

基于模糊推理和关联规则分析的河道洪水预报模型

张弛*, 周惠成, 李伟

(大连理工大学 土木水利学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 河道洪水预报过程是一项复杂的非线性计算过程. 为及时准确地预报下游河道特征值, 针对传统模糊推理中存在的规则数过多和模型参数难以确定的问题, 提出了一种新的模糊推理河道洪水预报模型. 该模型以 T-S 模糊推理法为基础, 通过对历史数据的关联规则分析和建立非线性优化模型确定模糊规则数目和模型参数, 最后预报未来出现的流量数值. 实例分析表明, 基于模糊推理和关联规则分析的河道洪水预报模型易于理解, 特别对防洪比较重要的高流量的预报结果较好.

关键词: 洪水预报; 模糊推理; 关联规则分析

中图分类号: TV124 **文献标志码:** A

0 引言

在较大流域范围内, 对于天然河道情况比较复杂的河系, 在已知上游各测站流量水位时, 如何利用河道洪水预报模型及时准确地预报下游河道特征值是一个实践性很强的重要问题. 例如 1998 年松花江流域大洪水中, 哈尔滨站发生的 50 年一遇的大洪水, 就是由嫩江流域 7 月、8 月初、8 月中旬的 3 次洪水传入松花江而引起^[1]. 目前河道洪水预报的方法主要分为 3 类: 一是以河道汇流机制为基础的概念预报模型, 如马斯京干法^[2]; 二是对历史洪水资料分析和模拟为主, 而对洪水成因考虑比较少的黑箱预报模型, 如神经网络法^[3,4]; 三是建立在对水流一维或二维概化基础上的数学预报模型^[5]. 这 3 类方法各有特点. 概念预报模型物理概念明确, 精度可靠且操作方法简单, 但许多环节上要借助于概念性元素的模拟或基于经验函数关系; 而这些关系难以反映复杂的水文现象和物理作用机制. 黑箱预报模型在历史数据的基础上通过复杂的非线性计算对洪水传播过程进行模拟, 建模简单, 可以通过自学习的方法识别某条河道的洪水演进规律; 但黑箱模型由于自身对数据的依赖性比较强且缺乏明显的物理关系, 容易出现水文峰值预报不准、内部过于复杂导

致计算时间过长等问题. 基于概化数值计算的数学预报模型近年取得了较大的发展, 但对于支干汇流频繁交汇的河系仍很难模拟.

本文介绍的模糊推理预报方法的基本思想是: 根据模糊控制理论, 将流量用模糊语言描述; 通过历史数据的关联规则分析确定模糊推理规则集, 建立基于 IF-THEN 规则的模糊推理机; 然后再通过对历史洪水资料的分析得出相应参数从而建立模糊推理洪水预报模型; 最后根据已知和未知的模糊关系来预报未来出现的流量数值.

1 T-S 模糊推理

模糊控制的主要优势是可以将一些模糊的概念用科学的更符合逻辑的模糊方法来表述. 目前模糊控制领域应用最为广泛的推理方法是 Mamdani 模糊推理^[6]和 T-S 模糊推理^[7], 前者主要分为 3 个清晰阶段: 模糊化、模糊逻辑推理、反模糊化, 即 Mamdani 模糊规则推理得到的是一个模糊集, 必须通过第 3 个阶段将它反模糊化, 从而得到一个数值型的清晰的结果. T-S 模糊推理和前者的不同之处在于它将前者的第 2、3 阶段合二为一, 即模糊规则的结论部分是一个由多个输入值组合的数值型清晰结果, 由于河道洪水从成因

收稿日期: 2006-08-15; 修回日期: 2008-02-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50479056); 大连市科技计划资助项目(2007E21SF165).

作者简介: 张弛* (1975-), 男, 博士, 讲师, E-mail: czhang@dlut.edu.cn.

上分析是由上游各支流洪水传播及流域区间降雨径流组合引起的,这与 T-S 模型的结构比较类似,本文选用 T-S 模糊推理方法进行河道洪水预报.

对于 T-S 模糊推理方法,模糊推理机的控制规则如下:

$$R_r: \text{IF}(x_1 \text{ is } A_r^{(1)}, x_2 \text{ is } A_r^{(2)}, \dots, x_p \text{ is } A_r^{(p)}) \\ \text{THEN } y_r = f_r(x_1, x_2, \dots, x_p) \quad (1)$$

式中: R_r 表示第 r 个规则; x_1, \dots, x_p 表示 p 个输入变量; $A_r^{(1)}, \dots, A_r^{(p)}$ 为每个输入变量的模糊子集; y_r 为第 r 个推理规则的输出,可以用各个输入的线性组合来表示,如

$$y_r = f_r(x_1, x_2, \dots, x_p) = \\ b_r(0) + b_r(1)x_1 + \dots + b_r(p)x_p \quad (2)$$

整个模糊推理系统的最终输出利用重心法得出为

$$y = \frac{\sum_{r=1}^k \alpha_r y_r}{\sum_{r=1}^k \alpha_r} = \frac{\sum_{r=1}^k \alpha_r f_r(x_1, x_2, \dots, x_p)}{\sum_{r=1}^k \alpha_r} \quad (3)$$

式中: α_r 为第 r 个模糊规则与模型输入的贴程度,由第 r 个规则的 p 个输入值的相对应的 p 个模糊隶属度取小得到; k 为模糊规则数目.

2 基于关联规则分析的模糊规则确定方法

目前,模糊推理应用中存在的一个主要问题是模糊规则会随着输入变量的增加而导致指数级增长,过多的规则不仅使模型复杂,计算时间过长,而且对提高精度不一定有显著的作用.例如: Russell 等^[8]提出了一种模糊推理模型来推求水库最有效运行规则,并认为模糊推理在水库调度中是有发展前途的,但易受到“维数灾”的影响.在实际控制系统中,并不是所有的组合都会出现,有不少组合是不会出现的,还有一些组合出现但对应用没有意义.因此如何在保证模糊推理精度的前提下尽可能减少模糊规则数,使控制算法简单、可行,是应用中的一个重要问题.

关联规则分析是数据挖掘研究的一个重要分支.该问题于 1993 年由 Agrawal 等^[9]在对市场购物篮问题进行分析时首次提出,用以发现商品销售中的顾客购买模式.本文从河道洪水的历史资料中进行预报关联挖掘,尝试得到合理的水上游各支流河道流量和下游干流河道的流量相关性信

息,从而建立简化的模糊规则集合.

3 基于模糊推理的河道洪水预报模型

基于模糊推理的河道洪水预报模型主要分为 3 个部分:一为数据预处理阶段,即将河道历史流量或水位数据处理为符合预报要求提前时段的数据集;二为模型模糊规则集和模型参数的生成阶段,即基于历史数据利用优化方法将规则库中相应规则的参数生成;三为基于模糊推理机利用输入的上游河道流量(水位)推理下游流量(水位)的推理过程,最终生成预报结果.在应用过程中,洪水传播时间随流量而变化,汇流预报时考虑上游一个流量系列往往更合理,但是对影响下游某时段流量(水位)的时间系列长度往往很难确定,因此本文的规则参数取的是洪水平均传播时段前的流量(水位)及相应变化趋势,从成因角度分析,通过不同的涨落变化趋势结合不同的流量(水位)来考虑洪水传播能在一定程度上解决传播时间难以确定的问题,同时又对模型作了相应简化.整个流程图如图 1 所示.

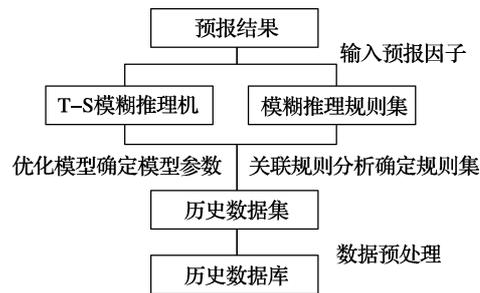


图 1 基于模糊推理的河道洪水预报流程
Fig. 1 Flowchart of river flow forecasting based on fuzzy inference

下面以一个简单的河道洪水传播为例来介绍模型如何运行.假如 a 河流来水主要受上游编号为 $1, 2, \dots, n$ 的 n 条河流来水的影响.现已有部分这 $n+1$ 条河流的历史数据,已知一个时段前的上游 n 条河流控制站的流量,预测 a 河的某控制站一个时段后(为简化介绍,假设各支流到 a 河洪水传播时间相同,都为一个时段)的流量,过程如下:

(1) 确定上游 n 条河流控制站流量的各个模糊子集的隶属度函数

将流量分为 3 个模糊子集:低流量、中流量和高流量.假设经过对历史数据的聚类分析,模糊隶属度函数如下式:

$$f_i(Q^i) = \begin{cases} m_l(Q^i) \\ m_m(Q^i) \\ m_h(Q^i) \end{cases} \quad (4)$$

其中 $m_l(Q^i)$ 、 $m_m(Q^i)$ 、 $m_h(Q^i)$ 分别代表第 i 条支流控制站流量属于低、中、高流量的隶属度函数。

(2) 确定模糊规则集

n 条河流, 3 种模糊状态, 共有 3^n 条模糊规则, 部分如下:

R_1 : IF (Q^1 是低流量, Q^2 是低流量, ..., 并且 Q^n 是低流量) THEN Q^a 是 ...;

R_2 : IF (Q^1 是低流量, Q^2 是中流量, ..., 并且 Q^n 是低流量) THEN Q^a 是 ...;

.....

R_{3^n} : IF (Q^1 是高流量, Q^2 是高流量, ..., 并且 Q^n 是高流量) THEN Q^a 是 ...

规则中 $Q^1, Q^2, \dots, Q^n, Q^a$ 分别代表支流 1, 支流 2, ..., 支流 n 和干流 a 相应控制站的流量. 现将 $n+1$ 条河流的历史流量信息利用隶属度式(4), 同时基于最大隶属度原则将数据整理后列入表 1. 表中每条记录对应一个历史时间 t , n 条支流的流量即是 t 时刻该河的流量, 而 a 河流的流量是 $t + \Delta t$ 时刻后的流量.

表 1 河流历史流量记录

Tab. 1 Historical flux data of rivers

记录数	支流 1	支流 2	...	支流 n	河流 a
1	高	中	...	高	高
2	高	低	...	中	中
⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮

利用关联规则分析的主要算法 Apriori^[9], 对数据集挖掘步骤如下:

① 设 $I = \{i_{11}, i_{12}, i_{13}, i_{21}, i_{22}, i_{23}, \dots, i_{n1}, i_{n2}, i_{n3}, i_{01}, i_{02}, i_{03}\}$ 是项的集合, 每一项依次代表支流 1, 支流 2, ..., 支流 n , 河流 a 的流量高、中、低的属性. 将整理后的数据记录放入数据集 D 中, D 中的每条记录 T_j 是一个项集, $T_j \subseteq I$ 且 $j \in \{1, \dots, N\}$, 其中 N 为所有的记录数. 例如表 1 中的第 1 条记录 $T_1 = \{i_{13}, i_{22}, \dots, i_{n3}, i_{03}\}$, 代表 T_1 时刻支流 1 为高流量, 支流 2 为中流量, ..., 支流 n 为高流量, 河流 a 在 $T_1 + \Delta t$ 时刻后为高流量, 其中 Δt 为预见期. 数据集 D 中共有 N 条记录 $\{T_1, \dots, T_N\}$.

② 指定要挖掘出的规则的约束条件, 即制定规则形式, 本例中指定规则后项为河流 a 的流量. 确定最小支持度 \min_sup 和信任度 \min_conf .

③ 逐层迭代生成频度项集. 根据最小支持度, 首先扫描所有记录, 找出所有的频度 1 项集 $L = \{i_{kl}\}$, 即满足条件 $\sum T_{kl} / N > \min_sup$, 其中 $\sum T_{kl}$ 为所有记录中包含 i_{kl} 的记录个数, $k \in \{1, \dots, n\}$, $l \in \{1, 2, 3\}$. 然后在 1 项集的基础上依次扫描所有记录, 依次生成所有的频度项集 L_1, \dots, L_m , 其中 m 为频度项集中项的个数.

④ 针对每个频度项集 l , 产生 l 的所有非空子集. 对于 l 的每个非空子集 s , 如果 $\text{support}(l) / \text{support}(s) \geq \min_conf$, 则输出规则为 $s \Rightarrow (l - s)$, 其中 $\text{support}(l)$ 和 $\text{support}(s)$ 分别代表所有记录中包含两个项集的记录数.

⑤ 评估所有生成的规则, 分析水文信息关联性.

关联规则挖掘算法主要目的是从历史数据的角度分析 a 河流一般在上游各支流分别处在什么条件下, 也就是在什么样的推理规则下容易频繁出现高流量情况, 从而对推理规则集进行优化, 将对洪水传播意义不大的规则组合进行删除或合并, 将 3^n 条规则简化为 M 条规则, $M < 3^n$, 最大程度地减少规则集合的数目, 从而解决模糊推理中规则数过多的问题.

(3) 确定各模糊规则中河流 a 流量 Q^a 的表达式

由式(2)看出, 在 T-S 模糊推理模式中, a 河的流量可以认为主要是由上游 n 条支流汇流以及各支流测站至 a 河测站间的降雨汇流组成, 这里 $p = n$. 为简化问题, 假设忽略河段间区域的降雨汇流, 即常数项 $b_r(0) = 0$. 则式(2)简化为

$$\begin{aligned} R_1: Q^a &= x_{11} Q^1 + x_{12} Q_m^2 + \dots + x_{1n} Q_m^n \\ R_2: Q^a &= x_{21} Q_m^1 + x_{22} Q_m^2 + \dots + x_{2n} Q_m^n \\ &\dots \end{aligned} \quad (5)$$

$$R_M: Q^a = x_{M1} Q_h^1 + x_{M2} Q_h^2 + \dots + x_{Mn} Q_h^n$$

以上是简化后的 M 条规则的表达式, x_{23} 代表第 2 条规则中支流 3 流量的权重参数. 其中 Q_l, Q_m, Q_h 分别代表低、中、高流量. 式中各子式得到的结果为在各个规则下 a 河的流量输出值.

(4) 整理历史数据集

整理历史数据集为 $\{Q^1, Q^2, \dots, Q^n, Q^a, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{kl}, \dots, \alpha_{Mk}\}$, $i = 1, \dots, N$, 其中 Q^1, Q^2, \dots, Q^n 代表第 i 条历史记录中支流 1, 支流 2, ..., 支流 n 在 t 时刻的真实流量; Q^a 代表第 i 条历史记录中, a 河流在 $t + \Delta t$ 时段后的真实流量; N 为历史

记录的个数, α_{ki} 为第 i 条记录属于第 k 个规则 ($k = 1, \dots, M$) 的隶属度, 用下式求得:

$$\alpha_{ki} = \min\{\alpha_{ki}^1, \alpha_{ki}^2, \dots, \alpha_{ki}^n\} \quad (6)$$

其中 $\alpha_{ki}^1, \alpha_{ki}^2, \dots, \alpha_{ki}^n$ 分别代表各支流流量分别属于规则 k 中相应支流流量级别的隶属度, 用式(4)求出.

(5) 建立针对各个规则的优化模型, 解出各个规则中各支流的流量权重参数

如针对规则 $k(k = 1, \dots, M)$, 建立基于最小距离平方和的约束优化模型:

$$\min \sum_{i=1}^N \alpha_{ki}^2 (Q_i^n - x_{k1} Q_i^1 - x_{k2} Q_i^2 - \dots - x_{kn} Q_i^n)^2 \quad (7)$$

通过式(7)解出针对规则 k 的各支流流量权重参数 $x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}$, 即为式(5)中第 k 行的参数; 同理可求出式(5)中所有权重参数.

(6) 运用模型进行预报

模型输入信息为 t 时段的各支流的流量 Q^1, Q^2, \dots, Q^n , 利用式(4)、(6)可得到 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M$; 将 $\{\alpha_1 Q^1, \alpha_1 Q^2, \dots, \alpha_1 Q^n\}, \dots, \{\alpha_M Q^1, \alpha_M Q^2, \dots, \alpha_M Q^n\}$ 的值与步骤(5)中得到的参数代入式(5)中的各个子式, 可分别得到 $Q_1^t, Q_2^t, \dots, Q_M^t$, 将 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M$ 及 $Q_1^t, Q_2^t, \dots, Q_M^t$ 代入式(3), 得结果 Q^t , 即最终预报结果.

以上模型介绍时, 为了简化描述采用了一些假设, 如各支流洪水传播时间假定相同、没有考虑水势变化等, 在实例研究中都详细地给予考虑.

4 应用实例

本文以嫩江流域的诺敏河上的古城子、讷谟尔河上的德都、嫩江干流上游的阿彦浅 3 个河道控制站为对象, 研究嫩江干流下游同盟的河道洪水预报. 同盟站来水主要由以上 3 个干支流洪水传播产生, 因此选取干支流上具有代表性的三站进行分析. 由于与诺敏河、讷谟尔河、嫩江干流上游流域比较, 从古城子、阿彦浅、德都到同盟站之间的流域面积比较小, 忽略了此区间的降雨对同盟站的影响. 选取该流域历史上相对丰水年 1973、1978、1979、1980、1984、1988 年的汛期四站径流流量数据为训练数据建立预报模型, 使用分别代表小、中、大、特大洪水级别的 1982、1983、1989、1969 年的汛期四站径流数据对模型进行检

验. 其中提前时间段为该河段的河道洪水平均传播时间, 预报时段长为 1 d.

本文将训练数据中阿彦浅、古城子、德都的流量分别进行聚类分析, 利用 c -means 法将三站流量分别聚为低、中、高流量. 以得到的聚类中心为参考, 三站的流量隶属度函数均采用线性函数表示, 如图 2.

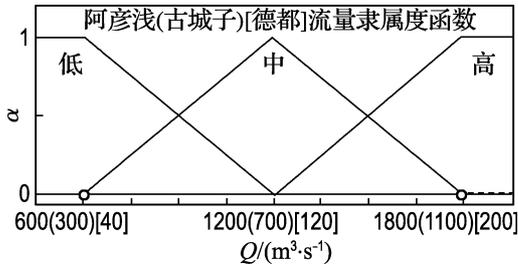


图 2 三站隶属度函数图

Fig. 2 Membership degree function of three hydrology stations

上游各河道不同的流量变化趋势必然导致下游组合洪水的不同特性, 因此把流量变化因素引入属性中无疑是更合理的. 本文进一步考虑流量的变化, 各河道流量与上一个时段的流量比较, 根据经验将流量增加大于 5%、在 5% 和 -5% 之间、小于 -5% 分别设为流量涨、平、落. 前三站的流量级别通过最大隶属度的原则确定, 同盟站的流量级别通过聚类方法得到.

利用整理后的数据进行关联规则挖掘, 挖掘在何种组合下, 同盟站可能出现高流量情况. 不同的应用具有不同的特点, 例如在商品零售业的关联挖掘中, 一般最小支持度设在 2%~5%, 最小置信度在 60% 左右. 对于本例来说, 如果最小支持度和最小置信度设得偏小, 会使挖掘的规则数过多从而达不到简化的目的; 如果最小支持度和最小置信度设得偏大, 又会使挖掘的规则集过于简化, 使模糊推理的精度降低. 本例根据洪水传播特点, 利用多种最小支持度、最小置信度的组合进行挖掘, 最后得出最小支持度为 5%, 最小置信度为 60% 时挖掘的规则集较好. 通过此方法得到的结果部分如下:

阿彦浅中流量 and 古城子高流量 \Rightarrow 同盟高流量

阿彦浅高流量 and 古城子中流量 \Rightarrow 同盟高流量

阿彦浅高流量 and 古城子高流量 => 同盟高流量

阿彦浅中流量 and 古城子中流量 => 同盟高流量

德都高流量 and 阿彦浅高流量 and 古城子低流量 => 同盟高流量

阿彦浅涨水 and 古城子涨水 => 同盟高流量

.....

从挖掘结果可以看出这样一些特点：(1)由于流量量级小，德都站的流量对同盟洪峰影响不大。(2)阿彦浅和古城子的洪峰组合往往引起同盟的洪峰。(3)在趋势组合中，德都的趋势可以忽略不计，阿彦浅和古城子最多的组合是同涨或同落，其次是涨平、落平等组合；涨落和落涨的组合很少。

鉴于以上特点，对规则集进行如下的简化：

(1)将德都的流量级别重新划分为 2 种：一种为中低流量、一种为高流量。同时德都的流量趋势因为对下游影响较小，在规则中不予考虑。(2)将阿彦浅和古城子的流量组合简化为高中、中高、高高、中中、中低、其他等 6 种组合。(3)将阿彦浅和古城子的流量趋势组合分为涨涨、落落、平落或涨平、平涨或落平、其他等 5 种组合。根据以上 3 条原则确定的规则共有 $2 \times 6 \times 5 = 60$ 条，远小于原来的 3 条支流、3 个流量等级、3 种趋势所组成的 729 条规则。部分规则如表 2 所示。

使用带有约束的优化模型确定模型参数，部分规则见表 3。

表 2 模糊推理规则集

Tab. 2 Fuzzy inference rules set

规则	德都		阿彦浅		古城子	
	流量	趋势	流量	趋势	流量	趋势
⋮	⋮		⋮	⋮	⋮	⋮
6	高		中	落	高	落
7	高		中	落或平	高	平或涨
8	高		中	平或涨	高	落或平
9	中或低		高	涨	中	涨
10	中或低		高	落	中	落
⋮	⋮		⋮	⋮	⋮	⋮

表 3 模糊推理洪水预报规则

Tab. 3 Fuzzy inference flow forecasting rules

规则	IF			THEN
	德都 Q_1	阿彦浅 Q_2	古城子 Q_3	同盟
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
17	中低	高(涨)	高(涨)	$1.1067 Q_1 + 1.1878 Q_2 + 0.6646 Q_3$
18	中低	高(落)	高(落)	$0.9723 Q_1 + 1.1680 Q_2 + 1.0206 Q_3$
19	中低	高(落、平)	高(平、涨)	$0.7682 Q_1 + 0.8906 Q_2 + 1.1924 Q_3$
20	中低	高(平、涨)	高(落、平)	$0.9765 Q_1 + 1.1930 Q_2 + 0.8850 Q_3$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

选取洪水峰值分别在 $1\ 500 \sim 2\ 000\ m^3/s$ 的 1982 年汛期、 $3\ 000 \sim 4\ 000\ m^3/s$ 的 1983 年汛期、 $6\ 000 \sim 8\ 000\ m^3/s$ 的 1989 年汛期和 $8\ 000\ m^3/s$ 以上的 1969 年汛期作为模型检验数据集。利用模糊规则集分别对这 3 个汛期同盟流量进行模糊推理，得到结果见图 3。为便于比较，将分段马斯京干法的预报结果与实测流量值也绘于图 3。两种方法预报的结果见表 4。

从图 3 与表 4 可以看出，在本文例中，模糊推理预报高流量过程精度要好于马斯京干法，但对

低流量过程的预报精度和马斯京干法差不多，其重要原因是模糊规则集简化确定的原则减少了对低频率、低流量预报结果的精度。而对于基于水量平衡方程和槽蓄方程的马斯京干法而言，在本例中一是由历史资料率定的参数不是很稳定，二是因参数的均化及演算方法本身的原因，造成演算的出流过程存在着一定的系统偏差，表现为有一定的滞后性。但马斯京干法相对简单实用，当参数率定较准时，在河流交汇不频繁的流域仍有一定的应用空间。

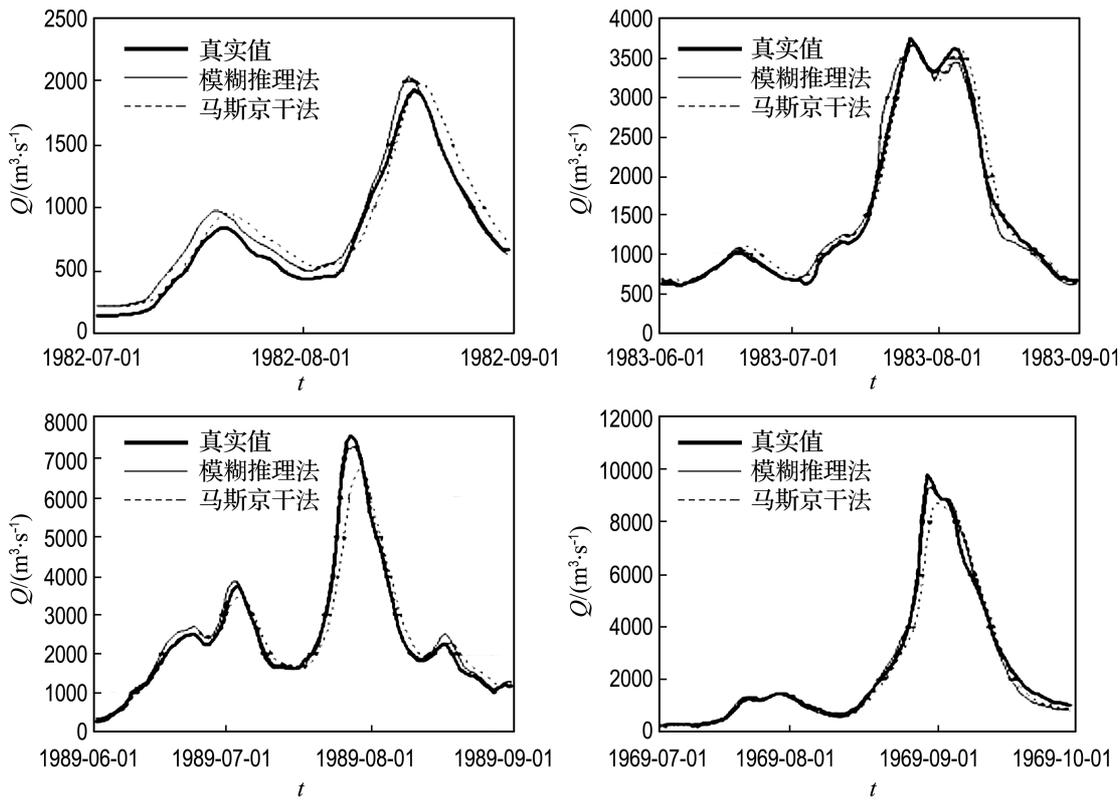


图 3 1982、1983、1989、1969 汛期同盟站流量预报结果对比

Fig. 3 Comparison of flux forecasting results of Tongmeng Station in flood season in 1982, 1983, 1989, 1969

表 4 模糊推理法与马斯京干法洪水预报成果

Tab. 4 Flow forecasting results of fuzzy inference method and Muskingum method

峰值范围/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	洪号	模糊推理法			马斯京干法		
		峰值相对 误差/%	峰现时间相对 误差/时段数	洪水总量 误差/%	峰值相对 误差/%	峰现时间相对 误差/时段数	洪水总量 误差/%
0~3 000	19820707	15.55	-1	22.89	13.23	0	20.67
	19820804	5.73	-1	4.59	3.26	1	5.79
	19830610	5.02	0	2.89	6.54	3	6.03
	19890605	7.96	0	9.20	0.59	1	0.33
	19890813	11.28	0	8.07	0.63	1	8.95
3 000~5 000	19830706	-2.52	0	3.65	-2.11	1	-1.34
	19830802	-4.74	1	-5.82	0.28	1	3.53
	19890629	2.82	0	2.23	-7.46	1	3.28
>5 000	19690811	-4.75	1	-1.78	-10.69	2	-5.99
	19890717	-3.67	1	-0.10	-10.50	2	-5.15

5 结 语

基于模糊推理和关联规则分析的河道洪水预报模型,首先根据模糊控制理论建立模糊推理机,然后利用关联规则分析方法对历史数据集进行关联挖掘,从而简化模糊推理规则,解决了模糊推理中规则过多的问题.该模型物理关系较为明确,对

于河网和水流复杂河系的流量与水位预报会更合适,因为这样的河网难以用水力学等模型描述.但在建立模型时需要有较长的历史洪水资料和较准确的河道洪水平均传播时间.

对于模型的适用性问题,根据洪水成因分析在时间维和空间维上可进一步扩展:(1)空间维

上的扩展:当洪水传播经过的河道汇流面积较大时,在模糊推理的规则中就要考虑此段河道的汇流影响,具体可根据流域特点,将前期土壤影响雨量、时段降雨量、时段蒸发量、累计降雨量等因素模糊化后加到推理规则中。(2) 时间维上的扩展:对于复杂流域来说,干流、一级支流、二级支流等形成了一个多层次拓扑关系,而针对流域中不同层次支流分析来预报下游洪水时预见期是不同的,因此,针对下游某一点进行预报时,最好充分利用各支流历史数据,在不同层次上建立预见期不同的洪水传播模型,然后将其在空间上叠加,形成更完整意义上的预报模型。

参考文献:

- [1] 水利部松辽水利委员会. 1998年松花江大洪水[M]. 长春:吉林人民出版社, 2002
- [2] 赵人俊. 流域水文模拟——新安江模型与陕北模型[M]. 北京:水利电力出版社, 1984
- [3] 朱星明, 卢长娜, 王如云, 等. 基于人工神经网络的洪水水位预报模型[J]. 水利学报, 2005, 36(7): 806-811
- [4] KIM G, BARROS A P. Quantitative flood forecasting using multisensor data and neural networks[J]. *Journal of Hydrology*, 2001, 246:45-62
- [5] ARONICA G, TUCCIARELLI T, NASELLO C. 2D multilevel model for flood wave propagation in flood-affected areas[J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 1998, 124(4):210-217
- [6] MAMDANI E H, ASSILIAN S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logical controller[J]. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1975, 7(1):1-13
- [7] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1985, 15(1):116-132
- [8] RUSSELL S O, CAMPBELL P F. Reservoir operating rules with fuzzy programming[J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 1996, 122(3):165-170
- [9] AGRAWAL R, IMIELINSKI T, SWAMI A. Mining association rules between sets of items in large databases[C] // *Proceedings of 1993 ACM SIGMOD. International Conference of Management of Data*. Washington D C:ACM, 1993:207-216

River flow forecasting model based on fuzzy inference and associated rules analysis

ZHANG Chi*, ZHOU Hui-cheng, LI Wei

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

Abstract: The processing of river flow forecasting includes complicated non-linear calculation, how to gain the characteristics of downriver watercourse duly and exactly based on the river flow forecasting model is very important in practice. Aiming at the existing problems on the number of fuzzy rules and parameters in traditional fuzzy inference, a new model based on T-S fuzzy inference engine is proposed to forecast river flow, which confirms rule numbers and model parameters by using associated rules analysis on historical data and non-linear programming method and therefore predicts the future flux value. Through case study, it is testified that the established model based on fuzzy inference and associated rules analysis is easy to understand and implement, especially to excellent precision for flood forecasting.

Key words: flow forecasting; fuzzy inference; associated rules analysis