

基于 BP 神经网络的河道水位推算模型研究

龚 政¹,张东生¹,曹春玲²

(1. 河海大学交通与海洋工程学院,江苏 南京 210098 2. 上海航道勘察设计研究院,上海 200120)

摘要 在分析影响河道水位因素的基础上,采用基于梯度下降算法的 BP 神经网络模型推算河道水位,同时采用传统的上下游水位线性相关方法进行水位推算.结果表明,在具有较长期实测资料的情况下,BP 神经网络模型具有很高的精度,若要考虑更多相互独立影响因素的非线性作用,应相应增加输入样本数.文章最后提出了进一步提高模型精度的几点设想.

关键词 河道 河口 水位 误差逆传播 神经网络 相关分析

中图分类号 P333 **文献标识码** A **文章编号** 1000-1980(2001)05-0096-04

在工程水文中经常会遇到这样的问题:在工程关心的某个河道断面缺乏一定时段的水位实测资料,如何推求在上游控制断面某流量下该断面的水位?对于这种情况,常用的方法是先将上游断面流量与水位建立非线性相关,再将上下游水位建立线性相关.由于断面水位是一个受断面流量、河道糙率、水力半径、能面比降等多种因素综合作用影响的复杂的非线性动态过程,因此,用线性相关的方法进行水位推算势必会产生一定的误差.人工神经网络(ANN)是由大量简单计算-处理单元(神经元)复杂联接的自适应大规模非线性动态系统,它具有高速的大规模并行处理特性、高维的非线性动态特性、高度的容错性和鲁棒性,因此,适用于非线性问题的研究.本文尝试性地将基于梯度下降算法的 BP 神经网络运用到工程水文水位推算研究中,从而论证这种方法在该领域的适用性.

1 河道水位影响因素分析

天然河道中影响水位的主要因素有断面流量、断面面积、河道糙率、水力半径、能面比降等.另外,洪水的涨落、变动回水(对于潮汐河口包括海潮顶托)、河床冲淤变化以及结冰或水草生长等,都会引起断面面积、断面形状、比降或糙率的变化^[1].因此,河道断面水位是多种因素综合作用的非线性动态系统.在进行水位推算时,应该根据不同的实际情况进行分析,找出主要的影响因素,并根据现有的资料对某些较难定量的因素进行转化.

2 BP 神经网络简介

神经网络是由许多并行运算的功能简单的单元(类似于生物神经元)组成的一个非线性动力学系统,虽然单个神经元的结构极其简单,功能有限,但大量神经元构成的网络系统具有集体运算的能力和自适应学习的能力,同时,它还具有很强的容错性和鲁棒性,善于联想、综合和推广.神经网络模型各种各样,它们是从不同的角度对生物神经系统不同层次的描述和模拟.其中,BP 网络是一种“通用逼近器”^[2],通过对简单的非线性函数的数次复合,可近似复杂的函数.Kolmogorov 定理表明^[3],给定任一连续函数 f ,在闭单位区间 $[0,1]$ 上可以精确地用一个三层前向网络来实现.尽管 Kolmogorov 定理保证任一连续函数可用一个三层前向网络来实现,但没有提供构造这一网络的可行方法.为此,Lapedes 和 Farber(1988)等进行了研究,发现 BP 网络可在任意精度上实现任意的连续函数.此结论给出了 BP 网络逼近映射的充分条件.网络的学习过程就是按照各种学习算法不断调整权值和阈值,以达到期望输出值的过程.

本文采用的 BP 网络结构如图 1 所示.它是一个三层的前馈神经网络,各层单元数分别为 7,7,1,上、下层

各神经元之间实现全联接,网络按有教师示教的方式进行学习.当归一化后的学习模式 P 提供给网络后,首先应对网络进行初始化,即随机给各神经元权值和阈值赋值 $[-1,1]$,在初始化时, P 应包括网络期望输入的最大和最小值,以便合理地初始化权值和阈值.学习模式 P 经过权函数 $w1$ 、阈值 $b1$ 的作用得到第一层单元的输入 $(w1 \times p + b1)$,再经激活函数 f 作用得到第一层单元的输出 $a1 = f(w1 \times p + b1)$.同样经过第二、第三层单元权值、阈值及非线性、线性激活函数的作用,最终在输出层的各神经元获得网络的输入响应.在这之后,采用梯度下降算法,按减小希望输出与实际输出误差的方向,从输出层经各中间层逐层修改各连接权和阈值,最后回到输入层,故得名“误差逆传播算法(Back Propagation)”,这种网络称为 BP 网络.随着这种误差逆传播修正的不断进行,网络对输入模式响应的正确率也不断上升.经过训练的 BP 网络,对于不是样本集中的输入也能给出合适的输出,这种性质称为“泛化功能”.从函数拟合的角度看,BP 网络具有插值功能.

BP 网络中隐层单元的变换函数都是可微的单调递增函数,通常是 log-sigmoid 型函数 logsig ,也可采用 tan-sigmoid 型函数 tansig ,在某些特定情况下可采用纯线性函数 purelin .如果 BP 网络的最后一层是 sigmoid 型神经元,那么整个网络的输出就限制在一个较小的范围 $[-1,1]$ 或 $[0,1]$ 内,如果 BP 网络的最后一层是 purelin 型线性神经元,那么整个网络的输出可以取任意值^[4].

3 实 例

3.1 情况简介

长江南京段位于潮区界内,水位受潮汐影响.南京断面有一段时间的日平均水位实测资料,现要推算另一时间段的日平均水位.现有的实测资料为同期的南京上游大通流量、水位资料和南京下游镇江的水位资料.实测资料见表 1.

表 1 流量、水位实测资料
Table 1 Observed data of flow capacity and water level

组号	年.月.日	大通年极值流量 /(10 ⁴ m ³ ·s ⁻¹)	对应日大通平均 水位(黄海基面)/m	对应日南京平均 水位(黄海基面)/m	对应日镇江平均 水位(黄海基面)/m
1	1960-07-05	4.48	11.38	6.61	5.14
2	1962-07-11	6.83	14.50	8.42	5.23
3	1963-09-01	4.35	11.44	6.91	5.62
4	1964-07-09	6.50	14.06	8.15	6.38
5	1965-08-24	4.54	12.15	7.31	5.77
6	1966-07-16	5.62	12.89	7.43	5.77
7	1967-07-08	5.74	13.51	7.91	6.27
8	1968-07-20	6.88	14.48	8.24	6.35
9	1969-07-22	6.84	14.89	8.93	6.96
10	1971-06-10	5.40	12.80	7.52	5.92
11	1972-06-08	3.94	10.84	6.26	4.94
12	1975-05-24	6.11	13.80	8.18	6.47
13	1976-07-18	6.04	10.18	8.46	6.63
14	1977-06-30	6.74	14.87	8.95	7.00
15	1978-07-02	4.69	11.87	6.82	5.33
16	1980-09-04	6.40	14.72	8.87	4.95
17	1982-06-26	6.39	13.80	8.33	4.68
18	1983-07-19	7.26	15.47	9.39	7.25
19	1984-07-15	5.27	12.87	7.73	6.10
20	1985-07-20	4.65	12.00	7.29	5.92
21	1986-07-13	5.16	12.66	7.73	6.06
22	1987-07-30	5.64	13.29	8.13	6.58

3.2 网络因子

根据上述河道水位影响因素的分析,并作以下考虑:(a)由于河道流量是决定水位的最主要因素,河道流

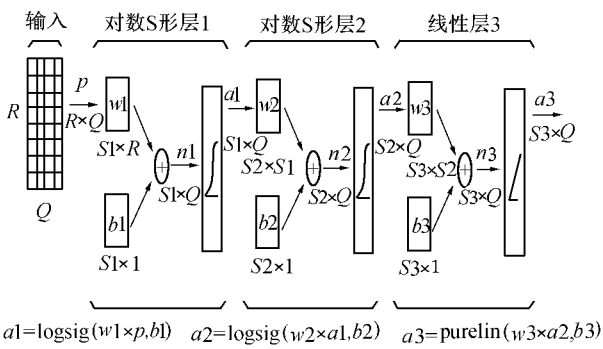


图 1 BP 网络结构
Fig.1 Structure of BP network

量应作为网络的一个输入因子. 由于南京上游的大通集水面积占南京集水面积的 97% 以上, 因此, 可以将大通流量作为网络的一个输入因子. (b) 由于河道的糙率、水力半径、能面比降等资料不易收集及量化, 而上下游水位差在一定程度上反映了这些因素的综合效应, 因此, 可以将大通水位作为网络的一个输入因子. (c) 由于南京断面处于潮区界内, 受外海潮汐的影响, 有一定的变动回水效应, 所以将下游镇江断面水位作为网络的一个输入因子. 考虑上述诸多因素后, 本文最终选定三个输入因子, 即大通流量、大通水位和镇江水位. 网络输出因子为南京水位.

3.3 学习样本

表 1 中共有 22 组实测资料. 为了验证 BP 网络在河道水位推算中的适用情况, 本文选用其中第 11, 18, 19 组分别代表小流量、大流量和中流量情况下模型验证资料, 其余 19 组作为网络的训练模式对和相关分析中的原始数据.

3.4 推算结果

首先对期望输入数据进行整理及归一化, 找出各输入因子的最大和最小值, 以便对 BP 网络权值、阈值进行合理初始化. 然后将 19 组样本输入数据进行网络训练. 通过对网络非线性状况的分析和观察调试收敛性、稳定性, 最终选用三层前馈网络, 三层神经元的激活函数分别为 logsig , logsig , purelin 型, 三层的神经元个数分别为 7, 7, 1, 控制学习误差限为 10^{-4} . BP 网络模型水位推算结果见表 2.

表 2 BP 网络模型推算水位与实测水位比较

Table 2 Comparison of water levels from BP model and observation

实测数据 组 次	大通流量 $/(10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	南京实测水位 (黄海基面)/m	南京实测水位 (黄海基面)/m	相对误差/%
11	3.94	6.26	6.391	2.09
18	7.26	9.39	9.446	0.60
19	5.27	7.73	7.706	0.31

3.5 水位线性相关推算结果^[1]

在得到 BP 神经网络模型水位推算结果的同时使用相同实测资料(19 组)进行水位线性相关计算, 并分别将两者结果与实测值进行比较.

经过水位线性相关的计算, 上下游水位相关系数 r 为 0.71, 大于水文中常用显著性水平 $\alpha = 0.01$ 或 0.05 时要求的相关系数最低值 0.575 和 0.456. 因此, 可用回归直线近似地表示上下游水位间的关系, 即下游水位对上游水位的回归方程为 $y = 0.372x + 3.02$. 水位线性相关结果见表 3.

表 3 水位线性相关法推算值与实测值的比较

Table 3 Comparison of water levels from linear correlation method and observation

实测数据 组 次	大通流量 $/(10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	南京实测水位 (黄海基面)/m	南京推算水位 (黄海基面)/m	相对误差/%
11	3.94	6.26	7.056	12.7
18	7.26	9.39	8.780	-6.5
19	5.27	7.73	7.810	1.8

4 结论与思考

a. 从两种方法的计算结果来看, 在使用相同的长期实测资料的条件下, 由于 BP 网络模型可以综合多种影响因素的非线性作用, 因此在水位推算精度上要高于传统的水位线性相关法. 水位线性相关法只有当两变量相关性较好时才能得出较理想的结果.

b. 笔者曾试图用较少的输入模式对进行推算, 但结果不太理想. 实践发现, 要保证结果良好的稳定性, 输入样本数对应输入向量维数有一个下限, 而且, 输入样本数随着输入向量维数的增加呈指数增长. 若要增加输入因子以考虑更多因素的非线性作用, 相应的输入样本数应该增加. 因此, 高精度的 BP 神经网络预报结果是建立在较长期学习样本基础上的.

c. 从理论上讲, 要提高 BP 神经网络的预报精度, 并非单纯增加输入因子, 而是要使输入因子相互独立和尽可能全面地反映对输出因子的影响. 因此, 在处理一个实际问题前, 正确合理地分析输出因子的影响因

素会起到决定性的作用.

d. 对于一个实际问题,究竟需要几个隐层以及各层需要几个神经元,到目前仍没有确定性的结论.笔者认为 输入因子很多时,一个隐层已经足够能反映它们的非线性作用 至于各层神经元的数目,有 n 个输入因子的情况,隐层神经元数目为 $2n + 1$ 已经足够.

e. 本文实例研究中由于缺乏河道的糙率、水力半径、能面比降、断面形状等相互独立的水位影响因子资料,只能用上下游水位来笼统体现这些因子的影响.如果在资料允许的情况下再考虑更多的影响因子,如糙率等,相信推算结果的精度会有一定的提高.

f. 如果具有分段河道的多种影响因子资料及考虑推算断面的距离因子,不仅推算精度能够提高,而且随着距离因子的改变,可以推算多个断面的水位.

参考文献：

[1] 华东水利学院,重庆交通学院.工程水文学(上册)[M].北京:人民交通出版社,1993.88~96.
[2] 王栋.基于改进型前馈神经网络的流域产流预报模型的研究[J].水文,1999(6):8~11.
[3] 赵振宇,徐用懋.模糊理论和神经网络的基础与应用[M].北京、南宁:清华大学出版社、广西科学技术出版社,1992.70~88.
[4] 楼顺天,施阳.基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,1999.114~127.

Calculation Model for River Water Level Based on BP Neural Network

GONG Zheng¹,ZHANG Dong-sheng¹,CAO Chun-ling²

(1. College of Traffic and Ocean Engineering,Hohai Univ.,Nanjing 210098,China ;
2. Shanghai Waterway Reconnaissance and Design Institute,Shanghai 200120,China)

Abstract On the basis of the analysis of factors affecting the river water level,the BP neural network model,based on the gradient-descending algorithm,is used to calculate the river water level. A comparison with the results of the linear correlation method proves that the BP model is of high precision when long-term observed data are available. If more independent affecting factors are to be considered for their nonlinear effect,more input water level series are needed. The BP model is a better way than the linear correlation method to extend the water level series. Finally,some suggestions for further improvement of model precision are proposed.

Key words river ;estuary ;water level ;error back propagation ;neural network ;correlation analysis