

王世璋, 闵锦忠, 陈杰, 等. 2013. 迭代集合平方根滤波在风暴尺度资料同化中的应用 [J]. 大气科学, 37 (3): 563–578, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2012.11186. Wang Shizhang, Min Jinzhong, Chen Jie, et al. 2013. Application of iterative ensemble square-root filter in storm-scale data assimilation [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 37 (3): 563–578.

迭代集合平方根滤波在风暴尺度资料同化中的应用

王世璋^{1,2} 闵锦忠^{1,2} 陈杰^{1,3} 杨春^{1,2}

1 南京信息工程大学气象灾害省部共建教育部重点实验室, 南京 210044

2 南京信息工程大学大气科学学院, 南京 210044

3 94701 部队, 安庆 246001

摘 要 本文根据最新的非同步 (Asynchronous) 算法设计了一个迭代 EnSRF (iterative Ensemble Square Root Filter, 简称 iEnSRF) 方案。在这个迭代方案中, 同化时刻的背景场和一个较早时刻的背景场将被同时更新, 得到两个时刻的分析场, 然后预报模式从较早时刻的分析场再次进行集合预报到同化时刻, 最后重复前面两个步骤, 实现对同化时刻背景场的迭代分析。在一个理想风暴个例上, 本文通过模拟雷达资料同化对这一方案进行了检验, 对比了传统 EnSRF 方案和 iEnSRF 方案的同化效果。此外, 本文还讨论了只在同化时刻一个时间层上进行迭代的情况。同化单部模拟雷达资料的试验表明 iEnSRF 方案能够在初始估计缺少风暴信息的情况下较好地还原风暴中垂直运动和潜热释放之间的正反馈关系, 显著提高初始分析的质量并加快随后同化的收敛速度。而传统 EnSRF 在这一初始估计较差的情况下不能在初始分析中有效估计这一相关关系并导致其收敛速度较慢且收敛误差较大。当只涉及一个时间层时, 迭代算法并不能取得比传统 EnSRF 更好的效果。这一结果表明重复使用观测的算法只有在涉及两个时间层时才能改进最终的分析结果。在同化两部模拟雷达资料的试验中, iEnSRF 的初始分析仍然优于传统 EnSRF 的初始分析, 并在对流层高层取得显著改进。单双雷达资料同化的试验结果对比表明, 单纯增加观测数量并不能显著改进传统 EnSRF 对非观测变量 (比如温度) 的分析, 而 iEnSRF 则能够更加充分地利用更多的观测进一步提升初始分析的效果。

关键词 传统 EnSRF 迭代 EnSRF 风暴尺度 初始分析

文章编号 1006-9895(2013)03-0563-16

中图分类号 P413

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2012.11186

Application of Iterative Ensemble Square-Root Filter in Storm-Scale Data Assimilation

WANG Shizhang^{1,2}, MIN Jinzhong^{1,2}, CHEN Jie^{1,3}, and YANG Chun^{1,2}

1 Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 College of Atmospheric Science, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

3 Unit 94701, PLA, Anqing 246001

Abstract An iterative ensemble square root filter (iEnSRF) is designed on the basis of the latest asynchronous algorithm. In this iterative scheme, the forecast backgrounds at the analysis time and an earlier time are synchronously updated; then, the ensemble forecast is launched from the analysis field at the earlier time; finally, these two steps are repeated to produce

收稿日期 2011-10-10, 2012-10-08 收修定稿

资助项目 公益性行业 (气象) 科研专项 GYHY200806029, 国家重点基础研究发展计划 (973) 项目 2013CB430102, 科技创新工程重大项目培育基金 708051, 国家自然科学基金资助项目 40975068

作者简介 王世璋, 男, 1985 年出生, 博士研究生, 主要从事雷达资料同化研究。E-mail: szwang@ou.edu

通讯作者 闵锦忠, E-mail: minjz@nuist.edu.cn

an iterative analysis of the background at the analysis time. The performance of this iterative scheme is examined using simulated radar data assimilation with an idealized storm case. The iEnSRF results are compared to those yielded by a traditional EnSRF. In addition, the performance of iteration involving only the background at the analysis time is discussed. The results obtained using data from a single simulated radar show that iEnSRF can effectively retrieve the positive feedback between the vertical motion and the latent heat release in the presence of a poor initial condition that provides no storm information. This improvement significantly optimizes the balance between different variables in the initial analysis and increases the convergence speed of assimilation. Conversely, the traditional EnSRF is unable to retrieve this positive feedback relationship in the initial analysis with the same poor initial condition, resulting in slower convergence and a larger analysis error. Iterative analysis cannot outperform the traditional EnSRF if the iteration considers only the background at the analysis time, indicating that considering two backgrounds at different times is necessary for the iterative algorithm to produce improvement. Results using data from two simulated radars show that the iEnSRF still outperforms the traditional EnSRF, especially in the upper troposphere. A comparison of the results using single radar data and dual radar data indicates that the traditional EnSRF cannot effectively use more data to improve the initial analysis of non-observed variables such as temperature, whereas the iEnSRF can effectively use more data to further improve the initial analysis.

Keywords Traditional EnSRF, Iterative EnSRF, Storm-scale, Initial analysis

1 引言

集合卡尔曼滤波 (EnKF) 于 1994 年由 Evensen (1994) 首次引入气象资料同化, 至今已经得到大量研究和改进, 例如在协方差膨胀 (Anderson, 2007a), 协方差局地化 (Anderson, 2007b) 和消除模式误差影响 (Zheng et al., 2006; Li et al., 2009) 等方面。这些改进使得 EnKF 的应用日趋成熟, 并在天气尺度资料同化方面实现了业务化 (Whitaker et al., 2008)。在风暴尺度同化领域, 近年来的研究 (Tong and Xue, 2005; 许小永等, 2006; 兰伟仁等, 2010a, 2010b) 表明 EnKF 能够有效地利用高时空分辨率的雷达资料还原风暴的内部结构并得到比较理想的同化效果。然而, EnKF 在风暴尺度下的应用还存在着很多问题, 制约着 EnKF 的同化效果。其中一个问题就是 EnKF 较慢的收敛速度。这一问题最早由 Snyder and Zhang (2003) 在同化模拟雷达资料时发现, 但当时并没有对这一问题进行进一步的讨论。Caya et al. (2005) 对比了 EnKF 和四维变分 (4DVAR) (Sun and Crook, 1997; 许小永等, 2004) 在风暴尺度下的同化效果, 发现 EnKF 需要比 4DVAR 使用更多时次的分析才能达到最优的效果。Kalnay and Yang (2010) 指出, EnKF 实现最优化分析的两个必要条件为: 集合均值与真值相近, 和背景误差协方差能够代表真实误差的空间结构。而在实际资料的应用中, 即使目前最新的 GFS 再分析资料也只能达到 0.5° 分辨率, 仍无法对风暴的大致特征进行描绘, 因此 EnKF 很难在此条件下

快速收敛。考虑到风暴尺度天气系统发展速度较快, 生命史较短的特点, 如果 EnKF 同化的收敛速度很慢, 风暴的最佳预报时间就会被错过, 所以需要对 EnKF 进一步的改进以克服这一问题。

EnKF 之所以不能在初始的集合均值与真值偏差较大的情况下得到最优分析, 是因为误差较大的集合均值会使得通过集合预报估计出来的背景误差协方差不能准确地代表真实的误差协方差。同时, 初始的集合扰动缺乏空间或变量间的相关也会对 EnKF 的分析产生负影响 (Yang et al., 2009)。因此, 要改进 EnKF 在初次分析中的效果, 就需要改进初始的集合 (包括均值和扰动)。Kalnay and Yang (2010) 发现实现这一目标需要进行向后分析 (backward analysis), 而预报误差协方差的改进则需要通过在前后两个时次之间重复向后分析和向前预报的过程来实现。基于此, 他们设计了一个基于局地集合变换卡尔曼滤波 (LETKF) 算法 (Hunt et al., 2007) 的原地踏步 (running in place) 方案, 简称 RIP。该方案通过无代价 (no cost) 集合卡尔曼平滑 (EnKS) (Yang et al., 2009) 实现向后分析, 先更新分析时刻之前某一时刻的集合, 然后在这一时刻和分析时刻之间重复“向后分析—向前预报”来改进预报的背景误差协方差, 最终实现分析时刻 EnKF 分析的改进。由于该方案需要反复分析数次, 因此同一观测将在该方案中被使用数次。这一做法与传统 EnKF 理论中每个观测资料只能使用一次的要求相矛盾。但是, Kalnay and Yang (2010) 指出, 在初始估计偏差较大的情况下, 重复使用同一个观

测以提高分析效果的做法是可以接受的。他们在准地转模式下的测试表明该方案能够加快 EnKF 的收敛速度, 在较短时间内能够达到与 4DVAR 相同的误差水平。他们的结果显示: 在没有使用 RIP 之前, 局地集合变换卡尔曼滤波 (LETKF) 需要 170 个同化循环 (12 小时一次, 约 85 天) 才能收敛, 而在使用了 RIP 之后, 仅需 50 个同化循环即可收敛。这一差异表明, RIP 方案增加计算量的影响完全可以被减少的同化循环次数抵消。而对于传统 EnKF 方案来说, 由于同化循环的时间间隔由观测的时间间隔决定, 并且后者往往是固定的 (如 12 小时一次的探空观测), 因此即使计算机的运算速度无限快, 传统方案也无法减少总的收敛时间。这些研究工作为改进 EnKF 在风暴尺度下的同化效果提供了很好的参考。

由于 LETKF 尚未在风暴尺度资料同化中广泛应用, 因此闵锦忠等 (2011) 根据 RIP 方案在集合平方根滤波方法 (EnSRF) (Whitaker and Hamill, 2002) 上利用非同步 (asynchronous) 算法 (Sakov et al., 2010) 构建了一个迭代 EnSRF (iEnSRF) 方案以检验将 EnSRF 这一在风暴尺度资料同化中广泛应用的算法应用于 RIP 方案的可行性和同化效果。非同步算法 (Sakov et al., 2010) 可以通过不同时刻间的背景误差协方差来使用非分析时刻的观测, 并且能够应用于不同的 EnKF 方案, 如 EnSRF 等。因此, 闵锦忠等 (2011) 利用这一方案在 EnSRF 算法框架下实现了 RIP 方案中的向后分析, 更新分析时刻前的背景场。基于 Lorenz96 模式 (Lorenz and Emanuel, 1998), 闵锦忠等 (2011) 发现 iEnSRF 在完美模式条件下能够比传统 EnSRF 更有效地同化常规观测资料和非常规观测资料, 在对模式误差进行订正的非完美模式条件下, iEnSRF 能够更好地利用改进后的集合预报系统来提升分析效果。因此, 将 EnSRF 算法应用于迭代方案是可行的。同时, 闵锦忠等 (2011) 利用 iEnSRF 对非常规观测的同化结果也表明, iEnSRF 存在改进风暴尺度资料同化的可能性, 因为该尺度同化中常用的雷达资料即为非常规观测资料。

基于 Kalnay and Yang (2010) 和闵锦忠等 (2011) 的工作, 本文将 iEnSRF (闵锦忠等, 2011) 算法应用于中尺度的 WRF 模式, 研究其在风暴尺度下同化雷达资料的能力。作为 iEnSRF 在风暴尺度下的初步研究, 这一方案的同化能力将通过模拟

雷达资料同化试验来检验。本文将对传统 EnSRF 和 iEnSRF 在风暴尺度下的表现, 并讨论 iEnSRF 的一个特殊情况: 迭代时间间隔为 0, 这与闵锦忠等 (2011) 对该方案的讨论类似。与 Tong and Xue (2005) 对 EnKF 在风暴尺度下的初步研究类似, 作为 iEnSRF 在风暴尺度下的初步研究, 本文的试验在完美模式下进行。试验分为两组, 单雷达同化试验和双雷达同化试验。进行双雷达同化试验一方面可以检验传统 EnSRF 能否依靠同一时刻更多的观测来改进初始分析, 另一方面可以检验迭代方案能否通过更多的观测来达到更好的效果。考虑到迭代过程大幅增加的计算量问题和重复使用观测资料仅仅在初始估计较差的情况下适用的问题, 在本文的研究中, iEnSRF 将只在第一次同化循环中应用, 即优化 EnSRF 的初始分析。文章的结构为: 第二部分介绍 EnSRF 和在此基础上演变出来的 iEnSRF; 第三部分为模拟雷达资料同化试验设计和结果; 第四部分为文章结论。

2 传统 EnSRF 和迭代 EnSRF

2.1 传统 EnSRF 方程

由 Whitaker and Hamill (2002) 提出的 EnSRF 方案是 EnKF 中的一个重要的分支, EnSRF 方案对传统的 EnKF 更新方程进行了调整, 使其可以在不低估分析误差协方差的情况下不对观测进行扰动, 避免了由扰动观测带来的采样误差及其产生的滤波发散问题。根据 Evensen (1994) 的设计, EnKF 同化循环的计算分为两步:

$$\mathbf{X}_i^b(t_n) = \mathbf{M}\mathbf{X}_i^a(t_{n-1}), \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_i^a(t_n) = \mathbf{X}_i^b(t_n) + \frac{\mathbf{P}^b \mathbf{H}^T}{\mathbf{H}\mathbf{P}^b \mathbf{H}^T + \mathbf{R}}(\mathbf{y}_j^o - \mathbf{H}\mathbf{X}_i^b(t_n)), \quad (2)$$

其中 (1) 式为集合预报部分, $\mathbf{X}$ 表示模式预报的状态向量, $\mathbf{M}$ 代表预报模式, $\mathbf{a}$ 代表分析场, $\mathbf{b}$ 代表背景场, i 表示第 i 个成员。(2) 式为 EnKF 的更新方程, 其中 $\mathbf{H}$ 代表线性观测算子; $\mathbf{P}^b \mathbf{H}^T \cong [(\mathbf{X}_i^b - \overline{\mathbf{X}^b})(\mathbf{H}\mathbf{X}_i^b - \overline{\mathbf{H}\mathbf{X}^b})^T]$, 代表 t_n 时刻通过统计集合成员得到的模式变量和观测变量的背景误差协方差; $\mathbf{H}\mathbf{P}^b \mathbf{H}^T \cong [(\mathbf{H}\mathbf{X}_i^b - \overline{\mathbf{H}\mathbf{X}^b})(\mathbf{H}\mathbf{X}_i^b - \overline{\mathbf{H}\mathbf{X}^b})^T]$, 代表 t_n 时刻通过统计集合成员得到的观测变量的背景误差协方差; $\mathbf{R}$ 代表观测误差协方差; $\mathbf{y}_j^o$ 代表在 t_n 时刻原始观测上加入扰动后得到的观测。Whitaker and Hamill (2002) 的研究发现对观测进行扰动会引入额外的采样误差, 导致分析误差协方差被低

估,引起滤波发散。而如果不对观测进行扰动,所用成员都使用相同的观测进行更新,则原 EnKF 得到的分析误差协方差 $P^a = (I - KH)P^b(I - KH)^T + KRK^T$ 就会退化为 $P^a = (I - KH)P^b(I - KH)^T$, 同样会低估分析误差协方差,因此他们提出了 EnSRF 方案来解决这一矛盾。在 EnSRF 方案中,(2)式被分为均值和集合两部分计算。同时,在该方案中,观测为顺序同化,一次只同化一个观测且不加扰动,因此观测向量 y_j^o 变为标量 y_j^o ,而观测误差协方差矩阵 R 则退化标量为 R 。第 j 个观测的更新方程为:

$$\bar{X}^a = \bar{X}^b + K(y_j^o - \bar{H}X_j^b), \quad (3)$$

$$X_i^a = X_i^b - \alpha KH X_{i,j}^b, \quad (4)$$

其中, $\bar{X}$ 代表集合平均, X' 代表集合扰动, $K = P^b H^T (H P^b H^T + R)^{-1}$ 代表卡尔曼增益, α 是 EnSRF 为解决分析误差协方差被低估引入的小参数,其在单一观测条件下的解为: $\alpha = [1 + \sqrt{R(H P^b H^T + R)^{-1}}]^{-1}$ (Maybeck, 1979)。在引入 α 后, EnSRF 的分析误差协方差 P^a 变为 $(I - \alpha KH)P^b(I - \alpha KH)^T$, 与 $(I - KH)P^b(I - KH)^T + KRK^T$ 相等,解决了因为不扰动观测而导致低估分析误差协方差的问题。

EnSRF 方案在中小尺度资料同化,尤其是雷达资料同化中得到了大量的应用 (Tong and Xue, 2005; Xue et al., 2006; Xu et al., 2008; Jung et al., 2008a, 2008b), 证明 EnSRF 能够较好地应用于中小尺度资料同化。因此在本文中使用 EnSRF 方案而不是 LETKF 方案是合理的,也能够保持与前人研究的一致性。

2.2 迭代 EnSRF

根据闵锦忠等 (2011) 的设计, iEnSRF 在传统

EnSRF 基础上增加了一个嵌套在主同化流程上的内循环,将传统 EnSRF 的顺序同化过程变为一个循环迭代的过程。iEnSRF 工作流程如图 1 所示。

在分析同化部分,用于分析的背景场 X^b 包含了两个时次 $(X^b(t), X^b(t - \Delta t))^T$, 因此可以将 $X^b(t - \Delta t)$ 看成是一组新增的模式变量,使得新的 X^b 的分析公式可以完全保持原 EnSRF 公式的形式。对于第 j 个观测,相应的 $X^b(t - \Delta t)$ 的更新部分表达式为:

$$\begin{aligned} \overline{X^a(t - \Delta t)} &= \overline{X^b(t - \Delta t)} + \\ &\frac{(\overline{X^b(t - \Delta t)} - \overline{X^b(t - \Delta t)})(\overline{H X^b(t)} - \overline{H X^b(t)})^T}{(\overline{H X^b(t)} - \overline{H X^b(t)})(\overline{H X^b(t)} - \overline{H X^b(t)})^T + R} \\ &(\overline{y_j^o} - \overline{H X^b(t)}) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} X_i^a(t - \Delta t) &= X_i^b(t - \Delta t) - \\ &\alpha \frac{(\overline{X^b(t - \Delta t)} - \overline{X^b(t - \Delta t)})(\overline{H X^b(t)} - \overline{H X^b(t)})^T}{(\overline{H X^b(t)} - \overline{H X^b(t)})(\overline{H X^b(t)} - \overline{H X^b(t)})^T + R} H X_{i,j}^b(t), \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\overline{X^b(t - \Delta t)} = 1/N \sum_{i=1}^N X^b(t - \Delta t)_i$ 。式 (5)、(6)

与式 (3)、(4) 的最大差别在于前者引入了不同时刻的背景场之间的误差协方差,使其能够利用 t 时刻的观测同化 $t - \Delta t$ 时刻的背景场。Hunt et al. (2004, 2007) 的实践表明在 EnKF 中使用两个不同时刻的背景场来估计背景误差协方差是可行的,并且这一计算在 Sakov et al. (2010) 的讨论中也被证明是合理的。

在迭代部分, iEnSRF 在分析得到 $X_i^a(t - \Delta t)$ 后将其作为 $t - \Delta t$ 时刻新的背景场并再次积分到 t 时刻得到新的 $X^b(t)$, 然后利用式 (3)、(4)、(5)、(6)

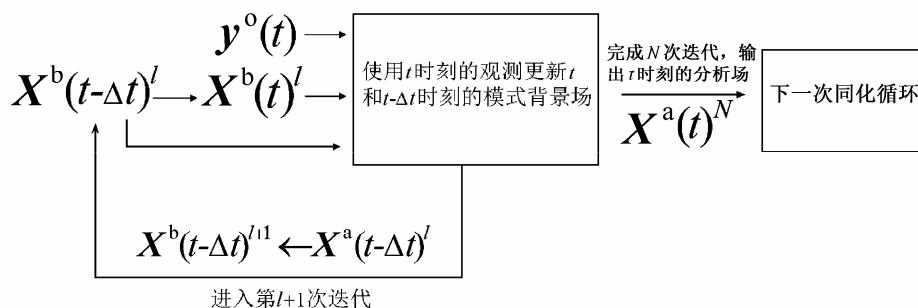


图 1 iEnSRF 工作流程图。 l 表示第 l 次迭代, 总的迭代步数是 N 次; t 代表分析时刻而 $t - \Delta t$ 代表一个比分析时刻更早的时刻, 该时刻与分析时刻之间的间隔为 Δt ; b、a、o 分别表示背景场、分析场、观测场

Fig. 1 The working flow chart of iterative EnSRF. Superscript l represents the l th iteration and the total iteration number is N ; t represents the analysis time and $t - \Delta t$ represents the time earlier than t , the interval between this time and analysis time is Δt ; superscripts b, a, and o represent the background, analysis, and observation fields, respectively

对新的一组 $(X^b(t), X^b(t - \Delta t))^T$ 进行分析, 得到新的 $X^a(t - \Delta t)$ 。这一分析—预报的过程将被不断重复直到达到优化 $X^a(t)$ 的目的。

与 RIP 一样, iEnSRF 方案可以应用于每一次同化循环, 但这样会明显地增加整个同化过程的计算代价。而根据 Snyder and Zhang (2003) 和 Caya et al. (2005) 的工作, 使用较好的初始估计就能加快 EnKF 的收敛速度。因此, 在本文中, iEnSRF 方案将只应用于第一次同化循环, 优化 EnSRF 的初始分析, 而在随后的同化循环中将使用传统 EnSRF 方案, 在减少同化计算时间的同时也符合 Kalnay and Yang (2010) 关于重复使用观测仅仅在初始估计较差条件下适用的观点。

3 模拟雷达资料同化试验

3.1 试验设计

首先, 使用 WRF ARW V2.2.1 进行理想 (idealized) 风暴的模拟, 简称“真实模拟”。该模拟生成的风暴在随后的同化试验中被视为“真实风暴”。理想风暴通过在一个由单点探空生成的

环境场中加入热泡触发。探空廓线如图 2 所示。这是一个快速移动且不断分裂的风暴。模式预报的水平范围为 $200\text{ km} \times 200\text{ km}$, 水平分辨率 2 km , 垂直范围为 20 km , 垂直分辨率为 0.5 km 。触发对流的椭圆体热泡加在 x 方向第 30 格点, y 方向第 50 格点上方 1.5 km 处, 长轴半径 6 km , 短轴半径 1.5 km , 热泡中心强度为 3 K 并向外递减。“真实模拟”的预报时间为 1.5 小时、积分步长 12 秒、参数化方案选用 6 相冰方案 WSM6、rrtm 长波辐射方案、Dudhia 短波辐射方案, 不使用积云参数化方案和陆面过程方案, 侧边界条件为开边界、上下边界为刚性边界、下边界平坦。

同化试验分为两组。第一组试验为单雷达试验, 包括试验 Cntlrun、BIExper、BliEExper 和 BIRAEExper; 第二组为双雷达试验, 包括试验 BIExper2 和 BliEExper2。试验名称中的 BI 对应较差的初始估计 (Bad initial estimate), iE 对应 iEnSRF, RA 对应 iEnSRF 所分析的两个时次的背景场时间间隔为 0 的情况, 即在迭代过程中不涉及模式积分。试验名称中没有 iE 或者 RA 的试验使用

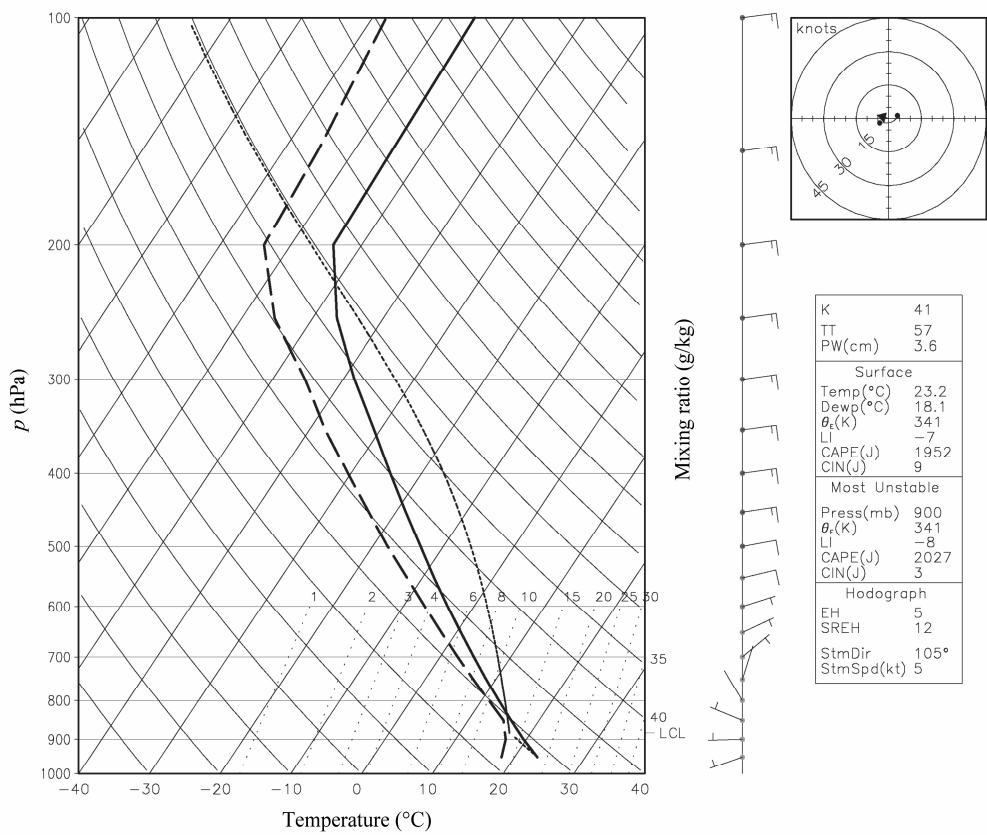


图 2 生成初始环境场所用探空廓线图。实线：温度；虚线：露点温度；点线：干绝热线
Fig. 2 The sounding used for generating the initial environment field. Solid line: temperature profile; dashed line: dew-point temperature profile; dotted line: dry adiabatic line

传统 EnSRF 方案。表 1 中列出了各个试验之间的主要差别。

表 1 同化试验设置

Table 1 The configurations of assimilation experiments

试验名称	同化方案	迭代涉及 的背景场		初始场设置
		同化雷达的 数量 (部)	之间的时间 间隔(min)	
Cntrlrun	传统 EnSRF	1		有热泡触发对流
BIExper	传统 EnSRF	1		无热泡
BliExper	iEnSRF	1	5	无热泡
BIRAEExper	iEnSRF	1	0	无热泡
BIExper2	传统 EnSRF	2		无热泡
BliExper2	iEnSRF	2	5	无热泡

Cntrlrun 为使用较好初始估计的同化试验。为了得到比较好的估计, 试验在第 20 分钟 (模式时间) 以前使用和真实风暴相同的设置, 因此在第 20 分钟的时候 Cntrlrun 试验的风暴为真实风暴。然后在第 20 分钟的 Cntrlrun 背景场上加入一组包含 40 个成员的扰动以生成初始集合。扰动满足 $N(0, 1)$ 正态分布条件, 其中风场的三个分量 u, v, w 的标准偏差均为 3 m s^{-1} , 位温 θ 为 3 K , 水汽混合比 q_v 为 0.005 kg kg^{-1} 。然后, 将集合成员积分至第 40 分钟。此时由于扰动的非线性作用使得集合均值偏离真值, 得到一个有误差的背景场, 但原先的风暴仍然存在, 只是强度大幅减弱。Cntrlrun 试验从第 40 分钟开始进行雷达资料的同化以修正背景场的偏差。同化每隔 5 分钟进行一次, 至第 1.5 小时结束。同化更新的模式变量有三个风场分量 u, v, w , 扰动位势 ϕ , 位温 θ , 水汽混合比 q_v , 雨水混合比 q_r , 云雪混合比 q_s 以及雹霰混合比 q_g 。协方差膨胀方案选取松弛膨胀法 (Zhang et al., 2004), 分析集合与预报集合比例为 0.5:0.5, 与 Zhang et al. (2004) 的设置相同。局地化方案使用距离相关函数方案 (Gaspari and Cohn, 1999), 其中温、压、风场的水平局地化距离为 6 km , 垂直局地化距离为 2 km , 水物质变量的水平局地化距离为 4 km , 垂直局地化距离为 2 km 。模拟的雷达位于 x 方向第 25 格点、 y 方向第 75 格点处, 观测的变量为径向风和反射率, 其中假定径向风的观测统计误差为 0.5 m s^{-1} , 反射率的观测统计误差为 2 dBZ 。这些观测误差的数值为经验给定, 与 Tong and Xue (2005) 和 Xue et al. (2006) 的结果类似。此外, 同类观测的所有数据的误差都相同, 例如所有观测点上的反射率观测误

差同为 2 dBZ 。

BIExper 为使用较差初始估计的试验, 与 Cntrlrun 的区别是在初始时刻没有加入触发对流的热泡, 而是直接将环境场积分 20 分钟。此后使用与 Cntrlrun 相同的方式加入扰动并积分到第 40 分钟, 再开始进行同化。因此在同化开始时 BIExper 的预报场中没有任何超级单体风暴产生, 不包含任何风暴的信息。较之 Cntrlrun, BIExper 的初始估计误差更大。BIExper 所用同化系统的设置均与 Cntrlrun 相同。

BliExper 为使用 iEnSRF 方案优化初始分析的试验。除了在第 40 分钟的同化循环中使用 iEnSRF 方案外, 其他设置与 BIExper 相同。BliExper 试验中, iEnSRF 方案的 t 时刻对应第 40 分钟, $t-\Delta t$ 时刻对应 35 分钟, 即两个时次的间隔为 5 分钟。选取这一时间间隔的原因是在这一时段内对流的移动和发展变化的幅度不会很大, 但又不会差别太小, 且与雷达观测的间隔相同, 方便流程设计。迭代循环的次数为经验设置, 总共 6 次, 前 5 次迭代只使用雷达径向风更新背景场, 最后一次迭代同时同化雷达径向风和反射率。这主要是考虑到当前几次同化所用背景场误差较大时, 同化反射率所产生的水物质的下沉拖曳及蒸发吸热作用可能会抑制同化得到的对流的发展。Tong and Xue (2005) 的研究也表明在同化初期背景误差较大时同化反射率的效果并不理想。此外, 考虑到 $t-\Delta t$ 时刻的集合将被反复同化且该时刻的分析质量可能不及 t 时刻的分析质量, 因此在应用松弛膨胀法时, 本文将 $t-\Delta t$ 时刻分析集合与预报集合的比例设为 0.1:0.9, 以避免 $t-\Delta t$ 时刻的分析误差协方差被过度低估。

BIRAEExper 为使用退化为同步算法的 iEnSRF 试验。试验的主要设置和 BliExper 相同, 区别在于 iEnSRF 涉及的两个时间层间隔为 0, 相当于使用相同的观测对同一个背景场进行数次更新。因此, 这个试验与使用传统 EnSRF 算法的 BIExper 的差别在于同一个观测在这个试验中会被使用数次而在 BIExper 中只会被使用一次。在闵锦忠等 (2011) 中, 这种仅涉及一个时间层的迭代方式在没有误差的模式下能够在同化部分非常规观测时得到比传统 EnSRF 更好的效果, 而且其计算量远小于涉及两个时间层的迭代的计算量, 因此有必要对比此方式和涉及两个时间层的 iEnSRF 在风暴尺度

雷达资料同化中的效果, 检验在两个时间层上进行迭代的必要性。

BIExper2 与 BIExper 类似, 但使用两部雷达, 其中一部与 Cntlrun 相同, 另一部位于 x 方向第 25 格点, y 方向第 25 格点处。

BliEExper2 与 BliEExper 类似, 但使用与 BIExper2 中相同的两部雷达。此外, 循环的次数减少为 3 次, 一方面是减少同化计算的时间, 另一方面在试验中发现将循环次数设置为 3 次时已经能够得到最好的效果。其他设置与 BliEExper 相同。

3.2 雷达观测算子

同化的雷达资料有两个变量, 径向风 V_r 和反射率 Z 。这两个变量的计算公式与 Tong and Xue (2005) 相同。其中, 径向风 V_r 的计算公式为:

$$V_r = u_r \cos \gamma \sin \beta + v_r \cos \gamma \cos \beta + (w_t - w_r) \sin \gamma, \quad (7)$$

其中, γ 为雷达扫描的仰角, β 为雷达扫描的方位角, w_t 为雨滴下落末速度, u_r, v_r, w_r 为模式模拟的三个速度分量在雷达观测点上的插值。反射率 Z 的计算公式为:

$$Z = 10 \log_{10} \left(\frac{Z_e}{1 \text{ mm}^6 \text{ m}^{-3}} \right), \quad (8)$$

其中 $Z_e = Z_{er} + Z_{es} + Z_{eh}$, 由三部分组成, 当中雨水对反射率贡献的部分为:

$$Z_{er} = \frac{10^{18} \times 720 (\rho q_r)^{1.75}}{\pi^{1.75} N_r^{0.75} \rho_r^{1.75}}. \quad (9)$$

云雪对反射率贡献的部分分为两种情况, 当温度小于 0°C 时,

$$Z_{es} = \frac{10^{18} \times 720 K_i^2 \rho_s^{0.25} (\rho q_s)^{1.75}}{\pi^{1.75} K_r^2 N_r^{0.75} \rho_i^2}, \quad (10)$$

当温度大于 0°C 时,

$$Z_{es} = \frac{10^{18} \times 720 (\rho q_s)^{1.75}}{\pi^{1.75} N_s^{0.75} \rho_s^{1.75}}. \quad (11)$$

雹霰对反射率贡献的部分为:

$$Z_{eh} = \left(\frac{10^{18} \times 720}{\pi^{1.75} N_h^{0.75} \rho_h^{1.75}} \right)^{0.95} (\rho q_h)^{1.6625}, \quad (12)$$

具体的参数设置与 Tong and Xue (2005) 的设置相同。模拟雷达观测资料的位置在水平方向上与模式格点重合, 在垂直方向上位于雷达体扫的锥面上。根据雷达体扫的 VCP11 模式, 本文所用模拟雷达资料的仰角共有 14 层, 每个仰角的角度与 Xu et al. (2008) 所用雷达仰角角度相同。

3.3 单多普勒雷达试验

首先, 从图 3 中可以看出, 4 个同化试验的初始分析的最大的差别体现在对流的垂直结构上。此时, “真实模拟”的风暴已经发展成为一个深对流, 最大对流高度接近 15 km 的位置。该风暴在垂直方向上形成了一个次级环流, 在对流区后部上升, 前部下沉, 低层的上升运动为倾斜上升结构, 这样的环流有利于对流的维持和发展, 强的上升气流可以托起较大的雹粒, 并在高空将雹粒向前抛出, 使得这些水物质的下沉拖曳作用不会影响到其后方的上升运动。这个“真实风暴”的主要特征是在上升运动最强的区域有一个高出周围环境温度 5 K 的暖区 (图 3a 圆点所示), 这一暖区从低层 1.5 km 向上一共延伸到超过 10 km 的高度。这一温度场配置表明在“真实风暴”中, 潜热加热与上升运动之间的正反馈作用已经非常明显, 风暴正是依靠这种机制在发展和维持。

在使用了较好初始估计的 Cntlrun 中, 可以看到同化所产生的对流的最高高度较“真实风暴”偏低, 说明经过同化后分析场所表现出来的对流强度与“真实风暴”仍有一定差距, 而在对流区的后部, 同化估计出了较强的垂直上升运动, 但没估计出潜热释放所产生的暖区, 说明在背景误差协方差中并没有能够建立上升运动与潜热释放的关系。因此尽管 Cntlrun 的分析产生了较大的垂直速度, 但没有潜热与之配对。

使用了较差初始估计的 BIExper 则与“真实风暴”差距更大, 同化估计出的对流高度较之 Cntlrun 更低, 且雹霰混合比的垂直结构也比较零乱, 出现了两个中心, 最大值也较 Cntlrun 偏低。在 BIExper 的对流区里面没有出现较强的垂直速度, 而相应的潜热释放区也没有表现出来, 这一结果表明当初始估计较差时, 首次同化的效果要逊于使用较好初始估计的效果, 同化效果的好坏和初始估计有一定的正相关。

BliEExper 中使用了 iEnSRF 方案, 得到的对流高度上限以及雹霰混合比的最大值已经非常接近“真实风暴”, 但在雹霰混合比的细节结构, 尤其是对流前方雹粒下落区的结构与 Cntlrun 达到的效果仍有一定差距, 但较之 BIExper 已有明显改进。在垂直运动方面, BliEExper 得到了较强的垂直上升运动, 已经与 Cntlrun 及“真实风暴”接近, 只是在对流区前方没有出现因雹粒下落而产生的下

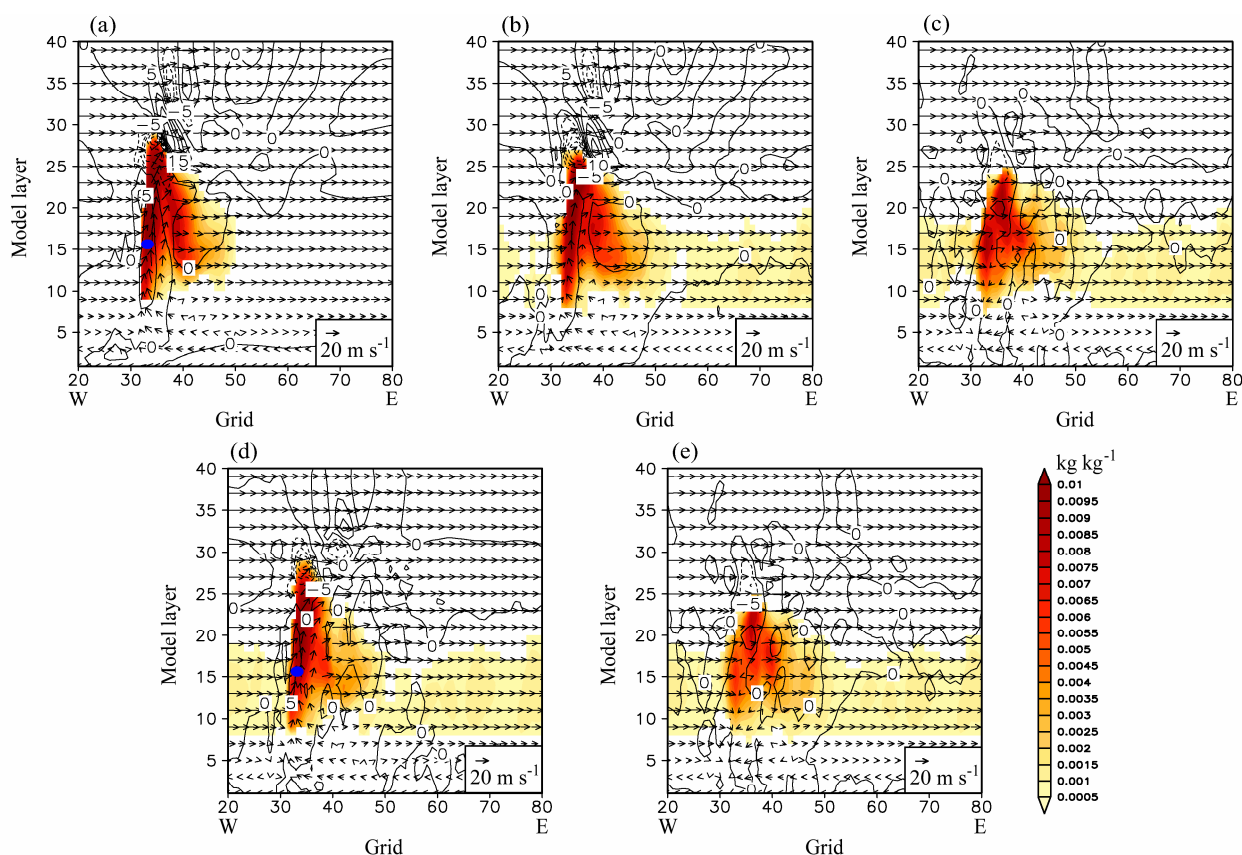


图3 同化起始时刻(第40分钟) y 方向第50格点处的垂直剖面图:(a)真实模拟;(b) Cntlrun;(c) BIEper;(d) BliEper;(e) BIRAEper。矢量箭头: 风场(单位: m s^{-1}); 等值线: 扰动位温(等值线间隔 5 K); 阴影: 雹霰混合比(单位: kg kg^{-1}); 蓝色实心圆点: 对流区暖中心的位置。横轴为东西方向的模式网格数, 纵轴为垂直方向的模式层数

Fig. 3 The vertical cross sections of wind (vector, unit: m s^{-1}), potential temperature (contour) with 5 K interval, and mixing ratio of graupel (shaded) at the 50 th grid point in y direction at 40 min for expts (a) truth simulation, (b) Cntlrun, (c) BIEper, (d) BliEper, and (e) BIRAEper. The blue solid dot marks the location of heating area in storm

沉气流,使得垂直运动没有形成一个完整的次级环流。与其他同化试验相比, BliEper 最大的特征就是在强上升运动区得到了一个 5 K 的暖中心(图 3d 圆点所示)。尽管这一暖中心在范围和结构上较“真实风暴”仍有较大差别,暖区所能达到的最大高度比真实风暴低,水平范围也相对较小,且垂直结构还有一定程度的扭曲,但暖中心的出现表明在同化所模拟出来的风暴中,潜热加热和上升运动已经建立起正反馈机制,这一机制的建立将有利于后期的预报和同化分析。同时,这一现象还说明潜热加热和上升运动之间的正相关关系已经反映在背景误差协方差中。因为温度为非观测变量,所以没有背景误差协方差的改进就不可能有温度分析的改进。对背景误差协方差的检验(图略)表明图 3d 圆点处的 w 与周围温度之间的相关为正相关,代表了上述正反馈关系。而在 BIEper 中,同一区域的

相关为负相关,导致温度在 BIEper 中没有得到修正,因而图 3c 中风暴的上升运动区没有出现暖中心相对应。

除了在要素场上的改进, iEnSRF 的另一个改进效果体现在每次预报的雷达径向风均方根误差(Root Mean Square Error, 简称 RMSE)都较前次预报有所下降(图 4)。从图 4 中可以看出,每次迭代中径向风的分析误差水平基本相当,表明观测位置附近的风场在单次同化后已经比较接近真实值。但是,图 3 的结果表明其他要素场的分析并没有在单次同化后达到最优,因此初始的单次同化并不能使整体的分析结果达到最优。在经过多次迭代后,第六次迭代时的预报误差较之第一次迭代时的误差有了明显的降低,表明 iEnSRF 能够抓住本文所用风暴个例的主要特征——潜热释放与垂直运动之间的正反馈作用,使得预报逐渐向真实值靠

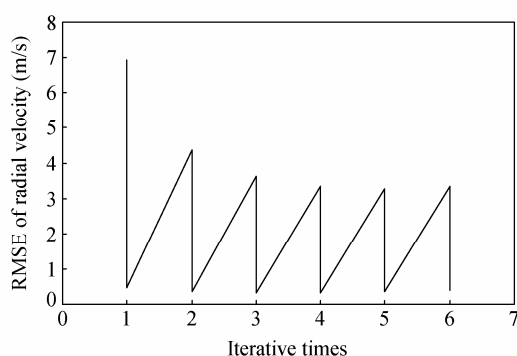


图 4 迭代过程中的雷达径向风均方根误差 (第 40 分钟), 横轴表示迭代的次数

Fig. 4 The RMSE of radial velocity within the iteration process (at the 40th min)

近。这个在非观测变量分析上的改进表明背景误差协方差已经得到了优化, 否则非观测变量的分析效果应与传统方案相当。这一结果与闵锦忠等 (2011) 在讨论 iEnSRF 对背景误差协方差影响的讨论结论一致: iEnSRF 能够改进背景误差协方差的估计。

BIRAEExper 则与 BIEExper 的结果类似, 较强的上升运动和相应的暖中心并没有出现在 BIRAEExper 的分析场中 (图 3e)。这一结果表明用相同观测对同一个时次的背景场进行反复同化并不能有效改进非观测变量的分析, 即观测变量和非观测变量之间的背景误差协方差并没有得到改进。考虑到 BIRAEExper 和 BliEExper 的差别——BIRAEExper 在迭代过程中不涉及两个时间层, 可以推断 BIRAEExper 中背景误差协方差没有得到改进的原因可能是只涉及一个时间层的迭代方式并不能产生基于分析场的流依赖的背景误差协方差。因为在 BIRAEExper 中, 尽管 iEnSRF 不断用观测到的风暴信息 (风场和微物理量) 同化更新背景场, 但是模式不能用这个改进了的背景场进行预报并得到基于此分析场的流依赖的背景误差协方差。因此, 当迭代结束时, 同化时刻的背景误差协方差依然不能包含较强上升运动与潜热释放之间的正反馈关系, 所以这一关系不能正确反映在 BIRAEExper 的分析中。这说明涉及两个时间层的非同步的 iEnSRF 方案与在只在一个时间层上重复使用观测的方法有着巨大的差别, 这一点也与闵锦忠等 (2011) 的结论一致。

其次, 从 RMSE 随时间的变化 (图 5) 可以看到, Cntlrun 和 BIEExper 的之间的差距是十分明显的。对于 u 分量, Cntlrun 的分析误差始终比 BIEExper 的分析误差小 $0.5 \sim 1 \text{ m s}^{-1}$, 而两者之间的差异在经

向风 v 和垂直速度 w 上表现得更为明显。由于试验中开边界条件的问题 (Tong and Xue, 2005), 扰动位势的分析误差在两个试验中都比较大, 但仍可以看到 Cntlrun 的分析误差在整个同化过程中都小于 BIEExper 的分析误差。同时, 两个试验在扰动位温和水气混合比这两个变量上的差别类似于他们在扰动位势上的差别。对于构成反射率因子的三个变量, 这两个试验在雨水混合比的同化上结果比较相似, 但 Cntlrun 对云雪混合比和霰混合比的分析则要远优于 BIEExper 的分析。以上对比表明, 对于绝大部分变量, Cntlrun 的分析结果优于 BIEExper 的分析结果, 说明一个更加准确的初始估计在相对较短的同化窗内有利于产生一个比较好的同化效果。由图 5 还可看出, BliEExper 的多数变量在经过 50 分钟的同化后已经非常接近 Cntlrun 的结果。在 v 和 w 分量上, BliEExper 第一次同化产生的误差减小程度远远大于 BIEExper, 并且这一优势一直保持到第 90 分钟同化结束。在扰动位势方面, BliEExper 尽管没有产生明显的改进, 但与 Cntlrun 一样, BliEExper 的 RMSE 仍小于 BIEExper。iEnSRF 分析的扰动位温误差最终也比传统 EnSRF 的分析更接近 Cntlrun 的结果。BliEExper 在水汽混合比和雨水混合比上的改进相对不尽如人意, 不过在云雪混合比和霰混合比这两个变量上, BliEExper 的结果则与 Cntlrun 几乎相同。这表明, 较之传统 EnSRF, iEnSRF 方案能够更好地还原雷达资料所反映的大气状态信息, 改进绝大部分变量的同化结果。但是, 个别变量没有改进的结果也表明目前新方案中的一些参数设置还比较粗糙, 还不能很好的改进所有分析变量。这些问题将在未来的工作中做进一步的完善。BIRAEExper 的 RMSE 变化曲线与 BIEExper 的基本相同, 仅比 BIEExper 有微小的改进, 表明仅在同一时间重复同化不仅不能在首次同化中产生明显的改进效果, 并在随后的同化中也没有较 BIEExper 产生更多改进。

为了更仔细地分析这四个同化试验在最终结果上的差异, 本文比较了四个试验在对流区的 RMSE 垂直分布情况 (图 6)。从图中可以看到, iEnSRF 对两个水平风分量的改进从低层一直保持到高层, u 分量的误差在低层已经与 Cntlrun 非常相近。在对流层中层, BliEExper 的结果虽然与 Cntlrun 相比仍有一定差距, 但也较 BIEExper 有了明显的改善, 尤其是在 12 km 以上的区域, BliEExper

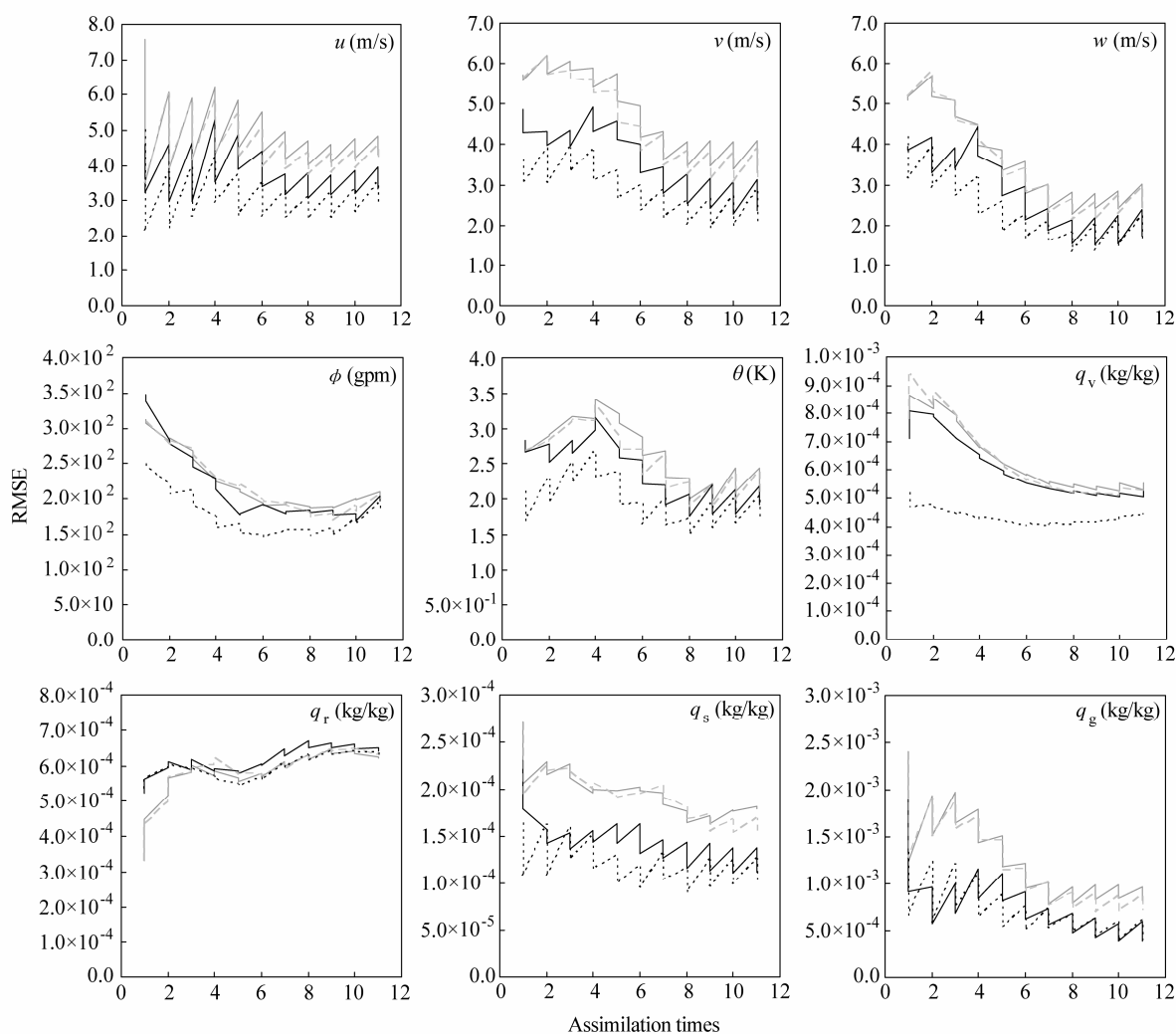


图 5 Cntlrun (黑色点线)、BIEExper (灰色实线)、BliEExper (黑色实线) 和 BIRAEExper (灰色虚线) 在真实风暴对流区 (反射率大于 10 dBZ) 的均方根误差随时间的变化: u , v , w (上); ϕ , θ , q_v (中); q_r , q_s , q_g (下)。横坐标表示同化的次数, 纵轴表示各个变量的均方根误差

Fig. 5 The evolutions of RMSEs in expts Cntlrun (black dotted line), BIEExper (gray solid line), BliEExper (black solid line), and BIRAEExper (gray dashed line) in convection area of "true storm" (the area with reflectivity greater than 10 dBZ): u , v , and w (upper panel); ϕ , θ , and q_v (middle panel); q_r , q_s , and q_g (lower panel)

的 u 分量的误差与 Cntlrun 的结果也非常接近。BliEExper 的 v 分量的误差垂直分布情况与 u 分量相似。但在对流层高层, iEnSRF 对 v 分量的改进更为明显, 几乎与 Cntlrun 重合。高层水平风场误差的减小对应了同化对对流区上部辐散的风场的改进 (图略), 而 BIEExper 风场最大的误差主要集中在高层: 对流发展高度相对较低使得 BIEExper 预报的高层风场相对“真实模拟”的风场表现为辐合, 对应高层的辐散偏弱及辐散对低层的抽吸作用偏弱。在使用了 iEnSRF 后, BliEExper 在第一个同化循环中就建立了潜热加热与上升运动之间的正反馈关系, 使得对流能够发展到与真实风暴相近的高度, 减小了高层的误差。BliEExper 的垂直运动分量 w 则在

整层都与 Cntlrun 比较接近, 改进效果很明显。而对于雷达观测反映较少的扰动位势和扰动位温, iEnSRF 的改进效果只体现在部分层次上, 其中扰动位势的改进主要集中在 5~10 km 之间, 其他部分层次则出现误差大于 BIEExper 的情况, 而扰动位温的改进则主要表现在 11 km 附近, 6 km 附近和 2 km 附近。不过由于 Cntlrun 和 BIEExper 之间的差别也是出现在这几个层次, 所以 iEnSRF 对扰动位温的改进仍然是比较明显的。在水汽混合比 q_v 上, BliEExper 的结果与 BIEExper、BIRAEExper 基本一致, 只在 4~5 km 高度上 BliEExper 的结果略有改进, 较 Cntlrun 仍有一定距离。对于雨水混合比 q_r , 四个同化试验的表现几乎没有差别。对于云雪

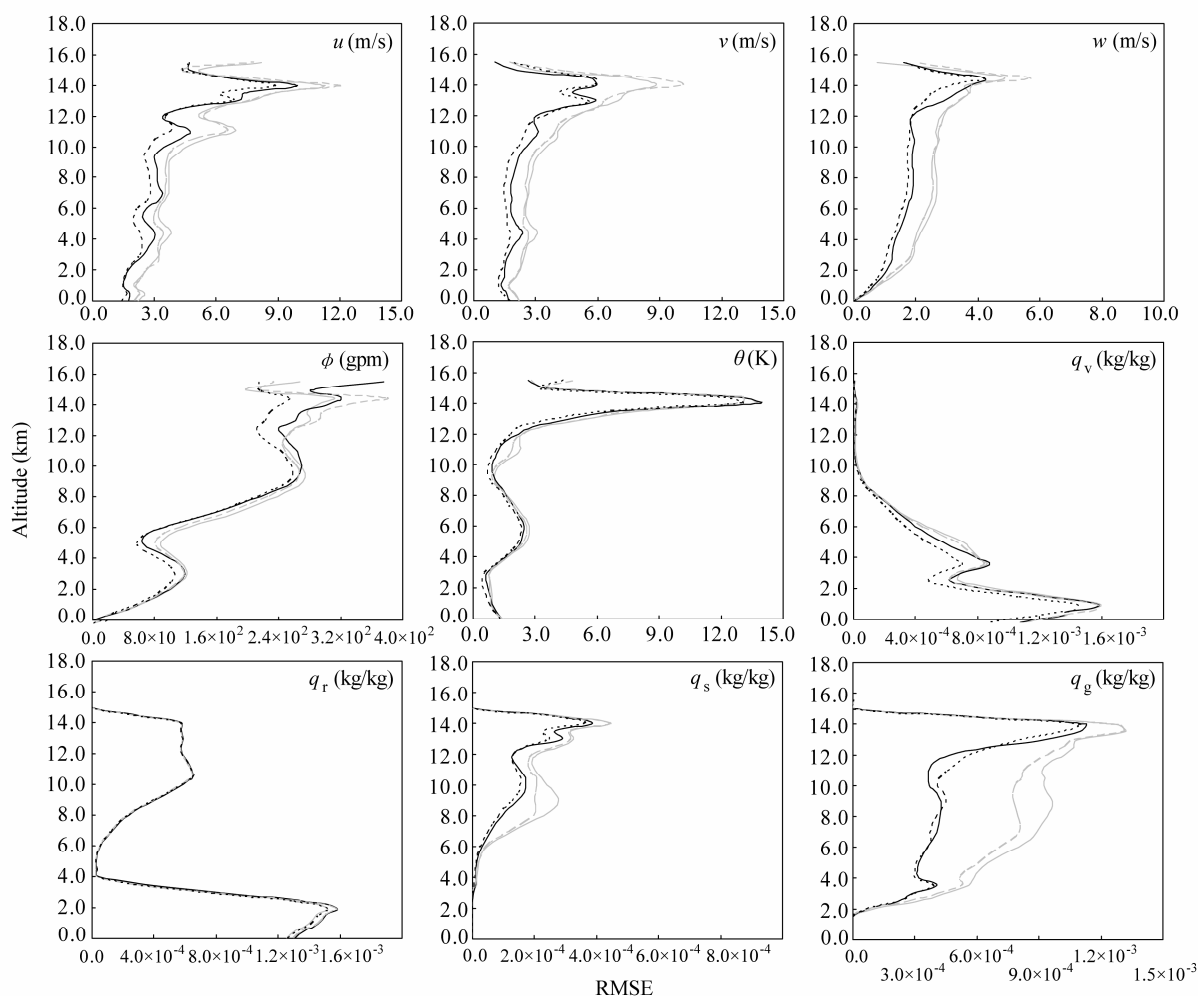


图6 第90分钟同化结束后, Cntlrun (黑色点线)、BIEExper (灰色实线)、BliEExper (黑色实线) 和 BIRAEExper (灰色虚线) 在真实风暴对流区 (反射率大于 10 dBZ) 的均方根误差随高度的变化: u , v , w (上); ϕ , θ , q_v (中); q_r , q_s , q_g (下)。纵坐标表示高度 (单位: km), 横轴表示各个变量的均方根误差

Fig. 6 The profiles of RMSEs for expts Cntlrun (black dotted line), BIEExper (gray solid line), BliEExper (black solid line), and BIRAEExper (gray dashed line) in convection area of “true storm” (the area with reflectivity greater than 10 dBZ) after assimilation at the 90th minute: u , v , and w (upper panel); ϕ , θ , and q_v (middle panel); q_r , q_s , and q_g (lower panel)

混合比 q_s 和雹霰混合比 q_g , BliEExper 的结果表现出了巨大的改进, 不仅在各个层次上都与 Cntlrun 非常接近, 雹霰混合比在 11 km 左右高度上的误差较 Cntlrun 更小。从图 6 也可以更加清楚地看到 BIRAEExper 的结果与 BIEExper 非常相似, 这表明只在分析时刻重复使用相同的观测并不能取得比传统方案更好的同化效果。

第一组单雷达试验的结果表明改进初始分析确实能够加快 EnSRF 的收敛速度以及减小收敛的误差量级。同时, 这一组试验也表明 iEnSRF 方案在风暴尺度下的应用是可行的。当然, 其中的很多设置还比较粗糙和经验化, 使得这一方案仍然不够理想, 这一点将会在随后的工作中予以改进。

3.4 双多普勒雷达试验

为检验 iEnSRF 在同化更多观测资料时的改进效果, 本文对双多普勒雷达同化的结果进行了分析。图 7 是传统 EnSRF 方案和 iEnSRF 方案两个试验在第 40 分钟同化完后的垂直剖面图。从图中可见, 尽管 BIEExper2 中同化了两部雷达的观测, 但是和图 3 中的 BIEExper 试验相比并没有在垂直方向上产生明显的改进, 仍然没有表现出真实风暴内部的暖中心, 并且在垂直速度上也没有太明显的改进, 这意味着在相同的背景场和背景误差协方差下, 增加同种观测的数量并不能有效改善非观测变量或与观测变量线性相关较弱的变量的分析效果。这主要是因为当初估计较差时, 模式驱动出的变量间

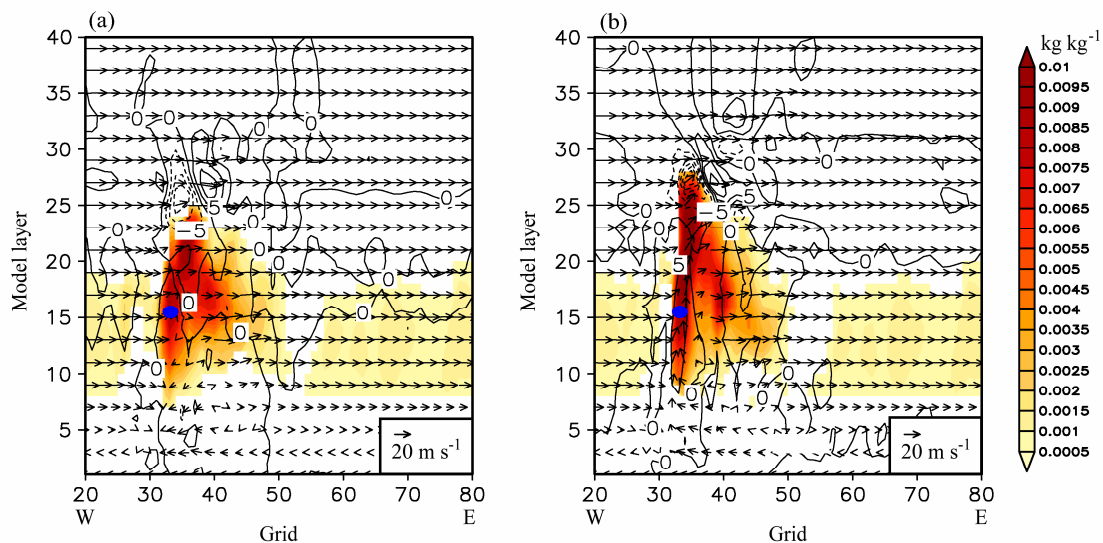


图 7 同化起始时刻(第 40 分钟) y 方向第 50 格点处的垂直剖面图: (a) BIExp2r; (b) BliEExp2r。矢量箭头: 风场(单位: m s^{-1}); 等值线: 扰动位温(等值线间隔: 5 K); 阴影: 雹霰混合比(单位: kg kg^{-1}); 蓝色实心圆点: 对流区暖中心的位置。横轴为东西方向的模式网格数, 纵轴为垂直方向的模式层数

Fig. 7 The vertical cross sections of wind (vector, unit: m s^{-1}), potential temperature (contour) with 5 K interval, and mixing ratio of graupel (shaded) at the 50th grid point in y direction at the 40th min for expts (a) BIExp2r and (b) BliEExp2r. The blue dot marks the location of heating area in storm

的背景误差协方差并不能很好地反映真实的误差关系, 使得非观测变量(如扰动位势和位温)的同化效果不会因观测的增加而有明显的改进。相比之下, BliEExp2r 的结果更加合理, 其中雹霰混合比 q_g 的垂直结构较 BliEExp2r 更接近“真实风暴”, 在对流区前部能更好地表现出雹粒下落的情况。而 BliEExp2r 的暖中心(图 7b 圆点所示)除了在最大延伸高度上低于“真实风暴”的暖中心高度外, 其结构上与“真实风暴”的暖中心结构基本一致, 也没有了 BliEExp2r 暖中心垂直结构扭曲的现象。这说明在增加了观测后, iEnSRF 能更好地通过观测反映大气的状态。

同样, 至第 90 分钟同化结束时, 本文对比了两个试验的 RMSE 随时间的演变(图 8)。在使用了两部雷达以后, BIExp2r 和 BliEExp2r 的 RMSE 下降的幅度明显大于同化单部雷达的试验中的误差下降幅度, 在风速上误差要降低 1 m s^{-1} 左右。两个方案之间的差距在使用两部雷达资料后明显减小, 但仍能看出 iEnSRF 的分析效果略优于传统 EnSRF 的分析效果。增加雷达观测后, u 分量两个试验的效果十分相近, BliEExp2r 的效果略好于 BIExp2r。 v 分量的情况和 u 分量相似, 但 iEnSRF 初期的改进效果相对明显, 差别最大时 BliEExp2r 的 v 分量的 RMSE 比 BIExp2r 小 1 m s^{-1} 以上, 这一现象也体现在 iEnSRF 对 w 分量的分析上。同

时, 对比只使用一部雷达资料时的情况可以看出, BIExp2r 中 w 分量的分析效果与 BIExp2r 相当, 而 BliEExp2r 中 w 分量的分析误差比 BliEExp2r 中相应的误差要小 0.5 m s^{-1} , 说明传统 EnSRF 在使用了更多的同种类型的观测后并不能改进对与观测相关较弱的变量的分析, 而 iEnSRF 则能够利用更多的观测产生更好的效果。在使用了双雷达后, iEnSRF 基本没有改进对扰动位势的分析, BliEExp2r 的扰动位势误差除了初期误差下降速度略快外, 后期与 BIExp2r 几乎一致。iEnSRF 对扰动位温的初始估计改进则要明显一些, 与 BliEExp2r 和 BIExp2r 的差异相似, 最终的结果的改进也接近 0.5 K 左右。而且还可以看到 BliEExp2r 中扰动位温的分析误差比 BliEExp2r 中相应误差小 0.4 K , 而 BIExp2r 与 BIExp2r 的结果相当, 再次表明在背景误差较大的情况下, iEnSRF 能够通过更多的观测来进一步改进对非观测变量的分析, 而传统 EnSRF 则不能很好地利用更多的观测来得到改进。BliEExp2r 的水汽混合比 q_v 和雨水混合比 q_r 的改进效果都不明显, 甚至在部分分析时次上, BliEExp2r 对水汽混合比的分析还存在明显的负效果, 但 BliEExp2r 和 BIExp2r 的结果在总体上差别不大。iEnSRF 对云雪混合比 q_s 和雹霰混合比 q_g 的初始分析的改进效果与单雷达试验相似, 其分析误差大幅低于传统 EnSRF 方案的分析误差。但随着同化次数的增

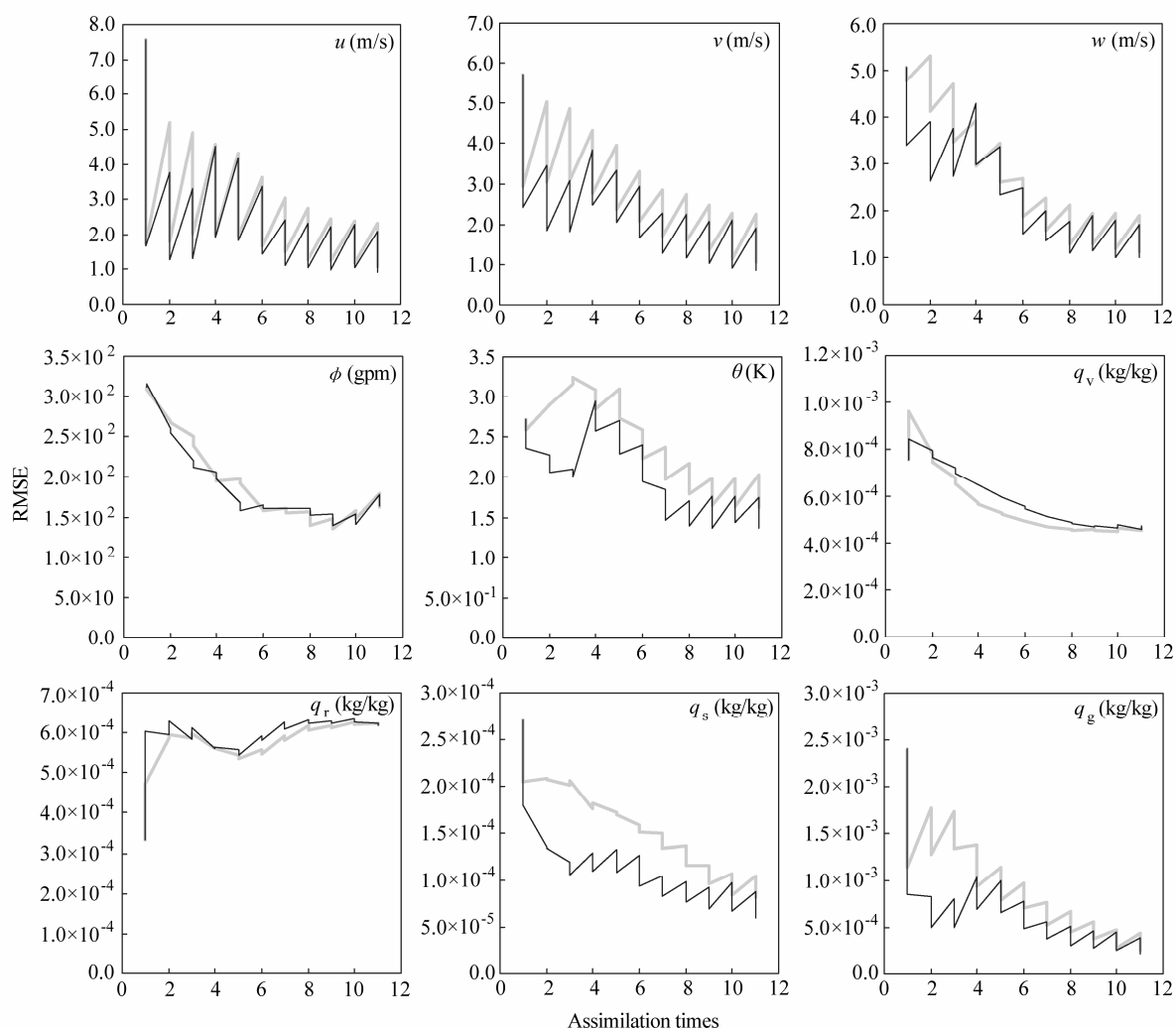


图8 同图5, 但为 BIExp2 (灰色实线)、BliExp2 (黑色实线) 的均方根误差 (实线) 随时间的变化

Fig. 8 As in Fig. 5, but for the evolutions of RMSEs for expts BIExp2 (gray solid line) and BliExp2 (black solid line)

加, 两个试验的结果逐渐靠近, 最后除了云雪混合比尚能看出较明显的差异外, 雹霰混合比的结果几乎一致, iEnSRF 的结果略好。综合以上结果可以看到, 在使用了更多观测的情况下, iEnSRF 仍然能够得到比传统方案更快的收敛速度。同时, 在同化初期, 相比于只使用一部雷达资料的实验, 非观测变量经 iEnSRF 分析后误差更小, 对应不同变量之间更好的平衡关系。

从最终同化的结果看, BliExp2 的主要改进出现在对流层高层 14 km 左右 (图 9)。在这一高度附近, BliExp2 的 u 分量误差比 BIExp2 的误差最多小了 3 m s^{-1} 左右。在 10 km 以上, BliExp2 的总体误差小于 BIExp2。但在 10 km 以下, 两者的误差曲线基本重合。两个试验中的 v 分量和 w 分量的情况与 u 分量类似, 不过在 6 km 以上, iEnSRF 试验中的 w 分量的误差较小。两个试验中的扰动位

势的同化结果比较接近, 而 BliExp2 的扰动位温误差在 10 km 以上都小于 BIExp2, 并且在 14 km 左右的高度上较 BIExp2 误差减小 6 K 左右。两个试验对水汽混合比 q_v 和雨水混合比 q_r 的同化结果基本一致, 而 iEnSRF 分析出的云雪混合比 q_s 误差和雹霰混合比 q_g 误差在对流层中高层则明显小于传统 EnSRF 分析的误差, 尤其是在 14 km 左右的高度, iEnSRF 分析的误差减小了 50% 以上。总体上看, 在增加了雷达观测后, 对于与观测紧密相关的变量, 尽管传统 EnSRF 方案的试验也能取得比 Cntrlrun 更好的效果, 但使用 iEnSRF 后仍能在此基础上有所改进, 尤其是在对流层高层, 并且 iEnSRF 的收敛速度仍然比传统 EnSRF 的收敛速度快。而对于非观测变量或者与观测相关性较弱的变量, 传统 EnSRF 并没有能够利用更多的观测产生进一步的改进而 iEnSRF 则能够利用更多的观测改进对这些

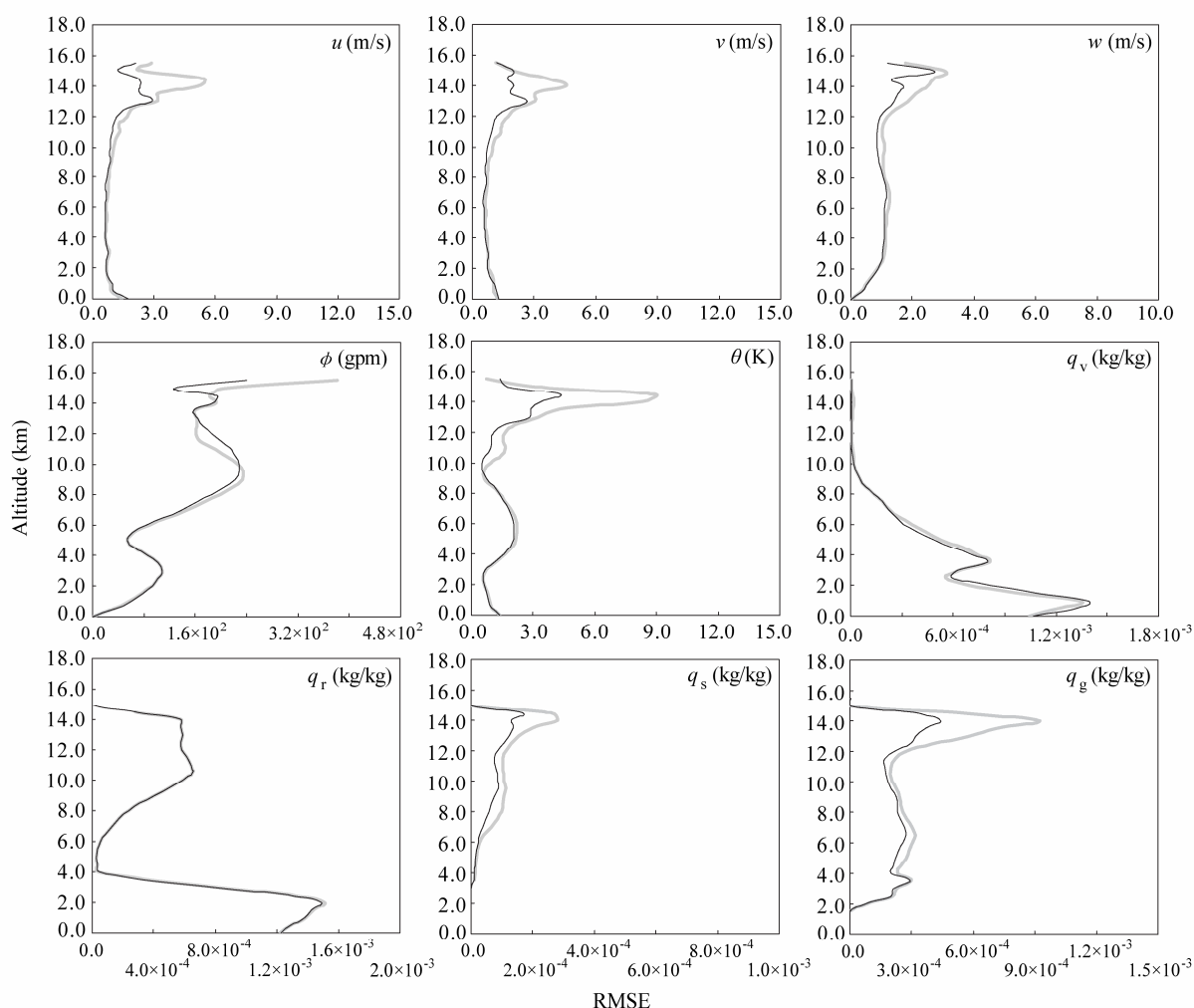


图9 同图6, 但为 BIExper2 (灰色实线)、BliEExper2 (黑色实线) 的均方根误差随高度的变化

Fig. 9 As in Fig. 6, but for the profiles of RMSEs for expts BIExper2 (gray solid line) and BliEExper2 (black solid line)

变量的分析, 从而使得分析场的各个要素之间更加协调。

4 总结与讨论

与 4DVAR 方法相比, 传统 EnSRF 同化存在着收敛速度较慢的问题, 这一点在初始估计与真实大气状态偏差较大时尤为明显。因此本文根据 Kalnay and Yang (2010) 和闵锦忠等 (2011) 的工作, 将包含迭代过程的 iEnSRF 方案应用于 WRF 模式, 检验这一新的方案在风暴尺度下的提高收敛速度、减少分析误差的能力。通过模拟雷达资料同化试验得到了以下主要结论:

(1) 无论是使用较好的初始估计还是较差的初始估计, EnSRF 最终都能达到减小误差的目的, 但使用较好的初始估计能够更快地收敛并且最终误差能够维持在相对较低的水平, 而使用较差的初始

估计则会使得同化收敛速度较慢且大部分变量的误差最后都只能维持在一个较高的水平, 影响了同化的效果。

(2) 在使用较差初始估计的条件下, iEnSRF 方案能够利用单雷达资料显著改进初始分析的效果并将这一改进保持到整个同化过程的结束。其改进主要体现在 iEnSRF 能够较好地抓住风暴系统的热力结构以及潜热加热和垂直运动之间的正反馈机制, 这使得其模拟出来的风暴特征更接近于真实风暴。同时, 这一非观测变量同化效果的改进也表明 iEnSRF 能够优化背景误差协方差, 与闵锦忠等 (2011) 的结论一致, 并且说明在风暴尺度下 iEnSRF 仍然能够得到这一改进。

(3) 单雷达试验的结果表明, 当迭代只涉及分析时刻这一个时间层时, iEnSRF 并不能有效改进初始估计。非同步的 iEnSRF 方案与其在只涉及一个

时间层时的主要差别在于: 在有观测的时刻, 前者的背景误差协方差所对应的天气系统会随着不断被修正的前一时刻的背景场的改变而改变, 而后的背景误差协方差所反映的变量间的误差关系并不会随分析出的天气系统的变化而改变, 无法进一步优化后续的分析结果。

(4) 在使用了双雷达的条件下, iEnSRF 在优化与观测相关紧密的变量时的优势减弱, 但在前几次同化中仍能更快地减小误差。对于非观测变量和与观测相关较弱的变量, iEnSRF 能够利用同一时刻更多的观测产生比使用少量观测时更好的效果。在最终结果上, iEnSRF 在高层的误差明显小于传统 EnSRF 的误差。这仍是得益于 iEnSRF 在估计背景误差协方差方面的优势。

上述结论说明 iEnSRF 方案在风暴尺度下应用是可行并且有效的。但仍然需要注意的是, 这个方案在很多具体参数设置上仍较粗糙, 尤其是在局地化的处理上, 前后两个时次使用了相同的局地化方案, 这并不够合理, 在后续的工作中将对局地化方案进行调整, 使前一时次所用的局地化中心能够与当时的天气系统相对应, 更好地反映观测对前后两个时次背景场的不同影响。此外, 模式误差对该方案的影响也是未来工作的一个主要内容。

参考文献 (References)

- Anderson J L. 2007a. An adaptive covariance inflation error correction algorithm for ensemble filters [J]. *Tellus A*, 59 (2): 210–224.
- Anderson J L. 2007b. Exploring the need for localization in ensemble data assimilation using a hierarchical ensemble filter [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 230 (1–2): 99–111.
- Caya C, Sun J, Snyder C. 2005. A comparison between the 4DVAR and the ensemble Kalman filter techniques for radar data assimilation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 133 (11): 3081–3094.
- Evensen G. 1994. Sequential data assimilation with a non-linear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. *J. Geophys. Res.*, 99 (C5): 10143–10162.
- Gaspari G, Cohn S E. 1999. Construction of correlation functions in two and three dimensions [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 125 (554): 723–757.
- Hunt B R, Kostelich E J, Szunyogh I. 2007. Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 230 (1–2): 112–126.
- Hunt B R, Kalnay E, Kostelich J E, et al. 2004. Four-dimensional ensemble Kalman filtering [J]. *Tellus A*, 56 (4): 273–277.
- Jung Y S, Zhang G F, Xue M. 2008a. Assimilation of simulated polarimetric radar data for a convective storm using the ensemble Kalman filter. Part I: Observation operators for reflectivity and polarimetric variables [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136 (6): 2228–2245.
- Jung Y S, Xue M, Zhang G F, et al. 2008b. Assimilation of simulated polarimetric radar data for a convective storm using ensemble kalman filter. Part II: Impact of polarimetric data on storm analysis [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136 (6): 2246–2260.
- Kalnay E, Yang S C. 2010. Accelerating the spin-up of ensemble Kalman filtering [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 136 (651): 1644–1651.
- 兰伟仁, 朱江, Xue Ming, 等. 2010a. 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, Xue Ming, et al. 2010a. 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.
- 兰伟仁, 朱江, Xue M, 等. 2010b. 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): 737–753. Lan Weiren, Zhu Jiang, Xue Ming, et al. 2010b. 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): 737–753.
- Li H, Kalnay E, Miyoshi T. 2009. Simultaneous estimation of covariance inflation and observation errors within an ensemble Kalman filter [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 135 (639): 523–533.
- Lorenz E N, Emanuel K A. 1998. Optimal sites for supplementary weather observations: Simulation with a small model [J]. *J. Atmos. Sci.*, 55: 399–414.
- Maybeck P S. 1979. Square root filtering [M]// *Stochastic Models, Estimation and Control*, Vol. 1. New York: Academic Press, 411.
- 闵绍忠, 王世璋, 陈杰, 等. 2011. 迭代 EnSRF 方案的设计及其在 Lorenz96 模式下的检验 [J]. *大气科学*, 36 (5): 889–900. Min Jinzhong, Wang Shizhang, Chen Jie, et al. 2011 The implementation and test of iterative EnSRF with Lorenz96 model [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 36 (5): 889–900.
- Sakov P, Evensen G, Bertino L. 2010. Asynchronous data assimilation with the EnKF [J]. *Tellus A*, 62 (1): 24–29.
- Snyder C, Zhang F Q. 2003. Assimilation of simulated Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 131 (8): 1663–1677.
- Sun J, 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 (7): 1789–1807.
- Whitaker J S, Hamill T M. 2002. Ensemble data assimilation without perturbed observations [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 130 (7): 1913–1924.
- Whitaker J S, Hamill T M, Wei X, et al. 2008. Ensemble data assimilation with the NCEP global forecast system [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136 (2): 463–482.
- Xu Q, Lu H J, Gao S T, et al. 2008. Time-expanded sampling for ensemble Kalman filter: Assimilation experiments with simulated radar observations [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136 (7): 2651–2668.

- 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, 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 (1): 46–66.
- Yang S C, Corazza M, Carrassi A, et al. 2009. Comparison of local ensemble transform Kalman filter, 3DVAR, and 4DVAR in a quasigeostrophic model [J]. Mon. Wea. Rev., 137 (2): 693–709.
- Zhang F, Snyder C, Sun J. 2004. Impacts of initial estimate and observation availability on convective-scale data assimilation with an ensemble Kalman filter [J]. Mon. Wea. Rev., 132 (5): 1238–1253.
- Zheng F, Zhu J, Zhang R H, et al. 2006. Ensemble forecast of ENSO using an intermediate coupled model [J]. Geophys. Res. Lett., 33: L19604, doi:10.1029/2006GL026994.