张立凤.2024.暴雨数值预报若干关键技术发展的回顾与思考[J].暴雨灾害,43(3):243-254. ZHANG Lifeng. 2024. Review and thinking on the development of several key technologies for heavy rainfall numerical weather prediction [J]. Torrential Rain and Disasters,43(3):243-254 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023-230

暴雨数值预报若干关键技术发展的回顾与思考

张立凤
(国防科技大学气象海洋学院,长沙 410073)

摘　要:暴雨是导致洪涝灾害的重要天气,也是发生在我国的最主要自然灾害之一。随着高分辨率数值模式的发展,数值预报已成为暴雨预报的主要手段,然而数值预报的精度依赖于大气运动方程组的完备性、初始状态的准确性、物理过程的合理性以及计算方法的稳定性。由于大气是非线性的混沌系统,这些方面微小的误差均会产生预报结果的很大不确定性。因此,提升暴雨数值预报水平与资料同化、物理过程参数化和集合预报等技术和方法的发展密切相关,特别是产生降水的云微物理过程参数化方案在数值模式中的作用很重要。此外,为改进和完善数值模式,预报结果的评估方法研究也是暴雨数值预报技术研究不可缺少的重要内容。本文主要回顾了暴雨数值预报若干关键技术的发展,重点介绍了四维集合变分同化方法、云微物理参数化方案、集合预报模式扰动的后向动能散射方法,并提出了基于动能谱分析的模式结果评估方法,最后凝练出了这几个方面未来研究的方向。

关键词:暴雨;数值预报;资料同化;微物理过程;集合预报
中图法分类号: P456.7　　**文献标志码:** A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2023-230

Review and thinking on the development of several key technologies for heavy rainfall numerical weather prediction

ZHANG Lifeng

(*College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha* 410073)

Abstract: Heavy rainfall is an important weather that causes flood disasters, and it is also one of the most important natural disasters in our country. With development of the high-resolution numerical models, numerical weather prediction has been the main method for heavy rainfall forecasting. However, the accuracy of the numerical prediction depends on the completeness of the atmospheric motion equations, the accuracy of the initial state, the reasonability of the physical process, and the robustness of the calculation method. As the atmosphere is a nonlinear chaotic system, the small errors in these aspects will cause significant uncertainty in the forecast results. Therefore, the improvement of the rainstorm numerical prediction is closely related to the development of data assimilation, parameterization of physical processes, and ensemble prediction, especially for the role of parameterization schemes of cloud microphysical processes that produce precipitation in numerical models. In addition, in order to improve and perfect the numerical model, the investigation of the evaluation method of the forecast results can also not be ignored and is a crucial part of the numerical prediction. This review describes the development of several key numerical weather prediction techniques. The four-dimensional ensemble variational assimilation method, the microphysics parameterization scheme, and the stochastic kinetic energy backscatter method of ensemble prediction model perturbation are highlighted. An evaluation method of model results based on kinetic energy spectrum analysis is also proposed. Finally, the future research directions in these aspects are summarized.

Key words: heavy rainfall; numerical weather prediction; data assimilation; microphysical process; ensemble forecast

引　言

我国位于世界著名的东亚季风区,活跃的季风和复杂的地形使我国成为暴雨频发的国家,暴雨导致的洪涝灾害也是我国最主要的自然灾害之一。随着我国城市化进程不断加快,暴雨造成的城市内涝灾害更加严重,暴雨事件对国民经济发展造成极大危害,对人民生命财产带来巨大威胁。因此,研究暴雨预报技

收稿日期: 2023-10-31;**定稿日期:**2024-04-28
资助项目: 国家自然科学基金项目(42275062);湖南省科技创新计划项目(2021RC3072)
第一作者: 张立凤,主要从事中尺度动力学和数值模拟研究。E-mail: zhanglif_qxxy@sina.cn
© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY-NC-ND 4.0

术是提高气象服务和防灾减灾能力的迫切需求。从20世纪50年代数值天气预报在美国变成了日常业务以来，经过70多年的发展，数值预报已使天气预报从传统的以统计和经验为主的天气图方法转变为客观定量的科学(曾庆存，2013)。当今，数值预报已经成为天气预报的主导方法，预报员对模式产品的信任度从单一的天气形势预报拓展到包括降水在内的气象要素预报(Benjamin et al.，2019)。中尺度数值模式的发展为实现暴雨定点、定时、定量预报提供了重要工具，模式降水预报性能成为影响预报员定量降水预报质量的主导因素。在数值预报模式的研发过程中，模式对暴雨预报效果的改进越来越受到重视，所以暴雨预报能力评估也是数值预报研究的重要内容，模式对暴雨的预报水平关系到我国的天气预报水平和气象科学发展水平。

我国气象学家在数值天气预报模式发展的数学物理基础问题方面做出了重要贡献(曾庆存，1979a，1979b)。进入21世纪后，中国自主研发了新一代多尺度通用资料同化与数值天气预报系统—全球区域同化预报系统(G1obal/Regional Assimilation andPrEiction System，GRAPES) (Chen et al.，2008；薛纪善和陈德辉，2008)。之后，经过不断的技术改进和系统升级，以自主技术建成了从区域3~10 km到全球25~50 km分辨率的确定性与集合预报的业务预报系统，在非静力全可压格点动力框架、四维变分同化、云降水物理方案、高精度大气模式数值算法以及卫星和雷达资料同化技术等方面取得了创新性的成果(沈学顺等，2020)。这些成果使得中国数值预报研究水平和业务能力得到持续稳定的提升，为暴雨等灾害性天气的准确预报提供了重要科技支撑。

数值模式在“21.7”郑州极端暴雨预测中发挥了不能忽视的作用，主要体现在全球天气模式在周尺度上预报出了河南暴雨过程，区域中尺度数值模式在日尺度和小时尺度上预报出了降水的极端性，但在降水落区和降水强度上预报偏差较大，即对于暴雨的精细化预报能力尚不足。这是由现阶段数值模式对天气系统的移动和强度的模拟有偏差以及对复杂地形动力作用和微物理过程的描述能力不足所致(栗晗等，2022)。尽管对FY-4A水汽通道和对流层高层风场同化后，能通过改善初始场减小数值模式对日和小时降水极值的预报偏差(Xie et al.，2022；Xu et al.，2023)，但数值模式预报结果还是具有不确定性(张云济等，2022)，利用集合预报能估计这种不确定性，提高日降水的预报效果(朱科锋等，2022)。然而，小时降水量的可预报性仍较低。

数值预报的精度依赖于大气运动方程组的完备性、初始状态的准确性、物理过程的合理性以及计算方法的稳定性。由于大气运动方程组的高度非线性，以及不可避免的模式误差和初值误差，目前数值模式对暴雨预报的水平有时还不能满足气象服务对精细化的要求，暴雨数值预报技术研究仍是具有挑战性的工作。本文围绕目前暴雨数值预报发展的几个关键技术进行了回顾和思考，最后提出了未来研究工作的发展方向。

1 暴雨数值预报中的资料同化技术

随着数值模式的不断完善和非常规观测的日益发展，获取精确模式初值已成为提高暴雨数值预报精度的一个突出科学问题。为了将时空分布不均匀、观测类型不一致的资料合理有效应用到数值模式中，达到提高暴雨预报水平的目的，资料同化技术成为了数值预报发展必须研究的领域，特别是对于制作暴雨预报的高分辨率模式，先进的资料同化技术更是预报系统的重要组成部分。经过几十年的发展，基于贝叶斯估计理论的变分方法(Lediment and Talagrand，1986)和基于估计理论的集合卡尔曼滤波(EnKF)方法(Evensen，2003)已成为了当今资料同化的两大主流方法。

1.1 变分同化方法

变分同化方法起步于20世纪80年代初，90年代在世界各国的气象业务中心逐渐得到应用，其可分为三维变分同化(3DVar)和四维变分同化(4DVar)两类。4DVar同化方法的代价函数是3DVar的代价函数增加了时间上的扩展。相对于3DVar，其有两方面优势(Lorenc，2003)：一是4DVar可以在同化窗口内同化多个时刻的观测资料，使分析场具有更好的动力平衡关系；二是由于3DVar的背景误差协方差被假设是各向均匀同性的，且不随时间变化，这导致了背景误差协方差不随天气流型改变，而4DVar以数值模式作为约束，可以同化多个时刻的观测资料，使得观测资料能够在同化时间窗内更好的约束模式轨迹，其背景误差协方差可以在同化窗口内隐式的随流型演变，更适合于观测资料在引发暴雨的中小尺度天气系统中合理传播。这对于引发暴雨快速变化的中小尺度对流系统来说具有重要物理意义。该方法首次成功实现业务化是在欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts，ECMWF)的业务系统中(Courtier et al.，1994)，随后法国气象局(Gauthier and Gauthier，2001)、英国气象局(Lorenc and Rawlins，2005；Rawlins et al.，2007)、日本气象厅(Honda et al.，2005)和加拿大环境局(Gauthier et al.，2007)等也先后将4DVar方法成功业务化。

然而,4DVar方法也存在局限性,其在实施过程中需要开发切线性伴随模式;而开发和升级切线性伴随模式的成本和工作量往往很大,特别是对包含复杂湿物理过程的暴雨预报模式,其开发和升级的难度更大(Xu,1996;Zou,1997;Park and Županski,2003)。而且在同化窗口初端4DVar仍采用静态的背景误差协方差,这在一定程度上也制约了同化的效果(Beck and Ehrendorfer,2005;Cheng et al.,2010;Fairbairn et al.,2014)。此外,4DVar需要同时积分切线性伴随模式,提高了对计算资源的要求(Barker et al.,2012),这给该方法在业务中的推广带来了限制(Barker et al.,2012)。

1.2 集合卡尔曼滤波同化方法

EnKF是一种顺序同化方法(官元红等,2007),其最大优势表现为背景误差协方差是利用集合成员构造的,具有流依赖的结构。对于高质量的集合预报,流依赖的背景误差协方差能够合理地传播观测信息,这有利于精细地描述局地性强、变化快的中小尺度系统结构(Wang et al.,2008a,2008b),得到高质量的暴雨预报初始场,从而提高暴雨预报效果。许多研究(Meng and Zhang,2008a,2008b;Szunyogh et al.,2008;Whitaker et al.,2008)表明,EnKF的同化效果要好于3DVar。加拿大气象中心(Houtekamer and Mitchell,1998)、英国气象局(Bowler et al.,2008)和日本气象厅(Miyoshi and Sato,2007;Miyoshi and Yamane,2007)等业务中心均使用过EnKF方法。同时,基于EnKF方法还衍生了一些其他集合同化方案,如集合转换卡尔曼滤波(ETKF)、集合均方根滤波(EnSRF)、集合调整卡尔曼滤波(EAKF)等。

与变分同化方法相比,EnKF作为一种顺序同化方式,仅同化单个时刻的观测资料产生分析场,同化过程无数值模式约束,因而无法像4DVar一样利用同化时间窗口内多时刻的观测资料对分析场进行全局调整。此外,该方法在实施中存在增益矩阵不满秩、背景误差协方差远距离的虚假相关、滤波发散、分析变量之间的不平衡等一系列问题(刘成思,2005),特别是增益矩阵不满秩是该方法存在的本质性问题。首先,由于EnKF同化是基于高斯型的概率密度函数假设,所以对非线性或者非正态分布的观测仍需要检验,对于高密度的观测资料同化不仅会加剧EnKF的计算量,也会导致增益矩阵出现不满秩问题;其次,由于EnKF的增益矩阵是由有限的集合样本估计得到,当集合样本数和观测维数相差很大时,将无法求得合理的增益矩阵,造成增益矩阵不满秩问题,这为数学上求解增益矩阵的逆矩阵带来了巨大困难(刘成思和薛纪善,2005)。实现对快速发展的暴雨过程的预报,准确预报引发暴雨的中小尺度天气系统演变和发展是基础,因此高分辨率雷达卫星资料的同化就显得更为重要,特别是对卫星资料云雨区的全天候同化更是有效利用卫星资料的关键,所以同化方法会直接影响暴雨的预报精度。Lorenc (2003)详细比较了4DVar和EnKF方法后,指出两种方法的结合将是未来数值预报同化方法发展的主流。

1.3 集合变分混合同化方法

虽然变分同化方法和EnKF同化方法均取得了令人瞩目的成就,且在不同时期均为暴雨数值预报水平的提高做出了不能忽视的贡献,但二者均存在无法回避的缺陷。因此,结合两者优势的集合-变分混合同化(Lorenc,2003;Buehner,2005)的思想被提出。通常混合同化是在原有变分同化框架不变的基础上,基于集合扰动构造具有随天气形势变化特征的预报误差协方差(马旭林等,2014),并将其融进变分同化的框架中,使背景误差协方差的流依赖特性得到体现,这可充分发挥变分理论对资料质量控制和非常规资料处理等方面的优势,又可实现变分同化中的背景误差协方差具有流依赖性的目的。基于3Dvar和4DVar理论框架,分别研发出了三维变分混合同化和四维变分混合同化方法,熊春晖等(2013)已系统介绍了三维变分混合同化方法,本文主要介绍四维变分混合同化方法。

根据4DVar和EnKF两种方法的结合方式,现有的四维变分混合同化方法又可分为两类(Lorenc,2003):一类是需要伴随模式的集合四维变分同化方法(En4DVar),其求解方式同4DVar,需要构建和积分切线性伴随模式,其背景误差协方差为集合成员构造的随流型变化的背景误差协方差和静态背景误差协方差的加权平均(Zhang et al.,2009;Clayton et al.,2013),这点与三维变分混合同化方法的思想类似。另一类是不需要伴随模式的四维集合变分同化方法(4DEnVar),其代价函数同4DVar。不同于En4DVar,4DEnVar同化方法不需要求解切线性伴随模式,大大减小了计算量及其实现的难度,这是这类方法的最大特点和优势。

由于4DEnVar方法的计算代价小,可使用更多的集合样本和更高分辨率的模式(Bannister,2017)。对暴雨数值预报而言,4DEnVar是一个有很大潜力的同化方法;同时4DEnVar方法能够利用同化时间窗内多个时次的集合扰动构造背景误差协方差,不仅避免了对切线性伴随模式的求解,而且更容易扩展同化变量,使其包含暴雨过程中的云微物理量,更容易实现对卫星资料的全天候同化。因此,大量的气象工作者围绕4DEnVar方法开展了研究。Qiu等(2007)提出使用

SVD分解构建分析增量的线性组合基向量，从而将代价函数转化为关于控制变量的显式表达式，避免了切线性伴随模式求解。Liu等(2008，2009，2013)提出了一种直接使用集合扰动作为基向量的4DEnVar同化方法，在该方法中使用集合预报产生流依赖的背景误差协方差，同时使用4DVar优化产生平衡的分析场。Liu和Xiao (2013)使用这种方法同化实际观测资料，对大西洋上的气旋进行试验，并与3DEnVar和3DVar方法进行比较，结果表明虽然所有同化方法均产生了正的影响，但使用流依赖协方差的4DEnVar和3DEnVar要优于3DVar，4DEnVar的同化结果优于3DEnVar。Wang等(2010)发展了降维投影的4DVar同化方法(DRP-4DVar)，该方法对集合扰动作经验正交分解(Empirical Orthogonal Function，EOF)，然后选择EOF的主要模态实现降维目的，也取得了较好的效果。Wang和Lei (2013)基于地理信息系统(Geographic Information System，GSI)应用了这种4DEnVar同化方法，通过利用同化时间窗内多个时次的集合扰动构造四维误差协方差，从而避免了求解切线性伴随模式。

在这些4DEnVar同化方法中，Tian等(2008)提出了一种基于本征正交分解(Proper Orthogonal Decomposition，POD)技术的4DEnVar同化方法(POD-4DEnVar)，该方法同时结合了变分同化和EnKF的优点，不仅背景误差协方差具有流依赖特征，同时避免了求解四维变分同化的切线性伴随模式。POD-4DEnVar方法首先基于集合预报得到同化时间窗内的四维集合扰动，然后对观测扰动进行POD分解得到正交基，最终基于正交基对集合扰动进行分解，得到分析变量的显式解析表达式。Tian等(2011)通过对比试验发现，POD-4DEnVar方法在减少计算成本和提高同化精度上均要好于EnKF，针对预报模式自身和初始场的不确定性造成的预报误差，POD-4DEnVar方法的表现均要明显好于传统的4DVar。Pan等(2012)将基于POD技术的三维集合变分同化方法(POD-3DEnVar)应用到雷达资料同化中，针对暴雨个例开展了同化和预报试验，结果表明POD-3DEnVar优于3DVar方法。Zhang等(2015，2017)将该方法进一步扩展到四维，基于WRF模式构建了雷达资料的四维集合变分同化系统，对暴雨个例进行了模拟试验，结果表明该系统的表现优于基于局地EnKF转换方法的雷达资料同化系统，能够提高对初始场的动力和微物理特征的描述，从而有效提高了暴雨预报精度。Zhang等(2018，2019，2022)又将该方法应用到卫星资料同化中，针对美国国家海洋大气局第三代实用气象观测卫星NOAA搭载的先进的TIROS垂直探测器(Advanced TIROS Operational Vertical Sounder，ATOVS)微波辐射率和我国自主发射的风云卫星的微波辐射率等多种卫星观测资料，构建了晴空和全天候卫星资料的四维集合变分同化系统，全天候同化系统不仅能利用集合样本构造包含四种水凝物变量的流依赖的背景误差协方差，还能避免变分同化中增加湿物理量时带来的求解切线性伴随模式的难题。针对梅雨锋、台风等不同天气系统的暴雨过程，通过单点试验、观测系统模拟试验以及实际卫星资料同化试验，系统检验了该方法同化卫星资料对暴雨预报效果的影响，结果表明该方法能有效提高暴雨预报的精度。卫星资料同化研究还表明，该方法除了可避免求解切线性伴随模式的优势外，还可以方便地增加水凝物分析变量，更适合于卫星资料的全天候同化，有助于提高暴雨预报精度。

2 暴雨数值预报中的微物理参数化方案

实际大气中水汽凝结后的成云致雨过程，必须经过水汽向云水以及云水向雨水的自动转换、雨滴碰并等复杂的云微物理过程，而且大气中的云滴、雨滴等水凝物与水汽一样也会受到大气运动的影响，即云中微物理过程和大气动力过程还存在相互作用。因此，对于暴雨预报的高分辨率数值模式，模式中需引入显式降水过程。云微物理参数化方案的作用就是对大气中水凝物演变及其相关的微物理过程在模式中进行显式表达。因此，对暴雨预报，数值模式中云微物理参数化方案是否合理成为准确预报的关键。

按照描述云降水粒子运动的不同方式可以将微物理参数化方案分为拉格朗日模型和欧拉模型两类。拉格朗日模型是通过轨迹追踪方法描述微物理演变信息，其优点是全面准确，缺点是运算量极大，目前还只能被用于小范围的云降水精细化模拟研究中。欧拉模型又可根据水凝物不同粒径分布的表示分为两类：谱分档参数化的微物理方案(BIN)和总体参数化的微物理方案(BULK)。BIN方案(Ogura and Takahashi，1973；Kogan，1991)是将水凝物的尺寸分为有限档，直接预测各档粒子的数浓度。该方案不需要人为地依据云滴和雨滴大小进行划分，水凝物的大小及分布会随着云微物理过程自由变化。BULK方案(Lin et al.，1983；Reisner et al.，1998)是利用谱函数表示不同类型水凝物的粒径大小和谱分布，如云滴、雨滴、冰、雪花、霰和冰雹的粒子谱分布，由于BULK方案是基于粒子群的整体特征来近似描述粒子之间的微物理过程，与大多数用于三维模型的BIN方案相比，可以大大降低运算成本。BULK云物理参数化方案广泛用于云层生长、发展和消亡时整体水凝物的大小和分布变化以及

个体云微物理过程的研究中,是目前最流行的方案,并已在不同数值模式中得到应用,如中尺度天气预报模式WRF (Weather and Forecasting Research)和气候预测模式CESM (Community Earth System Model)等。

根据表征微物理过程复杂程度的不同,BULK方案又可细分为6类:暖雨方案、简单冰方案、单参数方案、双参数方案、三参数方案、复杂冰方案。在20世纪70~80年代研发的单向三维动力学模型中,对于不同大小的粒子使用了质量加权平均的下落速度,仅预测体积微物理参数化的水凝物混合比,这种单参数方案无法模拟粒子分选的影响。随后,在微物理参数化方案中同时预报水凝物混合比和数浓度的双参数模型逐渐发展并得到应用,结果也证明了双参数方案比单参数方案有更好的模拟性能。近年来,三参数的云物理参数化方案也开始得到发展(Milbrandt and Yau, 2005a,2005b),三参数包括水凝物混合比、数浓度和雷达反射率因子。三参数方案在描述水凝物数浓度分布方面具有更大的灵活性,但随着预报变量的增加,计算时间也相应增加,这也影响了其在业务上推广应用。BULK方案预先规定了固态相态粒子(冰、雪花、霰、冰雹)的密度和沉降速率,而自然云中可能还存在介于这些规定粒子间的混合态粒子,为了解决由此引出的问题,Morrison (2015)又提出了一种新型微物理方案,其可以预测雪花和霰的质量加权下落速率及固态粒子的不同相态属性。此外,Morrison (2012)还研发了混合BIN-BULK参数化方案,首先使用BIN方案计算微物理过程速率,然后更新诊断BULK方案微物理变量,并根据更新的微物理变量重新计算粒子谱分布,以此来提高BULK方案对特定微物理过程的模拟精度。李山山等(2023)研究了两类强降水雨滴谱特征,发现冷云和暖云过程的微物理特征存在较大差异,这对改进云微物理参数化方案有很大的指导意义。Wu等(2022)提出了一种云微物理方案的改进方法,该方法在模式冰相粒子融化等关键微物理过程中引入卫星观测约束,改进后的云微物理方案显著提高了登陆热带气旋降水的模拟效果,解决了云微物理方案中由于小雨滴过多影响降水预报精度的问题。基于观测数据约束改进云微物理方案的思想,也是云微物理参数化方案发展值得关注的一个方向。

值得注意的是,对于暴雨预报,复杂的微物理方案的预报效果未必优于简单方案。究竟是拉格朗日模型还是欧拉模型更好?或是BIN方案还是BULK方案更好?或是单参数方案还是双参数(甚至多参数)方案更好?目前尚无定论,这均有赖于云微物理理论的发展而逐步解决。不同物理方案提出的目的是正确描述自然云和降水的微物理过程,受限于观测资料,目前学术界对暴雨过程中复杂相态变化和作用的认知还不足。因此,针对不同地域和天气系统仍需进行方案的适用性评估和本地化改进。

3 暴雨数值预报效果评估的能量谱方法

大气运动本质上是一个非线性多尺度的复杂动力系统,包含不同时空尺度的各种热力和动力过程及其相互作用,暴雨更是多尺度系统相互作用的结果(陶诗言,1980),这也是造成了暴雨类型多样性和形成机理复杂性的主要原因,正是这些原因的存在给暴雨的精细预报带来了很大的挑战。

为了提升模式的预报能力,在模式发展过程中对暴雨预报效果的评估也越来越受到重视。目前普遍应用于模式降水预报效果评估的标准(指数)有TS (Threat Score)、ETS (Equitable Threat Score)和BS (Bias Score)评分,以及作为对这些评分的补充而引入的空报率(NH)和漏报率(PO)等。此外,分别以预报区域内降水分布和强度作为检验对象的SAL方法在暴雨预报评估中也越来越多地被应用。但这些方法均是以降水要素作为检验对象,无论是对降水位置还是强度的评估,都是检验预报结果与实际观测的差异,这虽然能够揭示降水预报效果的好坏,但不能揭示出现这种结果背后的动力学原因,即发现是模式对哪些物理过程的预报误差造成了降水预报误差,这就导致了评估结果不能为改进数值模式提供具体可行的建议。

大气运动总是伴随着大气能量的产生、传播和耗散过程,从能量学角度研究大气运动规律和天气系统演变的机理是大气科学研究的一种有效方法。属于大气动力学研究领域的大气动能谱分析及动能谱收支方程的诊断,可用于评估数值预报效果,且还能揭示预报误差产生的原因,故而能量谱分析成为一种具有发展潜力的数值预报效果评估的可行方法。大气动能谱是指大气动能随水平波数(尺度)的分布,其反映了不同尺度上能量的大小以及能量随尺度的变化规律。在自由大气中,动能随波数变化曲线的陡峭程度即谱线斜率(简称谱斜率)可反映运动大气内在的本质特征。观测已表明大气动能谱的典型分布表现为:谱线在行星尺度波长范围内变化较平缓;在数百到数千公里波长的天气尺度范围上变化较陡峭,谱斜率近似为-3;在数公里到数百公里波长的中尺度范围上变化平缓,谱斜率近似表现为-5/3,这种分布规律说明动能谱的斜率存在明显的转折特征。从能量谱的角度分析模式对不同尺度系统演变的刻画能力,可以从运动大气本质上揭示模式对不同尺度系统的预报能力,

揭示暴雨预报误差与多尺度系统误差的关系。基于动能谱评估数值预报结果的另一优势在于能量谱收支方程的诊断，诊断分析可揭示预报误差的来源，即模式对哪些物理过程的预报误差导致了暴雨预报误差。Peng等(2020)基于余弦正交分解推导出了区域能量的谱收支方程，并利用这些方程对梅雨锋系统和斜压波系统进行了能量谱收支的诊断分析，揭示了两个系统的能量谱分布。Li等(2023)基于勒让德展开方法推导出了全球水平动能、涡度动能及散度动能的谱收支方程，并利用不同的全球再分析资料进行了能量谱收支的诊断分析，揭示了不同再分析资料对观测能量谱的复制能力。通过比较模式预报的能谱特征与实际观测能谱特征的差异，并分析这些差异产生的原因，可以更深刻地揭示数值模式本身及其计算格式设计的优劣，进而为数值模式的改进提供理论依据。暴雨的发展必然伴随激发暴雨的中小尺度系统动能的增加，通过诊断暴雨功率谱和能量谱收支方程，可以分析中尺度能量的来源，以及制约中尺度能量收支的物理过程，从能量收支的角度分析制约暴雨精细预报的物理过程，揭示模式预报误差产生的原因。

学术界虽然对中尺度动能谱的动力学机理尚未形成统一认识，但越来越多的模式开发者已将动能谱作为检验数值模式性能的有效工具。曾庆存(1979a)指出能谱的统计特征是多尺度大气运动的最基本规律之一。模式模拟的动能谱与观测分析的动能谱分布的一致性是数值模式能真实再现实际大气的必要条件之一，而数值模式对中尺度环流预报的准确性影响着暴雨预报的精度，所以该方法也可用于暴雨预报评估和预报误差分析。

具有谱转折特征的中尺度能量谱分布已被许多数值模式模拟出来了(Koshyk and Hamilton，2001；Skamarock and Klemp，2008)。如一些大气环流模式(Terasaki et al.，2009)和中尺度数值天气预报模式(Bierdel et al.，2012；Ricard et al.，2013)均成功地模拟出了相当真实的中尺度能量谱分布特征。利用这些复杂的大气数值模式，研究中尺度−5/3能量谱产生机理是大气能量谱研究的主要内容(张立凤和彭军，2017)，Peng等(2014)基于高分辨率WRF模式的理想试验，揭示了梅雨锋系统的中尺度能量谱特征，发现在对流层高层和平流层低层，有效位能谱和水平动能谱在中尺度范围上均表现出了明显的谱转折特征，大约在波长小于400 km的尺度上出现−5/3斜率。Wang等(2018)研究了热带气旋能量谱，发现在气旋的成熟阶段，波长小于500 km的尺度上水平动能谱和有效位能谱均呈现出准−5/3斜率。以上研究均发现大气的湿过程、对流活动及重力波传播都是形成中尺度−5/3谱的动力学原因，然而这些因子也都是暴雨发展机理研究中不能忽视的过程。因此，能量谱分析不仅可以揭示引发暴雨的中尺度系统发展机理，还能用于对中尺度系统预报结果的检验。暴雨发生机理研究是改进暴雨的数值预报效果的基础，而大气能量谱的研究在机理研究和模式改进中均有非常重要的作用。

4 暴雨集合预报方法

暴雨预报具有很大的不确定性，为解决单一数值预报存在的不确定性，集合预报已在各国数值天气预报业务中发挥着重要作用(Bowler et al.，2008；庞玥等，2019)。关于集合预报的研究主要集中于两方面，一是集合预报扰动方法研究，二是集合预报产品应用方法研究(Houtekamer et al.，1996)，其中核心问题是集合预报的扰动方法(陈静等，2002)。考虑到数值预报不确定性的来源，集合预报的扰动分为初值扰动和模式扰动两类(Toth and Kalnay，1997)。研究发现，对暴雨的集合预报，仅采用初值扰动，其集合成员的发散度明显不足，必须通过增加物理扰动改善集合欠发散的问题(Berner et al.，2011)。

4.1 物理集合预报方法

模式物理过程参数化方案的选择对暴雨落区和强度预报非常敏感(Chawla et al.，2018；Tewari et al.，2022)，特别是次网格尺度物理过程参数化造成的不确定性对暴雨可预报性的影响尤为显著(Palmer et al.，2001；陈静等，2003)。目前，模式随机物理扰动方法已成为国内外集合预报模式扰动方法研究的热点，其中比较有代表性的随机物理扰动方法主要有三种，分别是随机扰动参数化倾向方法(SPPT)、随机扰动参数方法(SPP)和随机动能后向散射方法(SKEB)。

SPPT方法的基本假定是物理参数化倾向具有不确定性 (Li et al.，2008)，且这种不确定性与净物理倾向成正比(Palmer et al.，2009)。该方法是通过在模式次网格物理过程参数化的总倾向项中叠加随机扰动来实现的。Buizza等(1999)率先利用ECMWF的集合预报系统对模式物理参数化过程的随机扰动方法进行了相关研究，发现SPPT的不足主要表现在能量不守恒、在边界层的计算中易出现计算不稳定、所有物理过程扰动量级相同，以及无法产生新的倾向等方面。为避免计算不稳定，SPPT引入了具有垂直差异的扰动函数，不过，这还是有能量不守恒以及模式层顶和近地表通量不连续的问题，而且在积分时间较长的情况下，容易产生一定的系统性偏差(Leutbecher et al.，

2017;Ollinaho et al.,2017)。

SPP方法是通过对模式物理过程参数化方案中的不确定性变量或者关键参数施加随机扰动来实现的(Bowler et al.,2008;Baker et al.,2014;Jankov et al.,2017),该方法能在保持物理上一致性的前提下,在大气顶部和边界层施加扰动,以描述在物理过程中的某些关键随机误差,并能用于表征在简单误差之外的不确定性(徐致真,2019)。随着研究的深入,学者也发现了SPP方法面临的一些问题。王璐和沈学顺(2019)认为,SPP方法中参数和阈值的选取具有主观性较强、计算开销大、维持与发展成本高等问题,此外,其引入的扰动往往比其他物理扰动小,因此单独使用SPP参数扰动产生的预报离散度仍然表现不足(Berner et al.,2015)。

SKEB方法与SPPT、SPP方法存在本质上的区别,它是通过随机模拟模式缺失的动力学过程来描述模式在不可分辨尺度附近相互作用带来的不确定性。该方法与模式分辨率和能量谱分布特征密切相关。

4.2 随机动能后向散射方法

SKEB方法的基本思想是将在模式截断的极限尺度上过度耗散的能量通过随机补偿的办法放回模式大气中,以期增大模式在最小可分辨尺度上的能量,从而改善由于模式耗散造成的较小尺度动能急剧减小的动能谱分布特征,使其更接近于真实大气情况,这样对流可分辨尺度运动的动量源可包括次网格过程向更大尺度的能量输送部分(Shutts et al.,2005)。SKEB方法的实施途径就是对大气流函数施加随机扰动,用以描述因模式次网格过程及其与更大尺度间相互作用产生的能量耗散而带来的不确定性。Mason和Thomson (1992)证明了近网格尺度随机动量强迫的积极影响,给出的随机动能后向散射公式,包括了在接近模式截断的极限尺度激发动能和从次网格尺度到可分辨尺度的能量流两部分作用。

SKEB方法首先在ECMWF的集合预报系统中得到了应用(Shutts,2005;Berner et al.,2009),结果表明该方案增加了集合预报的离散度,改善了降雨预报效果,提高了降水概率预报技巧,得到更真实的动能谱分布。随后,SKEB方法又被引入WRF模式中,构造了中尺度集合预报系统,结果显示其预报效果要比采用直接降尺度的全球集合预报好(Berner et al.,2011)。总体来看,SKEB方法要比物理过程多方案随机组合的方法更好。

SKEB方法表现出两个新思想 (Berner et al.,2009):首先,它超越了对次网格尺度过程仅仅依赖于网格尺变量描述的参数化思想,而是通过添加扰动来模拟未被完全表达的次网格尺度过程的作用(Buizza et al.,1999;Lin and Neelin,2001),在保持能量守恒的前提下,一定程度弥补了模式在可分辨最小尺度附近的能量过度耗散。其次,扰动是作为流函数强迫引入,直接与大气动力过程紧密结合,扰动的大气动力变量被输入物理参数化方案中,物理参数会对这种微小扰动的动力学状态作出响应,这意味着模式的状态及其所有参数化均可产生小扰动的调整,而直接扰动物理倾向则不能实现模式动力状态和参数化之间的调整。但其也存在高分辨率下的集合预报离散度较小的问题(王璐和沈学顺,2019)。

针对三种物理扰动方法的对比研究也相继展开。Romine等(2014)对比SPPT和SKEB方法后发现,SPPT的离散度要比SKEB的大。Duda等(2016)通过将多物理过程参数化方案与SKEB方法进行对比发现,SKEB虽然能改进近地面要素的预报,但其集合离散度偏小。近年来,SKEB方法也在我国的GRAPES全球集合预报中进行了应用,试验结果表明SKEB与SPPT两种方法相结合能有效提高热带地区的预报离散度(彭飞等,2019),同样的现象也出现在区域集合预报试验中。Duda等(2016)基于WRF模式,将多物理参数化方案与SKEB方法相组合,构建了一种混合模式扰动方案,结果显示SKEB方法与SPP、SPPT方法联用的混合物理扰动方法的表现优于单个或两种方法组合的表现,混合模式扰动方案显著提高了集合预报的分级概率评分,在构建风暴尺度集合预报系统中,该方法具有很大的潜在应用价值。蔡沅辰等(2017)将SPPT、SKEB以及二者混合的模式扰动方法(SKEB+SPPT)引入风暴尺度集合预报系统进行试验表明,相比单独的SPPT和SKEB方案,混合模式扰动方案增加了集合预报的离散度,减小了预报误差,提高了预报技巧,且两种随机物理扰动方案的结合能够有效弥补两者在不同尺度上的能量缺失。张涵斌等(2019)将多物理过程组合(MPHY)与SKEB两种方法相结合形成混合模式扰动方法(SKEB-MPHY),认为该方法的评分要比单独的SKEB或MPHY方法更好,相比仅使用MPHY方法,引入SKEB方法改进了大雨预报技巧,从而证明SKEB方法及在其基础上创建的混合模式扰动方法有着较好的应用前景。熊洁等(2023)针对发生在我国长江流域一次特大暴暴雨过程,对比评估SPP方法、SPPT方法和SKEB方法混合的扰动特征,且评估多种混合扰动方案的集合预报效果,发现多随机扰动方案的混合达到了有效互补的效果。Xu等(2020)基于中国气象局数值预报中心区域集合预报系统(Global/Regional Assimilation and Prediciton System-Regional Ensemble System, GRAPES-REPS),实施了SPP、SPPT

和SKEB的组合对比试验，结果显示所有的随机物理扰动方案均优于控制预报，对降水和其他地面及高空气象要素的预报检验发现，三种方案进行组合的结果好于其中任意两种方案组合的结果，三种随机方案主要影响中尺度的动能谱，SKEB方案给中尺度系统动能谱带来的改变最大。这些研究结果均说明SKEB方法在集合物理扰动中是一个具有发展前景的方法，其与其他物理扰动方法结合对提高暴雨集合预报水平有不能忽视的贡献。

5 总结与展望

本文回顾了制约暴雨数值预报效果的几个关键技术的发展，从其发展历程可知，随着模式分辨率的提高，高分辨率的模式初值获取、云微物理过程的显式表达、非线性数值模式的不确定性等问题对暴雨预报效果提升有着突出的影响，所以在暴雨数值预报技术的发展中，资料同化方法、云微物理参数化方案及集合预报技术是非常重要的研究领域，这在已有的研究成果和业务实践中均得到了证实。综观目前暴雨精细数值预报发展趋势，以下几方面的科学、技术问题是关键，也是未来研究的重点方向。

(1) 多源卫星资料、雷达资料的四维集合变分同化技术。随着高时空分辨率的卫星、雷达资料日益增加，发展资料同化技术是暴雨数值预报研究不懈的追求。特别是研究卫星资料的全天候同化方法，使云雨区的卫星资料有效进入模式更是气象卫星探测的初衷，也是提升暴雨预报精度的关键。针对高时空分辨率的资料同化，四维变分同化应是首选方法，但该方法需要建立切线性伴随模式，这制约了其推广应用，已有的四维集合变分同化方法虽然能避免切线性伴随模式，但还没有真正应用到日常业务模式中，所以发展可业务应用的四维集合变分同化方法是同化技术发展的重点方向。

(2) 云降水演变的主要宏微观过程及其相互作用机制。对暴雨发生机理的认识是暴雨预报的基础，随着中尺度气象的发展，暴雨机理研究更趋向于对云微物理过程及其与环流动力学和积云动力学的关联机制研究。这就要求暴雨数值预报模式不仅能准确描述中尺度系统的动力学结构及其演变、云微物理变量及其演变，还能合理地表述二者的相互作用。对流系统内部动力结构直接影响降水粒子的生成、发展和演变，降水云的发展伴随各种微物理过程中水凝物相态转化，其带来的对辐射和非绝热加热等过程的改变直接影响系统的环流结构，如垂直运动的分布，从而影响成云致雨的物理过程和物理机制。由于缺乏高时空分辨率的微物理参数直接观测，当前对暴雨系统内降水粒子生成、增长及其演化过程，以及这些过程对暴雨形成中的贡献还没有清晰的认识；由于不同暴雨过程的关键微物理过程以及强降水形成的动力机制和微物理机制有很大差异，对暴雨形成的宏微观相互作用机理还缺乏深入的普适性的认识。特别是对短时间高效成雨的关键微物理–动力相互作用过程和机制的研究更是改进云微物理参数化方案、提高暴雨预报水平的理论基础，这些都是急切需要深入研究的科学问题。

(3) 暴雨可预报性及模式扰动方法。对于数值预报来说，模式初值和物理过程等对其预报时效和预报精度不确定的影响，以及大气可预报性上限是否存在、具体有多久，还未有确定性结论(穆穆等，2017)。对于暴雨等强对流天气，由于发生机理的复杂性，制约其可预报性的因子也很复杂。强对流暴雨天气的范围小、发展快、强度大、致灾性严重，其可预报性问题是大气可预报性研究的重点和难点。目前业务数值模式对极端降水的预报能力有限，模式的动力框架以及对物理过程的描述能力还不足以真实反映暴雨系统发展的热力、动力过程及微物理过程，中小尺度天气的可预报性问题已成为国际强对流天气领域研究的热点。开展集合预报的模式扰动研究，探索随机物理扰动法对暴雨数值预报不确定性的表达能力，不仅是暴雨可预报性的研究内容，也是集合预报研究的问题，对改进暴雨概率预报效果具有实际意义。

参考文献(References):

蔡沅辰，闵锦忠，庄潇然. 2017. 不同随机物理扰动方案在一次暴雨集合预报中的对比研究[J]. 高原气象，36(2)：407–423. Cai Y C, Min J Z, Zhuang X R. 2017. Comparison of different stochastic physics perturbation schemes on a storm-scale ensemble forecast in a heavy rain event [J]. Plateau Meteorology, 36(2): 407–423 (in Chinese). doi:10.7522/j.issn.1000–0534.2016.00024

陈静，陈德辉，颜宏. 2002. 集合数值预报发展与研究进展[J]. 应用气象学报，13(4)：497–507. Chen J, Chen D H, Yan H. 2002. A brief review on the development of ensemble prediction system [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 13(4): 497–507 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1001–7313.2002.04.013

陈静，薛纪善，颜宏. 2003. 华南中尺度暴雨数值预报的不确定性与集合预报试验[J]. 气象学报，61(4)：432–446. Chen J, Xue J S, Yan H. 2003. The uncertainty of mesoscale numerical prediction of south China heavy rain and the ensemble simulations [J]. Acta Meteorologica Sinica, 61(4): 432–446 (in Chinese). doi:10.3321/j.issn:0577–6619.2003.04.005

官元红，周广庆，陆维松，等. 2007. 资料同化方法的理论发展及应用综述[J]. 气象与减灾研究，30(4)：1–8. Guan Y H, Zhou G Q, Lu W S. 2007. Theory development and application of data assimilation meth–

ods [J]. Meteorology and Disaster Reduction Research,30(4):1–8 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1007–9033.2007.04.001

栗晗,王新敏,朱枫. 2022. “21·7”河南极端暴雨多模式预报性能综合评估[J].大气科学学报,45(4):573–590. Li H, Wang X M, Zhu F. 2022. Comprehensive evaluations of multi–model forecast performance for "21·7" Henan extreme rainstorm [J]. Transactions of Atmospheric Sciences,45(4):573–590 (in Chinese). doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20211019002

李山山,王晓芳,李国平,等.2023.短时强降水和持续性强降水的雨滴谱特征对比[J].暴雨灾害,42(1):1–12. Li S S, Wang X F, Li G P, et al. 2023. Comparative analysis on characteristics of raindrop spectrum of short–term and persistent heavy rain [J]. Torrential Rain and Disasters, 42(1):1–12 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022–119

刘成思,薛纪善.2005.关于集合Kalman滤波的理论和方法的发展[J].热带气象学报,21(6):628–633. Liu C S, Xue J S. 2005. The ensemble Kalman filter theory and method development [J]. Journal of Tropical Meteorology,21(6):628–633 (in Chinese)

马旭林,陆续,于月明,等. 2014.数值天气预报中集合–变分混合资料同化及其研究进展[J].热带气象学报,30(6):1188–1194. Ma X L, Lu X, Yu Y M, et al. 2014. Progress on hybrid ensemble–variation data assimilation in numerical weather prediction [J]. Journal of Tropical Meteorology,30(6):1188–1194 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004–4965.2014.06.020

穆穆,段晚锁,唐佑民.2017.大气–海洋运动的可预报性:思考与展望[J].中国科学:地球科学,47(10):1166–1178. Mu M, Duan W S, Tang Y M. 2017. The predictability of atmospheric and oceanic motions: Retrospect and prospects [J]. Science China Earth Sciences,47(10): 1166–1178 (in Chinese). doi:10.1360/N072016–00420

庞玥,王欢,夏蘩,等.2019. ECMWF集合预报统计量产品在重庆降水预报中的检验与分析[J].沙漠与绿洲气象,13(3):1–7. Pang Y, Wang H, Xia F, et al. 2019. Verification and analysis of ECMWF ensemble statistic productsin Chongqing precipitation forecast [J]. Desert and Oasis Meteorology,13(3):1–7 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002–0799.2019.03.001

彭飞,李晓莉,陈静,等.2019. GRAPES全球集合预报系统模式扰动随机动能补偿方案初步探究[J].气象学报,77(2):180–195. Peng F, Li X L, Chen J, et al. 2019. A stochastic kinetic energy backscatter scheme for model perturbations in the GRAPES global ensemble prediction system [J]. Acta Meteorologica Sinica,77(2):180–195 (in Chinese). doi: 10.11676/qxxb2019.009

沈学顺,王建捷,李泽椿,等.2020.中国数值天气预报的自主创新发展[J].气象学报,78(3): 451–476. Shen X S, Wang J J, Li Z C, et al. 2020. China's independent and innovative development of numerical weather prediction [J]. Acta Meteorologica Sinica,78(3):451–476 (in Chinese). doi: 10.11676/qxxb2020.030

陶诗言.1980.中国之暴雨[M].北京:科学出版社:225. Tao S Y. 1980. Rainstorms in China [M]. Beijing: Science Press:225 (in Chinese)

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]. Meteorological Monthly,45(8):1158–1168 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000–0526.2019.08.012

薛纪善,陈德辉.2008.数值预报系统CRAPES的科学设计与应用[M].北京:科学出版社:383. Xue J S, Chen D H. 2008. Scientific design and application of numerical prediction system CRAPES [M]. Beijing: Science Press:383 (in Chinese)

熊春晖,张立凤,关吉平,等.2013.集合–变分数据同化方法的发展与应用[J].地球科学进展,28(6):648–645. Xiong C H, Zhang L F, Guan J P, et al. 2013. Development and application of ensemble–variational data assimilation methods [J]. Advances in Earth Science,28(6):648–645 (in Chinese). doi:10.11867/j.issn.1001–8166.2013.06.0648

熊洁,李俊,王明欢.2023.WRF模式中不同随机扰动方案在暴雨对流尺度集合预报中的对比评估[J].暴雨灾害,42(3):241–251. Xiong J, Li J, Wang M H. 2023. Comparative evaluation of different stochastic perturbation schemes within the convection–allowing ensemble forecast of rainstorm in WRF model [J]. Torrential Rain and Disasters,42(3): 241–251 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022–191

徐致真.2019.基于GRAPES区域模式的集合预报随机参数扰动方法研究[D].北京:中国气象科学研究院. Xu Z Z. 2019. Study on stochastic parameter perturbation method of ensemble prediction based on GRAPES region model [D]. Beijing:Chinese Academy of Meteorological Sciences (in Chinese)

张涵斌,范水勇,陈敏,等.2019.区域集合预报基于SKEB和多物理过程的混合模式扰动方法研究[J].气象,45(1):19–30. Zhang H B, Fang S Y, Chen M, et al., 2019. Study on a synthetic model perturbation method based on SKEB and multi–physics for regional ensemble forecast [J]. Meteorological Monthly,45(1):19–30 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000–0526.2019.01.002

张立凤,彭军.2017.湿大气中尺度能量谱理论和应用[M].北京:气象出版社:117. Zhang L F, Peng J. 2017. Theory and application of mesoscale energy spectrum in wet atmosphere [M]. Beijing:China Meteorological Press:117 (in Chinese)

曾庆存.2013.天气预报–由经验到物理数学理论和超级计算[J].物理,42(5):300–314. Zeng Q C. 2013. Weather forecast–from empirical to physico–mathematical theory and super–computing system engineering [J]. Physics,42(5):300–314 (in Chinese). doi:10.7693/wl20130501

曾庆存.1979a.数值天气预报的数学物理基础 第一卷[M].北京:科学出版社:543. Zeng Q C. 1979. Mathematical Physical Foundations of Numerical Weather prediction volume I [M]. Beijing:Science Press:543 (in Chinese)

曾庆存.1979b.我国大气动力学和数值天气预报研究工作的进展[J].大气科学,3(3):256–269. Zeng Q C. 1979. The advance in atmospheric dynamics and numerical weather prediction in China [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences,3(3):256–269 (in Chinese). doi:10.3878/j.issn.1006–9895.1979.03.08

张云济,于慧珍,张慕容,等. 2022.河南“21·7”极端暴雨预报的不确定性和误差增长机制[J].中国科学:地球科学,52(10):1929–1947. Zhang Y J, Yu H Z, Zhang M R, et al. 2022. Uncertainties and error growth in forecasting the record–breaking rainfall in Zhengzhou, Henan on 19–20 July 2021 [J]. Science China Earth Sciences,65(10):1903–1920 (in Chinese). doi: 10.1007/s11430–022–9991–4

朱科锋,张晨悦,薛明,等. 2022.对流可分辨尺度集合预报对河南“21·7”极端降水事件可预报性研究[J].中国科学:地球科学,52(10): 1905–1928. Zhu K F, Zhang C Y, Xue M, et al. 2022. Predictability and skill of convection–permitting ensemble forecast systems in predicting the record–breaking "21·7" extreme rainfall event in Henan

Province, China [J]. Science China Earth Science,65(10):1879–1902 (in Chinese). doi:10.1360/N072022–0046

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 in Geophysics,21(1):19–39. doi:10.5194/npg–21–19–2014

Barker D, Huang X Y, Liu Z Q, et al. 2012. The weather research and forecasting model's community variational/ensemble data assimilation system: WRFDA [J]. Bulletin of the American Meteorological Society,93 (6):831–843. doi:10.1175/BAMS–D–11–00167.1

Bannister R N. 2017. A review of operational methods of variational and ensemble–variational data assimilation [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,143(703):607–633. doi:10.1002/qj.2982

Beck A, Ehrendorfer M. 2005. Singular–vector–based covariance propagation in a quasigeostrophic assimilation system [J]. Monthly Weather Review,133(5):1295–1310. doi:10.1175/MWR2909.1

Benjamin S G, Brown J M, Brunet G, et al. 2019. 100 years of progress in forecasting and NWP applications [J]. Meteorological Monographs,59(1): 1–67. doi:10.1175/AMSMONOGRAPHS–D–18–0020.1

Berner J, Fossell K R, Ha S Y, et al. 2015. Increasing the skill of probabilistic forecasts: understanding performance improvements from model–error representations [J]. Monthly Weather Review,143(4):1295–1320. doi:10.1175/MWR–D–14–00091.1

Berner J, Ha S Y, Hacker J P, et al. 2011. Model uncertainty in a mesoscale ensemble prediction system: stochastic versus multiphysics representations [J]. Monthly Weather Review,139(6):1972–1995. doi:10.1175/2010MWR3595.1

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]. Journal of the Atmospheric Sciences,66(3):603–626. doi:10.1175/2008JAS2677.1

Bierdel L, Friederichs P, Bentzien S. 2012. Spatial kinetic energy spectra in the convection–permitting limited–area NWP model COSMO–DE [J]. Meteorologische Zeitschrift,21(3):245–258. doi:10.1127/0941–2948/2012/0319

Bowler N E, Arribas A, Mylne K R, et al. 2008. The MOGREPS short–range ensemble prediction system [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,134(632):703–722. doi:10.1002/qj.234

Buehner M. 2005. Ensemble–derived stationary and flow–dependent background error covariances: Evaluation in a quasi–operational NWP setting [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,131(607): 1013–1043. doi:10.1256/qj.04.15

Buizza R, Milleer M, Palmer T N. 1999. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,125(560):2887–2908. doi:10.1256/smsqj.56005

Chawla I, Osuri K K, Mujumdar P P, et al. 2018. Assessment of the weather research and forecasting (WRF) model for simulation of extreme rainfall events in the upper Ganga Basin [J]. Hydrology and Earth System Sciences,22(2):1095–1117. doi:10.5194/hess–22–1095–2018

Chen D H, Xue J S, Yang X S, et al. 2008. New generation of multi–scale NWP system (GRAPES): General scientific design [J]. Chinese Science Bulletin,53(22):3433–3445. doi:10.1007/s11434–008–0494–z

Cheng H, Jardak M, Alexe M, et al. 2010. A hybrid approach to estimating error covariances in variational data assimilation [J]. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography,62(3):288–297. doi:10.3402/tellusa.v62i3.15691

Clayton A M, Lorenc A C, Barker D M. 2013. Operational implementation of a hybrid ensemble/4D–Var global data assimilation system at the Met Office [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 139(675): 1445–1461. doi:10.1002/qj.2054

Courtier P, Thépaut J N, Hollingsworth A. 1994. A strategy for operational implementation of 4D–Var, using an incremental approach [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,120(519):1367–1387. doi:10.1002/qj.49712051912

Duda J D, Wang X, Kong F, et al. 2016. Impact of a stochastic kinetic energy backscatter scheme on warm season convection–allowing ensemble forecasts [J]. Monthly Weather Review,144(5):1887–1908. doi:10.1175/MWR–D–15–0092.1

Evensen G. 2003. The ensemble Kalman filter: theoretical formulation and practical implementation [J]. Ocean Dynamics,53(4):343–367. doi:10.1007/s10236–003–0036–9

Fairbairn D, Pring S. R, Lorenc A C, et al. 2014. A comparison of 4DVar with ensemble data assimilation methods [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,140(678): 281–294. doi:10.1002/qj.3493

Gauthier P, Tanguay M, Laroche S, et al. 2007. Extension of 3DVAR to 4DVAR:Implementation of 4DVAR at the Meteorological Service of Canada [J]. Monthly Weather Review,135(6):2339–2364. doi:10.1175/MWR3394.1

Gauthier P, Thépaut J N. 2001. Impact of the digital filter as a weak constraint in the preoperational 4DVAR assimilation system of Météo France [J]. Monthly Weather Review,129(8):2089–2102. doi:10.1175/1520–0493(2001)1292.0.CO;2

Honda Y, Nishijima M, Koizumi K, et al. 2005. A pre–operational variational data assimilation system for a non–hydrostatic model at the japan meteorological agency: Formulation and preliminary results [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,131(613):3465–3475. doi:10.1256/qj.05.132

Houtekamer P L, Lefaivre L, Derome J, et al. 1996. A System simulation approach to ensemble prediction [J]. Monthly Weather Review,124(6): 1225–1242. doi:10.1175/1520–0493(1996)124<1225:ASSATE>2.0.CO;2

Houtekamer P L, Mitchell H L. 1998. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique [J]. Monthly Weather Review,126(3):796–811. doi:10.1175/1520–0493(1998)126<0796:DAUAEK>2.0.CO;2

Jankov I, Berner J, Beck J, et al. 2017. A performance comparison between multi–physics and stochastic approaches within a north American RAP ensemble [J]. Monthly Weather Review,145(4):1161–1179. doi:10.1175/MWR–D–16–0160.1.

Kogan Y L. 1991. The simulation of a convective cloud in a 3–D model with explicit microphysics. Part I: Model description and sensitivity experiments [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,48(9):1160–1189. doi:10.1175/1520–0469(1991)048<1160:TSOACC>2.0.CO;2

Koshyk J N, Hamilton K. 2001. The horizontal kinetic energy spectrum and spectral budget simulated by a high–resolution troposphere–stratosphere–mesosphere GCM [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,58(4): 329–348. doi:10.1175/1520–0469(2001)058<0329:THKESA>2.0.CO;2

Lediment F X, Talagrand O. 1986. Variational algothrithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects [J]. Tel–

lus A: Dynamic Meteorology and Oceanography,38(2):97–110. doi:10.3402/tellusa.v38i2.11706

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]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,143(707):2315–2339. doi:10.1002/qj.3094

Lorenc A C. 2003. The potential of the ensemble Kalman filter for NWP–A comparison with 4D–Var [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,129(595):3183–3203. doi:10.1256/qj.02.132

Li Z, Peng J, Zhang L. 2023. Spectral budget of rotational and divergent kinetic energy in global analyses [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,80(3):813–831. doi:10.1175/JAS–D–21–0332.1

Li X, Charron M, Spacek L, et al. 2008. A Regional ensemble prediction system based on moist targeted singular vectors and stochastic parameter perturbations [J]. Monthly Weather Review,136(2):443–462. doi:10.1175/2007MWR2109.1

Lin W B, Neelin J D. 2001. Considerations for stochastic convective parameterization [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,59(5):959–975. doi:10.1175/1520–0469(2002)059<0959:CFSCP>2.0.CO;2

Lin Y L, Farley R D, Orville H D. 1983. Bulk parameterization of the snow field in a cloud model [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology,22(6):1065–1092. doi:10.1175/1520–0450(1983)022<1065:BPOTSF>2.0.CO;2

Lorenc A C, Rawlins F. 2005. Why does 4D–Var beat 3D–Var? [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,131(613):3247–3257. doi:10.1256/qj.05.85

Liu C, Xiao Q. 2013. An ensemble–based four–dimensional variational data assimilation scheme. Part Ⅲ antarctic applications with advanced research wrf using real data [J]. Monthly Weather Review,141(8):2721–2739. doi:10.1175/MWR–D–12–00130.1

Liu C, Xiao Q, Wang B. 2008. An ensemble–based four–dimensional variational data assimilation scheme. Part I: technical formulation and preliminary test [J]. Monthly Weather Review,136(9):3363–3373. doi:10.1175/2008MWR2312.1

Liu C, Xiao Q, Wang B. 2009. An ensemble–based four–dimensional variational data assimilation scheme. Part II: observing system simulation experiments with advanced research WRF (arw) [J]. Monthly Weather Review,137(137):1687–1704. doi:10.1175/2008MWR2699.1

Mason P J, Thomson D J. 1992. Stochastic backscatter in large–eddy simulations of boundary layers [J]. Journal of Fluid Mechanics,242(1):51–78. doi:10.1017/S0022112092002271

Meng Z, Zhang F. 2008a. Test of an ensemble Kalman filter for mesoscale and regional–scale data assimilation, Part III: Comparison with 3Dvar in a real–data case study [J]. Monthly Weather Review,136(2):522–540. doi:10.1175/2007MWR2106.1

Meng Z, Zhang F. 2008b. Test of an ensemble Kalman filter for mesoscale and regional–scale data assimilation, Part IV: Performance over a warm–season month of June 2003 [J]. Monthly Weather Review,136(10):3671–3682. doi:10.1175/2008mwr2270.1

Milbrandt J A, Yau M K. 2005a. A multimoment bulk microphysics parameterization. Part I: Analysis of the role of the spectral shape parameter [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,62(9):3051–3064. doi:10.1175/JAS3534.1

Milbrandt J A, Yau M K. 2005b. A multimoment bulk microphysics parameterization. Part II: A proposed three–moment closure and scheme description [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,62(9):3065–3081. doi:10.1175/JAS3535.1

Morrison H. 2012. On the Numerical treatment of hydrometeor sedimentation in bulk and hybrid bulk–bin microphysics schemes [J]. Monthly Weather Review,140(5):1572–1588. doi:10.1175/MWR–D–11–00140.1

Morrison H, Milbrandt J A, Bryan G H, et al. 2015. Parameterization of cloud microphysics based on the prediction of bulk ice particle properties. Part II: Case study comparisons with observations and other schemes [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,72(1):312–339. doi:10.1175/JAS–D–14–0066.1

Miyoshi T, Sato Y. 2007. Assimilating satellite radiances with a Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) applied to the JMA Global Model (GSM) [J]. Sola,3(37):37–40. doi:10.2151/sola.2007–010

Miyoshi T, Yamane S. 2007. Local ensemble transform Kalman filtering with an AGCM at a T159/L48 resolution [J]. Monthly Weather Review,135(11):3841–3861. doi:10.1175/2007MWR1873.1

Ogura Y, Takahashi T. 1973. The development of warm rain in a cumulus model [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,30(2):262–277. doi:10.1175/1520–0469(1973)0302.0.CO;2

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]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,143(702):408–422. doi:10.1002/qj.2931

Palmer T N, Buizza R, Doblas–Reyes F, et al. 2009. Stochastic parametrization and model uncertainty [G]. ECMWF Technical Memorandum:598

Pan X, Tian X, Xin L, et al. 2012. Assimilating Doppler radar radial velocity and reflectivity observations in the weather research and forecasting model by a proper orthogonal–decomposition–based ensemble, three–dimensional variational assimilation method [J]. Journal of Geophysical Research:Atmospheres,117(D17):127–135. doi:10.1029/2012JD017684

Park S K, Županski D. 2003. Four–dimensional variational data assimilation for mesoscale and storm–scale applications [J]. Meteorology and Atmospheric Physics,82(1–4):173–208. doi:10.1007/s00703–001–0586–7

Peng J, Zhang L, Luo Y, et al. 2014. Mesoscale energy spectra of the Mei–yu front system. Part I: Kinetic energy spectra [J]. Journal Atmospheres Science,71(1):37–55. doi:10.1175/JAS–D–13–085.1

Peng J, Zhao J, Zhang W, et al. 2020. Towards a dry–mass conserving hydrostatic global spectral dynamical core in a general moist atmosphere [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,146(732): 3206–3224. doi:10.1002/qj.3842

Qiu C, Shao A, Xu Q, et al. 2007. Fitting model fields to observations by using singular value decomposition: An ensemble–based 4DVar approach [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres,112(D11):236–242. doi:10.1029/2006JD007994

Rawlins F, Ballard S P, Bovis K J, et al. 2007. The Met Office global 4–Dimensional data assimilation system [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,133(623):347–362. doi:10.1002/qj.1971

Reisner J, Rasmussen R M, Bruintjes R T. 1998. Explicit forecasting of supercooled liquid water in winter storms using the MM5 mesoscale model [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,124(548):1071–1107. doi:10.1002/qj.49712454804

Ricard D, Lac C, Riette S, et al. 2013. Kinetic energy spectra characteristics

of two convection-permitting limited-area models AROME and Meso-NH [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 139(674):1327-1341. doi:10.1002/qj.2025

Romine G S, Schwartz C S, Berner J, et al. 2014. Representing forecast error in a convection-permitting ensemble system [J]. Monthly Weather Review,142(12):4519-4541. doi:10.1175/MWR-D-14-00100.1

Shutts G A. 2005. Kinetic energy backscatter algorithm for use in ensemble prediction systems [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,131(612):3079-3102. doi:10.1256/QJ.04.106

Skamarock W C, Klemp J B. 2008. A time-split nonhydrostatic atmospheric model for weather research and forecasting applications [J]. Journal of Computational Physics,227(7):3465-3485. doi:10.1016/j.jcp.2007.01.037

Szunyogh I, Kostelich E J, Gyarmati G, et al. 2008. A local ensemble transform Kalman filter data assimilation system for the NCEP global model [J]. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography,60(1):113-130. doi:10.1111/j.1600-0870.2007.00274.x

Terasaki K, Tanaka H L, Satoh M. 2009. Characteristics of the kinetic energy spectrum of NICAM Model atmosphere [J]. Scientific online letters on the atmosphere:SOLA,5(1):180-183. doi:10.2151/sola.2009-046

Tewari M, Chen F, Dudhia J, et al. 2022. Understanding the sensitivity of WRF hindcast of Beijing extreme rainfall of 21 July 2012 to microphysics and model initial time [J]. Atmospheric Research,271(15):106085. doi:10.1016/j.atmosres.2022.106085

Tian X, Xie Z, Dai A. 2008. An ensemble-based explicit four-dimensional variational assimilation method [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres,113(D21):6089-6098. doi:10.1029/2008JD010358

Tian X, Xie Z, Sun Q. 2011. A POD-based ensemble four-dimensional variational assimilation method [J]. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography,63(4):805-816. doi:10.1111/j.1600-0870.2011.00529.x

Toth Z, Kalnay E. 1997. Ensemble Forecasting at NCEP and the Breeding Method [J]. Monthly Weather Review,125(12):3297-3319. doi:10.1175/1520-0493(1997)125<3297:EFANAT>2.0.CO;2

Wang B, Liu J, Wang S, et al. 2010. An economical approach to four-dimensional variational data assimilation [J]. Advances in Atmospheric Sciences,27(4):715-727. doi:10.1007/s00376-009-9122-3

Wang X, Barker D, Snyder C, et al. 2008a. A hybrid ETKF-3DVar data assimilation scheme for the WRF model. Part I: Observing system simulation experiment [J]. Monthly Weather Review,136(12):5116-5131. doi:10.1175/2008MWR2444.1

Wang X, Barker D, Snyder C, et al. 2008b. A hybrid ETKF-3Dvar data assimilation scheme for the WRF model. Part II: Real observation experiments [J]. Monthly Weather Review,136(12):5132-5147. doi:10.1175/2008MWR2445.1

Wang X, Lei T. 2013. GSI-Based four-dimensional ensemble-variational (4densvar) data assimilation: formulation and single-resolution experiments with real data for NCEP Global Forecast System [J]. Monthly Weather Review,142(9):3303-3325. doi:10.1175/MWR-D-13-00303.1

Wang Y, Zhang L, Peng J, et al. 2018. Mesoscale horizontal kinetic energy spectra of a tropical cyclone [J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 75(10):3579-3596. doi:10.1175/JAS-D-17-0391.1

Whitaker J S, Hamill T M, Wei X, et al. 2008. Ensemble data assimilation with the NCEP Global Forecast System [J]. Monthly Weather Review, 136(2):463-482. doi:10.1175/2007MWR2018.1

Wu Z, Zhang Y, Zhang L, et al. 2022. Improving the WRF forecast of land-falling tropical cyclones over the Asia-Pacific region by constraining the cloud microphysics model with GPM observations [J]. Geophysical Research Letters,49(18):e2022GL100053. doi:10.1029/2022GL100053

Xu L, Cheng W, Deng Z R, et al. 2023. Assimilation of the FY-4A AGRI clear-sky radiance data in a regional numerical model and its impact on the forecast of the "21·7" Henan extremely persistent heavy rainfall [J]. Advances in Atmospheric Sciences,40(5):920-936. doi:10.1007/s00376-022-1380-3

Xu Q. 1996. Generalized adjoint for physical processes with parameterized discontinuities. I. Basic issues and heuristic examples [J]. Journal of the Atmospheric Sciences,53(8):1123-1142. doi:10.1175/1520-0469(1996)053<1123:GAFPPW>2.0.CO;2

Xu Z, Chen J, Jin Z, et al. 2020. Representing model uncertainty by multi-stochastic physics approaches in the GRAPES ensemble [J]. Advances in Atmospheric Sciences,37(4):328-346. doi:10.1007/s00376-020-9171-1

Xie Y H, Chen M, Zhang S T, et al. 2022. Impacts of FY-4A atmospheric motion vectors on the Henan 7.20 rainstorm forecast in 2021 [J]. Remote Sensing,14(22):5637. doi:10.3390/rs14225637

Zhang B, Tian X, Sun J, et al. 2015. PODEn4DVar-based radar data assimilation scheme: formulation and preliminary results from real-data experiments with advanced research WRF (ARW) [J]. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography,67(1):26045. doi:10.3402/tellusa.v67.26045

Zhang B, Tian X, Zhang L, et al. 2017. Handling non-linearity in radar data assimilation using the non-linear least squares enhanced POD-4DVar [J]. Science China Earth Sciences,60(3):478-490. doi:10.1007/s11430-015-0271-4

Zhang F, Zhang M, Hansen J A. 2009. Coupling ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation [J]. Advances in Atmospheric Sciences,26(1):1-8. doi:10.1007/s00376-009-0001-8

Zhang M, Zhang L, Zhang B. 2018. FY-3A microwave data assimilation based on the POD-4DEnVar method [J]. Atmosphere,9(5): 89-201. doi:10.3390/atmos9050189

Zhang M, Zhang L, Zhang B, et al. 2019. Assimilation of MWHS and MWTS radiance data from the FY-3A satellite with the POD-3DEnVar method for forecasting heavy rainfall [J]. Atmospheric Research,219:95-105. doi:10.1016/j.atmosres.2018.12.023

Zhang M, Zhang L, Zhang B, et al. 2022. Preliminary evaluation of all-sky radiance assimilation scheme with POD-3DEnVar method [J]. Atmospheric Research,275(C):106198. doi:10.1016/j.atmosres.2022.106198

Zou X. 1997. Tangent linear and adjoint of "on-off" processes and their feasibility for use in 4-dimensional variational data assimilation [J]. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography,49(1):3-31. doi:10.3402/tellusa.v49i1.12209

（责任编辑 唐永兰）