DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2018.0063
FU Xiaolei, YU Zhongbo, DING Yongjian, et al. Application of different filters in soil moisture assimilation[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2018, 40(3): 580 -587. [付晓雷, 余钟波, 丁永建, 等. 不同滤波算法在土壤湿度同化中的应用[J]. 冰川冻土, 2018, 40(3): 580 -587.]

不同滤波算法在土壤湿度同化中的应用

付晓雷[1,2], 余钟波[3,4], 丁永建[2], 杨传国[3,4], 蒋晓蕾[4], 鞠 琴[3,4]

(1. 福州大学 土木工程学院, 福建 福州 350116; 2. 中国科学院 西北生态环境资源研究院, 甘肃 兰州 730000; 3. 河海大学 水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 江苏 南京 210098; 4. 河海大学 水文水资源学院, 江苏 南京 210098)

摘 要: 为研究不同滤波算法在土壤湿度同化中的有效性, 以及土壤湿度模拟结果对模型参数的敏感性, 结合简单生物圈模型 SiB2, 设置敏感性实验, 探求土壤饱和水力传导度对土壤湿度模拟结果的影响; 并在此基础上, 采用集合卡尔曼滤波(EnKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)和无迹粒子滤波(UPF)开展土壤湿度实时同化实验。结果表明: 土壤饱和水力传导度能显著影响土壤湿度模拟精度; 利用 EnKF、UKF、UPF 同化站点观测数据, 均能改善土壤湿度模拟结果; 3 种同化方法在不同土壤层的同化效果不同, 在土壤表层, EnKF 的有效性优于 UKF 和 UPF, 在根域层和土壤深层, 3 种滤波方法有效性在降雨前后相差较大。因此, 针对性地选择同化方法, 是提高土壤湿度模拟精度的有效手段。

关键词: 土壤湿度; 集合卡尔曼滤波; 无迹卡尔曼滤波; 无迹粒子滤波; 饱和水力传导度

中图分类号: S152.7^{+}1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2018)03-0580-08

0 引言

土壤湿度在全球水循环中具有重要作用, 它影响了降雨下渗和产生地表径流的比例, 同时也决定了地表能量向感热和潜热转换的分配比例[1-2], 因此, 土壤湿度在陆气相互作用过程中至关重要。另外, 在水资源管理、农业灌溉计划、作物产量等方面[3-5], 土壤湿度也扮演着重要角色。作为气象、水文、农业等领域重要的物理状态变量, 土壤湿度模拟方法的研究已逐渐成为了陆面水文过程研究的热点。

然而, 由于缺乏足够密度的、长期的全球观测数据, 土壤湿度变化过程研究受到了很大的限制[6]。卫星遥感技术的发展, 使得全球高时空分辨率土壤湿度资料的获取成为了可能, 为土壤湿度变化过程研究提供了数据支撑。但是, 该方法提供的土壤湿度反演数据很大程度上受到了土壤类型、植被覆盖等因素的影响, 且数据仅局限于地表几厘米[7-8]。而在陆面水文过程研究中, 地表几厘米的土壤湿度往往难以满足水分垂向变化过程(尤其是土壤水的下渗过程)研究的需要。

通过建立陆面水文模型, 在理论上可以得到时空分辨率足够高的区域土壤湿度分布数据, 包含土壤湿度垂直廓线。因此, 越来越多的研究者开始利用陆面水文模型进行土壤水分的模拟[6,9-11]。如: Peters-Lidard 等[10]通过对陆面水文模型 TOPLATS 中的地表热通量、土壤蒸发、散发等参数化过程进行改进来降低预测误差, 进行地表水分变化过程模拟; 赖欣等[6]利用通用陆面模型 CLM 对中国区域土壤湿度进行模拟, 并指出该模型结果能够反映出土壤湿度的时空分布。但是, 由于模型物理概化、土壤参数、初始状态等不确定性的影响, 采用陆面水文模型进行土壤湿度模拟, 其精度往往难以保障。

数据同化作为集成了模型和观测这两种基本地学手段的一种方法[12], 可以将不同来源的观测数

收稿日期: 2017-12-13; **修订日期:** 2018-02-22

基金项目: 国家重点研发计划"973 计划"项目(2016YFC0402706; 2016YFC0402710); 国家自然科学基金项目(51709046; 41601562; 41471016; 51539003; 41323001); 河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室开放基金面上项目(2015490311)资助

作者简介: 付晓雷(1986 -), 男, 山东临沂人, 讲师, 2015 年在河海大学获博士学位, 从事土壤湿度数据同化、水文预报研究. E-mail: fuxiaolei518@163.com.

据融合到物理过程模型中，自动更新系统的状态变量，进而提高模型的预报精度，降低不确定性[12-13]。为此，美国国家研究理事会[14](NRC)组织专家撰文专门指出数据同化的重要性。

同时，大量研究表明[5,15-18]，数据同化方法是提高模型模拟精度的有效方法。如：Huang 等[15]利用 EnKF 和简单生物圈模型 SiB2 对全球能量与水循环亚洲季风之青藏高原试验(GAME-Tibet)进行了土壤湿度模拟同化研究，结果表明EnKF能够有效的改进土壤湿度模拟结果；Han 等[16]基于土壤湿度的同化实验评估了 EnKF、UKF(无迹卡尔曼滤波)和 UPF(无迹粒子滤波)的有效性，指出 3 种方法在改善土壤湿度模拟结果方面是有效的；Fu 等[5]利用 EnKF 在不同降雨条件下进行土壤湿度同化实验，表明 EnKF 可以提高土壤湿度的模拟精度；Lievens 等[17]基于陆面水文模型 VIC，结合 EnKF 同化方法，改进了土壤湿度的模拟精度。

另一方面，数据同化方法虽然可以提高模型的模拟精度，但模型参数估计的精确与否会影响同化方法的有效性[19]。作为陆面水文模型的关键性参数，土壤水力参数的精确性在土壤湿度模拟过程中至关重要。Lü 等[4]和 Montaldo 等[20]指出不准确的土壤饱和水力传导度对土壤湿度同化结果影响很大，土壤饱和水力传导度估计越精确，土壤湿度模拟结果精度越高。

本研究首先通过设置不同的实验方案，探讨土壤饱和水力传导度对土壤湿度模拟结果的影响，进行参数敏感性分析；在此基础上，基于较优的土壤饱和水力传导度，分别使用 EnKF、UKF 和 UPF 等 3 种同化算法同化站点观测数据到简单生物圈模型 SiB2 中。基于不同土壤分层中的土壤湿度同化结果，分析比较 3 种同化算法改进土壤湿度模拟结果的有效性。

1　研究方法

基于土壤饱和水力传导度对土壤湿度模拟结果的影响，进行参数敏感性分析，在此基础上，采用 EnKF、UKF 和 UPF 开展土壤湿度实时同化实验，同化流程如图 1 所示。

1.1　简单生物圈模型 SiB2

Sellers 等[21]提出的陆面过程模型 SiB2 能够有效模拟陆气间的能量水分传输过程，其中土壤水分在土壤表层、根域层、土壤深层的控制方程分别为：

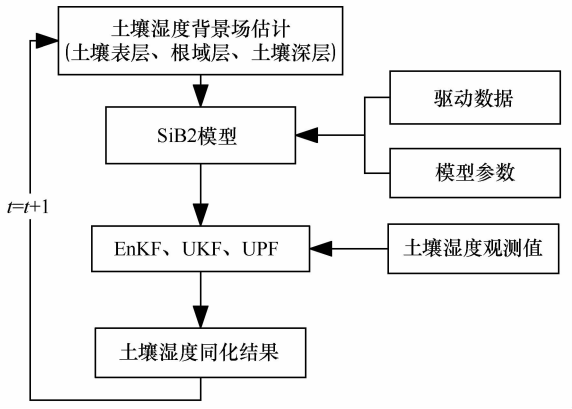


图 1　土壤湿度同化流程

Fig. 1　The flowchart of soil moisture assimilation

$$\frac{\partial W_1}{\partial t} = \frac{1}{\theta_s D_1}\left[P_{W1} - Q_{1,2} - \frac{1}{\rho_w}E_{gs}\right] \tag{1}$$

$$\frac{\partial W_2}{\partial t} = \frac{1}{\theta_s D_2}\left[Q_{1,2} - Q_{2,3} - \frac{1}{\rho_w}E_{ct}\right] \tag{2}$$

$$\frac{\partial W_3}{\partial t} = \frac{1}{\theta_s D_3}\left[Q_{2,3} - Q_3\right] \tag{3}$$

式中：W_1，W_2，W_3分别是 3 层土壤层的土壤湿度，且 $W_i = \theta_i/\theta_s$，(i=1，2，3)；θ_i是第 i 层的体积土壤含水量($m^3 \cdot m^{-3}$)；θ_s是饱和体积土壤含水量($m^3 \cdot m^{-3}$)；D_i是第 i 土壤层的厚度(m)；$Q_{i,i+1}$ 是第 i 土壤层和第 $i+1$ 土壤层之间的流量($m \cdot s^{-1}$)；Q_3 是交换土壤水分存储的重力排水($m \cdot s^{-1}$)；P_{W1}是降雨降到上层土壤水分存储后的入渗($m \cdot s^{-1}$)；E_{ct}，E_{gs}分别为截留存储下来的土壤水分的蒸发率和表层土壤水分的蒸发率($kg \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$)；$\rho_w$是水的密度($kg \cdot m^{-3}$)。

1.2　集合卡尔曼滤波 EnKF

集合卡尔曼滤波(EnKF)[15-19,22-23]进行数据同化时，分为预报和分析两个阶段。

(1) 预报阶段

在初始时刻，通过加入扰动生成初始状态变量集合 x_0^i(i = 1，2，…，N)，利用模型算子 SiB2 得到 t 时刻每个粒子的预测值 x_t^i(i = 1，2，…，N)。

(2) 分析阶段

当有观测值时，执行如下的分析更新过程：

$$x_{t,i}^{up} = x_t^i + K_t\left[Z_t^i - H(x_t^i)\right] \tag{4}$$

式中：K_t表示卡尔曼增益矩阵，$H(.)$为观测算子。K_t计算公式为：

$$K_t = P_t H^T (HP_t H^T + R)^{-1} \tag{5}$$

P_t为 t 时刻的误差协方差矩阵，由式(6)计算：

$$P_t = \frac{1}{N-1}E_t E_t^T \tag{6}$$

E_t为 t 时刻每个集合粒子的误差期望：

$$E_t = [x_t^1 - \overline{x_t}, \cdots, x_t^N - \overline{x_t}] \tag{7}$$

$$\overline{x_t} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_t^i \tag{8}$$

$$Z_t^i = Z_t + \varepsilon_t^i \tag{9}$$

式中：ε_i服从均值为 0，误差方差为 R 的高斯分布。

因此，t 时刻的状态估计值如下：

$$x_t^{up} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_{t,i}^{up} \tag{10}$$

1.3 无迹卡尔曼滤波 UKF

Julier 等[24]提出通过对状态变量的关键采样点（Sigma 点）进行非线性变换，再计算其统计特征值的无迹卡尔曼滤波。其过程如下：

（1）状态变量和误差协方差矩阵的初始化

$$\hat{x}_0 = E[x_0], \quad P_{x_0} = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]$$

（2）计算 Sigma 点

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad x_{k-1} + \sqrt{(N+\lambda)P_{x_{k-1}}} \quad \hat{x}_{k-1} - \sqrt{(N+\lambda)P_{x_{k-1}}}] \tag{11}$$

（3）计算 k 时刻的预报值和误差协方差矩阵

$$\chi_{k|k-1} = f(\chi_{k-1}, \upsilon_{k-1}) \tag{12}$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(m)} \chi_{i,k|k-1} \tag{13}$$

$$P_{x_{k|k-1}} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(c)} (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})(\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})^T \tag{14}$$

其中，$\hat{x}_{k|k-1}$为 k 时刻的预报值，$P_{x_{k|k-1}}$为 k 时刻的误差协方差矩阵。

（4）状态更新

$$y_{k|k-1} = h(\chi_{k|k-1}, n_k) \tag{15}$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2N} w_i^{(m)} y_{i,k|k-1} \tag{16}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \tag{17}$$

$$K_k = P_{xy_k}[P_{y_k} + R]^{-1} \tag{18}$$

式中：$y_{k|k-1}$为通过观测算子产生的观测集合，K_k为卡尔曼增益矩阵，$\hat{x}_k$为预报值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 的更新结果，w_i为粒子权重。Han 等[16]，Julier 等[24]，Van der Merwe 等[25]详细介绍了该方法的具体计算过程。

1.4 无迹粒子滤波 UPF

Van der Merwe[25]通过耦合无迹卡尔曼滤波和粒子滤波得到了无迹粒子滤波，其本质是利用无迹卡尔曼滤波在给定的概率分布下获取粒子的均值和误差协方差[16]。其算法过程为：

（1）预测

①初始化：基于初始概率分布 $p(x_0)$ 初始化粒子集合 $x_0^i (i = 1, 2, \cdots, 2N+1)$；

②利用无迹卡尔曼滤波更新粒子：基于概率分布 $q_N(x_k^i) = N(\overline{x_k^i}, P_k^i)$，获取粒子集合 $x_k^i (i = 1, 2, \cdots, 2N+1)$，根据 1.3 节，可以得到 $\bar{x}_k^i$ 和 P_k^i。

（2）更新

①计算粒子权重：$w_k^i = w_{k-1}^i \dfrac{p(y_k \mid x_k^i) p(x_k^i \mid x_{k-1}^i)}{q_N(x_k^i \mid y_k)}$；

②权重归一化：$\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{j=1}^{2N+1} w_k^j$；

③计算有效粒子集合：$\hat{N}_{eff} = \dfrac{1}{\sum_{i=1}^{2N+1} (\tilde{w}_k^i)^2}$；

④重采样：设定粒子数阈值，如果 $\hat{N}_{eff}$ 小于该阈值，根据权重 w_k^i 和分布 $p(x_k \mid y_k)$ 重采样 $2N+1$ 个粒子；

⑤令粒子权重为 $1/(2N+1)$；

⑥更新状态结果：$\hat{x}_k \approx \dfrac{1}{2N+1}\sum_{i=1}^{2N+1} x_k^i$。

1.5 评价准则

本研究采用均方根误差 *RMSE* 和离差两个标准评价 3 种同化方法的有效性，具体公式如下：

$$RMSE = \left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_{\mathrm{sim},i} - x_{\mathrm{obs},i})^2\right)^{1/2} \tag{19}$$

$$Dev = x_{\mathrm{sim}} - x_{\mathrm{obs}} \tag{20}$$

式中：$x_{\mathrm{sim},i}$和 $x_{\mathrm{obs},i}$分别是第 i 时刻根域土壤湿度的模拟值/同化值和观测值；x_{sim}和 x_{obs}分别是根域土壤湿度的模拟值/同化值和观测值；*Dev* 表示离差。

1.6 研究区域和实验数据

梅林小流域（31°20′ N，119°51′ E）地处江苏省宜兴市东南，位于太湖以西约 9 km 处，流域面积约 0.7 km^2，属于封闭型小流域，如图 2[26]。流域气候类型为湿润气候类型，多年平均降雨量约 1 150 mm，年平均气温 15.5 ℃，土壤类型主要为红壤和黄棕壤，植被主要为林地、茶树、草地。本文收集了该流域 2006 年 11 月 15 日至 2007 年 1 月 13 日的实时气象数据，期间降雨总量为 204.5 mm，最大日降雨量 28.5 mm 发生在 2006 年 11 月 17 日，日平均气温 8.7 ℃，平均相对湿度 79%，平均风速 3.2 $m \cdot s^{-1}$。收集了流域内杨家山水文实验站 A、B 两站点 2007 年 1 月 1 日至 1 月 13 日的土壤湿度实时观测数据等，观测步长为 1 h，以及土壤孔隙率、残差土壤含水量等参数值。SiB2 模型将土壤垂向分为 3 层，根据实验流域的土壤植被类型等，将土壤表层、根域层、土壤深层的厚度分别设为 10 cm、70 cm、40 cm，相应的节点深度为 5 cm、50 cm、100 cm。

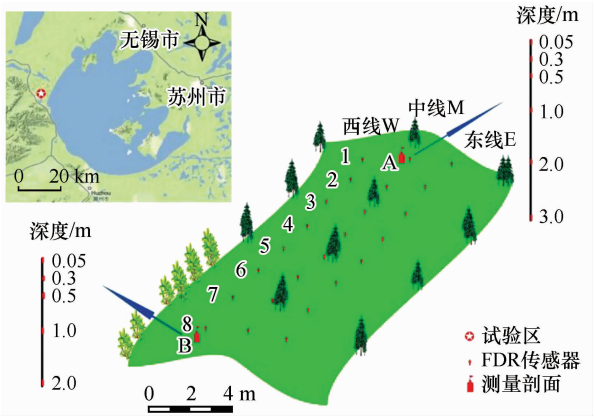


图 2　梅林流域及土壤湿度观测站点

Fig. 2　Meilin study area and soil moisture observation sites

2　实验结果与分析

2.1　参数敏感性实验

土壤饱和水力传导度作为反映土壤渗透能力的一个指标，是影响土壤水分运移的关键参数，进而影响陆面水文模型对土壤湿度的模拟结果。但土壤饱和水力传导度存在高度空间非均匀性，准确获取每层数值的难度大。因此，通过土壤饱和水力传导度对土壤湿度模拟结果的敏感性实验获取较优的参数估计值。在已知土壤类型下，设置了 7 组不同的土壤饱和水力传导度实验方案参数值，见表 1。首先假定一组参数，即方案 7 进行模型校正，然后，通过调整参数，进行参数敏感性分析。具体调整步骤为：以方案 7 为基准，分别假定方案 7 参数值的 3/4 倍、1/2 倍、1/4 倍，即得到方案 6、5、4；之后，将方案 4 中土壤表层的参数值扩大 2 倍，得到方案 3；将方案 4 中根域层和土壤深层的参数值均扩大 2 倍，得到方案 2；将方案 4 中土壤表层和根域层的参数值分别扩大 3 倍和 2 倍，得到方案 1。由于仅收集到连续的 13 天土壤湿度观测数据，因此，前 5 天的数据用于在不同参数方案下的校正模型和参数敏感性分析，后 8 天的数据用于土壤湿度的同化实验。

从表 2 中可以看出，当土壤饱和水力传导度数值从方案 1 到方案 4，2007 年 1 月 1 日至 5 日的土壤湿度模拟值与观测值之间的均方根误差 *RMSE* 基本呈递减趋势；而从方案 4 到方案 7，该均方根误差基本呈递增趋势。通过敏感性实验表明，土壤饱和水力传导度对模型的模拟能力影响显著，同时，方案 4 为土壤饱和水力传导度的较优取值。因此，在后续的土壤湿度同化实验中，采用方案 4 中的土壤饱和水力传导度数值。

2.2　土壤湿度同化实验

基于上述参数对模型模拟结果的影响，本文选择方案 4 中的数值作为模型参数土壤饱和水力传导度的输入值，将 2007 年 1 月 6 日至 13 日流域内 A、B 两站点相同深度土壤湿度观测数据的均值融合到同化方案中，基于该均值数据，分析 EnKF、UKF 和 UPF 对土壤湿度模拟结果的改进效果。在实验中，粒子集合数 N 设为 80，观测误差为 4%，同化时间步长和模型模拟步长均为 1 h。

图 3 显示了不同滤波算法（EnKF、UKF、UPF）在方案 4 下的土壤湿度同化结果。由图 3 可知，在土壤表层，UKF 比 UPF 同化后的土壤湿度更接近观测值，在根域层和土壤深层，UKF 和 UPF 同化后的土壤湿度相差不大，而且均比模拟值更接近观测值。在土壤表层，相较于 UKF 和 UPF，EnKF 同

表 1　饱和水力传导度实验方案（单位：cm · d^{-1}）

Table 1　Observation cases of the saturated hydraulic conductivity (unit: cm · d^{-1})

	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4	方案 5	方案 6	方案 7
土壤表层	33.86	11.29	22.57	11.29	22.57	33.86	45.14
根域层	9.79	9.79	4.90	4.90	9.79	14.69	19.58
土壤深层	3.70	7.39	3.70	3.70	7.39	11.09	14.78

表 2　不同实验方案下 2007 年 1 月 1 日至 5 日的土壤湿度模拟值与观测值之间的 *RMSE*（单位：m^3 · m^{-3}）

Table 2　The *RMSE* between the simulation and observation of soil moisture at the three depths in the seven cases from Jan. 1st to 5, 2007 (unit: m^3 · m^{-3})

	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4	方案 5	方案 6	方案 7
土壤表层	0.0155	0.0134	0.0128	0.0118	0.0146	0.0166	0.0177
根域层	0.0128	0.0118	0.0120	0.0110	0.0124	0.0130	0.0133
土壤深层	0.0202	0.0193	0.0179	0.0168	0.0199	0.0211	0.0217

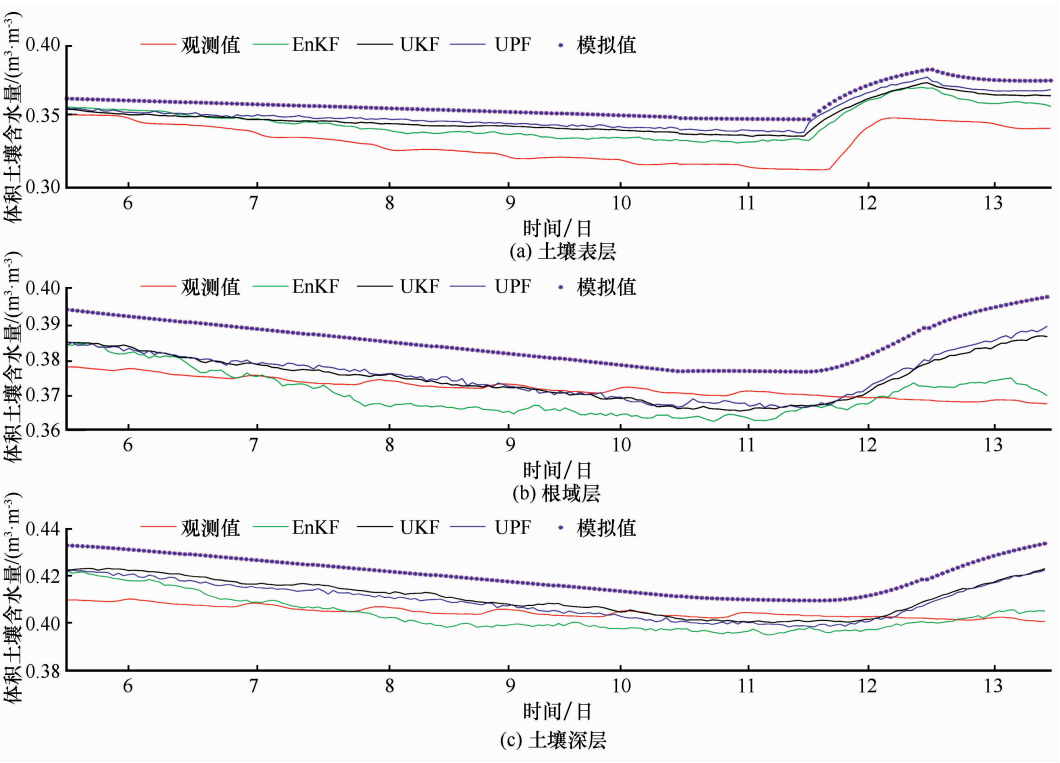


图 3 2007 年 1 月 6 日至 13 日方案 4 下的梅林实验区域土壤湿度同化结果

Fig. 3 Assimilation results of soil moisture under Case 4 from Jan. 6 to 13, 2007

化后的土壤湿度更接近于观测值。在根域层，相比 EnKF，在 1 月 12 日之前，也就是降雨发生之前，UKF 和 UPF 同化后的土壤湿度在整体上更接近于观测值；但在 1 月 12 日和 13 日，EnKF 同化后的土壤湿度更接近观测值。在土壤深层，1 月 12 日之前，3 种同化方法得到的土壤湿度相差不大，主要原因可能由于深层的土壤湿度变化幅度较小；1 月 12 日和 13 日，EnKF 同化后的土壤湿度更接近观测值，说明 12 日降雨后，UKF 和 UPF 同化效果减弱明显。在根域层和土壤深层，EnKF 同化后的土壤湿度小于 UKF 和 UPF 同化后的土壤湿度。主要原因在于 EnKF 同化后的表层土壤湿度小于 UKF 和 UPF 同化后的表层土壤湿度，根据模型控制方程，致使在根域层，EnKF 同化后的土壤湿度小于 UKF 和 UPF 同化后的土壤湿度。

表 3 给出了 2007 年 1 月 6 日至 13 日的土壤湿度同化值/模拟值与观测值之间的均方根误差 *RMSE*。可以看出，利用 EnKF、UKF 和 UPF 得到的 3 层土壤湿度的均方根误差均小于模拟结果的均方根误差。在 3 层土壤层，利用 EnKF 得到的土壤湿度均方根误差小于 UKF 和 UPF 得到的结果。图 3 和表 3 表明，3 种同化方法均能改善土壤湿度的模拟结果，但是在不同土壤层，降雨前后，每种同化方法的有效性不同。

表 3 方案 4 下 2007 年 1 月 6 日至 13 日的土壤湿度同化值/模拟值与观测值之间的 *RMSE*（单位：$m^3 \cdot m^{-3}$）

Table 3 The *RMSE* between the simulation/assimilation and observation of soil moisture at the three depths under Case 4 from Jan. 6 to 13, 2007 (unit: $m^3 \cdot m^{-3}$)

	模拟	EnKF	UKF	UPF
土壤表层	0.0290	0.0154	0.0191	0.0219
根域层	0.0144	0.0053	0.0066	0.0072
土壤深层	0.0169	0.0057	0.0089	0.0080

为了进一步分析滤波算法的同化结果，本文给出了土壤湿度模拟值/同化值与观测值之间的离差的变化过程，见图 4。由图 4 可知，在土壤表层，3 种同化方法得到的同化值与观测值之间的离差绝对值多数时刻小于 0.02 $m^3 \cdot m^{-3}$，EnKF 的同化结果与观测值之间的离差绝对值最小。表明 3 种同化方法整体上均能显著改善土壤湿度的模拟结果，且 EnKF 的有效性优于 UKF 和 UPF。在根域层和土壤深层，除 1 月 13 日外，3 种同化方法得到的同化值与观测值之间的离差绝对值均小于 0.01 $m^3 \cdot m^{-3}$，另外，同化前期和最后两日，EnKF 的有效性优于 UKF 和 UPF；其它时刻，反之。在土壤表层，UKF 的有效性优于 UPF，在根域层和土壤深层，

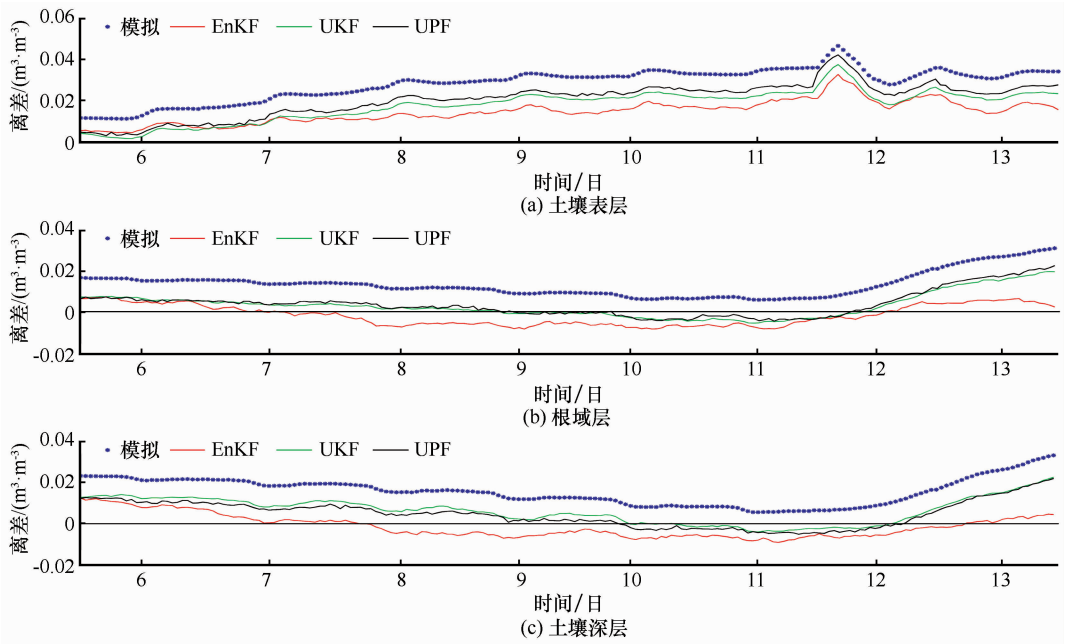


图 4　2007 年 1 月 6 日至 13 日方案 4 下梅林实验区域的土壤湿度同化/模拟结果离差变化过程

Fig. 4　The deviation changes of soil moisture assimilated/simulated results at the three depths under Case 4 from Jan. 6 to 13, 2007

UKF 和 UPF 的有效性相差较小。

3　结论

本文首先开展参数敏感性实验，通过假设不同的土壤饱和水力传导度参数值，分析其对土壤湿度模拟结果的影响，在此基础上，以较优的土壤饱和水力传导度值作为模型的参数输入，分别采用 EnKF、UKF 和 UPF 共 3 种滤波算法进行土壤湿度实时同化实验。具体结论如下：

（1）土壤饱和水力传导度作为陆面模型的关键参数，对土壤湿度的模拟精度具有显著影响。

（2）在土壤湿度同化过程中，EnKF、UKF 和 UPF 均能够明显提高土壤湿度的估计精度。

（3）EnKF、UKF 和 UPF 同化方法在不同土壤层对土壤湿度的同化效果不同。在土壤表层，EnKF 同化效果最优；在根域层，降雨前，UKF 和 UPF 同化效果优于 EnKF，降雨后，反之；在土壤深层，降雨前，3 种同化方法的有效性相当，降雨后，EnKF 更有效。UKF 和 UPF 在根域层和土壤深层改进土壤湿度的效果相当。

总之，数据同化能够有效地提高土壤水分模拟精度。同时，不同的同化方法有效性不同，针对性地选择同化算法可以进一步提高土壤湿度模拟精度。

参考文献(References)：

[1] Koster R D, Dirmeyer P A, Guo Z, et al. Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation[J]. Science, 2004, 305(5687): 1138 – 1140.

[2] Koster R D, Suarez M J, Higgins R W, et al. Observational evidence that soil moisture variations affect precipitation[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5): 1 – 4.

[3] Hanson J D, Ahuja L R, Shaffer M D, et al. RZWQM: simulating the effects of management on water quality and crop production[J]. Agricultural Systems, 1998, 57(2): 161 – 195.

[4] Lü Haishen, Yu Zhongbo, Horton R, et al. Multi-scale assimilation of root zone soil water predictions[J]. Hydrological Processes, 2011, 25(20): 3158 – 3172.

[5] Fu Xiaolei, Yu Zhongbo, Luo Lifeng, et al. Investigating soil moisture sensitivity to precipitation and evapotranspiration errors using SiB2 model and ensemble Kalman filter[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2014, 28(3): 681 – 693.

[6] Lai Xin, Wen Jun, Cen Sixian, et al. Numerical simulation and evaluation study of soil moisture over China by using CLM4.0 model[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2014, 38(3): 499 – 512. [赖欣, 文军, 岑思弦, 等. CLM4.0 模式对中国区域土壤湿度的数值模拟及评估研究[J]. 大气科学, 2014, 38(3): 499 – 512.]

[7] Zhao Long, Yang Kun, Qin Jun, et al. The scale-dependence of SMOS soil moisture accuracy and its improvement through land data assimilation in the central Tibetan Plateau[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 345 – 355.

[8] Xi Jiaju, Wen Jun, Tian Hui, et al. Applicability evaluation of AMSR-E remote sensing soil moisture products in Qinghai-Tibet Plateau[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(13): 194 – 202. [席家驹, 文军, 田

辉, 等. AMSR-E 遥感土壤湿度产品在青藏高原地区的适用性[J]. 农业工程学报, 2014, 30(13): 194 – 202.]

[9] Liu Huolin, Hu Zeyong, Cheng Si, et al. Simulation of the land surface processes over the central Tibetan Plateau based on Noah-LSM and CoLM[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2016, 38(6): 1501 – 1509. [刘火霖, 胡泽勇, 程思, 等. 基于 Noah-LSM 模式和 CoLM 模式的青藏高原中部陆面过程模拟[J]. 冰川冻土, 2016, 38(6): 1501 – 1509.]

[10] Peters-Lidard C D, Zion M S, Wood E F. A soil-vegetation-atmosphere transfer scheme for modeling spatially variable water and energy balance process[J]. Journal of Geophysical Research, 1997, 102(D4): 4303 – 4324.

[11] He Siwei, Nan Zhuotong, Zhang Ling, et al. Spatial-temporal distribution of water and energy fluxes in the upper reaches of the Heihe River simulated with VIC model[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2015, 37(1): 211 – 225. [何思为, 南卓铜, 张凌, 等. 用 VIC 模型模拟黑河上游流域水分和能量通量的时空分布[J]. 冰川冻土, 2015, 37(1): 211 – 225.]

[12] Li Xin, Huang Chunlin, Che Tao, et al. Development of a Chinese land data assimilation system: its progress and prospects[J]. Progress in Natural Science, 2007, 17(2): 163 – 173. [李新, 黄春林, 车涛, 等. 中国陆面数据同化系统研究的进展与前瞻[J]. 自然科学进展, 2007, 17(2): 163 – 173.]

[13] Li Xin, Bai Yulong. A Bayes filter framework for sequential data assimilation[J]. Advances in Earth Science, 2010, 25(5): 515 – 522. [李新, 摆玉龙. 顺序数据同化的 Bayes 滤波框架[J]. 地球科学进展, 2010, 25(5): 515 – 522.]

[14] National Research Council. Four-dimensional model assimilation of data: a strategy for the earth system sciences[M]. Washington D C: National Academies Press, 1991.

[15] Huang Chunlin, Li Xin, Lu Ling, et al. Experiments of one-dimensional soil moisture assimilation system based on ensemble Kalman filter[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 888 – 900.

[16] Han Xujun, Li Xin. An evaluation of the nonlinear/non-Gaussian filters for the sequential data assimilation[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1434 – 1449.

[17] Lievens L, De Lannoy G J M, Bitar A A, et al. Assimilation of SMOS soil moisture and brightness temperature products into a land surface model[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 180: 292 – 304.

[18] Han Shuai, Shi Chunxiang, Lin Hongjin, et al. The CLDAS soil moisture operation products applied to monitor soil drought[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2015, 37(2): 446 – 453. [韩帅, 师春香, 林泓锦, 等. CLDAS 土壤湿度业务产品的干旱监测应用[J]. 冰川冻土, 2015, 37(2): 446 – 453.]

[19] Chu Nan, Huang Chunlin, Du Peijun. Ensemble Kalman smoother for soil moisture data assimilation[J]. Advances in Water Science, 2015, 26(2): 243 – 249. [褚楠, 黄春林, 杜培军. 基于集合卡尔曼平滑算法的土壤水分同化[J]. 水科学进展. 2015, 26(2): 243 – 249.]

[20] Montaldo N, Albertson J D, Mancini M. Dynamic calibration with an ensemble Kalman filter based data assimilation approach for root zone moisture predictions[J]. Journal of Hydrometeorology, 2007, 8: 910 – 921.

[21] Sellers P J, Randall D A, Collatz G J, et al. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMs. Part 1: model formulation[J]. Journal of Climate, 1996, 9: 676 – 705.

[22] Yu Zhongbo, Fu Xiaolei, Luo Lifeng, et al. One-dimensional soil temperature simulation with Common Land Model by assimilating in situ observations and MODIS LST with the ensemble particle filter[J]. Water Resources Research, 2014, 50: 6950 – 6965.

[23] Weerts A H, El Serafy G Y H. Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall-runoff models[J]. Water Resources Research, 2006, 42(W09403): 1 – 17.

[24] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE Aerospace and Electronic Systems, 2004, 92(3): 410 – 422.

[25] Van der Merwe R. Sigma-point Kalman filters for probalistic inference in dynamic state-space models[D]. Portland: Oregon Health and Science University, 2004.

[26] Liu Hongwei, Gao Fei, Yu Zhongbo, et al. Study on temporal-spatial variability of soil moisture content on hillslope in a humid area[J]. Water Resources Protection, 2016, 32(5): 17 – 23. [刘宏伟, 高菲, 余钟波, 等. 湿润地区坡面土壤含水率时空变异性研究[J]. 水资源保护, 2016, 32(5): 17 – 23.]

Application of different filters in soil moisture assimilation

FU Xiaolei[1,2], YU Zhongbo[3,4], DING Yongjian[2], YANG Chuanguo[3,4], JIANG Xiaolei[4], JU Qin[3,4]

(College of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China; 2. Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China; 3. State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 4. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: To study the performances of different filters in soil moisture assimilation and the model parameter sensitivity to soil moisture simulation, the assimilation and sensitivity experiments were developed. First, the sensitivity of soil saturated hydraulic conductivity (*Ks*) to soil moisture simulation results was analyzed based on simple biosphere model (SiB2). Then, the hourly in-situ observations were assimilated into SiB2 by ensemble Kalman filter (EnKF), unscented Kalman filter (UKF) and unscented particle filter (UPF) based on the sensitivity analysis results. The results show that: (1) soil saturated hydraulic conductivity can affect the soil moisture simulation accuracy significantly; (2) all the three filters can improve the soil moisture simulation results significantly; (3) the performances of the three filters are different at different soil layers: at soil surface layer, EnKF performs better than UKF and UPF, at root zone layer and deep soil layer, the performances of the three filters are different before and after precipitation. Thus, selecting a suitable data assimilation method is an efficient way to improve the soil moisture simulation accuracy.

Key words: soil moisture; ensemble Kalman filter; unscented Kalman filter; unscented particle filter; saturated hydraulic conductivity

（本文编辑：周成林）