

王璐,沈学顺,2019. 对流尺度集合预报与模式不确定性研究进展[J]. 气象,45(8):1158-1168. Wang L, Shen X S, 2019. Review on the representation of model uncertainty in convection-allowing ensemble prediction system[J]. Meteor Mon, 45(8):1158-1168(in Chinese).

对流尺度集合预报与模式不确定性研究进展*

王璐¹ 沈学顺^{2,3}

1 中国气象科学研究院,北京 100081

2 中国气象局数值预报中心/国家气象中心,北京 100081

3 中国气象科学研究院灾害天气国家重点实验室,北京 100081

提 要: 本文回顾了国内外近 10 年来对流尺度集合预报系统以及有关模式不确定性研究的成果。对流尺度集合预报在提高局地强天气预报预警能力方面,因其可以提供丰富的概率预报信息而具有显著优势,相关研究和应用受到国内外学者和数值预报业务机构的重视。相对于全球集合预报,对流尺度集合预报中有关模式不确定性的研究缺乏系统性和理论基础,成为目前研究的热点和难点。目前常用的模式扰动方法有多模式、多物理过程、多物理参数、随机物理等。这些方法在强对流事件、热带气旋强度路径等预报中得到了广泛应用,但在提高对流尺度集合离散度方面作用仍有限,主要原因在于其并没有针对性描述影响对流系统发生发展的关键物理过程的不确定性,仍然属于全球集合预报中天气尺度范畴。在回顾相关研究的同时,也提出了值得探索和研究的方

关键词: 对流尺度,集合预报系统,模式不确定性,模式扰动方法

中图分类号: P456

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2019.08.012

Review on the Representation of Model Uncertainty in Convection-Allowing Ensemble Prediction System

WANG Lu¹ SHEN Xueshun^{2,3}

1 Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081

2 CMA Numerical Weather Prediction Centre/National Meteorological Centre, Beijing 100081

3 State Key Laboratory of Severe Weather, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081

Abstract: Convection-Allowing Ensemble Prediction System (CAEPS) has obvious advantages in predicting the convective events due to its fruitful probabilistic forecast information. The CAEPS has become one of the hot focuses in researching and developing the local high-resolution numerical weather prediction (NWP) system. Compared with global ensemble prediction system, representation of model uncertainty in CAEPS is lack of systematic research and theoretical basis, and becomes an important issue worthwhile further research. This paper devotes to reviewing the current state of CAEPS and the studies in representing the model uncertainty over the past 10 years. Up to now, several approaches have been developed in representing model uncertainties, including multi-model, multi-physic, multi-parameter and stochastic physics. These approaches have been widely applied in ensemble forecast of severe convective weather, tropical cyclone intensity and tracks and so on, but with limited effect in improving under-dispersion

* 国家重点研发计划(2017YFC1501904)资助

2018 年 7 月 25 日收稿; 2019 年 4 月 7 日收修定稿

第一作者:王璐,主要从事数值预报研究. Email: wanglu_94@foxmail.com

通信作者:沈学顺,主要从事数值预报研究. Email: shenxs@cma.gov.cn

problem of CAEPS. Such limited effect may come from deficiency of these approaches in formulating the model uncertainties related to small-to-meso-scale system. Except for reviewing the past researches, we propose a way to detect and describe model uncertainties at convective scale.

Key words: convective-scale, ensemble prediction system, model uncertainty, model perturbation methods

引 言

强对流天气是造成气象灾害的重要天气现象之一,具有局地性强、发展迅速等特征,对其准确的预报预警也是当前数值预报的重要挑战之一。近年来,对流尺度模式(Convection-Allowing Models, CAMs)受到国际越来越多的关注(Seity et al, 2010; Baldauf et al, 2011; Clark et al, 2016; Müller et al, 2017),其水平分辨率一般小于 4 km,不再使用积云对流方案,可以较详细地刻画中小尺度系统的特征,但依然只是描述其总体属性,并不能完全分辨或解析对流单体中的上升、下沉气流、湍流夹卷等过程(Bryan et al, 2003)。在这种千米尺度分辨率的模式中,动力、物理过程之间以及物理过程相互之间存在较强的不可分离的非线性相互作用,直接影响到模式对对流触发及发展传播、冷池形成的强度与大小、降水落区强度和降水日循环特征等的模拟预报能力(Berner et al, 2011),关系到 CAMs 对强对流天气的可预报性。也就是说,如何在对流尺度数值预报中考虑预报不确定性是比天气尺度数值预报更为迫切和复杂的问题。

为了提高对强对流天气的预报预警能力,对流尺度集合预报系统(Convection-Allowing Ensemble Prediction Systems, CAEPS)应运而生,因其可以提供对流系统发生发展、强降水落区、大风极值分布等丰富的概率预报信息,在研究和业务数值预报中日益得到重视。近年来,高性能计算机的发展进一步为 CAEPS 巨大计算量的问题提供了必要、可行的计算环境。Clark et al(2009)基于 WRF 模式,比较了 5 个成员 4 km 水平分辨率和 15 个成员 20 km 水平分辨率的区域集合预报,结果证明前者降水预报的集合离散度更高,可以更好地表现对流降水的时空统计特性。Duc et al(2013)基于日本气象厅的非静力模式,对比检验了 11 个成员的 2 km 和 10 km 水平分辨率的集合预报系统,发现前者在强降水预报方面占优。Schellander-Gorgas et al (2017)评估了 2.5 km 对流可分辨集合预报系统

AROME-EPS 和 11 km 中尺度集合预报系统 ALADIN-LAEF,证明日降水循环特征在前者的模拟中得到了改进。但值得注意的是,目前 CAEPS 依然存在离散度偏低的问题。其原因虽然有一定争议,但没有充分考虑 CAMs 中非线性误差发展特征是其中的重要方面。本质上,天气尺度和对流尺度模式误差的来源及增长特征具有很大不同(涉及湿热动力过程、不稳定性等),CAMs 初始误差增长和误差翻倍时间大约比天气尺度模式快 10 倍(Hohenegger and Schar, 2007),这些都需要在研究其不确定性问题时予以关注。

简而言之,一方面仅仅通过“单一”的确定性模式难以得到对流系统位置、强度等的合理预报,需要通过集合预报技术提供更多的概率预报信息,另一方面发展适用于中小尺度系统,能够刻画 CAMs 误差特征的集合扰动方法,相较于天气尺度模式而言,是一个更大的挑战。

目前,国内外学者从初值扰动(高峰等, 2010; Tennant, 2015; Raynaud and Bouttier, 2016; 庄潇然等, 2017)、侧边界扰动(Vié et al, 2011; Caron, 2013; 庄潇然等, 2016)、模式扰动等方法出发,展开了一系列的 CAEPS 试验。前人研究证明,模式不确定性问题的合理表述,对于提高 CAEPS 预报性能具有重要意义,本文关注 CAMs 的模式不确定性问题,主要针对目前 CAEPS 的发展和常用的模式扰动方法展开回顾,为发展更合理的模式扰动方法提供研究背景参考,然后针对目前 CAEPS 模式不确定性研究所面临的问题做一陈述,并提出值得探索的方向。

1 对流尺度集合预报现状

CAEPS 水平分辨率在 1~4 km,网格尺度已经能够等于或接近于高分辨率确定性区域数值预报,成为预报强对流等局地强天气的重要工具,是近年来业务预报单位关注和业务应用的重点。本节系统地介绍了这些 CAEPS 的技术要点,并将其主要情况概括在表 1 中,然后讨论了对流尺度集合预报

技术的研究重点和发展趋向。

德国气象局研究开发了 2.8 km 对流可分辨的集合预报系统 COSMO-DE-EPS (Peralta et al, 2012; Kühnlein et al, 2014), 该系统于 2012 年 5 月开始业务运行, 集合成员 20 个, 预报时效 27 h, 每天运行 8 次。模式扰动采用多物理参数法, 选取浅对流夹卷率、渐近混合长度、云微物理方案中的饱和临界值等多个物理参数, 扰动大小根据集合离散度和预报技巧两方面优化调整 (Gebhardt et al, 2011)。初值扰动来自 4 个业务全球模式, 采用动力降尺度法并做了中心化处理, 侧边界条件也由这 4 个全球模式通过动力降尺度提供。2018 年 5 月起, 德国气象局运行了新版本的集合预报系统 COSMO-D2-EPS, 该系统的模式分辨率提高至 2.2 km, 初值扰动由基于局地集合变换卡尔曼滤波的千米尺度集合同化系统产生, 侧边界扰动来自全球集合预报 ICON-EPS, 模式扰动仍然采用多物理参数法。

英国气象局发展了 2.2 km 水平分辨率的集合预报系统 MOGREPS-UK, 该系统在 2013 年 6 月业务运行 (Golding et al, 2016; Hagelin et al, 2017), 集合成员 12 个, 预报时效 54 h, 每天运行 4 次。初值、侧边界扰动均来自全球集合预报系统 MOGREPS-G 的动力降尺度扰动场, 其中初值扰动做了中心化处理。MOGREPS-UK 使用随机参数扰动方案, 选取边界层和云微物理方案中的物理参数, 基于一阶自回归模型随机扰动这些参数来考虑模式不确定性 (McCabe et al, 2016)。为了改进对对流触发阶段的预报能力, 该系统还加入了对边界层内温度的随机扰动。

法国气象局的对流尺度集合预报系统 AROME-EPS 在 2016 年 10 月业务运行 (Nuissier et al, 2016; Raynaud and Bouttier, 2017), 集合成员 12 个, 水平分辨率 2.5 km, 预报时效 45 h, 每天运行 2 次。初值、侧边界扰动均来自短期集合预报 PEARP 的动力降尺度扰动场, 其中初值扰动做了中心化处理。模式扰动采用随机参数化倾向扰动方案 (Stochastic Perturbed Parameterization Tendencies, SPPT), 相当于欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 全球集合预报中 SPPT 方案的有限区域版本。该方案可以增加集合预报的离散度, 平滑离散度过高的区域, 同时提高概率技巧评分, 改进集合可信度和离散度—准确率一致性关系 (Bouttier et al, 2012)。此外, AROME-EPS 中还加入了对海表温

度、土壤温度和湿度等陆面变量的随机扰动。

俄罗斯水文气象中心在 2014 年索契冬奥会期间运行了 2.2 km 水平分辨率的集合预报系统 COSMO-Ru2-EPS (Kiktev et al, 2017), 其预报时效 48 h, 每天 0000、1200 UTC 起报, 初值、侧边界扰动均来自区域集合预报 COSMO-S14-EPS 动力降尺度扰动场, 但缺少模式扰动方案。

韩国气象局也发展了 3 km 对流可分辨的区域集合预报系统 LENS, 该系统预报时效为 45 h, 每天 0300、1500 UTC 起报。初值、侧边界扰动均通过全球集合预报系统 EPSG 通过动力降尺度提供, 模式扰动采用与 MOGREPS-UK 类似的随机参数扰动方案 (Kim and Kim, 2017)。

美国国家环境预报中心 (NCEP) 最早建立并业务运行了短期集合预报系统 (Short-Range Ensemble Forecast, SREF), 该系统有 26 个集合成员, 水平分辨率为 16 km, 初值扰动采用重新尺度化集合转换与繁殖向量混合扰动技术, 模式扰动方法主要使用多模式和多物理过程。为了进一步发展强对流集合预报, NCEP 计划未来运行 3 km 对流允许集合预报系统 NCASE 和 1 km 风暴尺度集合预报系统 NSSE, 目前已经先期开展 NCASE-TL 的研究 (Du et al, 2014)。

从 2007 年起, 多家科研和业务单位参加了美国国家海洋和大气管理局灾害天气试验平台的春季预报试验, 进行每年为期 2 个月的对流尺度集合预报 (Clark et al, 2012)。2015 年, 美国俄克拉荷马大学风暴分析与预报中心、风暴预测中心、国家大气研究中心 (NCAR)、国家强风暴实验室 (NSSL)、空军气象局已经分别建立了 6 个独立的对流尺度集合预报系统 (Gallo et al, 2017)。其中, CAPS 试验运行了多初值、多模式、多物理过程的风暴尺度集合预报系统 (Storm Scale Ensemble Forecast, SSEF), 水平分辨率从 4 km 提高至 3 km, 集合成员 51 个, 预报时效 60 h, 初值、侧边界扰动均来自 SREF 动力降尺度扰动场, 模式几乎覆盖整个美国大陆, 能够改善定量降水和风暴强度、路径预报。SPC 运行了多模式多物理风暴尺度集合预报系统 (Storm-Scale Ensemble of Opportunity, SSEO), 模式分辨率 4 km, 集合成员 7 个, 利用时间滞后法增加初值扰动, 主要用于一天内强对流、火险和冬季天气预报。NCAR 研究开发了 3 km 水平分辨率集合预报系统 EnKF-based EPS (Schwartz et al, 2015), 集合成员 10 个,

预报时效 48 h, 初值扰动由基于集合调整卡尔曼滤波技术的资料同化研究平台生成, 侧边界扰动是在全球模式 GFS 动力降尺度后叠加随机值, 但目前缺少针对模式不确定性的表述。2016 年, 为了对 CA-EPS 更全面的理论研究和试验数据共享, CAPS、

NSSL、NCAR 等机构联合建立了一个 65 个成员、3 km 水平分辨率的超级集合预报系统 (Community Leveraged Unified Ensemble, CLUE), 并将 8 个相关试验列入未来研究计划 (Clark et al, 2018)。

表 1 主要的对流尺度集合预报系统

Table 1 Main Convection-Allowing Ensemble Prediction Systems

国家	名称	分辨率 /km	预报时效/h	成员个数	初值扰动	侧边界扰动	模式扰动
德国	COSMO-DE-EPS	2.8	27	20	4 个全球模式预报场动力降尺度并中心化处理	4 个全球模式预报场动力降尺度	多物理参数
英国	MOGREPS-UK	2.2	54	12	MOGREPS-G 的动力降尺度扰动场并中心化处理	MOGREPS-G 的动力降尺度扰动场	随机物理参数扰动
法国	AROME-EPS	2.5	45	12	PEARP 的动力降尺度扰动场并中心化处理	PEARP 的动力降尺度扰动场	随机参数化倾向扰动方案
俄罗斯	COSMO-Ru2-EPS	2.2	48	10	COSMO-S14-EPS 的动力降尺度扰动场	COSMO-S14-EPS 的动力降尺度扰动场	——
韩国	LENS	3	45	12	EFSG 的动力降尺度扰动场	EFSG 的动力降尺度扰动场	随机物理参数扰动
美国	SSEF	3	60	51	SREF 的动力降尺度扰动场	SREF 的动力降尺度扰动场	多模式多物理过程
美国	NCAR EnKF-based EPS	3	48	10	集合调整卡尔曼滤波法	GFS 动力降尺度并叠加随机扰动	——

总的来说, 目前 CAEPS 对初值和模式不确定性的描述并没有观点较为一致的理论或方法, 这仍将是今后研究的关键内容。CAEPS 的重要目的是捕捉发展快、局地性强的强天气事件的发生概率和强度等信息, 模式物理过程及其不确定性在其中尤为重要。目前 CAEPS 的模式扰动方案大多沿用了全球和区域集合预报中的方法, 这些方法是否能够在 CAEPS 中有效表述模式不确定性仍待探讨。针对这一问题, 下节对目前集合预报中采用的主要模式扰动方法的原理与应用进行综述, 从而引出 CA-EPS 模式不确定性研究所面临的问题。

2 模式扰动方法

现状的全球/区域集合预报(包括 CAEPS)在表述模式不确定性时, 通常采用的方法有多模式、多物理过程、多物理参数、随机物理等。前三种方法是简单便捷地考虑模式不确定性的途径, 与随机物理方法相比更容易实现。随机物理的基本原理是通过引

入随机扰动来综合考虑次网格物理过程的不确定性, 在理论和应用上更具优势, 包括 SPPT 方案、随机参数扰动方案 (Random Parameters / Stochastically Perturbed Parameterizations, RP/SPP)。另外, 综合考虑模式动力和物理过程在截断尺度的动能耗散, 还有随机动能补偿方案 (Stochastic Kinetic Energy Backscatter, SKEB)。不同的随机扰动方法是模式不确定性的不同表述, 扰动方法的结合大多可以得到较优的结果, 如 MOGREPS-G 同时使用 SKEB 和 RP 方案 (Bowler et al, 2009), ECMWF 全球集合预报同时使用 SKEB 和 SPPT 方案 (Leutbecher et al, 2017)。本节归纳了常用模式扰动方法的原理及其应用, 并对比其主要优缺点 (表 2)。

2.1 多模式

多模式法主要是利用模式之间方程组、离散化计算、物理过程以及预报能力的不同, 将不同模式作为集合成员, 从而体现模式动力及物理过程的不确定性, 其目的是要抓住模式预报中的系统偏差或误

差。多模式集合预报主要包括多分析—多模式集合、Poor man 穷人集合、超级集合等。其中,多分析—多模式集合是利用两个及两个以上业务中心的分析场和模式制作集合预报,每个模式都有其自身的集合预报系统,然后把这几个子集合预报加在一起成为总集合预报,可以获得较优的预报结果。Poor man 穷人集合是将几个业务中心的决定性预报作为集合预报成员,相比于开发并运行一个集合预报系统而言更为经济实用。超级集合(Krishnamurti et al, 1999)是 Poor man 穷人集合的进一步发展,不将多个模式的预报结果直接作为集合成员,而是根据模式过去的性能先进行统计订正,在高分辨率模式中计算代价较大(智协飞等, 2015)。

多模式集合预报方法相对简单,在年际和季节气候预测、短期天气预报、台风路径和强度预报中得到了广泛的应用(Tebaldi and Knutti, 2007; Min et al, 2009; Iversen et al, 2011; 智协飞等, 2014)。Melhauser et al(2017)将 COAMPS-TC、HWRF、WRF-ARW 三种对流尺度模式组合,展开多模式集合预报试验,并与加入多物理过程、SPPT、SKEB 方案的单模式集合预报进行了对比,发现当预报时间大于 48 h 时,多模式法在热带气旋路径和强度的概率预报上稍具优势。

2.2 多物理过程

多物理过程法是利用不同参数化方案组合描述模式中对流潜热释放、云微物理、边界层湍流输送等不确定因素(Houtekamer et al, 1996)。这些物理过程参数化方案在理论设计、复杂程度等方面有所不同,因此对于不同地区和天气系统具有不同敏感性。目前多物理过程法已被广泛应用于中尺度集合预报的模式扰动方案中,并可以显著增加集合离散度(陈静等, 2003; 谭燕和陈德辉, 2008; Charron et al, 2010; Hacker et al, 2011; Wang et al, 2011; 张涵斌等, 2014; 2017; 李俊等, 2015; 黄红艳等, 2016)。Duda et al(2014)将多物理过程法应用到 CAEPS 中,用于表达美国中东部暖季降水的不确定性,并与多物理参数法进行了对比。35 个降水过程的检验结果显示,加入多物理过程法的集合预报比后者具有更高的预报技巧。

多物理过程法可以较好地考虑同一物理过程不同理论假设的差异、同一物理现象数学物理表述的不同,但存在开发工作量大、不能兼顾动力物理协调

性等问题。与上节多模式法类似,是一种相对简单地表述模式不确定性的方法,近年来,两种方法常常被结合引入 CAEPS 的试验研究中。

2.3 多物理参数

多物理参数法利用对参数化方案中不同物理参数进行扰动来表达模式不确定性,参数扰动值在模式区域和预报时段内固定,可以针对所关心的预报对象(如降水、2 m 温度)选择参数。对于 CAMs 而言,水凝物粒子谱密度的分布、云-气溶胶相互作用、云辐射特性、边界层湍流的垂直输送等过程的描述及其参数的取值十分重要。陈涛等(2017)参考了 Duda et al(2014)的试验思路,基于 WSM6 微物理方案,设计了 4 个不同雨滴、霰谱截距和霰密度的组合,针对华北“16·7”特大暴雨的 CAEPS 试验显示,对 WSM6 微物理方案进行参数扰动后的集合成员,能分别表达强对流风暴和密集均匀暖云降水两种性质的降水过程,证明了多物理参数扰动法在 CAEPS 中应用的有效性。

多物理参数法基于协调的动力物理模式配置,考虑模式物理过程参数化中经验参数的不确定性。与多物理过程方法相比可以避免动力物理的协调问题,且开发工作量较小。因此,该方法被部分业务数值预报单位采用,如 COSMO-DE-EPS。

2.4 SPPT 方案

SPPT 方案针对次网格物理过程参数化带来的不确定性,将物理参数化过程总倾向项乘以一个随机扰动 f_j^{SPPT} 来表述模式不确定性,公式如下:

$$e_j^{\text{SPPT}}(t) = \int_{t=0}^t [A(e_j, t) + f_j^{\text{SPPT}} P(e_j, t)] dt \quad (1)$$

$$f_j^{\text{SPPT}} = 1 + \mu r_j(e_j, t) \quad (2)$$

式中, e_j 表示集合成员的预报值, $j=1, 2, \dots, N$, N 为集合成员个数, $j=0$ 时表示控制预报。 $A(e_j, t)$ 为动力过程积分倾向项, $P(e_j, t)$ 为参数化物理过程积分倾向项, μ 用于减少近地面和平流层的扰动幅度,从而减少晴空效应和近地面计算不稳定。随机扰动型 $r_j(e_j, t)$ 由最初多变量在 $[-0.5, 0.5]$ 区间内的均匀分布(Buizza et al, 1999),改为单变量基于一阶自回归模型的高斯分布(Palmer et al, 2009)。

SPPT 方案首先在 ECMWF 全球集合预报系统中引入使用,而后在全球/区域集合预报中得到普遍

应用,在显著改进暴雨位置强度预报、降低系统漏报率等方面也得到很好的验证(任志杰等, 2011; 谭宁等, 2013; 王晨稀, 2015; 袁月等, 2016; 闵锦忠等, 2018),目前也被 AROME-EPS 采用。最近的研究中,Christensen et al(2017)针对目前 SPPT 方案中只能等比例扰动所有物理过程倾向项的不足,提出了 iSPPT(independent SSPT)方案,即分别扰动不同的参数化方案的积分倾向项,试验结果证明 iSPPT 方案可以显著提高热带地区预报离散度,特别是在对流发展旺盛的地区。

2.5 SKEB 方案

SKEB 方案的基本思想是将过度耗散的能量通过随机补偿的办法放回模式大气中,以期改进模式在最小可分辨尺度的动能谱(Shutts, 2005)。数值预报模式经常由于数值计算稳定性的需要而引入扩散或者滤波,这会导致模式在可分辨的最小尺度附近会出现能量的过度耗散,此外模式所采用的数值算法以及一些次网格物理过程参数化也会带来类似的问题。该方案公式如下:

$$e_j^{\text{SKEB}}(t) = \int_{t=0}^t [A(e_j, t) + P(e_j, t) + E_\psi^{\text{SKEB}}] dt \quad (3)$$

$$E_\psi^{\text{SKEB}} = [bD(e_j, t)]^{1/2} F(e_j, t) \quad (4)$$

式中, E_ψ^{SKEB} 为流函数倾向扰动项, b 为补偿系数, $D(e_j, t)$ 是局地动能耗散率, $F(e_j, t)$ 为与 SPPT 方案中类似的三维随机扰动场,具有空间结构和时间相关特征。Berner et al(2009)将扰动流函数基于一阶自回归模型进行谱展开,进一步采用谱随机动能补偿方案(Spectral Stochastic Kinetic energy Backscatter Scheme, SSBS)描述动能耗散。Shutts(2015)则提出一种随机对流补偿方案(Stochastic Convective Backscatter, SCB),只考虑与深对流参数化过程中的能量耗散有关的模式误差。

与 SPPT 方案用于表述物理过程参数化本身带来的不确定性不同, SKEB 方案用于考虑模式数值计算以及物理过程参数化中被耗散部分的不确定性。不少学者研究了在 CAEPS 中应用 SKEB 方案的效果, Romine et al(2014)将 SKEB 与 SPPT 方案进行对比,发现 SPPT 增加的离散度大于 SKEB,但是两种随机物理方案都会在单个成员的确定性预报中引入偏差, SKEB 引入偏差较小; Duda et al(2016)将 SKEB 方案与多物理过程进行对比,发现

SKEB 可以增加对流层中上层大气要素预报的离散度,还可以改进近地面要素的预报,但是其增加的集合离散度较小。

2.6 RP/SPP 方案

RP/SPP 方案针对的是描述物理过程参数化方案中经验或半经验参数的不确定性,其参数值在特定的时间间隔下随机变化,这与多物理参数法有所区别。目前,具有代表性的两种随机参数扰动方案是英国气象局使用的 RP 方案和 ECMWF 的 SPP 方案。

英国气象局的 RP 方案最开始应用于全球集合预报(Bowler et al, 2008),之后被引入对流可分辨的集合预报系统中(Baker et al, 2014)。该方案基于一阶自回归模型对参数进行扰动:

$$P_t = \mu + r(P_{t-1} - \mu) + \epsilon \quad (5)$$

式中, P_t 为参数在 t 时刻的值, μ 为参数背景值, r 为自回归系数, ϵ 为随机项。

McCabe et al(2016)构造了依赖于自回归系数和参数更新时间间隔的随机项,还引入了 $[-1, 1]$ 的参数映射和一种简单的截断边界条件,使扰动参数随时间变化更均匀更平滑,即 RP2 方案。研究显示, RP2 方案可以增加雾天能见度预报中的集合离散度,改进雾天漏报率。他们还指出, RP 方案的进一步完善需要扰动参数在时间和空间上的变化。

最近 ECMWF 发展了一种 SPP 方案(Ollinaho et al, 2017),该方案在边界层、对流、辐射等参数化方案中选取了 20 个参数,对这些物理参数进行正态分布型的随机扰动,并基于一阶自回归模型保证其时间相关性:

$$\xi = \exp(\Psi)\hat{\xi} \quad (6)$$

$$\hat{r}_{mm}(t + \Delta t) = \phi \hat{r}_{mm}(t) + s_n \epsilon_{mm}(t) \quad (7)$$

式中, ξ 为参数扰动后的值, $\hat{\xi}$ 为参数背景值, Ψ 为正态分布, $\hat{r}_{mm}(t)$ 为 Ψ 在 t 时刻的谱系数, m, n 分别为纬向和总波数, ϕ 和 s_n 分别表示 $\hat{r}_{mm}(t)$ 自相关系数和谱标准差, $\epsilon_{mm}(t)$ 是随机项。

在 ECMWF 全球中期集合预报试验中,对于 24 h 内上层大气要素预报, SPPT 和 SPP 两个方案的预报检验评分几乎相同;对于近地面变量, SPP 对于 2 m 温度的预报略优于 SPPT。Jankov et al(2017)将 SPP 方案应用于对流、边界层参数化方案中,试验发现 SPP 和 SPPT、SKEB 方案的组合可以替代集合预报系统中现有的多物理过程法,甚至可

表 2 几种模式扰动方法及其主要优缺点

Table 2 Main advantages and disadvantages of the model perturbation methods

方法	优点	缺点
多模式	方法简单;同时考虑初值的不确定性和模式的不完善	需要考虑不同模式之间的协调问题;需要不同预报中心之间的数据传输与共享
多物理过程	方法简单;描述相关物理过程的理论假设及数学描述带来的不确定性	需要开发不同的参数化方案;参数化方案之间相关性很大,不能兼顾动力物理协调性
多物理参数	开发工作量小;描述物理过程参数化过程中参数经验取值带来的不确定性	参数和阈值的选取具有主观性;相比于多物理过程,其增加集合离散度的效果偏差
SPPT	描述次网格物理过程参数化带来的不确定性;保证各物理过程之间的平衡	能量不守恒,边界层数值计算中容易出现的计算不稳定;所有物理过程扰动量级相同,不能产生新的倾向项*
SKEB	能量守恒,弥补模式在可分辨最小尺度附近的能量耗散	高分辨率集合预报中产生离散度较小,成本相对较高
RP/SPP	描述物理过程参数化过程中参数经验取值带来的不确定性	参数和阈值的选取具有主观性;计算代价大,维持与发展成本较高

* 最近的研究中,Christensen et al(2017)提出的方法为这一问题的解决提供了思路。

以得到更大的集合离散度,并且指出将 SPP 方案进一步应用到高分辨率集合预报的可行性。

总之,模式不确定性的合理表述是集合预报的重要内容,对于 CAEPS 更是一个挑战性的问题。常用的扰动方法在 CAEPS 中得到了初步应用,但是仍然无法有效提高对流尺度集合预报水平。从原理上来看,上述模式扰动方法并没有着重考虑快速增长的中小尺度信息,这可能是沿用天气尺度集合预报的模式扰动方法无法在 CAEPS 获得足够大的离散度的主要原因。研究、设计对强天气发生发展有针对性的模式物理过程不确定性表述方法是值得探索的方向。

3 CNOP-P 在集合预报中的可能应用

当前 CAEPS 模式扰动方案存在的主要问题是:模式不确定性的表述并没有针对性涉及到影响中小尺度系统发生发展的关键物理过程,没有针对性地刻画模式误差非线性快速增长特征。未来发展一种更为合理的模式扰动方案,需要考虑对流尺度模式中重要的次网格物理过程,即能够产生显著预报误差的物理过程,仅针对其倾向项进行随机扰动,或仅选取与其相关的重要参数进行扰动。目前的多物理参数法和 RP/SPP 方案,对于参数的选取一般是基于经验性假设或简单的敏感性试验,物理依据不充分。从模式物理参数不确定性的角度出发,本节结合 CNOP-P 的物理意义及求解方法,讨论了 CNOP-P 在构造更合理的模式扰动中的可能应用。

Mu et al(2003)将线性奇异向量(Linear Singu-

lar Vector, LSV)推广到在非线性领域,提出条件非线性最优扰动(Conditional Nonlinear Optimal Perturbation, CNOP)。LSV 代表了切线性模式中具有最大增长率的一类初始扰动;CNOP 代表了满足一定物理约束条件下,在预报时刻具有最大非线性发展的一类初始扰动。考虑到模式不确定性带来的预报误差和可预报性问题,为了从最优扰动的角度研究模式参数的不确定性,Mu et al(2010)进一步将 CNOP 拓展到初值误差和模式参数误差同时存在的情形,将仅与初值扰动有关的 CNOP 称为 CNOP-I;与模式参数扰动有关的 CNOP 称为 CNOP-P。目前,CNOP-P 已经在 El Niño 事件春季可预报性障碍问题(Duan and Zhang, 2010; Yu et al, 2012)、黑潮路径变异可预报性(Wang et al, 2012)、陆面模式参数优化及敏感性研究(李红祺等, 2011; Wang and Huo, 2013; Sun and Mu, 2017)等方面得到了应用。

CNOP-P 代表了满足一定物理约束条件下,在预报时刻具有最大非线性发展的一类参数扰动,即定义一个非线性优化问题,考虑给定的范数 $\|\cdot\|$, $\|p'\| \leq \sigma$ 是参数扰动的约束条件,参数扰动 p' 成为条件非线性最优参数扰动 CNOP-P,当且仅当

$$J(p') = \max_{\|p'\| \leq \sigma} \|M_\tau(P + p')(U_0) - M_\tau(P)(U_0)\| \quad (8)$$

式中, $J(p')$ 为目标函数, P 为背景参数向量, p' 为参数扰动向量; $M_\tau(P)(U_0)$ 是参数值取 P 时,初值 U_0 在非线性模式 M 中积分到 τ 时刻的预报值; $M_\tau(P + p')(U_0)$ 是 P 叠加了 p' 后,非线性模式 τ 时刻的

预报值。

一方面,从 CNOP-P 的物理意义来看,该方法可以应用于寻找 CAEPS 中对模式输出敏感的物理参数,即在预报时刻具有最大非线性误差发展的一类参数,扰动这类参数从理论上体现了中小尺度系统的非线性误差发展特征(穆穆和段晚锁,2013)。另一方面,从 CNOP-P 的求解方法来看,使用 Wang and Tan(2010)提出的集合投影求解算法,可以改善原有伴随求解的编写复杂、计算量过大等问题。该算法使用多个初始扰动及其预报增量样本,通过集合投影建立样本之间切线性近似模型,进而求解得到目标函数关于扰动变量的梯度,并已经在台风目标观测和气候模式不确定性研究中得到验证(王斌和谭晓伟,2009; Yin et al, 2015),在高分辨率数值预报模式中运用也具有较高的可行性。

4 结论和讨论

对流尺度数值预报的模式不确定性问题已经得到越来越多的关注,本文对 CAEPS 现状和模式不确定性研究两个方面进行系统性回顾,以期找到一种合理的、针对对流尺度的模式扰动方法。研究发现,目前 CAEPS 直接沿用天气尺度模式扰动方法存在局限性,这也是目前 CAEPS 模式不确定性研究领域需要解决的难题。针对这一难题,本文最后提出基于 CNOP-P 方法构造模式扰动的新思路。

(1) CAEPS 为局地强天气预报提供丰富概率信息,是国内外数值预报机构的研究重点。目前业务运行或试验中的 CAEPS 主要包括 COSMO-DEEPS、MOGREPS-UK、AROME-EPS、SSEF 等。这些集合预报系统中的模式扰动方案大多继承于全球和区域集合预报技术,缺乏理论依据。

(2) 常用的集合预报模式扰动方法有:多模式、多物理参数、多物理过程、随机物理。现有的模式扰动方法不能合理地对 CAEPS 的模式不确定性问题进行表述,在提高 CAEPS 离散度及其预报技巧方面依然存在不足。一个理想的 CAEPS 模式扰动方案,应该能够针对中小尺度系统发生发展的特点,合理描述其模式误差快速增长传播的非线性特征。

(3) CNOP-P 充分考虑了对流尺度模式误差快速增长特征,可以用于寻找对误差增长最为敏感的物理参数,在集合预报中使用 CNOP-P 选择敏感性参数并进行参数扰动,在构造更有效的模式不确定

性表述方式上具有应用价值。

参考文献

- 陈静,薛纪善,颜宏,2003. 物理过程参数化方案对中尺度暴雨数值模拟影响的研究[J]. 气象学报,61(2):203-218. Chen J, Xue J S, Yan H, 2003. The impact of physics parameterization schemes on mesoscale heavy rainfall simulation[J]. Acta Meteor Sin, 61(2):203-218(in Chinese).
- 陈涛,林建,张芳华,等,2017. “16·7”华北极端强降水过程对流尺度集合模拟试验不确定性分析[J]. 气象,43(5):513-527. Chen T, Lin J, Zhang F H, et al, 2017. Uncertainty analysis on the July 2016 extreme precipitation event in North China using convection-allowing ensemble simulation[J]. Meteor Mon, 43(5):513-527(in Chinese).
- 高峰,闵锦忠,孔凡铀,2010. 基于增长模繁殖法的风暴尺度集合预报试验[J]. 高原气象,29(2):429-436. Gao F, Min J Z, Kong F Y, 2010. Experiment of the storm-scale ensemble forecast based on breeding of growing mode[J]. Plateau Meteor, 29(2):429-436(in Chinese).
- 黄红艳,齐琳琳,刘健文,等,2016. 多物理 ETKF 在暴雨集合预报中的初步应用[J]. 大气科学,40(4):657-668. Huang H Y, Qi L L, Liu J W, et al, 2016. Preliminary application of a multi-physical ensemble transform Kalman filter in precipitation ensemble prediction[J]. Chin J Atmos Sci, 40(4):657-668(in Chinese).
- 李红祺,郭维栋,孙国栋,等,2011. 条件非线性最优扰动方法在陆面过程模式参数优化中的扩展应用初探[J]. 物理学报,60(1):782-788. Li H Q, Guo W D, Sun G D, et al, 2011. Using conditional nonlinear optimal perturbation method in parameter optimization of land surface processes model[J]. Acta Phys Sin, 60(1):782-788(in Chinese).
- 李俊,杜钧,刘羽,2015. 北京“7·21”特大暴雨不同集合预报方案的对比试验[J]. 气象学报,73(1):50-71. Li J, Du J, Liu Y, 2015. A comparison of initial condition-, multi-physics- and stochastic physics-based ensembles in predicting Beijing “7. 21” excessive storm rain event[J]. Acta Meteor Sin, 73(1):50-71(in Chinese).
- 闵锦忠,刘畅,王世璋,等,2018. 随机物理倾向扰动在风暴尺度集合预报中的影响研究[J]. 气象学报,76(4):590-604. Min J Z, Liu C, Wang S Z, et al, 2018. Impact of stochastically perturbed parameterization tendencies on storm-scale ensemble forecast[J]. Acta Meteor Sin, 76(4):590-604(in Chinese).
- 穆穆,段晚锁,2013. 条件非线性最优扰动在可预报性问题研究中的应用[J]. 大气科学,37(2):281-296. Mu M, Duan W S, 2013. Applications of conditional nonlinear optimal perturbation to the studies of predictability problems[J]. Chin J Atmos Sci, 37(2):281-296(in Chinese).
- 任志杰,陈静,田华,2011. T213 全球集合预报系统物理过程随机扰动方法研究[J]. 气象,37(9):1049-1059. Ren Z J, Chen J, Tian H, 2011. Research on T213 ensemble prediction system stochastic physics perturbation[J]. Meteor Mon, 37(9):1049-1059

- (in Chinese).
- 谭宁,陈静,田华,2013.两种模式随机扰动方案比较及扰动传播分析[J].气象,39(5):543-555. Tan N, Chen J, Tian H, 2013. Comparison between two global model stochastic perturbation schemes and analysis of perturbation propagation[J]. Meteor Mon, 39(5):543-555(in Chinese).
- 谭燕,陈德辉,2008.河南“75·8”大暴雨的中尺度集合预报试验[J].气象,34(9):10-21. Tan Y, Chen D H, 2008. Mesoscale ensemble forecasts on “75.8” heavy rain in Henan[J]. Meteor Mon, 34(9):10-21(in Chinese).
- 王斌,谭晓伟,2009.一种求解条件非线性最优扰动的快速算法及其在台风目标观测中的初步检验[J].气象学报,67(2):175-188. Wang B, Tan X W, 2009. A fast algorithm to obtain CNOP and its preliminary tests in a target observation experiment of typhoon[J]. Acta Meteor Sin, 67(2):175-188(in Chinese).
- 王晨稀,2015.基于随机全倾向扰动的台风路径集合预报试验[J].热带气象学报,31(1):32-42. Wang C X, 2015. Ensemble prediction experiments of typhoon track based on the stochastic total tendency perturbation[J]. J Trop Meteor, 31(1):32-42(in Chinese).
- 袁月,李晓莉,陈静,等,2016. GRAPES 区域集合预报系统模式不确定性的随机扰动技术研究[J].气象,42(10):1161-1175. Yuan Y, Li X L, Chen J, et al, 2016. Stochastic parameterization toward model uncertainty for the GRAPES mesoscale ensemble prediction system[J]. Meteor Mon, 42(10):1161-1175(in Chinese).
- 张涵斌,陈静,智协飞,等,2014. GRAPES 区域集合预报系统应用研究[J].气象,40(9):1076-1087. Zhang H B, Chen J, Zhi X F, et al, 2014. Study on the application of GRAPES regional ensemble prediction system[J]. Meteor Mon, 40(9):1076-1087(in Chinese).
- 张涵斌,智协飞,陈静,等,2017.区域集合预报扰动方法研究进展综述[J].大气科学学报,40(2):145-157. Zhang H B, Zhi X F, Chen J, et al, 2017. Achievement of perturbation methods for regional ensemble forecast[J]. Trans Atmos Sci, 40(2):145-157(in Chinese).
- 智协飞,彭婷,李刚,等,2014.多模式集成的概率天气预报和气候预测研究进展[J].大气科学学报,37(2):248-256. Zhi X F, Peng T, Li G, et al, 2014. Advances in multimodel ensemble probabilistic prediction[J]. Trans Atmos Sci, 37(2):248-256(in Chinese).
- 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 X F, Zhang J, Duan W S, 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]. Chin J Atmos Sci, 39(4):767-776(in Chinese).
- 庄潇然,闵锦忠,蔡沅辰,等,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[J].气象学报,74(2):244-258. Zhuang X R, Min J Z, Cai Y C, et al, 2016. Convective-scale ensemble prediction experiments under different large-scale forcing with consideration of uncertainties in initial and lateral boundary condition[J]. Acta Meteor Sin, 74(2):244-258(in Chinese).
- 庄潇然,闵锦忠,王世璋,等,2017.风暴尺度集合预报中的混合初始扰动方法及其在北京 2012 年“7.21”暴雨预报中的应用[J].大气科学,41(1):30-42. Zhuang X R, Min J Z, Wang S Z, et al, 2017. A blending method for storm-scale ensemble forecast and its application to Beijing extreme precipitation event on July 21, 2012[J]. Chin J Atmos Sci, 41(1):30-42(in Chinese).
- Baker L H, Rudd A C, Migliorini S, et al, 2014. Representation of model error in a convective-scale ensemble prediction system[J]. Nonlinear Processes Geophys, 21(1):19-39.
- Baldauf M, Seifert A, Förstner J, et al, 2011. Operational convective-scale numerical weather prediction with the COSMO model; description and sensitivities[J]. Mon Wea Rev, 139(12):3887-3905.
- Berner J, Ha S Y, Hacker J P, et al, 2011. Model uncertainty in a mesoscale ensemble prediction system; stochastic versus multiphysics representations[J]. Mon Wea Rev, 139(6):1972-1995.
- Berner J, Shutts G J, Leutbecher M, et al, 2009. A spectral stochastic kinetic energy backscatter scheme and its impact on flow-dependent predictability in the ECMWF ensemble prediction system[J]. J Atmos Sci, 66(3):603-626.
- Bouttier F, Vié B, Nuissier O, et al, 2012. Impact of stochastic physics in a convection-permitting ensemble[J]. Mon Wea Rev, 140(11):3706-3721.
- Bowler N E, Arribas A, Beare S E, et al, 2009. The local ETKF and SKEB; upgrades to the MOGREPS short-range ensemble prediction system[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 135(640):767-776.
- Bowler N E, Arribas A, Mylne K R, et al, 2008. The MOGREPS short-range ensemble prediction system[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 134(632):703-722.
- Bryan G H, Wyngaard J C, Fritsch J M, 2003. Resolution requirements for the simulation of deep moist convection[J]. Mon Wea Rev, 131(10):2394-2416.
- Buizza R, Milleer M, Palmer T N, 1999. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 125(560):2887-2908.
- Caron J F, 2013. Mismatching perturbations at the lateral boundaries in limited-area ensemble forecasting; a case study[J]. Mon Wea Rev, 141(1):356-374.
- Charron M, Pellerin G, Spacek L, et al, 2010. Toward random sampling of model error in the Canadian ensemble prediction system[J]. Mon Wea Rev, 138(5):1877-1901.
- Christensen H M, Lock S J, Moroz I M, et al, 2017. Introducing independent patterns into the Stochastically Perturbed Parametrization Tendencies (SPPT) scheme[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 143(706):2168-2181.
- Clark A J, Gallus Jr W A, Xue M, et al, 2009. A comparison of precipitation forecast skill between small convection-allowing and

- large convection-parameterizing ensembles [J]. *Wea Forecasting*, 24(4):1121-1140.
- Clark A J, Jirak I L, Dembek S R, et al, 2018. The Community Leveraged Unified Ensemble (CLUE) in the 2016 NOAA/Hazardous Weather Testbed Spring Forecasting Experiment [J]. *Bull Am Meteor Soc*, 99(7):1433-1448.
- Clark A J, Weiss S J, Kain J S, et al, 2012. An overview of the 2010 Hazardous Weather Testbed experimental forecast program spring experiment [J]. *Bull Am Meteor Soc*, 93(1):55-74.
- Clark P, Roberts N, Lean H, et al, 2016. Convection-permitting models: a step-change in rainfall forecasting [J]. *Meteor Appl*, 23(2):165-181.
- Du J, DiMego G, Zhou B B, et al, 2014. NCEP regional ensembles: evolving toward hourly-updated convection-allowing scale and storm-scale predictions within a unified regional modeling system [C] // Proceedings of the 22nd Conference on Numerical Weather Prediction and 26th Conference on Weather Analysis and Forecasting. Atlanta, GA: American Meteorological Society.
- Duan W S, Zhang R, 2010. Is model parameter error related to a significant spring predictability barrier for El Niño events? Results from a theoretical model [J]. *Adv Atmos Sci*, 27(5):1003-1013.
- Duc L, Saito K, Seko H, 2013. Spatial-temporal fractions verification for high-resolution ensemble forecasts [J]. *Tellus A: Dyn Meteor Oceanogr*, 65(1):18171.
- Duda J D, Wang X G, Kong F Y, et al, 2014. Using varied microphysics to account for uncertainty in warm-season QPF in a convection-allowing ensemble [J]. *Mon Wea Rev*, 142(6):2198-2219.
- Duda J D, Wang X G, Kong F Y, et al, 2016. Impact of a stochastic kinetic energy backscatter scheme on warm season convection-allowing ensemble forecasts [J]. *Mon Wea Rev*, 144(5):1887-1908.
- Gallo B T, Clark A J, Jirak I, et al, 2017. Breaking new ground in severe weather prediction: The 2015 NOAA/Hazardous Weather Testbed Spring Forecasting Experiment [J]. *Wea Forecasting*, 32(4):1541-1568.
- Gebhardt C, Theis S E, Paulat M, et al, 2011. Uncertainties in COSMO-DE precipitation forecasts introduced by model perturbations and variation of lateral boundaries [J]. *Atmos Res*, 100(2/3):168-177.
- Golding B, Roberts N, Leoncini G, et al, 2016. MOGREPS-UK convection-permitting ensemble products for surface water flood forecasting: rationale and first results [J]. *J Hydrometeorol*, 17(5):1383-1406.
- Hacker J P, Ha S Y, Snyder C, et al, 2011. The U. S. Air Force Weather Agency's mesoscale ensemble: scientific description and performance results [J]. *Tellus A: Dyn Meteor Oceanogr*, 63(3):625-641.
- Hagelin S, Son J, Swinbank R, et al, 2017. The Met Office convective-scale ensemble, MOGREPS-UK [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 143(708):2846-2861.
- Hohenegger C, Schar C, 2007. Atmospheric predictability at synoptic versus cloud-resolving scales [J]. *Bull Am Meteor Soc*, 88(11):1783-1794.
- Houtekamer P L, Lefaiivre L, Derome J, et al, 1996. A system simulation approach to ensemble prediction [J]. *Mon Wea Rev*, 124(6):1225-1242.
- Iversen T, Deckmyn A, Santos C, et al, 2011. Evaluation of 'GLAMEPS' - a proposed multimodel EPS for short range forecasting [J]. *Tellus A: Dyn Meteor Oceanogr*, 63(3):513-530.
- Jankov I, Berner J, Beck J, et al, 2017. A performance comparison between multiphysics and stochastic approaches within a North American RAP ensemble [J]. *Mon Wea Rev*, 145(4):1161-1179.
- Kiktev D, Joe P, Isaac G A, et al, 2017. FROST-2014: the Sochi Winter Olympics International Project [J]. *Bull Am Meteor Soc*, 98(9):1908-1929.
- Kim S H, Kim H M, 2017. Effect of considering sub-grid scale uncertainties on the forecasts of a high-resolution limited area ensemble prediction system [J]. *Pure Appl Geophys*, 174(5):2021-2037.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al, 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble [J]. *Science*, 285(5433):1548-1550.
- Kühnlein C, Keil C, Craig G C, et al, 2014. The impact of downscaled initial condition perturbations on convective-scale ensemble forecasts of precipitation [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 140(682):1552-1562.
- Leutbecher M, Lock S J, Ollinaho P, et al, 2017. Stochastic representations of model uncertainties at ECMWF: state of the art and future vision [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 143(707):2315-2339.
- McCabe A, Swinbank R, Tennant W, et al, 2016. Representing model uncertainty in the Met Office convection-permitting ensemble prediction system and its impact on fog forecasting [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 142(700):2897-2910.
- Melhauser C, Zhang F Q, Weng Y H, et al, 2017. A multiple-model convection-permitting ensemble examination of the probabilistic prediction of tropical cyclones: Hurricanes Sandy (2012) and Edouard (2014) [J]. *Wea Forecasting*, 32(2):665-688.
- 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, Duan W S, Wang B, 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications [J]. *Nonlinear Processes Geophys*, 10(6):493-501.
- Mu M, Duan W S, Wang Q, et al, 2010. An extension of conditional nonlinear optimal perturbation approach and its applications [J]. *Nonlinear Processes Geophys*, 17(2):211-220.
- Müller M, Homleid M, Ivarsson K I, et al, 2017. AROME-MetCoOp: a Nordic convective-scale operational weather prediction model [J]. *Wea Forecasting*, 32(2):609-627.

- Nuissier O, Marsigli C, Vincendon B, et al, 2016. Evaluation of two convection-permitting ensemble systems in the HyMeX Special Observation Period (SOP1) framework[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 142(S1):404-418.
- Ollinaho P, Lock S J, Leutbecher M, et al, 2017. Towards process-level representation of model uncertainties: stochastically perturbed parametrizations in the ECMWF ensemble[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 143(702):408-422.
- Palmer T N, Buizza R, Doblas-Reyes F, et al, 2009. Stochastic parametrization and model uncertainty[R]. ECMWF Tech Memo No. 598, Reading, UK; ECMWF, 42.
- Peralta C, Ben Bouallègue Z, Theis S E, et al, 2012. Accounting for initial condition uncertainties in COSMO-DE-EPS[J]. *J Geophys Res*, 117(D7):D07108.
- Raynaud L, Bouttier F, 2016. Comparison of initial perturbation methods for ensemble prediction at convective scale[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 142(695):854-866.
- Raynaud L, Bouttier F, 2017. The impact of horizontal resolution and ensemble size for convective-scale probabilistic forecasts[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 143(709):3037-3047.
- Romine G S, Schwartz C S, Berner J, et al, 2014. Representing forecast error in a convection-permitting ensemble system[J]. *Mon Wea Rev*, 142(12):4519-4541.
- Schellander-Gorgas T, Wang Y, Meier F, et al, 2017. On the forecast skill of a convection-permitting ensemble[J]. *Geosci Model Dev*, 10(1):35-56.
- Schwartz C S, Romine G S, Sobash R A, et al, 2015. NCAR's experimental real-time convection-allowing ensemble prediction system[J]. *Wea Forecasting*, 30(6):1645-1654.
- Seity Y, Brousseau P, Malardel S, et al, 2010. The AROME-France convective-scale operational model[J]. *Mon Wea Rev*, 139(3):976-991.
- Shutts G, 2005. A kinetic energy backscatter algorithm for use in ensemble prediction systems[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 131(612):3079-3102.
- Shutts G, 2015. A stochastic convective backscatter scheme for use in ensemble prediction systems[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 141(692):2602-2616.
- Sun G D, Mu M, 2017. A new approach to identify the sensitivity and importance of physical parameters combination within numerical models using the Lund-Potsdam-Jena (LPJ) model as an example[J]. *Theor Appl Climatol*, 128(3/4):587-601.
- Tebaldi C, Knutti R, 2007. The use of the multi-model ensemble in probabilistic climate projections[J]. *Philos Trans R Soc A: Math, Phys Eng Sci*, 365(1857):2053-2075.
- Tennant W, 2015. Improving initial condition perturbations for MOGREPS-UK[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 141(691):2324-2336.
- Vié B, Nuissier O, Ducrocq V, 2011. Cloud-resolving ensemble simulations of Mediterranean heavy precipitating events: uncertainty on initial conditions and lateral boundary conditions[J]. *Mon Wea Rev*, 139(2):403-423.
- Wang B, Huo Z H, 2013. Extended application of the conditional nonlinear optimal parameter perturbation method in the common land model[J]. *Adv Atmos Sci*, 30(4):1213-1223.
- Wang B, Tan X W, 2010. Conditional nonlinear optimal perturbations: adjoint-free calculation method and preliminary test[J]. *Mon Wea Rev*, 138(4):1043-1049.
- Wang Q, Mu M, Dijkstra H A, 2012. Application of the conditional nonlinear optimal perturbation method to the predictability study of the Kuroshio large meander[J]. *Adv Atmos Sci*, 29(1):118-134.
- Wang Y, Bellus M, Wittmann C, et al, 2011. The Central European limited-area ensemble forecasting system: ALADIN-LAEF[J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 137(655):483-502.
- Yin X D, Liu J J, Wang B, 2015. Nonlinear ensemble parameter perturbation for climate models[J]. *J Climate*, 28(3):1112-1125.
- Yu Y S, Mu M, Duan W S, 2012. Does model parameter error cause a significant "spring predictability barrier" for El Niño events in the Zebiak-Cane model? [J]. *J Climate*, 25(4):1263-1277.