

张斌, 田向军, 张立凤, 等. 2017. 基于 NLS-4DVar 方法的雷达资料同化及其在暴雨预报中的应用 [J]. 大气科学, 41 (2): 321–332. Zhang Bin, Tian Xiangjun, Zhang Lifeng, et al. 2017. The radar data assimilation system based on NLS-4DVar and its application in heavy rain forecast [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 41 (2): 321–332, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1607.16103.

基于 NLS-4DVar 方法的雷达资料同化及其在暴雨预报中的应用

张斌^{1,2} 田向军² 张立凤¹ 孙建华³

1 解放军理工大学气象海洋学院, 南京 211101

2 中科院大气物理研究所国际气候与环境科学中心 (ICCES), 北京 100029

3 中科院大气物理研究所云降水物理与强风暴重点实验室 (LACS), 北京 100029

摘要 在基于本征正交分解 POD (Proper Orthogonal Decomposition) 的集合四维变分同化方法 (POD4DEnVar) 建立的雷达资料同化系统 (PRAS) 的基础上, 本文利用非线性最小二乘法的集合四维变分同化方法 (NLS-4DVar) 对 PRAS 进行改进, 解决 PRAS 在高度非线性情况下的适应性问题, 建立了新的雷达资料同化系统 (NRAS)。通过观测系统模拟试验 OSSEs (Observing System Simulation Experiments) 和两次实际暴雨同化试验 (2010 年 7 月 8 日, 中国中部地区; 2014 年 3 月 30 日, 中国华南地区) 对 NRAS 进行检验, 并与 PRAS 的同化结果进行了对比。结果表明: 无论是 OSSEs 还是实际雷达资料的同化, 相对于 PRAS, NRAS 能够进一步提高同化效果。通过增加迭代的次数, NRAS 能够有效地调整初始场的风场和水汽场, 进一步提高了降水强度和位置的预报精度。但随着迭代次数的增加, 对初始场的调整变小, 进而对降水预报效果的改进也减小。试验结果表明 NRAS 能够有效解决 PRAS 在高度非线性情况下的应用问题, 通过有限次数的迭代, 即可得到近似收敛的结果。因而 NRAS 有望在数值预报中更有效地同化雷达资料, 提高中小尺度天气的预报水平。

关键词 雷达资料同化 PRAS 资料同化系统 NLS-4DVar 同化方法 NRAS 资料同化系统 降水

文章编号 1006-9895(2017)02-0321-12

中图分类号 P456

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1605.16107

The Radar Data Assimilation System Based on NLS-4DVar and Its Application in Heavy Rain Forecast

ZHANG Bin^{1,2}, TIAN Xiangjun², ZHANG Lifeng¹, and SUN Jianhua³

1 College of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101

2 International Center for Climate and Environment Sciences (ICCES), Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

3 Key Laboratory of Cloud-Precipitation Physics and Severe Storms (LACS), Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

Abstract In this paper, the PODEn4DVar-based radar data assimilation scheme (PRAS) was improved according to the theory of NLS (Non-Linear Least Squares)-4DVar (four-dimensional variational analysis) scheme. This work aims to deal

收稿日期 2016-01-07; 网络预出版日期 2016-05-30

作者简介 张斌, 男, 1986 年出生, 博士研究生, 主要从事资料同化研究。E-mail: zhangbinzhb1985@163.com

通讯作者 田向军, E-mail: tianxj@mail.iap.ac.cn

资助项目 国家自然科学基金项目 41575100, 公益性行业 (气象) 科研专项 GYHY201506002

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grant 41575100), the Special Fund for Meteorological Scientific Research in Public Interest (Grant GYHY201506002)

with the application problem of PRAS under highly nonlinear conditions. As a result, a new radar data assimilation scheme, i.e. NLS-4DVar-based radar data assimilation scheme (NRAS), was developed. To evaluate whether NRAS can further improve the performance compared to PRAS, the Observing System Simulation Experiments (OSSEs) and real radar data assimilation experiments for two heavy rain events (July 8, 2010, central China; March 30, 2014, southern China) were conducted in this study. The results demonstrate that, for both the OSSEs and the real radar data assimilation experiments, NRAS can further improve the assimilation result in comparison to PRAS. By increasing iteration times, NRAS can adjust the wind field and water vapor field. This leads to further improvements on the forecast of intensity and location of the rainfall. However, with increases in the iteration times, the adjustment for the initial condition by NRAS becomes smaller, which leads to a smaller improvement on the rainfall forecast. The results indicate that NRAS can effectively deal with the application of PRAS under highly non-linear condition. With fewer iteration times, NRAS can obtain approximate convergence result. NRAS is expected to better assimilate radar data in numerical weather predictions, and thus further improve the prediction of meso-micro scale weather systems.

Keywords Radar data assimilation, PODEn4DVar-based radar data assimilation scheme (PRAS), Non-Linear Least Squares–four-dimensional variational analysis (NLS-4DVar), NLS-4DVar-based radar data assimilation scheme (NRAS), Rainfall

1 引言

提高降水的精确预报水平对数值预报是一个很大的挑战 (Sun, 2005)。除了模式本身的误差外, 制约降水精确预报水平的一个重要因素是常规观测得到的初始场很难对中小尺度天气系统进行精细的描述 (Dance, 2004)。在众多观测资料中, 多普勒雷达资料具有很高的时空分辨率, 其观测资料的空间分辨率达到了 1 公里, 时间分辨率为 6 分钟, 能够对大气内部三维结构进行更为精细化的描述, 这对于改善中小尺度天气的初始场具有重要意义 (王洪等, 2015)。

多普勒雷达资料的有效应用依赖于同化技术, 目前的数据同化方法有以三维变分同化 (three-dimensional variational analysis, 简称 3DVar) 和四维变分同化 (four-dimensional variational analysis, 简称 4DVar) 为代表的变分同化方法和以集合卡尔曼滤波 (ensemble Kalman filter, 简称 EnKF) 为代表的顺序同化方法。已有的研究表明, 3DVar (Xiao et al., 2005, 2007; Hu et al., 2006a, 2006b; Xiao and Sun, 2007)、4DVar (Kawabata et al., 2011; Choi et al., 2013; Wang et al., 2013; Sun and Wang, 2013) 或者 EnKF (Tong and Xue, 2005; Askoy et al., 2009, 2010; Dowell et al., 2011) 能够有效同化雷达资料, 对提高降水的精细预报具有重要作用。相对于 3DVar, 4DVar 在资料同化中更具优势, 然而 4DVar 需要的切线性和伴随模式不仅计算量大, 且其编码和升级也十分困难, 特别是当数值模式存在高度非线性, 涉及的模式物理过程具有不连续过程的情况下 (Xu,

1996a, 1996b; Zou, 1997)。这些都使得 4DVar 的业务应用具有更大的难度。此外, 4DVar 的背景误差协方差虽然在同化窗口内可以隐式发展, 但其在同化时间窗口前端仍采用静态的背景误差协方差, 这也制约了其同化性能的发挥 (Beck and Ehrendorfer, 2005; Cheng et al., 2010; Fairbairn et al., 2014)。而 EnKF 由于计算过程相对简单 (Evensen, 2003), 更易于实施, 它在雷达资料同化中得到了越来越多的应用, 许多试验 (Tong and Xue, 2005; Askoy et al., 2009, 2010; Dowell et al., 2011; 兰伟仁等, 2010a, 2010b) 也表明 EnKF 能够有效同化雷达资料。EnKF 利用集合样本统计的背景误差协方差具有随流型的特点, 能够对观测信息进行更为合理的传播, 这对于变化比较快的降水天气的预报具有重要意义。

综合考虑 4DVar 和 EnKF 两种同化方法的特点, 国内外许多学者提出了集合四维变分同化方法 (4DEnVar; Tian et al., 2008, 2011; Fairbairn et al., 2014), 4DEnVar 结合了 4DVar 和 EnKF 两种同化方法的优势, 规避了各自的不足。4DEnVar 可以同化多个时刻的观测资料, 但是却不需要 4DVar 所需要的切线性和伴随模式, 因而使得同化过程变得易于实施; 其次, 4DEnVar 采用集合样本统计的背景误差协方差具有随流型的性质, 具有 EnKF 的优势。利用 4DEnVar 对各类资料的同化试验也表明了这种同化方法的潜力 (Qiu et al., 2007; Liu et al., 2008, 2009; Zhang et al., 2009; Wang et al., 2010; Zhang and Zhang, 2012; Tian et al., 2014)。在众多 4DEnVar 同化方法中, Tian et al. (2008, 2011, 2014) 基于本征正交分解, 提出了集合四维变分同化方法

(POD4DEnVar), 并将其应用于各类资料的同化, 试验结果均表明了这种方法的有效性和优越性。基于 POD4DEnVar 理论, Zhang et al. (2015) 首次将其应用于雷达资料同化中, 建立了雷达资料同化系统 PRAS(PODEn4DVar-based Radar data Assimilation Scheme), 结果表明 PRAS 能够有效的改善初始场进而提高降水预报。然而 POD4DEnVar 假设模式扰动和观测扰动之间为线性关系, 事实上数值模式和非常规资料的观测算子往往为高度非线性, 无疑这个线性假设会直接影响到同化的效果 (Tian and Feng, 2015)。由于 PRAS 是基于 POD4DEnVar 建立的, 因而不可避免受到线性化假设的影响。为了解决 POD4DEnVar 在高度非线性情况下的应用问题, Tian and Feng (2015) 提出了利用高斯牛顿迭代格式逼近非线性 4DVar 分析解的 NLS-4DVar (Non-Linear Least Squares-4DVar) 同化方法, 作为 POD4DEnVar 方法的一种改进。

本文基于 NLS-4DVar 理论, 对 PRAS 进行了改进, 建立新的雷达资料同化系统 NRAS (NLS-4DVar-based Radar data Assimilation Scheme)。为了考察 NRAS 的性能, 以 WRF (Weather Research and Forecasting) 模式作为预报模式, 设计了观测系统模拟试验 (Observing System Simulation Experiments, 简称 OSSEs) 和实际雷达资料同化试验。

2 NRAS 同化系统介绍

2.1 NLS-4DVar 方法简介

由于 NRAS 是基于 NLS-4DVar 方法构建的, 因而首先对 NLS-4DVar 方法作一简单介绍, 详细的推导可参阅 Tian and Feng (2015)。NLS-4DVar 的出发点仍基于如下增量形式的 4DVar 代价函数:

$$J(\mathbf{x}') = \frac{1}{2} (\mathbf{x}')^T \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{x}') + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^s [\mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b + \mathbf{x}') - \mathbf{y}_{obs,k}]^T \mathbf{R}_k^{-1} \times [\mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b + \mathbf{x}') - \mathbf{y}_{obs,k}], \quad (1)$$

其中, \mathbf{x}' 表示待求的分析增量, T 表示矩阵转置, \mathbf{x}_b 表示背景场, k 表示同化窗口内第 k 个观测时刻, s 表示同化时间窗口内总的观测时刻数, \mathbf{H}_k 是第 k 个观测时刻的观测算子, $\mathbf{M}_{0 \rightarrow k}$ 是预报模式, $\mathbf{y}_{obs,k}$ 表示第 k 个时刻的观测值, \mathbf{B} 表示背景误差协方差, \mathbf{R}_k 表示和第 k 个时刻的观测误差协方差。

NLS-4DVar 在极小化求解 \mathbf{x}' 时, 首先给出一组集合样本, 假定集合样本数为 N 个, \mathbf{x}_j ($j=1, \dots, N$)

表示各集合成员, 其相对于背景场 \mathbf{x}_b 可以产生 N 个模式扰动 $\mathbf{x}'_j = \mathbf{x}_j - \mathbf{x}_b$ ($j=1, \dots, N$), 从而构成模式扰动空间 $(\mathbf{x}'_j, j=1, \dots, N)$ 。假定分析增量 \mathbf{x}' 线性蕴含在模式扰动空间中, 即 \mathbf{x}' 可以表示为如下模式扰动的线性组合形式:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{P}_x \boldsymbol{\beta}, \quad (2)$$

其中, $\mathbf{P}_x = (\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \dots, \mathbf{x}'_N)$ 表示模式扰动空间; $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T$, 表示模式扰动的线性组合系数。

利用模式扰动可以得到相应的集合背景误差协方差 $\mathbf{B} = \mathbf{P}_x \mathbf{P}_x^T / (N-1)$, 将其和公式 (2) 代入到公式 (1) 得到如下形式的代价函数:

$$J(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2} (N-1) \boldsymbol{\beta}^T \boldsymbol{\beta} + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^s [\mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b + \mathbf{P}_x \boldsymbol{\beta}) - \mathbf{y}_{obs,k}]^T \cdot \mathbf{R}_k^{-1} \times \mathbf{H} [\mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b + \mathbf{P}_x \boldsymbol{\beta}) - \mathbf{y}_{obs,k}], \quad (3)$$

从公式 (3) 可见, 新形式的代价函数将对 \mathbf{x}' 的求解转化为对线性组合系数 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T$ 的求解, 由于集合同成员数目 N 一般远小于模式变量的维数, 因而大大降低了计算量。POD4DEnVar 对公式 (3) 直接最小化求解, 得到线性组合系数 $\boldsymbol{\beta}$ (Tian et al., 2008, 2011)。相对于 POD4DEnVar, NLS-4DVar 则进一步将公式 (3) 转化为如下的非线性最小二乘法形式:

$$J(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2} Q(\boldsymbol{\beta})^T Q(\boldsymbol{\beta}), \quad (4)$$

其中,

$$Q(\boldsymbol{\beta}) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_1^{-1/2} [L'_1 (\mathbf{P}_x \boldsymbol{\beta}) - \mathbf{y}'_{obs,1}] \\ \vdots \\ \mathbf{R}_s^{-1/2} [L'_s (\mathbf{P}_x \boldsymbol{\beta}) - \mathbf{y}'_{obs,s}] \\ \sqrt{N-1} \boldsymbol{\beta} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{R}_k^{1/2} (\mathbf{R}_k^{1/2})^T, \quad (6)$$

$$L'_k (\mathbf{x}') = \mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b + \mathbf{x}') - \mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b) \quad (k=1, \dots, s), \quad (7)$$

其中, $L'_k (\mathbf{x}')$ 表示各时刻的观测扰动。

$$\mathbf{y}'_{obs,k} = \mathbf{y}_{obs,k} - \mathbf{H}_k \mathbf{M}_{0 \rightarrow k} (\mathbf{x}_b) \quad (k=1, \dots, s). \quad (8)$$

由于采用有限数量的集合样本构造背景误差协方差, 不可避免产生远距离虚假相关, 为使观测的影响保持在一定范围内, 实施了局地化方案。最终得到迭代形式的分析增量解 \mathbf{x}'^{i+1} ($i=0, 1, 2, \dots, I_{max}$), I_{max} 为最大迭代次数, 如下式:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}'^{i+1} = & \mathbf{x}'^i + \sum_{k=1}^s \left(\boldsymbol{\rho} \circ \mathbf{P}_x \hat{\mathbf{P}}_{y,k} \right) L'_k(\mathbf{x}'^i) + \\ & \sum_{k=1}^s \left(\boldsymbol{\rho} \circ \mathbf{P}_x \tilde{\mathbf{P}}_{y,k} \right) \left[\mathbf{y}'_{\text{obs},k} - L'_k(\mathbf{x}'^i) \right], \end{aligned} \quad (9)$$

从公式(9)可以看出, NLS-4DVar 方法通过迭代的形式求得最终的分析增量, 其中, $\boldsymbol{\rho}$ 表示局地化系数, \circ 表示两个矩阵的舒尔积, $\hat{\mathbf{P}}_{y,k}$ 和 $\tilde{\mathbf{P}}_{y,k}$ 的定义可以参阅 Tian and Feng (2015)。公式(9)中观测扰动 $L'_k(\mathbf{x}'^i)$ 是利用非线性模式 $\mathbf{M}_{0 \rightarrow k}$ 和非线性观测算子 \mathbf{H}_k 直接计算的, 因而很大程度上保持了原有代价函数的非线性性质。当预报模式 $\mathbf{M}_{0 \rightarrow k}$ 和观测算子 \mathbf{H}_k 为线性情况下, NLS-4DVar 可退化为 POD4DEnVar 方法。NLS-4DVar 的第一步迭代形式也是 POD4DEnVar 分析增量解, 因而在上述提到的高度非线性情况下, NLS-4DVar 通过增加迭代的次数, 可以进一步优化 POD4DEnVar 的同化结果。

2.2 NRAS 同化系统构建

基于 NLS-4DVar 理论, 本文引入雷达资料的观测算子 (Sun and Crook, 1997, 1998), 对 PRAS 进行了改进, 以 WRF 模式为预报模式, 建立了雷达资料同化系统 NRAS, 实现了对雷达资料的反射率和径向风同化, 参照 Wang et al. (2012) 和 Zhang et al. (2015) 的文章, NRAS 中选取 1 小时作为雷达资料的同化时间窗口长度。为了验证该系统的同化效果, 设计了 OSSEs 试验和针对两次暴雨个例的实际雷达资料同化试验。

3 雷达资料同化系统 NRAS 的验证

3.1 OSSEs 验证

OSSEs 试验是检验同化系统的有效手段, 本节首先利用 OSSEs 试验对基于 NLS-4DVar 方法建立的雷达资料同化系统 NRAS 进行验证, 并分析其相对于 PRAS 的优势。

(1) 资料和模式设置

WRF 模式中使用的资料有 NCEP 的 $1^\circ \times 1^\circ$ 的再分析资料, 同化的雷达资料为武汉站的径向风和反射率的“模拟观测”。模式水平方向的格点数是 400×400 , 格距为 6 km, 垂直方向为不等距 27 层, 模式层顶为 50 hPa。模式物理过程选用 RRTM 长波辐射方案 (Mlawer et al., 1997)、Dudhia 短波辐射方案 (Dudhia, 1989)、YSU 边界层方案 (Hong et al., 2006)、WSM6 微物理方案 (Hong and Lim, 2006),

Noah LSM 的陆面方案 (Ek et al., 2003) 以及无积云参数化方案。

(2) 试验设计

试验中的分析时间为 2010 年 7 月 8 日 00 时(协调世界时, 下同), 同化时间窗为 7 月 8 日 00 时到 7 月 8 日 01 时。为了详细考察 NRAS 的同化效果, OSSEs 中设计了 4 个试验, 分别为 CTRL、PRAS、NRAS2 和 NRAS3, 其中, CTRL 为不同化雷达资料的控制试验, 试验 PRAS、试验 NRAS2 和试验 NRAS3 分别为 NRAS 迭代一次、两次和三次的同化试验。通过对比 NRAS2、NRAS3 和 PRAS 的同化效果, 可以考察 NRAS 相对于 PRAS 的优势。为了产生“模拟观测”。在 OSSEs 试验中, 通过 WRF-3DVar 的三维变分控制变量的扰动方法

(Barker et al., 2004; Barker, 2005) 模块得到扰动的背景场作为“真实初始场”, 并积分 1 小时得到同化窗口内的“真实场”。由于我国多普勒雷达的扫描频率为 6 分钟一次, 因而模式产生的“真实场”也是 6 分钟输出一次。在此基础上, 选取武汉站的实际雷达位置作为观测点, 并通过观测算子和同化窗口内的“真实场”构造相应的雷达“模拟观测”, 最后在径向风和反射率“模拟观测”上分别加入均值为 0, 标准差分别为 1 m s^{-1} 和 1 dBZ 的随机误差, 形成同化的“模拟观测”。雷达体扫的 9 个仰角分别为 0.5° 、 1.5° 、 2.4° 、 3.4° 、 4.3° 、 6.0° 、 9.9° 、 14.6° 和 19.5° 。

无论是 NRAS 或者 PRAS, 均需要产生模式扰动和相应的观测扰动, 按照 Zhang et al. (2015) 的试验, 围绕同化窗口进行两个较长时间积分过程, 利用滑动采样的方式 (Tian et al., 2008, 2011, 2014) 得到相应的集合样本。最后基于背景场和集合样本, 产生相应的模式扰动和观测扰动。

(3) 试验结果

为了衡量各试验的同化效果, 尤其是对 NRAS 和 PRAS 的同化性能进行对比, 计算了各试验初始时刻的分析场与“真实场”的均方根误差, 均方根误差越小, 表明同化结果越接近于“真实场”, 即同化效果越好。图 1 给出了各变量均方根误差的垂直分布图。从图中可以就看出, 相对于试验 CTRL (黑色方块线), 在大部分垂直层中, 试验 PRAS (红色三角线)、NRAS2 (绿色圆圈线) 和 NRAS3 (蓝色加号线) 的均方根误差均明显减小, 尤其是中层。这表明 NRAS 通过同化雷达资料有效提高了

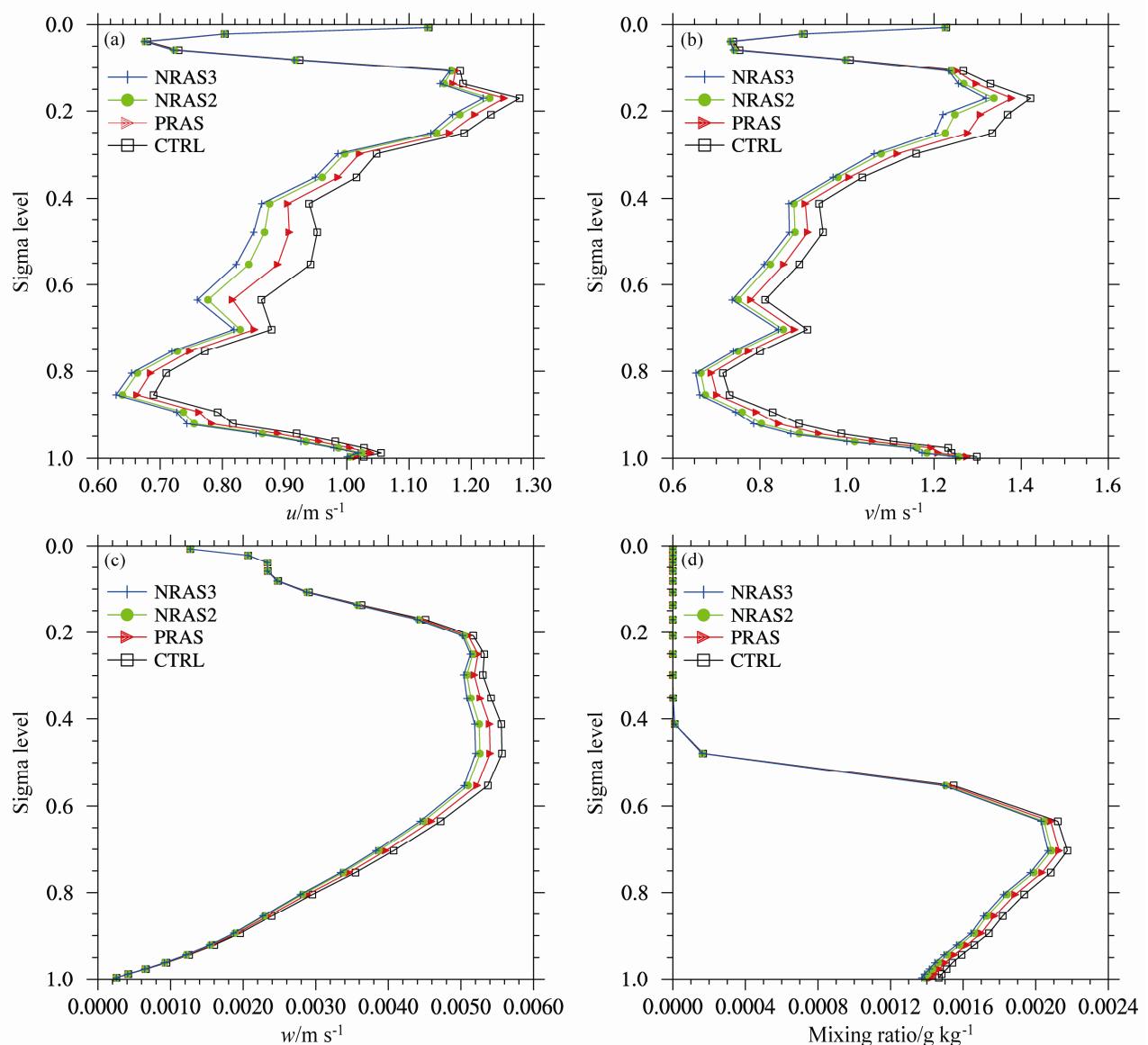


图1 不同试验的变量在分析时刻的均方根误差垂直分布(垂直坐标为 WRF 模式 sigma 层): (a) u 风场(单位: m s^{-1}); (b) v 风场(单位: m s^{-1}); (c) w 风场(单位: m s^{-1}); (d) 雨水混合比(单位: g kg^{-1})。图中黑色方框线、红色三角线、绿色圆圈线和蓝色加号线分别表示试验 CTRL、PRAS、NRAS2 和 NRAS3 的结果

Fig. 1 Vertical profiles of the root-mean-square errors (the vertical coordinate is the sigma system of WRF model) of (a) u wind (units: m s^{-1}), (b) v wind (units: m s^{-1}), (c) w wind (units: m s^{-1}), and (d) the rainwater mixing ratio (units: g kg^{-1}) from the CTRL, PRAS, NRAS2 and NRAS3 experiments. The results for CTRL, PRAS, NRAS2, and NRAS3 experiments are denoted by black squares, red triangles, green circles, and blue plus signs, respectively

初始场的精度。进一步分析同化雷达资料的3个试验发现,相对于试验PRAS, NRAS2和NRAS3均方根误差更小,这表明相对于PRAS, NRAS能够进一步提高同化效果,有效解决高度非线性情况下PRAS的应用问题。同时还可见试验NRAS3的均方根误差小于试验NRAS2,但二者的差异明显小于试验PRAS和NRAS2,这表明随着迭代次数的增加,NRAS对同化效果的改善越来越小,一定次数的迭

代便可取得近似收敛的结果。通过两次迭代, NRAS即可得到近似收敛的结果。

以上的OSSEs试验表明相对于PRAS, NRAS能够进一步提高雷达资料的同化效果,改善高度非线性情况下PRAS的同化效果,且有限的迭代次数即可得到近似收敛的结果。

3.2 实际雷达资料同化试验

为了考察NRAS对实际雷达资料的同化性能,

本文选择了两个强降水事件作为研究个例，分别为 2010 年 7 月 8 日发生在我国中部地区的 24 小时降水过程和 2014 年 3 月 30 日发生在我国华南地区的 6 小时降水过程，针对这两个降水事件进行了同化及预报，验证相对于 PRAS，NRAS 是否能够进一步改善初始场和提高降水预报效果。

3.2.1 2010 年 7 月 8 日的降水事件

(1) 降水事件简介

2010 年 7 月 8 日，我国中部地区发生了强降水过程，图 2a 为 24 小时累积降水实况。其中湖北东部的降水最强，最强降水 24 小时达到了 287 mm，其次在湖北和湖南交界、安徽和江西交界也存在强降水。大部分地区，24 小时降水量均超过了 90 mm。

(2) 试验设计

试验中的使用资料和模式设置同 OSSEs。为了考察 NRAS 对实际雷达资料的同化效果，同 OSSEs 试验一样，设计了四个实际雷达资料同化试验，分别为试验 HCTRL、试验 HNLS1、试验 HNLS2 和试验 HNLS3，其中试验 HCTRL 为不同化雷达资料的控制试验，以 2010 年 7 月 8 日 00 时的背景场积分 24 小时得到预报场，试验 HNLS1、试验 HNLS2 和试验 HNLS3 分别为 NRAS 迭代一次、两次和三次的同化试验，考虑到模式的 spin-up 问题（张斌等，2014），模式首先积分 6 小时，然后将积分 6 小时后的预报场作为同化试验的背景场进行雷达资料的同化，然后将同化后的分析场再进行 24 小时的预报。试验中同化的雷达资料为武汉站的实际雷达观测的径向风和反射率资料。

(3) 降水预报结果

对比 24 小时观测降水（图 2a），可以看出试验 HCTRL（图 2b）没有预报出湖北东部的强降水，而在湖北东南部却预报出了最大降水中心超过 240 mm 大量虚假降水。试验 HNLS1、HNLS2 和 HNLS3 的预报结果如图 3 所示。图 3a 为 HNLS1 的预报降水，即 PRAS 同化雷达资料后的预报降水，相对于试验 HCTRL，其增强了湖北东部降水和削弱了东南部虚假降水，预报结果更接近于实况，说明 HNLS1 明显的提高了降水预报效果，详细的分析可见 Zhang et al. (2015)。对比试验 HNLS1，试验 HNLS2 和 HNLS3 加大了降水强度，使预报结果更加接近实况。这与前面 OSSEs 的试验结果一致，相对于 PRAS，NRAS 能够更好的改善降水预报效果。同时，相对于试验 HNLS2，试

验 HNLS3 使得安徽西部的降水略微西移，更加接近观测，但是改进很小，试验 HNLS2 和试验 HNLS3 的预报结果基本相同。这表明，随着迭代次数的增加，对预报的改善逐步减小，NRAS 两步迭代已可取得近似收敛的结果。

为了定量客观的评价降水预报效果，采用 SAL 评分（Wernli et al., 2008）对降水预报结果进行了评估。在 SAL 评分中， S 为衡量降水结构的指标， A 为衡量降水强度的指标， L 为衡量降水位置的指标。总的来说， S 、 A 和 L 的绝对值越小，表明降水预报效果越好，其中 L 指标最重要（公颖，2010）。各试验的 SAL 降水评分结果见图 4，可以看出相对于 HCTRL，试验 HNLS1、HNLS2 和 HNLS3 的 L 值逐步减小，这表明同化试验使得降水落区预报更加接近于实况。所有试验 A 值均为负值，表明各试验预报降水均偏弱，然而相对于 HCTRL，试验 HNLS1、HNLS2 和 HNLS3 的 A 值逐步增大，更接近于 0，这也表明各同化试验对于降水强度有了改善。大部分同化试验的 S 值相对 HCTRL 也更接近于 0。上述结果表明，NRAS 的同化效果要优于 PRAS，随着迭代次数的增加，对于降水预报的改善越来越小，趋于收敛，这些结论与上述 OSSEs 是一致的。

3.2.2 2014 年 3 月 30 日的降水事件

(1) 降水事件简介

图 5a 为 2014 年 3 月 30 日 00 时到 06 时的降水实况，可以看到强降水主要集中在广东地区，在 23°N 附近出现了一条较强的准纬向雨带，其中最强降水发生在广州市附近，中心最大降水量达到 140mm 以上，因而此次降水属于短时间的强降水事件。

(2) 资料和模式设置

模式中的模拟区域为两层双向嵌套，其中粗网格的水平格点数为 300×200 ，水平分辨率为 18 km，细网格的水平格点数为 424×241 ，水平分辨率为 3 km，粗细网格的垂直方向采用 30 层地形跟随坐标，模式层顶为 50 hPa。粗网格的物理方案选择为：RRTM 长波辐射方案（Mlawer et al., 1997）、Dudhia 短波辐射方案（Dudhia, 1989）、YSU 边界层方案（Hong et al., 2006）、WSM6 微物理方案（Hong and Lim, 2006）、Noah LSM 的陆面方案（Ek et al., 2003）和 Kain-Fritsch 积云参数化方案（Kain, 2004）。细网格没有使用积云参数化方案，其他方案同粗网格。雷达资料为广州站和梧州站的实际雷达观测的

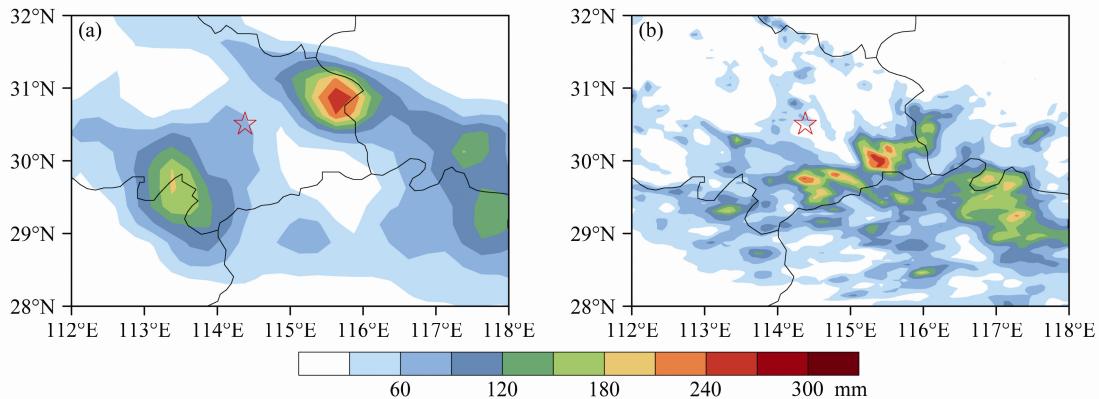


图 2 2010 年 7 月 8 日 00 时到 7 月 9 日 00 时 24 小时累积降水量 (单位: mm): (a) 观测; (b) 试验 HCTRL。红色五角星表示武汉站雷达位置
Fig. 2 24-h accumulated precipitation (units: mm) from 0000 UTC 8 to 0000 UTC 9 July 2010 from (a) observations and (b) HCTRL experiment. The red star indicates the location of the Doppler radar in Wuhan

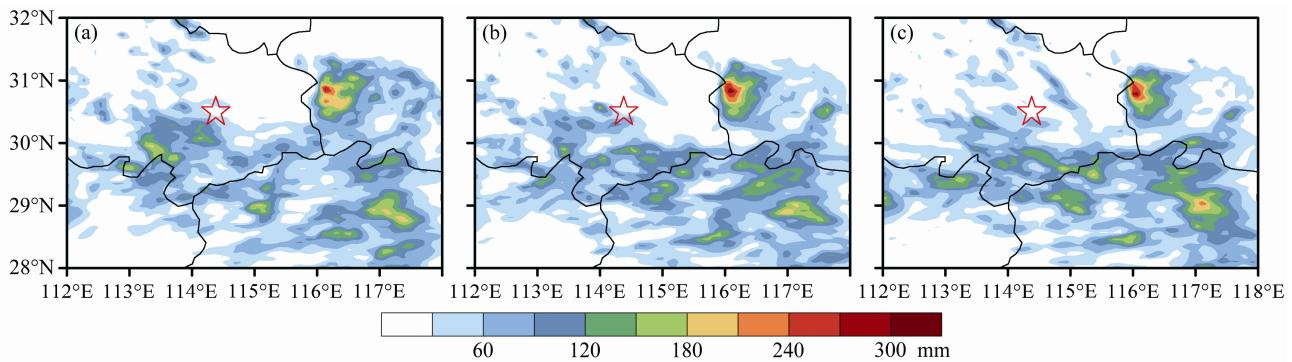


图 3 2010 年 7 月 8 日 00 时到 7 月 9 日 00 时 24 小时累积降水量 (单位: mm): (a) 试验 HNLS1; (b) 试验 HNLS2; (c) 试验 HNLS3。红色五角星表示武汉站雷达位置
Fig. 3 24-h accumulated precipitation (units: mm) from 0000 UTC 8 to 0000 UTC 9 July 2010 from (a) HNLS1 experiment, (b) HNLS2 experiment, and (c) HNLS3 experiment. The red star indicates the location of the Doppler radar in Wuhan

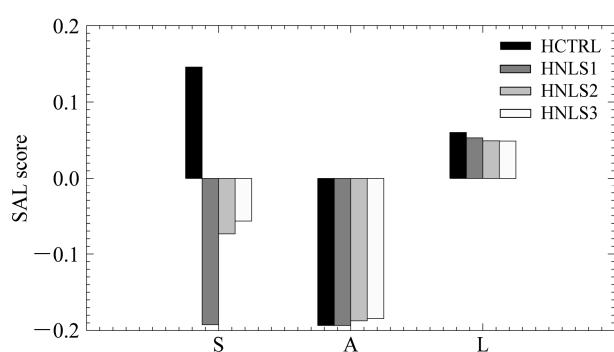


图 4 试验 HCTRL、HNLS1、HNLS2 和 HNLS3 的 24 小时降水量 SAL 评分
Fig. 4 The SAL verification of 24-h precipitation for HCTRL, HNLS1, HNLS2 and HNLS3 experiments

径向风和反射率资料。

(3) 试验设计

试验中的分析时间为 2014 年 3 月 30 日 00 时, 同化时间窗为 3 月 30 日 00 时到 3 月 30 日 01 时。

同样设计了四个同化试验, 分别为不同化雷达资料的控制试验 GCTRL 和分别为 NRAS 迭代一次、两次和三次的同化试验 GNLS1、试验 GNLS2 和试验 GNLS3。考虑到模式的 spin-up 问题(张斌等, 2014), 模式首先积分 6 小时, 然后将积分 6 小时后的预报场作为背景场进行控制试验和同化试验, 所有同化试验均在细网格中进行, 并对细网格结果进行分析。

(4) 降水预报结果

对比 6 小时降水实况(图 5a), 可以看出试验 GCTRL(图 5b)预报的降水位置过于偏北, 降水强度偏弱, 雨带范围偏小, 另外在广西和湖南交界处还出现了局地性的虚假强降水。图 6a 为试验 GNLS1 的预报降水, 即 PRAS 同化雷达资料后的预报降水, 相对于试验 GCTRL, 广东境内的预报降水整体南移, 且降水在纬向范围内变大, 同时

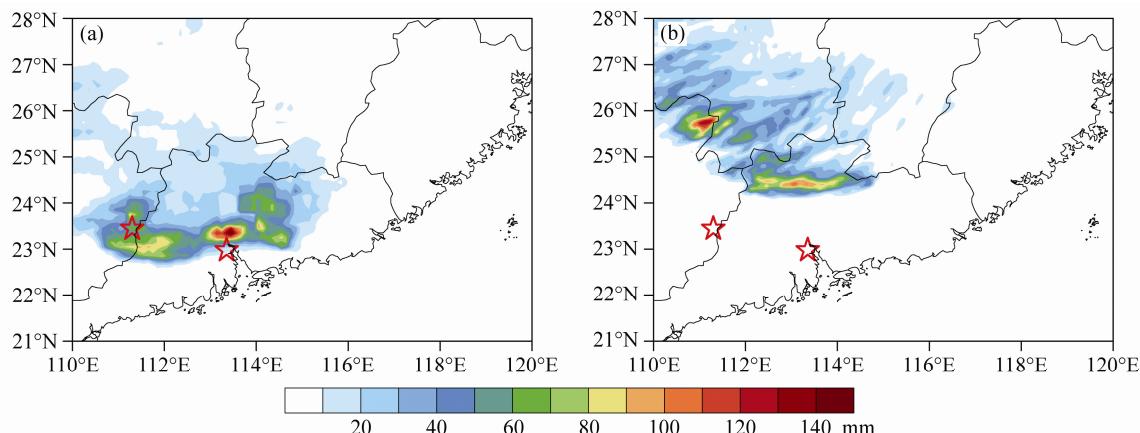


图 5 2014 年 3 月 30 日 00 时 3 月 30 日 6 小时累积降水量 (单位: mm): (a) 观测; (b) 试验 GCTRL。红色五角星表示广州站和梧州站雷达位置
Fig. 5 6-h accumulated precipitation (units: mm) from 0000 UTC 30 to 0600 UTC 30 March 2014 from (a) observations and (b) GCTRL experiment. The red stars indicate the locations of the Doppler radars in Guangzhou and Wuzhou

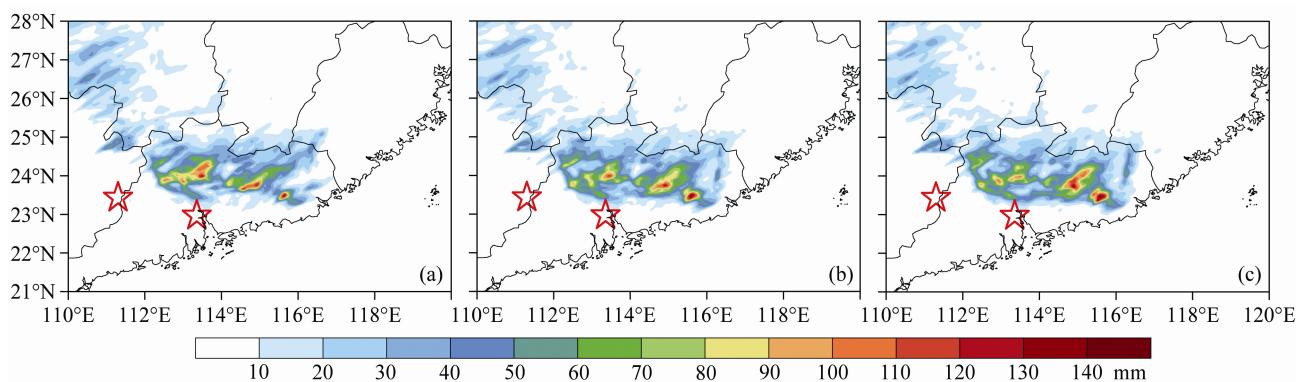


图 6 2014 年 3 月 30 日 00 时到 3 月 30 日 06 时 6 小时累积降水量 (单位: mm): (a) 试验 GNLS1; (b) 试验 GNLS2; (c) 试验 GNLS3。红色五角星表示广州站和梧州站雷达位置
Fig. 6 6-h accumulated precipitation (units: mm) from 0000 UTC 30 to 0600 UTC 30 March 2014 from (a) GNLS1 experiment, (b) GNLS2 experiment, and (c) GNLS3 experiment. The red stars indicate the locations of the Doppler radars in Guangzhou and Wuzhou

广西和湖南交界处出现的虚假降水得到了明显的削弱, 试验 GNLS1 的预报降水与实况更为接近。对比试验 GNLS 1, 试验 GNLS2 (图 6b) 和试验 GNLS3 (图 6c) 使得广东境内的雨带进一步向南移动, 同时使得 GNLS1 在 (24°N , 113°E) 附近区域预报的强降水范围减小, 更加接近实况。这再次说明相对于 PRAS, NRAS 能够更好的改善降水预报效果。相对于试验 GNLS2, 试验 GNLS3 使雨带进一步南移, 从而更加接近观测, 但是改善的幅度逐步减小。

图 7 为各试验的 SAL 降水评分结果。相对于试验 GCTRL, 试验 GNLS1、GNLS2 和 GNLS3 的 S 、 A 和 L 值更为接近于 0, 这表明同化试验有效的提高了降水的预报结果。试验 GNLS1、GNLS2 和 GNLS3 的 S 、 A 和 L 值逐步减小, 这再次表明

NRAS 的同化效果要优于 PRAS, 随着迭代次数的增加, 能够逐步提高降水的预报。

3.2.3 初始场增量

上述同化试验对于降水预报的改善直接源于对初始场的调整, 下面以 2010 年 7 月 8 日的降水事件为例 (2014 年 3 月 30 日的降水事件结论类似), 分析各同化试验对于初始场的调整。

图 8 为模式第 8 层 (约 850 hPa), 试验 HNLS1 相对于试验 HCTRL (图 8a 和 b)、试验 HNLS2 相对于试验 HNLS1 (图 8c 和 d)、试验 HNLS3 相对于试验 HNLS2 (图 8e 和 f) 的风场 (图 8a、c、e) 和雨水混合比 (图 8b、d、f) 的增量场。由于试验 HNLS1 的同化等价于 PRAS 的同化, 因而图 8a 和 b 即为 PRAS 同化的增量场, 具体分析可参阅 Zhang et al. (2015)。下面着重分析图 8c-f。相对于图 8a

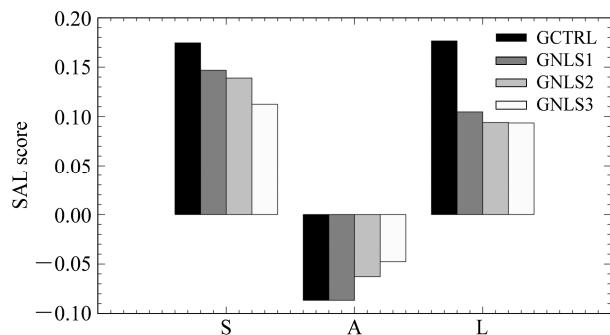


图 7 试验 GCTRL、GNLS1、GNLS2 和 GNLS3 的 6 小时降水量 SAL 评分

Fig. 7 The SAL verification of 6-h precipitation for GCTRL, GNLS1, GNLS2 and GNLS3 experiments

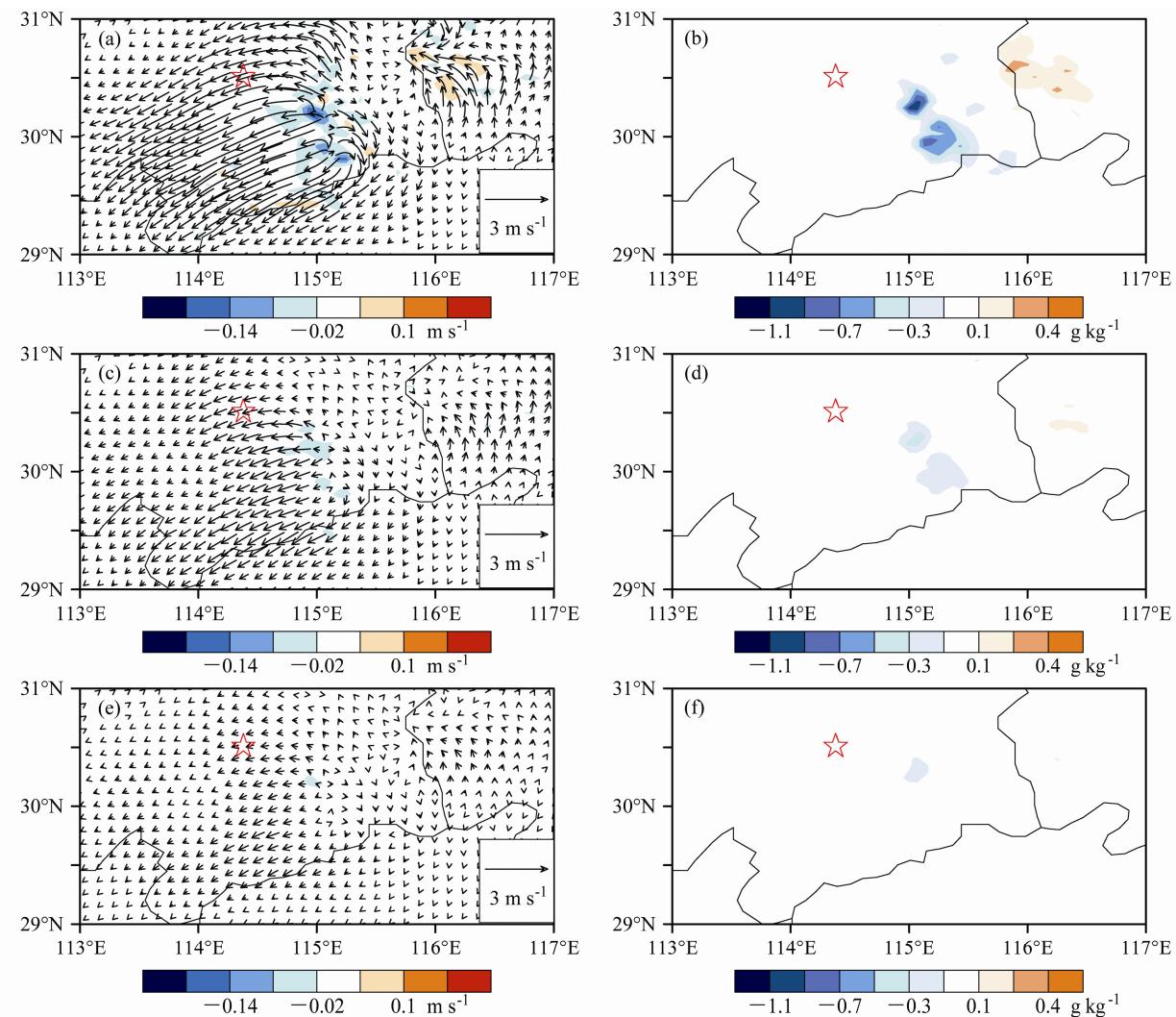


图 8 (a, b) 试验 HNLS1 和 HCTRL、(c, d) 试验 HNLS2 和 HNLS1 以及 (e, f) 试验 HNLS3 和 HNLS2 在模式第 8 层 (约 850 hPa) 的风场 (左列; 矢量为水平风场, 阴影表示垂直速度, 单位: $m s^{-1}$)、雨水混合比 (右列; 单位: $g kg^{-1}$) 差值场。红色五角星表示武汉站雷达位置

Fig. 8 Differences in the wind field (left column; vectors denote horizontal winds, shadows denote horizontal winds, units: $m s^{-1}$) and rainwater mixing ratio (right column; units: $g kg^{-1}$) on the eighth model level (a, b) between HNLS1 and HCTRL experiments, (c, d) between HNLS2 and HNLS1 experiments, and (e, f) between HNLS3 and HNLS2 experiments. The red star indicates the location of the Doppler radar in Wuhan

和 b, 可以看到图 8c、e 的风场增量和图 8d、f 的雨水混合比增量均明显减小, 这表明 NRAS 的第一步迭代, 即 PRAS 对同化产生的影响最大; 其次从图 8c 和 d 中可以看出 HNLS2 相对于 HNLS1 的增量仍较大, 例如湖北东南部的风场辐散进一步增强 (图 8c), 垂直速度 (图 8c) 和雨水混合比 (图 8d) 进一步减弱, 这与上述同化预报试验中湖北东南部虚假降水的进一步减弱有着很好的对应; 安徽西部的风场辐合增强 (图 8c)、垂直速度 (图 8c) 和雨水混合比 (图 8d) 增大也与安徽西部降水的增强对应。这表明 HNLS2 能够进一步调整初始场, NRAS 第二步迭代对初始场进一步的调整是具有物理意义的, 能够进一步提升降水预报精度。从图 8e 和 f

可以看出试验 HNLS3 相对于试验 HNLS2 的增量场变得非常小, 尤其是垂直速度(图 8e)和雨水混合比(图 8f)。这表明随着迭代次数的增加, 对初始场的改善越来越小, 有限次数的迭代即可得到近似收敛的结果。

4 结论

本文基于 NLS-4DVar 方法, 对雷达资料同化系统 PRAS 进行改进, 建立了新的雷达资料同化系统 NRAS。为了考察 NRAS 相对于 PRAS 是否能够进一步提高同化效果, 首先设计了 OSSEs 试验。OSSEs 试验结果表明: 相对于 PRAS, NRAS 能够进一步提高同化效果, 随着迭代次数增加, 改善越来越小, 有限次数的迭代便可以取得近似收敛的结果。这表明了 NRAS 能够有效解决 PRAS 在高度非线性情况下的应用问题。在此基础上, 针对两次次实际暴雨过程, 进一步开展了实际雷达资料的同化试验, 考察 NRAS 在实际雷达资料同化应用中的性能。结果同样表明, 相对于 PRAS, NRAS 能够进一步改善初始场, 通过对初始场中的风场和水汽场的有效调整, 提高了降水强度和位置的预报精度。但随着迭代次数的增加, 对于初始场的调整变小, 进而对降水预报效果的改进也减小, NRAS 通过有限次数的迭代, 即可得到近似收敛的结果。这与 OSSEs 试验的结论是一致的。

中小尺度的天气发展过程往往具有较强的非线性, NRAS 在同化雷达资料时考虑到了非线性问题, 其通过迭代同化的过程逼近非线性的分析解, 因而 NRAS 在数值预报中能够更为有效的同化雷达资料, 从而更好地改善初始场的中小尺度结构, 这对于提高中小尺度天气的精确预报水平具有重要意义。

参考文献 (References)

- Aksoy A, Dowell D C, Snyder C. 2009. A multicase comparative assessment of the ensemble Kalman filter for assimilation of radar observations. Part I: Storm-scale analyses [J]. Mon. Wea. Rev., 137 (6): 1805–1824, doi: 10.1175/2008MWR2691.1.
- Aksoy A, Dowell D C, Snyder C. 2010. A multicase comparative assessment of the ensemble Kalman filter for assimilation of radar observations. Part II: Short-range ensemble forecasts [J]. Mon. Wea. Rev., 138 (4): 1273–1292, doi: 10.1175/2009MWR3086.1.
- Barker D M. 2005. Southern high-latitude ensemble data assimilation in the Antarctic mesoscale prediction system [J]. Mon. Wea. Rev., 133 (12): 3431–3449, doi: 10.1175/MWR3042.1.
- Barker D M, Huang W, Guo Y R, et al. 2004. A three-dimensional variational data assimilation system for MM5: Implementation and initial results [J]. Mon. Wea. Rev., 132 (4): 897–914, doi: 10.1175/1520-0493(2004)132<0897:ATVDAS>2.0.CO;2.
- Beck A, Ehrendorfer M. 2005. Singular-vector-based covariance propagation in a quasigeostrophic assimilation system [J]. Mon. Wea. Rev., 133 (5): 1295–1310, doi: 10.1175/MWR2909.1.
- Cheng H Y, Jardak M, Alexe M, et al. 2010. A hybrid approach to estimating error covariances in variational data assimilation [J]. Tellus A, 62 (3): 288–297, doi: 10.1111/j.1600-0870.2010.00442.x.
- Choi Y, Lim G H, Lee D K. 2013. Radar radial wind data assimilation using the time-incremental 4D-Var method implemented to the WRFDA system [J]. Tellus A, 65: 19677, doi: 10.3402/tellusa.v65i0.19677.
- Dance S L. 2004. Issues in high resolution limited area data assimilation for quantitative precipitation forecasting [J]. Physica D, 196 (1–2): 1–27, doi: 10.1016/j.physd.2004.05.001.
- Dowell D C, Wicker L J, Snyder C. 2011. Ensemble Kalman filter assimilation of radar observations of the 8 May 2003 Oklahoma City supercell: Influences of reflectivity observations on storm-scale analyses [J]. Mon. Wea. Rev., 139 (1): 272–294, doi: 10.1175/2010MWR3438.1.
- Dudhia J. 1989. Numerical study of convection observed during the winter monsoon experiment using a mesoscale two-dimensional model [J]. J. Atmos. Sci., 46 (46): 3077–3107, doi: 10.1175/1520-0469(1989)046<3077:NSOCOD>2.0.CO;2
- Ek M B, Mitchell K E, Lin Y, et al. 2003. Implementation of Noah land surface model advances in the National Centers for Environmental Prediction operational mesoscale Eta model [J]. J. Geophys. Res., 108(D22). doi: 10.1029/2002JD003296
- Evensen G. 2003. The ensemble Kalman filter: Theoretical formulation and practical implementation [J]. Ocean Dyn., 53(4): 343–367, doi: 10.1007/s10236-003-0036-9.
- Fairbairn D, Pring S R, Lorenc A C, et al. 2014. A comparison of 4DVar with ensemble data assimilation methods [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 140 (678): 281–294, doi: 10.1002/qj.2135.
- 公颖. 2010. SAL 定量降水预报检验方法的解释与应用 [J]. 暴雨灾害, 29 (2): 153–159. Gong Ying. 2010. The explanation and application of SAL quantitative verification for precipitation forecasts [J]. Torrential Rain and Disasters, 29 (2): 153–159, doi: 10.3969/j.issn.1004-9045.2010.02.009.
- Hong S Y, Lim J O J. 2006. The WRF single-moment 6-class microphysics scheme (WSM6) [J]. J. Korean Meteorol. Soc., 42: 129–151.
- Hong S Y, Noh Y, Dudhia J. 2006. A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes [J]. Mon. Wea. Rev., 134(9): 2318–2341, doi: 10.1175/MWR3199.1
- Hu M, Xue M, Brewster K. 2006a. 3DVAR and cloud analysis with WSR-88D level-II data for the prediction of the Fort Worth, Texas, tornadic thunderstorms. Part I: Cloud analysis and its impact [J]. Mon. Wea. Rev., 134 (2): 675–698, doi: 10.1175/MWR3092.1.
- Hu M, Xue M, Gao J D, et al. 2006b. 3DVAR and cloud analysis with WSR-88D level-II data for the prediction of the Fort Worth, Texas, tornadic thunderstorms. Part II: Impact of radial velocity analysis via 3DVAR [J]. Mon. Wea. Rev., 134 (2): 699–721, doi: 10.1175/

- MWR3093.1.
- Kain J S. 2004. The Kain Fritsch convective parameterization: An update [J]. *J. Appl. Meteor.*, 43 (1): 170–181, doi: 10.1175/1520-0450(2004)043<0170:TKCPAU>2.0.CO;2
- Kawabata T, Kuroda T, Seko H, et al. 2011. A cloud-resolving 4DVAR assimilation experiment for a local heavy rainfall event in the Tokyo metropolitan area [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 139 (6): 1911–1931, doi: 10.1175/2011MWR3428.1.
- 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, doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2010.03.15.
- 兰伟仁, 朱江, Xue Ming, 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. 2010a. 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, doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2010.04.07.
- Liu C S, Xiao Q N, Wang B. 2008. An ensemble-based four-dimensional variational data assimilation scheme. Part I: Technical formulation and preliminary test [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136 (9): 3363–3373, doi: 10.1175/2008MWR2312.1.
- Liu C S, Xiao Q N, Wang B. 2009. An ensemble-based four-dimensional variational data assimilation scheme. Part II: Observing system simulation experiments with advanced research WRF (ARW) [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137 (5): 1687–1704, doi: 10.1175/2008MWR2699.1.
- Mlawer E J, Taubman S J, Brown P D, et al. 1997. Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres: RRTM, a validated correlated- k model for the longwave [J]. *J. Geophys. Res.*, 102 (14): 16663–16682, doi: 10.1029/97JD00237.
- Qiu C J, Shao A M, Xu Q, et al. 2007. Fitting model fields to observations by using singular value decomposition: An ensemble-based 4DVar approach [J]. *J. Geophys. Res.*, 112 (D11), doi: 10.1029/2006JD007994.
- Sun J Z. 2005. Convective-scale assimilation of radar data: Progress and challenges [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 131 (613): 3439–3463, doi: 10.1256/qj.05.149.
- 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, doi: 10.1175/1520-0469(1997)054<1642:DAMRFD>2.0.CO;2.
- Sun J Z, Crook N A. 1998. Dynamical and microphysical retrieval from Doppler radar observations using a cloud model and its adjoint. Part II: Retrieval experiments of an observed Florida convective storm [J]. *J. Atmos. Sci.*, 55 (5): 835–852, doi: 10.1175/1520-0469(1998)055<0835:DAMRFD>2.0.CO;2.
- Sun J Z, Wang H L. 2013. Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part II: Comparison with 3D-Var for a squall line over the U.S. Great Plains [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 141 (7): 2245–2264, doi: 10.1175/MWR-D-12-00169.1.
- Tian X, Xie Z, Liu Y, et al. 2014. A joint data assimilation system (Tan-Tracker) to simultaneously estimate surface CO₂ fluxes and 3-D atmospheric CO₂ concentrations from observations [J]. *Atmos. Chem. Phys.*, 14 (23): 13281–13293, doi: 10.5194/acp-14-13281-2014.
- Tian X J, Feng X B. 2015. A non-linear least squares enhanced POD-4DVar algorithm for data assimilation [J]. *Tellus A*, 67: 25340, doi: 10.3402/tellusa.v67.25340.
- Tian X J, Xie Z H, Dai A G. 2008. An ensemble-based explicit four-dimensional variational assimilation method [J]. *J. Geophys. Res.*, 113 (D21), doi: 10.1029/2008JD010358.
- Tian X J, Xie Z H, Sun Q. 2011. A POD-based ensemble four-dimensional variational assimilation method [J]. *Tellus A*, 63 (4): 805–816, doi: 10.1111/j.1600-0870.2011.00529.x.
- Tong M J, 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, doi: 10.1175/MWR2898.1.
- Wang B, Liu J J, Wang S D, et al. 2010. An economical approach to four-dimensional variational data assimilation [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 27 (4): 715–727, doi: 10.1007/s00376-009-9122-3.
- 王洪, 王东海, 万齐林. 2015. 多普勒雷达资料同化在“7.21”北京特大暴雨个例中的应用 [J]. 气象学报, 73 (4): 679–696. Wang Hong, Wang Donghai, Wan Qilin. 2015. Application of assimilating Doppler weather radar data in the “7.21” Beijing excessive storm [J]. *Acta Meteor. Sinica (in Chinese)*, 73 (4): 679–694, doi: 10.11676/qxb2015.048.
- Wang H L, Auligné T, Morrison H. 2012. Impact of microphysics scheme complexity on the propagation of initial perturbations [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 140 (7): 2287–2296, doi: 10.1175/MWR-D-12-00005.1.
- Wang H L, Sun J Z, Zhang X. 2013. Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part I: System development and preliminary testing [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 141 (7): 2224–2244, doi: 10.1175/MWR-D-12-00168.1.
- Wernli H, Paulat M, Hagen M. 2008. SAL—A novel quality measure for the verification of quantitative precipitation forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136 (11): 4470–4487, doi: 10.1175/2008MWR2415.1.
- Xiao Q N, Sun J Z. 2007. Multiple-radar data assimilation and short-range quantitative precipitation forecasting of a squall line observed during IHOP_2002 [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 135 (10): 3381–3404, doi: 10.1175/MWR3471.1.
- Xiao Q N, Kuo Y H, Sun J Z, et al. 2005. Assimilation of Doppler radar observations with a regional 3DVAR system: Impact of Doppler velocities on forecasts of a heavy rainfall case [J]. *J. Appl. Meteor.*, 44 (6): 768–788, doi: 10.1175/JAM2248.1.
- Xiao Q N, Kuo Y H, Sun J Z, et al. 2007. An approach of radar reflectivity data assimilation and its assessment with the inland QPF of typhoon Rusa (2002) at landfall [J]. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 46 (1): 14–22, doi: 10.1175/JAM2439.1.
- Xu Q. 1996a. Generalized adjoint for physical processes with parameterized discontinuities. Part I: Basic issues and heuristic examples [J]. *J. Atmos. Sci.*, 53 (8): 1123–1142, doi: 10.1175/1520-0469(1996)053<1123:GAFPPW>2.0.CO;2.
- Xu Q. 1996b. Generalized adjoint for physical processes with parameterized discontinuities. Part II: Vector formulations and matching conditions [J]. *J.*

- Atmos. Sci., 53 (8): 1143–1155, doi: 10.1175/1520-0469(1996)053<1143:
GAFPPW>2.0.CO;2.
- Zhang B, Tian X J, Sun J H, et al. 2015. PODEn4DVar-based radar data assimilation scheme: Formulation and preliminary results from real-data experiments with advanced research WRF (ARW) [J]. Tellus A, 67: 26045, doi: 10.3402/tellusa.v67.26045.
- 张斌, 张立凤, 熊春晖. 2014. ATOVS 资料同化方案对暴雨模拟效果的影响 [J]. 大气科学, 38 (5):1017–1027, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.
1401.13215. Zhang Bin, Zhang Lifeng, Xiong Chunhui. 2014. Effects of ATOVS data assimilation schemes on the simulation of heavy rain [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 38 (5):1017–1027,
doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1401.13215.
- Zhang F Q, Zhang M, Hansen J A. 2009. Coupling ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation [J]. Adv. Atmos. Sci., 26 (1): 1–8, doi: 10.1007/s00376-009-0001-8.
- Zhang M, Zhang F Q. 2012. E4DVar: Coupling an ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation in a limited-area weather prediction model [J]. Mon. Wea. Rev., 140 (2): 587–600, doi: 10.1175/MWR-D-11-00023.1.
- Zou X. 1997. Tangent linear and adjoint of “on–off” processes and their feasibility for use in 4-dimensional variational data assimilation [J]. Tellus A, 49 (1): 3–31, doi: 10.1034/j.1600-0870.1997.00002.x.