

人工神经网络在台风风暴潮模拟中的解释应用

张娟, 周水华, 黄宝霞, 张敏

(国家海洋局南海预报中心, 广东 广州 510300)

摘要: 将BP人工神经网络引入到风暴潮数值预报的解释应用中,并以惠州站为例,根据台风参数与增水的关系建立3套神经网络模型,对风暴潮的数值预报结果进行订正,计算结果显示:BP人工神经网络可以改进风暴潮数值模式的预报精度,可以作为惠州站数值预报结果解释应用的一种方法,同时也为台风风暴潮数值预测的解释应用提供了新思路。

关键词: BP人工神经网络; 风暴潮; 解释应用; 数值预报

中图分类号: P731.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2016)02-0060-06

1 引言

现阶段风暴潮预报方法主要有经验统计预报和数值预报,其中风暴潮数值预报结果已经成为风暴潮预报中的主要参考依据^[1-2],在风暴潮预报中发挥着重要的作用,模式能较好的模拟增水的基本变化状况,但有时预报值仍然有较大的误差,这在目前的风暴潮数值预报是常见的现象,这可能是由不精确的台风风场、气压场、地形和底摩擦等因素导致的。当然,数值模式本身的缺陷也是其中原因之一。因此,对数值预报产品的解释应用来提高预报精度是非常有必要的。目前,国内外针对气象要素开展的数值预报产品释用技术研究已经有较多的成果^[3-17],而对于海洋预报要素的数值预报产品的释用技术处于探索阶段。在风暴潮方面,目前国内只看到王培涛等人用集合预报的方法对其数值预报的解释应用^[18-19]。因此,本文尝试以惠州站为例,利用BP人工神经网络对风暴潮数值产品的释用进行初步探析。

2 方法介绍

2.1 BP人工神经网络模型简介

人工神经网络简称神经网络,是基于生物学神

经网络原理而建立的一种适应系统,由若干称为神经元的简单处理组合而成,所有神经元通过前向或回馈的方式相互作用、相互联系。神经网络具有自适应、自组织、自学习的特点,非线性映射能力极强^[20-21]。

本文采用的人工神经网络是应用较为广泛的3层结构的BP人工神经网络,BP人工神经网络是一种基于误差反向传播算法的多层前馈型网络,由信号的正向传递与误差的反向传播组成:正向传播时,输入的信息流从输入层,经隐层逐层处理后传向输出层(见图1)。若输出层的实际输出与期望输出不符,则转向误差的反向传播阶段。误差的反向传播是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反转,并将误差分摊给各层的所有单元,从而

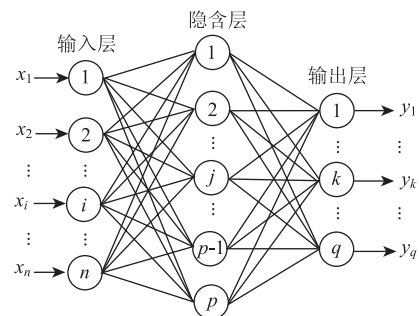


图1 典型的前馈型人工神经网络示意图
(引自文献15)

收稿日期: 2015-08-19

基金项目: 国家海洋局海洋公益性行业科研专项(201305031-4)

作者简介: 张娟(1982-),女,工程师,硕士,主要从事海洋环境预报工作。E-mail:zhangjuan8205@126.com

获得各层单元的误差信号,此误差信号即作为修正各单元权值的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程是周而复始地进行。而权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可以接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止^[21]。

神经网络在大气科学数值预报的解释应用方面,获得了较广泛的应用,并已经取得相关的研究成果^[12-17],但是在海洋要素预报方面,目前只看到在海浪要素的解释应用^[22-23]。本文尝试将BP神经网络引入到风暴潮数值预报解释应用领域中。

2.2 数值模式简介

本文采用风暴潮数值模型是国家海洋局南海预报中心业务化运行的南海近岸精细化风暴潮模型,南海近岸精细化风暴潮模型是该中心基于ELCIRC正压模型开发的,ELCIRC采用了基于水平无结构网格,垂向Z坐标体系,半隐格式的欧拉-拉格朗日的有限体积和有限差分算法解浅水方程。此模型的数学物理方程及计算框架本文不在赘述,详见参考文献[24],为了保证南海近岸海域的精细化模拟,同时又能节约计算速度,本研究的模型采用非结构网格。总网格图见图2,大亚湾网格见图3。模型的总单元数为212 064,节点数为121 115。大亚湾网格分辨率为50—200 m左右。

风暴潮计算所需要的台风风场是在Jelesni-

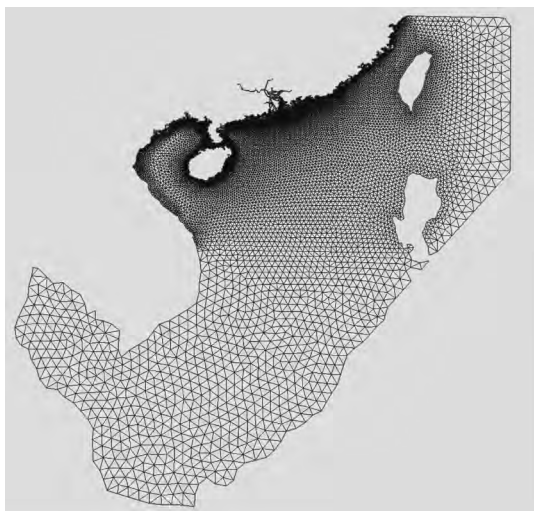


图2 南海区域网格



图3 大亚湾区域网格

anski模式的基础上,加入7级大风半径和10级大风半径改进而成。此台风风场模式在国家海洋局南海预报中心台风浪、风暴潮预报中应用多年,具体公式见文献[25]和[26]。

3 资料准备

本文采用资料包括台风参数、惠州站实测增水数据、惠州站数值计算结果。

台风参数来自中国气象局热带气旋资料中心的CMA热带气旋最佳路径数据集(http://tcdata.typhoon.gov.cn/zjljsjj_sm.htm),CMA热带气旋最佳路径数据集是热带气旋季节过后根据收集到的常规和非常规气象观测资料,对热带气旋的路径和强度资料进行整编而形成。由于目前最佳路径数据集没有给出7级大风和10级大风半径参数,本文所采用的7级和10级大风半径来自佛山市气象局(<http://www.fs121.com/Typhoon.aspx>)。7级和10级大风半径是台风影响期间,中国气象局根据相关资料确定的,但是台风季节过后,没有对此进行校正。台风参数时间间隔为6 h,为了计算的需要,利用线性插值方法,将台风要素资料插值成间隔为1 h。

惠州站增水资料来自本单位台站资料整理结果,根据惠州站潮位资料2006—2013年逐时潮位资料,采用最小二乘法对惠州站逐时潮位数据进行调和与分析,获得调和常数,再用调和常数预报惠州站天文潮位,最后将惠州站实测潮位减去天文潮位获得惠州站实测增水资料,时间间隔为1 h。本文收集和整理了惠州站2006—2013年台风风暴潮资料。

采用所用搜集到的影响惠州的台风资料,利用南海近岸精细化风暴潮模型,进行模拟,获得惠州站数值计算结果,计算结果时间间隔为1 h。

4 神经网络模型的建立和检验

4.1 神经网络模型的建立

(1)因子的选取

本文主要探讨利用神经网络模型订正数值预报结果,因此将数值预报结果作为神经网络模型的一个输入因子。

另外造成台风风暴潮增水的原因很多,有风、气压、台风强度、路径等等,是极其复杂的过程,为了避免选取的因子过多,使得建立的网络不稳定,这里只选取风暴潮增水影响比较显著的因子作为输入因子来构建神经网络模型:台风中心距惠州站的距离、台风中心气压、台风中心风速和台风移速、7级大风半径、10级大风半径。

(2)模型的建立

本文搜集到2006—2013年惠州站最大增水大于80cm的9次台风过程(0806、0809、0812、0814、0906、0915、1013、1208、1319),另由于0601号台风路径的特殊,本文也将0601台风的增水过程作为研究对象,台风路径见图4。

为了建立和检验人工神经网络,将样本分成2组,其中将0806、0809、0812、0814、0906、0915、1013

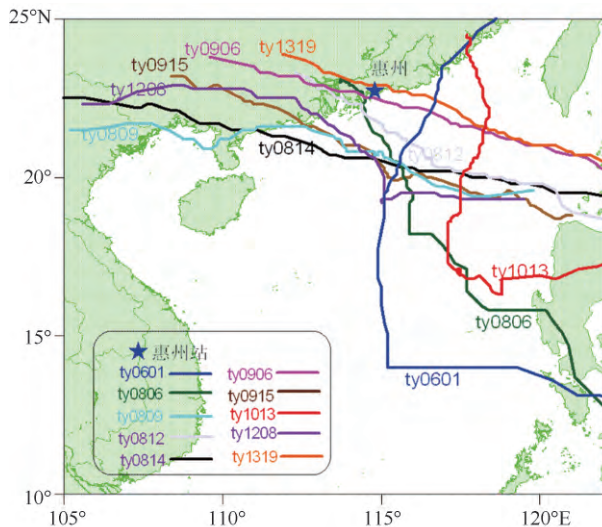


图4 0601台风路径

7场台风影响期间增水大于40 cm的数据,作为训练样本,共有81个训练样本,将未参加训练的1208、1319、0601台风影响期间的数据,作为“未知”样本,由已掌握了知识信息的神经网络对其进行预报。

输入层节点数

输入层节点数取决于输入向量的维数。本文采用惠州站数值结果和台风参数作为输入变量,并分多种情况进行推算(见表1)。

表1 神经网络输入层的设置

神经网络	输入节点数	输入因子	输出因子
ANNa	5	台风中心距惠州站的距离、台风中心气压、台风最大风速和台风移及ELCIRC预测结果	惠州站增水
ANNb	6	ANNa + 7级大风半径	
ANNc	7	ANNa + 7级大风半径 + 10级大风半径	

隐含层节点数

神经网络的参数隐层的神经元个数仍然没有较好的方法事先确定。过少的神经元会使网络缺乏逼近能力,过多的神经元则增加训练时间和降低ANN的反应速度。因此,通常是在训练过程中逐渐增加或减少其数目,直到精度到达要求为止。本文通过试错法调试后,隐层节点数确定为10(仅1个隐层)。

输出层节点数

输出层仅有1个节点,输出因子为惠州站增水。

(3)训练结果

图5为训练样本的训练结果与实测结果及elcirc模式计算结果对比过程,误差统计结果见表2。从图表结果可以看出,训练后的结果均比ELCIRC更贴合实测过程,且误差均比ELCIRC计算误差明显减小。尤其是ANNa,相对模型计算结果,经过神经网络预测的增水平均绝对误差由30.0 cm下降到10.2 cm,平均相对误差由43.8%下降到15.0%,ANNc也将平均绝对误差降到13.2 cm,平均相对误差也下降到18.9%。

4.2 神经网络模型的结果

在数值预报工作中发现,位于台风右半圆的站点,增水预报效果一般较好,而位于台风左半圆的

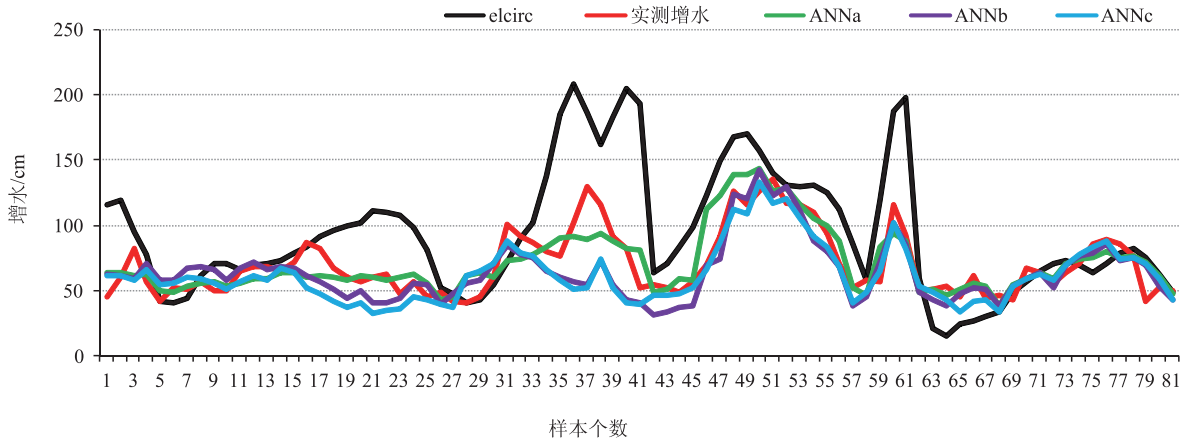


图5 训练样本的训练结果、elcirc计算结果与实测增水过程的对比

表2 训练样本误差统计

指标	Elcirc	ANNa	ANNb	ANNc
平均绝对误差/cm	30.0	10.2	13.0	13.2
平均相对误差/%	43.8	15.0	18.8	18.9

站点,增水预报效果则是比较差的,甚至会出现实测为增水,而预报为减水的情况,因此检验样本除了选择惠州站位于台风右半圆的1208号台风,还选择了惠州站位于台风左半圆的0601号台风和1319号台风。台风路径图略。

根据上节建立好的神经网络模型,对0601号、1208号、1319号台风数值预报增水进行订正。订正结果见图6,统计结果见表3。从图表来看:(1)3种方案的神经网络模型预测结果均优于ELCIRC模式计算结果,尤其是0601号台风,惠州站位于0601号台风的左半圆,从图上可以看出,数值模拟结果与实测结果变化趋势是相反的,但经过神经网络模型订正后的结果与实测变化趋势是一致的,并且方案c的订正结果与实测吻合最好;(2)除了在趋势变化上较好的改善外,在最大增水值和最大增水值出现时间上,也有较大的提高,1208号数值预报结果最大增水值比实测最大值出现提前2h,而经过神经网络订正过的最大增水值出现时间与实测一致;1319号数值预报的最大增水比实测值大60cm,经过神经网络模型方案a订正后的最大增水与实测值只相差4cm;

从图表结果来看,不同神经网络方案订正效果不同,对1319号台风来讲,方案a有较明显的提高,

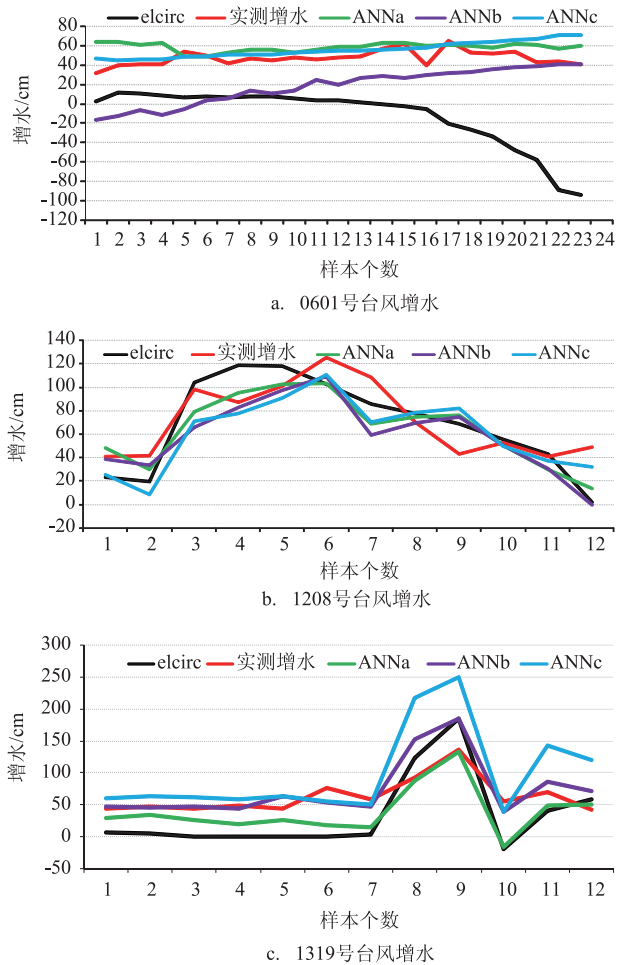


图6 预测样本的神经网络订正结果、elcirc计算结果与实测增水过程的对比

但方案c订正过的最大增水值却比实测大100cm左右,比订正前还大;在0601号台风过程中,方案c订

表3 预测样本误差统计

台风编号	指标	Elcirc	ANNa	ANNb	ANNc
0601	平均绝对误差/cm	59.9	12.1	29.4	9.7
	平均相对误差/%	126.5	28.5	64.0	22.1
1208	平均绝对误差/cm	18.75	16.24	17.45	18.28
	平均相对误差/%	31.03	26.36	27.45	30.48
1319	平均绝对误差/cm	45.2	24.9	19.7	43.2
	平均相对误差/%	79.2	44.7	28.9	64.3

正效果最好,方案b其次;相对1208号台风来讲,3种方案订正效果差别不大。究其原因分析有,一是台风资料的不准确性,本文所用的台风资料是根据线形插值方法插值成间隔为1h的,与实际资料并不完全相符,二是大风半径的不准确,且台风过后,并没有根据相关资料对其进行订正;三是惠州站建站较晚,所获得的样本资料比较少,样本资料的多少对神经网络模型计算结果有很大的影响。

5 小结

本文将BP神经网络引入风暴潮数值预报的解释应用中,根据输入因子与风暴增水的关系,设计了3套神经网络模型,并利用建立神经网络对数值预报结果进行解释应用,从神经网络输出结果来看,所建立的神经网络在惠州站的订正效果还是比较满意的,可以作为惠州站数值预报结果解释应用的一种方法,同时也为台风风暴潮数值预测的解释应用提供了新思路。

从订正结果可以看出,虽然已经取得了很大的进展,但该方法在预报精度方面仍有提升空间,需要说明的是,作为一种探索,本文预报因子的选取、模型的建立以及预报个例的检验等方面还有许多值得完善、改进之处,还有待于进一步探索、研究。

参考文献:

- [1] 王喜年. 风暴潮预报知识讲座 第四讲 风暴潮预报技术(1)[J]. 海洋预报, 2001, 18(4): 63-69.
- [2] 冯士筭. 风暴潮导论[M]. 北京: 科学出版社, 1982.
- [3] 樊晓春, 董彦雄, 董安祥, 等. T213资料在冰雹短期预报中的释用[J]. 干旱气象, 2004, 22(1): 86-89.
- [4] 黄辉, 陈淑琴. MM5数值预报产品在舟山海域风力分区预报中的释用[J]. 海洋预报, 2006, 23(2): 67-71.
- [5] 徐琳娜, 冯汉中. 基于数值预报产品的温度释用方法比较[J]. 四川气象, 2006, 26(2): 4-5, 14.
- [6] 应爽. 日本数值预报产品在温度预报中的释用[J]. 吉林气象, 2007, (2): 21-22, 40.
- [7] 陈舜华, 吕纯廉, 范淦清. 用数值预报产品的逐步LOGISTIC动力统计释用天气预报模型[J]. 气象科学, 1996, 16(1): 81-85.
- [8] 郑和文, 严明良, 范淦清. PP法用于江苏台风暴雨预报的经验、结果和应用前景[J]. 气象科学, 1999, 16(2): 178-183.
- [9] 刘鸿升, 余功梅. 偏北大风的数值预报释用方法研究[J]. 气象科学, 2002, 22(1): 100-106.
- [10] 王太微, 陈德辉. 数值预报发展的新方向-集合数值预报[J]. 气象研究与应用, 2007, 28(1): 6-12, 24.
- [11] 苏兆达, 苏洵. 数值预报产品释用的阈值法研究[J]. 气象研究与应用, 2007, 28(4): 5-7.
- [12] Marzaban C, Witt A. A Bayesian Neural Network for Severe-Hail Size Prediction[J]. Weather and Forecasting, 2001, 16(5): 600-610.
- [13] McCann D W. A Neural Network Short-Term Forecast of Significant Thunderstorms[J]. Weather and Forecasting, 1992, 7(3): 525-534.
- [14] Silverman D, Dracup J A. Artificial Neural Networks and Long-Range Precipitation Prediction in California[J]. Journal of Applied Meteorology, 2000, 39(1): 57-66.
- [15] 余运河, 胡邦辉, 董文娟, 等. BP自适应网络在数值预报产品的释用[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2003, 4(6): 94-97.
- [16] 金龙, 林熙, 金健, 等. 模块化模糊神经网络的数值预报产品释用预报研究[J]. 气象学报, 2003, 61(1): 78-84.
- [17] 邓小花, 魏立新. 运行神经网络方法对WRF数值模拟结果的初步释用[J]. 海洋预报, 2011, 28(6): 17-23.
- [18] 王培涛, 于福江, 刘秋兴, 等. 台风风暴潮异模式集合数值预报技术研究及应用[J]. 海洋学报, 2013, 35(3): 56-64.
- [19] 王培涛, 于福江, 刘秋兴, 等. 福建沿海精细化台风风暴潮集合数值预报技术研究及应用[J]. 海洋预报, 2010, 27(5): 7-15.
- [20] 苑希民, 李鸿雁, 刘树坤, 等. 神经网络和遗传算法在水科学领域的应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002.
- [21] 胡守仁, 余少波, 戴葵. 神经网络导论[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993.
- [22] 朱智慧. BP神经网络方法在海浪数值预报中的释用研究[J]. 大气科学研究与应用, 2011, (1): 84-91.
- [23] 齐义泉, 张志旭, 李志伟, 等. 人工神经网络在海浪数值预报中的应用[J]. 水科学进展, 2005, 16(1): 32-35.
- [24] Zhang Y L, Baptista A M, Myers E P. A Cross-Scale Model for 3D Baroclinic Circulation in Estuary-Plume-Shelf Systems: I. Formulation and Skill Assessment[J]. Continental Shelf Research, 2004, 24(18): 2187-2214.
- [25] 周水华, 李远芳, 冯伟忠, 等. "0601"号台风控制下的广东近岸浪特征[J]. 海洋通报, 2010, 29(2): 130-134.
- [26] 张娟, 冯伟忠, 李广敏, 等. 1003号台风"灿都"风暴潮特征分析与模拟[J]. 海洋通报, 2011, 30(4): 367-370.

Interpretation of numerical storm surge model results using the artificial neural network

ZHANG Juan, ZHOU Shui-hua, HUANG Bao-xia, ZHANG Min

(Sea Forecasting Center of South China Sea, State Oceanic Administration, Guangzhou 510300 China)

Abstract: In order to apply the BP artificial neural networkd (ANN) method in the forecasting system of storm surge model, three kinds of BP ANN models were established based on the relationship between typhoon parameters and increasing water. Taken Huizhou station as an example, the forecasting results from storm surge model were rectified. The results show that the BP ANN method could improve the forecasting accuracy from storm surge model, and the modeled results have a good agreement with the observed data. Hence, The BP ANN can be a useful measure method to reduce the bias of the simulation.

Key words: the BP artificial neural network; storm surge; interpretation; numerical prediction