

文章编号: 1004-4965 (2007) 01-0072-06

基于 BP 神经网络模型的广西月降水量降尺度预报

何慧¹, 金龙², 覃志年¹, 袁丽军³

(1. 广西气候中心, 广西 南宁 530022; 2. 广西气象减灾研究所, 广西 南宁 530022; 3. 广西气象科技信息中心, 广西 南宁 530022)

摘 要: 利用 500 hPa 月平均高度距平场派生出涡度变化、经向风切变、纬向风切变等变量场。从 1958~2001 年 6 月 500 hPa 月平均高度距平场及其派生变量场中选取预报因子, 并将各个场中的因子分别作 EOF 分解, 得到浓缩了初选因子变量大部分信息的综合预报因子, 用以建立同月的广西月降水量的 BP 神经网络预报模型。进而利用 2002~2005 年月动力延伸集合预报产品及其派生变量, 对广西 6 月降水量作 BP 神经网络降尺度释用预报。作为对比试验, 以相同的预报量, 从 1957~2000 年 5~12 月及 1958~2001 年 1~4 月 500 hPa 月平均高度距平场中选取预报因子, 并作相同处理, 建立前期综合因子的广西 6 月降水量 BP 神经网络预报模型。独立样本试验结果表明, 利用同期综合因子建立的 BP 神经网络降尺度预报模型的拟合精度优于利用前期综合因子建立的预报模型, 但预报效果依赖于月动力延伸集合预报产品。

关键词: 月动力延伸预报; BP 神经网络; 降尺度预报; 预报误差

中图分类号: P456.7

文献标识码: A

1 引 言

随着我国动力气候模式预测系统的不断完善, 模式提供的北半球 500 hPa 月平均高度集合预报产品已经具备一定的预报能力^[1], 为省地台站开展动力气候模式产品统计降尺度释用提供了必要条件。统计降尺度法是利用多年的观测资料, 建立大尺度气候状况 (主要是大气环流) 和区域气候要素之间的统计关系, 并检验这种关系, 再把这种关系应用于动力模式输出的大尺度气候信息, 来预测区域气候要素的变化。近年来很多气象工作者对此进行了探索和研究, 并取得了一定的成果^[2-3], 使降尺度技术成为提高短期气候预测能力的重要途径之一。本文从实际预测业务出发, 考虑到月降水量和其它气候要素都具有十分显著的非线性演变特征, 而且它们和预报因子的关系往往也存在复杂的非线性关系^[4], 采用完全预报法 (PPM), 结合人工神经网络方法, 建立 500 hPa 月平均环流场与广西月降水量的预报模型, 并利用月动力延伸集合预报产品制作广西月降水量的预报, 实现动

力模式产品对广西月尺度气候要素的降尺度释用, 为提高广西短期气候预测水平开拓了新的思路和方法。

2 资料选取和预报建模的基本原理

2.1 资料选取

本文在建立预报模型和作预报试验时, 选取广西 10 个测站 1958~2005 年 6 月的降水量资料。

北半球逐月 500 hPa 月平均位势高度场取自 NCEP/NCAR 再分析资料, $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ 经纬网格, 资料长度取 1957~2005 年, 多年平均值为 1968~1996 年平均。取 1958~2001 年资料用于建立 PP 预报模型, 续加上 2002~2005 年 6 月的月动力延伸集合预报资料, 或前期相关场 2001~2005 年资料, 用于制作广西 6 月降水量的预报。

2.2 EOF 方法

由于本文用于建立预报模型的因子都是通过与预报量作相关分析取得的, 因而初选因子变量间存在很高的相关关系 (即复共线性关系), 而采用 EOF 展开的主成分不仅浓缩了初选因子的预报信息, 同时各

收稿日期: 2005-09-08; 修订日期: 2006-11-11

基金项目: 中国气象局气象新技术推广项目 (CMATG2005M38) 资助

作者简介: 何慧 (1967-), 女, 广西桂平人, 高级工程师, 主要从事气候分析与预测。e-mail: hi.hehui@163.com

主成分之间是相互正交的，消除了因子之间的复共线性，减少重复信息和噪音。对一个预报因子群 X 进行经验正交函数 (EOF) 分解，可分解成时间函数 Z 和空间函数 (特征向量) V 两部分，其数学表达式为^[5]

$$X=VZ \quad (1)$$

由于空间函数 (特征向量) 随时间变化量很小，所以初选预报因子随时间变化的信息都集中反映在时间函数 (综合预报因子变量) 的变化上，每一个新的综合预报因子变量是初选因子变量的线性组合，各个综合因子变量的特征值明确表示了它对初选因子的贡献大小。

2.3 人工神经网络方法

人工神经网络具有很强的处理非线性问题的能力，应用于短期气候预测时，它可自动提取一组预报量 (因变量) 和另一组预报因子 (自变量) 之间非线性关系的数据处理系统。它具有许多优良性能，如自组织性和自适应能力、记忆联想能力、容错性等^[6-7]。神经网络的模型很多，本文使用的 BP 神经网络 (Back Propagation Neural Network) 模型是目前应用最广泛、且具有成效的、算法较成熟的一种。该模型实际计算输出为

$$\hat{y}_j = f\left(\sum_{i=1}^p b_i w_{ij} + \gamma_j\right) \quad (2)$$

式中 b_i 是输入层到隐含层新的激活值， w_{ij} 是连接权系数，初始时刻为一组给定的随机小量； γ_j 是输出层单元阈值； f 取 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3)$$

有关 3 层前馈网络模型的算法详见文献^[8]，其主要计算过程可概括为：

(1) 随机给定输入层到隐层和隐层到输出层的连接权矩阵 w_{ij} 、 h_i ，并设定总体收敛误差。

(2) 根据学习矩阵样本，对网络进行有导师学习训练，计算网络实际输出与期望输出的误差，并采用前馈网络的误差逆传播学习算法，调整输入层到隐层和隐层到输出层的连接权系数。

(3) 当模型输出的收敛误差 $>$ 时，转到步骤 (2)，否则训练结束，并根据连接权系数和阈值由式 (2) 计算出预报值。

3 预报量和预报因子分析

3.1 预报量的特征分析

月降水量反映月尺度降水变化的大致情况，准确的月降水量预测对减灾防灾、科学合理地安排生产生活有重要意义。但由于月降水量的影响因素多且复杂，因而预测准确率低，历来是短期气候预测的重点和难点。为解决月降水量预测问题，本文尝试以广西 6 月降水量为预报量，利用同月国家气候中心月动力延伸预报 500 hPa 距平场选取预报因子，建立 BP 神经网络预报模型。

6 月广西进入主汛期，全自治区平均月降水量 259 mm，占全年的 17.3%，是一年中降雨最集中的月份之一。但各地降水分布极不均匀，易造成洪涝灾害，其中，桂东北、桂西北和桂南沿海等地洪涝发生频率为 43~67%，其余地区为 20~40%。因而 6 月降水量预报历来为各级政府高度关注。本文以广西 5 个区域桂东北 (桂林、贺州)、桂西北 (百色、河池)、桂东南 (梧州、玉林)、桂西南 (南宁、龙州) 和桂南沿海 (北海、钦州) 的平均月降水量为预报对象 (以下记为 y_j ($j=1\sim 5$))。并根据各站降水量资料和月动力延伸预报资料情况，统一取预报量为 1958~2001 年共 44 a 作为预报建模样本，2002~2005 年作为独立样本，对模型进行预报检验。

为了分析和了解预报量 y_j ($j=1\sim 5$) 的有关特征，统计了广西 5 个区域 6 月降水量的均值、标准差和变异系数等特征量 (表 1)。由表 1 可见，无论哪个区域，6 月降水量的年际变化都很大，在 1958~2001 年 44 a 中，6 月最大降水量年份一般是最小降水量年份的 8~14 倍，变异系数也在 0.39~0.49 之间，反映了年际间易涝、易旱变化的显著特征，也体现出 6 月降水量的预报难度。

3.2 预报因子的选取和 EOF 分解

本文在建立广西 6 月降水量预报的神经网络模型时，设计了两组因子：(1) 与预报量同时段发生的变量 (以下称同期因子)。(2) 在预报量发生之前的变量，即上年 5 月~当年 4 月逐月北半球 500 hPa 月距平场 (以下称前期因子)。在实际预报中，由于同期因子只有 1 个变量场 (6 月北半球 500 hPa 月距平场)，远少于前期因子的 12 个变量场，因此按以下方法构建因子：

从李维京等^[9]推导出的月降水距平百分率预报方程出发

$$R' = A_1 \nabla^2 \varphi' + A_2 \frac{\partial \varphi'}{\partial x} + A_3 \frac{\partial \varphi'}{\partial y} + A_4 \varphi' + A_5 \quad (4)$$

其中 R' 表示降水距平百分率， A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 、 A_5 都

是与气候平均状态有关的系数。将式(4)差分得

$$R' = A_1 \left[\frac{\varphi'(x + \Delta x, y) - 2\varphi'(x, y) + \varphi'(x - \Delta x, y)}{\Delta x^2} + \frac{\varphi'(x, y + \Delta y) - 2\varphi'(x, y) + \varphi'(x, y - \Delta y)}{\Delta y^2} \right] + A_2 \frac{\varphi'(x + \Delta x, y) - \varphi'(x - \Delta x, y)}{2\Delta x} + A_3 \frac{\varphi'(x, y + \Delta y) - \varphi'(x, y - \Delta y)}{2\Delta y} + A_4 \varphi'(x, y) + A_5 \quad (5)$$

由此可见,某站的月降水距平百分率由该站上空 500 hPa 环流涡度² φ' 、地转风 $\partial\varphi'/\partial x$ 、 $\partial\varphi'/\partial y$ (u 、 v 分量)以及高度距平 φ' 决定。但相关统计表明,这些变量与广西月降水量相关最大的区域不一定在本地区上空,因此为了更好地利用 500 hPa 环流涡度、地转风等变量作预报,按式(5)中 x 、 y 均取一个格距(2.5°为一个格距),以直接影响广西天气气候的区域(10~65°N, 30~150°E,以下简称直接影响区,影响广西的天气尺度系统往往经过此区域)中每个格点(x, y)作为基准点进行差分运算,派生出该区域内各格点的 3 个变量场:500 hPa 环流涡度场、经向切变风场和纬向切变风场(地转风的 u 、 v 分量)。

在建立人工神经网络模型时,同期因子从 1958~2001 年 NCEP/NCAR 再分析资料的 6 月 500 hPa

距平场,以及由该场派生的直接影响区内 3 个变量场中,选取因子建模;2002~2005 年为国家气候中心下发的 6 月北半球 500 hPa 月动力延伸预报平均高度距平场及其派生场,用以作独立样本降尺度预报试验。

将各预报量 y_j ($j=1\sim 5$) 分别与同期因子的变量场作相关计算,选取相关系数绝对值大于 0.33 以上(通过 $\alpha=0.05$ 的显著性检验)的因子,组成各个预报量的初选预报因子。 y_j ($j=1\sim 5$) 从 4 个变量场中分别查找到初选预报因子个数为 20 个~100 个以上。由于每个预报量的 4 组初选预报因子中,每组因子之间都存在极高的相关关系,且数量庞大,而人工神经网络不具备筛选因子的功能,过多的因子会造成拟合好、预报能力下降,因而在进行预报建模前要对每组预报因子分别作 EOF 分解,得到只依赖于时间与空间的函数。空间函数随时间变化的幅度很小,所以初选预报因子随时间变化的信息都集中反映在时间函数(即综合预报因子变量)的变化上,这些综合预报因子浓缩初选预报因子的信息,而且互相正交,这样缩小了网络规模,避免网络过度学习。5 个预报量分别从各自的 4 组综合预报因子中选取与预报量相关程度高(相关系数绝对值 > 0.33)且方差贡献大($> 5.5\%$)的因子(表 2)用于预报建模。

表 1 广西各区域 6 月降水量基本统计量

项目	平均值/mm	标准差/mm	最大值/mm	最小值/mm	变异系数	极差/mm
y1	346.9	167.3	766.7	89.5	0.48	677.2
y2	238.5	92.0	470.0	57.7	0.39	412.3
y3	219.1	117.9	608.9	74.4	0.49	534.6
y4	212.4	98.0	498.3	35.3	0.46	462.9
y5	329.4	156.0	724.7	79.1	0.46	645.7

表 2 5 个预报量 y_j ($j=1\sim 5$) 从各变量场中选取的同期综合因子的相关系数和方差贡献

项目	距平场	涡度变化	经向切变场	纬向切变场
y1	相关系数	-0.33, -0.47(2)	0.56	0.54
	方差贡献	47.14, 15.60	46.30	34.6
y2	相关系数	-0.51	0.62	-0.57
	方差贡献	34.54	36.05	37.21
y3	相关系数	-0.36, -0.33(2)	-0.65	-0.51, -0.34(3)
	方差贡献	35.91, 13.40	43.41	29.03, 11.51
y4	相关系数		-0.57	0.45
	方差贡献		65.53	39.96
y5	相关系数	-0.37	-0.65	-0.49
	方差贡献	36.81	43.35	31.23

注:相关系数后带括号内的数是初选因子 EOF 展开时间系数的序号,省略时为第一时间系数。

作为对比试验,将 y_j ($j=1\sim 5$) 分别与前期因子的 12 个变量场作相关分析,结果表明,相关程度高的因子集中在上年 10 月、11 月及当年 4 月,把从这 3 个变量场中分别查找到的,通过 $\alpha=0.05$ 的显著性检验

的 15 组初选预报因子,分别作 EOF 分解,5 个 y_j 共得到 15 组综合预报因子变量,用于预报建模的综合因子选取标准与上述同期综合因子选取方法相同(表格)。

4 预报模型和检验分析

4.1 预报模型分析

$y_j (j=1\sim 5)$ 从各自同期的综合预报因子中选取相关系数绝对值 0.33, 方差贡献 1.5% 的因子数分别为 5、4、6、3、5 个, 从各自前期的综合预报因子中选取的因子数分别为 4、4、5、4、5 个, 分别采用 2.3 节给出的 BP 神经网络计算方法, 取同样参数: 隐节点数为 3, 学习因子和动量因子分别取 0.9 和 0.7, 学

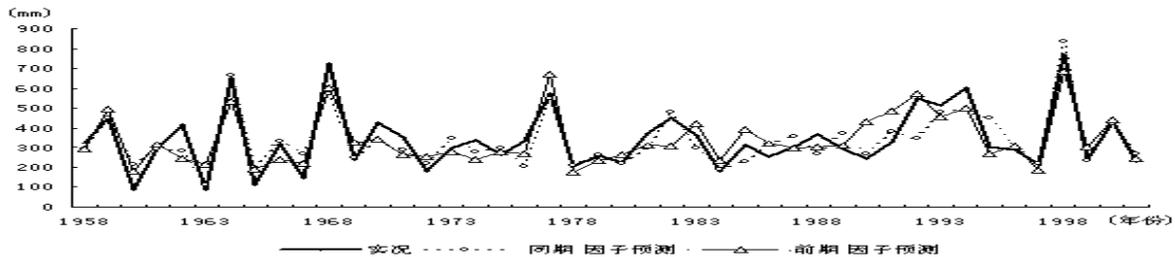


图1 两种综合因子对 y_1 的历史样本拟合

降水量 y_1 历史样本的拟合效果。由图 1 看到, 两个模型均对 y_1 历史样本有较高的拟合精度, 复相关系数分别达到 0.874 9 和 0.798 9, 尤其是极大值拟合效果很好。为了进行客观定量分析, 采用以下 3 种统计评价指标进行分析

$$(1) \text{ 平均相对误差: } MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{|y_t|}。$$

$$(2) \text{ 均方根误差: } MSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}。$$

$$(3) \text{ 平均绝对误差: } MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|。$$

对同期和前期综合因子模型共 10 个预报模型的统计结果表明(表 3), 两种预报因子模型对广西 5 个区域 6 月降水量 44 a 历史样本的拟合平均绝对误差(MAE)分别为 45.96、53.67 mm, 平均相对误差(MAPE)分别为 21.83%、26.42%, 平均均方根误差(MSE)分别为 58.05、62.94 mm, 同期因子模型的 MAE 比前期的低 7.71 mm, MAPE 低 4.59%, MSE 低 4.89 mm; 同期综合因子模型对桂西北 6 月降水量 y_2 拟合最好, MAE、MAPE、MSN 分别只有 27.7 mm、13.51%、34.81 mm; 前期综合因子模型拟合最好的是 y_3 (桂东南 6 月降水量), MAE、MAPE、MSN 分别为 39.93 mm、24.77%、49.44 mm, 分别大于同期综合因子模型的各项误差。可见, 同期综合因子模型拟合精度比前期的高。 y_1 的 3

习矩阵样本长度为 44, 对网络进行学习训练。当学习矩阵训练达 10 000 次时, 误差函数趋于稳定, 训练结束, 此时网络模型确定的连接权系数阈值可以得到相应的预报模型, 用同期综合因子和用前期综合因子进行训练的神经网络预报模型各 5 个, 以此确定的参数和网络结构分别用同期和前期综合因子对广西 5 个区域的 6 月降水量做独立样本试验。

图 1 给出了分别用同期和前期综合预报因子作为学习矩阵训练的 BP 神经网络预报模型对桂东北 6 月

个极大值年(1964、1968、1998 年)同期和前期综合因子模型的 MAE 分别为 76.86、105.80 mm, MAPE 分别为 10.5%、14.99%, MSE 分别为 90.14、100.62 mm, 平均相对误差指标小于总体样本的平均, 很好地拟合了 y_1 极大值年的趋势和量值(表 3); 但对 y_1 的 3 个极小值年(1960、1963、1965 年)的拟合就较差, BP11 和 BP21 的 MAE 分别为 79.98、98.59 mm, MAPE 分别为 82.92%、104.47%, MSE 分别为 94.67、107.36 mm, 各项拟合误差比总体样本的平均和极大值年都大。对极值年各项误差指标的分析, 仍可见同期因子模型拟合精度高于前期, 极大值年 BP11 的 MAE 比 BP21 低 7.71 mm, MAPE 低 4.59%, MSN 低 4.89 mm; 极小值年 BP11 的 MAE 比 BP21 低 7.71 mm, MAPE 低 4.59%, MSN 低 4.89 mm。

4.2 独立样本预报检验

进一步利用 10 个预报模型, 对 2002~2005 年 4 a 的广西 5 个区域 6 月降水量进行了独立样本预报。评定方法除了上述 3 个指标外, 为了和实际业务预报进行比较, 增加了 PS 评分。PS 评分是按中国气象局 1999 年下发的《短期气候预测质量评定暂行办法》进行, 该评分反映的大致是预报与实况距平同率率。同期因子从 2002~2005 年国家气候中心下发的 6 月北半球 500 hPa 月动力延伸预报平均高度距平场及其派生场中选取后, 分别作 EOF 分解而得。10 个预报模型分别对 5 个区域 4 a 的 20 个独立样本进行预报(表 4), 由表 4 可见两种模型对广西 5 个区域的预报多数是有效的, 同期综

合因子模型全体独立样本的MAE为129.6 mm, MAPE为30.0%, MSE为173.0 mm, PS评分为70.0; 前期综合因子预报模型MAE为143.1 mm, MAPE为36.8%, MSE为178.5 mm, PS评分为75.0。两种因子模型的独立样本预报误差都大于历史样本的拟合误差, 而同期因子模型的独立样本预报误差比前期因子模型略小, 说明同期因子模型的拟合精度和预报能力均优于前

期因子模型。两种模型的20个独立样本平均PS评分都已经近年来实际业务预报水平, 说明两个模型都能对月降水量趋势作出较准确的判断, 但前期因子模型的PS评分比同期模型稍高, 而且比较稳定, 每年都在60~80分, 而同期因子模型每年的PS评分最高是100分, 最低只有40分, 预报结果不太稳定, 这可能与月动力延伸预报500 hPa距平场的预报效果有关。

表3 两种综合因子对广西5个区域月降水量的拟合效果

项目	同期综合因子模型			前期综合因子模型		
	MAE/mm	MAPE/%	MSE/mm	MAE/mm	MAPE/%	MSE/mm
y1	64.07	23.96	83.17	68.98	25.99	82.06
y2	27.7	13.51	34.81	45.15	28.3	57.56
y3	47.22	23.51	58.14	45.54	23.75	57.23
y4	46.52	28.8	61.83	39.93	24.77	49.44
y5	44.33	19.4	52.29	68.77	29.3	68.41
平均	45.96	21.83	58.05	53.67	26.42	62.94
极大值年	76.86	10.5	90.14	105.8	14.99	100.62
极小值年	79.98	82.92	94.68	98.59	104.47	107.36

表4 两种因子的BP神经网络预报模型独立样本预报结果

年份	项目	实况	同期综合因子模型					前期综合因子模型				
			预测	PS评分	MAE/mm	MAPE	MSE/mm	MAE/mm	MAPE	MSE/mm	MAPE	MSE/mm
2002	y1	758	305.5	0	452.5	59.7%	372.0	100	386.0	50.9%		
	y2	326.9	233.9	0	93.0	28.5%	250.9	100	76.0	23.3%		
	y3	205.6	190.4	100	15.2	7.4%	173.5	100	32.1	15.6%		
	y4	207.4	204.5	100	2.9	1.4%	114.7	100	92.7	44.7%		
	y5	498.3	300.0	0	198.3	39.8%	179.6	0	318.7	64.0%		
	平均	399.2	246.9	40	152.4	27.3%	224.9	218.1	80	181.1	39.7%	230.6
2003	y1	303.7	319.4	100	-15.7	5.2%	280.3	100	23.4	7.7%		
	y2	301.2	217.4	0	83.8	27.8%	207.1	0	94.1	31.3%		
	y3	405.3	186.8	0	218.5	53.9%	179.3	0	226.0	55.8%		
	y4	198.8	185.7	100	13.1	6.6%	231.7	100	-32.9	16.5%		
	y5	393.5	282.1	100	111.4	28.3%	562.4	100	-168.9	42.9%		
	平均	320.5	238.3	60	88.5	24.4%	116.3	292.2	60	109.0	30.8%	134.2
2004	y1	301.7	312.3	100	-10.6	3.5%	414.1	100	-112.4	37.3%		
	y2	159.9	232.9	100	-73.0	45.6%	227.1	100	-67.2	42.0%		
	y3	92.2	103.7	100	-11.5	12.5%	93.5	100	-1.3	1.5%		
	y4	225.2	211.3	100	13.9	6.2%	154.9	0	70.3	31.2%		
	y5	150.3	200.6	100	-50.3	33.5%	242.8	100	-92.5	61.6%		
	平均	185.9	212.2	100	31.9	20.3%	40.7	226.5	80	68.7	34.7%	78.3
2005	y1	667.4	354.0	100	313.4	47.0%	346.8	100	320.6	48.0%		
	y2	470.0	225.2	0	244.8	52.1%	263.1	100	206.9	44.0%		
	y3	407.2	220.0	100	187.2	46.0%	242.5	100	164.7	40.5%		
	y4	431.2	212.9	100	218.3	50.6%	181.9	0	249.3	57.8%		
	y5	611.8	347.5	100	264.3	43.2%	486.7	100	125.1	20.4%		
	平均	517.5	271.9	80	245.6	47.8%	249.3	304.2	80	213.3	42.2%	223.8
总平均	平均	355.8	242.3	70	129.6	30.0%	173.0	260.2	75	143.1	36.8%	178.5

在同期综合因子模型4 a的独立样本预报中, 效果最好的是2004年, 5个区域预报MAE为31.9 mm, MAPE为20.3%, MSE为40.7 mm, PS评分为100.0, 各项预报误差都小于20个独立样本的平均值和历史样本的拟合误差, 这是因为2004年6月动力模式产品预报效果很好, 北半球500 hPa高度场的ACC评分达到0.57, 欧亚地区评分达到0.74。而效果最差的2002年6月, 月动力延伸产品预报效果也较差, 北半球和欧亚地区的

ACC评分分别为-0.13和-0.24, 该月5个区域预报MAE为152.4 mm, MAPE为27.3%, MSE为224.9 mm, PS评分为40.0。可见同期综合因子模型的预报效果依赖于月动力延伸预报产品, 而因为目前月动力延伸产品预报效果还不够稳定, 所以该模型的预报效果也不太稳定。随着数值预报技术的迅速发展, 月动力延伸预报产品的质量和数量不断提高, 同期综合因子模型的预报能力也会得到改善。

5 讨 论

由于目前月动力延伸预报产品业务化应用仅仅是起步阶段,可利用的产品单一,而气候要素的变化是相当复杂的,不仅与500 hPa环流有关,还与其它要素(海平面气压SLP,水汽条件等)有关。因此我们只用500 hPa距平场(同期、前期)来描述区域月降水量的变化,虽然预报因子经EOF展开相关系数达到了0.5~0.7,但仍远远不足以反映复杂的降水变化,这大概是本文所建立的BP神经网络模型的拟合误差和预报误差偏大的原因。

随着国家气候中心动力气候模式系统不断完善,

可供业务应用的预报产品质量不断提高、数量更加丰富,目前水平风场、200 hPa、700 hPa 平均高度场等集合预报产品也陆续尝试进行业务化应用。动力气候模式产品的统计降尺度释用,结合了动力预报和统计预报两方面的成果,是省级气候轨道业务技术体制改革的重点,但降尺度预报的方法很多,选择不同的统计降尺度法所得的预报结果很不一样,而不同的统计降尺度方法各有其优缺点,在不同区域、不同的情形下,选用不同的统计降尺度法预报效果差异很大,所以我们将进一步通过多次试验选择最适合广西月气候要素的统计降尺度预报方法,以期有效地提高广西短期气候预测水平。

参 考 文 献:

- [1] 李维京,张培群,李清泉,等.动力气候模式预测系统业务化及其应用[J].应用气象学报,2005,16(增刊):1-11.
- [2] 陈丽娟,李维京,张培群,等.降尺度技术在月降水预报中的应用[J].应用气象学报,2003,14(6):648-655.
- [3] 陈丽娟,李维京.月动力延伸预报产品在三峡工程建设服务中的应用[J].气象,1999,27(3):23-25.
- [4] 胡江林,涂松柏,冯光柳.基于人工神经网络的暴雨预报方法探讨[J].热带气象学报,2003,19(4):422-428.
- [5] 施能.气象科研与预报中的多元分析方法[M].北京:气象出版社,1995:205-217.
- [6] 胡江林,张礼平,宇如聪.神经网络模型预报湖北汛期降水量的应用研究[J].气象学报,2001,59(6):713-719.
- [7] 王艳姣,张鹰,邓自旺,等.RBF神经网络的汛期旱涝预报方法研究[J].热带气象学报,2005,21(1):100-106.
- [8] 金龙,罗莹,李永华.长期天气的人工神经网络混合预报模型研究[J].系统工程学报,2003,18(4):331-336.
- [9] 李维京,陈丽娟.动力延伸产品释用方法的研究[J].气象学报,1999,57(3):338-345.

DOWNSCALING FORECAST FOR THE MONTHLY PRECIPITATION OVER GUANGXI BASED ON THE BP NEURAL NETWORK MODEL

HE Hui¹, JIN Long², QIN Zhi-nian¹, YUAN Li-jun³

(1. Guangxi Climate Center, Nanning 530022, China;

2. Guangxi Research Institute of Meteorological Disasters Mitigation, Nanning 530022, China;

3. Guangxi Meteorological Science and Technology Information Center, Nanning 530022, China)

Abstract: Variables fields such as enstrophy, meridional-wind vary, and zonal-wind vary are derived from monthly 500 hPa geopotential height abnormal fields. In this work, we elect original predictors from monthly 500 hPa geopotential height abnormal fields and their variables in June of 1958~2001, and make comprehensive predictors by way of making empirical orthogonal function(EOF) respectively with the original predictors. A downscaling forecast model based on the back propagation(BP) neural network is built by use of the comprehensive predictors to predict the monthly precipitations in June over Guangxi with the monthly dynamic extended rang forecast products. To contrasted, we also build another BP neural network model with the same predictands by using the former comprehensive predictors elected from 500 hPa geopotential height abnormal fields in May to December of 1957~2000 and January to April of 1958~2001. The two models are tested and results show that the precision of superposition of the downscaling model is better than that of the one based on former comprehensive predictors, but the prediction accuracy of the downscaling model depends on the output of monthly dynamic extended rang forecast.

Key words: monthly dynamic extended rang forecast; neural network model; downscaling forecast; prediction error