

集合资料同化方法在强雷暴天气预报中的应用

张云济 张福青

(美国宾夕法尼亚州立大学气象与大气科学系资料同化与可预报性先进技术研究中心, 宾夕法尼亚州 16802)

摘要: 对强雷暴的预报一直以来都是天气预报的重点和难点。先进的集合资料同化方法能够减小中小尺度数值天气预报的初始场中的误差, 以此提高对强雷暴天气的预报的准确程度。本文简要地介绍了集合资料同化方法的原理及其变体, 提高集合资料同化方法的分析场质量的多种方案, 不同观测平台的数据在强雷暴天气集合资料同化系统中的应用, 已经开始业务化或准业务化持续运行的一些着眼于强雷暴天气预报的集合资料同化系统, 强雷暴天气集合资料同化应用中目前面临的一些问题和未来可能的发展方向。

关键词: 资料同化, 集合卡尔曼滤波, 雷达资料, 强对流雷暴

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2018.03.003

A Review on the Ensemble-Based Data Assimilations for Severe Convective Storms

Zhang Yunji, Zhang Fuqing

(Center for Advanced Data Assimilation and Predictability Techniques, Department of Meteorology and Atmospheric Sciences, Pennsylvania State University, Pennsylvania 16802)

Abstract: Predicting severe convective storms has long been recognized as one of the most important aspects as well as one of the most difficult part of weather forecast. With advanced ensemble-based data assimilation techniques like ensemble Kalman filter, the uncertainties in initial conditions of storm-scale weather prediction can be significantly reduced, leading to an improved performance of severe weather forecast. This review paper will briefly introduce the concepts and variations of ensemble Kalman filter, schemes to improve filter performance at storm scales, applications of various conventional and in situ observational platforms in ensemble data assimilation, and focuses on the severe weather prediction systems as well as operational and quasi-operational storm-scale ensemble data assimilation and prediction systems, the issues and difficulties that encountered in current applications, and possible future directions.

Keywords: data assimilation, ensemble Kalman filter, radar data, severe convective storm

0 引言

对局地性的强对流天气系统的预报一直以来都是天气预报和预警的重要组成部分。一方面, 由于强雷暴天气系统会带来大风、强降水、闪电、冰雹和龙卷等灾害性天气现象并导致暴洪、滑坡和泥石流等次生灾害, 会对人类的生命和财产的安全造成巨大的威胁, 因此对强雷暴的预报一直是天气预报的重点之一; 另一方面, 由于强雷暴天气系统的时空尺度小(空间尺度约几到数十千米, 持续时间从几到几十分钟)、发展迅速(从对流出现之后通常仅数十分钟便发展成熟)、动力过程的非线性特征明显。因此对强雷暴的预报也一直是天气预报的难点之一。

最近几年, 由于2012年7月21日北京“7·21”特大

暴雨、2015年6月1日“东方之星”号客轮翻沉事故、2016年6月23日江苏盐城EF-4级龙卷等与强雷暴相关的气象灾害和灾难事故, 强雷暴的预报和预警也越来越多地受到民众的关注。然而, 目前对强对流的预报还有着比较显著的误差, 例如, 2010—2015年雷暴的6 h预报的空报率在70%左右, 漏报率在20%左右, 而相同预报时长内对短时强降水、雷暴大风和冰雹的空报率和漏报率都更高, 且不同强雷暴天气的空报率和漏报率都随着预报时长的增加而迅速增长^[1]。这一方面是由于对流性的天气系统中初始微小误差会随着湿对流过程的发展迅速增长, 使得其本性可预报性有一定的极限; 另一方面是由于目前用于强雷暴预报的数值模式中存在不可忽视的模式误差和初始场误差, 使得数值预报的结果不够准确^[2-3]。而为了减少初始场误差、更好地提高数值模式对强雷暴天气的预报水平, 通常会使用资料同化的方法对初始场进行改善。

除了早期的最优差值法(Optimum Interpolation,

收稿日期: 2017年10月17日; 修回日期: 2018年2月28日
第一作者: 张云济(1989—), Email: yuz31@psu.edu

OI)、逐步订正法(Successive Correction Method, SCM)和牛顿松弛逼近法(Nudging)以外,现在常见的资料同化方法主要有两类:一类是以变分法为基础的变分资料同化方法,如三维变分方法(3-Dimensional Variational, 3DVar)和四维变分方法(4-Dimensional Variational, 4DVar);另一类是以蒙特卡罗法为基础的集合资料同化方法,如集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter, EnKF)和粒子滤波(Particle Filter)^[4]。近年来也有将变分同化方法和集合同化方法相结合的混合(hybrid)资料同化方法,如集合三维变分方法(En3DVar)、集合四维变分方法(En4DVar)、四维集合变分方法(4DEnVar)等。

使用对流解析分辨率(convection-permitting resolution, 通常小于4 km^[5])对强雷暴预报的资料同化研究开始于20世纪80年代末到90年代初;由于多普勒天气雷达是唯一能够细致且高频率地对强雷暴的发生、发展和结构变化进行监测的气象观测平台,因此强雷暴资料同化研究中绝大部分都使用了雷达观测。最早期的研究工作均使用了4DVar方法,相较于3DVar方法,4DVar方法的方程和程序都更加复杂、运算量更大,但是借助切线性模式和伴随模式对时间的积分,能够通过同化雷达观测对全部的模式变量进行更新,并以此方法为基础发展出了“四维变分多普勒雷达分析系统”(4DVar Doppler Radar Analysis System, VDRAS)^[6-9]。VDRAS是一个被广泛使用的强雷暴资料同化系统;它能同化雷达反射率和径向风观测、激光雷达观测和高频率的地面观测,并生成高分辨率、高质量的分析场。有许多研究工作已经证明,VDRAS系统不仅能够改善雷暴附近边界层内的风场和热力场,还能够重建雷暴的整体三维结构^[10-11]。这一系统被很多业务预报单位和研究部门用于雷暴的短时临近预报,也被应用于西南季风试验(Southwest Monsoon Experiment, SoWMEX)等许多外场试验和诸如2000年悉尼夏季奥运会和2008年北京夏季奥运会这样的大型活动中^[12-17]。

相比之下,3DVar虽然已经被广泛地应用于全球到中尺度区域模式的常规资料同化系统之中,但是由于当时3DVar使用的背景误差协方差矩阵基于静力平衡的中大尺度天气信息生成,因此很难使用这样的3DVar系统同化雷达资料获得强雷暴尺度下的热力学结构^[18-19]。之后有研究工作专门针对雷达资料同化改进了3DVar的算法,在权重函数中额外增加了大气连续性、反射率守恒、水平平滑等约束条件,使得利用3DVar方法同化雷达观测改善强雷暴预报初始场成为了可能^[20-22]。此外,大多数模式在“冷启动”过程中

使用的初始场缺少水成物粒子,模式需要在积分开始后自行生成这些粒子(这一过程称为“起转过程”, spin-up);为了减少“起转过程”的耗时及其对正在发展的强雷暴天气的预报效果的影响,有研究设计了名为“云分析”(Cloud Analysis)的方案。这一方案首先将雷达观测的反射率与模式预报背景场相结合,反演出雨水、雪等降水粒子的含量;随后通过云微物理过程和热力学关系计算云水和云冰的含量;最后通过热力学关系、参考水的相态变化的潜热释放对温度廓线进行调整,以保证云分析方案生成的对流系统能够维持^[23]。因为这一方法使用雷达反射率观测,能够显著缩短模式起转过程,提高部分发展迅速的强雷暴天气的预报效果,与使用雷达径向风观测的3DVar同化系统相辅相成,因此也经常(和3DVar同化系统相结合)应用于强雷暴的研究和业务预报中^[24-25]。

强雷暴3DVar、4DVar雷达资料同化方法应用至今约有二十年,现在已经被广泛地用于强雷暴天气的科学研究、外场试验和业务预报之中。大量使用变分资料方法的同化研究改善了变分资料同化方法在雷暴尺度的应用,开拓了更多种类观测资料(如大气折射率观测和双偏振多普勒雷达的差分反射率 Z_{DR} 和差分传播相移 K_{DP} 观测)在强雷暴资料同化系统中的使用,增加了我们对强雷暴、龙卷等灾害天气的动力和热力过程的了解^[26-29]。除了研究工作之外,美国国家大气和海洋管理局(NOAA)的“高分辨率快速更新同化系统”(High-Resolution Rapid Refresh, HRRR; <https://rapidrefresh.noaa.gov/hrrr/>)使用水平分辨率为3 km的Weather Research and Forecasting(WRF)模式和基于3DVar的格点统计插值(Gridded Statistical Interpolation, GSI)资料同化系统,投入业务运行,用于辅助强雷暴的预报和预警至今已有十年,并已在2009年将模式区域扩大,覆盖全部美国本土;美国俄克拉荷马大学的雷暴分析预报中心(Center for Analysis and Prediction of Storms, CAPS)基于“先进区域预报系统”(Advanced Regional Prediction System, ARPS)开发的3DVar资料同化系统已经持续十余年为NOAA“灾害天气试验平台”(Hazardous Weather Testbed, HWT)的“春季试验”提供高分辨率的强雷暴分析和预报^[30-34]。

但是,变分资料同化方法有一大缺点:它所使用的背景误差协方差矩阵是各向同性的、不随天气形势演变,这可能会降低应用于变量空间梯度巨大的强雷暴天气系统时的准确性。与之相比,EnKF方法除了背景误差协方差随天气形势演变(flow-dependent)以外,还有着背景误差协方差随天气形势演变、不需

要4DVar方法中的切线性模式和伴随模式，能够提供集合预报和概率预报等诸多优势，因此受到了气象研究和业务预报领域越来越多的关注^[35]。此外与针对中尺度到天气尺度的天气系统的数值模拟和资料同化系统相比，针对强雷暴天气系统的模式水平分辨率通常较高（小于4 km），这样的对流解析（convection-permitting）分辨率能够开始以模式动力过程显式模拟对流结构，而不需要使用积云对流参数化方案；其资料同化系统所使用的数据除了地面站、探空气球等常规观测之外，往往还会使用天气雷达、气象卫星等时间或空间分辨率比常规观测高得多的遥感观测数据。因此，针对强雷暴天气系统的集合资料同化方法中也会使用一些特定的方案，以提高资料同化方法在这一应用中的准确程度。

为了提高未来我国对强雷暴预报和预警的水平，本文将对集合资料同化方法（主要是EnKF方法）在强雷暴天气分析和预报领域的应用加以介绍，以期增强气象研究、业务预报领域的从业人员对此的了解。

1 集合资料同化方法简介

1.1 集合卡尔曼滤波（EnKF）

集合卡尔曼滤波将蒙特卡罗法与卡尔曼滤波相结合，以集合预报所生成的样本协方差近似地对卡尔曼滤波中的协方差矩阵进行估计，以此避免了复杂的（对高维矩阵几乎不可行的）矩阵逆运算和对协方差矩阵进行积分的过程，使得卡尔曼滤波在高变量维度的大气数值模式中的应用成为了可能。EnKF在地球物理领域的成功应用最早出现于1994年^[36]。第一次在大气科学领域的应用出现于1998年Houtekamer等的工作，Snyder等于2003年第一次将其应用于理想化的区域模式中，Zhang等于2006年将其应用于非理想化的区域模式中^[37-39]。

对于原始的EnKF方法，其资料同化过程由以下方程完成^[38]：

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^f + \mathbf{K}(\mathbf{y}^o - \mathbf{H}\mathbf{x}^f),$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}^f \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{P}^f \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1},$$

上述式中： \mathbf{x}^f 和 \mathbf{x}^a 分别是某时刻数值模式的预报结果（背景场）和集合卡尔曼滤波对模式预报的更新结果（分析场）； \mathbf{y}^o 是观测数据， \mathbf{H} 是将背景场转换为模式对观测 \mathbf{y}^o 预报结果的观测算子， $\mathbf{y}^o - \mathbf{H}\mathbf{x}^f$ 就是 \mathbf{y}^o 观测对应处模式预报结果与观测之差，也被称为观测增量（increment）； \mathbf{K} 是由背景误差协方差 \mathbf{P}^f 和观测误差 \mathbf{R} 共同决定的卡尔曼增益矩阵。因此，EnKF方法的更新过程，就是将观测增量按照一定的权重（卡尔曼增益矩阵）转换为更新向量（innovation），并将其加入背

景场中以生成分析场的过程。图1是一次集合EnKF资料同化过程的示意图。

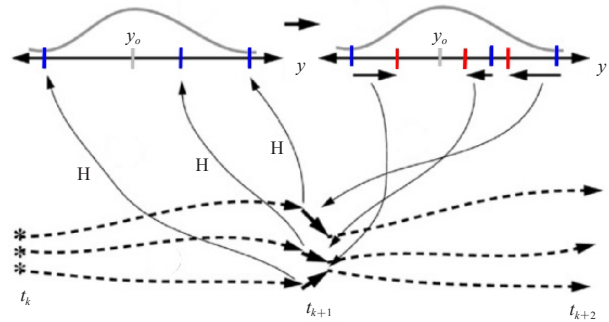


图1 集合卡尔曼滤波在 t_{k+1} 时的同化过程的示意图（ y_o 为观测数据，蓝色短竖线是集合预报提供的背景场，红色短竖线是资料同化之后各集合成员的分析场，不同蓝色短竖线和红色短竖线之间的水平箭头表示资料同化对背景场的改善^[40]）

Fig. 1 Schematic diagram of procedures of EnKF data assimilation at t_{k+1} (y_o indicates observations, blue vertical lines indicate ensemble background, red vertical lines indicate ensemble analysis after data assimilation, horizontal arrows between each pair of blue and red vertical lines indicate improvements of data assimilation^[40])

变分资料同化方法使用事先生成的、各向同性的背景误差协方差矩阵对目标函数进行最小化以获得分析场。对于3DVar方法，这意味着在不同的时间或天气背景条件下，同样的观测增量对分析结果的影响是不变的，且呈现同心圆的结构（图2a）；4DVar方法由于在目标函数中考虑了随时间的演变过程，因此能考虑一定的背景天气条件（图2b）。而EnKF资料同化与变分同化方法不同，它的背景误差协方差矩阵是随天气形势演变的（图2c），因此在中小尺度天气系统的资料同化应用中往往能够取得更加准确的分析结果。例如，在一个使用区域模式持续一个月的循环同化及预报试验中，4DVar方法分析场的预报误差几乎始终小于3DVar方法的分析场，EnKF方法分析场在36 h内的预报误差与4DVar方法相当，48~72 h的预报误差则明显小于4DVar方法和3DVar方法的分析场^[35]。

1.2 集合卡尔曼滤波的不同变体

在原始的EnKF中，观测本身被视作变量的一部分，并在同化观测之前先对观测进行扰动，以使EnKF保持一定的集合离散度^[37]。如果不对观测进行扰动，会持续性地低估分析场的误差协方差，可能导致滤波发散（filter divergence）。因为对观测进行随机扰动的这一过程，原始的EnKF通常也被称为随机（stochastic）EnKF^[43]。

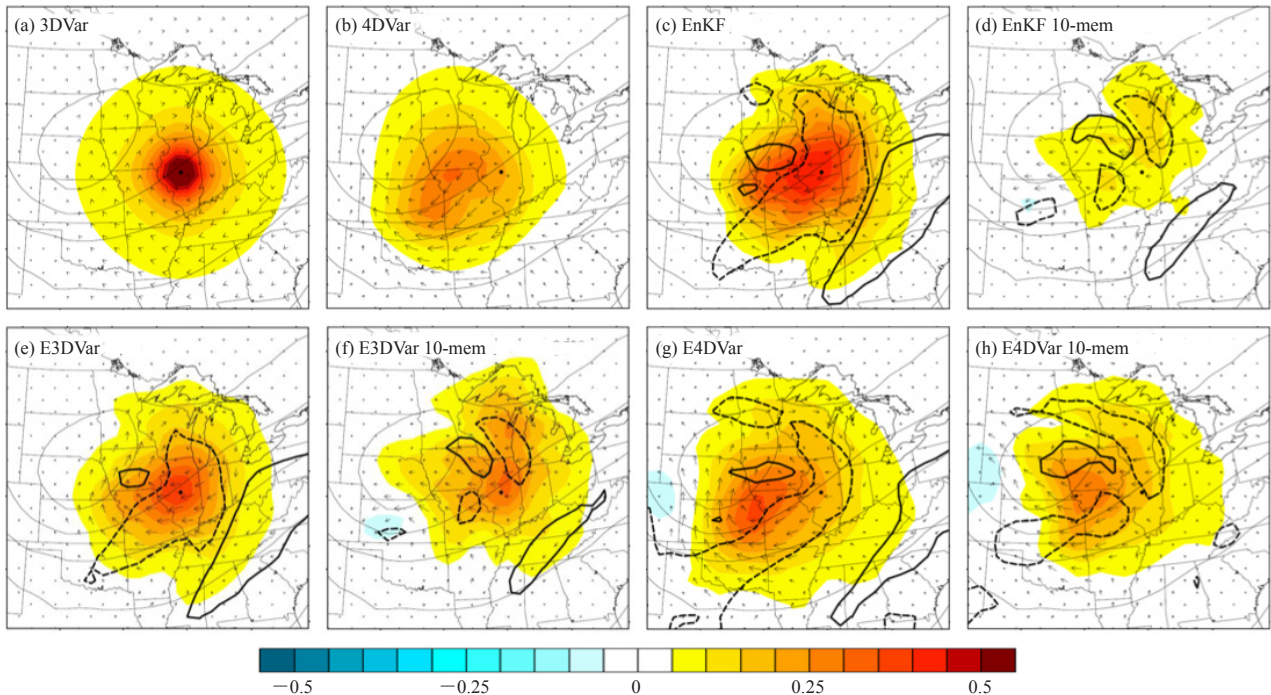


图2 使用3DVar (a), 4DVar (b), EnKF (c, d), En3DVar (e, f), En4DVar (g, h) 资料同化方法同化500 hPa 高度场上观测增量为1 K的温度观测所得到的温度场(填色, 单位: K)、风场(矢量)和水汽场(粗等值线, 单位: $g \cdot kg^{-1}$; 实线为正, 虚线为负)更新向量

(c, e, g使用40个集成员; d, f, h使用10个集成员; 细实线为500 hPa位势高度场^[41-42])

Fig. 2 Innovations of temperature (shaded, unit: K), horizontal wind (vectors) and water vapor mixing ratio (thick black lines, unit: $g \cdot kg^{-1}$, solid lines indicate positive values and dashed lines indicate negative values) when assimilating synthetic temperature observation at 500 hPa with increment of 1 K by using 3DVar (a), 4DVar (b), EnKF (c, d), En3DVar (e, f), En4DVar (g, h) techniques (c, e, g for using 40 ensemble members, d, f, h for using 10 ensemble members, thin black lines indicate geopotential height at 500 hPa^[41-42])

如果不对观测进行扰动, 同时在其他步骤中对EnKF的方程进行订正, 这一类变体被称为确定(deterministic)EnKF, 如集合均方根滤波(Ensemble Square Root Filter, EnSRF)、集合调整卡尔曼滤波(Ensemble Adjustment Kalman Filter, EAKF)和集合变换卡尔曼滤波(Ensemble Transform Kalman Filter, ETKF)^[44-46]。例如, 这几种变体中最简单的一种——EnSRF, 通过调整卡尔曼增益矩阵, 考虑观测的不确定性, 弥补不扰动观测时对误差协方差矩阵的低估:

$$\tilde{\mathbf{K}} = \alpha \mathbf{K} = \left(1 + \sqrt{\frac{\mathbf{R}}{\mathbf{H}\mathbf{P}^f\mathbf{H}^T + \mathbf{R}}} \right)^{-1} \mathbf{K}.$$

虽然EnSRF、EAKF和ETKF的分析场可能存在差异, 但是在不使用协方差局地化(covariance localization; 见1.4.1节)等方案的情况下, 这几种方法的分析场的样本误差协方差是相同的。

除了按照是否扰动观测将EnKF的变体分为随机和确定两类以外, 还可以按照观测的同化方法分为一

个接一个同化的顺序(sequential)同化方法和一次性求解一片观测对部分模式区域的影响的区域(local)同化方法。以上提到的数种EnKF变体均为顺序同化方法, 顺序同化方法的假设之一是不同空间和时间位置的观测误差是不相关的; 而区域同化方法的代表则是区域集合卡尔曼滤波(Local Ensemble Kalman Filter, LEKF)和区域集合变换卡尔曼滤波(Local Ensemble Transform Kalman Filter, LETKF)^[47-48]。与之前的多个顺序同化变体不同, 这两种变体都反其道而行之, 针对每个模式格点, 计算(一定范围内的)所有观测对该格点的影响, 以此获得每个模式格点的分析值。区域同化由于其设计思想的特点, 能够非常简单地对模式区域进行分块, 因此能够很容易地进行并行化处理, 也非常适合成片地对高密度的观测资料(如气象雷达的观测数据)进行同化, 但是研究表明不同的EnKF变体对强雷暴尺度下雷达资料的同化效果并没有明显的优劣^[49]。更多、更详细的EnKF的不同变体之间的相似性和差异也可以参阅Meng等和Houtekamer等的综述文章^[50-51]。

1.3 集合与变分相结合的资料同化方法

EnKF所使用的随天气形势演变的背景误差协方差使得它往往能够获得比变分方法更准确的分析场^[35]。为了解决变分方法中使用的背景误差协方差的不足，将变分和集合两种方法的背景误差协方差矩阵相结合的混合资料同化方法应运而生，近年来也获得了越来越多的关注。

按照所使用的变分方法的不同，这一类混合资料同化方法有集合三维变分方法（En3DVar）和集合四维变分方法（En4DVar）两种。这一类方法在进行资料同化的过程中首先将变分方法的背景误差协方差矩阵和集合预报生成的背景误差协方差矩阵按照一定比例进行混合，再让变分方法使用混合后生成的新的背景误差协方差矩阵对目标函数进行最小化^[41-42]。由于新的背景误差协方差矩阵受到了集合背景误差协方差矩阵的部分影响，因此这一背景误差协方差矩阵的结构是随天气形势演变的（图2e和2g）。此外，由于EnKF需要使用集合对背景误差协方差矩阵进行估计，因此在集合成员数量较少时，会由于对背景误差概率分布的覆盖不足导致采样误差（sampling error），极大地降低EnKF的分析质量（图2d）；而使用混合同化方法则能在集合成员数量较少的情况下达到相同的分析质量（图2f和2h）。有使用区域模式的研究测试发现，在集合数量仅有EnKF方法一半的情况下，En3DVar生成的分析场即可达到和EnKF方法分析场相同的预报误差，而En4DVar方法的预报误差则始终小于En3DVar方法和EnKF方法的预报误差^[42]。目前也有一些工作将En3DVar方法应用于强雷暴天气预报中^[52-54]，但是这方面的研究还不多，结果也比较初步。

以En3DVar和EnKF方法为基础，有工作提出了三维变分集合（Ensemble of 3DVar, En3DA）方法^[55]。En3DA方法与En3DVar和EnKF方法基本结构类似；但是在进行同化更新的步骤时，En3DA方法使用En3DVar算法对每个集合成员进行更新，其背景误差协方差由除了该集合成员以外的剩余集合成员生成的集合协方差矩阵与变分背景误差协方差矩阵相混合，而通常的En3DVar和EnKF方法使用EnKF算法对每个集合成员进行更新。相较于En3DVar和EnKF方法，En3DA方法可在更新过程中对每个集合成员均提供隐含在变分背景误差协方差矩阵中的弱约束条件，也比传统EnKF方法的运算效率更高^[55]。与这一方法类似，欧洲中期天气预报中心（ECMWF）在其资料同化系统中使用了四维变分集合（Ensemble of 4DVar）方法；这一方法使用四维变分算法对集合预报的每个集

合成员进行更新^[56]。然而，由于这一方法需要消耗极大的运算资源，因此应用十分有限。

除了混合背景误差协方差矩阵的混合资料同化方法，还有一种被称为四维集合变分方法（4DEnVar）的资料同化方法。这种方法使用四维变分资料同化方法的时间窗内的集合预报结果，对背景误差协方差矩阵随着时间的演变进行近似的估计，获取初始场中微小变化对整个时间窗内预报结果（和与之相对应的不同时间、不同观测的观测增量）的影响，并使用这一估计取代原始的四维变分资料同化方法中伴随模式和切线性模式对同一影响的估计^[57]，避免了原始方法中对伴随模式和切线性模式进行迭代积分直至收敛的过程，能够极大地降低四维变分方法的运算量。由于4DEnVar的目标函数依旧是在一个时间窗内进行的最小化求解，因此4DEnVar的分析场的预报误差小于En3DVar方法，但是大于En4DVar方法^[57-58]。

1.4 提高分析场质量的方案

1.4.1 协方差局地化

集合卡尔曼滤波使用集合预报的样本协方差近似地对误差协方差矩阵进行估计。由于目前气象领域所使用的集合成员数量（一般约为几十到几百个）远远小于模式状态的维度（三维格点数量与每个格点变量的乘积，一般约为千万量级），有限的集合样本无法覆盖完整的概率分布所导致的采样误差使得样本协方差矩阵是严重不满秩的矩阵（被称为秩缺失）；在物理上，这一点的体现之一是由于样本数量有限导致在与某格点很远的距离上可能存在不真实的相关性。有研究发现，集合成员数量较小时出现的远距离虚假相关会随着集合成员数量的增加逐渐减弱并收敛（图3），但是该研究中达到收敛时的集合成员数（1280个集合成员）对于现有的中小尺度集合资料同化系统是不可行的^[59]。

为了解决秩缺失、剔除远距离的虚假协方差、提高集合卡尔曼滤波的分析质量，通常需要将每个观测的更新范围限定在一定的距离之内，这一方案被称为协方差局地化^[60]。使用协方差局地化之后，即使集合成员数量有限，也能够保证在观测附近区域的协方差矩阵的估计是近似正确的（图3b）。现在的绝大部分集合卡尔曼滤波应用都会使用特定形状的权重函数（如最常用的类似正态分布曲线的Gaspari-Cohn函数）对观测的影响进行处理，使得在距离观测位置越近的地方影响的程度越大，向外逐渐减小，直至到达截断距离（这一距离通常称为影响半径，radius of influence, ROI）时影响为0^[61]。

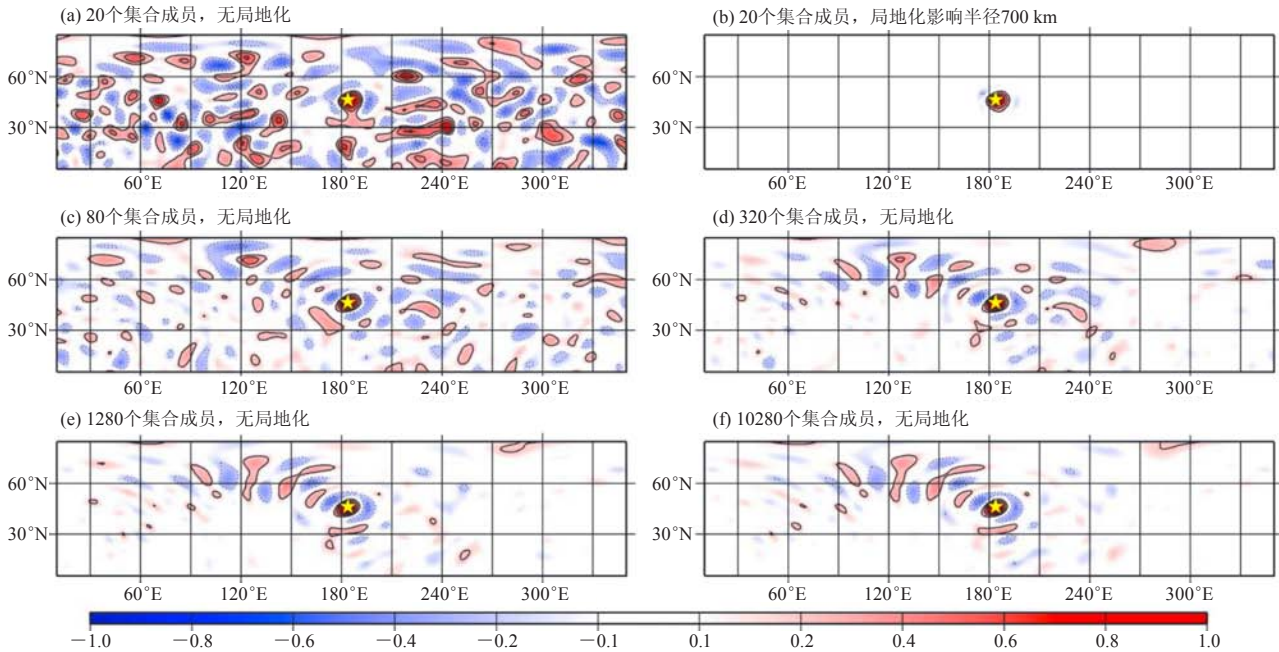


图3 基于全球集合预报计算的各模式格点与黄色星标格点的样本相关性

(a, c~f) 分别使用20、80、320、1280、10280个集合成员进行计算, 且未使用协方差局地化方案; (b) 使用20个集合成员进行计算, 并使用了影响半径为700 km的Gaspari-Cohn函数进行协方差局地化^[59]

Fig. 3 Sample correlation between model grids and yellow star grid based on an ensemble of global model forecast (a, c~f) for using 20, 80, 320, 1280 and 10280 ensemble members without localization, (b) for using 20 ensemble members with covariance localization of 700 km with Gaspari-Cohn function^[59]

协方差局地化方案在水平和垂直方向上所使用的影响半径会对分析场的精度产生影响, 不同尺度的天气系统、不同密度、不同位置和变量的观测资料、不同分辨率的模式设置通常都需要采用不同的影响半径。中尺度到天气尺度的资料同化系统通常对地面观测使用100~200 km的影响半径, 对无线电探空观测使用1000~2000 km的影响半径。针对强雷暴天气的集合资料同化系统通常都会使用雷达观测, 不同的研究工作中所使用的水平和垂直影响半径也有着较大的差异(表1)。Sobash and Stensrud使用3 km水平分辨率的理想模式, 经过一系列组合测试, 发现使用12~18 km的水平影响半径和3 km的垂直影响半径能够在他们所研究的个例中EnKF的分析场的误差达到最低^[85]。而另外一则使用1 km水平分辨率的试验^[95]中发现他们所测试的三种水平和垂直影响半径的组合对分析和预报的质量并没有很明显的差别, 并认为“选择一个‘最佳’的局地化截断距离用于卡尔曼滤波的不同变体之间的比较是很困难的”^[95]。

除了对每种观测平台分别设置固定的影响半径以外, 还有一种连续协方差局地化(successive covariance localization, SCL)方案^[107]。这一方法认为雷达观测中同时包含有不同尺度的大气信息, 因此可

以将雷达观测分为几组: 观测数量较少、分布较稀疏的观测组使用较长的影响半径, 以表征较大尺度的信息; 而观测数量越多、分布越密集的观测组使用的影响半径越小, 以改善更小尺度的信息。这一方法目前多用于空间尺度跨度较大、各尺度之间相互作用复杂的热带气旋预报中, 还用于同化地面雷达和机载雷达观测, 也有研究将其用于热带气旋预报中静止卫星红外亮温观测的同化, 而较少应用于强雷暴的分析和模拟^[100, 105, 107-117]。

1.4.2 增加集合离散度

集合资料同化方法的采样误差和秩缺失的另一个影响是集合样本的离散度(某变量以集合为维度变化的标准差或方差)会系统性地低于实际概率分布的离散度。此外, 根据EnKF的方程^[38]:

$$P^a = (I - KH)P^f,$$

式中, P^a 和 P^f 分别是分析场和背景场的误差协方差矩阵, I 是所有元素都为1的单位矩阵, K 和 H 分别是卡尔曼增益矩阵和观测算子; 因为 $I - KH$ 中所有元素都一定不大于1, 因此 P^a 中所有元素一定不大于 P^f 。这意味着在EnKF方法中每次资料同化都会使得集合离散度变小。因此, 在EnKF方法中通常都会使用特殊的方案增加集合离散度, 避免滤波发散: 随着集合离散度不

表1 使用EnKF同化雷达观测进行强雷暴模拟研究和预报的研究工作的数值模式和EnKF相关参数设置 (“?”表示参数数值不明, “Y”表示使用加性噪声方案)

Table 1 Numerical model and EnKF system configurations for data assimilation studies of radar observations on severe convective storm analysis and predictions (“?” indicates unknown parameter settings, “Y” indicates application of additive noise)

文章作者年份	模式格距 (km)	同化间隔 (min)	集合成员数量	影响半径 (km)		膨胀 (%)	松弛	加性噪声
				水平	垂直			
Snyder等 (2003) ^[38]	2	5	50	4	4			
Dowell等 (2004) ^[62]	2	4~5	50	6	6	5		
Zhang等 (2004) ^[63]	2	5	50	4	4		0.5 RTPP	
Caya等 (2005) ^[64]	2	5	100	7.3	7.3			
Tong等 (2005) ^[65]	2	5	100	8	8	7 & 10		
Xue等 (2006) ^[66]	1.5	5	40	6	6	7		
Gao等 (2008) ^[67]	1~4	5	40	8	8			
Jung等 (2008) ^[68]	2	5	40	6	6	15		
Tong等 (2008) ^[69]	2	5	40	?	?			
Aksoy等 (2009) ^[70]	2	2	50	5	4	5		
Dowell等 (2009) ^[71]	1	6~8	50	6	6			Y
Jung等 (2010) ^[72]	2	5	40	6	6	15		
Xue等 (2010) ^[73]	1.5	5	80	4.5	4.5	7 & 20		
Yussouf等 (2010) ^[74]	1	1	40	4	4			
Dong等 (2011) ^[75]	2	5	40	6	6	5		
Dowell等 (2011) ^[76]	1	1	50	6	6			Y
Snook等 (2011) ^[77]	2	5	40	6	6	25		
Dawson等 (2012) ^[78]	1	2	30	12	6			Y
Jung等 (2012) ^[79]	1	5	60	6	6	15		Y
Marquis等 (2012) ^[80]	0.5	2	50	6	6			Y
Potvin等 (2012) ^[81]	0.6	2	40	6	3			Y
Thompson等 (2012) ^[82]	0.5	2	45	6	3			Y
Yussouf等 (2012) ^[83]	1	1	40	4	4			
Potvin等 (2013) ^[84]	1	2	40	6	3			Y
Sobash等 (2013) ^[85]	3	5	50	12~18	3			Y
Tanamachi等 (2013) ^[86]	1	3	45	6	3			Y
Yussouf等 (2013) ^[87]	2	3	45	12	6			Y
Calhoun等 (2014) ^[88]	1	5	24	?	?			Y
Lange等 (2014) ^[89]	2	5 & 20	50	8 & 32	1~6	5		
Marquis等 (2014) ^[90]	0.5	2	50	6	6	适应		Y
Jones等 (2015) ^[91]	3	5	36	18	6	适应		Y
Kerr等 (2015) ^[92]	2		50	12	12			Y
Snook等 (2015) ^[93]	2	5	40	6	6	3		
Sobash等 (2015) ^[94]	3	5	50	12	3			
Thompson等 (2015) ^[95]	1	2	45	6~12	3~6			Y
Wheatley等 (2015) ^[96]	3	15	36	18	6	适应		Y
Yussouf等 (2015) ^[97]	3	5	36	9	3			Y
Bick等 (2016) ^[98]	2.8	5	40	32	32		0.95 RTPS	
Cintineo等 (2016) ^[99]	4	5	50	8	8	适应		
Qiu等 (2016) ^[100]	1	60	36	SCL	SCL		0.5 RTPP	
Snook等 (2016) ^[101]	0.5	5	40	3	3		0.95 RTPS	
Yussouf等 (2016) ^[102]	3	5	36	18	6	适应		Y
Supinie等 (2016) ^[103]	1	5	40	6	6	3 & 20	0.9 RTPS	
Yokota等 (2016) ^[104]	1.875	60	32	25	15	10~20		
Bao等 (2017) ^[105]	1	6	60	SCL	SCL		0.8 RTPP	
Supinie等 (2017) ^[106]	2	5	40	6	6	20	0.9 RTPS	

断减小, EnKF在分析过程中赋予背景场的权重越来越大、赋予观测的权重越来越小, 导致观测无法有效地改进背景场。

增加集合离散度的最直接方案是协方差膨胀 (covariance inflation)。这一方案在进行EnKF前或EnKF后将集合扰动 (集合成员相对集合平均的偏离) 乘以一个略大于1的数, 以此增加集合离散度和协方差。这一系数在循环同化的时间上和模式区域的空间上既可以是不可变的也可以是变化的, 例如有些研究在雷达反射率较大和较小的区域分别使用不同的膨胀系数; 但是, 对于资料分布不均匀、存在资料稀疏区域的情况, 例如气象雷达的回波反射率和径向风速观测仅分布在降水区域、非降水区域没有观测存在, 使用空间不变的膨胀系数可能会使得资料稀疏区域的集合离散度持续增长, 导致模式积分不稳定^[65, 73, 103]。因此, Anderson提出了随时间和空间变化的适应性协方差膨胀方案, 这一方案利用集合离散度、观测误差和背景场相对观测的均方根误差计算每个格点应使用的膨胀系数, 以此在不同的观测分布和时间间隔的情况下均能获得质量较好、误差较小的分析场^[118]。有很多研究工作也使用了这一方案^[90-91, 96, 99]。

除了对协方差矩阵成倍地进行膨胀以外, 在雷暴尺度的集合资料同化系统中还经常会使用一种名为加性噪音 (additive noise) 的方案^[71]。这一方法在模式的部分格点 (通常是超出一定的雷达反射率阈值的强对流区域) 的风场和热力场增加经过平滑处理的扰动, 以此使得模式中的强雷暴系统在两次资料同化之间的短时集合预报中能够发展出更多的对流模式, 增加集合离散度。由于这一方法能显著地增加集合预报在对流区域的离散度, 又不会使得非对流区域离散度过度增加导致模式积分不稳定, 因此有很多强雷暴集合资料同化研究中使用了这一方案 (表1)。也有敏感性研究发现, 在选择增加加性噪音扰动的模式格点时, 除了以观测的雷达反射率作为阈值外, 同时再以雷达反射率的观测增量 (模式预报与观测的差异) 作为阈值的一部分, 能够更有针对性地增加集合离散度, 获得更好的同化效果^[94]。

另一种被称为协方差松弛 (covariance relaxation) 的方案也可以避免协方差的过度膨胀^[63]。这一方法将背景场的集合扰动和分析场的集合扰动按照一定的权重进行混合, 这样既能够保留EnKF所带来的更新内容, 也能减小EnKF所导致的集合离散度下降。除了对集合扰动进行混合 (被称为“背景扰动松弛”, relaxation-to-prior-perturbation, RTPP) 之外, Whitaker等还提出了“背景离散度松弛” (relaxation-

to-prior-spread, RTPS) 的方案, Ying等又在RTPS方案的基础上提出了“自适应协方差松弛” (adaptive covariance relaxation, ACR) 方案^[119-120]。有研究工作发现这些不同的协方差松弛和协方差膨胀方案能够对采样误差和模式误差中的不同来源的部分进行估计, 如何使用这些不同的方案, 或者将它们相结合以减小对强雷暴的分析和预报误差依旧是有待考察的问题^[119-120]。强雷暴集合资料同化应用中对不同的松弛和膨胀方案的使用可以参见表1。

2 集合资料同化方法在强雷暴预报中的应用

2.1 不同观测平台在集合资料同化方法中的应用

强雷暴天气的空间尺度较小, 其天气背景中可能有着较大的空间梯度; 与此同时, 针对强雷暴天气的数值模式的空间分辨率通常较高, 达到千米尺度。因此, 为了对强雷暴天气进行准确的模拟, 需要在资料同化系统中加入空间分辨率较高的观测资料, 以获得有着精细空间结构的初始场。目前强雷暴天气的集合资料同化系统中通常使用三种观测资料: 地面观测、天气雷达观测和卫星反演观测。

与同为常规观测的探空气球相比, 地面观测有着自动化程度高、建设成本和运行成本低的优点, 因此在世界上的很多地方已经建设起了水平间距约几十千米的高密度中尺度地面观测网。虽然地面站不像探空气球一样能直接对高空的大气状态进行观测, 但是通过集合资料同化系统随天气形势变化的背景误差协方差, 地面的观测同样可以对对流层中低层的模式预报加以改善; 此外, 由于地面站可以分布得较为密集、观测间隔很小, 因此可以对干线、飑锋、冷池等边界层内与对流触发和发展密切相关并且移动和变化十分迅速的边界特征进行连续而精确的观测, 并通过资料同化系统改善数值模式在天气尺度到中尺度范围内对这些结构的分析结果。已经有很多集合资料同化研究工作表明, 高频率的地面观测同化能够极大地改善模式对近地面和边界层内的风场的结构和水汽的垂直分布, 并因而提高对强雷暴 (包括龙卷强雷暴) 的对流触发、强度和降水分布的预报, 并且在强雷暴距离雷达较远时, 地面观测的同化能够极大地弥补雷达资料不足的影响^[75, 104, 121]。

多普勒天气雷达是强雷暴集合资料同化系统中使用最多的观测平台。由于雷达能够对强雷暴的风场和降水粒子结构进行高时空分辨率的扫描, 因此相较于主要观测天气尺度到中尺度环境信息的地面观测, 雷达观测能在雷暴尺度上提供更详细的雷暴内部结构信息。最早将EnKF应用于区域模式的工作就同化了人造

雷达观测^[38]。使用天气雷达观测进行资料同化至今已近十五年；早期的研究工作多使用初始条件水平各向同性、无地形、无辐射、无摩擦的理想模式，之后的研究工作所使用的模式开始考虑越来越多、越来越真实的物理过程，到现在很多研究工作已经开始使用诸如WRF-ARW这样复杂的中尺度模式。

由于多普勒雷达的径向风观测能够提供雷暴内部高分辨率的风场结构，反射率观测也能够间接提供雷暴内部各种降水粒子的分布，EnKF方法又能够通过背景误差协方差矩阵对雷达并未直接观测的温度和水汽等大气状况进行分析，因此使用EnKF方法同化雷达观测能够极大地改善对雷暴本身动力和热力结构的分析结果，并提高对强雷暴及其相关灾害的预报水平^[70, 76, 102]。目前使用EnKF方法同化雷达资料的研究工作主要有以下几类：

1) 改善对强雷暴天气的预报，如2011年4月27日美国阿拉巴马州的龙卷爆发、2012年5月6日日本关东平原的龙卷过程、2013年5月8日广东的暴雨过程、2013年5月31日美国俄克拉荷马州的龙卷和暴洪过程、2013年6月30日安徽的暴雨过程^[100, 102-104, 106]；

2) 借助对强雷暴更精确的预报结果，对闪电、冰雹等强雷暴灾害天气进行预报，并对暴雨、龙卷等强雷暴灾害天气的动力过程和可预报性进行分析^[80, 88, 100, 101]；

3) 探索强雷暴尺度下EnKF方法及相关的方案设置，如集合成员的数量、加性噪音的设计、局地化影响半径的敏感性和改进EnKF算法，如多分辨率EnKF方法^[67, 71, 85, 89, 94]；

4) 研究同化雷达资料的不同设置，如雷达观测的数量、覆盖程度、同化观测的分辨率、观测误差、观测算子、同化间隔和持续时长、模式中更新的变量、采用多参数云微物理参数化方案等对分析场质量的影响^[63, 65-67, 76-79, 82, 87, 89, 98]；

5) 探索额外的雷达观测数据，如雷达反射率和双偏振多普勒雷达的极化参量，或S波段和C波段多普勒天气雷达以外的其他雷达种类，如X波段CASA雷达和移动雷达、双偏振多普勒雷达、相控阵雷达，或地面观测、无线电探空观测、卫星观测等其他平台的观测与雷达观测同时同化对分析场质量的影响^[65-66, 68, 72, 74, 75, 77, 86, 90, 93, 103-104, 106]；

6) 不同资料同化方法之间的比较，如EnKF与4DVar和双多普勒雷达分析的比较，LETKF和EnSRF对雷达资料同化效果的比较^[64, 81, 84, 95]；

总的来说，现在使用EnKF方法同化天气雷达观测进行强雷暴天气的分析和预报已经成为了一个比较成熟且应用十分广泛的方法，虽然这一方法中还有着很多需要解决的问题（见2.3节）。

与多普勒天气雷达观测相比，气象卫星观测有着其独特的优势：天气雷达受地形和布网密度的限制会存在一些无法提供观测的地区，而气象卫星观测不存在这一问题；此外，天气雷达的观测对象通常是降水粒子，而对地表及大气的红外、可见光或微波波段的辐射进行观测的气象卫星则能够对还未形成降水的云系进行观测，因此能够比雷达更早地“看”到正在发展的云团。另一方面，当云层形成之后，气象卫星通常仅能观测到云顶以上的大气辐射，而云顶以下的雷暴结构和发展的过程则难以观测，这是气象卫星观测相较于天气雷达的缺点。

在区域模式中使用集合资料同化方法同化全天空温卫星辐射亮温（气象卫星的原始观测）的工作目前还比较初步。虽然已经有研究发现使用EnKF同化全天空红外辐射亮温能够改善热带气旋的分析和预报，但是强雷暴天气方面的研究还多停留在卫星反演数据或次级产品的同化应用；同化卫星反演的大气温度和水汽廓线能够改善大气的中尺度热力结构，并减小对强雷暴的对流触发和发展的预报误差；同化卫星反演的云水路径能够改善对强雷暴触发和分裂过程的预报；在雷达观测的基础上额外同化卫星反演的云顶温度或固态水路径和液态水路径虽然不能进一步改善对雷暴的分析结果，却能够减小之后的预报误差^[91, 92, 122-126]。虽然有工作使用模拟观测同时同化了雷达观测和静止卫星红外亮温观测，但是该研究所使用的模式分辨率依旧较低（4 km），对强雷暴天气预报应用的意义有限^[99]。最近作者使用EnKF同化GOES-16卫星上搭载的先进基线成像仪（Advanced Baseline Imager, ABI）的原始全天空卫星亮温观测，发现强雷暴的触发和中气旋、近地面涡旋等结构的预报均能够获得较大的改善^[127]。但是，与雷达相比，卫星观测在强雷暴集合资料同化系统中的应用，尤其是全天空卫星辐射亮温观测的同时同化，还面临着一些困难（2.3节）。

除了对观测数据进行同化并对数值模式中温度、湿度、风场等预报变量加以改善以外，集合资料同化系统还可以同时利用观测数据更新物理过程参数化方案中的参数，这一过程称为参数估计（parameter estimation）。不同的观测平台可用于不同参数化方案的参数估计：地面站和风廓线雷达的观测数据多用于改进边界层物理参数化方案的参数，天气雷达的反射率观测可用于改进云微物理参数化方案的参数^[69, 72, 83, 128-130]。在这些研究中，使用EnKF同时对大气状态和参数化方案的参数进行估计可显著改善对中尺度环境条件和雷暴发生、发展过程的预报结果^[69, 72, 83, 128-130]。

2.2 业务和准业务运行的强雷暴集合资料同化系统

随着高性能计算水平的不断发展和计算资源的不断提升,使用较大的模式区域和较精细的对流解析分辨率较长时间地持续性进行EnKF同化和集合预报成为了可能。以此为基础,有些研究机构和预报部门已经开始研发强雷暴集合资料同化系统,其中有些已经开始投入业务运行。

NOAA的HRRR模式于2014年开始使用En3DVar混合资料同化方法为3 km分辨率模式提供初始场;在目前运行的HRRR混合资料同化系统中,还使用了引言中介绍的云分析方案,对初始场中云和降水的分布进行调整。此外,HRRR模式还有一套基于EnKF方法的HRRRE (High-Resolution Rapid Refresh Ensemble)系统,用于提供高分辨率的集合预报结果。使用HRRRE的集合预报结果作为初始场和边界条件,美国国家强雷暴实验室(National Severe Storm Laboratory, NSSL)开发了用于强雷暴预报的NEWS-e (NSSL Experimental WoF System for ensembles)集合同化和预报系统,并已投入业务运行^[96, 126]。这一系统使用了单向嵌套的中尺度区域(水平分辨率15 km、覆盖美国本土)和雷暴尺度区域(水平分辨率3 km、可以任意设置位置)两重区域,以在运算资源和分析精度上取得平衡。这一系统的中尺度区域每小时同化一次常规地面站和中尺度地面站观测,而雷暴尺度区域则设置在强雷暴出现的地区,每15 min同化一次雷达观测,生成集合预报所用的初始场^[96]。

NOAA的“灾害天气试验平台”(HWT)自2000年开始每年都会开展针对强对流灾害天气预报的“春季试验”,在这一试验中促进业务预报部门与科研机构之间的双向交流,并根据当下最先进的数值模式和资料同化方法对强对流天气的预报效果和业务应用进行测试^[33]。在近几年的春季试验所使用的由科研机构提供的集合预报产品中,有部分预报的初始场由CAPS的EnKF资料同化系统分析生成^[34]。这一系统使用40个3 km分辨率的集合同化成员,用EnSRF算法以15 min间隔同化雷达观测,并且使用了MPI和OpenMP相结合的混合并行算法,通过一定的模式分区和观测分片算法,提高高密度的天气雷达和气象卫星观测数据的同化效率^[131]。

德国气象局(Deutsche Wetterdienst, DWD)针对德国及周边区域,为业务运行的对流解析模式——COSMO (Consortium for Small-Scale Modelling)模式,开发了配套的KENDA (Kilometer-Scale Ensemble Data Assimilation)集合资料同化系统^[132-133]。这一系

统以水平分辨率为2.8 km的COSMO-DE模式为基础,使用40个集合同化成员的LETKF方法,每隔1 h同化常规无线电探空和地面观测、风廓线观测和飞机航路观测。在业务运行的COSMO-KENDA系统中,雷达观测并没有被直接同化,而是使用潜热逼近法(latent heat nudging)同化雷达观测反演的降水率,以此改变模式的温度和水汽结构。由于德国的雷达布网比美国和中国密集得多,各雷达的扫描范围有着很大的重叠,能够提供垂直分辨率很高、质量很好的三维空间雷达观测,因此也有研究工作用复杂的前处理算法将雷达反射率观测稀疏化之后使用COSMO-KENDA进行同化,比使用潜热逼近法显著提高了降水预报的准确程度^[98]。

相较于美国,我国针对强雷暴预报的业务集合同化系统起步较晚。安徽省气象台以Zhang等^[107]和Qiu等^[100]的工作为基础,使用WRF数值模式和EnKF方法同化多普勒天气雷达观测,建立了实时区域分析和预报系统。该系统于2017年开始测试,并发现其预报结果能够极大地辅助业务预报。

2.3 尚待解决的问题

在使用EnKF方法同化雷达观测的研究中,经常会遇到模拟中出现虚假对流的问题。这通常是由于背景场水汽充足、不稳定性强,或雷达径向风的同化导致垂直速度的扰动被异常放大,使得模式在观测中并没有雷达回波的区域出现了强对流系统。为了解决这一问题,很多研究中通常会在降水反射率和(或)径向风之外,同时同化晴空回波^[65, 70, 76, 84, 87, 95, 97]。但是,这些研究中生成的晴空回波观测从0 dBz, 5~10 dBz不等(有部分研究并未说明其取值),大部分研究也并未说明对晴空回波的同化变量是雷达反射率因子(Z)还是常用对数因子(dBz),因此很难对不同研究工作中晴空回波的同化效果进行合理的比较和评价,应当有工作更深入地探索如何更高效地使用晴空回波同化遏止模式中虚假对流的出现。而如何将高密度的雷达观测进行稀疏化,以更高效地进行资料同化同时保持关键信息不丢失,同样是一个有待探讨的问题^[82]。

由于强雷暴集合资料同化系统通常会同化大量的雷达观测,根据顺序同化方法的原理,这会使得集合离散度在同化之后显著降低,因此需要额外注意维持集合离散度,避免滤波发散。有研究发现这些不同的方案相结合能够产生更好的同化效果,不少强雷暴集合资料同化研究中都使用了不止一种方案增加集合离散度^[79, 90-91, 96, 103, 106, 119]。但是,这几种方案中都需要设置参数,不同研究工作中这些参数的取值也有着十分

巨大的差异：协方差膨胀的比例从3%~25%不等，协方差松弛中背景场的比例从50%~95%不等^[63, 77, 93, 98, 100-101]。除了探索不同方案的组合使用对集合资料同化系统的影响以外，如何避免这些先验性的参数设置、自适应地对集合离散度进行处理，也需要更多的工作加以研究。

直接同化高时空分辨率的卫星辐射亮温观测是强雷暴集合资料同化未来的发展方向之一。但是，对卫星辐射亮温的直接同化还有着许多尚未解决的问题。首先，卫星辐射亮温观测有着有界性（最高不高于地面辐射亮温，最低不低于积云顶亮温）、异方差性（观测误差随着亮温变化而变化）的特点且有着系统误差，这使得同化卫星辐射亮温时观测误差的设定变得相当困难。最近有研究设计了适应性观测误差膨胀（adaptive observation error inflation, AOEI）的方案，在观测增量增大时增加观测误差，并将这一方案应用于飓风个例上，获得了较好的效果^[122, 134]。但是，当背景场的云场情况和观测场的云场情况不匹配时（在其中一方是晴空而另一方是云区），由于云场不匹配导致的较大的观测增量会使得这一方案使用较大的观测误差，因而可能会不能有效地遏止虚假对流的发展、促进实际对流的触发。

其次，与天气雷达观测相比，气象卫星的辐射亮温观测与数值模式变量之间通过复杂的辐射传输模式相联系，它们之间的相关性也更为复杂。辐射亮温与冰相粒子有着较强的相关性，与水相粒子的相关性较弱，而与动力场的相关性更弱^[135]。这可能预示着针对不同环境、不同特点的个例进行资料同化的时候，需要将资料同化的更新变量进行限制。而且，由于卫星辐射亮温观测是整层大气向外辐射的累积结果，在垂直方向如何进行协方差局地化也是一个困难的问题。虽然有很多研究工作提供了不同的、各有优劣的垂直局地化方案，目前使用中尺度模式同化卫星红外辐射亮温的研究大部分都完全没有使用垂直局地化^[136-139]。但是，作者最近的一系列资料同化试验表明，针对强雷暴个例同化卫星红外辐射亮温观测时，因为水汽通道的辐射亮温和对流层低层温度场的相关性很弱，不使用垂直局地化方案时可能会使边界层内出现异常的温度扰动，导致强雷暴的预报误差增加。因此，如何更好地在垂直方向上对卫星辐射亮温的影响进行局地化目前依旧是一个尚未解决的问题。

3 结论

现在的资料同化方法主要有变分方法（3DVar和4DVar）和集合方法（EnKF）两类。与3DVar和4DVar

方法相比，基于蒙特卡罗方法的EnKF方法的背景误差协方差随天气形势演变，往往能够获得质量更高的分析场，有助于减小天气预报的误差。因此，近年来EnKF方法越来越多地应用于研究和业务预报领域，也有越来越多的人将其用于强雷暴天气的分析和预报中，并已经取得了一定的成功。

但是，目前的强雷暴集合资料同化系统及其所使用的附加方案中还有着许多参数，例如协方差膨胀的比例、协方差松弛的比例、加性噪音平滑的水平和垂直距离、不同观测平台和变量种类的观测数据的局地化影响半径和观测误差的设置等；有些研究工作经验性地对这些参数进行估计，而有些研究工作则通过敏感性试验确定能获得最小分析误差的参数数值。目前已经出现了一些自适应性的方案，如适应性协方差膨胀^[118]和适应性协方差松弛^[120]；随着对不同方案对集合资料同化的影响的研究的深入，未来的集合资料同化系统的参数将会有着更强的自适应性，减小人为选择的同化系统参数对资料同化分析场质量的影响^[118, 120]。

随着高性能计算资源的不断增长，集合资料同化系统会向着更高的模式分辨率、更复杂的参数化方案、更大的集合成员数量、更先进的资料同化方法、更多的遥感观测平台的方向发展，而强雷暴天气的集合资料同化研究会直接由此受益。更高的模式分辨率意味着强雷暴中更小尺度的动力结构能够被解析，对强雷暴的发生和发展的模拟与实况会真实^[140]。与之相匹配，模式的参数化方案，尤其是微物理过程和边界层过程的参数化方案，会因为更多的运算资源和更高的模式分辨率而相应地变得更加复杂，也更加适应对流性边界层和强雷暴天气的模拟预报。更大的集合成员数量意味着采样误差能够有所降低，集合资料同化系统对协方差膨胀、协方差松弛、加性噪音等方案的敏感性降低，这些方案中参数的设置对分析场质量的影响可能会减小。更先进的资料同化方法意味着混合资料同化方法和更先进的、不要求正态分布假设的粒子滤波方法有可能更广泛地应用于强雷暴天气预报之中，并进一步减小对集合成员数量的需求和采样误差对分析场质量的影响。更多的遥感观测平台意味着除了常规多普勒天气雷达以外，与天气雷达时空分辨率接近的静止卫星辐射亮温观测和观测间隔小于1 min的相控阵雷达观测可以一同加入资料同化系统中；卫星辐射亮温能够在雷达观测到降水粒子之前即观测到积云的出现，对对流触发和对流环境的分析有着重要意义；而相控阵雷达则有着极高的观测频率（小于1 min），有望改善部分发展十分迅速的强雷暴天气的

分析和预报。除了常规气象仪器之外, 智能手机所能提供的大量的地面气压观测和照片同样能够以集合资料同化方法进行同化, 并可能改善强雷暴的分析和预报^[141]。

正是由于有着不断发展、越来越先进的强雷暴集合资料同化系统, 最近几年不断有研究工作发现, 使用集合资料同化系统的分析场作为初始场进行集合预报, 能够很好地对强雷暴天气系统及其灾害进行预报^[78, 87, 97, 142]。以这些工作为基础, 美国国家强风暴实验室开展了以预报为基础进行灾害天气预警的Warn-on-Forecast (WoF) 计划, 以期在雷暴尺度使用集合资料同化方法同化雷达(和卫星)观测, 并以短期对流解析集合预报辅助和提高强雷暴天气的预报和预警, 最终取代现有的以观测为基础的Warn-on-Detection (WoD) 灾害天气预警方法^[143-144]。而上述那些强雷暴集合资料同化系统未来可能的发展方向, 则有望进一步提高对强雷暴的发生和发展的预报水平, 辅助防灾减灾工作的计划和开展。

参考文献

- [1] 唐文苑, 周庆亮, 刘鑫华, 等. 国家级强对流天气分类预报能力的检验. 天气预报, 2016, 8(5):46-55.
- [2] Zhang Y, Zhang F, Stensrud D J, et al. Intrinsic predictability of the 20 May 2013 tornadic thunderstorm event in Oklahoma at storm scale. Monthly Weather Review, 2016, 144(4): 1273-1298.
- [3] Zhang Y, Zhang F, Stensrud D J, et al. Practical predictability of the 20 May 2013 tornadic thunderstorm event in Oklahoma: sensitivity to synoptic timing and topographical influence. Monthly Weather Review, 2015, 143(8): 2973-2997.
- [4] Talagrand O. Assimilation of observations, and introduction. Journal of the Meteorological Society of Japan, 1997, 75(1B): 191-209.
- [5] Kain J S, Weiss S J, Bright D R, et al. Some practical considerations regarding horizontal resolution in the first generation of operational convection-allowing NWP. Weather and Forecasting, 2008, 23(5): 931-952.
- [6] Sun J, Flicker D W, Lilly D K. Recovery of three-dimensional wind and temperature fields from simulated single-Doppler radar data. Journal of the Atmospheric Sciences, 1991, 48(6): 876-890.
- [7] Sun J, Crook A. Wind and thermodynamic retrieval from single-Doppler measurements of a gust front observed during Phoenix II. Monthly Weather Review, 1994, 122(6): 1075-1091.
- [8] Sun J, Crook N A. Dynamical and microphysical retrieval from Doppler radar observations using a cloud model and its adjoint. Part I: Model development and simulated data experiments. Journal of the Atmospheric Sciences, 1997, 54(12): 1642-1661.
- [9] Sun J, Crook N A. Dynamical and microphysical retrieval from Doppler radar observations using a cloud model and its adjoint. Part II: Retrieval experiments of an observed Florida convective storm. Journal of the Atmospheric Sciences, 1998, 55(5): 835-852.
- [10] Sun J, Crook N A. Real-time low-level wind and temperature analysis using single WSR-88D data. Weather and Forecasting, 2001, 16(1): 117-132.
- [11] Sun J. Initialization and numerical forecasting of a supercell storm observed during STEPS. Monthly Weather Review, 2005, 133(4): 793-813.
- [12] Mueller C, Saxen T, Roberts R, et al. NCAR auto-nowcast system. Weather and Forecasting, 2003, 18(4): 545-561.
- [13] Saxen T R, Mueller C K, Warner T T, et al. The operational mesogamma-scale analysis and forecast system of the US army test and evaluation command. Part IV: The White Sands Missile Range auto-nowcast system. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2008, 47(4): 1123-1139.
- [14] Tai S L, Liou Y C, Sun J, et al. Precipitation forecasting using Doppler radar data, a cloud model with adjoint, and the Weather Research and Forecasting Model: Real case studies during SoWMEX in Taiwan. Weather and Forecasting, 2011, 26(6): 975-992.
- [15] Crook N A, Sun J. Assimilating radar, surface, and profiler data for the Sydney 2000 Forecast Demonstration Project. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2002, 19(6): 888-898.
- [16] Crook N A, Sun J. Analysis and forecasting of the low-level wind during the Sydney 2000 Forecast Demonstration Project. Weather and Forecasting, 2004, 19(1): 151-167.
- [17] Sun J, Chen M, Wang Y. A frequent-updating analysis system based on radar, surface, and mesoscale model data for the Beijing 2008 forecast demonstration project. Weather and Forecasting, 2010, 25(6): 1715-1735.
- [18] Dance S L. Issues in high resolution limited area data assimilation for quantitative precipitation forecasting. Physica D, 2004, 196(1): 1-27.
- [19] Sun J. Convective-scale assimilation of radar data: progress and challenges. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2005, 131(8): 3439-3463.
- [20] Gao J, Xue M, Shapiro A, et al. A variational analysis for the retrieval of three-dimensional mesoscale wind fields from two Doppler radars. Monthly Weather Review, 1999, 127(9): 2128-2142.
- [21] Gao J, Xue M, Shapiro A, et al. A three-dimensional variational data analysis method with recursive filter for Doppler Radars. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2004, 21(3): 457-469.
- [22] Sun J, Wang H. WRF-ARW variational storm-scale data assimilation: current capabilities and future developments. Advances in Meteorology, 2013, 2013: 815910.
- [23] Hu M, Xue M, Brewster K. 3DVAR and cloud analysis with WSR-88D level-II data for the prediction of the Fort Worth, Texas, tornadic thunderstorms. Part I: Cloud analysis and its impact. Monthly Weather Review, 2006, 134(2): 675-698.
- [24] Hu M, Xue M, Gao J, et al. 3DVAR and cloud analysis with WSR-88D level-II data for the prediction of the Fort Worth, Texas, tornadic thunderstorms. Part II: Impact of radial velocity analysis via 3DVAR. Monthly Weather Review, 2006, 134(2): 699-721.
- [25] Auligné T, Lorenc A, Michel Y, et al. Toward a new cloud analysis and prediction system. Bulletin of the American Meteorological Society, 2011, 92(2): 207-210.
- [26] Sugimoto S, Crook N A, Sun J, et al. An examination of WRF 3DVAR radar data assimilation on its capability in retrieving unobserved variables and forecasting precipitation through observing system simulation experiments. Monthly Weather Review, 2009, 137(11):4011-4029.
- [27] Gasperoni N A, Xue M, Palmer R D, et al. Sensitivity of convective initiation prediction to near-surface moisture when assimilating radar refractivity: Impact tests using OSSEs. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2013, 30(10): 2281-2302.
- [28] Li X, Mecikalski J R. Assimilation of the dual-polarization Doppler radar data for a convective storm with a warm-rain radar forward operator. Journal of Geophysical Research, 2010, 115(D16): 2105-2202.
- [29] Xue M, Hu M, Schenkman A D. Numerical prediction of the 8 May 2003 Oklahoma City tornadic supercell and embedded tornado using ARPS with the assimilation of WSR-88D data. Weather and Forecasting, 2014, 29(1): 39-62.
- [30] Skamarock W C, Klemp J B, Dudhia J, et al. A Description of the Advanced Research WRF Version 3. NCAR Technical Note NCAR/TN-475+STR, 2008.
- [31] Powers J G, Klemp J B, Skamarock W C, et al. The weather research and forecasting (WRF) model: overview, system efforts, and future directions. Bulletin of the American Meteorological Society, 2017, 98(8): 1717-1737.
- [32] Xue M, Wang D, Gao J, et al. The Advanced Regional Prediction System (ARPS), storm-scale numerical weather prediction and data assimilation. Meteorology and Atmospheric Physics, 2003, 82(1): 139-170.
- [33] Clark A J, Weiss S J, Kain J S, et al. An overview of the 2010

- hazardous weather testbed experimental forecast program spring experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2012, 93(1): 55-74.
- [34] Gallo B T, Clark A J, Jirak I, et al. Breaking new ground in severe weather prediction: The 2015 NOAA/Hazardous weather testbed spring forecasting experiment. *Weather and Forecasting*, 2017, 32(4): 1541-1568.
- [35] Zhang M, Zhang F, Huang X-Y, et al. Intercomparison of an ensemble Kalman filter with three- and four-Dimensional variational data assimilation methods in a limited-area model over the month of June 2003. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(2): 566-572.
- [36] Evensen G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research*, 1994, 99(C5): 10143-10162.
- [37] Houtekamer P L, Mitchell H L. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique. *Monthly Weather Review*, 1998, 126(3): 796-811.
- [38] Snyder C, Zhang F. Assimilation of simulated Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 2003, 131(8): 1663-1677.
- [39] Zhang F, Meng Z, Aksoy A. Tests of an ensemble Kalman filter for mesoscale and regional-scale data assimilation. Part I: Perfect model experiments. *Monthly Weather Review*, 2006, 134(2): 722-736.
- [40] Anderson J L. Exploring the need for localization in ensemble data assimilation using a hierarchical ensemble filter. *Physica D*, 2007, 230(1): 99-111.
- [41] Zhang M, Zhang F. En4DVar: coupling an ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation in a limited-area weather prediction model. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(2): 587-600.
- [42] Zhang F, Zhang M, Poterjoy J. En3DVar: coupling an ensemble Kalman filter with three-dimensional variational data assimilation in a limited-area weather prediction model and comparison with En4DVar. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(3): 900-917.
- [43] Burgers G, Van Leeuwen P J, Evensen G. Analysis scheme in the ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 1998, 126(6): 1719-1724.
- [44] Whitaker J S, Hamill T M. Ensemble data assimilation without perturbed observations. *Monthly Weather Review*, 2002, 130(7): 1913-1924.
- [45] Anderson J L. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2001, 129(12): 2884-2903.
- [46] Bichop C H, Etherton B J, Majumdar S J. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 2001, 129(3): 420-436.
- [47] Ott E, Hunt B T, Szunyogh I, et al. A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Tellus A*, 2004, 56(5): 415-428.
- [48] Hunt B R, Kostelich E J, Szunyogh I. 2007. Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: a local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, 2007, 230(1-2): 112-126.
- [49] Thompson T E, Wicker L J, Wang X, et al. A comparison between the local ensemble transform Kalman filter and the ensemble square root filter for the assimilation of radar data in convective-scale models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2015, 141(4): 1163-1176.
- [50] Meng Z, Zhang F. Limited-area ensemble-based data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(7): 2025-2045.
- [51] Houtekamer P L, Zhang F. Review of the ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(12): 4489-4532.
- [52] Gao J, Xue M, Stensrud D J. The development of a hybrid EnKF-3DVAR algorithm for storm-scale data assimilation. *Advances in Meteorology*, 2013, 2013: 512656.
- [53] Gao J, Stensrud D J. Some observing system simulation experiments with a hybrid 3DVar system for storm-scale data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(9): 3326-3346.
- [54] Gao S, Huang D. Assimilating conventional and Doppler radar data with a hybrid approach to improve forecasting of a convective system. *Atmosphere*, 2017, 8(10): 188.
- [55] Gao J, Fu C, Stensrud D J, et al. OSSEs for an ensemble 3DVar data assimilation system with radar observations of convective storms. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 2016, 73(6): 2403-2426.
- [56] Bonavita M, Isaksen L, Holm E. On the use of EDA background error variances in the ECMWF 4D-Var. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2012, 138 (8): 1540-1559.
- [57] Poterjoy J, Zhang F. Systematic comparison of four-dimensional data assimilation methods with and without the tangent linear model using hybrid background error covariance: En4DVar versus 4DVar. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(5): 1601-1621.
- [58] Poterjoy J, Zhang F. Comparison of hybrid four-dimensional data assimilation methods with and without the tangent linear and adjoint models for predicting the life cycle of hurricane Karl (2010). *Monthly Weather Review*, 2016, 144(4): 1449-1468.
- [59] Miyoshi T, Kondo K, Imamura T. The 10240-member ensemble Kalman filtering with an intermediate AGCM. *Geophysical Research Letters*, 2014, 41(14): 5264-5271.
- [60] Houtekamer P L, Mitchell H L. A sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2001, 129(1): 123-137.
- [61] Gaspari G, Cohn S E. Construction of correlation functions in two and three dimensions. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1999, 125(2): 723-757.
- [62] Dowell D C, Zhang F, Wicker L J, et al. Wind and temperature retrievals in the 17 May 1981 Arcadia, Oklahoma, supercell: Ensemble Kalman filter experiments. *Monthly Weather Review*, 2004, 132(8): 1982-2005.
- [63] Zhang F, Snyder C, Sun J. Impacts of initial estimate and observation availability on convective-scale data assimilation with an ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 2004, 132(5): 1238-1253.
- [64] Caya A, Sun J, Snyder C. A comparison between the 4DVAR and the ensemble Kalman filter techniques for radar data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2005, 133(11): 3081-3094.
- [65] Tong M, Xue M. Ensemble Kalman filter assimilation of Doppler radar data with a compressible nonhydrostatic model: OSS experiments. *Monthly Weather Review*, 2005, 133(7): 1789-1807.
- [66] Xue M, Tong M, Droegemeier K K. An OSSE framework based on the ensemble square root Kalman filter for evaluating the impact of data from radar networks on thunderstorm analysis and forecasting. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2006, 23(1): 46-66.
- [67] Gao J, Xue M. An efficient dual-resolution approach for ensemble data assimilation and tests with simulated Doppler radar data. *Monthly Weather Review*, 2008, 136(3): 945-963.
- [68] Jung Y, Xue M, Zhang G, et al. Assimilation of simulated polarimetric radar data for a convective storm using the ensemble Kalman filter. Part II: Impact of polarimetric data on storm analysis. *Monthly Weather Review*, 2008, 136(6): 2246-2260.
- [69] Tong M, Xue M. Simultaneous estimation of microphysical parameters and atmospheric state with simulated radar data and ensemble square root Kalman filter. Part I: Sensitivity analysis and parameter identifiability. *Monthly Weather Review*, 2008, 136(5): 1630-1648.
- [70] Aksoy A, Dowell D C, Snyder C. A multicase comparative assessment of the ensemble Kalman filter for assimilation of radar observations. Part I: Storm-scale analyses. *Monthly Weather Review*, 2009, 137(6): 1805-24.
- [71] Dowell D C, Wicker L J. Additive noise for storm-scale ensemble data assimilation. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2009, 26(5): 911-927.
- [72] Jung Y, Xue M, Zhang G. Simultaneous estimation of microphysical parameters and the atmospheric state using simulated polarimetric radar data and an ensemble Kalman filter in the presence of an observation operator error. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(2): 539-562.
- [73] Xue M, Jung Y, Zhang G. State estimation of convective storms with a two-moment microphysics scheme and an ensemble Kalman filter: Experiments with simulated radar data. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2010, 136(648): 685-700.

- [74] Yussouf N, Stensrud D J. Impact of phased-array radar observations over a short assimilation period: observing system simulation experiments using an ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(2): 517-538.
- [75] Dong J, Xue M, Droegemeier K. The analysis and impact of simulated high-resolution surface observations in addition to radar data for convective storms with an ensemble Kalman filter. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2011, 112(1-2): 41-61.
- [76] Dowell D C, Wicker L J, Snyder C. Ensemble Kalman filter assimilation of radar observations of the 8 May 2003 Oklahoma City supercell: influences of reflectivity observations on storm-scale analyses. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(1): 272-294.
- [77] Snook N, Xue M, Jung Y. Analysis of a tornadic mesoscale convective vortex based on ensemble Kalman filter assimilation of CASA X-band and WSR-88D radar data. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(11): 3446-3468.
- [78] Dawson II D T, Wicker L J, Mansell E R, et al. Impact of the environmental low-level wind profile on ensemble forecasts of the 4 May 2007 Greensburg, Kansas, tornadic storm and associated mesocyclones. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(2): 696-716.
- [79] Jung Y, Xue M, Tong M. Ensemble Kalman filter analyses of the 29-30 May 2004 Oklahoma tornadic thunderstorm using one- and two-moment bulk microphysics schemes, with verification against polarimetric radar data. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(5): 1457-1475.
- [80] Marquis J, Richardson Y, Markowski P, et al. Tornado maintenance investigated with high-resolution dual-Doppler and EnKF analysis. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(1): 3-27.
- [81] Potvin C K, Wicker L J. Comparison between dual-Doppler and EnKF storm-scale wind analyses: observing system simulation experiments with a supercell thunderstorm. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(12): 3972-3991.
- [82] Thompson T E, Wicker L J, Wang X. Impact from a volumetric radar-sampling operator for radial velocity observations within EnKF supercell assimilation. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2012, 29(10): 1417-1427.
- [83] Yussouf N, Stensrud D J. Comparison of single-parameter and multiparameter ensembles for assimilation of radar observations using the ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(2): 562-586.
- [84] Potvin C K, Wicker L J, Biggerstaff M I, et al. Comparison between dual-Doppler and EnKF storm-scale wind analyses: the 29-30 May 2004 Geary, Oklahoma, supercell thunderstorm. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(5): 1612-1628.
- [85] Sobash R A, Stensrud D J. The impact of covariance localization for radar data on EnKF analyses of a developing MCS: observing system simulation experiments. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(11): 3691-3709.
- [86] Tanamachi R L, Wicker L J, Dowell D C, et al. EnKF assimilation of high-resolution, mobile Doppler radar data of the 4 May 2007 Greensburg, Kansas, supercell into a numerical cloud model. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(2): 625-648.
- [87] Yussouf N, Mansell E R, Wicker L J, et al. The ensemble Kalman filter analyses and forecasts of the 8 May 2003 Oklahoma City tornadic supercell storm using single- and double-moment microphysics schemes. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(10): 3388-3412.
- [88] Calhoun K M, Mansell E R, MacGorman D R, et al. Numerical simulations of lightning and storm charge of the 29-30 May 2004 Geary, Oklahoma, supercell thunderstorm using EnKF mobile radar data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(11): 3977-3997.
- [89] Lange H, Craig G C. The impact of data assimilation length scales on analysis and prediction of convective storms. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(10): 3781-3808.
- [90] Marquis J, Richardson Y, Markowski P, et al. An investigation of the Goshen County, Wyoming, tornadic supercell of 5 June 2009 using EnKF assimilation of mobile mesonet and radar observations collected during VORTEX2. Part I: Experiment design and verification of the EnKF analyses. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(2): 530-554.
- [91] Jones T A, Stensrud D, Wicker L, et al. Simultaneous radar and satellite data storm-scale assimilation using an ensemble Kalman filter approach for 24 May 2011. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(1): 165-194.
- [92] Kerr CA, Stensrud DJ, Wang X. Assimilation of cloud-top temperature and radar observations of an idealized splitting supercell using an observing system simulation experiment. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(4): 1018-1034.
- [93] Snook N, Xue M, Jung Y. Multiscale EnKF assimilation of radar and conventional observations and ensemble forecasting for a tornadic mesoscale convective system. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(4): 1035-1057.
- [94] Sobash R A, Wicker L J. On the impact of additive noise in storm-scale EnKF experiments. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(8): 3067-3086.
- [95] Thompson T E, Wicker L J, Wang X, et al. A comparison between the local ensemble transform Kalman filter and the ensemble square root filter for the assimilation of radar data in convective-scale models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2015, 141(689): 1163-1176.
- [96] Wheatley D M, Knopfmeier K H, Jones T A, et al. Storm-scale data assimilation and ensemble forecasting with the NSSL experimental warn-on-forecast system. Part I: Radar data experiments. *Weather and Forecasting*, 2015, 30(6): 1795-1817.
- [97] Yussouf N, Dowell D C, Wicker L J, et al. Storm-scale data assimilation and ensemble forecasts for the 27 April 2011 severe weather outbreak in Alabama. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(8): 3044-3066.
- [98] Bick T, Simmer C, Trömel S, et al. Assimilation of 3D radar reflectivities with an ensemble Kalman filter on the convective scale. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(696): 1490-1504.
- [99] Cintineo R M, Otkin J A, Jones T A, et al. Assimilation of Synthetic GOES-R ABI infrared brightness temperatures and WSR-88D radar observations in a high-resolution OSSE. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(9): 3159-3180.
- [100] Qiu X, Zhang F. Prediction and predictability of a catastrophic local extreme precipitation event through cloud-resolving ensemble analysis and forecasting with Doppler radar observations. *Science China Earth Sciences*, 2016, 59(3): 518-532.
- [101] Snook N, Jung Y, Brotzge J, et al. Prediction and ensemble forecast verification of hail in the supercell storms of 20 May 2013. *Weather and Forecasting*, 2016, 31(3): 811-825.
- [102] Yussouf N, Kain J S, Clark A J. Short-term probabilistic forecasts of the 31 May 2013 Oklahoma tornado and flash flood event using a continuous-update-cycle storm-scale ensemble system. *Weather and Forecasting*, 2016, 31(3): 957-983.
- [103] Supinie T A, Jung Y, Xue M, et al. Impact of VORTEX2 observations on analyses and forecasts of the 5 June 2009 Goshen County, Wyoming, supercell. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(1): 429-449.
- [104] Yokota S, Seko H, Kunii M, Yamauchi H, et al. The tornadic supercell on the Kanto Plain on 6 May 2012: polarimetric radar and surface data assimilation with EnKF and ensemble-based sensitivity analysis. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(9): 3133-3157.
- [105] Bao X, Luo Y, Sun J, et al. Assimilating Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter for convection-permitting prediction of convective development in a heavy rainfall event during the pre-summer rainy season of south China. *Science China Earth Sciences*, 2017, in print.
- [106] Supinie T A, Yussouf N, Jung Y, et al. Comparison of the analyses and forecasts of a tornadic supercell storm from assimilating phased array radar and WSR-88D observations. *Weather and Forecasting*, 2017, 32(8): 1379-1401.
- [107] Zhang F, Weng Y, Sippel J A, et al. Cloud-resolving hurricane initialization and prediction through assimilation of Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter. *Monthly*

- Weather Review, 2009, 137(7): 2105-2125.
- [108] Weng Y, Zhang M, Zhang F. Advanced data assimilation for cloud-resolving hurricane initialization and prediction. *Computing in Science & Engineering*, 2011, 13(1): 40-49.
- [109] Zhu L, Wan Q, Shen X, et al. Prediction and predictability of high-impact Western Pacific landfalling Tropical Cyclone Vicente (2012) through convection-permitting ensemble assimilation of doppler radar velocity. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(1): 21-43.
- [110] Yue J, Meng Z, Yu C K, et al. Impact of coastal radar observability on the forecast of the track and rainfall of Typhoon Morakot (2009) using WRF-based ensemble Kalman filter data assimilation. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2017, 34(1): 66-78.
- [111] Yue J, Meng Z. Impact of assimilating Taiwan's coastal radar radial velocity on forecasting Typhoon Morakot (2009) in southeastern China using a WRF-based EnKF. *Science China Earth Sciences*, 2017, 60(2): 315-327.
- [112] Weng Y, Zhang F. Assimilating airborne Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter for convection-permitting hurricane initialization and prediction: Katrina (2005). *Monthly Weather Review*, 2012, 140(3): 841-859.
- [113] Sippel J A, Braun S A, Zhang F, et al. Ensemble Kalman filter assimilation of simulated HIWRAP Doppler velocity data in a hurricane. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(8): 2683-2704.
- [114] Poterjoy J, Zhang F, Weng Y. The effects of sampling errors on the EnKF assimilation of inner-core hurricane observations. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(4): 1609-1630.
- [115] Sippel J A, Zhang F, Weng Y, et al. Ensemble Kalman filter assimilation of HIWRAP observations of Hurricane Karl (2010) from the unmanned Global Hawk aircraft. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(12): 4559-4580.
- [116] Weng Y, Zhang F. Advances in convection-permitting tropical cyclone analysis and prediction through EnKF assimilation of reconnaissance aircraft observations. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 2016, 94(4): 345-358.
- [117] Minamide M, Zhang F. Adaptive observation error inflation for assimilating all-sky satellite radiance. *Monthly Weather Review*, 2017, 145(3): 1063-1081.
- [118] Anderson J L. Spatially and temporally varying adaptive covariance inflation for ensemble filters. *Tellus A*, 2009, 61(1): 72-83.
- [119] Whitaker J S, Hamill T M. Evaluating methods to account for system errors in ensemble data assimilation. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(9): 3078-3089.
- [120] Ying Y, Zhang F. An adaptive covariance relaxation method for ensemble data assimilation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2015, 141(692): 2898-2906.
- [121] Sobash R A, Stensrud D J. Assimilating surface mesonet observations with the EnKF to improve ensemble forecasts of convection initiation on 29 May 2012. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(9): 3700-3725.
- [122] Zhang F, Minamide M, Clothiaux E E. Potential impacts of assimilating all-sky infrared satellite radiances from GOES-R on convection-permitting analysis and prediction of tropical cyclones. *Geophysical Research Letters*, 2016, 43(6): 2954-2963.
- [123] Jones T A, Stensrud D J. Assimilating AIRS temperature and mixing ratio profiles using an ensemble Kalman filter approach for convective-scale forecasts. *Weather and Forecasting*, 2012, 27(3): 541-564.
- [124] Jones T A, Stensrud D J, Minnis P, et al. Evaluation of a forward operator to assimilate cloud water path into WRF-DART. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(7): 2272-2289.
- [125] Jones TA, Stensrud DJ. Assimilating cloud water path as a function of model cloud microphysics in an idealized simulation. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(6): 2052-2081.
- [126] Jones T A, Knopfmeier K, Wheatley D, et al. Storm-scale data assimilation and ensemble forecasting with the NSSL experimental Warn-on-Forecast system. Part II: Combined radar and satellite data experiments. *Weather and Forecasting*, 2016, 31(1): 297-327.
- [127] Zhang Y, Zhang F, Stensrud D J. Assimilating all-sky infrared radiances from GOES-16 ABI using an ensemble Kalman filter for convection-allowing severe thunderstorms prediction. *Monthly Weather Review*, submitted.
- [128] Aksoy A, Zhang F, Nielsen-Gammon J W. Ensemble-based simultaneous state and parameter estimation with MM5. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33(12): L12801.
- [129] Aksoy A, Zhang F, Nielson-Gammon J W. Ensemble-based simultaneous state and parameter estimation in a two-dimensional sea-breeze model. *Monthly Weather Review*, 2006, 134(10): 2951-2970.
- [130] Hu X-M, Zhang F, Nielson-Gammon J W. Ensemble-based simultaneous state and parameter estimation for treatment of mesoscale model error: A real-data study. *Geophysical Research Letters*, 2010, 37(8): L08802.
- [131] Wang Y, Jung Y, Supinie T A, et al. A hybrid MPI-OpenMP parallel algorithm and performance analysis for an ensemble square root filter designed for multiscale observations. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2013, 30(7): 1382-1397.
- [132] Baldauf M, Seifert A, Förstner J, et al. Operational convective-scale numerical weather prediction with the COSMO model: description and sensitivities. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(12): 3887-3905.
- [133] Schraff C, Reich H, Rhodin A, et al. Kilometre-scale ensemble data assimilation for the COSMO model (KENDA). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(696): 1453-1472.
- [134] Geer A J, Bauer P. Observation errors in all-sky data assimilation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2011, 137(8): 2024-2037.
- [135] Zupanski D, Zupanski M, Grasso L D, et al. Assimilating synthetic GOES-R radiances in cloudy conditions using an ensemble-based method. *International Journal for Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9637-9659.
- [136] Fertig E J, Hunt B R, Ott E, et al. Assimilating non-local observations with a local ensemble Kalman filter. *Tellus A*, 2007, 59(5): 19-30.
- [137] Capbell W, Bishop C H, Hodyss D. Vertical covariance localization for satellite radiances in ensemble Kalman filter. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(1): 282-290.
- [138] Lei L, Whitaker J S. Model space localization is not always better than observation space localization for assimilation of satellite radiances. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(10): 3948-3955.
- [139] Lei L, Anderson J L, Whitaker J S. Localizing the impact of satellite radiance observations using a global group ensemble filter. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2016, 8(2): 719-734.
- [140] Bryan G H, Wyngaard J C, Fritsch J M. Resolution requirements for the simulation of deep moist convection. *Monthly Weather Review*, 2003, 131(10): 2394-2416.
- [141] Madaus L E, Mass C F. Evaluating smartphone pressure observations for mesoscale analyses and forecasts. *Weather and Forecasting*, 2017, 32(2): 511-531.
- [142] Aksoy A, Dowell D C, Snyder C. A multicase comparative assessment of the ensemble Kalman filter for assimilation of radar observations. Part II: Short-range ensemble forecasts. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(4): 1273-1292.
- [143] Stensrud D J, Wicker L J, Kelleher K E, et al. Convective-scale warn-on-forecast system: A vision for 2020. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2009, 90(10): 1487-1499.
- [144] Stensrud D J, Wicker L J, Xue M, et al. Progress and challenges with Warn-on-Forecast. *Atmospheric Research*, 2013, 123(4): 2-16.