

人工神经网络模型在航道、港口潮水位预报中的应用

欧素英^{1,2}, 杨清书²

(1. 中科院海洋研究所, 山东 青岛 266203; 2. 中山大学 地理科学与规划学院河口海岸研究所, 广东 广州 510275)

摘要: 利用 BP 人工神经网络技术, 以主要分潮为输入, 在合理选择各参数的基础上, 通过 BP 网络模型确定与各分潮调和常数相关的权值, 建立起以短期潮水位资料为基础的潮水位预报模型. 并利用该模型对珠江口磨刀门水道的大横琴站的潮位进行预报. 结果表明, 只要资料时间超过 15 d 就可以很好地预报较长时间的潮位.

关键词: BP 网络模型; 潮位; 预报; 调和分析

中图分类号: P731.34

文献标识码: A

文章编号: 1009-640X(2008)02-0067-04

Back-propagation artificial neural network model for prediction of tidal water level

OU Su-ying^{1,2}, YANG Qing-shu²

(1. *Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266203, China*; 2. *Institute of Estuarine and Coastal Research of Zhong-Shan University, Guangzhou 510275, China*)

Abstract: The BP artificial neural network technology is applied to establish the model for prediction of tidal water level based on short-term tidal data. By reasonable selection of several parameters, the weights related to harmonic constants of main constituents are determined. The model is used to predict the tidal water level of Dahengqin station. The results show that the three-month tidal level prediction using 15-day training data is ideal and indicate that the BPN is capable of learning the level variations to predict the tidal variation using only very short-term observation data.

Key words: BP artificial neural networks; tidal water level; forecasting; harmonic analysis

海洋潮汐是近岸海洋重要的动力现象之一, 其潮位的涨落变化直接影响人类的生产活动. 对于潮汐预报的研究由来已久. 早期利用平衡潮理论来分析预报大洋潮汐, 但由于该理论没有考虑地形特别是近岸地形的影响, 不能用于水深较浅的近岸海域潮汐的预报. 为此, Doodson 首次提出用最小二乘法确定调和常数的调和预报方法. 该方法可以精确地预报近岸、港口的潮汐现象, 并得到了广泛的应用, 但该方法要求分析资料必须具备一定的长度. 精确的调和分析则需要提供长达 19 年的逐时水位资料, 资料越短, 误差越大. 此后, 随着

收稿日期: 2007-07-03

基金项目: 广东省科技计划资助项目(2007A032600002)

作者简介: 欧素英(1974-), 女, 湖南祁阳人, 讲师, 主要从事河口海岸水文动力过程与沉积动力学的教学与科研工作.

E-mail: ousuying@mail.sysu.edu.cn

方法论的发展,出现了一些新的潮汐分析和预报方法,如小波分析^[1-3]、Kalman 滤波方法^[4]等。

近年来,神经网络模型因其具有自学习、自组织、较好的容错性和优良的非线性逼近能力,广泛应用于不同的领域,如洪水预报^[5-6]、降雨量或感潮河段水位的预报^[7-9]等。而利用短期的观测资料来预报较长期的潮水位则是神经网络模型在近岸海洋的一种新的尝试^[10-11]。Lee 等首次将人工神经网络模型用于台湾港口潮汐的预报,并取得了很好的预测效果。这种利用短期资料进行较长期的潮汐预报在实际的生产活动中具有重要价值。本文以珠江口门区的大横琴潮位站为例,初步探讨 BP 人工神经网络模型在该海域潮汐预报中的应用,并对其效果进行分析。

1 BP 人工神经网络

采用 BP 算法的神经网络称为 BP 网络,典型的 BP 网络是 3 层前馈网络,即输入层、隐含层和输出层。为了减少学习时间,并满足一定的精度要求,一般选择有 1 个隐层的 BP 网络即可。

BP 算法亦称误差反向传播算法,其基本思想是,当 1 个训练样本输入给神经网络后,首先对输入信号进行转移函数的非线性处理,产生 1 个输出层的输出。如果输出值与期望值的误差不满足要求,则进行修正,转入误差反传播阶段,即误差通过隐含层向输入层逐层返回,并将误差按“梯度下降”原则“分摊”给各层神经元,从而获得各层神经元的误差信号,作为修改权重的依据。如此反复,直至网络的输出误差满足要求或达到设定的训练次数为止。

2 基于 BP 人工神经网络的潮汐预报模型的建立

如果有足够长的实测资料,则传统调和分析方法的预报精度良好。传统的调和分析方法假定潮水位由 N 个分潮波叠加而成,

$$Y(t) = A_0 + \sum_{i=1}^N h_i \cos(\omega_i t + \varphi_i) = A_0 + \sum_{i=1}^N h_i \sin\varphi_i \cos\omega_i t + h_i \cos\varphi_i \sin\omega_i t \quad (1)$$

式中: $Y(t)$ 为不同时刻的潮水位; ω_i, h_i, φ_i 分别为第 i 个分潮所对应的频率、振幅及位相(迟角)。由于不同分潮的频率 ω_i 是已知的,令 $A_i = h_i \sin\varphi_i, B_i = h_i \cos\varphi_i$, 则

$$Y(t) = A_0 + \sum_{i=1}^N (A_i \cos\omega_i t + B_i \sin\omega_i t) \quad (2)$$

式中: A_i, B_i 为包含第 i 个分潮未知调和常数的待定值。必须要求足够长的资料(如 1 年或更长时间)才能准确计算出不同分潮的 A_i 和 B_i 值,进而确定各分潮的振幅和位相。

在 ANN 模型中,一样假定潮水位由许多分潮波叠加而成(见(2)式),将多个分潮波在不同时刻的正、余弦系列作为输入层,通过转移函数的非线性处理,最终建立起合适的连接输出层潮水位序列的权值(见图 1),相当于确定各分潮位相、振幅的大小,其中 N 为分潮的个数。

输入分潮的个数 N 主要由资料的长短来确定。一般而言,并不是所包含的分潮越多,预测的结果就越好^[10,11]。以大横琴两个月的逐时潮水位进行线性调和分析及 ANN 线性训练,均可发现, M_2, S_2, O_1 和 K_1 为大横琴海域的四个主要分潮,其次为 N_2, M_4 分潮。本文选择此 6 个分潮进行训练及预报。

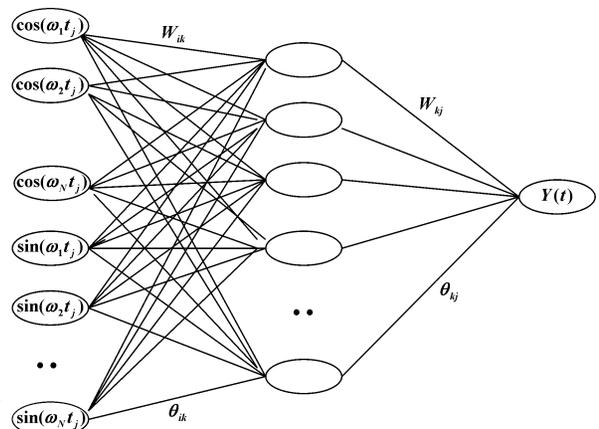


图 1 BP 人工神经网络的潮汐预报模型结构

Fig. 1 Structure of tidal prediction model for BP artificial neural network

2.1 神经网络模型的检验

本文采用确定性系数和相关系数来衡量模型的模拟和预测结果的好坏.确定性系数越大,计算值与观测值的相关系数越大,误差就越小,模型的预报效果越好.

$$\text{确定性系数} \quad dY = 1 - \frac{\sum (Y(t) - Y_t)^2}{\sum (Y(t) - \bar{Y}(t))^2} \quad (3)$$

$$\text{相关系数} \quad R = \frac{\sum_{k=1}^n (Y(t) - \bar{Y}(t))(Y_t - \bar{Y}_t)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (Y(t) - \bar{Y}(t))^2 (Y_t - \bar{Y}_t)^2}} \quad (4)$$

式中: $Y(t)$ 为实测潮水位; $\bar{Y}(t)$ 为实测潮水位的平均值; Y_t 为模型预测水位; \bar{Y}_t 为模型预测水位的平均值.

2.2 神经网络的结构参数

BP算法中影响网络模型的参数主要有隐层神经元数、学习率 η 、动量因子 α 、迭代次数及收敛误差界值 E 等.这些参数对训练速度及结果的影响较大,并直接影响模型预测的效果.其中的学习率 η 和动量因子 α 的取值直接影响到网络的性能(主要是收敛速度).为提高学习速度,应采用较大的 η 值,但 η 太大却可能导致不收敛.针对具体的网络结构模型和学习样本,都存在一个最佳的学习率和动量因子,它们的取值范围一般为0~1.根据以往经验确定本文神经网络模型的参数 $\eta=0.05$, $\alpha=0.9$,迭代次数取1000.

3 实例分析

珠江口的潮汐为不正规半日潮,年平均潮差小于2 m.大横琴站位于珠江口八大口门之一的磨刀门的出海口,潮汐既受地形的影响,又受上游径流的影响.本文选取不同时间的潮位资料来进行BP神经网络模型的训练,并预测随后2个多月的潮位,结果见表1.

表1 大横琴站1993-12~1994-02的BP模型预报效果

Tab.1 Tide prediction at Dahengqin station from December 1993 to February 1994

训练时间/d	均方根误差	相关系数	确定性系数
1(1993-12-01)	0.89	0.57	0.43
7(1993-12-01~07)	0.57	0.84	0.70
15(1993-12-01~15)	0.37	0.94	0.90
31(1993-12-01~31)	0.23	0.97	0.94

从表1可见,用于训练的时间越短,误差越大,若只用1 d的潮位资料进行训练,预测潮位与观测潮位相差较大;相关系数和确定性系数都随着训练资料时间的延长而增大,如增加到7 d,预测潮位与观测潮位的相关系数就达到了0.84,当用于训练的潮位资料达到15 d时,其预测潮位与观测潮位的相关系数为0.94,确定性系数达0.90.训练时间为15 d时,大横琴站1993年12月16日至1994年1月16日的预测值与观测值的比较见图2.从图2可见,预测潮位与实际潮位的吻合较好;用同样长度的资料做调和并预报同样时段的潮水位,BP模型的预报精度略高于调和预报结果,但两者的预报都有一定的误差,误差的原因主要在于河口内潮汐受径流等因素的影响.而本文的神经网络潮汐预报模型是建立在分潮叠加的基础上,尚没有考虑其它因素的影响.

若要预测后期半年或1年内的潮水位,则潮汐调和预报的结果在洪水期(4-9月)会出现比较大的误差,因为洪水期径流对潮汐的影响非常明显,调和预报无法反映径流年内变化的影响;而BP模型只要在输入层中增加马口站径流,其预报效果明显优于调和预报结果.仍以大横琴站为例,采用枯水期1993年12月份的逐时潮水位资料进行调和并预报1994年6~8月的潮水位,调和预报的确定性系数仅为0.3.神经网络模型的预报结果虽与观测值尚有一定的误差,但在输入层中考虑珠江径流的影响,增加马口站的径流

输入,则洪水期潮水位预报的确定性系数可达0.90.可见,在珠江口口门区域,利用调和预报方法特别是短期调和预报方法进行潮水位预报存在较大的误差.

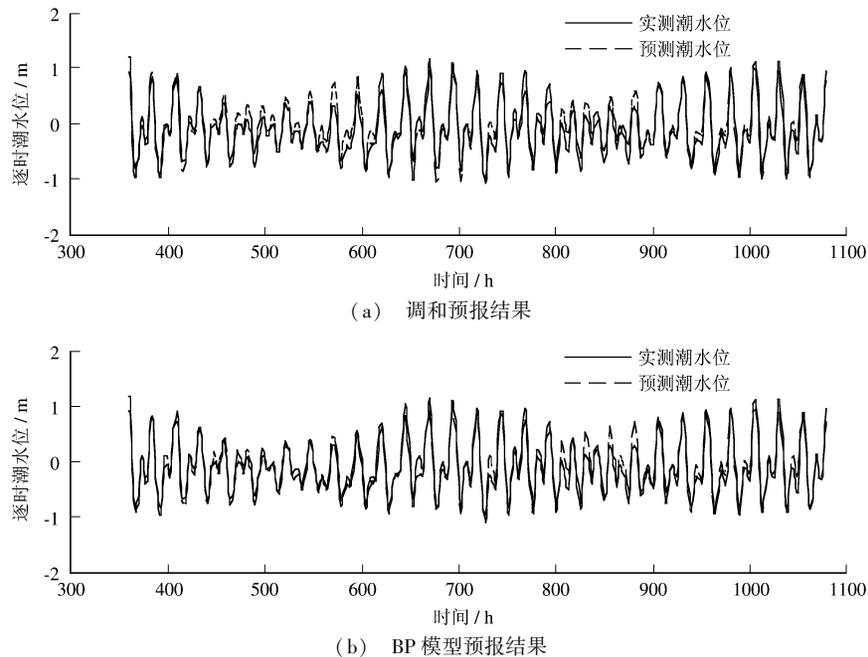


图2 大横琴站模型预测潮水位与观测值的比较(1993-12-16~1994-01-16,资料长度为15 d)

Fig.2 Comparison between observed and predicted tide levels

4 结 语

利用基于BP人工神经网络的潮汐预报模型,预报了珠江口大横琴站的潮位,并与传统调和分析方法的预报结果进行了比较.结果表明,由于河口潮汐资料的非线性,加之河口径流的随机性,使得传统的调和分析方法的预报误差较大,而BP模型预报的潮水位精度更高.

参 考 文 献:

- [1] David A, Jay D A, Edward P F. A comparison of methods for analysis of tidal records containing multi-scale non-tidal background energy[J]. **Continental Shelf Research**, 1999, 19: 1695-1732.
- [2] Jay D A, Flinchem E P. Interaction of fluctuating river flow with a barotropic tide: a demonstration of wavelet tidal analysis methods[J]. **Journal of Geophysical Research**, 1997, 102, (C3): 5705-5720.
- [3] 欧素英, 杨清书. 珠江三角洲径潮相互作用分析[J]. **海洋学报**, 2004, 26(1): 125-132.
- [4] Yen P H, Jan C D, Lee Y P, *et al.* Application of Kalman filter to short-term tide level prediction[J]. **J Waterway Port Coast Ocean Engineering**, 1996, 122 (5): 226-231.
- [5] 朱星明, 卢长娜, 王如云. 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.
- [6] 黄国如, 胡和平, 田富强. 用径向基函数神经网络模型预报感潮河段洪水位[J]. **水科学进展**, 2003, 14(2): 159-163.
- [7] 曹广学, 张世泉. BP模型在降雨径流预报中的应用研究[J]. **太原理工大学学报**, 2005, 3(3): 350-353.
- [8] 吴超羽, 张 文. 水文预报的人工神经网络方法[J]. **中山大学学报**, 1994, 33(1): 79-90.
- [9] 宋立松, 魏高峰. 感潮河段水位过程预报探讨[J]. **水科学进展**, 2000, 11(3): 302-306.
- [10] Lee T L, Jeng D S. Application of artificial neural networks in tide forecasting[J]. **Ocean Engineering**, 2002, 29: 1003-1022.
- [11] Tsong-Lin Lee. Back-propagation neural network for long-term tidal predictions[J]. **Ocean Engineering**, 2004, 31: 225-238.