

人工神经网络在成山头风预报中的应用

王慧, 马学款, 赵伟

(国家气象中心, 北京 100081)

摘 要:成山头处于山东半岛最东端, 由于其特殊的地理位置, 使得成山头站的风对黄海海面风有很好的指示作用。本文使用 2005 年 10 月—2010 年 9 月 NCEP 再分析资料($1^{\circ} \times 1^{\circ}$)和实况观测资料, 采用动态学习率 BP 网络(前馈反向传播 Back Propagation, 简称 BP 网络)算法的人工神经网络建立模型, 在对 T639 数值预报产品解释释用基础上, 针对成山头站进行了 24 h 和 48 h 模拟预测。模型预测结果显示, BP 网络模型对成山头站的风力预报相对 T639 模式的平均绝对误差降低了 28.2 % (24 h) 和 19.7 % (48 h)。对容易致灾的 6 级以上大风准确率提高显著, 尤其是在 T639 模式对 8 级以上大风完全漏报情况下, BP 模型在 24 h 仍有 25 % 的预报准确率, 48 h 能达到 50 % 的准确率。

关键词:人工神经网络; BP 算法; 成山头; 风; 数值预报产品释用

中图分类号:P732 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-0239(2013)01-0020-05

1 引言

随着计算机能力的迅速提高和数值天气预报技术的不断发展, 用数值模式产品预报近海海面风场成为一种趋势, 它将逐渐取代建立在以天气动力学理论和预报员经验基础上的半理论半经验的预报方法。然而, 全球模式产品和区域模式产品由于分辨率较粗等原因还远远不能满足海洋气象专业化、精细化发展的需求, 所以开展数值预报产品解释应用是专业化、精细化气象预报未来的发展趋势。动力统计预报是在模式预报现有能力的基础上, 进一步提高预报准确率的有效的途径之一。近年来, 随着人工神经网络模型的快速发展并在信号处理、水质评价、安全事故预测等各行各业的广泛应用, 该方法也越来越多的被引入气象领域, 并在降水^[1-3]、温度^[4-5]、雾^[6-7]等要素预报和热带气旋强度预报^[8]、浪高模拟^[9]、卫星太阳辐射的估算^[10]等都取得了一系列研究成果。

本文选择了在黄海非常有代表性的成山头站, 采用动态学习率 BP (Back Propagation, 简称 BP 网络) 算法的人工神经网络, 利用 NCEP 再分析场及实况观测资料, 建立了该站的风力预报模型, 并对该模型的预报结果进行了检验评估, 试验证明取得了较好的预报效果。

2 BP 神经网络模型简介

人工神经网络中, 有两类网络应用的比较广泛: 一类是多层神经网络, 另一类是回归网络。第一类网络多用于自学习、辨识方面的应用, 以 BP 算法较为著名; 第二类网络以 Hopfield 网络为代表, 主要用于联想记忆方面^[11]。本文采用第一类网络, BP 算法的人工神经网络。

人工神经网络是一个可自动实现两组变量间非线性映射关系的数据处理系统。BP 算法本质是优化计算中的梯度下降法, 利用误差对于权、阈值的一阶导数信息, 应用误差反传原理不断调整网络

收稿日期: 2012-01-05

基金项目: 行业专项(GYHY201106006)

作者简介: 王慧 (1979-), 女, 硕士, 主要从事海洋天气预报与研究工作。E-mail: wangh1@cma.gov.cn

的权值、阈值,使网络输出值与期望值之间的误差平方和达到最小或小于设定精度。

BP神经网络模型由输入层、隐层和输出层构成(见图1)。

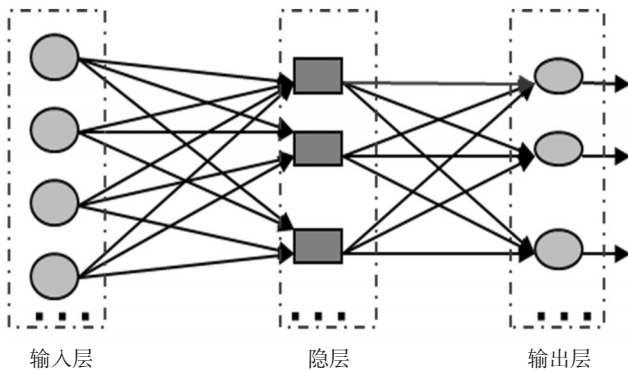


图1 单隐层BP神经网络模型

经前人研究,对任意在闭区间内的一个连续函数,都可以用含一个隐层的BP网络来逼近,因为一个三层的BP网络可以完成任意精度的 m 维到 n 维的近似映照^[12]。因此,本文即采用单隐层的动态学习率BP神经网络,使用简单的Sigmoid函数作为网络的激活函数: $f(x)=1/(1+e^{-x})$ 。为提高网络收敛速度,对学习率进行了动态取值。经过反复试验,最后确定采用含有3个隐层节点的神经网络拓扑结构,其输入层、隐层、输出层的节点数分别为24,3,1。将样本资料输入网络进行循环运算,运算过程采用精度和循环次数双层控制,达到所需精度或一定循环次数后,利用得到确定的网络权、阈值即可构建所需的神经网络预报模型。

3 指标站的选取

成山头站位于黄海北部和中部交界处,山东半岛最东端,海拔高度46 m,对于黄海风力有较好的指示意义。本文统计了在1987年1月1日—2006年

12月31日期间发生在黄海的冷空气过程,结果表明无论西路、西北路还是东路冷空气造成的黄海大风在成山头站都有较好的体现,其中西北路冷空气共出现181次,成山头站出现了177次,占98%,西路冷空气总共出现130次,成山头站出现了121次,占94%,东路冷空气共出现56次,成山头站出现46次,占82%,因此我们选取了成山头站作为黄海中北部的指标站。

4 神经网络预报模型的建立

人工神经网络针对单站气候资料建模的特点,对海拔较高的成山头是比较合适的。神经网络非线性映射的特点,仅要求样本中的诊断因子各自相对准确,越接近实况越好,因子之间没有直接的映射关系,所以建模时可以使用不同的数值产品。但是建模的前提是要有足够的精度高、典型性好的样本。因此本文采用了NCEP再分析 $1^\circ \times 1^\circ$ 的资料和实况观测资料组建模型训练样本,资料时段是2005年10月—2010年9月。

4.1 预报因子的选取

本文针对预报因子的选取主要是从风的产生机制上考虑的,因子中的各个诊断量对风的预报都有明确的指示意义。另外,选取和10米风场相关性较高的数值模式的各层次风场可以提高模型的预报准确率。

海平面气压梯度的变化对风的方向和大小起决定性的作用,因此训练样本引入了气压梯度。气压梯度是使用NCEP海平面气压场位于站点周围四点最大气压差表示。由于风是瞬时变量,所以风出现那一时刻的要素变化与风的大小密切相关。而3 h变压、3h变温就可以代表那一时刻的状态变化,因此使用实况观测资料引入了3 h变压和3 h变温作为训练样本。

表1 预报因子列表

预报因子	层次
风 场	10 m, 1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 200 hPa
3 h 变压	海平面
3 h 变温	海平面
气压梯度	海平面
温度梯度	1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 200 hPa
散 度	1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 200 hPa
温度平流	1000 hPa, 850 hPa, 700 hPa, 500 hPa, 200 hPa

温度平流的正负、大小表示了冷暖空气的输送和强度,对海平面风力大小有一定相关性。温度梯度的大小可以表示冷空气强度的变化,与海面风力有直接的关系。高低空辐合和辐散预示着大气的上升或者下沉运动,对地面风力的大小有一定指示意义,因此本模型也把高低层的散度场、温度平流和温度梯度都作为训练样本。

综合NCEP再分析资料的各层风场,最后确定采用了24个预报因子(见表1)作为训练样本、站点10 m风场作为教师样本引入模型。

4.2 建模训练样本的处理

2005年10月1日—2010年9月30日,一日4次的成山头站的10 m风实况观测,总样本数为7304,统计得出大于6级(10.8 m/s)的样本为839个,所占总样本数比例为11.5%。为了提高大风预报准确率,在保证大风和小风样本的代表性情况下,本研究中提高了大于6级风的比例,即保留了839个大风样本,在其余样本中随机剔除了2272个小风样本,最终总样本数为5033个,大风比例提高到16.7%。

4.2.1 样本资料的归一化处理

为提高训练速度和灵敏性以及有效避开Sigmoid函数的饱和区,要对网络输入数据进行预处理使其值在0—1之间。模式运行时对网络输出结果进行反算即可得到实际值。为保证建立的模型具有一定的外推能力,最好使数据预处理后的值在0.2—0.8之间。本研究中因子的归一化处理基本采用线性变换 $f(x)=(x \pm a)/b$ (a, b 为常数)。

4.2.2 样本资料的随机排序

由于BP算法对特征连续的样本集无效,而一般直接获取的样本资料具有连续时间序列,其物理特征也有一定的连续性,这将使网络训练过程中对连接权的修改幅度很小,导致训练时间过长,甚至会使训练陷入局部极小而无法逃离。本研究对所取得的样本重新进行了随机排列,使权值调整更加有效,不仅大大提高收敛速度,同时在一定程度上

也避免了网络陷入局部极小的危险。

4.3 神经网络模型的建立

为提高网络收敛速度,对学习率进行了动态取值。经过反复试验,最后确定采用含有3个隐层节点的神经网络拓扑结构,其输入层、隐层、输出层的节点数分别为24, 3, 1。将样本资料输入网络进行循环运算,运算过程采用精度和循环次数双层控制,达到所需精度或一定循环次数后,利用得到确定的网络权、阈值即构建所需的神经网络预报模型。

5 预报结果的检验分析

模型建立后,对2009年10月1日—2010年9月30日期间的成山头站的10 m风进行了24 h和48 h预报试验。预报试验中的24个预报因子使用T639模式直接输出的要素或物理量计算得到,并把得到的预报结果同T639模式的预报做了对比分析。

5.1 总体误差检验

本文利用平均绝对误差 E 、均方根误差 S_e 对BP模型和T639模式对成山头站风力预报进行检验,其中 E 和 S_e 按(1)、(2)式计算:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_i - Q_i| \quad (1)$$

$$S_e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - Q_i)^2} \quad (2)$$

式中, F 为预报值, Q 为实况值, N 为总样本数, i 为样本。

由表2可以看出,无论是24 h预报还是48 h预报,BP神经网络模型的平均绝对误差都在2 m/s以内,均方根误差稍大一些,48 h也仅达到2.4 m/s。而T639模式的绝对误差、均方根误差都大于2 m/s,48 h预报的均方根误差接近3.0 m/s。从总体上看,BP模型对成山头风力预报相对T639模式预报有了较大的提高,24 h和48 h预报绝对误差分别降低了

表2 BP模型与T639模式风力预报检验结果

误差(m/s)	BP模型预报误差		T639模式预报误差	
	24 h 预报	48 h 预报	24 h 预报	48 h 预报
绝对误差	1.531688	1.872675	2.102243	2.298160
均方根误差	1.991049	2.407388	2.749942	2.996292

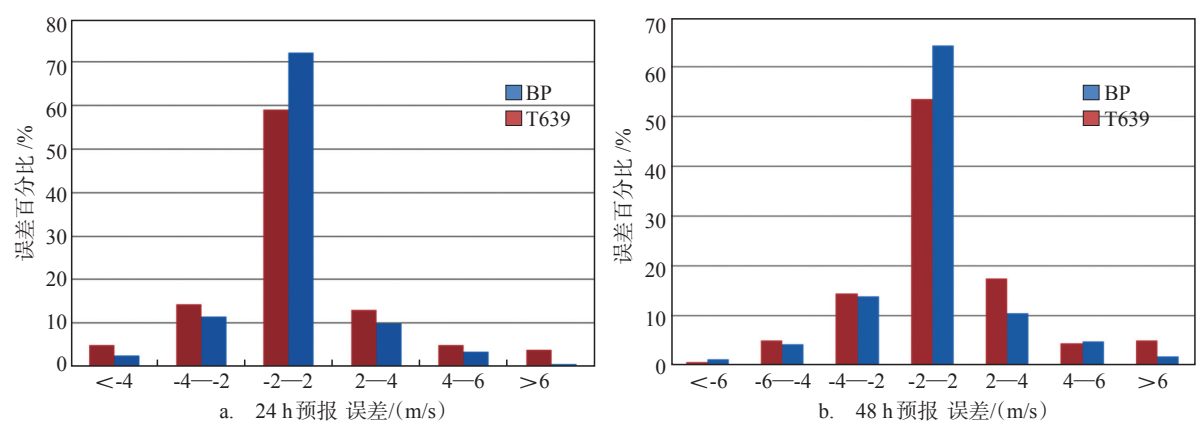


图2 BP模型和T639模式相对误差百分比分布图

28.2 %和19.7 %,均方根误差也分别降低了17.6 %和18.5 %。

为了比较预报误差的分布情况,本文按照误差大小分布情况做了统计(见图2)。无论24 h还是48 h预报,BP模型和T639模式预报多数误差都分布在2 m/s以内。但在24 h时预报中,BP模型预报的相对误差在2 m/s以内的比例为72 %,T639模式相对误差在2 m/s以内占59 %,而大于2 m/s误差所占比例都是T639模式大于BP模型。可以看出BP模型的误差要明显小于T639模式。在48小时预报中,误差分布情况同24 h预报相似,BP模型小于2 m/s的误差占64 %,T639模式占53 %,同样多数情况是2 m/s以上的误差占了更大的比例。以上表明,BP模型相对于T639模式相对误差更集中于2 m/s以内,误差越大所占比例越小。

5.2 分级风力检验

为了突出对比BP模型和T639模式在各个风力级别上的预报结果,本文按照风级划分分别统计了准确率、空报率和漏报率(见表3)。总体上看,无论是24 h还是48 h预报,BP模型的准确率都高于T639模式,分别高出15 %和4 %,空报率和漏报率

基本上都低于T639模式,只有48 h预报的漏报率高出T639模式1%。根据各个风力级别的统计结果看,BP模型只有在风力小于等于5级时准确率低于T639模式,这是因为在建立模型时为了提高大风的预报准确率,剔除了部分6级以下风力的样本,所以模型针对6级以下风力的预报能力减弱。而针对6级以上大风的预报情况,T639模式的漏报率达到70 %以上,BP模型的准确率明显高于T639模式。尤其显著的是8级以上大风,T639模式几乎没有任何的预报能力,100 %的漏报,准确率为0,而BP模型的准确率在24 h达到25 %,48 h居然达到50 %,这样的改进效果是很显著的。

6 结论

(1)本文采用动态学习率BP算法的人工神经网络,利用NCEP再分析资料和实况观测资料建立了成山头站的风力预报模型。并且利用T639模式直接输出的预报产品,对模型进行了预报检验,24 h和48 h预报平均绝对误差分别降低了28.2 %和19.7 %,均方根误差也分别降低了17.6%和18.5%,改进效果明显。并且BP模型的误差分布相比较

表3 BP神经网络和T639模式风力分级预报检验分析(单位/100 %)

预报时效	检验项目	BP神经网络					T639模式				
		总体	<=5级	6级	7级	>=8级	总体	<=5级	6级	7级	>=8级
24 h	准确率	0.48	0.38	0.50	0.67	0.25	0.33	0.40	0.23	0.18	0.00
	空报率	0.27	0.22	0.13	0.11	0.00	0.37	0.30	0.00	0.00	0.00
	漏报率	0.25	0.40	0.37	0.22	0.75	0.30	0.30	0.77	0.82	1.00
48 h	准确率	0.38	0.32	0.50	0.33	0.50	0.34	0.43	0.30	0.18	0.00
	空报率	0.33	0.23	0.03	0.22	0.00	0.39	0.27	0.00	0.00	0.00
	漏报率	0.29	0.45	0.47	0.44	0.50	0.27	0.30	0.70	0.82	1.00

T639模式而言更集中于2 m/s以内;

(2)分风力级别统计结果也表明,对于6级以上大风,BP模型的预报准确率明显高于T639模式,6级、7级风的24 h预报准确率分别提高了27%、49%,48 h提高了20%、15%。在针对T639模式对8级以上大风完全漏报的情况下,BP模型的24 h和48 h的预报准确率仍能达到25%和50%,提高了预报精度;

(3)本文的研究结果可以证明在对数值预报产品解释用的基础上,单隐层的人工神经网络模型完全可以针对站点风力进行预报,并取得了较好的预报效果,在以后的工作中将会逐渐扩展到我国沿岸多个站点的风力预报,甚至近海海面上的风力预报。也为我国近海的风力预报提供了一种行之有效的方法。

参考文献:

- [1] 林健玲,金龙,彭海燕. 区域降水数值预报产品人工神经网络释用预报研究[J].气象科技,2006,34(1):12-17.
- [2] 金龙,罗莹,王业宏,等. 月降水量的神经网络混合预报模型研究[J].高原气象,2003,22(6):618-623.
- [3] 李喜波,张喜波,王吉奎. 人工神经网络在降水预报中的应用[J].气象水文海洋仪器,2009,3:53-55.
- [4] 马学款,普布次仁,唐叔乙,等. 人工神经网络在西藏中短期温度预报中的应用[J].高原气象,2007,26(3):491-495.
- [5] 周慧,朱彬,陈万隆,等. 动态学习率神经网络预测气温的尝试[J].南京气象学院学报,2005,28(3):398-403.
- [6] 马学款,蔡萝凝,杨贵名,等. 重庆市雾的天气特征分析及预报方法研究[J].气候与环境研究,2007,12(6):795-803.
- [7] 李法然,周之栩,陈卫锋,等. 潮州市大雾天气的成因分析及预报研究[J].应用气象学报,2005,16(6):794-803.
- [8] 黄小刚,费建芳,陈佩燕. 利用神经网络方法建立热带气旋强度预报模型[J].应用气象学报,2009,20(6):699-705.
- [9] 孟雷,闻斌,姜洪峰,等. 神经网络方法对海浪有效波高数值模拟的改进[J].海洋预报,2010,27(2):8-14.
- [10] 梁益同,刘可群,夏智宏. 利用FY22C卫星资料估算太阳辐射研究[J].气象科技,2009,37(2):234-238.
- [11] 曹晓钟,王强. 神经网络在气象观测资料优化中的应用研究[J].高原气象,2002,21(1):96-101.
- [12] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1993:13-47.

Applications of the artificial neural network in wind forecast at ChengShanTou station

WANG Hui, MA Xue-kuan, ZHAO Wei

(National Meteorological Center, China Meteorological Administration, Beijing 100081 China)

Abstract: Due to the special position of ChengShanTou, located at the Eastern most Shandong Peninsula, the winds at ChengShanTou can represent the sea surface winds over the entire Yellow Sea. Based on the NCEP re-analysis data ($1^{\circ} \times 1^{\circ}$) and the observed data from October 2005 to September 2010, and the interpretation of numerical forecasting products of the T639 model, an artificial neural network model is constructed with the dynamically learning rate back propagation (BP) algorithm to predict the winds at ChengShanTou for 24 and 48 hours. Compared to the winds in ChengShanTou forecasted by the T639 model, the BP model decreases the mean absolute errors of 28.2% for the 24-hour forecast and of 19.7% for the 48-hour forecast. The prediction accuracy is also improved obviously for strong winds above 6 Beaufort scale. Especially, when the gale is completely missed by the T639 forecast, the accuracy rates of the BP prediction are still 25% within 24 hours, and 50% within 48 hours.

Key words: artificial neural network; BP algorithm; ChengShanTou; wind; interpretation of numerical forecasting products