

运用神经网络方法对WRF数值模拟结果的初步释用

邓小花, 魏立新

(国家海洋环境预报中心, 北京 100081)

摘 要: 针对WRF模式的数值模拟结果中的各种输出变量, 运用BP神经网络方法, 对大连站点的气温、风速等变量进行了初步的释用, 与实况进行比较后发现, 释用后的结果较模式直接输出结果有了很大的改进; 同时, 运用中低层云水混合比、气压、海平面高度层上的温度露点差等变量, 对能见度进行了诊断释用, 获得令人满意的结果。

关键词: BP神经网络; WRF模拟结果; 释用; 气温; 风速; 能见度

中图分类号: P731 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2011)06-0017-07

1 引言

在日常的气象预报、气候预测等业务工作及相关的科研工作中, 数值模拟已经成为其中必不可少的一部分。最近十多年来, 大气科学的研究进一步得以发展; 运算速度快、海量存储的巨型计算机的快速发展, 以及各种数值模式自身方面如模式动力框架、物理过程参数化、模式程序软件等的改进, 使得数值模式获得了长足的发展^[1]。然而, 在日常气象预报业务中, 由于缺少对数值预报输出产品的客观解释运用, 预报员的主观随意性较大, 导致预报结果也因人而异。而对数值模式的模拟结果进行释用, 能够最大限度地降低这种主观随意性。海洋工程作业、大洋运输、科考航线保障、钻井平台的采油外输等工作中最为关注的天气预报要素为大风及能见度。在冬季, 渤海及黄海北部可能出现海冰, 所以, 对气温的预报也极为重要。而大风、能见度、气温的预报其预报难度较大, 因此, 对其数值模拟结果开展释用工作极为必要。目前, 模式模拟结果的释用工作多半针对陆地而开展, 本文工作则是针对大连站附近海域进行的气温、风速及能见度预报。

在大气科学领域中, 人工神经网络方法已经

获得广泛的应用, 并已取得大量的研究成果。该方法不仅已经应用于气温、降水等方面, 而且已经开始应用于对强雷暴、冰雹、热带气旋、雾、冰冻等预报难度较大的天气现象的预报中。李永华等^[2]采用BP神经网络建立汛期(6—8月)降水预测模型, 并与采用逐步回归方法建立的模型进行对比试验。结果表明: 基于BP神经网络的汛期降水预测模型对独立样本的预测检验效果比逐步回归方法更好; 金龙^[3]采用人工神经网络方法, 对5种最优定价准则确定的月平均气温预报模型进行了集成预报研究。并进行了神经网络汛期降水预报性能与逐步回归预报准确率的对比如分析^[4]。周曾奎和韩桂荣等^[5]通过建立的人工神经网络台风预报系统, 作出未来台风移动方向的预报。在强对流天气的预报研究, Dohald .McCann^[6]采用最常用的前馈网络模型进行了强雷暴事件的预报研究。研究发现: 由于雷暴产生的机制非常复杂, 并具有很强的非线性变化特征, 因此, 利用一些显著相关因子建立的BP网络预报模型, 经检验具有很好的预报效果。在热带气旋强度预报方面, Jorgjin Baik 和 Hongsub Hwang^[7]采用多元回归方法和神经网络方法进行了热带气旋强度预报的比较, 结果认为神经网络方法有很大的预报潜力, 预报效果

优于回归方法。Caren Marzban 和 Arthur Witt^[8]分别建立了两种不同的冰雹神经网络预报模型,实际预报结果表明,用于预报冰雹大小的神经网络预报模型优于相应的传统预报方法。众多研究结果表明,运用人工神经网络方法能够取得较为满意的预报结果,同时该方法还具有较大的预报潜力和提升空间。

2 BP神经网络方法的简介

BP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,由信号的正向传播与误差的反向传播组成:正向传播时,输入样本从输入层传入,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,具体的学习流程可参考金龙^[9]著的《神经网络气象预报建模理论方法与应用》一书。

3 数据准备

本文采用的数值模式为WRF3.1,模式预报区域配置采用三重双向嵌套网格,大区域包括亚洲和西太平洋,水平分辨率为90 km;中区域包括西北太平洋海区和中国东部,水平分辨率为30 km;小区域为渤海和黄海北部,水平分辨率为10 km,

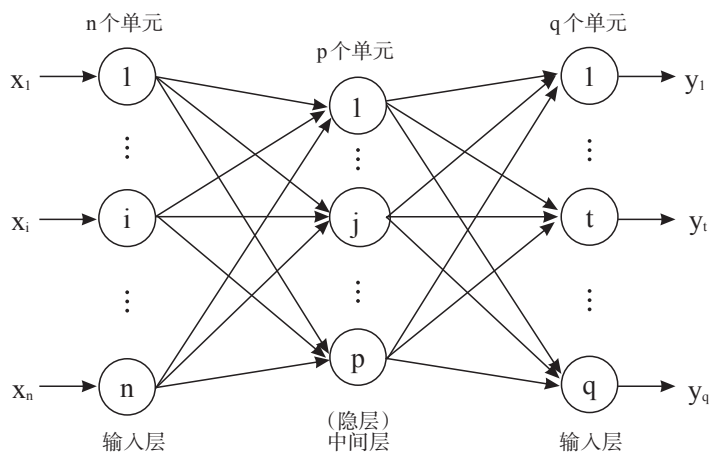


图1 三层BP网络拓扑结构

垂直方向为31层。选取了2010年3月份、11月份、12月份(上中旬)整个渤海、北黄海区域的WRF数值模拟结果,提取出大连单站的逐3 h一次的输出结果,气象要素包含海平面气压、各高度层上的气温、各高度层上的云水混合比、风速风向等模式的直接输出变量以及气压梯度、温度水平梯度、温度垂直梯度、温度露点差等诊断量;实况数据则包括对应时间段内的GTS数据以及大连站附近的海上钻井平台的风要素实况(由于本次研究范围主要针对大连附近的海域,所以风要

素的检验数据采用大连附近的海上钻井平台数据)。

表1说明了后面的订正工作中所用到的变量及其具体含义(见表1):

4 风速、气温的订正及能见度预报

4.1 风速预报订正

经过一定时间段内对与风速相关性好的因子的筛选、训练、比较,最后选定模式模拟输出变

表 1 变量说明

序列号	变量	变量含义
1	uv10	10 m 高度的风速
2	u850	850 hPa 的纬向风速
3	u925	925 hPa 的纬向风速
4	psfc	海平面气压
5	deltaslp	大连站与其东北方向上的海平面气压梯度
6	QVAPOR_2m	2 m 高度层云水混合比
7	QVAPOR_925	925 hPa 高度层云水混合比
8	ave_qv	中低层整体的云水混合比(包含 2 m 高度、925 hPa、850 hPa、700 hPa 共四层)
9	tk925	925 hPa 的温度
10	delta_925_t2	925 hPa 与 2 m 高度的温度差
11	delta_850_925	850 hPa 与 925 hPa 高度层上的温度差
12	tkdelta850	大连站与其西北方向的 850 hPa 温度梯度

量中对风速影响因子较大的变量作为大连站风速的订正变量，包含 uv10、u850、u925、psfc、tkdelta850、deltaslp、tk925(各变量所代表的含义参考表 1)。

由于获取的石油钻井平台的风要素实况的时间序列为 3 月份整个月以及 12 月份部分时间段内的数据，因此，在风速的订正方面，以 3 月份内(分为上中下三旬)任意 2 旬的数据样本为训练样本，剩下的另外一旬为检验样本，来进行 BP 神经网络的训练、学习及检验；在后期的天气过程检验中，所涉及的风的检验则以整个 3 月份的数据集为训练样本。

图 2 为整个 3 月份的风速对比图(分别对 3 月份的上、中、下旬进行检验，图中所示的整个 3 月份的时间序列图为其拼接图)，图中黑色实线为石油

钻井平台的实况风速值、点虚线为 BP 神经网络订正后的订正值、标空心圈的点划线为模式的直接模拟风速输出值(模式 24 h 的预报值)：

从图 2 可以看出，模式所模拟的风速普遍偏小，最大风速约为 8 m/s(5 级风左右)；而获取的风速实况表明：整个 3 月份 5 级风(含)以上的时间段较长，风速在 7 级风及其以上(13.9 m/s 以上)的过程共有 4 次，分别出现在月初、3 月 5 日前后、11 日前后、23 日前后。通过对风速订正值与实况的对比分析，可以发现两点：第一、针对风速实况在 5 级风以上的时间段，订正风速基本上都能很好地将其实况订正出来；第二，针对风速实况在 7 级风(含)以上的大风过程时间段，除月初的大风过程未能订正成功外，其它三次大风过程均能很好地得以体现；究其原因，是因为月初的大风过程是 2

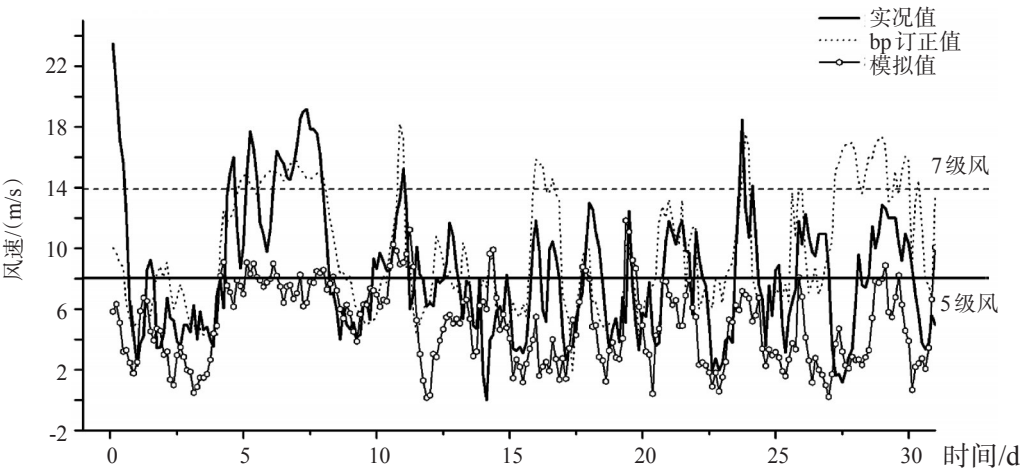


图 2 2010 年 3 月风速对比图

月底大风过程的延续,在这个时间段内,海平面气压及温度等各变量的变化特征不够明显,因而BP神经网络对此时间段的检验结果也不够理想。总体而言,相对于模拟风速的直接输出结果,运用训练好的网络,所获得的订正结果极大地提高了风速的预报水平,尤其是大风过程。

4.2 气温预报订正

与风速的订正因子选取方法相似,针对气温,运用QVAPOR_925、t2、v10、ave_qv、delta_925_t2、psfc、delta_850_925共7个变量分别对模拟结果(24、28、72 h预报时效)进行订正。订正效果如图3系列(见图3a-c),其中,黑色实线为GTS

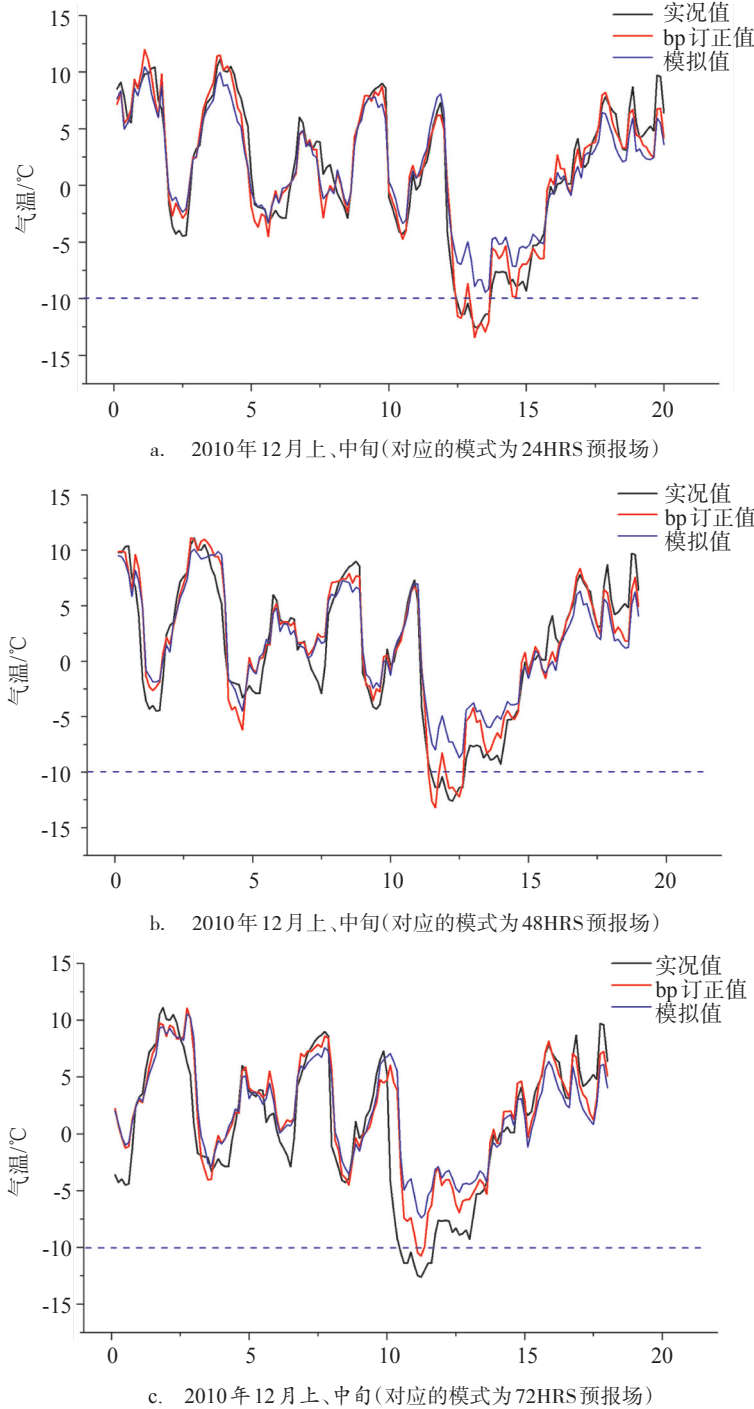


图3 采用BP方法对模式气温进行订正后的结果与实况和模式值的比较

资料中的气温、蓝色实线为模式的气温模拟值、红色实线为运用BP神经网络后的订正结果。

从图3系列的对比分析,可以得出以下三点:1),随着模拟时效的增长,气温的模拟水平呈下降趋势;2),气温的订正值较模拟值更接近实况,尤其是在气温变化幅度较大的情况下,订正效果更为明显。譬如3月12日前后的一次强冷空气过程就能很好地体现这一点;3),与前面的风速订正工作相比,气温的订正效果更为理想。这主要是由于,气温的变化是一个较为连续、平缓的过程;而风速往往在较短的时间内,变化很大,具有明显的“突发性”。表2给出的是气温的检验结果,其中,准确率的计算中涉及的检验标准为:在对应时次,模拟值或订正值与气温的实况

值之间的绝对误差在 $\pm 2^{\circ}\text{C}$ 以内,判为准确;而绝对误差在 $\pm 4^{\circ}\text{C}$ 以内,判为60%的准确。从表2同样可以看出,BP订正后的气温值与模式直接输出的结果相比有很大的提高,准确率提高了8%—10%;同时,绝对误差在 $\pm 1^{\circ}\text{C}$ 以内的样本占有样本数的比例及相关系数也大大提高。

4.3 能见度预报

在所有的气象要素中,能见度的预报一直是一个难点,因为与能见度相关的因子比较多,譬如,雾、降水、沙尘暴等,而雾、降水等因子本身的预报难度就很大。由于模式没有对能见度这一项变量进行直接输出,因此,本文工作中,在BP神经网络的训练学习中,建立了影响能见度的

表2 气温检验结果

		0—24 hrs	24—48 hrs	48—72 hrs
准确率	模式直接输出的气温	82.6 %	77.8 %	71.8 %
	BP订正后的气温	92.5 %	86.4 %	80.1 %
绝对误差在 $\pm 1^{\circ}\text{C}$ 的比例 (样本数:160)	模式直接输出的气温	37 %	/	/
	BP订正后的气温	55 %	/	/
与实况的 相关系数	模式直接输出的气温	0.967	0.944	0.868
	BP订正后的气温	0.972	0.958	0.908

表3 能见度分级(单位:km)

	1级	2级	3级	4级	5级
能见度	$X > 20$	$10 < X \leq 20$	$5 \leq X \leq 10$	$1 \leq X < 5$	$X < 1$

相关因子与能见度之间的关系,基于训练好的网络及模式所输出的能见度影响因子,对能见度进行预测。在日常的预报工作中,一般将能见度划分为6个等级,将10 km(含)以上定义为能见度0级,然而,在本文所涉及的工作中,不仅对低能见度的准确预报有要求,对高能见度的时段也很关注,所以,将能见度的等级暂且按表3进行等级划分:

运用2010年3月份及11月份的能见度相关影响因子(包含QVAPOR_2 m, QVAPOR_925,气压、温度露点差)的历史数据,进行BP神经网络训练,并对2010年12月份(1日—20日)的预报结果进行检验,获得的结果见图4。

从图4系列中的能见度实况可以看出:能见度在10 km以下的低能见度过程,主要有两次。第一次发生在12月1日前后,大约持续了2 d,其中,能见度最低不足1 km;第二次在12日前后,持续时间大约为几个小时;而能见度大于20 km以上(含20 km)的时间段有5次。运用构建好的BP神经网络所获得的能见度结果,对第一次低能见度过程能够至少提前48 h预测成功(由于所能获得的72 h时效的模拟结果中已经不含月初的这次低能见度过程,因此无法判定是否能提前72 h进行预报),然而,在能见度的等级预报方面还需要进一步的改进。针对12日左右出现的“短时间段”低能见度过程,BP能够提前72小时预报成功。与一般

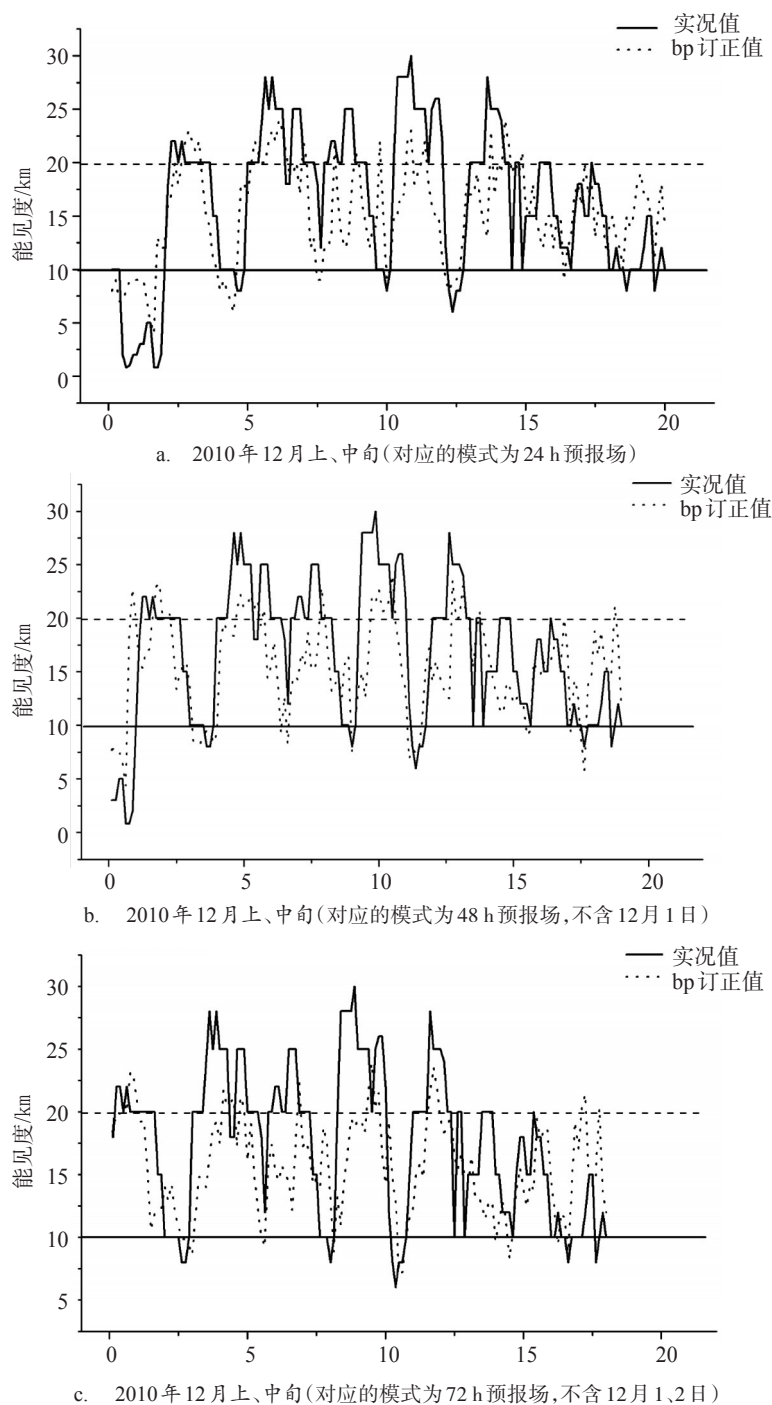


图4 采用BP方法对能见度进行诊断后的结果与实况的比较

的能见度的预报不同的是,针对20 km以上的高能见度预报,该方法均成功进行了预报。从上述检验结果可以看出,虽然已经取得了很大的进展,但该方法在能见度的等级预报方面仍有提升空间,同时在预报的持续时间段以及25公里以上的高能见度这两方面仍需改进。究其原因,可能有

两方面:第一,因子的选取方法需要进行改进;第二,在BP神经网络训练学习中缺乏25公里以上的高能见度的样本,因此,需要在BP神经网络的泛化性方面进行加强。

4 结论及展望

利用2010年3月份、11月份的GTS数据及石油钻井平台数据,构建与对应时间段内WRF模拟结果之间的网络,对2010年12月份的风速、气温等变量进行订正并检验;对能见度变量进行输出并检验,主要可以得出以下结论:

检验结果表明,相对于模式的模拟结果的直接输出,订正结果有了很大的提高,能见度的预报也能达到满意。与实况进行对比可以发现:运用BP神经网络方法对气温、风速等变量进行订正、对能见度变量(模式未能进行直接输出的变量)进行诊断,其结果有了很大的改进,然而,其预报能力仍然具有很大的潜力及提升空间,尤其是低能见度(低于5 km)方面的预报,需要对其发生机理进行进一步的探讨,以获得其它的关键影响因子;

未来的工作将主要在以下方面进行改进:第一,因子的选取:采用PCA方法(主成分分析方法),从而达到对学习矩阵系统的降维去噪,提高了预报模型的泛化性能。第二,重要天气现象数据库的建立:分别针对大风、强降温、低能见度等重要天气现象,建立专门的历史数据库,以进一步提高BP神经网络方法的针对性。第三,由于影响大连地区的天气系统具有一定的季节特征,

相应地,各气象要素也是如此,因此,可按照不同季节特征,分类建立其训练样本数据库。

参考文献:

- [1] 陈德辉,薛纪善. 数值天气预报业务模式现状与展望[J]. 气象学报,2004,62(5): 623-633.
- [2] 李永华,刘德,金龙. 基于BP神经网络的汛期降水预测模型研究[J]. 气象科学,2002,22(4): 461-467.
- [3] 金龙. 各种最优定阶准则的自回归模型集成预报方法研究[J]. 预测,1996,15(6): 57-59.
- [4] Jin Long, Lou Ying, Lin Zhenshan. Comparison of Long-term forecasting of June-August rainfall over Changjiang-Huaihe valley[J]. Advances in Atmospheric Sciences. 1997, 14(1): 87-92.
- [5] 周曾奎,韩贵荣,朱定真等. 人工神经网络台风预报系统[J]. 气象,1996,22(1): 18-21.
- [6] McCann D W. A neural network short-term forecast of significant thunderstorms[J]. Weather and Forecasting, 1992,7: 525-534.
- [7] Baik L, Hwang H. Tropical cyclone intensity prediction using regression method and neural network[J]. Journal of the Meteorology Society of Japan, 1998, 76(5): 711-717.
- [8] Marzban C, Witt A. A bayesian neural network for severe hail size prediction[J]. Weather and Forecasting. 2000, 16(5): 600-610.
- [9] 金龙. 神经网络气象预报建模理论与应用[M]. 北京:气象出版社,2005.

Preliminary interpretation of WRF simulation results using the neural network method

DENG Xiao-hua, WEI Li-xin

(National Marine Environmental Forecasting Center, Beijing 100081 China)

Abstract: The preliminary interpretation of simulation variables, such as temperature, wind speed and so on, from WRF model in Dalian station was carried out using the BP neural network method. The interpretation results showed great improvement by comparing with the direct output of the model. The diagnostic analysis of visibility was treated with the same approach according to some variables including cloud water mixing ratio in the lower and middle layers of the atmosphere, sea-level pressure, dew-point temperature, etc. The results were satisfactory too. It indicates that the method is useful to reduce the bias of the simulation.

Key words: BP neural network; simulation results; interpretation; temperature; wind speed; visibility