兰伟仁,朱江, Ming Xue,等. 2010. 风暴尺度天气下利用集合卡尔曼滤波模拟多普勒雷达资料同化试验 I. 不考虑模式误差的情形 [J]. 大 气科学, 34 (3): 640-652. Lan Weiren, Zhu Jiang, Ming Xue, et al. 2010. Storm-scale ensemble Kalman filter data assimilation experiments using simulated Doppler radar data. Part I: Perfect model tests [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 34 (3): 640-652.

风暴尺度天气下利用集合卡尔曼滤波模拟多普勒 雷达资料同化试验 I. 不考虑模式误差的情形

兰伟仁^{1,4} 朱江² Ming XUE³ Jidong GAO³ 雷霆⁵

1 中国科学院研究生院,北京 100029

2 中国科学院大气物理研究所大气边界层物理与大气化学国家重点实验室,北京 100029

3 Center for Analysis and Prediction of Storms and School of Meteorology, University of Oklahoma, Norman, Oklahoma 4 61741 部队, 北京 100081

5 中国科学院大气物理研究所,北京 100029

摘 要本文在假定模式无偏差的情况下,利用一次风暴过程的模拟多普勒雷达资料进行一系列风暴天气尺度的集合卡尔曼滤波资料同化试验,检验集合卡尔曼滤波在风暴天气尺度资料同化方面的效果,并验证各集合卡尔曼滤波参数对同化效果的影响。试验结果表明,集合卡尔曼滤波能有效地应用于风暴尺度的资料同化;40 个集合成员以及 6 km 的局地化尺度能较好地滤除采样误差造成的虚假相关,同时可以将观测信息传递到无观测的模式格点;利用背景场加上空间平滑的高斯型随机扰动生成初始成员的方式较未经过平滑的方式有更好的分析效果;背景场扰动方法能够提高样本的离散度;只同化反射率的同化试验表明,反射率的同化效果较明显,也证明了集合卡尔曼滤波在非常规资料同化中的作用;增加径向风资料同化的效果优于只进行反射率同化的结果。 关键词 风暴尺度 模拟多普勒雷达资料 集合卡尔曼滤波 敏感性试验

文章编号 1006 - 9895 (2010) 03 - 0640 - 13 中图分类号 P413 文献标识码 A

Storm-Scale Ensemble Kalman Filter Data Assimilation Experiments Using Simulated Doppler Radar Data. Part I: Perfect Model Tests

LAN Weiren^{1, 4}, ZHU Jiang², Ming XUE ³, Jidong GAO³, and LEI Ting⁵

1 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

- 2 State Key Laboratory of Atmospheric Boundary Layer Physics and Atmospheric Chemistry, Institute of Atmosphere Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029
- 3 Center for Analysis and Prediction of Storms and School of Meteorology, University of Oklahoma, Norman, Oklahoma

4 Unit 61741, PLA, Beijing 100081

5 Institute of Atmosphere Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

Abstract This study tested the performance of ensemble Kalman filter (EnKF) under the perfect model assumption for storm-scale data assimilation of simulated Doppler radar observations. A series of observation system simulation experiments have been carried out to check the filter performances of EnKF in different configurations. It is found that the EnKF is very effective in the assimilation of storm-scale under the perfect model assumption if the configu-

资助项目 国家自然科学基金资助项目 40620120437

作者简介 兰伟仁, 男, 1979年出生, 博士生, 主要从事雷达资料同化的研究。E-mail: lan_wr@163. com

收稿日期 2009-05-19, 2009-12-22 收修定稿

ration is properly set. An ensemble of 40 members and localization scale of 6 km are suitable to our experiments. To initialize the ensemble, adding smoothed Gaussian initial perturbations is superior to non-smoothed ones. Inflation that augments ensemble spread is necessary. Although the observation operator for reflectivity is strong nonlinear, assimilation reflectivity data only can bring positive effect to analysis. If both the radial velocity and reflectivity observations are assimilated, analysis will be better than that from single reflectivity assimilation.

Key words storm-scale, simulated Doppler radar data, ensemble Kalman filter, sensitive experiments

1 引言

风暴尺度天气如局地暴雨、冰雹、雷暴等往往 造成严重的天气灾害。因局地性强、持续时间短、 高度非线性等特点,一直是数值天气预报的重点与 难点。受常规观测资料分辨率的影响,难以对其进 行有效的分析和预报,而高时空分辨率的多普勒天 气雷达资料的出现为风暴尺度天气的资料同化与预 报提供了可能。

在三维变分资料同化中,背景误差统计量一般 被认为是均匀、各向同性、随时间少变的。在 3DVAR 方面,利用 ARPS 模式 (Advanced Regional Prediction System), Gao et al. (1999) 利用 模拟双多普勒雷达资料,实现了三维风场的反演。 杨毅等(2008)利用反演的水平风与反射率资料将 一次实际暴雨过程的资料同化到 WRF 模式 (Weather Research and Forecasting Model), 表明 雷达资料同化对临近预报有正效果。盛春岩等 (2006)用 ARPS 模式及其复杂的云分析系统 ADAS (ARPS Data Analysis System),利用中国 CINRAD-SA 雷达资料进行了一次大暴雨过程的同化试验, 结果表明, 雷达资料的运用大大减少了降水预报的 spin-up 时间。徐广阔等 (2009), 利用 ARPS 的资 料分析系统 ADAS, 对初始场进行调整, 并应用于 WRF模式,对 2003年梅雨期淮河流域两次典型致 洪暴雨过程进行模拟试验,结果表明雷达资料能很 好地调整风场与水汽场。四维变分中的背景误差, 在一定程度上可以认为是依赖于流的, 它在同化过 程中是隐式发展的,因此也被应用在雷达资料同化 中。Sun et al. (1997) 建立了三维云模式的多普勒 雷达资料 4DVAR 同化系统,并证明该系统能够很 好地反演风暴云团的动力场和微物理场。许小永等 (2004) 用外场试验资料进行了多普勒雷达资料 4DVAR 同化的数值试验。集合卡尔曼滤波(En-KF) (Evensen, 1994) 结合了传统的卡尔曼滤波和 集合预报的优点,用一组有限成员的短期预报统计 出具有随时空变化的复杂结构的流依赖的背景误差 协方差。集合卡尔曼滤波得到了越来越广泛的应用 (Zhang et al., 2006; Zheng et al., 2006; 林彩燕等, 2006: 朱江和汪萍, 2006: Meng and Zhang, 2007)。近年来, EnKF 也逐步引入风暴尺度的雷 达资料同化中。Snyder and Zhang (2003)利用模 拟多普勒雷达资料及 Sun and Crook (1997) 的模 式初步验证了 EnKF 在风暴尺度天气中的应用效 果。许小永等(2006)利用一个三维云模式进行了 模拟雷达观测和一次实际双多普勒雷达观测的梅雨 锋暴雨过程的 EnKF 同化试验,结果表明, EnKF 同化技术能很好地反演出暴雨过程的动力场、热力 场和微物理量场。但是在他们的模式中没有考虑冰 相作用的微物理过程, 而是采用了相对简单的暖云 参数化方案。Tong and Xue (2005, 2008) 和 Xue et al. (2006) 建立了包含复杂冰相作用的微物理过 程、完全可压的非静力 ARPS 模式的 EnKF 系统, 利用模拟多普勒雷达资料对一次风暴过程的模拟, 验证了径向风与反射率在同化中的正效果,并进行 了雨滴谱分布 (DSD) 截断系数的参数估计等试 验。

尽管以上研究初步展示了 EnKF 在风暴尺度 雷达资料同化的应用前景,但是 EnKF 方法在应用 上也有诸多限制。比如计算代价限制了样本个数不 能太多,而不充分的样本数会带来采样误差。目 前,没有很好的理论基础与普遍准则来确定最优样 本数,同时,样本数与具体分析的天气尺度以及具 体的天气现象有关。在实际应用中,都是进行一些 敏感性试验,并从中挑选出合适的集合成员数 (Houtekamer and Mitchell, 1998)。在进行风暴尺 度天气的雷达资料 EnKF 同化方面,Tong and Xue (2005, 2008) 分别利用了 40 个和 100 个样本进行 了试验;许小永等 (2006) 则用了 64 个样本;本文 将利用试验,确定出适合本试验设置又能节省计算 资源的样本数。取样误差的存在,使得在进行背景 误差协防差统计时,较远点之间存在虚假相关,导 致在进行 EnKF 更新时, 很远的观测资料也能对背 景场产生虚假的影响,局地化方法则被用来消除这 种虚假相关,但是局地化尺度受天气尺度、观测资 料类型、集合成员数等影响,并没有一个很好的确 定准则。比如, Zhang et al. (2006) 用 WRF 模式 进行中尺度的地面和探空资料的 EnKF 试验, 影响 半径取为 900 km, 而 Tong and Xue. (2005, 2008) 在进行雷达资料的 EnKF 同化中则取为 8 km 和 6 km, 许小永等 (2006) 则取为 4 km。另外, 由于 目前对模式误差的认识还不充分(这对风暴尺度的 模式尤其如此),因此如果在 EnKF 不能正确考虑 和量化模式误差,如果集合预报的离散度 (spread) 过大,则背景误差协方差会被高估,分析场将过度 向观测靠近;如果集合预报的离散度过小,则背景 误差协方差会被低估,观测将在 EnKF 更新过程中 失去作用,分析场过度依赖背景场,很容易造成所 谓"滤波发散"问题。增加背景场或者分析场扰动 的"膨胀"方法(Anderson and Anderson, 1999) 则是为了增加样本的离散度减少滤波发散的一个有 效的方法,该方法利用一个略大于1的膨胀系数增 大样本与集合平均的偏差。膨胀系数的选择也要依 赖于集合成员数以及分析的时间间隔等;同时,进 行全局的背景场扰动与只对观测影响范围进行扰动 的影响效果也不同 (Snyder and Zhang, 2003)。本 文将利用确定好的合适的集合成员数进行背景场扰 动,确定适合的膨胀系数。由于反射率的观测算子 中雷达反射率资料与模式变量(水汽场与微物理量 场) 是高度非线性的, 存在着较大的不确定性, 同 时雷达反射率资料的观测误差也可能不满足 Gaussian 型的分布,进而影响到了卡尔曼滤波的基 本假设,本文将单独进行反射率资料的同化,验证 反射率资料在风暴尺度天气资料同化中的作用,并 验证 EnKF 在非线性观测资料中的效果。

本文利用包含复杂冰相作用的微物理过程的雷 暴尺度 ARPS 模式及 Tong and Xue (2005)发展的 EnKF 同化系统,在不考虑模式误差的情况下,对 模拟的多普勒雷达资料系统性地进行一系列风暴尺 度 EnKF 的敏感性试验,检验不同 EnKF 参数对分 析效果的影响,找到适合本试验过程的合适的 En-KF 参数,并为风暴尺度的实际多普勒雷达资料 EnKF 同化的正确设置提供参考。

2 集合卡尔曼滤波同化和试验设计

2.1 集合卡尔曼滤波分析过程

EnKF方法用 Monte Carlo 方法来产生一组预 报集合,并且用预报集合来统计背景场误差协方差 矩阵。该方法需要对观测资料进行扰动,来获得一 组观测集合。EnKF方法假定集合平均是真实状态 的最好估计、而集合的离散度则是集合平均误差的 最好估计(Evensen, 2003)。

EnKF 的分析方程为:

$$\boldsymbol{x}_{i}^{a} = \boldsymbol{x}_{i}^{b} + \boldsymbol{K}(\boldsymbol{y}_{i}^{o} - \boldsymbol{h}\boldsymbol{x}_{i}^{b}), \qquad (1)$$

其中, 下标 i 代表第 i 个集合成员, x_i^b 为背景场向 量, 通过分析场的短期预报得到, $y_i^o = y^o + \varepsilon_i$ 表示 添加了扰动的观测, h 为观测算子, 作用是将模式 变量转换成观测向量。K 为增益矩阵, 它起到的是 用观测分析增量在相对近的模式格点上来调整背景 场的作用, 具体形式为:

 $K = P^{b}H^{T}[HP^{b}H^{T} + R]^{-1}$, (2) 其中, P^{b} 为背景误差协方差矩阵, H 为观测算子 h 的线性化形式。R 为观测误差协方差矩阵, $R = \overline{\epsilon \epsilon^{T}}$ 。

集合卡尔曼滤波与卡尔曼滤波相比,在计算增益矩阵时不需要计算和存储整个背景场误差协方差矩阵,而是直接计算 **P^bH**^T和 **HP^bH**^T:

$$\boldsymbol{P}^{\mathbf{b}}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{b}} - \overline{\boldsymbol{x}^{\mathrm{b}}}) [\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{b}}) - \overline{\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}^{\mathrm{b}})}]^{\mathrm{T}},$$
(3)

$$\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}^{\mathrm{b}}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \left[\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{b}}) - \overline{\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}^{\mathrm{b}})} \right] \cdot \left[\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{b}}) - \overline{\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}^{\mathrm{b}})} \right]^{\mathrm{T}}, \qquad (4)$$

其中,

$$\begin{cases} \overline{\mathbf{x}^{\mathrm{b}}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{x}_{i}^{\mathrm{b}} \\ \overline{\mathbf{h}(\mathbf{x}^{\mathrm{b}})} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{h}(\mathbf{x}_{i}^{\mathrm{b}}) \end{cases}$$
(5)

N 为集合成员数。当 N 很大, $[HP^{b}H^{T}+R]^{-1}$ 的 直接求逆非常困难。如果假定观测误差是相互独立 的,并且与背景场误差不相关, 观测的顺序同化和同 时同化的结果是一致的。如果对观测进行单点顺序 同化, $HP^{b}H^{T}$ 将变成标量, 求解 $[HP^{b}H^{T}+R]^{-1}$, 只 要进行 $[HP^{b}H^{T}+R]$ 的倒数运算即可。但是, 如果 进行背景误差协方差的局地化,则顺序同化与所有 观测资料同时同化不等价。同时进行顺序同化也存 在一定的问题,比如,(1)顺序资料同化需要假定 观测误差是不相关的,不能应用在某些观测误差存 在相关的资料同化中,本文中,在进行雷达资料的 预处理过程中,对雷达资料的粗化过程,去除了雷 达资料观测误差的相关性,满足了顺序资料同化观 测误差不相关的假设;(2)由于每个同化过后都需 要更新背景场,增加了数据交换的压力,破坏了 EnKF 易于并行化的特征,不利于实现并行化。

2.2 观测算子

径向风和反射率的观测算子分别为(Tong and Xue, 2005):

$$V_{\rm r} = u\cos\alpha\sin\beta + v\cos\alpha\cos\beta + w\sin\alpha, \qquad (6)$$

$$Z = 10 \lg \left(\frac{Z_{\rm e}}{Z_0}\right),\tag{7}$$

α 与β 分别代表雷达射线的仰角与高度角, $Z_0 = 1$ mm⁶ m⁻³, Z_e 为等效反射率因子,由雨水、雪和雹 等三部分等效反射率因子组成,

$$Z_{\rm e} = Z_{\rm er} + Z_{\rm es} + Z_{\rm eh}, \qquad (8)$$

其中,雨水的等效反射率因子为

$$Z_{\rm er} = \frac{10^{18} \times 720(\rho q_{\rm r})^{1.75}}{\pi^{1.75} N_{\rm r}^{0.75} \rho_{\rm r}^{1.75}},\tag{9}$$

 $\rho_{\rm r} = 1000 \text{ kgm}^{-3}$ 表示雨水的密度, ρ 表示空气密度, 假定雨滴谱分布满足 Marshall-Palmer 指数分布。 $N_{\rm r} = 8.0 \times 10^6 \text{ m}^{-4}$ 代表雨滴谱分布的截断系数。

对于云中温度小于 0℃,干雪的等效反射率因 子为

$$Z_{\rm es} = \frac{10^{18} \times 720 K_{\rm i}^2 \rho_{\rm s}^{0.25} (\rho q_{\rm s})^{1.75}}{\pi^{1.75} K_{\rm r}^2 N_{\rm s}^{0.75} \rho_{\rm i}^2}, \qquad (10)$$

 $\rho_s = 100 \text{ kgm}^{-3}$ 表示雪的密度, $\rho_i = 917 \text{ kgm}^{-3}$ 为冰的 密度, $N_s = 3.0 \times 10^6 \text{ m}^{-4}$ 为雪谱分布的截断系数, $K_i^2 = 0.176$, $K_r^2 = 0.93$ 分别为冰和水的电介常数。

当云中温度大于 0℃,湿雪对反射率贡献处理 成与雨水的反射率类似的形式,

$$Z_{\rm es} = \frac{10^{18} \times 720 \ (\rho q_{\rm s})^{1.75}}{\pi^{1.75} N_{\rm s}^{0.75} \rho_{\rm s}^{1.75}}, \qquad (11)$$

雹的反射率:

$$Z_{\rm ch} = \left(\frac{10^{18} \times 720}{\pi^{1.75} N_{\rm h}^{0.75} \rho_{\rm h}^{1.75}}\right) (\rho q_{\rm h})^{-1.6625}, \quad (12)$$

 $\rho_{\rm s} = 913 \text{ kgm}^{-3}$ 表示雹的密度, $N_{\rm h} = 4.0 \times 10^6 \text{ m}^{-4}$ 为雹谱分布的截断系数。

2.3 预报模式与真实场

预报模式采用美国俄克拉荷马大学风暴研究与 预报中心(CAPS)开发的ARPS模式(Xue et al., 2000,2001)及其EnKF分析系统,模式采用完全 弹性、可压缩和非静力大气动力学等控制方程;模 式采用ArakawaC水平交错网格、时步分离计算方 案、广义地形追随和伸展坐标。分析变量包括三维 风场*u*,*v*,*w*、位温*θ*、气压*p*以及大气中水物质的 六种形式:即比湿*q*_v、云水混合比*q*_c、云冰混合比 *q*_i、雨水混合比*q*_r、雪的混合比*q*_s和雹的混合比*q*_h。 微物理过程参数化采用Lin方案(Lin et al., 1983)。

应用 1977 年 5 月 20 日发生在美国俄克拉荷马 中部德尔城的一次典型超级风暴的模拟数据来进行 集合卡尔曼滤波的敏感性试验,并利用该模拟数据 由径向速度和反射率的观测算子加上正态分布的随 机误差生成模拟多普勒雷达资料,假定每 5 分钟进 行一次雷达 14 个仰角的扫描 (VCP 11)。

模拟资料的生成是用比较典型的对流风暴产生 环境的探空资料生成的,侧边界采用开边界条件, 微物理过程利用 Lin 方案 (Lin et al., 1983)。探空 资料取自 Tong et al. (2005),即一个中心点在 x=48 km, y=16 km, z=1.5 km,温度为4 K 的椭球 热泡,半径定义为:水平方向为 10 km,垂直方向 为 1.5 km。

在以下的所有试验中,模式物理空间为 64 km× 64 km×16 km [去掉边界条件的模式半格点组成的 空间,即 $x_0(i) = (x(i) + x(i+1))/2, y_0(j) = (y(j) + y(j+1))/2, z_0(k) = (z(k) + z(k+1))/2],$ 计算空间取为 35×35×35 个格点(包括边界点), 水平分辨率取为 2 km,垂直分辨率为 0.5 km。模 拟资料从 1977 年 5 月 20 日 21 时开始,如图 1 所 示,在前 20 分钟,风暴逐渐加强,第 50 分钟以后, 风暴开始减弱,大概在第 55 分钟,风暴分裂为两 个中心。风暴的右移部分逐渐控制风暴的发展,在 第 90 分钟,向上的垂直速度在地面以上8 km 左右 达到峰值 35 m/s。而风暴的左移中心在第 95 分钟 又开始分裂为两个中心。

2.4 试验设置

在 EnKF 试验中,首先要生成初始集合成员。 集合初始成员的生成有如下几种方法:(1)添加随 机扰动法(即经典的蒙特卡罗法),该法可以考虑 实际大气资料中可能存在的误差分布情况,但是需



图 1 z=4.3 km 处 (a1-a5) TRUE、(b1-b5) MEM40、(c1-c5) MEM100、(d1-d5) PERT1 的垂直速度(填充图) 与水平风向图: (a1、b1、c1、d1) 25 min; (a2、b2、c2、d2) 40 min; (a3、b3、c3、d3) 60 min; (a4、b4、c4、d4) 80 min; (a5、b5、c5、d5) 100 min Fig. 1 Vertical velocity (shading) and horizontal wind directions (arrows) for (a1-a5) TRUE (true fields), (b1-b5) MEM40 (EnKF analyses using 40 members), (c1-c5) MEM100 (EnKF analyses using 100 members), and (d1-d5) PERT1 (analyses adding non-smoothed Gaussian initial perturbations) at z=4.3 km

要较大的样本数来保证样本间的离散度,同时增加 扰动过程中未考虑样本的动力协调;(2)奇异向量 法,也是 ECMWF 所使用的方法,它是通过伴随方 法得到的,但伴随模式的建立、维护及运行需要大 量的人力和计算机资源;(3)增长模繁殖法,该方 法模拟了气象资料分析的处理过程,既考虑了实际 资料的可能误差,又保留了误差快速增长的动力学 结构。原则上,生成的初始集合成员能够正确表达 初始状态估计的不确定性(这是由初始集合成员的 离散度表示的)。Evensen(2003)勾画的一个方法 是首先对初始状态给出一个最好的猜测,然后加上 保持变量相关关系的随机误差。然后需要一个模式 的"spin-up"积分,使得模式状态得到稳定和变量 间达到动力协调。本文实验中我们采用了这个方 法。

初始集合预报从模拟资料中达到风暴强度的

21 时 20 分开始。为了得到初始集合成员,首先要 得到一个初始时刻的"最好猜测",我们利用产生 模拟资料的探空资料,采用模式的热湿泡启动,得 到的水平均一的模式场作为第 20 分钟的"最好猜 测";然后添加随机扰动。添加的随机扰动是均值 为零,标准差为 2 m/s (*u*,*v*,*w*)或 2 K (位温)的 满足高斯型的随机数。比湿和微物理参数添加了均 值为零,标准差为 0.0006 kg/kg 的高斯型的随机 扰动,气压未添加随机扰动。

模拟雷达资料的生成过程中对反射率和径向速 度资料分别添加了标准差为5dBZ和1m/s的高斯 型的随机误差,设定模拟多普勒雷达资料位于模式 的物理空间点上。因为假定了观测资料误差之间不 相关,可以对多普勒雷达资料进行顺序同化,每次 进行一个点的雷达资料的 EnKF 分析,并同时更新 背景场。 每5分钟进行一次雷达资料反射率与径向速度 的同化,第一次同化分析在模式的第25分钟,最 后一次同化分析在模式的第100分钟。

3 集合卡尔曼滤波敏感性试验

3.1 集合成员数对集合卡尔曼滤波分析的影响

EnKF用有限样本集合来统计背景误差协方差 矩阵,由于集合成员数远小于样本空间,会存在增 益矩阵不满秩的问题。只有集合成员足够多时,统 计的结果才有意义,才更能体现背景误差协方差矩 阵流依赖的性质。而集合成员数过多,则增加了计 算的负担。

EnKF 中利用多少个集合成员获得可靠的误差 估计的问题还未得到很好的解决,也无很好的理论 基础与普遍准则,严格意义上说,只要样本是相互 独立的,集合样本数与模式维数应该是相当的,而 这样的样本数,在运算上是很难实现的。同时,样 本数与具体分析的天气尺度以及具体的天气现象有 关。在实际应用中,都是进行一些敏感性试验,从 中挑选出合适的集合成员数。

我们比较了用 40 个与 100 个集合成员的同化试 验,找到适合本试验设置的合适的样本数。图 1-4 给出了试验的分析结果图,其中 TRUE 代表真实 场,MEM40 和 MEM100 分别代表利用 40 个与 100 个集合成员进行集合卡尔曼滤波分析的结果, PERT1 代表未经过空间平滑的初始扰动的分析结果。

进行一次同化后的 t = 25 min,中层 (z = 4.3 km)对流中心附近的水平风场结构已经基本建 立(图 1 b1、c1),但上升气流的中心位置与强度与 真实场有一定的差别,再进行三次同化,即 t = 40 min,上升气流的位置与强度基本与真实场一致 (图 1 b2、c2)。此时,低层 (z = 250 m)冷池(对流 中心位置的负位温扰动)及其强度都很弱,图 2b2 和图 2c2 的上升气流中心基本无负的位温扰动,



图 2 低层 (z=250 m)的扰动位温场 (等值线,实线为0 K线,虚线为负值,间隔为0.5 K)、分析场根据观测算子计算得到的反射率 (填充图)以及水平扰动风向场。其余同图 1

Fig. 2 Perturbation potential temperature (contours, solid line: 0 K, dashed: negative at 0.5 K interval), computed reflectivity (shading), and horizontal perturbation wind directions at z=150 m

0 K位温扰动线(粗实线)也与真实场相差比较大, 计算得到的反射率(雨区)较真实场的位置及强度 吻合较好。*t*=40 min 时刻,很多与水物质相关的 场都可以模拟出来,但是位置和强度与真实场相差 较大(图略)。再经过两次同化,即*t*=50 min,除 了低层冷池,上升气流的强度与位置以及温度扰动 的大小都已经模拟得很好。

经过 8 次同化 (即 t=60 min),强对流中心y= 30 km 的垂直切面图 (图 3a3 - d3)可以看出,比湿 及微物理变量从位置和强度上都与真实场比较接 近。而中层的水平风场与垂直速度与真实场也相当 接近 (图 1a3、b3、c3),这些结果表明,尽管 EnKF 利用由一个观测资料获得的水平均一的背景场加上 随机扰动得到的扰动初值与真实场相差较大,但经 过几次同化循环以后,集合卡尔曼滤波系统能很好

地对风暴进行重建。

图 4 给出了空间平均的集合平均分析场与真实 场的均方根误差 (RMSE),用于定量地判断集合卡 尔曼滤波的分析效果。在前四个同化循环过程中, 风场、温度场、水汽场以及微物理过程场的 RMSE 都下降比较快,从第 60 分钟开始大部分分析场的 RMSE 开始收敛,到第 65 分钟,所有分析场的 RMSE 都已收敛。此时水平风场的 RMSE 小于 1 m/s,垂直速度的 RMSE 小于 0.5 m/s,扰动位 温的 RMSE 小于 0.5 K,水汽及微物理量场的 RMSE 小于 0.05 g/kg。收敛以后,风场的 RMSE 小于添加到观测算子中的随机扰动的方差,这也就 意味着,经过 8~9 次同化,EnKF 系统能够很好地 重构模拟的风暴过程。



由图以上的分析可以得出, MEM40 与

图 3 上升气流最强时刻 (*t*=60 min)的强对流中心 *y*=30 km 的 *x*-*z* 平面水汽场及微物理量场 (单位: g/kg): (a1-d1) TRUE; (a2-d2) MEM40; (a3-d3) MEM100; (a4-d4) PERT1

Fig. 3 The x-z cross sections of the retrieved perturbation q_v , q_c , q_i , and q_r at y=30 km (the strongest convection center) at t=60 min (units: g/kg)



空间平均的集合平均分析场与真实场的均方根误差 图 4

Ensemble mean analysis RMS errors averaged over the points for MEM40, MEM100, and PERT1



空间平均的样本离散度 图 5

Fig. 5 Ensemble spread averaged over the points for MEM40, MEM100, and PERT1

MEM100的分析效果比较接近,为了节省计算时 间、减少存储空间,如无特别说明,下面的试验都 将利用 40 个成员进行集合卡尔曼滤波的分析过程。

集合成员初始生成方式的影响 3.2

Snyder and Zhang (2003) 的研究表明,在进 行初始成员生成时,利用经过平滑的随机扰动的集 合初始成员生成的 EnKF 分析效果要优于只在格 点加入随机扰动的方式(随机扰动可能会产生虚假 的天气系统)。

格点(l,m,n)的空间平滑的扰动由下式计算 得到:

$$\delta(l,m,n) = E \sum_{(i,j,k) \in S} r(i,j,k) W(i,j,k), \ (13)$$

其中, r(i,j,k) 为均值为 0、方差为 1 的正态分布 的随机数, W(i,i,k) 为与距离有关的权重函数, E 为得到理想方差扰动场的膨胀系数, W(i,j,k) 应用 Gaspari et al. (1999) 文章中提出的五阶相关方程形

式。假定 r 为 (l,m,n) 到格点 (i,j,k) 的距离, r_0 为 给定的影响尺度,本试验中设定为6km。则格点(i, *i*,*k*) 与 (*l*,*m*,*n*) 的相关系数等于

$$W(i,j,k) = \Omega(r,r_0), \qquad (14)$$

其中,

$$\Omega(r,r_{0}) = \begin{cases} -\frac{1}{4} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{5} + \frac{1}{2} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{4} + \frac{5}{8} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{3} - \\ \frac{5}{3} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{2} + 1, \qquad 0 \leqslant r \leqslant r_{0} \\ \frac{1}{12} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{5} - \frac{1}{2} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{4} + \frac{5}{8} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{3} + \\ \frac{5}{3} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{2} - 5 \left(\frac{r}{r_{0}}\right) + 4 - \frac{2}{3} \left(\frac{r}{r_{0}}\right)^{-1}, \\ r_{0} < r \leqslant 2r_{0} \\ 0, \qquad r > 2r_{0} \end{cases}$$

(15)

图 1~5 对比了添加高斯型的随机扰动与添加 经过空间平滑的高斯型随机扰动的集合成员初始生

成方式对 EnKF 分析效果的影响,其中 PERT1 代 表添加未经过平滑的分析效果,而 MEM40 代表了 添加经过空间平滑的分析效果。

对比中层的 PERT1 与 MEM40 的风场分析效 果,经过一次同化,PERT1 无明显上升中心,到第 40 分钟,上升气流分裂成两个中心,而第 80 分钟, PERT1 中出现三个上升中心,这些都与 MEM40 及 真实场存在比较大的差别。对于低层 (z=250 m) 冷 池的位置与强度也有较大的差别,是因为未经过平 滑处理的随机高斯扰动在集合成员中产生了虚假的 天气系统。t=60 min 的强对流中心的微物理变量 从位置和强度,PERT1 较 MEM40 和真实场的模 拟效果都稍差。

如图 4 所示, PERT1 虽然在前四个同化循环 过程中 RMSE 下降也比较快,但是从第五个同化 循环开始, RMSE 都存在不同程度的增加,第 8 个 循环 (*t* = 60 min)以后又开始下降,但是与 MEM40 相比, PERT1 的 RMSE 无明显收敛。

图 5 给出了空间平均的分析场的样本离散度 (用样本间的均方根误差表示)随时间分布图,由 图可以看出,增加随机高斯扰动的初始成员生成方 式,减少了样本的离散度。此处需要说明的是,一 个好的 EnKF 分析系统应该是离散度与 RMSE 的 比值随着时间趋近于1,试验结果表明,风场、温 度场和比湿场都较好地满足了这个条件, 而水成物 q_r 等的离散度大概只是 RMSE 的 20% 左右, 这与 Meng and Zhang (2007) 较小尺度变量的分析效果 比较大尺度的分析效果差的结论相似,可能的原因 是:(1)水成物相对于其它变量为小尺度,具有背 景误差协方差代表性差、误差快速增长的特性 (Meng and Zhang, 2007), 水成物可能本身并不满 足高斯分布,而且水成物与雷达反射率资料之间为 非线性关系,这进一步加大 EnKF 分析的复杂度; (2) 水成物的数值介于 0 和饱和值之间, 客观上限 制了离散度不可能太大,尤其是当达到饱和时,离 散度甚至会在0附近。

3.3 局地化 (Localization) 对集合卡尔曼滤波分 析的影响

集合卡尔曼滤波的一个主要困难是利用有限个 集合成员统计背景误差协方差矩阵的时候会有"噪 声"(取样误差),进而影响增益矩阵的统计,取样 理论显示"噪声"与 1/N 成比例递减。取样误差的 一个重要影响是当进行背景误差协方差统计时,在 距离比较远的点之间产生比较大的虚假相关,导致 的结果是当进行 EnKF 更新时,很远的观测资料也 能对格点产生虚假的影响。协方差局地化方法被用 来消除此虚假影响,增益矩阵被重新定义为:

 $K = \rho \circ P^b H^T [HP^b H^T + R]^{-1}$, (16) 其中,算子 $\rho \circ$ 代表相关系数矩阵 *S* 与背景协方差 误差矩阵的 Schur 乘积,即矩阵的对应元素相乘 (矩阵 *A* 与 *B* 的 Schur 乘积 *C* 定义为 *C_{ij}* = *A_{ij}B_{ij}*)。 对于顺序资料同化,相关系数矩阵 *S* 与观测资料和 格点的相对位置有关,在观测点上,相关系数取为 1.0,在一定距离内,相关系数单调递减到 0。该距 离与给定的局地化尺度有关。为了确定相关系数矩 阵 *S*,我们利用公式(15)的形式,假定 *r*₀ 为局地 化尺度,*r* 为观测点到格点(*i*,*j*,*k*)的距离,则格 点(*i*,*j*,*k*)与观测点的相关系数等于 *S*(*i*,*j*,*k*) = $\Omega(r,r_0)$ 。也可以对水平与垂直方向取不同的影响 半径,两者的相关系数相乘得到格点与观测点的相 关系数。

图 6 给出了不同的局地化尺度分析场空间平均 的 RMSE,其中 LOC4、LOC6、LOC8 分别代表了 局地化尺度为 4 km、6 km、8 km 的 EnKF 同化试 验。由图可见,试验的结果相差不大,在本试验设 置下,4~8 km 范围内同化对局地化尺度不太敏 感,其中 LOC6 相对于 LOC4 与 LOC8 更高的分析 精度。原因是 4 km 的影响尺度不能很好的传递观 测资料的有效信息,而 8 km 的影响半径则存在观 测与背景场的虚假相关。

3.4 背景场扰动对样本离散度的影响

现有的集合卡尔曼滤波方法,由于受到集合样本数的限制,都存在一定程度的"滤波发散"现象。即如果在一个同化循环中,分析误差被低估,则导致下一次循环中背景误差(预报误差)也被低估,从而减少了观测资料的作用。这个过程会在接下来的同化过程中自我反馈,使得分析逐渐靠近背景场,观测在同化过程中的作用失效,不能够有效订正模式结果。即使假定模式是完美的情况下,"滤波发散"的问题也可能依然存在。

增加背景场扰动的"膨胀"法(Inflation)(Anderson et al., 1999)则是为了增加样本的离散度减 少滤波发散。在进行集合卡尔曼滤波分析以前,先 利用一个略大于1的膨胀系数r来扩大集合成员的



图 6 不同尺度的局地化方法分析场空间平均的 RMSE

Fig. 6 Ensemble mean analysis RMS errors averaged over the points for different localization radiuses. LOC4, LOC6, LOC8 represent 4-km, 6-km, 8-km localization scales, respectively



图 7 空间平均的样本离散度

Fig. 7 Ensemble spread averaged over the points for NOINFL (no initial perturbation), INFL1 (adding initial perturbation with inflation factor being 1. 02 for the whole domain), INFL2 (adding initial perturbation with inflation factor being 1. 08 for the domain influenced by radar data), and INFL3 (adding initial perturbation with inflation factor being 1. 08 for the whole domain)

偏差,即

$$\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{b}} = r(\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{b}} - \overline{\boldsymbol{x}^{\mathrm{b}}}) + \overline{\boldsymbol{x}^{\mathrm{b}}}.$$
 (17)

图 7 给出了不同膨胀系数以及只对雷达观测影 响范围进行扰动的样本离散度分布图。其中 NOINFL 代表未进行背景场扰动, INFL1, INFL3 代表对全局范围进行背景场扰动,其中前者的膨胀 系数为 1.02,后者的为 1.08, INFL2 代表只对观 测影响范围进行扰动的情形,膨胀系数取为 1.08。

由图 7 可见, INFL1、INFL2、INFL3 都增大 了样本离散度, INFL1 与 INFL2 的样本离散度相 似,并且变化趋势和 NOINFL 保持相近, INFL3 在 60 分钟以后改变了原来的下降趋势,逐渐变大, 导致分析场的 RMSE 出现较大的增加(图略),使 得分析效果变差。INFL2 与 INFL1 的相似性表明, 对于只对观测影响范围进行扰动与对全局进行扰动 相比可以取比较大的膨胀系数,当全局的膨胀系数 取得过大,会使得样本离散度脱离原有的下降趋势,而逐渐呈现放大的趋势,使得 RMSE 也呈现较 大的增加(图略),影响分析效果;而当集合成员数 目多时,膨胀系数可以取得稍大一点。如 Tong et al.(2005)中采用 100 个集合成员的试验中,对全 局扰动的膨胀系数取为 1.07。

3.5 只进行反射率资料同化的试验

反射率是包括多普勒雷达在内的所有类型的天 气雷达都可以探测到的信息,由公式(7)~(12)可 知,反射率的观测算子是非线性的,因为云微物理 过程的不确定性,导致反射率的反演比径向速度包 含更多不确定因素(在本文应用的反射率观测算子 中,比湿 q_v、云水混合比 q_c、云冰混合比 q_i、雨水 混合比 q_r、雪的混合比 q_s和雹的混合比 q_b与反射



图 8 空间平均的集合平均分析场与真实场的均方根误差。Z&Vr:同时同化反射率与径向风;Zonly:只同化反射率;WSM6:考虑模式 误差影响的结果

Fig. 8 Ensemble mean analysis RMS errors averaged over the points for assimilation of reflectivity and radial wind (Z&-Vr), assimilation of single reflectivity (Zonly), and the influence of model error in EnKF (WSM6)

率有直接的关系)。本部分也可以检验 EnKF 对非 常规观测的分析能力。

从图 8 可以看出,尽管初始时刻只进行反射率 同化 (Zonly) 的风场比同时进行反射率和径向速度 同化 (Z&Vr) 的风场的 RMSE 要大,但是经过四 次同化以后 (t=40),前者的 RMSE 逐渐向同时同 化反射率和径向风的结果靠拢,第 80 分钟开始只 同化反射率与同时同化反射率和径向风的各分析场 的 RMSE 结果基本相似,表明反射率对雷达资料 的集合卡尔曼滤波分析有比较明显的效果,经过几 次同化,只进行反射率资料的同化也能很好地改进 风场与微物理量场。

3.6 模式误差对集合卡尔曼分析效果的影响

EnKF可以完全从非线性预报模式积分得到的 集合样本来估计误差协方差矩阵,这也是 EnKF 相 对于其它 Kalman 滤波方法的一个优势,但是在实 际应用中,由于模式本身偏差的存在,即使利用精 确的背景场,预报结果也很难接近真实的天气状 况,总会有一定的误差,分析样本利用非线性模式 积分得到的集合样本的离散度(spread)要小于期 望值,在同化中背景误差协方差矩阵被低估。

在上述试验中,真实场与模拟雷达资料的生成 过程中用到的是 Lin 微物理过程参数化方案,即天 气满足 Lin 方案的演变过程。本节将微物理参数化 方案的不同作为模式误差的来源,检验模式误差对 分析效果的影响。

利用与前述试验不同的 WSM6 微物理过程参数化方案作为模式误差的来源,检验模式误差对分

析效果的影响。图 8 的试验结果表明,由于微物理 参数化方案的不同导致的模式误差,影响了集合卡 尔曼滤波的分析效果,甚至超过了集合卡尔曼滤波 参数的不同选择对分析的影响。

模式误差对分析效果影响以及如何克服这些影 响,将是文章第 II 部分(兰伟仁等,2010)重点解 决的问题。

4 结论与讨论

本文利用模拟多普勒雷达资料进行一系列的风 暴天气尺度的集合卡尔曼滤波敏感性试验。结果表 明:

(1)集合卡尔曼滤波在风暴尺度多普勒雷达资料同化中具有巨大的潜力,经过4次同化循环以后,集合卡尔曼滤波能较好地模拟出风暴的结构, 经过8次同化循环,风场、水汽场以及微物理变量等所有的场都能得到很好的重构。

(2) 对于本试验设置, 对比 40 个与 100 个集合 成员的集合卡尔曼滤波分析效果, 40 个集合成员 已能很好地模拟本次风暴过程,在此条件下, 6 km (3 倍于水平格距)的局地化尺度能产生最好的分 析效果,小于 6 km 尺度的不能很好地利用观测资 料的有效信息,而大于 6 km 尺度的容易产生观测 与背景场的虚假相关。如果利用 100 个集合成员的 集合卡尔曼滤波试验,则最佳的 Localization 尺度 取为 8 km。

(3)在初始集合成员的生成过程中,利用背景 场加上空间平滑的高斯型随机扰动生成初始成员的 方式较未经过平滑的方式有更好的分析效果。

(4)背景场扰动方法能够提高样本的离散度, 不同膨胀系数的影响效果不同,过大的膨胀系数会导致样本离散度的发散,进而使得分析变差。

(5) 尽管反射率观测算子为非线性的,可能导 致反射率观测误差不满足高斯分布进而与卡尔曼滤 波算法的观测误差满足高斯分布的前提有所出入, 但是只同化反射率的集合卡尔曼滤波试验表明,经 过几次同化循环以后,反射率的同化效果仍然比较 明显,也证明了集合卡尔曼滤波在非常规资料同化 中的作用。

(6)由于微物理参数化方案的不同选择导致的 模式误差,在集合卡尔曼滤波分析过程中对结果的 影响比较大,如何消除模式误差的影响将是文章第 II部分(兰伟仁等,2010)重点解决的问题。

尽管集合卡尔曼滤波与 4DVAR 同样受到模式 误差的影响以及观测误差满足高斯分布的限制,但 是集合卡尔曼滤波具有能够获得流依赖的背景误差 协方差矩阵、不需要模式与观测算子的伴随模式以 及便于实现并行化等优点,本试验证明了集合卡尔 曼滤波也适用于观测算子为非线性的情况。

本文的试验是在模式无误差的假定下进行的, 忽略了模式误差导致的预报误差。背景误差协方差 的估计和演变都需要每个集合成员通过模式积分来 获得,而估计和演变的准确与否跟模式是否正确, 即能否准确地描述实际的天气演变过程,有极大的 关系。因此,在实际的集合卡尔曼滤波分析过程 中,需要考虑模式误差的影响,这也是文章第 II 部 分(兰伟仁等,2010)将重点讨论的问题。

致谢 感谢俄克拉荷马大学风暴研究和预报中心(CAPS)的薛明 教授供试验数据及 EnKF 分析系统,感谢中国科学院大气物理研究 所的郭振海研究员、郑飞博士和北京大学物理学院孟智勇教授在试 验过程中给予的指导和帮助。

参考文献 (References)

- Anderson J L, Anderson S L. 1999. A Monte Carlo implementation of the nonlinear filtering problem to produce ensemble assimilations and forecasts [J]. Mon. Wea. Rev., 127: 2741-2758.
- Evensen G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. J. Geophys. Res., 99 (C5): 10143-10142.
- Evensen G. 2003. The ensemble Kalman filter: Theoretical formulation and practical implementation [J]. Ocean Dynamics, 53:

343 - 367.

- Gao J D, Xue M, Shapiro A, et al. 1999. A variational method for the analysis of three-dimensional wind fields from two Doppler radars [J]. Mon. Wea. Rev., 127: 2128-2142.
- Gaspari G, Cohn S E. 1999. Construction of correlation functions in two and three dimensions [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 125: 723-757.
- Houtekamer P L, Mitchell H L. 1998. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique [J]. Mon. Wea. Rev., 126 (3): 796-811.
- 兰伟仁,朱江, Ming Xue,等. 2010. 风暴尺度天气下利用集合卡尔 曼滤波模拟多普勒雷达资料同化试验 II. 考虑模式误差的情形 [J]. 大气科学,34 (4),待发表. Lan Weiren, Zhu Jiang, Ming Xue, et al. 2010. Storm-scale ensemble Kalman filter data assimilation experiments using simulated Doppler radar data. Part II: Imperfect model tests [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 34 (4), in press.
- 林彩燕,朱江,陆春谷. 2006. 集合 KALMAN 滤波和最优插值方 法在不同观测分布的比较理想试验 [J]. 气候与环境研究, 11: 553-564. Lin Caiyan, Zhu Jiang, Lu Chungu. 2006. Comparison of ensemble Kalman filter with optimal interpolation in different observational networks [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 11: 553-564.
- Lin Y L, Farley R D, Orville H D. 1983. Bulk parameterization of the snow field in a cloud model [J]. J. Appl. Meteor., 22: 1065 - 1092.
- Meng Z, Zhang F. 2007. Tests of an ensemble Kalman filter for mesoscale and regional-scale data assimilation. Part II: Imperfect model experiments [J]. Mon. Wea. Rev., 135: 1403-1423.
- 盛春岩, 浦一芬, 高守亭. 2006. 多普勒天气雷达资料对中尺度模 式短时预报的影响 [J]. 大气科学, 30 (1): 93 - 107. Sheng Chunyan, Pu Yifen, Gao Shouting. 2006. Effect of Chinese Doppler radar data on nowcasting output of mesoscale model [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 30 (1): 93-107.
- Snyder C, Zhang F. 2003. Assimilation of simulated Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter [J]. Mon. Wea. Rev., 131: 1663-1677.
- Sun J Z, Crook N A. 1997. Dynamical and microphysical retrieval from Doppler radar observations using a cloud model and its adjoint. Part I: Model development and simulated data experiments [J]. J. Atmos. Sci., 54 (12): 1642-1661.
- Tong M, Xue M. 2005. Ensemble Kalman filter assimilation of Doppler radar data with a compressible nonhydrostatic model: OSS experiments [J]. Mon. Wea. Rev., 133: 1789-1807.
- Tong M, Xue M. 2008. Simultaneous estimation of microphysical parameters and atmospheric state with radar data and ensemble square root Kalman filter. Part II: Parameter estimation experiments [J]. Mon. Wea. Rev., 136: 1649-1668.

徐广阔,孙建华,雷霆,等. 2009. 多普勒天气雷达资料同化对暴雨

模拟的影响 [J]. 应用气象学报, 20 (1): 36 - 46. Xu Guangkuo, Sun Jianhua, Lei Ting, et al. 2009. Impacts of Chinese Doppler radar on the severe heavy rainfall forecast during Meiyu season [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 20 (1): 36-46.

- 许小永,郑国光,刘黎平. 2004. 多普勒雷达资料 4DVAR 同化反演 的模拟研究 [J]. 气象学报, 62 (4): 410 - 422. Xu Xiaoyong, Zheng Guoguang, Liu Liping. 2004. Dynamical and microphysical retrieval from simulated Doppler radar observations using the 4DVAR assimilation technique [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 62 (4): 410-422.
- 许小永,刘黎平,郑国光. 2006. 集合卡尔曼滤波同化多普勒雷达 资料的数值试验 [J]. 大气科学, 30 (4): 712 - 728. Xu Xiaoyong, Liu Liping, Zheng Guoguang. 2006. Numerical experiment of assimilation of Doppler radar data with an ensemble Kalman filter [J]. Chinese J. Atmos. Sci. (in Chinese), 30 (4): 712 - 728.
- Xue M, Droegemeier K K, Wong V. 2000. The advanced regional prediction system (ARPS): A multiscale nonhydrostatic atmospheric simulation and prediction tool. Part I: Model dynamics and verification [J]. Meteor. Atmos. Phys., 75: 161–193.
- Xue M, Droegemeier K K, Wong V, et al. 2001. The advanced regional prediction system (ARPS): A multiscale nonhydrostatic atmospheric simulation and prediction tool. Part II: Model phys-

ics and applications [J]. Meteor. Atmos. Phys., 76: 143-165.

- Xue M, Tong M, Droegemeier K K. 2006. 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 [J]. J. Atmos. Oceanic Technol., 23: 46-66.
- 杨毅, 邱崇践, 龚建东, 等. 2008. 利用 3 维变分方法同化多普勒天 气雷达资料的试验研究 [J]. 气象科学, 28 (2): 124 - 132. Yang Yi, Qiu Chongjian, Gong Jiandong, et al. 2008. Study on Doppler weather radar data assimilation via 3D-Var [J]. Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese), 28 (2): 124 - 132.
- Zhang F, Meng Z, Aksoy A. 2006. Tests of an ensemble Kalman filter for mesoscale and regional-scale data assimilation. Part I: Perfect model experiments [J]. Mon. Wea. Rev., 134: 722 – 736.
- Zheng F, Zhu J, Zhang R, et al. 2006. Improved ENSO forecasts by assimilating sea surface temperature observations into an intermediate coupled model [J]. Adv. Atmos. Sci., 23 (4): 615 – 624.
- 朱江,汪萍. 2006. 集合卡尔曼平滑和集合卡尔曼滤波在污染源反 演中的应用 [J]. 大气科学,30 (5):871-882. Zhu Jiang, Wang Ping. 2006. Ensemble Kalman smoother and ensemble Kalman filter approaches to the joint air quality state and emission estimation problem [J]. Chinese J. Atmos. Sci. (in Chinese),30 (5):871-882.