

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): 737–753. 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): 737–753.

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

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

1 中国科学院研究生院, 北京 100049

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 文章的第 I 部分 (兰伟仁等, 2010), 利用模拟雷达资料在假定模式无误差的情况下进行了一系列的集合卡尔曼滤波 (EnKF) 敏感性试验, 验证了 EnKF 方法在风暴尺度天气资料同化中的作用。本文继续探讨 EnKF 在有显著模式误差的情况下同化模拟多普勒雷达资料的效果问题。试验中假定模式误差主要来源于微物理过程参数化的不确定性。结果表明: 模式误差在不同程度上影响了 EnKF 分析的效果, 对微物理量的影响尤其明显; 在 EnKF 分析中, 利用微物理过程参数化集合的方法来考虑模式误差, 对速度场、位温场以及比湿场有较明显的正作用, 但对于微物理量场分析效果较差; 若包含控制试验的微物理过程参数化方案, 则 EnKF 对所有变量都有正效果, 随着同化循环次数的增加, 分析结果更加合理; 只考虑冰相过程的微物理过程参数化方案的集合, 分析效果进一步提高。

关键词 风暴尺度 模拟多普勒雷达资料 集合卡尔曼滤波 模式误差 敏感性试验

文章编号 1006-9895 (2010) 04-0737-17

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 II: Imperfect Model Tests

LAN Weiren^{1, 4}, ZHU Jiang², Ming XUE³, LEI Ting⁵, and Jidong GAO³

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

收稿日期 2009-05-19, 2009-12-22 收修定稿

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

Abstract In Part I (Lan et al., 2010) of this study the feasibility of using an ensemble Kalman filter (EnKF) for storm-scale data assimilation of simulated Doppler radar data is demonstrated assuming a perfect forecast model for a supercell storm. The current study explores the performance of the EnKF in the presence of significant model errors due to microphysical parameterizations. The truth is generated by model simulation using the Lin ice microphysical parameterization. In the first group of EnKF experiments, only one optional microphysical parameterization is used in each experiment to include the model error. The results show that the EnKF performance is seriously degraded, especially for microphysical variables. Then some multi-scheme EnKF experiments are performed. A multi-scheme ensemble forecast that combines all different microphysical parameterization schemes can significantly improve the EnKF performance. The microphysical variables can also be well retrieved. A more targeted multi-scheme is also tested. In this experiment, the multi-scheme ensemble only includes ice microphysical parameterization schemes and the performance of EnKF is further improved.

Key words storm-scale, simulated Doppler radar data, ensemble Kalman filter, model error, sensitive experiment

1 引言

数值天气预报的准确性非常依赖于初值估计的准确性与预报模式的准确性。很多方法都用于提高初值估计的精度,包括最优插值(OI)(Lorenz, 1981)、三维资料同化(3DVAR)(Gao et al., 1999)、四维资料同化(4DVAR)(Sun and Crook, 1997; 许小永等, 2004)以及集合卡尔曼滤波方法(EnKF)(Evensen, 1994, 2003; Bishop et al., 2001; Whitaker and Hamill., 2002; Tong and Xue, 2005; Zheng et al., 2006; 朱江和汪萍, 2006)等。在以上方法中,4DVAR和集合卡尔曼滤波(EnKF)方法可以在分析过程中加入模式的影响,即依赖于模式。模式误差也将直接影响分析的效果。

数值天气模型是真实大气运动的一种近似,只能近似地描述实际天气演变过程,无论采用什么样的离散格式,都是把无限维问题转化为有限维来处理,故离散数值模式又是连续模式的有限维近似。另外,无论分辨率多高,都存在未知的次网格尺度物理过程,所以天气数值模式只是实际天气过程的物理和数学意义上的近似,所描述的大气过程与真实的大气过程存在误差,这种误差会随着模式运算时间的增长而增加,而完全准确的数值模式是不可能存在的。模式误差来源可以归结于模式分辨率的不足、物理过程描述的不准确性、参数化方案以及模式边界条件的不准确等。在EnKF分析过程中,对模式误差的不恰当描述,很容易导致集合资料同化结果的滤波发散,使得分析效果变差。

模式误差在EnKF同化中十分重要,影响着同

化的效果,但模式误差的估计是很困难的。目前,使用以下几种方法来表示模式误差:

(1) 因为物理参数化方案的不准确,考虑在预报模式中的某些系数上乘以一个随机系数代表模式误差(Buizza et al., 1999)或者利用参数化集合(Stensrud et al., 2000; Meng and Zhang, 2007)的方法来减小模式误差的影响;(2) 建立模式误差的简化模型,能够在模式运行过程中同时提供随机的模式误差(Evensen, 2003);(3) 考虑到边界条件的不协调,在模式的边界上加入一些随机扰动(Leeuwenburgh, 2007);(4) 在分析前对每个样本上加入随机扰动或经过空间平均的随机扰动来增大背景误差协方差,弥补模式误差对误差协方差的影响(Mitchell and Houtekamer., 2000);(5) 多模式集合来减小模式误差(Richardson, 2000);(6) 对背景或分析场进行膨胀的方法增大背景误差协方差,使分析向观测逼近。其中对背景场进行扰动的方法有“膨胀”法(Anderson and Anderson, 1999),在同化分析之前,利用一个略大于1.0的系数对样本进行调整,增大样本的离散度(Whitaker et al., 2004);对分析场进行增大的方法有松弛法,利用小于1的松弛系数,对集合分析场与集合背景扰动部分进行松弛(Zhang et al., 2004),得到新的集合成员的分析扰动,具体形式为 $(\mathbf{x}_{\text{new}}^a)' = (1-\alpha)(\mathbf{x}^a)' + \alpha(\mathbf{x}^b)'$ 。

在以上6种考虑模式误差的方法中,前3种方法较为合理且在一定程度上进行了物理上的考虑,但是将随机扰动加入到模式的方案仍需要进一步探讨;后3种方法主要是改善同化效果而未充分考虑物理意义。方法(4)能够改善EnKF分析效果,但

完全是为提高同化效果的一种没有确切物理意义的方案; 方法(5)应用起来比较简单, 但是不同模式之间的差异不一定能够有效地代表模式误差; 方法(6)与方法(4)类似, 不同之处在于方法(4)中加入的是随机的扰动, 而方法(6)中则对集合成员相对于集合平均部分进行膨胀, 但简单的膨胀会导致样本变量之间的不协调。

目前, 关于模式误差对中尺度及风暴尺度天气集合资料同化影响的研究还不多。Snyder and Zhang (2003) 利用 Sun and Crook (1997) 中包括显式暖云微物理过程的云模式及模拟雷达径向风资料进行了 EnKF 分析, 加入了背景场扰动过程来表示模式误差, 结果表明, 由于背景场扰动方法在集合成员中产生了虚假的天气系统, 导致分析效果变差。Zhang et al. (2004) 利用 Snyder and Zhang (2003) 的模式及资料, 进行了风暴尺度的 EnKF 同化试验, 用松弛的方法增大集合分析场的扰动部分, 进而在分析中考虑模式误差, 结果表明, 松弛法的分析效果优于膨胀方法。Meng and Zhang (2007) 利用 WRF 模式及模拟地面及探空资料, 考虑积云参数化等不同参数化过程及其组合对中尺度天气 EnKF 分析的影响, 结果表明, 参数化集合可以部分消除模式误差的影响, 较大尺度的变量场如气压等的分析效果优于较小尺度的垂直速度等变量场。Tong and Xue (2007) 利用 ARPS 模式及其 EnKF 分析系统和模拟雷达资料, 进行了影响模式误差的微物理过程的雨滴谱分布 (DSD, drop size distributions) 截断指数的参数估计, 结果表明截断指数的正确估计能提高 EnKF 分析的效果。

湿物理过程描述模式域内的水汽和各种水成物的相互作用, 以及之间的动力和热力效应。模式中描述湿物理过程的方法有两种, 一种是处理次网格尺度降水的对流参数化方案, 另一种是处理可分辨尺度降水并直接预报云物理变量及其相互转化的显示云方案 (即微物理过程参数化)。对于风暴尺度的数值天气预报, 由于格距小于 3 km, 认为模式能够分辨出单个的对流云, 可以直接进行积云分析, 不需要对流参数化方案, 而微物理过程参数化过程则被用来预报云和降水的演变过程 (史月琴等, 2006)。微物理过程及其参数化过程中的不确定性将影响模式的精度。

前人的研究 (McCumber et al., 1991; Ferrier

et al., 1995; Gilmore et al., 2004) 表明, 风暴尺度天气的结构和演变过程极大地依赖于微物理过程参数化的选择, 即在风暴尺度的天气同化中, 模式误差很大程度上来自于微物理过程的不确定性。

本文将利用第 I 部分 (兰伟仁等, 2010) 的资料及 EnKF 分析系统, 检验模式误差对 EnKF 分析性能的影响, 在假定模式误差主要由微物理过程参数化的不确定性造成的前提下, 利用微物理过程参数化方案集合的方法来减小模式误差对 EnKF 分析的影响, 讨论控制试验参数化方案的加入以及只包括冰相微物理过程参数化集合方案对分析效果的影响。

2 集合卡尔曼滤波同化、模式误差影响和试验设计

2.1 集合卡尔曼滤波分析过程

EnKF 的更新方程为:

$$\mathbf{x}_i^a = \mathbf{x}_i^b + \mathbf{K}(\mathbf{y}_i^o - \mathbf{h}\mathbf{x}_i^b), \quad (1)$$

其中, 下标 i 代表第 i 个集合成员; \mathbf{x}^b 为背景场向量, 通过分析场的短期预报得到; $\mathbf{y}_i^o = \mathbf{y}^o + \boldsymbol{\varepsilon}_i$ 表示添加了扰动的观测; \mathbf{h} 为观测算子, 作用是将模式变量转换成观测向量。 \mathbf{K} 为增益矩阵, 它起到的是一个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:

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}, \quad (2)$$

其中, \mathbf{P}^b 为背景误差协方差矩阵, \mathbf{H} 为观测算子 \mathbf{h} 的线性化形式。 \mathbf{R} 为观测误差协方差矩阵, $\mathbf{R} = \overline{\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T}$ 。

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 $\mathbf{P}^b \mathbf{H}^T$ 和 $\mathbf{H} \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T$:

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

$$\mathbf{H} \mathbf{P}^b \mathbf{H}^T = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [\mathbf{h}(\mathbf{x}_i^b) - \overline{\mathbf{h}(\mathbf{x}^b)}][\mathbf{h}(\mathbf{x}_i^b) - \overline{\mathbf{h}(\mathbf{x}^b)}]^T, \quad (4)$$

其中,

$$\begin{cases} \overline{\mathbf{x}^b} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i^b, \\ \overline{\mathbf{h}(\mathbf{x}^b)} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{h}(\mathbf{x}_i^b). \end{cases} \quad (5)$$

2.2 模式误差对集合卡尔曼滤波的影响

EnKF 可以完全从非线性预报模式（而不是 Kalman 滤波中利用的切线性模式）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，由于模式本身存在偏差，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，即：

$$\mathbf{x}_{t+1}^b = \mathbf{M}(\mathbf{x}_t^a) + \boldsymbol{\eta}_{t+1}, \quad (6)$$

其中， \mathbf{M} 是非线性的预报模式，上标 b 与 a 分别代表背景场与分析场，下标 t 代表预报时刻， $\boldsymbol{\eta}$ 为 $t+1$ 时刻的模式误差。

我们假设模式是无偏的，即 $\langle \boldsymbol{\eta} \rangle = 0$ ，其中 $\langle \rangle$ 表示数学期望。在实际情况下，无偏的假设可能不完全合理，同时如果这个偏差能够被有效地估计出来，那么预报和分析就可以调整这种偏差，或改进模式以消除这种偏差 (Evensen, 2003)。

模式误差的协方差矩阵可以写为：

$$\langle \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^T \rangle = \mathbf{Q}, \quad (7)$$

那么， $t+1$ 时刻真正的背景误差协方差矩阵是通过样本均值与真实状态的差异来估计的，即

$$\langle (\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^b - \mathbf{x}_{t+1}^i)(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^b - \mathbf{x}_{t+1}^i)^T \rangle = \langle (\mathbf{M}\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{M}\mathbf{x}_t^i - \boldsymbol{\eta})(\mathbf{M}\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{M}\mathbf{x}_t^i - \boldsymbol{\eta})^T \rangle \approx \langle \mathbf{M}(\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{x}_t^i)(\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{x}_t^i)^T \mathbf{M}^T \rangle + \langle \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^T \rangle = \mathbf{M}\mathbf{P}_t^a \mathbf{M}^T + \mathbf{Q} \quad (8)$$

其中，假设均值预报误差与模式误差是不相关的，即 $\langle \mathbf{M}(\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{x}_t^i) \boldsymbol{\eta} \rangle = 0$ ；上标 t 表示真实场； $\mathbf{P}_t^a = \langle (\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{x}_t^i)(\bar{\mathbf{x}}_t^a - \mathbf{x}_t^i)^T \rangle$ 为分析误差协方差。

实际应用中，我们通过分析场的模式积分 $[\mathbf{x}_{i(t+1)}^b = \mathbf{M}(\mathbf{x}_{i(t)}^a)]$ ，而获得集合样本之间的差异来估计背景误差协方差矩阵：

$$\begin{aligned} \langle (\mathbf{x}_{i(t+1)}^b - \bar{\mathbf{x}}_{i(t+1)}^b)(\mathbf{x}_{i(t+1)}^b - \bar{\mathbf{x}}_{i(t+1)}^b)^T \rangle &= \\ \langle (\mathbf{M}\mathbf{x}_{i(t)}^a - \mathbf{M}\bar{\mathbf{x}}_t^a)(\mathbf{M}\mathbf{x}_{i(t)}^a - \mathbf{M}\bar{\mathbf{x}}_t^a)^T \rangle &\approx \\ \langle \mathbf{M}(\mathbf{x}_{i(t)}^a - \bar{\mathbf{x}}_t^a)(\mathbf{x}_{i(t)}^a - \bar{\mathbf{x}}_t^a)^T \mathbf{M}^T \rangle + & \\ \langle \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^T \rangle = \mathbf{M}\mathbf{P}_i^a \mathbf{M}^T, & \quad (9) \end{aligned}$$

其中，下标 i 代表第 i 个集合成员。

从以上的推导可以看出，因为未考虑模式误差协方差 \mathbf{Q} ，分析样本利用非线性模式积分得到的集合样本的离散度要小于期望值，在同化中背景误差协方差矩阵被低估。

为了使得 $t+1$ 时刻的背景误差协方差矩阵能够包含模式误差协方差矩阵 \mathbf{Q} ，考虑新的 $\hat{\mathbf{x}}_{i(t+1)}^b$ ，使得

$\langle (\hat{\mathbf{x}}_{i(t+1)}^b - \mathbf{x}_{i(t+1)}^b)(\hat{\mathbf{x}}_{i(t+1)}^b - \mathbf{x}_{i(t+1)}^b)^T \rangle = \mathbf{M}\mathbf{P}_i^a \mathbf{M}^T + \mathbf{Q}$ ，就需要在分析或者预报的过程中将缺失的误差部分补偿进去，即

$$\hat{\mathbf{x}}_{i(t+1)}^b = \mathbf{x}_{i(t+1)}^b + \boldsymbol{\zeta}_i, \quad (10)$$

其中， $\langle \boldsymbol{\zeta}_i \boldsymbol{\zeta}_i^T \rangle = \mathbf{Q}$ ， $\langle \boldsymbol{\zeta}_i \rangle = 0$ ，并且假设模式状态量与模式误差无关。

2.3 预报模式、真实场与控制试验

预报模式 (Xue et al., 2000, 2001)、EnKF 分析系统 (Tong and Xue, 2005)、真实场和雷达观测资料的生成与文章的第 I 部分 (兰伟仁等, 2010) 相同。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 。

控制试验 (CNTL) 利用第 I 部分 (兰伟仁等, 2010) 的 40 个集合成员、局地化尺度为 6 km 的同时同化反射率与径向速度资料的试验结果，即 LOC6 的结果，其中，微物理参数化过程采用 Lin 方案 (Lin et al., 1983)。在以下的所有试验中，EnKF 的参数设置为：40 个集合成员、局地化尺度为 6 km、无背景场扰动过程、同时同化反射率与径向速度。

2.4 试验设置

与第 I 部分 (兰伟仁等, 2010) 相同，初始集合预报从模拟资料中达到风暴强度的 2120UTC 开始。每 5 分钟进行一次雷达资料同化，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。

由于文中风暴尺度天气过程试验的水平分辨率为 2 km，可以直接进行积云分析而不用采用积云参数化过程，在风暴尺度的天气同化中，模式误差很大程度上来自于微物理过程的不确定性。

ARPS 模式中包括的微物理过程参数化方案包括：Kessler 暖雨方案、Lin 冰相方案、Schultz 冰相方案、Straka 冰相方案、WRF WSM6 冰相方案。

Kessler 暖雨方案是一个简单的暖云降水方案，不考虑冰相的作用，预报量包括云水、雨水和水汽，微物理过程包括：雨水的生成、降落与蒸发，云水的增长以及有凝结产生云水的过程。此方案忽略了液体水与冰相之间的相变过程，显式预报水汽、云水和雨水，假定冰相过程不明显的成云致雨过程中暖雨方案可以抓住云中的主要成云致雨过

程。

Lin 冰相方案基于 Lin et al. (1983) 的体积水方案以及 Tao and Simpson (1993) 水汽饱和和调整方案建立的, 包括云水和雨水两种液态水以及冰、雪、霰或雹等三种冰相水 (即冰相粒子分为 3 类), 考虑了详细的微物理过程, 包括: 云滴的蒸发凝结、云水自动转化成雨水、冰晶、雪晶的凝华与升华、冰晶融化成云水、冰晶的核化、冰晶的繁生、冰晶自动转化为雪、雪自动转化成霰、雪霰融化成雨水、雨滴的冻结等过程。

Schultz 冰相方案 (Schultz, 1995) 将水成物分成云水、云冰、雨水、冰球、雪、霰和雹, 分类与 Lin 方案相似, 冰相粒子都分为 3 类。方案考虑了 17 个微物理过程, 其中 14 个为相变过程。各种过程的转化比较简单, 很少有“开关”的选择过程, 同时方案中没有冰晶数浓度的预报。该方案计算量小, 运行速度快 (楼小凤等, 2004)。

WRF WSM6 包括云水和雨水、冰晶、雪以及霰过程。参数过程大多与 Lin 方案相似, 只是在计算增长和其它参数有些差别。在积冰计算和其他一些参数上有差异, 通过在下降项中计算冰冻 / 融化过程来提高垂直加热廓线的计算精度, 从而对水和冰晶物质进行饱和调整。

Straka 冰相方案 (Straka and Mansell, 2005) 将冰相粒子分为 10 类, 分别是柱状冰晶、板状冰晶、淤附的云冰、雪 (冰晶聚合物)、三种不同密度和谱截断值的霰粒、冻滴、小雹和大雹, 其中冰相降水粒子为三种霰粒、冻滴、小雹和大雹共六种。详细区分冰相粒子, 可以改进霰粒和冻滴之间的相互转化过程, 可以细分对流风暴中的降水类型。该方案也可以提供给闪电模型使用。

本文分别对比以上各方案与控制试验的 EnKF 效果, 检验模式误差 (不同微物理参数化过程) 对 EnKF 分析的影响, 并利用微物理过程参数化集合的方法削弱模式误差的影响, 提高 EnKF 的分析效果, 并验证考虑控制试验参数化方案 (Lin 冰相方案) 的参数化集合对分析效果的影响。文中 WARM 代表 Kessler 暖雨方案、LIN 代表 Lin 冰相方案、NEWI 代表 Schultz 冰相方案、STRA 代表 Straka 冰相方案、WSM6 代表 WRF WSM6 冰相方案。MULT1 代表包含了 WARM、NEWI、STRA 和 WSM6 的方案集合, 在进行集合成员的模式运

算中, 将 40 个成员分成 4 组, 每 10 个成员用同一种参数化方案; MULT2 代表 MULT1 中增加了控制试验 Lin 冰相方案的参数化集合; MULT3 则代表了 MULT2 中去除暖雨方案的参数化集合, 即只包含冰相微物理过程方案的参数化集合。

3 模式误差的敏感性试验

McCumber et al. (1991)、Ferrier et al. (1995) 和 Gilmore et al. (2004) 的研究表明, 风暴尺度天气的结构和演变过程极大地依赖于微物理过程参数化的选择, 即在风暴尺度的天气同化中, 模式误差很大程度上来自于微物理过程的不确定性。

在真实资料的生成过程中, 用到的是控制试验 (CNTL) 中的 Lin 冰相微物理过程方案, 故天气的演变过程也与 Lin 方案描述的过程一致, 本部分将把 ARPS 模式中 Lin 方案以外的其它微物理参数化方案的选择作为模式误差的来源, 讨论模式误差对 EnKF 分析效果的影响。

3.1 Kessler 暖雨方案对 EnKF 分析的影响

经过一次同化后 ($t = 25 \text{ min}$), 暖雨方案 (WARM) 的水平风场结构已经基本建立 (图 1c1), 上升气流的中心位置与强度与控制试验 CNTL 相似 (图 1b1), 但与真实场有一定的差别 (图 1a1), 再进行 3 次同化, 即 $t = 40 \text{ min}$, WARM 和 CNTL 的上升气流的中心位置基本一致 (图 1b2、c2), 但强度比 CNTL 弱。此时, 低层 ($z = 150 \text{ m}$) 冷池 (对流中心位置的负位温扰动) 及其强度都很弱, 图 2) 的上升气流中心基本无负的位温扰动, WARM 相对于 CNTL 的雨区 (模式结果算得的反射率) 位置偏西、范围偏小、中心强度偏弱, 此时 CNTL 雨区的模拟与真实场基本一致。 $t = 60 \text{ min}$, 与 CNTL 及真实场相比, 左侧上升气流的强度偏大, 而右侧偏小。此时, 雨区中心强度基本一致, 但东北部雨区的范围偏小, 东边界出现虚假的降水。强对流中心 $y = 30 \text{ km}$ 的垂直切面图的比湿模拟结果为范围偏小, 且在东侧出现虚假的正扰动湿度中心 (图 3 a3)。 $t = 100 \text{ min}$ 上升气流的位置与 CNTL 基本一致 (图 1 c5), 雨区的中心位置与 CNTL 基本一致, 但右侧范围偏小 (图 2 c5)。

图 4 给出了描述分析场与真实场的扰动动能和内能变化的总能量差 (DTE, difference of total energy) (Zhang et al., 2003) 的垂直方向平均的均方

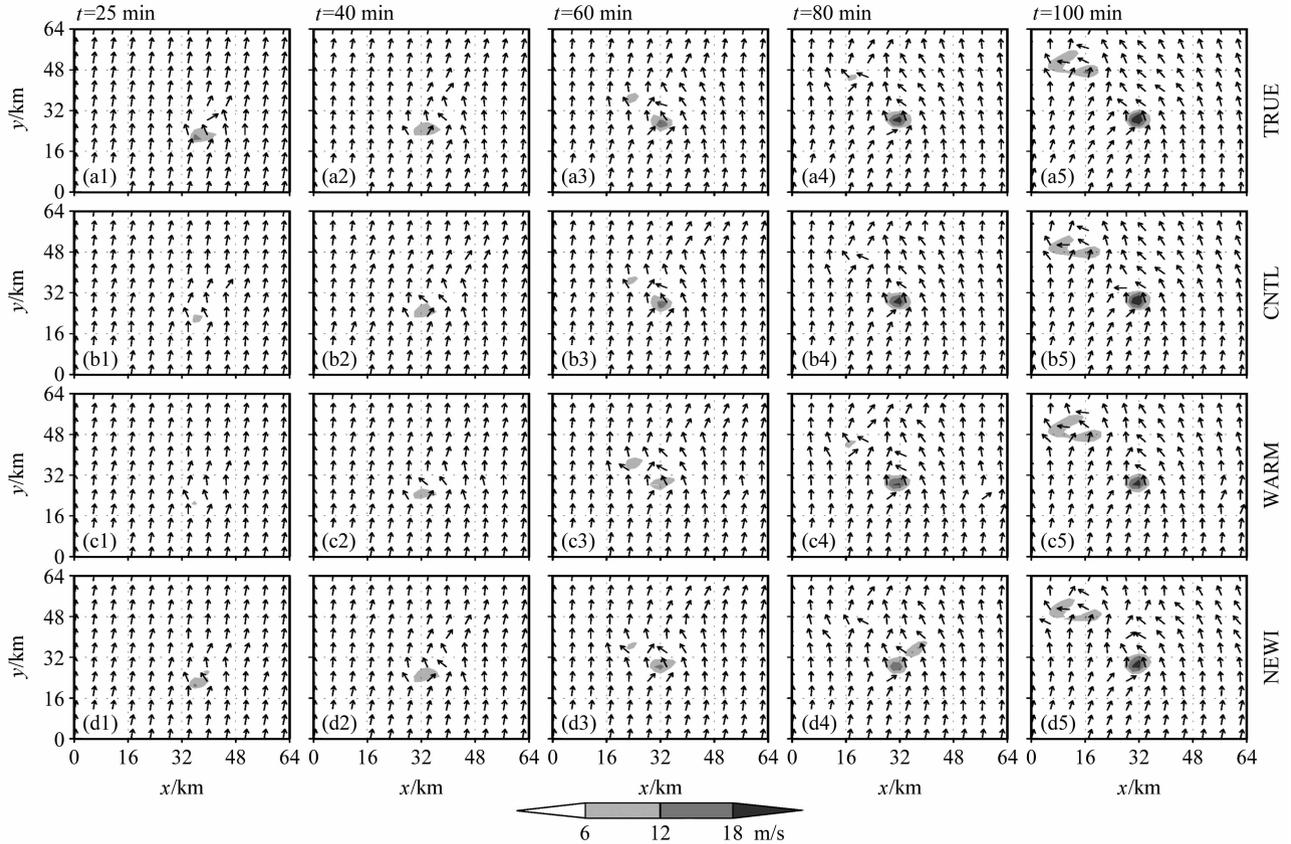


图1 $z=4.3$ km处 (a1-a5) TRUE、(b1-b5) CNTL、(c1-c5) WARM、(d1-d5) NEWI的垂直速度(填充图)与水平风向图

Fig.1 Vertical velocity (shading) and horizontal wind directions (arrows) for (a1-a5) TRUE (true fields), (b1-b5) CNTL (Lin ice microphysical parameterization), (c1-c5) WARM (Kessler warm microphysical parameterization), and (d1-d5) NEWI (Schultz ice microphysical parameterization) at $z=4.3$ km

根 [RM-DTE, square root of column-averaged (mean) DTE]分布,

$$\text{DTE} = 0.5 (u'^2 + v'^2 + kt'^2), \quad (14)$$

其中,上标“'”表示真实场与集合平均场的偏差,参数 $k=c_p/T_r$,其中 $c_p=1004.7 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$ 为空气的定压比热, $T_r=287 \text{ K}$ 为参考温度。

由图4可以看出,WARM的RM-DTE除了第一次同化略小于CNTL,其它时次都大于CNTL, $t=100 \text{ min}$ 时,CNTL的RM-DTE最大值小于3,且范围较小,而WARM的RM-DTE范围较大,且最大值大于6。

图5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EnKF的分析效果。在前4个同化循环过程中,WARM试验的风场、温度场、水汽场的RMSE都下降比较快,下降趋势持续到第80分钟; $t=80 \text{ min}$ 以后,风场RMSE略有增大,而温度场增大了将近 0.5°C ,

比湿 q_v 和云水混合比 q_c 则保持下降,即比湿和云水混合比的同化效果随同化周期的增多而趋于合理。雨水混合比 q_r 从第40分钟开始增大,即经过4次同化循环以后, q_r 的同化效果变差。

3.2 Schultz冰相方案(NEWI)对EnKF分析的影响

直到 $t=60 \text{ min}$,NEWI和CNTL的上升气流的中心位置和强度都基本一致(图1d1)。从 $t=70 \text{ min}$ 开始,NEWI方案右侧的上升气流分裂为两个中心,并持续到试验结束的第100分钟。

对比图2,NEWI方案的雨区范围偏小,从第60分钟开始,雨区中心强度较CNTL和真实场偏大(图2d3-d5)。

强对流中心比湿模拟结果为范围偏大,且在东侧出现虚假的正扰动湿度中心(图3a4), q_c 范围偏小,且在东侧出现虚假正中心, q_r 与CNTL相似, q_i 、 q_s 的模拟结果较CNTL范围偏小、强度偏弱, q_h 则范围偏大、强度偏强。

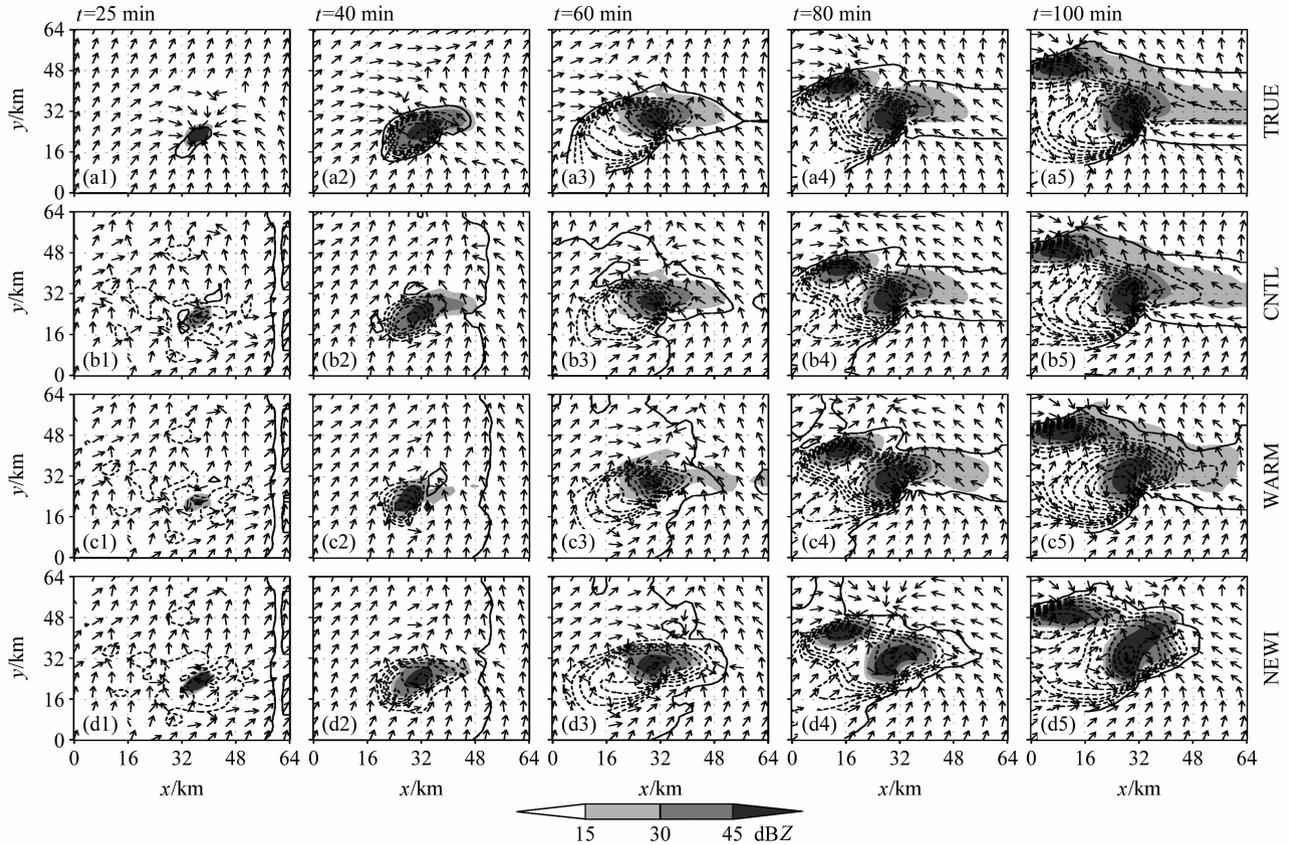


图2 低层 ($z=150\text{ m}$) 的扰动位温场 (等值线, 实线为 0 K 线, 虚线为负值, 间隔为 0.5 K)、分析场根据观测算子计算得到的反射率 (填充图) 以及水平扰动风方向场。其余同图 1

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 $z=150\text{ m}$

RM-DTE的结果, NEWI 与 WARM 相似 (图 4c1 - c5), 在雨区周围出现大的偏差, 在 $t=100\text{ min}$ 时刻, 偏差最大, 达到了 6 m/s 以上。

RMSE的结果 (图 5), 除 q_v 、 q_s 以外, 各分析场在 $t=40\text{ min}$ 以前, 都快速下降, 风场、位温场的下降趋势持续到 80 分钟。从 $t=80\text{ min}$ 开始, RMSE 逐渐增大, $t=90\text{ min}$ 以后又开始下降。 q_v 场在 $t=40\text{ min}$ 以后, 逐渐下降。微物理量场的 RMSE 则从 $t=40\text{ min}$ 开始逐渐上升, 分析效果逐渐变差。总体来说, NEWI 的分析效果略优于 WARM。

3.3 WRF WSM6 冰相方案 (WSM6) 对 EnKF 分析的影响

除了第一个时次较 CNTL 和真实场偏弱以外, 其它各时次, 尤其是右侧上升气流都比 CNTL 范围偏大, 强度偏强, 在第 90 分钟左右, 右侧 (东北部) 分裂出一个较强的上升气流中心, 并持续到试验结束 (图略)。

$t=60\text{ min}$ 以前 (图 7a1 - a5), WSM6 与 CNTL 雨区的位置与强度基本相似, $t=80\text{ min}$ 以后, 右侧雨区偏强, $t=90\text{ min}$ 左右, 右侧雨区范围变小, 但分裂为两个较强的雨区中心。

强对流中心的比湿模拟结果为范围偏大, 且在东侧出现虚假的正扰动湿度中心 (图略), 微物理量场中, 除了 q_h , 各场的模拟结果都偏弱。

RM-DTE的结果 (图 4), $t=40\text{ min}$ 以前, WSM6 小于 CNTL, 即前 4 次同化循环, 总能量的模拟 WSM6 优于 CNTL。但 40 分钟以后, RM-DTE 逐渐变大, 到 $t=100\text{ min}$, 雨区中心附近的最大值已经超过了 8 m/s 。

RMSE的结果 (图 5), 除了 q_v 、 q_s 以外, 各分析场在 $t=40\text{ min}$ 以前都快速下降。 q_h 从 $t=40\text{ min}$ 开始逐渐增大, $t=100\text{ min}$ 时达到了 1.8 g/kg 。其它各场 $t=40\text{ min}$ 后 RMSE 保持收敛。

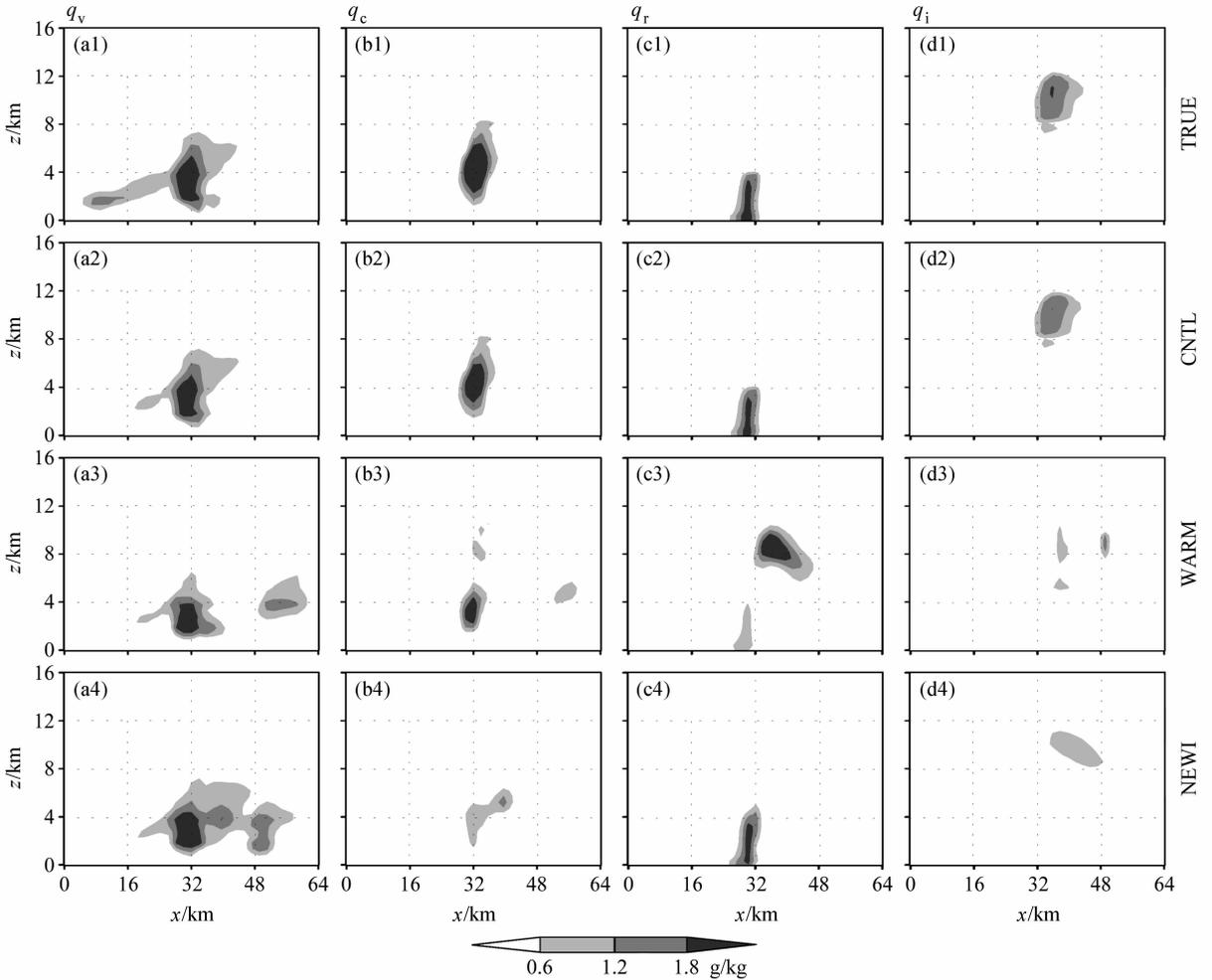


图3 上升气流最强时刻 ($t=60$ min) 的强对流中心 $y=30$ km 的 $x-z$ 平面水汽场及微物理量场 (单位: g/kg): (a1-d1) TRUE; (a2-d2) CNTL; (a3-d3) WARM; (a4-d4) NEWI

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

3.4 Straka 冰相方案 (STRA) 对 EnKF 分析的影响

上升气流的模拟结果, $t=40$ min 以前, STRA 较 CNTL (图 1) 偏强, $t=35$ min 左右, 上升中心的左上方 (西北方向) 出现一个持续时间很短的弱的上升中心, $t=60$ min 前后, STRA 左侧上升中心的强度大于 CNTL 与真实场, 到了 $t=80$ min 以后, STRA 的结果与 CNTL 相似 (图略)。

STRA 雨区范围小于 CNTL, 中心强度与 CNTL 相近, $t=90$ min 以后, STRA 中分裂成两个独立的雨带 (图 6)。

RM-DTE 的结果 (图 7), $t=40$ min 以前, STRA 的结果与 CNTL 相似。但 40 分钟以后, STRA 的 RM-DTE 逐渐变大, 到 $t=100$ min, 雨区中心附近的最大值已经超过了 8 m/s, 而此时

CNTL 的只有不到 3 m/s。

RMSE 的结果 (图 8), 除了 q_s 以外, 各分析场在 $t=40$ min 以前都快速下降, 垂直速度场、位温场、 q_v 场的下降趋势持续到试验结束的 $t=100$ min。水平风场 $t=70$ min 以后, 小幅增加。微物理量场中, 除了 q_c , RMSE 从 $t=40$ min 开始也逐渐保持收敛, q_c 则保持震荡上行的趋势, $t=100$ min 时达到了 0.8 g/kg。

3.5 模式误差对 EnKF 分析效果的影响

微物理过程参数化方案由于是否考虑冰相过程、冰相粒子的不同分类以及微物理过程处理方法的不同, 导致各方案对模式的水汽及微物理量模拟的效果不同, 同时湿过程通过相变释放的潜热和水成物粒子的拖曳等反馈作用影响模式的热力和动力

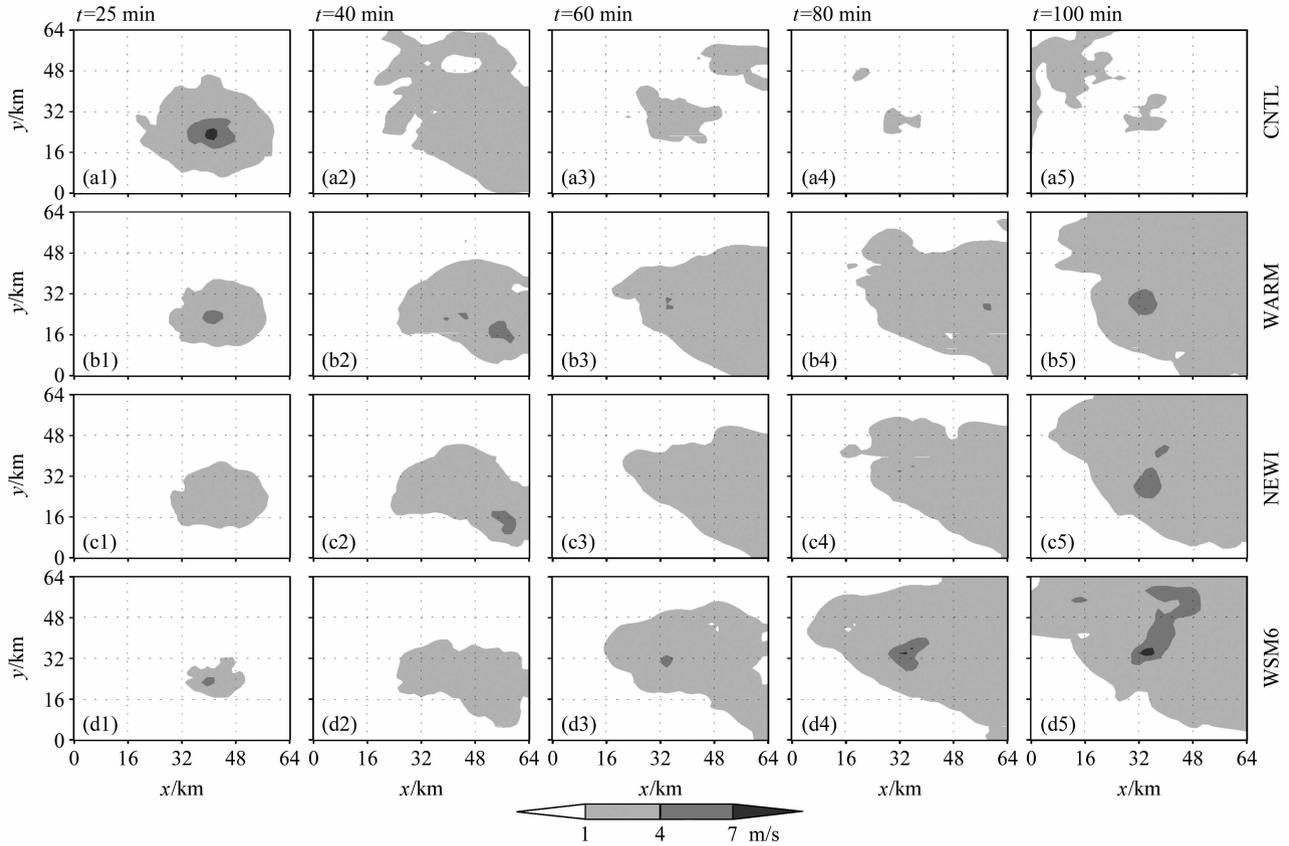


图4 总能量差的垂直方向平均的均方根 (RM-DTE) 分布: (a1 - a5) CNTL; (b1 - b5) WARM; (c1 - c5) NEWI; (d1 - d5) WSM6
 Fig. 4 The root mean square of column-averaged DTE (RM-DTE)

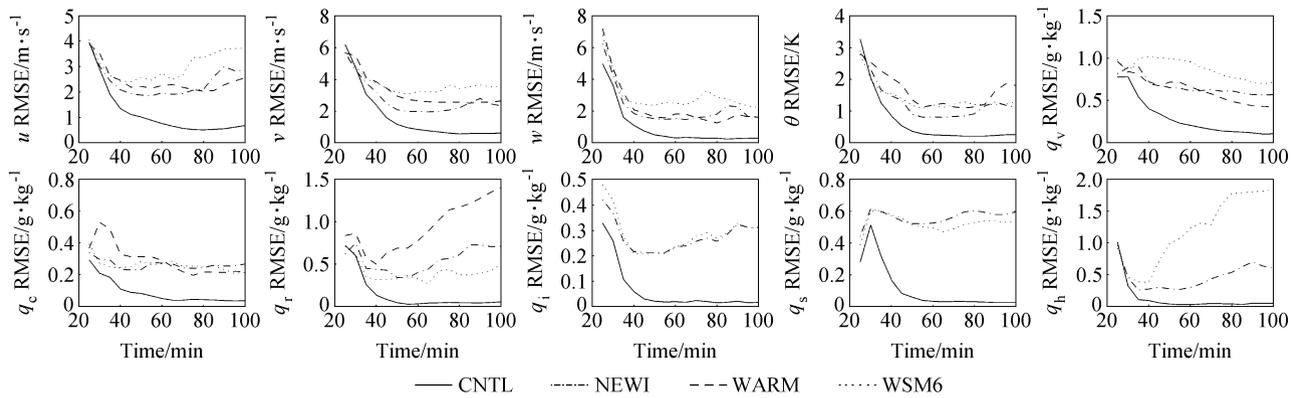


图5 空间平均的集合平均分析场与真实场的均方根误差

Fig. 5 Ensemble mean analysis RMS errors averaged over the points for CNTL, WARM, NEWI, and WSM6 (WRF WSM6 ice microphysical parameterization)

过程, 故使得模式的预报结果出现偏差, 进而影响 EnKF 的分析效果。

RMSE 结果 (图 5、图 8) 表明: 微物理参数化过程的选择对风场、位温场以及比湿的分析有一定的影响, 但总体差别不大, 而对于云微物理量的影响则比较明显。其中: 风场的分析, WSM6 方案的

最差; θ' 的结果是 WARM 方案的最差; q_v 的分析, 各方案在 $t=40$ min 以后都表现了一定的下降, 但与 CNTL 比还有一定的差距; q_c 的结果则是 STRA 方案效果最差, RMSE 一直保持增长, WSM6 的最好; 在 $t=40$ min 以前 q_r 都保持了一定程度的下降, 但此后, WARM 和 NEWI 方案的

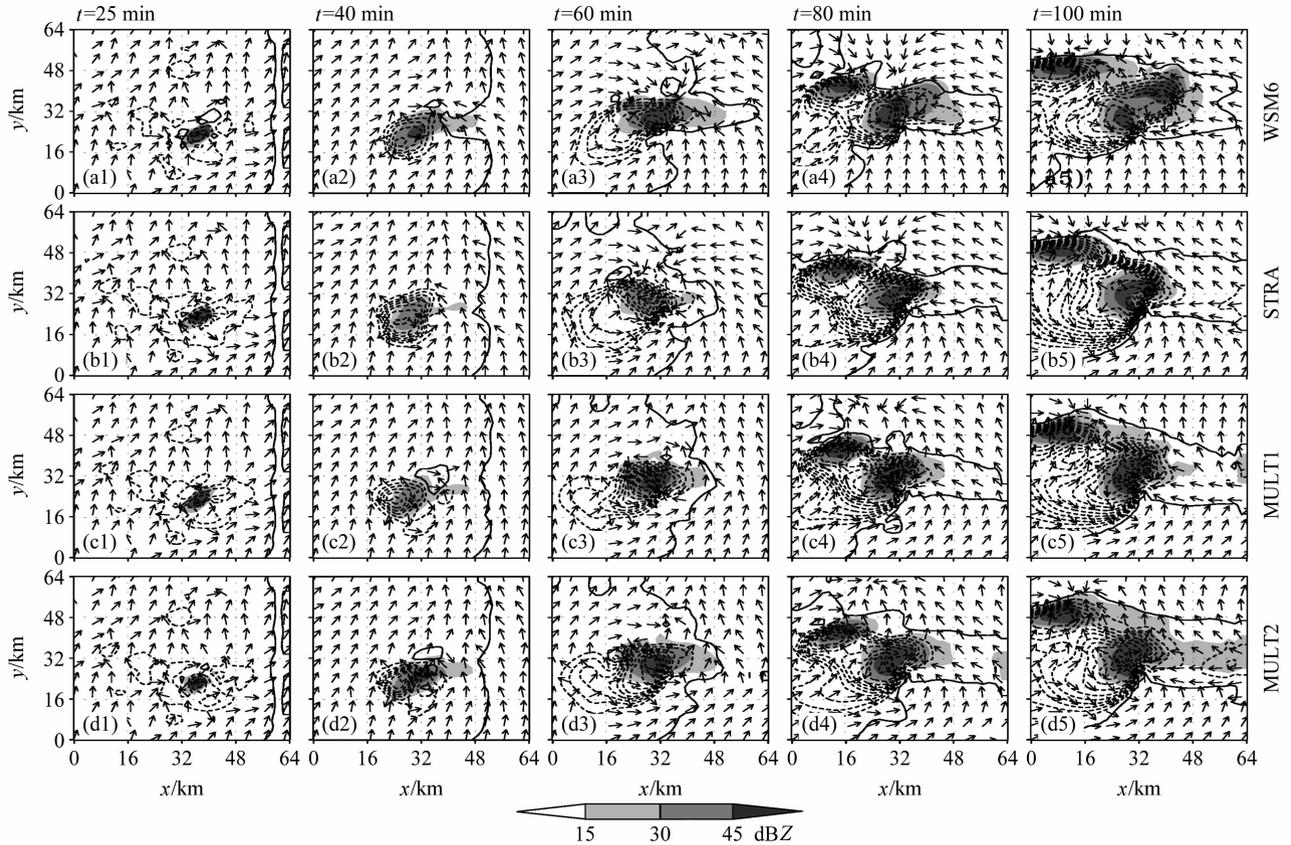


图 6 低层 ($z=150$ m) 的扰动位温场 (等值线, 实线为 0 K 线, 虚线为负值, 间隔为 0.5 K)、分析场根据观测算子计算得到的反射率 (填充图) 以及水平扰动风向场

Fig. 6 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 for (a1 – a5) WSM6, (b1 – b5) STRA (Straka ice microphysical parameterization), (c1 – c5) MULT1 (multi-scheme except Lin microphysical parameterization), and (d1 – d5) MULT2 (multi-scheme including Lin microphysical parameterization)

RMSE 持续上升, WARM 方案最大值达到了 1.5 g/kg。由于 WARM 方案中不含冰相分析过程, 所以无云冰混合比 q_i 、雪的混合比 q_s 和雹的混合比 q_h 的 EnKF 分析场, q_i 、 q_s 、 q_h 的 RMSE 都是 STRA 方案保持了比较好的收敛性, WSM6 和 NEWI 存在一定程度的发散; 在 q_s 的分析中, WSM6、NEWI 方案的最差; 在 q_h 分析中最差的是 WSM6, $t=40$ min RMSE 持续增大, 最大值达到了 2 g/kg。

图 9~11 以 WSM6 和 STRA 方案为例, 给出了模式误差对分析场偏差 (即时间平均的集合平均分析场与真实场的偏差) 的影响, 用于定量判断同化系统的分析性能, 即分析场是否存在系统性的偏大或者偏小的误差。结果表明: 不同参数化方案过程导致的模式误差, 使得 EnKF 分析的偏差范围增大、强度增大, 即分析的系统性偏差增大, 在强对

流中心的附近, 影响尤其明显 [图 10 (见文后彩图)], 比如, 垂直速度 Bias 的范围明显增大, 且最大值也由 CNTL 的 1.4 m/s 增大到 7 m/s。偏差的水平平均的垂直分布 (图 9) 表明, 模式误差使得分析偏差在垂直方向上变大, 在模式中间层次, 微物理量场的偏差增大尤为明显。时间演变的趋势表明 (图 11), 模式误差的引入, 使得偏差随时间增加, 尤其是 WSM6 方案, 微物理量场的偏差增大尤其明显。

以上的分析表明, 模式误差 (微物理过程参数化方案) 在不同程度上影响了 EnKF 分析的效果, 增加了分析场的偏差。所有变量的集合平均分析场与真实场 RMSE 都大于控制试验的集合平均分析场与真实场的 RMSE, 即模式误差使得 EnKF 的分析效果变差。

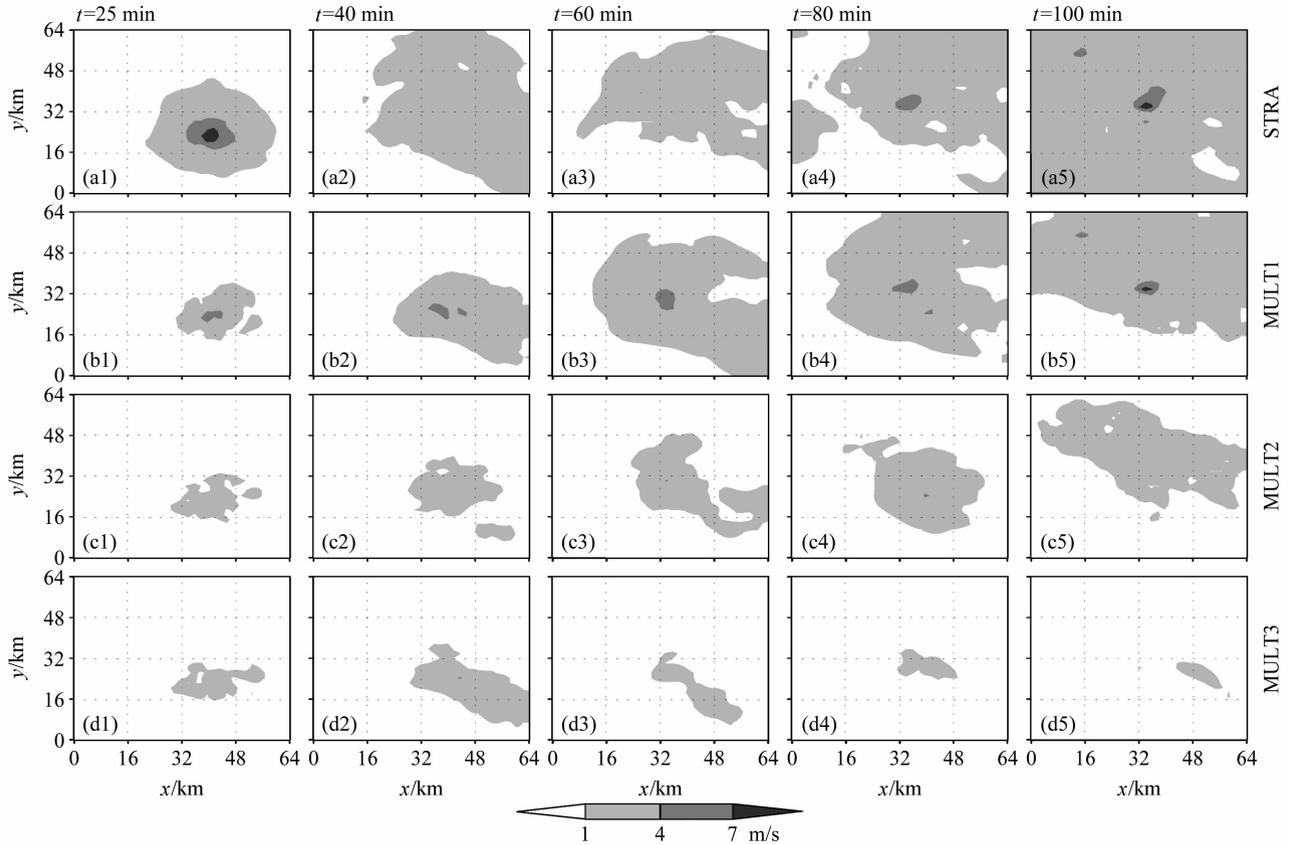


图7 总能量差的垂直方向平均的均方根 (RM-DTE) 分布: (a1 - a5) STRA; (b1 - b5) MULT1; (c1 - c5) MULT2; (d1 - d5) MULT3
 Fig.7 The root mean square of column-averaged DTE (RM-DTE)

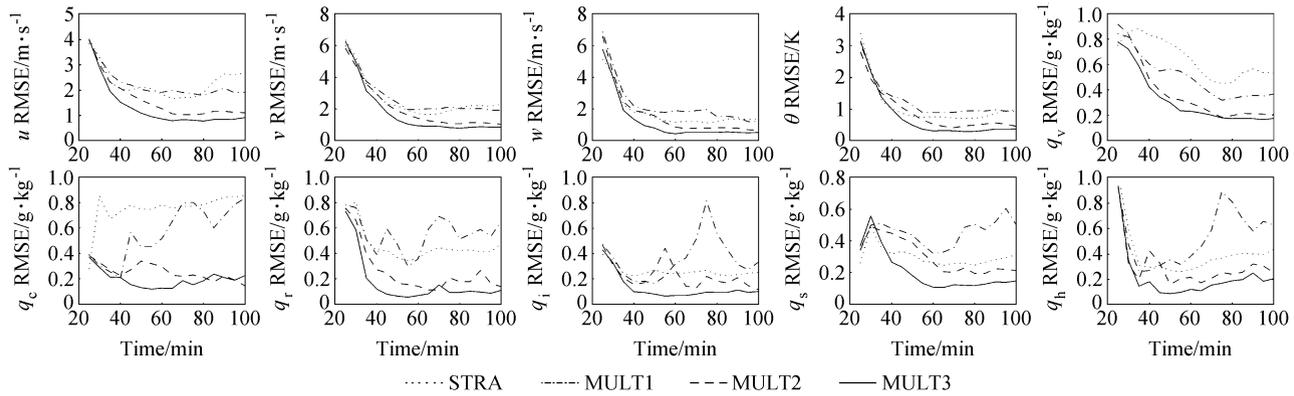


图8 空间平均的集合平均分析场与真实场的均方根误差
 Fig.8 Ensemble mean analysis RMS errors averaged over the points for STRA, MULT1, MULT2, and MULT3 (multi-scheme of ice microphysical parameterization)

4 微物理过程参数化集合对 EnKF 分析效果影响的敏感性试验

上述模式误差敏感性试验的结果表明：不同的参数化过程对 EnKF 分析的影响效果不同，但都使

EnKF 分析的效果变差。本部分将利用参数化集合 (Stensrud et al., 2000; Meng and Zhang, 2007) 的方法来减小模式误差对 EnKF 分析效果的影响

4.1 MULT1 参数化集合方案对 EnKF 分析的影响

MULT1 参数化集合方案包括了 WARM、NE-

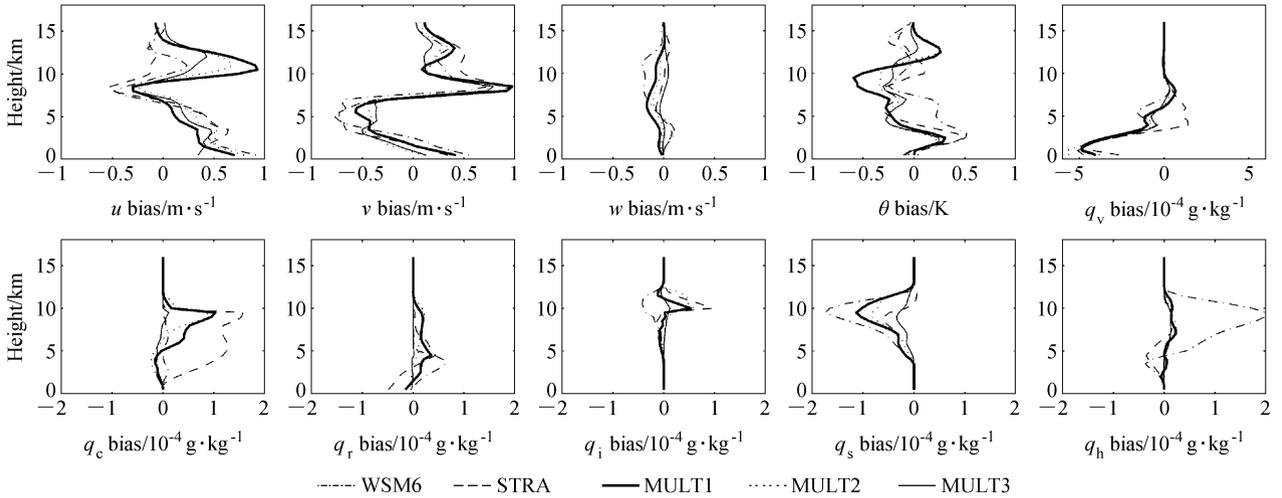
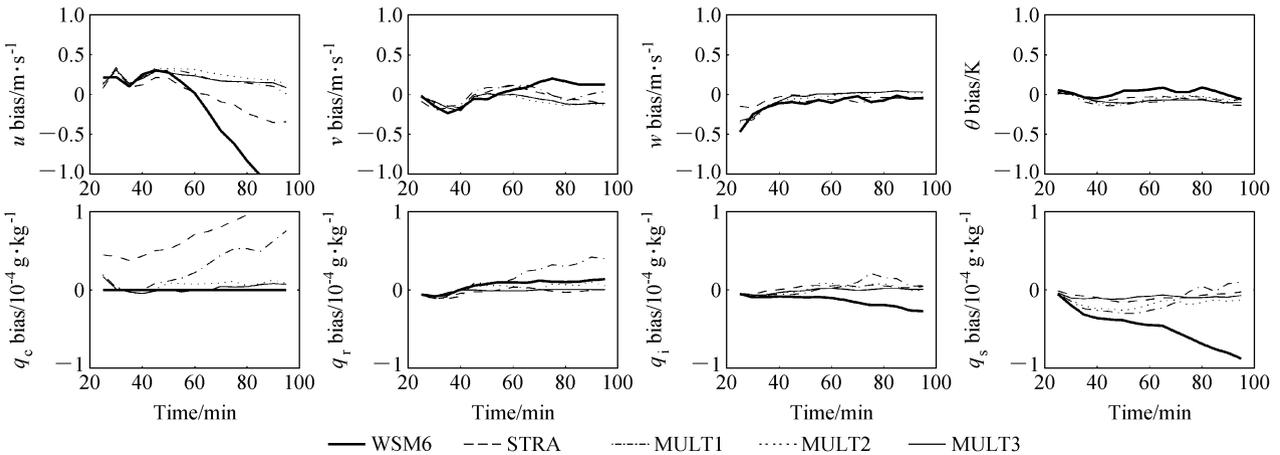
图 9 $t=60$ min 水平平均的偏差垂直分布图Fig. 9 The vertical distribution of horizontally averaged bias at $t=60$ min

图 11 空间平均的偏差时间演变图

Fig. 11 The evolution of domain-averaged bias for different experiments

WI、WSM6、STRA 等四种微物理过程参数化方案。试验中，将集合样本分成 4 组，每组 10 个样本共用一种微物理过程参数化方案。

MULT1 方案经过一次同化以后，水平风场也得到了很好的构建，直到 $t=80$ min，MULT1 的上升气流都比 CNTL 偏弱，直到 $t=90$ min 左右，才与 CNTL 基本一致，且未出现 NEWI 和 WSM6 方案中右侧虚假的上升气流中心（图略）。

MULT1 雨区范围小于 CNTL，中心强度与 CNTL 相近（图 6）。

强对流中心的垂直切面图的比湿的模拟范围与中心强度差别不大，且未出现 WSM6 等方案中右侧的正扰动湿度中心。微物理量场的模拟结果是

q_c 的中心强度与 CNTL 相似，但范围偏大；在东北方出现一个小的正 q_r 中心； q_i 的模拟范围稍小，强度偏大； q_s 、 q_h 的模拟结果与 CNTL 相近（图略）。

RM-DTE 的结果（图 7）， $t=40$ min 以前，MULT1 的范围与强度略小于 CNTL。但在 $t=40$ min 以后，MULT1 的 RM-DTE 逐渐增大，到 $t=100$ min，雨区中心附近的最大值已经达到了 6 m/s，但与 STRA 和 WSM6 中大于 8 m/s 相比，MULT1 的总能量偏差范围偏小、强度偏弱。

RMSE 的结果（图 8），除了 q_s 以外，各分析场在 $t=40$ min 以前都快速下降。 u 、 v 、 w 、 θ' 、 q_v 场的下降趋势持续到试验结束的 $t=100$ min，其中， q_v 场的 RMSE 小于各独立参数化方案敏感性试验

的结果。因受个别参数化方案 RMSE 偏大以及暖雨方案不能分析冰相过程的影响, 微物理量场的模拟结果不尽如人意, 其中 q_c 、 q_r 和 q_s 在 40 分钟以后 RMSE 振荡增大, q_i 和 q_s 则是 $t=70$ min 以前增大, 而后又逐渐变小。

结果表明, 参数化方案的集合对速度场、温度场以及比湿场的正作用比较明显, 而对于微物理量场, 由于受到个别参数化方案分析效果以及暖雨方案不能分析冰相过程等的影响, 分析效果较差。

4.2 MULT2 参数化集合方案对 EnKF 分析的影响

MULT2 参数化集合方案包括了 MULT1 中的四种微物理过程参数化方案以及控制试验的 LIN 冰相方案。

与 MULT1 方案相比, MULT2 方案在中层上升气流的模拟方面不仅消除了个别参数化方案敏感性试验中的虚假上升气流, 而且上升气流的范围和强度与 CNTL 更加接近 (图略); 雨区的范围虽然依然偏小, 且在 $t=80$ min 时, 在东边界出现虚假的小雨区, 但是范围和强度与 MULT1 相比更加合理, 冷池及 0 K 位温扰动线也与 CNLT 更加接近 (图略); RM-DTE 的结果 (图 8), $t=50$ min 以前, MULT2 的范围与强度略小于 CNTL 与 MULT1, $t=50$ min 以后, RM-DTE 缓慢增大, $t=100$ min 最大值小于 4 m/s, 范围也远小于 MULT1 的结果。

RMSE 的结果 (图 8), u , v , w , θ' , q_v 场都表现了比较好的下降趋势, 且 RMSE 小于 MULT1 和各参数方案敏感性试验的结果; 微物理量场中, 除了个别时刻的振荡 (如 q_i 在 $t=45\sim 50$ min 的增大) 都表现了比较好的下降趋势。

与 MULT1 相比, 增加了控制试验的微物理过程参数化方案以后, 对所有变量的分析都有正效果, Bias 进一步减小 (图 9~11)。CNTL 中 LIN 冰相方案的加入, 使得 MULT1 中较差的微物理量的分析效果明显提高, 且 RMSE 保持收敛, 即随着同化循环次数的增加, 分析效果更加明显。

4.3 MULT3 参数化集合方案对 EnKF 分析的影响

张大林 (1998) 的研究表明, 冰相过程在中尺度对流系统 (MCSs) 的模拟中具有重要的作用。为此, MULT3 参数化集合方案是在 MULT2 方案中去掉了 WARM 暖雨参数化方案, 即完全考虑冰相微物理参数化方案集合对 EnKF 分析效果的影响。

中层上升气流的位置、范围与强度, MULT3 方案与 CNLT 更加接近; 雨区、强对流中心的垂直切面中的比湿及微物理量的范围和强度也与 CNTL 基本一致 (图略)。全部同化循环过程中, MULT3 的 RM-DTE 都略小于 CNTL, 即总能量的分析 MULT3 甚至优于 CNTL (图 7)。

各场的 RMSE (图 8) 都表现了很好的下降趋势, 且都小于 MULT2 的结果, 除了 q_c 、 q_i 、 q_s 略有差别, 其它场的 RMSE 与 CNTL 基本一致。

图 9~11 的结果表明, MULT3 方案大大减小了分析的偏差, 偏差的分布及强度也与 CNTL 基本一致。

与 MULT1 和 MULT2 相比, MULT3 方案中由于去除了暖雨方案且增加了控制试验 LIN 方案的比重 (由 MULT2 中的 8 个成员增加到 MULT3 方案中的 10 个), 使得分析效果近一步的提高, 与控制试验的结果基本一致。

5 微物理过程参数化集合对预报的影响

资料同化的首要目的是为数值天气预报提供比较完善的初始场, 进而提高预报精度。本部分将利用集合预报的方法, 对比各参数化及参数化集合方案的分析对预报的影响。

图 12 (见文后彩图) 给出了 5 分钟集合平均的预报场、分析场和真实场的 RMSE 空间平均图, 由图可见, MULT3、MULT1 比 WSM6 等有更小的预报误差, 即更高的预报精度, MULT3 的预报精度最高。图 12 中的锯齿状分布表明, 每次集合预报的误差都比上一次的 analysis 误差大, 即集合预报的误差是增加的, 每 5 分钟的集合预报都使得结果偏离真值, 而 EnKF 同化了观测资料以后使得分析场调整到接近真值, 这也证明了如果不进行 EnKF 分析, 则集合预报的误差将持续增大。

为了分析较长时间的预报误差, 我们利用各参数化方案的分析误差都保持收敛的第 4 次同化循环 ($t=40$ min) 的分析场作为初始场, 进行了 60 分钟的集合预报。图 13 给出了集合平均的预报场和真实场的 RMSE 空间平均图, 由图可以看出, 各方案的预报误差都随时间持续增大, 除了 q_i 和 q_s 场以外 (图略), 参数化方案集合的方法都可以比较明显的改进预报效果, 而 MULT3 的效果最好, 也证明了只考虑冰相作用的微物理参数化集合方案不仅

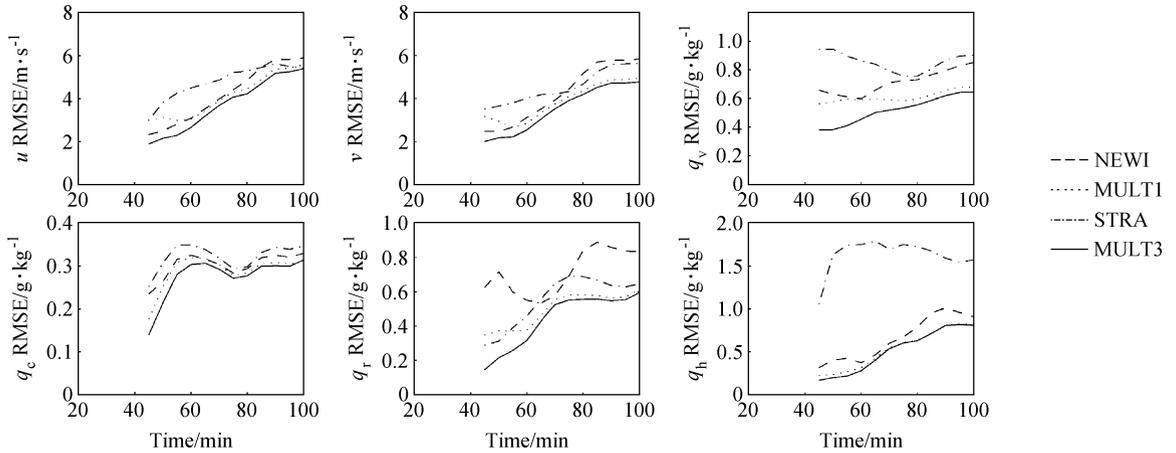


图 13 60 分钟的预报的集合平均预报场与真实场的均方根误差 (RMSE)

Fig. 13 Ensemble mean forecasts of 60 minute forecast RMS errors averaged over the points for NEWI, MULT1, STRA, and MULT3

改善 EnKF 的分析效果, 对集合预报效果的提高也有较大的影响。

6 结论与讨论

文章第 I 部分 (兰伟仁等, 2010) 在模式无误差的假设下, 利用模拟多普勒雷达资料进行了一系列的 EnKF 试验, 结果表明, 在不考虑模式误差的情况下, EnKF 在风暴尺度天气资料同化中有很好的性能。但是在实际的应用中, 模式无误差的假定很难满足, 而对模式误差的不恰当描述, 将导致 EnKF 分析效果变差。

本部分利用第 I 部分 (兰伟仁等, 2010) 的 EnKF 系统及模拟多普勒雷达资料, 检验了模式误差 (不同的微物理过程参数化方案) 对 EnKF 分析效果的影响, 利用微物理过程参数化集合的方法减小模式误差对 EnKF 分析效果的影响, 并讨论了增加控制试验微物理过程与不考虑暖雨方案对结果的影响。主要结论如下:

(1) 模式误差 (不同的微物理过程参数化方案) 在不同程度上影响了 EnKF 分析的效果, 对各变量的分析效果影响也不尽相同, 对微物理量的影响尤其明显。所有变量的分析效果都比控制试验的差, 即模式误差的引入使得 EnKF 的分析效果变差。

(2) 不包括控制试验微物理过程参数化的参数化方案集合对速度场、位温场以及比湿场有较明显的正作用; 对于微物理量场, 由于受到个别参数化方案分析效果以及暖雨方案不能分析冰相过程等的影响, 分析效果较差。

(3) 增加了控制试验的微物理过程参数化方案以后, 对所有变量的分析都有正效果, 使得较差的微物理量的分析效果明显提高, 且随着同化循环次数的增加, 分析结果更加合理。

(4) 对于只包括冰相微物理过程参数化的集合方案, 由于去除了暖雨方案不包括冰相过程的影响, 且增加了控制试验微物理过程参数化方案的比重, 使得分析效果近一步提高, 并与控制试验的结果基本一致。

利用模拟雷达资料进行了一系列的敏感性试验, 展示了 EnKF 在风暴尺度天气中多普勒雷达资料同化的作用, 结果令人鼓舞。但是, 文中只是将微物理过程参数化的不确定性作为模式误差的主要来源, 没有考虑边界条件以及其它参数化方案对模式的影响, 解决方法也只是应用了多微物理参数化的集合, 应用性方面受到了一定的限制, 以后的研究中可以考虑应用多模式集合与多参数化集合的方法来进一步消除模式误差的影响。同时, 在实际雷达资料的 EnKF 试验中, 还有些需要研究和解决的问题, 如雷达资料的质量控制、雷达资料的格点化等。我们将继续利用 EnKF 方法同化实测资料, 充分发挥 EnKF 的潜力。

致谢 感谢俄克拉荷马大学风暴研究和预报中心 (CAPS) 的薛明教授提供试验数据及 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)

- of the nonlinear filtering problem to produce ensemble assimilations and forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 127: 2741-2758.
- Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the Ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129: 420-436.
- Buizza R, Milleer M, Palmer T N. 1999. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 25: 2887-2908.
- Evensen G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasigeostrophic 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 Dyn.*, 53: 343-367.
- Ferrier B S, Tao W K, Simpson J. 1995. A double-moment multiple-phase four-class bulk ice scheme. Part II: Simulations of convective storms in different large-scale environments and comparisons with other bulk parameterizations [J]. *J. Atmos. Sci.*, 52: 1001-1033.
- 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 (9): 2128-2142.
- Gilmore M S, Straka J M, Rasmussen E N. 2004. Precipitation uncertainty due to variations in precipitation particle parameters within a simple microphysics scheme [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 132: 2610-2627.
- Leeuwenburgh O. 2007. Validation of an EnKF system for OGCM initialization assimilating temperature, salinity, and surface height measurements [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 135: 125-139.
- 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.
- 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.
- Lorenc A C. 1981. A global three dimensional multivariate statistical interpolation scheme [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 109: 701-721.
- 楼小凤, 周秀骥, 胡志晋, 等. 2004. MM5 模式显式微物理方案的对比分析 [J]. *气象科技*, 32 (1): 514-520. Lou Xiaofeng, Zhou Xiuji, Hu Zhijin, et al. 2004. Comparison of explicit microphysical schemes in MM5 [J]. *Meteor. Sci. Tech. (in Chinese)*, 32 (1): 514-520.
- McCumber M, Tao W K, Simpson J, et al. 1991. Comparison of ice-phase microphysical parameterization schemes using numerical simulations of tropical convection [J]. *J. Appl. Meteor.*, 30: 985-1004.
- Mitchell H L, Houtekamer P L. 2000. An adaptive ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 128: 416-433.
- 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.
- Richardson D S. 2000. Ensembles using multiple models and analyses [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 127: 1847-1864.
- Schultz P. 1995. An explicit cloud physics parameterization for operational numerical weather prediction [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 123 (11): 3331-3343.
- 史月琴, 楼小凤. 2006. 显式云物理方案的研究进展 [J]. *气象科技*, 34 (5): 514-520. Shi Yueqin, Lou Xiaofeng. 2006. Progress in researches on explicit cloud microphysical schemes [J]. *Meteor. Sci. Tech. (in Chinese)*, 34 (5): 514-520.
- Snyder C, Zhang F. 2003. Assimilation of simulated Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 131: 1663-1677.
- Stensrud D J, Bao J W, Warner T T. 2000. Using initial condition and model physics perturbations in short-range ensemble simulations of mesoscale convective systems [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 128: 2077-2107.
- Straka J M, Mansell E R. 2005. A bulk microphysics parameterization with multiple ice precipitation categories [J]. *J. Appl. Meteor.*, 44 (4): 445-466.
- 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.
- Tao W K, Simpson J. 1993. The Goddard cumulus ensemble model. Part I: Model description [J]. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 4: 19-54.
- 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.
- 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 simulated radar data and ensemble square root Kalman filter. Part I: Sensitivity analysis and parameter identifiability [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136: 1630-1648.
- Whitaker J S, Hamill T M. 2002. Ensemble data assimilation without perturbed observations [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 130: 1913-1924.
- Whitaker J S, Compo G P, Wei X, et al. 2004. Reanalysis without radiosondes using ensemble data assimilation [J]. *Mon. Wea.*

- Rev., 132: 1190–1200.
- 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, Coauthors. 2001. The Advanced Regional Prediction System (ARPS)-A multiscale nonhydrostatic atmospheric simulation and prediction tool. Part II: Model physics and applications [J]. *Meteor. Atmos. Phys.*, 76: 143–165.
- 张大林. 1998. 各种非绝热物理过程在中尺度模式中的作用 [J]. *大气科学*, 22 (4): 548–561. Da-Lin Zhang. 1998. Roles of various diabatic physical processes in mesoscale models [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (Scientia Atmospherica Sinica)* (in Chinese), 22 (4): 548–561.
- Zhang F, Snyder C, Rotunno R. 2003. Effects of moist convection on mesoscale predictability [J]. *J Atmos. Sci.*, 60: 1173–1185.
- Zhang F, Snyder C, Sun J. 2004. Impacts of initial estimate and observation availability on the convective-scale data assimilation with an ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 132: 1238–1253.
- Zheng Fei, Zhu Jiang, Rong-Hua Zhang, 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, 汪洋. 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.

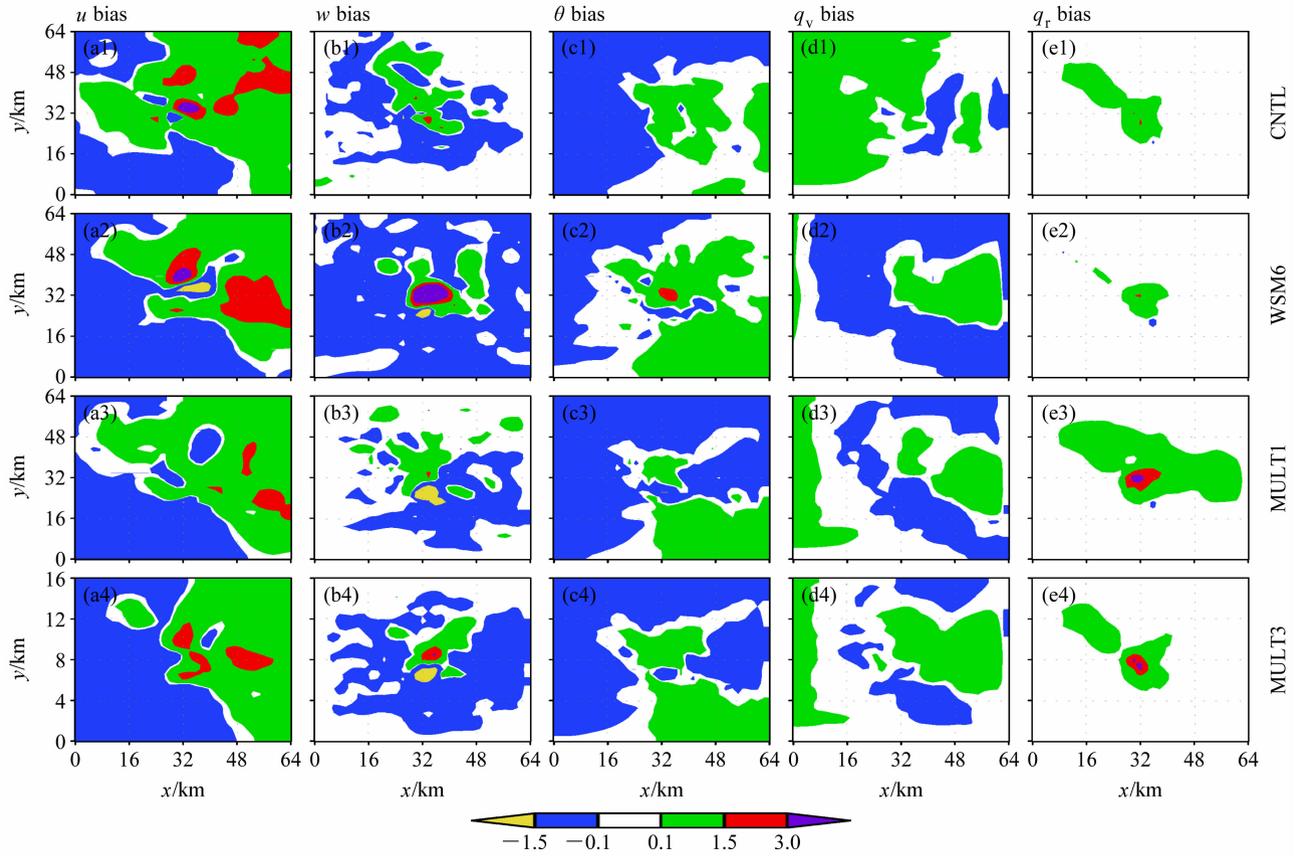


图 10 $z=4.3$ km 处的分析场偏差时间平均分布图: (a1 - e1) CNTL; (a2 - e2) WSM6; (a3 - e3) MULTI; (a4 - e4) MULT3
 Fig. 10 u bias (m/s), w bias (m/s), θ bias (K), q_v bias (10^{-4} g/kg), and q_r bias (10^{-4} g/kg) at level $z=4.3$ km

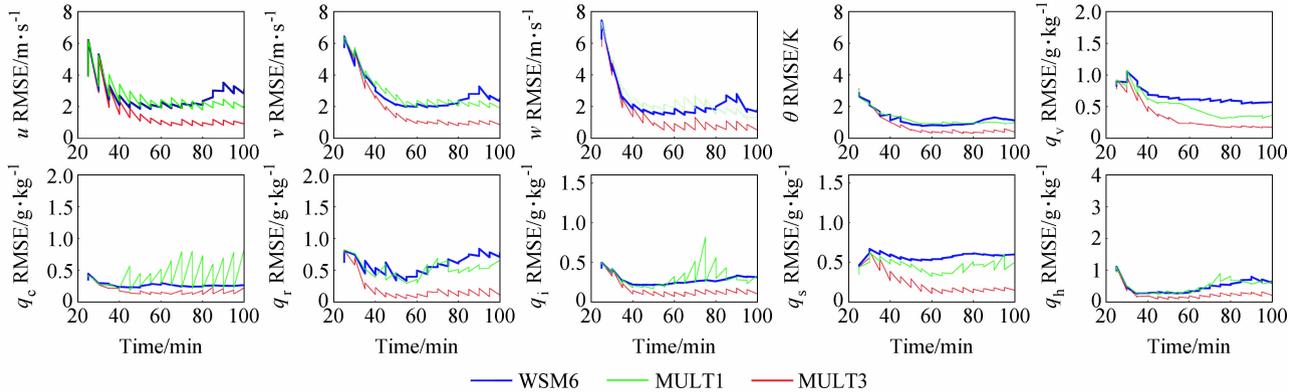


图 12 集合平均的预报场、分析场和真实场的均方根误差 (RMSE)
 Fig. 12 Ensemble mean analysis, forecasts RMS errors averaged over the points for WSM6, MULTI1, and MULT3