基于对流尺度集合预报特性的局地增长模培育算法

陈超辉*, 李湘, 何宏让, 项杰, 马申佳

国防科技大学气象海洋学院, 南京 211101

* E-mail: chenchaohui2001@163.com

收稿日期: 2017-07-20; 收修改稿日期: 2017-11-03; 接受日期: 2018-01-15; 网络版发表日期: 2018-02-10

南京大气科学联合研究中心项目(编号: NJCAR2016MS02, NJCAR2016ZD04)、国家自然科学基金项目(批准号: 41205073, 41675007)、国家重大基础研究计划项目(编号: 2017YFC1501800)资助

摘要 结合对流尺度集合预报的强局地性特征, 提出了一种局地增长模培育法, 并根据理想试验结果从扰动形态、离散度和预报均方根误差三个方面对局地增长模培育法进行了初步评估. 局地增长模培育法在增长模培育法的基础上, 引入影响半径. 在培育过程中, 通过计算每个格点的局地预报均方根误差与初始时刻全场预报均方根误差之比, 对扰动进行缩放调整. 试验结果表明, 经过局地增长模培育法调整后的扰动, 具有更多的局地化特征. 对于扰动物理量与一些近地面气象要素而言, 局地增长模培育法能够提高集合的离散度并降低预报均方根误差, 提高集合预报系统性能. 局地增长模培育法是一种不同于现有基于全局正交思路的初始扰动方法, 充分考虑了对流尺度天气系统的局地性, 有助于提高对流尺度集合预报的预报效果.

关键词 对流尺度集合预报, 局地增长模培育法, 扰动形态, 离散度, 预报均方根误差

1 引言

集合预报在半个多世纪的发展历程中, 发展出了针对各种类型不确定性的集合预报方法. 其中, 基于初始不确定性的集合预报是最为经典的集合预报. 比较有代表性的理论有Monte Carlo法(Leith, 1974)、时间滞后平均法(Hoffman 和Kalnay, 1983)、增长模培育法(Breeding Growth Mode, BGM; Toth 和 Kalney, 1993, 1997)、奇异矢量法(Buizza 和 Palmer, 1995)、集合卡尔曼滤波变换法(Ensemble Transformation Kalman Filter, ETKF; Bishop等, 2001; Wang和 Bishop, 2003; Wei等, 2006)、条件非线性最优扰动法(Conditional Non-

linear Optimal Perturbation, CNOP; Mu等, 2003; 穆穆和姜智娜, 2007; Duan 和 Mu, 2006, 2009; 姜智娜等, 2008)、非线性局部Lyapunov向量(Nonlinear Local Lyapunov Vectors, NLLV; Feng等, 2014, 2016; Ding等, 2017)以及集合变换法(Ensemble Transformation, ET; Wei等, 2008)等. 这些理论在全球模式或中长期天气与气候尺度初值集合预报中取得了较大成功. 目前, 这些尺度的集合预报已经相对成熟.

强对流天气因其预报难、破坏性大, 一直受到人们的高度重视. 随着计算水平的不断提高, 人们开始尝试发展对流尺度集合预报(Schwartz等, 2015; Romine 等, 2014). 但是, 将全球模式或中长期模式的理

中文引用格式: 陈超辉, 李湘, 何宏让, 项杰, 马申佳. 2018. 基于对流尺度集合预报特性的局地增长模培育算法. 中国科学: 地球科学, 48: 510–520, doi: 10.1360/N072017-00239

英文引用格式: Chen C H, Li X, He H R, Xiang J, Ma S J. Algorithm based on local breeding of growing modes for convection-allowing ensemble forecasting. Science Earth Earth Sciences, 61: 462–472, <https://doi.org/10.1007/s11430-017-9167-5>

论直接应用于对流尺度集合预报, 仍然存在诸多问题. 比如集合预报系统发散度较小、集合成员易收敛等难题. 目前解决这些问题的方法归结起来主要包括三类: 一是有限区域模式初值集合的扰动成员初值及其边界来源于全球模式集合预报成员的降尺度(Hohenegger 等, 2008; Zhang 等, 2010; Peralta 等, 2012; Kühnlein 等, 2014), 二是来源于多个分析中心或多个全球模式的最终分析值作为初值集合扰动成员(Bowler 等, 2008; Arribas, 2005), 三是用循环集合资料同化的方法直接生成多尺度初始扰动(Snoek 等, 2011; Vié 等, 2011; Yussouf 等, 2013; Harnisch 和 Keil, 2015; Johnson 和 Wang, 2016). 国内一些学者也对有限区域高分辨模式短期初值集合预报进行了相关研究, 如陈静等(2005)提出了一种专门针对中尺度暴雨集合预报初值扰动方法——异物理模态初值扰动法; 张涵斌等(2014)基于GRAPES模式利用ETKF构建了一个区域集合预报系统, 并取得了较好效果; Duan和Huo(2016)提出了正交条件非线性最优扰动法来产生初始扰动, 并与正交奇异矢量法进行了对比. 结果表明, 对于迅速增长的初始分析误差, 正交CNOP法的预报技巧更高. 而强非线性性可能导致初始分析误差迅速增长. 因此, 该方法对于强非线性事件可能产生更高的预报技巧. 此外, 庄潇然等(2016)也对ETKF法和动力降尺度在对流尺度集合预报方面的应用进行了一些研究. 总的来看, 国内外的主流思想是通过采用正交性解决短期或对流尺度集合预报成员之间的发散度或独立性问题. 但是这些方法面临着一些困难, 以ETKF为例, 一方面, ETKF需要稳定且精确度较高的观测系统进行支持; 另一方面, ETKF在将预报扰动转化为分析扰动时, 把所有的物理量纳入同一个向量中进行变换, 由于不同物理量的物理意义和量级的差别较大(如位势高度和水汽混合比), 这种变换的准确性还有待进一步研究, 这也可能是导致ETKF产生的集合离散度不高的原因.

BGM法是一种经典的初始扰动方法, 与ET和ETKF等方法一样, 均采用动力循环的方式得到增长最快的非线性扰动. 但ET和ETKF产生的快速增长方向的扰动由资料同化系统输入的分析误差协方差矩阵给出, 而BGM法则通过模式自身的短时循环预报对加入的初始扰动进行培育. BGM法对计算资源消耗小, 主要缺陷在于系统的离散度不高.

因此, 本文在传统BGM法的基础上, 根据对流尺

度天气系统的强局地性, 提出了一种局地增长模培育法(Local Breeding Growth Mode, LBGM), 并通过自然运行实验, 从扰动形态、离散度以及预报均方根误差(RMSE)三个方面进行分析, 对LBGM法的效果进行了初步评估.

2 LBGM法的思想

在传统BGM中, 每经过一个培育周期, 要对得到的扰动场进行缩放

$$x^a(k) = x^f(k)c(k), \quad (1)$$

其中 $x^a(k)$ 和 $x^f(k)$ 分别代表模式垂直方向上第 k 层的分析扰动和预报扰动, $c(k)$ 表示垂直方向上第 k 层的缩放系数, 在经典的增长模培育法中它仅是 k 的函数.

$$c(k) = \frac{e_0(k)}{e_N(k)}, \quad (2)$$

其中, $e_0(k)$ 和 $e_N(k)$ 分别为 t_0 和 t_N 时刻的6h预报均方根误差, 整个集合预报系统的培育循环间隔取为6h. 这样可以保证扰动在均方根误差意义上与初始扰动保持一致. 但是这样缩放只考虑了物理量在垂直方向上的不均匀性. 因此, 对于局地性和独立性较强的对流尺度集合预报, 还应该充分考虑物理量在水平方向上的分布不均匀性, 即缩放系数 c 同时是 (i, j) 的函数.

$$x^a(i, j, k) = x^f(i, j, k)c(i, j, k), \quad (3)$$

其中, $x^a(i, j, k)$ 和 $x^f(i, j, k)$ 分别代表局地增长模培育法集合预报系统模式垂直方向上第 k 层的水平格点 (i, j) 上的分析扰动和预报扰动, $c(i, j, k)$ 表示铅直第 k 层水平格点 (i, j) 上的缩放系数, 可见它较经典的增长模培育法实现了 $c(k)$ 向 $c(i, j, k)$ 的转变. 其中, $c(i, j, k)$ 的计算公式如下:

$$c(i, j, k) = \frac{e_0(k)}{e_N(i, j, k)}, \quad t = t_N, \quad (4)$$

$$e_N(i, j, k) = \frac{\sqrt{\sum_{i-r}^{i+r} \sum_{j-r}^{j+r} \text{diff}_{\text{per-control}}^2(i, j, k)}}{(2r+1)^2}, \quad (5)$$

其中, $\text{diff}_{\text{per-control}}$ 表示 t_N 时刻扰动物理量扰动预报与控制预报的差异场.

在式(5)中引入参数影响半径 r 来确定纳入局地空间的格点数. 例如, 当 r 取2个格点时, 表示以研究格点

为中心确定一个边长为4个格点的正方形区域, 用该区域内的格点计算局地扰动RMSE. 当 r 取不同的整数值时, 用于计算局地扰动RMSE的格点数也会改变. 因此, 格点 (i, j) 的扰动培育只与周围24个格点有关(图1). 它明显区别于传统增长模培育法基于全局模式大气的扰动适时缩放思路. 因此, LBGm法使得扰动在缩放时, 各点的缩放系数由其周围一定范围格点内的扰动RMSE决定, 从而使缩放后的扰动具有了局地信息. 同时, 通过给定不同的影响半径, 还可以控制局地的范围.

3 实验方案与个例介绍

2014年3月29日夜间至31日下午, 中国华南地区从西到东经历了一次大范围强对流天气过程. 此次强对流天气过程范围大(影响云南、广西、广东、江西等多个省份), 伴随多次短时强对流天气过程, 并造成了大风冰雹等严重的自然灾害(30日惠阳市观测到12级的阵风, 云浮市记录到直径50mm的冰雹). 其中, 在30日20时至31日04时, 一条强飚线横扫广东大部分地区并带来了最大降雨量高达160mm的暴雨.

试验采用中尺度非静力模式WRFV3.6, 从2014年

图1 LBGm模型示意图

3月30日06时(UTC)起报, 预报时长为24小时. 模式设置为两层双向嵌套, 内层区域的水平分辨率为3km, 格点数为279×237, 外层区域的分辨率为9km, 格点数为288×213(图2). 垂直层数35层. 所有集合成员采用相同的物理参数化方案用以研究初值扰动方案的预报效果(表1), 每3小时进行一次边界条件更新. 采用BGm法生成初始扰动成员, 培育时长为一天, 培育周期为6小时,

图2 WRF模式预报范围及网格嵌套设置

表 1 基本物理参数化方案设置

参数化方案	外层区域	内层区域
积云参数化方案	Grell方案	无
微物理方案	Lin 方案	
长波辐射方案	RRTM 方案	
短波辐射方案	Dudhia 方案	
边界层方案	YSU方案	
陆面过程方案	5层热扩散方案	

培育阶段采用单层网格. 扰动变量包括: 水平纬向风速 U 、水平经向风速 V 、温度 T 、位势高度扰动 PH 和水汽混合比 Q . 每经过一个培育周期内, 引入当前时刻分析场, 对扰动进行一次调整, 使其在均方根误差意义上与初始扰动保持同一量级. 用得到的扰动构成初值扰动成员, 进行集合预报. 本文使用美国NCEP的全球预报系统(Global Forecast System, GFS)资料驱动模式运行.

由于模式和物理过程参数化方案的多样性对预报效果也有十分重要的影响(Clark等, 2008; Cintineo等, 2014), 而观测资料在插值时也会引入误差, 为了研究LBGM的效果, 本文采用完美模式假定(Johnson和

Wang, 2016), 即假定模式不确定性为零, 从而将控制预报的结果作为真值. 试验包含10个集合成员, 采用完全相同的模式设置, 随机选取1个集合成员作为控制预报, 其余9个集合成员用来制作集合预报. 这样试验结果的差异完全由初始扰动不确定性导致, 便于对LBGM方法进行研究.

4 LBGM的结果分析

为检验LBGM法的效果, 将从扰动形态、离散度和预报RMSE三个方面进行分析. 首先来看扰动形态在培育过程中的变化.

4.1 扰动形态的变化

图3和4为培育过程中, 水平纬向风场 U 在低层和高层的形态演变. 可以看到, 经过调整后输入下一个培育周期的扰动, 具有更多的局地特征. 图3a为低层第一个培育周期输出的扰动场, 在东南方海面上的扰动为比较均匀的西风扰动, 对扰动的细节描述不够. 而在经过调整后的图3b中, 东南海面上出现了多个西风扰动中心, 局地分布特征更加明显. 这一转变在后续的培育过程中也可以被观察到(从图3c到d, 以及从

图 3 水平纬向风速 U 在低层($\eta = 9$)的扰动形态演变

(a)和(b)分别为29日12时调整前和调整后的扰动场, (c)和(d)分别为29日18时调整前和调整后的扰动场, (e)和(f)分别为30日00时调整前和调整后的扰动场, (g)为30日06时得到的最终扰动场. 单位: m s^{-1}

图4 水平纬向风速 U 在高层($\eta = 16$)的扰动形态演变

(a)~(g)描述同图3

图3e到f). 同时, 经过调整后的扰动场仍然保持了调整前扰动场的基本结构, 如在图3c和e中位于(110°E, 24°N)附近的东风扰动中心, 调整后其结构依然可见. 此外, 从扰动大小上可以看出, 调整后的扰动大小稳定(图3b、d、f), 保证了扰动大小的合理性. 这一点也是传统BGM法调整的目的. 在高层(图4), 局地调整也可以使得扰动具有更多的局地特征, 但相对低层而言影响稍小一些. 这是因为高层要素场基本不受近地面影响, 更为稳定, 多呈现大尺度特征. 而在低层, 尤其在对流尺度天气系统中, 要素场的空间局地性非常强. 经过调整后, 突出了这些局地特征. 而这一点是传统的BGM法做不到的. 传统的BGM法只将扰动大小进行了缩放, 扰动的结构与调整前完全一致.

4.2 离散度的对比

集合成员之间的离散度是集合预报系统的一个重要特征. 离散度即集合成员的发散程度, 是集合预报系统所能表征的大气不确定性的体现, 可定义为

$$S(t, z) = \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M d_m^2 \right]^{1/2}, \quad (6)$$

其中, $d_m = x_m^f(t) - x_0^f(t)$, $x_m^f(t)$ 和 $x_0^f(t)$ 分别为集合成员

和控制预报, M 为集合成员个数. 即先计算出各集合成员与控制预报之间的平均预报均方差, 再对位于同一垂直层上的积分区域内的格点进行平均.

图5为各扰动变量的离散度随时间的变化情况. 总体来看, 各扰动变量的离散度都是低层强于高层, 这是由这些物理量的不确定性分布导致的. 它们的不确定性主要分布在低层, 高层则相对稳定. 无论是在低层还是高层, LBGM法产生的离散度在绝大多数预报时段内都要大于传统的BGM法(虚线位于实线上方). 但在预报的最初4个小时左右, 二者的离散度差异比较小, 如图5b、c和e的低层(蓝色线). 注意到对于水汽混合比 Q (图5e), 对于预报初期高层的离散度而言, 传统BGM反而要大于LBGM的离散度. 但是, 考虑到在高层水汽含量已经非常少, 这一结果不具有代表性. 图6为近地面物理量的离散度随时间的演变. 因为并非扰动物理量, 它们的离散度在初始时刻为0. 但是在预报开始的2小时内, LBGM产生的离散度就能大于传统BGM. 在随后的预报时段内, 除2m相对湿度 $RH2$ 外(图6c), LBGM的离散度都比传统BGM要大. 对于 $RH2$ 而言(图6c), LBGM法对离散度的提高作用没有其他物理量强, 但也都在传统BGM之上或与之持平. 因此, 从扰动变量和近地面变量的角度看, LBGM能够较为显著

图 5 扰动变量的离散度随时间的演变

(a)~(e)分别为水平纬向风速 U (单位: m s^{-1})、水平经向风速 V (单位: m s^{-1})、温度 T (单位: K)、气压场 P (单位: hPa)和水汽混合比 Q (单位: kg kg^{-1})。实线和虚线分别为传统BGM和LBGM的结果, 其中LBGM的影响半径取为7。蓝色线为在低层($\eta = 9$)的物理量, 红色线为在高层($\eta = 16$)的物理量

图 6 近地面变量的离散度随时间的演变

(a)~(e)分别为海平面气压 SLP (单位: hPa)、2m温度 $T2$ (单位: K)、2m相对湿度 $RH2$ (单位: $\%$)、10m水平纬向风速 $U10$ (单位: m s^{-1})以及10m经向风速 $V10$ (单位: m s^{-1})。实线和虚线分别为传统BGM和LBGM的结果, 其中LBGM的影响半径取为7

地提高物理量的离散度, 有助于解决传统BGM的离散度不高的问题.

4.3 预报RMSE

为研究LBGM法的预报效果, 并与传统BGM法进行对比, 分别对扰动变量和部分近地面变量的预报RMSE进行分析, 如图7和8所示. 在图7中, 因高层的预报RMSE的演变情况与低层类似, 这里不再给出. 总体来看, 对于扰动变量而言, LBGM的预报RMSE小于传统BGM. 其中, 在预报的第8~11时内, 温度 T (图7c)的LBGM的预报RMSE略大于传统BGM; 对于水汽混合比(图7d), 在预报初期LBGM法的预报RMSE出现振荡, 且在0~4时内大于传统BGM. 该现象在离散度的演变中也可以看到(图5d). 这可能是由于在预报初期气压场 P 的不确定性变化较快导致, 而相比传统BGM, LBGM对不确定性的变化更为敏感所致. 但在随后的预报时段中, LBGM的气压场 P 预报RMSE明显低于传统BGM. 对于近地面变量(图8), 可以看出LBGM也能够降低预报RMSE. 除却海平面气压 SLP 和2m温度 T_2 (图8a和图8b)的预报初期, LBGM的预报RMSE均低于传统BGM. 因此, 从预报RMSE的角度看, LBGM能够降低预报RMSE, 提高集合预报的预报效果.

4.4 集合离散度与RMSE的比值

当集合离散度与预报RMSE的比值接近于1, 即二者大小相近时, 真实的大气状态有较大的概率被集合成员所反映, 此时的集合预报系统效果较好. 因此, 集合离散度与预报RMSE的比值是衡量集合预报系统的一个重要指标. 定义二者比值为 q , 即

$$q = \frac{spread}{RMSE}, \quad (7)$$

q 值越接近于1, 集合预报系统性能越好.

图9和10分别为扰动变量在低层和高层的 q 值随影响半径的演变情况. 从图9中可以看出, 无论是预报初期还是预报后期, LBGM法的 q 值都比传统BGM法的 q 值更接近1. 在低层(图9), 对于 U 而言(图9a), 在预报前期, 当影响半径从7个格点增加到13个格点时, q 值逐渐接近于1; 当影响半径大于13个格点后, q 值又逐渐大于1. 即在影响半径取13个格点时, 集合预报系统的性能最好. 但在预报后期, 影响半径取7个格点时, q 值最接近1, 系统性能最好. 对于 V 而言(图9b), 在预报前期和

后期, q 值随着影响半径的增大, 都呈现出先增大后减小的趋势. 其中, 在预报前期, 影响半径取13个格点时 q 值最接近1, 在预报后期则为11个格点. 对于 T 而言(图9c), 在预报前期和后期, 影响半径分别取19个格点和13个格点时的 q 值最接近1. 对于 P 而言(图9d), 在预报前期和后期, 影响半径分别取19个格点和11个格点时的 q 值最接近1. 对于 Q 而言(图9e), 在预报前期和后期, 影响半径分别取3个格点和7个格点时的 q 值最接近1.

总体来看, 对于不同的扰动变量, 虽然没有固定的影响半径可以同时使预报性能达到最佳, 但影响半径取在7~13个格点之间, 集合预报系统的性能是较好且较为稳定的. 这在高层的扰动变量以及近地面变量中表现更为明显(图10和11). 可以看到, 相对低层而言, 高层的 q 值随影响半径的变化更为稳定. 例如对于 U , 当影响半径在7~13个格点之间时, 在预报初期(蓝色实线), q 值均非常接近1. 对于10m水平纬向风速 U_{10} 而言(图11d), 当影响半径在7~13个格点之间时, 无论在预报初期还是预报后期, q 值均非常接近1. 此外, 在低层, 对于 U 、 V 和 T 三个变量(图9a、b和c), 预报初期的 q 值比后期更接近1; 在高层, 除 U 外, 其余的变量均为预报后期的 q 值更接近于1.

5 小结

本文根据对流尺度集合预报的强局地性提出了一种局地增长模培育法, 设计了一次自然运行实验, 并通过对扰动形态、集合离散度和预报均方根误差的分析, 对局地增长模培育法进行了评估, 得到结论如下:

(1) LBGM法能够在培育过程中, 保证扰动的流依赖性, 同时根据局地RMSE对扰动大小进行调整, 使得扰动具有更多的局地化特征, 并反映格点之间的相互作用.

(2) 从离散度角度看, 对于扰动物理量和一些近地面气象要素而言, LBGM法产生的集合离散度要大于传统的BGM法.

(3) 从预报效果来看, 对于扰动物理量和一些近地面气象要素而言, LBGM法的预报RMSE要低于传统的BGM法.

(4) 从离散度与预报RMSE的比值来看, LBGM法比传统的BGM法所得的比值更接近于1, 即集合预报系统性能更好.

图 7 扰动变量在低层($\eta=9$)的RMSE随时间的演变

(a)~(e)分别为水平纬向风速 U (单位: m s^{-1})、水平经向风速 V (单位: m s^{-1})、温度 T (单位: K)、气压场 P (单位: hPa)和水汽混合比 Q (单位: kg kg^{-1})。实线和虚线分别为传统BGM和LBGM的结果, 其中LBGM的影响半径取为7

图 8 近地面变量RMSE随时间的演变

(a)~(e)分别为海平面气压 SLP (单位: hPa)、2m温度 $T2$ (单位: K)、2m相对湿度 $RH2$ (单位: %)、10m水平纬向风速 $U10$ (单位: m s^{-1})以及10m经向风速 $V10$ (单位: m s^{-1})。实线和虚线分别为传统BGM和LBGM的结果, 其中LBGM的影响半径取为7

图9 低层($\eta=9$)的扰动变量在预报初期($T=6$)和后期($T=18$)的 q 随影响半径的演变

(a)~(e)分别为水平纬向风速 U 、水平经向风速 V 、温度 T 、气压场 P 和水汽混合比 Q 。蓝色和红色分别为 $T=6$ 和 $T=18$ 时的 q 值; 实线为LBGM法, 虚线为传统BGM法; 黑色实线为 $q=1$ 的参考线

图10 同图9, 但为高层的情形($\eta=16$)

图 11 近地面变量在预报初期($T=6$)和预报后期($T=18$)的 q 值随影响半径的演变

(a)~(e)分别为海平面气压 SLP 、2m温度 $T2$ 、2m相对湿度 $RH2$ 、10m水平纬向风速 $U10$ 以及10m经向风速 $V10$ 。蓝色和红色分别为 $T=6$ 和 $T=18$ 时的 q 值;实线为LBGM法,虚线为传统BGM法

因此,从对LBGM法的初步评估可以看出, LBGM法能够体现对流尺度集合预报的局地特征,提高系统离散度并降低预报RMSE,同时提高集合预报系统性能。本文只是对该方法的初步评估,还需更多的实验个例进行验证并与观测资料进行对比。但是, LBGM法建立在传统BGM法的基础之上,思路新颖,无需消耗更大的计算资源,完全具备推广到业务应用的前景。

致谢 感谢审稿人对本文提出的宝贵意见。

参考文献

- 陈静, 薛纪善, 颜宏. 2005. 一种新型的中尺度暴雨集合预报初值扰动方法研究. *大气科学*, 29: 717–726
- 姜智娜, 穆穆, 王东海. 2008. 基于条件非线性最优扰动方法的集合预报试验. *中国科学D辑: 地球科学*, 38: 1444–1451
- 穆穆, 姜智娜. 2007. 集合预报初始扰动产生的一个新方法: 条件非线性最优扰动. *科学通报*, 52: 1457–1462
- 张涵斌, 陈静, 智协飞, 李应林, 孙云. 2014. GRAPES区域集合预报系统应用研究. *气象*, 40: 1076–1087
- 庄潇然, 闵锦忠, 蔡沅辰, 朱浩楠. 2016. 不同大尺度强迫条件下考虑初始场与侧边界条件不确定性的对流尺度集合预报试验. *气象学报*, 74: 244–258
- Arribas A. 2005. Test of a poor man's ensemble prediction system for short-range probability forecasting. *Mon Wea Rev*, 133: 1825–1839
- Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects. *Mon Wea Rev*, 129: 420–436
- Buizza R, Palmer T N. 1995. The singular-vector structure of the atmospheric global circulation. *J Atmos Sci*, 52: 1434–1456
- Bowler N E, Arribas A, Mylne K R. 2008. The benefits of multianalysis and poor man's ensembles. *Mon Wea Rev*, 136: 4113–4129
- Clark A J, Gallus Jr. W A, Chen T C. 2008. Contributions of mixed physics versus perturbed initial/lateral boundary conditions to ensemble-based precipitation forecast skill. *Mon Wea Rev*, 136: 2140–2156
- Cintineo R, Otkin J A, Xue M, Kong F. 2014. Evaluating the performance of planetary boundary layer and cloud microphysical parameterization schemes in convection-permitting ensemble forecasts using synthetic *GOES-13* satellite observations. *Mon Wea Rev*, 142: 163–182

- Ding R, Li J, Li B. 2017. Determining the spectrum of the nonlinear local Lyapunov exponents in a multidimensional chaotic system. *Adv Atmos Sci*, 34: 1027–1034
- Duan W, Mu M. 2006. Investigating decadal variability of El Nino–Southern Oscillation asymmetry by conditional nonlinear optimal perturbation. *J Geophys Res*, 111: C07015
- Duan W S, Mu M. 2009. Conditional nonlinear optimal perturbation: Applications to stability, sensitivity, and predictability. *Sci China Ser D-Earth Sci*, 52: 883–906
- 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
- Feng J, Ding R, Liu D, Li J. 2014. The application of nonlinear local lyapunov vectors to ensemble predictions in lorenz systems. *J Atmos Sci*, 71: 3554–3567
- Feng J, Ding R, Li J, Liu D. 2016. Comparison of nonlinear local Lyapunov vectors with bred vectors, random perturbations and ensemble transform Kalman filter strategies in a barotropic model. *Adv Atmos Sci*, 33: 1036–1046
- Harnisch F, Keil C. 2015. Initial conditions for convective-scale ensemble forecasting provided by ensemble data assimilation. *Mon Wea Rev*, 143: 1583–1600
- Hohenegger C, Walser A, Langhans W, Schär C. 2008. Cloud-resolving ensemble simulations of the August 2005 Alpine flood. *Q J R Meteorol Soc*, 134: 889–904
- Hoffman R N, Kalnay E. 1983. Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting. *Tellus A-Dyn Meteor Oceanogr*, 35: 100–118
- Johnson A, Wang X. 2016. A study of multiscale initial condition perturbation methods for convection-permitting ensemble forecasts. *Mon Wea Rev*, 144: 2579–2604
- Kühnlein C, Keil C, Craig G C, Gebhardt C. 2014. The impact of downscaled initial condition perturbations on convective-scale ensemble forecasts of precipitation. *Q J R Meteorol Soc*, 140: 1552–1562
- Leith C E. 1974. Theoretical skill of monte carlo forecasts. *Mon Wea Rev*, 102: 409–418
- Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications. *Nonlin Process Geophys*, 10: 493–501
- Peralta C, Ben Bouallègue Z, Theis S E, Gebhardt C, Buchhold M. 2012. Accounting for initial condition uncertainties in COSMO-DE-EPS. *J Geophys Res*, 117: D07108
- Romine G S, Schwartz C S, Berner J, Fossell K R, Snyder C, Anderson J L, Weisman M L. 2014. Representing forecast error in a convection-permitting ensemble system. *Mon Wea Rev*, 142: 4519–4541
- Schwartz C S, Romine G S, Sobash R A, Fossell K R, Weisman M L. 2015. NCAR’s experimental real-time convection-allowing ensemble prediction system. *Wea Forecast*, 30: 1645–1654
- Snook N, Xue M, Jung Y. 2011. Analysis of a tornadic mesoscale convective vortex based on ensemble kalman filter assimilation of CASA X-Band and WSR-88D radar data. *Mon Wea Rev*, 139: 3446–3468
- Toth Z, Kalnay E. 1993. Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations. *Bull Amer Meteor Soc*, 74: 2317–2330
- Toth Z, Kalnay E. 1997. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method. *Mon Wea Rev*, 125: 3297–3319
- Vié B, Nuissier O, Ducrocq V. 2011. Cloud-resolving ensemble simulations of mediterranean heavy precipitating events: Uncertainty on initial conditions and lateral boundary conditions. *Mon Wea Rev*, 139: 403–423
- Wang X, Bishop C H. 2003. A comparison of breeding and ensemble transform kalman filter ensemble forecast schemes. *J Atmos Sci*, 60: 1140–1158
- Wei M, Toth Z, Wobus R, Zhu Y, Bishop C H, Wang X. 2006. Ensemble Transform Kalman Filter-based ensemble perturbations in an operational global prediction system at NCEP. *Tellus A-Dyn Meteor Oceanogr*, 58: 28–44
- Wei M, Toth Z, Wobus R, Zhu Y. 2008. Initial perturbations based on the ensemble transform (ET) technique in the NCEP global operational forecast system. *Tellus A-Dyn Meteor Oceanogr*, 60: 62–79
- Yussouf N, Mansell E R, Wicker L J, Wheatley D M, Stensrud D J. 2013. The ensemble Kalman filter analyses and forecasts of the 8 May 2003 Oklahoma City tornadic supercell storm using single- and double-moment microphysics schemes. *Mon Wea Rev*, 141: 3388–3412
- Zhang F, Weng Y, Kuo Y H, Whitaker J S, Xie B. 2010. Predicting typhoon morakot’s catastrophic rainfall with a convection-permitting mesoscale ensemble system. *Wea Forecast*, 25: 1816–1825

(责任编辑: 罗德海)