

多模式集合预报及其降尺度技术在东亚夏季降水预测中的应用^{*1}

康红文¹ 祝从文² 左志燕² 张人禾¹

KANG Hongwen¹ ZHU Congwen² ZUO Zhiyan² ZHANG Renhe¹

1. 中国气象科学研究院灾害天气国家重点实验室,北京,100081

2. 中国气象科学研究院气候系统研究所,北京,100081

1. *State Key Laboratory of Severe Weather, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China*

2. *Institute of Climate System, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China*

2010-05-28 收稿,2011-04-07 改回.

Kang Hongwen, Zhu Congwen, Zuo Zhiyan, Zhang Renhe. 2012. Statistical downscaling of pattern projection using multi-model output variables as predictors. *Acta Meteorologica Sinica*, 70(2):192-201

Abstract A pattern projection downscaling method is employed to predict monthly station precipitation. The predictand is the monthly precipitation at 1 station in China, 60 stations in Korea, and 8 stations in Thailand. The predictors are multiple variables from the output of operational dynamical models. The hindcast datasets span a period of 21 year from 1983 to 2003. A downscaled prediction is made for each model separately within a leave-one-out cross-validation framework. The pattern projection method uses a moving window, which scans globally, in order to seek the most optimal predictor for each station. The final forecast is the average of the model downscaled precipitation forecasts using the best predictors and is referred to as DMME. It is found that DMME significantly improves the prediction skill by correcting the erroneous signs of the rainfall anomalies in coarse resolution predictions of general circulation models. The correlation coefficient between the prediction of DMME and the observation in Beijing of China reaches 0.71; the skill is improved to 0.75 for Korea and 0.61 for Thailand.

Key words Precipitation, Dynamical model, Downscaling, Multi-model ensemble

摘要 利用动力季节模式输出的匹配域投影技术和多模式集合预报技术对多个国家和城市的站点月平均降水进行预报。预报变量是北京 1 个站、韩国 60 个站和曼谷地区 8 个站点的月平均降水,预报因子是从多个业务动力季节预报模式输出的多个大尺度变量。模式回报数据和站点观测降水数据时段是 1983—2003 年。降尺度预报降水的技巧是在交叉验证的框架下进行的。匹配域投影方法是设定一个可以活动的窗口在全球范围内大尺度场上进行扫描,寻求与目标站点降水最优化的因子和最相关的区域,目标站点的降水变率就是由该匹配域上大尺度环流场信息决定的。最终预报是用多个降尺度模式预报结果的集合预报(DMME)。多个降尺度模式预报结果的集合预报能显著提高站点降水的预报技巧。北京站,多个降尺度模式预报结果的集合预报的预报和观测降水的相关系数可以提高到 0.71;韩国地区,多个降尺度模式预报结果的集合预报平均技巧提高到 0.75;泰国,多个降尺度模式预报结果的集合预报技巧是 0.61。

关键词 降水, 动力模式, 降尺度, 多模式集合

中图法分类号 P435+.2 P456.7

* 资助课题:自然科学基金项目(41075605)、中国气象科学研究院基本科研业务费专项资金(2009Y001 和 2010Z001)及水利部公益性行业专项经费项目(200801012)。

作者简介:康红文,主要从事动力模式产品降尺度释用研究。E-mail: hkang@cams.cma.gov.cn

1 引言

东亚季风降雨预测对大气环流模式(GCM)来说仍然是一个挑战(Kang, et al, 2002; Wang, et al, 2004; 张人禾等, 2006; Kang, et al, 2007a)。大气动力模式对降水预报的局限是由于受局地地形、复杂的大气内部动力和敏感的物理过程的影响,现有模式还不能对其精确描述,从而导致模式预报与观测值有较大的偏差。为了提高预报技巧,自20世纪90年代以来,发展了多模式集合(Multi-Model Ensemble, MME)系统。由于多模式集合可以减少由不同模式误差带来的预报不确定性,对季节异常预测被证明要比单个模式更有技巧、更可靠(Krishnamurti, et al, 1999; Palmer, et al, 2000)。Wang (2007)曾通过一个改进的25点Shuman-Shapiro空间滤波格式和多模式集合预报来提高对亚洲降水的预报水平。然而,多模式集合对中纬度地区的降水预测仍然缺乏技巧。另外,大气环流模式的空间精度一般是 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$,这与提供站点尺度降水预报的要求仍然有很大差距。

但动力模式对大尺度环流变量,比如海平面气压或500 hPa高度场等,还是有预报能力的(von Storch, et al, 1993; Kang, et al, 2004)。某些地区的降水和这些大尺度环流变量常常有很好的统计关系,有的还有坚实的动力、物理联系机制。因此,这些模式大尺度环流变量常常承载着很好的对局地降水预报的信息。基于模式预报的统计降尺度方法正是这样一座桥梁(Glahn, et al, 1972; Wilks, 1995; Zhu, et al, 2008),避开了模式复杂的大气内部动力过程和敏感的物理过程的描述,通过回报期建立的统计关系,从大尺度环流场的预报获得局地降水的信息。因此,模式预报统计降尺度方法需要较长时间序列的模式回报数据以便建立稳定的统计关系。

综合动力输出统计降尺度技术和多模式集合预报技术的优势,康红文等用亚太气候中心(APEC Climate Center, APCC)收集到的多个动力季节预报模式产品,提出了多因子优化选择的匹配域投影技术的降尺度预报方案(Kang, et al, 2007b, 2009)。该方案首先对来自中国、中国台湾省、美国、加拿大、韩国、日本等15个动力模式的夏季大尺度环流变量的预报技巧进行评估,针对不同的目标站

点选择较好的动力预报模式。然后对每个站点,对每一个动力模式,经过交叉验证评估,从该动力模式多个大尺度环流变量中选择最佳预报因子。对每一个预报因子,寻找最佳预报域,再从该预报域中选择具有一定置信度的格点群,组成投影因子,从而得到该站点的降水预报。在选取预报区域时,是在大尺度变量场中设定活动窗口寻找最佳匹配预报域,避开动力模式在空间上的系统偏差。该方案在2007年对菲律宾和泰国的夏季降水进行了预报和验证(Kang, et al, 2007b),之后又和中国台湾学者合作对台湾北部地区的夏季降水进行了预报实验(Chu, et al, 2008)。应用该技术从2008年开始为韩国气象厅提供业务预报(Kang, et al, 2009)。目前,这一技术方案也被日本和马来西亚(Liew, et al, 2010)等国采用。

2 数据和方法

2.1 数据

预报变量是站点降水的月平均值。对于需要预报降水的台站,利用1983—2003年的降水月平均观测值。观测的站点降水数据不仅用于发展统计降尺度模型,也可用交叉验证技术来验证回报的效果。

预报因子数据来自业务动力季节预报产品。其回报数据是按照SMIP(Seasonal Prediction Model Intercomparison Project)实验要求给出提前一个月的回报产品(Kobayashi, et al, 2000)。所用的动力季节模式是APCC收集到的动力季节预报模式,包括大气海洋耦合模式和大气模式。因为对不同地区站点降水,影响其变率的大气环流变量的敏感区域不同,考虑到不同模式在全球不同区域预报质量的偏重不同,针对不同的预报地区,所选用的动力模式产品也不尽相同。本文3个个例所用的动力模式的描述都可以从表1中查到。预报因子是从这些大气动力模式预报产品中选出的8个预报量:500 hPa高度场(Z_{500}),海平面气压场(p_{SL}),850 hPa温度场(T_{850}),2 m温度场(T_{2m}),850 hPa纬向和经向风场(U_{850} 和 V_{850}),200 hPa纬向和经向风场(U_{200} 和 V_{200})。回报数据序列时段也是1983—2003年,其空间分辨率为 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 。

表1 本文所用动力季节预报模式的描述

模式	单位(经合成员)	数据类型	海温
BCC	北京气候中心(中国)	SMIP/HFP	预测
CWB	中央气象局(中国台北)	SMIP/HFP	预测
GCPS	韩国气象局	SMIP/HFP	预测
GDAPS	韩国气象局	SMIP/HFP	预测
HMC	俄罗斯水文中心	SMIP/HFP	预测
JMA	日本气象厅	SMIP/HFP	预测
MGO	地球物理观测中心(俄罗斯)	SMIP	观测延伸
NCEP	气候预测中心(美国)	SMIP/HFP	预测

注:SMIP/HFP是“季节预报模式比较项目”第2阶段的回报数据格式,即:季节预报的边界条件不包含任何预先知道的观测信息,SST和海冰数据是由预测得到的,或者季节预报由大气海洋耦合模式得到。

2.2 方法

本文的降尺度预测方案包括3个步骤:

(1) 匹配域投影技术

匹配域投影技术基于这样一个假设:局地降水变化与动力模式预测的大尺度场的变化有很好的统计关系,局地降水可以通过一个适当的转换函数将匹配域信息反演出来。假定预报变量和预报因子分别是 $Y(t)$ 和 $X(i, j, t)$ 。其中, $Y(t)$ 是局地观测降水, $X(i, j, t)$ 是模式输出的同一时间在格点 (i, j) 上的大尺度变量,则

$$Y(t) = \alpha X_p(t) + \beta \quad (1)$$

式中, $X_p(t)$ 为预报因子在一个优化窗口的投影。此优化窗口是指预报因子在某一个区域上与目标站点降水在回报期的相关系数绝对值之和达到最大值的区域。

$$X_p(t) = \sum_{i,j} R(i, j) \times X(i, j, t) \quad (2)$$

在回报期的相关系数为

$$R(i, j) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i,j} (Y(t) - Y_m) \times (X(i, j, t) - X_m(i, j))}{\sigma_x(i, j) \times \sigma_y} \quad (3)$$

式中, N 是回报期的年数,下标 m 指变量在回报期的平均值; σ 是方差(Kug, et al, 2007; Kang, et al, 2007b)。

对于本文降尺度方法来说,优化窗口的选择对提高预报技巧来说是很重要的一步。据文献记载,大气环流模式预测的大尺度环流场与观测的气候场通常都有一定偏差,而且各个模式的偏差都不相同

(Kang, et al, 2002, 2006)。为了避免这些模拟偏差,设定了一个 15×10 格点的活动窗口,通过在全球范围内扫描来寻找最优窗口。通过这一方法可以有效地捕捉到与目标站点降水相关的大尺度环流场信号敏感区域,并且,局地降水最终是由这些优化窗口的大尺度信号反演出来。

(2) 多因子优化选择

在对韩国60个站点降水的经验正交函数分解(EOF)分析时发现,韩国的夏季降水主要受到梅雨锋的影响,同时也受韩国山地地形的强烈影响。这表明仅仅靠一个大尺度变量信息,很难捕捉到全部60个站的降水反演所需的信息。对不同的站点,尤其是降水受山地地形强烈影响的站点,需要更多的预报因子,并从中选择承载当地站点降水信息最佳因子来做预报。因此,本文将用模式输出的8个变量作为降尺度预报因子。在交叉验证的框架下,对这8个预报因子分别寻求与目标站点降水最相关的区域,计算出相关系数绝对值之和,从而选出最优因子。这样对于不同的站点,其优化窗口和预报因子将可能是不一样的。

(3) 多模式集合方案

模式预报、统计预报的不确定性通常来自3个方面,即气候系统的内部动力非线性变化、大气环流模式的不确定性以及降尺度模式的不确定性(Benestad, 2001, Chen, et al, 2006)。Benestad(2002)发现在上述3方面的不确定性中,来自大气环流模式的误差最大。为了减少来自不同模式的不确定性,本文也采用了多模式集合方案,即将各个模式中由最优预报因子预测的降水进行平均,作为目标站点的最终降水预报(简称为“DMME”, Down-scaling MME)。作为比较,用各模式输出的降水做的多模式集合预报被称作“RMME”(Raw MME)。RMME预测的降水空间精度也是 $2.5^\circ \times 2.5^\circ$,因此,用9格点的距离倒数乘方法,将预测降水插值到站点上,和DMME一起与观测的站点降水作比较,从而验证降尺度预报技巧的改进。

图1为降尺度策略的流程。降尺度过程是在交叉验证的格式下完成的,即在21a的回报数据中,提出1a作为预报年份,用其余的20a作为培训期,来发展降尺度模型。用这种方法对21a的每一年轮流进行预报,并将预报结果和实际观测值进行对比,

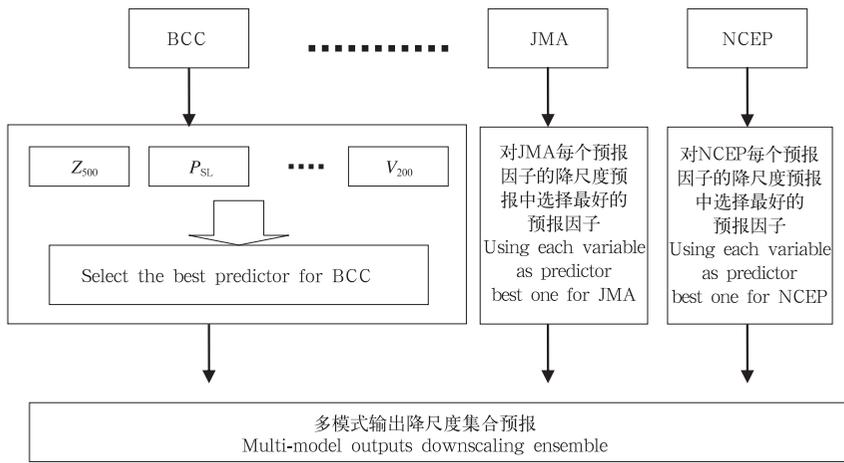


图1 降尺度方案的流程

Fig. 1 The flow chart of the downscaling strategy

以验证预报技巧,具体方法详见 WMO(2002)。

3 结果

3.1 北京 8 月降水的降尺度预报验证

1983—2007 年 8 月北京站点月平均降水资料来自中国气象局。预报因子数据为从表 1 中选择的 BCC、CWB、GCPS、GDAPS、HMC、JMA 和 NCEP 共 7 个业务季节预报模式的输出产品。对 1983—2003 年先用交叉验证技术进行验证,然后用 1983—

2003 年作为降尺度模式培训期,对 2004—2007 年进行独立预报。

图 2 为 RMME 对降水异常的预报,通常 RMME 都给出错误符号的预报。在 21 a 的交叉验证期, RMME 预测和观测异常值的相关系数为 0.04;在 4 个独立预报年份里,有 3 个错误预报。可见目前的业务模式对北京 8 月的降水预报基本上没有什么技巧。

图 3 是 DMME 在 21 a 交叉验证和 4 a 独立预报的降水异常预报与观测的比较。在交叉验证期二

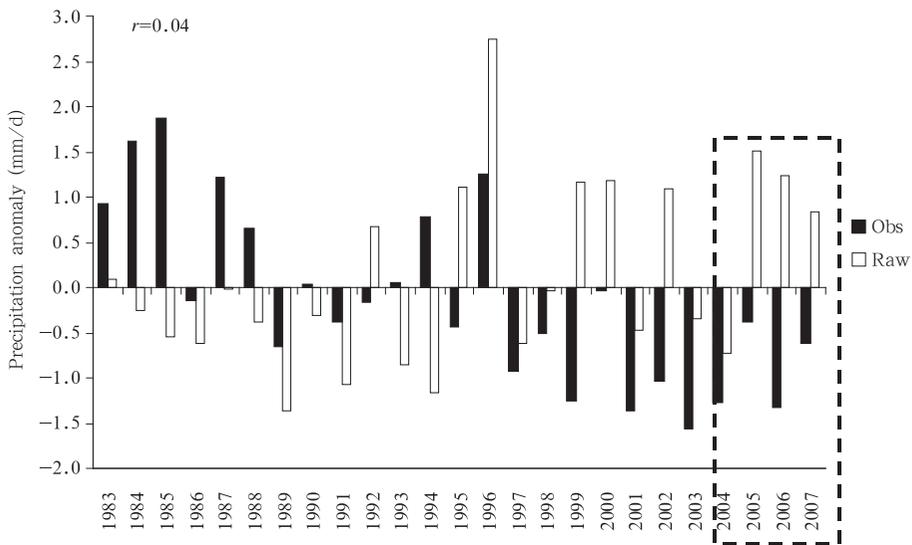


图2 原模式多模式集合预测的北京 8 月降水距平与观测的降水距平对比 (1983—2003 年为交叉验证期,2004—2007 年为独立预报年)

Fig. 2 Precipitation anomalies of observation and raw MME prediction in Beijing in August during the hindcast period (1983 - 2003) and independent forecast years (2004 - 2007)

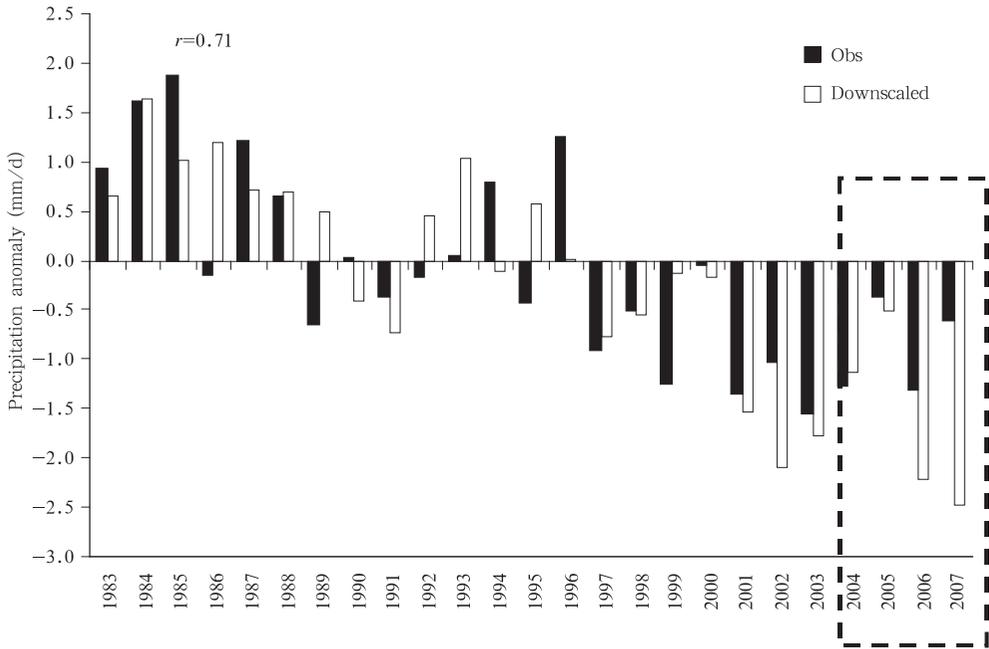


图3 降尺度 DMME 预测的北京 8 月降水距平与观测的降水距平对比 (1983—2003 年为交叉验证期,2004—2007 年为独立预报期)

Fig.3 Precipitation anomalies of observation and downscaled MME prediction in Beijing in August during the hindcast period (1983 - 2003) and independent forecast years (2004 - 2007)

者的相关系数达到 0.71,在 4 个独立年份里 DMME 都给出了正确的预报。通过对比图 2 和 3 的结果,可以发现 DMME 预报虽然对降水异常量大小预报有局限性,但相对于原模式降水的 RMME 预报技巧还是有较大的提高。在交叉验证期,对各

年的降水预报所用的预报因子并不一样,这些预报因子又由于不同动力模式对大尺度环流变量的预报能力有所不同,但在大多数年份, T_{850} 、 p_{SL} 、 V_{850} 常被用来选作最佳预报因子。

图4是各个模式降尺度前后预报技巧的对比。

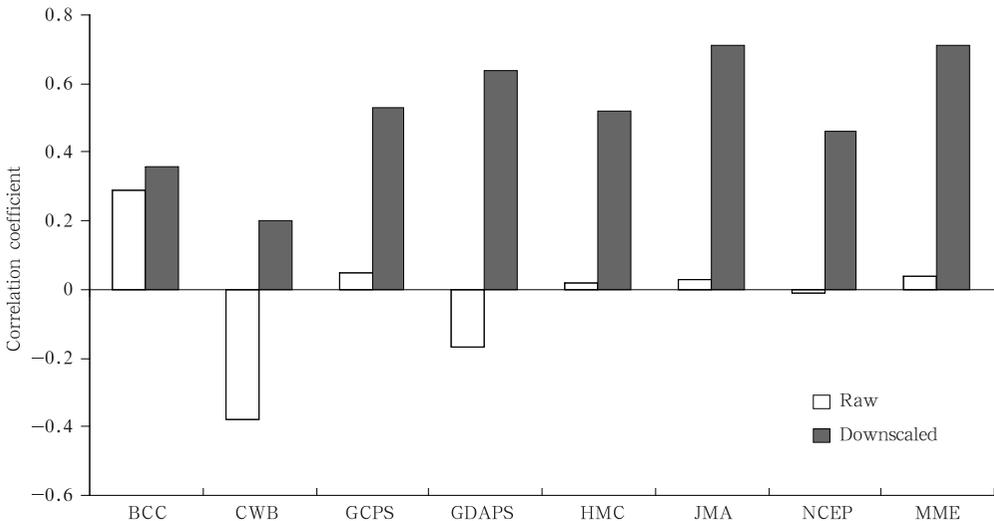


图4 在交叉验证期(1983—2003 年)7 个模式以及多模式集合在降尺度前后预测的降水距平与观测降水距平的相关系数

Fig.4 Correlation coefficients between observed and raw/downscaled precipitation in Beijing during the hindcast period (1983 - 2003) for seven models and the MME

在原模式降水预报中,只有 BCC 的模拟还有一定的预报技巧,其与观测降水的相关系数达到 0.29,其他模式对北京降水基本没有预报技巧。但经过降尺度改进后,除 CWB 外的所有模式都显示了相当高的预报技巧。这表明这些模式还是有能力预报大尺度环流场,从而使得降尺度模式能从这些环流场中提取有效的信息,并对北京降水做出有技巧的降尺度预报。

3.2 韩国

韩国 60 个站点夏季降水是我们的预报量,月平均降水观测数据系列也是 1983—2003 年。这些观测数据来自韩国气象厅。预报因子是来自 CWB、

GCPS、GDAPS、JMA、MGO、和 NCEP 等 6 个动力模式的输出产品(表 1)。

图 5 给出了 60 个站点平均降水距平的 3 个时间序列(1983—2003 年),即观测值、DMME 和 RMME。与观测降水序列比较,DMME 在 21 a 里有 12 a 给出错误预报,而 RMME 有 17 a 给出了正确的反常预报,特别是在降水量大的年份,比如 1987、1998、2002 和 2003 年,以及非常干旱的年份,比如 1983、1988、1992 和 1994 年。这表明利用本文的降尺度方案,用现有业务模式的大尺度输出产品,能对韩国给出很好的预报,特别是在较强降水和较旱的年份。

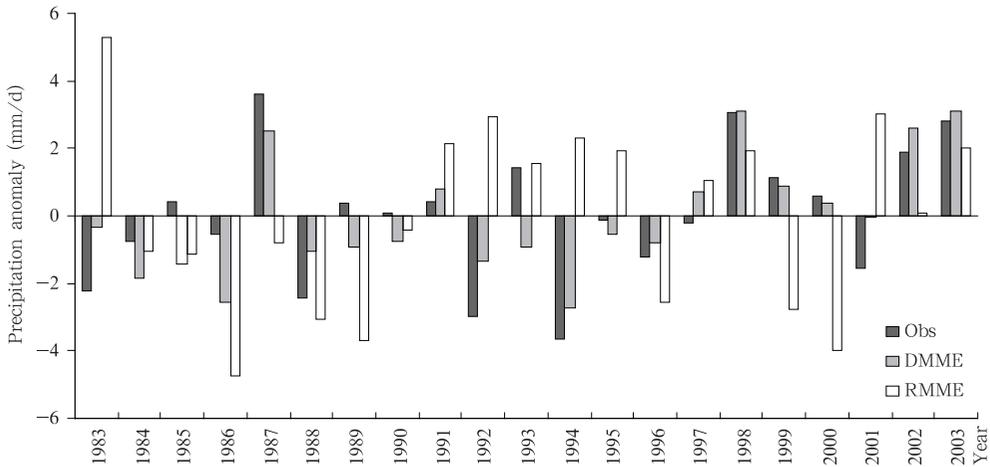


图 5 1983—2003 年 DMME、RMME

预测的韩国降水区域平均值与观测值对比

Fig. 5 The station-averaged summer precipitation anomaly time series in Korea from observation,

DMME, and RMME during the period of 1983—2003

图 6 给出了预测和观测降水距平的相关系数空间分布:其中,图 6a—f 是 6 个模式的预报降水,图 6g 是 RMME;图 6h—m 是 6 个模式输出产品的降尺度预报降水,图 6n 是 DMME 的。可以发现,除了 GCPS,其他几个模式对绝大多数站点降水的预报都很差,甚至 RMME 也没有什么预报技巧。这说明如果各模式的预报没有技巧,那么通过这些模式的多模式集合预报也不可能有技巧。图 6a—g 为各模式的降水预报,图 6h—n 为经过降尺度改进的预报距平的相关系数分布,可以看出各模式降水预

报技巧都有实质性的提高。图 6 还显示 DMME 不仅比 RMME 的预报技巧有显著的提高,而且,也比各模式的降尺度预报技巧要高。这里也注意到,各个模式的降尺度只能对部分站点的降水预报有改进,对有些站点预报还是没有能力的,但 DMME 对所有 60 个站点的预报都有显著的改进。由此可见,多模式集合预报是可以减少由不同模式带来的预报不确定性的。

3.3 泰国

泰国首都曼谷地区的 8 个站点的夏季降水为降

尺度的预报变量。其观测站点降水的月平均值是1983—2003年,观测数据来自泰国气象局。预报因子为来自CWB、GCPS、GDAPS、JMA、MGO和NCEP的6个动力模式输出的海平面气压。

图7表明观测站点降水和观测的海平面气压的奇异值分解(SVD)主模可以解释整个方差的83%,而且奇异值分解主模的相关系数可以达到0.81。图7也说明在中国南海、菲律宾海和西北太平洋上

的海平面气压加强有助于曼谷地区降水的增加。这是因为上述地区海平面气压的加强有利于经过曼谷地区的东南风的发展,从而有助于从中国南海和泰国湾将水汽输送到曼谷地区。图7以2个动力模式(GCPS和NCEP)为例,分析了模式输出的海平面气压场和观测站点降水的奇异值分解。可以发现2个模式基本能模拟出观测海平面气压场的主模分布。

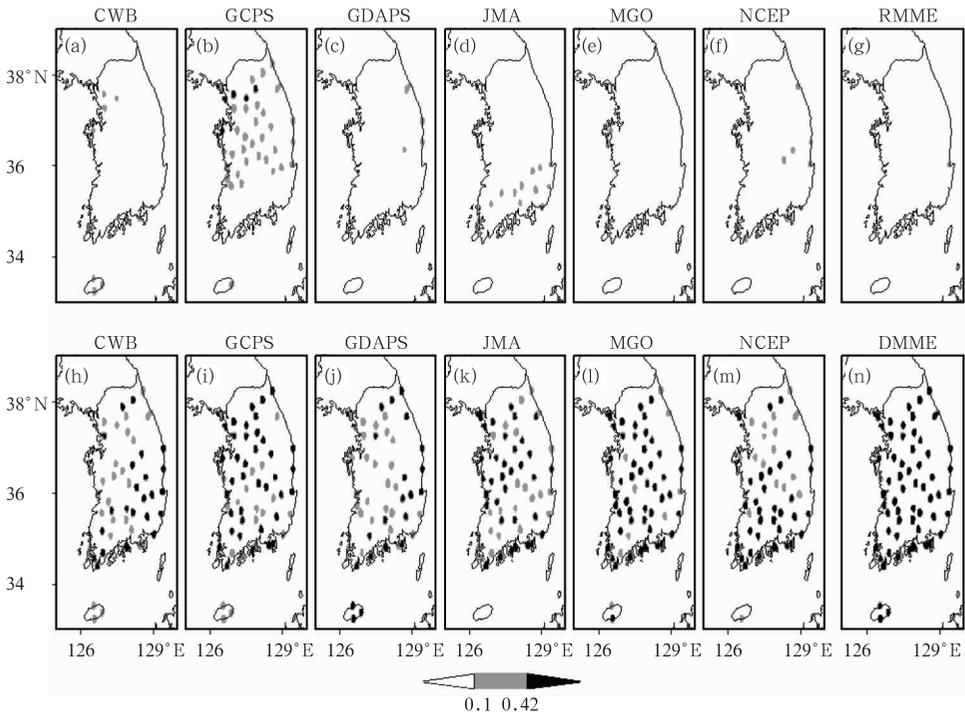


图6 预测和观测降水距平的相关系数空间分布
 (a—f. 6个模式的预报降水, g. RMME, h—m. 6个模式输出产品的降尺度预报降水, n. DMME;
 深色站点表示相关系数在5%的显著性水平以上)
 Fig. 6 Distributions of the temporal correlation coefficients between predicted rainfall and observation at each station in Korea
 (a) to (f) are for six participating models and (g) is for RMME;
 (h) to (m) are for downscaling predictions of six model and (n) is for DMME. The darker station points indicate the correlation coefficient at the 5% significance level

通过站点观测降水与海平面气压场的相关分析和奇异值分解分析,可以认为,在西北太平洋(30°S—60°N,60°E—180°)的海平面气压包含了可以用来降尺度预测曼谷地区降水的大尺度场信息。

设定的活动窗口只在这一地区就可以找到所需要的优化窗口。图8显示曼谷地区降水平均值的预报与观测值在21a间相关系数达到0.62,然而RMME的预报技巧只有-0.39。对每一个站点,DMME的

预报技巧都有实质性提高。这可能是曼谷地区所有站点降水与匹配域的海平面气压具有相同的协变格式。换言之,如果模式能很好模拟出海平面气压场,

那么从匹配的动力模式输出的海平面气压域做出的降尺度预报就能很好预测曼谷地区所有站点的降水变率。

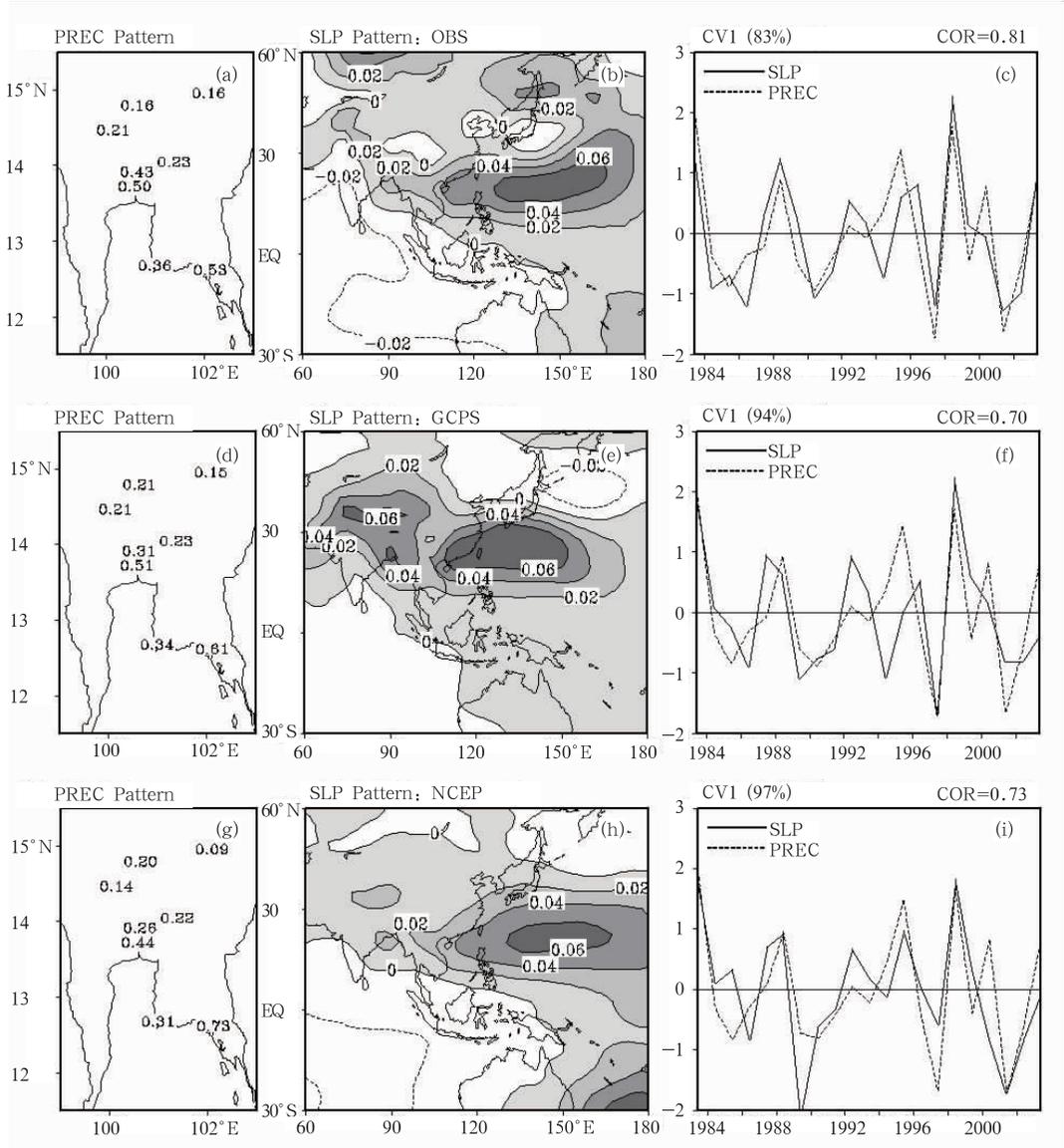


图7 (a,b,c)曼谷地区观测的站点降水和观测的海平面气压的奇异值分解主模及其扩展系数;(d,e,f)曼谷地区观测的站点降水和GCPS预测的海平面气压的奇异值分解主模及其扩展系数;
(g,h,i)曼谷地区观测的站点降水和NCEP预测的海平面气压的奇异值分解主模及其扩展系数

Fig. 7 The first SVD mode between the observed station precipitation in the Bangkok region and observed SLP, and the time series of the expansion coefficient for the leading mode (a, b, c); the first SVD mode and the time series of the expansion coefficient for GCPS (d, e, f); and the first SVD mode and the time series of the expansion coefficient for NCEP (g, h, i)

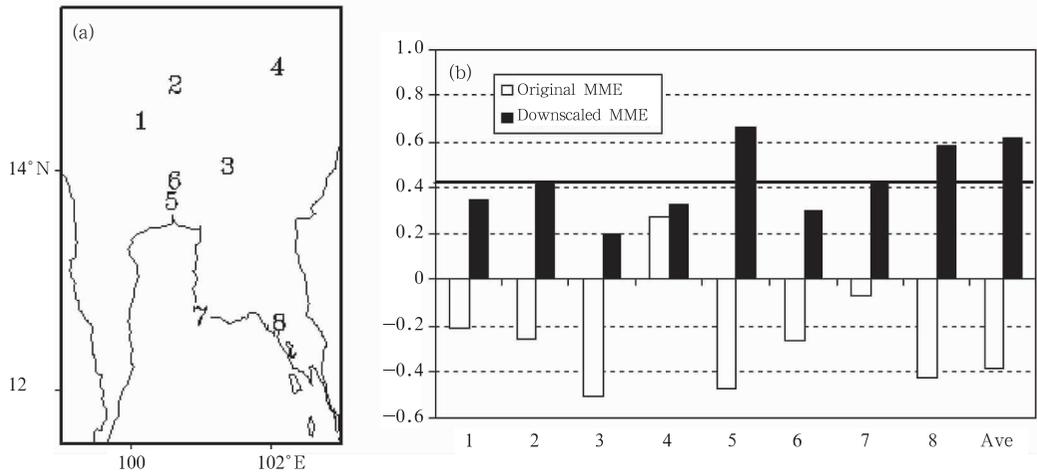


图 8 曼谷地区站点分布(a), DMME 和 RMME 预报降水在各站点上与观测降水的相关系数比较(b, 实线是显著性水平在 5% 的阈值线)

Fig. 8 (a) Station location in the Bangkok region and (b) the correlation coefficients between the observed station precipitation and two MME predictions: one is downscaled MME, and the other is raw model output MME. The solid line in panel (b) indicates the critical value of correlation coefficient at the 5% significance level

4 总 结

本文采用多模式输出降尺度技术预测目标站点的月平均降水。用多个业务动力模式输出的 1983—2003 年的大尺度变量和站点观测降水的数据库来发展降尺度模型,并在交叉验证的框架下进行验证。为了搜寻目标站点降水对应的大尺度场匹配域,设定了一个可以在全球范围扫描的活动窗口,从而寻找与目标站点降水相关度最大的区域。目标站点降水将由这一优化窗口的大尺度变量预报信息和培训期建立的统计关系来确定。单一的预报因子变量在地形比较简单的热带或亚热带地区,比如泰国曼谷地区,由于所有站点降水变率和大尺度环流场在某一区域具有相近的协变方式,而且其协方差主宰了整个方差变化,因而可以对目标降水做出很好的预报。但对于地形复杂地区,由于没有一个主要影响该地区所有站点降水的大尺度环流变量的敏感区域,就从 8 个大尺度变量中寻找最佳预报因子,对这样的地区比如韩国的降水进行预报。为了减少因动力模式预报不确定性带来的误差,从众多的动力模式中选择 6—8 个模式,分别由每个模式输出的大尺度变量做预报因子进行统计降尺度预报,然后将这些降尺度预报结果做多模式集合预报,作为目

标站点的最终预报结果。为了与原模式预报的降水进行比较,也做了原模式的多模式集合降水预报,并从格点插值到站点上以便比较。

本文用北京、韩国和泰国曼谷地区站点降水预报了几个实例,证实 DMME 预测都比 RMME 的预测有实质性改进。对于泰国曼谷地区,即便只用单因子,DMME 预报与观测降水的相关系数也从 RMME 预报的 -0.39 提高到 0.61 ; 当采用多因子预报方法后,对北京地区,DMME 的预报技巧从 RMME 的 0.04 提高到 0.71 ; 对韩国 60 个站平均来说,DMME 的预报技巧从 RMME 的 -0.21 提高到 0.75 。降尺度预报技巧的提高首先是每个模式输出结果通过匹配域投影技术实现,这在 3 个个例的结果中都有体现。其次,预报技巧通过多因子优化选择方案进一步提高,这个可以对比泰国的例子与其他两个个例的结果,因为泰国曼谷地区位于热带地区,其可预报性应该高于位于中纬度地区的北京和韩国,但因为只采用了单因子方案,所以预报技巧的改进反倒没有北京和韩国的高。最后,预报技巧通过多模式降尺度集合再次得到提高,这也在 3 个个例的结果部分得到体现。DMME 成功的预报也表明,目前业务动力季节预报模式虽然对降水的预报还存在较大的局限性,但它们对大尺度环流场还是有预报能力的,而正是这些大尺度环流场里包

含着局地降水变化的信息,并且这些信息如果选择适当,并被用到恰当的降尺度模式中,是能够对站点尺度的降水做出有技巧的预报。

参考文献

- 张人禾,殷永红,李清泉等. 2006. 利用 ARGO 资料改进 ENSO 和我
国夏季降水气候预测. *应用气象学报*, 17(5):538-547
- Benestad R E. 2001. A comparison between 2 empirical downscaling
strategies. *Int J Climatol*, 21: 1645-1668
- Benestad R E. 2002. Empirically downscaled multimodel ensemble
temperature and precipitation scenarios for Norway. *J Climate*,
15: 3008-3027
- Chen D, Achberger C, Raisanen J, et al. 2006. Using statistical
downscaling to quantify the GCM-related uncertainty in regional
climate change scenarios; A case study of Swedish precipitati-
on. *Adv Atmos Sci*, 23: 54-60
- Chu J, Kang H, Tam C F, et al. 2008. Seasonal forecast for local
precipitation over northern Taiwan using statistical downscal-
ing. *J Geophys Res*. doi:10.1029/2007JD009424
- Glahn H R, Lowry D A. 1972. The use of Model Output Statistics
(MOS) in objective weather forecasting. *J Appl Meteor*, 11:
1203-1211
- Kang H, Park C-K. 2007a. Error analysis of dynamical seasonal
predictions of summer precipitation over the East Asian-western
Pacific region. *Geophys Res Lett*, 34: L13706, doi:10.1029/
2007GL029392
- Kang H, An K, Park C, et al. 2007b. Multimodel output statistical
downscaling prediction of precipitation in the Philippines and
Thailand. *Geophys Res Lett*, 34: L15710, doi: 10.1029/
2007GL030730
- Kang H, Park C, Hameed S N, et al. 2009. Statistical downscaling
of precipitation in Korea using multi-model output variables as
predictors. *Mon Wea Rev*, 37: 1928-1938, doi: 10.1175/
2008MWR2706.1
- Kang I-S, Jin B, Wang B, et al. 2002. Intercomparison of the cli-
matological variations of Asian summer monsoon precipitation
simulated by 10 GCMs. *Climate Dyn*, 19: 383-395
- Kang I S, Lee J Y, Park C K. 2004. Potential predictability of sum-
mer mean precipitation in a dynamical seasonal prediction sys-
tem with systematic error correction. *J Climate*, 17: 834-844
- Kang I S, Shukla J. 2006. Dynamical seasonal prediction and pre-
dictability of the monsoon // Bin Wang. *The Asian Monsoon*.
Springer/New York; Praxis Publishing CO.585-612
- Kobayashi C, Takano K, Kusunnoki S, et al. 2000. Seasonal pre-
dictability in winter over eastern Asia using the JMA global
model. *Quart J Roy Meteor Soc*, 126: 2111-2123
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al. 1999. Im-
proved weather and seasonal climate forecasts from multi-model
super ensemble. *Science*, 285: 1548-1550
- Kug J-S, Lee J-Y, Kang I-S. 2007. Global sea surface temperature
prediction using a multimodel ensemble. *Mon Wea Rev*, 135
(9): 3239-3247
- Liew J, Tanngang F T, Kang H, et al. 2010. Statistical downscal-
ing forecasts for winter monsoon precipitation in Malaysia using
multi-model output variables. *J Climate*, 23(1):17-27, doi: 10.
1175/2009JCLI2873.1
- Palmer T N, Shukla J. 2000. Editorial to DSP/PROVOST special
issue. *Quart J Roy Meteor Soc*, 126: 1989-1990
- von Storch, Zorita H E, Cubasch U. 1993. Downscaling of global
climate change estimates to regional scales; An application to I-
berian rainfall in wintertime. *J Climate*, 6:1161-1171
- Wang B, Kang I-S, Lee J-Y. 2004. Ensemble simulation of Asian-
Australian monsoon variability by 11 AGCMs. *J Climate*, 17:
803-818
- Wang L, Zhu C, Yun W-T. 2007. Improvement of model forecast
on the Asian summer rainfall anomaly with the application of a
spatial filtering scheme. *Theor Appl Climatol*, 88: 225-230
- Wilks D S. 1995. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*.
San Diego, CA: Academic Press, 467pp
- WMO. 2002. Standardised Verification System (SVS) for Long-
Range Forecasts (LRF) new attachment II-9 to the manual on
the GDPS (WMO-No. 485), Vol. I, WMO, Geneva
- Zhu C, Park C K, Lee W S, et al. 2008. Statistical downscaling for
multi-model ensemble prediction of summer monsoon rainfall in
the Asia-Pacific region using geopotential height field. *Adv At-
mos Sci*, 25: 867-884