

基于神经网络的降雨径流预报

陈 科

(电力工业部成都勘测设计研究院, 成都, 610072)

摘 要 本文将神经网络应用于二滩水电站以上支流岷鱼河的降雨径流预报, 通过建模、计算、比较和分析可知, 其非线性映射能力、自学习能力和灵活性, 均能较好地反映降雨径流之间的非线性的、复杂的转换关系, 结合流域水文特性并合理处理建模数据, 值得进一步深入研究。

关键词 神经网络 降雨径流预报 映射 自学习 非线性

1 前言

洪水预报是水文科学研究的重要内容之一。由于洪水过程深受气候、天气及流域自然地理等因素的影响, 因此具有显著的非线性关系。鉴于降雨径流预报是提高洪水预报精度、延长预见期的有效手段。所以, 把握降雨径流过程的物理成因, 探索新的理论和方法, 进行降雨径流预报模型的研究, 就成为目前洪水预报的重要课题。

人工神经网络(Artificial Neural Network)是由大量神经元, 依一定结构互连而成、用以完成不同智能信息处理的非线性自适应动力系统。它有巨大的计算能力, 源于神经元之间丰富的联系和整个网络平行计算。通过对简单非线性函数的复合完成输入和输出之间的映射关系, 只要经过少数几次的复合就可得到极复杂的函数, 从而可表征复杂的物理现象。在水文水资源的应用研究中, 较早于1992年^[1]迄今, 在降雨、流量的预报与模拟方面已有了初步的成果。研究表明资料^{[1]、[2]、[3]}, 它能较好地表征非线性复杂的水文过程, 从而为其分析、计算、模拟及预报提出了新的思路和方法。

本文为雅砻江二滩水电站优化运行洪水预报研究的一部分。在以往工作^[7]的基础上, 将神经网络模型应用于岷鱼河流域的降雨径流预报中, 并与水箱模型进行比较, 旨在为该流域的洪水预报提供新的途径, 为二滩水电站的洪水预报服务。

2 多层感知器

一个神经网络模型是由三个方面的特征来表征的^[4]: ①网的拓扑学特征包括模型中所包含的神经元(节点)的个数和排列形式、各神经元的作用及其

相互联结方式和强弱(一般用权值来表示其联系的强弱)。②节点的特征包括其非线性特性和阈值, 可选用适当的神经元模型来描述。③学习法则则是人工神经网络计算实现的关键, 不同的神经网络模型其学习法则各异。根据神经网络模型的特征, 从不同的角度可将神经网络划分为不同类型: 非线性映射网络、非线性动力学网络; 有监督信号网络、无监督信号网络; 前馈网络、反馈网络; 随机性网络、确定性网络; 模糊网络、灰色网络、分维网络等等。

多层感知器(Multi-layer Perceptron)最早由Rosenblatt提出, 这种神经网络模型由输入层、隐含层和输出层组成, 隐含层可以是一层或多层, 常用的是三层感知器, 其结构如图1所示。

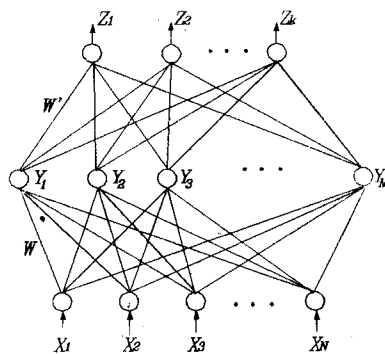


图1 神经网络模型结构示意图(多层感知器)

多层感知器是应用较多、较为有效的神经网络之一。它在信息处理上可以利用训练样本 $(x_1, 0_1)$ 、 $(x_2, 0_2)$ 、 \dots 、 $(x_k, 0_k)$, 实现从 n 维欧氏空间的一个子集 A 到 k 维欧氏空间子集 $f[A]$ 的映射, 即 $A \in R^n \rightarrow R^k$, 其真正实现可由Rumelhart提出的B-P算法(Back-Propagation Training Algorithm)即误差反向传播算法完成, B-P算法是一种有教师(监督信号)的学习算法, 它由正向传播和反向传播组成。模式(样本)从输入层输入, 经隐含层逐层处理后传入输

出层。在正向传播阶段,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态;如果输出层得不到期望的输出结果,则进入误差的反向传播阶段,误差信号沿原来的连接通路返回,网络根据反向传播的误差信号修改各层的连接权,使误差信号达到最小或满足精度要求。

3 B-P 算法及计算步骤

B-P 算法实质上是最小均方规则(LMS)算法的推广。它的学习过程是:输入层中任一神经元的输出为输入模式分量的加权和,其余各层中设某一层中任一神经元 j 的输入为 net_j ,输出为 y_j ,如图 2 所示,与该层相邻的低一层中任一神经元 i 的输入为 x_i ,则有

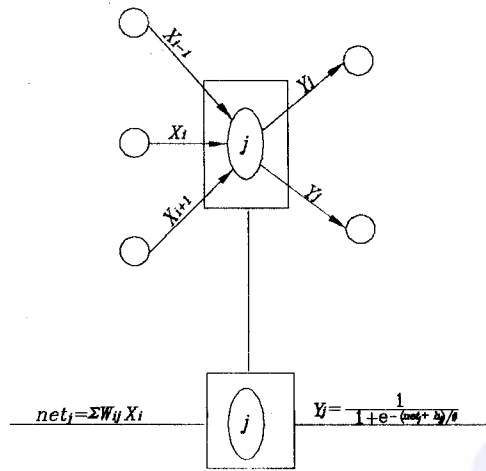


图 2 神经元描述

$$net_j = \sum_{i=1}^N W_{ij} x_i \quad (1)$$

$$y_j = f(net_j) \quad (2)$$

式中 W_{ij} 为神经元 j 与神经元 i 之间的连接权, $f(\cdot)$ 为神经元的输出函数(也称节点作用函数),常采用 S 形函数(Sigmoid 函数)即

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-(net_j + h_j)/\theta}} \quad (3)$$

式中 h_j 为神经元 j 的阈值,它影响输出函数水平方向的位置, θ 用来修改输出函数的形状,如图 3 所示。设输出层第 k 个神经元的实际输出为 Z_k ,输入为 net_k ,与输出层相邻的隐含层中第 j 个神经元的输出为 y_j ,则

$$net_k = \sum_{j=1}^M W_{jk} \cdot y_j \quad (4)$$

$$Z_k = f(net_k) \quad (5)$$

对于一个输入模式(样本) X_p ,若输出层中第 k 个神经元的期望输出为 O_{pk} ,实际输出为 Z_{pk} ,则输

出层的输出方差为

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (O_{pk} - Z_{pk})^2 \quad (6)$$

若输入 L 个模式,则网络的系统均方差为

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{p=1}^L \sum_{k=1}^K (O_{pk} - Z_{pk})^2 = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L E_p \quad (7)$$

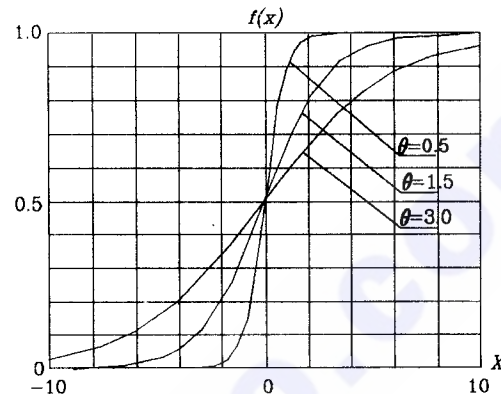


图 3 神经元作用函数(又称节点作用函数)Sigmoid 函数

权值 W_{jk} 的修改应使 E 或 E_p 最小,因此, W_{jk} 应沿 E_p 的负梯度方向变化,对于与输出层相邻的隐含层中的神经元 j 和比该隐含层低一层的神经元 i ,权值 W_{ij} 的修正仍然相同。输出层中神经元的输出误差反向传播至前面各层,对各层之间的权值进行修正。

B-P 算法的参数 η 是步长调整因子(又称学习率), $0 < \eta < 1$ 。显然,对于学习率 η 讲, η 越大,权值变化越大,收敛越快,但是 η 越大容易引起振荡,因此 η 应按照在不引起振荡的情况下,尽可能取大的 η 值的原理选取。B-P 算法存在的问题之一是 η 由经验确定,由此采用改进的步长自适应算法。即在训练之初,当权值远离稳定点时, η 取较大的值,加速网络收敛;当权值逼近稳定点时, η 取较小值,以避免发生振荡现象即 $E(t+1) > E(t)$ 。步长自适应修正公式为:

$$\eta(t+1) = \eta(t) \cdot E(t-1) / E(t) \quad (8)$$

由此不断地以新的步长循环迭代直至网络收敛,从而达到加快训练速度(提高训练速度 2 到 3 倍)的目的。三层感知器的具体计算步骤如下:

①权值和阈值初始化。给所有权值和阈值赋以在 $(0, 1)$ 上分布的随机数。给定误差 $\epsilon > 0$ (很小的正数)。

②输入样本模式,指定输出层各神经元的期望输出值 O_1, O_2, \dots, O_k 。

③计算各层神经元的输出直至输出层各神经元的实际输出 Z_1, Z_2, \dots, Z_k 。各神经元的输出按式

(3)计算。

④修正权值。从输出层开始,计算误差并逐步向后递推,直到输入层。

输出层的第 k 个神经元的误差为:

$$\delta_k' = Z_k(1-Z_k)(O_k - Z_k) \quad (9)$$

隐含层第 j 个神经元的误差为:

$$\delta_j = y_j(1-y_j) \sum_{k=1}^K \delta_k' \cdot W_{jk}' \quad (10)$$

误差反向传播修正权值,为使网络的权值平滑变化且收敛更快,权值修正递推公式如下:

输出层与隐含层之间的权值及阈值修正

$$W_{jk}'(t+1) = W_{jk}'(t) + \eta \delta_k' y_j' + \alpha [W_{jk}'(t) - W_{jk}'(t-1)]$$

$$h_j'(t+1) = h_j'(t) + \eta \delta_k' + \alpha [h_j'(t) - h_j'(t-1)]$$

隐含层与输入层之间的权值及阈值修正。

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j x_i + \alpha [W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)]$$

$$h_j(t+1) = h_j(t) + \eta \delta_j + \alpha [h_j(t) - h_j(t-1)]$$

式中 t 是迭代次序; α 是平滑因子(又称动量系数), $0 < \alpha < 1$, α 的选择仍然是由经验确定。对阈值的修正,可将其当成一个权值,相应的输入模式分量为 1,因此,阈值的修正方法与权值修正方法相同。

⑤当网络经历 P 个样本模式训练后,判断训练指标是否满足要求: $E(t) < \epsilon$,则网络训练结束,否则转入步骤⑥。

⑥自适应修正学习率: $\eta(t+1) = \eta(t) \cdot E(t-1)/E(t)$,转入步骤②,继续进行循环训练。

⑦如此循环,直至权值收敛稳定为止。

需要注意的是:由于三层感知器神经网络模型没有固定的结构,其输入、输出层神经元个数可由研究问题决定,隐含层神经元个数可参考 Kolmogorov 定理(即隐含层神经元数目为 $2N+1$ 的三层感知器可以精确实现任意的连续映射 $f: [0,1]^N \in R^N \rightarrow R^K$)结合研究问题经验试错来确定。

4 应用研究

4.1 概况

二滩水电站以上地区不仅地形条件复杂,而且暴雨在时空分布上也极不均匀,局地暴雨多,夜雨多,致使其洪水具有时空分布不均匀的特点。其中,紧靠水库坝址以上 16 km 的鳅鱼河为主要暴雨区之一,立体气候明显,降雨随高程的增加而增加,暴雨中心多变,分布不均,加之地质情况复杂(有明显

的喀斯特地貌),虽然流域面积约 2 930 km²,但产生的洪水陡涨陡落且直接入库产生冲击波,其水量和影响均不可忽视。

鳅鱼河流域内主要支流有新坪河、永兴河、惠民河等,各支流面积分别为 376 km²、858 km²、985 km²,支流上分别有冷水管、阿比里、温泉及国胜等 4 个雨量站,干流下游有盐边水文站,控制集水面积 2 260 km²(如图 4 所示)。在二滩水电站施工期水情预报方案编制中,对该流域的降雨径流预报进行了较为深入的分析研究,先后采用水箱模型、萨克模型、新安江三水源模型等编制方案,经综合比较,推荐两层水箱模型制作为该流域降雨径流预报方案。本文研究用三层感知器对本河流的降雨径流预报进行了初步探索。

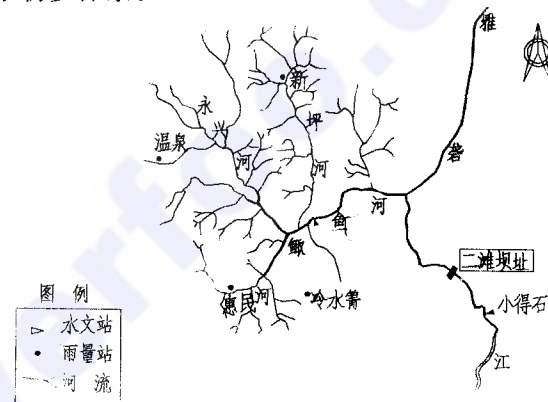


图 4 雅砻江鳅鱼河流域水系图

4.2 基本资料

主要包括上述水文站及雨量站 1993 年 6 月 1 日至 10 月 31 日降雨径流系列($\Delta t = 3$ h)共 17 场雨洪过程、1994 年 5 月 1 日至 10 月 31 日降雨径流系列($\Delta t = 3$ h)共 13 场雨洪过程,共 2 920 个数据。

4.3 模型计算

4.3.1 样本构成

神经网络模型用于降雨径流预报中,需结合经验合理构成样本。经多种方案的计算比较,本次计算的样本构成有 4 点:

1. 降雨到径流的转换,以反应输入输出变量的量的关系。 $R = K \cdot P \cdot \Delta t$ 即冷水管、阿比里、温泉及国胜 4 个站雨量,按下列公式变换:

$$R_L = K_L \cdot F \cdot P_L \cdot \Delta t$$

$$R_A = K_A \cdot F \cdot P_A \cdot \Delta t$$

$$R_W = K_W \cdot F \cdot P_W \cdot \Delta t$$

$$R_G = K_G \cdot F \cdot P_G \cdot \Delta t$$

式中 F 、 Δt 分别为盐边水文站集水面积和计算时段; R_L 、 R_A 、 R_W 、 R_G 及 P_L 、 P_A 、 P_W 、 P_G 分别为 4 个雨量站对应的径流和雨量; K_L 、 K_A 、 K_W 、 K_G 分别为 4

个雨量站的面积权重,分别为 0.177 5、0.266 3、0.386 3、0.169 9, $K_L+K_A+K_W+K_C=1.0$ 。

2. 由于多层感知器神经网络中神经元的作用函数是 S 形函数,因此,用此网络进行预测时,需对输入输出样本(原始资料系列)作归一化处理:

$$g_t = (Q_t - Q_{\min}) / (Q_{\max} - Q_{\min})$$

式中 Q_{\max} 和 Q_{\min} 是样本中最大和最小值,在流量预报中还可根据流域水文特性来确定; Q_t 、 g_t 为流量原始和变换后的序列。当神经网络处理结束后,再作反归一化运算。

3. 神经元的降雨输入概化处理,以便于计算并且符合水文规律,如图 5 所示。 τ 是径流与显著降雨滞后时间; τ_1 是滞后时间与预见期之差; τ_2 是降雨径流预见期,其值可借助降雨径流序列的自相关系数、互相关系数及流域水文特性来分析确定。概化处理合适,拟合精度较高且网络稳定;若不当,预报过程线上会出现“跌落”(即突变减小)和“跳跃”(即突变增大)等现象,不符合洪水流量过程的自然特性。

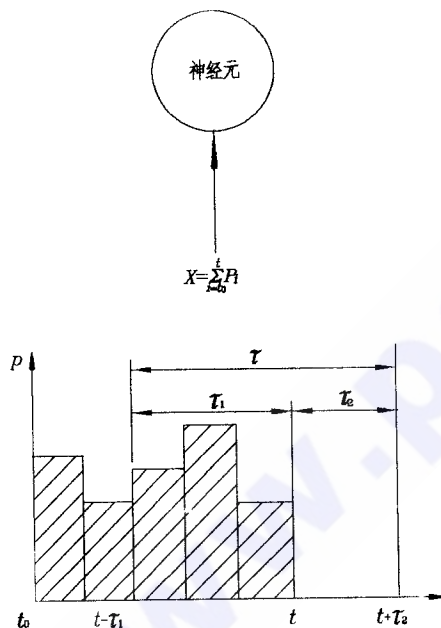


图 5 神经元的降雨输入概化图

4. 由于资料系列长度的限制及网络稳定性要求,以滑动窗的形式^[3]重复使用原始资料系列以确定参数并使网络反映降雨径流关系。

4.3.2 参数率定

根据样本训练网络、率定参数,通过分析比较,构造 4-5-1 型三层感知器神经网络模型,参数 η_0 (初值) = 0.85, $\alpha = 0.58$, $\theta = 1.5$,共经约 12 万次迭代计算网络收敛。

需要说明的是,神经网络的节点作用函数的形状参数非常敏感,且是拟合优劣的重要参数,需结合

拟合过程及计算精度重点加以率定;拟合精度 E 与迭代次数密切相关,网络的收敛及参数的率定需以之为依据,同时更重要的是依据降雨径流预报精度(包括过程线拟合优劣和预报允许误差所确定的合格率)来衡量。另外,网络收敛后对所有权值和阈值要作一定的分析,当其变化不大且没有特异值(特大或特小)时,可以认为网络是稳健的。率定参数如表 1、表 2 所列。

表 1 输入层与隐含层权值、阈值

隐含层	输入层				阈值
	1	2	3	4	
1	0.849 9	0.203 8	-2.375 7	-0.818 1	-4.631 3
2	1.541 0	-0.731 0	-2.117	0.776 7	-4.438 0
3	-3.284 9	-2.520 5	-9.453 9	-4.145 1	-2.405 0
4	5.231 9	1.404 4	-5.634 0	5.210 7	-3.861 0
5	0.013 9	0.404 5	-4.737 0	-0.734 9	-4.504 2

表 2 隐含层与输出层权值、阈值

输出层	隐含层					阈值
	1	2	3	4	5	
1	-0.010 4	0.653 7	-4.071 8	2.807 2	-0.934 4	-4.028 3

4.3.3 检验预报

用训练好的网络进行检验预报,其总的精度是满意的,模拟效果是有效、可靠的。神经网络的映射能力可实现降雨径流的非线性的、复杂的转换,同时,模型参数的自动有效率定使其在实际预报中具备良好的适应性且应用、修改、率定非常灵活、方便。

4.4 水箱模型计算

作为一种比较,鳊鱼河降雨径流水箱模型预报,用改进的两层水箱模型进行产流计算,用滞后演算进行汇流计算,图 6 给出了神经网络模型和水箱模型预报的同一场洪水过程。

从图 6 预报成果可以看出,两者虽是接近的、有效的,但比较起来:

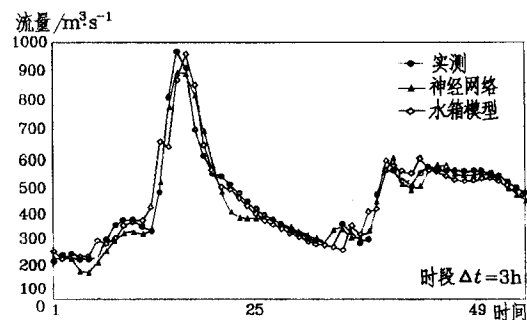


图 6 实测及预报次洪过程线

1. 水箱模型的连续演算使其在实际作业预报中

易受“数组超界”和“间歇操作”两大问题的困扰,难以摆脱。

2. 水箱模型参数在线率定(包括各个变量的初始值)十分困难,甚至无法实现。一般是在一定时期或一场洪水以后再用已收到整理后的资料重新修正、率定,因而模型在应用中缺乏灵活性、适应性。

5 结 语

本文将神经网络用于二滩水电站洪水预报的降雨径流预报中,通过实际建模体会到:

1. 神经网络作为非线性的信息处理系统,是在人体脑科学研究基础上提出来的,将其引入水文水资源学,在洪水预报研究中具有重要价值。

2. 神经网络在降雨径流预报的应用中,可以反映降雨径流之间的复杂关系,通过对样本的学习和训练,将输入与输出之间的映射关系(复杂的、非线性的转换)隐含在众多的可调参数(权值和阈值)中,属于非线性黑箱子方法。

3. 神经网络属于自适应参数方法,具有很强的自适应和学习能力,使神经网络模型参数的率定比较容易且可操作性较强,它比复杂耗时的传统优化方法的参数率定更快。

4. 神经网络构模非常灵活,其模型结构不固定,没有统一的标准,需要针对不同的研究对象建模并结合经验加以确定。

5. 在降雨径流预报中,新加入的学习样本会影响已学完样本的结果,如何使网络既不断学习新的样本知识,同时又使网络较为稳健,需针对研究的具体问题(有一定的先验知识)灵活地、合理地使用样本即合理解决样本构成问题较为关键。

6. 神经元节点作用函数中的形状参数与研究的对象密切相关,它的选择反映输入输出之间的敏感程度。

本文降雨径流预报的神经网络模型的研究是初步的,对模型的目标函数、网络收敛速度、节点作用函数等还值得今后进一步研究。

参 考 文 献

- 1 H. Raman & N. sunilkumar. Multivariate modelling of water resources time series using artificial neural network. Hydrol. S. J., Vol. 40 No. 2, Apr. 1995
- 2 胡铁松等. 多层前馈网络的联合梯度学习算法及其在水文预报中的应用,水电站设计,1995(1)
- 3 钟登华等. 水文预报时间序列神经网络模型. 水利学报,1995(2)
- 4 白净. 生理系统的仿真与建模. 清华大学出版社,1994年
- 5 程相君. 神经网络原理及其应用. 国防工业出版社,1995年
- 6 罗发龙. 李衍达. 神经网络信号处理. 电子工业出版社,1993年
- 7 陈科等. 二滩水电站施工期降雨径流预报方案研究. 水电站设计, 1993(3)

作者简介

陈 科 男 电力工业部成都勘测设计研究院规划处 副主任 工程师 硕士

(收稿日期:1997-02-05)

Rainfall Runoff Forecast Based on Nervous Network

Chen Ke

(Chengdu Hydroelectric Investigation Design and Research Institute, Chengdu, 610072)

Abstract Application of artificial nervous network in rainfall runoff forecast at tribuary Ganyu River upstream of the Ertan Project is presented here. By model establishment, computation, comparasion and analysis, the non-linear shining capacity, self-study capacity and facility fairly reflect non-linear and complex conversion relationship between rainfall runoffs. It is interested to make a further study according to hydrological characteristics of basin and date processing of model establishment.

Key Words nervous network, rainfall runoff forecast, shining, self-study, non-linear

汪恕诚副部长提出发展水电“3311工程”

最近汪副部长提出落实李鹏总理关于发展水电“2010年30%的比重”时,指出:根据国家规划指标2010年我国电力总装机容量将达到5亿kW。

从目前水电开发的力度来看估计2000年可完成7000万kW,到2010年还要完成8000万kW,在2000年后的10年内,要开发水电8000万kW,每年平均建成1000万kW左右。如果有决心可望实现的,水电规划总院高安泽院长有个盘子。

汪副部长说:“3311工程”组成是:

3000万kW特大型电站(三峡、龙滩、小湾三个水电站)。

1000万kW抽水蓄能电站(山东、江苏、河北、内蒙、辽宁、吉林、黑龙江)。

1000万kW小水电

另外(可以完成5000万kW)3000万kW,大中型水电站有一定难度,要加倍努力,要下决心。

为此我们要认真研究3000万kW的每个项目的落实,要组织一个项目促进工作,争取新一届政府的重视,争取新经济政策出台,相信3311工程有望实现。

(摘自中国水力发电工程学会1998年第1期简报)