

文章编号:1004-8227(2007)05-0690-05

## 基于自适应网络模糊推理方法 在河道洪水预报中的应用

周国荣<sup>1</sup>, 孔文彬<sup>2</sup>, 吴从林<sup>1</sup>, 张长征<sup>2</sup>

(1. 香港理工大学土木工程系, 香港 九龙; 2. 水利部长江水利委员会长江设计院, 湖北 武汉 430010)

**摘要:**对于易受洪灾的地区而言,快速而准确的洪水预报非常重要,能够为洪水预警消息的发布提供更长的先导时间,从而为可能受灾地区的人们提供更充足的时间以采取相应的防洪措施或安全转移。常用的预报模型包括基于物理性模型和基于系统技术模型。尽管物理性模型能对洪水形成的物理过程提供很好的解释,水文学家并不愿意使用它们,因为模型中参数的率定是比较复杂的。因此,一种基于纯数据集的黑箱技术已被广泛采纳。常用的黑箱模型包括线性模型(LR)、自回归移动平均模型(ARMA)和人工神经网络模型(ANN)等。在当前的研究中,一个相对新颖的黑箱模型——基于自适应网络的模糊推理系统(ANFIS)被用来对长江某河段的洪水进行预报。与此同时,一个线性回归模型(LR)用来作为 ANFIS 模型的对照。在构建 ANFIS 中,混合学习算法(即误差反传(BP)耦合最小二乘法(LSE))用来训练模型的参数。此外,为避免出现过度训练现象,原始数据集基于统计特征值划分成3个子集:训练集、测试集和校正集。当对 ANFIS 模型训练时,测试集用来帮助控制训练代数。结果表明,ANFIS 的预报效果优于 LR 模型。分析认为 ANFIS 能够提供预报精度是因为其采用了局部拟合技术,通常它会优于 LR 模型所采用的全局拟合技术。最后,对本研究而言,最适合的 ANFIS 模型是输入量为梯形的成员度函数。

**关键词:**洪水预报模型; 自适应网络; 模糊推理系统

**文献标识码:**A

河道洪水预报模型大体上可分为两种,一类是基于物理的或概念性模型,另一类是基于系统分析或黑箱方法的经验性模型。概念性模型是基于 de Saint Venant 的水流连续性方程和动量守恒方程,应用起来比较复杂,因为它需要大量的水文信息和较长的模型校正时间。利用经验性模型对河道洪水预报时,它不需要详细地考虑物理过程,仅仅只需要识别出输入与输入之间的映射关系,因此应用起来非常方便。鉴于经验性预报模型方便快捷的优点,操作水文学家更愿意采用经验性模型。经过多年的发展,许多经验模型已被开发应用于洪水预报,包括单位线法、瞬时单位线法、ARMAX 法、简单线性回归法和 Kalman 滤波法等(葛守西,1998 年)<sup>[1]</sup>。近年来,一些新的经验性模型被用于河道洪水预报。Shamseldin and O'Connor<sup>[2]</sup>(1996 年)开发了一个最临近线性扰动模型用于河流预报; Tokar and Johnson (1999 年)<sup>[3]</sup>通过把神经网络模型同线性回

归方法和简单概念模型相比较,发现神经网络模型对洪水的预报效果最好。Sivakumar 等(2002 年)<sup>[4]</sup>比较了分阶段重构方法和神经网络方法对河道洪水的预报,发现分阶段重构方法优于神经网络方法。然而,模糊推理系统方法在洪水预报方面的应用并不多见,其在水资源方面的应用更偏重于水库调度方面。在国内,邱林等<sup>[5]</sup>(1998 年)将模糊模式识别模型与 BP 神经网络算法相结合,建立了一种模糊模式识别神经网络预测模型。在国外,许多基于模糊规则的水库操作模型已经被开发,例如 Samuel (1996 年)、Bijaya 等(1997 年)、Tanjia 等(2002 年)和 Tilmant<sup>[6]</sup>等(2002 年)。本文的主要目的是构造一种基于自适应网络的模糊推理系统模型来预报河道洪水演进,预报中分别采用三角形和梯形的模糊成员度函数,通过同线性回归预报模型比较,提出相对最优的河道洪水模糊预报模型。

收稿日期:2006-06-28; 修回日期:2006-12-11

基金项目:香港理工大学资助(A-PE26)。

作者简介:周国荣(1961~ ),男,香港人,副教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能在水资源领域的应用。

E-mail:cekwchau@polyu.edu.hk

# 1 基于自适应网络的模糊推理系统模型

## 1.1 模糊推理系统

模糊逻辑和模糊集规则的研究起源于20世纪60年代中期(Zadeh, 1965)<sup>[7]</sup>,在模糊集理论中,属于某一个集合的隶属度通常由成员度函数来描述,该类函数的值域在 $[0, 1]$ 内。常用的成员度函数的形状包括三角形、梯形和铃形等。本研究中,模糊逻辑的应用体现在建立输入输出集的映射关系。

本文中, Takagi and Segeno 的 if-then 模糊规则被采用,该模糊规则的结论部分是由输入变量的线性组合加上一个常数组成,并且最后的模糊系统输出是每一条模糊规则输出的加权平均。下面以3个输入、一个输出变量情况为例,阐述 Takagi and Segeno 的 if-then 模糊规则集的建立及最终模糊输出。

设3个输入变量分别为  $x, y$  和  $z$ , 并且每一个输入变量被等分成3个划分。如果是水位,可以对3个划分分别给相应的人类语言如“低”、“中”和“高”。那么,模糊规则集中的规则数目为  $c^n$ , 其中  $c$  为每一个变量的划分数,  $n$  是输入变量数目, 这里均为3, 因此本例子中将产生27条规则。对于输入变量  $x, y$  和  $z$ , 假设  $i, j$  和  $k$  分别为它们的划分标识, 那么规则集的输出可表示为  $O_{i,j,k}$ , 且  $i, j$  和  $k$  的取值都为整数1、2和3。部分规则集列举如下:

假如  $x$  是低,  $y$  是低,  $z$  是低, 那么输出

$$O_{1,1,1} = a_1x + b_1y + c_1z + d_1;$$

假如  $x$  是低,  $y$  是低,  $z$  是中, 那么输出

$$O_{1,1,2} = a_2x + b_2y + c_2z + d_2;$$

假如  $x$  是低,  $y$  是低,  $z$  是高, 那么输出

$$O_{1,1,3} = a_3x + b_3y + c_3z + d_3;$$

……

假如  $x$  是高,  $y$  是高,  $z$  是高, 那么输出

$$O_{3,3,3} = a_{27}x + b_{27}y + c_{27}z + d_{27}.$$

当在某一输入情况下,对于被激活的每一条规则,输入变量  $x, y$  和  $z$  的隶属度可由成员度函数求得,再基于一种 T-标准操作(如乘法、取最值以及求平方和等)对3个输入变量的隶属度进行计算就可以获得相应规则输出量  $O_{i,j,k}$  的权重  $w_{i,j,k}$ 。在本研究中乘法操作被采用。最后,对于所有被激活的规则输出量根据各自的权重进行加权平均,从而该输入情况下的最终模糊输出如下:

$$O = \frac{\sum w_{i,j,k} \cdot O_{i,j,k}}{\sum w_{i,j,k}} \quad (1)$$

## 1.2 基于自适应网络的模糊推理系统模型

要使建立模糊推理系统能够用于预测,必须确定所有输入变量中的成员度函数的  $t_i$  和模糊规则集的  $a_i, b_i, c_i$  和  $d_i$ 。自适应网络是人工神经网络的一种,由节点及节点间的连接组成,不过在它的网络中的部分或全部节点是自适应的。Jang (1993年)<sup>[8]</sup>论述了基于BP学习算法的自适应网络训练过程。考虑到自适应网络的特性,这里我们把整个模糊推理程序映射到一个自适应网络结构中,并通过自适应网络的训练来确定模糊推理系统中的  $t_i, a_i, b_i, c_i$  和  $d_i$  参数,这些参数都位于网络的自适应节点上。从而一个基于自适应网络的模糊推理系统(ANFIS)就可确立。众所周知, BP算法的收敛速度非常缓慢。这里采用 Jang (1993年)<sup>[8]</sup>建议的混合算法(即交替运用BP法和LSE法),它的基本思想是:首先,运用BP法初步确定成员度函数的参数  $t_i$ , 然后,固定参数  $t_i$  并采用LSE法根据目标值来估计每一条规则结论部分的参数  $a_i, b_i, c_i$  和  $d_i$ 。如此循环,直到计算的目标值满足精度要求,最后确定所有参数。图1是基于混合学习算法的三输入一输出的ANFIS系统,它是多层反馈型网络结构。在图1中正方形节点和圆形分别表示自适应节点和固定节点,其中自适应节点包含参数而固定节点不包含参数。所有自适应节点的参数组合构成了自适应网络的参数集。

## 2 结果分析与讨论

### 2.1 数据采集和划分

以1984~1987年长江上宜昌和沙市两站的水位资料作为数据源。本文拟以宜昌站前几天的水位来预报沙市站下一天的水位,即一天提前预报。一个标准的预报模式是:用表达式  $x[t - (D-1)\Delta], x[t - (D-2)\Delta], \dots, x(t - \Delta), x(t)$  来预报  $x(t + p)$ 。其中  $D$  表示预报起点时间(天),  $\Delta$  为预报序列的时间间隔(天),  $p$  为提前预报时间数(天)。在本研究中取  $p=1$ , 同时设定  $\Delta=1$ 。  $D$  的值将在回归分析中进一步确定。

从4年的数据集中我们提取了1456个输入输出数据对。为使训练集的数据尽可能地具有代表性,本文把1456个数据对分为3部分:50%作为训

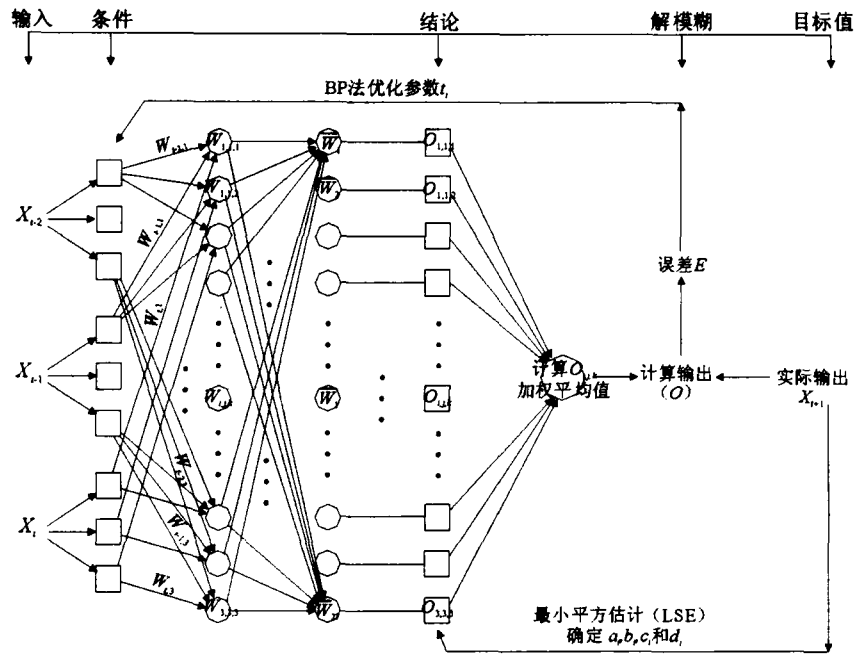


图 1 基于混合算法的 ANFIS 结构

Fig. 1 ANFIS Frame Based on Hybrid Algorithms

练样本;25%作为测试样本,它是用来控制 ANFIS 模型训练代数,防止出现过拟合;剩下的 25%作为校核样本。划分数据集时,按照 3 个数据集的平均值、标准差、最值和值域等指标来评价。通常如果这 3 组数据集中平均值、标准差、最值和值域等指标比较接近,则认为数据集划分比较合理。

2.2 线性回归(LR)模型预测

像长江这样的大河,年际间的河流特征及地区气候特征不会发生大的变化,因此,在主河道的上下游站间的水位存在着比较稳定的关系。简单的线性回归模型已被水文工作者应用于河道洪水演进预测,并被证明具有一定的精度,这里我们用它的预报结果作为 ANFIS 模型对比评价。根据上节的预报模式,首先必需确定相对较优值 D。文中分别取 D 为 1、2、3、4 和 5 建立了 5 个不同预报模式,预报结

果表明 D 为 5 和 3 的回归模型精度较高,考虑到当 D=5 时 ANFIS 模型的规则集太多而将大大增加计算时间,因此综合考虑选取 D=3,相应的预报模型表达式如下:

$$X_{t+1} = 1.124X_t - 0.494X_{t-1} + 0.202X_{t-2} - 0.321 \quad (2)$$

2.3 ANFIS 模型预测

在采用 ANFIS 模型预报中,我们把 3 个输入变量  $X_{t-2}, X_{t-1}$  和  $X_t$ (即宜昌站的前 3 天水位)粗略地等分为 3 个区间,即前面提到的 3 个划分。最终的区间划分坐标(即成员度函数中的参数  $t$ )必须由 ANFIS 训练确定。在运用基于混合学习法的 ANFIS 模型预报时,分别采用了三角形和梯形成员度函数。表 1 为混合法的 ANFIS 模型预报结果。表中 RMSE 代表各个数据集的平均平方根差。

表 1 混合法预报结果

Tab. 1 Prediction Results

三角形成员度函数					梯形成员度函数				
训练代数	训练集的 RMSE(m)	训练时间 (s)	测试集的 RMSE(m)	校核集的 RMSE(m)	训练代数	训练集的 RMSE(m)	训练时间 (s)	测试集的 RMSE(m)	校核集的 RMSE(m)
1	0.186	6	0.353	0.586	1	0.193	8	0.239 9	0.239 9
2	0.186	13	0.355	0.541	2	0.193	15	0.239 9	0.239 9
3	0.186	20	0.317	0.554	3	0.193	21	0.240 2	0.240 3
5	0.185	35	0.349	0.543	5	0.193	36	0.240 4	0.240 3
10	0.185	70	0.399	0.545	10	0.193	75	0.241 0	0.240 1
20	0.185	152	0.349	0.543	20	0.192	158	0.243 8	0.238 7
50	0.185	387	0.389	0.549	50	0.191	383	0.250 1	0.238 3
100	0.185	742	0.389	0.549	100	0.189	766	0.259 9	0.236 5

2.4 分析与讨论

从表 1 中可知,基于三角形成员度函数的混合算法对于本数据分类可能比较敏感,出现了训练集过度拟合的问题,这从各个数据集的平均平方根差(RMSE)基本上不随训练代数而变化可以看出,因此它的预报出现了较大的误差。然而,基于梯形成员度函数的混合算法体现了较好的收敛速度和预报精度。根据测试集控制训练终止的方法,在第 2 代该算法即可终止训练,并且经 ANFIS 模型训练后优化的梯形成员度函数显示在图 2 中。图中横坐标上的数值为训练后的梯形成员度函数中的参数  $t_i$ 。表 2 是线性回归模型、ANFIS 模型混合法的预报结果。从表 2 中可看出,校核集的 RMSE 为 0.240,小于线性回归模型的 0.287;同时它的训练时间仅为 15 s。因此,对于本研究而言,基于梯形成员度函数的 ANFIS 模型是相对较优。

表 2 ANFIS 模型与线性回归模型预报结果比较  
Tab. 2 Comparison of Prediction Results Between Models of ANFIS and LR

模型	训练集的 RMSE(m)	校核集的 RMSE(m)	训练时间 (s)
线性回归模型	0.285	0.287	
ANFIS 模型	0.240	0.240	15

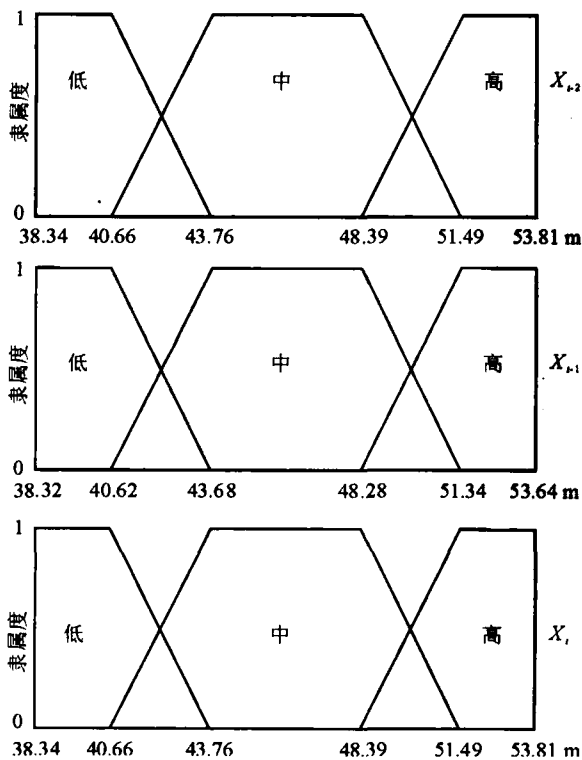


图 2 优化后的输入量  $X_{t-2}, X_{t-1}, X_t$  成员度函数  
Fig. 2 Optimized Membership Functions on Input Variables  $X_{t-2}, X_{t-1}, X_t$

总体上来讲,两种模型对于本研究的洪水预报具有一定的精度。然而,ANFIS 模型优于线性回归模型。由模糊推理系统原理可知,每一条规则的结论部分是一个线性方程。当我们把变量分为 3 个划分时,将得到 27 条规则,也即形成了 27 个小的集合。尽管面对一个输入时只有部分规则被响应,然而一般情况下是大于 1 条的,它们的组合体现了一个局部线性回归的实质。可是线性回归采用的是整体拟合,所以,ANFIS 模型在不被过分训练的情况下通常是能更好的拟合实测值的。由表 2 中可看出,ANFIS 模型的训练集的 RMSE 小于线性回归模型的 0.285。

3 结论

基于 1984~1987 年宜昌站和沙市站的水位资料,分别采用了线性回归模型和 ANFIS 模型对的河道洪水演进进行了预报。本案例中两种方法预报的结果对于实际应用还有一定的误差,这可能与宜昌和沙市两站间的水位关系较复杂有关。本文主要目的是力图倡导一种更好的预报方法。根据线性回归模型和 ANFIS 模型预报结果可知,ANFIS 模型(即基于梯形成员度函数混合学习算法的 ANFIS 模型)预报效果相对较好。相对于线性回归模型的全局拟合特点,ANFIS 模型采用的是局部线性拟合,因而预报精度好于简单的线性模型。因此,在实际的水文预报操作中,混合学习算法的 ANFIS 模型可以成为线性回归模型更好的替代。不过,应对该类“黑箱”模型可能出现的过分拟合(Overfitting)问题给予足够的重视,否则在预报上不会达到理想的效果。

参考文献:

[1] 葛守西. 现代洪水预报技术[M]. 北京:中国水利电力出版社, 1998.  
 [2] Shamseldin Y A, O'Connor M K M. A nearest neighbor linear perturbation model for river flow forecasting[J]. Journal of Hydrology, 1996, 179: 353~375.  
 [3] Tokar A S, Johnson P A. Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks[J]. Journal of Hydrologic Engineering, ASCE, 1999, 4(3): 232~239.  
 [4] Sivalumar B, Jayawardena A W, Fernando T M K G. River flow forecasting: use of phase-space reconstruction and artificial neural networks approaches[J]. Journal of Hydrology, 2002, 265: 225~245.

- [5] 邱林, 陈守煜, 聂相田. 模糊模式识别神经网络预测模型及其应用[J]. 水科学进展, 1998, 9(3): 258~264.
- [6] Tilmant A, Vanclooseter M, Duckstein L, et al. Comparison of fuzzy and non-fuzzy optimal reservoir operating policies[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2002, 128(6): 390~398.
- [7] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 38~53.
- [8] Jang J S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Trans Systems Man Cybernet, 1993, 23(3): 665~685.

## APPLICATION OF ANFIS IN FLOOD PREDICTION IN MAIN STREAM OF THE YANGTZE RIVER

CHAU Kwok-wing<sup>1</sup>, KONG Wen-bin<sup>2</sup>, WU Cong-lin<sup>1</sup>, ZHANG Chang-zheng<sup>2</sup>

(1. Department of Civil and Structural Engineering, Hong Kong Polytechnic University, Hung Hom, Kowloon, Hong Kong, China; 2. Changjiang Water Resources Commission, Wuhan 430010, China)

**Abstract:** As far as a flood-prone region is concerned, a rapid and accurate flood forecasting is especially significant because it can extend the lead time for issuing disaster warnings, thus allowing sufficient time for people in hazardous areas to take appropriate action, such as evacuation. Although they give a deep clairvoyance to physical mechanism of flood forming, conventional conceptual forecasting models are inconvenient for operational hydrologists in practice. Therefore, many called “black box” models based on systems theoretic techniques, such as linear regression (LR), autoregressive moving average (ARMA), and artificial neural network (ANN), are employed. Compared with conceptual models, often they can provide a rapid prediction with an accepted degree of accuracy in view of depending only on data-driven techniques. In the present study, a relative novel black box technology, namely adaptive-network-based fuzzy inference system (ANFIS) in which Takagi and Segeno’s rule was adopted, was proposed for streamflow forecasting in the main channel of the Yangtze River. In the meantime, a linear regression (LR) model was used as the benchmark for ANFIS model evaluation. In the ANFIS model, back propagation (BP) learning algorithm and hybrid learning algorithm (Combined BP and least squared error) were applied to the model, respectively. In addition, in order to avoid overfitting of training data, a statistic information-based data partition technique was used to split raw data into three parts: training data, testing data, and validation data. Of them, testing data played a role as early stopping, which helps obtain the optimal training epoch during addressing training data. Results showed that ANFIS model is superior to the LR model, and the optimal model is the ANFIS model with hybrid learning algorithm and trapezoidal membership functions for the present case. A further analysis revealed the powerful capability of ANFIS is due to the local linear approximation technique being employed in ANFIS model, which improve the capturing capacity for training data if the overfitting can be well controlled.

**Key words:** flood forecasting model; adaptive network; fuzzy inference system