张生雷,谢正辉,师春香,等. 集合 Kalman 滤波在土壤湿度同化中的应用. 大气科学, 2008, **32** (6): 1419~1430 Zhang Shenglei, Xie Zhenghui, Shi Chunxiang, et al. Applications of ensemble Kalman filter in soil moisture assimilation. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2008, **32** (6): 1419~1430

集合 Kalman 滤波在土壤湿度同化中的应用

张生雷1,2 谢正辉1* 师春香1 陈锋1

1 中国科学院大气物理研究所国际气候与环境中心,北京 100029 2 中国科学院研究生院,北京 100049

摘 要 基于非饱和土壤水模型和集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter,简称 EnKF)并结合陆面水文模型——可变下渗能力模型(Variable Infiltration Capacity,简称 VIC 模型)发展了一个土壤湿度同化方案。利用 1998年6~8月淮河流域能量和水循环试验(HUBEX)项目外场观测试验区——史灌河流域梅山站土壤湿度逐日观测资料及 1986~1993年合肥和南阳两站点的土壤湿度旬观测资料进行同化试验,结果表明该同化方案能完整估计土壤湿度廓线,同化的土壤湿度与观测资料基本吻合,反映了土壤湿度的日、旬、月、季变化,同化方案是合理的。与基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter,简称 EKF)的土壤湿度同化方案的结果比较,基于EnKF的土壤湿度同化方案易于实现,且通过选择恰当的集合样本数其同化效果总体上略优于 EKF 同化方案,但前者同化时需要花费较多的计算时间。

关键词 陆面数据同化 土壤湿度 集合卡尔曼滤波 扩展卡尔曼滤波 VIC 模型
 文章编号 1006 - 9895 (2008) 06 - 1419 - 12
 中图分类号 P468
 文献标识码 A

Applications of Ensemble Kalman Filter in Soil Moisture Assimilation

ZHANG Shenglei^{1, 2}, XIE Zhenghui¹, SHI Chunxiang¹, and CHEN Feng¹

Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029
 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

Abstract A soil moisture assimilation scheme is developed, which is based on the ensemble Kalman filter (EnKF), an unsaturated soil water flow model and the Variable Infiltration Capacity (VIC) land surface hydrologic model. To validate and verify the scheme, several assimilation experiments with in-situ observations and infiltration derived from the VIC model driven by observed meteorologic forcings are presented. The results demonstrate that the assimilation scheme can retrieve the true soil moisture profile, improve the estimation of soil moisture, and capture the daily, dekad, monthly and seasonal variation of soil moisture, which shows that the scheme is reasonable. Comparisons of the assimilation experiments with the algorithms EnKF and Extended Kalman Filter (EKF) show that the EnKF scheme with the suitable ensemble size is easy to implement and is a little superior to the EKF scheme. **Key words** land data assimilation, soil moisture, ensemble Kalman filter, extended Kalman filter, VIC model

收稿日期 2007-04-04, 2007-09-28 收修定稿

资助项目 国家自然科学基金资助项目 90411007, 国家重点基础研究发展规划项目 2005CB321703, 中国科学院知识创新工程重要方向项目 KZCX2-YW-126-2、KZCX2-YW-217

作者简介 张生雷,男,1971年出生,博士研究生,主要从事陆面数据同化理论及应用研究。E-mail: zhnagsl@mail.iap.ac.cn

^{*} 通讯作者 E-mail: zxie@lasg. iap. ac. cn

1 引言

随着大气、海洋数据同化系统的完善和发展以 及陆面过程模式对地表复杂过程描述能力的不断提 高,陆面数据同化系统的研究成为近年来同化方法 应用到地球表层科学和水文学中而迅速发展起来的 热点问题,开始受到越来越多的关注^[1]。当前,陆 面数据同化主要研究在陆面模型基础上采用不同的 数据同化算法同化各种地面常规观测数据、卫星和 雷达数据,优化地表和根区土壤水分、温度、地表 能量通量等的估算[2~14]。基于随机过程状态估计 理论的 Kalman 滤波算法需要线性的模型算子和观 测算子,这些算子的线性化问题制约了它的广泛应 用。Entekhabi 等^[2]利用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, 简称 EKF) 将模拟的近地表微波 遥感观测同化到耦合的土壤水热传输模型中。张生 雷等^[12]基于非饱和十壤水模型和 EKF 并结合陆面 水文模型 VIC 发展了一个土壤湿度同化方案,并 利用理想资料及土壤湿度站点观测资料进行了同化 试验。

集合卡尔曼滤波 (Ensemble Kalman Filter, 简 称 EnKF) 是基于随机动力预测理论发展而来并引 入地球科学及海洋资料同化中[15,16],用蒙特卡罗的 集合预报方法来估计预报误差协方差的顺序数据同 化算法,其最大优点是不需要预报算子的切线性模 式和伴随模式,对于非线性很强、不连续的动态模 型也能得到较好的同化结果[17~31]。与四维变分 (4DVAR)和EKF同化方法相比,基于EnKF的数 据同化易于实现,可移植性强,因此,EnKF 被广 泛地应用到大气和海洋数据同化研究中。为了评价 EKF和 EnKF 在土壤湿度估计中的应用效果, Reichle 等^[21]基于流域模型利用 EKF 和 EnKF 算 法同化理想的地表土壤湿度资料进行试验, 探讨 EKF 和 EnKF 两种同化方法的优劣,结果表明 EnKF 在同化效果上要略好于 EKF, 是非常有前途的同化 方法。

本文基于非饱和土壤水模型和 EnKF 并结合 陆面水文模型 VIC 发展了一个土壤湿度同化方案, 利用 1998 年 6~8 月淮河流域能量和水循环试验 (Huaihe River Basin Energy and Water Cycle Experiment and Research, 简称 HUBEX)项目外 场观测试验区——史灌河流域梅山站土壤湿度逐日 观测资料及1986~1993年合肥和南阳两站点的土 壤湿度旬观测资料进行了同化试验,并与基于 EKF的同化方案^[12]的结果进行比较和分析。

基于非饱和土壤水模型和 EnKF 的 土壤湿度同化方案

本节介绍用于土壤湿度同化的模型算子、同化 算法以及基于非饱和土壤水模型和 EnKF 算法,并 结合陆面水文模型 VIC 的土壤湿度同化方案。

2.1 模型算子——非饱和土壤水模型

关于非饱和土壤水流问题及其各种离散方法, 参阅文献 [32~35]。设 z 轴垂直向下,坐标原点 取为地面,θ(z,t)为在t 时刻地面以下z 深度处的 土壤湿度,即单位体积土壤内所含的水的体积。假 设地面有随时间变化的入渗或蒸发,入渗为正,蒸 发为负。基于 Richards 方程,根据 Darcy 定律和连 续性原理,非饱和土壤水流问题可归结为如下数学 模型:

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \Big[D(\theta) \frac{\partial \theta}{\partial z} \Big] - \frac{\partial K(\theta)}{\partial z},$$

$$0 < z < L, \ t > 0, \quad (1)$$

$$\theta(z,0) = \theta_{\rm ini}, \quad 0 \leqslant z \leqslant L,$$
(2)

$$q_L(t) = q(z,t)|_{z=L} = K(\theta_L), \qquad t > 0, \quad (3)$$

$$q_{0}(t) = q(0,t) = \left[K(\theta) - D(\theta) \left. \frac{\partial \theta}{\partial z} \right] \Big|_{z=0},$$

$$t > 0, (4)$$

其中, θ 是土壤体积含水率(单位: cm³/cm³), $D(\theta)$ 是水扩散率(单位: cm²/s), $K(\theta)$ 是水分传 导系数(单位: cm/s), θ_{ini} 、 $q_L(t)$ 和 $q_0(t)$ 为初始 时刻的土壤湿度、下边界水分通量和上边界水分通 量, L 为模型所考虑的土壤厚度。本文上边界条件 可表示为

 $q_0(t) = q(z,t)|_{z=0} = P - D - E - R,$ (5) 这里 $q_0(t)$ 是地表通量, P 是落到地面的降水, D 是冠层截流, E 是蒸散, R 是地表径流。 $D(\theta)$ 和 $K(\theta)$ 取如下拟合关系^[36]:

$$D(\theta) = -\frac{b\psi_{s}K_{s}}{\theta_{s}} \left(\frac{\theta}{\theta_{s}}\right)^{b+2}, \qquad (6)$$

$$K(\theta) = K_{s} \left(\frac{\theta}{\theta_{s}}\right)^{2b+3}, \qquad (7)$$

其中, K_s 是饱和水分传导系数, θ_s 是饱和土壤湿度, φ_s 是饱和土壤水势, b 是 Clapp 和 Hornberger 常数^[37]。土壤含水量分布 $\theta(z,t)$ 通过 (1)~(4)

2.2 数据同化算法——EnKF

本文中, EnKF 算法使用 Houtekamer 和 Mitchell^[18]算法。为了与基于 EKF 的同化方案^[12]的结果进行比较和分析,现将 EKF 和 EnKF 算法的计算步骤对比介绍如下:

① 初始化背景场:

EKF: 给定初始时刻的状态变量 $X_0^a = E(X_0)$ 和它的误差方差矩阵 $P_0^a = \operatorname{var} X_0^a$;

EnKF: 给定初始时刻 N 个符合高斯分布的状态变量 $X_{0,i}^{*}(i=1,2,\dots,N)$ 形成 EnKF 的初始场集合:

$$\boldsymbol{A} = (\boldsymbol{X}_{0,1}^{\mathrm{a}}, \, \boldsymbol{X}_{0,2}^{\mathrm{a}}, \, \boldsymbol{\cdots}, \, \boldsymbol{X}_{0,N}^{\mathrm{a}}), \qquad (8)$$

其均值为 X_0^a ,协方差为 P_0^a ,N为集合样本数。

② 计算 *k*+1 时刻的预报值和预报误差协方差 矩阵:

$$\operatorname{EKF}: \begin{cases} \mathbf{X}_{k+1}^{i} = f_{k}(\mathbf{X}_{k}^{a}) , \\ \mathbf{P}_{k+1}^{i} = \boldsymbol{\phi}_{k+1,k} \mathbf{P}_{k}^{a} \boldsymbol{\phi}_{k+1,k}^{\mathrm{T}} + \mathbf{Q}_{k} , \\ \boldsymbol{\phi}_{k+1,k} = \frac{\partial f_{k}}{\partial \mathbf{X}_{k}} \Big|_{\mathbf{X}_{k} = \mathbf{X}_{k}^{a}} , \\ \boldsymbol{\phi}_{k+1,k} = f_{k}(\mathbf{X}_{k,i}^{a}) + \mathbf{w}_{k,i} , \\ i = 1, 2, \cdots, N, \mathbf{w}_{k,i} \sim N(0, \mathbf{Q}_{k}) \\ \mathbf{X}_{k+1}^{i} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{X}_{k+1,i}^{f} , \\ \mathbf{X}_{k+1}^{i} = \frac{1}{N-1} \mathbf{B}(\mathbf{B})^{\mathrm{T}} , \\ \mathbf{B} = (\mathbf{X}_{k+1,1}^{i} - \mathbf{X}_{k+1}^{i}, \mathbf{X}_{k+1,2}^{f} - \mathbf{X}_{k+1}^{f}, \cdots, \\ \mathbf{X}_{k+1,N}^{f} - \mathbf{X}_{k+1}^{f}) , \end{cases}$$
(10)

式中, X_{k+1}^{i} 是状态变量在 k+1 时刻的预报值, X_{k}^{i} 是状态变量在 k 时刻的分析值, $X_{k+1,i}^{i}$ 是第 i 个状态变量在 k+1 时刻的预报值, $X_{k,i}^{i}$ 是第 i 个状态变量在 k 时刻的分析值, P_{k+1}^{i} 是 k+1 时刻的预报误差协方差矩阵, P_{k}^{i} 是 k 时刻的分析误差协方差矩阵, $f_{k}(\cdot)$ 是非线性模型算子, 在本文中为非饱和 土壤水模型, $\phi_{k+1,k}$ 是系统的状态转移矩阵, Q_{k} 是 模型误差方差矩阵, $w_{k,i}$ 是均值为零、方差为 Q_{k} 的 高斯白噪声。

③ 计算 k+1 时刻的滤波增益矩阵 K_{k+1} :

$$\begin{split} \mathbf{K}_{k+1} &= \mathbf{P}_{k+1}^{f} \mathbf{H}_{k+1}^{T} (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1}^{f} \mathbf{H}_{k+1}^{T} + \mathbf{R}_{k+1})^{-1}, \quad (11) \\ \text{式中}, \mathbf{H}_{k} 是观测算子, 在本文中为线性算子, \mathbf{R}_{k} \end{split}$$

是观测误差协方差矩阵。若k+1时刻无观测,则 $K_{k+1} \equiv 0$ 。

④ 计算 *k*+1 时刻分析值和分析误差协方差矩 阵:

$$\operatorname{EKF}: \begin{cases} \boldsymbol{X}_{k+1}^{a} = \boldsymbol{X}_{k+1}^{f} + \boldsymbol{K}_{k+1}(\boldsymbol{Z}_{k+1} - \boldsymbol{H}_{k+1}\boldsymbol{X}_{k+1}^{f}), \\ \boldsymbol{P}_{k+1}^{a} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{H}_{k+1})\boldsymbol{P}_{k+1}^{f}, \end{cases}$$
(12)
$$\boldsymbol{P}_{k+1}^{a} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{H}_{k+1})\boldsymbol{P}_{k+1}^{f}, \\ \boldsymbol{V}_{k+1,i} = \boldsymbol{X}_{k+1,i}^{f} + \boldsymbol{K}_{k+1}(\boldsymbol{Z}_{k+1} - \boldsymbol{H}_{k+1}\boldsymbol{X}_{k+1,i}^{f} + \boldsymbol{v}_{k+1,i}), \quad i = 1, 2, \cdots, N, \ \boldsymbol{v}_{k,i} \sim N(0, \boldsymbol{R}_{k}), \\ \boldsymbol{X}_{k+1}^{a} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{X}_{k+1,i}^{a}, \\ \boldsymbol{X}_{k+1}^{a} = \frac{1}{N-1}\boldsymbol{C}\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}, \\ \boldsymbol{C} = (\boldsymbol{X}_{k+1,1}^{a} - \boldsymbol{X}_{k+1}^{a}, \boldsymbol{X}_{k+1,2}^{a} - \boldsymbol{X}_{k+1}^{a}, \cdots, \\ \boldsymbol{X}_{k+1,N}^{a} - \boldsymbol{X}_{k+1}^{a}), \end{cases}$$
(13)

式中, $X_{k+1,i}^{a}$ 是第*i*个状态变量在k+1时刻的分析 值, X_{k+1}^{a} 是状态变量在k+1时刻的分析值, P_{k+1}^{a} 是 k+1时刻的分析误差协方差矩阵, Z_{k+1} 是k+1时 刻的观测向量, $v_{k,i}$ 是均值为零、方差为 R_{k} 的高斯 白噪声。

⑤进入下一时刻,返回步骤②。

2.3 基于 EnKF 的土壤湿度同化方案

本文基于 EnKF 算法同化站点土壤湿度资料 的同化方案主要利用日降水量、日最低气温和日最 高气温等气象强迫驱动陆面水文模型 VIC (有关 VIC 模型的介绍可参见文献 [38~40]),计算冠层 截流、蒸散和地表径流,由(5)式计算出地表入渗 作为非饱和土壤水模型的上边界通量条件,把非饱 和土壤水模型作为预报模型,利用 EnKF 算法同化 观测资料估计土壤湿度的时空分布。该方案由驱动 数据和参数集、陆面水文模型、非饱和土壤水模 型、数据同化算法、观测数据、误差统计、输出数 据等构成,其框架见图 1。

3 数值试验

为了验证及评估基于 EnKF 的土壤湿度同化 方案,本节给出该方案对集合样本数的敏感性试 验,以及基于对站点资料的同化试验。所用资料来 源、试验方案的设计及其结果分析将在下面详细说 明。

本文数值试验中直接将土壤湿度观测作为同化



图 1 土壤湿度同化方案示意图

Fig. 1 Framework of the soil moisture assimilation scheme

变量,故同化变量与模型的预报变量一致,从而有如下形式的观测矩阵:

$$\boldsymbol{H}_{k} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 \end{pmatrix}_{m \times n}$$
(14)

其中, *n* 是状态变量的维数, *m* 是观测的维数, "1" 与观测值的位置对应。

文献[12]的理想试验表明:廓线上各层的土壤 湿度与其邻近层的土壤湿度是相关的,观测信息在 同化时可通过协方差阵向邻近层传递,从而改变整 个土壤湿度廓线;观测深度是影响同化效果的一个 重要因素,同化 50 cm 处观测来估算 1 m 深土壤的 湿度廓线的同化效果最好。另外,受降水、径流和 蒸发等因素的影响,近地表土壤湿度变化的时间尺 度较小,而对气候预测起作用的是深层土壤湿度。 因此,本文在梅山站的同化试验中只同化 45 cm 层 的土壤湿度观测数据,在南阳站和合肥站的同化试 验中只同化 50~60 cm 层的土壤湿度观测数据。

本文在分析试验结果时将土壤在垂直方向上分为3层: 0~30 cm 为表层, 30~60 cm 为中层, 60~100 cm 为深层,廓线上各节点的值通过加权 处理得到表层、中层和深层模拟、同化和观测的土 壤湿度值,并将其结果与基于 EKF 的同化方案^[12] 的结果进行比较。

3.1 同化方案对集合样本数的敏感性

EnKF 通过蒙特卡罗方法解决模型的非线性问题,样本多可更准确地描述状态变量的空间分布,

但是样本过多会增加系统的运行时间。因此,采用 EnKF同化方案必须选择恰当的集合样本数 N,但 目前还没有很好的方法来确定最合适的集合样本数 N。为了确定本文数值试验中集合样本数 N的大 小,设计如下关于集合样本数 N 的敏感性试验。

选取 HUBEX 项目外场观测试验区——史灌 河流域梅山站 (31°41′N, 115°53′E) 作为试验场。 试验所用资料为1998年6~8月利用澳大利亚ICT 公司 MP 土壤水分探测仪在梅山站观测而得的土壤 湿度逐日观测资料,其垂直观测层次为6层(0、 15、30、45、60、90 cm)。VIC 模型所需的大气驱 动数据(日最高、最低气温和日降水量)中,气温 数据用分布在全国的 740 个站点资料采用以距离为 权重的插值方法插值得到,降水数据取自梅山站的 逐日降水观测资料。土壤深度取 100 cm, 均分为 20 层,每层厚度为5 cm,时间步长为0.5 小时。土 壤参数取为: $K_s = 0.000445$ cm/s, $\theta_s = 0.404$, $\psi_s = -13.5 \text{ cm}, b = 8.66$ 。在试验中,将 1998 年 5 月1~31 日作为非饱和土壤水模型"spin-up"时 段,其初值为: $\theta(z,0) = 0.30, 0 \le z \le 100$ cm, "spin-up"运行 31 天的平衡值作为同化试验的初始 最佳猜值 X₀。在同化时段 1998 年 6~8 月内每隔 3 天引入一次 45 cm 层的土壤湿度观测数据。根据文 献[4,5]的建议,将模式误差协方差阵和观测误差 协方差阵定义为对角阵(下同)。根据模式预报值 和观测值的偏差给出模式误差估计:表层、中层和 深层的模式误差分别为20%、15%和10%,而观测 误差取为5%。通过改变集合样本数N的大小进行 试验,评估集合样本数 N 对同化效果的影响。

图 2 是 1998 年 6~8 月梅山站不同集合大小同 化误差比较图,显示当模式误差和观测误差确定 后,EnKF 同化结果依赖于 N 的取值。当 N 较小 时,表层、中层和深层土壤湿度的日、旬均方根误 差 (Root Mean Square Error,简称 RMSE)随着 N 的增大迅速降低;当 N 大于 40 时,表层、中层和 深层日、旬土壤湿度均方根误差虽还在波动,但开 始逐渐稳定。考虑到计算成本和精度要求,本文数 值试验中统一取集合样本数 N=50。

3.2 同化试验及结果分析

为了验证 EnKF 同化方案的合理性,并与基于 EKF 的同化方案^[12]的结果进行比较,根据观测资 料的不同设计如下试验。



图 2 1998 年 6~8 月梅山站不同集合大小同化误差(单位: cm³/cm³)的比较: (a)日均方根误差; (b) 旬均方根误差 Fig. 2 Comparisons of assimilation errors (cm³/cm³) for different values of the ensemble sizes at Meishan from Jun to Aug 1998; (a) The daily root-mean-square error (RMSE); (b) the dekad RMSE

3.2.1 试验一:逐日资料同化

试验设计同上述敏感性试验。针对 EKF 和 EnKF 两同化方案分别调整模式误差:0~5 cm、 5~30 cm、中层和深层,EKF 方案的模式误差分别 为 35%、30%、20%和 25%,EnKF 方案的模式误 差分别为 35%、10%、10%和 5%,观测误差统一 为 5%,使它们的同化结果达到"最优状态",然后 分析和评估两同化方案的效果。

图 3 是 1998 年 6~8 月梅山站模拟、同化和观测的逐日土壤湿度比较图。图 3a 是逐日入渗;图 3b 是表层逐日土壤湿度的比较,降水对土壤湿度 有较大影响,入渗为正时模拟结果偏高,如 6 月底 7 月初、7 月下旬和 8 月上旬模拟结果有些偏高, 人渗为负时模拟结果偏低,如 7 月上旬、8 月下旬 模拟结果有些偏低,同化对表层土壤湿度估计有 较明显的改进,整体上反映了表层土壤湿度的日 变化;图 3c 是中层逐日土壤湿度的比较,6 月下 旬、7 月初和 7 月下旬模拟结果偏高,7 月上旬和 8 月下旬模拟结果偏低,同化与观测基本吻合,较好 地反映了中层土壤湿度的日变化;图 3d 是深层逐 日土壤湿度的比较,6 月下旬、7 月下旬模拟结果明显 偏高,7 月 10 日前后和 8 月 15 日后模拟结果明显 偏低,同化结果除 6 月 20 日前后时段有些偏高外, 同化与观测基本吻合,反映了深层土壤湿度的日变 化。

图 4 是 1998 年 6~8 月梅山站模拟、同化和观 测的旬平均土壤湿度比较图。图 4a 是旬平均入渗; 图 4b 是表层旬平均土壤湿度的比较, 6 月上、中 旬,7月上旬和8月下旬模拟结果明显偏低,6月 下旬和7月下旬模拟结果明显偏高,同化结果除部 分时段比模拟略差外,同化在整体上对表层土壤湿 度估计有明显改进;图 4c 是中层旬平均土壤湿度 的比较,6月下旬和7月下旬模拟结果偏高,7月 上旬和8月下旬模拟结果偏低,同化结果除6月下 旬和7月下旬比观测偏高外,同化与观测基本吻 合,较好地反映了中层土壤湿度的旬变化,同化效 果显著;图 4d 是深层旬平均土壤湿度的比较,模 拟结果除6月中、下旬和7月下旬偏高外,模拟结 果整体上有些偏低,同化对深层土壤湿度估计有比 较明显的改进,整体上反映了深层土壤湿度的旬变 化。

表1是1998年6~8月梅山站模拟和同化的土 壤湿度均方根误差的比较。由表1可知,梅山站表 层、中层和深层逐日土壤湿度的均方根误差, EnKF同化方案分别降低为模拟的85%、80%和 83%,EKF 同化方案分别降低为模拟的91%、81%



图 3 1998 年 6~8 月梅山站模拟、同化和观测的逐日土壤湿度比较: (a) 逐日入渗; (b) 表层 (0~30 cm); (c) 中层 (30~60 cm); (d) 深层 (60~100 cm)

Fig. 3 Comparisons of the simulated, assimilated with EKF and EnKF, and observed daily soil moisture at Meishan from Jun to Aug 1998: (a) Daily infiltration; (b) at the surface layer; (c) at the middle layer; (d) at the deep layer





表 1 1998 年 6~8 月梅山站模拟和同化的土壤湿度均方根误差(单位: cm³/cm³)的比较

Table 1 Comparison of the RMSEs of the soil moisture (cm³/cm³) simulated, assimilated with EKF and EnKF at Meishan from Jun to Aug 1998

	逐日土壤湿度均方根误差			旬平均土壤湿度均方根误差			
土壤深度	模拟	EKF	EnKF	模拟	EKF	EnKF	
$0\sim 30$ cm	0.0611	0.0557	0.0521	0.0378	0.0319	0.0274	
$30\sim 60 \text{ cm}$	0.0535	0.0431	0.0426	0.0346	0.0218	0.0182	
60~100 cm	0.0607	0.0496	0.0503	0.0462	0.0340	0.0333	

和 82%; 旬平均土壤湿度的均方根误差, EnKF同 化方案分别降低为模拟的 72%、53%和 72%, EKF 同化方案分别降低为模拟的 84%、63%和 74%。 同化明显降低了梅山站土壤湿度估计误差, 且 En-KF 方案的同化效果整体上要略好于 EKF 方案。 3.2.2 试验二: 句资料同化

选湿润地区的合肥站(31°52′N, 117°14′E)和 半湿润地区的南阳站(33°2′N, 112°35′E)作为试 验场。试验所用资料为中国气象局整理的 1983~ 1993年合肥和南阳站土壤湿度观测资料(重量含 水率,即单位体积土壤中水的重量占干土重量的百 分比,本文将其转化为体积含水率),其垂直观测 层次为11层(0~5、5~10、10~20、20~30、30~ $40, 40 \sim 50, 50 \sim 60, 60 \sim 70, 70 \sim 80, 80 \sim 90, 90$ ~100 cm),每旬逢8观测。VIC模型所需的大气 驱动数据(日最高、最低气温和日降水量),用分布 在全国的 740 个站点资料采用以距离为权重的插值 方法插值得到。土壤深度取为100 cm,共分11 层, 上两层厚度为5 cm,下面其余各层厚度均为10 cm, 节点取为各层中点,时间步长为0.5小时。南阳的 土壤参数取为: $\theta_s = 0.445$, $K_s = 0.000338$ cm/s, $\phi_s = -35.5 \text{ cm}, b = 5.3;$ 合肥站土壤参数取为: K_s =0.00025 cm/s, θ_s =0.476, ψ_s =-63.0 cm, b= 8.52。在同化试验中,将1983~1985年作为非饱和 土壤水模型 "spin-up" 时段, 南阳站 "spin-up" 初 值为: $\theta(z,0) = \theta_{ini} = 0.27, 0 \leq z \leq 100$ cm, 合肥站 "spin-up" 初值为: $\theta(z,0) = \theta_{ini} = 0.37, 0 \le z \le 100$ cm, "spin-up"运行3年的平衡值作为同化时段的 初始最佳猜值 X_0^a 。合肥站模式误差: 0~5 cm、5~ 30 cm、中层和深层的 EKF 方案分别为 10%、7%、 5%和3%, EnKF 方案分别为5%、5%、5%和 3%。南阳站模式误差: 0~5 cm、5~30 cm、中层 和深层 EKF 方案分别为 35%、17%、10%和 3%,

EnKF方案分别为 30%、20%、10%和 10%。观测 误差统一为 5%。在同化时段 1986~1993 年内每 旬逢 8 有观测时引入一次 50~60 cm 层的土壤湿度 观测数据。

图 5 是 1986~1993 年南阳站模拟、同化和观测的月平均土壤湿度的比较图。图 5a 是月平均入 渗;图 5b 是表层月平均土壤湿度的比较,模拟结 果整体上明显偏高,同化对表层土壤湿度估计有非 常明显的改进,同化结果与观测基本吻合,反映了 表层土壤湿度的月变化;图 5c 是中层月平均土壤 湿度的比较,模拟结果偏高,同化对中层土壤湿度 估计有明显的改进,较好地反映了中层土壤湿度的 月变化;图 5d 是深层月平均土壤湿度的比较,模 拟结果偏高,同化结果与观测较为接近,很好地反 映了深层土壤湿度的月变化。

图 6 是 1986~1993 年南阳站模拟、同化和观测的月平均土壤湿度季节变化的比较图。图 6a 是 月平均入渗的季节变化;图 6b 是表层月平均土壤 湿度季节变化的比较,冬、春季模拟结果明显偏高,除4、5 月份同化结果有些偏高外,同化效果 明显,反映了表层月平均土壤湿度的季节变化; 图 6c 是中层月平均土壤湿度季节变化的比较, 冬、春季模拟结果明显偏高,除5 月份同化结果 有些偏高外,同化结果与观测基本吻合,同化效 果明显;图 6d 是深层月平均土壤湿度季节变化的 比较,冬、春季模拟结果明显偏高,同化结果与观 测吻合,很好地反映了深层月平均土壤湿度的季 节变化。

表 2 是 1986~1993 年南阳站模拟和同化的土 壤湿度均方根误差的比较。由表 2 可知,南阳站表 层、中层和深层月平均土壤湿度的均方根误差, EnKF 同化方案分别降低为模拟的 53%、54%和 61%,EKF 同化方案分别降低为模拟的 60%、



图 5 1986~1993 年南阳站模拟、同化和观测的月平均土壤湿度比较:(a)月平均入渗;(b)表层(0~30 cm);(c)中层(30~60 cm); (d) 深层(60~100 cm)

Fig. 5 Comparisons of the simulated, assimilated with EKF and EnKF, and observed monthly mean soil moisture at Nanyang from 1986 to 1993: (a) Monthly mean infiltration; (b) at the surface layer; (c) at the middle layer; (d) at the deep layer



图 6 同图 5, 但为月平均土壤湿度季节变化比较

Fig. 6 Same as Fig. 5, but for comparisons of the seasonal variation of the monthly mean soil moisture: (a) The seasonal variation of the monthly mean infiltration



Fig. 7 Same as Fig. 5, but for Hefei

表 2 1986~1993 年南阳站模拟和同化的土壤湿度均方根误差(单位: cm³/cm³)的比较

Table 2 Comparison of the RMSE of the soil moisture (cm^3/cm^3) simulated, assimilated with EKF and EnKF at Nanyang from 1986 to 1993

	月平均土壤湿度均方根误差			月平均土壤湿度季节变化的均方根误差		
土壤深度	模拟	EKF	EnKF	模拟	EKF	EnKF
$0 \sim 30 {\rm cm}$	0.0709	0.0426	0.0377	0.0614	0.0301	0.0233
$30\sim 60$ cm	0.0704	0.0386	0.0380	0.0568	0.0259	0.0201
$60{\sim}100~{\rm cm}$	0.0565	0.0335	0.0347	0.0416	0.0123	0.0149

55%和59%; 月平均土壤湿度的季节变化的均方根 误差, EnKF 同化方案分别降低为模拟的38%、 35%和36%, EKF 同化方案分别降低为模拟的 49%、46%和30%。同化明显降低了南阳站土壤湿 度估计误差, EKF 同化方案的深层同化效果要略 好于 EnKF 同化方案, 但 EnKF 同化方案的同化效 果总体上略好于 EKF 同化方案。

图 7 是 1986~1993 年合肥站模拟、同化和观 测的月平均土壤湿度的比较。图 7a 是月平均入渗; 图 7b 是表层月平均土壤湿度的比较,除 1987 年上 半年、1989 年、1990 年上半年和 1991 年上半年 外,模拟结果整体上明显偏高,同化对表层土壤湿 度估计有明显改进;图 7c 是中层月平均土壤湿度 的比较,模拟结果局部偏高,如 1986 年、1990 下 半年、1991 年下半年和 1992 年,同化与观测吻合, 很好地反映了中层土壤湿度的月变化,同化效果显 著;图 7d 是深层月平均土壤湿度的比较,模拟结 果局部偏高,如 1986 年、1990 年下半年和 1992 年 下半年,同化与观测基本吻合,较好地反映了深层 土壤湿度的月变化,同化效果显著。

图 8 是 1986~1993 年合肥站模拟、同化和观测的月平均土壤湿度季节变化的比较。图 8a 是月 平均入渗的季节变化;图 8b 是表层月平均土壤湿 度季节变化的比较,模拟结果整体上明显偏高,尤 其是秋季和冬季的 12 月份,同化对表层土壤湿度 估计有明显的改进,基本反映了表层土壤湿度的季 节变化,同化效果明显;图 8c 是中层月平均土壤湿 度季节变化的比较,模拟结果偏高,同化与观测基



Fig. 8 Same as Fig. 6, but for Hefei

表 3 1986~1993 年合肥站模拟和同化的土壤湿度均方根误差(单位: cm³/cm³)的比较

 Table 3
 Comparison of the RMSE of the soil moisture (cm³/cm³) simulated, assimilated with EKF and EnKF at Hefei from 1986 to 1993

	月平均土壤湿度均方根误差			月平均土壤湿度季节变化的均方根误差		
土壤深度	模拟	EKF	EnKF	模拟	EKF	EnKF
$0 \sim 30 {\rm cm}$	0.0434	0.0340	0.0276	0.0288	0.0230	0.0154
$30\sim\!60~\mathrm{cm}$	0.0301	0.0173	0.0170	0.0174	0.0082	0.0056
$60 \sim 100 \text{ cm}$	0.0253	0.0166	0.0184	0.0132	0.0038	0.0070

本吻合,反映了中层月平均土壤湿度的季节变化; 图 8d 是深层月平均土壤湿度季节变化的比较,模 拟结果局部偏高,如 5~12 月,同化与观测几乎重 合,很好地反映了深层月平均土壤湿度的季节变 化,同化效果显著。

表 3 是 1986~1993 年合肥站模拟和同化的土 壤湿度均方根误差的比较。由表 3 可知,合肥站表 层、中层和深层月平均土壤湿度的均方根误差, EnKF 同化方案分别降低为模拟的 64%、56% 和 73%,EKF 同化方案分别降低为模拟的 78%、 57%和 66%;月平均土壤湿度的季节变化的均方根 误差,EnKF 同化方案分别降低为模拟的 53%、 32%和 53%,EKF 同化方案分别降低为模拟的 80%、47%和 29%。同化明显降低了合肥站土壤湿 度估计误差,EKF 同化方案的深层同化效果要略 好于 EnKF 同化方案,但 EnKF 同化方案的同化效 果总体上略好于 EKF 同化方案。

综上所述,图 3~8 显示,不论湿润地区还是 半湿润地区,两个同化方案都能完整估计土壤湿度 廓线,明显提高土壤湿度估计精度;同化的土壤湿 度与观测资料基本吻合,反映了土壤湿度的日、 旬、月、季变化,表明两个同化方案是合理的;En-KF 同化方案的效果总体上略优于 EKF 同化方案。

由表 1~3 可知,中层和深层的模拟和同化效 果要好于表层,这可能与表层土壤水时间变化尺度 小而深层土壤水时间变化尺度大有关;湿润地区模 拟和同化的效果要好于半湿润地区,这可能是由于 VIC 模型在湿润地区的产流比半湿润地区要好,以 及湿润地区土壤水力传导率大易于传播同化信息等 原因引起的。

4 结论

本文基于非饱和土壤水模型和 EnKF 并结合 陆面水文模型 VIC 发展了一个土壤湿度同化方案, 利用 1998 年 6~8 月淮河流域能量和水循环试验 (HUBEX)项目外场观测试验区——史灌河流域梅 山站土壤湿度逐日观测资料及 1986~1993 年合肥 和南阳两站点的土壤湿度旬观测资料进行了同化试 验,并与基于 EKF 的同化方案^[12]的结果进行比 较。结果表明两个同化方案都能完整估计土壤湿度 廓线,明显提高土壤湿度估计精度: EnKF 同化方 案易于实现且不需对预报模型进行线性化;在选择 恰当的集合样本数和误差统计的条件下, EnKF 同 化方案的同化效果总体上略优于 EKF 同化方案, 但 EnKF 同化方案需花费较多的计算时间;同化的 土壤湿度与观测资料基本吻合,反映了土壤湿度的 日、旬、月、季变化,表明该同化方案是合理的,它 对于提高非冻土区土壤湿度估计精度是有意义的。

致谢 感谢两位审稿专家对本文提出了宝贵的修改意见。

参考文献 (References)

- McLaugldin D. Recent development in hydrologic data assimilation. Rev. Geophys., 1995, Suppl.: 977~984
- [2] Entekhabi D, Nakamura H, Njoku E G. Solving the inverse problem for soil moisture and temperature profiles by sequential assimilation of multifrequency remotely sensed observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1994, **32**: 438~448
- [3] Houser P R, Shuttleworth W J, Famiglietti J S, et al. Integration of soil moisture remote sensing and hydrologic modeling using data assimilation. Water Resour. Res., 1998, 34 (12): 3405~3420
- [4] Galantowicz J F, Entekhabi D, Njoku E G. Test of sequential data assimilation for retrieving profile soil moisture and temperature from observed L-band radiobrightness. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1999, **37** (4): 1860~1870
- [5] Hoeben R, Troch P A. Assimilation of active microwave observation data for soil moisture profile estimation. Water Resour. Res., 2000, 36 (10): 2805~2819
- [6] Reichle R H, Entekhabi D, McLaughlin D B. Downscaling of radiobrightness measurements for soil moisture estimation: A four-dimensional variational data assimilation approach. *Water Resour. Res.*, 2001, **37**: 2353~2364
- [7] Reichle R H, McLaughlin D B, Entekhabi D. Variational da-

ta assimilation of microwave radiobrightness observations for land surface hydrology applications. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2001, **39**: 1708~1718

- [8] Walker J P, Willgoose G R, Kalma J D. One-dimensional soil moisture profile retrieval by assimilation of near-surface observations: A comparison of retrieval algorithms. Adv. Water Resour., 2001, 24: 631~650
- [9] Crow W T, Wood E F. The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imagery into a land surface model using ensemble Kalman filtering: A case study based on ES-TAR measurements during SGP97. Adv. Water Resour., 2003, 26: 137~149
- [10] 李新,小池俊雄,程国栋. 一个基于模拟退火法的陆面数据 同化算法. 地球科学进展,2003,18(4):632~636
 Li X, Toshio Koike, Cheng G D. An algorithm for land data assimilation by using simulated annealing method. Advances in Earth Science(in Chinese), 2003, 18(4):632~636
- [11] Zhang Shuwen, Li Haorui, Zhang Weidong, et al. Estimating the soil moisture profile by assimilating near-surface observations with the ensemble Kalman filter (EnKF). Advances in Atmospheric Sciences, 2006, 22 (6): 936~945
- [12] 张生雷,谢正辉,田向军,等.基于土壤水模型及站点资料的土 壤湿度同化方法.地球科学进展,2006,21 (12):1350~1362 Zhang Shenglei, Xie Zhenghui, Tian Xiangjun, et al. A soil moisture assimilation scheme with an unsaturated soil water flow model and in-site observation. Advances in Earth Science (in Chinese), 2006, 21 (12): 1350~1362
- [13] 黄春林,李新. 土壤水分同化系统的敏感性试验研究. 水科 学进展, 2006, 17 (4): 457~465
 Huang Chunlin, Li Xin. Sensitivity analysis on land data assimilation scheme of soil moisture. Advances in Water Science (in Chinese), 2006, 17 (4): 457~465
- [14] 黄春林,李新. 基于集合卡尔曼滤波的土壤水分同化试验. 高原气象,2006,25(4):665~671
 Huang Chunlin, Li Xin. Experiments of soil moisture data assimilation system based on ensemble Kalman filter. *Plateau Meteorology*(in Chinese), 2006,25(4):665~671
- [15] Epstein E S. Stochastic dynamic prediction. *Tellus*, 1969, 21
 (6): 739~759
- [16] Evensen G. Inverse methods and data assimilation in nonlinear ocean models. *Physica D*, 1994, 77: 108~129
- [17] Evensen G. Sequential data assimilation with a non-linear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. J. Geophys. Res., 1994, 99 (C5): 10143~10162
- [18] Houtekamer P L, Mitchell H L. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique. Mon. Wea. Rev., 1998, 126: 769~811
- [19] Anderson J L. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation. Mon. Wea. Rev., 2001, 129: 2884~2903

- [20] Hamill T M, Whitaker J S. Distancedependent filtering of background error covariance estimates in an ensemble Kalman filter. *Mon. Wea. Rev.*, 2001, **129**: 2776~2790
- [21] Reichle R H, Walker J P, Randal D K, et al. Extended versus ensemble Kalman filtering for land data assimilation. J. Hydrometeor., 2002, 3: 728~740
- [22] Reichle R H, McLaughlin D B, Entekhabi D. Hydrologic data assimilation with the ensemble Kalman filter. Mon. Wea. Rev., 2002, 130: $103 \sim 114$
- [23] Moradkhani H, Sorooshian S, Gupta H V, et al. Dual stateparameter estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter. Adv. Water Resour., 2005, 28: 135~147
- [24] 朱江,汪萍. 集合卡尔曼平滑和集合卡尔曼滤波在污染源反 演中的应用. 大气科学, 2006, 30 (5): 871~882
 Zhu Jiang, Wang Ping. Ensemble Kalman smoother and ensemble Kalman filter approaches to the joint air quality state and emission estimation problem. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2006, 30 (5): 871~882
- [25] 许小永,刘黎平,郑国光. 集合卡尔曼滤波同化多普勒雷达 资料的数值试验. 大气科学, 2006, 30 (4): 712~728
 Xu Xiaoyong, Liu Liping, Zheng Guoguang. Numerical experiment of assimilation of Doppler radar data with an ensemble Kalman filter. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2006, 30 (4): 712~728
- [26] 黄小刚,费建芳,陆汉城. 基于集合 Kalman 滤波数据同化的 热带气旋路径集合预报研究. 大气科学,2007,**31**(3):468 ~478

Huang Xiaogang, Fei Jianfang, Lu Hancheng. The ensemble forecasting of tropical cyclone track based on ensemble Kalman filter data assimilation. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2007, **31** (3): $468 \sim 478$

- [27] 邵爱梅,邱崇践. 一种基于预报集合的降维资料同化方法的数值试验研究. 大气科学, 2007, 31 (4): 675~684
 Shao Aimei, Qiu Chongjian. A numerical study of an ensemble-based reduced-dimensional data assimilation method. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2007, 31 (4): 675~684
- [28] 王金成,李建平, 丑纪范. 两种四维 SVD 同化方法的比较及 误差分析. 大气科学, 2008, 32(2): 277~288
 Wang Jincheng, Li Jianping, Chou Jifan. Comparison and error analysis of two 4-dimensional singular value decomposition data assimilation schemes. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2008, 32(2): 277~288
- [29] 徐枝芳, 龚建东, 王建捷, 等. 复杂地形下地面观测资料同化 I. 模式地形与观测站地形高度差异对地面资料同化的影响研究. 大气科学, 2007, 31 (2): 222~232 Xu Zhifang, Gong Jiandong, Wang Jianjie, et al. A study of assimilation of surface observational data in complex terrain. Part I: Influence of the elevation difference between model surface and observation site. *Chinese Journal of Atmospheric*

Sciences (in Chinese), 2007, 31 (2): 222~232

[30] 徐枝芳,龚建东,王建捷,等.复杂地形下地面观测资料同化 II.模式地形与观测站地形高度差异代表性误差.大气科学,2007,31(3):449~458

Xu Zhifang, Gong Jiandong, Wang Jianjie, et al. A study of assimilation of surface observational data in complex terrain. Part II: Representative error of the elevation difference between model surface and observation site. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 2007, **31** (3): 449~458

- 【31】 林彩燕,朱江,陆春谷. 集合 Kalman 滤波和最优插值方法在 不同观测分布的比较理想试验. 气候与环境研究, 2006, 11 (5): 553~564
 Lin Caiyan, Zhu Jiang, Lu Chungu. Comparison of ensemble Kalman filter with optimal interpolation in different observational networks. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 2006, 11 (5): 553~564
- [32] Bear J. Dynamics of Fluids in Porous Media. New York : Dover Publications Inc., 1972.764
- [33] 雷志栋,杨诗秀,谢森传. 土壤水动力学. 北京:清华大学出版社,1988.275~280
 Lei Zhidong, Yang Shixiu, Xie Senchuan. Soil Water Dynamics (in Chinese). Beijing: TsingHua University Press, 1988.275~280
- [34] 谢正辉,曾庆存,戴永久,等. 非饱和流问题的数值模拟研究. 中国科学(D), 1998, 28 (2): 175~180
 Xie Zhenghui, Zeng Qingcun, Dai Yongjiu, et al. Numerical simulation of an unsaturated flow equation. *Science in China* (Series D), 1998, 41 (4): 429~436
- [35] 谢正辉,罗振东,曾庆存,等. 非饱和土壤水流问题含水量 和通量的数值模拟研究. 自然科学进展, 1999, **4** (12): 1280 ~1286

Xie Zhenghui, Luo Zhendong, Zeng Qingcun, et al. A numerical simulation solving moisture content and flux for an unsaturated soil water flow problem. *Progress in Natural Sciences* (in Chinese), 1999, **4** (12): 1280~1286

- [36] Campbell G S. A simple method for determining unsaturated conductivity from moisture retention data. Soil Sci., 1974, 117 (6): 311~314
- [37] Clapp R R, Honberger G M. Empirical equations for soil hydraulic properties. Water Resour. Res., 1978, 14: 601~604
- Liang X, Lettenmaier D P, Wood EF, et al. A simple hydrological based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models. J. Geophys. Res., 1994, 99 (D7): 14415~14428
- [39] Liang X, Wood E F, Lettenmaier D P. Surface soil moisture parameterization of the VIC-2L model: Evaluation and modifications. *Global and Planetary Change*, 1996, **13**: 195~206
- [40] Liang X, Xie Z. A new surface runoff parameterization with subgrid scale soil heterogeneity for land surface models. Adv. Water Resour., 2001, 24: 1173~1193