

基于多模式集合方案的中国东部 夏季降水概率季度预测^{*}

李 芳

LI Fang

中国科学院大气物理研究所, 北京, 100029

Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China

2010-04-20 收稿, 2011-07-20 改回.

Li Fang. 2012. Probabilistic seasonal prediction of summer rainfall over East China based on multi-model ensemble schemes. *Acta Meteorologica Sinica*, 70(2):183-191

Abstract The skill of probability density function (PDF) prediction of summer rainfall over East China is evaluated by skill of optimal ensemble schemes, based on the precipitation data from five coupled atmosphere-ocean general circulation models in ENSEMBLES. The optimal ensemble scheme in each region is the scheme with the highest skill in the four commonly-used ones: the equally-weighted ensemble (EE), EE for calibrated model-simulations (Cali-EE), the ensemble scheme based on multiple linear regression analysis (MLR), and the Bayesian ensemble scheme (Bayes). Results show that the optimal ensemble schemes are the Bayes in the southern part of East China, the Cali-EE in the Yangtze River Valley, the Yangtze-Huaihe River Basin and the central part of northern China, and the MLR in the eastern part of northern China. Their PDF predictions are well calibrated, and are sharper than or have approximately equal interval-width to the climatology prediction. In all regions, these optimal ensemble schemes outperform the climatology prediction, which indicate that current commonly-used multi-model ensemble schemes have been able to produce skillful PDF prediction of summer rainfall over East China, even though more information from other model variables is not derived.

Key words Multi-model ensemble, Uncertainty, Probability density function, Seasonal prediction, Rainfall

摘 要 借助 ENSEMBLES 计划提供的 5 个海-气耦合模式 (CGCM) 的多初值后报降水资料, 采用常用的 4 种多模式集合方案, 即等权集合 (EE)、对单个集合成员先订正再等权集合 (Cali-EE)、基于多元线性回归的集合方案 (MLR)、基于贝叶斯统计学的集合方案 (Bayes), 制作 1960—2005 年中国东部夏季降水概率密度函数 (PDF) 季度预测。在此基础上, 比较最优 (技巧最高) 集合方案与气候学预测 (衡量概率密度函数预测是否有技巧的基准) 的技巧, 初步评估目前基于多模式集合方案的、中国东部夏季降水的概率密度函数季度预测能力。结果表明, Bayes 方案在华南最优, Cali-EE 在长江流域、江淮流域以及中国北方的中部最优, MLR 在中国北方的东部最优; 基于这些最优集合方案的概率密度函数预测产品均具有高校准度, 且其锐度高于或接近气候学预测; 并且, 对于所有区域, 最优集合方案的预测技巧总是高于气候学预测, 这暗示即使不提取模式其他变量中所包含的预测信息, 对于中国东部夏季降水季度预测, 常用的多模式集合方案也已具备制作有技巧的概率密度函数预测产品的能力。

关键词 多模式集合, 不确定性, 概率密度函数, 季度预测, 降水

中图法分类号 P457.6

* 资助课题: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (41005052)。

作者简介: 李芳, 主要从事短期气候预测理论和方法研究。E-mail: lifang@mail.iap.ac.cn

1 引言

动力气候模式是开展季度预测的重要工具。目前,利用动力气候模式进行季度预测主要有两种方法(Wang, et al, 2009):一种是“两步法”,即在积分大气环流模式(AGCM)之前先预测出海表温度在目标时段的演变,强调海表温度对大气的强迫;另一种方法是基于海-气耦合模式(CGCM)的“一步法”。虽然目前海-气耦合模式仍存在较大的系统误差,但由于其具有模拟季风-海洋相互作用的能力而被认为是最具潜力的季风降水季度预测工具(曾庆存等,1990;Wu, et al, 2005;Wang, et al, 2005, 2009)。

动力季度预测存在不确定性,因此,其本质上是一种概率预测,预测信息应由概率密度函数(PDF)完整地体现(Palmer, et al, 2005;Gneiting, 2008;Doblas-Reyes, et al, 2009;Lavers, et al, 2009)。动力季度预测的不确定性包括初值不确定性和模式不确定性(黄嘉佑, 1993;Palmer, et al, 2004;Weigel, et al, 2009)。其中,初值不确定性源于观测缺失、测量误差、同化分析误差等。而模式不确定性主要是模式对真实气候系统的简化造成的,如对次网格物理过程的参数化、各种模式参数的取值误差、不完美的边界条件等。与短期天气预报不同,对于季度预测,以上两种不确定性都很重要,都必须考虑。

用于制作概率预测的多模式集合方法,是减少和定量估计预测不确定性的有效途径(Doblas-Reyes, et al, 2009;Alessandri, et al, 2011),是提高季度预测水平的突破口(2005—2015年WCRP战略框架;2008年世界气候研究计划(WCRP)意见书;2009年第十二届JSC/CLIVAR季度到年际预测工作组(WGSIP)会议报告)。首先,多模式集合是一种动力数值模式产品的统计使用技术,是一种动力与统计相结合的预测方法。好的多模式集合方法可以用一种相对简单的方式有效地减少预测不确定性,使提供给业务季度预测的参考信息更准确(Palmer, 2005)。其次,相较于单值(确定性)参考预测产品,利用多模式集合方法生成的概率预测产品可定量估计减少后的预测不确定性,提供给业务季度预测更多的参考信息(Doblas-Reyes, et al, 2009;Lavers, et al, 2009)。此外,多模式集合预测模型是基于多个动力数值模式的多初值预测产品

建立的,其所减少和定量估计的预测不确定性即包括初值不确定性,又包括模式不确定性。

目前,常用的多模式集合方法有4种。其中最简单的等权集合方案(EE)不考虑集合成员间的技巧差异,赋予所有成员相同的权重(Kharin, et al, 2002;Kang, et al, 2006)。但由于动力气候模式总是具有系统误差,一些研究提出先消除模式系统误差再等权集合的方法,即Cali-EE(Peng, et al, 2002;Ke, et al, 2009)。此外,不同集合成员的预测技巧一般有高低之分,因此,Krishnamurti等(1999)提出了基于多元线性回归分析来赋予集合成员不同权重的多模式集合方法(MLR)。以上3种基于经典统计学的多模式集合方案除主要用于确定性预测外,近几年也出现了适用于概率密度函数预测的版本(Gneiting, et al, 2005;Weigel, et al, 2009)。第4种方法是基于贝叶斯统计学的集合方案(Bayes),该方案本身也是一种概率密度函数预测方案(Coelho, et al, 2004;Luo, et al, 2007;Li, et al, 2009)。

中国东部(105°E以东)地处东亚季风区,东亚夏季风强的年际变率导致该地区旱涝灾害频发,给中国造成巨大经济损失(黄荣辉等, 2003;Lau, et al, 2004)。虽然中国短期气候业务季度预测总体水平过去几十年里提高显著,但中国东部夏季降水的业务季度预测水平并不高(陈桂英等, 1998;《气候预测评论》1—15期(1995—2009年))。中国已有多个动力气候模式为中国夏季降水业务季度预测提供多初值集合的单值(确定性)参考预测产品(曾庆存等, 1990;林朝晖等, 1998;陈红, 2003;丁一汇等, 2004;李清泉等, 2004;朗咸梅等, 2004;李维京等, 2005;卫捷等, 2005;柳艳香等, 2005;王会军等, 2008)。最近几年,也开始研究用于制作单值(确定性)预测的多模式集合方法(冯锦明等, 2007;柯宗建, 2007;秦正坤, 2007;Ke, et al, 2009)。但由于中国东部夏季降水动力季度预测具有很大的不确定性(王会军, 1997;王绍武, 2001),单值(确定性)参考预测产品必然会造成信息大量流失。因此,本研究借助ENSEMBLES计划提供的多个海-气耦合模式的多初值后报降水资料,分析上述常用的4种多模式集合方法在制作中国东部夏季降水概率密度函数季度的预测能力;并在此基础上,挑选其预测技巧最高的(即最优)集合方案与气候学预测(判断概率密度函数预测是否有技巧的基准)作比较,探讨目前利

用多模式集合方法制作有技巧的中国东部夏季降水概率密度函数季度预测的可行性。

2 资 料

2.1 降水资料

所用的观测降水资料是由中国气象局国家气候中心提供的中国 160 站降水数据。模式数据由 ENSEMBLES 计划 (Weisheimer, et al, 2009) 提供。ENSEMBLES 计划是 DEMETER 计划的后续和发展,其 stream 2 资料包括目前欧洲最先进的 5 个海-气耦合模式(每个模式包含 9 个基于不同初始条件的集合成员)的后报资料。这 5 个海-气耦合模式分别是欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 的 IFS/HOPE、英国气象局 (UKMO) 的 HadGEM2、法国气象局 (MF) 的 ARPEGE/OPA8.2、德国基尔大学 Leibniz 海洋科学研究院 (IFM-GEOMAR) 的 ECHAM5/MPI-OM1、意大利博洛尼亚欧洲-地中海气候变化中心 (CMCC-INGV) 的 ECHAM5/OPA8.2。这 5 个模式比 DEMETER 所用的模式具有更完善的物理过程(加入了海冰和陆表模块,引入具有年际变化的温室气体强迫)、更高的分辨率以及更有效的同化系统。每个模式的 9 个集合成员基于海洋初始状态的风应力扰动以及海表温度的随机扰动。所有集合成员(共 45 个)的后报时段均为 1960—2005 年,水平分辨率为 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 。后报数据的初始时刻分别是每年的 2、5、8、11 月 1 日 00 时(世界时,下同),本研究使用了其中 5 月 1 日起报的夏季降水数据。

2.2 数据预处理

为简化分析,采用王小玲等(2002)和 Chen 等(2009)的分区方法将中国东部分为 5 个区,具体步骤为:

(1) 中国东部 120 站观测降水数据经标准化处理后,作经验正交函数 (EOF) 展开,并根据 North 等(1982)提出的特征值误差范围截取前 5 个主模态(累计方差贡献 43%),得到相应的 EOF 空间场;

(2) 将这 5 个经验正交函数空间场作极大方差正交旋转得到 5 个旋转经验正交函数空间场(每个旋转经验正交函数空间场具有单个高荷载区)(魏凤英, 1999; Von Storch, et al, 1999);

(3) 根据各个旋转经验正交函数空间场的荷载值,将中国东部分为华南(R1)、长江流域(R2)、江淮流域(R3)、中国北方的东部(R4)和中国北方的中部

(R5) 5 个区域(图 1)。

此后,再将 1960—2005 年各区的区域平均降水量作为观测区域夏季降水时间序列。而模拟的区域夏季降水时间序列是通过先将模式输出的降水数据双线性插值到中国东部 120 个降水测站上,然后基于观测降水的 5 个分区计算得来。

由于集合成员数总是有限的,进行概率密度函数预测往往需要假设目标变量服从某种经典的概率分布,其中最常用的是正态分布假设。根据 Jarque-Bera 正态分布检验 (Bera, et al, 1980), R2、R3、R4、R5 的区域平均夏季降水量满足正态分布假设 ($\alpha = 0.05$)。对于不满足正态分布假设的 R1 区域

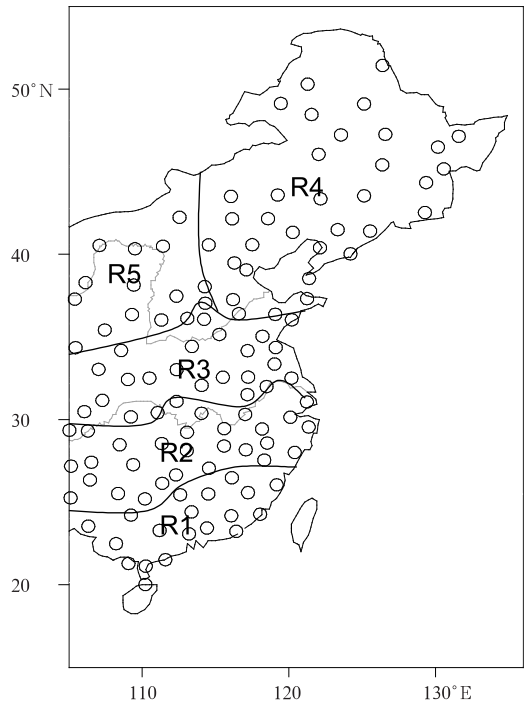


图 1 中国东部 120 个降水测站

地理分布及区域划分

(5 个区域分别为华南(R1)、长江流域(R2)、江淮流域(R3)、中国北方东部(R4)、中国北方中部(R5))

Fig. 1 Geographical distribution of 120 rain gauge stations (circles) and regionalization of East China (thick lines). The five regions are South China (R1), the Yangtze River valley (R2), the Yangtze-Huaihe River basin (R3), the eastern part of northern China (R4), and the central part of northern China (R5)

平均夏季降水,采用立方根幂转换方法使之正态化。

3 方法

考虑到模式后报资料较短,采用留一法(Wilks, 1995)来评估不同多模式集合方案的概率密度函数预测技巧,即将除目标年外的数据资料作为训练集,进而建立集合模型来预测目标年的降水概率密度函数。通过留一法评估的模型技巧属于交叉验证技巧。

3.1 气候学预测

气候学预测是一种特殊的概率密度函数预测方法,将基于目标变量的历史观测资料拟合的概率密度函数作为目标年该变量的预测值。气候学预测是判断概率密度函数预测是否有技巧的基准,一个集合预测模型需优于气候学预测,才能认为其具有预测技巧。对于服从正态分布或正态化的区域平均夏季降水,基于气候学预测方法的降水量预测值服从正态分布,其均值和方差由训练集中观测降水量的样本均值和方差来估算。

3.2 EE

对于服从正态分布的集合成员,可假设基于EE预测的降水量服从正态分布(Tippet, et al, 2007; Weigel, et al, 2009),其均值和方差由集合成员的均值和方差来估计

$$Y_t \sim N\left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{it}, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(X_{it} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{it}\right)^2\right) \quad (1)$$

其中, Y_t 为需预测的目标年 $t (= 1, 2, \dots, n)$ 的降水量, $n = 46$ 表示总的年数; X_{it} 是集合成员 i 在时刻 t 的模式输出值, $m = 45$ 表示集合成员个数。

3.3 Cali-EE

Cali-EE 和 EE 的差异在于集合成员不同。Cali-EE 的集合成员是校准后的模式输出数据。在使用简单的偏差和方差订正方法校准后, Cali-EE 的第 i 个集合成员可表示为:

$$X_{1it} = \bar{O} + (X_{it} - \bar{X}_i)(S_o / (S_X)_i) \quad (2)$$

其中, \bar{O} 和 S_o 分别为观测降水时间序列的气候态和标准偏差; \bar{X}_i 和 $(S_X)_i$ 分别为第 i 个未校准的模拟降水序列的气候态和标准偏差。通过对模式输出数据的校准, Cali-EE 的集合成员与观测降水具有一致的统计平均属性(均值和方差)。

3.4 MLR

基于 MLR 预测的降水量为

$$Y_t \sim N(a + b_1 X_{1t} + \dots + b_m X_{mt}, c + d(S_X^2)_t) \quad (3)$$

$$u = a + b_1 X_1 + \dots + b_m X_m \quad (4)$$

其中, a 和 b_1, b_2, \dots, b_m 为回归系数, $c + d(S_X^2)_t$ 为式(4)的残差的方差估计式, 而 $(S_X^2)_t$ 为第 t 年的集合散度。Gneiting 等(2005)用非线性最优化方法来估计式(3)中的所有系数, 然而, 非线性最优化的系数估计对初值很敏感。本研究的集合成员数为 45, 远大于 Gneiting 等(2005)中的 5 个。确定如此多系数的最优初值非常困难, 造成局部最优的风险很大。因此, 在本研究中, 先通过主成分回归方法估计式(4)的回归系数, 再以最小化连续等级概率评分的时间平均值为目标, 通过非线性最优化方法估计系数 c 和 d 。

3.5 Bayes

采用的贝叶斯集合方案是 Coelho 等(2004)提出的。该方案包括:(1)选择先验分布;(2)估计似然函数;(3)确定后验分布。首先, 选取常用的气候学预测的概率密度函数作为先验概率密度函数。其次, 对于服从正态分布的目标变量, 可简单假设其似然函数服从正态分布(Coelho, et al, 2004)。似然函数 $N(aO_t + b, \gamma V_t)$ 可通过建立集合平均 \bar{X} 与观测值 O 间的一元线性回归方程来估计; 其中, a 和 b 为基于训练集估计的回归系数, $V_t = (S_X^2)_t / m$, γ 为残差平方的加权平均。最后, 基于贝叶斯定理, 当先验分布和似然函数均服从正态分布时, 后验分布也服从正态分布。对于目标年 t , 其后验分布为

$$Y_t | \bar{X}_t \sim N(u_t, S_t^2) \quad (5)$$

其均值 u_t 和方差 S_t^2 分别由

$$\frac{1}{S_t^2} = \frac{1}{S_o^2} + \frac{a^2}{\gamma V_t} \quad (6)$$

$$\frac{u_t}{S_t^2} = \frac{\bar{O}}{S_o^2} + \frac{a^2}{\gamma V_t} \left(\frac{\bar{X}_t - b}{a} \right) \quad (7)$$

来估算。式(6)、(7)表明, 后验分布的准确度 $\frac{1}{S_t^2}$ 为先验分布的准确度 $\frac{1}{S_o^2}$ 与似然函数的准确度 $\frac{a^2}{\gamma V_t}$ 之和, 而后验分布的均值为先验分布的均值与似然函数的均值的加权平均。

4 结果分析

4.1 校准度和锐度

校准度和锐度是概率密度函数预测的两个期望

性质。概率预测的目标就是保证概率密度函数预测在校准条件下能最大化其锐度(Raftery, et al, 2005;Gneiting, et al, 2005, 2007)。校准度(又称可靠度)用于衡量观测值和预测值的统计一致性,与观测值和预测值都有关。锐度(又称分辨率)表示预测的概率密度函数图像的精细程度,只与预测值有

关。根据 Raftery 等(2005)和 Gneiting 等(2005, 2007)的建议,采用概率积分变换 PIT(Probability integral transform)直方图及 95%置信区间相对宽度(RW)来分别评估校准度和锐度。

4.1.1 校准度

概率积分变换值是预测的概率分布函数在不同

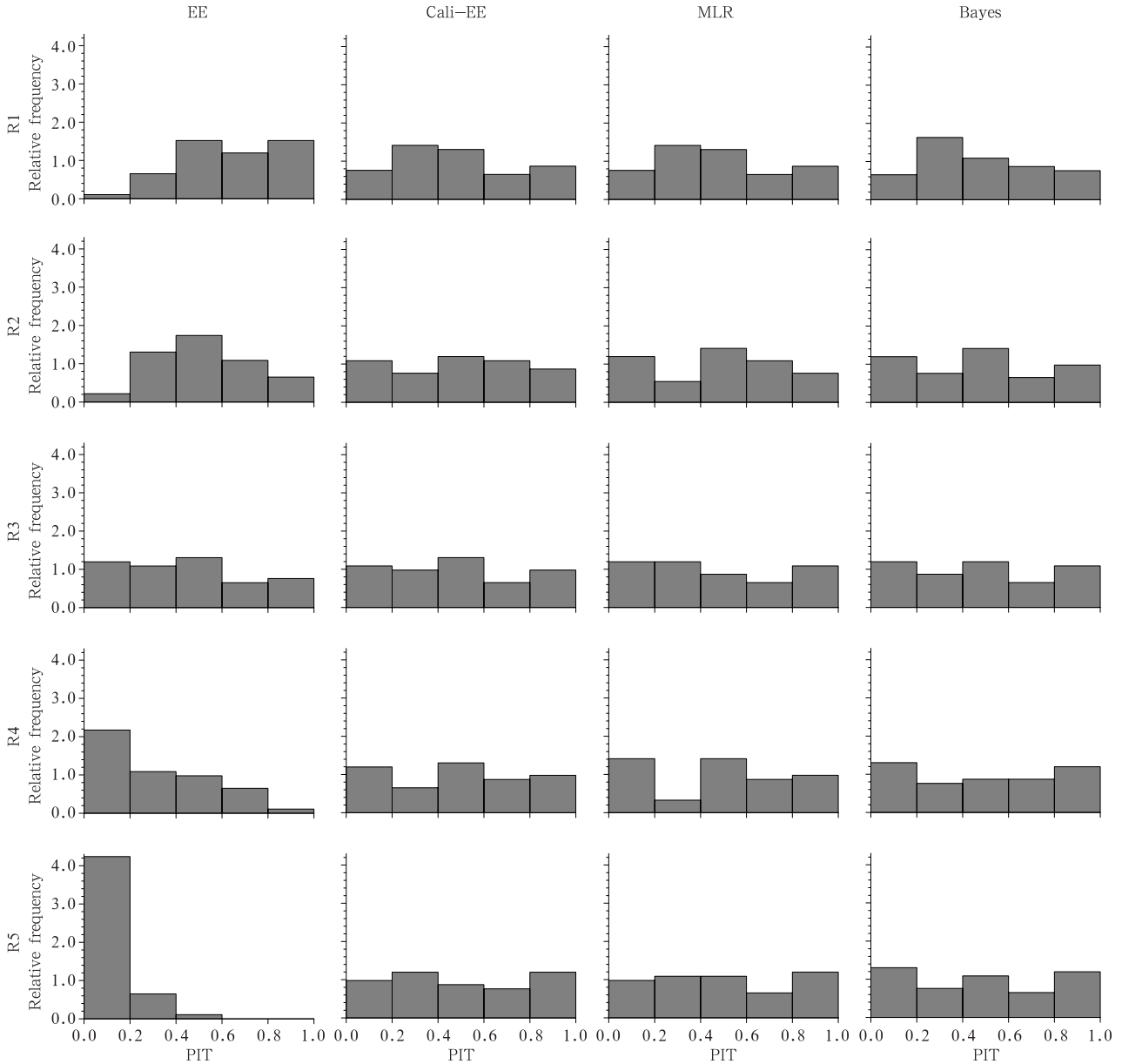


图2 5个区域基于不同多模式集合方案的概率积分变换(PIT)直方图
(4种多模式集合方案分别是:等权集合(EE)、对单个集合成员先订正再等权集合(Cali-EE)、
基于多元线性回归的集合方案(MLR)、基于贝叶斯统计学的集合方案(Bayes))

Fig.2 Probability integral transform (PIT) histograms for different regions (rows) and different ensemble schemes (columns)

The four ensemble schemes are the equally-weighted ensemble (EE), EE for calibrated model-simulations (Cali-EE), the ensemble scheme based on multiple linear regression analysis (MLR), and the Bayesian ensemble scheme (Bayes)

观测值上的取值。概率积分变换直方图与确认等级直方图类似,差别在于前者用于评估概率密度函数预测的校准度,后者用于评估概率类别预测的校准度。概率积分变换直方图的相关理论和计算方法可参见文献(Gneiting, et al, 2007)。当样本无限大时,如果概率密度函数预测是经过校准的,那么概率积分变换值应服从均匀分布(即概率积分变换直方图中不同概率区间的相对频率应相等)。在现实世界中,样本数总是有限的,概率积分变换值是否服从均匀分布可用非参数 χ^2 拟合优度检验来判别(Pearson, 1900)。

集合方案 Cali-EE、MLR、Bayes 在不同概率区间上所预测的概率密度函数相对频率比集合方案 EE 更为接近(图 2),因此,其概率密度函数预测具有更高的校准度。根据 χ^2 拟合优度检验(表 1),在所有区域,Cali-EE、MLR、Bayes 的概率积分变换值满足均匀分布假设($\alpha = 0.05$),概率密度函数预测具有高校准度。相反地,EE 在除江淮流域外的所有地区都未通过均匀分布检验,即其概率密度函数预测在除江淮流域以外的区域具有低校准度。以上结果表明 Cali-EE、MLR、Bayes 具有校准预测产品的能力; Cali-EE 具有高校准度表明,通过校准单个集合成员的统计平均属性也能达到校准集合预测产品的目的。而 MLR 和 Bayes 具有高校准度与 Gneiting 等(2005)和 Coelho 等(2004)的实验结果一致。

EE 具有低校准度的原因可通过概率积分变换直方图(图 2)的形状获知。EE 的概率积分变换直方图在华南明显向右偏斜,表明 EE 预测的降水量总体上偏少。EE 的概率积分变换直方图在长江流域明显呈钟形,表明其概率密度函数预测为超离散。而 EE 的概率积分变换直方图在中国北方东部和中国北方中部区明显向左偏斜,则表明 EE 预测的降

表 1 χ^2 拟合优度检验的统计量

Table 1 Statistics for the χ^2 goodness-of-fit test

区域	EE	Cali-EE	MLR	Bayes
华南	13.8	4.2	4.2	5.5
长江流域	12.7	1.2	4.4	3.6
江淮流域	2.9	2.0	2.0	2.0
中国北方东部	21.2	2.5	7.5	2.0
中国北方中部	123.3	1.4	1.6	2.9

注:黑体字表示相应的概率积分变换值在显著水平 $\alpha=0.05$ 下服从均匀分布,其相应的概率密度函数预测具有高校准度。

水量又总体上偏多。

4.1.2 锐度

对于服从正态分布的目标变量,其 95% ($\alpha = 0.05$)置信区间宽度为 $2 \times z_{1-\alpha/2} \sigma$,其中, $z_{1-\alpha/2}$ 为标准正态分布的 $1-\alpha/2$ 分位点, σ 为其标准偏差。本研究所用的 RW 是集合预测与气候学预测的 95% 置信区间宽度的比值,即 $RW = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \sigma_{Y,t}\right) / \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \sigma_{clim,t}\right)$,其中, $\sigma_{Y,t}$ 及 $\sigma_{clim,t}$ 分别表示第 t 年基于集合方案及气候学预测的概率密度函数产品的标准偏差。RW 越大,预测的概率密度函数图形越平坦,反之亦然。当 RW 小于 1 时,表明该集合预测比气候学预测锐度更高。

在所有区域,基于 Cali-EE、MLR、Bayes 预测的概率密度函数都比基于 EE 预测的概率密度函数锐度高(图 3); Bayes 预测的概率密度函数的锐度也总是高于 Cali-EE。此外,与气候学预测相比,EE 预测的概率密度函数在所有区域、MLR 预测的概率密度函数在江淮流域的锐度明显更低,而 MLR 预测的概率密度函数在中国北方东部和中国北方中部、Bayes 预测的概率密度函数在中国北方中部的锐度明显更高;其余的概率密度函数预测与气候学预测锐度相近。其中,贝叶斯预测的锐度总是高于气候

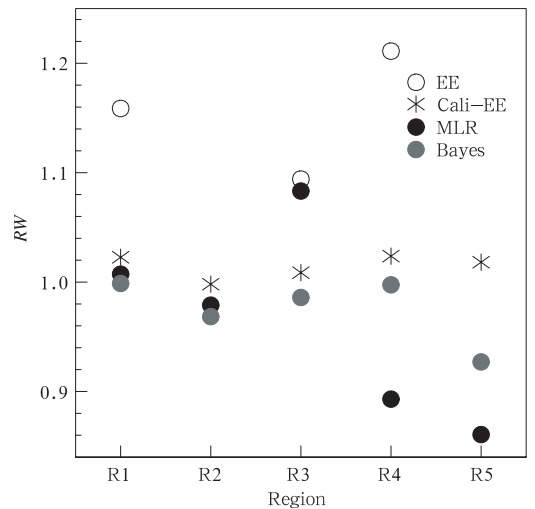


图 3 基于 4 种集合方案的 95% 置信区间相对宽度(RW)在 1960—2005 年的平均值

Fig. 3 Average width of central 95% prediction interval relative to that of the climatology prediction (RW) for different regions and different ensemble schemes

学预测,这是由其建模公式(6)决定的。

概率密度函数预测的技巧是由校准度和锐度共同决定的。当锐度固定后,概率密度函数预测的技巧正比于其校准度。然而,预测技巧与锐度间并非单调关系,只有当预测的概率密度函数产品为绝对校准时,其预测技巧才一定正比于其锐度。

4.2 技巧评估

Gneiting 等(2007)推荐使用连续等级概率评分的时间平均值(CRPS)来定量估计概率密度函数预测的技巧,即综合评估校准度和锐度。CRPS 代表了预测和观测的累积分布函数间的差异(Hersbach, 2000),类似于概率类别预测的 Brier 评分。由于气候学预测是判断降水概率密度函数季度预测是否有技巧的基准,一个集合预测模型需优于气候学预测,才能认为其具有预测技巧,因此,采用集合预测与气候学预测的 CRPS 的比值(RCRPS)代替 CRPS 作技巧评分。当 RCRPS 小于 1 时,表明该概率密度函数预测优于气候学预测,具有预测技巧;且 RCRPS 越小,预测技巧越高。

图 4 给出了基于 RCRPS 评估的不同集合方案的预测技巧。在华南,概率密度函数预测技巧由高到低依次是 Bayes、气候学预测、MLR、Cali-EE 和 EE。在长江流域和中国北方中部,概率密度函数预测技巧由高到低依次是 Cali-EE、MLR、Bayes、气候学预测和 EE。在江淮流域,概率密度函数预测技

巧由高到低依次是 Cali-EE、Bayes、EE、气候学预测和 MLR。在中国北方东部,MLR 技巧最高,其次是 Cali-EE、Bayes、气候学预测和 EE。由此可知,Bayes 是华南的最优集合方案,Cali-EE 是长江流域、江淮流域和中国北方中部的最优集合方案,MLR 是中国北方东部的最优集合方案。在所有区域,这些最优集合方案的 RCRPS 明显小于 EE 的 RCRPS,且均小于 1;这表明其概率密度函数预测明显优于 EE,且均优于气候学预测。此外,根据 4.1 和 4.2 节所述,各区的最优集合方案都具有高校准度,并且其锐度高于或接近气候学预测的锐度。

5 结论和讨论

本研究借助 ENSEMBLES 多模式后报降水数据,分析了基于 4 种多模式集合方案的概率密度函数预测的校准度和锐度;并进一步评估了它们的预测技巧。在此基础上,选定了各区的最优(技巧最高)集合方案,将其与气候学预测进行对比,初步探讨了多模式集合方案制作中国东部夏季降水概率密度函数季度预测的能力。结果表明:

(1) 在所有的 5 个区域,基于集合方案 Cali-EE、MLR 和 Bayes 的概率密度函数预测均比基于 EE 的概率密度函数预测具有更高的校准度和锐度,且在绝大部分情况下比 EE 技巧更高。

(2) Bayes 方案在华南最优,Cali-EE 在长江流域、江淮流域以及中国北方中部最优,MLR 在中国北方的东部最优。基于这些最优集合方案的概率密度函数预测均具有高校准度,且锐度高于或接近气候学预测。并且,在所有 5 个区域,最优集合方案的预测技巧均高于气候学预测;这暗示对于中国东部夏季区域降水,常用的多模式集合方案已经能制作有技巧的概率密度函数预测产品。

事实上,采用多模式集合方案制作中国东部夏季降水概率密度函数季度预测的能力应不低于本研究所给出的最优集合方案的预测能力。一方面,本研究只用了来自 ENSEMBLES 的 5 个海-气耦合模式,而中外还有很多海-气耦合模式被用于制作季度预测,其他的海-气耦合模式的组合可能包含更多更准确的预测信息。另一方面,本研究只分析了常用的 4 种多模式集合方法,可能存在其他一些集合方案能更有效地提取预测信息,如基于预测技巧的加权集合方案,在 Cali-EE 中采用更复杂的方法来校

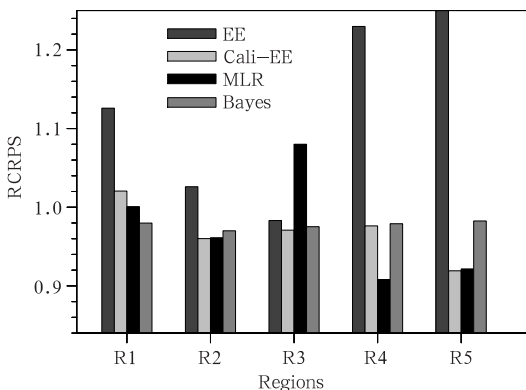


图 4 基于 4 种集合方案的 PDF 预测与气候学预测的 CRPS(temporal-averaged continuous ranked probability score)的比值

Fig. 4 Predicted temporal-averaged continuous ranked probability score (CRPS) relative to that of climatology prediction (RCRPS) for different regions and different ensemble schemes

准单个集合成员,在 Bayes 中采用更复杂的似然函数等。此外,考虑使用模式输出的多个变量场资料来优化集合成员,也可能有利于进一步提高中国东部夏季降水的多模式集合概率预测技巧(Li, et al, 2009)。

参考文献

- 陈桂英,赵振国. 1998. 短期气候预测评估方法和业务初估. 应用气象学报, 9(2):178-185
- 陈红. 2003. IAP 跨季度-年度滚动式动力学气候预测及其实时预测试验[D]. 北京:中国科学院大气物理研究所, 62pp
- 丁一汇,李清泉,李维京等. 2004. 中国业务动力季节预报进展. 气象学报, 62(5):598-612
- 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. 大气科学, 31(5):805-814
- 黄嘉佑. 1993. 统计动力分析与预报. 北京:气象出版社, 243pp
- 黄荣辉,李崇银,王绍武. 2003. 我国旱涝重大气候灾害及其形成机理研究. 北京:气象出版社, 483pp
- 柯宗建. 2007. 季节气候预测中多模式集合若干问题的研究[D]. 北京:中国科学院大气物理研究所, 173pp
- 郎咸梅,王会军,姜大膀. 2004. 应用九层全球大气格点模式进行的跨季度短期气候预测系统性试验. 地球物理学报, 47(1):19-24
- 李清泉,丁一汇,张培群. 2004. 一个全球海气耦合模式跨季度汛期预测能力的初步检验和评估. 气象学报, 62(6):740-751
- 李维京,张培群,李清泉等. 2005. 动力气候模式预测系统业务化及其应用. 应用气象学报, 16(3):1-11
- 林朝晖,李旭,赵彦等. 1998. IAP PSSCA 的改进及其对 1998 年全国汛期旱涝形势的预测. 气候与环境研究, 3(4):339-348
- 柳艳香,郭裕福. 2005. 应用耦合模式进行 2003 年度气候预测试验. 气候与环境研究, 10(2):257-264
- 秦正坤. 2007. 短期气候数值预测的误差订正和超级集合方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 140pp
- 王会军. 1997. 试论短期气候预测的不确定性. 气候与环境研究, 2(4):333-338
- 王会军,孙建奇,郎咸梅等. 2008. 几年来我国气候年际变异和短期气候预测研究的一些新成果. 大气科学, 32(4):806-814
- 王绍武. 2001. 现代气候学研究进展. 北京:气象出版社, 453pp
- 王小玲,屠其璞. 2002. 我国旬降水年变化特征的区域分布. 南京气象学院学报, 25(4):518-524
- 魏凤英. 1999. 现代气候统计诊断与预测技术. 北京:气象出版社, 128-134
- 卫捷,张庆云,陶诗言. 2005. 2004 年夏季短期气候集成预测及检验. 气候与环境研究, 10(1):19-31
- 曾庆存,袁重光,王万秋等. 1990. 跨季度气候距平数值预测试验. 大气科学, 14(1):10-25
- Alessandri, A, Borrelli A, Navarra A, et al. 2011: Evaluation of probabilistic quality and value of the ENSEMBLES multi-model seasonal forecast com-parison with DEMETER. Mon Wea Rev, 139: 581-607
- Bera A K, Jarque C M. 1980. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. Econ Lett, 6: 255-259
- Chen L J, Chen D L, Wang H J, et al. 2009. Regionalization of precipitation regimes in China. Atmos Oceanic Sci Lett, 2: 301-307
- Coelho C A S, Pezzulli S, Balmaseda M, et al. 2004. Forecast calibration and combination: A simple bayesian approach for ENSO. J Climate, 17:1504-1516
- Doblas-Reyes F J, Weisheimer A, Déqué M, et al. 2009. Addressing model uncertainty in seasonal and annual dynamical seasonal forecasts. Quart J Roy Meteor Soc, 135: 1538-1559
- Gneiting T, Raftery A E, Westveld A H, et al. 2005. Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation. Mon Wea Rev, 133: 1098-1118
- Gneiting T, Balabdaoui F, Raftery A E. 2007. Probabilistic forecasts, calibration and sharpness. J Roy Stat Soc Ser B, 69: 243-268
- Gneiting T. 2008. Probabilistic forecasting. J Roy Stat Soc Ser A, 171: 319-321
- Hersbach H. 2000. Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems. Wea Forecasting, 15: 559-570
- Kang I S, Yoo J H. 2006. Examination of multi-model ensemble seasonal prediction methods using a simple climate system. Clim Dyn, 26: 285-294
- Ke Z J, Zhang P Q, Dong W J, et al. 2009. A new way to improve seasonal prediction by diagnosing and correcting the intermodel systematic errors. Mon Wea Rev, 137: 1898-1907
- Kharin V V, Zwiers F W. 2002. Climate predictions with multimodel ensembles. J Climate, 15: 793-799
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRaw T E, et al. 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multi-model superensemble. Science, 285: 1548-1550
- Lau K M, Kim K M, Lee J Y. 2004. Interannual variability, global teleconnection and potential predictability associated with the Asian summer monsoon // Chang C P. East Asian Monsoon. World Scientific, 153-176
- Lavers D, Luo L, Wood E F. 2009. A multiple model assessment of seasonal climate forecast skill for applications. Geophys Res Lett, 36: L23711, doi:10.1029/2009GL041365
- Li F, Zeng Q C, Li C F. 2009. A Bayesian scheme for probabilistic multi-model ensemble prediction of summer rainfall over the Yangtze River Valley. Atmos Oceanic Sci Lett, 2: 314-319
- Luo L, Wood E F, Pan M. 2007. Bayesian merging of multiple climate model forecasts for seasonal hydrological predictions. J Geophys Res, 112: D10102, doi:10.1029/2006JD007655
- North G R, Bell T L, Cahalan R F, et al. 1982. Sampling errors in

- the estimation of empirical orthogonal functions. *Mon Wea Rev*, 110: 699-706
- Palmer T N, Alessandri A, Andersen U, et al. 2004. DEMETER: Development of a European multi-model ensemble system for seasonal to interannual prediction. *Bull Amer Meteor Soc*, 85: 853-872
- Palmer T N, Doblas-Reyes F, Hagedorn R, et al. 2005. Probabilistic prediction of climate using multi-model ensembles: From basics to applications. *Phil Trans R Soc B*, 360: 1991-1998
- Pearson K. 1900. On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of correlated system of variables is such that it can reasonably be supposed to have arisen from random sampling. *Philos Mag*, 50: 157-175
- Peng P, Kumar A, Van den Dool H, et al. 2002. An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies. *J Geophys Res*, 107: 4710, doi:10.1029/2002JD002712
- Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al. 2005. Using Bayesian Model Averaging to calibrate forecast ensembles. *Mon Wea Rev*, 133: 1155-1174
- Tippett M K, Barnston A G, Robertson A W. 2007. Estimation of seasonal precipitation tercile-based categorical probabilities from ensembles. *J Climate*, 20: 2210-2228
- Von Storch H, Zwiers F W. 1999. *Statistical analysis in climate research*. Cambridge University Press, 455pp
- Wang B, Ding Q H, Fu X H, et al. 2005. Fundamental challenge in simulation and prediction of summer monsoon rainfall. *Geophys Res Lett*, 32: L15711, doi:10.1029/2005GL022734
- Wang B, Lee J, Kang I, et al. 2009. Advance and prospectus of seasonal prediction: Assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980 - 2004). *Clim Dyn*, 33: 93-117
- Weigel A P, Liniger M A, Appenzeller C. 2009. Seasonal ensemble forecasts: Are recalibrated single models better than multimodels? *Mon Wea Rev*, 137: 1460-1479
- Weisheimer A, Doblas-Reyes F J, Palmer T N, et al. 2009. ENSEMBLES: A new multi-model ensemble for seasonal-to-annual predictions-Skill and progress beyond DEMETER in forecasting tropical Pacific SSTs. *Geophys Res Lett*, 36: L21711, doi:10.1029/2009GL040896
- Wilks D S. 1995. *Statistical methods in the atmospheric sciences: An introduction*. Academic Press, 467pp
- Wu R, Kirtman B. 2005. Roles of Indian and Pacific Ocean air-sea coupling in tropical atmospheric variability. *Clim Dyn*, 25:155-170