

# 基于伴随敏感性的 WPRD 和 MWR 观测对模式预报的影响评估研究

唐兆康<sup>1</sup> 鲍艳松<sup>1,2</sup> 顾英杰<sup>1</sup> 范水勇<sup>3</sup> 齐亚杰<sup>3</sup> 崔伟<sup>4</sup> 陈强<sup>4</sup>

1 南京信息工程大学大气物理学院, 南京 210044

2 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 南京 210044

3 北京城市气象研究院, 北京 100089

4 上海卫星工程研究所, 上海 201109

**摘要** 同化大量观测资料可以有效地改进模式预报结果, 但不同观测对预报的影响有着显著差异, 合理评估观测对预报的贡献是数值模式中最具挑战性的诊断之一。本文采用基于伴随的预报对观测的敏感性 (Forecast Sensitivity to Observation, 简称 FSO) 方法, 构建 WRFDA-FSO 系统。基于 2019 年 9 月超大城市项目在北京地区获取的风廓线雷达 (Wind Profile Radar Detection, 简称 WPRD) 和地基微波辐射计 (Microwave Radiometer, 简称 MWR) 观测数据, 利用 WRFDA-FSO 系统, 开展观测对 WRF 模式 12h 预报的影响试验, 并分析风温湿观测对预报的贡献。结果表明: (1) 同化的观测资料 (MWR、WPRD、Sound、Synop 和 Geoamv) 均减小了 WRF 模式 12h 预报误差, 对预报为正贡献, 其中 MWR 观测对预报的影响最大, WPRD 风场观测对预报的改进效果优于 Sound 的风场观测。(2) WPRD 的 U、V 观测和 MWR 的 T、Q 观测中, V 观测和 T 观测对预报的正贡献值更高, 对预报的改进效果更优。(3) WPRD 和 MWR 多数高度层的观测均减小了预报误差, 对预报为正贡献, 其中 MWR 的 T 观测对预报的正贡献主要位于近地面 800 hPa 以下。

**关键词** 数值模式 资料同化 预报对观测的敏感性 影响试验

文章编号 2020222C

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2107.20222

## Using Adjoint-Based Forecast Sensitivity Method to Evaluate Observations of WPRD&MWR Impacts on Model Forecast

Zhaokang TANG<sup>1</sup>, Yansong BAO<sup>1,2</sup>, Yingjie GU<sup>1</sup>, Shuiyong FAN<sup>3</sup>, Yajie QI<sup>3</sup>,  
Wei CUI<sup>4</sup>, Qiang CHEN<sup>4</sup>

1 School of Atmospheric Physics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

3 Beijing Institute of Urban Meteorology, Beijing 100089

收稿日期 2020-11-02; 网络预出版日期 2021-\*\*-\*\*

作者简介 唐兆康, 男, 1995 年出生, 硕士研究生, 主要从事数值模式和资料同化研究。E-mail: tzk\_nuist@foxmail.com

通讯作者 鲍艳松, E-mail: ysbao@nuist.edu.cn

资助项目 国家重点研发计划项目 2017YFC1501704, 上海航天科技创新基金资助项目 SAST2019-046

Funded by National Key Research and Development Program of China(Grant 2017YFC1501704), Shanghai Aerospace Science and Technology Innovation Foundation(Grant SAST2019-046)

**Abstract:** A large number of observations assimilated can effectively improve the results of model forecast. However, there are significant differences in the effects of different observations on the forecast. It is one of the most challenging diagnostics in numerical models to reasonably evaluate the contribution of observations to the forecast. In this paper, the WRFDA-FSO system is constructed by the method of adjoint-based forecast sensitivity to observation(FSO). Based on the wind profile radar detection(WPRD) and ground-based microwave radiometer(MWR) data obtained by the mega city project in Beijing in September 2019, the experiments on the impact of observations on the 12h forecast of WRF model are carried out by using WRFDA-FSO system, and the contribution of wind, temperature and humidity observations to the forecast is analyzed. The results show that: (1) In general, the observations(MWR, WPRD, Sound, Synop and Geoamv) assimilated all reduce the 12h forecast error of WRF model, and make positive contribution to the forecast. Among them, MWR observations have the greatest impact on the forecast, and the improvement of WPRD observations on forecast is better than that of wind field observations of Sound. (2) Among the U and V observations of WPRD and temperature and Specific humidity observations of MWR, the positive contribution value of V observations and temperature observations to the forecast is higher, and the effect of improving the forecast is better. (3)The observations of WPRD and MWR at most levels reduce the forecast error and are positive contribution to forecast, and the positive contribution of temperature observations is mainly below 800 hPa near the ground.

**Key words** Numerical model, Data assimilation, Forecast sensitivity to observation, Impact experiment

## 1 引言

数值天气预报是已知一个现时大气状态的估计,用数值计算来模拟其未来一定时段的大气运动状态和天气现象。数值模式预报的误差主要来自初始条件的误差和模式本身的误差, Rabier et al. (1996) 的敏感性试验表明,许多较大的预报误差可能是由分析中的缺陷造成的。因此,获取更优的初始条件对于数值模式精度的提高极其重要。

基于数据同化理论,综合考虑观测值和背景值各自的误差,最终可以获得一个更优的初始条件(分析场)(成巍等, 2012; 李佳等, 2017; 陆续等, 2015; 王丹等, 2019)。同化大量观测资料虽然可以改进分析和预报结果,但是不同观测对预报的影响必然存在着差异,并非所有被同化到分析中的观测值都会提高预报性能。因此,有必要监测和定量评估观测在数据同化和预报系统中的应用情况。

观测系统实验(Observing System Experiments, 简称OSEs)是评估观测对模式预报影响的传统方法,该方法是通过将控制分析(同化所有观测)的预报结果和其他分析(增加或减去特定的观测)的预报结果进行比较,进而评估增加或减去的观测对预报的影响(Jung et al., 2010; Jung et al., 2012; Yang et al., 2014; 张斌等, 2014; 丁锦锋, 2015; 王业桂等, 2018)。因此,如果要全面评估所有观测对预报的影响,需要进行大量试验,将耗费大量的计算资源,代价昂贵。

除OSEs方法外,基于伴随的预报对观测的敏感性(Forecast Sensitivity to Observations, 简称FSO)方法和集合预报敏感性方法也是评估观测对预报影响的有效方法。前者最早由Baker and Daley (2000)提出,随后Langland and Baker (2004)证明了利用伴随来估计所有同化的观测对短期预报误差的影响是一种灵活且高效率的方法。Errico (2007)、Gelaro et al. (2007)和Trémolet (2007)等人讨论了衡量预报误差的高阶近似及其在基于伴随计算观测影响背景下的特性,扩展了该方法。Auligné (2010)在NCAR (National Center for Atmospheric Research)开发了WRFDA (Weather Research and Forecasting model's Data Assimilation)框架下基于伴随的工具WRFDA-FSO,并用于检验东亚地区热带气旋季节的观测对预报的影响 (Jung et al., 2013)。后者由Liu and Kalnay (2008)基于卡尔曼滤波提出,并证明集合敏感性法估计的观测对预报的影响与基于伴随的FSO方法的结果相似。随后Kunii et al. (2012)和Wu et al. (2015)利用该方法分别评估了探空观测和AMVs (Atmospheric Motion Vectors)观测对台风预报的影响,其结果表明,探空观测对12小时台风预报的正影响最大,而中层和上层的AMVs观测对于改善台风的初始位置、强度和三维风结构及其预报尤为重要。而本文主要利用基于伴随的FSO方法开展观测对预报的影响评估研究。

与OSEs方法相比,基于伴随的方法在评估观测对短期预报的影响时,结果与之相似 (Gelaro and Zhu, 2009; Jung et al., 2013)。但其优势在于,利用该方法可以直接评估被同化到分析中的任何观测对选定的短期预报误差的影响,提供有关观测对预报影响的更多细节。虽然该方法存在伴随切线性近似的限制,但是由于其计算时间少,且可用于诊断具体目标观测的有效性和全面评估短期天气预报误差对观测的敏感性,从而帮助设计数据同化中的观测选择,以及为未来开发更优化的观测系统提供参考,潜力巨大,目前已在国内外众多数值天气预报中心里作为OSEs的替代或补充 (Gelaro et al., 2010; Kim and Kim, 2014; Zhu and Gelaro, 2008)。

目前,国内对于基于伴随评估观测对模式预报的影响的研究还处于探索和实践阶段,研究较少。其中,王曼等 (2015),韩峰等 (2018)利用NCAR开发的WRFDA-FSO系统,分析了地面和高空观测对WRF模式预报误差的贡献。同时,已有的研究主要针对观测对水平分辨率为几十至上百公里模式预报的影响,缺少观测对高分辨率模式预报的影响的研究,以及缺少定量评估中国地基微波辐射计和风廓线雷达观测对模式预报的影响的研究。本文通过构建WRFDA-FSO系统,同化北京地区地基微波辐射计和风廓线雷达观测及常规观测资料,评估观测对水平分辨率为5 km的WRF模式12h预报的影响,并分析观测对预报贡献存在差异的可能性原因,以期为北京地区观测资料的使用及未来的观测工作提供参考。

## 2 方法与原理

### 2.1 模式基本概念

在数值天气预报模式中,预报的大气状态由一个非线性模型导出,可以表示为

$$x^f = M(x^0) \quad (1)$$

其中,  $M$  是模型在时间段  $0 \leq t \leq f$  的非线性传播算子,  $x^f$  是  $t=f$  时刻模式预报的大气状态向量,  $x^0$  是  $t=0$  时刻初始大气状态向量。初始时刻给定扰动  $\delta x^0$ , 当  $t=f$  时线性演变为  $\delta x^f$ ,

$$\delta x^f = M \delta x^0 \quad (2)$$

其中,  $M$  是从初始  $x^0$  沿预测轨迹的切线性传播算子。

在三维变分资料同化中, 分析增量  $x_a - x_b$  用最佳线性无偏估计方程表示:

$$x_a - x_b = K(y - Hx_b) = K\delta y \quad (3)$$

其中,  $x_a$  和  $x_b$  分别表示初始时刻的分析场和背景场,  $K = BH^T(HBH^T + R)^{-1}$ , 表示卡尔曼增益矩阵,  $H$  和  $H^T$  是线性观测算子及其伴随,  $B$  和  $R$  分别是背景、观测误差协方差矩阵,  $\delta y$  为新息增量, 表示观测与背景的差异,  $y$  表示观测值。而观测误差协方差  $R$  的计算公式为  $R = \sum [y - H(x_b) - E]^2 / (n-1)$ , 其中,  $H$  是观测算子,  $E$  是观测误差的平均偏差,  $n$  是观测的样本量。当观测误差无偏时, 即  $E=0$ ,  $R = \sum [y - H(x_b)]^2 / (n-1)$ 。

## 2.2 预报误差定义

为了研究观测对预报的影响, 以  $t=f$  时刻的大气参考状态  $x_t^f$  (假设为大气真实状态) 为衡量标准, 预报误差定义为

$$e = \langle x^f - x_t^f, C(x^f - x_t^f) \rangle = \sum_{i,j,k} [u'^2 + v'^2 + (\frac{g}{N\theta})^2 \theta'^2 + (\frac{1}{\rho c_s})^2 p'^2] \quad (4)$$

其中,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示两个向量的欧式内积结果,  $C$  是具有预报误差分量加权系数的对角矩阵。通常,  $C$  使用 Rabier et al. (1996) 的干总能量标准。  $g$ ,  $\bar{N}$ ,  $\bar{\theta}$ ,  $\bar{\rho}$ ,  $c_s$  分别为重力加速度 (单位:  $m/s^2$ ), Brunt-Väisälä 频率 (单位:  $s^{-1}$ ), 位温 (单位:  $K$ ), 大气密度 (单位:  $kg/m^3$ ) 和声速 (单位:  $m/s$ ),  $u'$ ,  $v'$ ,  $\theta'$ ,  $p'$  分别表示风变量 (单位:  $m/s$ ), 温度变量 (单位:  $K$ ) 以及气压变量 (单位:  $Pa$ ) 的扰动, 则预报误差的单位为  $J/kg$ , 从而统一以干能量范数的标准衡量预报值与参考值的误差。

以背景场 ( $x_b$ ) 和分析场 ( $x_a$ ) 为初始条件的预报场分别为  $x_g$  和  $x_f$ , 给定大气参考状态  $x_t$ , 则预报误差分别为

$$e_b = \langle x_g - x_t, C(x_g - x_t) \rangle \quad (5)$$

$$e_a = \langle x_f - x_t, C(x_f - x_t) \rangle \quad (6)$$

## 2.3 观测对预报误差的影响

为了衡量观测对预报误差的影响, 以  $e_a$  和  $e_b$  之间的差定义标量函数  $\Delta e$ :

$$\Delta e = e_a - e_b = \langle x_f - x_g, C(x_f - x_t) + C(x_g - x_t) \rangle \quad (7)$$

为了表示由于初始场扰动  $\delta x^0$  而导致预报误差变化  $\Delta e$ ，Errico (2007) 利用泰勒级数获得了公式 (7) 近似：

$$\delta e = \sum_i \delta x_i^0 \left( \frac{\partial e}{\partial x_i^0} + \frac{1}{2} \sum_j \frac{\partial^2 e}{\partial x_i^0 \partial x_j^0} \delta x_j^0 + \frac{1}{6} \sum_{j,k} \frac{\partial^3 e}{\partial x_i^0 \partial x_j^0 \partial x_k^0} \delta x_k^0 \delta x_j^0 + \dots \right) \quad (8)$$

结合公式 (2)、(3) 和 (4)，可得  $\delta x^0 = x_a - x_b$ ， $\partial e / \partial x^0 = (\partial x^f / \partial x^0) \cdot (\partial e / \partial x^f) = 2\mathbf{M}^T \mathbf{C}(x^f - x_t^f)$ ，则公式 (8) 的一级、二级和三级近似分别为

$$\delta e_1 = 2(\delta y)^T \mathbf{K}^T \mathbf{M}_b^T \mathbf{C}(x_g - x_t) \quad (9)$$

$$\delta e_2 = (\delta y)^T \mathbf{K}^T [\mathbf{M}_b^T \mathbf{C}(x_f - x_t) + \mathbf{M}_a^T \mathbf{C}(x_g - x_t)] \quad (10)$$

$$\delta e_3 = (\delta y)^T \mathbf{K}^T [\mathbf{M}_a^T \mathbf{C}(x_f - x_t) + \mathbf{M}_b^T \mathbf{C}(x_g - x_t)] \quad (11)$$

其中， $\mathbf{M}_a^T = (\partial x_f / \partial x_a)^T$  和  $\mathbf{M}_b^T = (\partial x_g / \partial x_b)^T$ ，分别表示分析场  $x_a$  和背景场  $x_b$  沿预报轨迹的切线性传播算子的转置，即 WRF 模式的伴随。

Gelaro et al. (2007) 对三级近似进行变形，提出了准确性更高的三阶近似增强形式：

$$\delta e_3 = (\delta y)^T \mathbf{K}^T [\mathbf{M}_a^T \mathbf{C}(x_f - x_t) + \mathbf{M}_a^T \mathbf{C}(x_g - x_t)] \quad (12)$$

公式 (12) 形式上可以表示为  $\delta e = \langle \delta y, \partial e / \partial y \rangle$ ，其中  $\delta y$  是由 WRFDA 三维变分同化系统进行计算的，预报误差对观测的敏感性  $\partial e / \partial y$  则是通过 WRF 模式及其伴随模式和 WRFDA 三维变分同化的伴随模式进行计算的。本文采用公式 (12) 衡量观测对预报误差的影响，计算观测对预报的贡献。而当  $\delta e$  为负值时，表明同化的观测减小了预报误差，观测对预报起正贡献；反之， $\delta e$  为正值则表示同化的观测增大了预报误差，观测对预报起负贡献。

### 3 数据与模式

#### 3.1 观测资料

同化的观测资料来自地面气象站 (Synop)、无线电探空仪 (Sound)、静止卫星大气运动风矢量 (Geoamv)、风廓线雷达 (Wind Profile Radar Detection, 简称WPRD) 和地基微波辐射计 (Microwave Radiometer, 简称MWR) 观测。其中, Synop、Sound和Geoamv 观测来自NCEP (National Centers for Environmental Prediction) 集成的全球观测资料, 数据格式为PREPBUFR。WPRD和MWR观测来自国家重点研发计划项目课题《超大城市观测试验数据融合、评估和应用示范》在北京地区的观测, 其中WPRD为L波段的边界层风廓线雷达, 探测高度0~10 km。其产品数据包括: 实时的采样高度上的产品数据, 半小时平均的采样高度上的产品数据和1小时平均的采样高度上的产品数据; MWR为Airda-HTG3型地基多通道微波辐射计, 由辐射计14通道微波接收机测得大气辐射亮温, 分别为7个温度接收通道(51.26~58.00 GHz)和7个湿度接收通道(22.24~31.40 GHz), 探测高度0~10 km。输出的探测数据有三级: LV0、LV1和LV2。

本文选取2019年9月00、12时（协调世界时，下同）的北京地区7个站点的WPRD的1小时平均数据和MWR的LV2数据，同化前依次对其进行以下处理：1）使用“三倍标准差准则”进行简单质量控制；2）将每个观测站点同一高度的观测作为一个数据集，依次统计背景值同相应的观测的线性拟合系数，然后利用该系数对相应的观测进行偏差订正，使得观测与背景无偏，且omb分布满足高斯分布，进而计算每个观测站点的观测误差廓线；3）根据背景场的模式层高度，选取与其最接近的观测，进行廓线观测的垂直稀疏化；4）将处理后的WPRD的U、V风场观测和MWR的温度T、比湿Q观测数据转换成同化系统可识别的PREPBUFR格式。

### 3.2 模式设置

本文依托南京信息工程大学高性能计算机群构建 WRFDA-FSO 系统（Auligné, 2010），该系统主要由 WRFDA\_V3.8.1、WRFV3.8.1 及其伴随模式 WRFPLUS\_V3.8.1 构成。模式设置的试验区域中心经纬度为 116 °E、40 °N，网格点数为 121×151，水平分辨率为 5 km，基本覆盖整个京津冀地区。模式垂直分层从地面到模式顶高 50 hPa 共 51 层。模式采用的物理参数化方案如下：微物理方案为 Thompson（Thompson et al., 2008）；边界层方案为 ACM2（Pleim, 2007）；陆面过程方案为 Noah（Chen and Dudhia, 2001）；长、短波辐射方案为 RRTMG（Iacono et al., 2008）；积云参数化方案为 Kain-Fritsch（Kain, 2004）。

观测对预报的影响试验的时间为 2019 年 9 月 1 日到 2019 年 9 月 30 日，采用 WRFDA 3D-Var 作为同化系统，同化时刻为每天的 00 时和 12 时。模式的背景场由 0.25 °×0.25 °的 ERA5 再分析资料积分 6h 得到，分析场由背景场同化 PREPBUFR 格式的观测资料得到。背景场和分析场分别积分 12h 后，得到两个预报场。使用 ERA5 再分析资料作为预报场时刻的大气参考状态，通过 WRFDA-FSO 系统计算观测对 WRF 模式 12h 预报的贡献。同时，考虑到模式顶层附近伴随结果可能存在较大误差（Lorenc and Marriott, 2014；Kim et al., 2017），以及同化的观测基本上位于 10 km 以下，对模式高层的预报结果影响较小，所以选取地面至模式 30 层的数据计算观测对预报的贡献。

## 4 观测对预报的贡献评估

### 4.1 FSO 线性近似准确性分析

由于基于伴随的预报对观测的敏感性方法的计算涉及模式伴随以及泰勒级数近似，所以在评估观测对预报的贡献之前，需要验证近似结果的准确性，即公式（7）的结果与公式（12）的结果相比，符号是否一致及数值是否差距悬殊，从而保证结果和分析的可靠性。图 1 分别为 2019 年 9 月 00 时和 12 时观测对预报误差的影响及其近似估计结果。

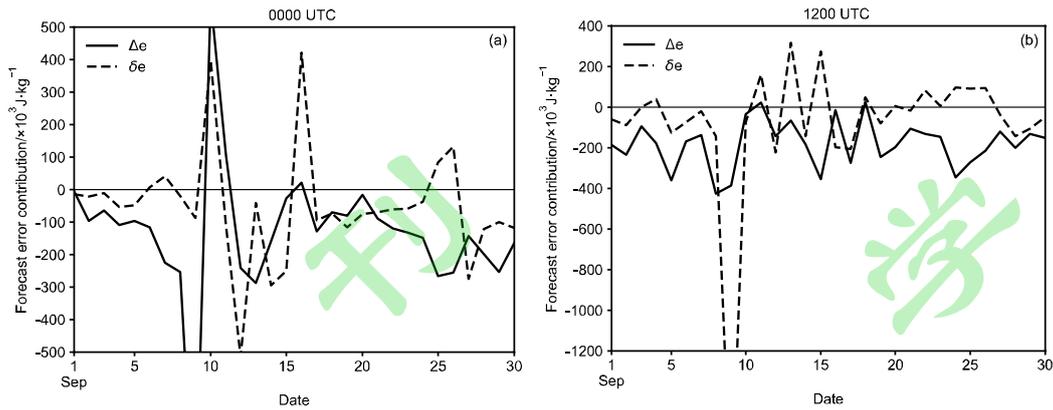


图 1 2019 年 9 月 00 时 (a) 和 12 时 (b) 观测对预报的影响 ( $\Delta e$ , 单位: J/kg) 及其近似估计 ( $\delta e$ , 单位: J/kg) 的时间序列

Fig. 1 Time series of the impact of observation on the forecast ( $\Delta e$ , units:J/kg) and its approximate estimation ( $\delta e$ , units:J/kg) at 0000 UTC (a) and 1200 UTC (b) in September 2019

从上图可以看出, 除个别时次外, 多数时次的  $\Delta e$  均是负值, 说明同化的观测在多数时次均是改进了 WRF 模式 12h 预报, 减小了预报误差, 对预报为正贡献。同时,  $\delta e$  和  $\Delta e$  相比, 虽然多数时次的近似结果符号一致, 但仍有少数时次的近似结果并不理想, 具体原因还在探索。其中, 00 时有 6 个时次的结果近似不准确, 包括符号不一致的 9 月 6、7、11、25 和 26 日以及线性近似明显偏大的 9 月 16 日, 而 12 时有 10 个时次的结果近似不准确, 包括符号不一致的 9 月 4、13、15、20、22~26 日以及线性近似明显偏大的 9 月 9 日。而各观测资料对预报误差贡献的全部时次统计结果和剔除近似结果较差 (符号不一致和数值差距悬殊) 的时次统计结果的对比如表 1 所示。

表 1 剔除近似结果不准确的时次前后各观测资料对预报误差的贡献统计 (单位:  $\times 10^4$  J/kg)

Table 1 Statistics of contribution of different observations to forecast error before and after eliminating inaccurate approximate results (units:  $\times 10^4$  J/kg)

	00 时		12 时	
	剔除前	剔除后	剔除前	剔除后
MWR	-117.06	-128.38	11.89	-62.56
WPRD	5.88	-12.75	-125.16	-26.30
Sound	-26.07	-45.37	-82.87	-25.41
Synop	-14.90	-23.14	-26.71	-42.30
Geoamv	-0.77	-0.58	0.27	-0.30

由表 1 可知, 00 时, 剔除前的结果相比于剔除后的结果, 观测对预报的正贡献作用有所减弱, 这是由于 00 时剔除的时次的近似结果与实际结果符号相反, 且多为正值。所以, 若全部时次结果参与统计, 那么必然削弱观测对预报的正贡献。而对于 12 时, 剔除前的结果相比于剔除后的结果, 观测对预报的正贡献是增强的, 且 WPRD 观测尤其突出, 这是由于 9 月 9 日 12 时的近似结果显著偏高, 虚假地增强了观测对预报的正贡献。若只剔除 9 月 9 日 12 时一个时次的结果, 则 WPRD 观测对预报的贡献将为  $-17.78 \times 10^4$  J/kg。而 MWR 观测之所以对预报为负贡献 ( $11.89 \times 10^4$  J/kg), 是由于 9 月 9 日

12 时并没有 MWR 观测, 且其他剔除的错误时次的结果多为正值, 从而削弱了 MWR 观测对预报的正贡献, 最终使得其对预报为虚假的负贡献。

因此, 为避免近似不准确时次的结果影响观测对预报真实的贡献, 本文对近似不准确的时次结果不进行统计分析。这样虽然使得参与统计的试验结果减少了, 但是保证了试验结果的可信度, 且保留了至少 20 个时次的试验结果进行累计统计, 足以合理地评估观测对预报的影响, 统计结果如下所示。

#### 4.2 不同观测对预报的贡献分析

图 2 为 2019 年 9 月 00 时和 12 时同化的所有观测资料的站点观测对预报的贡献情况及站点位置分布, 图例中“/”前后的数字分别表示该观测的正贡献站点数和总站点数。由图 2 可知, 总体上, 同化的 5 种观测资料的多数站点观测减小了预报误差, 对预报的改进效果为正贡献。其中, 12 时所有 WPRD 的站点观测对预报均为正贡献, 优于 00 时的 WPRD 站点观测。对于 Geoamv 观测, 00 时的 Geoamv 观测正贡献站点数明显多于 12 时的 Geoamv 观测正贡献站点, 这可能是由于 00 时的 Geoamv 观测质量优于 12 时的 Geoamv 观测所致 (刘志明等, 2002)。而 MWR、Sound 和 Synop 观测的正贡献站点数在 00 时和 12 时差别不大。

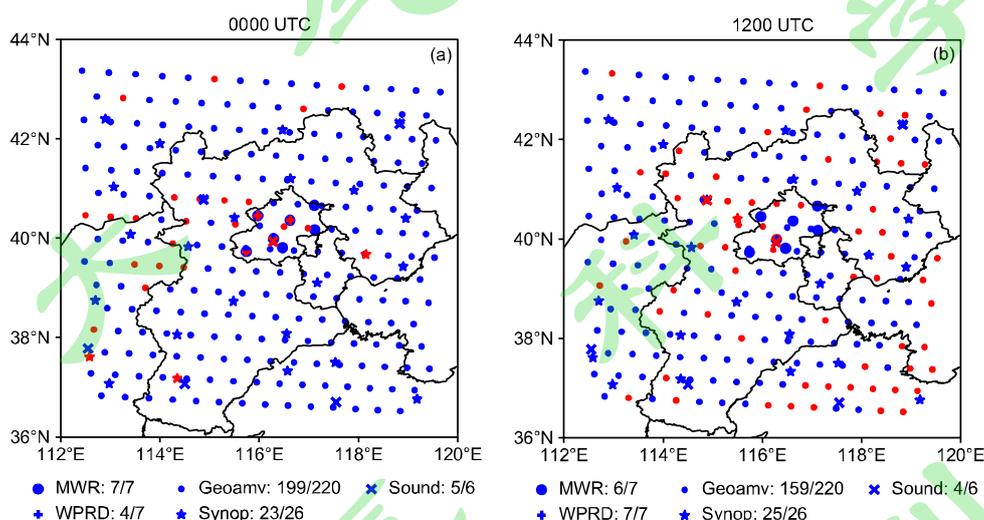


图 2 2019 年 9 月 00 时 (a) 和 12 时 (b) 不同观测的站点观测对预报的贡献及其位置分布 (红色表示该站点观测对预报负贡献, 蓝色表示该站点观测对预报正贡献)

Fig. 2 Contribution of station observation with different observation to the forecast and its location distribution at 0000 UTC(a) and 1200 UTC(b) in September 2019 (red indicates the negative contribution of the station observation to the forecast, and the blue indicates the positive contribution of the station observation to the forecast)

为了评估不同观测资料对预报的贡献, 统计分析 2019 年 9 月 00 时和 12 时各观测资料对预报误差的贡献及其有益观测百分比, 结果分别如图 3a, b 所示。其中, 有益观测百分比为观测资料中对预报为正贡献的观测数在其总观测数中所占百分比。

由图 3a 可知, 00 时和 12 时的 5 种观测资料对预报误差的贡献值均为负值, 说明观测减小了预报误差, 对预报的改进效果为正贡献。其中, 00 时的 MWR 观测对预报的影

响最大，其次分别为 Sound、Synop、WPRD 和 Geoamv 观测。而 12 时依然是 MWR 观测对预报的影响最大，其次分别为 Synop、WPRD、Sound 和 Geoamv 观测。而由图 3b 可知，除 12 时的 Geoamv 观测外，其余观测的有益观测百分比均超过了 50%，与 Lorenc and Marriott (2014) 和 Kim et al. (2017) 的研究结果基本一致。其中，Synop 的有益观测百分比较高，超过了 65%，WPRD、MWR 和 Sound 的有益观测百分比处于 55%~60%。

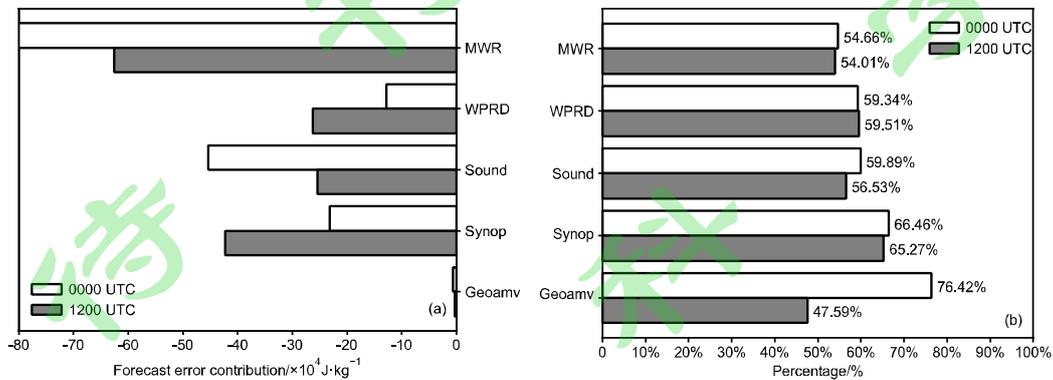


图 3 2019 年 9 月 00 时和 12 时的 (a) 不同观测对预报误差的贡献 (单位:  $\text{J}/\text{kg}$ ) 柱状图, (b) 不同观测的有益观测百分比 (单位: %) 柱状图

Fig. 3 Histogram of (a) contribution (units: $\text{J}/\text{kg}$ ) of different observations to forecast error and (b) percentage of beneficial observations (units:%) of different observations at 0000 UTC and 1200 UTC in September 2019

### 4.3 WPRD 和 MWR 观测对预报的贡献分析

本文统计 2019 年 9 月 00 时和 12 时观测对预报的影响试验结果中 WPRD 和 MWR 观测对预报误差的贡献, 分析其不同观测要素、不同站点和不同高度层的观测对 WRF 模式 12h 预报的影响。

#### 4.3.1 不同观测要素观测对预报的贡献分析

为了评估 WPRD 和 MWR 各观测要素观测对预报的影响, 选取 Sound 观测作参考。同时, 考虑到观测资料的观测数存在较大差异, 本文统计分析各观测要素观测对预报误差的平均贡献 (总贡献除以总观测数), 结果如表 2 所示。

表 2 2019 年 9 月 00 时和 12 时廓线观测对预报误差的平均贡献 (单位:  $\text{J}/\text{kg}$ ) 统计

Table 2 Statistics of average contribution of profile observations to the forecast error (units: $\text{J}/\text{kg}$ ) at 0000 UTC and 1200 UTC in September 2019

观测	时次	观测对预报误差平均贡献( $\text{J}/\text{kg}$ )			
		U	V	T	Q
WPRD	00 时	15.09	-80.49	-	-
	12 时	-94.35	-127.96	-	-
MWR	00 时	-	-	-468.49	-72.34
	12 时	-	-	-286.58	-17.00
Sound	00 时	-8.73	-38.06	-75.78	-88.89
	12 时	-30.75	-44.42	-30.36	-8.55

由表 2 可知, 除 00 时的 WPRD 的 U 观测, WPRD 和 MWR 各观测要素观测对预报误差的平均贡献均为负值, 表明各观测要素观测减小了预报误差, 对预报为正贡献。同时, 对比各观测要素的平均贡献值的大小, 可知, WPRD 的 V 观测对预报的改进效果优于 U 观测, 而 MWR 观测对预报的正贡献主要来自 T 观测。同时, 相比于 Sound 的观测, WPRD 的风场观测对预报的改进效果总体上优于 Sound 的风场观测, MWR 的 T 观测对预报的改进效果优于 Sound 的 T 观测, 而 MWR 和 Sound 的 Q 观测对预报的平均贡献值相当。由此可见, WPRD 和 MWR 观测对预报的改进效果显著。在目前 Sound 观测数据较少的情况下, WPRD 和 MWR 观测数据对于预报的改进有着较大的意义。

#### 4.3.2 不同观测站点观测对预报的贡献分析

图 4 为 00 时和 12 时的 WPRD 和 MWR 各站点观测对预报误差的平均贡献情况, 7 个站点分别是海淀站 (HD), 延庆站 (YQ), 怀柔站 (HR), 密云站 (MY), 平谷站 (PG), 大兴站 (DX) 和霞云岭站 (XYL)。由图 4 可知, WPRD 的站点观测中, 在 00 时, 海淀站、密云站、平谷站和大兴站 4 个站点的 WPRD 观测对预报均为正贡献, 而剩余 3 个站点的观测则增大了预报误差, 其中延庆站负贡献较大。而在 12 时, 7 个站点的 WPRD 观测均减小了预报误差, 对预报为正贡献。总体上, 7 个站点中, 大兴站的 WPRD 观测对预报的改进效果最优。

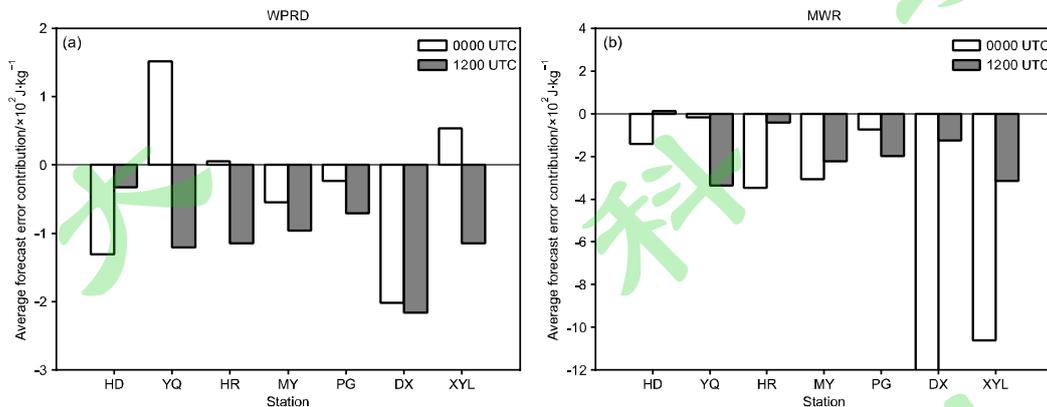


图 4 2019 年 9 月 00 时和 12 时北京地区 7 站点 (海淀: HD, 延庆: YQ, 怀柔: HR, 密云: MY, 平谷: PG, 大兴: DX 和霞云岭: XYL) 的 (a) WPRD 观测和 (b) MWR 观测对预报误差的平均贡献 (单位: J/kg) 柱状图

Fig. 4 Histogram of average contribution (units:J/kg) of (a) WPRD observations and (b) MWR observations to forecast error at 7 stations which are Haidian(HD) Yanqing(YQ) Huairou(HR) Miyun(MY) Pinggu(PG) Daxing(DX) and Xiayunling(XYL) in Beijing at 0000 UTC and 1200 UTC in September 2019

对于 MWR 观测, 除 12 时的海淀站观测对预报产生了较低的负贡献, 其余站点的 MWR 观测对预报的贡献总体上均为正贡献, 其中大兴站和霞云岭站的 MWR 观测对预报的改进效果较优。

#### 4.3.3 不同高度层观测对预报的贡献分析

为了评估不同高度层 WPRD 和 MWR 观测对预报的贡献, 分别统计 2019 年 9 月 00 时和 12 时的 WPRD 和 MWR 各个高度层观测对预报误差的平均贡献, 结果如表 3、4

所示。由表 3 可知，00 时，WPRD 观测对预报的负贡献主要位于 1000~2000 m 之间，且主要来自 U 观测，而其余高度层观测对预报总体上均为正贡献。而在 12 时，总体上 WPRD 各个高度层观测均改进了预报，减小了预报误差。

表 3 2019 年 9 月 00 时和 12 时不同高度层 WPRD 观测对预报误差的平均贡献（单位：J/kg）统计  
Table 3 Statistics of average contribution of WPRD observations at different altitudes to the forecast error (units:J/kg) at 0000 UTC and 1200 UTC in September 2019

高度层	00 时		12 时	
	U (J/kg)	V (J/kg)	U (J/kg)	V (J/kg)
<500 m	-129.32	-289.43	105.27	-497.88
500~1000 m	23.99	-60.47	-248.26	-300.04
1000~1500 m	216.62	-37.83	-80.44	-188.43
1500~2000 m	180.83	-135.84	-153.71	-144.17
2000~3000 m	-49.26	-103.49	-99.29	-102.72
3000~4000 m	-156.17	-38.77	-64.03	-20.35
>=4000 m	-61.11	-21.52	-33.31	12.6

由表 4 可知，MWR 的多数高度层观测均减小了预报误差，对预报为正贡献。00 时，MWR 观测对预报的负贡献主要位于 500~800 hPa 之间，且主要来自 T 观测，而其余高度层观测对预报均为正贡献。12 时，MWR 观测对预报的负贡献主要位于 600~700 hPa，其余高度层的观测总体上均减小了预报误差，对预报为正贡献。同时，T 观测对预报的贡献主要位于近地面 800 hPa 以下，且对预报为正贡献，600 hPa 以上的 T 观测对预报的影响较小。

表 4 2019 年 9 月 00 时和 12 时不同高度层 MWR 观测对预报误差的平均贡献（单位：J/kg）统计  
Table 4 Statistics of average contribution of MWR observations at different altitudes to the forecast error (units:J/kg) at 0000 UTC and 1200 UTC in September 2019

高度层	00 时		12 时	
	T (J/kg)	Q (J/kg)	T (J/kg)	Q (J/kg)
>900 hPa	-1949.85	-77.67	-919.90	-51.68
800~900 hPa	-580.04	-132.18	-419.22	23.19
700~800 hPa	356.33	-1.47	-163.18	-90.48
600~700 hPa	144.00	-41.48	28.37	90.92
500~600 hPa	-5.21	55.16	10.35	-13.02
400~500 hPa	-7.08	-97.08	2.40	-21.19
<=400 hPa	6.33	-130.80	4.46	-39.21

#### 4.4 观测对预报贡献差异的原因分析

虽然 4.2 和 4.3 节分析了不同观测资料对 WRF 模式 12h 预报的贡献情况，但是不同观测类型或观测要素或观测高度的观测对预报的贡献存在明显的差异，尤其是 2019 年 9 月 00 时的试验结果中，WPRD 的 U 观测对预报为负贡献，WPRD 观测的正贡献站点数也相对较少，并且 MWR 观测对预报的正贡献非常突出（图 3a），对预报的改进效果远远超出了 Sound 观测，且其对预报为正贡献的观测主要是集中在近地面 800 hPa 以下的

T 观测。所以选取 2019 年 9 月 00 时观测对预报的影响试验结果中 WPRD 和 MWR 观测相应的数据，进行分类统计分析，探究可能导致观测对预报的贡献存在差异的原因。

#### 4.4.1 WPRD 观测对预报贡献差异性分析

针对 00 时的 WPRD 的 U、V 观测数据，选取新息增量（观测与背景的差异）的绝对值 $|\delta y|$ 和观测误差  $\sigma$  两个参数，分别以 4 m/s 和 3 m/s 为阈值对结果进行分类，统计各类区间的正负贡献值和正负贡献观测数，结果如下表 5 所示。其中，观测对预报误差的贡献值为正值时，表示观测增大了预报误差，对预报为负贡献，而贡献值为负值则表示观测减小了预报误差，对预报为正贡献。

表 5 2019 年 9 月 00 时 WPRD 观测对预报误差的贡献（单位：J/kg）分类统计  
Table 5 Classified statistics of contribution of WPRD observations to the forecast error (units:J/kg) at 0000 UTC in September 2019

	U 观测		U 观测	
	负贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数		正贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数	
	$ \delta y  > 4$	$ \delta y  \leq 4$	$ \delta y  > 4$	$ \delta y  \leq 4$
$\sigma \leq 3$	148.75 / 37	157.99 / 730	-76.35 / 74	-195.55 / 969
$\sigma > 3$	0.12 / 4	0.92 / 36	-3.16 / 17	-2.43 / 80
	V 观测		V 观测	
	负贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数		正贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数	
	$ \delta y  > 4$	$ \delta y  \leq 4$	$ \delta y  > 4$	$ \delta y  \leq 4$
$\sigma \leq 3$	61.40 / 28	100.50 / 697	-35.13 / 46	-281.52 / 1039
$\sigma > 3$	0.14 / 3	0.87 / 49	-1.89 / 10	-1.98 / 75

由表 5 可知，当观测误差  $\sigma > 3$  时，WPRD 观测数较少，仅约占总观测数的 7.04%，其对预报的贡献值（正、负贡献）也较低；而当观测误差  $\sigma \leq 3$  时，对应的观测数和观测对预报的贡献值（正、负贡献）均较高，表明 2019 年 9 月 00 时的 WPRD 观测中，多数观测数据精度较高，且对预报产生了较大影响，只有少数观测数据精度较差，其对预报的影响也较低。

当观测误差  $\sigma \leq 3$  且  $|\delta y| > 4$  时，虽然观测数较少，但从平均贡献上来看，其对预报的正、负贡献值偏高，说明  $\sigma \leq 3$  且  $|\delta y| > 4$  的观测对预报产生了较大的影响，这与其计算方法有直接的联系。综合公式（3）和公式（12）可以看出，观测对预报的贡献一定程度上与  $\delta y$  成正比，而与观测误差  $\sigma$  成反比。同时，针对负贡献的观测数较少却产生了更高的负贡献值的现象，本文详细地查看了观测误差  $\sigma \leq 3$  且  $|\delta y| > 4$  的观测点，结果如下图 5 所示，图中“YQ\_10”标记表示延庆站 9 月 10 日观测。

由图易知，负贡献的观测数较少却产生了更高的负贡献值，主要是由于延庆站 9 月 10 日个别观测产生了极高的负贡献所致。9 月 10 日延庆站 U、V 观测对预报的负贡献值，分别约占该类观测对预报总的负贡献的 49.01% 和 55.36%，说明少数个别结果对总体的结果产生了极大的影响。而且该部分观测通过了双权重法（Lanzante, 1996）的离群值检验，说明可能并不是观测资料导致了观测对预报为负贡献。而在观测质量较高（ $\sigma \leq 3$ ），背景场质量较低（ $|\delta y| > 4$ ）的情况下，该少部分观测对预报的贡献却为负贡献，

也说明观测对预报为负贡献的原因并不是观测和背景场的问题，而是可能与同化系统和模式伴随的局限性有关，比如本文背景、观测误差协方差的计算和同化方案中一些参数的设计并不完美，无法适用于所有时次 (Lorenc and Marriott, 2014)，从而使得一些观测质量较好的观测对预报为负贡献。这也说明利用基于伴随的预报对观测的敏感性方法评估观测对预报的影响时，必须使用长时间的观测数据集，本文试验所用数据还是较少，未来需要进一步改进。

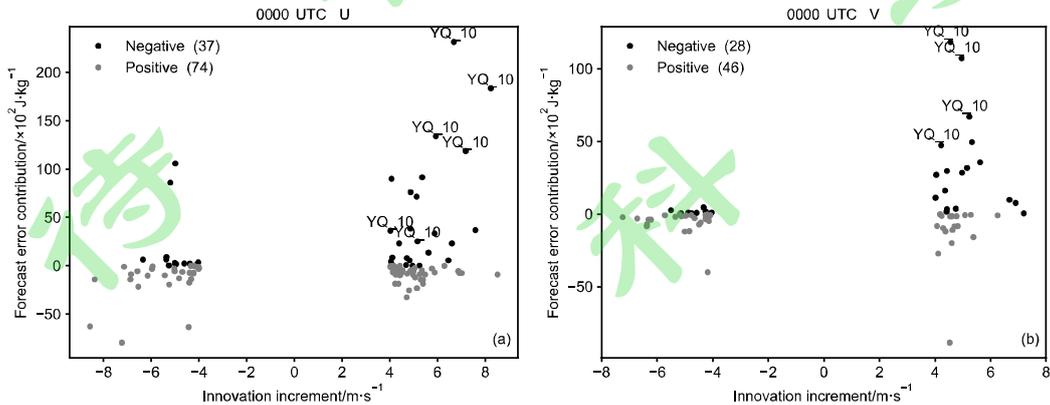


图 5 2019 年 9 月 00 时 WPRD (a) U 观测和 (b) V 观测的观测误差  $\sigma \leq 3$  且新息增量  $|\delta y| > 4$  的散点图 (黑色表示该观测对预报负贡献，灰色表示该观测对预报正贡献)

Fig. 5 Scatter plot of (a) U observations and (b) V observations of WPRD which  $\sigma \leq 3$  and  $|\delta y| > 4$  at 0000 UTC in September 2019 (black indicates the negative contribution of the observation to the forecast, and the grey indicates the positive contribution of the observation to the forecast)

而当  $\sigma \leq 3$  且  $|\delta y| \leq 4$  时，该类观测数较多，且超过 50% 的观测对预报的贡献为正贡献，但也存在较多的观测对预报产生了负贡献，U、V 观测中对预报为负贡献的观测数分别为 730 和 697，分别约占观测总数的 37.49%，35.80%。这可能仍是本文背景、观测误差协方差的计算和同化方案中一些参数的设计并不完美，导致其无法适用于所有时次。但是具体的原因，需要未来通过更多的试验进行更深入地研究与分析。

#### 4.4.2 MWR 观测对预报贡献差异性分析

针对 00 时的 MWR 的 T、Q 观测数据，选取新息增量的绝对值  $|\delta y|$  和观测误差  $\sigma$ ，分别以观测误差的 1 K 和 1 g/kg 以及  $|\delta y|$  的 2 K 和 2 g/kg 为阈值对结果进行分类，统计各类区间的正负贡献值和正负贡献观测数，结果如下表 6 所示。其中，贡献值为正值表示观测增大了预报误差，对预报为负贡献，而贡献值为负值则表示观测减小了预报误差，对预报为正贡献。

由表 6 可知，当观测误差  $\sigma \leq 1$  时，T 观测数仅为 562，约占 T 观测总数的 23.57%，但是该部分观测对模式 12h 预报误差的贡献值（正、负贡献绝对值）却极高，达到了 T 观测总贡献值（正、负贡献绝对值）的 73.34%。其中，相比于新息增量绝对值  $|\delta y| \leq 2$  的观测， $|\delta y| > 2$  的观测对预报误差的贡献值总体上更高。这表明 T 观测中观测误差较小且与背景差异较大的观测，对预报产生了极大影响，这与 WPRD 观测的分析结果一致。

而 Q 观测的统计结果依然体现了观测误差较小且与背景差异较大的观测，对预报的影响更大。虽然对于观测误差  $\sigma \leq 1$  的观测数为 1274，约占 Q 观测总数的 55.29%，而对

12h 预报误差的贡献值（正、负贡献绝对值）仅达到了总贡献值（正、负贡献绝对值）的 54.23%。并没有像 U、V 和 T 观测那样，突出质量较高的观测对预报有着更大的影响。这主要是由于 Q 观测中观测误差  $\sigma \leq 1$  的观测约 89.64% 的观测来自 700 hPa 以上的观测，而 700 hPa 以上的 Q 观测数值非常小，导致统计得到的观测误差也非常小，所以该部分观测的观测误差  $\sigma \leq 1$  并不能代表其观测质量较高。

表 6 2019 年 9 月 00 时 MWR 观测对预报误差的贡献（单位：J/kg）分类统计

Table 6 Classified statistics of contribution of MWR observations to the forecast error (units: J/kg) at 0000 UTC in September 2019

	T 观测		T 观测	
	负贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数		正贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数	
	$ \delta y  > 2$	$ \delta y  \leq 2$	$ \delta y  > 2$	$ \delta y  \leq 2$
$\sigma \leq 1$	50.81 / 39	309.20 / 197	-308.19 / 41	-932.91 / 285
$\sigma > 1$	101.56 / 418	71.54 / 558	-287.15 / 305	-121.72 / 541
	Q 观测		Q 观测	
	负贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数		正贡献( $\times 10^3$ J/kg) / 观测数	
	$ \delta y  > 2$	$ \delta y  \leq 2$	$ \delta y  > 2$	$ \delta y  \leq 2$
$\sigma \leq 1$	19.76 / 10	89.65 / 474	-4.79 / 2	-235.19 / 788
$\sigma > 1$	73.84 / 45	55.41 / 384	-49.06 / 85	-116.53 / 516

与表 5 中 WPRD 观测的结果一样的是，MWR 观测中同样存在少量的观测误差  $\sigma \leq 1$  但对预报为较高的负贡献的观测，而且该部分 T、Q 观测同样通过了双权重法的离群值检验。所以，这可能仍是本文背景、观测误差协方差的计算和同化方案中一些参数的设计并不完美，导致其无法适用于所有时次。

同时，考虑到 2019 年 9 月 00 时的 T 观测对预报的正贡献主要位于 800 hPa 以下(表 4)，所以统计 T 观测对预报误差的贡献值以及分析增量随高度的分布，以探究造成 T 观测对预报的正贡献较高的可能因素，结果如图 6a, b 所示。而由公式 (3) 可知，分析增量又受新息增量和观测误差的影响，分析增量一定程度上可能与新息增量成正比，而与观测误差成反比，所以同样统计其随高度的分布，探究其对分析增量的影响，结果如图 6c, d 所示。

由图 6a, b 可知，T 观测对预报误差的贡献值和分析增量的高值区均主要位于 800 hPa 以下，而 800 hPa 以上的分析增量和 T 观测对预报误差的贡献值均较小，这说明分析增量可能影响了 T 观测对预报误差贡献程度。而对比图 6b、图 6c 和图 6d 可知，MWR 的 T 观测的分析增量同新息增量并不是正比关系，而同观测误差一定程度上成反比关系，说明 MWR 的 T 观测的分析增量大小主要受观测误差的影响。低层新息增量虽然较小，但是对应的观测误差也较小，反而使得新息增量的权重较大，而高层新息增量虽然较大，但是观测误差也较大，于是使得新息增量的权重较小，从而导致了分析增量低层高值，高层低值的现象。

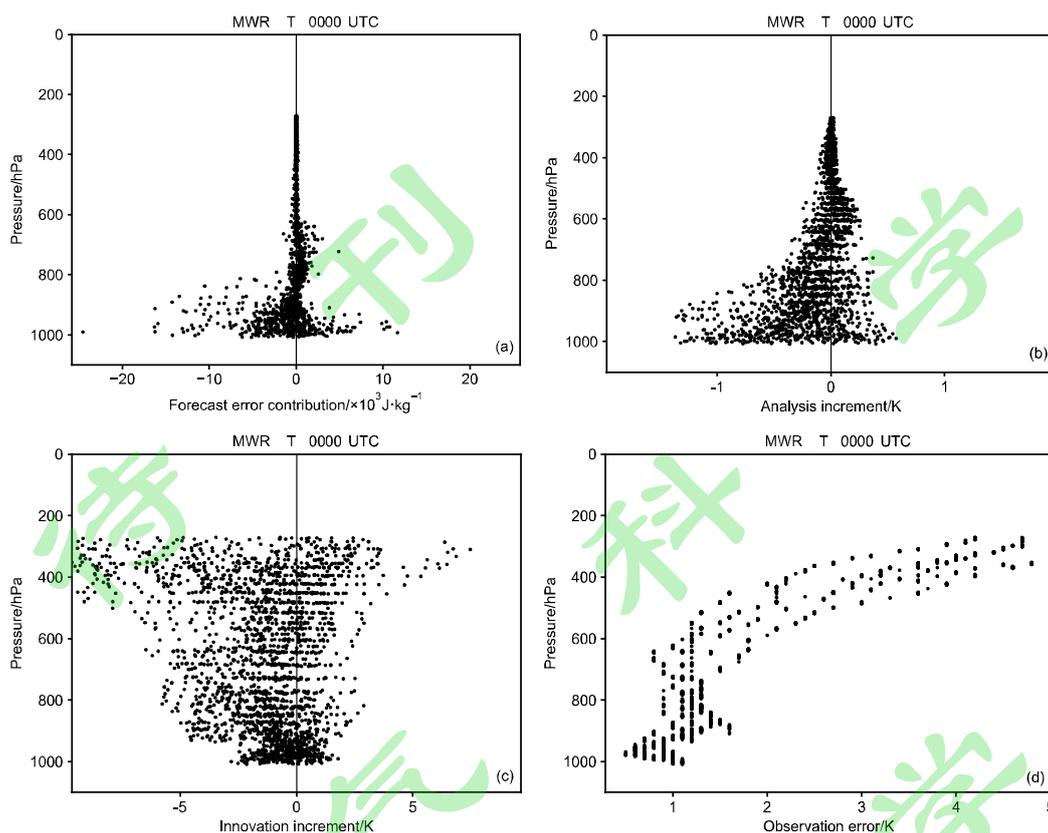


图 6 2019 年 9 月 00 时 MWR 的 T 观测对应的 (a) 对预报误差的贡献 (单位:  $J/kg$ )、(b) 分析增量 (单位:  $K$ )、(c) 新息增量 (单位:  $K$ ) 以及 (d) 观测误差 (单位:  $K$ ) 随高度的分布  
 Fig. 6 The distribution of (a) forecast error contribution(units:  $J/kg$ ), (b) analysis increment (units:  $K$ ), (c) innovation increment (units:  $K$ ) and (d) observation error (units:  $K$ ) with height corresponding to temperature observations of MWR at 0000 UTC in September 2019

综合以上分析,对于 MWR 的 T 观测,观测对预报的贡献差异更多地受观测的观测误差的影响。800 hPa 以下的 T 观测的观测误差较小,使得分析增量较高,对应的 MWR 的 T 观测对预报的正贡献在 800 hPa 以下最为显著;而 600 hPa 以上的 T 观测的观测误差较大,使得分析增量也较低,对应的 600 hPa 以上的 T 观测对预报主要为较低的负贡献。

## 5 总结与讨论

随着越来越多的观测资料被应用于数据同化,改进数值模式预报,定量评估观测在数据同化和模式预报系统中的应用情况将变得尤为重要。本文通过 2019 年 9 月 1 日至 30 日 00 时和 12 时的 FSO 试验,验证了本文构建的 WRFDA-FSO 系统可以较好地定量评估观测对预报的贡献,并对试验结果进行了分析,得到以下结论:

1) 同化的观测资料 (MWR、WPRD、Sound、Synop 和 Geoamv) 能够较好地改进 WRF 模式水平分辨率 5 km 的 12h 预报,5 种观测资料的有益观测百分比基本上均超过了 50%。其中, MWR 观测对预报的改进效果最优, WPRD 的风场观测对预报的改进效果也优于 Sound 的风场。

2) WPRD 观测和 MWR 观测的 7 个观测站点中,大兴站的 WPRD 观测和大兴站以

及霞云岭站的 MWR 观测对预报的改进效果较优。WPRD 和 MWR 的观测要素中, WPRD 的 V 观测对预报的改进效果优于其 U 观测, 而 MWR 的 T 观测对预报的改进效果优于其 Q 观测, 且 T 观测中对预报为正贡献的观测主要位于近地面 800 hPa 以下。

3) 2019 年 9 月 00 时的 WPRD 观测和 MWR 观测的分类统计分析表明, 观测数据的观测误差及其与背景值的偏差的不同, 会使得观测对预报的贡献存在差异。其中观测误差较小(观测质量较高), 且背景场质量相对较差( $|\delta y|$ 较大)时, 对应的观测对预报有着明显的影响, 易对预报产生较高的贡献值(正、负贡献)。

本文对利用基于伴随的方法评估观测对高分辨率模式预报的影响进行了初步研究, 对该方法以及各观测资料对预报的具体影响有了一定的了解。关于本文出现的近似结果准确性的问题, 未来需要对其进行更深入地研究和改进。而观测对预报贡献存在差异的原因也是未来值得研究的问题。

## 参考文献

- Auligné T. 2010. Forecast sensitivity to observations and observation impact[EB/OL]. [http://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/wrfda/Tutorials/2010\\_Aug/docs/WRFDA\\_sensitivity.pdf](http://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/wrfda/Tutorials/2010_Aug/docs/WRFDA_sensitivity.pdf), [2020-09-25]
- Baker N L, Daley R. 2000. Observation and background adjoint sensitivity in the adaptive observation-targeting problem [J]. *Quart. J. R. Meteor. Soc.*, 126(565): 1431-1454. doi: 10.1002/qj.49712656511
- Chen F, Dudhia J. 2001. Coupling an advanced land surface-hydrology model with the penn state-NCAR MM5 modeling system. Part I: Model implementation and sensitivity [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129(4): 569-585
- 成巍, 王斌, 徐幼平. 2012. 基于局地和非局地观测算子的 GPS 掩星资料后向映射四维变分同化研究 [J]. *中国科学: 数学*, 42(5): 377-387. Cheng Wei, Wang Bin, Xu Youping. 2012. Assimilation of GPS radio occultation data with the local and non-local operators using Backward-4DVar approach [J]. *Scientia Sinica Mathematica (in Chinese)*, 42(5): 377-387, doi: 10.1360/012012-17
- 丁锦锋. 2015. 中国 AMDAR 观测评估与应用研究 [D]. 南京大学博士学位论文. Ding Jinfeng. 2015. Evaluation of Chinese AMDAR weather reports and applied research [D]. Ph. D. dissertation (in Chinese), Nanjing University
- Errico R M. 2007. Interpretations of an adjoint-derived observational impact measure [J]. *Tellus A*, 59(2): 273-276. doi: 10.1111/j.1600-0870.2006.00217.x
- Gelaro R, Langland R H, Pellerin S, et al. 2010. The THORPEX observation impact intercomparison experiment [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 138(11): 4009-4025. doi: 10.1175/2010MWR3393.1
- Gelaro R, Zhu Y Q. 2009. Examination of observation impacts derived from observing system experiments (OSEs) and adjoint models [J]. *Tellus A*, 61(2): 179-193. doi: 10.1111/j.1600-0870.2008.00388.x
- Gelaro R, Zhu Y Q, Errico R M. 2007. Examination of various-order adjoint-based approximations of observation impact [J]. *Meteor. Z.*, 16(6): 685-692. doi: 10.1127/0941-2948/2007/0248
- 韩峰, 储可宽, 刘浩铄, 等. 2018. 一次过度预报的温带气旋的观测资料影响性研究 [J]. *气象科学*, 38(05): 76-86. Han Feng, Chu Kekuan, Liu Haoshuo, et al. 2018. Observation impact on an over-forecasted extratropical cyclone [J]. *Journal of the Meteorological Sciences (in Chinese)*, 38(5): 637-647. doi: 10.3969/2017jms.0091
- Iacono M J, Delamere J S, Mlawer E J, et al. 2008. Radiative forcing by long-lived greenhouse gases:

- Calculations with the AER radiative transfer models [J]. *J. Geophys. Res.*, 113(D13). doi:10.1029/2008JD009944
- Jung B J, Kim H M, Aulign é T, et al. 2013. Adjoint-derived observation impact using WRF in the Western North Pacific [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 141(11): 4080-4097. doi: 10.1175/MWR-D-12-00197.1
- Jung B J, Kim H M, Kim Y H, et al. 2010. Observation system experiments for Typhoon Jangmi (200815) observed during T-PARC [J]. *Asia-Pacific J. Atmos. Sci.*, 46(3): 305-316. doi: 10.1007/s13143-010-1007-y
- Jung B J, Kim H M, Zhang F Q, et al. 2012. Effect of targeted dropsonde observations and best track data on the track forecasts of Typhoon Sinlaku (2008) using an ensemble Kalman filter [J]. *Tellus A*, 64(1): 14984. doi: 10.3402/tellusa.v64i0.14984
- 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
- Kim M G, Kim H M, Kim J W, et al. 2017. Effect of enhanced satellite-derived atmospheric motion vectors on numerical weather prediction in East Asia using an adjoint-based observation impact method [J]. *Wea. Forecasting*, 32(2): 579-594. doi: 10.1175/WAF-D-16-0061.1
- Kim S M, Kim H M. 2014. Sampling error of observation impact statistics [J]. *Tellus A*, 66(1): 25435. doi:10.3402/tellusa.v66.25435
- Kunii M, Miyoshi T, Kalnay E. 2012. Estimating the Impact of Real Observations in Regional Numerical Weather Prediction Using an Ensemble Kalman Filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 140(6): 1975-1987. doi: 10.1175/MWR-D-11-00205.1
- Langland R H, Baker N L. 2004. Estimation of observation impact using the NRL atmospheric variational data assimilation adjoint system [J]. *Tellus A*, 56(3): 189-201. doi: 10.1111/j.1600-0870.2004.00056.x
- Lanzante, J R. 1996. Resistant, robust and non-parametric techniques for the analysis of climate data: Theory and examples, including applications to historical radiosonde [J]. *Int. J. of Climatol.*, 16:1197-1226. doi:10.1002/(SICI)1097-0088(199611)16:11<1197::AID-JOC89>3.0.CO;2-L
- 李佳, 陈葆德, 张旭, 等. 2017. 2016年6月23日江苏阜宁龙卷的高分辨快速更新同化预报与分析 [J]. *大气科学*, 41(6): 1221-1233. Li Jia, Chen Baode, Zhang Xu, et al. 2017. High-resolution rapid refresh analysis and prediction of the tornado occurring in Funing on 23 June 2016 [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 41(6): 1221-1233, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1707.17144
- Liu J, Kalnay E. 2008. Estimating observation impact without adjoint model in an ensemble Kalman filter [J]. *Quart. J. R. Meteor. Soc.*, 134(634): 1327-1335. doi: 10.1002/qj.280
- 刘志明, 张其松, 晏明. 静止气象卫星云导风的结果分析[J]. *吉林气象*, 2002(03):15-18.
- Lorenc A C, Marriott R T. 2014. Forecast sensitivity to observations in the Met Office Global numerical weather prediction system [J]. *Quart. J. R. Meteor. Soc.*, 140(678): 209-224. doi: 10.1002/qj.2122
- 陆续, 马旭林, 王旭光. 2015. 三维变分同化机载雷达资料对飓风预报的影响研究——2012年 Isaac 试验[J]. *大气科学*, 39(6): 1111-1122. Lu Xu, Ma Xulin, Wang Xuguang. 2015. A study of the impact of airborne radar data assimilated by 3DVar on the prediction of hurricane—Isaac 2012[J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 39(6): 1111-1122, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1503.14262
- Pleim J E. 2007. A combined local and nonlocal closure model for the atmospheric boundary layer. Part I: Model description and testing [J]. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 46: 1383-1395. doi: 10.1175/JAM2539.1
- Rabier F, Klinker E, Courtier P, et al. 1996. Sensitivity of forecast errors to initial conditions [J]. *Quart. J. R. Meteor. Soc.*, 122(529): 121-150. doi: 10.1002/qj.49712252906
- Thompson G, Field P R, Rasmussen R M, et al. 2008. Explicit forecasts of winter precipitation using an

- improved bulk microphysics scheme. Part II: Implementation of a new snow parameterization [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136(12): 5095-5115. doi:10.1175/2008mwr2387.1
- Trémolet Y. 2007. First-order and higher-order approximations of observation impact [J]. *Meteor. Z.*, 16(6): 693-694. doi: 10.1127/0941-2948/2007/0258
- 王丹, 阮征, 王改利, 等. 2019. 风廓线雷达资料在 GRAPES-Meso 模式中的同化应用研究 [J]. *大气科学*, 43(3): 634-654. Wang Dan, Ruan Zheng, Wang Gaili, et al. 2019. A study on assimilation of wind profiling radar data in GRAPES-Meso model [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 43(3): 634-654. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1810.18125
- 王曼, 段旭, 李华宏, 等. 2015. 青藏高原东侧常规观测资料对 WRF 模式预报误差的贡献分析 [J]. *大气科学学报*, 38(3):379-387. Wang Man, Duan Xu, Li Huahong, et al. 2015. Evaluation of conventional observations contribution on WRF model forecast error in the eastern of Tibetan Plateau [J]. *Transactions of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 38(3): 379-387. doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20130520003
- 王业桂, 张斌, 蔡其发, 等. 2018. 不同卫星微波遥感资料同化对台风路径模拟的影响 [J]. *大气科学*, 42(2): 398-410. Wang Yegui, Zhang bin, Cai Qifa, et al. 2018. Effects of assimilating microwave remote sensing data of different satellite on the simulation of typhoon track [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 42(2): 398-410, doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1709.17150
- Wu T C, Velden C S, Majumdar S J, et al. 2015. Understanding the Influence of Assimilating Subsets of Enhanced Atmospheric Motion Vectors on Numerical Analyses and Forecasts of Tropical Cyclone Track and Intensity with an Ensemble Kalman Filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 143(7): 2506-2531. doi: 10.1175/MWR-D-14-00220.1
- Yang E G, Kim H M, Kim J W, et al. 2014. Effect of observation network design on meteorological forecasts of Asian dust events [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 142(12): 4679-4695. doi: 10.1175/MWR-D-14-00080.1
- 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. 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
- Zhu Y Q, Gelaro R. 2008. Observation sensitivity calculations using the adjoint of the gridpoint statistical interpolation (GSI) analysis system [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 136(1): 335-351. doi: 10.1175/MWR3525.1