

# 集合 Kalman 滤波资料同化技术及研究现状

高拴柱

(国家气象中心, 北京 100081)

## 提 要

针对国内集合 Kalman 滤波资料同化领域的研究空白, 对该技术的背景、理论、优势以及存在的问题做了简要描述, 对目前国际上的主要研究成果做了介绍, 并给出了该方法可能的发展方向。

**关键词:** 集合 Kalman 滤波 资料同化 研究现状

## 引 言

一般而言, 数值天气预报有三个主要的误差来源, 其一是模式误差, 其中包括分辨率、各种参数化方案的误差, 连续系统的离散化误差及有限区模式边界条件的误差。其二是天气系统的可预报性误差, 其三是模式的初始场误差, 初始场的准确性很大程度上影响着预报的精度。数值预报初始场的构造方法也就是资料同化的原始意义。随着计算机技术的迅猛发展, 各种观测技术的进步以及数值预报模式的不断完善, 资料同化已由原来的三维静态的初值形成演变为四维动态的信息处理过程, 也即综合利用各种观测信息和模式预报结果及其误差统计特征对大气状态进行最优估计。

目前各种资料同化方法大致可分为两种, 即以变分同化为代表的全局拟合以及以 Kalman 滤波为代表的顺序同化。变分同化在世界上多个业务预报中心已投入业务运行, 但其固定且各向同性的背景误差协方差仍然是业务变分同化一个很普遍的问题。Kalman 滤波理论上尽管比较完美, 但背景误差协方差矩阵的演变在资料庞大的气象问题上基本上是不可能实现的。

由于观测资料以及模式误差, 确定性预报越来越表现出其单一初值单一模式的局限性, 于是集合预报得到了发展。集合 Kalman

滤波资料同化 (Ensemble Kalman Filter, 简称为 EnKF) 就是集合预报和 Kalman 滤波的有机结合, 它利用大气状态的集合来得到随天气系统演变的背景误差协方差, 使得 Kalman 滤波在气象资料同化问题上成为可能。EnKF 自 20 世纪 90 年代初问世至今正逐渐走向成熟并已成为资料同化领域的一个热点话题。我们国家 Kalman 滤波目前仅用于数值预报产品的释用, 而在资料同化方面的研究还基本上是一个空白<sup>[1]</sup>。

第一部分将简单介绍经典的 Kalman 滤波资料同化方法, 第二部分在第一部分基础上引入 EnKF 技术方案, 并总结了该方法的特点。第三部分将对当前国外该方面的研究成果做一简要介绍, 最后将给出 EnKF 的未来发展方向。

## 1 Kalman 滤波资料同化方案

根据 Maybeck<sup>[2]</sup> 的定义, Kalman 滤波是一种最优递归资料处理算法。它综合利用一切可能的观测信息以及模式和观测信息的误差统计特征对特定变量进行估计, 使估计的统计误差达到最小。任何一种滤波器都是为了从包含噪音的资料里得到对所关心变量的最佳估计, Kalman 滤波是力图得到一个模式和观测噪音在时间上线性无关 (白噪声), 空间上呈正态分布的线性系统的条件概率密度函数的演变。

一般来讲,“最优估计”包括平均值,概率最大的值和中值。Kalman 滤波使平均值、概率最大的值和中值以及任何合理的最佳标准相重合,也就是说,Kalman 滤波对真值的估计误差小于任何其他形式的滤波器。首先,Kalman 滤波包含了分析时刻之前任何可能的信息,只要有资料的误差分布特征,不管这些信息有多大误差,Kalman 滤波均能提取有效信息。“递归”是指 Kalman 滤波在同化一个新的资料时不必重新分析以前的观测资料,这可节省大量的计算机内存。

Kalman 滤波的思路如下:直观起见,首先考虑对一个标量  $x$  的估计。假定  $x_t$  是其真值,一般来讲,对  $x$  的任一观测值都可以表示为真值与观测误差的和,设  $z_1$  和  $z_2$  是两个独立的观测值,具有不同的误差统计特征:

$$\begin{aligned} z_1 &= x_t + \epsilon_1 \\ z_2 &= x_t + \epsilon_2 \end{aligned} \quad (1)$$

$\epsilon_1$  和  $\epsilon_2$  是观测资料的误差。假定这两个观测资料的误差统计特征呈正态分布且彼此线性无关。 $E(\cdot)$  代表统计平均即  $E(\epsilon_1) = E(\epsilon_2) = 0, E(\epsilon_1 \epsilon_2) = 0, E(\epsilon_1^2) = \sigma_1^2, E(\epsilon_2^2) = \sigma_2^2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$  分别是  $z_1$  和  $z_2$  的方差。设  $x_a$  为对  $x$  的无偏估计,即  $E((x_a - x_t)^2) = 0$ 。 $z_1$  可以理解为  $z_2$  到来之前对  $x$  的估计值,得到  $z_2$  后对  $x$  的估计可以理解为  $z_2$  和  $z_1$  的加权平均,设权重为  $K$ ,于是  $x_a$  可以写成:

$$\begin{aligned} x_a &= K \times z_2 + (1 - K) \times z_1 \\ &= z_1 + K(z_2 - z_1) \end{aligned} \quad (2)$$

$K$  称为 Kalman 修正系数。Kalman 滤波就是要找到一个  $K$ ,使得  $x_a$  的方差  $\sigma^2$  最小,也即可信度最大。

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= E[(x_a - x_t)^2] \\ &= E\{[(z_1 + K(z_2 - z_1)) - x_t]^2\} \\ &= E\{[z_1 - x_t + K(z_2 - x_t) - K(z_1 - x_t)]^2\} \\ &= E\{[\epsilon_1(1 - K) + K\epsilon_2]^2\} \\ &= E[\epsilon_1^2(1 - K)^2 + 2K(1 - K)\epsilon_1\epsilon_2 + K^2\epsilon_2^2] \end{aligned}$$

$$= (1 - K)^2 \sigma_1^2 + K^2 \sigma_2^2 \quad (3)$$

取  $\sigma^2$  对  $K$  的微商,并使其等于 0,这样可以得到  $\sigma^2$  达到极值的  $K$ :

$$K = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (4)$$

$\sigma^2$  对  $K$  的二阶微商为  $\sigma_1^2 + \sigma_2^2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2$  永远不小于 0 表明  $\sigma^2$  到达极小值。把  $K$  代入式(3)得到:

$$\frac{1}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} \quad (5)$$

从式(5)可以看出,分析值的方差小于任何一个观测值的方差,或者说分析值的信度大于任何一个观测值的信度。从式(4)可以看出,如果  $z_1$  的误差较大, $K$  将增大, $z_2$  的权重将加大。反之,如果  $z_2$  的误差较大, $K$  将变小, $z_1$  的权重将加大。可见任何一种观测信息,不管其误差有多大,都有可能通过最优权重提供有益信息。此外,Kalman 滤波在提供变量的估计值的同时还给出了估计值的误差,这样如果有了一个新的观测值  $z_3, x_a$  将作为已有观测信息参加分析,以前所有的观测信息都包含于  $x_a$  和  $\sigma^2$  里,不必重新进行分析。这也就是前文提到的“递归”。

Kalman 滤波在气象资料的同化应用上原理是一样的,只是由标量扩展为矢量,由静态的分析扩展为动态的同化过程。

假定  $x(t_i)$  为某一时刻  $t_i$  的未知矢量,用来表示大气在该时刻的状态,大气的状态通过一个线性最佳数值模式随时间演变,在  $t_{i+1}$  时刻,大气的状态为:

$$x(t_{i+1}) = M(t_i)x(t_i) \quad (6)$$

首先,有一个对未知量的猜测场  $x^b(t_i)$ ,猜测场可以是气候平均场,也可以是模式的预报场,其误差也即背景误差协方差矩阵为:

$$B(t_i) = \langle (x^b(t_i) - x^t(t_i)) \cdot (x^b(t_i) - x^t(t_i))^T \rangle \quad (7)$$

其中  $x^t(t_i)$  为  $t_i$  时刻的真值,误差协方差演变为:

$$B(t_{i+1}) = M(t_i)B(t_i)[M(t_i)]^T \quad (8)$$

假定有一组观测资料  $y(t_i)$ ,它与模式状态矢量的关系可表示如下:

$$y(t_i) = H(t_i)x(t_i) + \varepsilon(t_i) \quad (9)$$

其中  $H$  为线性转换算子,  $\varepsilon(t_i)$  为观测误差, 其为高斯分布的白噪音, 令  $R(t_i)$  表示误差协方差矩阵。对  $x$  的估计  $x^a$  可按以下步骤求得:

首先计算 Kalman 权重矩阵:

$$K(t_0) = B(t_0)[H(t_0)]^T \{H(t_0)B(t_0) + [H(t_0)]^T + R(t_0)\}^{-1} \quad (10)$$

$t_0$  时刻的分析场为:

$$x^a(t_0) = x^b(t_0) + K(t_0)[y(t_0) - H(t_0)x^b(t_0)] \quad (11)$$

以后时刻的分析值可经过以下(1)~(4)的迭代过程完成:

(1) 利用  $t_{i-1}$  时刻的分析场, 计算  $t_i$  时刻的背景场

$$x^b(t_i) = M(t_{i-1})x^a(t_{i-1}) \quad (12)$$

(2) 计算  $t_i$  时刻的背景误差协方差矩阵:

$$B(t_{i-1} | y_{i-1}) = (1 - K(t_{i-1})H(t_{i-1})) \cdot B(t_{i-1})$$

$$B(t_i) = M(t_{i-1})B(t_{i-1})[M(t_{i-1})]^T \quad (13)$$

(3) 计算新的 Kalman 权重矩阵:

$$K(t_i) = B(t_i)[H(t_i)]^T \{H(t_i)B(t_i) + [H(t_i)]^T + R(t_i)\}^{-1} \quad (14)$$

(4) 计算新的分析场

$$x^a(t_i) = x^b(t_i) + K(t_i)[y(t_i) - H(t_i)x^b(t_i)] \quad (15)$$

由于大气的非线性特征和观测误差的非高斯和非白噪声性质, 标准的 Kalman 滤波在气象上的应用有着一定的局限性。另一方面, 从背景误差协方差的演变来看, 如果状态参量的维数为  $n$ , 那么要得到背景误差协方差的演变, 模式要运行  $2n$  次, 而气象上  $n$  一般为  $10^6$  至  $10^8$ , 可见从计算量上 Kalman 滤波在气象资料同化问题上基本上是不可能的。而集合 Kalman 滤波则通过把 Kalman 滤波和集合预报相结合非常巧妙地淡化了这两个问题。

## 2. 集合 Kalman 滤波资料同化方案

早在 1960 年, Potter<sup>[3]</sup> 等人就提出了集

合资料同化的概念。而直到 1994 年该方法才得到比较完整的描述, 并应用于海洋资料同化<sup>[4]</sup>。1998 年, Houtekamer 和 Mitchell<sup>[5]</sup> 开始把集合 Kalman 滤波用于大气资料同化。

集合 Kalman 滤波资料同化的基本思想是利用 Monte Carlo 方法设计预报状态的一个集合, 该集合的平均可做为对大气的最佳估计, 该集合的样本协方差即作为背景误差协方差的近似, 该集合通过任何模式向前积分, 每个样本分别更新分析变量, 而对变量的最佳估计即为各更新分析变量的样本平均。

假定  $t_i$  时刻有一个描述模式背景误差的预报集合  $X^b$ , 样本数为  $m$ , 为简单起见, 去掉时间标识。

$$X^b = (x_1^b, \dots, x_m^b) \quad (16)$$

集合平均记为:

$$\bar{x}^b = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^b \quad (17)$$

记  $x_i^b = x_i^b - \bar{x}^b$  为第  $i$  个样本对样本平均的偏差。偏差矩阵可表示为:

$$X'^b = (x_1^b, \dots, x_m^b) \quad (18)$$

背景误差协方差矩阵可由下式得到,

$$B = \frac{1}{m-1} X'^b (X'^b)^T \quad (19)$$

观测向量也是一组经过扰动的观测集合, 其第  $i$  个样本可表示为  $y_i = y - y'_i, y'_i$  的统计特征为均值为 0, 误差协方差为  $R$ 。Kalman 权重矩阵为:

$$K = BH^T (HBH^T + R)^{-1} \quad (20)$$

其中  $H$  可以是非线性算子。这样用  $m$  组观测数据就可以来更新  $m$  个背景场。

$$x_i^a = x_i^b + K[y_i - Hx_i^b] \quad (21)$$

最佳估计即为  $m$  个分析样本的平均:

$$\bar{x}^a = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^a \quad (22)$$

从集合 Kalman 滤波资料同化的计算方案可以看出, 该算法有多方面的可取之处:

首先, 它利用一个集合来估计背景误差协方差, 这种随气流演变的预报误差协方差可以更加合理地分析观测资料的影响。EnKF 与预报模式是相互独立的, 因而任何预

报模式包括复杂的非线性模式均可用来产生预报集合的样本,模式局限性带来的预报误差可以直接被引入资料同化过程,在较强的非线性和非正态误差分布的情况下,EnKF会得到比较准确的结果。同时,由于EnKF不要求转换算子是否线性,因而所同化的资料不仅限于常规观测,卫星辐射等的非常规资料也可以通过非线性转换算子加以同化。该方法的另一个特色是它给出了大气状态的一个集合,这不仅直接为集合预报提供初始场,而且在给出集合平均的最佳估计之外,还同时提供了分析场的不确定性。

EnKF可以实现顺序资料同化,观测资料可以一片片甚至一个个地同化。这可把矢量运算转换成标量运算,使计算大大简化。另外,同化程序比较容易设计和维护,不需要编写预报模式的切线性模式和伴随模式。集合的样本数不一定要很大,有限的样本数(10~100)即可达到比较理想的效果。该方法还可以进行并行计算,较具业务应用性。

另一方面,该方法在实际应用中仍然存在许多问题有待进一步解决,由于需要模式的集合预报,对于几十个样本数而言,每个同化周期模式需要积分几十次,因而计算量仍然很大。同时该方法往往低估预报误差,因而新的观测资料有时得不到应有的权重。由于模式误差比较难以估计,对真实资料的同化比较困难,目前该方法还大多限于理想试验。此外,EnKF结果的检验方法、区域模式的应用以及物理量的平衡问题等方面还有待进一步研究。

### 3 集合 Kalman 滤波资料同化的研究概况

EnKF的研究工作主要包括有关性跑参数的特征分析、不同模式和不同资料的同化试验、背景误差协方差的优化、观测资料的扰动问题、模式误差、与其它资料同化方法的结合和对比分析以及对实际观测资料的同化尝试等等<sup>[6,7]</sup>。

自1994年Evensen首先把EnKF用于海洋资料同化以来,EnKF逐步被用于不同的研究领域以及不同的模式。Van Loon等<sup>[8]</sup>利用EnKF把臭氧资料同化进了大气化

学模式。Gronnevik和Evensen<sup>[9]</sup>研究了EnKF在鱼类资源评估中的应用。Crow和Wood<sup>[10]</sup>的研究表明EnKF可以有效地用于陆面模式对遥感亮温的同化。此外,研究表明<sup>[11,12]</sup>,EnKF还可以用来优化观测系统的设计,集合预报误差统计特征可以用来确定未来目标观测的最佳配置,该配置可使预报误差达到最小。在气象资料同化领域,EnKF在大尺度模式的资料同化应用方面正日趋成熟。Snyder and Zhang<sup>[13]</sup>把EnKF用于对流尺度的云模式对模拟雷达资料的同化,其结果体现了EnKF在小尺度资料同化上的发展潜力。EnKF在中尺度资料同化领域的应用目前正在进行当中。

EnKF的一个很大的优点就是其背景误差协方差的结构是随着模式大气的演变而变化的。Echevin等<sup>[14]</sup>利用一个海洋模式的海岸版本对多变量协方差函数的水平和垂直结构作了分析,结果表明EnKF能够捕捉到海岸线和海岸动力作用造成的各向异性的协方差函数。也正是由于EnKF的这一优点,EnKF和其它在背景误差协方差的构造上有明显不足的资料同化方法相结合可以得到较好的结果。Hamill和Snyder<sup>[15]</sup>尝试了EnKF和3DVAR的结合,预报场的更新采用3DVAR的算法,但背景误差协方差则采用随气流变化的EnKF的协方差和定常的3DVAR协方差的加权平均,结果表明随着样本数的增加,较大的EnKF的协方差权重会得出最好的结果。Hansen和Smith<sup>[16]</sup>提出了一种EnKF和4DVAR相结合的同化方法,结果表明EnKF和4DVAR相结合的方法要优于单独的EnKF或4DVAR方法。Heemink等<sup>[17]</sup>研究发现EnKF与其它滤波器的适当结合也可以得到更加有效的计算方法。

针对EnKF资料同化的分析方差趋于减小的问题(inbreeding),Houtekamer和Mitchell<sup>[5]</sup>提出了一种解决办法,即设计两个预报集合分别向前积分,其中一个集合的统计特征被用来更新另外一个集合的预报场。该方法明显改善了方差偏小的问题,集合的样本方差可以基本反映集合平均与真值之间

的差别。该问题的另一种解决办法就是把协方差乘上一个可调系数<sup>[18-20]</sup>。

诸多的研究表明, EnKF 在模拟资料理想模式的情形下可以显著地减小预报误差的增长率。然而要同化实际观测资料, 把 EnKF 用于真实业务预报范畴, 还存在很多问题。这方面的研究是 EnKF 的一大热点课题。

在实际资料的同化中, 模式误差的描述是一个比较棘手的问题。Mitchell 和 Houtekamer<sup>[21]</sup>提出了一种适应性滤波方法, 参数化的模式误差通过积分过程中观测与背景场的差来进行更新。Mitchell 等<sup>[22]</sup>利用一个全球大气环流模式对时空分布均与业务观测资料一致的模拟资料做了同化试验。研究了业务应用背景下所需的样本数、背景误差协方差的局地化可能造成的不平衡以及模式误差等问题。结果表明适当地考虑模式误差可显著避免滤波辐散现象(即分析误差与分析方差的差别越来越大)。

另一方面, 由于大样本数的 EnKF 资料同化太耗时, 于是人们就把样本数尽可能地减小, 而当样本数比较小时, 背景误差协方差的质量就会降低。离某一观测点较远的协方差会变得不太真实, 于是有必要把背景误差局地化, 即把误差协方差乘上一个相关函数<sup>[23,24]</sup>, 该相关函数在观测点为 1, 随距离的增大单调减小, 其试验结果表明较小的样本数加上背景误差局地化处理结果优于不经背景误差局地化处理的较大样本数的结果。然而当与背景误差协方差相乘的相关函数的零相关距离很小时, 分析场变量之间会出现严重的不平衡。适当地增大零相关距离可显著减弱这种不平衡。一般来讲, 样本数越大, 零相关距离也要相应加大<sup>[23,25]</sup>。这为资料同化中局地化参数的选择提供了一种参考。此外, 试验结果还表明样本数为 64 就可得到比较理想的结果。该研究使 EnKF 在气象资料的同化应用上更进了一步。

涉及 EnKF 的业务应用的另一类工作就是计算量的可行性研究, 多种不同的并行算法可使 EnKF 的计算时间和所需计算机内存

达到业务允许范围之内<sup>[26,27]</sup>。

#### 4 集合 Kalman 滤波资料同化的发展方向

集合 Kalman 滤波资料同化是一个比较新的资料同化方法。如前文所说, 到目前为止, 由于计算量和对该方法某些特征的不完全了解, 大部分的研究还仅限于理想试验。因而涉及该方法的实际应用有很多方面需要深入研究。模式误差的参数化研究刚刚起步, 其它误差如观测资料的代表性误差对资料同化的影响还不是很清楚。集合 Kalman 滤波的基本假定的满足允许范围也没有一个定论。许多象初始场的平衡性问题都需要搞清楚。另外, 集合 Kalman 滤波和变分同化在业务应用范畴内的对比分析也是很必要的。

尽管集合 Kalman 滤波资料同化存在着这样或那样的问题, 但其通过背景误差协方差的演变有可能提供较为准确的观测和背景的耦合, 再加上它不要求误差增长的线性特征以及比较容易设计和维护, Kalman 滤波资料同化将会有很广阔的发展空间。

#### 参考文献

- 高山红, 吴增茂, 谢红琴. Kalman 滤波在气象数据同化中的发展与应用. 地球科学进展, 2000, 15(5): 571~582.
- Maybeck, P. S.. Stochastic Models, Estimation and Control. Academy Press, 1982: 423.
- Potter, J. W.. Matrix augmentation. M. I. T. Instrumentation Laboratory Memo SGA 5-64, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts, 1964.
- Evensen, G.. Sequential data assimilation with a nonlinear quasigeostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. J. Geophys. Res., 1994, 99(C5): 10143-10162.
- Houtekamer, P. L. and H. L. Mitchell. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique. Mon. Wea. Rev., 1998, 126: 796-811.
- Evensen, G.. The ensemble Kalman filter: theoretical formulation and practical implementation, Ocean Dynamics, 2003, 53:343-367.
- Lorenc, A. C. The potential of the ensemble Kalman filter for NWP-a comparison with 4Dvar. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 2004, in press.
- Van Loon M., Builtjes P. J. H., Segers A. J.. Data assimilation of ozone in the atmospheric transport chemistry

- model LOTUS. Environ Modeling Software, 2000, 15: 603—609.
- 9 Gronnevik R., Evensen G.. Application of ensemble based techniques in fish-stock assessment. Sarsia, 2001, 86:517—526.
  - 10 Crow W.T., Wood E.F.. The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imaginary into a land surface model using Ensemble Kalman Filtering: a case study based on ESTAR measurements during SGP97. Adv Water Resources, 2003, 26:137—149.
  - 11 Bishop C.H., Etherton B.J., Majumdar S.J.. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I. Theoretical aspects. Mon. Wea. Rev., 2001, 129:420—436.
  - 12 Majumdar S.J., Bishop C.H., Etherton B.J., Szunyogh I., Toth Z. Can an ensemble transform Kalman filter predict the reduction in forecast-error variance produced by targeted observations? Q J R Meteorol Soc, 2001, 127: 2803—2820.
  - 13 Snyder, C., and F. Zhang. Assimilation of simulated Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 2003, 131, 1663—1677.
  - 14 Echevin V., Mey P.D., Evensen G. Horizontal and vertical structure of the representers functions for sea surface measurements in a coastal circulation model. J. Phys. Oceanogr. 2000, 30:2627—2635.
  - 15 Hamill T.M., Snyder C.. A hybrid Ensemble Kalman Filter-3D variational analysis scheme. Mon Wea. Rev., 2000, 128:2905—1919.
  - 16 Hansen J. A., Smith L. A.. Probabilistic noise reduction. Tellus, Ser(A), 2001, 53:585—598.
  - 17 Heemink A. W., Verlaan M., Segers A. J.. Variance reduced ensemble Kalman Filtering. Mon Wea. Rev. 2001, 129:1718—1728.
  - 18 Pham D. T.. Stochastic methods for sequential data assimilation in strongly nonlinear systems. Mon. Wea. Rev., 2001, 129:1194—1207.
  - 19 Anderson J. L.. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation, Mon. Wea. Rev. 2001, 129: 2884—2903.
  - 20 Whitaker J. S., Hamill T. M.. Ensemble data assimilation without perturbed observations, Mon. Wea. Rev., 2002, 130: 1913—1924.
  - 21 Mitchell H. L., Houtekamer P. L.. An adaptive Ensemble Kalman Filter. Mon. Wea. Rev., 2000, 128:416—433.
  - 22 Mitchell H. L., Houtekamer P. L., Pellerin G.. Ensemble size, and model-error representation in an Ensemble Kalman Filter. Mon. Wea. Rev., 2002, 130: 2791—2808.
  - 23 Houtekamer P. L., Mitchell H. L.. A Sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. Mon. Wea. Rev., 2001, 129:123—137.
  - 24 Gaspari, G. and S.E. Cohn. Construction of correlation functions in two and three dimensions, Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 1999, 125:723—757.
  - 25 Hamill, J. S., Whitaker, and C. Snyder. Distance-dependent filtering of background-error covariance estimates in an ensemble Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 2001, 129: 2776—2790.
  - 26 Keppenne C. L.. Data assimilation into a primitive-equation model with a parallel Ensemble Kalman Filter. Mon. Wea. Rev., 2000, 128:1971—1981.
  - 27 Keppenne C. L., Rienecker M.. Assimilation of Temperature into an isopycnal ocean general circulation model using a parallel Ensemble Kalman Filter. J. Mar. Sys, 2003, 40—41:363—380.

## Review on Ensemble Kalman Filter Data Assimilation

Gao Shuanzhu

(National Meteorological Center, Beijing 100081)

### Abstract

Concerning the empty in the ensemble based data assimilation in domestic research field, the background, theory, advantages and existing problems of ensemble Kalman Filter data assimilation method is described briefly. Meanwhile, main achievement and research status in international EnKF field are introduced. The possible developing direction of EnKF in the near future is summarized as well.

**Key Words:** ensemble Kalman filter data assimilation research status