

神经网络方法对海浪有效波高数值模拟的改进

孟 雷, 闻 斌, 姜洪峰, 范海燕

(中国人民解放军61741部队, 北京100081)

摘 要: 结合东北太平洋浮标资料, 使用神经网络模型对WAVEWATCH III海浪模式模拟的有效波高进行训练模拟, 并与增加风场作为输入项的神经网络模型作了对比分析。通过分析浮标观测资料、WAVEWATCH III数值模式和神经网络模拟的海浪有效波高大小, 可以看出使用神经网络结合数值模式能够较好地提高有效波高的模拟精度。

关键词: 海浪模拟; 有效波高; 神经网络; WAVEWATCH III模式

中图分类号: P731 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2010)02-0008-07

1 引言

海浪通常是指风作用下形成的风浪和风浪传播所导致的涌浪。由于风场本身具有的随机性和非线性, 加之风浪生成后与风场之间的相互作用, 使得风浪的模拟和预报更为复杂。准确的风浪模拟和预报对海洋和海岸工程及海洋资源开发具有重要意义。传统的海浪的预报方法主要有经验预报和数值模式预报两种^[1]。经验预报主要通过选定观测站点的历史海浪资料进行时间序列的外推, 预报未来的海浪状况。如根据观测资料建立风与海浪波高之间的线性回归方程进行海浪预报的方法和神经网络方法等。由于神经网络技术可以模拟系统的复杂的非线性数学行为而不需要事先了解系统内部各元素的相互关系, 因此被大量应用于大气、海洋、遥感、海岸和环境工程等领域^[2]。结合历史和当前观测的风速和海浪波高等资料, 使用神经网络方法模拟海浪波高和周期等要素, 已被证明是一种有效的海浪模拟和预报的经验方法^[3-7]。数值模式预报是海浪预报的重要发展方向, 以WAM, SWAN和WAVEWATCH III等为代表的第三代海浪模式被广泛的用于海浪模拟和预报。海浪数值预报模式建立在明确的物理过

程之上, 通过积分能量平衡方程, 可以比较清晰的描述海浪的产生、消亡的过程及非线性相互作用。但是, 鉴于海浪生成、传播及相互作用物理机制的复杂性和不确定性, 海浪数值预报模式还需要进一步改进, 新的海浪模拟和预报技术也迫切需要发展^[8]。

神经网络方法是近几年新发展的较有潜力的海浪模拟和预报技术^[9-11]。本文的特点在于, 直接在第三代海浪模式输出的有效波高和东北太平洋浮标实测资料之间建立神经网络模式算法, 并增加风场作为神经网络的输入项。

2 海浪模式

本文使用第三代海浪数值模式WAVEWATCH III的有效波高模拟输出值作为神经网络模型的输入项。该海浪模式直接计算波波非线性相互作用, 不对谱形预加任何约束, 而且能够处理风速、风向的骤然变化, 主要用于大尺度空间波浪传播过程。模式选择波数 k 和方向 θ 为基本的参数组成谱函数 $F(k, \theta)$, 采用频率和方向谱作为基本输出。模式的控制方程中使用了波作用量密度谱, 即 $N(k, \theta) \equiv F(k, \theta)/\sigma$ 。这样, 波浪的传播方程就可以

表示为:

$$\frac{DN}{Dt} = \frac{S}{\sigma} \quad (1)$$

S 代表与海浪谱有关的源和汇的总和。在球坐标下方程(1)的欧拉形式的平衡方程可写为^[12-14]:

$$\begin{aligned} \frac{\partial N}{\partial t} + \frac{1}{\cos \varphi} \frac{\partial}{\partial \varphi} \dot{\varphi} N \cos \theta + \frac{\partial}{\partial \lambda} \dot{\lambda} N + \frac{\partial}{\partial \kappa} \dot{\kappa} N \\ + \frac{\partial}{\partial \theta} \dot{\theta}_g N = \frac{S}{\sigma} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\dot{\varphi} = \frac{c_g \cos \theta + U_\varphi}{R}$$

$$\dot{\lambda} = \frac{c_g \sin \theta + U_\lambda}{R \cos \varphi}$$

$$\dot{\theta}_g = \dot{\theta} - \frac{c_g \tan \varphi \cos \theta}{R}$$

其中, R 是地球半径; U_λ 和 U_φ 分别是平均海流在经、纬方向的分量; λ , φ 分别为经、纬度; c_g 和 σ 分别为波谱群速度、固有频率。模式源函数项中包括风能量输入项 S_{in} , 波波非线性相互作用项 S_{nl} 和耗散(白冠)项 S_{ds} , 在浅水区考虑了底摩擦 S_{bot} , 用公式表示为^[15-19]:

$$S = S_{in} + S_{nl} + S_{ds} + S_{bot} \quad (3)$$

3 神经网络模型

根据输出参数和使用网络的个数, 神经网络(ANN)可以分为单参数神经网络(SANN)、多参数神经网络(MANN)和复合多参数神经网络(CMANN)^[20]。依据神经网络输入项中是否包含风速, 本文将建立两种单参数神经网络模型。第一种神经网络模型有1个输入层, 1个隐含层, 1个输出层。输入层中有1个节点, 对应的输入项为WAVEWATCH III模式模拟输出的有效波高。隐含层有25个节点, 输出层1个节点, 输出项为神经网络模拟输出有效波高(见图1a)。为了考察风速资料对提高海浪有效波高模拟预报的效果, 本文在第二种神经网络模型中增加了风速值作为输入项。除了输入层有两个节点, 该神经网络模型的隐含层和输出层同第一种神经网络模型一样, 见图1b。两种神经网络均为全连接、多层前向型BP网络。两种神经网络从输入层到隐含层使用的传递函数为对数Sigmoid型传递函数, 从隐含层到输出层的传递函数为线形传递函数。两种神经网络训练方法使用的是Levenberg-Marquardt Backpropagation算法。

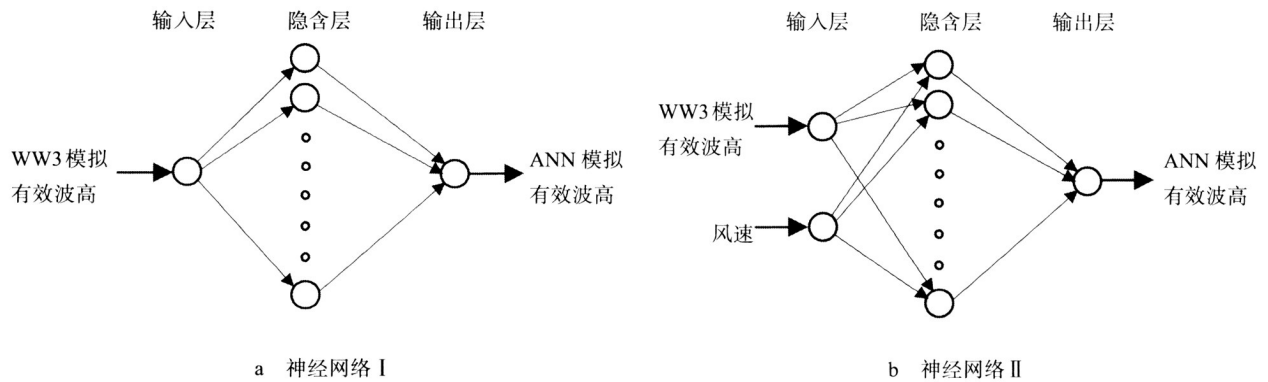


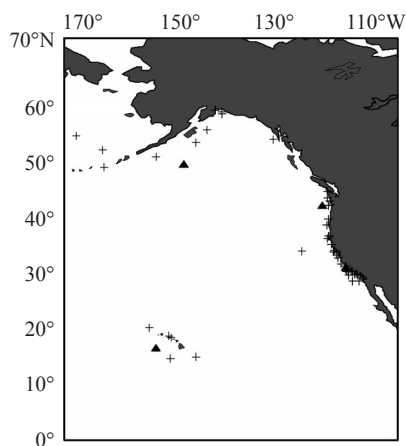
图1 神经网络模型结构图

4 数据准备

本文选取东北太平洋海区作为模式的计算区域, 范围从 $180^\circ \sim 110^\circ \text{W}$, $0^\circ \sim 70^\circ \text{N}$, 地理空间网格采用 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 的分辨率(见图2)。海浪谱网格为

25×24 , 频率分布从 $0.0418 \text{ Hz} \sim 0.41 \text{ Hz}$, 共25个频段, 波向24个, 分辨率为 15° 。传播计算步长、地理空间传播步长和内部谱的传播步长都采用900 s, 源函数的积分时间步长为600 s。模式由2004年12月28日00时的QSCAT/NCEP海面风场及JONSWAP

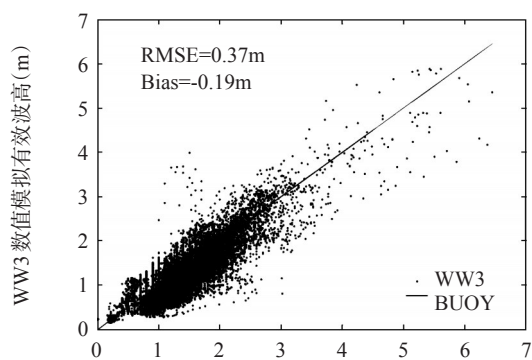
谱初始化, 计算结果采用单点输出, 时间间隔为每小时一次。计算的时间区域为2004年12月28日00时~2005年05月15日23时, 其中前72个小时为启动阶段, 2005年01月01日00时至2005年05月15日23时结果被用来进行分析。海浪模式所需的网格水深数据由全球 $5' \times 5'$ 水深数据处理得到。输入的风场为2004年12月28日00时至2005年06月01日00时的QSCAT/NCEP一天4次风场, 风场的空间分辨率为 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 。在进行数值计算时, 海面风场将在时间和空间两个方向线性插值到模式每个时间步长及网格点上。



(“▲”代表用于检验的浮标位置, “+”代表其他浮标位置)

图2 模式计算区域及NDBC浮标位置分布图

文中使用分布于东北太平洋的54个NDBC浮标资料用于神经网络模型的训练和检验(见图3)。



a 数值模式模拟有效波高与浮标实测的比较图

浮标测量的参数为有效波高和风速, 采样的时间间隔为1 h。测量的时间区间与模式计算的时间区域一致, 为2005年01月01日00时~2005年05月15日23时。每个浮标位置对应于一个单点输出的海浪模式计算结果。由于部分浮标的有效波高或风速有缺测或误测, 为了确保模式输出和浮标测量一一对应, 本文通过质量控制, 保证浮标测量值与模式输出相匹配。共得到包含海浪模式模拟有效波高和浮标观测有效波高的匹配记录142503条, 记为数据I; 包含模拟的有效波高、浮标观测的风速和有效波高三种数据的记录80443条, 记为数据II; 在数据II中剔除浮标观测风速的记录, 记为数据III。数据III用于同数据II对比, 记录条数同数据II一致。每个数据中的前4个月的匹配记录用于神经网络模型的训练, 第5个月的记录用于神经网络模型的检验见表1。

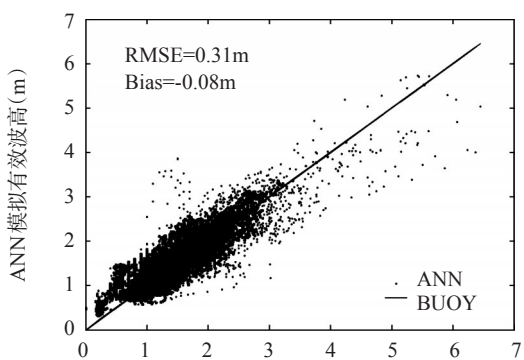
表1 数据I、II、III中的匹配样本数量

数据	要素	训练样本	检验样本	总共
数据 I	有效波高	126126	16377	142503
数据 II	有效波高、风速	71424	9019	80433
数据 III	有效波高	71424	9019	80433

5 模拟结果分析与讨论

5.1 神经网络模型 I 模拟结果分析

使用数据I对神经网络模型I中的训练样本进行训练, 训练方法为Levenberg-Marquardt



b 神经网络 I 模拟有效波高与浮标实测的比较图

图3 数值模式、神经网络 I 模拟结果与浮标实测值的比较图

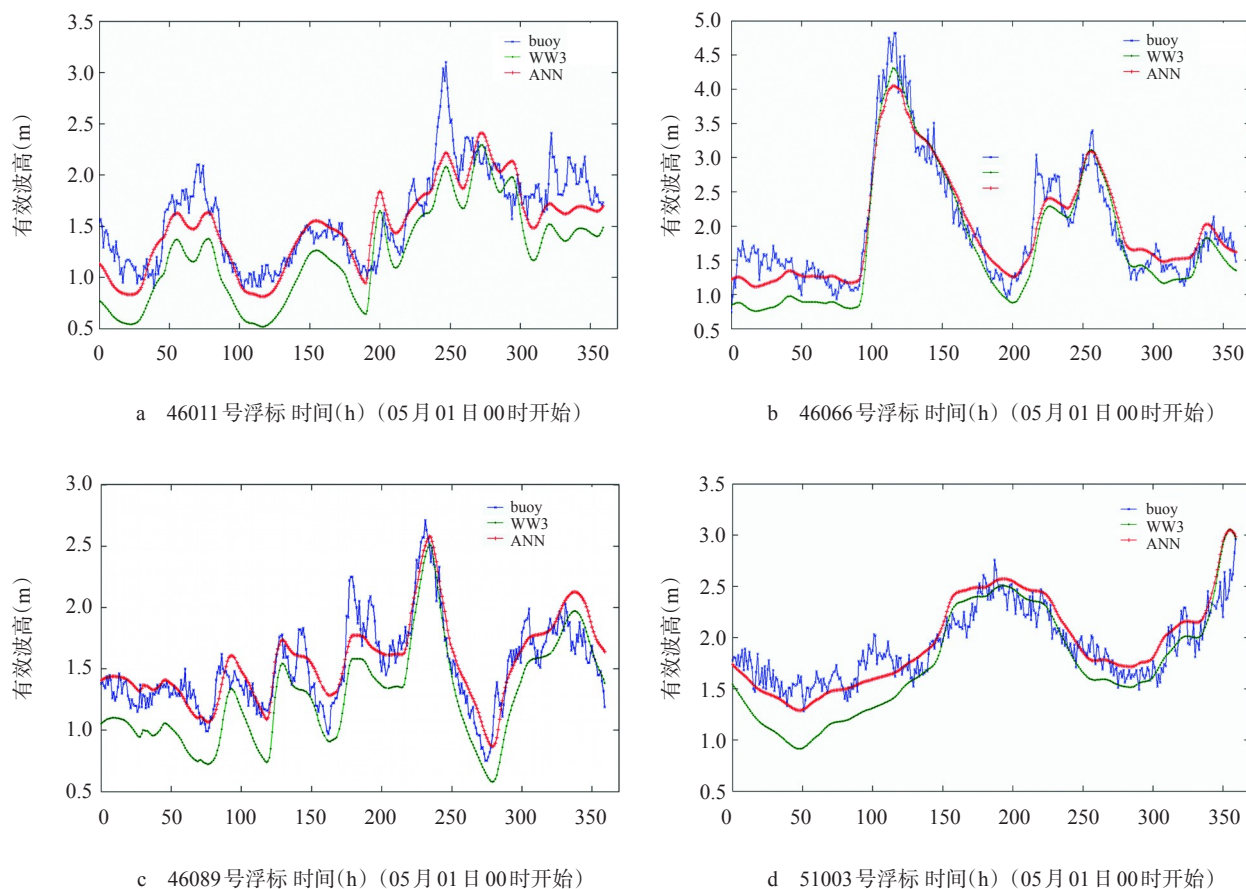
backpropagation算法。训练时,神经网络的输入项为海浪模式在54个浮标点位置模拟输出的有效波高,神经网络训练目标值为对应浮标的观测海浪值。训练完成后使用检验样本对神经网络模拟输出的海浪有效波高进行检验,作为比较,同时计算海浪模式模拟有效波高在相同检验样本下的误差。训练样本和检验样本的数量见表1。

图3a为WAVEWATCH III模式模拟的海浪有效波高与浮标实测值的比较图,选取的比较样本为16377条。从图中可看出,海浪模式模拟的有效波高整体上比浮标实测有效波高偏小,对于有效波高观测值在1~3 m处的海浪尤为明显。海浪模式模拟的有效波高与浮标实测值的之间的均方根误差为(RMSE)0.37 m,偏差(Bias)为-0.19 m。图3b为神经网络模拟输出的海浪有效波高与浮标实测值的比较图。通过与图3a比较可以看出,海浪模

式输出值比实测值偏低的情况已被校正,经过神经网络模拟输出的有效波高处正常位置。这也可以从偏差值的变化反应出来,神经网络模拟输出的海浪有效波高与观测值之间的偏差为0.08 m,而均方根误差也降低到了0.31 m。

为了比较模拟结果经神经网络训练后在单个浮标点的效果,本文分别选取位于岸边(2个)、大洋中低纬、中高纬的共4个浮标:46011、46066、46089和51003进行检验,位置分布见图2(由三角形标注)。从5月01日00时~5月15日23时共360小时,数值模式和神经网络在每个站点每隔一小时模拟输出一个有效波高值,然后与该浮标站点的观测值进行比较,比较结果见图4。通过这四个站点比较图可以看出,经过神经网络模拟后,输出的海浪有效波高更接近浮标实测值。

为了提高整个海区的模拟精度,理论上需要



(×为浮标测量值,·为WAVEWATCH III模式模拟值,+为神经网络输出值)

图4 数值模式、神经网络模拟与浮标观测有效波高比较图

海区上所有格点的浮标观测资料进行训练模拟。由于布设浮标的实际情况并非如此,我们假定所选取的54个浮标代表模式计算海区的状况,给出了WAVEWATCH III模式模拟和神经网络模拟输出的2005年05月05日10时的东北太平洋海浪有效波高图。海浪模式采用格点输出,模拟范围从 $180^{\circ}\sim 110^{\circ}\text{W}$, $0^{\circ}\sim 70^{\circ}\text{N}$,地理空间网格采用 0.5° (经度) $\times 0.5^{\circ}$ (纬度)的分辨率。这样共得到 141×141 个有效波高输出点,经插值得到图5a。对每个海浪模式输出点使用训练过的神经网络模型I进行模拟输出,得到图5b。两图对比可以看出,神经网络模拟海浪图的低值海浪区(如2 m海浪区)较海

浪模式模拟低值海浪区范围扩大,而高值的海浪区(如5 m海浪区)范围缩小,这也与前面的结论一致。

5.2 神经网络模型II模拟结果分析

考虑风对海浪形成和发展的影响,因此,在神经网络模型II中增加了QSCAT/NCEP风场作为神经网络的输入项以改进神经网络的模拟输出效果。作为比较,使用记录条数相同的数据II和数据III,分别对神经网络模型II和神经网络模型I进行训练和检验,方法同上节中使用的一致。数据II和数据III的训练样本和检验样本数目相同,

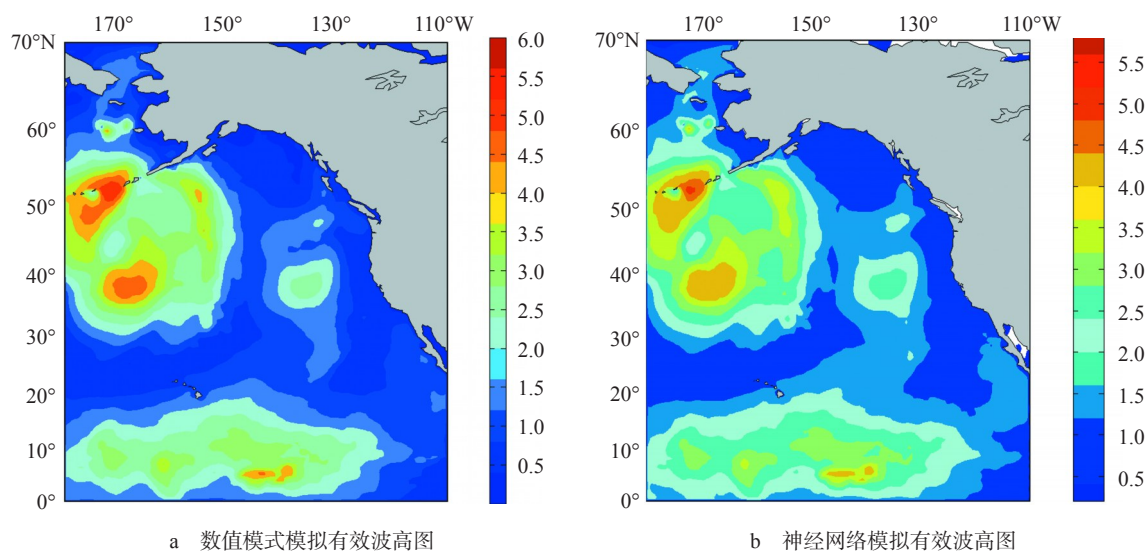


图5 数值模式、神经网络模拟东北太平洋有效波高图(2005年05月05日10时)

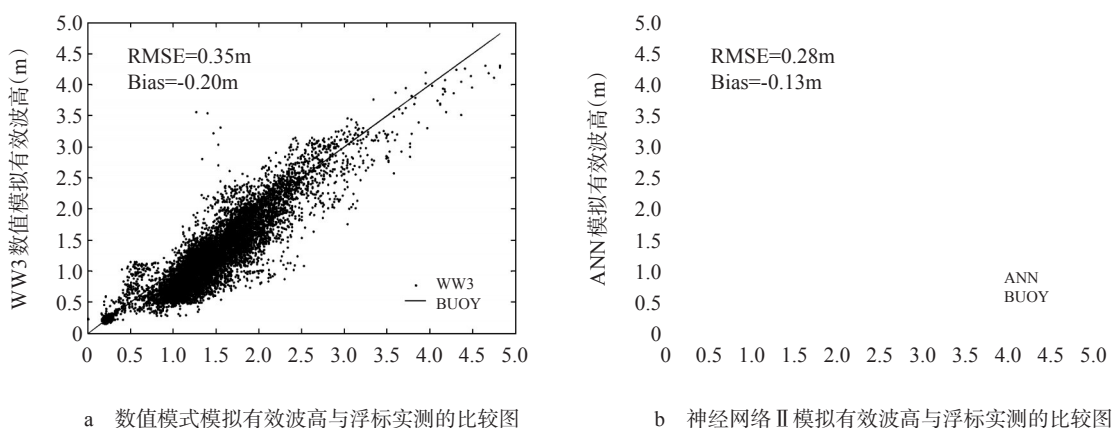


图6 数值模式、神经网络II模拟结果与浮标实测值的比较图

不同的是数据Ⅱ中增加了QSCAT/NCEP风场。图6为WAVEWATCHⅢ模式和神经网络Ⅱ模拟结果与浮标实测值的比较图。图中可以看出,加入风场后的神经网络Ⅱ模拟海浪有效波高的精度进一步提高,与浮标实测值之间的均方根误差和偏差分别为0.28 m和0.13 m,而WAVEWATCHⅢ模式与浮标实测值之间的均方根误差和偏差分别为0.35 m和-0.20 m。

6 结论

本文主要讨论了使用两种神经网络模型对第三代海浪数值模式的有效波高输出值进行训练模拟的效果。与浮标实测数据比较,WAVEWATCHⅢ模式模拟的有效波高均方根误差为0.37 m;加入风场前后神经网络模拟的有效波高均方根误差分别为0.30 m和0.28 m。通过比较可以看出,使用神经网络结合WAVEWATCHⅢ模式能够更好地模拟有效波高;增加风场作为神经网络的输入项可以在一定程度提高神经网络的模拟效果。本文中使用神经网络对海浪模式输出的有效波高值进行训练模拟的方法可以推广到海浪模式输出的其他海浪要素中。

参考文献:

- [1] Makarynskyy O. Improving predictions with artificial neural networks[J]. *Ocean Engineering*, 2004, 31: 709-724.
- [2] Meng L, He Y J, Chen J N, et al. Neural Network Retrieval of Ocean Surface Parameters from SSM/I Data[J]. *Monthly Weather Review*, 2007, 135(2): 586-597.
- [3] Kanan H R, Faez K. Wave height forecasting using cascade correlation neural network[C]. In: WSCG POSTERS proceedings, Plzen, Czech Republic. 2004.
- [4] Deo M C, Naidu C S. Real time wave forecasting using neural networks[J]. *Ocean Engineering*, 1999, 26: 191-203.
- [5] Deo M C, Jha A, Chaphekar A S, et al. Neural network for wave forecasting[J]. *Ocean Engineering*, 2001, 28: 889-898.
- [6] Rao S, Mandal S. Hindcasting of storm waves using neural networks[J]. *Ocean Engineering*, 2005, 32: 667-684.
- [7] Londhe S N, Panchang V. One-day wave forecasts based on artificial neural networks[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic*, 2006, 23: 1593-1603.
- [8] Makarynskyy O, Pires-Silva A A, Makarynska D, et al. Artificial neural networks in wave predictions at the west coast of Portugal[J]. *Computers & Geosciences*, 2005, 31:415-424.
- [9] 孟雷, 闻斌, 于福江等. 基于神经网络方法的海浪数值模拟[C]. 第二届全国水动力学学会研讨会文集. 北京: 海洋出版社, 2007, 702-707.
- [10] 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.
- [11] Zhang Z X, Li C-W, Qi Y Q, et al. Incorporation of artificial neural networks and data assimilation techniques into a third-generation wind-wave model for wave forecasting[J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2006, 65-76.
- [12] LONGUET-HIGGINS M S and STEWART R W. The changes in amplitude of short gravity waves on steady non-uniform currents[J]. *Journal of Fluid Mechancis*, 1961, 10:529-549.
- [13] WHITHAM G B. A general approach to linear and non-linear dispersive waves using a Lagrangian[J]. *Journal of Fluid Mechancis*, 1965, 22:273-283.
- [14] BRETHERTHON F P and GARRETT C J R. Wave trains in inhomogeneous moving media[C]. *Proc Roy Soc London*. 1968, A302:529-554.
- [15] Tolman H L and Chalikov D. Sourceterms in a third-generation wind-wave model[J]. *Phys Oceanogr*. 1996, 26: 2497-2518.
- [16] Webb D J. Non-linear transfers between sea waves[J]. *Deep-sea Res*. 1978, 25:279-298.
- [17] Resio D T and Perrie W. A numerical study of nonlinear energy fluxes due to wave-eave interactions. Part 1: Methodology and basic result[J]. *Journal of Fluid Mechancis*. 1991, 223:609-629.
- [18] Toloman H L. A third-generation model for wind waves on slowly varying unsteady and inhomogeneous depths and currents [J]. *Journal of Physicals Oceanography*. 1991, 21:782-797.
- [19] 闻斌, 于福江, 程明等. 全球海浪数值预报业务化试验[J]. *海洋预报*, 2007, 24(3):6-15.
- [20] 孟雷, 何宜军, 伍玉梅. 基于SSM/I数据的神经网络方法反演海面风速[J]. *高技术通讯*, 2006,16(7):763-770.

Neural network method to numerical simulation of significant wave height improvements

MENG Lei, WEN Bin, JIANG Hong-feng, FAN Hai-yan

(61741 Troops of PLA, Beijing 100081 China)

Abstract: Based on the NDBC buoy data in the North Pacific, artificial neural network models, with and without the wind fields as the inputs, were introduced to simulate the significant wave height (SWH) of the output of the third-generation ocean wave model. To improve the simulation precision of the SWH at a high value, a new type of neural network model was developed, which was trained at different part of swatch and was simulated synthetically. Compared with the buoy SWH, the root mean square errors (RMSE) of the ocean wave model, the neural network models without and with the QSCAT/NCEP wind fields as the inputs, and the new type of neural network model are 0.37m, 0.30m, 0.28m and 0.27m, respectively. Using the neural network models, the WAVEWATCH III ocean wave model could simulate the SWH more accurately.

Key words: ocean wave simulation, significant wave height, neural network, WAVEWATCH III model