

杨雨轩, 张立凤, 张斌, 等. 2018. 多普勒天气雷达资料同化对冬季暴雨模拟的影响研究 [J]. 大气科学, 42 (5): 1096–1108. Yang Yuxuan, Zhang Lifeng, Zhang Bin, et al. 2018. Impact of Doppler radar data assimilation on the simulation of a heavy winter rainfall [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 42 (5): 1096–1108, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1708.17187.

多普勒天气雷达资料同化对冬季暴雨模拟的影响研究

杨雨轩^{1,2} 张立凤¹ 张斌³ 李逍⁴

¹ 国防科技大学气象海洋学院, 南京 211101

² 解放军 66199 部队, 北京 100043

³ 解放军 61741 部队, 北京 100094

⁴ 解放军 78127 部队, 成都 610031

摘 要 采用基于本征正交分解的四维集合变分同化 (POD-4DEnVar) 方法, 利用梅州站的多普勒天气雷达资料和 NCEP 资料, 对 2015 年 12 月 9 日一次华南冬季暴雨过程进行同化试验, 探讨了同化不同的雷达观测要素对暴雨模拟的影响。结果表明: 同化多普勒天气雷达资料有利于削弱控制试验偏强降水的模拟结果, 改善降水分布结构; 同化不同的雷达观测要素得到的模拟结果不同, 同时同化径向风和反射率的降水模拟结果最好。同化试验对降水模拟结果的改善主要通过调整初始时刻的风场和水汽条件来实现, 一方面减弱偏南风 and 偏东风在暴雨区的辐合, 阻碍海上暖湿气流对暴雨区的水汽输送, 另一方面直接削弱暴雨区的水汽条件, 大幅降低水汽混合比。同化试验相对于控制试验的同化增量远大于不同雷达观测要素的同化试验之间的分析场差异, 这表明同化不同的雷达观测要素对初始风场和水汽条件的调整呈现类似的特征。虽然同化试验的初始场存在较小的差异, 但随着模式积分, 16 h 后模拟降水出现了明显差异。分析同化试验之间的初始偏差演变发现, 850~700 hPa 的平均垂直速度偏差和雨水混合比偏差在模式积分至 16 h 开始急剧增长, 这种变量偏差的急剧增长与逐时降水偏差的迅速增加一致, 是降水偏差增长的直接原因。另外, 这两个变量偏差的增大, 也伴随着偏差能量的增大, 变量偏差增长最明显的时段为偏差能量增幅最大的时段, 且偏差能量迅速增长早于变量偏差和降水偏差的迅速增长, 变量偏差增长最明显的区域为偏差能量梯度较大的区域。

关键词 四维集合变分同化 雷达资料 冬季暴雨 初始偏差演变

文章编号 1006-9895(2018)05-1096-13

中图分类号 P456

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1708.17187

Impact of Doppler Radar Data Assimilation on the Simulation of a Heavy Winter Rainfall

YANG Yuxuan^{1,2}, ZHANG Lifeng¹, ZHANG Bin³, and LI Xiao⁴

¹ College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Nanjing 211101

² Unit 66199 of PLA, Beijing 100043

³ Unit 61741 of PLA, Beijing 100094

⁴ Unit 78127 of PLA, Chengdu 610031

Abstract Using the POD-4DEnVar (Proper Orthogonal Decomposition-based four-dimensional ensemble variational

收稿日期 2017-07-04; 网络预出版日期 2017-09-11

作者简介 杨雨轩, 男, 1993 年出生, 硕士研究生, 主要从事雷达资料同化研究。E-mail: yang_1993_ok@aliyun.com

通讯作者 张立凤, E-mail: Zhanglif_qxy@sina.com

资助项目 国家自然科学基金项目 41375063

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grant 41375063)

assimilation) method, the impact of assimilation of different radar data on the simulation of a heavy rainfall is discussed. A suite of experiments to simulate a heavy rainfall process that occurred in Guangdong Province on 9 December 2015 have been conducted using NCEP reanalysis data and next-generation weather radar data collected at Meizhou. The results show that assimilation of the Doppler radar data is helpful to reduce the overestimation of precipitation simulated by the control experiment and improve the simulation of the precipitation structure. The simulation results obtained by assimilating different types of radar data are different, and the assimilation of both radial velocity and reflectivity yields the best result for precipitation simulation. The improvement in the simulation by the assimilation experiment is mainly achieved by adjusting winds and water vapor condition at the initial time. On the one hand, radar data assimilation weakens the convergence of the southerly and easterly flow in the heavy rain zone, which indirectly hinders water vapor transport associated with the warm moist flow to the storm area; on the other hand, radar data assimilation directly affects the water vapor condition related to the heavy rainfall by reducing the water vapor mixing ratio. The assimilation increments are much larger than the differences between data used in different assimilation experiments, which shows that assimilating different types of radar data has similar adjustment of the initial wind field and water vapor condition. Although there exist slight differences in the initial fields among the assimilation experiments, significant differences in precipitation simulation appear after about 16 hours of integration. The evolution of the initial deviations in different assimilation experiments is analyzed. It is found that average deviations of the 850–700 hPa vertical velocity and rainwater mixing ratio begin to increase rapidly when the model integration time reaches the 16th hour, and the rapid increases in these deviations are consistent with the rapid increase of precipitation deviation, indicating they are directly responsible for the increase in precipitation deviation. At the same time, with the increase in the deviations of the two variables, the difference total energy also develops. The deviations of the two variables grow the fastest when the difference total energy develops most rapidly, and the rapid growth of the difference total energy is preceded by that of the deviations of the variables and precipitation. Also, the region where the two variable deviations grow the most evidently is the area where the gradient of difference total energy is large.

Keywords Four-dimensional ensemble variational assimilation, Radar data, Heavy winter rainfall, Initial deviation growth evolution

1 引言

数值天气预报作为初边值问题,对初始场极为敏感,初始场的质量会极大地影响数值预报的准确率,这在中小尺度天气系统的数值预报中体现得尤为明显。若数值预报的初始场主要依靠常规观测资料得到的背景场提供,将会缺少对中小尺度天气系统的细致描述,从而降低中小尺度系统的预报准确率。

多普勒雷达资料具有高时空分辨率的特征,其中的径向风和反射率资料与模式背景场中的三维风场和水物质场有一定的关系,因此将这两种观测同化进数值模式能够丰富背景场中的中小尺度信息。国内外学者为开发这两类观测的同化模块 (Gao et al., 1999; Xiao et al., 2007),进行了大量的研究。已有的研究表明,同化雷达径向风资料后,初始场会出现明显的中小尺度特征 (盛春岩等, 2006; Zhang et al., 2009),这有利于增加初始场的动力特性 (Li et al., 2012),减少模式的 spin-up 时间 (Xue et al., 2003),改善降水的位置和强度预报

的准确率 (Xiao et al., 2005; 邱学兴和 Zhang, 2016)。对雷达反射率资料的同化主要有两种方式,一种是直接同化,结果可以通过改进模式初始场中的温、湿参数,增加云水含量,提高降水预报的效果 (徐广阔等, 2009);另一种方式是同化雷达反射率反演的降水率,其结果也能够清晰地模拟出对流系统的发展、消亡过程 (张诚忠等, 2012; 高郁东等, 2015),总体而言,雷达反射率同化在各类天气系统的数值模拟中均获得了较好的效果 (Xiao and Sun, 2007; Jung et al., 2008; Zhang et al., 2014)。相比于单独同化径向风或反射率因子,联合同化这两种观测则可以结合两者的优点,使初始风场和雷达回波更接近实况 (Hu and Xue, 2007; 兰伟仁等, 2010; 刘寅, 2011; Dong and Xue, 2013)。

虽然雷达资料同化能够在一定程度上改进初始场,使初始场更接近大气的真实状态,但由于大气是混沌的,具有随机性和不稳定性 (Lorenz, 1963),因此初始场的微小偏差在模式积分过程中可以有不同的演变和发展过程。同化增量或同化不

同的雷达观测要素造成的初始场差异可以认为是模式初始场的偏差, 这些偏差是否对未来模拟结果产生什么影响? 依赖于这些偏差在模式积分过程中的演变, 而其演变规律既与偏差本身的分布有关, 也与背景场结构有关, 还与天气系统发展中的物理过程有关。已有研究表明, 湿对流引起的潜热释放会给系统带来更多的扰动能量 (Spyksma and Bartello, 2008), 导致小振幅、小尺度初始误差在湿物理过程作用下快速增长 (Zhang et al., 2002, 2003)。资料同化的目的是使初始场达到“最优”, 但误差最小的初始场, 由于小扰动增长, 并不能保证在整个积分过程中的误差始终保持在较小的状态。所以为了进一步提高中小尺度天气系统的数值预报准确率, 本文从初始可预报性的角度, 将同化不同雷达观测要素产生的初始场偏差作为初始扰动, 分析了偏差在模式积分过程中的演变特征, 目的是为进一步发展资料同化技术提供理论依据。

2 同化方法和同化资料

2.1 四维集合变分同化方法

本文使用的四维集合变分同化方法 (POD-4DEnVar) (Tian et al., 2008, 2011, 2015) 是在四维变分 (4DVar) 的基础上, 通过引入具有流依赖特性的集合预报信息, 并利用本征正交分解 (POD) 技术对观测扰动进行分解, 将 4DVar 和集合卡尔曼滤波 (EnKF) 两种同化方法相结合, 显式给出同化增量。

增量形式的 4DVar 同化目标泛函 (Courtier et al., 1994) 可表示为

$$J(\mathbf{x}') = \frac{1}{2}(\mathbf{x}')^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x}') + \frac{1}{2}[\mathbf{y}'(\mathbf{x}') - (\mathbf{y}^{\text{obs}})']^T \mathbf{R}^{-1}[\mathbf{y}'(\mathbf{x}') - (\mathbf{y}^{\text{obs}})'], \quad (1)$$

式中, $J(\mathbf{x}')$ 表示增量 $\mathbf{x}' = \mathbf{x} - \mathbf{x}_b$ 的代价函数, $\mathbf{x}' \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 表示要求取的分析增量, n 为模式变量的维数, $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{x}_b$ 分别表示分析变量和背景场向量, $\mathbf{B}^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 表示背景误差协方差矩阵的逆, $\mathbf{R}^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 表示观测误差协方差矩阵的逆。 $\mathbf{y}'(\mathbf{x}')$ 和 $(\mathbf{y}^{\text{obs}})'$ 表示模拟观测扰动和观测新息, 其表达式为

$$\mathbf{y}'(\mathbf{x}') = \begin{bmatrix} \mathbf{y}'_1(\mathbf{x}') \\ \mathbf{y}'_2(\mathbf{x}') \\ \vdots \\ \mathbf{y}'_s(\mathbf{x}') \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\mathbf{y}'_t(\mathbf{x}') = \mathbf{y}_t(\mathbf{x}_b + \mathbf{x}') - \mathbf{y}_t(\mathbf{x}_b), \quad t = 1, 2, \dots, s, \quad (3)$$

$$(\mathbf{y}^{\text{obs}})' = \begin{bmatrix} (\mathbf{y}_1^{\text{obs}})' \\ (\mathbf{y}_2^{\text{obs}})' \\ \vdots \\ (\mathbf{y}_s^{\text{obs}})' \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$(\mathbf{y}_t^{\text{obs}})' = \mathbf{y}_t^{\text{obs}} - \mathbf{y}_t(\mathbf{x}_b), \quad t = 1, 2, \dots, s, \quad (5)$$

$$\mathbf{y}_t(\mathbf{x}) = \mathbf{H}_t[\mathbf{M}_{1 \rightarrow t}(\mathbf{x})], \quad (6)$$

式中, $\mathbf{H}_t$ 表示 t 时刻的观测算子, $\mathbf{M}_{1 \rightarrow t}$ 表示预报模式, $\mathbf{y}_t^{\text{obs}}$ 表示 t 时刻的观测值, s 表示同化时间窗内总的观测时次, t 表示同化时间窗内的观测时刻。该方法的具体流程如下:

首先, 制作集合预报。在分析时刻利用 N 个集合成员 ($\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N$) 构造相对于背景场 $\mathbf{x}_b$ 的 N 个集合扰动 ($\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \dots, \mathbf{x}'_N$), 记为模式扰动 $\mathbf{x}^p$, 其中 $\mathbf{x}'_i = \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_b$ ($i = 1, 2, \dots, N$)。

其次, 对观测扰动和模式扰动进行 POD 分解。在同化时间窗口内的 s 个观测时刻, 利用每个时刻的 N 个集合成员, 按照公式 (2) 产生 $N \times s$ 个观测新息 ($\mathbf{y}'_{1,t}, \mathbf{y}'_{2,t}, \dots, \mathbf{y}'_{N,t}$), $t = 1, 2, \dots, s$, 记为观测扰动 $\mathbf{y}^p$, 对 $\mathbf{y}^p$ 作 POD 分解:

$$(\mathbf{y}^p)^T \mathbf{y}^p = \mathbf{V} \mathbf{A}^2 \mathbf{V}^T, \quad (7)$$

其中, $\mathbf{V}$ 表示分解后的特征向量, $\mathbf{A}^2$ 表示相应的特征值。在假设模式扰动和观测扰动为线性关系的基础上, 对观测扰动 $\mathbf{y}^p$ 和模式扰动 $\mathbf{x}^p$ 作如下转换: $\mathbf{P}_y = \mathbf{y}^p \mathbf{V}$, $\mathbf{P}_x = \mathbf{x}^p \mathbf{V}$, 则分析增量 $\mathbf{x}'$ 和对应的观测扰动 $\mathbf{y}'$ 可以表示成 $\mathbf{P}_x$ 和 $\mathbf{P}_y$ 的线性权重相加, 即如下形式:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{P}_x \boldsymbol{\beta}, \quad (8)$$

$$\mathbf{y}' = \mathbf{P}_y \boldsymbol{\beta}, \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T$ 为线性组合系数。

最后, 计算分析增量。将公式 (8)、(9) 带入公式 (1), 可得分析增量的显式表达式为

$$\mathbf{x}' = \mathbf{P}_x \left[(N-1)\mathbf{I} + \mathbf{P}_y^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P}_y \right]^{-1} \mathbf{P}_y^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}^{\text{obs}})', \quad (10)$$

其中, 背景误差协方差 $\mathbf{B}$ 的表达式如下:

$$\mathbf{B} = \frac{\mathbf{P}_x \mathbf{P}_x^T}{N-1}. \quad (11)$$

集合样本的构造是 POD-4DEnVar 方法实施的基础, 为了产生更多的集合成员, 本文使用历史采样法 (Wang et al., 2010; Shen et al., 2015) 构造, 得到 142 组集合成员。

2.2 雷达资料观测算子

在进行雷达资料同化时, 由于同化的雷达径

向风和反射率不是模式变量, 因此直接同化这两种观测变量需构建观测算子, 将模式变量转化到观测空间。雷达径向风 V_r 和反射率 Z 的观测算子 (Sun and Crook, 1997, 1998) 如下:

$$V_r = u \frac{x - x_{\text{radar}}}{d} + v \frac{y - y_{\text{radar}}}{d} + (w - V_{\text{Tm}}) \frac{z - z_{\text{radar}}}{d}, \quad (12)$$

$$z = 43.1 + 17.5 \log(\rho q), \quad (13)$$

式中, (u, v, w) 表示大气三维风场, d 表示坐标位置为 (x, y, z) 的模式格点与坐标位置为 $(x_{\text{radar}}, y_{\text{radar}}, z_{\text{radar}})$ 雷达站的距离, ρ 表示空气密度, q 为雨水混合比, V_{Tm} 为雨滴末端下降速度, 计算如下:

$$V_{\text{Tm}} = 5.40 a q^{0.125}, \quad (14)$$

$$a = \left(\frac{p_0}{p} \right)^{0.4}, \quad (15)$$

式中, a 表示修正系数, $\bar{p}$ 表示基态气压, p_0 表示地表气压。

2.3 同化资料和模式设置

试验选择一次冬季暴雨个例, 该次暴雨发生在 2015 年 12 月 8 日 20 时 (协调世界时, 下同) 至 9 日 20 时, 降水区域覆盖华东、华南多个省份。在广东省东部、福建省南部以及浙江省东南部出现了暴雨, 部分站点如佛冈、新丰的 24 h 降水量超过 100 mm, 达到大暴雨量级, 降水强度远超历史平均水平 (杨雨轩等, 2016)。

试验基于 WRFV3.6 模式, 模拟区域如图 1 所示。采用两重双向嵌套, 内、外区域的水平分辨率

分别为 5 km 和 15 km, 水平格点数为 433×394 和 200×200 , 垂直方向分层为 30 层, 模式层顶气压为 50 hPa。模式微物理过程采用 WSM6 方案, 积云对流参数化采用 Betts-Miller-Janjic 方案, 边界层采用 YSU 方案, 陆面过程采用 Noah 方案, 近地面采用 Monin-Obukhov 方案, 长波辐射采用 RRTM 方案, 短波辐射采用 Dudhia 方案。两层区域的物理参数化方案相同。

多普勒雷达资料同化在内层区域进行, 同化起始时刻为 2015 年 12 月 8 日 19 时, 同化窗口为 1 h, 8 日 20 时结束, 同化时间窗内每 6 分钟同化一次雷达资料。同化结束后, 将同化得到的 8 日 19 时分析场作为模式初始场继续向前积分至 10 日 00 时。

模式初始场和侧边界条件采用美国国家环境预报中心 (NCEP) 提供的每日四次的再分析资料, 水平分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$ 。降水资料采用中国地面降水资料与 CMORPH 降水产品融合的逐小时降水量网格数据集 (1.0 版本), 水平分辨率为 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ 。

雷达资料使用 S 波段多普勒天气雷达观测的径向风和反射率因子, 雷达位于梅州站 (位置: 24.26°N , 115.99°E ; 天线海拔高度: 416 m)。

2.4 SAL 降水评估

为了定量评估数值试验对降水的模拟效果, 采用 SAL (Structure, Amplitude, Location) 评估方法 (Wernli et al., 2008) 对降水的结构 (S)、强度 (A) 以及位置 (L) 进行检验。

2.4.1 结构 S 的检验

$$S = \frac{V(R_{\text{mod}}) - V(R_{\text{obs}})}{0.5[V(R_{\text{mod}}) + V(R_{\text{obs}})]}, \quad (16)$$

$$V(R) = \frac{\sum_{n=1}^m R_n V_n}{\sum_{n=1}^m R_n}, \quad (17)$$

$$V_n = \frac{\sum_{(i,j) \in R_n} R_{i,j}}{R_n^{\text{max}}} = \frac{R_n}{R_n^{\text{max}}}, \quad (18)$$

其中, $R_{i,j}$ 表示格点 (i, j) 处的降水, R 表示降水个体内的最大降水值, R_n^{max} 表示降水个体 n 内的总降水量, R_n 表示降水个体 n 内的总降水量, V_n 为第 n 个降水个体内总降水量与最大降水量之比, $V(R)$ 为 m 个降水个体以该个体内总降水量为权重的 V_n 的加权平均, 下标 mod 表示模式预报场, obs 表示实况场。

$S > 0$ 表示所取区域内的预报范围相对实况较

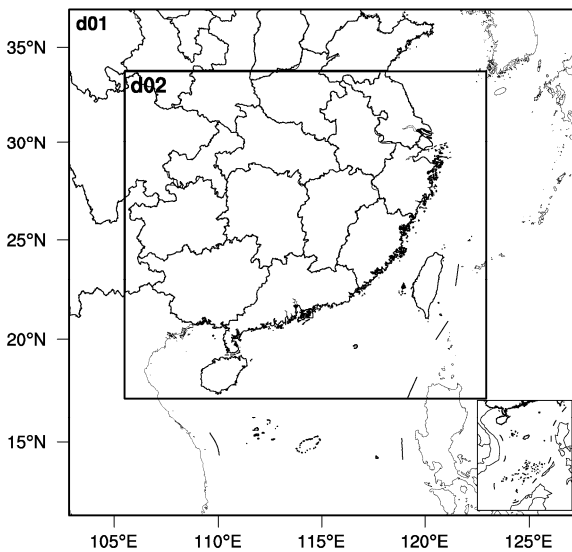


图 1 双重嵌套模拟区域设置。d01 为外层区域, d02 为内层区域
Fig. 1 Double nested simulation domains. The outer and inner regions are denoted by "d01" and "d02", respectively

大或预报降水中心降水量小于实况，或两种情况同时存在， $S < 0$ 表示相反的情况。

2.4.2 强度 A 的检验

$$A = \frac{D(R_{\text{mod}}) - D(R_{\text{obs}})}{0.5[D(R_{\text{mod}}) + D(R_{\text{obs}})]}, \quad (19)$$

$$D(R) = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} (R_{i,j}), \quad (20)$$

其中， $D(R)$ 为所取区域内非缺省格点上降水的平均值。 $A > 0$ 表示所取区域内的平均降水预报强度偏强， $A < 0$ 表示平均降水预报强度偏弱。

2.4.3 位置 L 的检验

$$L = L_1 + L_2, \quad (21)$$

$$L_1 = \frac{|x(R_{\text{mod}}) - x(R_{\text{obs}})|}{d}, \quad (22)$$

$$L_2 = 2 \frac{|r(R_{\text{mod}}) - r(R_{\text{obs}})|}{d}, \quad (23)$$

$$r = \frac{\sum_{n=1}^m R_n \cdot |x - x_n|}{\sum_{n=1}^m R_n}, \quad (24)$$

其中， $x(R)$ 为降水主体的重心位置， d 为所取区域内非缺省值上格点间的最大距离。 L 的范围在 $0 \sim 2$ 之间， L 值越小表示预报结果越好。

2.5 试验设计

为了考察 POD-4DEnVar 方法同化不同的雷达观测要素对暴雨模拟的影响，设计了如表 1 所示的 4 组试验。试验 1 不同化雷达资料，记为控制试验（CNTL 试验）；试验 2 只同化雷达径向风，记为径向风同化试验（Vr 试验）；试验 3 只同化雷达反射率，记为反射率同化试验（R 试验）；试验 4 同时同化雷达径向风和反射率，记为径向风和反射率同化试验（Vr+R 试验）。

表 1 试验方案设计

Table 1 Experiment design

序号	试验名称	同化径向风	同化反射率
1	CNTL 试验	否	否
2	Vr 试验	是	否
3	R 试验	否	是
4	Vr+R 试验	是	是

3 不同试验模拟结果分析

3.1 24 h 累积降水

图 2 给出了 12 月 8 日 20 时至 9 日 20 时降水

实况、控制试验以及 3 组同化试验模拟的 24 h 累积降水分布。与实况（图 2a）对比可见，4 组试验大致都模拟出了降水落区的分布，但对降水强度的模拟却存在较大差异。其中，CNTL 试验模拟的降水强度较实况明显偏强，在广东和福建两省沿海交界处，降水强度达到了大暴雨量级，在福建和浙江两省交界处也模拟出了暴雨量级的降水，明显强于该地的实况降水（图 2b）。Vr 试验对广东和福建两省交界处暴雨区的模拟效果有一定改进，大暴雨区范围比 CNTL 试验明显缩小，福建和浙江两省交界处的降水模拟强度也有所减弱，但在广东、广西和湖南三省交界处模拟出一个大于 50 mm 的虚假暴雨中心（图 2c）。R 试验基本上没有模拟出广东和福建两省交界处的暴雨，该地区的模拟降水只达到了大雨量级，在广东、广西两省交界处模拟出了一条东北—西南向的虚假雨带，虚假降水中心达到了暴雨量级（图 2d）。Vr+R 试验在实况暴雨区所模拟的降水强度介于 Vr 试验和 R 试验之间，但该试验同样在主体暴雨区的西北部模拟出一条东北—西南向的虚假雨带（图 2e）。

为了定量评价降水模拟结果，对 12 月 8 日 20 时至 9 日 20 时的 24 h 累积降水进行了 SAL 检验，检验结果体现为 S 、 A 、 L 三个指标，分别表示对降水结构、强度和位置的模拟效果。在 L 值相近的情况下， S 和 A 的绝对值越小，则表明降水模拟的效果越好，图 3 给出了各试验的 SAL 评分。从反映降水位置模拟效果的 L 值看，CNTL 试验的 L 值最小，R 试验的 L 值最大，虽然同化试验没有改善降水落区的模拟效果，但 4 组试验对降水位置的模拟差异并不是很大；从反映降水结构模拟效果的 S 值看，CNTL 试验的 $|S|$ 值最大，之后依次为 R 试验和 Vr 试验，Vr+R 试验的 $|S|$ 值最接近 0，这说明经过同化，降水结构的模拟效果得到了改善，其中 Vr+R 试验对降水结构的模拟效果最佳；从反映降水强度模拟效果的 A 值看，同化试验的 A 值均小于 CNTL 试验，其中 R 试验对 CNTL 试验偏强降水的削弱作用最明显。

从 SAL 降水定量评估结果可以看出，同化多普勒天气雷达资料能够改善降水模拟效果，但不同雷达观测要素的同化效果和改善内容也不同，对 S 、 A 、 L 这三个指标进行综合评估，可以认为 Vr+R 试验的降水模拟结果最好。

3.2 同化分析场与背景场的偏差

同化试验与控制试验的不同在于同化试验的

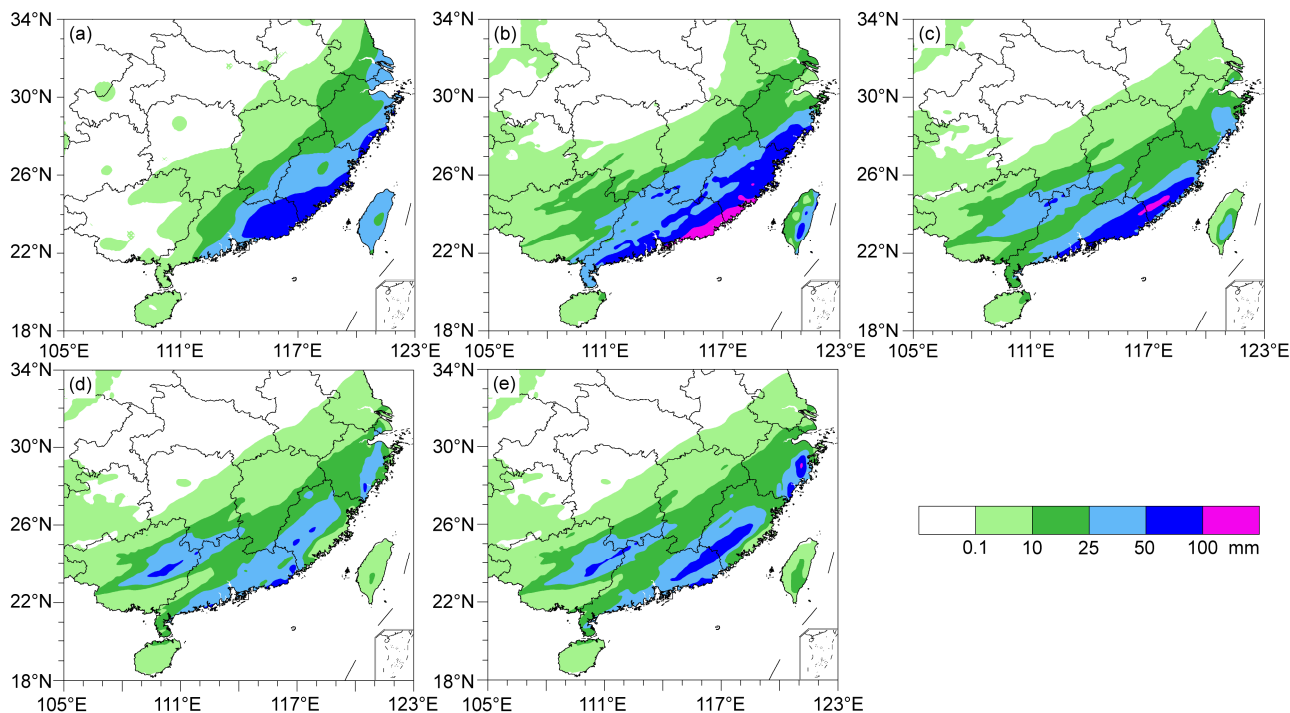


图2 2015年12月8日20时至9日20时24 h 累积降水量(单位: mm): (a) 实况; (b) CNTL 试验; (c) Vr 试验; (d) R 试验; (e) Vr+R 试验
 Fig. 2 24-hour accumulative precipitation (units: mm) from 2000 UTC 8 to 2000 UTC 9 December 2015: (a) Observations; (b) CNTL (the experiment without assimilating radar data); (c) Vr (the experiment assimilating the radial velocity); (d) R (the experiment assimilating the reflectivity); (e) Vr+R (the experiment assimilating the radial velocity and reflectivity)

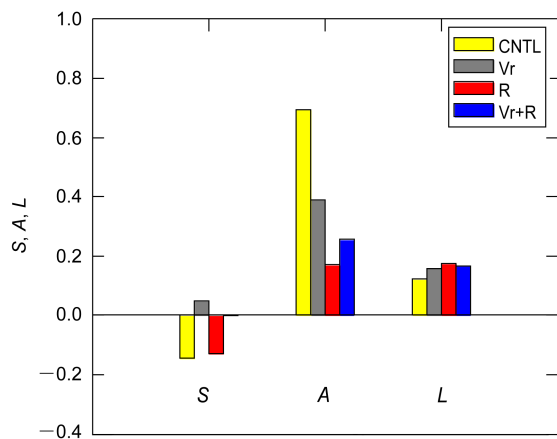


图3 2015年12月8日20时至9日20时累积降水的SAL检验

Fig. 3 SAL test (S, A, and L represent structure, amplitude, and location of rain belt, respectively) of 24-hour accumulative precipitation from 2000 UTC 8 to 2000 UTC 9 December 2015

初始场是在控制试验的初始场上叠加了同化增量, 即控制试验的初始场是同化试验的背景场, 所以可以认为初始场的差异是导致降水模拟结果不同的原因, 为了揭示不同雷达观测要素的同化试验与控制试验的初始场差异, 图4给出了8日19时850 hPa控制试验的初始风场、水汽混合比, 以及3组同化

试验的相应同化增量场。由图可见, 在背景场上, 广东省、福建省和浙江省沿海一带以东南气流为主, 在广东省和福建省交界处有偏南风 and 东南风的辐合, 偏南气流的辐合不仅有利于激发上升运动, 同时还为暴雨区提供了充沛的水汽, 使降水区域内水汽混合比达到 9 g kg^{-1} 以上(图4a)。同化雷达资料后(图4b、c、d), 广东省东部暴雨区呈现较强的偏西风增量, 福建省南部暴雨区则表现为较强的西南风增量, 这些偏西风增量一方面减弱了背景场的偏南风 and 偏东风在广东和福建两省交界处的辐合, 另一方面有利于削弱来自海上的暖湿气流对水汽的输送。水汽混合比增量则表现为以雷达观测为中心的负增量, 这表明同化后暴雨区的水汽条件明显减弱。

比较3组同化试验的增量场(图4b、c、d)可以看出, 同化不同的雷达观测要素均能修正背景风场和水汽场, 进而改进初始分析场和降水模拟结果。

3.3 同化分析场之间的偏差

同化试验相对于控制试验的同化增量反映了同化分析场与背景场的差异, 而不同雷达观测要素的同化对初始场也有不同的修正, 从而导致了不同

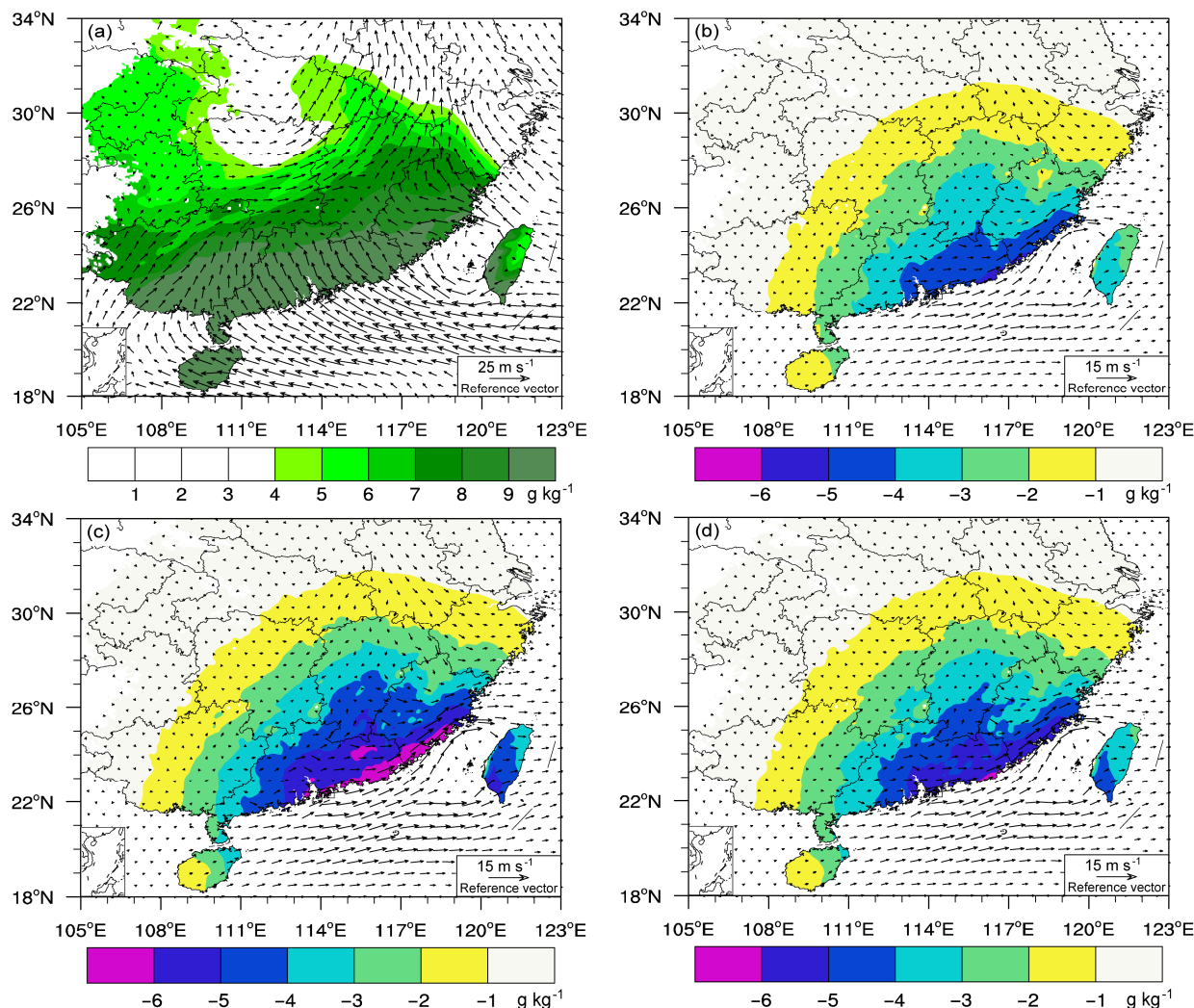


图4 2015年12月8日19时的850 hPa水汽混合比(阴影, 单位: g kg^{-1})、风场(箭头, 单位: m s^{-1}): (a) CNTL 试验; (b) Vr 试验与CNTL 试验差值; (c) R 试验与CNTL 试验差值; (d) Vr+R 试验与CNTL 试验差值

Fig. 4 Water vapor mixing ratio (shaded, units: g kg^{-1}) and wind (arrows, units: m s^{-1}) at 850 hPa at 1900 UTC 8 December 2015: (a) CNTL; (b) Vr—CNTL (the differences between experiment Vr and experiment CNTL); (c) R—CNTL (the differences between experiment R and experiment CNTL); (d) Vr+R—CNTL (the differences between experiment Vr+R and experiment CNTL)

同化试验的降水模拟结果不同。为了揭示不同雷达观测要素的同化对降水模拟的影响, 以下比较了3组同化试验的同化分析场之间的偏差, 图5给出了Vr+R试验分别与Vr试验和R试验之间的850 hPa水汽混合比、风场的偏差。分析混合比的偏差发现, 相对于Vr+R试验, Vr试验的混合比增量表现为以雷达观测为中心的负值, 而R试验为正值, 这说明在暴雨区, Vr试验的混合比最大, R试验最小, Vr+R试验则介于Vr试验和R试验之间。对比同化背景场(图4a), 同化雷达资料后对背景场的水汽条件都有削弱作用, 在3组同化试验中, Vr试验对背景场的水汽混合比削弱最小, R试验的削弱最大, Vr+R试验对背景水

汽条件的削弱程度介于Vr试验和R试验之间。分析风场偏差可见, 在暴雨区Vr+R试验与Vr试验的差异表现为偏西风增量, 即Vr+R试验的海上暖湿气流弱于Vr试验; Vr+R试验与R试验的差异表现为偏东风增量, 即Vr+R试验的海上暖湿气流强于R试验。这表明在3组同化试验中, Vr试验对背景风场的调整最小, R试验对背景风场的调整最大, Vr+R试验对背景风场的调整介于Vr试验和R试验之间。

通过比较3组同化试验相对于背景场的同化增量场以及3组同化试验之间的同化分析场偏差可以看出, 3组同化试验的初始风场和水汽条件存在较小的差异, 3组同化试验相对于控制试验的同化增

量要远大于 3 组同化试验之间的差异, 这表明同化不同种类的雷达观测要素对初始风场和混合比的调整呈现类似的特征。

4 不同试验初始偏差的演变

由于不同雷达观测要素的同化对模式初始场的修正不同, 因此 3 组同化试验的初始场差异是导致降水模拟结果不同的直接原因。3 组同化试验对背景场的修正, 或 3 组同化试验之间的同化分析偏差对于同化背景场来说都可以认为是叠加在背景

场上的扰动, 其在预报时效内的影响决定于扰动 (即增量或偏差) 的演变, 而其演变规律既与偏差的结构 (分布) 有关, 又与背景环流有关, 也与降水的演变有关。为了探究不同雷达观测要素的同化通过改变初始场, 进而影响降水模拟结果的原因, 以 Vr+R 试验作为“真实”试验, 分析其与 Vr 试验和 R 试验之间的初始偏差场的演变。

4.1 逐小时降水偏差的演变

图 6 给出了 Vr+R 试验分别与 Vr 试验和 R 试验模拟的逐小时降水偏差及偏差增长率随时间的演

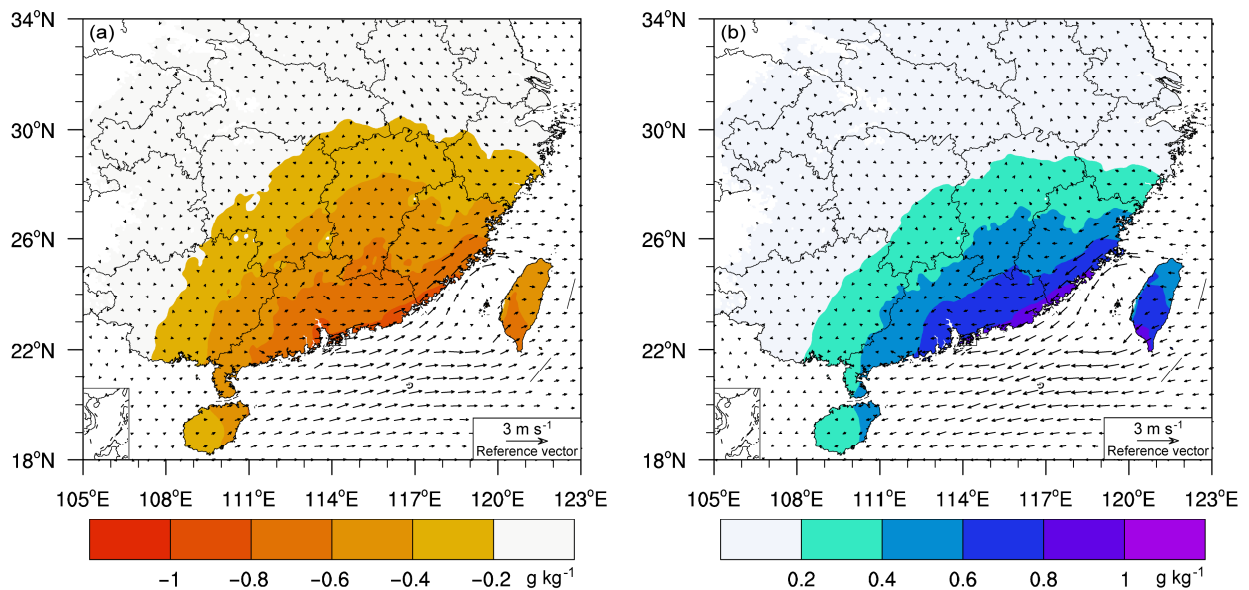


图 5 2015 年 12 月 8 日 19 时的 850 hPa 水汽混合比 (阴影, 单位: g kg^{-1})、风场 (箭头, 单位: m s^{-1}) 的差异场: (a) Vr+R 试验与 Vr 试验差值; (b) Vr+R 试验与 R 试验差值

Fig. 5 Water vapor mixing ratio (shaded, units: g kg^{-1}) and wind (arrows, units: m s^{-1}) at 850 hPa at 1900 UTC 8 December 2015: (a) Vr+R—Vr (the differences between experiment Vr+R and experiment Vr); (b) Vr+R—R (the differences between experiment Vr+R and experiment R)

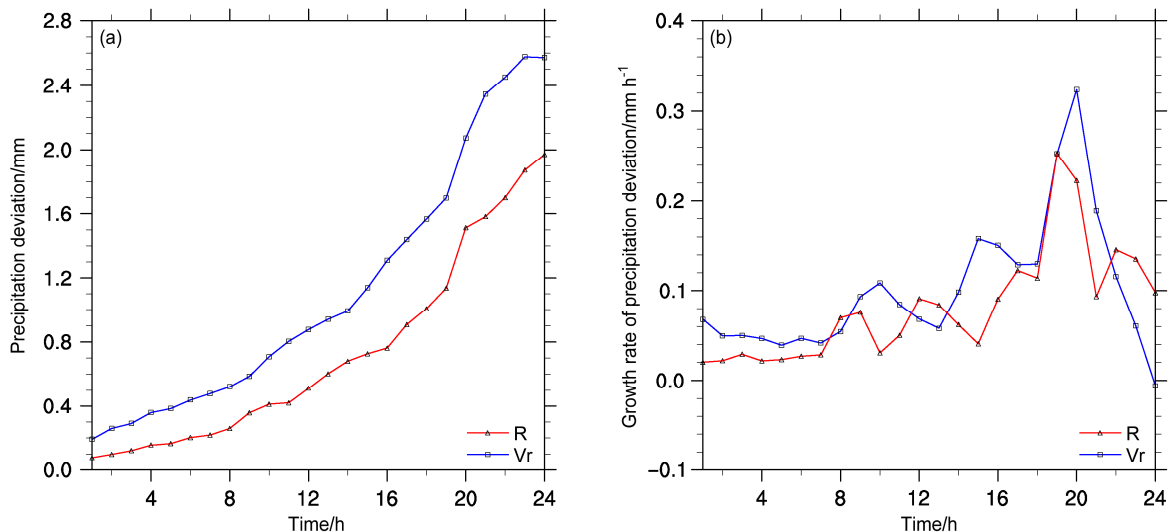


图 6 Vr 试验和 R 试验的 (a) 降水偏差 (单位: mm) 及其 (b) 增长率 (单位: mm h^{-1}) 随时间演变

Fig. 6 Temporal changes for (a) precipitation deviation (units: mm) and (b) its growth rate (units: mm h^{-1}) in experiments Vr and R

变,从图 6 可以看出,在模式积分过程中,Vr 试验和 R 试验相对于 Vr+R 试验的降水偏差随时间逐渐增大,且 Vr 试验的降水偏差及其增长率要大于 R 试验。值得注意的是,在模式积分至 16 h 之前,Vr 试验和 R 试验的降水偏差增长率较小,降水偏差增长比较平稳;模式积分至 16~20 h 之间时,降水偏差增长率增大,降水偏差增长加快;模式积分至 20~24 h,降水偏差增长再次变缓,降水偏差增长率减小。因此可以认为,3 组同化试验的 24 h 累积降水模拟的差异源于初始差异在不同阶段的不同演变。

4.2 垂直速度和雨水混合比

为了进一步分析不同同化试验降水偏差演变的原因,图 7 给出了 Vr 试验和 R 试验相对于 Vr+R 试验的垂直速度和雨水混合比偏差在垂直方向上的分布。分析图 7a 和图 7b 可以看出,经过模式的 4 h 积分,垂直速度场完成了模式的 spin-up 调整;在 4~16 h 的阶段,在 500 hPa 以下,偏差增幅较小;但当模式积分至 16 h 后,垂直速度偏差开始迅速增大,且在 850~700 hPa 附近增长最为明显。雨水混合比偏差出现在 600 hPa 以下,其垂直廓线演变也具有类似的特征(图 7c、d)。

由于垂直速度偏差和雨水混合比偏差的大值都出现在低层,为了更加直观定性的分析变量偏差的增长特征,图 8 给出了 850~700 hPa 平均垂直速度偏差和雨水混合比偏差的逐时演变,分析图 8 发现,在整个积分过程中,Vr 试验的变量偏差始终大于 R 试验。此外,无论是 Vr 试验还是 R 试验,垂直速度偏差和雨水混合比偏差在模式积分至 16 h 后均大幅增长。这两点与降水偏差的逐时演变特征类似。这说明降水偏差的演变与 850~700 hPa 垂直速度偏差以及雨水混合比偏差的逐时演变有关,也就是说,在模式积分过程中,垂直速度偏差和雨水混合比偏差存在急剧增长,这种急剧增长正是逐时降水偏差迅速增加的主要原因,进而最终导致 3 组同化试验的 24 h 降水模拟结果存在较大的差异。

4.3 偏差能量演变

为了综合分析 Vr 试验和 R 试验相对于 Vr+R 试验变量偏差增长特征,参照文献(Zhang et al., 2003),定义了偏差能量(Difference Total Energy, 简称 DTE):

$$E_{DT} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \sum_k \left(u_{ijk}'^2 + v_{ijk}'^2 + \frac{c_p}{R} T_{ijk}'^2 \right), \quad (25)$$

其中, i 、 j 、 k 为 x 、 y 、 z 方向的格点数, u_{ijk}' 、 v_{ijk}' 、 T_{ijk}' 分别为 Vr 试验和 R 试验相对于 Vr+R 试验的风场和温度场的偏差, $c_p=1004 \text{ J (kg K)}^{-1}$, $R=287 \text{ J (kg K)}^{-1}$ 。

图 9 给出了 850~700 hPa 的平均偏差能量及其增长率的时间演变,从图中可以看出,在初始时刻,Vr 试验和 R 试验的偏差能量较小,但随着时间的演变,偏差能量持续增加,根据其演变特征,可分为 4 个阶段:第一阶段,0~4 h,由于模式积分处于 spin-up 阶段,因此偏差能量主要以调整为主;第二阶段,4~12 h,偏差能量随时间缓慢增长,相应的增长率波动上升;第三阶段,12~19 h,偏差增长率迅速增大,偏差能量以指数形式迅速增长;第四阶段,19~24 h,偏差增长率急剧减小,偏差能量增速减缓,表明偏差能量逐渐达到饱和状态。结合逐小时降水偏差演变(图 6)、垂直速度和雨水混合比偏差演变(图 8)发现,变量偏差迅速增长的阶段(16~20 h)恰好为偏差能量增速最大的时段,而且偏差能量迅速增长较降水偏差的迅速增长早 4 h。

图 10 为不同时刻 Vr 试验的 850~700 hPa 平均偏差能量、垂直速度和雨水混合比偏差分布。可以看出,广东和福建两省交界处的暴雨区为偏差能量大值区,且偏差能量在 15~16 h 增幅明显,大值中心从 $800 \times 10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$ 迅速增长到 $1600 \times 10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$,与此同时,暴雨区的垂直速度偏差和雨水混合比偏差也明显增大并沿雨带传播。当模式积分至 19 h 时,偏差能量增速达到峰值(图 9b),暴雨区内形成一条东北—西南走向的偏差能量大值带,垂直速度偏差和雨水混合比偏差进一步增长,其大值中心位于偏差能量梯度大值区。对 R 试验的变量偏差演变进行分析也可以得到类似的演变特征(图略)。

综合物理量偏差的时空演变可以看出,在偏差迅速增长阶段(16~20 h),偏差能量和变量偏差在时空分布上有较好的对应,垂直速度偏差和雨水混合比偏差随着偏差能量的增大而增大,变量偏差增长最明显的时段为偏差能量增幅最大的时段,变量偏差增长最明显的区域为偏差能量梯度较大的区域。这说明数值模式对初始场十分敏感,初始时刻的微小偏差会随着积分时间的延长不断放大,而且偏差在模式积分过程中可能存在急剧增长的过程,这可能就是初始时刻的微小差异带来巨大预报差异的直接原因。

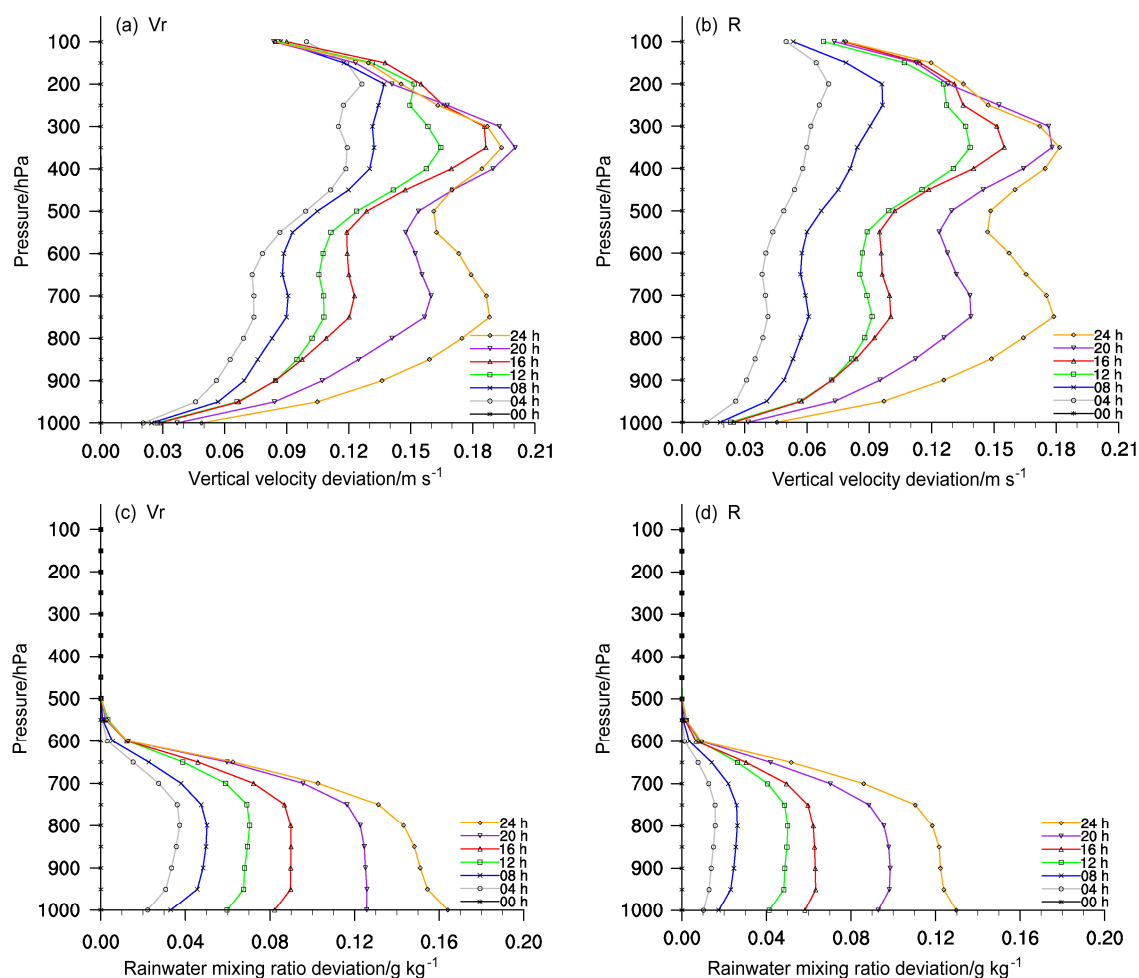


图 7 Vr 试验和 R 试验 (a、b) 垂直速度偏差 (单位: m s^{-1}) 和 (c、d) 雨水混合比偏差 (单位: g kg^{-1}) 的垂直分布

Fig. 7 Vertical profiles of deviations for (a, b) vertical velocity (units: m s^{-1}) and (c, d) rainwater mixing ratio (units: g kg^{-1}) in experiments Vr and R

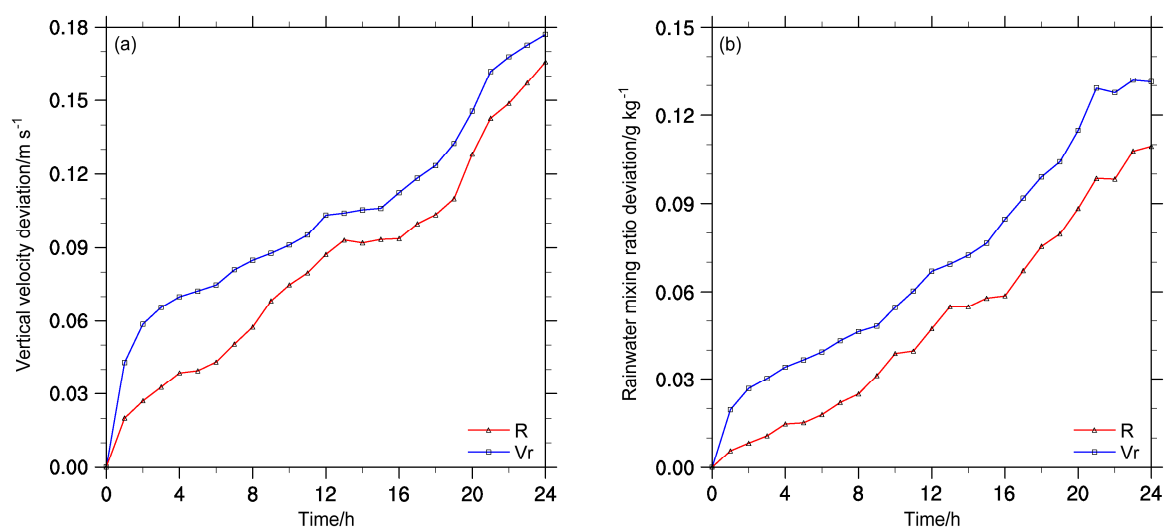


图 8 Vr 试验和 R 试验的 850~700 hPa (a) 垂直速度平均偏差 (单位: m s^{-1})、(b) 雨水混合比平均偏差 (单位: g kg^{-1}) 随时间的演变

Fig. 8 Temporal changes of average deviations for (a) vertical velocity (units: m s^{-1}) and (b) rainwater mixing ratio (units: g kg^{-1}) for 850~700 hPa in experiments Vr and R

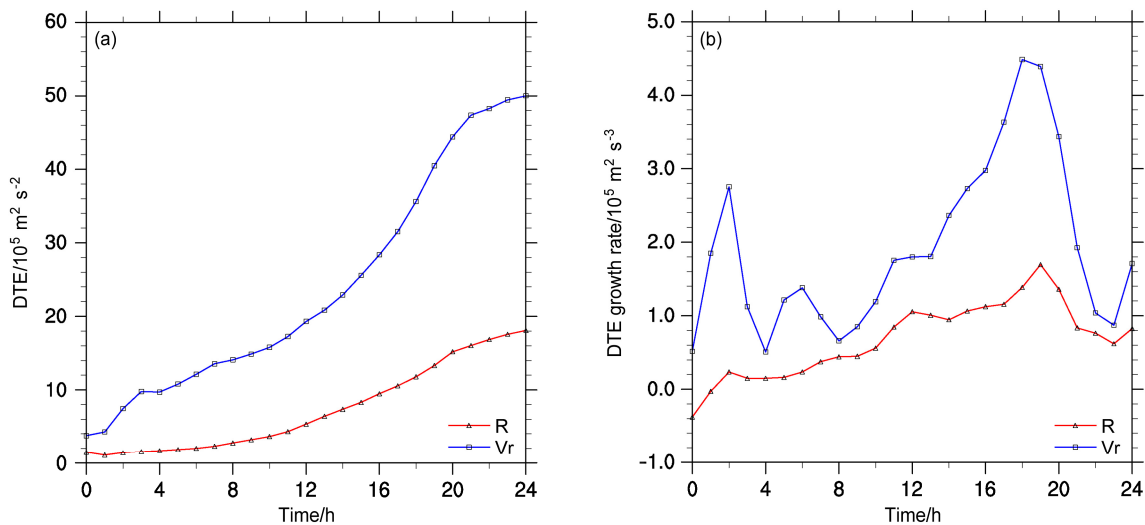


图9 Vr 试验和 R 试验的 850~700 hPa 平均的 (a) 偏差能量 (单位: $10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$) 以及 (b) 偏差能量增长率 (单位: $10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-3}$) 随时间演变
Fig. 9 Temporal changes in (a) DTE (Difference Total Energy, units: $10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$) and (b) its growth rate (units: $10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-3}$) averaged for 850–700 hPa in experiments Vr and R

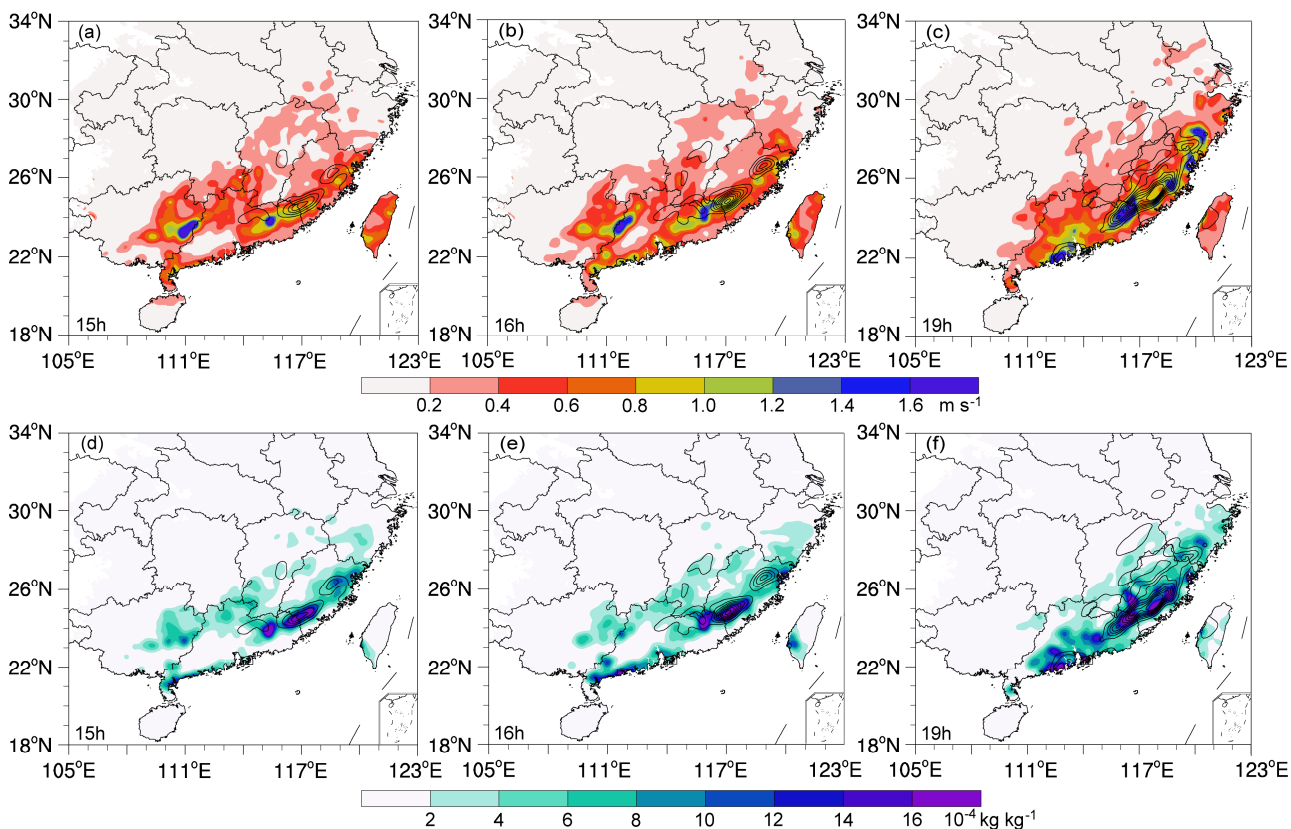


图10 Vr 试验的 850~700 hPa 平均的 (a-f) 偏差能量 (等值线, 只绘制出 $\text{DTE} \geq 200$, 间隔 200, 单位: $10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$)、(a-c) 垂直速度偏差 (阴影, 单位: m s^{-1})、(d-f) 雨水混合比偏差 (阴影, 单位: $10^{-4} \text{ kg kg}^{-1}$): (a, d) 模式积分至 15 h; (b, e) 模式积分至 16 h; (c, f) 模式积分至 19 h
Fig. 10 (a-f) DTE (contours, units: $10^5 \text{ m}^2 \text{ s}^{-2}$, only given $\text{DTE} \geq 200$, interval: 200) and the deviations of (a-c) vertical velocity (shaded, units: m s^{-1}), (d-f) rainwater mixture ratio (shaded, units: $10^{-4} \text{ kg kg}^{-1}$) averaged for 850–700 hPa in experiment Vr: (a, d) Model integration to 15 h; (b, e) model integration to 16 h; (c, f) model integration to 19 h

5 结论与讨论

本文基于 WRF 模式,采用 POD-4DEnVar 同化方法,对一次冬季暴雨过程进行数值模拟,探讨了同化不同的雷达观测要素对暴雨模拟的影响,得到以下主要结论:

(1) 同化多普勒天气雷达资料有利于削弱控制试验对降水偏强的模拟结果,改善降水分布结构;同化不同的雷达观测要素所得到的降水模拟结果不同, SAL 结果表明同时同化径向风和反射率的降水模拟结果最好。

(2) 同化多普勒天气雷达资料有利于调整初始风场和水汽条件,一方面减弱背景场的偏南风 and 偏东风在暴雨区的辐合,阻碍海上暖湿气流对暴雨区的水汽输送,另一方面直接削弱暴雨区的水汽条件,大幅降低水汽条件。通过修正初始动力场和水汽场达到改进降水模拟结果的目的。

(3) 比较 3 组同化试验相对于控制试验的同化增量场以及 3 组同化试验之间的同化分析场差异发现,同化增量场要远大于同化试验之间的差异,这表明同化不同的雷达观测要素对初始风场和湿度场的调整呈现类似的特征,但 3 组同化试验的初始风场和水汽混合比存在较小的差异。

(4) 分析初始场差异较小的 3 组同化试验降水模拟结果差异明显的原因发现,垂直速度偏差和雨水混合比偏差的最大值出现在低层,在模式积分至 16 h, 850~700 hPa 的平均垂直速度偏差和雨水混合比偏差开始急剧增长,这种变量偏差的急剧增长与逐时降水偏差的迅速增加一致,这是降水偏差增长的直接原因。

(5) 在偏差迅速增长阶段(16~20 h),垂直速度偏差和雨水混合比偏差随着偏差能量的增大而增大,变量偏差增长最明显的时段为偏差能量增幅最大的时段,变量偏差增长最明显的区域为偏差能量梯度较大的区域,偏差能量迅速增长早于变量偏差和降水偏差的迅速增长。

基于 POD-4DEnVar 的单部多普勒雷达资料同化已应用于夏季的梅雨锋暴雨(Zhang et al., 2015)并取得了较好的效果,为了检验该方法对冬季暴雨的适用性,本文也使用了单部雷达的资料。但是从理论上讲,对雨区及附近的多部雷达资料进行同化可以应用更多的观测信息,效果应该会更好。目前也有文献对多部雷达资料同化进行了研究,且取得

了优于单部雷达资料同化的效果。未来可以考虑基于 POD-4DEnVar 方法的多部雷达资料同化,以期进一步提高同化效果。

参考文献 (References)

- Courtier P, Thépaut J N, Hollingsworth A. 1994. A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 120 (519): 1367–1387, doi:10.1002/qj.49712051912.
- Dong J L, Xue M. 2013. Assimilation of radial velocity and reflectivity data from coastal WSR-88D radars using an ensemble Kalman filter for the analysis and forecast of landfalling hurricane Ike (2008) [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 139 (671): 467–487, doi:10.1002/qj.1970.
- 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, doi:10.1175/1520-0493(1999)127<2128:AVMFTA>2.0.CO;2.
- 高郁东, 万齐林, 薛纪善, 等. 2015. 同化雷达估算降水率对暴雨预报的影响 [J]. *应用气象学报*, 26 (1): 45–56. Gao Yudong, Wan Qilin, Xue Jishan, et al. 2015. Effects of assimilating radar rainfall rate estimation on torrential rain forecast [J]. *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 26 (1): 45–56, doi:10.11898/1001-7313.20150105.
- Hu M, Xue M. 2007. Impact of configurations of rapid intermittent assimilation of WSR-88D radar data for the 8 May 2003 Oklahoma City tornadic thunderstorm case [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 135 (2): 507–525, doi:10.1175/MWR3313.1.
- Jung Y, Zhang G F, Xue M. 2008. 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, doi:10.1175/2007MWR2083.1.
- 兰伟仁, 朱江, Xue Ming, 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, Xue Ming, 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, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2010.03.15.
- Li Y Z, Wang X G, Xue M. 2012. Assimilation of radar radial velocity data with the WRF hybrid ensemble-3DVAR system for the prediction of hurricane Ike (2008) [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 140 (11): 3507–3524, doi:10.1175/MWR-D-12-00043.1.
- 刘寅. 2011. 多普勒雷达资料直接同化试验研究 [D]. 南京信息工程大学. Liu Yin. 2011. Study of Doppler radar observation direct assimilation [D]. M. S. thesis (in Chinese), Nanjing University of Information Science & Technology.
- Lorenz E N. 1963. Deterministic nonperiodic flow [J]. *J. Atmos. Sci.*, 20 (2): 130–141, doi:10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2.
- 邱学兴, Zhang Fuqing. 2016. EnKF 同化雷达资料对一次极端局地强降雨事件预报影响及其可预报性分析 [J]. *中国科学: 地球科学*, 46 (1): 27–42. Qiu Xuexing, Zhang Fuqing. 2016. Prediction and predictability of a catastrophic local extreme precipitation event through cloud-resolving ensemble analysis and forecasting with Doppler radar

- observations [J]. *Science China: Earth Sciences*, 59 (3): 518–532, doi:10.1007/s11430-015-5224-1.
- Shen S, Liu J J, Wang B. 2015. Evaluation of the historical sampling error for global models [J]. *Atmospheric and Oceanic Science Letters*, 8 (5): 250–256, doi:10.3878/AOSL20150001.
- 盛春岩, 浦一芬, 高守亭. 2006. 多普勒天气雷达资料对中尺度模式短时预报的影响 [J]. *大气科学*, 30 (1): 93–107. Sheng Chunyan, Pu Yifen, Gao Shouting. 2006. Effect of Chinese Doppler radar data on nowcasting output of mesoscale model [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 2006, 30 (1): 93–107, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2006.01.08.
- Spyksma K, Bartello P. 2008. Predictability in wet and dry convective turbulence [J]. *J. Atmos. Sci.*, 65 (1): 220–234, doi:10.1175/2007JAS2307.1.
- 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.
- Tian X J, Feng X B. 2015. A non-linear least squares enhanced POD-4DVar algorithm for data assimilation [J]. *Tellus A*, 67 (1): 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): D21124, 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.
- 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.
- Wernli H, Paulat M, Hagen M, et al. 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.
- 徐广阔, 孙建华, 雷霆, 等. 2009. 多普勒天气雷达资料同化对暴雨模拟的影响 [J]. *应用气象学报*, 20 (1): 36–46. Xu Guangkuo, Sun Jianhua, Lei Ting, et al. 2009. Impacts of Chinese Doppler radar on the severe heavy rainfall forecast during Meiyu season [J]. *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 20 (1): 36–46, doi:10.3969/j.issn.1001-7313.2009.01.005.
- Xue M, Wang D H, Gao J D, et al. 2003. The Advanced Regional Prediction System (ARPS), storm-scale numerical weather prediction and data assimilation [J]. *Meteor. Atmos. Phys.*, 82 (1–4): 139–170, doi:10.1007/s00703-001-0595-6.
- 杨雨轩, 张立凤, 谢胜浪. 2016. 2015 年 12 月广东罕见暴雨的成因分析 [J]. *暴雨灾害*, 35 (4): 326–333. Yang Yuxuan, Zhang Lifeng, Xie Shenglang. 2016. Causal analysis of an unusual torrential rain in Guangdong in December 2015 [J]. *Torrential Rain and Disasters (in Chinese)*, 35 (4): 326–333, doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2016.04.004.
- Zhang B, Tian X J, Sun J H, et al. 2015. POD En4DVar-based radar data assimilation scheme: Formulation and preliminary results from real-data experiments with advanced research WRF (ARW) [J]. *Tellus A*, 67 (1): 26045, doi:10.3402/tellusa.v67.26045.
- 张诚忠, 薛纪善, 张林, 等. 2012. 基于雷达反射率反演降水率的一维+三维变分同化研究及试验 [J]. *气象学报*, 70 (5): 1128–1136. Zhang Chengzhong, Xue Jishan, Zhang Lin, et al. 2012. Study of the “1D+3DVar” assimilation of the rain rate retrieved from radar reflectivity and its experiments [J]. *Acta Meteorological Sinica (in Chinese)*, 70 (5): 1128–1136, doi:10.11676/qxxb2012.095.
- Zhang F, Snyder C, Rotunno R. 2002. Mesoscale predictability of the “surprise” snowstorm of 24–25 January 2000 [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 130 (6): 1617–1632, doi:10.1175/1520-0493(2002)130<1617:MPOTSS>2.0.CO;2.
- Zhang F, Snyder C, Rotunno R. 2003. Effects of moist convection on mesoscale predictability [J]. *J. Atmos. Sci.*, 60 (9): 1173–1185, doi:10.1175/1520-0469(2003)060<1173:EOMCOM>2.0.CO;2.
- Zhang F Q, Weng Y H, Sippel J A, et al. 2009. Cloud-resolving hurricane initialization and prediction through assimilation of Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 137 (7): 2105–2125, doi:10.1175/2009MWR2645.1.
- Zhang Y X, Chen Z T, Meng W G, et al. 2014. The influence of cloud parameterization adjustment using reflectivity of Doppler on nowcasting with grapes model [J]. *Journal of Tropical Meteorology*, 20 (2): 181–191.