超强厄尔尼诺事件“春季可预报性障碍”及其误差增长动力学分析

齐倩倩^{1,2}, 段晚锁^{1,2*}, 郑飞³, 唐佑民⁴

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. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院大气物理研究所国际气候与环境科学中心, 北京 100029;

4. 国家海洋局第二海洋研究所, 杭州 310012

* 通讯作者, E-mail: duanws@lasg.iap.ac.cn

收稿日期: 2017-01-23; 接受日期: 2017-07-13; 网络版发表日期: 2017-09-08

国家自然科学基金项目(批准号: 41230420、41525017)和国家公益气象行业专项项目(编号: GYHY201306018)资助

摘要 基于一个中等复杂程度模式(ICM)集合预报系统(EPS)产生的海表温度距平(SSTA)预报产品, 从误差增长的角度探讨了2015/16超强El Niño事件的“春季可预报性障碍”(SPB)问题. 通过分析集合预报成员预报误差的增长倾向, 发现了2015/16 El Niño事件的预报误差增长呈现显著的季节依赖性, 且在春/夏季具有最大增长率, 表明ICM-EPS对2015/16 El Niño事件的预报发生了明显的SPB现象. 进一步分析表明, 上述SPB现象不是由ICM初始场的不确定性引起, 而是由其模式误差导致, 而ICM-EPS集合预报成员的平均滤掉了部分模式误差的影响, 减弱了SPB现象, 从而使得2015/16 El Niño事件的预报产生较小的预报误差. 通过探讨由海温方程的倾向误差表征的模式误差, 该研究揭示了导致SPB现象发生的倾向误差的主要空间特征, 并阐明了ICM-EPS低估2015/16 El Niño事件强度的原因. 此外, 本文也揭示了导致显著SPB现象, 尤其是导致最大预报误差的SSTA倾向误差的结构特征. 该倾向误差的SSTA分量具有赤道中东太平洋负异常, 西太平洋正异常的纬向偶极子结构, 与Duan等提出的最敏感非线性强迫奇异向量(NFSV)-倾向误差高度相似, 从而表明NFSV-型倾向误差也存在于实际的El Niño预报中. 该研究也探讨了其他超强El Niño事件, 如1982/83和1997/98事件, 得到了类似的结果. 因此, 如果利用NFSV-型倾向误差校正ICM模式误差, ICM-EPS可大大提高超强El Niño事件的预报技巧.

关键词 2015/16超强El Niño事件, 春季可预报性障碍, 初始误差, 模式误差

1 引言

厄尔尼诺-南方涛动(ENSO)是年际气候变化的最强信号, 表现为赤道中东太平洋海表温度(SST)异常的

年际变率. 作为热带太平洋地区海气耦合系统中典型的气候现象, ENSO的发生对全球的气候、生态、及经济产生重要影响. 因此, 对ENSO事件的成功预测具有重要的科学意义和实用价值(Ropelewski和Halpert,

中文引用格式: 齐倩倩, 段晚锁, 郑飞, 唐佑民. 2017. 超强厄尔尼诺事件“春季可预报性障碍”及其误差增长动力学分析. 中国科学: 地球科学, 47: 1040–1057, doi: [10.1360/N072017-00281](https://doi.org/10.1360/N072017-00281)

英文引用格式: Qi Q Q, Duan W S, Zheng F, Tang Y M. 2017. On the “spring predictability barrier” for strong El Niño events as derived from an intermediate coupled model ensemble prediction system. Science China Earth Sciences, 60: 1614–1631, doi: [10.1007/s11430-017-9087-2](https://doi.org/10.1007/s11430-017-9087-2)

1987; Trenberth等, 1998). 尽管ENSO理论和预报在近几十年取得了很大的进展, 但预报结果在一定程度上仍呈现较大不确定性(Jin等, 2008), 尤其是模式跨春季预报ENSO时, 通常会发生预报技巧在春季明显下降的现象, 该现象称为“春季可预报性障碍”(SPB)现象. SPB严重限制ENSO的预报技巧, 是ENSO可预报性研究中的重要前沿问题之一(Webster和Yang, 1992).

SPB现象不仅存在于海气耦合动力模式, 而且存在于统计模式预报中(Kirtman, 2003). 从统计角度而言, SPB现象表现为模式预报结果与观测之间的距平相关系数在春季快速减小(Webster和Yang, 1992; Latif等, 1994; Webster, 1995; Lau和Yang, 1996; Torrence和Webster, 1998; McPhaden, 2003; Luo等, 2008); 从误差增长的角度定义SPB, 即指ENSO预报具有较大的预报误差, 且误差的最快增长发生在春季和夏初, 即预报误差的发展呈现显著的季节依赖性特征(Mu等, 2007a, 2007b; Duan等, 2009; Yu等, 2009; Duan和Wei, 2012; Duan和Hu, 2016).

关于SPB现象发生的原因, 很多研究提出了可能的机理. 一些研究强调气候态季节循环在SPB发生中的作用, 并指出春季最弱的热带太平洋海气耦合强度导致SPB现象的发生(Zebiak和Cane, 1987; Webster, 1995; Balmaseda等, 1994; Torrence和Webster, 1998). Xue等(1997a, 1997b)则认为ENSO事件海表温度距平(SSTA)信号在春季最小, 由于大气和海洋噪声的影响, 数值模式不容易捕捉到该信号, 从而导致SPB的发生. 这些研究实际上强调了ENSO事件本身在SPB中的重要作用. 事实上, Levine和McPhaden(2015)也强调了ENSO事件本身的作用, 认为ENSO事件增长率的季节循环对SPB的产生起了重要作用; Ren等(2016)也通过研究ENSO事件的持续性障碍现象, 指出了ENSO事件本身对SPB现象的可能影响. 上述无论哪种解释, 实际上都隐含着SPB现象是ENSO预测的固有属性的意思. 另外, 也有很多研究从初始误差的角度探讨了SPB发生的原因. 如Chen等(1995, 2004)指出, 改善模式初始化方案并减小初始误差可以减弱甚至克服SPB现象. Mu等(2007a, 2007b)进一步表明, SPB现象的发生是气候态的季节循环、ENSO事件本身和初始误差的共同作用导致的. Mu等(2007b)强调, 具有条件非线性最优扰动(CNOP)(Mu等, 2003)结构的初始误差更易导致显著SPB现象的发生. 针对CNOP型初始误差, Yu等(2009)

给出了最易导致SPB的两类初始误差: 第一类误差的SSTA在赤道东太平洋为正异常、中西太平洋为负异常; 第二类初始误差的结构则与第一类几乎相反(亦见文献Duan等, 2009). Duan和Wei(2012)以及Yu等(2012a)表明, ENSO实际预测中也存在类似CNOP的初始误差模态. 因此, 如果从ENSO预报模式的初始分析场过滤掉CNOP型初始误差, SPB现象就可能大大减弱, 进而ENSO预报技巧大大提高.

除初始误差外, 模式误差也是预报误差的另一重要来源(Wu等, 1993; Hao和Ghil, 1994; Blanke等, 1997; Flügel和Chang, 1998; Liu, 2002; Zhang等, 2003; Zavala-Garay等, 2004; Williams, 2005). 关于ENSO事件的SPB现象, Yu等(2012b)基于Zebiak-Cane模式(Zebiak和Cane, 1987)表明, 由CNOP表征的模式参数误差不能导致显著的SPB现象. 然而, 在考虑不同类型模式误差的共同影响时, Duan和Zhao(2015)发现, 由NFSV表征的模式倾向误差能够导致El Niño事件发生SPB现象(亦见Duan等, 2016). Zheng和Zhu(2010a)也表明, 对模式误差的合理考虑可以显著减弱SPB对预报不确定性的影响. 因此, 除了模式参数误差, 其他物理过程的不确定性仍有可能导致ENSO事件的SPB现象. 事实上, Lopez和Kirtman(2014)发现, 如在数值模式中考虑西风爆发事件(WWB)的影响, 其相应的预报系统就可显著提高ENSO的预报技巧, 如未考虑, 则存在显著的SPB现象. 另外, Larson和Kirtman(2017)表明, 赤道日界线附近持续的随机纬向风应力扰动可促进耦合不稳定性, 且随机纬向风应力扰动是导致SPB发生的重要因子. 显然, 上述研究实际上强调了模式误差能够导致ENSO事件的SPB现象. 那么, 在实际预报中, 模式误差是否能导致ENSO预报的SPB现象呢?

众所周知, 2015年发生了一次超强El Niño事件. 受该事件影响, 中国许多地区发生了严重的自然灾害. 譬如, 在2015年夏季, 长江中下游地区频繁发生暴雨事件, 对当地民众的生产、生活, 以及生命财产安全造成了严重影响(Zhai等, 2016). 很多模式对此次El Niño事件做了预报, 并取得了较好的结果. 如北京气候中心(BCC)发展的ENSO集合预报系统在此次El Niño事件的预报中取得了较高的评分(Ren等, 2017); 中科院大气物理研究所发展的ICM-EPS(Zheng等, 2006, 2007)成功地预测了2015/16 El Niño事件的发生, 具有较高的预报技巧(Zheng等, 2016). 尽管如此, 此次El Niño事件的

预报仍然存在较大的不确定性, 尤其对提前较长时间的预报. 为此, 本文提出以下问题: 对2015/16 El Niño的预报是否存在显著的SPB现象? 如果存在, 哪一种误差来源(初始误差、模式误差)对2015/16 El Niño事件SPB现象的影响更大? 导致SPB现象的初始误差和/或模式误差具有何种结构? 该研究将使用ICM-EPS的实际预报资料探讨2015/16 El Niño事件的SPB现象, 从误差增长角度揭示导致SPB现象的初始误差和/或模式误差的空间结构, 并将该结果与历史上其他超强El Niño事件, 如1982/83和1997/98 El Niño事件的结果作比较.

2 ICM-EPS

ICM-EPS主要包括三个组成部分: (1) 基础模式ICM; (2) 海气耦合数据同化系统; (3) 模式误差模型(即一阶线性马尔可夫随机误差模式). ICM是由Keenlyside和Kleeman(2002)及Zhang等(2005)发展的一个太平洋区域距平模式. 该模式包含动力海洋模块, SSTA模块, 以及大气风应力(τ)模块. SSTA模块中, 次表层夹卷温度 T_e 是通过考虑 T_e 异常和海平面异常(SLA)的统计性关系进行参数化的, 其中 T_e 异常场是通过SSTA方程、观测的SST、以及用海洋模式模拟的平均及异常流场反算得到的(细节可见文献Zhang等, 2005); τ 模式是通过考察月平均SST和 τ 的时间序列协方差矩阵的奇异值分解(SVD)建立的(见文献Syu等, 1995; Chang等, 2001). ICM中的动力海洋模块是Keenlyside和Kleeman(2002)开发的中等复杂程度的热带海洋环流模式. 海气耦合数据同化系统(Zheng和Zhu, 2010b, 2015)采用集合卡曼滤波(EnKF)同化方法每个月同化一次大气风应力、SST和高度计资料观测资料, 为集合预报系统提供初始集合样本场. 在ICM中, 使用一个一阶线性马尔可夫(Markov)随机误差模式(Zheng等, 2009a; Zheng和Zhu, 2016)强迫SSTA方程, 用于模拟模式物理过程中存在的不确定性. 该随机模式可用来减少ICM模式中由西风爆发、热带季节内振荡(MJO)等物理过程缺失引起的模式误差(Zheng等, 2006, 2009a, 2009b; Feng等, 2015; Zheng和Zhu, 2016).

Zheng和Zhu(2016)所做的20年ENSO回报实验表明, ICM-EPS对ENSO事件具有较高的预报技巧, 其预报上限可达到1年左右. 事实上, 该预报技巧与国际

上通用的大气环流模式(GCM)预报技巧相当. 因此, 采用该预报系统的预报资料分析超强El Niño事件(如2015/16、1997/98、1982/83事件)的SPB现象是合理的.

3 ICM-EPS关于2015/16 El Niño事件的预报技巧

3.1 资料介绍

本研究采用ICM-EPS产生的2015/16 El Niño事件月平均SSTA预报资料. ICM-EPS对此次El Niño事件从2013年12月~2015年7月的每个月第一天开始预报, 每个起报时间有100个初始条件样本, 对每个初始样本均向前预报12个月. 100个初始样本获得方法如下: 首先, 通过Nudging观测SST积分ICM模式5年, 产生与模式动力相协调的各物理变量值; 使用这些变量值作为初值, 对嵌入随机模式误差模型的ICM模式积分100次. 因为随机模式误差模型的随机性, 所以这100次积分获得了100组不同的物理状态值; 然后, 基于这100个物理状态值, 应用EnKF方法, 将SSTA观测资料每隔1个月同化到嵌入随机模型的ICM模式中, 从而获得100个初始分析场. 从2013年12月~2015年7月的预报, 每个起报月份均有100个初始样本, 则一共有2200个单一确定性预报(即不同起报月份下集合预报成员数量之和). ICM-EPS输出资料的空间范围为 31°S ~ 31°N , 124°E ~ 30°E , 其中水平分辨率为 $3^{\circ}\times 2^{\circ}$, 且在赤道附近(即 10°S ~ 10°N)经向分辨率加密为 0.5° . 该研究重点关注热带太平洋地区(31°S ~ 31°N , 124°E ~ 78°W)的预报.

本文采用的全球逐月海表温度观测数据来自于扩展重建的海表温度资料(ERSSTv4, Smith等(2008)), 所采用的气候态为1971~2000年月平均资料产生的气候态, 水平分辨率为 $2^{\circ}\times 2^{\circ}$, 覆盖区域为 88°S ~ 88°N , 0°E ~ 358°E .

考虑到观测与预报资料时空一一对应, 两者须具有相同的格点分辨率和时间跨度, 该研究将ICM集合预报系统资料和观测资料统一插值为水平分辨率 $1^{\circ}\times 2^{\circ}$, 选取模式和观测共有的时间跨度, 即2013年12月~2016年6月. 为了考察2015/16 El Niño事件的SPB现象, 采用与前人类似的做法(Mu等, 2007a, 2007b; Duan等, 2009), 从2014(07) (即2014年7月), 2014(10), 2015(01) (即2015年1月)和2015(04)对El Niño事件进行预报, 显

然这4个起报月份分别在夏季、秋季、冬季和春季4个季节,而且从这4个起报月份进行提前12个月的预报均跨越了El Niño增长位相的春季. 为方便讨论,我们将El Niño发生年记为Year (0)(即2015年),上一年记为Year(-1)(即2014年),次年记为Year(1)(即2016年).

3.2 ICM-EPS对2015/16 El Niño事件预报能力的评估

为了考察ICM-EPS关于2015/16 El Niño事件的预报能力,图1给出了不同提前时间预报的Niño3.4指数,图2呈现了集合预报成员的平均(记为“集合平均预报”)的Niño3.4指数与观测的相关系数随预报提前时间的变化. 图1和图2中,模式与观测的SSTA的计算是基于1971~2000年月平均SST资料的气候态. 结果表明,ICM-EPS可成功预测出2015/16 El Niño事件的发生. 但是,随着预报时间的变长,集合平均预报与观测之间的相关系数逐渐下降,而且对于提前较长时间的预报,该集合预报系统预报的El Niño事件达到峰值的月份

比观测滞后2~3个月,且强度比观测偏弱. 那么,这种提前较长时间的预报所存在的预报不确定性是否由SPB现象引起的呢?

4 ICM-EPS关于2015/16 El Niño事件预测的SPB现象

Zheng和Zhu(2010b)基于ICM-EPS的预报结果,采用统计分析的方法研究了ENSO的预报技巧,并从概率预报的角度探讨了ENSO的SPB现象. 该研究则从误差增长的角度探讨2015/16 El Niño事件预报的SPB现象,并揭示导致显著SPB现象的初始误差和(或)模式误差的空间结构.

对于给定的预报时刻 t ,SSTA的预报误差 $E(t)$ 可定义为预报与观测的差,特别地,其表达式可写为

$$E(t) = \|T^p(t) - T^o(t)\|_2 = \sqrt{\sum_{i,j} [T_{i,j}^p(t) - T_{i,j}^o(t)]^2}, \quad (1)$$

其中, T^p 为预报的SSTA, T^o 为观测的SSTA, (i,j) 表示

图1 2015/16 El Niño事件观测和ICM-EPS集合平均预报的月平均Niño 3.4指数的发展
预报包括初始分析场、提前3个月、6个月、9个月以及提前12个月的预报

图2 集合平均预报的预报技巧随预报提前时间的变化
预报技巧是通过集合平均预报的Niño 3.4指数和观测Niño 3.4指数之间的相关系数度量

Niño 3.4区域的格点. $\|\cdot\|_2$ 为度量预报误差的范数. 预报误差在时间段 $[t_1, t_2]$ 的增长率 k 为

$$k = \frac{\partial E(t)}{\partial t} \approx \frac{E(t_2) - E(t_1)}{t_2 - t_1}. \quad (2)$$

其中, $E(t_1)$ 和 $E(t_2)$ 分别表示 t_1 和 t_2 时刻的预报误差, $t_2 - t_1$ 为时间间隔且 $t_2 > t_1$. 当 k 为正(负)时, 表示误差增大(减小), k 的绝对值越大, 表示误差的增长(减小)越快.

为研究2015/16 El Niño事件的SPB现象, 本文计算了SSTA的预报误差及其季节增长率, 其中预报误差季节增长率是通过计算一个季节预报误差月增长率平均得到的. 图3分别给出了4个起报月份(2014(07),

图3 集合预报成员误差季节增长率的平均和集合平均预报的误差季节增长率
起报月份分别为(a) 2014(07), (b) 2014(10), (c) 2015(01), (d) 2015(04)

2014(10), 2015(01), 2015(04))对应的集合预报成员的随时间演变的预报误差的平均季节增长率. 结果表明, 在2015/16 El Niño事件的发展期, 无论从哪个月份开始起报, 预报误差增长率最大值均出现在春夏季(即MJJ和/或JJA), 跨过春夏季之后, 误差增长率明显降低, 发生了显著的SPB现象. 图3也给出了SSTA集合平均预报的预报误差的季节增长率. 所得结果与上述单一预报结果类似. 另外, 从图4可以看出, 与其他起报月份相比, 当从2014(10)起报时, 无论是集合平均预报的预报误差, 还是集合成员预报误差的平均, 在12个月预报的终止时刻均具有最大的预报误差. 为探讨其原因, 本文给出了12个月预报中每个月的预报误差(图5). Mu等(2007a)的研究指出, El Niño事件预报误差的发展与事件本身的发展类似, 即El Niño事件SSTA的误差发展在春夏季迅速增长, 冬季达到峰值, 随后衰退. 从图5可看出, 对于起报月份为2014(07), 2015(01), 2015(04)的12个月预报, 预报误差均在冬季达到峰值, 随后在下一个季节衰退. 因此, 在12个月预报的终止时刻, 预报误差相对较小. 而对于起报月份为2014(10)的12个月预报, 由于本身在2014年冬季起报且没有持续到第二年冬季, 这意味着该预报的预报误差在整个预报阶段将呈现持续增长的倾向, 从而使得该预报在预报终止时刻, 与其他月份起报相比, 具有最大的预报误差. 另外, 图3和图4的结果表明, 与集合预报成员预报误差季节增长率的平均相比, 集合平均预报的预报误差季节增长率几乎总是更小, 对应的预报误差也比较小. 该结果说明, 集合平均预报可有效减小SPB的影响及对应的预报误差. 如前所述, 对于每个起报月份的100个集合成员, 是通过EnKF同化结果提供的集合预报初始场样本(100个初始样本), 积分嵌入随机模型的ICM模式而得到的. 很明显, 2015/16 El Niño事件预报结果的不确定性由初始误差和模式误差共同导致. 然而, 尽管嵌入随机模型的ICM模式在预报过程中可有效地减少模式误差的影响, 但由于模型的随机性, 不可避免地引入新的模式误差, 同时也会存在其他模式误差来源尚未考虑, 而这些剩余的模式误差也可能导致SPB. 由于模式的随机性, 不同的集合成员对应的剩余的模式误差影响可能不同. 因此, 在下一节, 我们将试图回答: 初始误差和剩余的模式误差影响, 究竟哪一种误差对此次El Niño事件的SPB现象起着更重要的作用? 对于ICM-EPS, 我们究竟应该重点减少初始误

差影响还是需要努力改进模式, 减小模式误差影响?

5 初始误差还是模式误差决定了2015/16 El Niño事件的SPB现象?

在第4节中, 对于选取的4个起报月份, ICM-EPS可得到对2015/16 El Niño事件的400个单一预报的结果. 该节将考察各单一预报对SPB的贡献. 如引言所述, 判断显著SPB现象的标准是: 预报终止时刻具有较大的预报误差, 且在跨春季预报ENSO时, 预报误差的季节增长率在春季(和/或夏初)最大. 通过考察预报误差及其季节增长率发现, 一些单一预报在春季(和/或夏季)呈现出显著的误差增长, 有助于SPB现象的发生; 而另一些单一预报由于在MJJ和JJA季节误差增长较小, 或12个月预报的终止时刻预报误差较小, 或二者都成立(图6), 从而对SPB现象的发生具有较小的贡献. 实际上, 对于上述400次单一预报, 共有139次预报的预报误差对SPB的发生具有显著贡献, 而剩余的261次预报却未能对SPB的发生有较大作用. 为方便讨论, 我们将前者的预报成员记为“SPB-相关成员”, 后者记为“SPB-无关成员”.

Mu等(2007a, 2007b)指出, 具有特定结构的初始误差更容易导致SPB现象的发生. Duan等(2009)和Yu等

图4 集合预报成员Niño 3.4区SSTA预报误差的平均和集合平均预报Niño 3.4区SSTA预报误差

预报误差是通过方程(1)计算的, 其中时间 t 是提前12个月预报的终止时刻

图5 集合预报成员Niño 3.4区SSTA预报误差的平均和集合平均预报Niño 3.4区SSTA预报误差随时间的演变
预报误差是通过方程(1)计算的, 其中时间 t 跨越起始月份到预报的终止月份

(2009)则进一步识别了最易导致El Niño事件发生显著SPB现象的热带太平洋SSTA的两类初始误差. 因此, 我们自然会问, 对于上述提到的139个SPB-相关成员, 其SSTA初始误差是否也可分为上述类别? 为此, 我们针对139个SPB-相关成员的初始分析误差进行了聚类分析. 不同初始误差成员间的相似性用相似系数度量. 相似系数的计算公式如下(Buizza, 1994; Kim等, 2004):

$$s = \frac{\langle e_i, e_j \rangle}{\|e_i\| \|e_j\|}, \quad (3)$$

其中, e_i 表示第 i 个初始误差场, $\langle e_i, e_j \rangle$ 是初始误差 e_i 和 e_j 的内积, 且 $\|e_i\| = \sqrt{\langle e_i, e_i \rangle}$, $i = 1, 2$. 通过计算赤道太平洋区域(10.5°S~10.5°N, 150°E~90°W)SSTA初始误差的相似系数 s , 并基于相似系数高于0.9的归为一类的原则, 可将139个SPB-相关成员的初始SSTA误差分为4组(见表1), 分别记为SPB-1、SPB-2、SPB-3和

SPB-4. 进一步地, 通过分析可知, 这4组初始误差恰好分别对应了2014(07)、2014(10)、2015(01)和2015(04)起报的且具有显著SPB的初始误差集合成员. 为方便讨论, 我们将这4组SSTA初始误差称为“SPB-相关初始误差”.

对上述剩余的261个SPB-无关成员, 我们称其SSTA初始误差为“SPB-无关初始误差”. 针对SPB-无关初始误差, 仍采用聚类分析的方法, 并以相似系数0.9为标准进行分类. 同样的, SPB-无关初始误差可分为4类, 分别记为non-SPB-1、non-SPB-2、non-SPB-3和non-SPB-4(表2). 这4组初始误差也恰好分别对应了2014(07)、2014(10)、2015(01)和2015(04)起报时间. 通过计算每一个起报月份对应的SPB-相关初始误差和SPB-无关初始误差之间SSTA的相似系数发现, 它们均超过0.9(表3). 该结果说明, SPB-相关初始误差空间结构和SPB-无关初始误差空间结构非常相似. 因此,

图 6 2015/16 El Niño 事件中集合预报成员预报误差的发展

预报误差是通过方程(1)计算的, 时间 t 取为从起始月份到预报终止月份。左列表示SPB-相关成员的预报误差, 起报月份分别为: (a1) 2014(07), (a2) 2014(10), (a3) 2015(01), (a4) 2015(04); 右列表示SPB-无关成员的预报误差, 起报月份分别为: (b1) 2014(07), (b2) 2014(10), (b3) 2015(01), (b4) 2015(04)。短粗实线表示与SPB-相关成员的预报误差在春季和/或夏季呈现显著的增长; 红色曲线表示集合预报成员预报误差的平均随时间的演变

表1 SPB-相关初始误差的相似系数^{a)}

	SPB-1	SPB-2	SPB-3	SPB-4
SPB-1	0.9474	0.5494	0.5004	0.5826
SPB-2	0.5494	0.9440	0.2350	0.4707
SPB-3	0.5004	0.2350	0.9252	0.3593
SPB-4	0.5826	0.4707	0.3593	0.9522

a) 表格中的数值是同一组成员之间(粗体)和不同组成员(细体)之间相似系数的平均

表2 SPB-无关初始误差的相似系数^{a)}

	non-SPB-1	non-SPB-2	non-SPB-3	non-SPB-4
non-SPB-1	0.9475	0.554	0.4996	0.565
non-SPB-2	0.554	0.9434	0.244	0.467
non-SPB-3	0.4996	0.244	0.9171	0.369
non-SPB-4	0.565	0.467	0.369	0.9430

a) 表格中的数值计算同表1, 但针对SPB-无关初始误差

表3 SPB-相关和SPB-无关初始误差的相似系数

	相似系数
SPB-1 and non-SPB-1	0.9469
SPB-2 and non-SPB-2	0.9433
SPB-3 and non-SPB-3	0.9190
SPB-4 and non-SPB-4	0.9429

我们有理由相信, ICM-EPS在预报2015/16 El Niño事件时, 显著的SPB现象并不是由热带太平洋SSTA初始误差引起的. 那么是否由其他区域的SSTA初始误差或者其他物理变量的初始误差导致呢? 郑飞(2007)的结果表明, 如果在ICM模式中不嵌入一阶线性马尔科夫随机模型, 由ICM模式和EnKF同化方法产生的集合预报成员离散度非常小, 且集合平均预报结果严重偏离观测, 即发生“滤波发散”现象. 显然, 这种情况的发生主要由模式误差导致. 在目前的研究中, 我们发现, 同一起报月份下, 各预报成员之间热带太平洋SSTA初始误差结构具有高度相似性. 结合郑飞(2007)表明的ICM集合预报具有较小离散度的结果, 我们可以推断, 即使其他区域的SSTA初始误差或其他物理变量的初始误差较大, ICM模式所做的集合预报对其不敏感, 这意味着ICM模式本身动力学行为是稳定的, 这可能是SPB-相关和无关初始误差具有较高相似性的原因

之一. 另外, EnKF方法在同化过程中会不断减少背景误差协方差, 并在同化时刻最大程度地减少初始分析误差协方差, 因此也进一步导致了初始分析场较高的相似性(Evensen, 2003; Hamill等, 2001). 总之, 尽管集合预报系统中加入随机模式误差扰动, 但由于模式的动力稳定性及EnKF方法本身的特点, 最终使得在同化时刻, 初试分析场的相似程度较高. 因此, 可以推断ICM-EPS集合平均预报对SPB现象的减弱是与模式误差的抵消有关.

6 何种结构的模式误差导致2015/16 El Niño事件的SPB?

如第5节所述, ICM-EPS在2015/16 El Niño事件预报过程中出现的SPB现象主要由模式误差引起. 那么, 具有何种结构的模式误差导致了显著的SPB现象? 我们知道, 模式误差来源于各种物理参数化方案的不确定性或者物理过程的缺失, 如西风爆发和热带季节内振荡(Madden-Julian Oscillation)等. 因此, 不同类型的模式误差对预报的影响是混合在一起的, 无法将其准确地分离开. 基于Zebiak-Cane(Zebiak和Cane, 1987)模式, Duan等(2016)使用定常型倾向误差表征不同类型模式误差的综合影响, 并采用非线性强迫奇异向量(NFSV)(Duan和Zhou, 2013)方法识别对El Niño事件预报结果不确定性影响最大的定常型倾向误差, 最终得到两类NFSV-倾向误差: 第一类对应于跨越El Niño事件增长位相的预报, 其SSTA分量具有赤道东太平洋负异常, 赤道中西太平洋正异常的纬向偶极子结构; 第二类对应于跨越El Niño事件衰减位相的预报, 其SSTA结构与第一类几乎相反. 由这两类NFSV-倾向误差表征的模式误差描述了最优模式倾向误差的空间结构, 代表了对预报结果不确定性影响最大的模式系统误差或者预报期间不同类型模式误差的时间平均. 在ICM-EPS中, 尽管在原模式基础上嵌入了随机模型来减少由一些物理过程缺失而产生的模式误差, 但该系统对2015/16 El Niño事件的预报不确定性, 尤其是SPB现象依然存在, 第5节表明模式误差(包含随机模型中的随机误差)是ICM-EPS关于2015/16 El Niño预报不确定性及其SPB的主要贡献者. 那么, ICM的模式误差究竟具有何种特征? 如前所述, 由于不同类型的模式误差混合在一起, 我们无法将其确切地分开. 因此, 本节

将使用NFSV思路来识别由模式倾向误差表征的模式误差.

用 U 代表状态变量, 状态的动力学方程可表述为

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t} = F(U(\mathbf{x}, t)), & \text{in } \Omega \times [0, \tau], \\ U|_{t=0} = U_0, \end{cases} \quad (4)$$

其中 $U_0(\mathbf{x}, t)$ 为初始场, $(\mathbf{x}, t) \in \Omega \times [0, \tau]$, $\Omega \in R^n$; $t=0$ 是初始时刻; $t=\tau$, $\tau < +\infty$, 是状态变量发展的未来时刻; F 是模式的非线性算子. 如果动力系统方程和模式初值都精确, 那么未来某个时刻 $0 < t_n \leq \tau$ 的状态变量 U_n , 可通过数值积分得到

$$U_n = U_0 + \Delta t \sum_{i=0}^{n-1} F(U_i; t). \quad (5)$$

如果仅考虑初始误差对预报结果的影响, 方程(5)可表述为

$$U_n + u_n = U_0 + u_0 + \Delta t \sum_{i=0}^{n-1} F(U_i + u_i; t), \quad (6)$$

其中, u_0 是初始误差; u_n 是初始误差的发展, 即由初始误差引起的预报误差. 如果仅考虑模式误差对预报结果的影响, 方程(5)可表述为

$$\begin{aligned} U_n + u_n &= U_0 + n f \Delta t + \Delta t \sum_{i=0}^{n-1} F(U_i + u_i; t), \\ u_0 &= 0, \end{aligned} \quad (7)$$

其中 f 是模式倾向误差. 对比方程(6)和(7)可发现, 当假定模式倾向误差定常时, 它在每一个积分步上的迭加可看作是初始误差. 实际上, 模式倾向误差是会随时间变化的, 在这里我们将其假定为定常型, 可解释为一种随时间变化的模式系统误差的平均或者随时间变化的倾向误差的平均. 另外, 每一个模式积分步时间足够短, 倾向误差也可认为是不随时间变化的. 对于每一个积分步, 以第一步为例, 方程(5)、(6)、(7)可表示如下:

$$\begin{aligned} U_1 &= U_0 + F(U_0; t) \Delta t, \\ U_1 + u_1 &= U_0 + u_0 + F(U_0 + u_0) \Delta t, \\ U_1 + u_1 &= U_0 + f \Delta t + F(U_0) \Delta t. \end{aligned} \quad (8)$$

在实际预报中, 预报系统通常既包含初始误差也包含模式误差. 因此, 对应的第一积分步的预报模式可表述成

$$U_1 + v_1 = U_0 + u_0 + f \Delta t + F(U_0 + u_0; t) \Delta t, \quad (9)$$

其中 u_0 是初始误差, f 是模式倾向误差, v_1 是由初始误差和模式倾向误差共同引起的预报误差. 基于方程(5)和(9), 倾向误差 f 可推导如下:

$$\begin{aligned} f &= \frac{U_1 + v_1 - U_0 - u_0}{\Delta t} - F(U_0 + u_0; t) \\ &= \frac{U_1 + v_1 - U_0 - u_0}{\Delta t} - F(U_0) + F(U_0) \\ &\quad - F(U_0 + u_0) \\ &= \frac{U_1 + v_1 - U_0 - u_0}{\Delta t} - \frac{U_1 - U_0}{\Delta t} \\ &\quad - [F(U_0 + u_0) - F(U_0)] \\ &= \frac{v_1 - u_0}{\Delta t} - [F(U_0 + u_0) - F(U_0)]. \end{aligned} \quad (10)$$

很明显, 方程(10)右端第一项表示由初始误差和模式倾向误差共同引起的预报误差增长倾向(预报误差增长率); 第2项表示由初始误差引起的预报误差的增长倾向. 因此, 在实际预报资料中, 模式的倾向误差是预报资料的误差增长倾向与由初始误差引起的预报误差增长倾向之差. 如果初始场是准确的, 模式的倾向误差即为预报误差增长倾向.

第4节已将2015/16 El Niño事件的集合预报成员分为两组: 139个SPB-相关成员和261个SPB-无关成员. 而且, 上述结果表明, ICM-EPS在预报2015/16 El Niño事件时, 发生的SPB现象主要由模式误差引起. 此处, 本节将基于方程(10), 用139个SPB-相关和261个SPB-无关成员提取导致SPB现象发生的倾向误差的典型特征. 首先, 按照每个成员预报误差大小将发生显著SPB的139个预报成员降序排列, 并从261个SPB-无关成员中选出最不能发生SPB的139个预报成员进行降序排列, 二者预报误差对应相减, 从而得到139个预报时长为12个月的时间序列. 由于这两组成员初始误差高度相似, 由方程(10)可知, 相减之后的139个时间序列, 已滤去了初始误差的影响, 仅与模式误差有关. 相减之后的预报误差刻画了导致2015/16 El Niño事件SPB的预报误差. 因此, 我们可利用相减之后的预报误差来提取导致SPB的模式倾向误差的空间结构特征.

对于相减之后的预报误差时间序列, 因为其已滤掉了初始误差的影响, 因此排除了方程(10)的第二项对倾向误差的贡献, 从而使得倾向误差仅包含由初始误差和模式误差导致的预报误差的增长倾向(即方程

(10)的第一项). 相减之后的预报误差时间序列的增长倾向可通过已知的预报误差 v 和初始误差 u_0 计算得到. 因此, 对相减之后的139个时间序列, 计算1~12个月每个月的误差增长倾向, 从而得到139个12个月的倾向误差 f 序列. 为提取定常型倾向误差, 我们对每一个倾向误差序列做平均, 从而获得139个倾向误差. 对这139个倾向误差应用EOF分析, 取第一主模态(占48%的解释方差)(图7). 由图7可发现, 对于大部分集合成员, 其PC1是正值, 即这些集合成员呈现出和EOF1模态正相似的倾向误差结构, 从而反映了常常导致2015/16 El Niño事件SPB的倾向误差的典型特征. 事实上, 该倾向误差呈现整个热带太平洋上大范围的SSTA冷异常, 可诱导热带太平洋产生异常东风, 加强涌流, 使热带东太平洋SSTA降低, 从而低估El Niño事件的强度. 该结果解释了图1中呈现的提前12个月预报的2015/16 El Niño事件被明显低估的现象.

图7表明, 具有EOF1模态的倾向误差常常导致2015/16 El Niño预报发生SPB现象, 并且导致此次事件强度被低估. 然而, 该倾向误差不一定代表导致最显

著SPB的倾向误差, 尤其不一定能描述导致预报在终止时刻具有最大预报误差的倾向误差. 也就是说, 该倾向误差可能不是NFSV所刻画的倾向误差. 为得到ICM-EPS中导致最大预报误差的倾向误差的空间结构, 我们从139个SPB-相关的成员中挑选具有最大预报误差的成员. 从方程(10)可看出, 预报误差 v 是包含在方程(10)的第一项中; 另外, 在图7中, 我们通过计算方程(10)第一项来获得SPB-相关的倾向误差的主要模态. 因此, 为简单起见, 我们直接用方程(10)第一项的模式(即由初始误差和模式误差共同引起的预报误差的增长倾向模态)来标记具有最大预报误差的成员. 为此, 首先针对139个SPB-相关的成员, 得到139个12个月的预报误差时间序列. 对于每一个预报误差时间序列, 我们计算1~12个月每个月的预报误差增长倾向(即方程(10)的第一项), 并取12月的平均, 从而得到139个SPB-相关成员的预报误差增长倾向. 对这139个预报误差增长倾向应用EOF分析, 取前三个EOF模态及其相反模态(占84.9%的解释方差). 记这6个模态分别为: EOF_1+, EOF_1-, EOF_2+, EOF_2-, EOF_3+ 和

图7 139个倾向误差的EOF1主模态和对应的PC1

EOF1是针对SSTA分量($^{\circ}\text{C}/\text{月}$), PC1中横坐标轴上的数字表示139个SPB-相关成员的倾向误差

图 8 139个预报误差增长倾向的前三个EOF模态和对应的PCs

EOFs是针对SSTA分量(单位: °C/月), PCs中横坐标轴上的数字表示139个SPB-相关预报成员预报误差增长倾向

EOF_3-. 然后, 从139个SPB-相关的成员中, 分别挑选出和模态EOF_1+、EOF_2+、EOF_3+正相似和负相似的成员, 并计算和这6个EOF模态相似的成员在终止时刻(第12个月) Niño 3.4区域的预报误差 (图9). 此处, 判断空间模态正负相似的标准为: 如果预报成员对应的PC大于所有正PC振幅的平均值, 即认为这些成员与对应的EOF模态相似; 相反, 如果预报成员对应的PC小于所有负PC的平均值, 即认为这些成员与对应的EOF模态负相似. 由图9可知, 与具有EOF3+模态的误差增长倾向所对应的集合预报成员在终止时刻预报误差最大.

类似地, 我们从261个SPB-无关成员中挑出预报误差最小的预报成员. 基于以上导致最大预报误差和最小预报误差的成员, 分别计算这两类成员的随时间演变的预报误差, 并取它们的差. 该差值已滤掉了初始误差影响, 主要反映模式误差的影响, 即排除了方程(10)中第二项的影响. 与图7做法一样, 使用相减之

图 9 与具有EOF_1+、EOF_1-、EOF_2+、EOF_2-、EOF_3+和EOF_3-主模态的预报误差增长倾向所对应的预报成员的预报误差

预报误差是通过方程(1)计算的, 且时间 t 是提前12个月预报的终止时刻

后的预报误差, 计算1~12个月每个月的误差增长倾向, 并做平均, 从而得到ICM-EPS中导致显著SPB, 尤其是

图 10 在2015/16 El Niño事件中, 导致显著SPB, 尤其是导致最大预报误差的倾向误差

导致最大预报误差的倾向误差(图10). 由图可见, 该倾向误差具有赤道中东太平洋负异常, 西太平洋正异常的纬向偶极子结构.

7 1982/83和1997/98 El Niño事件预报的倾向误差

与2015/16 El Niño事件类似, 1982/83和1997/98 El Niño事件也是超强事件. 那么, 对于这两次事件, 是否也能得到与2015/16 El Niño事件类似的结论呢? 为此, 我们采用ICM-EPS对1982/83和1997/98 El Niño事件的回报资料(Zheng等, 2009a), 并应用与2015/16 El Niño事件类似的分析方法. 为简化讨论, 详细计算过程不再赘述, 只给出最终结果. ICM-EPS对1982/83和1997/98 El Niño的预报均发生了SPB现象, 且低估了其强度; 对这两次事件, 也主要是模式误差限制了该集合预报系统的预报技巧. 应用方程(10), 我们提炼了两次El Niño事件发生SPB现象的定常型倾向误差的主要模态, 如图11所示. 与2015/16 El Niño事件类似, 这两次事件的SSTA倾向误差负异常几乎覆盖整个热带太平洋区域. 如第6节所述, 这种结构的倾向误差可导致异常东风, 使得SSTA变冷, 从而低估了1982/83及1997/98 El Niño事件的强度.

对于1982/83及1997/98 El Niño事件, 我们也识别了导致显著SPB, 尤其是导致最大预报误差的倾向误差的主要特征. 类似地, 我们计算了SPB-相关成员的预报误差增长倾向, 并做EOF分析; 通过与不同EOF模态相似成员的预报误差大小做比较, 挑出具有最大预报误差的成员; 从SPB-无关成员中挑选出具有最小预报误差的成员; 将这两类成员的预报误差对应相减, 并计算相减后预报误差的每个月的误差增长倾向, 取时间平均, 从而得到定常型倾向误差, 如图12所

示. 可见, 无论是1982/83还是1997/98 El Niño事件, 其导致最大预报误差的倾向误差结构均呈现出赤道中东太平洋SSTA负异常, 西太平洋SSTA正异常的纬向偶极子结构. 此种结构的倾向误差可导致预报发生明显的SPB现象, 尤其是使得预报终止时刻具有最大的预报误差. 而这一结构与Duan等(2016)提出的基于Zebiak-Cane模式(Zebiak和Cane, 1987)跨El Niño增长位相预报的NFSV-型倾向误差(Duan和Zhou, 2013)空间结构类似. NFSV-型倾向误差表征了一类对El Niño事件预报结果不确定性影响最大的模式倾向误差, 也体现了El Niño事件预报误差对模式误差的敏感性程度. 本文的研究进一步说明, NFSV-型倾向误差不仅存在于理想回报试验中, 也存在于ICM-EPS的实际El Niño预报中. 另外, NFSV-型倾向误差不仅能导致显著的SPB, 而且也能导致预报终止时刻较大的预报误差. 如前所述, NFSV-型倾向误差可理解为一类模式系统误差或预报期间不同类型模式误差的平均. 因此, 基于本研究得到的NFSV-型倾向误差, 作者认为, 在ICM-EPS中, 不同类型的模式误差的平均不为0. 因此, 如果将NFSV-型倾向误差的相反结构强迫ICM模式的SSTA方程, 对ICM模式误差进行校正, 则强El Niño事件的预报技巧可能会显著提高.

8 总结和讨论

本文使用ICM-EPS关于SSTA的预报资料研究了2015/16 El Niño事件的SPB现象. 结果表明, ICM-EPS集合预报成员及其集合平均预报均倾向于发生显著的SPB现象, 但与集合成员相比, 集合平均预报的SPB现象更弱, 预报误差更小. 显然, 通过集合平均, 2015/16 El Niño事件的预报不确定性明显减小. 另外, 研究发现, ICM-EPS中一些集合预报成员表现了显著的SPB现象,

图 11 1982/83 El Niño事件(上)和1997/98 El Niño事件(下)预报中常常导致SPB现象的倾向误差的EOF1主模态和对应的PC1
EOF1是针对SSTA分量(单位: °C/月), PC1中横坐标轴上的数字表示SPB-相关成员

图 12 导致1982/83 El Niño事件(a)和1997/98 El Niño事件(b)发生显著SPB, 且具有最大预报误差的倾向误差

而另一些成员则呈现较弱的SPB现象或者未能呈现SPB现象, 但无论是具有SPB还是不具有SPB的集合预报成员, 它们均具有高度相似的初始场. 该结果实际上揭示了ICM-EPS关于2015/16 El Niño事件预报发生

SPB现象的主要误差来源, 即该SPB现象主要由模式误差导致, 而并非由ICM初始场的不确定性引起. 因此, ICM-EPS集合平均预报减小了模式误差的影响, 使得2015/16 El Niño事件的预报产生较小的预报误差. 这

些结果也说明,不同的集合预报成员可能具有不同的模式误差空间结构,而具有特定结构的模式误差可能与显著的SPB现象具有紧密联系.依据Duan等(2016)的基本思路,本研究使用倾向误差描述模式误差,揭示了ICM-EPS对2015/16 El Niño预报过程中导致显著SPB(尤其是导致最大预报误差)的倾向误差的结构特征.这些倾向误差具有赤道中东太平洋SSTA负异常,西太平洋SSTA正异常的纬向偶极子结构,该结构类似于La Niña事件成熟位相的SSTA空间结构.

对于历史上的1982/83和1997/98 El Niño事件,本文也进行了分析,得到了与2015/16 El Niño事件类似的结果,即导致显著SPB(尤其是最大预报误差)的倾向误差具有赤道中东太平洋SSTA负异常,西太平洋SSTA正异常的纬向偶极子结构.该倾向误差的结构与Duan等(2016)提出的El Niño预报中最敏感的NFSV-型倾向误差结构类似.这表明,Duan等(2016)提出的NFSV-型倾向误差也存在于实际的El Niño事件预报中.NFSV-型倾向误差表征了一类对预报结果不确定性影响最大的倾向误差,而本文揭示的导致超强El Niño事件发生显著SPB现象的ICM倾向误差类似于NFSV-型倾向误差,并能导致最大的预报误差.因此,在ICM-EPS中,如果将该类型倾向误差的相反结构强迫ICM模式的SSTA倾向方程,那么在预报超强El Niño事件时,就有可能减弱甚至消除SPB现象,从而大大减小预报误差,显著提高El Niño事件的预报技巧.

Mu等(2007a, 2007b)指出,初始误差可导致ENSO事件发生显著的SPB.Yu等(2009)和Duan等(2009)进一步表明,具有特定结构的初始误差更有可能导致El Niño事件的SPB现象(亦见Duan和Wei, 2012; Mu等, 2014; Duan和Hu, 2016; Hu和Duan, 2016).本文研究结果表明,ICM-EPS中的模式误差也可导致1982/83和1997/98,以及2015/16强El Niño事件发生SPB现象,这一结论为模式误差也能导致El Niño事件SPB现象发生的事实提供了很好的例证.

ICM-EPS采用EnKF方法产生初始集合样本,以期获得集合预报成员合理的离散度及ENSO事件较高的预报技巧.然而,本研究发现,不同集合预报成员的SSTA初始场非常相似,离散度小.这样的初始场不利于产生大但比较合理的集合预报成员离散度,从而不利于描述集合预报初始场的不确定性.但是ICM-EPS

针对超强厄尔尼诺事件的预报确实表现了一定的集合离散度及可接受的预报技巧.事实上,这是由于嵌入ICM模式中的线性Markov随机模型对每一个集合预报成员进行扰动,从而使得预报成员具有多样性,而呈现出较大的离散度.如果我们采用其他的方法,如Duan和Huo(2016)提出的正交CNOP方法,来生成集合预报初始场,那么在不使用线性Markov随机模型修正模式的前提下,ICM-EPS是否也能够产生多样性的集合预报成员?在这种情况下,我们是否还能得出结论:模式误差导致ICM-EPS对超强El Niño事件的预报发生了SPB现象?这些问题的回答对ICM-EPS预报技巧的提高具有重要帮助,值得进一步地研究和探讨.

附录

为了减小ICM模式中海气耦合相互作用和次表层热效应模拟的不足,Zheng等(2007)及Zheng和Zhu(2008)将一个一阶线性马尔科夫(Markov)随机误差模型耦合到集合预报系统中,用于模拟模式物理过程中所存在的不确定性.该随机模型描述了模式误差随时间的发展,方程如下:

$$\begin{aligned} Q_j^{(t)} &= \sum_{i=1}^M \sigma_{i,j} \times T_{i,j}^{(t)} \times U_{i,j}(x, y) + \zeta_j^{(t)}, \\ T_{i,j}^{(t)} &= \alpha_{i,j} \times T_{i,j}^{(t-1)} + \sqrt{1 - \alpha_{i,j}^2} \times w_{i,j}^{(t)}, \\ \zeta_j^{(t)} &= \sigma_{resid,j} \cdot \zeta_j^{(t)}(x, y). \end{aligned} \quad (A1)$$

在方程(A1)中, $U_{i,j}$ 是SSTA构成的模式误差 Q 在第 j 个月第 i 个EOF模态的二维空间型,对于同一个预报月的每一个模态而言, $U_{i,j}(x, y)$ 是一个固定的水平分布. Q 可通过模式预报结果与观测之间的均方根误差来计算. $T_{i,j}^{(t)}$ 代表了预报第 j 个月 t 时刻第 i 个模态的标准化随机时间系数; $\alpha_{i,j}$ 是第 i 个模态第 j 个月和第 $j+1$ 个月之间的相关系数; $w_{i,j}^{(t)}$ 是在预报第 j 个月 t 时刻第 i 个模态的“随机噪音”变量,满足均值为0,方差为1; $\sigma_{i,j}$ 是在预报第 j 个月第 i 个模态的模式误差的标准差; M 是随机模式中所用到的模态数,为了保证模式误差大小合理,本研究选取前10个模态用于构建随机模型.方程(A1)保证了只要 $T_{i,j-1}^{(t)}$ 的方差是1,则 $T_{i,j}^{(t)}$ 方差也是1.因此,对于每一个模态,该方程能够产生一系列时间相关的并且满足均值为0,方差为1的随机扰动向量. $\zeta_j^{(t)}$ 是预报第 j 个月 t 时刻的模式误差分析剩余的随机

场; $\sigma_{resid,j}$ 是将前 M 个 EOF 模态从“观测减误差”值中扣除的剩余量的标准差; $\zeta_j^{(t)}(x,y)$ 是一个 t 时刻满足均值为 0, 方差为 1 的二维“白噪声”变量。

如果 ICM 数值模式记为 $\psi^{(t)} = f(\psi^{(t-1)})$, 那么将上述随机模型(A1)嵌入 ICM 模式中, 具有如下形式:

$$\psi^{(t)} = f(\psi^{(t-1)}) + \sqrt{\Delta t} Q_j^t, \quad (\text{A2})$$

其中, $\psi^{(t)}$ 代表了 t 时刻的模式状态; f 是非线性模式算子; Δt 是模式积分步长; Q_j^t 代表了预报第 j 个月 t 时刻的模式误差。

为了构建上述提到的随机模型, Zheng等(2016)识别了提前 1、4、7、10 个月预报时模式误差 Q 的 SSTA 结构的第一、二模态空间分布。第一模态主要位于赤道东太平洋, 随着预报时间增长, 模式误差从东向西向赤道中太平洋延伸, 类似于传统的 EP 型 El Niño 事件发展模态; 模式误差的第二模态主要集中在赤道以北太平洋和南美上翻区, 描述了模式预报结果对这两个地区海洋动力和热力状况模拟的不足。

参考文献

- 郑飞. ENSO 集合预报系统. 2007. 博士学位论文. 北京: 中国科学院大气物理研究所. 66–70
- Balmaseda M A, Anderson D L T, Davey M K. 1994. ENSO prediction using a dynamical ocean model coupled to statistical atmospheres. *Tellus A-Dynamic Meteor Oceanogr*, 46: 497–511
- Blanke B, Neelin J D, Gutzler D. 1997. Estimating the effect of stochastic wind stress forcing on ENSO irregularity. *J Clim*, 10: 1473–1486
- Buizza R. 1994. Sensitivity of optimal unstable structures. *Q J R Met Soc*, 120: 429–451
- Chen D, Zebiak S E, Busalacchi A J, Cane M A. 1995. An improved procedure for El Niño forecasting: Implications for predictability. *Science*, 269: 1699–1702
- Chen D, Cane M A, Kaplan A, Zebiak S E, Huang D. 2004. Predictability of El Niño over the past 148 years. *Nature*, 428: 733–736
- Chang P, Ji L, Saravanan R. 2001. A hybrid coupled model study of tropical atlantic variability. *J Clim*, 14: 361–390
- Duan W, Zhao P, Hu J, Xu H. 2016. The role of nonlinear forcing singular vector tendency error in causing the “spring predictability barrier” for ENSO. *J Meteorol Res*, 30: 853–866
- Duan W S, Liu X C, Zhu K Y, Mu M. 2009. Exploring initial errors that cause a significant spring predictability barrier for El Niño events. *J Geophys Res*, 114: C04022
- Duan W S, Wei C. 2012. The “spring predictability barrier” for ENSO predictions and its possible mechanism: Results from a fully coupled model. *Int J Clim*, 33: 1280–1292
- Duan W, Hu J. 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. *Clim Dyn*, 46: 3599–3615
- Duan W, Zhao P. 2015. Revealing the most disturbing tendency error of Zebiak-Cane model associated with El Niño predictions by nonlinear forcing singular vector approach. *Clim Dyn*, 44: 2351–2367
- Duan W, Zhou F. 2013. Non-linear forcing singular vector of a two-dimensional quasi-geostrophic model. *Tellus A-Dynamic Meteor Oceanography*, 65: 18452
- Duan W, Huo Z. 2016. An approach to generating mutually independent initial perturbations for ensemble forecasts: Orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations. *J Atmos Sci*, 73: 997–1014
- Evensen G. 2003. The Ensemble Kalman Filter: Theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dyn*, 53: 343–367
- Evensen G. 2004. Sampling strategies and square root analysis schemes for the EnKF. *Ocean Dyn*, 54: 539–560
- Feng L, Zheng F, Zhu J, Liu H. 2015. The role of stochastic model error perturbations in predicting the 2011/12 double-dip La Niña. *SOLA*, 11: 65–69
- Flügel M, Chang P. 1998. Does the predictability of ENSO depend on the seasonal cycle? *J Atmos Sci*, 55: 3230–3243
- Hao Z, Ghil M. 1994. Data assimilation in a simple tropical ocean model with wind stress errors. *J Phys Oceanogr*, 24: 2111–2128
- Hamill T M, Whitaker J S, Snyder C. 2001. Distance-dependent filtering of background error covariance estimates in an ensemble kalman filter. *Mon Wea Rev*, 129: 2776–2790
- 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 Geophys Res*, 121: 2901–2917
- Jin E K, Kinter Iii J L, Wang B, Park C K, Kang I S, Kirtman B P, Kug J S, Kumar A, Luo J J, Schemm J, Shukla J, Yamagata T. 2008. Current status of ENSO prediction skill in coupled ocean-atmosphere models. *Clim Dyn*, 31: 647–664
- Kirtman B P. 2003. The COLA anomaly coupled model: Ensemble ENSO prediction. *Mon Wea Rev*, 131: 2324–2341
- Keenlyside N, Kleeman R. 2002. Annual cycle of the equatorial zonal currents in the Pacific. *J Geophys Res*, 107: doi: 10.1029/2000JC0007111
- Kim H M, Morgan M C, Morss R E. 2004. Evolution of analysis error and adjoint-based sensitivities: Implications for adaptive observations. *J Atmos Sci*, 61: 795–812
- Latif M, Barnett T P, Cane M A, Flügel M, Graham N E, von Storch H,

- Xu J S, Zebiak S E. 1994. A review of ENSO prediction studies. *Clim Dyn*, 9: 167–179
- Lau K M, Yang S. 1996. The Asian monsoon and predictability of the tropical ocean-atmosphere system. *Q J R Meteorol Soc*, 122: 945–957
- Luo J J, Masson S, Behera S K, Yamagata T. 2008. Extended ENSO Predictions using a fully coupled ocean-atmosphere model. *J Clim*, 21: 84–93
- Levine A F Z, McPhaden M J. 2015. The annual cycle in ENSO growth rate as a cause of the spring predictability barrier. *Geophys Res Lett*, 42: 5034–5041
- Liu Z. 2002. A simple model study of ENSO suppression by external periodic forcing. *J Clim*, 15: 1088–1098
- Lopez H, Kirtman B P. 2014. WWBs, ENSO predictability, the spring barrier and extreme events. *J Geophys Res Atmos*, 119: 10114–10138
- Larson S M, Kirtman B P. 2017. Drivers of coupled model ENSO error dynamics and the spring predictability barrier. *Clim Dyn*, 48: 3631–3644
- McPhaden M J. 2003. Tropical Pacific Ocean heat content variations and ENSO persistence barriers. *Geophys Res Lett*, 30: 319–338
- Mu M, Duan W, Wang B. 2007a. Season-dependent dynamics of nonlinear optimal error growth and El Niño-Southern Oscillation predictability in a theoretical model. *J Geophys Res*, 112: D10113
- 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. *Geophys Res Lett*, 34: L03709
- Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications. *Nonlin Proc Geophys*, 10: 493–501
- Mu M, Yu Y, Xu H, Gong T. 2014. Similarities between optimal precursors for ENSO events and optimally growing initial errors in El Niño predictions. *Theor Appl Climatol*, 115: 461–469
- Ropelewski C F, Halpert M S. 1987. Global and regional scale precipitation patterns associated with the El Niño/Southern oscillation. *Mon Wea Rev*, 115: 1606–1626
- Ren H L, Jin F F, Tian B, Scaife A A. 2016. Distinct persistence barriers in two types of ENSO. *Geophys Res Lett*, 43: 10973–10979
- Ren H L, Jin F F, Song B, Lu B, Tian J Q, Zuo Y, Liu J, Wu C B, Zhao Y, Nie P Q, Zhang J B, Yu J, Wu J H, Wan Y P, Yan F Z. 2017. Prediction of primary climate variability modes at the Beijing Climate Center. *J Meteor Res*, 31: 204–223
- Syu H H, Neelin J D, Gutzler D. 1995. Seasonal and interannual variability in a Hybrid Coupled GCM. *J Clim*, 8: 2121–2143
- Smith T M, Reynolds R W, Peterson T C, Lawrimore J. 2008. Improvements NOAA’s historical merged land-ocean temp analysis (1880–2006). *J Clim*, 21: 2283–2296
- Trenberth K E, Branstator G W, Karoly D, Kumar A, Lau N C, Ropelewski C. 1998. Progress during TOGA in understanding and modeling global teleconnections associated with tropical sea surface temperatures. *J Geophys Res*, 103: 14291–14324
- Torrence C, Webster P J. 1998. The annual cycle of persistence in the El Niño/Southern Oscillation. *Q J R Met Soc*, 124: 1985–2004
- Webster P J, Yang S. 1992. Monsoon and Enso: Selectively interactive systems. *Q J R Met Soc*, 118: 877–926
- Webster P J. 1995. The annual cycle and the predictability of the tropical coupled ocean-atmosphere system. *Meteorol Atmos Phys*, 56: 33–55
- Wu D H, Anderson D L T, Davey M K. 1993. ENSO Variability and external impacts. *J Clim*, 6: 1703–1717
- Williams P D. 2005. Modelling climate change: The role of unresolved processes. *Philos Trans R Soc A-Math Phys Eng Sci*, 363: 2931–2946
- Xue Y, Cane M A, Zebiak S E. 1997a. Predictability of a coupled model of ENSO using singular vector analysis. Part I: Optimal growth in seasonal background and ENSO cycles. *Mon Wea Rev*, 125: 2043–2056
- Xue Y, Cane M A, Zebiak S E. 1997b. Predictability of a coupled model of ENSO using singular vector analysis. Part II: Optimal growth and forecast skill. *Mon Wea Rev*, 125: 2057–2073
- Yu Y, Duan W, Xu H, Mu M. 2009. Dynamics of nonlinear error growth and season-dependent predictability of El Niño events in the Zebiak-Cane model. *QJR Meteorol Soc*, 135: 2146–2160
- Yu Y S, Mu M, Duan W S, Gong T T. 2012a. Contribution of location and spatial pattern of the local error to uncertainties in El Niño predictions. *J Geophys Res*, 117: C06018
- Yu Y, Mu M, Duan W. 2012b. Does model parameter error cause a significant “spring predictability barrier” for El Niño events in the Zebiak-Cane model? *J Clim*, 25: 1263–1277
- Zebiak S E, Cane M A. 1987. A model El Niño-Southern Oscillation. *Mon Wea Rev*, 115: 2262–2278
- Zhang R H, Zebiak S E, Kleeman R, Keenlyside N. 2003. A new intermediate coupled model for El Niño simulation and prediction. *Geophys Res Lett*, 30: 2012
- Zavala-Garay J, Moore A M, Kleeman R. 2004. Influence of stochastic forcing on ENSO prediction. *J Geophys Res-Oceans*, 109: C11007
- Zheng F, Zhu J. 2010a. Spring predictability barrier of ENSO events from the perspective of an ensemble prediction system. *Glob Planet Change*, 72: 108–117
- Zheng F, Zhu J. 2010b. Coupled assimilation for an intermediated coupled ENSO prediction model. *Ocean Dyn*, 60: 1061–1073
- Zhai P, Yu R, Guo Y, Li Q, Ren X, Wang Y, Xu W, Liu Y, Ding Y. 2016. The strong El Niño of 2015/16 and its dominant impacts on global and China’s climate. *J Meteorol Res*, 30: 283–297
- Zheng F, Zhu J, Zhang R H, Zhou G Q. 2006. Ensemble hindcasts of SST anomalies in the tropical Pacific using an intermediate coupled model. *Geophys Res Lett*, 33: L19604

- Zheng F, Zhu J, Zhang R H. 2007. Impact of altimetry data on ENSO ensemble initializations and predictions. *Geophys Res Lett*, 34: L13611
- Zheng F, Zhu J, Zhang R H, Peng J B. 2016. Successful prediction for the Super El Niño Event in 2015. *Bull Chin Acad Sci*, 31: 251–257
- Zhang R H, Zebiak S E, Kleeman R, Keenlyside N. 2005. Retrospective El Niño Forecasts using an improved intermediate coupled model. *Mon Wea Rev*, 133: 2777–2802
- Zheng F, Zhu J. 2015. Roles of initial ocean surface and subsurface states on successfully predicting 2006–2007 El Niño with an intermediate coupled model. *Ocean Sci*, 11: 187–194
- Zheng F, Zhu J, Wang H, Zhang R H. 2009a. Ensemble hindcasts of ENSO events over the past 120 years using a large number of ensembles. *Adv Atmos Sci*, 26: 359–372
- Zheng F, Zhu J. 2016. Improved ensemble-mean forecasting of ENSO events by a zero-mean stochastic error model of an intermediate coupled model. *Clim Dyn*, 47: 3901–3915
- Zheng F, Wang H, Zhu J. 2009b. ENSO ensemble prediction: Initial error perturbations vs. model error perturbations. *Chin Sci Bull*, 54: 2516–2523
- Zheng F, Zhu J. 2008. Balanced multivariate model errors of an intermediate coupled model for ensemble Kalman filter data assimilation. *J Geophys Res*, 113: C07002