

柯宗建, 张培群, 董文杰, 等. 2009. 最优子集回归方法在季节气候预测中的应用 [J]. 大气科学, 33 (5): 994-1002. Ke Zongjian, Zhang Peiqun, Dong Wenjie, et al. 2009. An application of optimal subset regression in seasonal climate prediction [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 33 (5): 994-1002.

最优子集回归方法在季节气候预测中的应用

柯宗建^{1, 2} 张培群¹ 董文杰³ 王瑾⁴

1 国家气候中心, 北京 100081

2 中国科学院大气物理研究所东亚区域气候-环境重点实验室, 北京 100029

3 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875

4 国家卫星气象中心, 北京 100081

摘要 利用 DEMETER 计划多个模式的模拟资料研究 1959~2001 年多模式集合预报的季节降水在中国区域的表现, 并结合最优子集回归 (OSR) 方法对中国区域的季节降水进行降尺度预报, 比较其与多模式集合预报的技巧。研究表明: 多个单模式在中国区域对季节降水的模拟性能普遍较差, 多元线性回归 (MLR) 集合的预报技巧不如集合平均 (EM)。利用 OSR 方法进行降尺度预报可以极大改善中国区域季节降水的预报技巧。夏季, 降水距平相关系数 (ACC) 在长江以南、西藏以及内蒙古中部等地区提高很显著, ACC 在中国区域的平均达到 0.29, 明显高于多模式集合平均与多元线性回归集合。冬季, OSR 方法可以改善多模式集合在中国北方地区较低的预报技巧。概率 Brier 技巧评分 (BSS) 也表明了 OSR 方法对季节降水预报的改善。需要说明的是, 虽然 OSR 方法在中国区域能明显提高季节降水的预报技巧, 但是其选取的预报因子与中国区域季节降水的物理机制问题仍有待于进一步的研究。

关键词 最优子集回归 降尺度 多模式集合 季节预测

文章编号 1006-9895 (2009) 05-0994-09

中图分类号 P456

文献标识码 A

An Application of Optimal Subset Regression in Seasonal Climate Prediction

KE Zongjian^{1, 2}, ZHANG Peiqun¹, DONG Wenjie³, and WANG Jin⁴

1 *National Climate Center, Beijing 100081*

2 *Key Laboratory of Regional Climate-Environment for Temperate East Asia, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029*

3 *State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875*

4 *National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081*

Abstract Multi-model data from DEMETER (Development of a European Multimodel Ensemble System for Seasonal to Interannual Prediction) are used to investigate the performance of multi-model ensemble of seasonal precipitation in China during 1959 - 2001. Moreover, combined with multi-model data, an optimal subset regression (OSR) approach is used to perform a statistical downscaling forecast for the seasonal precipitation in China. Its forecast skill is compared with those of different multi-model ensemble methods. Results show that similarly poor simulating abilities to seasonal precipitation in China can be found in several models, and the multiple linear regression (MLR) ensemble forecast performs worse than ensemble mean (EM). The forecast skill of seasonal precipitation

收稿日期 2008-04-21, 2008-12-10 收修定稿

资助项目 “十一五”国家科技支撑计划 2006BAC02B04, 国家重点基础研究发展计划项目 2006CB400503

作者简介 柯宗建, 男, 1978 年出生, 博士, 主要从事短期气候预测研究。E-mail: zongjke@mail.iap.ac.cn

can be significantly improved by the OSR approach in China. In summer, the temporal anomaly correlation coefficient (ACC) advances obviously in the south of Yangtze River, Tibet, and the central area of Inner Mongolia. The area-averaged ACC is up to 0.29 in China, which is clearly better than those of EM and MLR ensembles. In winter, the OSR approach is helpful to improve the low level which occurs in the multi-model ensemble forecasts in the north of China. Moreover, probabilistic Brier skill score (BSS) also indicates the advantage of OSR approach over multi-model ensembles for the seasonal precipitation forecast. It is important to note that the physical mechanism between the predictor and seasonal precipitation in China should be further investigated, although a significant improvement in the seasonal precipitation forecast can be achieved by the OSR method.

Key words optimal subset regression, downscaling, multi-model ensemble, seasonal prediction

1 引言

多模式集合预报在过去几年时间里迅速成为大气科学领域的研究热点之一。Hagedorn et al. (2005) 通过研究指出多模式集合平均 (EM) 的概率评分比单模式明显存在优势。多元线性回归 (MLR) 方法的运用为多模式集合预报的发展提供了新的思路 (Krishnamurti et al., 1999, 2000), 与此同时, 关于多元线性回归方法是否能提高多模式集合的预报技巧也成为颇具争议的问题 (Peng et al., 2002; Kharin et al., 2002)。Doblas-Reyes et al. (2005) 指出多元线性回归方法在多模式集合中的表现取决于是否有足够训练时间以及模式之间的独立性。此外, 多个单模式的模拟性能也是不能忽略的问题 (Yoo et al., 2005)。目前的大气环流模式及海气耦合模式在热带外地区的季节模拟能力相对较低, 尤其是季节降水, 在东亚大陆地区的整体模拟能力偏弱。我国地处东亚季风区, 自然条件复杂, 特殊的季风气候给模式模拟带来了很大的困难。一方面, 通过提高模式的分辨率进行动力降尺度, 利用区域气候模式来提高这个区域的模拟能力 (高学杰等, 2006; 冯锦明等, 2007); 另一方面, 如何结合大气环流模式及海气耦合模式的模拟资料与历史气候信息来改善季节气候预报成为人们所关心的问题。

在多模式集合预报迅速发展的同时, 统计降尺度方法在近 10 年也得到了迅速的发展。统计降尺度的思想是利用多年的观测资料建立大尺度气候状况和区域气候要素之间的统计关系, 并用独立的观测来检验这种关系, 然后利用这种统计关系与模式输出的大尺度气候信息对未来的气候进行预测 (范丽军等, 2005)。本文将采用 DEMETER (Development of a European Multimodel Ensemble Sys-

tem for Seasonal to Interannual Prediction) 计划的多模式资料研究中国区域不同模式对季节降水的可预报性, 并研究多模式集合预报在这个区域的表现。在此基础上, 根据降尺度思想, 选取模式模拟性能较好的气象变量来表征大尺度气候状况, 分析全球区域大尺度气候状况与中国区域季节降水之间的关系。针对中国区域的每个格点, 利用最优子集回归 (OSR) 方法选取预报因子, 建立相应的回归预报方程, 对中国区域的季节降水进行预报, 并比较 OSR 降尺度预报与多模式集合预报的技巧。传统的统计降尺度方法对预报因子区域的选取比较敏感, 区域大小的改变可能对预报结果产生重要的影响。在我们的研究中, 在全球范围内寻找相关因子, 按统计相关性的强弱选取气象变量, 然后利用双评分准则 (CSC) 来筛选预报因子, 这样可以避免传统降尺度方法中由于区域范围变化引起的不确定性。此外, 为了检验最优子集回归方法的预报能力, 我们采用交叉检验法, 针对每年的季节降水进行交叉预报, 并检验整个交叉检验时段的预报技巧。

2 资料与方法

2.1 模拟与观测资料

本文采用的模式资料来自 DEMETER 计划 (Palmer et al., 2004), 它包括 7 个海气耦合模式, 目标是通过建立一些全球海气耦合模式来改进对多模式集合预报的认识, 同时生成一系列 6 个月的多模式回报资料。DEMETER 回报 (hindcasts) 的初始时刻分别是每年的 2 月、5 月、8 月以及 11 月 1 日, 对于每个初始时刻分别积分 6 个月的长度, 包括了 9 个成员的集合。本研究主要针对季节气候预报, 因此下载的回报数据主要是月平均数据。所有 7 个模式回报资料共同的时间长度是 22 年 (1980~2001), 其中模式 ECMWF (European Centre for

Medium-Range Weather Forecasts)、MF (Météo France) 和 UKMO (Met Office) 共同的时间长度为 43 年 (1959~2001)。我们选取这三个时间长度较长的模式组成多模式系统, 并对每个模式在不同初始条件下的预报先进行多初值集合。

选取 ERA-40 资料中的地面温度、海平面气压、500 hPa 高度场作为观测场 (Uppala et al., 2005), 而降水资料则采用 NOAA (National Oceanic Atmospheric Administration) 气候预测中心 (CPC) 提供的 CMAP (the CPC Merged Analysis of Precipitation) 数据集 (Chen et al., 2002, 2003, 2004)。

2.2 预测方法

在中国区域季节降水预报中, 分别采用多模式 EM 集合、MLR 集合以及 OSR 降尺度三种方法。有关 EM 集合以及 MLR 集合的预报方法在许多文献中已经有了详细的介绍, 这里不作具体的描述 (Krishnamurti et al., 2000; Peng et al., 2002)。值得一提的是, MLR 集合以及 OSR 降尺度方法在预报过程中均采用了交叉检验法 (Michaelsen, 1987)。下面, 具体介绍所采用的 OSR 方法。

2.2.1 最优子集回归方法

假设考虑有 m 个自变量的回归, 除去方程一个变量也不含的空集外, 实际有 $2^m - 1$ 个量子集。建立最优回归预测方程就是要从所有可能的回归中确定出一个效果最优的子集回归。选定一种变量选择准则 s , 每一个子集回归都能算出一个 s 值。 s 越小 (或越大) 对应的回归方程效果就越好。在 $2^m - 1$ 个子集中, 最小 (或最大) 值对应的回归就为最优子集回归。对于所有可能的回归方法是由 Garside 在 1965 年提出来的 (Garside, 1965), 而 Furnival 等对这一方法进行了完善和修改 (Furnival, 1971; Furnival et al., 1974), 其思路是在不计算所有可能的回归的情况下求取最优子集回归, 并提出了“分支定界法”。通过这种方法, 大大减少了运算量 (魏凤英, 1999)。

选择合适的最优子集回归的识别准则, 是建立最优回归预测模型的关键。针对不同的目的可以选择不同的识别准则。CSC 准则是针对气候预测特点提出的一种考虑数量和趋势预测效果的双评分准则。其定义为:

$$C = S_1 + S_2, \quad (1)$$

其中, S_1 表示数量评分, S_2 表示趋势评分。令

$$Q_x = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2 \quad (2)$$

为每次都用均值作为预报值 (即气候预报) 而得到的数量评分, 其中 x_t 表示 t 时刻的观测值, \bar{x} 为平均值, n 为样本量。

如果在预报方程中引进 k 个因子, 用 \hat{x}_t 表示模型对观测值 x_t 的估计, 则预报模型的残差平方和为

$$Q_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2, \quad (3)$$

数量评分则定义为

$$S_1 = n \left(1 - \frac{Q_k}{Q_x} \right). \quad (4)$$

Q_k/Q_x 的含意是: 一个好的预报方法, 其误差必须小于气候预报, 即 $Q_k/Q_x < 1$ 。当 $n \rightarrow \infty$ 时, S_1 为自由度 $\nu_1 = k$ 的 χ^2 分布。

趋势度量取最小判别信息统计量 $2I$:

$$S_2 = 2I = 2 \left[\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^I n_{ij} \ln(n_{ij}) + n \ln(n) - \left(\sum_{i=1}^I n_i \ln(n_i) + \sum_{j=1}^I n_j \ln(n_j) \right) \right], \quad (5)$$

式中, I 为预报趋势类别数, n_{ij} 为 i 类事件与 j 类估计事件列联表的个数, 其中

$$n_i = \sum_{j=1}^I n_{ij}, \quad (6)$$

$$n_j = \sum_{i=1}^I n_{ij}. \quad (7)$$

列联表的确定与实际的问题有关。

在事件相互独立的假设下, $2I$ 的渐近分布为 χ^2 分布, 自由度 $\nu_2 = (I-1)(I-1)$ 。根据 χ^2 的可加性, 则

$$\chi_v^2 = \chi_{\nu_1}^2 + \chi_{\nu_2}^2 \quad (8)$$

为 χ_v^2 分布, 自由度为 $\nu = k + (I-1)^2$ 。

因此, 用 C_k 筛选回归方程自变量的标准为

$$\max(C_k) = C_k. \quad (9)$$

趋势评分视实际问题而定, 对于气候预测, 降水预报通常可分为偏多、正常和偏少 3 个类别。

2.2.2 预报模型

在介绍了最优子集回归方法之后, 下面介绍中国区域季节降水预报模型的构建。

(1) 任意取出一年的资料, 把剩余年份作为训练阶段, 分别计算训练期间中国区域每一个格点的观测降水与全球区域温度、海平面气压以及 500 hPa

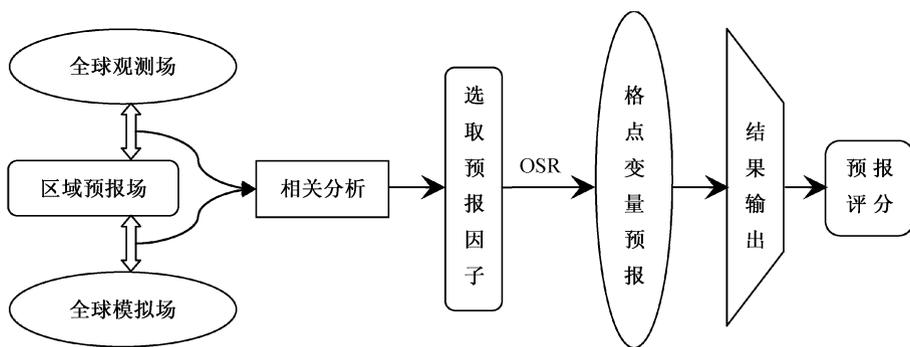


图1 OSR 预报流程图

Fig. 1 The optimal subset regression (OSR) forecasting flow chart

高度场模拟值与观测值的相关系数。

(2) 选取这三个气象变量模拟场及观测场与观测降水的相关系数均通过 $\alpha=0.05$ 显著性检验所对应的格点。

(3) 判断所选取的格点上, 是否有多于一个参数(温度、海平面气压以及 500 hPa 高度场)通过显著性检验, 当参数多于 1 个时, 选取其相关系数绝对值最大所对应参数的模拟值作为预报因子。

(4) 判断中国区域每个格点所对应预报因子(模拟值)的相关系数, 取绝对值最大的前 10 个作为预报因子, 当通过显著性检验的因子个数不足 10 个时, 以实际通过检验的个数为准。

(5) 针对中国区域的每个格点, 利用最优子集回归方法进行降水预报。

(6) 采用交叉检验法, 重复步骤 (1)~(5)。

相应的 OSR 预报流程图可以参见图 1。

2.3 评分方法

距平相关系数 (ACC) 反映了两组变量之间的相关性, 是衡量两个气象要素年际变化的主要手段, 通常分为时间距平相关与空间距平相关, 其表达式如下:

$$ACC = \frac{\sum (F - \bar{F})(O - \bar{O})}{\sqrt{\sum (F - \bar{F})^2} \sqrt{\sum (O - \bar{O})^2}}, \quad (10)$$

其中, F 与 O 分别是某时刻的预报值和观测值, \bar{F} 与 \bar{O} 分别为预报与观测的平均值, 它可以对时间或空间求取平均, 所计算的 ACC 分别表示时间距平相关或空间距平相关。当计算空间距平相关系数时, F 与 O 分别表示预报距平与观测距平。

Brier 评分 (BS) 以及 Brier 技巧评分 (BSS) 是概率预报中经常使用的评分手段。其中, BS 类似于确定性预报中的均方根误差 (RMS) (Murphy,

1973; Wilks, 1995), 其值越小表明预报效果越好, 其表达式如下:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - o_i)^2, \quad (11)$$

其中, f_i 为第 i 个预报的预报概率, o_i 为相应的观测概率, N 为预报总次数。如果把气候预报作为评分标准, 那么可以得到预报的 BSS 评分 (Atger, 1999; Toth et al., 2003; Mason, 2004)。

$$BSS = 1 - \frac{BS}{BS_{ref}} = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - o_i)^2}{P_c(1 - P_c)}, \quad (12)$$

其中, P_c 为气候预报概率。BSS 与 BS 有所不同, 为正向评分, 其值越大越好, 其区间为 $[1 - 1/P_c, 1]$, 当 BSS 为负值, 表示预报技巧不如气候预报; BSS 为 0, 表示相当于气候预报技巧; BSS 为正值, 则表示预报技巧高于气候预报。降水预报概率分为三个类别, 分别是偏多、正常与偏少。ACC 与 BSS 一起被用来衡量不同方法的预报技巧。

3 结果与分析

图 2 是夏季 (JJA) 中国区域单模式、多模式 EM 集合、MLR 集合及 OSR 预报的降水距平相关的空间分布图, 色标中 0.301 和 0.389 为信度检验超过 95% 和 99% 所对应的相关系数。从图 2 可以看出, 三个单模式对中国区域夏季降水预报的整体表现并不好, 距平相关系数通过 $\alpha=0.05$ 显著性检验的区域很少。由于单模式对中国区域夏季降水的预报性能较差, 其 EM 集合结果在中国区域的表现也不理想, 较高的正相关系数值出现在新疆北部、西藏西部、辽宁以及内蒙古东部等地区。华南、华北以及西北中部很大范围内, 相关系数为负值, 尤

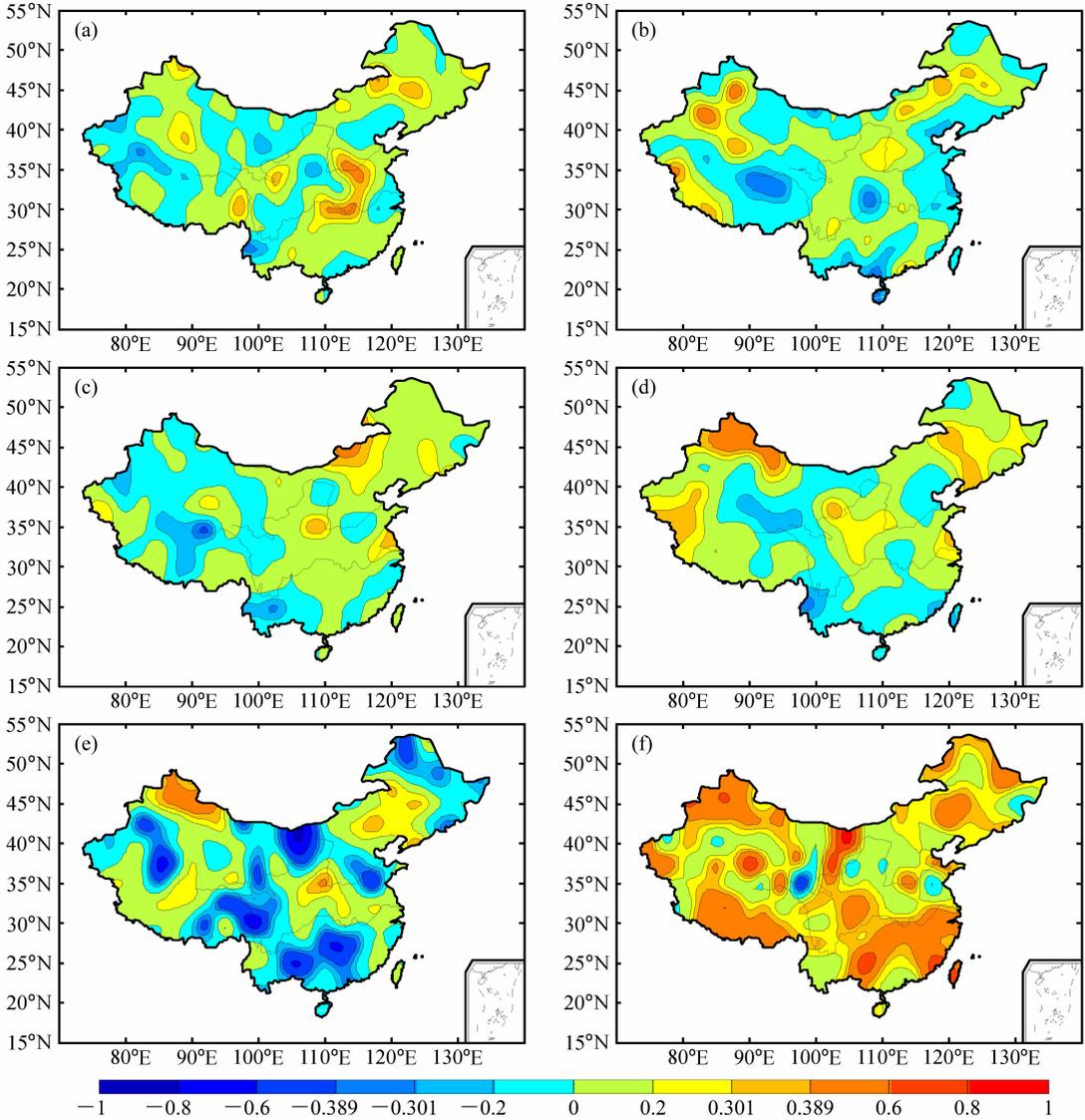


图2 夏季(JJA)降水距平相关系数的空间分布图:(a) ECMWF;(b) MF;(c) UKMO;(d) EM集合;(e) MLR集合;(f) OSR降尺度
Fig. 2 The temporal anomaly correlation coefficients (ACCs) of precipitation in JJA (Jun, Jul, and Aug): (a) ECMWF; (b) MF; (c) UKMO; (d) EM ensemble; (e) MLR ensemble; (f) OSR downscaling

其是在青海地区以及云南西部地区,负相关系数值小于 -0.2 。对于季节可预报性较低的中国区域,多元线性回归方法在许多地区明显失效,例如在长江以南、四川中西部、青海东部以及内蒙古中部等地区,MLR集合降水的距平相关系数出现很大的负值。

利用OSR方法对中国地区的夏季降水进行降尺度预报,可以看出,距平相关系数在许多区域都有明显的提高,主要反映在长江以南、西藏以及内蒙古中部等地区。最高的距平相关系数超过 0.8 ,出现在内蒙古中部地区。此外,对于EM集合预报

效果相对较好的东北和新疆北部,距平相关系数也有不同程度的提高。通过OSR方法预报夏季降水的距平相关系数在中国地区出现负值的区域明显减少。

图3是中国区域夏季降水空间距平相关与概率BSS评分散点图。对于中国区域季节降水预报,MLR集合的表现不及EM集合(图2),因此,这里给出EM集合与OSR预报的比较结果。从图3可以看出,EM集合预报在许多年份的表现不及气候预报($BSS < 0$),这与多个单模式对中国区域夏季降水的模拟性能较差有关。利用OSR方法预报

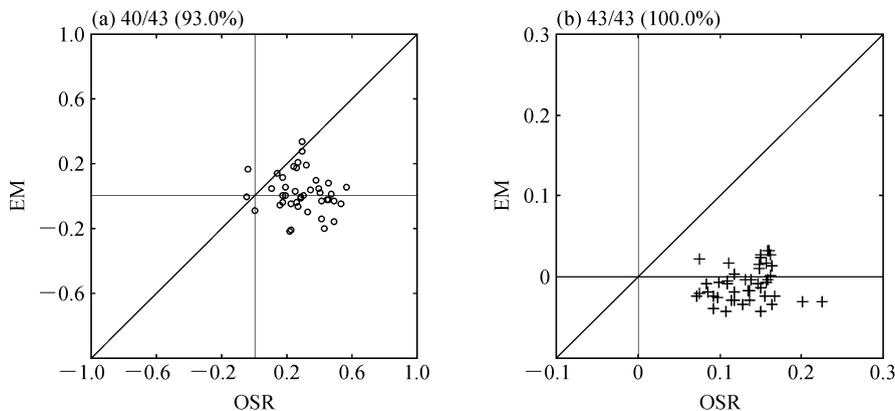


图3 中国区域夏季降水预报评分：(a) 空间 ACC；(b) BSS。图形上方的百分比表示 OSR 预报优于 EM 集合所占的比例，分母表示总年份

Fig. 3 The forecast skills of precipitation in JJA in China: (a) Spatial ACC; (b) Brier skill score (BSS). The percentages above figures represent the rate of the OSR forecast better than the EM ensemble, the denominator depicts the number of whole years

的降水空间 ACC 与概率 BSS 评分均比 EM 集合有明显改善，改善的年份所占比例分别为 93.0% 以及 100.0%，而且 OSR 方法在所有年份的预报水平均好于气候预报 ($BSS > 0$)。

图 4 反映了冬季 (DJF) 单模式、多模式 EM 集合、MLR 集合以及 OSR 预报的降水距平相关的空间分布。相比较而言，模式 ECMWF 的表现略好于其它两个模式，在四川西北部、青海东部和南部以及西藏中部等地区距平相关系数通过 $\alpha = 0.01$ 显著性检验。模式 UKMO 的整体表现较差，在中国中、东部的降水距平相关系数以负值为主。从 EM 集合结果可以看出，EM 集合可以提高中国区域冬季降水的模拟水平，尤其是长江以南地区，距平相关系数的提高很显著。在中国区域的很大范围内，EM 集合的降水距平相关系数均为正值，表现较差的区域是东北地区以及内蒙古的大部分地区，距平相关系数为负值。MLR 集合预报在东北及内蒙古西部地区的距平相关系数略好于 EM 集合，但是在其它更大区域范围，MLR 集合并没有提高 EM 集合的预报技巧，而且许多地区距平相关系数出现负值，其中，华北地区、黄淮、江淮、内蒙古东北部以及西藏西部的表现最为明显。

利用 OSR 方法对中国地区的冬季降水进行回归预报，能极大改善中国北方地区的降水预报技巧，尤其是在中国的东北及西北地区，距平相关系数均显著提高。其中，东北地区距平相关系数由 EM 集合的负相关转化为正值，黑龙江西部出现正

表 1 中国区域夏、冬季降水预报平均评分

Table 1 The averaged scores of precipitation forecasts in JJA and DJF in China

	ACC		BSS	
	JJA	DJF	JJA	DJF
EM	0.04	0.12	-0.01	0.05
MLR	0.00	0.04	-0.02	-0.01
OSR	0.29	0.31	0.13	0.20

相关高值中心。此外，在新疆和西藏的西部以及陕西南部，也存在很强的正相关高值中心。这表明利用 OSR 方法对这些地区的回归预报可以极大提高冬季降水的预报技巧。

图 5 是中国区域冬季降水空间 ACC 与概率 BSS 评分散点图。比较 EM 集合与 OSR 方法的空间距平相关系数可以看出，在个别年份，OSR 方法的表现不及 EM 集合，但总体而言，其评分相比 EM 集合有一定的优势，改善的年份所占比例为 69.8%。冬季降水预报的概率 BSS 评分表明，OSR 方法预报的冬季降水明显优于 EM 集合。

表 1 列出了夏季与冬季多模式集合与 OSR 方法预报降水的区域平均评分，可以看出，无论是距平相关系数还是概率 BSS 评分，均表现为 OSR 方法最好、EM 集合次之、MLR 集合最差。

前面指出，在选取预报因子时，我们通过研究预报区域格点降水与预报因子模拟值及观测值的相关系数，通过显著性检验水平 ($\alpha = 0.05$) 确定预报因子的选取范围，这种选取预报因子的方式能否保

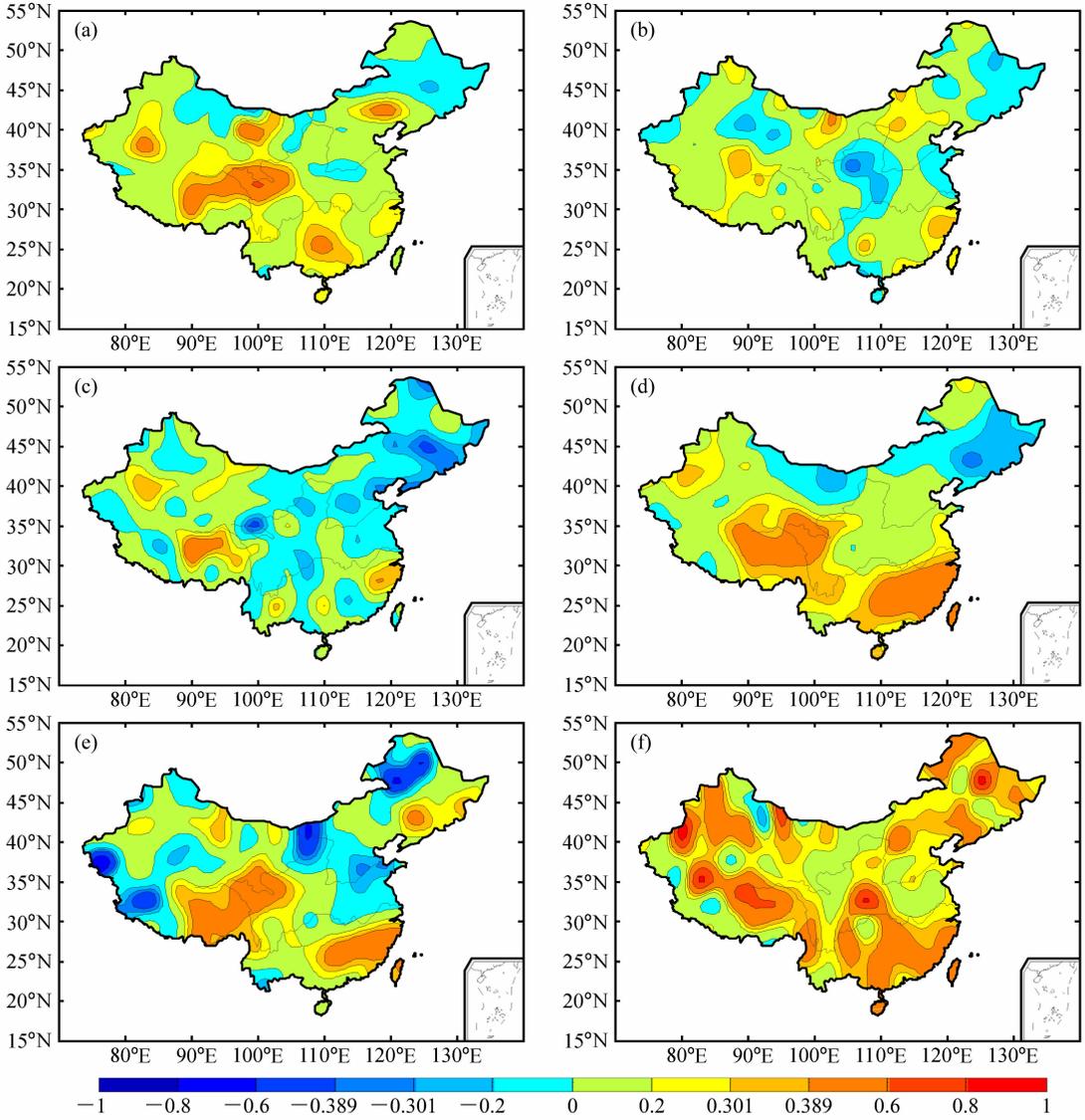


图4 同图2, 但为冬季 (DJF)

Fig. 4 Same as Fig. 2, but for DJF (Dec, Jan, and Feb)

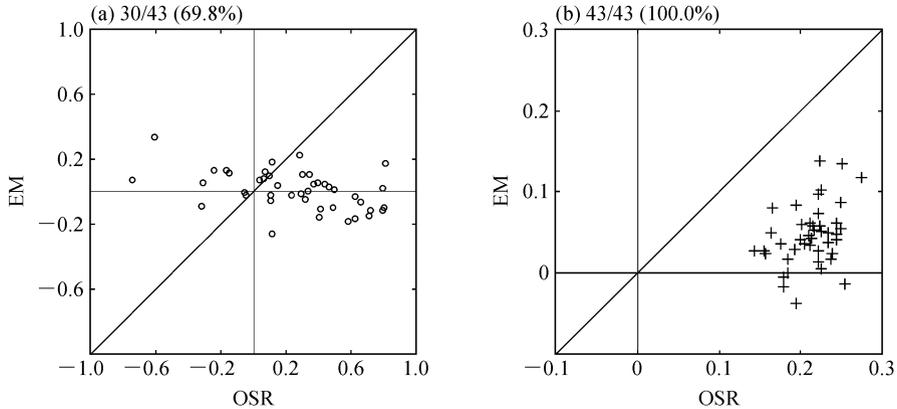


图5 同图3, 但为冬季(DJF)

Fig. 5 Same as Fig. 3, but for DJF

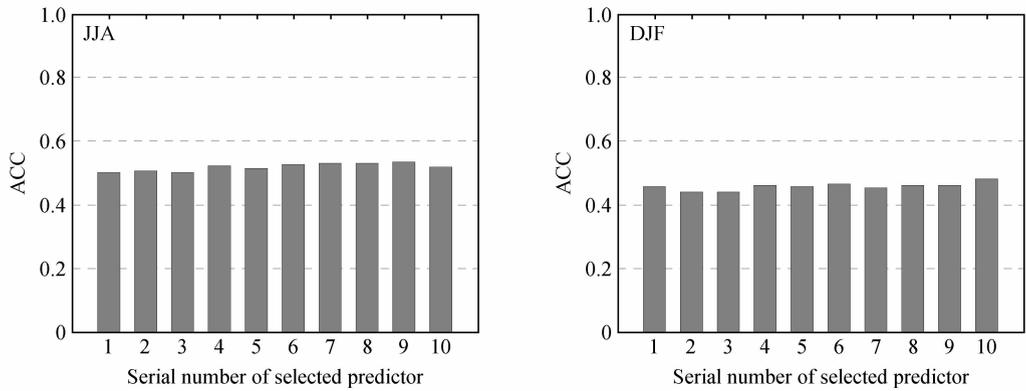


图 6 夏、冬季预报因子距平相关系数区域平均

Fig. 6 The area-averaged ACCs of predictors in JJA and DJF in China

表 2 夏、冬季预报因子距平相关系数通过显著性检验 ($\alpha=0.05$) 的百分率

Table 2 Percentage of predictor's ACC passing the significant verification ($\alpha=0.05$) in JJA and DJF

预报因子序号	JJA	DJF
1	86.5%	73.9%
2	85.0%	72.3%
3	81.5%	72.2%
4	84.1%	73.3%
5	80.4%	73.4%
6	82.4%	74.8%
7	85.1%	73.6%
8	84.2%	77.6%
9	85.6%	75.8%
10	87.0%	79.7%

证预报因子本身的预报性能？图 6 给出了中国区域每个格点夏、冬季对应的 10 个预报因子距平相关系数的空间平均，需要指出的是，这里的中国区域仅表示预报因子所对应的季节降水格点，并不代表预报因子所在的区域，而且预报因子可能包括 500 hPa 高度场、温度和海平面气压。可以看出，夏季所选取的预报因子距平相关系数的区域平均值均超过了 0.5，冬季的平均值比夏季略小，但这两个季节预报因子 ACC 的区域平均值明显大于 0.301 ($\alpha=0.05$)。统计中国区域每个预报因子系列 (1—10) 通过显著性检验的比例，可以看出，不论是夏季还是冬季，选取的预报因子具有较好的模拟性能。夏季对于 10 个系列的预报因子，其距平相关系数通过显著性的检验的百分比超过 80%，冬季其百分比超过 70%，夏季预报因子的距平相关系数通过显著性检验的百分率高于冬季 (表 2)。

如上述所言，利用最优子集回归方法进行降尺度预报可以提高中国区域季节降水的预报技巧，这种改善对于夏季和冬季而言均比较显著，那么其原因何在？首先，由于中国区域季节降水可预报性较低，单模式在这个区域的模式性能很差，对于多个单模式均表现出较差且相似的模拟能力，多模式集合提高单模式预报技巧的能力比较有限。相比之下，OSR 方法结合模式输出中较好的模拟信息进行降尺度预报，体现出优越性。其次，利用最优子集回归方法对预报因子进行筛选时，考虑了模式对这些因子的预测能力，所有预报因子的模拟值和观测值与格点季节降水的相关系数均通过显著性检验 ($\alpha=0.05$)，这在很大程度上保证了预报因子的合理性。当然，针对不同格点区域的降水预报，其相应的预报因子会有所不同，它们与中国区域季节降水的机理联系是值得进一步研究和探讨的问题。

4 结论与讨论

本文针对中国区域单模式对季节降水的整体模拟水平不高，而多模式集合对于类似的情况提高预报技巧的能力比较有限这个问题，结合降尺度思想提出一种预报降水的方法，即 OSR 方法。此方法结合多个模式的模拟信息，从模拟性能较好的气象变量中选取预报因子，在选取预报因子区域时减小了传统统计降尺度方法中由于区域变化引起的不确定性。

利用 OSR 方法结合 DEMETER 计划多个单模式的模拟资料，对中国地区的季节降水进行预报。夏季，降水距平相关系数在许多区域都有明显的提高，主要反映在长江以南、西藏以及内蒙古中部等地区，ACC 在中国区域的平均达到 0.29。冬季，

OSR 方法能极大改善中国北方地区的降水预报技巧,尤其是在中国的东北及西北地区,距平相关系数均有显著提高。对夏季与冬季预报降水的概率 BSS 评分也充分体现了 OSR 方法的优越性,其预报技巧明显高于多模式集合的预报结果。

气候模式的发展在近几年取得了重大的进步,但到目前为止还远远达不到季节气候预测业务化的要求,尤其是热带外区域季节可预报性较低,模式模拟降水的能力普遍还很差,如何更好地利用多模式的模拟信息结合统计方法来改善季节预测,是现在及未来研究中很重要的课题。本文的研究虽然得到一些积极的结果,但是针对不同格点区域,OSR 方法选取的预测因子与中国季节降水的物理机制问题仍需要进一步研究。而针对我国业务化季节气候预测的需求,如何结合 OSR 方法为我国季节预测的业务工作提供有益的服务也是我们下一步要研究的问题。

参考文献 (References)

- Atger F. 1999. The skill of ensemble prediction systems [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 127: 1941–1953.
- Chen M, Xie P, Janowiak J E, et al. 2002. Global land precipitation: A 50-year monthly analysis based on gauge observations [J]. *J. Hydrometeorology*, 3: 249–266.
- Chen M, Xie P, Janowiak J E, et al. 2003. Reconstruction of the oceanic precipitation from 1948 to the present. The AMS 14th Symposium on Global Change and Climate Variations, Long Beach, CA.
- Chen M, Xie P, Janowiak J E, et al. 2004. Verifying the reanalysis and climate models outputs using a 56-year data set of reconstructed global precipitation [C]. The AMS 14th Conference on Applied Climatology, Seattle, WA.
- Doblas-Reyes F J, Hagedorn R, Palmer T N. 2005. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—II. Calibration and combination [J]. *Tellus*, 57A: 234–252.
- 范丽军, 符淙斌, 陈德亮. 2005. 统计降尺度法对未来区域气候变化情景预估的研究进展 [J]. *地球科学进展*, 20 (3): 320–329. Fan Lijun, Fu Congbin, Chen Deliang. 2005. Review on creating future climate change scenarios by statistical downscaling techniques [J]. *Advances in Earth Science (in Chinese)*. 20 (3): 320–329.
- 冯锦明, 符淙斌. 2007. 不同区域气候模式对中国地区温度和降水的长期模拟比较 [J]. *大气科学*, 31 (5): 805–814. Feng Jinming, Fu Congbin. 2007. Inter-comparison of long-term simulations of temperature and precipitation over China by different regional climate models [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 31 (5): 805–814.
- Furnival G M. 1971. All possible regressions with less computation [J]. *Technometrics*, 13: 403–408.
- Furnival G M, Wilson R W. 1974. Regression by leaps and bound [J]. *Technometrics*, 16: 499–511.
- 高学杰, 徐影, 赵宗慈, 等. 2006. 数值模式不同分辨率和地形对东亚降水模拟影响的试验 [J]. *大气科学*, 30 (2): 185–192. Gao Xuejie, Xu Ying, Zhao Zongci, et al. 2006. Impacts of horizontal resolution and topography on the numerical simulation of East Asian precipitation [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 30 (2): 185–192.
- Garside M J. 1965. The best sub-set in multiple regression analysis [J]. *Applied Statistics*, 14: 196–200.
- Hagedorn R, Doblas-Reyes F J, Palmer T N. 2005. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—I. Basic concept [J]. *Tellus*, 57A: 219–233.
- Kharin V V, Zwiers F W. 2002. Climate predictions with multimodel ensembles [J]. *J. Climate*, 15: 793–799.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al. 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble [J]. *Science*, 285: 1548–1550.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Zhang Z, et al. 2000. Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal Climate [J]. *J. Climate*, 13: 4196–4216.
- Mason S J. 2004. On using “climatology” as a reference strategy in the Brier and ranked probability skill scores. *Mon. Wea. Rev.*, 132: 1891–1895.
- Michaelsen J. 1987. Corss-validation in statistical climate forecast models [J]. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 26: 1589–1600.
- Murphy A H. 1973. A new vector partition of the probability score [J]. *J. Appl. Meteor.*, 12: 595–600.
- Palmer T N, Alessandri A, Andersen U, et al. 2004. Development of a European multimodel ensemble system for seasonal-to-interannual prediction (DEMETER) [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 85: 853–872.
- Peng P, Kumar A, Van den Dool H, et al. 2002. An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies [J]. *J. Geophys. Res.*, 107: ACL 18-1-18-12.
- Toth Z, Talagrand O, Candille G, et al. 2003. Probability and ensemble forecasts [M]// Jolliffe I T, Stephenson D B. *Forecast Verification: A Practitioner’s Guide in Atmospheric Science*. Wiley, 137–163.
- Uppala S M, Källberg P W, Simmons A J, et al. 2005. The ERA-40 re-analysis. *Quart. J. Roy. Meteorol. Soc.*, 131: 2961–3012.
- 魏凤英. 1999. 现代气候统计诊断与预测技术. 北京: 气象出版社, 194–200. Wei Fengying. 1999. *Modern Methods for Statistical Diagnosing and Forecasting Climate* [M]. Beijing: China Meteorological Press, 194–200.
- Wilks D S. 1995. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences* [M]. Academic Press, 467pp.
- Yoo J H, Kang I S. 2005. Theoretical examination of a multi-model composite for seasonal prediction [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 32: L18707, doi: 10.1029/2005GL023513.