

基于人工神经网络的海流预报研究

张峰¹, 王琪², 卢美², 施伟勇¹, 张俊彪¹

(1.国家海洋局 第二海洋研究所工程海洋学重点实验室,浙江 杭州 310012;

2.浙江省海洋监测预报中心,浙江 杭州 310007)

摘 要: 以调和预报结果、海面风速、风向作为输入因素,采用神经网络拟合实测海流与各输入因素之间的关系。该方法不但反映了海面风对潮流的影响,对调和预报本身的误差也有一定的改善。研究还表明多步变量输入的预报模式可以反映输入变量的变化趋势,提高预报的准确性。在宁波-舟山港某航道海流预报计算实例中,该方法流速预报的均方误差比直接调和预报下降了22%,流向预报的均方误差下降了18%。

关键词: 潮流预报;人工神经网络;多步输入;调和分析

中图分类号: P731.35 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2018)04-0041-06

1 引言

目前,潮汐潮流预报的主流方法是调和预报法。1868年开尔文首先提出了潮汐调和预报法。杜德森把引潮力进一步展开为纯调和的展开式,并于1928年设计了巧妙的计算方法,用较少的计算量得出了相当精确的调和常数,进一步发展了调和预报法,他的方法被视作一个标准方法并作为比较的依据^[1]。国内的方国洪等^[1]、王骥等^[2]、陈满春等^[3]也对浅水、短期资料条件下的潮汐调和预报方法做了研究和改进,提高了分析和预报的精度。潮流调和预报的基本方法与潮汐类似,一般是将潮流分解成北分量和东分量,分别进行分析和预报,然后再将结果合成为潮流的流速和流向。与潮汐预报相比,海流预报的精度相对较低。一方面是因为长时段实测资料的不足限制了调和预报的精度;另一方面,除了周期性的潮流,实际的海流中还包含了局部地形、海面风等因素引起的流动,比如特殊地形下的回流、风海流等,这些非周期性的因素难以在调和预报中体现出来。

人工神经网络(Artificial Neural Network)是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统。系统由大量简单神经元组合而成,具有自组织、自学习、高容错性等特征,在处理复杂、非线性、模糊关系问题方面有着独特的优势。近年来,人工神经网络较多的应用到水文预报领域,如陆域洪水预报^[4]、风暴潮预报^[5]、海浪数值预报精度改进^[6]。也有学者将人工神经网络应用到潮位、潮流预报中,如感潮河段水位预报^[7]、异地潮位相关预报^[8]、港口水位预报^[9]、利用潮位预报潮流等^[10]。这些研究验证了神经网络模型在潮汐预报中的适用性,获得了较好的预报结果。但他们完全舍弃了传统的调和预报法,并且多数研究未针对潮汐、潮流的周期性规律进行特别处理,因而预报结果的时间序列与实测时间序列之间往往存在一定的相位差。风作为海流的一个重要驱动因素也应纳入考虑,以反映风海流的影响。本文在前人大量工作的基础上,采用了调和分析和神经网络结合的方法来进行海流预报,并将海面风作为驱动因素参与分析预报,综合考虑周期性、非周期性因素,以提高海流预报的准确性。

收稿日期: 2018-03-02; 修回日期: 2018-04-28。

基金项目: 浙江省自然科学基金青年基金(LQ16D060007)。

作者简介: 张峰(1986-),男,工程师,硕士,主要从事近海海洋观测和预报研究。E-mail:fengsio@163.com

2 基本方法

本文提出的基于神经网络的预报方法分3个步骤实现:首先,对实测海流资料进行调和分析,得出各分潮东、北分量的振幅和迟角,在此基础上得到调和分析预报的结果;然后构建神经网络模型,将调和预报结果、海面风速、风向作为输入因素,实测流速、流向作为学习目标,训练神经网络模型;完成神经网络模型训练后,应用神经网络模型开展未来时间节点的预报。

2.1 潮流调和分析和预报

本文的潮流调和分析预报选用了17个全日分潮,14个半日分潮,为较好的反映近岸浅水特征,还选用了7个四分之一分潮,7个六分之一日分潮,具体见表1。潮流北分量和东分量各分潮的振幅和迟角的计算采用方国洪等^[1]的方法,由引入差比数的严格最小二乘法计算而得。

预报计算中,分别计算潮流的北分量和东分量,再通过矢量合成,可以得到 t 时刻的潮流流速、流向。

t 时刻的潮流北分量:

$$N = N_0 + \sum A_i \cos(\theta_i + \varphi_i t) \quad (1)$$

式中: N_0 为定常余流北分量, A_i 为北分量第 i 个分潮流振幅, θ_i 为北分量第 i 个分潮流迟角, φ_i 为第 i 个分潮角速度。

t 时刻的潮流东分量:

$$E = E_0 + \sum B_i \cos(\delta_i + \varphi_i t) \quad (2)$$

式中: E_0 为定常余流东分量, B_i 为东分量第 i 个分潮流振幅, δ_i 为东分量第 i 个分潮流迟角, φ_i 为第 i 个分潮角速度。

2.2 人工神经网络

根据网络组织形式的不同,神经网络主要分为以下3种:前馈型神经网络、反馈型神经网络、自组织型神经。本文选用的是误差反向传播BP前馈型神经网络,该类型的神经网络具有很强的非线性映射能力,理论上一个三层的BP神经网络可以实现对任意非线性函数的无限逼近。地球科学分析中应用的神经网络模型中,BP神经网络模型占85%以上^[11]。典型的三层BP神经网络由输入层、隐含层、输出层构成。输入层神经元通过激活函数与隐含层各神经元发生联系,隐含层各神经元又与输出层神经元联系。若输出结果与目标结果不符,则将误差反传,根据训练函数调整。如此不断往复,直至逼近目标结果,完成神经网络训练,最后利用训练好的神经网络模型进行预报。

表1 采用的调和分潮

序号	符号	角速度/(°/S)	序号	符号	角速度/(°/S)	序号	符号	角速度/(°/S)
1	OQK1	12.300 627 8	16	J1	15.585 443 4	31	SKM2	31.098 033 1
2	2Q1	12.854 286 2	17	OO1	16.139 101 7	32	MN4	57.423 833 8
3	2OK1	12.845 002 5	18	2N2	27.895 354 8	33	M4	57.968 208 5
4	SIGMA1	12.927 139 8	19	MU2	27.968 208 5	34	SN4	58.439 729 6
5	Q1	13.398 660 9	20	N2	28.439 729 5	35	MS4	58.984 104 3
6	RHO1	13.471 514 5	21	NU2	28.512 583 2	36	MK4	59.066 241 5
7	O1	13.943 035 6	22	M2	28.984 104 2	37	S4	60.000 000 0
8	M1	14.492 052 1	23	LAMBDA2	29.455 625 3	38	SK4	60.082 137 3
9	CHI1	14.569 547 6	24	L2	29.528 478 9	39	2MN6	86.407 938 0
10	PI1	14.917 864 7	25	T2	29.958 933 3	40	M6	86.952 312 7
11	P1	14.958 931 4	26	S2	30.000 000 0	41	MSN6	87.423 833 8
12	K1	15.041 068 7	27	R2	30.041 066 7	42	2MS6	87.968 208 5
13	PSI1	15.082 135 3	28	K2	30.082 137 3	43	2MK6	88.050 345 8
14	PHI1	15.123 205 9	29	MSN2	30.544 374 7	44	2SM6	88.984 104 3
15	THETA1	15.512 589 7	30	2SM2	31.015 895 8	45	MSK6	89.066 241 6

隐含层节点数对BP网络的性能有较大影响,本文隐含层点数设计参考以下公式计算^[12]:

$$n = \frac{I+O}{2} + C \quad (3)$$

式中: I 为输入层节点数, O 为输出层节点数, C 为经验数,一般取1~10,本文中取 $C=8$ 。

本文神经网络训练函数采用动量梯度下降法,以加快训练速度。激活函数采用双曲 sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (4)$$

为了和选用的激活函数匹配,同时也为了避免输入值差异过大引起神经网络训练异常,需对输入数据进行归一化处理至 $(-1, 1)$ 区间,归一化方法为:

$$y = \frac{2(x-x_{\min})}{x_{\max}-x_{\min}} - 1 \quad (5)$$

式中: y 为归一化后的数据, x 为归一化前的数据, x_{\min} 为最小值, x_{\max} 为最大值。

在神经网络模型输入层的设计上,考虑了变量单步输入预测和多步输入预测两种基本模式。单步输入模式使用 t 时刻的一组参数(调和预报的北分量、东分量、海面风速、风向)作为输入参数进行训练和预报。多步输入模式使用 t 、 $t-1$ 、 $t-2$ 、

……、 $t-n$ 前推数小时内的逐时输入参数进行训练和预报,有研究表明多步模式可以反映输入变量的变化趋势,进一步提高预测的准确性^[10]。本文设计了5个多步模型,分别为前推3 h、6 h、9 h、12 h、15 h的多步模式。

3 算例分析

3.1 数据来源

2017年11月1日—12月31日期间,采用观测浮标对宁波-舟山港域某航道进行了连续流速、流向和海面风观测,观测间隔时间为10 min,获得了从水下1.5 m至水下20 m的各深度的流速、流向资料。本文选取水下1.5 m层流速、流向进行分析和预报。其中11月1—30日的资料用于调和分析以及神经网络模型训练,12月1—31日的资料用于验证模型的预报精度。观测期间该测点水下1.5 m处平均流速为0.64 m/s,最大流速为1.60 m/s,涨潮主流向为偏北向,落潮主流向为偏南向。

3.2 调和分析和神经网络模型训练

为避免高频率随机噪声影响调和分析参数的准确性,对10 min间隔的海流观测数据进行了平滑滤波,基本滤去了高频随机噪声信号。在此基础

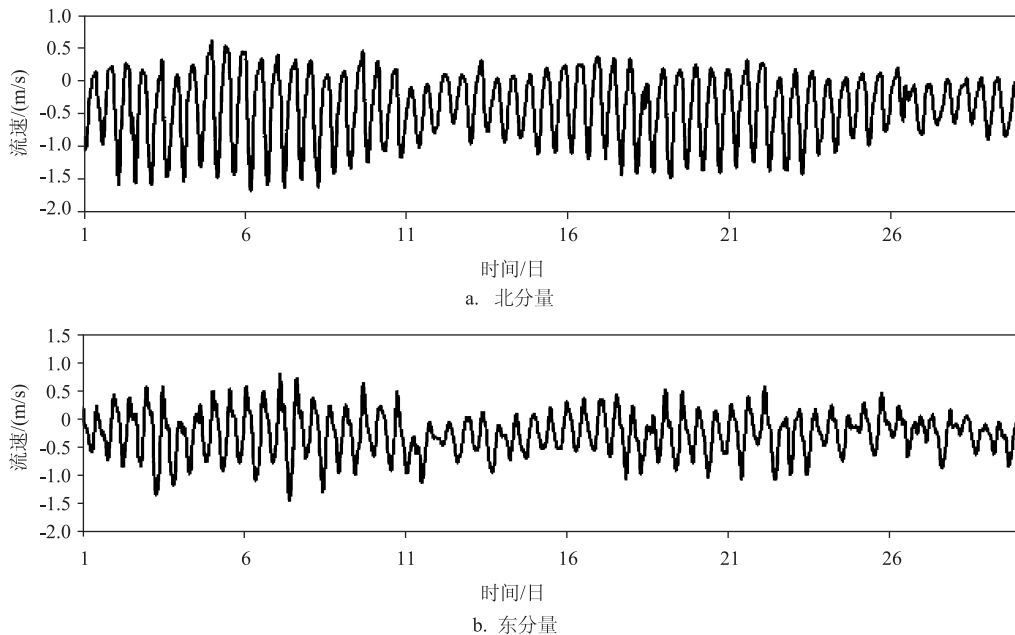


图1 潮流北分量和东分量过程(2017年11月1—30日)

上,选择各整点的数据海流数据分解为北分量和东分量用于调和分析,图1为分解后11月1—31日海流北分量和东分量过程。

按照方国洪等的方法,对上述海流北分量和东分量分别进行调和分析,获得表1中各分潮北分量、东分量的振幅和迟角。根据所得的振幅和迟角,利用式(1)和式(2)分别计算北分量和东分量的调和分析预报值,以供人工神经网络模型使用。同时也

合成了流速、流向预报值,作为直接调和分析预报的结果进行对比分析。

建立6个不同特征的人工神经网络模型。模型一采用的单步输入预报模式,使用 t 时刻的一组输入参数来预报流速、流向。模型二采用多步输入预报模式,使用 t 、 $t-1$ 、 $t-2$ 前推3 h输入参数进行预报,模型三为前推6 h为多步模式,模型四为前推9 h为多步模式,模型五为前推12 h多步模式,模型

表2 人工神经网络模型的节点基本信息

模型	输入数据时刻	输入层节点数	隐含层节点数	输出层节点数
模型一	t	4	11	2
模型二	t 、 $t-1$ 、 $t-2$	12	15	2
模型三	t 、 $t-1$ 、 \cdots 、 $t-5$	24	21	2
模型四	t 、 $t-1$ 、 \cdots 、 $t-8$	36	27	2
模型五	t 、 $t-1$ 、 \cdots 、 $t-11$	48	33	2
模型六	t 、 $t-1$ 、 \cdots 、 $t-14$	60	39	2

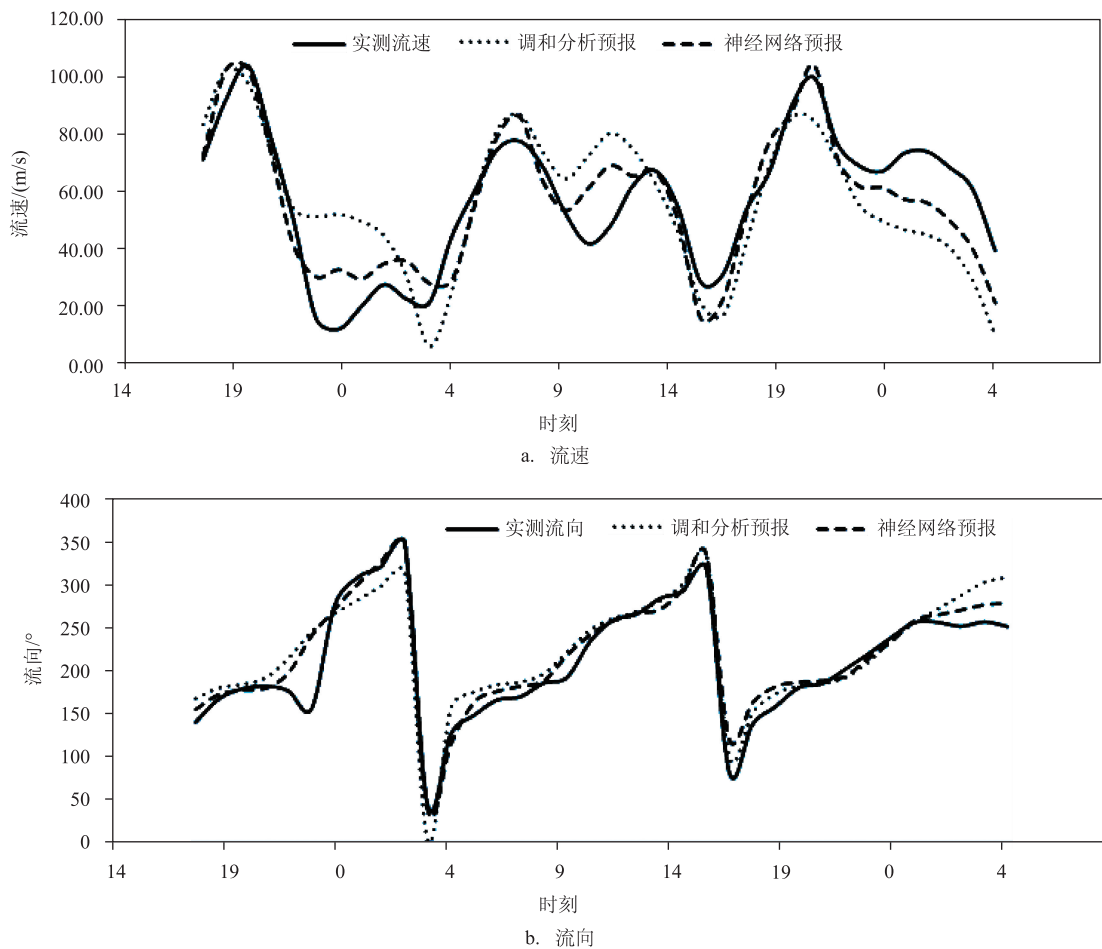


图2 预报结果与实测结果的对比

六为前推 15 h 多步模式。根据输入层单元的不同,分别设置隐含层节点数,表 2 为 6 个神经网络模型的基本节点信息。

采用 11 月 1—30 日期间共 720 组数据对 6 个模型分别进行训练。由于训练所给定的初始权系数是随机的,因而每次训练完成的网络模型也有一定的不确定性^[13]。本文对每个模型均进行了数十次的训练,取训练误差最小的模型保存用于预报和分析。

3.3 海流预报和误差分析

训练完成后,采用 6 个模型分别预报了 12 月 1—31 日期间的流速和流向,图 2 为神经网络预报的潮流流速过程与直接调和预报结果以及实测流速的对比。神经网络模型五的流速、流向预报结果最贴近于实测过程,而直接调和预报结果偏离相对较大。

表 3 列出了 2017 年 12 月 1—31 日期间 6 个神经网络模型预报结果与实测结果之间的误差,同时也列出了调和直接预报的结果与实测结果之间的误差。

从表中可见,直接调和预报的流速均方根误差为 15.3 cm/s,神经网络模型的流速均方误差在 11.1~13.8 cm/s 之间,均方误差下降了 10%~27%。直接调和预报流速误差小于 10 cm/s 的占 59%,神经网络模型预报流速误差小于 10 cm/s 的占比为 65%~76%。6 个神经网络模型的流速预报误差均比直接调和预报有明显改善。直接调

和分析预报的流向均方根误差为 17.1 cm/s,神经网络模型的流速均方差在 13.3~15.6 cm/s 之间,均方误差下降了 9%~22%。直接调和预报流向误差小于 10°的占 62%,神经网络模型预报流速误差小于 10°的占比为 64%~69%,流向的预报也有明显改善。

多步模式(模型二—模型六)的精度优于单步模式(模型一),随着前推步数的增加,预报误差呈现减小趋势。前推时间达到 12 h 附近,误差基本稳定,前推 12 h(模型五)与前推 15 h(模型五)两个模型的误差基本一致。因此,在本例中采用前推 12 h 多步预报模式(模型五)是较为合适的,12 h 之前的数据对预报精度的提升不明显。而且过多的无效输入信息会在神经网络训练时出现“过拟合”的现象,反而可能降低模型预报精度。

本文还测试了模型五不考虑海面风情况下的预报(将输入风速设为 0),预报结果也优于直接调和预报,其流速均方根误差下降了 18%,流向均方根误差下降了 13%。反映了神经网络模型预报不只是风生流和调和预报潮流的叠加,其对调和本身误差也有一定的改善。

在实际的预报工作中,需预报未来的流速、流向,因此应采用气象预报模式提供的风速、风向作为输入参数。本文利用中国气象局气象数据中心提供的 GRAPES_MESO 东亚区域模式结果开展了流速预报试验,该气象模式每 12 h 发布一次东亚区域各格点的气象预报结果,模式空间分辨率为 10 km,时间分辨率为 3 h(中国气象局气象数据中心: <http://>

表 3 各预报方式的预报误差比较(2017 年 12 月 1—31 日)

模型	流速		流向	
	均方根误差/ (cm/s)	误差小于 10 cm/s 的占比/%	均方根误差/°	误差小于 10°的占比/%
调和直接预报	15.3	59	17.1	62
模型一	13.8	65	15.6	64
模型二	13.6	65	15.2	65
模型三	13.2	67	14.9	67
模型四	11.9	72	14.0	68
模型五	11.2	76	13.3	69
模型六	11.3	76	13.3	69
模型五(不输入风)	12.6	69	14.8	67
模型五(气象预报风)	12.0	71	14.0	68

data.cma.cn/data/detail/dataCode/F.0009.0001.html)。采用三次样条插值的方法,将3 h间隔的气象预报结果插值成为逐时风速、风向序列用于海流预报。采用气象模式风速、风向作为输入的海流预报精度比直接调和和分析预报有明显改善,但略低采用实测风输入的模型精度(见表3),表明气象预报的准确程度对海流预报精度有一定影响。该方案流速预报的均方根误差为12.0,比调和和分析预报下降了22%;流向预报的均方根误差为14.0,比调和和分析预报下降了18%。

4 结论

本文探讨了基于人工神经网络的海流预报方法,将调和和分析预报结果以及海面风作为输入单元,利用神经网络模型预报海流的流速、流向。分析表明:采用时间前推的多步输入预报模式优于单步输入预报模式,随着前推步数的增加,误差呈现减小趋势。在本实例中前推12 h,误差达到稳定状态。该方法考虑了风的影响,对调和和分析预报本身的误差也有一定的改善,显著了提高海流预报的准确性,流速、流向预报的均方误差比直接调和和分析预报有明显下降,尤其适用于易受风影响海域的海流预报。在预报未来某时刻海流的工作模式下,应采用气象预报模式提供的风速、风向作为输入,海流预报的精度提高在一定程度上也依赖于气象

预报的准确性。

参考文献:

- [1] 方国洪, 郑文振, 陈宗镛, 等. 潮汐和潮流的分析和预报[M]. 北京: 海洋出版社, 1986.
- [2] 王骥, 方国洪. 不完整逐时潮汐观测记录的分析[J]. 海洋学报, 1981, 3(2): 193-210.
- [3] 陈满春, 储英杰, 刘克修, 等. 浅水港口潮汐预报准调和方法的改进[J]. 海洋学报, 2006, 28(1): 9-17.
- [4] Imrie C E, Durucan S, Korre A. River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range[J]. Journal of Hydrology, 2000, 233(1-4): 138-153.
- [5] 尤成, 于福江, 原野. 基于相空间重构的神经网络风暴潮增水预测方法[J]. 海洋预报, 2016, 33(1): 59-64.
- [6] 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.
- [7] 王炎, 王船海, 王妮, 等. BP神经网络在感潮河段水动力洪水预报中的应用[J]. 水力发电, 2016, 42(2): 21-25.
- [8] 王盛安, 龙小敏, 潘文亮, 等. 基于异地潮位资料和BP神经网络的潮位推算研究[J]. 热带海洋学报, 2015, 34(2): 1-7.
- [9] 欧素英, 杨清书. 人工神经网络模型在航道、港口潮水位预报中的应用[J]. 水利水运工程学报, 2008, (2): 67-70.
- [10] 李明昌, 梁书秀, 孙昭晨, 等. 基于数据驱动模型的潮位和潮流预测方法研究[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(7): 864-868.
- [11] 李双成, 郑度. 人工神经网络模型在地学研究中的应用进展[J]. 地球科学进展, 2003, 18(1): 68-76.
- [12] 吴应兵, 赵永强, 高宏兵. 神经网络在潮流模拟中的研究[J]. 中国勘察设计, 2009, (9): 44-46.
- [13] 陈明. MATLAB神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.

Study of tidal current prediction based on artificial neural network

ZHANG Feng¹, WANG Qi², LU mei², SHI Wei-yong¹, ZHANG Jun-biao¹

(1. Key Laboratory of Engineering Oceanography, Second Institute of Oceanography, SOA, Hangzhou 310012 China;

2. Marine monitoring and forecasting center of Zhejiang, Hangzhou 310007 China)

Abstract: Neural network is used to simulate the relationship between the measured tidal current and the input factors such as Harmonic predict results and sea surface wind. This method can reflect the influence of the sea surface wind and reduce the error of the harmonic prediction. The study also shows that the prediction model of multi-step input can reflect the changing trend of input variables and improve the accuracy. The method is used to predict tidal current of a navigation channel in Ningbo-Zhoushan harbor. In the case, mean square error of velocity prediction is 22% lower than Traditional harmonic method, and the mean square error of direction prediction also decreases by 18%.

Key words: tidal current prediction; artificial neural network; multi-step input; harmonic analysis