11(1):57-61. (LI Hongyan, LIU Hanbing, YUAN Ximin, et al. Study on improving peak flood forecast accuracy of artificial neural network[J]. Journal of Natural Disasters, 2002,11(1):57-61. (in Chinese))
- [15] 周玉良,金菊良,吴成国,等. 洪水灾害等级评价的遗传神经网络非线性组合模型[J]. 水电能源科学, 2008,26(5):37-39. (ZHOU Yuliang, JIN Juliang, WU Chengguo, et al. BP-RAGA based combination model for evaluating loss grade of flood disaster[J]. Water Resources and Power, 2008,26(5):37-39. (in Chinese))
- [16] 章四龙. 洪水预报系统关键技术研究与实践[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006. (ZHANG Silong. Research and Practice on Key Technologies for Flood Forecasting System [M]. Beijing: China WaterPower Press, 2006. (in Chinese))
- [17] 欧璟,李海青. 关于BP网络批学习算法的讨论[J]. 浙江大学学报(自然科学版), 1997,31(3):395-398. (OU Jing, LI Haiqing. Discussion on batch-mode learning algorithm for BP neural networks [J]. Journal of Zhejiang University (Natural Science), 1997,31(3):395-398. (in Chinese))

Flood Forecasting Model on BP Neural Networks and Its Application in Flood Forecasting Systems

HU Jianwei¹, ZHOU Yuliang², JIN Juliang²

(1. Bureau of Hydrology, MWR, Beijing 100053, China;

2. School of Civil Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Correlation analysis technique was used to identify main influence factors of runoff processes for prediction river section from regional precipitation, discharge or stage of river survey section, especially when the data type of river survey sections was discharge, the combined discharge obtained on combination of lag times of runoff between survey sections and prediction section was selected as influence factors, and the auto-correlation analysis technique was adopted to identify influence factor from preceding discharge or stage process of prediction section. And then the influence factors were used as input of networks, and the discharge or stage of prediction section was used as output of networks, with node number of hidden layer acquire by trial and error automatically, the flood forecasting model based on BP neural networks was established. Then the established model was loaded in national flood forecasting systems. The application results show that satisfactory forecasting effects are acquired when there are some representative flood processes in the training samples.

Key words: flood forecasting; artificial neural networks; back propagation algorithm; flood forecasting system; application