

刘娟娟. 2011. 基于历史预报的 4DVar 方法中的滤波 [J]. 气候与环境研究, 16 (2): 221-230. Liu Juanjuan. 2011. Distance-dependent filtering in a 4DVar based on historical forecast ensemble [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 16 (2): 221-230.

基于历史预报的四维变分资料 同化 (4DVar) 方法中的滤波

刘娟娟

中国科学院大气物理研究所大气科学和地球流体力学数值模拟国家重点实验室, 北京 100029
中国科学院研究生院, 北京 100049

摘要 基于历史预报的四维变分同化方法在降维的样本空间最小化代价函数, 避免切线性伴随模式, 是一种比较经济的算法。但是因为选取的集合样本不可能无限多, 实际样本数远远小于观测资料数以及模式变量的自由度, 会导致观测站点和模式格点间产生虚假的相关。介绍了在历史预报 4DVar 中引入的局地化滤波技术, 并通过 3 组试验, 比较了局地化前后的结果。试验结果表明: 引入局地化技术后, 其能有效滤去初始场中的虚假相关关系, 同时由于 Schur 算子的作用, 滤波后的分析场是光滑连续的。而且实际个例研究结果表明, 局地化后能改进 6 h 和 12 h 累积降水的均方根误差, 进一步提高预报效果。

关键词 局地化 四维变分 滤波

文章编号 1006-9585 (2011) 02-0221-10 **中图分类号** P47 **文献标识码** A

Distance-Dependent Filtering in a 4DVar Based on Historical Forecast Ensemble

LIU Juanjuan

*State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics,
Institute of Atmospheric Physics, Beijing 100029
Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049*

Abstract An economical approach to implement the variational data assimilation (4Dvar) using the technique of Historical Sample Projection (HSP) is proposed, it is based on dimension reduction using an ensemble of historical samples to define a subspace, directly obtains an optimal solution in the reduced space and does not require implementation of the adjoint of tangent linear approximation. But the ensemble is composed of far fewer members than both the number of observational data and the degrees of freedom of the model variables, which would lead to many spurious correlations between observation locations and model grids. More practical and easier way to deal with this problem is through localization technique. Three groups of experiments have been done, the results show that the localization can effectively ameliorate the spurious long range of correlations. And the Schur product tends to reduce and smooth the analysis increments. In addition, the root-mean-square errors of the 6-h and 12-h forecast are smaller after the localization.

Key words localization, 4DVar, filter

收稿日期 2009-04-01 收到, 2010-11-12 收到修定稿

资助项目 公益性行业科研专项 GYHY(QX)2007-6-12, 国家重点基础研究发展计划项目 2005CB321703

作者简介 刘娟娟, 女, 博士, 主要从事资料同化的研究。E-mail: ljxgg@mail.iap.ac.cn

1 引言

四维资料同化的思想从提出到现在经历了近半个世纪,已经逐渐投入到业务使用当中,目前占优势的是以最优控制为基础的四维变分同化方法(4DVar)(Le Dimet and Talagrand, 1986; Courtier and Talagrand, 1987; Talagrand and Courtier, 1987)和以统计估计理论为基础的集合卡曼滤波(EnKF)。如 Daley (1991) 曾明确指出的:伴随变分和 Kalman 滤波将引导大气资料同化的未来发展方向。如今,如何更好地发展应用它们成了世界气象论坛的一大热点。我国学者在资料同化方面已做了大量工作,并取得了相当突出的成绩,例如,将变分法用于质量控制(朱江, 1995),非线性不稳定情况下四维变分资料同化(Mu and Guo, 2001),模式误差对降水四维变分同化的影响(王铁等, 2006),伴随模式的检验(沈桐立等, 1998)。由于 4Dvar 采用伴随模式计算代价函数,而伴随模式计算量大且开发需要大量的人力和较长的时间,限制了其广泛的应用。近年来,国内外学者在探索新的资料同化方法上取得了很大的成果。王斌和赵颖(2005)为寻求一种快速有效的四维变分资料同化作了有意义的尝试,提出了映射观测的新概念和反向四维变分资料同化的新思路,同化系统不需切线性模式和伴随模式,大大节省了计算时间,但是该技术还必须处理观测资料不满秩的问题。Cao et al. (2007) 也将适当正交分解(Proper Orthogonal Decomposition, POD)应用于四维变分同化,提出一种降维四维变分同化方法,初步的试验结果较好。Qiu and Chou (2006) 等将奇异值分解(SVD)技术用于四维空间的预报集合提取正交基向量,这些基向量不但能够表现分析变量的空间结构,也能反映它的时间演变特征。将分析变量依截断的基向量展开后,控制变量会显式地出现在代价函数中,避免了传统的变分四维同化方法所必需的伴随模式的运用。Liang et al. (2007a, 2007b) 开发了带有模式约束的三维变分系统(MC-3Dvar),并将其用于台风业务化系统。该系统在 3Dvar 中引入模式约束,大大节省 4Dvar 技术需要大量计算资源,不足之处需要编写模式的伴随。Liu et al. (2008) 设计了一种基于集合的

四维变分同化方法,避免了切线性和伴随模式,大大节省了计算代价。Tian et al. (2008) 提出一种基于集合的显示四维变分同化方法。集合卡曼滤波(Evensen, 1994)用集合样本来估计大气状态的不确定性,不要求伴随模式。但是 Anderson (2003) 指出 EnKF 对观测资料数有实际的局限性,随着观测数的增加,EnKF 的计算代价越来越大,而且有限的集合样本数也很难更好的拟合观测信息。尽管这些限制使其应用在大气资料同化领域有一定的困难,但它为资料同化的发展提供了一个可信的理论基础(Hamill and Snyder, 2000; Snyder and Zhang, 2003)。正如 Buehner (2005) 和 Zhang and Snyder (2007) 所指出的,在不增加任何计算代价的情况下,将 EnKF 流依赖的背景误差协方差矩阵(\mathbf{B})引入到 4Dvar 中,这必然是未来资料同化发展的趋势。Hunt et al. (2004) 统一扩展集合卡曼滤波(EKF)和四维变分方法引入四维集合卡曼滤波(4DEnKF)。Hamill et al. (2000) 用一个完美模式的结果表明混合集合卡曼滤波(Hybrid Scheme)对 3DVar 有一个显著的优势。Anderson (2001) 的一些初步试验结果表明基于集合的方法可能比 4DVar 更好。尽管其有巨大的发展潜力,但也有一些问题亟待解决,比如样本误差。Houtekamer and Mitchell (1998) 通过滤除与观测点较远距离的格点分析可以有效的提高 EnKF 的分析。他们的研究表明用有限样本估计的背景误差协方差经常会产生较大振幅的虚假相关,而随着集合数的增加这种虚假振幅会减小。为了解决虚假相关问题,Houtekamer and Mitchell (1998) 提出局地化截断技术。Houtekamer and Mitchell (2001) 引入“Schur”算子,并发现当协方差局地化后,分析误差得到显著改进。Hamill et al. (2001) 阐述了协方差估计过程产生的噪音如何影响分析场,以及用距离依赖的滤波能有效缓解噪音。结果显示,滤波函数半径取决于样本数,样本数越多,半径越长越好。Liu et al. (2009) 提出一种基于 EOF 分析的滤波技术,数值试验表明其能减小由于样本误差带来的噪音。

Wang et al. (2010) 提出了一种基于历史样本投影的四维变分同化方法(HSP-4DVar),在过去的一两年中,我们通过一系列的观测系统模拟试验(OSSE)以及单点试验验证了同化系统的性

能。该方法和集合卡曼滤波有一些相同点, 例如, 两个方法都用集合样本来估计误差协方差, 都能在一个降维的空间求解最优解, 而且无需编写伴随, 是模式独立的, 但是两种方法的降维空间不一样, 集合卡曼滤波是在观测空间最小化, HSP-4DVar 在样本空间执行, 因为样本数往往远远小于观测数, 因此会更省时。正是因为样本数远远小于观测资料数以及模式变量的自由度, 会导致初始场中观测站点和模式格点间产生虚假的相关。本文将介绍在 HSP-4DVar 中引入的局地化滤波技术, 初步分析其如何改进分析场中的噪音问题。在文章第二部分详细介绍了滤波方法以及试验设计; 第三部分进行了试验结果分析; 最后, 在第四部分中给出结论和讨论。

2 滤波方法及试验设计

2.1 滤波方法介绍

模式空间的巨大的维数正是导致 4DVar 计算代价巨大的一个关键因素之一。有很多技术被用来提高计算速度。例如, 欧洲中心 (ECMWF) (Rabier et al., 2000) 用低分辨率模式来进行 4DVar 同化, 减少了计算的自由度, 能有效的提高计算速度, 使其得以用于业务预报。这里, HSP-4DVar 将在一个降维的投影空间最小化代价函数。因此, 投影将是我们在 HSP-4DVar 中关注的重点。首先, 用历史预报和观测算子来准备初始扰动样本和相应的模拟观测增量。本试验中, 历史预报通过提前分析时刻 24 h 和 48 h 的积分获得。准备好样本后, 再进行质量控制, 用经验正交函数 (EOF) 找到样本的主要模态, 用一组列向量: x'_1, x'_2, \dots, x'_m 和 y'_1, y'_2, y'_m 来表示这些模态。接着, 将其投影到样本空间。最后在 $10 \sim 10^2$ 维的样本空间进行最小化。

原来定义在模式空间的经典 4DVar 写在 m 维的 E_m 空间:

$$\begin{cases} x'_a = x_b + x_a = x_b + P_x a_a, \\ \tilde{J}(\alpha_a) = \min_{\alpha \in E_m} \tilde{J}(\alpha), \\ \tilde{J}(\alpha) = \frac{1}{2} \alpha^T B_a^{-1} \alpha + \\ \frac{1}{2} (P_y \alpha - \tilde{y}'_{\text{obs}})^T (P_y \alpha - \tilde{y}'_{\text{obs}}), \end{cases} \quad (1)$$

x_a 和 x_b 分别是模式空间的分析场和背景场, T 表示矩阵的转置。

最小化上面的代价函数可得:

$$\alpha_a = (B_a^{-1} + P_y^T P_y)^{-1} P_y^T \tilde{y}'_{\text{obs}}, \quad (2)$$

则分析增量的表达式可以简化为:

$$x'_a = P_x (B_a^{-1} + D)^{-1} P_y^T \tilde{y}'_{\text{obs}}, \quad (3)$$

其中, B_a 是样本空间背景误差协方差矩阵, $P_y^T P_y = D$, P_y 和 P_x 分别是投影矩阵:

$$\begin{cases} P_y = (\tilde{y}'_1, \tilde{y}'_2, \dots, \tilde{y}'_m), \\ P_x = (x'_1, x'_2, \dots, x'_m) \end{cases}$$

这里, $\tilde{y}'(x') = R^{-1} y'(x')$, $\tilde{y}'_{\text{obs}} = R^{-1} y'_{\text{obs}}$ 。 \tilde{y}' 和 \tilde{y}'_{obs} 分别表示带权重的模拟观测增量和带权重的观测增量, R 是对角矩阵, 代表观测误差标准差。 O 是观测误差方差项。 R 和 O 的关系可以这样表达: $O = R R^T$ 。具体方法在文献 (Wang et al., 2010) 中有详细介绍。

通过式 (3) 直接在降维样本空间获得最优解。但是因为集合样本数远远小于观测资料数以及模式变量的自由度, 会导致观测站点和模式格点间产生虚假的相关。缓解这种虚假相关的一个行之有效的方法就是局地化技术 (Houtekamer and Mitchell, 2001)。HSP-4DVar 局地化技术和集合卡曼滤波 (EnKF) 中类似。但是因为 HSP-4DVar 在样本空间进行同化分析, 分别用 P_x 、 P_y 与式 (3) 中的矩阵 $(B_a^{-1} + D)^{-1}$ 进行矩阵乘法后, 并不能改变其行向量的空间站点属性。通常来说, 观测资料数是远远小于模式变量的自由度, 因此矩阵 $P_y (B_a^{-1} + D)^{-1}$ 的计算代价比 $P_x (B_a^{-1} + D)^{-1}$ 也小得多。考虑这个因素, 我们假设:

$$\hat{P}_y = P_y (B_a^{-1} + D)^{-1}, \quad (4)$$

再将式 (3) 改写成:

$$x'_a = P_x \hat{P}_y^T \tilde{y}'_{\text{obs}}. \quad (5)$$

参照 Houtekamer and Mitchell (2001) 中介绍的方法, 我们应用 Schur 算子来滤去矩阵 $P_x \hat{P}_y^T P_x \hat{P}_y^T$ 中站点和模式格点间的遥相关性, 最后的分析增量可以这样表达:

$$x'_a = \rho \circ (P_x \hat{P}_y^T) \tilde{y}'_{\text{obs}}, \quad (6)$$

这里, 两个相同维数矩阵的 Schur 算子可以这样表示: $A = B \circ C$, 由元素和元素对应相乘构成 ($a_{i,j} = b_{i,j} \cdot c_{i,j}$)。对于滤波矩阵 ρ , 我们假定 P_x 和 \hat{P}_y 的行向量分别为 $P_x^1, P_x^2, \dots, P_x^L$ 和 $P_y^1, P_y^2, \dots, P_y^L$,

$P_2^y, \dots, P_{L_y}^y$, 则矩阵 $P_x P_y^T$ 变成:

$$P_x P_y^T = \begin{pmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \dots & P_{1,L_y} \\ P_{2,1} & P_{1,2} & \dots & P_{1,L_y} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{L_x,1} & P_{L_x,2} & \dots & P_{L_x,L_y} \end{pmatrix}, \quad (7)$$

其中:

$$P_{i,j} = P_i^x (P_j^y)^T, (i = 1, 2, \dots, L_x; j = 1, 2, \dots, L_y). \quad (8)$$

将空间站点 P_i^x 和 P_j^y 之间的水平和垂直距离分别记为 $d_{i,j}^h$ 和 $d_{i,j}^v$ 。矩阵 ρ 中的元素通过下式计算得来:

$$\rho_{i,j} = C_0(d_{i,j}^h/d_0^h) \cdot C_0(d_{i,j}^v/d_0^v), \quad (9)$$

$(i = 1, 2, \dots, L_x; j = 1, 2, \dots, L_y)$,

式 (9) 中滤波函数 C_0 是这样定义的:

$$C_0(r) = \begin{cases} -\frac{1}{4}r^5 + \frac{1}{2}r^4 + \frac{5}{8}r^3 - \frac{5}{3}r^2 + 1, & 0 \leq r \leq 1, \\ \frac{1}{12}r^5 - \frac{1}{2}r^4 + \frac{5}{8}r^3 + \frac{5}{3}r^2 - 5r + 4 - \frac{2}{3}r^{-1}, & 1 < r \leq 2, \\ 0, & 2 < r, \end{cases} \quad (10)$$

其中, d_0^h 和 d_0^v 分别是水平和垂直的 Schur 半径。通过 Schur 算子, 矩阵 ρ 能有效的滤去遥相关以

及噪音。另外对于这种局地化技术, 因为 ρ 是平滑的单调递减函数, 使得 Schur 算子能减小或者平滑掉一定距离观测造成的影响, 从而得到一个平滑的分析增量。

2.2 资料和试验设计

由于观测算子强的非线性和同化窗的大小会影响切线性近似。在四维变分中, 同化窗应该足够长以确保模式动力结构能完全发展起来, 又要足够短以有利于完美模式以及切线性有效性的假设。考虑这些原因, 在 HSP-4DVar 中我们选用较小的初始扰动作为样本, 选择适当的同化窗大小 (例如 6 h)。背景场用 1° (纬度) $\times 1^\circ$ (经度) 的美国国家环境预报中心 (NCEP) 全球再分析资料。

众所周知, 降水通过动力和热力过程依赖于所有模式变量, 通过四维变分同化累积降水资料可以有效的改进降水预报 (Zou and Kuo, 1996)。而且这种累积降水观测是很难用顺序同化方法进行同化的, 例如 3DVar 和 EnKF 等。在前面的工作中, 已经用 6 h 同化窗评估新方法同化 6 h 累积降水的能力, HSP-4DVar 能有效同化这种观测。为了验证更全面, 设计 3 组试验: 试验 1 中设定同化窗为 6 h 从 2002 年 6 月 14 日 00 时~06 时 (协调世界时, 下同) 累积降水观测在同化窗末端位于点 $(24.4^\circ\text{N}, 111.7^\circ\text{E})$ 。试验 2 中, 首先提

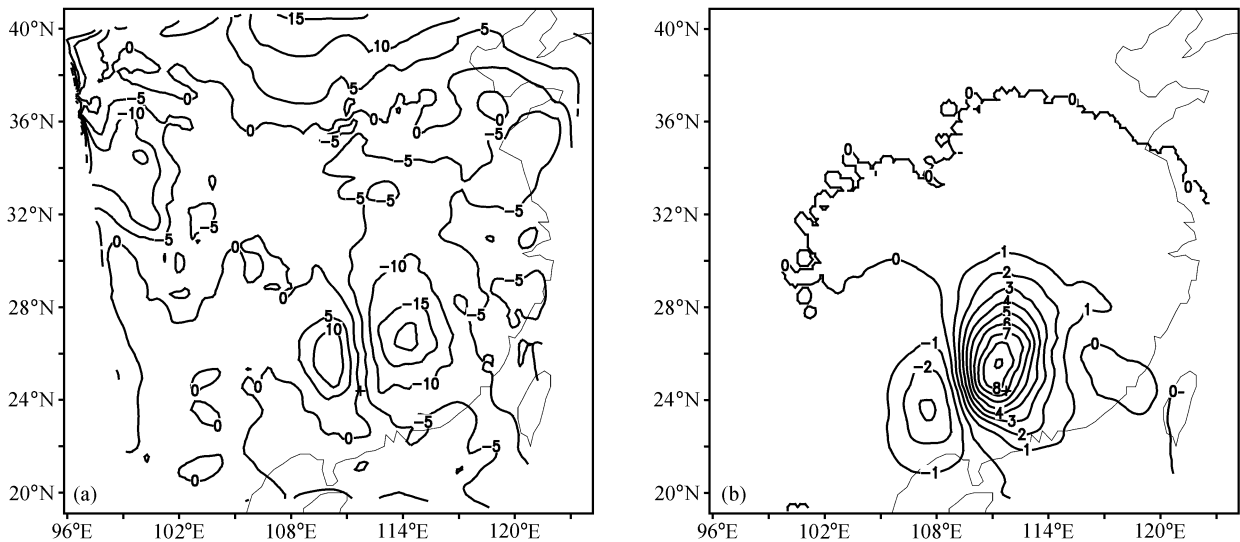


图 1 HSP-4DVar 试验中 500 hPa 等压面位势高度分析增量 (分析场-背景场) (单位: gpm): (a) 局地化前; (b) 局地化后。“+”标记观测点的位置 $(24.4^\circ\text{N}, 111.7^\circ\text{E})$

Fig. 1 Analysis increments (analysis subtract background) of geopotential height (hPa) at 500 hPa in HSP-4DVar expt 1 (a) before and (b) after the localization. The symbol “+” marks the location of the observation at $(24.4^\circ\text{N}, 111.7^\circ\text{E})$ in expt 1

供一个 30 h 的预报作为假定的“真值”大气状态。同化窗时间设定为 2002 年 6 月 14 日 00 时~06 时,为了消除模式不平衡 (spin-up) 的影响,真值提前分析时刻 12 h 进行初始化,即用 2002 年 6 月 13 日 00 时 1° (纬度) $\times 1^\circ$ (经度) 的 NCEP 全球再分析资料。将这个模拟过程记为“NATURE RUN”或者称为参考大气,用来提供真值。为了使观测系统模拟实验更有意义,观测站点选取 ($21^\circ\text{N}\sim 31^\circ\text{N}$, $105^\circ\text{E}\sim 125^\circ\text{E}$) 范围中国地区

的 700 个站点信息,假定的观测值是通过将模拟的真值状态插值到站点上获得。在同化窗中间和末端给定两个时次的温度观测,并假定观测误差在时间和空间是不相关的,实验中我们给定误差标准偏差为一个常值 (0.2 K)。背景场用欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 2.5° (纬度) $\times 2.5^\circ$ (经度) 的全球分析。实验 3 的观测资料是位于同化窗末端的台站实际累积降水。详细的试验设计可参见表 1。

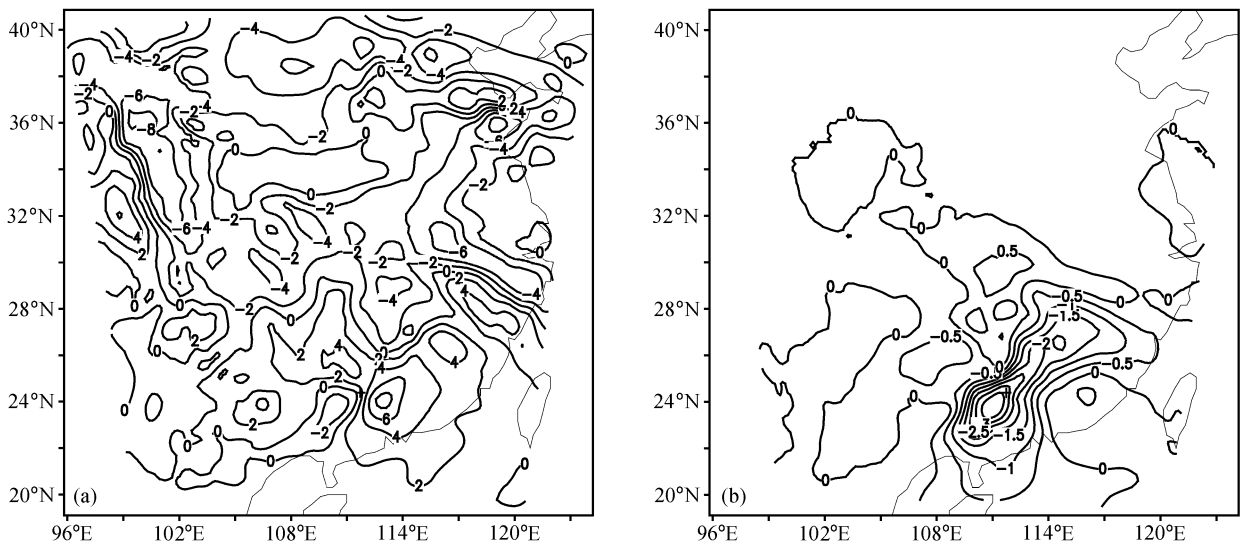


图 2 同图 1, 但为 500 hPa 等压面纬向风 (单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)
Fig. 2 Same as Fig. 1, except for zonal wind ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) at 500 hPa

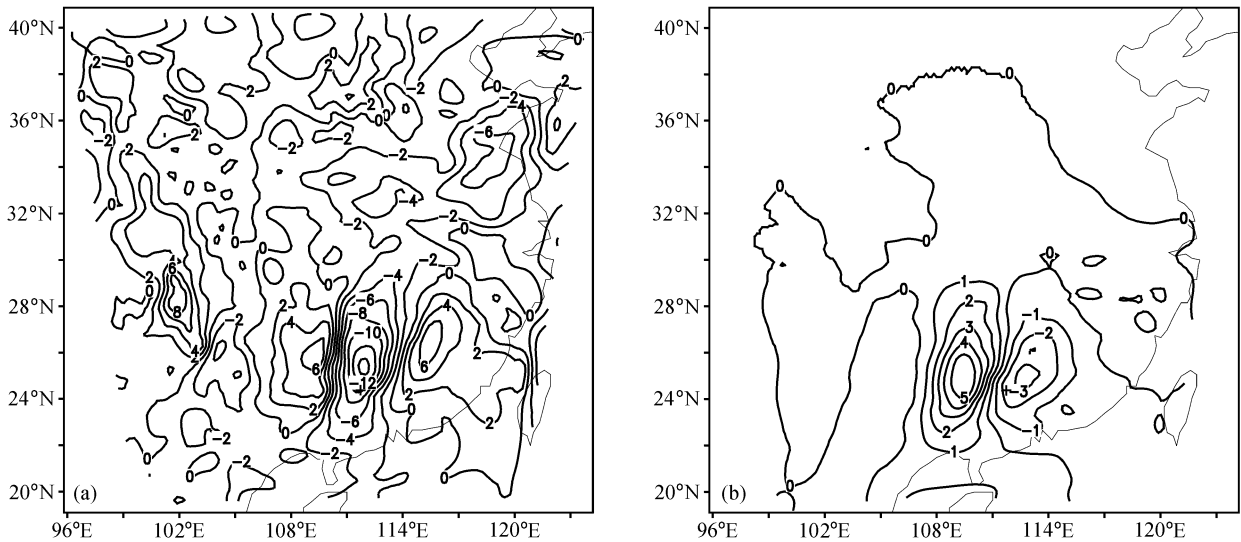


图 3 同图 2, 但为 500 hPa 等压面经向风 (单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)
Fig. 3 Same as Fig. 2, except for meridional wind ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) at 500 hPa

表 1 3组试验的资料

Table 1 Datasets of three groups of experiments

试验	背景场	同化资料	模式分辨率
试验 1	FNL $1^\circ \times 1^\circ$	6小时单点累积降水	30 km, 80×80
试验 2	ERA-40	$\sigma=0.525$ 层的温度	30 km, 120×100
试验 3	FNL $1^\circ \times 1^\circ$	1834 个台站降水	30 km, 80×80

所有同化实验均采用 NCAR/PSU 中尺度非静力有限区域模式 (MM5-V3) 来完成, 模式包含完整的次网格尺度物理过程: Dudhia 简单冰格式 (Dudhia, 1989), Anthes-Kuo 积云对流参数化方案 (Anthes, 1977), MRF 行星边界层 (Hong and Pan, 1996), 和辐射云方案 (Grell et al.,

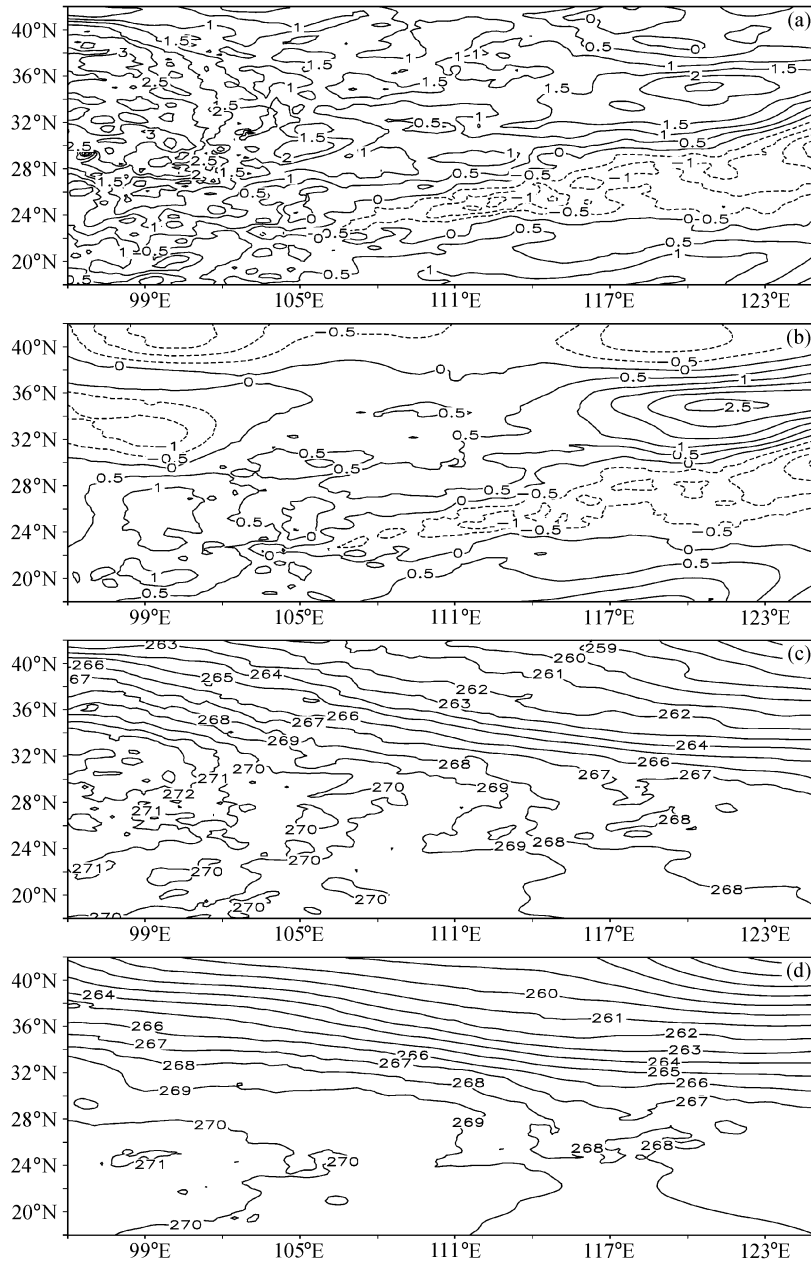


图 4 (a、c) 局地化前、(b、d) 局地化后分析时刻 (a、b) 500 hPa 温度分析增量 (单位: K) 和 (c、d) 500 hPa 温度分析场 (单位: K)

Fig. 4 (a, b) Analysis increments of temperature (K) at 500 hPa and (c, d) analysis field for temperature (K) at 500 hPa in expt 2; (a, c) Before the localization; (b, d) after the localization

1994)。同时采用松弛边界条件。模式水平分辨率 30 km, 覆盖了整个中国区域, 从 $\sigma=0$ 到 $\sigma=1$, 垂直选取 24 层 $\sigma=0.05, 0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.30, 0.35, 0.40, 0.45, 0.50, 0.55, 0.60, 0.65, 0.70, 0.75, 0.80, 0.85, 0.89, 0.93, 0.96, 0.98, 0.99$, 模式层的定义:

$$\sigma = (p_0 - p_t) / (p_{s0} - p_t), \quad (11)$$

式中, p_0 是参考气压, p_t 模式顶气压, p_{s0} 模式底

参考气压。

3 试验结果分析

图 1、图 2 和图 3 分别给出的是在试验 1 中局地化前后 500 hPa 位势高度场和风场的分析增量。因为样本空间的集合数远远小于预报模式的自由度和观测数, 这会导致分析场中产生许多虚假的

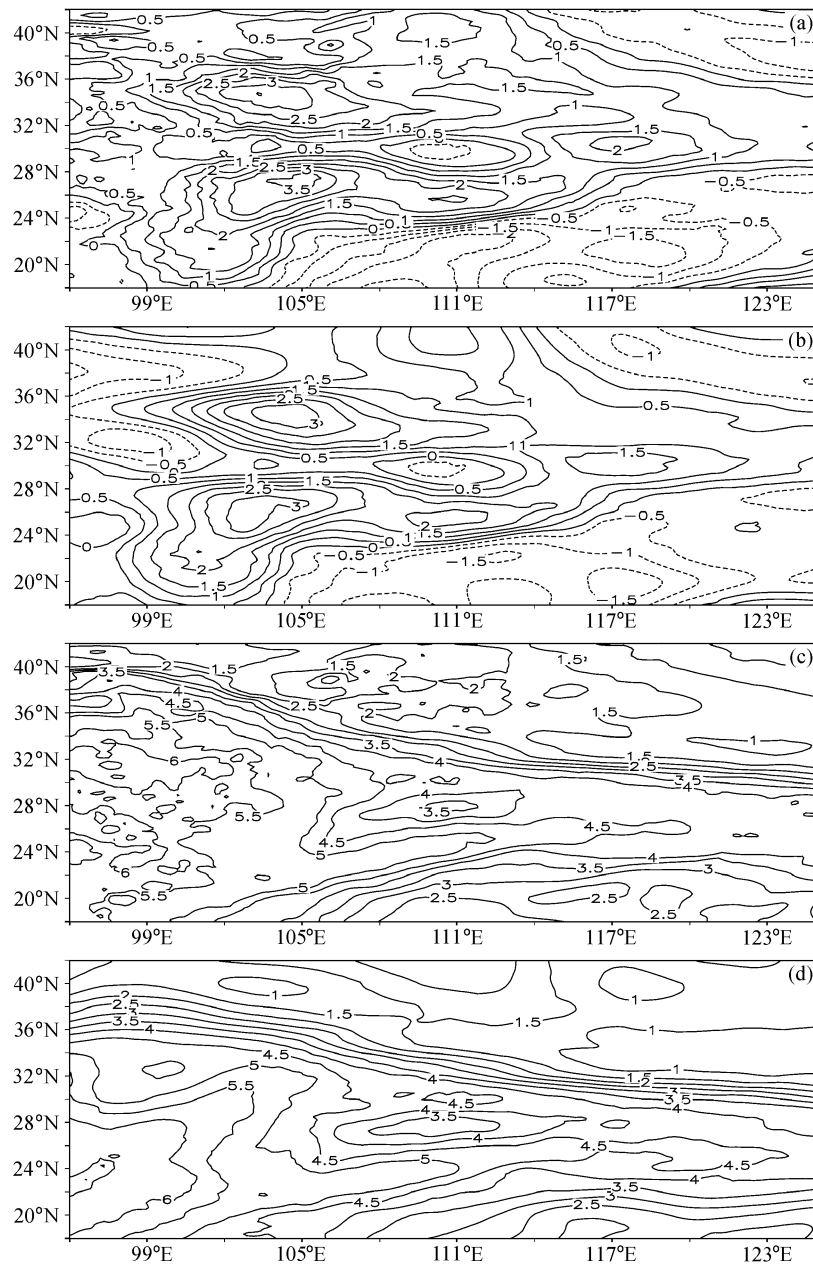


图 5 同图 4, 但为水汽混合比 (单位: $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)

Fig. 5 Same as Fig. 4, except for water vapor mixing ratio ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)

相关性 (见图 1a、图 2a 和图 3a)。同化位于站 (24.4°N, 111.7°E) 的降水观测后, 影响范围甚至到达了 102°E 附近, 差不多相隔了 10 个纬度左右, 对于初始场这种较远范围的影响, 我们认为是不合理的, 这主要是是由于样本的维数太小而导致, 解决这个问题一个行之有效的方法就是局地化, 它能改善这种远距离的相关 (Houtekamer and Mitchell, 2001)。从图 1b、图 2b 和图 3b 中可以看到, 局地化后与观测相关性较小的增量 (噪音) 有效被滤除。由于 HSP-4DVar 和经典的 4DVar 一样, 是用模式作为强约束的, 其不断能同化降水这种非常规资料, 而且由于模式的约束作用, 得到的分析变量之间在物理和动力上是平衡的。除了同化累积降水资料外, 在实验 2 中我们还完成了同化传统观测资料的试验, 从图 4a 中可以看到: 局地化前, 500 hPa 温度分析增量场上有很多小的扰动, 特别是在 104°E 以西地区更为明显, 主要是因为给定的温度观测资料位于 104°E 以东区域, 而且这些小扰动使得同化后 500 hPa 温度分析场上也存在很多噪音 (见图 4c), 经过滤波以后, 温度增量场上的噪音现象得到缓解, 同时温度分析场也更为平滑 (见图 4d), 这主要是由于 ρ 是光滑单调递减的函数, 使得分析增量是连续而且平滑的。由于模式的约束作用, 同化温度以后, 对其它模式变量的影响也同样得到改进。图 5 是局地化前后水汽混合比的分析增量和分析场的变化情况。类似于温度的分析一样, 在无观测或者少观测地区的噪音现象, 局地化以后明显的平滑了。

在实验 3 中是一个实际个例研究, 同化了中国地区 1834 个台站 6 h 累积降水, 观测的代价函数由 4390 下降到局地化前的 3902, 局地化以后同化效果进一步得到改进, 代价函数下降到 3603。图 6 给出的是局地化前后 6 h 和 12 h 均方根误差图, 从图上可以看到, 局地化前 6 h 累积降水的均方根误差 (RMSE) 是 6.18, 局地化以后有些微的改进, 而 12 h 累积降水改进非常明显。主要原因是因为噪音的影响使初始场与模式不协调, 需要更长 spin-up 时间。而局地化的作用使 spin-up 时间略有缩短, 到 12 h 改进非常显著, 但是 24 h 和 48 h 以后, 由于噪音带来的不协调, 已经被模式消耗, 局地化前后的结果再没有大的影响

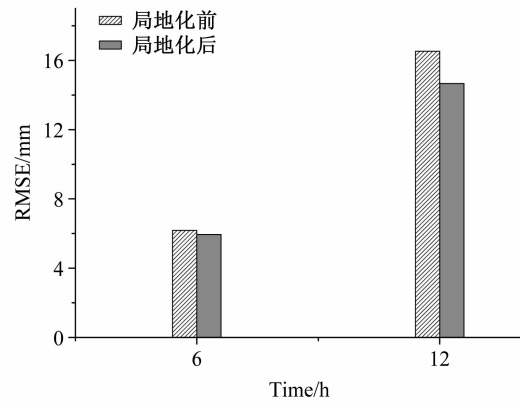


图 6 局地化前、后 6 h、12 h 累积降水均方根误差

Fig. 6 RMSE (Root-Mean-Square Error) of 6-h and 12-h accumulated precipitation

(图略)。

4 结论和讨论

本文介绍了一种降维的四维变分资料同化方法 (HSP-4DVar) 中用的滤波技术。模式空间的巨大的维数正是导致 4DVar 计算代价巨大的一个关键因素之一。HSP-4DVar 方法将代价函数的最小化过程由模式空间转移到了一个降维的投影空间, 大大节省了计算代价。但是因为选取的集合样本数不可能无限多, 实际研究中样本数也远远小于观测资料数以及模式变量的自由度, 这就会导致观测站点和模式格点间产生虚假的相关。HSP-4DVar 中引入了局地化滤波技术来缓解这种噪音影响。为了使验证更全面, 文章同化了常规和非常规两种资料。在实验 1 中, 同化位于站点 (24.4°N, 111.7°E) 的降水观测后, 影响范围甚至到达 10 个纬度左右, 这种由于样本的维数太小而导致的虚假的相关性通过局地化以后得到明显改进。在实验 2 中同化温度以后分析增量场有很多小的扰动, 特别是在无观测资料或少观测资料地区更为明显, 经过滤波以后, 温度增量场上的噪音现象得到缓解, 同时温度分析场也更为平滑, 这主要是由于 HSP-4DVar 中所用的 Schur 算子作用使得分析增量是连续而且平滑的。在实际个例研究中, 局地化后观测代价函数比局地化前下降更多, 而且其 6 h 和 12 h 累积降水预报的均方根误差, 局地化后都有改进, 12 h 尤为显著。

主要原因可能是噪音使得初始场与模式不协调, 导致了更长的 spin-up 时间。但是 24 h 和 48 h 以后, 噪音带来的这种影响不再明显。

参考文献 (References)

- Anthes. 1977. A cumulus parameterization scheme utilizing a one-dimensional cloud model [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 105: 270-286.
- Anderson J L. 2001. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129: 2884-2903.
- Anderson J L. 2003. A local least squares framework for ensemble filtering [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 131: 634-642.
- Buehner M. 2005. Ensemble-derived stationary and flow-dependent background error covariances: Evaluation in a quasi-operational setting for NWP setting [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 131: 1013-1043.
- Cao Y H, Zhu J, Navon I M, et al. 2007. A reduced order approach to four-dimensional variational data assimilation using proper orthogonal decomposition [J]. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 53: 1571-1583.
- Courtier P, Talagrand O. 1987. Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation. II: Numerical results [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 113: 1329-1347.
- Daley R. 1991. *Atmospheric Data Analysis* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 457pp.
- Dudhia J. 1989. Numerical study of convection observed during the winter monsoon experiment using a mesoscale two-dimensional model [J]. *J. Atmos. Sci.*, 46: 3077-3107.
- Evensen G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasigeostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. *J. Geophys. Res.*, 99 (C5): 10143-10162.
- Grell G A, Dudhia J, Stauffer D R. 1994. A Description of the Fifth-Generation Penn State/NCAR Mesoscale Model (MM5) [R]. Tech Note NCAR/TN-3981STR, NCAR/MMM, Boulder, Colorado/USA, 122pp.
- Hamill T M, Snyder C. 2000. A hybrid ensemble Kalman filter 3D variational analysis scheme [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 128: 2905-2919.
- Hamill T M, Whitaker J S, Snyder C. 2001. Distance-dependent filtering of background-error covariance estimates in an ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129: 2776-2790.
- Hunt B R, Kalney E, Kostelich E J, et al. 2004. Four-dimensional ensemble Kalman filtering [J]. *Tellus*, 56A: 273-277.
- Hong S Y, Pan H L. 1996. Nonlocal boundary layer vertical diffusion in a medium-range forecast model [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 124: 2322-2339.
- Houtekamer P L, Mitchell H L. 1998. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 126: 796-811.
- Houtekamer P L, Mitchell H L. 2001. A sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129: 123-137.
- Liang X, Wang B, Chan J C, et al. 2007a. Tropical cyclone forecasting with model-constrained 3D-Var. I: Description [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 133: 147-153.
- Liang X, Wang B, Chan J C, et al. 2007b. Tropical cyclone forecasting with model-constrained 3D-Var. II: Improved cyclone track forecasting using AMSU-A, QuikSCAT and cloud-drift wind data [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 133: 155-165.
- 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: 3363-3373.
- 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: 1687-1704.
- Le Dimet F X, Talagrand O. 1986. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: Theoretical aspects [J]. *Tellus*, 38A: 97-110.
- Mu M, Guo H. 2001. Effect of four-dimensional variational data assimilation in case of nonlinear instability [J]. *Progress in Natural Science*, 11: 476-480.
- Qiu C J, Chou J F. 2006. Four-dimensional data assimilation method based on SVD: Theoretical aspect [J]. *Theor. Appl. Climatol.*, 83: 51-57.
- Rabier F, Jarvinen J, Klinker E, et al. 2000. The ECMWF implementation of four-dimensional variational assimilation. I: Experimental results with simplified physics [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 126: 1143-1170.
- 沈桐立, 陈子通, 丁一汇, 等. 1998. 中尺度数值模式的资料同化系统——(二) 伴随模式系统的检验与试验 [J]. *南京气象学院学报*, 21 (2): 12-19. Shen Tongli, Chen Zitong, Ding Yihui, et al. 1998. Data assimilation system for mesoscale models part II: Verification and experimental research [J]. *Journal of Nanjing Institute of Meteorology (in Chinese)*, 21 (2): 12-19.
- Snyder C, Zhang F. 2003. Assimilation of simulated Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 131: 1663-1677.
- Talagrand O, Courtier P. 1987. Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation. I: Theory [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 113: 1311-1328.
- Tian X, Xie Z, Dai A. 2008. An ensemble-based explicit four-dimensional variational assimilation method [J]. *J. Geophys. Res.*, 113, D21124, doi: 10.1029/2008JD010358.
- Wang B, Liu J, Wang S, et al. 2010. An economical approach to

- four-dimensional variational data assimilation [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, doi: 10.1007/s00376-009-9122-3.
- 王斌, 赵颖. 2005. 一种新的资料同化方法 [J]. *气象学报*, 20 (3): 275 - 282. Wang Bin, Zhao Ying. 2005. A new data assimilation approach [J]. *Acta Meteorologica Sinica* (in Chinese), 20 (3): 275 - 282.
- 王铁, 段晚锁, 郑琴. 2006. 数值模式误差对降水四维变分资料同化及预报的影响 [J]. *气候与环境研究*, 11 (5): 605 - 615. Wang Tie, Duan Wansuo, Zheng Qin. 2006. The effect of model errors on the 4D-VAR and forecast of rainfall [J]. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 11 (5): 605 - 615.
- 朱江. 1995. 观测资料的四维质量控制: 变分法 [J]. *气象学报*, 53 (4): 480 - 487. Zhu Jiang. 1995. Four-dimensional data quality control: Variational method [J]. *Acta Meteorologica Sinica* (in Chinese), 53 (4): 480 - 487.
- Zhang F, Snyder C. 2007. Ensemble-based data assimilation [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 88: 565 - 568.
- Zou X, Kuo Y H. 1996. Rainfall assimilation through an optimal control of initial and boundary conditions in a limited-area mesoscale model [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 124: 2859 - 2882.