

智协飞, 张璟, 段晚锁. 2015. ENSO 预测的目标观测敏感区在热带太平洋海温的多模式集合预报中的应用 [J]. 大气科学, 39 (4): 767–776. Zhi Xiefei, Zhang Jing, Duan Wansuo. 2015. Application of sensitive area for target observation associated with El Niño–Southern Oscillation predictions to multimodel ensemble forecast of the tropical Pacific sea surface temperature [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 39 (4): 767–776, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1408.14181.

ENSO 预测的目标观测敏感区在热带太平洋海温的多模式集合预报中的应用

智协飞^{1,2} 张璟^{1,2} 段晚锁³

1 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心/气象灾害省部共建教育部重点实验室, 南京 210044

2 南京信息工程大学大气科学学院, 南京 210044

3 中国科学院大气物理研究所大气科学和地球流体力学数值模拟国家重点实验室 (LASG), 北京 100029

摘 要 本文将 ENSO 预测的目标观测敏感区与多模式集合预报方法相结合, 提出了一种能够有效提高预报技巧且又具有较小计算成本的多模式集合预报方法。该方法在目标观测敏感区内采用模式不等权的多模式超级集合预报方法 (SUP), 而在其他区域采用相对简单的等权的多模式消除偏差集合平均方法 (BREM)。利用 CMIP5 中 15 个气候系统模式的工业革命前参照试验 (pi-Control) 数据, 针对热带太平洋海温的长期演变开展了理想预报试验。将新集合预报方法与现有的多模式集合预报方法进行了比较。结果表明, 在所考察的预报期内 (即 1~20 年), 新集合预报方法与整个热带太平洋区域使用 SUP 方法具有相当的预报技巧, 但前者的计算成本明显小于后者, 计算时间仅为后者的 1/4。可见, 新方法是一个具有较高预报技巧且计算成本较小的多模式集合预报方法。同时, 其较高的预报技巧强调了热带太平洋 SST 预测对 ENSO 目标观测敏感区内的模式误差也是极端敏感的, 也正因为如此, 多模式集合预报方法才能够有效过滤模式误差的影响, 具有较高的预报技巧。

关键词 目标观测敏感区 热带太平洋海温 多模式集合预报

文章编号 1006-9895(2015)04-0767-10

中图分类号 P466

文献标识码 A

doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.1408.14181

Application of Sensitive Area for Target Observation Associated with El Niño–Southern Oscillation Predictions to Multimodel Ensemble Forecast of the Tropical Pacific Sea Surface Temperature

ZHI Xiefei^{1,2}, ZHANG Jing^{1,2}, and DUAN Wansuo³

1 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Key Laboratory of Meteorological Disaster (Nanjing University of Information Science & Technology), Ministry of Education, Nanjing 210044

2 School of Atmospheric Sciences, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

3 State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics (LASG), Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

Abstract In this study, we attempted to combine the sensitive area for target observation associated with El Niño–

收稿日期 2014-05-07; 网络预出版日期 2014-08-29

资助项目 国家重点基础研究发展计划 (973 计划) 项目 2012CB955200, 江苏省普通高校研究生科研创新计划项目 CXZZ13_0502, 江苏高校优势学科建设工程资助项目 (PAPD)

作者简介 智协飞, 男, 1965 年出生, 博士, 教授, 主要从事数值天气预报、短期气候预测研究。E-mail: zhi@nuist.edu.cn

通讯作者 段晚锁, E-mail: duanws@lasg.iap.ac.cn

Southern Oscillation predictions with multimodel ensemble forecast methods and proposed a new method that provides robust forecast skill with smaller computational cost. Specifically, this new method allows for superensemble prediction (SUP) with unequal weighting and higher skill to be used in perturbation sensitive areas and for the bias-removed ensemble mean with equal weighting to be used in other regions. By using the monthly mean data of pre-industrial control simulations of 15 models in Phase 5 of the Coupled Model Intercomparison Project experiments, we compared this new method with the existing multimodel ensemble forecast methods preliminarily under the ideal forecast experiments of tropical Pacific sea surface temperatures (SSTs) in various forecast periods. The results show that in the forecast period of 1–20 years, the proposed method has high forecast skill similar to that when using the SUP with SSTs in the entire tropical Pacific. The new method greatly reduces the computational cost, and the computation time is only one-fourth of that in the SUP. Therefore, the new multimodel ensemble forecast methods are efficient and have more accurate forecast skill, which further demonstrates that the tropical Pacific SST forecasts are extremely sensitive to model errors in the sensitive region. Thus, the new method has a good performance in prediction skill.

Keywords Target observation in sensitive areas, Tropical Pacific SST, Multimodel ensemble forecast

1 引言

ENSO 是重要的短期气候现象之一，它的发生、发展可引起全球性气候异常，造成众多地区发生严重的旱涝、高温或低温冰雪灾害，导致许多国家的工农业生产和人民生命财产遭受巨大损失（龚道溢和王绍武，1999；Wang et al., 2000；Trenberth et al., 2002；张人禾等，2003；Sakai and Kawamura, 2009）。因此，对 ENSO 事件乃至整个热带太平洋地区海温的准确预测具有重要意义。

在过去几十年里，关于 ENSO 的理论和数值模拟研究均取得了很大进展，但其预测结果仍呈现很大的不确定性（翟盘茂等，2003；Luo et al., 2008；Jin et al., 2008）。不同模式间的预测结果存在较大差异，这种差异可能是由模式内部框架和物理过程的处理方法，以及数值模式的初始化方案不同导致的，如模式的水平和垂直分辨率、物理参数化方案、初始场、资料同化技术等。考虑到各个模式预报均存在不确定性，多模式集合预报技术得到了发展。多模式集合预报是一种能够提高模式预测水平的一种统计后处理方法（杨学胜，2001）。早在上世纪 60~70 年代，Danard et al. (1968) 和 Thompson (1977) 研究发现，通过将两个相互独立的预测结果进行特定的线性组合，其预测的均方根误差 (RMSE) 可以小于单个预测结果的预报误差。在此基础上，Krishnamurti et al. (1999, 2000a) 提出了超级集合预报方法 (Superensemble Prediction, SUP)。该方法是将多个模式的预报结果通过选取适当的权重系数组合在一起，形成最终的预报结果，以此来降低模式的系统偏差对预报结果的影响。研究表明，SUP 方法能够有效减小数值

模式对天气和气候的预报不确定性 (Krishnamurti et al., 2006, 2009；智协飞等，2009, 2013；Zhi et al., 2012)。

简单集合平均 (Ensemble Mean, EMN)、消除偏差集合平均 (Bias-removed Ensemble Mean, BREM)、回归改进集合平均 (Regression-improved Ensemble Mean) 及综合超级集合 (Synthetic Superensemble, SSE) 等多模式集合预报方法近年来也被广泛用于季节气候预测 (Peng et al., 2002；Yun et al., 2005；Kang and Yoo, 2006；Ke et al., 2009；Min et al., 2009；Yatagai et al., 2014) 和年际气候预测 (van Oldenborgh et al., 2012；Johnson et al., 2013)，其中 SUP 和 BREM 方法为最具代表性的两种方法。针对这两种方法，以往研究结果认为，SUP 方法的平均预报技巧高于 BREM (Krishnamurti et al., 2000b, 2007)，但 SUP 方法需要逐个格点计算模式权重，相对于简单的等权重 BREM 方法，计算量较大，尤其体现在高分辨率模式中 (Chakraborty and Krishnamurti, 2006；Cartwright and Krishnamurti, 2007)。

目标观测是近一二十年兴起的一种新的观测策略，它意图在一个小范围的关键区域内增加观测，并将这些额外观测同化到初始场，使其与大范围增加观测对预报技巧有同等或相当的改善程度 (Lorenz and Emanuel, 1998；Mu, 2013；周菲凡和张贺，2014)。这个小范围的关键区域通常称之为目标观测敏感区，识别该关键区域的理论依据是数值模式的预测结果对该区域内的初始误差最敏感。Duan et al. (2009) 和 Mu et al. (2007) 用中等复杂度 Zebiak-Cane 模式 (Zebiak and Cane, 1987) 研究 ENSO 可预报性的结果表明，热带太平洋海温

预测的初值敏感区位于赤道中东太平洋。Zhang et al. (2014) 进而用 CMIP5 模式资料验证了该区域的敏感性。此外, Duan and Zhao (2014) 的研究表明热带太平洋海温的预测对于上述区域的模式误差也是最敏感的, 即在热带太平洋 SST 预测中该区域的初始误差和模式误差对于 ENSO 预测的不确定性均有最大贡献。因此, 为了减小热带太平洋海温的预测不确定性, 提高预报技巧, 应该优先减小目标观测敏感区内的初始误差和模式误差。

多模式集合预报可以有效减小模式不确定性的影响, 但集合中的每个模式成员具有不同的初始化方案, 因而具有不同的初值。因此, 多模式集合预报也能够一定程度上减小初始误差的影响。试想, 如果只在上述目标观测敏感区内使用具有较高预报技巧的集合预报方法 (如 SUP 方法等), 而在预报结果对误差相对不敏感的区域使用简单的集合方法 (如 EMN、BREM 方法等) 来减小模式误差和初始误差的影响, 可能与大范围使用计算量大的高技巧方法 (如 SUP 方法) 对预报的改进效果相当, 但前者可以大大减少计算成本。为检验上述推理, 本文将 ENSO 预测的目标观测敏感区与多模式集合预报方法相结合, 针对热带太平洋 SST 进行预测研究, 从而尝试提供一种能够有效提高预报技巧且又具有较小计算成本的多模式集合预报方法。

2 超级集合预报方法和消除偏差集合平均方法

SUP 与 BREM 方法均是对多个模式的模拟结果进行后处理以获得最佳预报效果的统计方法。SUP 方法将时间序列分为两部分, 包括训练期和预报期。在训练期对各模式模拟资料和观测资料 (或再分析资料) 进行训练建模, 确定参与集合的各模式预报结果的权重系数, 根据该权重系数, 在预报期对集合成员进行不等权集合平均, 得到集合预报结果。具体预报模型由 (1) 式构建, 在一个给定的格点上, 对于某一气象要素有

$$S_t = \bar{O} + \sum_{i=1}^n a_i (F_{i,t} - \bar{F}_i), \quad (1)$$

其中, S_t 为第 t 时刻超级集合预测值, \bar{O} 为训练期观测值的平均, $F_{i,t}$ 为第 i 个模式第 t 时刻的预报值, \bar{F}_i 为第 i 个模式在训练期的模拟值平均, a_i 为回归系数 (权重), t 为预报时刻, n 为参与集合的模式总数。回归系数 a_i 由下式中的误差项 G 最小化计算而得:

$$G = \sum_{t=1}^{N_T} (S'_t - O'_t)^2, \quad (2)$$

其中, O'_t 为第 t 时刻观测值的距平, S'_t 为第 t 时刻 SUP 集合值的距平, N_T 为训练期长度。应用最小二乘法原理使训练期中误差 G 最小, 以此来确定参与集合的各模式权重 a_i 。最后将各个模式相应的权重代入 (1) 式, 来进行模式不等权集合预报。此外, (1) 式中可以看到, SUP 方法中引入观测场气候态 \bar{O} 来代替预报气候态, 同时各个模式的加权是叠加在模式预报异常场上, 因此能够最大程度减小模式气候漂移及模式偏差。

BREM 方法计算过程与 SUP 基本类似, 但不需要逐点确定模式权重系数, 只需取为 $1/n$ (n 为参与集合的模式总数) 即可, 因此为等权集合方法, 计算量较小。具体算法由下式定义:

$$S_t = \bar{O} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_{i,t} - \bar{F}_i), \quad (3)$$

式中其余变量定义与 (1) 式相同。

关于 SUP 和 BREM 方法集合效果的比较, 大部分研究认为不等权 SUP 方法的预报技巧整体上高于等权重 BREM 方法。我们针对热带太平洋地区 SST 的多模式集合预报的试验中, 也得到了类似的结果。但是 SUP 方法需要逐个点计算各模式权重, 计算过程相对复杂, 耗时。尤其是当模式分辨率较高或是预报更大范围更长时间尺度时, 计算成本将远远大于 BREM 方法, 这在前人的研究中也多次提到 (Chakraborty and Krishnamurti, 2006; Cartwright and Krishnamurti, 2007)。鉴于两者各自的优点 (表 1),

表 1 超级集合预报方法 (SUP) 和消除偏差集合平均方法 (BREM) 比较

Table 1 Comparison of the superensemble prediction (SUP) and bias-removed ensemble mean (BREM) methods

方法	权重	优点	缺点
SUP	$\alpha(m, i, j)$ 不等权	通过适当的权重将多个模式结果组合, 有效减小模式系统偏差	逐点计算权重, 计算量大, 费时
BREM	$\alpha=1/n$ 等权	计算速度相对较快	没有考虑单个模式的表现, 权重均为 $1/n$, 平均预报技巧远小于 SUP

我们试图发展一种新的集合预报方法，从而将两种集合方法的优点结合，即提出一种能够有效提高预报技巧且又具有较小计算成本的多模式集合预报方法。

3 目标观测敏感区与多模式集合预报方法的结合

如引言所述，只在 ENSO 预测的目标观测敏感区内使用计算量大的高预报技巧的集合方法，而在预报结果对初始误差和模式误差不敏感的区域使用较为简单的集合方法，其预报技巧可能与整个区域使用高技巧集合方法的预报效果相当，然而前者可以大大减少计算成本。针对热带太平洋 SST 预报，本文将利用上述思路将 ENSO 预测的目标观测敏感区和多模式集合预报相结合，形成一种新的“目标观测敏感区—多模式集合预报方法”。如图 1 所示，将热带太平洋地区（ $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$ ， $150^{\circ}\text{E}\sim 90^{\circ}\text{W}$ ）等分为 6 个子区域，其中第 4 子区域为 Duan and Wei (2013) 和 Mu et al. (2013) 研究表明的热带太平洋 SST 预报的目标观测敏感区。对于“目标观测敏感区—多模式集合预报方法”，我们是在第 4 区域使用具有较高预报技巧但比较费时的 SUP 方法，而在其他不敏感区域使用相对简便快捷却预报技巧较低的 BREM 方法。为方便，将该预测方案用记号“SUP (4) + BREM (1-3, 5-6)”表示。本文将通过对比以下预测方案来阐明“SUP (4) + BREM (1-3, 5-6)”预测方案在预报理想的热带太平洋 SST 长期演变中的有效性。具体预测方案如下：

(a) 热带太平洋（ $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$ ， $150^{\circ}\text{E}\sim 90^{\circ}\text{W}$ ）统一采用多模式超级集合预报方法（SUP）；

(b) 热带太平洋（ $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$ ， $150^{\circ}\text{E}\sim 90^{\circ}\text{W}$ ）统一采用消除偏差集合平均方法（BREM）；

(c) 采用“SUP (k) + BREM (除 k 以外的其

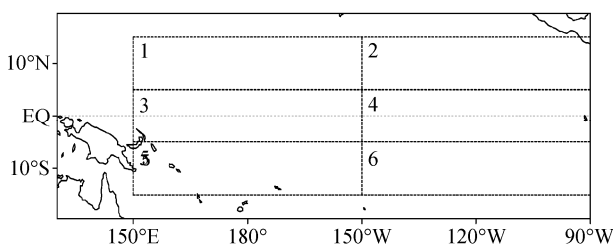


图 1 热带太平洋区域划分为 6 个区域（其中第 4 子区域为 ENSO 预测的目标观测敏感区）

Fig. 1 Six regions in the tropical Pacific Ocean, in which the 4th region is the sensitive area of target observation for ENSO forecast

他区域)”方法（在区域 k 使用 SUP 方法，而在其他区域使用 BREM 方法）。

对于集合预报效果的检验，选取常用的距平相关系数（Anomaly Correlation Coefficient, ACC）和均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）指标。具体做法是：首先计算预报期内每个预报时刻的预报场与观测场的 ACC 和 RMSE 值，再将整个预报期内的每个预报时刻的结果进行平均，整体评估各种集合预报方法的表现。理论上，(a) 方案应该具有最高的预报技巧，但计算量巨大；(b) 方案简便快捷，但预报技巧较低。本文目的是重点考察结合了目标观测敏感区的“SUP (4) + BREM (1-3, 5-6)”方案是否可以大大降低计算量，且具有与 (a) 方案相当的预报技巧。

4 结果

本文所用数据来自 CMIP5 中 15 个气候系统模式的工业革命前参照 (pi-Control) 试验结果 (表 2)，利用热带太平洋 SST 的 150 年逐月资料，研究范围为 $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$ ， $150^{\circ}\text{E}\sim 90^{\circ}\text{W}$ 。由于每个模式的水平分辨率各不相同，采用气象中常用的双线性插值方法将 15 个模式资料统一插值到相同水平分辨率的网格上 ($2.5^{\circ}\times 2.5^{\circ}$)。为了考察“目标观测敏感区—多模式集合预报方法”的有效性，本文将上述 15 个模式中的任一模式的 pi-Control 试验结果作为理想“观测”资料，而其他模式的试验结果作为针对该“观测”的“预报”结果进行了多组多模式集合预报试验，得到了类似的结论。为简便起见，本文以 FGOALS-g2 模式结果作为“观测资料”，而其他 14 个模式结果作为“预报资料”来对热带太平洋 SST 进行多模式集合“预报”试验为例，重点介绍针对新方法有效性检验的试验结果。

首先针对预报期长度为 1 年的情形进行了试验。结果表明，新的集合预报方法“SUP (4) + BREM (1-3, 5-6)”具有与 SUP 相当的预报技巧，同时计算量远低于 SUP。进而，本文对于预报期长度为 5 年、10 年和 20 年的情形也进行了试验。我们发现，新集合预报方法同样具有较高的预报技巧，而且在此情形下，尤其体现了新方法较小的计算代价。

需要指出的是，多模式集合预报方法是一项对资料的统计后处理技术。其中，参与集合的模式个数和训练期样本的长度均会影响预报效果 (Kharin

表 2 15 个 CMIP5 模式概况

Table 2 Brief description of the 15 CMIP5 models used in this study

所属机构简称	模式名称	单位及所属国家
BCC	BCC-CSM1.1	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration (China)
GCESS	BNU-ESM	College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University (China)
CNRM-CERFACS	CNRM-CM5	Centre National de Recherches Météorologiques / Centre Européen de Recherche et Formation Avancée en Calcul Scientifique (France)
CCCma	CanESM2	Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis (Canada)
NCAR	CCSM4	National Center for Atmospheric Research (America)
NSF-DOE-NCAR	CESM1(FASTCHEM)	National Science Foundation, Department of Energy, National Center for Atmospheric Research (America)
LASG-CESS	FGOALS-g2	State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences; Center for Earth System Science, Tsinghua University (China)
NOAA GFDL	GFDL-ESM2G	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (America)
NASA GISS	GISS-E2-H	National Aeronautics and Space Administration, Goddard Institute for Space Studies (America)
MOHC	HadGEM2-ES HadGEM2-AO	Met Office Hadley Centre (contributed by Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) (England)
INM	INM-CM4	Institute for Numerical Mathematics (Russia)
IPSL	IPSL-CM5B-LR	Institute Pierre-Simon Laplace (France)
MPI-M	MPI-ESM-P MPI-ESM-LR	Max Planck Institute for Meteorology (Germany)
MRI	MRI-CGCM3	Meteorological Research Institute (Japan)
NCC	NorESM1-ME NorESM1-M	Norwegian Climate Centre (Norway)

and Zwiers, 2002; 智协飞等, 2010; Krishnamurti and Kumar, 2012)。因此, 在利用多模式结果进行集合预报之前, 需要确定最优模式个数和最优训练期长度, 以保证集合效果最优。下面将给出 SUP 和 BREM 方法的优化试验结果。

4.1 最优模式个数试验

首先, 以预报期长度 20 年为例, 介绍最优模式个数试验。第一步, 评估了 14 个气候系统模式在训练期内对热带太平洋 (15°S~15°N, 130°E~90°W) SST 的模拟效果。具体以 ACC 和 RMSE 为度量, 各模式的模拟效果由好到差排序依次为: BCC-CSM1.1、IPSL-CM5B-LR、CNRM-CM5、HadGEM2-ES、GISS-E2-H、BNU-ESM、CanESM2、NorESM1-ME、MRI-CGCM3、MPI-ESM-P、INM-CM4、CCSM4、CESM1(FASTCHEM)、GFDL-ESM2G。需要说明的是, 因为理想试验中是将 FGOALS-g2 模式的模拟结果作为“观测”, 因此与该模式模拟结果最接近的模式为最优。接下来, 按照单个模式的模拟效果优劣, 从好到差依次加入模式进行集合。图 2 中分别给出了预报期为 20 年时, SUP 和 BREM 方法的预报技巧随模式个数的变化。可以看出, SUP 与 BREM 方法的预报技巧均随着模式个数的增加而逐渐提高。一定模式个数后, 技巧提高变缓

并逐渐接近最优水平。这是由于试验中是按照单个模式模拟技巧的好坏来依次加入模式的, 开始时, 多个模式的平均作用消除了部分随机误差, 使预报技巧得到提高; 当模式个数增加到一定程度时, 预报效果达到最高水平。但当多模式集合预报技巧达到最优后, 随着模式个数的增加又会逐渐降低, 这可能是由于后加入的模式本身技巧偏低, 继续加入反而会使整体预报效果下降。基于此, 我们将 SUP 方法的最优模式个数确定为 12 个, 即剔除上述 14 个模式中的 CESM1 (FASTCHEM) 和 GFDL-ESM2G 模式。BREM 方法的最优模式个数为 11 个, 即剔除 CCSM4、CESM1 (FASTCHEM) 和 GFDL-ESM2G 模式。接下来, 在预报期长度为 20 年的热带太平洋 SST 的多模式集合预报中, SUP 和 BREM 方法将分别使用前 12 个和 11 个模式参与集合, 以此来保证两种方法的集合效果。

对于其他预报期长度的最优模式个数试验, 由于过程类似, 本文由表 3 直接给出试验结果。可以看到, 当预报期长度为 1~20 年时, 两种方法所需的模式个数对预报时长没有明显的依赖性, 最优模式个数大致为 8~12 个之间。

4.2 最优训练期长度试验

本节介绍最优训练期长度试验, 我们也以预报

期长度 20 年为例。具体做法是将预报期固定后, 训练期长度逐年增加, 通过相应的预报技巧变化来确定训练期与预报期的关系。合适的训练期长度在保证集合预报效果的同时也避免了训练期样本过长所带来的不必要的计算量。图 3 给出了预报期长度为 20 年时, SUP 和 BREM 方法的预报技巧随训练期长度的演变。可以看出, 开始时 SUP 与 BREM 的预报技巧均随着训练期长度的增加而迅速提高, 当训练期长度大于 20 年左右之后, 集合效果基本保持稳定。因此, 我们认为 SUP 和 BREM 方法中, 当预报期长度为 20 年时, 训练期长度选取 20~30 年较为理想。

表 3 不同预报期长度, SUP 和 BREM 方法所需要的最优模式个数

Table 3 The optimal model numbers of SUP and BREM methods for different forecast period

方法	最优模式个数			
	1 年	5 年	10 年	20 年
SUP	8	10	10	12
BREM	9	10	9	11

对于其他预报期长度的最优训练期长度试验, 这里仅给出 SUP 方法所得到的结果, 为便于计算, BREM 方法的训练期长度与其保持一致。图 4 中可以看到, 当预报期长度为 1 年、5 年、10 年和 20 年时, SUP 方法所需要的最优训练期长度大约为 3 年、10 年、10 年和 20 年。也就是说, 随着预报时效的延长, 所需的最优训练期长度也相应增加。

4.3 “目标观测敏感区—多模式集合预报方法”的有效性检验

本节中我们将考察 SUP 方法、BREM 方法以及 6 组“SUP(k)+BREM(除 k 以外的其他区域)”方法对热带太平洋 SST 的预报效果。通过不同集合方法的比较, 重点对“SUP(4)+BREM(1-3, 5-6)”方案的预报有效性进行检验。具体做法是通过计算预报期内每个预报时刻“预报场”与“观测场”的 ACC 和 RMSE 值, 再将整个预报期内的各个预报时刻的集合结果进行平均, 来整体评估不同集合方法的表现。图 5 中给出了预报期长度为 1 年、5 年、10 年和 20 年时不同集合预报方案的预报技巧。可以看到, SUP 方法的集合效果明显好于 BREM 方法。此外, 6 组不等权与等权相结合的集合预报方案中, “SUP(4)+BREM(1-3, 5-6)”方案对预报结果的改进最为明显。事实上, 由于预报结果

对目标观测敏感区内初始误差和模式误差最敏感, 因此只对该敏感区(即试验 4 区)采用预报技巧更高的 SUP 方法来减小该区域的模式误差, 而其他不敏感区域采用简便快捷的 BREM 方法, 理论上能够有效提高预报技巧且与整个区域使用 SUP 方法的预报技巧相当。从上述结果可以看出, 本文的数值试验结果验证了这一推理, 即 6 组不等权与等权相结合的集合预报方案中, “SUP(4)+BREM(1-3, 5-6)”方案对预报结果的改进最为明显。

上述研究中我们得到, 在考察的预报期长度内(即 1~20 年), “SUP(4)+BREM(1-3, 5-6)”方案平均预报技巧好于 BREM 方法, 并且在几组不等权与等权相结合的方案中预报技巧最高, 且与预报技巧最高的 SUP 方法的预报效果最为接近。此外, “SUP(4)+BREM(1-3, 5-6)”方法运算时间仅为 SUP 的 1/4。也就是说, 在敏感区采用不等权的 SUP 方法, 而在预报结果对误差不太敏感的区域采用相对简便的等权 BREM 方法, 可以在有效提高预报技巧的同时大大减少计算成本。

5 总结与讨论

本文尝试利用目标观测中“敏感区”思想作为理论指导, 将 SUP 与 BREM 这两种多模式集合预报方法进行结合, 以期在保证预报技巧的同时减少计算成本。通过不同预报期长度下 SUP 和 BREM 方法的前期优化试验以及对各种集合方案对热带太平洋 SST 的预报效果进行比较, 得到了以下几点结论:

(1) 在所考察的预报期长度内(即 1~20 年), SUP 和 BREM 方法所需的最优模式个数大致为 8~12 个之间不等, 其对预报时长没有明显的依赖性。

(2) 随着预报时效的延长, SUP 方法所需的最优训练期样本长度也相应增加。当预报期长度为 1 年、5 年、10 年和 20 年时, 相应的最优训练期长度依次为 3 年、10 年、10 年和 20 年。

(3) 在所考察的预报期长度内(即 1~20 年), 6 组不等权与等权相结合的多模式集合预报方案中, “SUP(4)+BREM(1-3, 5-6)”方案, 即目标观测敏感区采用不等权 SUP 方法, 而其余对初始误差和模式误差不敏感的区域采用相对简便的等权 BREM 方法对预报结果的改进最为明显, 且与 SUP 的预报技巧最为接近, 同时大大减少了计算成本。

综上所述, 本文提出了目标观测敏感区与多模

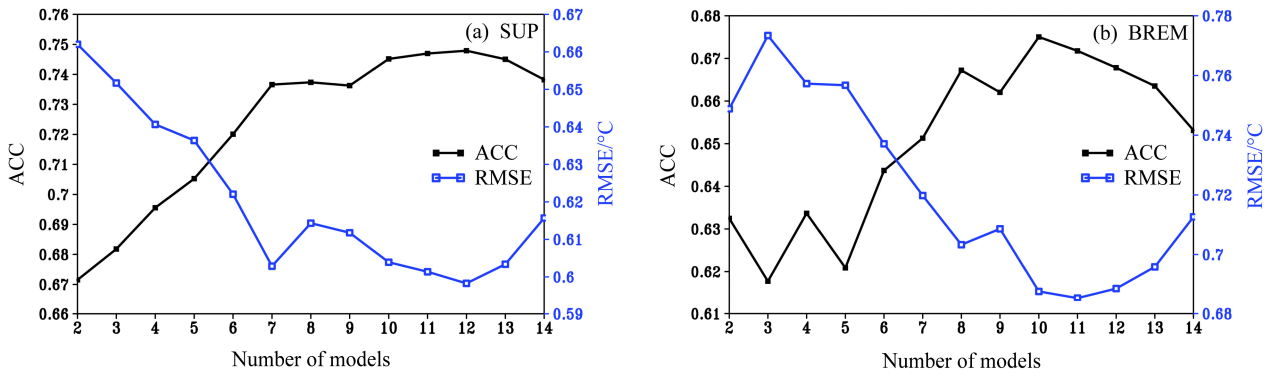


图2 预报期为 20 年时, 两种集合方法预报的热带太平洋 SST 的距平相关系数 (ACC; 黑色线) 和均方根误差 (RMSE; 蓝色线): (a) SUP 方法; (b) BREM 方法。横轴为参与集合的模式个数

Fig. 2 The Anomaly Correlation Coefficient (ACC) (black line) and RMSE (blue line) of SST forecasts over the tropical Pacific Ocean from two multi-model ensemble forecast methods as a function of the number of ensemble models: (a) Superensemble prediction (SUP); (b) bias-removed ensemble mean (BREM). The forecast period is 20 a

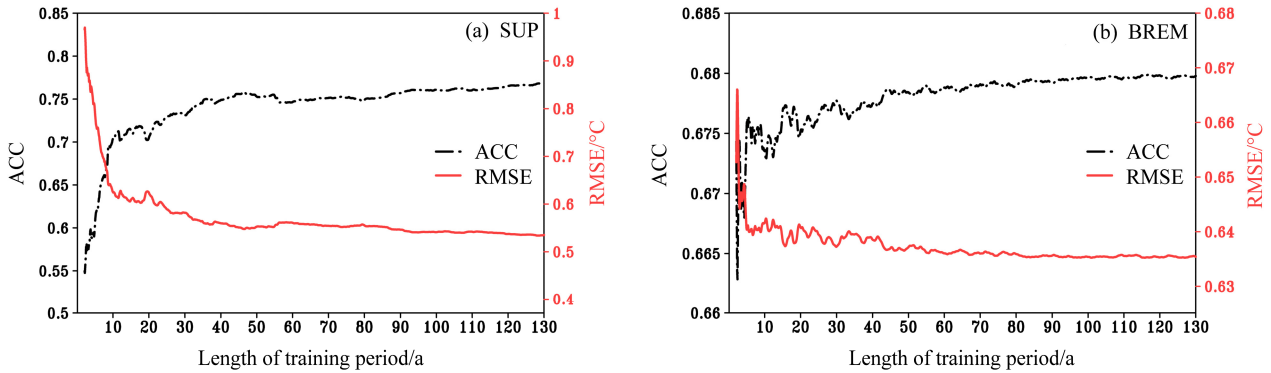


图3 预报期为 20 年时, 两种集合方法预报的热带太平洋 SST 的距平相关系数 (黑色线) 和均方根误差 (红色线): (a) SUP 方法; (b) BREM 方法。横轴为训练期长度 (单位: a)

Fig. 3 The ACC (black line) and RMSE (red line) of SST forecasts over the tropical Pacific Ocean from two multi-model ensemble forecast methods as a function of the length of the training period: (a) SUP; (b) BREM. The forecast period is 20 a

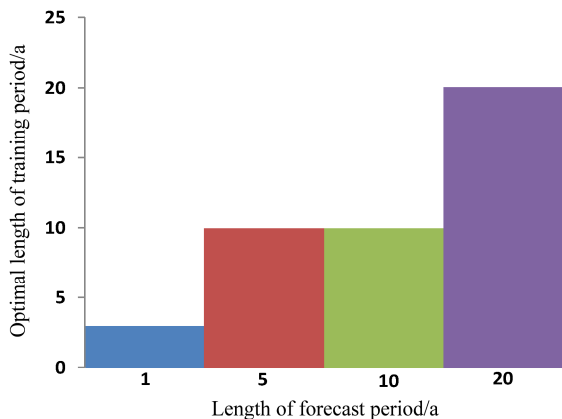


图4 不同预报期长度, SUP 方法所需要的最优训练期长度。横轴为预报期长度 (单位: a)

Fig. 4 The optimal length of the training period of SUP method for different forecast periods (the horizontal axis denotes the length of forecast period, units: a)

式集合预报相结合的预报方法, 即在目标观测敏感区内采用高技巧但计算耗时的模式不等权 SUP 方法, 而在其他区域采用相对简单的等权的 BREM 方法。结果表明, 新方法与预报技巧最高的 SUP 方法的预报效果最为接近, 但计算成本仅为 SUP 的 1/4。该结果强调了热带太平洋 SST 预测不仅对 ENSO 目标观测敏感区内的初始误差最敏感, 而且对该区域的模式误差也是极端敏感的。然而, 这些结果均是理想预报试验结果, 并未在实际预报至少在回报试验中进行验证。另外, 新方法涉及的目标观测敏感区对于本文所选取的模式是有效的, 那么对于其它模式是否有效, 即是说, 该方法的有效性是否具有模式依赖性。因此, 接下来的工作中我们将针对实际观测资料的回报

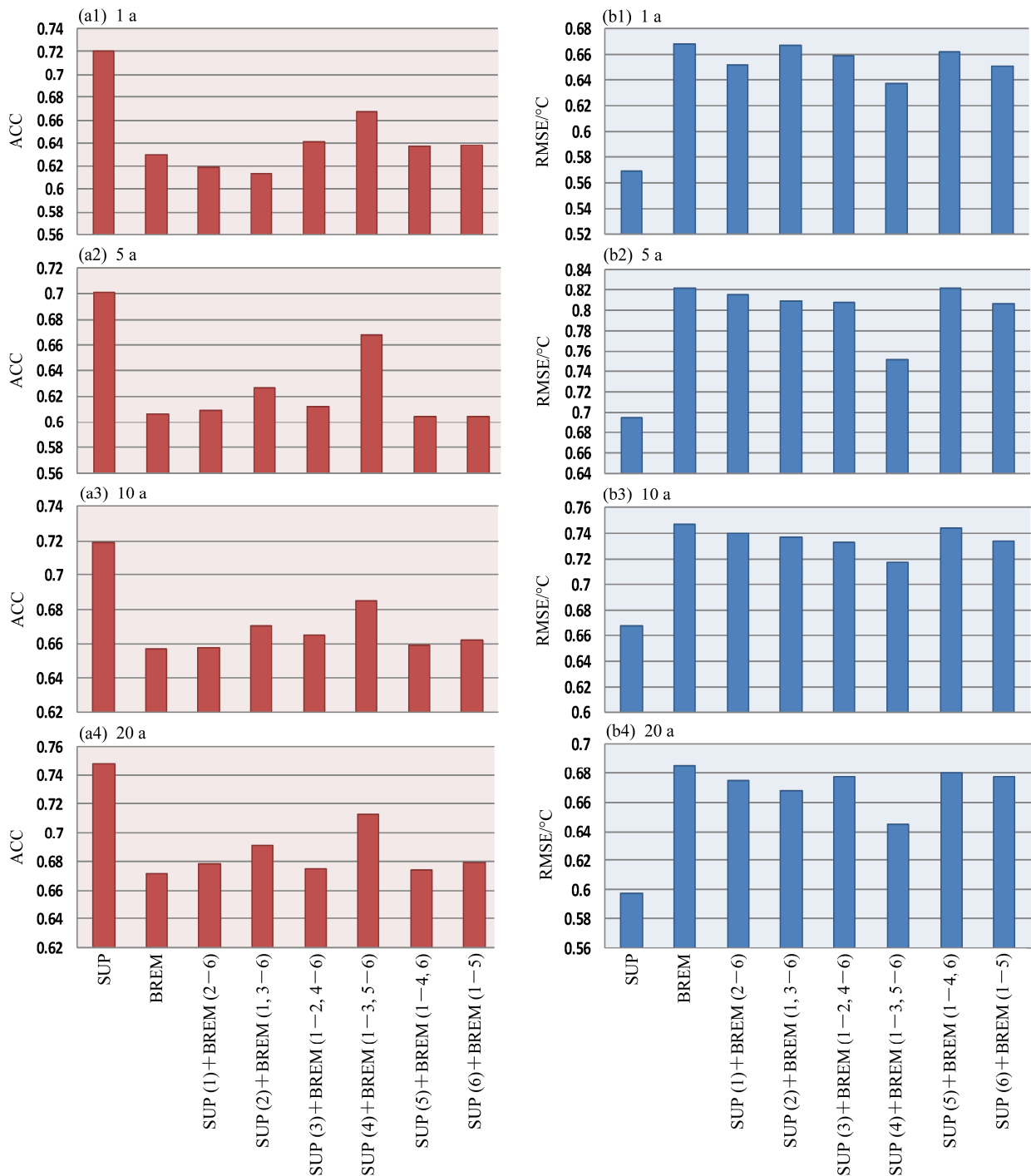


图5 预报期为1年、5年、10年和20年时, SUP、BREM方法以及二者相结合的6组多模式集合预报方案预报的热带太平洋 SST的(a1-a4)距平相关系数和(b1-b4)均方根误差(横轴为不同的集合预报方法)

Fig. 5 The SST forecast skills from SUP, BREM, and 6 sets of multi-model ensemble methods over the tropical Pacific Ocean: (a1-a4) ACC; (b1-b4) RMSE. The forecast periods are 1 a, 5 a, 10 a, and 20 a. The horizontal axis denotes different multi-model ensemble methods

试验来进一步验证新方法的有效性。同时, 我们还尝试将这一思路运用到业务预报所关心的风、降水等气象要素的预报中去, 以期业务预报提供新的有用的预报思路。

参考文献 (References)

- Cartwright T J, Krishnamurti T N. 2007. Warm season mesoscale superensemble precipitation forecasts in the southeastern United States

- [J]. *Wea. Forecasting*, 22 (4): 873–886.
- Chakraborty A, Krishnamurti T N. 2006. Improved seasonal climate forecasts of the south Asian summer monsoon using a suite of 13 coupled ocean–atmosphere models [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 134 (6): 1697–1721.
- Danard M B, Holl M M, Clark J R. 1968. Fields by correlation assembly—A numerical analysis technique [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 96 (3): 141–149.
- Duan W S, Liu X C, Zhu K Y, et al. 2009. Exploring the initial errors that cause a significant “spring predictability barrier” for El Niño events [J]. *J. Geophys. Res.*, 114 (C4), doi:10.1029/2008JC004925.
- Duan W S, Wei C. 2013. The ‘spring predictability barrier’ for ENSO predictions and its possible mechanism: Results from a fully coupled model [J]. *Int. J. Climatol.*, 33 (5): 1280–1292, doi:10.1002/joc.3513.
- Duan W S, Zhao P. 2014. Nonlinear forcing singular vector-type tendency errors of the Zebiak–Cane model and its effect on ENSO predictability [J]. *Climate Dyn.* doi: 10.1007/s00382-014-2369-0.
- 龚道溢, 王绍武. 1999. 近百年 ENSO 对全球陆地及中国降水的影响 [J]. *科学通报*, 44 (3): 315–320. Gong D Y, Wang S W. 1999. ENSO influence on global land and precipitation in China over the past century [J]. *Chinese Science Bulletin (in Chinese)*, 44 (3): 315–320.
- Jin E K, Kinter III J L, Wang B, et al. 2008. Current status of ENSO prediction skill in coupled ocean–atmosphere models [J]. *Climate Dyn.*, 31 (6): 647–664.
- Johnson B, Kumar V, Krishnamurti T N. 2013. Rainfall anomaly prediction using statistical downscaling in a multimodel superensemble over tropical South America [J]. *Climate Dyn.*, 43 (7–8): 1731–1752, doi:10.1007/s00382-013-2001-8.
- Kang I S, Yoo J H. 2006. Examination of multi-model ensemble seasonal prediction methods using a simple climate system [J]. *Climate Dyn.*, 26 (2–3): 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 [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137 (6): 1898–1907.
- Kharin V V, Zwiers F W. 2002. Climate predictions with multimodel ensembles [J]. *J. Climate*, 15 (7): 793–799.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Timothy E L, et al. 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble [J]. *Science*, 285 (5433): 1548–1550.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Shin D W, et al. 2000a. Improving tropical precipitation forecasts from a multianalysis superensemble [J]. *J. Climate*, 13 (23): 4217–4227.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Zhang Z. 2000b. Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate [J]. *J. Climate*, 13 (23): 4197–4216.
- Krishnamurti T N, Chakraborty A, Krishnamurti R, et al. 2006. Seasonal prediction of sea surface temperature anomalies using a suite of 13 coupled atmosphere–ocean models [J]. *J. Climate*, 19 (23): 6069–6088.
- Krishnamurti T N, Gnanaseelan C, Chakraborty A. 2007. Prediction of the diurnal change using a multimodel superensemble. Part I: Precipitation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 135 (10): 3613–3632.
- Krishnamurti T N, Mishra A K, Chakraborty A. 2009. Improving global model precipitation forecasts over India using downscaling and the FSU superensemble. Part I: 1–5 day forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137 (9): 2713–2735.
- Krishnamurti T N, Kumar V. 2012. Improved seasonal precipitation forecasts for the Asian monsoon using 16 atmosphere–ocean coupled models. Part II: Anomaly [J]. *J. Climate*, 25 (1): 65–88.
- Lorenz E N, Emanuel K A. 1998. Optimal sites for supplementary weather observations: Simulation with a small model [J]. *J. Atmos. Sci.*, 55 (3): 399–414.
- Luo J J, Masson S, Behera S K, et al. 2008. Extended ENSO predictions using a fully coupled ocean–atmosphere model [J]. *J. Climate*, 21 (1): 84–93.
- Min Y M, Kryjov V N, Park C K. 2009. A Probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction [J]. *Wea. Forecasting*, 24 (3): 812–828.
- Mu M, Xu H, Duan W S. 2007. A kind of initial errors related to “spring predictability barrier” for El Niño events in Zebiak–Cane model [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 34 (3), doi:10.1029/2006GL027412.
- Mu M. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation [J]. *Science China Earth Sciences*, 56 (12): 1997–2005.
- Mu M, Yu Y S, Xu H, et al. 2013. Similarities between optimal precursors for ENSO events and optimally growing initial errors in El Niño predictions [J]. *Theor. Appl. Climatol.*, 115 (3–4): 461–469, doi:10.1007/s00704-013-0909-x.
- Peng P T, Kumar A, van den Dool H, et al. 2002. An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies [J]. *J. Geophys. Res.*, 107 (D23): ACL 18-1–ACL 18-12, doi:10.1029/2002JD002712.
- Sakai K, Kawamura R. 2009. Remote response of the East Asian winter monsoon to tropical forcing related to El Niño–Southern Oscillation [J]. *J. Geophys. Res.*, 114 (D6), doi:10.1029/2008JD010824.
- Thompson P D. 1977. How to improve accuracy by combining independent forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 105 (2): 228–229.
- Trenberth K E, Caron J M, Stepaniak D P, et al. 2002. Evolution of El Niño–Southern Oscillation and global atmospheric surface temperatures [J]. *J. Geophys. Res.*, 107 (D8): AAC 5-1–AAC 5-17, doi:10.1029/2000JD000298.
- van Oldenborgh G J, Doblas-Reyes F J, Wouters B, et al. 2012. Decadal prediction skill in a multi-model ensemble [J]. *Climate Dyn.*, 38(7–8): 1263–1280.
- Wang B, Wu R G, Fu X H. 2000. Pacific–East Asian teleconnection: How does ENSO affect East Asian climate? [J]. *J. Climate*, 13 (9): 1517–1536.
- 杨学胜. 2001. 业务集合预报系统的现状及展望 [J]. *气象*, 27 (6): 3–9.
- Yang X S. 2001. The new development and the outlook of the operational ensemble prediction system [J]. *Meteorological Monthly (in Chinese)*, 27 (6): 3–9.
- Yatagai A, Krishnamurti T N, Kumar V, et al. 2014. Use of APHRODITE rain Gauge–Based precipitation and TRMM 3B43 products for improving Asian monsoon seasonal precipitation forecasts by the superensemble method [J]. *J. Climate*, 27 (3): 1062–1069.
- Yun W T, Stefanova L, Mitra A K, et al. 2005. A multi-model superensemble algorithm for seasonal climate prediction using DEMETER forecasts [J]. *Tellus A*, 57 (3): 280–289.
- Zebiak S E, Cane M A. 1987. A model El Niño–Southern oscillation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 115: 2262–2278.

- 翟盘茂, 李晓燕, 任福民. 2003. 全球变化热门话题丛书——厄尔尼诺 [M]. 北京: 气象出版社. Zhai P M, Li X Y, Ren F M. 2003. Global Change—El Niño (in Chinese) [M]. Beijing: China Meteorological Press.
- Zhang J, Duan W S, Zhi X F. 2014. Investigation of the initial errors that cause the “spring predictability barrier” for El Niño events by using CMIP5 model outputs [J]. *Sci. China Earth Sci.*, doi: 10.1007/s11430-014-4994-1.
- 张人禾, 周广庆, 巢纪平. 2003. ENSO 动力学与预测 [J]. *大气科学*, 27 (4): 674–688. Zhang R H, Zhou G Q, Chao J P. 2003. On ENSO dynamics and its prediction [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 27 (4): 674–688.
- 智协飞, 林春泽, 白永清, 等. 2009. 北半球中纬度地区地面气温的超级集合预报 [J]. *气象科学*, 29 (5): 569–574. Zhi X F, Lin C Z, Bai Y Q, et al. 2009. Superensemble forecasts of the surface temperature in Northern Hemisphere middle latitudes [J]. *Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese)*, 29 (5): 569–574.
- 智协飞, 伍清, 白永清, 等. 2010. 基于 IPCC-AR4 模式资料的地面气温超级集合预测 [J]. *气象科学*, 30 (5): 708–714. Zhi X F, Wu Q, Bai Y Q, et al. 2010. The multimodel superensemble prediction of the surface temperature using the IPCC AR4 scenario runs [J]. *Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese)*, 30 (5): 708–714.
- Zhi X F, Qi H X, Bai Y Q, et al. 2012. A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE data [J]. *Acta Meteor. Sinica*, 26 (1): 41–51.
- 智协飞, 季晓东, 张璟, 等. 2013. 基于 TIGGE 资料的地面气温和降水的多模式集成预报 [J]. *大气科学学报*, 36 (3): 257–266. Zhi X F, Ji X D, Zhang J, et al. 2013. Multimodel ensemble forecasts of surface air temperature and precipitation using TIGGE datasets [J]. *Trans. Atmos. Sci. (in Chinese)*, 36 (3): 257–266.
- 周非凡, 张贺. 2014. 基于 CNOP 方法的台风目标观测中三种敏感区确定方案的比较研究 [J]. *大气科学*, 38 (2): 261–272, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2013.13129. Zhou F F, Zhang H. 2014. Study of the schemes based on CNOP method to identify sensitive areas for typhoon targeted observations [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 38 (2): 261–272, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2013.13129.