

文章编号: 1000-2022(2004)04-0550-15

气象资料同化的研究进展

陈东升, 沈桐立, 马革兰, 何迪

(南京气象学院 气象灾害和环境变化重点实验室, 江苏 南京 210044)

摘 要: 回顾了国内外有关气象资料同化的研究进展, 介绍了当前资料同化主要方法的理论基础、优缺点及应用研究。重点介绍了伴随方法和遗传算法在四维变分同化中的具体应用。其中, 遗传算法的引入为资料同化的研究提出了新的思路。

关键词: 资料同化; 伴随方法; 遗传算法; 研究进展

中图分类号: P456.7 **文献标识码:** A

自从 20 世纪 20 年代 Richardson 开创性的数值天气预报试验以来, 数值天气预报 (NWP) 作为一种预报手段已经在天气预报中扮演着越来越重要的角色。气象预报准确率提高很大程度上依赖于数值天气预报水平的提高。而制约数值预报结果准确性进一步提高的关键因素有两个: 一是预报模式对大气动力和物理过程的刻画和反映程度, 即数值预报模式本身的准确程度; 二是用作模式积分的初始条件的好坏。随着数值预报模式的不断完善, 模式所考虑的物理过程日趋完备, 初始条件的优劣对短期数值天气预报结果的影响日益突出。

现实状况是这样的: 一方面, 绝大多数常规测站布点于人口密集地区, 而海洋、高原等广大地面测站稀少, 常规测站的空间分布很不均匀; 另一方面, 气象卫星、雷达等遥感技术的应用提供了大量的时空上具有高分辨率的非常规资料信息。因此, 能否利用好这些非常规资料就成为进一步提高数值预报准确率的关键。充分利用这些有效信息, 为数值预报模式提供一个动力和热力上协调的最优初始场的过程就称为资料同化。

本文从气象资料同化的发展历史及主要方法; 当今资料同化的研究及应用现状; 各国数值模式的同化系统概况及发展计划等 3 个方面, 对这一领域的研究工作进行较为系统的总结, 并以此为基础, 探讨目前气象资料同化中存在的问题及未来的发展趋势。

1 气象资料同化的发展历史及主要方法

1.1 动力学方法

牛顿张弛逼近 (Nudging)^[1-2]。所谓“逼近”是一种连续性的动力同化方法, 它通过对模式控制方程的强迫使模式值逐步逼近观测值。这种修正过程中每一时间步长模式都保持各要素场之间的平衡。研究^[1,3-5]表明, 这种逼近技术可以用来同化任何时空分布的与模式变量相对应

收稿日期: 2003-01-16 改回日期: 2004-03-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40075023); 国家重点基础研究发展规划项目 (G1998040910)

作者简介: 陈东升 (1977-), 男, 山东临沂人, 现为北京工业大学环境与能源工程学院博士生。

©1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www>

的资料。所谓“牛顿张弛逼近”技术,就是指在预报开始之前的一段时间内,通过在一个或几个预报方程中增加一个与预报和实况的差值成比例的协调项 N ,该项可使模式解逼近观测资料,并使变量之间达到动力协调。然后用这样的模式解作为预报初值,以提高模式的预报效果,达到同化的目的^[6]。

$$\frac{\partial T}{\partial t} = F(T, X, t) + N \quad (1)$$

其中, T 为预报变量, X 为空间变量, t 是时间, $F(T, X, t)$ 为物理强迫项, N 为同化协调项。牛顿张弛逼近四维同化方案有格点逼近和站点逼近两种方式。

1.1.1 分析场(格点)逼近^[6]

设预报变量为 $T(X, t)$, 适用于有限区域模式预报方程的分析场牛顿张弛逼近的计算公式为

$$\frac{\partial T}{\partial t} = F(T, X, t) + G_T \cdot W_T \cdot X(X) \cdot (\bar{T}_0 - T) \quad (2)$$

其中, X 为空间变量, t 是时间, T 是模式的积分变量, 上式右端的 $F(T, X, t)$ 为物理强迫项(平流, 科氏力, 物理过程等), $G_T \cdot W_T \cdot X(X) \cdot (\bar{T}_0 - T)$ 为同化项, 其中, G_T 代表逼近因子, 它决定了模式中同化项相对于物理强迫中所有模式物理过程的大小。 W_T 为四维权重系数, 它决定着同化的空间、时间的变化, X 为分析值质量因子, 取决于分析所用数据的质量和分布, \bar{T}_0 是变量 T 的观测资料经客观分析所得到的网格点值, 其数值由相邻时刻的观测分析值内插得到。

分析场逼近的同化方案适用于空间分辨率较高的情况。

1.1.2 站点逼近^[6]

站点逼近方案与分析场的逼近方案类似, 不需要将观测资料插出模式格点上的值, 而是利用落在指定时刻的观测值。模式值与观测值之间的差是在观测点上计算, 然后把它分析到观测点周围的格点上去。

对某一变量 T , 倾向方程为

$$\frac{\partial T}{\partial t} = F(T, X, t) + G_T \frac{\sum_{i=1}^N W_i^2(X, t) V_i (\bar{T}_0 - \hat{T})_i}{\sum_{i=1}^N W_i(X, t)} \quad (3)$$

式中, F 和 G_T 同式(1), 下标 i 为距某一个格点一定距离内的所有观测点数 N 中的第 i 个观测点, \bar{T}_0 是变量 T 的观测值, \hat{T} 是模式诊断变量在三维空间中插值到观测点位置处的值, V 为观测资料的质量因子。

站点逼近的同化方案适用于时间分辨率较高或非常规资料的情况。

1.2 统计学方法

1.2.1 多元最优插值法 OI (Optimum Interpolation method)

最优插值方法是基于要素场本身统计结构的一种客观分析方法, 由 Gandin^[7] 提出。背景场的引入使得这种方法较之早期的初等同化方法有着明显的优越性。其优点有二: 其一, 考虑了观测点分布的不均一性以及不同类型资料的误差水平, 便于将资料检查过程结合进来, 也便于推广到三维分析, 改善分析在垂直方向的协调性; 其二, 观测值的权重主要取决于观测本身之间的关系, 而不是取决于观测点之间的空间分布, 因而在统计理论上更为合理^[8-9]。中国国家气象中心, 美国国家气象中心 NMC (National Meteorological Center), 欧洲中期天气预报中心 ECMWF (European Center for Medium Range Weather Forecasts) 都曾采用过这种方法作业。

务预报. 该方法可以把各种非常规资料与常规资料在统计意义上协调起来,取得较好的同化效果.

该方法的基本原理为: 对任意一个气象要素 H ,其基本的插值公式为

$$H_g^A = H_g^F + \sum_{i=1}^N W_i (H_i^O - H_i^F), \tag{4}$$

其中, H 为任意一个气象要素值,上标 A 为客观分析值 (Analysis), F 为初估值 (First-Guess), O 指观测值 (Observation);下标 g 和 i 分别指在格点和测站上的相应值. 这里要求各气象要素分析场在统计意义下的均方误差最小,即要求 $E = \overline{(H_g^A - H_g)^2}$ 最小,其中 H_g 为各点上的真值,由此可以得到决定权重函数 W_i 的关系式

$$\sum_{i=1}^N (\overline{X^F X} - \overline{X^O X} - \overline{X^F X} + \overline{X^O X}) W_i = \overline{X^F X} - \overline{X^O X}, \quad j = 1, 2, \cdots, N. \tag{5}$$

式中 X^F 是初估值的误差, X^O 是观测误差. 权重 W_i 由 X^F 和 X^O 的协方差及交叉协方差确定. 由于利用 (5)式的计算量太大,通常作初估场误差与观测场误差无关的假设. 即

$$\overline{X^O X^F} = \overline{X^F X^O} = \overline{X^O X_g^F} = 0 \tag{6}$$

(5)式可以简化为

$$\sum_{i=1}^N (\overline{X^F X} + \overline{X^O X}) W_i = \overline{X^F X}, \quad j = 1, 2, \cdots, N. \tag{7}$$

当 (5)式或 (7)式中初估场、观测场的相关 误差的统计特征为已知时,可求得最优权重系数 W_i ,将其代入 (4)式,即可求出网格点的内插分析值^[9-11].

最优插值实际上仍是线性回归技术. 通过回归产生的初始场是在大量分析的基础上,使二次平均误差最小而得出的观测资料的线性组合. 这种算法的主要缺点有两个: 其一,当维数扩展到时间维时,在连接大气演变的非线性动力模式时,其最优插值向时间维扩展是一个困难的问题;其二,由于它毕竟是一种统计方法,利用它所得到的分析场会过于平滑,这就有可能抑制对于中尺度预报而言十分重要的中小尺度过程,不太适合于中尺度数值模式^[12].

1. 2. 2 卡尔曼滤波 (Kalman Filtering):

卡尔曼滤波是另外一种用于气象资料同化的统计学方法, 90年代初期, Cohn等^[13]、Dee^[14]分别开始用系统理论的状态估计的观点去理解数据同化,其方法就是 Kalman 滤波 (KF).

卡尔曼滤波在 1960年由数学家 Kalman^[15-16]提出, 60年代中期, Jones^[17]首次将 Kalman 滤波引入气象学. 60年代末到 70年代初, Epstein^[18]提出的“随机动态预报”、Petersen^[19]提出的“最优顺序分析”进一步将 Kalman 滤波应用于气象学领域,但他们的工作对业务实践没有产生多大的影响. 之后,纽约大学科朗 (Courant)研究所的一个研究小组 (Ghil等^[20]),开始致力于在气象数据同化中运用 Kalman 滤波的研究并取得了一定成果,他们的工作促进了 Kalman 滤波在气象学领域的推广与流行^[21].

从数学上讲,滤波是一种统计估计方法,通过对一系列有误差的实际测量数据的处理,可得到所需要的物理参数的最佳估计值. 卡尔曼滤波的数学模型为

$$\begin{cases} S_{n+1} = J_{n,n+1} S_n + X_{n+1}, \\ O_n = I_n S_n + e_n \end{cases} \quad n = 0, 1, 2, \cdots, N_0 \tag{8}$$

式中, S_n 表示 n 时刻大气的真实状态, O_n 表示观测值, e_n 是观测误差, X_n 是预报误差, $J_{n,n+1}$ 为

数值预报算子, I_n 为内插算子。在假定观测误差和模式预报误差无关, 即 $\{e_n\}$ 和 $\{X_n\}$ 是独立的, 它们的误差矩阵以及 $J_{n,m-1}$ 和 I_n 为已知的前提下, 若知道观测值信息 O_{m-1} 后, Kalman 滤波能用来改善 $m-1$ 时刻的预报 S_{m-1} , 新的预报为 $S_{m-1} + K_{m-1}(S_{m-1} - O_{m-1})$, 其中, K_{m-1} 称为增益矩阵, 它由 e_n 和 X_n 的误差矩阵以及 $J_{n,m-1}$ 和 I_n 来决定。也就是说, 新的预报是旧的预报与新信息的加权平均。Kalman 滤波把预报所需 t 时刻前一切时刻的观测值有效组织起来, 得到一个从统计意义上 t 时刻大气状态的最佳估计值, 从而达到了同化的目的。

对于完美的线性模式, Kalman 滤波的同化效果等价于伴随变分同化^[22], Kalman 滤波也被认为是解变分方程的一种方法^[23]。

虽然 Kalman 滤波的原理并不复杂, 但具体实施起来却有相当的难度。其一: 模式只是对真实物理过程的一种近似, 近似的好坏程度即误差很难确定, 因而 Kalman 滤波中的模式误差较难给定; 其二: 计算模式预报误差协方差矩阵是 Kalman 滤波的核心关键算法, 而对其计算需要 $2N$ 倍的模式积分时间, 而且还需要存储 $N \times N$ 维矩阵的空间, 对于当前原始方程数值预报模式, N 通常达到 10^6 。这些意味着要付出昂贵的计算时间与占用大量的机器内存^[23]。

1.3 变分方法

变分分析方法最早由 Sasaki^[24-25]引入到客观分析中来。这种方法是在给定的(由一个或者多个大气运动方程构成的动力约束)条件下, 使分析场与观测值差别最小而得到初始场。即将同化问题化为一个以动力模式为约束的极小化问题。与纯粹的统计插值方法相比, 变分方法的优势十分明显: 1) 变分同化更能体现复杂的非线性约束关系; 2) 可在目标函数中包含物理过程, 并以模式本身作为动力约束, 因而变分同化结果具有物理的一致性和动力的协调性; 3) 无需进行观测筛选, 能同时使用所有的有效观测; 4) 确定误差协方差时具有更大的自由度, 对新型观测数据的应用能力更强。

然而, 变分分析方法对于简单的约束关系, 如地转风、热成风等物理条件, 数学上求解遇到的问题较少, 但对于复杂的约束关系, 求解其控制方程(欧拉—拉格朗日方程)需要较高的数学技巧和巨大的运算量, 实际操作起来相当困难。

1.3.1 伴随同化方法

LeDimet 等^[26]基于最优控制论原理提出了伴随模式同化方法, 即四维伴随变分同化方法, 使得变分同化方法的研究进入了一个崭新的阶段。四维伴随变分同化方法以数值预报模式为约束条件建立伴随方程。该方法并不直接求解欧拉—拉格朗日方程, 而是寻找相应于初始状态的梯度信息来降低目标函数值, 而寻找梯度信息的方法就是使用伴随方程。

变分资料同化的目的是通过约束模式的动力结构来确定接近观测资料的模式的最优初始场, 解的最优性可以用表示模式解和观测资料差异的目标函数来衡量。通过最小化目标函数及目标函数的梯度来调整初估场, 最后得到适合模式的最优解。具体而言, 伴随变分同化的目的就是要在同化窗口内, 使模式解尽可能拟合观测值, 拟合的好坏用目标函数表示。通过调整初始条件、边界条件等控制变量, 使目标函数达到最小, 得出最好的拟合, 从而模式解就是最终的分析值。在求最小过程中, 使用伴随模式计算目标函数的梯度, 然后运用某种极小化算法(共轭梯度法、拟牛顿法等)使它达到极小值。

伴随模式运行的基本流程可简单的概括为(图 1)^[27]:

1) 先给定初始预备场资料(可取气候场、客观分析场或预报场等), 这与一般同化问题设置初始猜测场相类似; 2) 把上述值提供给向前模式, 运行该模式直到指定时刻, 由模式的解和相应时刻的观测资料, 可以计算出目标函数; 3) 运行伴随模式, 在该模式运行的过程中, 读入相应

时刻的观测资料和向前模式每积分步的解,并在该模式运行结束后计算出目标函数的梯度信息;4)由系统控制模块判断是否满足预定的要求。若未满足要求,该模块将会自动选取最佳迭代步长并调整初估场,然后返回运行向前模式,重复上述过程。若控制模块判断已达到预定要求,则可获得同化结果,同化系统运行结束。

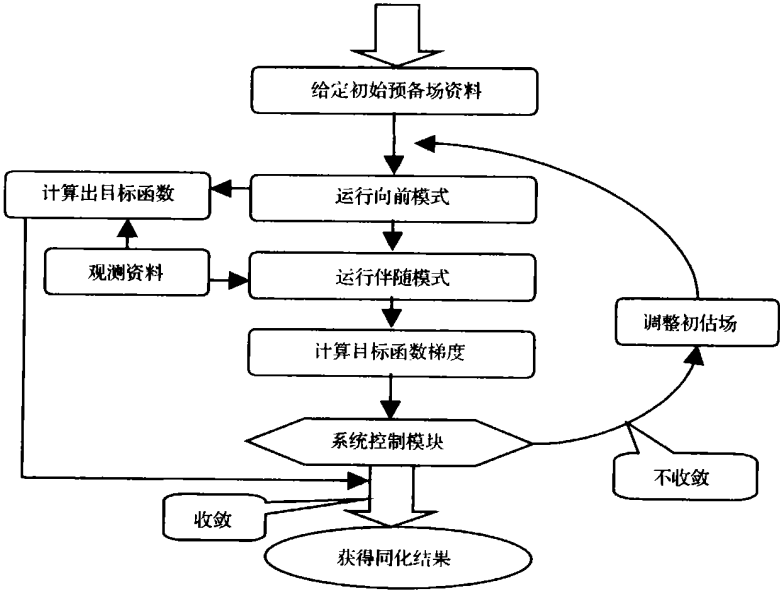


图 1 伴随模式系统基本结构

Fig. 1 Basic structure of a djoint systems

(1)目标函数的构造

目标函数是衡量模式解与相应时刻的观测场的逼近程度的泛函。目标函数值越小说明模式解与相应的观测场逼近程度越好。设 X 是模式变量,可以定义目标函数

$$J(X(t_0)) = -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^n (X(t_i) - X_{\text{obs}}(t_i))^T W(X(t_i) - X_{\text{obs}}(t_i)) \tag{9}$$

其中, $X(t_0)$ 代表模式的初始场, $X(t_i)$ 代表 t_i 时刻模式的输出值, W 是权重系数,其取值随模式变量的不同而异,上标“ T ”表示矩阵的转置,下标“obs”表示观测值。 n 是在同化时间区间内有观测的时间次数,根据最优化理论的泛函求极值方法,从 (9) 式可以看出,初始值 $X(t_0)$ 作为控制变量,只要求出目标函数关于 $X(t_0)$ 的梯度 $\nabla J(X(t_0))$,就可以采用合适的下降算法使目标函数减小,达到求解 $X(t_0)$ 的目的。但对于较复杂的方程,一般是通过引进伴随方程来解决目标函数梯度求解的问题。这样做的好处是把模式本身所满足的物理定律作为约束条件,解决了同化后初始场与模式不协调的问题。

(2)目标函数梯度的求解

根据 Hilbert 空间的性质,设 W 是 Hilbert 空间,定义内积 (\cdot, \cdot) ,矢量 $X \in W$, L 是依赖于 Hilbert 空间的一个可微有界泛函,则存在如下变分: $L' = (\nabla L, X')$ 。对于 (9) 式可得

$$J'(X(t_0)) = (\nabla J(X(t_0)), X'(t_0)) \tag{10}$$

另由 (9) 式可得

$$J'(X(t_0)) = \sum_{i=0}^n W(X(t_i) - X_{\text{obs}}(t_i))^T X'(t_i) \tag{11}$$

由 (10) 和 (11) 式得出

$$\{\nabla J(\mathbf{X}(t_0))\}^T \mathbf{X}'(t_0) = \sum_{i=0}^n \mathbf{W}(\mathbf{X}(t_i) - \mathbf{X}_{\text{obs}}(t_i))^T \mathbf{X}'(t_i) \quad (12)$$

设模式方程为

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t} = \mathbf{F}(\mathbf{X}), \quad (13)$$

相应的扰动方程为

$$\frac{\partial \mathbf{X}'}{\partial t} = \mathbf{F}'(\mathbf{X})\mathbf{X}'. \quad (14)$$

则扰动方程的计算可由下式表示

$$\mathbf{X}'(t_i) = \mathbf{P}_i(\mathbf{X})\mathbf{X}'(t_0) \quad (15)$$

这里 $\mathbf{P}_i(\mathbf{X})$ 表示由 $\mathbf{X}'(t_0)$ 得到 $\mathbf{X}'(t_i)$ 的所有运算过程。将 (15) 式代入 (12) 式可得

$$\{\nabla J(\mathbf{X}(t_0))\}^T \mathbf{X}'(t_0) = \sum_{i=0}^n \mathbf{W}(\mathbf{X}(t_i) - \mathbf{X}_{\text{obs}}(t_i))^T \mathbf{P}_i(\mathbf{X})\mathbf{X}'(t_0). \quad (16)$$

由 Hilbert 空间的性质 $(LX, Y) = (X, L^* Y)$ (L^* 是 L 在 Hilbert 空间的共轭算子, 当 Hilbert 空间为有限维且可用正交坐标系描述时, L^* 代表算子 L 的矩阵的转置 L^T) 可得

$$\nabla J(\mathbf{X}(t_0)) = \sum_{i=0}^n \mathbf{W}(\mathbf{X}(t_i) - \mathbf{X}_{\text{obs}}(t_i)) \mathbf{P}_i^T(\mathbf{X}) \quad (17)$$

设 $\mathbf{F}'(\mathbf{X})$ 的共轭算子为 $\mathbf{F}'^*(\mathbf{X})$, 可得共轭伴随方程

$$-\frac{\partial \mathbf{X}'^*}{\partial t} = \mathbf{F}'^*(\mathbf{X})\mathbf{X}'^*. \quad (18)$$

也可由下列式子表示

$$\mathbf{X}'^*(t_0) = \mathbf{P}_i^*(\mathbf{X})\mathbf{X}'^*(t_i) \quad (19)$$

其中, $\mathbf{P}_i^*(\mathbf{X})$ 为 $\mathbf{P}_i(\mathbf{X})$ 的共轭算子, 此处等于 $\mathbf{P}_i^T(\mathbf{X})$, 因此目标函数的梯度可表示为

$$\nabla J(\mathbf{X}(t_0)) = \sum_{i=0}^n \mathbf{W}(\mathbf{X}(t_i) - \mathbf{X}_{\text{obs}}(t_i)) \mathbf{P}_i^*(\mathbf{X}) \quad (20)$$

由 (20) 式可见只要以 $\mathbf{W}(\mathbf{X}(t_n) - \mathbf{X}_{\text{obs}}(t_n))$ 为初始值向后积分伴随方程 (18) 到初始时刻, 并在每个有观测资料的 t_i 时刻将 $\mathbf{W}(\mathbf{X}(t_i) - \mathbf{X}_{\text{obs}}(t_i))$ 加入模式中, 就可得到目标函数的梯度

(3) 实现目标函数下降的算法

目标函数和其梯度计算出来后, 可以使用不同的最优化方法来调整初始场, 使目标函数和其梯度达到最小, 从而得到模式的最优解。选择高效率的下降算法, 减少迭代次数, 不但可以节省机时, 还可以提高同化效果。常用的下降算法有最速下降法、拟牛顿法、共轭梯度法等。理论上, 最速下降法有很好的整体收敛性, 但下降的速度很慢; 拟牛顿法收敛速度很快, 但计算量较大, 需要很大的存储空间, 对计算机的要求较高。相比而言, 共轭梯度法是计算量小而收敛性较好, 但它也存在不足, 如迭代次数多, 采用非精确一维搜索时受计算误差的影响有时存在不收敛的情况^[28]。

(4) 权重系数

权重系数 \mathbf{W} 主要是用来度量各个预报变量的相对重要性, 当各观测量的误差相互独立时, \mathbf{W} 是一个对角矩阵, 对角元素表示各个预报变量的权重系数

$$\mathbf{W} = \text{diag}(\mathbf{W}_u, \mathbf{W}_v, \mathbf{W}_t, \dots) \quad (21)$$

其中 $\mathbf{W}_u, \mathbf{W}_v, \mathbf{W}_t, \dots$ 是子对角阵, 分别表示各同化变量。

权重系数一般取观测误差均方根矩阵的转置。但实际上这样的值很难精确获得。伴随同化是为了使模式解更接近观测值,因此,权重系数的取值应和观测资料紧密联系。

(5) 尺度化过程

在用下降算法求最优解时,收敛速度与梯度的特点有关。当各个预报变量的梯度值相近时,目标函数能迅速收敛。尺度化过程只是预条件处理 (Pre-Conditional) 的一种简化方法,其目的在于通过归一化的办法使开始迭代时目标函数对各个预报变量的梯度值相近。尺度化过程可以表示为

$$\Omega^S = K S K^{-1}, g_K^S = S K g_K \quad (22)$$

Ω 为控制变量, g 为目标函数,上标 S 表示经尺度化的量, S 为尺度化对角矩阵。

(6) 模式误差

由于四维变分同化方法以模式的动力方程为强约束条件,因而隐含了“模式准确”的基本假定^[28]。然而实际的数值预报模式总是存在误差,它通过四维变分同化的最小化过程进入分析误差,然后在模式向前积分中被放大,因此不能被忽略。

目前有几种方法可以放宽四维变分同化对理想模式的要求。一种是 Sasaki^[25] 提出的弱约束法,即在模式方程中加入表示模式误差的附加变量,同时在目标函数中加入表示干扰模式误差统计的惩罚项。由于所需的模式误差协方差矩阵不易获得,实际应用时,只能粗略考虑模式误差近似。另一种方法是直接在四维变分同化系统中加入模式误差。考虑到模式误差由随机及系统性误差组成,而强约束四维变分同化只能消除随机误差部分,Derber^[29] 定义系统误差为随时间变化的变量与随空间变化的变量的乘积,或者为更一般的若干时间基函数的线性组合。

(7) 伴随同化的缺点

从数学的角度看,四维同化技术本质上是一个未知曲面的构造问题,只知道有限个观测值,无法完全构造出这一曲面。而且,用变分法来构造这一曲面的前提必须要假设这个曲面是充分光滑的,否则这一问题无解。而事实上,数值预报模式的物理参数化过程是非线性且不连续的,特别是积云对流参数化方案。预报方程的不连续会导致目标函数的不连续,以至于目标函数对控制变量不可微,最小化方法不再适用。

另外,同化方案中的目标函数一般都带有一个非线性动力系统作为约束条件,故它是关于初始变量的非线性函数,因而通常会有多个峰值。用伴随同化方法有可能只会得到一个局部最优解。

1.3.2 遗传算法

实际上,对于四维变分同化,其基本原理是通过修正模式的输入量,使得资料同化时的模式输出量与相应的观测值最接近,这在数学上等同于一个泛函极小化问题。当使用共轭梯度算法来解决这一最优化问题时,该算法由于依赖于梯度信息,易于陷入局部最优解。

针对共轭梯度算法的这些缺点,王顺凤等^[30] 提出了一种基于进化方向遗传算法的四维变分资料同化方法,将遗传算法引入到气象资料四维变分同化中来,为资料同化的研究提出了新的思路。

遗传算法 (Genetic Algorithms, 简称 GA) 是以自然选择和遗传理论为基础,将生物进化过程中适者生存规则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合的搜索算法。它是由美国的 Holland^[31] 首先提出,其主要特点是: 1) 直接对结构对象进行操作,不存在求导和函数连续性的限定; 2) 采用概率化的寻优方法,能自动获取和指导优化的搜索空间,自适应地调整搜索方

向,不需要确定的规则;3)具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力,如同在搜索空间上覆盖了一张网,不易陷入局部最优(图 2)。遗传算法的这些性质,已被人们广泛地应用于组合优化、机器学习、信号处理、自适应控制和人工生命等领域,它是现代有关智能计算中的关键技术之一。在解决优化问题时,利用遗传算法的这些先天特性具有很大的优势,而将遗传算法与变分资料同化相结合则有望解决数值预报最优初始场的最优化问题。

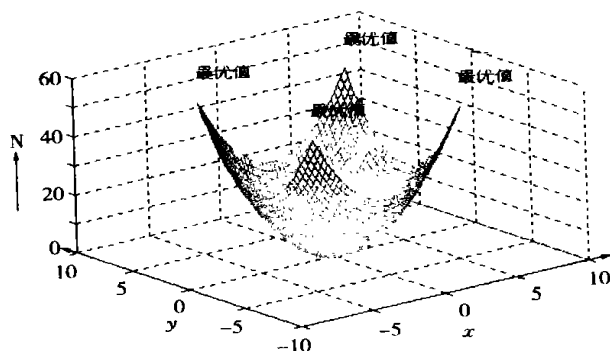


图 2 遗传算法的多点最优解

Fig. 2 A multi-optimization solution of the genetic algorithms

用于变分同化的基于进化方向的遗传算法求解步骤^[30]:

(1)首先建立优化模型,确定目标函数;

(2)产生初始种群。利用初始场加入随机误差产生一批随机初始场作为初始种群;

(3)确定表示可行解的染色体编码方法,既确定出个体的基因型 X 及遗传算法的搜索空间。搜索空间可取初始观测场加上一定幅度以内的服从某种分布的随机误差的场空间;初始种群取搜索空间的一个随机有限子集;个体编码采用实数编码,将初始种群中每个随机初始场各分量取整数部分按序进行长整数编码,即将它编成一个整数(0~9)字符串,作为一个染色体;

(4)确定解码方法。将编码过程逆转,即将染色体(字符串)中与编码时相应长度的连续字符串转换成相应的整数,它对应于初始场的一个分量;

(5)确定个体适应度的量化评价方法,即确定出目标函数值 $J(X)$ 到个体适应度 $Fit(X)$ 的转化规则;

(6)设计遗传、进化算子,即确定出交叉运算、变异运算、选择运算等的操作方法。选择运算一般采用概率的方法,主要有“轮盘赌法”和“等级选择法”两种。在任一代中,如果适应值大于平均适应值的个体数较多时,采用“轮盘赌法”比较合理,因为它能够较好地体现优胜劣汰的思想;反之则采用“等级选择法”较好,它可以防止发生未成熟收敛问题。遗传算子交叉和变异有多种形式,但传统的遗传算子不能保证后代比双亲更好,为了获得好的双亲的后代,可将问题引入遗传算法,得到以下基于进化方向的遗传算子。

a. 交叉 基于进化方向的交叉运算采用目标函数值来确定遗传搜索的方向。设 X_1 和 X_2 为双亲,且对上述变分问题有 $J(X_2) < J(X_1)$,则由它们产生的后代 X' 可以按下列公式计算

$$X' = r(X_2 - X_1) + X_2 \quad (23)$$

式中 r 是介于 0~1 之间的随机数。这样使得后代向好的一侧 X_2 作线性偏移,也就是使搜索方向可能向好的方向倾斜。

b. 变异 设 X 变异的后代为 X' ,对于上述变分问题,取负梯度方向为变异方向,该方向在

局部可使得目标函数 $J(X)$ 下降。为减少对目标函数 $J(X)$ 的数学性质要求,可对梯度作近似计算,梯度 d 的第 i 个分量的近似公式为

$$\frac{f(x_1,\cdots,x_i+\Delta x_i,\cdots,x_n)-f(x_1,\cdots,x_i,\cdots,x_n)}{\Delta x_i}.$$

(24)

式中 Δx_i 是小的实数。变异的后代为 $X' = X - rd$ 。其中 r 为随机的非负实数,但其选择时必须使 X' 为可行解。

上述遗传算子使搜索方向指向目标函数下降方向,因而有可能搜索到更好的个体(解)。在遗传算子中考虑进化方向的遗传算法称为基于进化方向的遗传算法(EDGA)。

(7)确定遗传算法的有关运行参数,即确定出遗传算法的初始种群数 M 、最大进化代数 T 、交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 等参数。气象资料主要同化方法示意图如图 3 所示。

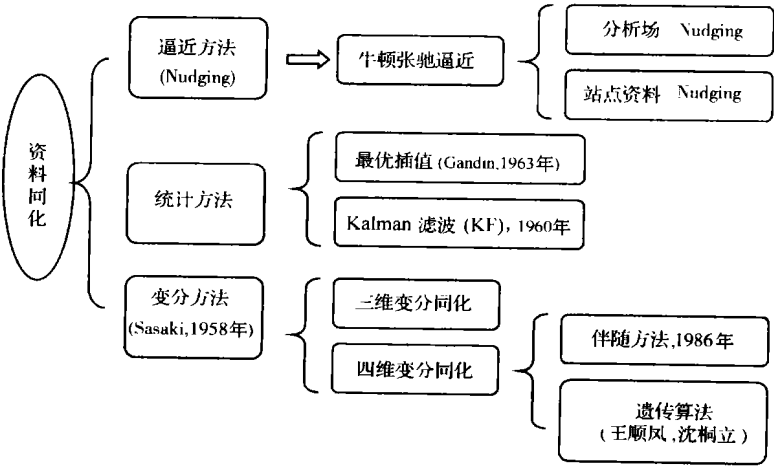


图 3 气象资料同化的主要方法

Fig. 3 Mainstream approaches of data assimilation

2 资料同化的研究进展

国内外对资料同化的研究自数值预报初期就开始了。从最初的简单同化方法到多元最优插值、卡尔曼滤波,到现在的变分同化方法,人们对为数值预报模式提供一个最优的初始场的努力始终未停止过。经过在统计、动力等方面的多次尝试之后,发现了两种比较有前景的同化方法。一种是代表着顺序同化的卡尔曼滤波,另外一种则是代表着全局拟合的伴随同化方法。

2.1 国外气象资料同化的研究

国外四维同化的研究较早,经历过几个阶段(表 1)。Sasaki^[24-25], LeDimet 等^[26]的工作具有里程碑的意义。

2.2 国内气象资料同化的研究

我国学者在资料同化方面也作了很多卓有成效的工作。早在 1958 年,顾震潮^[32]就提出在数值预报中引入历史资料的观点;丑纪范^[33]通过将微分方程定解问题变为等价的泛函极值的途径,推广了微分方程解的概念,引进新的广义解。具体研究情况见表 2。

表 1 国外资料同化的研究进展

Table 1 Data assimilation studies of international scholars

方法	学者	时间	研究成果
逼近方法	Davies H C	1977年	对张弛迭代技术作了理论上的解释和研究
最优插值	Gandin ^[7]	1963年	首次提出
卡尔曼滤波	Kalman等 ^[15-16]	1960年	首次提出
	Jones ^[17]	60年代	Jones 首次将 Kalman滤波引入气象学
	Cohn等 ^[13] , Dee ^[14]	90年代	分别开始用系统理论的状态估计的观点去理解数据同化
变分方法	Sasaki ^[24-25]	1958年 1970年	1.首先将变分方法引入客观分析; 2.推导出了强、弱约束条件下的变分公式, 并作了实际论证需要直接求解 E-L方程,比较困难
	LeDimet等 ^[26]	1986年	1.提出伴随方法求极值,变分方法进入新阶段; 2.将动力约束与资料约束以及不同时刻的一切观测资料通盘考虑,依据变分原理及共轭方程理论,利用同化时段内多次资料中所包含的时间演变信息,求解出一个最优初始场
	Lewis等 ^[34]	1985年	采用平流约束的一维准地转涡度方程作了变分同化试验
	Derber ^[29]	1987年 1989年	采用原始方程模式进行变分同化试验,结果较好; 对 LeDimet和 Talagrand提出的伴随方法的一种修正。在整个同化时间段内调整模式解;目标函数的梯度是整个时间段内伴随模式解的权重和
	Courtier等 ^[35]	1990年	利用浅水方程及其伴随模式进行了同化试验
	Thepaut等 ^[36]	1991年	采用多层原始方程模式进行变分同化试验,结果较好
	Vukicevic等 ^[37]	1993年	利用 MM 4伴随模式对不连续问题作了研究
	Navon等 ^[38] , Zou等 ^[39-40]	1992- 1997年	利用 NMC绝热谱模式作了同化实验;对四维同化中不完全观测及重力波的控制正切及伴随码的开关变量问题作了适定性研究
	Zupanski等 ^[41-42]	1993- 1995年	研究了 Betts-Miller降水参数化方案的构造,对其下边界的不连续性作了探讨,提出了简化的正切线性模式,消除不连续性对同化结果的影响
	Lu等 ^[43-45]	1998- 2000年	研究了模式误差和观测误差对四维同化结果的影响
	Xu等 ^[46]	2000- 2002年	提出了一种弱约束的循环表示算法 CR(Cycling Representer Algorithm),成功地在一维传输问题上得到应用,并将 CR算法应用到二维多变量正压不稳定线性浅水系统,提出了改进的 CR算法(Accelerating Representer Algorithm),提高了算法的实用性

3 各主要数值模式的同化系统概况及发展计划

气象资料同化是作为初值问题的气象数值预报赖以准确描述大气运动初始状态并取得预报成功的关键。过去十多年来,变分方法作为一种极具发展潜力的资料同化技术受到世界各国气象科学家的重视,并得到充分的理论研究及技术开发。目前世界上主要的业务气象中心都开发了三维或四维变分同化系统,并在业务上得到了使用。通过表 3可以看出:变分方法已经成为当今资料同化的主流技术,是气象资料同化发展的主要方向。

表 2 国内资料同化的研究进展

Table 2 Data assimilation studies of Chinese scholars

方法	学者	年份	研究成果
逼近方法	朱国富 ^[47]	1999	针对有限区模式降水预报中“旋转加强”问题,试验 2种初值化方法即 牛顿连续松弛逼近技术和降水—湿度场调整方案来改进模式的初期降水预报。
	孟智勇等 ^[6]	2002	首次把与云参数相关的云顶亮温(TBB)资料直接用于中尺度模式MM5V2的 牛顿张弛逼近(Nudging)四维同化过程,讨论了牛顿张弛逼近四维同化方案的两种方式: 分析场逼近和站点逼近,提出了一种通过分析场的Nudging四维同化来确定云顶高度的方法。
最优插值	杨晓霞等 ^[11]	1991	对最优插值相关函数的参数选取,测站分布与 插值系数的关系,求插值系数的方法及初估场对插值的影响作了研究。
卡尔曼 滤波	黄嘉佑等 ^[48]	1993	介绍了卡尔曼滤波在天气预报中的应用。
	陆如华等 ^[49]	1994	从气象应用角度介绍了卡尔曼滤波的基本原理及其递推算法。
	高山红等 ^[21]	2000	介绍了Kalman滤波(尤其是简化Kalman滤波和 总体Kalman滤波)在气象数据同化中的作用和应用进展。
变分方法	Zhu等 ^[50]	1994	对可变分辨率有限元浅水方程模式的变分同化问题作了研究。
	邱崇践等 ^[51]	1994	利用浅水方程模式,对变分四维同化过程中模式中误差的影响进行了数值模拟实验,实验显示了 模式误差被“混淆”入初始场的现象,在一些模式变量无观测时,这种混淆的后果更为严重。
	蒲朝霞等 ^[52]	1994	把数值预报初始场的形成提为数学上的一类反问题,运用数值模式及其共轭方程对气象资料进行变分 同化的共轭方法,将众多观测资料的四维同化与时变的动力模型在初始场的形成过程中统一考察。
	沈元芳 ^[53]	1994	介绍了国家气象中心中期数值预报谱模式的非线性正规模初值化方案及其对资料同化、预报的影响。
	朱江 ^[54]	1995	利用四维变分资料同化技术定义观测资料的误差均差比,并在理论上初步探讨了利用误差均差比来 判断资料中重大误差的合理性。利用简单的Lorenz模式进行了一些数值试验,以检验质量控制方案。
	郇吉东等 ^[55]	1995	用Lorenz系统作了共轭变分同化的数值试验。发现四维同化和可预报期限是联系在一起的。 随着方程不精确程度的增加,变分同化的效果愈来愈差,直到所做的预报无任何意义可言。如果在 做变分同化的同时对模式参数也进行反演,则可使基于Lorenz系统所做的预报效果大大提高。
	朱宗申等 ^[56]	1995	根据国家气象中心有限区分析预报系统的基本方案, 设计了一个以6h为周期的间歇区域资料四维同化方案。
	邱崇践 ^[57]	1997	给出了变分四维同化方法中模式不连续时共轭公式的正确表述, 并进行了简单的数值模拟以检验理论的正确性。
	沈桐立等 ^[58] 陈子通等 ^[27]	1998	对伴随模式码的检验问题做了讨论。表明采用共轭码方法是可行的。其伴随模式与理论推导的 共轭方程是相容的。试验发现该同化系统有消除随机干扰的能力,同化效果好。
	冯伍虎等 ^[59]	1999	利用浅水方程模式进行了变分四维同化的数值模拟试验。
	朱克云 等 ^[60-61]	1999	将一阶有限元浅水方程的伴随模式应用于气象资料同化。
	邱崇践 ^[62]	2001	提出可以在目标函数上增加一个过滤算子适当滤除分析场中的短波成分, 来调节分析场和背景场之间存在尺度不一致的问题。
	费文龙等 ^[63]	2001	用概率统计理论证明了伴随同化方法的初始估计的优良性, 给出评估伴随同化方法效果的指标及简单算法,并用随机模拟验证。
	李晓莉等 ^[64]	2002	以中尺度模式MM4为基础,利用伴随码技术改进,完善了MM4伴随模式同化系统, 并利用该系统进行了常规资料和非常规资料的伴随模式同化试验。
	朱江等 ^[65]	2002	时间、空间上离散的模式如果含有带开关的参数化物理过程,某些对应的变分同化问题可以 看成为非光滑优化问题。系统地讨论了与此相关的几个理论问题。
	王栋梁等 ^[66]	2002	以中尺度数值模式MM5为例,讨论了如何用伴随码技术建立MM5伴随模式, 以及伴随模式系统中权重、尺度因子的选取;最后对MM5伴随模式系统进行了梯度检验, 并利用实际资料进行四维变分资料同化试验。
	王顺凤等 ^[30]	2002	提出了利用进化方向遗传算法求解变分同化这一最优化问题的方法, 并对理想初始场作数值模拟,结果表明模拟效果较好。
	Wang等 ^[67]	2002	基于非线性扰动方程对开、关变量问题作了研究。

表 3 各主要数值模式的同化系统概况及发展计划简表

Table 3 The current state and future plans of the Data Assimilation System development for main numerical weather predicting models

国家	发展计划
中国	目前数值天气预报系统主要采用由全球三维统计插值分析方法为核心的间隙资料同化方案。同化的主要计划是为新一代中国气象数值预报体系 GRAPES(Global and Regional Assimilation and Prediction Enhanced System)建立具有同化气象卫星资料能力的全球资料同化系统和具有同化天气雷达资料能力的区域中尺度资料同化系统。开发步骤为首先建立一个可通用的区域格点 3D-Var 框架,将来可向全球范围扩展,并作为 4D-Var 开发的基础。
美国	天气研究与预报共用模式计划 WRF(Weather Researching and Forecasting)结合美国比较有名的 4 个中尺度预报模式 MM5、ARPS、RAMS 及 ETA 各自特点。为了促进科研与业务的结合,加速成果的转化,提高中尺度预报与资料同化的水平,1997 年 NCAR、NCEP、FSL 和 OU 四部门联合发起建立天气研究与预报共用模式系统(WRF)开发计划。对于其同化方案,计划 5 a 内实现 3D-Var 业务,更长些时间实现 4D-Var。
ECMWF	ECMWF 的四维变分方法的开发进行了很多年,1991 年采用一维变分方法使用 TOVS 资料,IFS 系统投入使用是在 1994 年。1996 年三维变分方法投入业务,1997 年四维变分方法投入业务,但这个版本有许多限制和简化。在以后几年中,逐步取消这些限制使同化系统能够充分发挥它的作用。与此同时进行开发的是简化的 Kalman 滤波同化技术。同化系统的开发反过来要求能对现有观测有更真实的估计,如改进海冰的温度、改进海面风场、改进对流层湿度结构和平流层温度结构,模式的改进不仅直接改进了预报,同时也改进了分析。
英国 UKMO	UKMO 的资料同化系统为 3D-Var,其全球 3D-Var 在 1999 年 3 月投入业务运行,中尺度 3D-Var 于 1999 年 10 月份投入业务运行。主要是 3D-Var 的改进;在 3D-Var 扰动预报模式及其伴随模式的基础上,2001 年建成增量的 4D-Var 同化系统,但在目前的计算机条件下主要作为研究部门进一步的开发工具。其中中期目标是将 3D-Var 与新的统一模式联接。
法国	开发 ALADIN 的 4D-Var 系统
日本	模式的资料同化系统采用的是四维变分方法。四维变分方法的基本原理与世界上其他国家业务模式所采用的变分方法基本一致。

4 小 结

Daley^[68]曾指出伴随变分同化和 Kalman 滤波是气象资料同化的未来发展方向。而表 1—表 3 所反映的事实,已证实了他的预见的正确性。目前,代表着顺序同化的卡尔曼滤波和代表着全局拟合的伴随同化方法,已经成为气象资料同化的研究重点。同时,遗传算法等先进算法的引入也为同化的研究提供了新思路,这一领域的研究动向有待进一步关注。

参考文献:

[1] Stauff D R, Seaman N L. Use of four-dimensional data assimilation in a limited-area mesoscale model. Part I : Experiments with synoptic-scale data[J]. Mon Wea Rev, 1990, 118(6): 1 250-1 277.

[2] Stauff D R, Seaman N L. Use of four-dimensional data assimilation in a limited-area mesoscale model. Part II : Effects of data assimilation within the planetary boundary layer[J]. Mon Wea Rev, 1991, 119(3): 734-754.

[3] Hoke J E, Anthes R A. The initialization of numerical models by a dynamical initialization technique[J]. Mon Wea Rev, 1976, 104(12): 1 551-1 556.

©1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www

- [4] Stauffer D R, Warner T T, Seaman N L. A Newtonian“ nudging” approach to four-dimensional data Assimilation: Use of SEAME-IV data in a meso-scale model[C]. Preprints, Seventh Conference on Numerical Weather Prediction. Montreal, Amer Meteor Soc, 1985 77-82.
- [5] Bell R S. The meteorological office fine-mesh data assimilation scheme Meteor Mag [J]. 1986, 115(2): 161-177.
- [6] 孟智勇,徐祥德,陈联寿.卫星亮温资料四维同化方案及其对“ 7° 20'武汉特大暴雨的模拟试验 [J].大气科学, 2002, 26(5): 663-676.
- [7] Gandin L S. Objective Analysis of Meteorological Fields [M]. Jerusalem: Israel program for scientific Translation, 1963 242.
- [8] 沈桐立,田永祥,葛孝贞,等.数值天气预报 [M].北京:气象出版社, 2003 221-243.
- [9] 《大气科学词典》编委会.大气科学词典 [M].北京:气象出版社, 1994 809.
- [10] 罗乔林,纪立人,朱宗申.四维同化的一些方法 [J].气象科技, 1993, 21(4): 38-44.
- [11] 杨晓霞,沈桐立.最优插值客观分析方法 [J].南京气象学院学报, 1991, 14(4): 566-574.
- [12] 李晓莉,沈桐立.四维伴随模式变分同化简介 [J].气象教育与科技, 2002, 22(1): 1-5.
- [13] Cohn S E, Parrish D F. The behavior of forecast error covariances for a Kalman filter in two dimensions[J]. Mon Wea Rev, 1991, 119(8): 1 757-1 785.
- [14] Dee D P. Simplification of the Kalman filter for meteorological data assimilation [J]. Q J R Meteorol Soc, 1991, 117(498): 365-384.
- [15] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transaction of the ASME, Journal of Basic Engineering, 1960, 82D(1): 34-45.
- [16] Kalman R E, Bucy R. New results in linear filtering and prediction [J]. Transaction of the ASME, Journal of Basic Engineering, 1961, 83D(2): 95-108.
- [17] Jones R H. Optimal estimation of initial conditions for numerical prediction[J]. J Atmos Sci, 1965, 22(6): 658-663.
- [18] Epstein E S. Stochastic dynamic prediction[J]. Tellus, 1969, 21(6): 739-759.
- [19] Petersen D P. On the concepts and implementation of sequential analysis for linear random fields [J]. Tellus, 1968, 20(4): 673-686.
- [20] Ghil M, Malanotte-Rizzoli P. Data assimilation in meteorology and oceanography [J]. Adv Geophys, 1991, 33(2): 141-266.
- [21] 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 [J].地球科学进展, 2000, 15(5): 571-575.
- [22] Lorenc A C. Analysis methods for numerical weather prediction [J]. Q J R Meteorol Soc, 1986, 112(474): 1 177-1 194.
- [23] Ehrendorfer M. Four-dimensional data assimilation comparison of variational and sequential algorithms [J]. Q J R Meteorol Soc, 1992, 118(506): 673-713.
- [24] Sasaki Y. An objective analysis based on the variational method[J]. J Meteor Soc Japan, 1958, 36(1): 77-88.
- [25] Sasaki Y. Some basic formalism in numerical variational[J]. Mon Wea Rev, 1970, 98(12): 77-88.
- [26] LeDimet F X, Talagrand O. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations theoretical aspects[J]. Tellus, 1986, 38A(2): 97-110.
- [27] 陈子通,沈桐立,丁一汇.中尺度数值模式的资料同化系统(一): 伴随模式的设计 [J].南京气象学院学报, 1998, 21(2): 165-172.
- [28] 茨木俊秀,福岛雅夫.最优化方法 [M].北京:世界图书出版公司, 1997.
- [29] Derber J C. A variational meteorological center regional analysis system [J]. Mon Wea Rev, 1989, 117(11): 2 437-2 446.
- [30] 王顺风,沈桐立,张建伟,等.基于进化方向遗传算法的四维变分资料同化方法 [J].南京气象学院学报, 2002, 25(6): 740-746.
- [31] Holland J. Adaptation in Nature and Artificial Systems[M]. Michigan The University of Michigan press, 1975.
- [32] 顾震潮.作为初值问题的天气形势预报与由地面天气历史演变作预报的等值性 [J].气象学报, 1958, 29(2): 93-98.
- [33] 丑纪范.天气数值预报中使用过去资料的问题 [J].中国科学, 1974(6): 635-644.
- [34] Lewis J M, Derber C. The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraints

- [J]. *Tellus*, 1985, 37A(4): 309-322.
- [35] Courtier P, Talagrand O. Variational assimilation of meteorological observations with the direct and adjoint shallow-water equations[J]. *Tellus*, 1990, 42A(5): 531-549.
- [36] Thepaut J N, Courtier P. Four dimensional variational assimilation using the adjoint of a multilevel equation model[J]. *Q J R Meteorol Soc*, 1991, 119(5): 1 225-1 254.
- [37] Vukicevic T, Errico R M. Linearization and adjoint of parameterized moist diabatic processes[J]. *Tellus*, 1993, 45 A(5): 493-510.
- [38] Navon I M, Zou X, Derber J. Variational data assimilation with an adiabatic version of the NC S spectral model[J]. *Mon Wea Rev*, 1992, 120(7): 1 433-1 446.
- [39] Zou X, Navon I M, Sela J G. Control of gravitational oscillations in variational data assimilation[J]. *Mon Wea Rev*, 1993, 121(1): 272-289.
- [40] Zou X. Tangent linear and adjoint of “on-off” processes and their feasibility for use in four dimensional data assimilation[J]. *Tellus*, 1997, 49 A(1): 3-31.
- [41] Zupanski D, Fedor M. Four-dimensional variational assimilation of precipitation data[J]. *Mon Wea Rev*, 1995, 123(4): 1 112-1 127.
- [42] Zupanski D. The effect of discontinuities in the Betts-Miller cumulus convection scheme on four dimensional data assimilation[J]. *Tellus*, 1993, 45 A(5): 511-524.
- [43] Lu C G, Browning G L. The impact of observational and model errors on four-dimensional variational data assimilation[J]. *J Atmo Sci*, 1998, 55(6): 995-1 011.
- [44] Lu C G, Browning G L. The impact of observational errors on objective analyses[J]. *J Atmo Sci*, 1998, 55(10): 1 791-1 807.
- [45] Lu C G, Browning G L. Four-dimensional variational data assimilation for limited-area models: lateral boundary conditions, solution uniqueness, and numerical convergence[J]. *J Atmo Sci*, 2000, 57(9): 1 341-1 353.
- [46] Xu L, Daley R. Data assimilation with a barotropically unstable shallow water system using representer algorithms[J]. *Tellus*, 2002, 54A(2): 125-137.
- [47] 朱国富. 观测资料同化与有限区模式初期降水预报[J]. *北京大学学报(自然科学版)*, 1999, 35(1): 81-88.
- [48] 黄嘉佑, 谢庄. 卡尔曼滤波方法在天气预报中的应用[J]. *气象*, 1993, 19(4): 3-7.
- [49] 陆如华, 何于班. 卡尔曼滤波方法在天气预报中的应用[J]. *气象*, 1994, 20(9): 41-43.
- [50] Zhu K, Navon I M, Zou X. Variational data assimilation with a variable resolution finite-element shallow-water equations model[J]. *Mon Wea Rev*, 1994, 122(5): 946-965.
- [51] 邱崇践, 郗吉东. 模式误差对变分同化过程影响的数值研究[J]. *高原气象*, 1994, 13(4): 449-456.
- [52] 蒲朝霞, 丑纪范. 对中尺度遥感资料进行四维同化的共轭方法及其数值研究[J]. *高原气象*, 1994, 13(4): 419-429.
- [53] 沈元芳. 非线性正规初值化及其对资料同化和预报的影响[J]. *应用气象学报*, 1994, 5(1): 41-48.
- [54] 朱江. 观测资料的四维质量控制: 变分法[J]. *气象学报*, 1995, 53(4): 480-487.
- [55] 郗吉东, 丑纪范. 数值模式初值的敏感性程度对四维同化的影响: 基于 Lorenz 系统的研究[J]. *气象学报*, 1995, 53(4): 471-479.
- [56] 朱宗申, 马青云. 区域资料四维同化试验[J]. *应用气象学报*, 1995, 6(1): 1-8.
- [57] 邱崇践. 变分四维同化方法中的不连续问题[J]. *兰州大学学报(自然科学版)*, 1997, 33(1): 115-119.
- [58] 沈桐立, 陈子通, 丁一汇, 等. 中尺度数值模式的资料同化系统(二): 伴随模式系统的检验[J]. *南京气象学院学报*, 1998, 21(2): 173-180.
- [59] 冯伍虎, 邱崇践. 变分四维同化方法若干问题的数值试验[J]. *高原气象*, 1999, 18(2): 138-146.
- [60] 朱克云, 乔春贵. 一阶有限元浅水模式的变分资料同化[J]. *成都气象学院学报*, 1999, 14(3): 226-232.
- [61] Zhu Keyun. On the 4D variational data assimilation with constraint conditions[J]. *Adv Atmos Sci*, 2001, 18(6): 1 131-1 145.
- [62] 邱崇践. 变分同化中使用背景场时尺度匹配的数值研究[J]. *大气科学*, 2001, 25(1): 103-109.
- [63] 费文龙, 朱克云. 关于伴随同化方法的误差分析[J]. *南京气象学院学报*, 2001, 24(2): 237-241.
- [64] 李晓莉, 沈桐立, 孙麟平, 等. 中尺度模式的四维伴随同化系统及其同化试验[J]. *南京气象学院学报*, 2002, 25(1): 36-

44.

[65] 朱 江 , Masafumi K, Zhou Guangqin. Nonsmooth optimization approaches to VDA of models with on/off parameterizations: theoretical issues [J]. Adv Atmos Sci, 2002, 19(3): 405-424.

[66] 王栋梁,沈桐立,田洪军.中尺度数值模式 MM5的四维变分资料同化系统 [J].南京气象学院学报, 2002, 25(5): 603-610.

[67] Wang Jiafeng, Mu Mu, Zheng Qin. Adjoint approach to VAD of “on-off” processes based on nonlinear perturbation equation[J]. Progress in Natural Science, 2002, 12(11): 869-873.

[68] Daley R. Atmospheric Data Analysis[M]. Cambridge Cambridge University Press, 1991.

Advances in the Meteorological Data Assimilation

CHEN Dong-sheng, SHEN Tong-li, MA Ge-lan, HE Di

(Key Laboratory of Meteorological Disaster and Environmental Variation, NIM, Nanjing 210044, China)

Abstract The paper gives a comprehensive and systemical description on advances in the meteorological data assimilation, and presents an introduction to the theories and application of the main methods (especially the Adjoint method and Genetic Algorithm) in Data Assimilation. The GA (Genetic Algorithm) has opened a new way in solving the data assimilation problems.

Key words data assimilation; adjoint method; genetic algorithm; recent advances