

基于模糊聚类和 BP 神经网络的流域洪水分类预报研究

任明磊, 王本德*

(大连理工大学 土木水利学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 传统的流域洪水预报大都通过率定一组水文模型参数来寻求一个流域径流形成的一般性或平均化规律,其预报精度需要进一步提高.用模糊聚类 ISODATA 迭代模型将历史洪水分为若干类型,进行水文预报模型参数的分类调试;并建立 BP 神经网络分类模型判断实时洪水所属类别,选择其相应类别的模型参数实现流域洪水的分类预报.在辽宁省大伙房水库流域的实际应用表明:此方法不但可以实现洪水实时在线分类而且提高了流域整体洪水预报精度,是一种为水库实时调度提供可靠依据的有效洪水预报方法.

关键词: 洪水预报;分类;BP 神经网络;模糊聚类

中图分类号: TV877 **文献标志码:** A

0 引言

流域洪水预报是当今水文水资源学科中一个重要的分支,它根据流域上发生的暴雨或河流上游的来水,经过水情信息采集、传输、存贮、处理和一系列的数学计算,最终预估在流域出口断面或河流下游水文站即将发生的实际洪水过程^[1].及时准确地预报信息对确保水库安全,保证城市供水,有效减轻下游洪水威胁和灾害,实现整个流域的防洪安全有重要的现实意义.但是由于实际洪水过程具有高度的复杂性、模糊性和随机性,且受流域自然地理、水文、气象、人类活动等多方面因素的影响和限制,流域洪水预报一直是水文预报工作中的重点和难点.

早期的洪水预报以简便实用的“经验相关法”为典型代表,但此方法预报结果因人而异,预报精度不稳定.自 20 世纪 60 年代以来,具有水文概念原理的物理模型大量涌现,具有代表性的有美国的斯坦福(Stanford)模型、萨克拉门托(Sacrament)模型、70 年代中国的新安江模型、80 年代初日本提出的坦克(Tank)模型等.概念性流域水文模型的大量涌现使人们对流域水文过程的模拟进入了一个新的阶段,很多概念性模型在实际应用中也

取得了大批相当有用的成果.随着水文实践的发展,人们又提出了许多新的观点和方法,不断丰富和改进了概念型水文模型的发展,关志成等^[2]在水箱模型中引入了气温要素,并考虑了不同形态的降水以及冻土的影响,使得水箱模型可以应用于寒冷湿润半湿润地区的多年连续模拟;李致家等^[3]在新安江模型的基础上增加了超渗产流,扩大了该模型的适用范围;雏文生等^[4]在新安江模型的基础上,针对半干旱半湿润地区的产流特点提出了蓄满-超渗兼容模型的概念.近年来,分布式水文模型逐渐成为水文科学领域中研究的热点和趋势,但由于受到资料的限制,应用起来非常困难,目前研究得多,实际应用得少.而流域水文模型是建立在对流域水文特性认识的基础上的,由于其特有的优越性,目前应用的最多,且有广阔的应用前景^[5].但是以往的流域洪水预报大都根据大量历史水文资料,通过率定本流域水文预报模型参数,基于规范要求,以大多数洪水能取得好的预报结果为准,寻求一个流域径流形成的一般性或平均化规律^[1].这种预报方法遇到特殊情形就会出现较大误差,其预报精度距离防洪减灾的高要求仍有一定的差距,有待于进一步提高.

本文结合辽宁省大伙房水库流域长系列水文

资料,通过模糊聚类分析将流域历史洪水按照量级大小分为若干类型,进行水文预报模型参数的分类率定,以此来寻找同类型洪水产汇流形成规律;同时在分析模糊聚类不适合实时在线分类原因的基础上,建立基于 BP 神经网络的洪水分类模型,将水文预报模型参数分类调试和洪水分类预报有机结合起来,以提高流域洪水预报精度。

1 模糊聚类 ISODATA 迭代模型^[6]

设有待聚类的 n 个样本有 m 个指标特征值表示样本的特征, x_{ij} 表示第 j 个聚类样本第 i 项指标的特征值;为了消除指标特征值间不同量纲对聚类的影响,对指标特征值进行规格化处理, r_{ij} 为聚类样本 j 指标 i 的特征值规格化数, $0 \leq r_{ij} \leq 1$ 。

现将 n 个样本根据样本的 m 个指标特征,按 c 个类别进行聚类,用 u_{hj} 表示第 j 个样本归属于第 h 类别的相对隶属度, $0 \leq u_{hj} \leq 1$,且 $\sum_{h=1}^c u_{hj} = 1$ 。设样本集依据 c 个类别进行分类,各类的 m 个指标特征值称该类对样本集的聚类中心,用 s_{ih} 表示第 h 类别第 i 个指标特征值的规格化数, $0 \leq s_{ih} \leq 1$ 。考虑到不同特征指标对聚类的影响,引入指标权重向量

$$W = (\omega_1 \quad \omega_2 \quad \cdots \quad \omega_m) \quad (1)$$

其中 $\sum_{i=1}^m \omega_i = 1, 0 < \omega_i < 1$ 。由模糊聚类矩阵 U , 第 j 个样本以隶属度 u_{hj} 从属于第 h 类,将相对隶属度 u_{hj} 定义为权重,则聚类样本 j 与类别 h 之间的差异可用加权广义欧氏权距离表示

$$D_{hj} = u_{hj} \left\| \omega_i (r_{ij} - s_{ih}) \right\| = u_{hj} \sqrt{\sum_{i=1}^m [\omega_i (r_{ij} - s_{ih})]^2} \quad (2)$$

模糊聚类理论的目的是求解最优模糊聚类矩阵 U^* 和最优模糊聚类中心矩阵 S^* 。为此建立目标函数:聚类样本集与全部类别的加权广义权距离平方和最小,得如下模糊聚类迭代模型:

$$u_{hj} = \begin{cases} 0; & d_{kj} = 0, k \neq h \\ \frac{\sum_{k=1}^c \frac{\sum_{i=1}^m [\omega_i (r_{ij} - s_{ih})]^2}{\sum_{i=1}^m [\omega_i (r_{ij} - s_{ik})]^2}}{\sum_{k=1}^c \frac{\sum_{i=1}^m [\omega_i (r_{ij} - s_{ih})]^2}{\sum_{i=1}^m [\omega_i (r_{ij} - s_{ik})]^2}}; & d_{hj} \neq 0 \\ 1; & d_{hj} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 $h = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, c$ 。

$$s_{ih} = \frac{\sum_{j=1}^n u_{hj}^2 \omega_i^2 r_{ij}}{\sum_{j=1}^n u_{hj}^2 \omega_i^2} \quad (4)$$

2 BP 神经网络分类模型

人工神经网络(ANN)中按误差反传递算法训练的多层前向网络(即 BP 网络)结构简单、易于实现、网络学习可以收敛,通常被用做有导师的分类器^[1]。这种分类器适于离线或在线分类。BP 神经网络用于建立分类模型的主要步骤是:

(1)分析影响分类和识别问题的影响因子或特征量,将其作为 BP 神经网络分类模型的输入,每个影响因子对应输入层的一个节点;

(2)将分类和识别问题的结果作为输出,每一种分类结果对应输出层的一个节点;

(3)确定分类模型的网络基本结构,输入层和输出层节点数目依问题的性质而定;

(4)利用该网络对输入输出样本集进行训练学习,从而识别出类别与影响因子之间的复杂非线性映射关系。

本文采用三层(一个隐含层)网络拓扑结构。此外,应用 BP 神经网络分类模型应注意以下问题:

(1)样本数据的预处理。通常获取的数据样本不是都能直接用于网络的训练,而需要对原始数据进行一定预处理。本文采用最为常用的比例压缩法^[7]。

(2)优化初始权重。网络的初始权重对其最终训练结果影响非常大,是影响网络最终能否达到可以接受精度的重要因素之一^[6]。因此采用遗传算法等优化方法来优化网络的初始权重是必要的。

(3)选择隐层数及隐层神经元节点数。隐层数及隐层神经元节点数的选择是人工神经网络设计中最为关键的步骤,它直接影响网络对复杂问题的映射能力。目前普遍采用的是比较可靠的试算法:开始使用很少的隐层数及隐层神经元数进行网络训练和测试,然后不断增加其个数,比较不同方案的训练和测试结果,选取合适的隐层数及隐层神经元节点数。

(4)训练样本的选择。网络所需样本的数量主要由映射关系的复杂程度决定,一般映射关系越

复杂,所需的训练样本就越多.通常选择样本时遵循数量足够多、具有代表性、分布均匀的原则^[7].

3 历史洪水聚类分析

选取辽宁省大伙房水库流域 1951~2005 年的 38 场历史洪水作为本研究的基本资料,根据历史洪水的产汇流特性(如大洪水的产流系数大、降雨强度大、雨间损失小、汇流速度快、峰现时间短、

峰高量大等),应用模糊聚类分析 ISODATA 迭代模型将历史洪水按照量级大小分为大洪水、一般洪水、小洪水 3 种类型.由于洪峰流量和洪水总量是衡量洪水量级大小的主要指标^[8],本文以场次洪水过程的洪峰流量和洪水总量为模糊聚类特征指标,对历史洪水进行模糊 ISODATA 聚类分析.大伙房水库流域 1951~2005 年间 38 场历史洪水的模糊聚类指标特征值见表 1.

表 1 大伙房水库流域 1951~2005 年间 38 场洪水模糊聚类指标特征值

Tab.1 The fuzzy clustering index characteristic of the floods in Dahuofang reservoir basin during 1951-2005

洪号	洪峰流量/(m ³ ·s ⁻¹)	洪水总量/10 ⁶ m ³	洪号	洪峰流量/(m ³ ·s ⁻¹)	洪水总量/10 ⁶ m ³
19510821	1 434	370	19850818	2 113	327
19530712	392	89	19860729	2 122	614
19530728	2 820	462	19890721	739	184
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
19750729	4 250	962	20040723	568	115
19850730	1 473	284	20040729	619	132
19850803	2 139	571	20050701	737	150
19850813	2 609	399	20050813	5 876	799

大伙房水库属于多年调节水库,防洪库容较大,通常对洪水量级大小的影响程度上来看洪水总量权重应大于洪峰流量权重.但是在防洪关键时期,对于下游防洪任务较为艰巨的大伙房水库,当水库遭遇下游防洪标准洪水,为下游错峰后库水位接近闸门顶时,从安全角度考虑,预报洪水的洪峰流量可与洪水总量取为等权重.因此,经分析

洪水总量和洪峰流量对洪水量级大小的影响程度,取指标权向量 $\mathbf{W} = (0.5 \ 0.5)$,代入模糊聚类循环迭代模型式(4)与式(3)计算分类数为 3 时的最优模糊聚类中心矩阵 \mathbf{S}^* 和最优模糊聚类矩阵 \mathbf{U}^* .

$$\mathbf{S}^* = \begin{pmatrix} 0.642 & 0.185 & 0.076 \\ 0.735 & 0.313 & 0.120 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{U}^* = \begin{pmatrix} 0.008 & 0.005 & 0.023 & 0.016 & 0.005 & \cdots & 0.001 & 0 & 0.836 \\ 0.865 & 0.051 & 0.901 & 0.910 & 0.924 & \cdots & 0.013 & 0.002 & 0.111 \\ 0.127 & 0.944 & 0.076 & 0.074 & 0.071 & \cdots & 0.986 & 0.998 & 0.053 \end{pmatrix}$$

根据最优模糊聚类矩阵 \mathbf{U}^* 中各样本对各类别的相对隶属度,模糊聚类结果如表 2 所示.

对表 2 历史洪水模糊聚类成果表进行分析:5 场大洪水、16 场一般洪水、17 场小洪水的平均洪

表 2 大伙房水库流域历史洪水聚类成果表

Tab.2 The clustering output of the history floods in Dahuofang reservoir basin

洪号	类别												
19510821	2	19540913	2	19640806	2	19750729	1	19860729	2	19950724	3	19960729	2
19530712	3	19600801	1	19640812	2	19850730	3	19890721	3	19950728	1	19960810	3
19530728	2	19630722	3	19640818	3	19850803	2	19900812	3	19950806	2	20010704	3
19530818	2	19640721	3	19650801	3	19850813	2	19910728	2	19960717	3	20020731	3
19540825	2	19640729	3	19710731	1	19850818	2	19930803	2	19960723	2	20040723	3
20040729	3	20050701	3	20050813	1								

注:类别 1 表示大洪水,类别 2 表示一般洪水,类别 3 表示小洪水

峰流量分别为 $6\ 287$ 、 $1\ 969$ 、 $838\ \text{m}^3/\text{s}$ ；平均洪水总量分别为 981×10^6 、 413×10^6 、 $170 \times 10^6\ \text{m}^3$ ；其中大洪水的平均洪峰流量分别是一般洪水、小洪水平均洪峰流量的 3.2 倍、7.5 倍，一般洪水的平均洪峰流量亦是小洪水的 2.3 倍；大洪水的平均洪水总量分别是一般洪水、小洪水平均洪水总量的 2.4 倍、5.8 倍，一般洪水的平均洪水总量亦是小洪水的 2.4 倍。由上述分析可见：模糊聚类的分类结果即各类别洪水间存在明显的差异性，在此基础上进行水文模型参数的分类率定是合理的，且可以此聚类结果作为实时 BP 网络的输出，对 BP 网络进行训练，从而进行洪水类别实时识别。

4 流域洪水分类预报

4.1 基本思路及实例背景

由于洪水现象纷繁复杂，变化频繁，不同类型的洪水具有不同的产汇流规律，如果采用一组水文预报模型参数对全流域洪水进行预报，必然存在很大的预报误差。因此可以通过水文预报模型参数的分类率定来寻找同类型洪水产汇流的规律；在此基础上判断实时洪水所属类型并采用相应的水文预报模型参数进行洪水分类预报，进而提高预报精度。上述模糊 ISODATA 聚类结果可用于洪水的参数分类率定，但是由于模糊 ISODATA 聚类方法的迭代时间较长，该法只适于样本的离线分类，而不适于样本在线分类，对实

时洪水分类时采用上述的 BP 神经网络分类模型。

辽宁省大伙房水库以上流域集水面积 $5\ 437\ \text{km}^2$ ，水库下游有抚顺、沈阳等大中城市，一旦发生洪水会给该地区经济带来严重影响。因此水库以上流域准确的洪水预报是进行合理调度的可靠依据，对确保水库安全，保证城市供水，有效减轻下游洪水威胁和灾害，实现整个流域的防洪安全有重要的现实意义。结合本流域具体情况和特性，产汇流预报模型采用大伙房模型^[9]。该模型于 1973 年由辽宁省大伙房水库管理局提出，在大伙房水库流域经过调试和精度验证后进行使用，至今已有 30 余年，在水库洪水预报及调度中发挥了显著作用。模型共有两部分，一是八参数超渗产流计算模型，引用双层入渗曲线进行扣损计算，并以抛物线描述表层蓄水量和下层渗率的分布状况；二是八参数变强度、变速度的经验单位线汇流计算模型，参数随降雨分布而变，采用“前期影响净雨”描述汇流速度的变化。为进一步提高大伙房水库流域洪水预报精度，本文建立了 BP 神经网络实时洪水分类模型：依据输入的实时降雨及洪水信息，利用 BP 神经网络分类模型进行实时快速在线分类。根据面临时刻洪水的所属类别在模型参数库中选择相应类别的模型参数，最后利用选取的水文预报模型参数进行洪水分类预报。实时洪水分类预报流程如图 1 所示。

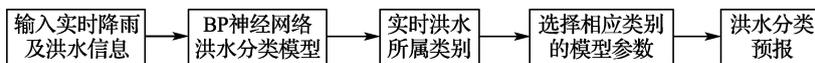


图 1 实时洪水分类预报流程图

Fig. 1 The process of classified forecast for real-time flood

4.2 实时洪水分类模型 BP 神经网络结构设计

结合水库以上流域长系列水文资料，训练和模拟样本均以场次洪水为依据。将场次洪水的降雨特征指标作为训练样本输入，利用上述模糊 ISODATA 聚类结果（即洪水所属类别）作为训练样本输出进行 BP 神经网络训练，则训练后的 BP 神经网络即为一智能分类模型，可以对面临时刻的洪水进行自动分类。其网络结构设计如下。

(1) 输入层：输入层的节点数目，取决于影响

因子的维数，即这些节点能够代表每个影响因子，且每个输入的影响因子确实对输出对象有影响。本文采用该方法判断洪水所属类别，输入因子为场次洪水时段平均降雨量 \bar{P} 、前期土壤影响雨量 P_a 、上游测站的测站平均累积降雨量 P_u 、中游测站的测站平均累积降雨量 P_m 及下游测站的测站平均累积降雨量 P_d 。

(2) 隐层数及隐层神经元节点数的确定。已经证明，具有 sigmoid 非线性函数的三层神经网络

可以任意逼近任何连续函数^[10]。因此本文采用三层BP神经网络结构,并采用较为可靠的试算法确定隐层神经元节点数为8个。

(3)输出层.取输出层节点数为1,数值为各场次洪水对应的类别。

(4)网络主要参数的确定.经过试算取学习率为0.5,动量参数为0.1,要求精度为0.1。

(5)训练与检验样本的选择.根据选择洪水样

本时样本数量足够多、具有代表性且分布均匀的原则,选取大伙房水库以上流域1951~1995年45年的28场洪水作为训练样本,1996~2005年的10场洪水作为检验样本。

(6)样本数据的预处理.采用上述介绍的比例压缩法.其中 T_{\min} 取值0.1, T_{\max} 取值0.9。

应用上述网络设计结构,当网络输出误差满足停止条件时,其训练及检验样本的输出结果见表3。

表3 BP神经网络分类模型输出结果

Tab.3 The resultant output of BP neural networks classified model

训练样本											
洪号	输出值	类别									
19510821	2.035 8	2	19630722	2.926 7	3	19710731	1.002 2	1	19890721	2.992 7	3
19530712	3.000 0	3	19640721	2.997 7	3	19750729	1.023 8	1	19900812	2.994 1	3
19530728	2.013 0	2	19640729	2.999 9	3	19850730	2.977 9	3	19910728	1.996 2	2
19530818	1.953 3	2	19640806	2.007 6	2	19850803	1.993 9	2	19930803	1.982 2	2
19540825	2.056 0	2	19640812	1.994 1	2	19850813	2.004 0	2	19950724	2.965 2	3
19540913	2.001 2	2	19640818	2.969 4	3	19850818	1.988 5	2	19950728	0.997 4	1
19600801	0.973 9	1	19650801	2.978 1	3	19860729	1.995 0	2	19950806	1.996 0	2
检验样本											
洪号	输出值	类别									
19960717	2.999 9	3	19960810	2.908 2	3	20040723	2.997 0	3	20050813	0.963 9	1
19960723	2.104 2	2	20010704	2.938 9	3	20040729	2.985 9	3			
19960729	1.983 1	2	20020731	2.852 2	3	20050701	2.992 5	3			

注:类别1表示大洪水,类别2表示一般洪水,类别3表示小洪水

由表3可知,此三层BP神经网络训练样本与检验样本的分类结果和模糊聚类结果一致,其分类准确率均能达到100%。检验结果的最大误差为0.147 8,其相对误差为4.9%,该误差不会产生分类分歧。由此可认为此网络的映射能力较高,完全能够进行正确分类。所以,利用三层的BP神经网络解决洪水的实时分类问题是完全可行的。

4.3 流域洪水分类预报

对大伙房水库以上流域1951~2005年的38场典型洪水按模糊ISODATA聚类结果进行分类参数率定,3种类型洪水分别对应3组大伙房模型产汇流预报参数。以场次洪水为依据,利用上述BP神经网络分类模型判断实际洪水所属类别,选择其对应的模型参数进行洪水分类预报,其分类预报方案评定及与只采用一组水文模型参数进行传统预报的分析比较见表4。图2是以场次

洪水为依据用上述分类预报方法和传统预报方法对同一场洪水(洪号为“95728”)进行流量过程预报的结果。

由表4、图2可见,采用几组水文预报模型参数进行流域洪水分类预报时无论是洪水总量预报、洪峰流量预报、峰现时间预报还是洪水过程的模拟其预报效果都要优于传统的单一一组水文模型参数的预报方法。因此利用上述BP神经网络分类模型进行流域洪水实时分类预报是提高整个流域洪水预报精度的有效方法。

同时本文以“04723”场次洪水为例,说明利用此方法进行连续洪水预报时的详细过程,如图3所示。在图3中分别绘出了依据1个时段、2个时段、3个时段、4个时段、5个时段降雨及洪水信息判断当前洪水所属类别并根据相应类别的模型参数预报的洪水过程。

表 4 大伙房水库流域洪水分类预报方案评定及与传统预报分析比较表

Tab. 4 The evaluation of classified forecasting scheme and comparison between traditional and classified forecasting methods in Dahuofang reservoir basin

类别	率定期					
	洪水总量		洪峰流量		峰现时间	洪水过程确定性系数
	合格率/%	相对误差	合格率/%	相对误差	合格率/%	合格率/%
大洪水	100	0.008	100	0.114	100	100
一般洪水	100	0.073	92.3	0.092	84.6	92.3
小洪水	86.7	0.119	85.7	0.121	100	92.9
分类预报平均	95.6	0.067	93.0	0.109	94.9	95.1
传统预报	87.1	0.103	77.4	0.132	83.9	93.5

类别	检验期					
	洪水总量		洪峰流量		峰现时间	洪水过程确定性系数
	合格率/%	相对误差	合格率/%	相对误差	合格率/%	合格率/%
大洪水	100	0.036	100	0.095	100	100
一般洪水	100	0.119	100	0.126	100	100
小洪水	100	0.083	100	0.074	100	100
分类预报平均	100	0.079	100	0.098	100	100
传统预报	85.7	0.087	71.4	0.114	85.7	100

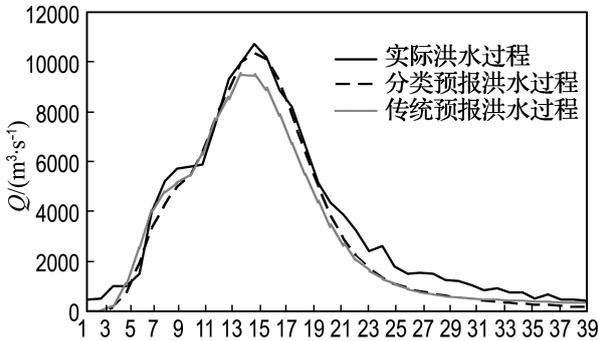
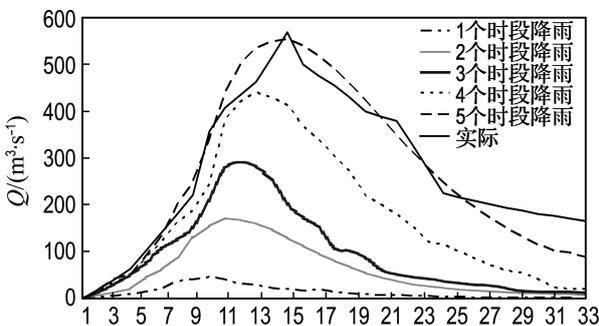


图 2 95728 洪水的实测、传统预报、分类预报流量过程线

Fig. 2 The factual, traditional forecasting and classified forecasting flow hydrograph for the flood 95728

图 3 04723 洪水分类预报过程分段显示
Fig. 3 Showing of the classified forecasting process for the flood 04723 by stages

由图 3 可见,利用本模型进行实时洪水过程连续分类预报能够准确预报未来洪水的整体变化趋势,此方法可以应用到洪水实时预报和校正工作中。

5 结 语

洪水过程的随机性和复杂性给预报工作带来了不可避免的困难^[11],为进一步提高流域洪水预报精度,本文探索了辽宁省大伙房水库以上流域洪水的分类规律.采用模糊聚类方法对历史洪水进行分类,并进行水文预报模型参数的分类调试;建立了 BP 神经网络分类模型判断实时洪水类型,选择其对应的模型参数进行洪水分类预报。

结果表明:大伙房水库以上流域洪水以洪水总量和洪峰流量为特征指标按照量级大小分为大洪水、一般洪水和小洪水 3 种主要类型;BP 神经网络分类模型可以准确地判断流域洪水所属类型;在此基础上进行的流域洪水分类预报方法提高了全流域整体预报精度,为水库的实时调度提供了可靠依据.此外,有关洪水分类特征指标的选取对洪水分类及识别结果的影响是值得进一步探讨的问题。

参考文献：

- [1] 欧春平. 智能算法在流域洪水预报系统建模中的应用及其软件集成体系[D]. 大连：大连理工大学，2001
- [2] 关志成，朱元铎，段元胜，等. 水箱模型在北方寒冷湿润半湿润地区的应用探讨[J]. 水文，2001，**21**(4)：25-26
- [3] 李致家，孔祥光，张初旺. 对新安江模型的改进[J]. 水文，1998，**18**(4)：19-22
- [4] 维文生，韩家. 超渗和蓄满同时作用的产流模型研究[J]. 水土保持学报，1992，**6**(4)：6-13
- [5] 包为民，王从良. 垂直混合产流模型及应用[J]. 水文，1997，**17**(3)：18-21
- [6] 陈守煜. 工程模糊集理论与应用[M]. 北京：国防工业出版社，1998
- [7] 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
- [8] 中华人民共和国水利部. 中国'98大洪水[M]. 北京：中国水利水电出版社，1999
- [9] 大连理工大学，国家防汛抗旱总指挥部办公室. 水库防洪预报调度方法及应用[J]. 北京：中国水利水电出版社，1996
- [10] 熊桢，郑兰芬. 分层神经网络分类算法[J]. 测绘学报，2000，**29**(3)：229-234
- [11] 刘利平，陈健，张礼平. 应用模糊聚类方法制作韩江洪水预测[J]. 水文，2006，**26**(2)：60-62

Research on classified flood forecast based on fuzzy clustering and BP neural networks

REN Ming-lei, WANG Ben-de*

(School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Traditional flood forecast usually tries to find the generic or average disciplinarian of forming runoff in the basin by rating a set of hydrological model parameters, and its forecasting precision needs to be further improved. Firstly, the historical floods were divided into several types by fuzzy clustering ISODATA iterative model, and several sets of hydrological model parameters were debugged separately. Secondly, BP neural networks classified model was established to judge the category of real-time flood, and the model parameters fit to the real-time flood were chosen to realize classified flood forecast. The factual application in Dahuofang reservoir basin shows that this method can realize the classification of real-time flood on-line, improve the forecasting precision integrally, and provide reliable information for real-time operation of the reservoir.

Key words: flood forecast; classification; BP neural networks; fuzzy clustering