段晚锁, 封凡, 侯美夷. 2018. 粒子滤波同化在厄尔尼诺一南方涛动目标观测中的应用 [J]. 大气科学, 42 (3): 677–695. Duan Wansuo, Feng Fan, Hou Meiyi. 2018. Application of particle filter assimilation in the target observation for El Niño–Southern Oscillation [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 42 (3): 677–695, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1711.17264.

## 粒子滤波同化在厄尔尼诺──南方涛动目标 观测中的应用

## 段晚锁<sup>1,3</sup> 封凡<sup>2</sup> 侯美夷<sup>4</sup>

1 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,北京 100029
 2 成都信息工程大学大气科学学院/高原大气与环境四川省重点实验室/气候与环境变化联合实验室,成都 610225
 3 中国科学院大学地球科学学院,北京 100049
 4 南京信息工程大学大气科学学院,南京 210044

**摘 要** 针对粒子滤波—目标观测方法的局限性,提出了能够克服该局限性的新目标观测方法,并将其应用于厄尔尼诺—南方涛动可预报性研究,揭示了东太平洋型厄尔尼诺事件和中太平洋型厄尔尼诺事件的目标观测敏感区。 通过同化该敏感区的目标观测,显著减小了两类厄尔尼诺事件的预报不确定性,验证了新方法揭示的目标观测敏 感区在改进厄尔尼诺预报技巧中具有更加重要的作用。

关键词 厄尔尼诺—南方涛动 粒子滤波 目标观测

文章编号1006-9895(2018)03-0677-19中图分类号P456文献标识码Adoi:10.3878/j.issn.1006-9895.1711.17264

## Application of Particle Filter Assimilation in the Target Observation for El Niño–Southern Oscillation

DUAN Wansuo<sup>1, 3</sup>, FENG Fan<sup>2</sup>, and HOU Meiyi<sup>4</sup>

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

2 School of Atmospheric Sciences/Plateau Atmosphere and Environment Key Laboratory of Sichuan Province/Joint Laboratory of Climate and Environment Change, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225

3 College of Earth Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

4 College of Atmospheric Sciences, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

**Abstract** Considering the limitation of particle filter-target observation approach, the present study proposes a new target observation approach that can overcome this limitation. This new approach is then applied to the study of the predictability of El Niño–Southern Oscillation and reveals the sensitive areas for targeting observation associated with eastern- and central-Pacific El Niño events. By assimilating the target observations, the prediction uncertainties for the two types of El Niño events are significantly reduced. This result confirms that the sensitive areas revealed by the new approach, compared with other areas, can play a much more important role in improving the El Niño forecast skill.

收稿日期 2017-11-03; 网络预出版日期 2017-12-05

作者简介 段晚锁,男,1973年出生,研究员,主要从事天气、气候可预报性研究。E-mail: duanws@lasg.iap.ac.en

通讯作者 封凡, E-mail: fengfan@cuit.edu.cn

**资助项目** 国家自然科学基金项目 41525017、41690124,"全球变化与海气相互作用"专项 GASI-IPOVAI-06,成都信息工程大学引进人才科研启动 项目 KYTZ201736

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grants 41525017 and 41690124), National Program on Global Change and Air–Sea Interaction (Grant GASI-IPOVAI-06), Scientific Research Foundation of Chengdu University of Information Technology (Grant KYTZ201736)

Keywords El Niño-Southern Oscillation, Particle filter, Target observation

## 1 引言

厄尔尼诺—南方涛动 (ENSO) 现象是发生在热 带太平洋地区的厄尔尼诺 (El Niño) 和南方涛动 (Southern Oscillation) 现象的合称,是气候系统中 具有最强年际变率信号的一种短期气候现象。ENSO 是热带太平洋地区海气相互作用的结果 (Philander, 1983; Ropelewski and Halpert, 1987; Wang and Picaut, 2004; Weng et al., 2007; Kao and Yu 2009),但它对全 球的天气和气候事件异常皆具有重要影响(Bjerknes, 1969; Cane, 1983; Rasmusson and Wallace, 1983; Hoerling et al., 1997; Trenberth et al., 1998; Alexander et al., 2002; McPhaden et al., 2006; Ham et al., 2014)。 因此,成功预测 ENSO 具有重要意义。

El Niño 事件通常呈现最大的海表温度暖异常 中心在热带东太平洋。然而,自20世纪90年代以 来,区别于传统厄尔尼诺事件的一种新型 El Niño 事件开始频繁发生,该类 El Niño 事件最大海表温 度暖异常中心位于热带中太平洋。根据海表温度暖 中心位置的不同,上述两类 El Niño 通常被称为东 太平洋型 El Niño 事件和中太平洋型 El Niño 事件 (EP-El Niño 事件和 CP-El Niño 事件, Kao and Yu 2009)。两类 El Niño 事件发生的周期与物理机制具 有显著差异(Kug et al., 2009, 2010; Weng et al., 2007; Xiang et al., 2013), 而且对全球天气和气候的影响 也存在较大差别 (Feng et al., 2011; Taschetto and England, 2009; Weng et al., 2007; Zhang et al., 2011; Wang and Wang, 2013)。所以,采用数值模式预报 ENSO 事件时,不仅需要预报 El Niño 事件是否发 生,还需提前对 El Niño 事件的类型做出判断,因 而更增加了 ENSO 预测的挑战性。

自热带海洋与全球大气计划(TOGA)实施以 来,科学家们提出多种理论解释 ENSO 现象的物理 机制,并发展了不同复杂程度的数值模式模拟、预 报 ENSO 事件。ENSO 事件的预报技巧已得到明显 提高,但就 ENSO 预报结果而言,ENSO 预测仍具 有很大的不确定性(Kirtman et al., 2001; Wang and Picaut, 2004; Wang and Fiedler, 2006; Chen and Cane, 2008; Jin et al., 2008; Qi et al., 2017)。尤其,CP-EI Niño 事件频繁发生,而许多模式又未能较好模拟该 类事件,从而进一步加剧了 ENSO 预测的不确定性 (Hendon et al., 2009; Hu et al., 2012; Jeong et al., 2012; Xue et al., 2013)。

许多研究针对 ENSO 预测开展了大量的可预报 性研究工作,对影响 ENSO 预报技巧的因素进行了 深入探讨。许多文献从预报误差增长的角度研究 ENSO 的可预报性。例如, Moore and Kleeman (1996)从误差增长的角度揭示了 ENSO 预测的"春 季可预报性障碍"(SPB)现象,强调了初始误差的 作用; Chen et al. (2004)则通过改进数值模式的初 始化程序,减弱了 ENSO 事件的 SPB 现象,提高了 ENSO 的预报技巧。Mu et al. (2007a, 2007b) 进一 步强调具有特定空间结构的初始误差能够导致 ENSO 预测产生更大的预报误差 (Duan et al., 2009; Duan and Wei, 2013; Duan and Hu, 2016; Hu and Duan, 2016)。这些结论主要针对传统的 EP-El Niño 事件。近来, Tian and Duan (2016) 采用校正的 Zebiak-Cane 模式(Zebiak and Cane, 1987)也强调 了初始误差对 CP-El Niño 预测不确定性具有重要 影响;而且,他们对比了 EP-和 CP-El Niño 的具有 特定结构的最快增长初始误差,表明两类 El Niño 事件具有空间结构相似的最快增长初始误差,但该 两类初始误差却更多的导致 EP-El Niño 发生 SPB 现象。Hendon et al. (2009)通过回报试验指出 Niño4 指数的预报不存在明显的 SPB 现象,从而也说明 CP-El Niño 较 EP-El Niño 的 SPB 现象更弱, 也意味 着 CP-El Niño 比 EP-El Niño 更易预报。Luo et al. (2008)通过计算观测和模式预报的距平相关系数 指出, Niño4 指数的预测水平比 Niño3 指数更高, 同样也表明 CP-El Niño 可能比 EP-El Niño 更容易预 报。Luo et al. (2008)的结果基于 SINTEX-F 模式 (Scale Interaction Experiment Frontier coupled GCM, Luo et al., 2003, 2005), 该模式的模式误差很 小,是国际上模拟 ENSO 效果最好的模式之一,而 Tian and Duan(2016)的结果是基于完美模式假设。 所以,结合他们的结果可以推断,当模式误差的影响 可以忽略时, CP-El Niño 比 EP-El Niño 更容易预报。 事实上,无论何种情形,这些研究都强调了初始场的 精度在两类 El Niño 预测中的重要性。可见, ENSO 预报不确定性的主要原因之一是数值模式中初始误 差的增长。因此,对初始状态的准确估计为提高两类 El Niño 事件的预报技巧提供了最有前途的途径。

3期	段晚锁等: 粒子滤波同化在厄尔尼诺—南方涛动目标观测中的应用	
No. 3	DUAN Wansuo et al. Application of Particle Filter Assimilation in the Target Observation for El Niño-Southern	679

要提供更准确的初始场,方法之一是增加额外 的观测。这一思想可以追溯到美国 1947 年开始的 飓风监测计划 (Riehl et al., 1956)。该思想随后也被 应用到关于气候预测研究的海洋观测计划中,如世 界气候研究计划(WCRP)分别于 1985 年和 1990 年启动的 Tropical Ocean and Global Atmosphere (TOGA) 计划和 World Ocean Circulation Experiments (WOCE)。但是,由于观测资料的有 效利用取决于具体的天气和气候过程,而且大范围 的增加观测不仅耗费金钱,还难以实施。理论上, 如果在初值的敏感区同化观测资料,初始场的改善 会更加有效地改进模式的预报效果;而在初值的其 他区域同化观测资料, 初始场的质量不会明显地改 进或对模式预报效果不产生任何积极影响, 甚至可 能对整个预报效果产生负面影响。于是, Riehl et al. (1956)提出了目标观测的思想,即通过对小范围 "关键区域"加密观测并同化到初始分析场,便可 达到大范围增加观测对预报水平的提高程度 (Snyder, 1996; Mu, 2013)。而且,关于数值天气 预报的研究表明,在资料缺乏、模式较为简单的情 况下,不论是用何种同化方案,相对于简单的在某 些固定地点增加观测,目标观测对预报效果的提高 更加有效(Fischer et al., 1997; Morss et al., 2001)。

目标观测已经在高影响天气预报外场试验中 得到实施(Langland et al., 1999; Wu et al., 2007)。 进入 21 世纪以来,目标观测也已成为世界气象组 织倡导的一项新的国际大气科学计划,即观测系统 研究与可预报性试验(THORPEX)的主要研究内 容之一。数值天气预报主要是数值模式的初值问题 (Lorenz, 1963; 丑纪范和郜吉东, 1995; Kalnay, 2002),初始场的不确定性是数值天气预报的主要 误差来源之一,因而利用目标观测改进初始场,提 高数值天气预报水平,是具有深厚理论基础的。对 于 ENSO 预测,如前所述,大量研究已经表明,初 始误差是 ENSO 预报结果不确定性的主要误差来源 之一。因此,应用于改进数值天气预报研究的目标 观测方法有可能为改进ENSO数值预报模式的初始 场提供一条有效途径(Mu et al., 2007a, 2007b; Duan et al., 2009; Yu et al., 2009)。事实上, 一项新的热带 太平洋观测计划[Tropical Pacific Observing System 2020 (TPOS20), Cravatte et al., 2016]正在研究和部 署。该项计划希望在原 TOGA 观测网的基础上,优 化热带太平洋观测网,用以应对两类 El Niño 事件 的研究和预测。那么,究竟如何优化热带太平洋观 测网?该问题与目标观测的研究紧密相关。

目标观测的关键在于目标观测区域(或称敏感 区)的确定,这直接影响目标性观测的有效性。目 前,用于确定目标观测敏感区的方法大致可以分为 两类 (Toth and Kalnay, 1997; Bishop and Toth, 1999; Baker and Daley, 2000; Bishop et al., 2001; Hamill and Snyder, 2002): 第一类是从初始误差发展的角 度出发,通过不同的方法获取对预报结果影响最大 的初始误差,然后把误差较大且集中的区域确定为 敏感区; 第二类则是直接以减小预报结果不确定性 为目标,即考察同化哪个区域的观测资料,能够最 大程度减小预报结果的不确定性,那么该区域即为 目标观测敏感区。前者确定敏感区的方法主要有线 性奇异向量(Palmer et al., 1998)、繁殖向量(Lorenz and Emanuel, 1998)、梯度敏感性(Langland and Rohaly, 1996),和近来我国学者提出的条件非线性 最优扰动方法 (Mu et al., 2003; Duan and Mu, 2009),等等,该类方法将最快增长初始误差的大 值区作为敏感区;后者则包含集合卡尔曼滤波、集 合转换卡尔曼滤波方法(Bishop et al., 2001)等, 此类方法逐点同化观测,将能够导致预报结果不确 定性具有最大减小程度的格点区域作为敏感区。

集合卡尔曼滤波和集合转换卡尔曼滤波都是 基于状态空间贝叶斯估计具体实现的算法,他们要 么采用线性近似观测算子且观测误差服从高斯分 布,要么对预报误差协方差采取线性近似。考虑到 该类方法的上述局限性, Kramer and Dijkstra(2013) 利用粒子滤波同化方法(KD),将模式的集合样本 看做系统状态的样本,利用序贯重要性采样方法同 化不同区域的观测, 然后计算同化后集合样本的离 散度较同化前的减小程度,确定目标观测敏感区 (详见第二节)。尽管集合离散度也是考察预报结 果不确定性的一种度量,但如果集合样本不能较好 描述集合平均的不确定性的话,对应的集合预报系 统就是不可靠的,上述目标观测就不能有效减小集 合预报的离散度,以及实际预报中希望知道的集合 平均预报误差,从而使得由集合离散度度量的初值 敏感性不能得到实际预报的验证(详见第三节)。 那么,如何解决粒子滤波目标观测方法集合离散度 和集合平均预报误差不一致的问题?即是说,如何 改进 KD 的目标观测方法,使其集合离散度和集合 平均预报误差度量的初值敏感性一致,或者说,使 改进的 KD 方法确定的目标观测敏感区的有效性能够得到实际预报的验证?

本文将针对该问题,提出一种可以解决上述矛 盾的新的粒子滤波目标观测方法,并将其应用于两 类 El Niño 的目标观测问题研究,从而为新的热带 太平洋观测计划 TPOS20 提供可供参考的,且具有 深厚理论基础的优化观测方案。文章第二节将针对 KD 目标观测方法的局限性,提出新的粒子滤波目 标观测方法;第三节介绍研究所采用的试验方案和 资料,第四、五节则分别针对中太平洋型和东太平 洋型 El Niño 事件,对比新、旧方法确定的目标观 测敏感区及其在提高 El Niño 预报技巧中的作用; 最后,文章给出总结和讨论。

## 2 基于粒子滤波同化的目标观测新 方法

如前所述,粒子滤波—目标观测方法采用资料 同化思想确定敏感区,即考察在哪一个区域实施目 标观测,且通过资料同化系统同化该观测,能够最 大程度减小预报结果的不确定性。本节将在考察 KD 的粒子滤波—目标观测方法局限性的基础上,提 出可克服该局限性的新的粒子滤波—目标观测方 法。

#### 2.1 粒子滤波同化方法

粒子滤波是利用蒙特卡洛算法实现贝叶斯滤 波的一种同化方法。该同化方法根据系统状态向量 的经验条件分布,在状态空间产生一组随机样本 (即粒子)集合,然后根据已有的观测信息不断调 整粒子的权重和位置,用调整后的粒子信息修正原 始的经验条件分布,得到新的样本集合。当样本容 量很大时,这种蒙特卡洛描述近似于状态变量真实 的后验概率分布。该同化方法的核心是利用序贯重 要性采样(Sequential Importance Sample, SIS)方 法来获取粒子的权重(Van Leeuwen, 2009),其理 论模型如下:

设状态向量X,的发展由以下模型给出:

$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{M}_k \left( \boldsymbol{X}_k, \boldsymbol{\zeta}_k \right), \tag{1}$$

)

其中,  $X_k \ge t = t_k$ 时的状态向量,  $M_k \ge$ 模式传播 算子,  $\zeta_k \ge$ 均值为 0 的白噪声序列,  $t = t_k$ 时刻的 观测记为 $Y_k$ 。资料同化的目的是为了在已知当前及 过去所有时刻的观测 $Y_{1:k} = \{Y_1, Y_2, ..., Y_{k-1}, Y_k\}$ 的前 提下,得到当前时刻系统状态 $X_k$ 的条件概率密度 函数  $p(X_k | Y_{1:k})$ 。利用蒙特卡洛方法,  $M p(X_k)$ 中 随机抽取一组(加权)样本(也称作粒子)  $X_{k}^{i}(i=1, 2, ..., N), 则 p(X_{k})$ 可记为

$$p_N(\boldsymbol{X}_k) = \sum w_k^i \delta(\boldsymbol{X}_k - \boldsymbol{X}_k^i), \qquad (2)$$

其中, $w_k^i$ 代表粒子权重, $\delta(\cdot)$ 表示一个函数,该函 数在除了零以外的点函数值都为零,在整个定义域上 的积分等于 1。每个粒子的初始状态是从状态向量的 初始概率密度分布  $p(X_0)$ 中均匀采样( $w_0^i = 1/N$ ) 得到的。在粒子滤波方法中, $p_N(X_k | Y_{1:k})$ 是经过预 测和更新递归得到的。假设已知 $t = t_{k-1}$ 时刻的后验 概率密度  $p_N(X_{k-1} | Y_{1:(k-1)})$ ,也就是说粒子的状态  $X_{k-1}^i$ 和权重 $w_{k-1}^i$ 已知,在 $t = t_k$ 时刻,我们得到了此 时的观测 $Y_k$ 。在预测步,每一个粒子 $X_{k-1}^i$ 向前积分 得到下一个时刻的粒子状态 $X_k^i$ ,则在给定 $t = t_k$ 时 刻以前所有观测 $Y_{1:(k-1)}$ 的前提下, $t = t_k$ 时刻系统状 态的后验条件概率密度函数 $p_N(X_k | Y_{1:(k-1)})$ 可表示 为

$$p_{N}(\boldsymbol{X}_{k} | \boldsymbol{Y}_{1:(k-1)}) = \sum_{i=1}^{N} w_{k-1}^{i} \delta(\boldsymbol{X}_{k} - \boldsymbol{X}_{k}^{i}), \quad (3)$$

在更新步,由 Bayes 原理可计算当前时刻的条件概 率密度函数:

$$p_N(\boldsymbol{X}_k | \boldsymbol{Y}_{1:k}) = \frac{p(\boldsymbol{Y}_k | \boldsymbol{X}_k) p_N(\boldsymbol{X}_k | \boldsymbol{Y}_{1:(k-1)})}{p(\boldsymbol{Y}_k)}, \quad (4)$$

由(3)、(4)式可得到粒子新的权重,即

$$w_k^i = \frac{p(\boldsymbol{Y}_k \mid \boldsymbol{X}_k^i)}{p(\boldsymbol{Y}_k)} w_{k-1}^i,$$
(5)

其中,公式(5)等号右边的分子表示给定系统状态  $X_k^i$ 的前提下,观测 $Y_k$ 的概率密度,它和观测误差的概率分布直接相关。假设观测误差为一多元正态分布,其协方差矩阵为 $\Sigma$ ,则

$$p(\boldsymbol{Y}_{k} | \boldsymbol{X}_{k}^{i}) - \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\boldsymbol{Y}_{k} - \boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{X}_{k}^{i}\right)\right]^{\mathrm{T}} \sum_{k} \left[\boldsymbol{Y}_{k} - \boldsymbol{H}\left(\boldsymbol{X}_{k}^{i}\right)\right]\right\},$$
(6)

其中, **H** 为观测算子,将状态向量空间投影到观测 空间。经过更新步得到了新的粒子及其权重后,继 续进行预测步,直至过程结束。

# **2.2** 粒子滤波同化预报技巧的度量: **Predictive Power** 指数

在利用粒子滤波方法同化了观测后,我们可以 得到系统状态概率密度分布的蒙特卡洛描述,而这 个分布通常是非高斯的。采用基于信息熵的 Predictive Power 指数(Schneider and Griffies, 1999, PP 指数)来度量同化了观测后的非高斯的系统状态 概率分布相对于气候态概率分布不确定性的减小 程度。记随机变量 X 的概率密度函数为 p(X),则 PP 指数 ( $P_P$ )可以表示为

$$P_{\rm p} = 1 - \exp(-S_{q(X)} + S_{p(X)}), \tag{7}$$

其中,  $S_{p(X)}$ 是随机变量的信息熵,用于度量 X 的 概率密度函数所包含的不确定性的大小。

$$S_{p(X)} = -\kappa \int p(X) \ln p(X) dX , \qquad (8)$$

其中,  $S_{q(X)} \ge q(X)$ 的熵, 代表该气候态概率分布 的不确定性, q(X)代表变量 X 气候态分布的概率 密度函数。 $\kappa$  是一个决定熵的单位的常数, 此处取 为 1。当随机变量的每一个可能值出现的概率相同 时, 它的熵最大; 而当随机变量只有一个可能值时, 熵最小。

利用粒子滤波同化方法,可以得到由粒子(即 集 合 样 本 ) 描述 的 系 统 状态 概 率 密 度 函 数  $p(X_k | Y_{Lk})$ 的近似估计,进一步可求得该集合样本 的熵。如果一个集合预报的概率密度函数等于气候 态的概率密度函数,则该集合预报的 Predictive Power 等于零,即相对于气候态分布,该集合预报 并没有对变量提供提高预报技巧的额外信息。如果 一个集合预报的熵减小(如通过同化观测信息使熵 减小),则其 PP 指数值增大,即通过同化,集合预 报技巧提高了。由 PP 指数的定义可以看出,  $0 \leq P_P \leq 1$ ; PP 指数值越大,预报结果不确定性减 小程度越大。

#### 2.3 基于粒子滤波的目标观测新方法

如引言所述, KD 的粒子滤波—目标观测方法, 将模式的集合样本看作系统状态的样本,利用序贯 重要性采样方法同化不同区域的观测,计算同化结 束时集合样本的预报不确定性较同化前的减小程 度,来确定目标观测敏感区。在该方法中,KD 所 采用的预报不确定性的度量是集合样本离散度,而 用 PP 指数表征同化的观测在减小预报不确定性中 的重要性。PP 指数的大值区,即意味着同化该区域 的观测,由集合离散度度量的预报结果不确定性的 减小程度最大。KD 称该区域为目标观测敏感区。 那么,该敏感区的敏感性是否可以在预报试验中得 到验证呢?

对于 KD 方法,目标观测敏感区的验证,即 是在同化阶段同化敏感区的观测,确定集合样本 的权重,然后考察预报阶段集合预报不确定性的 减小程度。也就是说,KD 目标观测敏感区的验证 是通过集合预报试验。对于集合预报,Branković et al.(1988)表明,一个可靠的集合预报系统的集 合平均预报误差应该约等于集合成员与集合平均 的均方离散度。KD目标观测方法仅考量在同化结 束时,同化哪个区域的观测使得集合离散度减小 程度最大,未同时考察是否使得集合平均预报误 差有效减小,因此其涉及的集合预报在同化阶段 就很难保证是一个可靠的集合预报系统,通过同 化 KD 确定的目标观测也很难保证更有效地减小 预报时间段的集合离散度以及集合平均预报误 差。那么,如何使同化窗口内集合样本的离散度 和集合平均预报误差的减小程度一致,从而保证 所得到的目标观测敏感区能够通过集合预报的有 效性检验?

尽管一个可靠的集合预报系统的集合平均预 报误差应该约等于集合成员与集合平均的均方离 散度,但这是在完美模式假定下得到的理论结果, 在实际中不一定能达到。在实际应用中,通常是考 虑集合平均预报误差和集合离散度的相关关系。对 于一个合理的集合预报系统,两者之间应该存在较 强的正相关关系,即集合离散度减小的同时,集合 平均误差也减小,且减小程度相当,这样的集合预 报系统才是合理的。因此,为了使 KD 的用集合离 散度度量的敏感区,同时能够通过集合预报离散度 和集合平均预报误差的检验,我们可通过三个步骤 获得新的目标观测敏感区:

(1)计算同化结束时集合样本离散度和集合预 报误差呈现较强正相关的区域;

(2) 在该正相关区域,用粒子滤波同化不同区 域观测计算系统状态变量的信息熵;

(3)根据上述信息熵,计算 PP 指数值,将 PP 指数大值区作为目标观测敏感区。

该三步骤即描述了本文提出的新的粒子滤波 目标观测方法。可以看出,新粒子滤波—目标观测 方法区别于原方法之处在于提前确定了集合离散 度和集合预报误差呈现较强正相关的区域,从而理 论上保证了新粒子滤波—目标观测方法确定的敏 感区可以同时通过集合离散度和集合平均预报误 差的检验。

### 3 试验方案和资料

粒子滤波同化需要选取足够样本估计预报不 确定性的减小程度,因此在试验过程中需要多次积 分数值模式,以获取更多的集合样本,这无疑带来 巨大的计算量。另一方面,由于模式误差的存在, 天气和气候事件的目标观测敏感区的确定可能会 依赖数值模式,而客观存在的敏感区不受任何因素 的影响。因此,为了使我们确定的敏感区尽可能地 接近客观敏感区,可采用多模式的结果,从而尽可 能消除模式误差的影响,得到更加可信的目标观测 敏感区。多模式的结果也为目标观测敏感区的计算 提出了挑战。那么,如何克服上述困难得到更加可 信的目标观测敏感区呢?

如引言所述,本文关注两类 El Niño 事件预测的热带海温目标观测敏感区,而目标观测敏感区是 一个初值问题,因此,目标观测敏感区需考察预报 结果对初值的敏感性。理论上,对于一个给定的气 候数值模式,如果外强迫不随时间变化,那么在数 值模式长期积分中,把某一年的状态作为真值,其 他年份作为对该年份的预报,那么其预报误差则由 两个年份初始状态的差别所导致,即该预报误差仅 由初始误差导致(Zhang et al., 2015)。对于两类 El Niño 事件,我们采用耦合模式比较计划第五阶段 (CMIP5) 中九个模式工业革命前控制试验

(Pre-industrial control)对热带海表温度(SST, 20°S~20°N, 120°E~80°W)的模拟结果(表1)。 该试验中的温室气体等外强迫始终维持在工业革 命前的水平,即不考虑外强迫因子随时间的变化, 或者说数值模式结果只反映模式的内部变率。在这 些模式长期积分的时间序列中,分别选取大量 El Niño 年作为"真值",将各模式长期积分的其他年 份作为对该真值的预报。这样,每一次 El Niño 年 就可以有大量集合预报样本,而且由于外强迫不 变,这些集合预报样本的预报误差仅由初始误差导 致。对于粒子滤波同化使用的观测,本文采用理想 观测,即在上述从模式积分中选取的真值 El Niño 年的相关状态变量上叠加随机误差,得到理想观 测。对于每一次真值 El Niño 年及其集合预报样本, 通过粒子滤波同化上述理想观测,赋予集合预报样 本(或粒子)不同的权重,滤掉权重较小的样本并 重采样,得到新的集合样本。

利用新的集合预报样本,计算同化窗口结束时 集合平均关于"真值"的预报误差和集合样本关 于集合平均的均方离散度,以及它们的相关系数 (记为 R)。另外,我们知道,未同化观测的集合预 报样本可以理解为是对气候态的估计或预报,据此 可以计算同化窗口结束时气候态的信息熵,而由同 化观测后得到的新的集合预报样本可以计算集合 预报成员在同化窗口结束时的信息熵。利用这两个 信息熵,计算 PP 指数值的空间分布。将 PP 指数的 空间分布作用于 R,然后将 R 大于某一阈值的区域 中的 PP 指数大值区确定为 ENSO 预测的目标观测 敏感区。

对于本研究关心的两类 El Niño 事件,该研究 采用 Kug et al. (2009)关于两类厄尔尼诺事件的区 分标准,即如果 Niño3 指数和 Niño4 指数至少有一 个在北半球冬季 (NDJ)大于 0.5°C,且 Niño3 指数 小于 (大于) Niño4 指数,即认为该年发生了 CP-El Niño 事件 (EP-Niño 事件)。按照该标准,考察表 1 中九个 CMIP5 模式长期积分的模拟结果,选择典 型的 El Niño 事件,即选择在春季开始增暖,冬季 达到峰值的所有 El Niño 事件作为研究对象。各模 式长期积分中存在的 CP-El Niño 事件和 EP-El Niño

表 1 九个 CMIP5 模式及其数据长度和发生的 EP-El Niño/CP-El Niño 次数。模式资料源于 https://esgf-node.llnl.gov/ search/cmip5/[2017-10-30]

Table 1 The data length of	of nine CMIP5 models and numbers of	the simulated EP-El Niño (E	astern Pacific El Niño)/CP-El
Niño (Central Pacific El N	viño). The model data were downloade	d from the website https://es	gf-node.llnl.gov/search/cmip5/
[2017-10-30]			

模式名称	研究机构	数据长度/a	发生 EP-El Niño 的次数	发生 CP-El Niño 的次数
CMCC-CM	The Euro-Mediterranean Center on Climate Change (意大利)	330	20	_
CNRM-CM5	National Centre for Meteorological Research (法国)	850	20	29
GFDL-ESM2M	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (美国)	500	21	30
GISS-E2-R	(NASA) Goddard Institute for Space Studies (美国)	550	17	38
FGOALS-g2	LASG, IAP, Chinese Academy of Sciences (中国)	700	20	—
IPSL-CM5B-LR	Institute Pierre-Simon Laplace (法国)	300	20	—
CCSM4	National Center for Atmospheric Research (美国)	501	20	15
NorESM1-M	Norwegian Climate Centre (NorClim) (挪威)	501	23	—
CESM1-FASTCHEM	National Center for Atmospheric Research (美国)	222	24	—

事件次数见表 1。由表 1 可知,除了 CNRM-CM5、 GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式外,其 他模式模拟得到的 CP-El Niño 事件过少。因此,该 研究探讨 CP-El Niño 的目标观测敏感区仅选择上 述四个模式的资料。对于 EP-El Niño 事件的模拟, 表 1 中九个模式的模拟均能得到较多的个例,所以 探讨 EP-El Niño 事件的目标观测敏感区采用表中所 有模式。

## 4 中太平洋型厄尔尼诺事件的目标 观测敏感区

对于上述选取的能够较好模拟 CP-El Niño 事件的 4 个模式: CNRM-CM5、GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式,针对长期积分的时间序列中的每一次 CP-El Niño 事件及其对应的集合预报样本,采用第三节的试验方案,即用粒子滤波方法同化 1~3 月份热带太平洋各个格点上的月平均SST 观测,对原样本赋予权重,滤掉权重较小的样本并重采样,得到新的样本,考察新集合样本和原集合样本在 3 月份的信息熵,即可得到 PP 指数值(详见第二节 KD 方法)。图 1 分别给出了用 KD 方法计算得到的四个模式中 CP-El Niño 事件的 PP 指数值空间分布。结果表明,对于上述四个模式来说,同化不同格点 SST 观测后得到的 PP 指数值的分布总体上相似,即 PP 指数值相对较大的区域主要位于赤道附近约 170°E~120°W 的中东太平洋。

该研究也通过同化其他季节的观测,考察确定 CP-El Niño 的 PP 指数值空间分布特征,即通过同 化 CP-El Niño 年上一年度 10~12 月、CP-El Niño 年的 4~6 月和 7~9 月的 SST 观测,考察哪个区域 的 SST 观测对未来 El Niño 预报不确定性的减小程 度最有效。结果表明,各模式所得到的 PP 指数空 间分布与图1类似。也就是说,无论从哪个季节开 始预报 CP-El Niño 事件,对于四个模式, PP 指数 的大值区均主要位于热带中东太平洋。PP 指数的大 值区即意味着同化该区域的观测能够更大程度的 减小集合离散度度量的预报结果的不确定性。如果 考察能够最大程度减小集合离散度度量的预报结 果的不确定性,那么对应的最大 PP 指数则主要位 于赤道中太平洋。根据 Kramer and Dijkstra (2013) 的观点, 热带中太平洋即代表了 CP-El Niño 事件的 目标观测敏感区。那么, 该敏感区的敏感性能否能 够通过 CP-El Niño 预报试验的检验呢?

为了验证 KD 方法确定的目标观测敏感区是否 是 CP-El Niño 事件预测的目标观测敏感区,我们针 对上述四个模式,同化了图 1 中 PP 指数最大的前 M个格点上1~3月期间的SST观测,再让得到的 Niño4 指数的加权集合自由发展 9 个月,从而得到 对 CP-El Niño 事件的一次集合预报。根据不同模式 不同的 PP 指数大小, M 值的选取也不同。具体地, 在同化 SST 时, CNRM-CM5 模式取 M=60, 其余 三个模式均取 M=80。同时作为对照,该研究也选 取其他三个随机区域,考察了同化该区域相同格点 数观测的集合预报结果。每个模式随机区域的选取 方法如下:首先,将热带太平洋区域(15°S~15°N, 120°E~80°W) 平均分成 9 部分 (如图 2 所示)。对 于每个模式,分别从赤道以北的1、2、3区域,赤 道区域的4、5、6区域,以及赤道以南的7、8、9 区域中,各随机选出一个区域,并随机选取该区域 内M个格点的方阵,记为Rand1、Rand2和Rand3 区域。随机区域的选取共实现 10 次,以下对应于 随机区域的结果为10次随机区域实现的集合平均。

图 3 给出了 CNRM-CM5、GFDL-ESM2M、 GISS-E2-R和CCSM4模式用KD方法计算的PP指 数最大值前 *M* 个格点的位置(记为 PP\_max),主要 位于日界线附近的赤道中太平洋,即上述表明的用 KD 方法确定的 CP-El Niño 事件的目标观测敏感 区。对每个模式,我们分别同化 PP\_max 和随机区 域 Rand1、Rand2和 Rand3 区域的上述*M* 个格点1~ 3月的SST 观测,考察对 CP-El Niño 事件 Niño4 指 数 4~12 月集合预报的预报不确定性的减小程度, 从而考察目标观测敏感区的有效性。

图 4 给出了 CCSM4 模式中的一次 CP-El Niňo 事件预测的目标观测敏感区试验结果。从图中可看 出,对于该事件,同化 1~3 月 PP\_max 区域观测的 SST 后,该次 CP-El Niňo 事件 4~12 月的集合平均 预报误差明显小于同化 Rand1 和 Rand3 区域内观测 的 SST 集合平均预报误差,但略大于同化 Rand2 区域观测的 SST 预报误差。但是无论同化哪个区域 观测的 SST, CCSM4 模式都未能预报出该次 CP-El Niňo 事件;从 Niňo4 指数的发展来看,同化 PP\_max 区域观测的 SST 得到的 CP-El Niňo 事件的预报也仅 在同化阶段 1~3 月与真值最接近,而在预报阶段 4~12 月却远离真值,造成较大的预报误差,甚至 大于同化 Rand2 区域观测的 SST 预报误差。所以, 与同化随机区域观测的 SST 预报结果相比,同化



图 1 CNRM-CM5、GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式中,用 KD 方法计算的 CP-El Niño 的 PP 指数的集合平均 Fig. 1 Ensemble means of the PP (Predictive Power) index calculated by the KD approach for CP-El Niño in the models of CNRM-CM5, GFDL-ESM2M, GISS-E2-R and CCSM4, respectively



图 2 热带太平洋区域(15°S~15°N, 120°E~80°W)均分为9个区域的示意图 Fig. 2 Diagram of the equally-shared nine regions over the tropical Pacific Ocean (15°S–15°N, 120°E–80°W)

PP\_max 区域内观测的 SST 并未有效提高该次 CP-El Niňo 事件的预报技巧。那么,是否 KD 方法 确定的赤道中太平洋区域不是 CP-El Niňo 事件预 报的目标观测敏感区呢?为此,我们进一步针对更 多的个例进行目标观测敏感区试验。具体地,随机 选取 CCSM4 模式中的 15 次 CP-El Niňo 事件,分 别同化图 3 所示的 PP\_max,以及随机选取的 Rand1、Rand2 和 Rand3 区域的前 *M* 个观测格点, 考察对 CP-El Niňo 事件 Niňo4 指数预报不确定性的 减小程度。图 5 给出了上述 15 次事件的集合平均 预报误差。结果表明,对于大多数 CP-El Niňo 事件, 同化 PP\_max 区域内观测的 SST 相较于同化其他三 个随机区域观测的 SST 并未有效减小 Niňo4 指数的 集合平均预报误差。

上述结果是针对 CCSM4 模式的结果。如图 3 所示,其他三个模式也得到了与 CCSM4 类似的目标观测敏感区,那么是否该敏感区在其他三个模式预报中可以得到检验呢?事实上,我们通过目标观

测敏感区试验,同样表明了与随机区域相比,同化 上述目标观测敏感区 SST 观测而得到的 CP-El Niño 事件的集合预报,并不是具有最小集合平均预报误 差的预报,即是说, PP max 区域不能代表 CP-El Niño 事件预测的目标观测敏感区,而且不同模式均 表明了这一点,说明该敏感区的敏感性未能通过有 效性检验的原因不是来自于模式,而是来自于 KD 方法的局限性,即KD 方法只保证了其确定的目标 观测使集合预报离散度减小程度最大,而不能同时 确保集合平均预报误差显著减小(详见第二节)。 事实上,在 KD 方法确定的目标观测敏感区的检验 中,主要涉及的是用粒子滤波同化目标观测,赋予 集合样本不同权重而开展的集合预报。对于一个给 定的完美模式,集合预报技巧的高低依赖于集合样 本的选取,而对于该研究使用的粒子滤波方法,集 合样本的选取是否合理就归结为通过粒子滤波同 化赋予样本的权重,上述同化 PP max 观测未能有 效减小集合平均预报误差,说明赋予集合样本的权

42 卷

Vol. 42



图 3 同图 1,图中黑色打点区域是各模式 PP 指数最大值前 M 个格点(CNRM-CM5 模式选取前 60 个格点,GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式均选取前 80 个格点)所在的位置

Fig. 3 As in Fig. 1, but with black-dotted regions for the first *M* grid points with much large PP values (the first 60 grid points are for model CNRM-CM5 while the first 80 grid points are for models GFDL-ESM2M, GISS-E2-R, and CCSM4)

重不合理。也就是说,粒子滤波同化的观测不合理, 而这恰恰说明只用集合离散度度量集合预报的不 确定性是 KD 方法的局限性。那么究竟应该同化哪 个区域的观测可以使得集合预报样本得到更加合 理的权重,从而使得集合样本离散度显著减小的同 时,集合平均预报误差也大大减小? 为克服 KD 方法的局限性,本文第二节考虑到 集合预报系统可靠性的衡量标准,结合集合离散度 和集合预报误差度量的相关关系,提出了粒子滤波 目标观测新方法。以下我们将使用新的目标观测方 法确定 CP-El Niño 的目标观测敏感区。事实上,新 的目标观测方法只是在 KD 方法的基础上,根据粒



图 4 (a) CCSM4 模式中一次 CP-El Niño 事件(红线)的 Niño4 指数,及其同化 PP\_max 区域观测的 SST(黑线)和随机区域 Rand1、Rand2 和 Rand3 区域观测的 SST(蓝线、绿线、紫线)的集合平均预报的 Niño4 指数;(b) a 图中集合平均预报的预报误差

Fig. 4 (a) Niño4 index of a CP-El Niño event (red line) in the model CCSM4, its ensemble-mean forecast by assimilating the observed SST over the PP\_max region (black line), and over three randomly selected regions denoted by Rand1, Rand2, and Rand3 (blue, green, and purple lines). (b) Prediction errors of the ensemble-mean forecasts shown in Fig. a

子滤波同化的结果,提前确定了集合样本离散度与 集合平均预报误差间呈现较强正相关的区域, 然后 在该区域计算 PP 指数,确定能够更大程度减小集 合离散度的目标观测区域,从而保证了目标观测在 最大程度减小集合离散度的同时,也能够更大地减 小集合平均预报误差。具体地,对于上述能够较好 模拟 CP-El Niño 事件的 4 个模式 (CNRM-CM5、 GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式),针 对每一次 CP-El Niño 事件及其对应的集合预报样 本,用粒子滤波方法同化 1~3 月份热带太平洋各 个格点上的月平均 SST 观测, 根据每个样本所赋予 的权重的大小,通过重采样得到新的集合样本,计 算此时各个格点对应的集合样本离散度与集合平 均误差的相关系数(图6),然后在呈现较强正相关 的区域计算 PP 指数值,选取 PP 指数最大值的前 M 个格点区域(CNRM-CM5模式选取前60个格点, GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式均选取 前80个格点)作为目标观测敏感区。

图 7 给出了上述四个模式关于 CP-El Niño 预测 的目标观测敏感区,其中黑色打点区域即为 PP 指 数值最大的前 *M* 个格点的位置,记为 PP\_max\_R, 即为新方法确定的目标观测敏感区。从图中可以看 出,黑色打点的区域较 KD 方法确定的敏感区更加 分散,且有相当一部分格点的位置在赤道东太平 洋。也就是说,新方法确定的敏感区与原方法存在 较大差别,新方法除了强调赤道中太平洋目标观测 在 CP-El Niño 预测中的重要性,同时还强调了赤道 东太平洋目标观测的必要性。

与 KD 方法类似,对于新方法,我们也通过同 化其他季节的观测,考察确定 CP-El Niño 的目标观 测敏感区。结果表明,各模式所得到的目标观测敏 感区分布与图 7 类似。所以,无论从哪个季节开始 预报 CP-El Niño,对集合预报样本离散度和集合平 均预报误差的减小具有最大贡献的 SST 观测可能 位于相同的区域,尤其除了赤道中太平洋区域外, 也同时强调了赤道东太平洋区域的重要性。另外, 我们也注意到,当同化不同季节观测时,只有同化 7~9 月的观测所得到的 PP 指数在数值上大于在其 他季节同化的结果。事实上,造成该结果的主要原 因是由于 7~9 月一般是 El Niño 事件发展放大的季 节,此时 El Niño 的信号显著地大于气候噪声,从 而使得同化该季节的观测信息能够更大程度地减 小 El Niño 事件集合预报的不确定性。

既然从不同季节开始预报 CP-El Niño, SST 的 目标观测敏感区均主要位于赤道中太平洋和东太 平洋,那么这样的敏感区是否可以克服原敏感区的 局限性而有效提高 CP-El Niño 的预报技巧呢?

我们仍以图4中所呈现的CCSM4模式的CP-El Niño 事件为例,考察同化 PP\_max\_R 区的 SST 观测后得到的 Niño4 指数的概率预报,并与 KD 方法





Fig. 5 Ensemble-mean forecast errors for the selected fifteen CP-El Niño events simulated by model CCSM4, including the forecasts with assimilation of the observed SST in the PP\_max region (red bar) and in three randomly selected regions denoted by Rand1, Rand2, and Rand3 (blue bars)

687



图 6 CNRM-CM5、GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式同化 1~3 月观测的 SST 后,所得到的 Niño4 指数的集合离散度和集合平均误差的空间 相关系数

Fig. 6 Correlation coefficients between ensemble spread and ensemble-mean forecast errors for the ensemble forecasts generated by models CNRM-CM5, GFDL-ESM2M, GISS-E2-R, and CCSM4 with assimilation of observed SST observations from January to March



Fig. 7 As in Fig. 3, but for ensemble means of the PP index calculated by the new approach



图 8 图 4 中 CCSM4 模式的 CP-El Niño 的 Niño4 指数的概率预报: (a) 模式同化了 PP\_max 的观测 SST 后; (b) 同化 PP\_max\_R 的观测 SST 后。 红线代表真值 CP-El Niño 事件, 灰色区域代表概率预报结果

Fig. 8 Niño4 index of probability forecast (NIPF) in the CP-El Niño by model CCSM4 shown in Fig. 4: (a) Assimilation of observed SST in the PP\_max region; (b) assimilation of observed SST in the PP\_max\_R region. Red lines represent the truth values, the areas shaded in gray represent the results of probability forecast

同化 PP\_max 区 SST 观测作对比(图 8)。结果表明, 与同化 PP\_max 区的 SST 观测相比,同化 PP\_max\_R 区的 SST 观测不仅在同化阶段有效降低了集合预 报样本的离散度,而且在预报阶段,也使得大部分 集合样本集中在真值 CP-El Niño 事件附近,具有较 小的集合离散度,从而使得同化 PP\_max\_R 区的 SST 观测较同化 PP\_max 区的 SST 观测具有更小的 集合平均预报误差,因而 PP\_max\_R 区具有更强的 敏感性,即是说同化 PP\_max\_R 的 SST 观测,较同 化 PP\_max 的 SST 观测能够更大程度提高 CP-El Niño 事件的预报技巧,前者比后者更适合代表 CP-El Niño 事件的目标观测敏感区。

为进一步表明 PP\_max\_R 的敏感性, 文中也对 图 5 中所呈现的 CCSM4 模式的 15 个 CP-El Niño 个例进行了新旧敏感区对照试验。结果表明, 同化 PP\_max\_R 的 SST 观测, 相比同化 PP\_max 的 SST 观测, 能够成功预测出 CP-El Niño 事件的发生, 且 大多数个例的集合平均预报误差明显降低。另外, 该研究也针对四个模式的所有 CP-El Niño 个例, 给 出了同化 PP\_max\_R、PP\_max 和三个随机区域 SST 观测后对 Niño4 指数的集合平均预报与"真值"的 相关系数(图 9)。四个模式的结果均表明, 与集合 平均预报误差类似, 同化新方法确定的敏感区 PP\_max\_R 的 SST 观测, 所得到的集合平均 预报具有与真值更高的相关系数, 且明显高于同化 随机区域观测所得到的相关系数。该结果说明,新 方法确定的目标观测敏感区,即赤道中太平洋和东太 平洋区域的确是预报 CP-El Niño 事件的目标观测敏 感区,同化该区域的观测相比于同化其他区域观测, 更加有利于 CP-El Niño 集合预报技巧的提高。

## 5 东太平洋型厄尔尼诺事件的目标 观测敏感区

对于 EP-El Niño 事件,该研究采用的九个模式 都具有较好的模拟能力,且在其长期积分中存在较 多的 EP-El Niño 事件 (如表 1)。为探讨该类事件的 目标观测敏感区,本文考察表1中所有模式的EP-El Niño 事件。与上节探讨的 CP-El Niño 事件类似, 该节也采用 KD 方法和本文提出的新方法识别 EP-El Niño 事件的目标观测敏感区,即将表1中的 各数值模式的 EP-El Niño 事件作为"真值",将具 有定常外强迫的数值模式长期积分(即 PI-control 试验)的其他年份作为对该事件的集合预报样本 (或粒子),则该事件的预报误差则由初始误差导 致。对于该事件,利用粒子滤波方法同化 1~3 月 的观测,对原集合样本赋予不同权重,放弃权重较 小的样本,然后进行重采样得到新的样本。对于 KD 方法, 直接利用 El Niño 事件的原样本和新样本 的信息熵计算 PP 指数,将 PP 指数空间分布中的大 值区作为 El Niño 事件的目标观测敏感区;而对于 本文提出的新方法,则首先计算原样本的集合离散



图 9 对 CNRM-CM5、GFDL-ESM2M、GISS-E2-R 和 CCSM4 模式中所有 CP-El Niño 个例,在分别同化 PP\_max\_R (黄)、PP\_max (红)和其他三 个随机区域(蓝、绿、紫)观测的 SST 后,关于其 Niño4 指数集合平均预报的结果与"真值"的相关系数。图中虚线表示通过置信水平为 95%的显 著性检验的临界值

Fig. 9 Correlation coefficients between the predicted Niño4 index for CP-El Niño events and that of true events. The predicted Niño4 index is obtained by conducting ensemble-mean forecast with assimilation of observed SST in the PP\_max\_R (yellow), PP\_max (red) regions, and other randomly selected three regions (blue, green, and purple), respectively, using models CNRM-CM5, GFDL-ESM2M, GISS-E2-R, and CCSM4. The dashed lines denote significance correlation at the 95% confidence level

度和集合平均误差的空间相关,再在呈现正相关的 区域计算 PP 指数,将 PP 指数的大值区作为目标观 测敏感区。

通过计算各模式 EP-El Niño 事件的 PP 指数, 并考察其大值区作为目标观测敏感区,结果表明, KD 方法确定的敏感区主要位于 120°W 以东,而新 方法确定的目标观测敏感区的相当一部分格点则 倾向于西移,并接近 150°W (图 10),而且新目标 观测敏感区的敏感性在 EP-El Niño 事件 4~12 月期 间的集合预报得到了有效验证。事实上,新敏感区 与 KD 方法确定的敏感区以及随机选取的具有相同 格点的区域相比,无论是集合平均预报误差(与图 5 类似,故略),还是 Niño3 指数演变的相关系数(图 11),同化新敏感区目标观测的集合预报都倾向于 具有更高的预报技巧。所以,新方法确定的 PP 指 数大值区更适合作为 EP-El Niño 事件的目标观测敏 感区。

#### 6 总结和讨论

KD 提出的粒子滤波—目标观测方法利用集合



图 10 用新方法计算得到的表 1 中各数值模式 EP-El Niño 个例的 PP 指数空间分布的集合平均,打点区域是 PP 指数最大值的前 *M* 个格点 Fig. 10 Ensemble means of the PP index calculated by the new approach for the EP-El Niño cases in each model listed in Table 1. The black-dotted regions are for the first *M* grid points with much large PP values

样本离散度度量初值敏感性,但该敏感性不能保证 等同于集合平均预报误差度量的初值敏感性,从而 使得 KD 目标观测敏感区的有效性往往在预报试验 中得不到验证。针对 KD 方法的这种局限性,该研 究依据集合预报系统的可靠性条件——集合样本 离散度和集合平均预报误差呈正相关关系,提出了 新的粒子滤波—目标观测方法,即在应用 KD 方法 之前,首先计算集合样本离散度和集合平均预报误 差呈现较强正相关关系的区域,然后在该区域考察 PP 指数的大值区,将该大值区作为目标观测敏感 区。 将新的粒子滤波一目标观测方法应用于揭示 两类 El Niño 的目标观测敏感区,并与 KD 方法进 行了对比。结果表明,对于 CP-El Niño 事件, KD 方法确定的每感区除了包含赤道中太平洋区域 外,还强调了赤道东太平洋区域,而且通过粒子滤 波同化试验表明,同化新敏感区的目标观测,不仅 成功预报出 CP-El Niño 的发生,而且较同化旧敏感 区的观测大大减小了集合预报样本的离散度和集 合平均预报误差,显著提高了 CP-El Niño 的预报技 巧。对于 EP-El Niño 事件, KD 方法和新方法确定



图 11 表 1 中每个模式中所有 EP-El Niño 个例,在分别同化 PP\_max\_R (黄色线)、PP\_max (红色线)和其他三个随机区域 (蓝色线、绿色线、紫色线) 观测的 SST 后,对 Niño3 指数集合平均预报与"真值"的相关系数。图中虚线是各模式的相关系数通过置信水平为 95%的显著性检验的临界值 Fig. 11 Correlation coefficients between the predicted Niño3 index for EP-El Niño events and that of true events. The predicted Niño3 index is obtained by conducting ensemble-mean forecast with assimilation of observed SST in PP\_max\_R (yellow lines), PP\_max (red lines) regions, and three randomly selected regions (blue, green, and pink lines) respectively using the selected models listed in Table 1. The dashed lines denote significance correlation at the 95% confidence level

的敏感区都位于赤道东太平洋,但后者比前者要明显东移,位于150°~120°W以东,而且同化后者的目标观测进行集合预报,与同化其他区域的观测相

比,无论是集合平均预报误差,还是 Niño3 指数演 变的相关系数都获得更高的预报技巧。所以,新方 法识别的敏感区更适合作为 EP-El Niño 和 CP-El

Niño 事件的目标观测敏感区,可为新的热带太平洋观测计划(如 Tropical Pacific Observing System 2020, Cravatte et al., 2016)提供可供参考的优化观测方案。

利用新方法确定的两类 El Niño 事件的目标观 测敏感区都强调了赤道东太平洋海温观测的重要 性,即是说两类 El Niño 的预测都对赤道东太平洋 的初始海温误差比较敏感。Mu et al. (2014)表明, 热带太平洋的海温初始误差的发展与信号 El Niño 的发展机理类似,即是说,热带太平洋的海温初始 误差要么演变为一个类 EP-El Niño,要么为一个类 CP-El Niño, 要么为一个类 La Nina 事件。在确定目 标观测敏感区时,从误差增长的角度我们寻找的是能 够导致最大预报误差的最快增长初始误差,对比热带 太平洋初始误差发展的模态,类 EP-El Niño 事件一 般强于类 CP-El Niño 和 La Nina 事件(这在观测中也 是成立的),即是说发展为类 EP-El Niño 事件的预报 误差最大,其对应的初始误差模态是最快增长初始误 差,而该类初始误差往往位于赤道东太平洋。因此, 赤道东太平洋为两类 El Niño 事件的目标观测敏感区 之一,从而解释了为什么两类 El Niño 事件的目标观 测敏感区均强调了赤道东太平洋区域。

上述结论是通过将模式中的 El Niño 事件作为 真值进行预报预测得到的,下一步的工作应是将观 测的 El Niño 事件作为预报对象, 用粒子滤波方法 确定目标观测敏感区,从而验证上述结论。用观测 的 El Niño 确定目标观测敏感区,应是更为实际的 做法,但考虑到该研究使用了多模式的结果,而且 选取了模式积分中所有的 El Niño 事件作为研究对 象,所得结果对实际预报预测应具有指示意义。我 们注意到,上述目标观测敏感区具有一定的模式依 赖性,毫无疑问这是由模式之间的偏差导致的。事 实上, 敏感区的确定, 应考虑在多模式 PP 指数空 间分布的集合平均且通过显著性检验的区域基础 之上进行。但本文中能够模拟两类 El Niño 事件的 模式相对较少,无法考虑统计集合平均的结果,期 望未来能够使用更多的模式得到更可靠的两类 El Niño 事件的目标观测敏感区。另外,该研究使用 CMIP5 模式的 PI-control 试验资料,不考虑外强迫 随时间变化的情况,因而可以认为不同 El Niño 年 之间的偏差仅由它们的初始偏差所导致,不受模式 误差的影响,从而可以将粒子滤波同化方法应用于 上述模式资料,考察初值敏感性对预报结果的影 响。事实上,在粒子滤波同化的应用中,我们也可 以考虑随时间变化的外强迫影响下的模式资料。该 情形下,对于资料同化,我们考虑的问题即为在时 变外强迫的影响下(如 CO<sub>2</sub>增暖情形下),同化初 值在多大程度上可以提高 El Niño 的预报技巧。该 问题是更接近实际世界的科学问题,值得未来的研 究深入探讨。粒子滤波针对模式资料选取集合样 本,同化观测赋予集合样本不同权重,而进行集合 预报。该思路也可以应用于实际,对关心的异常事 件进行预报预测,而且由于该思路所涉及的预报预 测只利用已有的模式资料,从而可以大大节省计算 时间,是一个可选择的有效的预报预测方法。

#### 参考文献(References)

- Alexander M A, Bladé I, Newman M, et al. 2002. The atmospheric bridge: The influence of ENSO teleconnections on air–sea interaction over the global oceans [J]. J. Climate, 15 (16): 2205–2231, doi:10.1175/1520-0442(2002)015<2205:TABTIO>2.0.CO;2.
- Baker N L, Daley R. 2000. Observation and background adjoint sensitivity in the adaptive observation-targeting problem [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 126 (565): 1431–1454, doi:10.1002/qj.49712656511.
- Bishop C H, Toth Z. 1999. Ensemble transformation and adaptive observations [J]. J. Atmos. Sci., 56 (11): 1748–1765, doi:10.1175/1520-0469(1999)056<1748:ETAAO>2.0.CO;2.
- Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects [J]. Mon. Wea. Rev., 129 (3): 420–436, doi:10.1175/1520-0493(2001)129<0420: ASWTET>2.0.CO;2.
- Bjerknes J. 1969. Atmospheric teleconnections from the equatorial Pacific [J]. Mon. Wea. Rev., 97 (3): 163–172, doi:10.1175/1520-0493(1969)097< 0163:ATFTEP>2.3.CO;2.
- Branković Č, Molteni F, Palmer T N, et al. 1988. Extended range ensemble forecasting at ECMWF [C]//Proceedings of ECMWF Workshop on Predictability in the Medium and Extended Range. Shinfield Park, Reading: ECMWF.
- Cane M A. 1983. Oceanographic events during El Niño [J]. Science, 222 (4629): 1189–1195, doi:10.1126/science.222.4629.1189.
- Chen D, Cane M A. 2008. El Niño prediction and predictability [J]. J. Comput. Phys., 227 (7): 3625–3640, doi:10.1016/j.jcp.2007.05.014.
- Chen D, Cane M A, Kaplan A, et al. 2004. Predictability of El Niño over the past 148 years [J]. Nature, 428 (6984): 733–736, doi:10.1038/nature02439.
- 丑纪范, 郜吉东. 1995. 长期数值天气预报(修订版)[M]. 北京: 气象 出版社. Chou J F, Gao J D. 1995. Long-Term Numerical Weather Prediction (in Chinese) [M]. Beijing: China Meteorological Press.
- Cravatte S, Kessler W S, Smith N, et al. 2016. First Report of TPOS 2020 [R]. GOOS-215, 200pp.
- Duan W S, Mu M. 2009. Conditional nonlinear optimal perturbation: Applications to stability, sensitivity, and predictability [J]. Sci. China Ser.

D: Earth Sci., 52 (7): 883-906.

- 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, Hu J Y. 2016. The initial errors that induce a significant "spring predictability barrier" for El Niño events and their implications for target observation: Results from an earth system model [J]. Climate Dyn., 46 (11–12): 3599–3615, doi:10.1007/s00382-015-2789-5.
- 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): C04022, doi:10.1029/2008JC004925.
- Feng J, Chen W, Tam C Y, et al. 2011. Different impacts of El Niño and El Niño Modoki on China rainfall in the decaying phases [J]. Int. J. Climatol., 31 (14): 2091–2101, doi:10.1002/joc.2217.
- Fischer M, Latif M, Flügel M, et al. 1997. The impact of data assimilation on ENSO simulations and predictions [J]. Mon. Wea. Rev., 125 (5): 819–830, doi:10.1175/1520-0493(1997)125<0819:TIODAO>2.0.CO; 2.
- Ham Y G, Sung M K, An S I, et al. 2014. Role of tropical Atlantic SST variability as a modulator of El Niño teleconnections [J]. Asia Pac. J. Atmos. Sci., 50 (3): 247–261, doi:10.1007/s13143-014-0013-x.
- Hamill T M, Snyder C. 2002. Using improved background-error covariances from an ensemble Kalman filter for adaptive observations [J]. Mon. Wea.
  Rev., 130 (6): 1552–1572, doi:10.1175/1520-0493(2002)130<1552: UIBECF>2.0.CO;2.
- Hendon H H, Lim E, Wang G M, et al. 2009. Prospects for predicting two flavors of El Niño [J]. Geophys. Res. Lett., 36 (19): L19713, doi:10.1029/2009GL040100.
- Hoerling M P, Kumar A, Zhong M. 1997. El Niño, La Niña, and the nonlinearity of their teleconnections [J]. J. Climate, 10 (8): 1769–1786, doi:10.1175/1520-0442(1997)010<1769:ENOLNA>2.0.CO;2.
- Hu J Y, Duan W S. 2016. Relationship between optimal precursory disturbances and optimally growing initial errors associated with ENSO events: Implications to target observations for ENSO prediction [J]. J. Geophys. Res., 121 (5): 2901–2917, doi:10.1002/2015JC011386.
- Hu Z Z, Kumar A, Jha B, et al. 2012. An analysis of warm pool and cold tongue El Niños: Air-sea coupling processes, global influences, and recent trends [J]. Climate Dyn., 38 (9–10): 2017–2035, doi:10.1007/ s00382-011-1224-9.
- Jeong H I, Lee D Y, Ashok K, et al. 2012. Assessment of the APCC coupled MME suite in predicting the distinctive climate impacts of two flavors of ENSO during boreal winter [J]. Climate Dyn., 39 (1–2): 475–493, doi:10.1007/s00382-012-1359-3.
- 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, doi:10.1007/s00382-008-0397-3.
- Kalnay E. 2002. Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability [M]. Cambridge University Press, Cambridge.
- Kao H Y, Yu J Y. 2009. Contrasting eastern Pacific and central Pacific types of ENSO [J]. J. Climate, 22 (3): 615–632, doi:10.1175/2008JCLI2309.1.
- Kirtman B P, Shukla J, Balmaseda M, et al. 2001. Current status of ENSO forecast skill: A report to the CLIVAR working group on seasonal to interannual prediction [R]. ICPO Publication No. 56.

- Kramer K, Dijkstra H A. 2013. Optimal localized observations for advancing beyond the ENSO predictability barrier [J]. Nonlinear Process. Geophys., 20 (2): 221–300, doi:10.5194/npg-20-221-2013.
- Kug J S, Jin F F, An S I. 2009. Two types of El Niño events: Cold tongue El Niño and warm pool El Niño [J]. J. Climate, 22 (6): 1499–1515, doi:10.1175/2008JCLI2624.1.
- Kug J S, Choi J, An S I, et al. 2010. Warm pool and cold tongue El Niño events as simulated by the GFDL 2.1 coupled GCM [J]. J. Climate, 23 (5): 1226–1239, doi:0.1175/2009JCL13293.1
- Langland R H, Rohaly G D. 1996. Adjoint-based targeting of observations for FASTEX cyclones [R]. Monterey, CA: Naval Research Lab.
- Langland R H, Toth Z, Gelaro R, et al. 1999. The North Pacific experiment (NORPEX-98): Targeted observations for improved North American weather forecasts [J]. Bull. Amer. Meteor. Soc., 80 (7): 1363–1384, doi:10.1175/1520-0477(1999)080<1363:TNPENT>2.0.CO;2.
- Lorenz E N. 1963. Deterministic nonperiodic flow [J]. J. Atmos. Sci., 20 (2): 130–141, doi:10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2
- 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, doi:10.1175/1520-0469(1998)055<0399:OSFSWO>2.0.CO;2.
- Luo J J, Masson S, Behera S, et al. 2003. South Pacific origin of the decadal ENSO-like variation as simulated by a coupled GCM [J]. Geophys. Res. Lett., 30 (24): 2250, doi:10.1029/2003GL018649.
- Luo J J, Masson S, Roeckner E, et al. 2005. Reducing climatology bias in an ocean–atmosphere CGCM with improved coupling physics [J]. J. Climate, 18 (13): 2344–2360, doi:10.1175/JCLI3404.1.
- 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, doi:10.1175/2007JCLI1412.1.
- McPhaden M J, Zebiak S E, Glantz M H. 2006. ENSO as an integrating concept in Earth science [J]. Science, 314 (5806): 1740–1745, doi:10.1126/science.1132588.
- Moore A M, Kleeman R, 1996. The dynamics of error growth and predictability in a coupled model of ENSO [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 122 (534): 1405–1446, doi:10.1002/qj.49712253409.
- Morss R E, Emanuel K A, Snyder C. 2001. Idealized adaptive observation strategies for improving numerical weather prediction [J]. J. Atmos. Sci., 58 (2): 210–232, doi:10.1175/1520-0469(2001)058<0210:IAOSFI>2.0.CO;2.
- Mu M. 2013. Methods, current status, and prospect of targeted observation [J]. Sci. China Earth Sci., 56 (12): 1997–2005, doi:10.1007/s11430-013-4727-x.
- Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications [J]. Nonlinear Process. Geophys., 10 (6): 493–501, doi:10.5194/npg-10-493-2003.
- Mu M, Duan W S, Wang B. 2007a. Season-dependent dynamics of nonlinear optimal error growth and El Niño-southern oscillation predictability in a theoretical model [J]. J. Geophys. Res., 112 (D10): D10113, doi:10.1029/2005JD006981.
- Mu M, Xu H, Duan W S. 2007b. A kind of initial errors related to "spring predictability barrier" for El Niño events in Zebiak-Cane model [J]. Geophys. Res. Lett., 34 (3): L03709, doi:10.1029/2006GL027412.
- Mu M, Yu Y S, Xu H, et al. 2014. 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.

- Palmer T N, Gelaro R, Barkmeijer J, et al. 1998. Singular vectors, metrics, and adaptive observations [J]. J. Atmos. Sci., 55 (4): 633–653, doi:10.1175/1520-0469(1998)055<0633:SVMAAO>2.0.CO;2.
- Philander S G H. 1983. El Niño Southern Oscillation phenomena [J]. Nature, 302 (5906): 295–301, doi:10.1038/302295a0.
- Qi Q Q, Duan W S, Zheng F, et al. 2017. On the "spring predictability barrier" for strong El Niño events as derived from an intermediate coupled model ensemble prediction system [J]. Sci. China Earth Sci., 60 (9): 1614–1631, doi:10.1007/s11430-017-9087-2.
- Rasmusson E M, Wallace J M. 1983. Meteorological aspects of the El Niño/Southern Oscillation [J]. Science, 222 (4629): 1195–1202, doi:10.1126/science.222.4629.1195.
- Riehl H, Haggard W H, Sanborn R W. 1956. On the prediction of 24-hour hurricane motion [J]. J. Meteor., 13 (5): 415–420, doi:10.1175/1520-0469(1956)013<0415:OTPOHH>2.0.CO;2.
- Ropelewski C F, Halpert M S. 1987. Global and regional scale precipitation patterns associated with the El Niño/Southern Oscillation [J]. Mon. Wea. Rev., 115 (8): 1606–1626, doi:10.1175/1520-0493(1987)115<1606: GARSPP>2.0.CO;2
- Schneider T, Griffies S M. 1999. A conceptual framework for predictability studies [J]. J. Climate, 12 (10): 3133–3155, doi:10.1175/1520-0442(1999) 012<3133:ACFFPS>2.0.CO;2.
- Snyder C. 1996. Summary of an informal workshop on adaptive observations and FASTEX [J]. Bull. Amer. Meteor. Soc., 77: 953–961.
- Taschetto A S, England M H. 2009. El Niño Modoki impacts on Australian rainfall [J]. J. Climate, 22 (11): 3167–3174, doi:10.1175/2008JCL12589.1.
- Tian B, Duan W S. 2016. Comparison of the initial errors most likely to cause a spring predictability barrier for two types of El Niño events [J]. Climate Dyn., 47 (3–4): 779–792, doi:10.1007/s00382-015-2870-0.
- Toth Z, Kalnay E. 1997. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method [J]. Mon. Wea. Rev. 125 (12): 3297–3319, doi:10.1175/1520-0493(1997)125<3297:EFANAT>2.0.CO;2.
- Trenberth K E, Branstator G W, Karoly D, et al. 1998. Progress during TOGA in understanding and modeling global teleconnections associated with tropical sea surface temperatures [J]. J. Geophys. Res., 103 (C7):

14291-14324, doi:10.1029/97JC01444.

- Van Leeuwen P J. 2009. Particle filtering in geophysical systems [J]. Mon. Wea. Rev., 137 (12): 4089–4114, doi:10.1175/2009MWR2835.1.
- Wang C Z, Picaut J. 2004. Understanding ENSO physics—A review [M]// Wang C, Xie S P, Carton J A. Earth's Climate: The Ocean–Atmosphere Interaction. Washington, DC: AGU, doi:10.1029/147GM02.
- Wang C Z, Fiedler P C. 2006. ENSO variability and the eastern tropical Pacific: A review [J]. Prog. Oceanogr., 69 (2–4): 239–266, doi:10.1016/j. pocean.2006.03.004.
- Wang C Z, Wang X, 2013. Classifying El Niño Modoki I and II by different impacts on rainfall in southern China and typhoon tracks [J]. J. Climate, 26 (4): 1322–1338, doi:10.1175/JCLI-D-12-00107.1.
- Weng H Y, Ashok K, Behera S K, et al. 2007. Impacts of recent El Niño Modoki on dry/wet conditions in the Pacific rim during boreal summer [J]. Climate Dyn., 29 (2–3): 113–129, doi:10.1007/s00382-007-0234-0.
- Wu C C, Chen J H, Lin P H, et al. 2007. Targeted observations of tropical cyclone movement based on the adjoint-derived sensitivity steering vector [J]. J. Atmos. Sci., 64 (7): 2611–2626, doi:10.1175/JAS3974.1.
- Xiang B Q, Wang B, Li T. 2013. A new paradigm for the predominance of standing central Pacific warming after the late 1990s [J]. Climate Dyn., 41 (2): 327–340, doi:10.1007/s00382-012-1427-8.
- Xue Y, Chen M Y, Kumar A, et al. 2013. Prediction skill and bias of tropical Pacific sea surface temperatures in the NCEP climate forecast system version2 [J]. J. Climate, 26 (15): 5358–5378, doi:10.1175/ JCLI-D-12-00600.1.
- Yu Y S, Duan W S, Xu H, et al. 2009. Dynamics of nonlinear error growth and season-dependent predictability of El Niño events in the Zebiak-Cane model [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 135 (645): 2146–2160, doi:10.1002/qj.526.
- Zebiak S E, Cane M A. 1987. A model El Niño–southern oscillation [J]. Mon. Wea. Rev., 115 (10): 2262–2278, doi:10.1175/1520-0493(1987) 115<2262:AMENO>2.0.CO;2.
- Zhang W J, Jin F F, Li J P, et al. 2011. Contrasting impacts of two-type El Niño over the western North Pacific during boreal autumn [J]. J. Meteor. Soc. Japan, 89 (5): 563–569, doi:10.2151/jmsj.2011-510.
- Zhang J, Duan W S, Zhi X F. 2015. Using CMIP5 model outputs to investigate the initial errors that cause the "spring predictability barrier" for El Niño events [J]. Sci. China Earth Sci., 58 (5): 685–696, doi:10.1007/s11430-014-4994-1.