



论文

基于残差重采样粒子滤波的土壤水分估算和水力参数同步优化

毕海芸^{①②*}, 马建文^①, 秦思娴^{①②}, 张红娟^①^① 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100094;^② 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049

* E-mail: bihaiyun1988@126.com

收稿日期: 2013-04-25; 接受日期: 2013-07-24; 网络版发表日期: 2014-04-11

中国科学院遥感与数字地球研究所课题(编号: Y2YY02101B)资助

摘要 陆面数据同化由于能将观测数据和模型模拟有机结合, 已逐步发展为地球科学研究的重要方法之一. 通过数据同化方法在模型中不断融入新的观测数据, 一方面可以有效地校正陆面过程模型的预测轨迹, 提高模型状态变量的估算精度, 另一方面可以不断减小模型中的不确定因素, 优化模型中的相关参数. 在众多数据同化算法中, 粒子滤波算法不受模型线性和误差高斯分布假设的约束, 适用于任意非线性非高斯动态系统, 逐渐成为当前数据同化算法研究的热点. 本研究基于残差重采样粒子滤波算法发展了一个数据同化方案, 将微波亮温数据同化到大尺度半分布式 VIC (Variable Infiltration Capacity) 陆面水文模型中, 对土壤水分进行估算, 并对模型中的三个水力参数进行同步优化. 最后设计了一系列对比实验并利用美国亚利桑那州在 SMEX04 (Soil Moisture Experiment 2004) 期间获取的一套完整的实验数据对该同化方案进行了验证. 结果表明, 该同化方案能够大幅度提高土壤水分估算精度, 同时模型中的三个水力参数也得到了较好的优化, 从而证明了该数据同化方案的有效性.

关键词数据同化
残差重采样
粒子滤波
微波亮温
土壤水分
水力参数

观测与模拟是传统地球科学研究中的两种基本手段, 然而它们在描述复杂的陆面状况时都存在一定的局限性. 观测值是对陆面状况相对真实的记录, 但不能保证时间和空间的一致性和连续性. 陆面过程模型能够提供时间和空间一致的数据集, 但由于模型参数、驱动数据和模型结构等不确定因素的影响, 模型模拟预测的结果与实际往往存在较大偏差(李新和黄春林, 2004). 如何将观测与模拟有机结合, 充分发挥两者各自的优势成为了本领域的研究热点. 陆

面数据同化的出现为达到这一目的提供了一条可行的路径(宫鹏, 2009; 李新和摆玉龙, 2010).

通过数据同化方法在陆面过程模型中不断融入新的观测数据, 可以逐渐校正模型模拟预测的轨迹, 提高模型状态变量的估算精度(贾炳浩等, 2010; 师春香等, 2011). 目前常用的数据同化方法主要有三维、四维变分法、卡尔曼滤波和集合卡尔曼滤波等(师春香等, 2011). 变分方法是数值预报中常用的方法, 然而它依赖于切线性伴随模式的后向积分, 而发展

中文引用格式: 毕海芸, 马建文, 秦思娴, 等. 2014. 基于残差重采样粒子滤波的土壤水分估算和水力参数同步优化. 中国科学: 地球科学, 44: 1002–1016
英文引用格式: Bi H Y, Ma J W, Qin S X, et al. 2014. Simultaneous estimation of soil moisture and hydraulic parameters using residual resampling particle filter. Science China: Earth Sciences, 57: 824–838, doi: 10.1007/s11430-013-4742-y

数值预报模型的切线性伴随模式往往是非常困难的. 卡尔曼滤波是顺序数据同化方法的典型代表, 它在对变量进行分析和预报的同时还对误差进行了分析和预报, 这是变分方法所不具备的. 然而它只有对线性和高斯问题才能获得最优解, 但在数据同化中模型通常都是非线性的, 高斯分布的条件也很难满足, 因此卡尔曼滤波的使用受到了极大的限制(马建文和秦思娴, 2012). 在卡尔曼滤波的基础上逐渐发展了集合卡尔曼滤波, 它采用集合的思想来近似状态变量的概率分布, 可用于非线性系统的数据同化. 因此, 集合卡尔曼滤波逐渐成为当前最流行的数据同化算法之一(Shi 等, 2010; 师春香等, 2011). 但集合卡尔曼滤波算法是基于高斯分布假设的, 它只考虑了概率密度分布的一阶矩和二阶矩, 这种近似必然会带来信息量的丢失(马建文和秦思娴, 2012). 目前也发展了一些将变分方法和集合卡尔曼滤波相结合的方法(Hamii 和 Snyder, 2000; Hansen 和 Smith, 2001), 结果表明结合后的方法要优于单独的集合卡尔曼滤波或变分方法, 然而这些结合方法的有效性和适用性还有待进一步的探索和验证.

粒子滤波是基于贝叶斯采样估计的重要性采样滤波思想发展起来的一种顺序数据同化方法. 它的基本思想是利用状态空间一组加权随机样本粒子逼近状态的后验概率分布(李新和摆玉龙, 2010). 相比于卡尔曼滤波系列算法, 它不受模型状态量和误差高斯分布假设的约束, 适用于任意非线性非高斯动态系统. 同时它采用蒙特卡罗采样方法来近似状态变量的整个后验概率密度分布, 能更好地表现非线性系统的变化信息(马建文和秦思娴, 2012). 因此, 从 Moradkhani 等(2005a)首次将粒子滤波算法用于陆面数据同化并取得成功开始, 粒子滤波算法逐渐成为当前数据同化算法研究的前沿和热点(Weerts 和 El Sepafy, 2006; Noh 等, 2011; Nagarajan 等, 2011; Dechant 和 Moradkhani, 2012; Plaza 等, 2012). 然而粒子滤波算法存在粒子退化问题, 为了解决该问题, Gordon 等(1993)引入重采样的方法. Douc 等(2005)在对比了几种不同的重采样算法后指出残差重采样算法能有效减小粒子权重的方差, 计算效率最高, 表现最好. 但残差重采样算法在解决粒子退化问题的同时却使粒子的多样性大大损失. Zhang 等(2013)对原始的残差重采样算法进行了一定的改进, 改进后的残差重采样算法不仅能有效解决粒子退化问题, 同

时也能一定程度上保持粒子的多样性. 本研究以土壤水分为例, 利用改进后的残差重采样粒子滤波算法对土壤水分进行估算, 证明该数据同化算法在陆面数据同化中的有效性.

数据同化方法不仅可以提高状态变量的估算精度, 同时也可以不断减小模型中的不确定因素, 优化模型中的相关参数, 提高模型模拟预测的精度(Moradkhani 等, 2005a; Salamon 和 Feyen, 2009). 水力参数作为陆面过程模型中一类非常重要的参数, 它的准确获取对于模型模拟预测的结果至关重要. Montaldo 等(2007)指出, 如果不能准确获取模型中某些关键的水力参数, 将使模型模拟预测的土壤水分产生很大的偏差. 然而模型中的水力参数很难直接获取, 多是通过土壤转换函数, 利用土壤类型、容重等土壤特性参数计算得到. 但这些方法多是在特定的实验条件下利用特定的实验数据获取的经验方法, 将这些方法应用到其他陆面过程模型时往往会带来一定的不确定性(Nie 等, 2011). 数据同化方法的出现很好的解决了这个问题, 利用数据同化方法可以在估算模型状态变量的同时同步优化模型中的不确定性参数, 提高模型模拟预测的精度(Moradkhani 等, 2005b; Qin 等, 2009; Rings 等, 2010; Nie 等, 2011; Montzka 等, 2011). 但是, 目前很少有人利用粒子滤波算法同步估算模型状态变量和优化模型中的水力参数(Qin 等, 2009; Montzka 等, 2011).

本研究基于残差重采样粒子滤波算法发展了一个数据同化方案, 选择大尺度半分布式 VIC (Variable Infiltration Capacity)陆面水文模型为陆面过程模型, 微波辐射传输模型为观测模型, 将微波亮温数据同化到 VIC 陆面水文模型中, 对土壤水分进行估算, 并利用核平滑方法对模型中的三个水力参数(孔隙度 θ_s 、饱和水力传导度 K_s 、形状参数 b)进行了同步优化, 最后设计了一系列对比试验并利用美国亚尼桑那州在 SMEX04 (Soil Moisture Experiment 2004)期间获取的一套完整的实验数据对该数据同化方案进行了验证.

1 数据同化方案

一个完整的陆面数据同化方案包括以下四部分: (1) 陆面过程模型; (2) 观测模型; (3) 数据同化算法; (4) 基础参量数据. 下面主要对数据同化方案中

的陆面过程模型、观测模型和数据同化算法进行详细介绍。

1.1 陆面过程模型

研究选择 VIC 陆面水文模型为数据同化方案中的陆面过程模型(Liang 等, 1994, 1996). VIC 陆面水文模型是由华盛顿大学、加州大学伯克利分校以及普林斯顿大学等共同研发的. 它是一个基于空间分布网格化的大尺度半分布式水文模型, 在一个计算网格内分别考虑裸土及不同的植被覆盖类型, 同时考虑陆-气间的水分平衡和能量平衡, 并通过统计学的方法描述次网格内的差异. VIC 模型参与了国际陆面过程模型比较计划(PILPS), 结果表明在现有的观测数据下, VIC 陆面水文模型相比于其他模式表现更好, 且 VIC 陆面水文模型在很多同化系统中都得到了实验和验证。

在 VIC 陆面水文模型中, 土壤被分为三层, 并利用理查兹(Richards)方程描述垂直一维土壤水运动, 具体公式为

$$\frac{\partial \theta_i}{\partial t} \cdot z_i = P - R - E - K(\theta) \Big|_{-z_i} - D(\theta) \frac{\partial \theta}{\partial z} \Big|_{-z_i}, \quad i=1,2, \quad (1)$$

$$\frac{\partial \theta_3}{\partial t} \cdot (z_3 - z_2) = K(\theta) \Big|_{-z_2} + D(\theta) \frac{\partial \theta}{\partial z} \Big|_{-z_2} - Q_b, \quad i=3, \quad (2)$$

其中, θ 是土壤的体积含水量, z 是各层土壤相对于地面的深度, K 是水力传导度, D 是水力扩散度, P 是落到地面的降水, R 是地表径流, E 是蒸发, Q_b 是基流. 其中, K 和 D 是 VIC 陆面水文模型中非常关键的两个水力参数, 然而在 VIC 陆面水文模型的代码实现时并没有考虑水扩散过程, 因此在本研究中, 主要考虑的水力参数是水力传导度 K . 在模型中 K 的计算利用 Clapp 和 Homberger(1978)给定的经验公式:

$$K = K_s \left(\frac{\theta}{\theta_s} \right)^{2b+3}, \quad (3)$$

其中, θ 为非饱和体积含水量; θ_s 为饱和体积含水量, 即孔隙度; K_s 为饱和水力传导度; b 为经验形状参数. 在本研究中, 同步优化的水力参数为 θ_s , K_s 和 b .

1.2 观测模型

研究利用的观测数据是微波亮温数据, 它是土壤水分辐射特性的体现, 因此在用于数据同化时需

要利用微波辐射传输模型将地表土壤水分和亮温数据联系起来(Jackson 和 Schmugge, 1991), 其计算公式为

$$T_{Bp} = (1 - R_p) T_s \exp(-\tau_c) + T_c (1 - \omega_p) [1 - \exp(-\tau_c)] [1 + R_p \exp(-\tau_c)], \quad (4)$$

其中下标 p 表示极化方式; T_{Bp} 为亮温; R_p 为粗糙地表的有效反射率; T_s 和 T_c 分别为地表和植被冠层的温度; 在本研究中, 假设两者相等(Njoku 等, 2003); τ_c 为植被的光学厚度因子; ω_p 为植被的单次散射反照率。

对于粗糙地表的有效反射率 R_p , 采用 Q_p 模型计算(Shi 等, 2005), Q_p 模型的公式为

$$R_p = Q_p r_q + (1 - Q_p) r_p, \quad (5)$$

其中 Q_p 表示粗糙度参数; r_p , r_q 分别为水平和垂直极化方式对应的光滑表面的反射率, 它与土壤复介电常数以及微波传感器系统参数有关, 可通过菲涅尔公式计算得到; 土壤复介电常数利用 Dobson 模型计算得到(Dobson 等, 1985):

$$\varepsilon = \left[1 + \frac{\rho_b}{\rho_s} (\varepsilon_s^\alpha - 1) + m_v^\beta \varepsilon_{fw}^\alpha - m_v \right]^{\frac{1}{\alpha}}, \quad (6)$$

其中 ε 为土壤复介电常数; ρ_b 表示土壤容重; ρ_s 表示土壤中固态物质密度, 一般取 $\rho_s=2.66$; ε_s 为土壤中固态物质介电常数, 一般取 $\varepsilon_s=4.692$; α 表示常数因子, 取值为 0.65; m_v 表示土壤的体积含水量; β 是可调的参数, 可以通过土壤的砂土和粘土百分比含量计算得到; ε_{fw} 表示自由水复介电常数, 可以通过土壤容重、温度、土壤质地和频率计算得到。

1.3 数据同化算法

1.3.1 贝叶斯理论

贝叶斯理论是数据同化的理论基础, 它为数据同化提供了一个广义的理论框架(李新和摆玉龙, 2010). 从贝叶斯估计的角度出发, 数据同化的目的就是利用所有时刻的观测值 $z_{1:k}$ 来得到状态变量 x_k 的后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$, 主要分为预测和更新两个步骤, 分别为式(7)和式(8):

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1}, \quad (7)$$

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{\int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k}, \quad (8)$$

其中, 下标 k 表示时间, $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ 为上一时刻状态变量的后验概率分布. 首先根据陆面过程模型计算状态转移概率 $p(x_k | x_{k-1})$, 然后通过式(7)预测得到状态变量的先验概率分布 $p(x_k | z_{1:k-1})$. 当有新的观测数据 z_k 加入时, 根据新的观测数据计算似然函数 $p(z_k | x_k)$, 最后通过式(8)更新得到状态变量的后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$.

大部分的陆面过程模型都是非常复杂的, 导致式(7)和式(8)的解析解很难获得, 因此实际应用中不得不采用一些近似方法, 如集合卡尔曼滤波算法和粒子滤波算法等.

1.3.2 残差重采样粒子滤波算法

粒子滤波算法是对贝叶斯理论的一种蒙特卡洛算法实现. 它的基本思想是用一系列加权粒子来近似状态变量的后验概率分布, 随着粒子数目的增加, 粒子的概率密度函数逐渐逼近状态的真实概率密度函数(李新和摆玉龙, 2010). 假设我们能够独立从状态的后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 中抽取 N 个粒子 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$, 其中 x_k^i 表示粒子的状态值, w_k^i 表示粒子的权重, 则状态后验概率密度分布可以通过下面的公式近似得到:

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx w_k^i \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i), \quad (9)$$

其中 δ 为 Dirac 函数. 由于状态变量的后验概率分布通常是未知的, 很难直接从 $p(x_k | z_{1:k})$ 中采样, 因此一般采用容易采样的重要性分布函数 $q(x_k | z_{1:k})$ 进行采样. 在实际应用中, 多采用序贯重要性采样方法(SIS), 它采用递推的形式计算重要性权值, 如下式:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}, \quad (10)$$

其中, $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)$ 为重要性采样函数. 为了计算简单, 一般选择先验概率分布函数为重要性采样函数, 即令 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$, 则式(10)中的权值计算公式变为

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i). \quad (11)$$

最终状态变量的估计值 $\hat{x}_k$ 即为所有粒子状态值的加权平均:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N x_k^i w_k^i. \quad (12)$$

然而, 粒子滤波算法存在着粒子退化问题, 即经过一定时间的迭代之后, 只有少数几个粒子具有较大权值, 大量的计算负担用于更新对后验概率的计算贡献几乎为 0 的粒子. 本研究采用 Zhang 等(2013)提出的改进的残差重采样方法来解决粒子退化问题, 该方法采用哈尔顿序列和指数函数生成新的粒子, 避免了原始残差重采样方法中直接通过复制生成新粒子的方法, 因此能在解决粒子退化问题的同时保持粒子的多样性. 具体方法的介绍可参考 Zhang 等(2013).

1.3.3 参数优化方法

Yang 等(2007)和贾炳浩等(2010)发展了双通道陆面数据同化方案, 对模型中的不确定性参数进行了优化. 该同化方案主要分为参数优化和状态变量同化两个阶段. 在阶段 1, 先利用长时间段的历史观测数据在一个较长的时间窗口内对模型参数进行优化, 得到参数的最优值. 然后在阶段 2, 利用阶段 1 优化参数后的模型并结合同化算法和观测数据在一个较短的时间窗口内对状态变量进行同化. 实验证明该方法能有效的优化模型中的不确定性参数, 提高状态变量同化精度. 然而该方法在优化模型参数时需要大量的长时间段的历史观测数据, 因此只有在观测数据比较充足的情况下才适用. 另外, 对于随时间变异性较大的参数, 经过阶段 1 优化后的结果在阶段 2 并不一定适用. 因此本研究采用的参数优化方法是将模型参数和状态变量一起构成增广的状态变量, 在估算状态变量的同时对模型参数进行同步优化. 该方法能一定程度上克服双通道法对大量历史观测数据的依赖性.

利用残差重采样粒子滤波算法对模型参数进行同步优化时, 状态变量随时间的递推依靠陆面过程模型, 但没有显式的模型对参数进行递推, 因此必须构建参数递推模型. 一般有两种方法, 一种是 Moradkhani 等(2005a)提出的参数扰动法, 这种方法操作简便, 但缺点是随着时间的增加, 参数分布的方差会不断增大; 另外一种是本研究采用的核平滑方法(West, 1993; Liu, 2000), 它既能实现参数递推, 又能保证参数分布的方差不会随时间不断增大. 假设

用一系列基于蒙特卡洛采样得到的粒子 $\{\theta_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^N$ 来近似参数向量的后验概率分布函数 $p(\theta_k | z_{1:k-1})$, θ_{k-1}^i 为粒子的状态值, w_{k-1}^i 为粒子的权重, 粒子的均值为 $\bar{\theta}_{k-1}$, 方差为 V_{k-1} . West (1993)指出可以利用一系列高斯函数的加权和来近似参数向量的后验概率分布, 即

$$p(\theta_k | z_{1:k-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_{k-1}^i N(\theta_k | m_{k-1}^i, h^2 V_{k-1}), \quad (13)$$

其中 m_{k-1}^i 表示均值; $h^2 V_{k-1}$ 表示方差; h 是平滑参数, 用来控制参数变化快慢. 为了防止参数的分布过于发散, West (1993)进一步指出:

$$m_{k-1}^i = a\theta_{k-1}^i + (1-a)\bar{\theta}_{k-1}, \quad a = \sqrt{1-h^2}. \quad (14)$$

则利用核平滑方法, 参数的递推过程为

$$p(\theta_k | \theta_{k-1}) \sim N\left(\theta_k^i | \sqrt{1-h^2}\theta_{k-1}^i + (1-\sqrt{1-h^2})\bar{\theta}_{k-1}, h^2 V_{k-1}\right). \quad (15)$$

2 技术流程与实验步骤

根据以上数据同化方案总结出研究的技术流程, 如图 1 所示. 其中, 状态变量表示土壤水分, 参数变量表示模型中的三个水力参数 θ , K , 和 b . 根据技术流程提炼出主要的实验步骤, 具体如下:

(1) 假设状态变量为 x , 参数变量为 θ , 初始时刻 $k=0$, 从初始的参数变量和状态变量的分布函数中采样, 得到 N 个权值均等的参数变量和状态变量粒子, 即 $\{x_0^i\}_{i=1}^N \sim p(x_0)$, $\{\theta_0^i\}_{i=1}^N \sim p(\theta_0)$, $\{w_0^i\}_{i=1}^N = 1/N$.

(2) 利用核平滑方法实现参数粒子从上一时刻到当前时刻的状态递推, 即

$$\{\theta_{k+1}^i\}_{i=1}^N \sim N\left(\theta_{k+1}^i | \sqrt{1-h^2}\theta_k^i + (1-\sqrt{1-h^2})\bar{\theta}_k, h^2 V_k\right).$$

(3) 准备 VIC 陆面水文模型运行所必须的土壤文件、植被文件和驱动数据文件, 运行 VIC 陆面水文模型, 实现状态变量从上一时刻到当前时刻的状态递推, 即 $\{x_{k+1}^i\}_{i=1}^N \sim p(x_{k+1} | x_k^i, \theta_{k+1}^i)$.

(4) 判断当前时刻是否有亮温观测数据 z_{k+1} , 若有亮温观测数据, 则利用辐射传输模型计算模拟的亮温值, 然后计算似然函数 $p(z_{k+1} | x_{k+1}^i, \theta_{k+1}^i)$, 最后对参数变量和状态变量粒子进行权重更新: $w_{k+1}^i = w_k^i p(z_{k+1} | x_{k+1}^i, \theta_{k+1}^i)$, 并进行归一化:

$$w_{k+1}^i = w_{k+1}^i / \sum_{i=1}^N w_{k+1}^i.$$

否则, 直接进入步骤(6), 计算得到参数变量和状态变量的状态估计值.

(5) 判断粒子是否发生退化, 若退化, 则根据权重 w_{k+1}^i 对参数变量和状态变量粒子进行残差重采样, 得到权值均等的新的 N 个粒子 $\{\tilde{x}_{k+1}^i\}_{i=1}^N$, $\{\tilde{\theta}_{k+1}^i\}_{i=1}^N$, $\{\tilde{w}_{k+1}^i\}_{i=1}^N = 1/N$. 否则, 直接进入步骤(6), 计算得到参数变量和状态变量的状态估计值.

(6) 计算参数变量和状态变量的状态估计值, 即

$$\hat{x}_{k+1} = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_{k+1}^i \tilde{x}_{k+1}^i, \quad \hat{\theta}_{k+1} = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_{k+1}^i \tilde{\theta}_{k+1}^i.$$

(7) 令 $k=k+1$, 返回步骤(2)继续进行迭代运算, 直至所有时刻运行结束.

3 实验区域和数据准备

3.1 实验区域

本研究选择的实验区域为美国亚利桑那州东南部地区, 区域大小为 $32 \text{ km} \times 32 \text{ km}$. 该区域是 SMEX04 实验的部分实验区域, 其地理位置如图 2(a)所示. 该实验区域在 SMEX04 期间有丰富的土壤水分野外观测数据和气象观测数据, 其中有 SCAN (Soil Climate Analysis Network), AZ (Arizona Regional site)和 RG (Walnut Gulch Watershed Rain Gage Site)三个土壤水分野外观测网, 共计 31 个土壤水分观测站点, 如图 2(b)所示. 这些土壤水分观测站点能提供实验期内每天的土壤水分观测值. 同时, 在 SMEX04 实验期间, 利用极化扫描辐射计(Polarimetric Scanning Radiometer, PSR)获取了该区域 8月5日, 8~10日, 12~13日, 24~26日总计 9 天的微波亮温数据. PSR 的波段设置为 C 波段(7.32 GHz)和 X 波段(10.7 GHz), 分辨率为 $800 \text{ m} \times 800 \text{ m}$, 极化方式包括水平极化和垂直极化两种方式, 入射角为 55° .

3.2 数据准备

研究区域内只有 8月5日, 8~10日, 12~13日, 24~26日 9 天的亮温数据, 因此同化周期是从 8月5日开始到 8月26日结束. 其次, 由于亮温数据只能体现表层土壤特性, 为了保持同亮温数据的物理一致

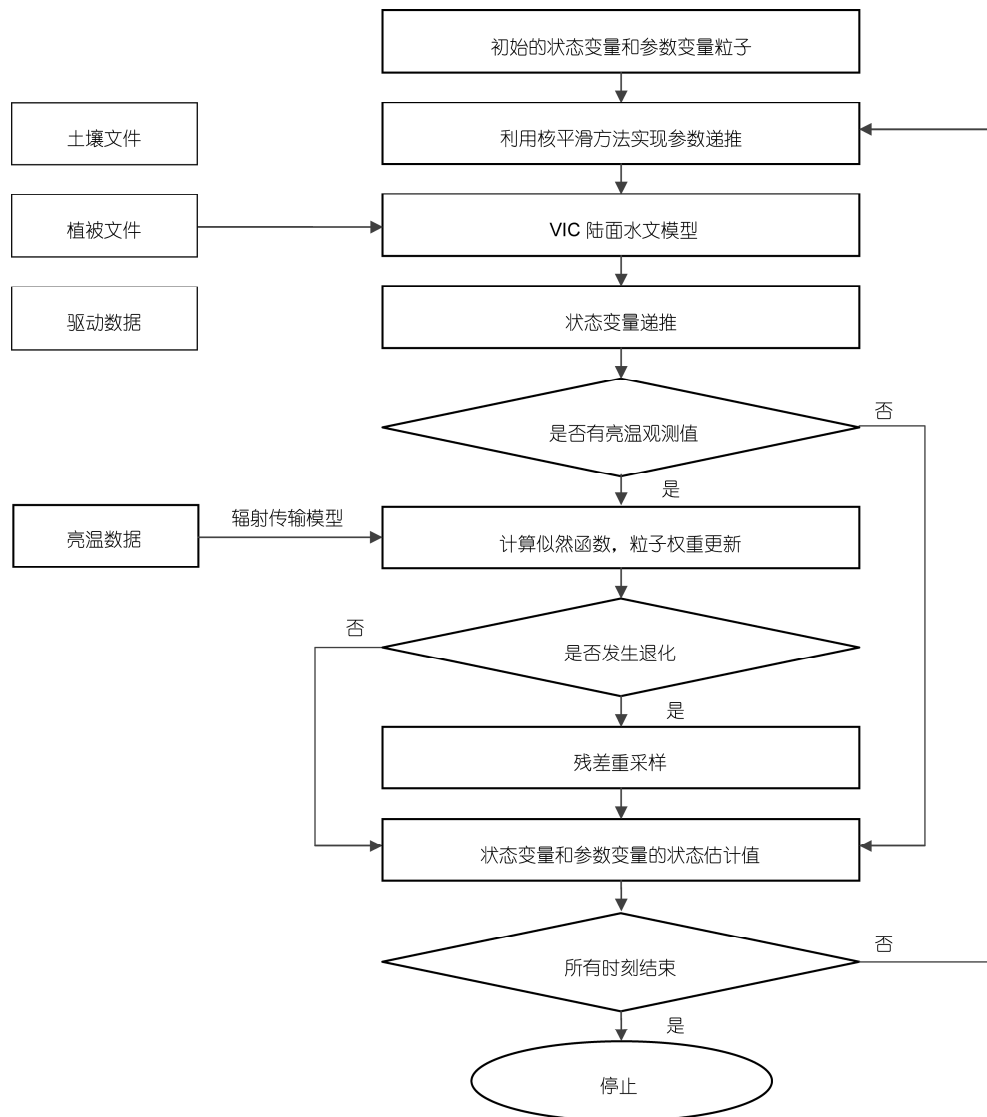


图 1 数据同化方案流程图

性, 定义 VIC 陆面水文模型的三层土壤深度分别为 5, 30 和 100 cm, 利用亮温数据同化表层 5 cm 的土壤水分. 同时, 定义 VIC 陆面水文模型在水分平衡模式下运行, 模型空间分辨率为 800 m×800 m, 与亮温数据分辨率保持一致, 因此研究区域一共有 VIC 陆面水文模型格网点 40×40 个, 模型时间分辨率定义为 24 h. 另外, VIC 陆面水文模型在水分平衡模式下运行需要大气驱动数据、土壤参数数据和植被参数数据. 其中, 大气驱动数据主要由实验区内的气象站点观测数据和北美陆面数据同化系统(NLDAS)提供的气象驱动数据联合插值得到. 植被参数主要根据马里

兰大学提供的 1 km 分辨率的全球土地覆盖类型数据和 NLDAS 提供的植被参数库文件确定. 土壤参数主要由美国农业部建立的 CONUS-SOIL 土壤数据库得到. 所有数据都投影至同一坐标系统, 并采样至 800 m×800 m 分辨率. 最后, 为了消除 VIC 陆面水文模型的 spin-up 周期, 模型自 2004 年 6 月 20 日开始运行, 但只有 2004 年 8 月 5 日以后的数据用于数据同化实验.

4 实验设计

为了验证同化方案的有效性, 一共设计了四个

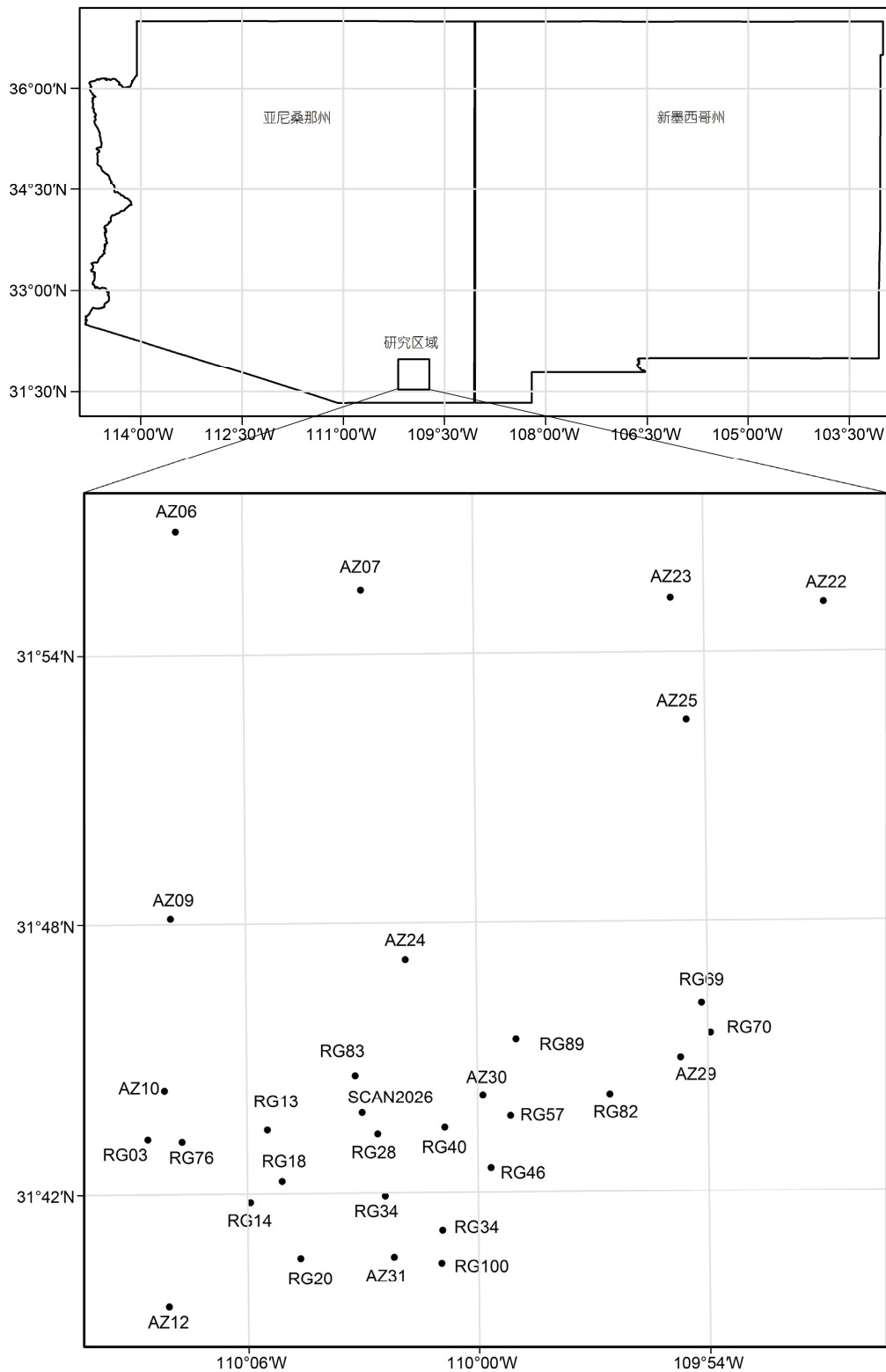


图 2 研究区域地理位置及土壤水分观测站点分布

(a) 研究区域地理位置; (b) 研究区域内所有土壤水分观测站点分布

对比实验: (1) 在实验 1 中, 单独运行 VIC 陆面水文模型, 得到模型模拟的土壤水分; (2) 在实验 2 中, 利用不进行残差重采样的粒子滤波算法同化亮温数据, 对土壤水分进行估算, VIC 陆面水文模型中的水力参数采用经验值; (3) 在实验 3 中, 利用残差重采样粒子滤波算法同化亮温数据, 对土壤水分进行估算, VIC 陆面水文模型中的水力参数采用经验值; (4) 在实验 4 中, 利用残差重采样粒子滤波算法同化亮温数据, 对土壤水分进行估算, 并对模型中的水力参数进行同步优化.

本研究优化的水力参数主要包括孔隙度 θ_s 、饱和土壤水力传导度 K_s 和形状参数 b . Cosby 等(1984)给出了不同土壤类型的 K_s 、 θ_s 和 b 的经验值. 在只进行土壤水分估算即实验 2 和实验 3 中, 三个水力参数的取值为经验值. 在同步参数优化即实验 4 中, 参数的初始范围通过在经验值的基础上加上随机噪声得到, 并保证参数在其物理意义允许范围内. 实验区内主要有 AZ 和 RG 两个土壤水分观测网, 在两个土壤水分观测网内各选取一个观测站点, 即 AZ06 和 RG100 作为典型的代表站点进行实验. AZ06 和 RG100 站点三个水力参数 θ_s 、 K_s 和 b 的经验值及初始取值范围如表 1 所示. 综合考虑同化系统运行效率和同化效果, 实验中采用的粒子数目为 100. 统计观测站点所有观测数据的均值和标准差, 假设为 μ 和 δ , 则初始的粒子服从均值为 μ 、标准差为 δ 的高斯分布. 模型误差则是以地面站点的观测数据为真值, 通过对模型模拟结果进行误差统计得到. 观测误差假设服从均值为 0, 标准差为 3 的高斯分布. 同时, 为了定量的评价和对比同化及模型模拟的结果, 选择均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均误差(mean bias error, MBE)作为统计特征:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \text{Obs}_i)^2}, \quad (16)$$

$$\text{MBE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \text{Obs}_i), \quad (17)$$

其中, N 为同化周期内总的时间步长, Obs_i 为 i 时刻的站点观测值, X_i 为 i 时刻 VIC 模型的模拟值或者同化值.

5 实验结果及分析

5.1 极化方式的选择

本研究采用的观测数据为 C 波段微波亮温数据, 包括水平极化和垂直极化两种方式. 对于同化微波数据时, 亮温极化方式的选择一直都存在争议. Owe 等(2001)在他的研究中指出, 相比于垂直极化, 水平极化的亮温对土壤水分更加敏感, 因此微波遥感多利用水平极化的亮温数据估算土壤水分. 另一方面, 根据 Fujii (2005)的地基微波实验发现, 水平极化的亮温对地表非均匀性比较敏感, 而垂直极化的亮温相对敏感性较低. 由于地表非均匀性不易在模型中表达, Yang 等(2007)建议使用垂直极化的亮温来进行数据同化. 因此, 为了确定在本实验中选取何种极化方式的亮温数据能获得更好的同化效果, 本研究分别利用两种不同极化方式的亮温数据对 AZ06 和 RG100 站点进行了实验 1 和实验 3, 并将实验结果和站点观测的土壤水分进行了比较, 如图 3. 同时对两种极化方式的同化结果分别进行了误差统计, 如表 2. 从图 3 和表 2 可以得出: (1) 对比两种极化方式的同化结果可以看出, 同化垂直极化亮温得到的土壤水分比同化水平极化亮温得到的土壤水分值高, 这与 Tian 等(2009)及 Zhao 等(2013)得出的实验结论是一致的. (2) 在本文研究的干旱区内, 同化两种极化方式的亮温数据均可明显提高土壤水分估算精度, 与 VIC 模型的模拟值相比, 同化后的土壤水分无论在具体数值还是整体变化趋势上都与地面观测数据更加接

表 1 三个水力参数的初始取值范围和经验值

站点名称	参数	单位	最小值	最大值	经验值
AZ06	θ_s	$\text{m}^3 \text{m}^{-3}$	0.14	0.62	0.40
	K_s	mm d^{-1}	237.59	691.55	451.90
	B	—	3.12	7.51	4.84
RG100	θ_s	$\text{m}^3 \text{m}^{-3}$	0.29	0.68	0.45
	K_s	mm d^{-1}	100.58	548.14	292.03
	b	—	3.98	8.42	5.30

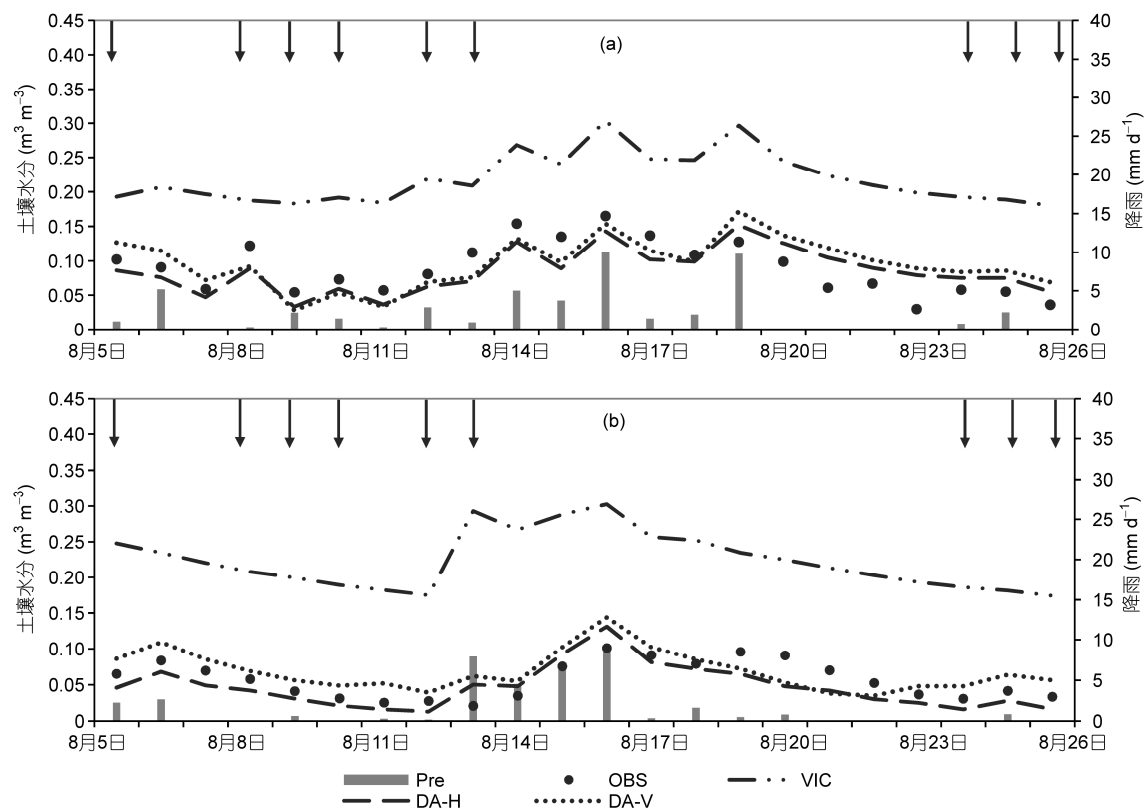


图3 水平极化亮温和垂直极化亮温同化结果对比

(a) AZ06 站点结果对比; (b) RG100 站点结果对比. Pre, 降水; OBS, 地面观测值; VIC, VIC 模型模拟的结果; DA-H, 水平极化亮温的同化结果; DA-V, 垂直极化亮温的同化结果; 向下的箭头指示有亮温观测值的时刻

表2 水平极化亮温和垂直极化亮温同化结果的误差统计

站点名称	误差统计	VIC	DA-H	DA-V
AZ06	RMSE	0.131	0.028	0.031
	MBE	0.128	-0.006	0.006
RG100	RMSE	0.170	0.021	0.023
	MBE	0.167	-0.010	0.011

近, 同时两种极化方式的同化结果比较接近, 差别不大. 本研究最终选取水平极化的亮温作为观测数据, 后面部分的实验结果及分析都是基于水平极化的亮温数据开展的.

5.2 土壤水分估算

将 AZ06 和 RG100 站点 4 个对比实验的实验结果和站点观测的土壤水分进行比较, 如图 4, 并对它们的误差分别进行统计, 如表 3. 从图 4 和表 3 中可以得出以下结论: (1) 从实验 1 的结果可以看出, 由

于 VIC 陆面水文模型中一系列不确定性因素的影响, 如模型参数、驱动数据的误差及模型自身的结构缺陷等导致模型模拟的土壤水分和地面观测值偏离较大, 出现了明显的高估现象. (2) 对比实验 1 和实验 3 的结果可以看出, 利用残差重采样粒子滤波算法将亮温数据同化到 VIC 陆面水文模型中, 可以有效的减小模型中的不确定性因素所带来的误差. 同化后的土壤水分精度有了明显的提高, 无论是在具体数值还是整体的变化趋势上都与地面观测值更加一致, 且同化后的 RMSE 和 MBE 均明显低于 VIC 模型模拟的 RMSE 和 MBE. (3) 对比实验 2 和实验 3 的结果可以看出, 利用残差重采样粒子滤波算法估算的土壤水分比不进行残差重采样的粒子滤波算法估算的土壤水分精度更高, 和地面观测值更加接近, 且 RMSE 和 MBE 的值更小. 在初始阶段, 由于粒子并未发生明显的退化, 两者的结果相当, 无明显差异. 随着时间的推移, 粒子退化现象越来越严重, 残差重采样粒

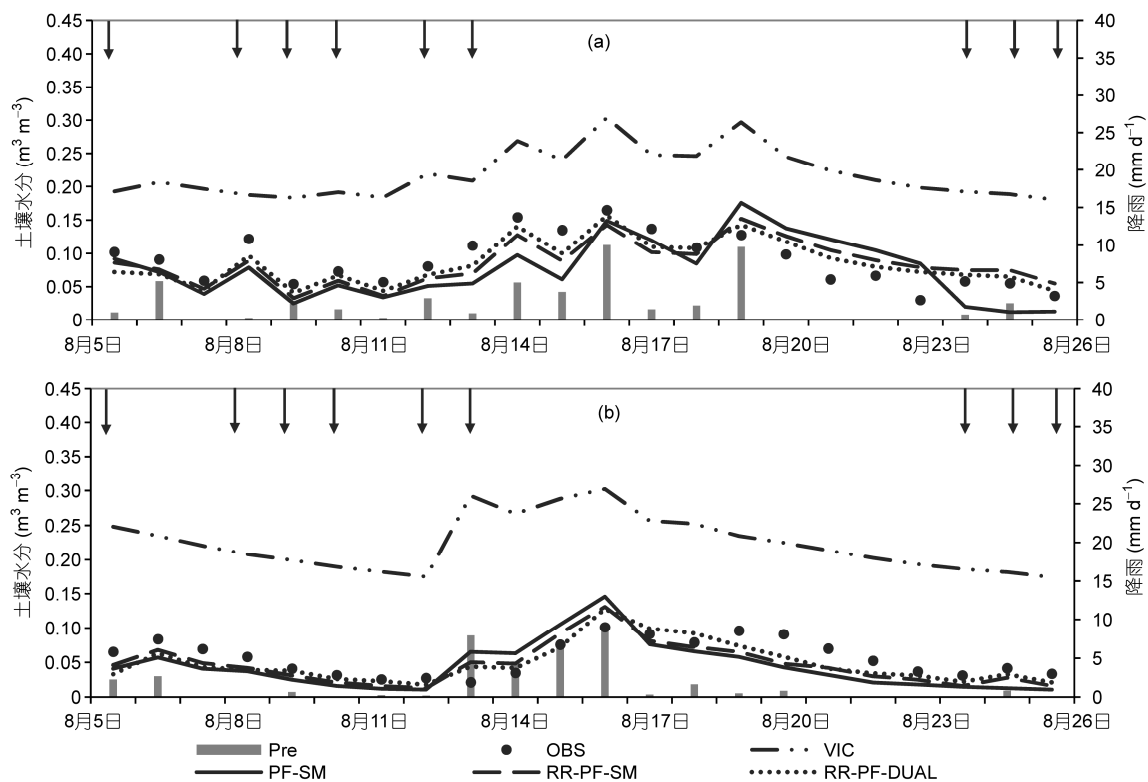


图 4 四个对比实验的实验结果与地面观测的土壤水分对比

(a) AZ06 站点结果对比; (b) RG100 站点结果对比. Pre, 降水; OBS, 地面观测值; VIC, PF-SM, RR-PF-SM 和 RR-PF-DUAL 分别表示实验 1, 2, 3 和 4 的结果. 向下的箭头指示有亮温观测值的时刻

表 3 四个对比实验结果的误差统计

站点名称	误差统计	VIC	PF-SM	RR-PF-SM	RR-PF-DUAL
AZ06	RMSE	0.131	0.030	0.028	0.021
	MBE	0.128	-0.013	-0.006	-0.005
RG100	RMSE	0.170	0.028	0.021	0.018
	MBE	0.167	-0.013	-0.010	-0.008

子滤波算法由于增加了残差重采样的步骤, 能有效的解决粒子退化问题, 同化后的土壤水分和地表观测值比较贴近. 而不进行残差重采样的粒子滤波算法则发生了严重的粒子退化, 退化后的粒子无法很好的模拟状态变量的真实概率密度分布, 导致同化结果和真实值偏离较远. (4) 对比实验 3 和实验 4 的结果可以看出, 对模型中的水力参数同步优化比水力参数取经验值时估算的土壤水分更加准确, 与地面观测值更加吻合, 同时 RMSE 和 MBE 的值相对更低, 从而说明水力参数对土壤水分的估算有一定的影响. 当水力参数取值不准确时, 估算的土壤水分会

产生一定的偏差, 通过在估算土壤水分的同时同步优化模型中的水力参数, 可以不断减小参数的不确定性, 从而提高土壤水分的估算精度. (5) 对比整体的实验结果和地表的真实观测值可以看出, 尽管同化后的土壤水分相比于 VIC 模型模拟值的精度有了明显的提高, 但和地面真实观测的土壤水分仍然存在一定偏差. 主要有以下几方面的原因: 首先, 本研究只考虑了模型中参数的不确定性所带来的误差, 而其他不确定因素, 如驱动数据的误差、模型的结构误差等并未考虑. 其次, 该地区属于半干旱型气候, 常年降雨稀少, 导致该地区土壤水分含量整体较低.

有研究指出,亮温数据在半干旱地区对土壤水分敏感性相对较低(Su 等, 2011). 因此在该研究区内同化亮温数据虽然能一定程度上提高土壤水分的估算精度,但效果并不是十分理想. 同时,由于本研究选择的观测数据是 $800\text{ m} \times 800\text{ m}$ 分辨率的亮温数据,通过同化亮温数据得到是整个 $800\text{ m} \times 800\text{ m}$ 面区域空间平均的土壤水分,而地面观测的则是单个站点的土壤水分,将两者直接进行比较必然会因为水平空间尺度不一致而造成一定的误差. 另外, C 波段亮温数据穿透深度一般为 $1\sim 2\text{ cm}$ (Jackson 和 Schmugge, 1989),而 VIC 陆面水文模型模拟的则是表层 5 cm 的土壤水分,在将亮温数据同化到 VIC 陆面水文模型中时同样会因为垂直方向尺度不匹配而带来一定的误差.

以上展示的仅仅是 AZ06 和 RG100 两个观测站点的实验结果,为了进一步证明同化方案在整个研究区域内的有效性,对研究区域内所有 31 个观测站点同时进行实验 1 和实验 4,并计算所有站点两个对比实验的 RMSE 和 MBE,如图 5(a)和图 5(b)所示. 从

图 5(a)和图 5(b)中可以看出,各个观测站点同化后的土壤水分精度都有明显的提高,其 RMSE 和 MBE 均明显低于 VIC 模型模拟的 RMSE 和 MBE. VIC 模型模拟的 RMSE 主要集中在 $0.1\sim 0.15$, MBE 主要集中在 $0.05\sim 0.15$,而同化后的 RMSE 主要集中在 $0\sim 0.05$, MBE 主要集中在 $-0.05\sim 0$,从而证明了该同化方案在整个研究区域内的有效性.

另一方面,为了减小站点观测和亮温格网之间的空间尺度差异,同时也为了进一步证明同化方案的有效性,对研究区域内所有格网两种极化方式的亮温数据分别取平均,然后利用残差重采样粒子滤波算法进行同化实验,并将两种极化方式的同化结果与 VIC 模型模拟值及研究区域内所有站点观测的土壤水分的空间平均值进行对比,如图 6 所示. 同时对两种极化方式的同化结果及 VIC 模型的模拟结果分别进行误差统计,如表 4 所示. 从图 6 和表 4 中可以看出,与 VIC 模型模拟值相比,利用亮温平均值同化得到的土壤水分和所有站点观测的土壤水分的平

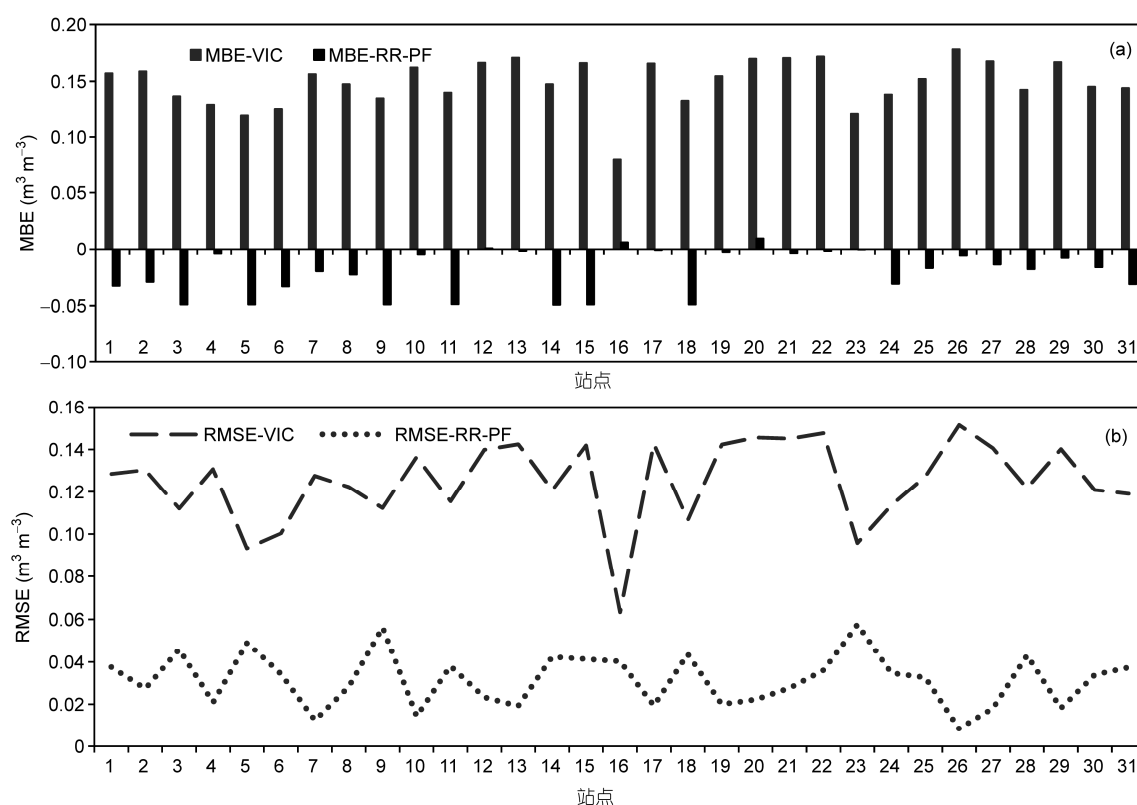


图 5 研究区域内 31 个站点 VIC 模型模拟值和同化值的 MBE 及 RMSE 对比

(a) MBE 对比结果; (b) RMSE 对比结果; MBE-VIC 和 MBE-RR-PF 分别代表 VIC 模型模拟值和同化值的 MBE; RMSE-VIC 和 RMSE-RR-PF 分别代表 VIC 模型模拟值和同化值的 RMSE

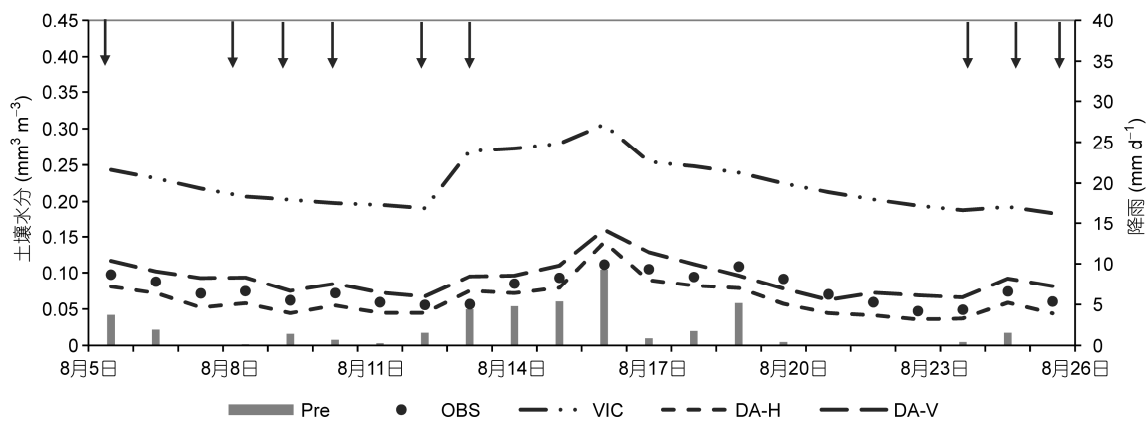


图 6 所有格网水平/垂直极化亮温平均值的同化结果与所有站点观测值的平均值对比

Pre, 降水; OBS, 所有站点观测值的平均值; VIC, VIC 模型模拟值; DA-H, 所有格网水平极化亮温平均值的同化结果; DA-V, 所有格网垂直极化亮温平均值的同化结果; 向下的箭头指示有亮温观测值的时刻

表 4 所有格网水平/垂直极化亮温平均值的同化结果误差统计

误差统计	VIC	DA-H	DA-V
RMSE	0.150	0.019	0.020
MBE	0.149	-0.014	0.015

均值更加贴近, 两者无论是在具体数值还是整体的变化趋势上都非常吻合. 这和单个格网亮温同化实验的结果是一致的, 从而进一步证明了该数据同化方案的有效性. 同时从图 6 和表 4 还可以进一步看出, 垂直极化亮温的同化结果要略高于水平极化亮温的同化结果, 但是两者相差不大, 无论同化哪种极化方式的亮温数据均能有效的提高土壤水分的估算精度, 并且两种极化方式的亮温同化精度相当, 差别不大, 这和前面章节 5.1 中得出的实验结论也是一致的.

5.3 水力参数优化

本研究同步优化的水力参数主要有孔隙度 θ_s 、饱和土壤水力传导度 K_s 和形状参数 b . 假设参数的初始分布服从均匀分布(Moradkhani 等, 2005a; Salamon 和 Feyen, 2009; Qin 等, 2009), 在参数的初始取值范围内均匀采样得到一系列不同取值的粒子, 代表初始参数的不确定性, 通过不断同化亮温数据, 参数不确定性范围不断减小, 参数慢慢趋近于真实值. 最终 AZ06 和 RG100 站点三个水力参数 K_s , θ_s 和 b 的优化结果如图 7 所示. 从图 7 可以看出, 随着不断同化亮温数据, 三个水力参数开始逐渐收敛, 不确定性范围

不断减小, 在初始阶段经过一个剧烈的变化, 中间时刻由于没有亮温观测数据, 参数保持不变, 最终参数收敛到一个小的范围之内. 其中 θ_s 收敛性最好, 最终的不确定性范围最小, 且真值包含在最终收敛的范围之内. K_s 和 b 也有一定程度的收敛, 但最终的不确定性范围比 θ_s 大. 主要原因是 θ_s 对表层土壤水分影响较大(Yang 等, 2007; Qin 等, 2009; Nagarajan 等, 2011), 从而直接影响到亮温的值. 相比之下, K_s 和 b 对表层土壤水分影响相对较小. 主要是因为该地区气候干旱, 降雨较少, 而 K_s 和 b 主要影响着表层土壤水分向上传递的过程, 当降雨充沛时, K_s 和 b 对表层土壤水分的影响较大, 而在降雨稀少的时期, 这两个参数对表层土壤水分的影响会减小很多(Nagarajan 等, 2011), 因此对亮温数据的敏感性也会随之降低. 若待优化参数和观测数据之间的相关性越高, 对观测数据越敏感, 则参数优化的效果就越好(Qin 等, 2009). 因此, θ_s 的优化效果最好, K_s 和 b 的优化效果次之.

6 讨论与结论

陆面数据同化方法由于能将观测数据和模型模拟有机结合, 优势互补, 已逐步发展为地球科学研究的重要方法之一. 通过数据同化方法在陆面过程模型中不断融入新的观测数据, 一方面可以提高模型状态变量的估算精度, 另一方面也可以优化模型中的不确定性参数, 提高模型模拟预测的精度. 残差重采样粒子滤波算法不受模型线性和误差高斯分布假设的约束,

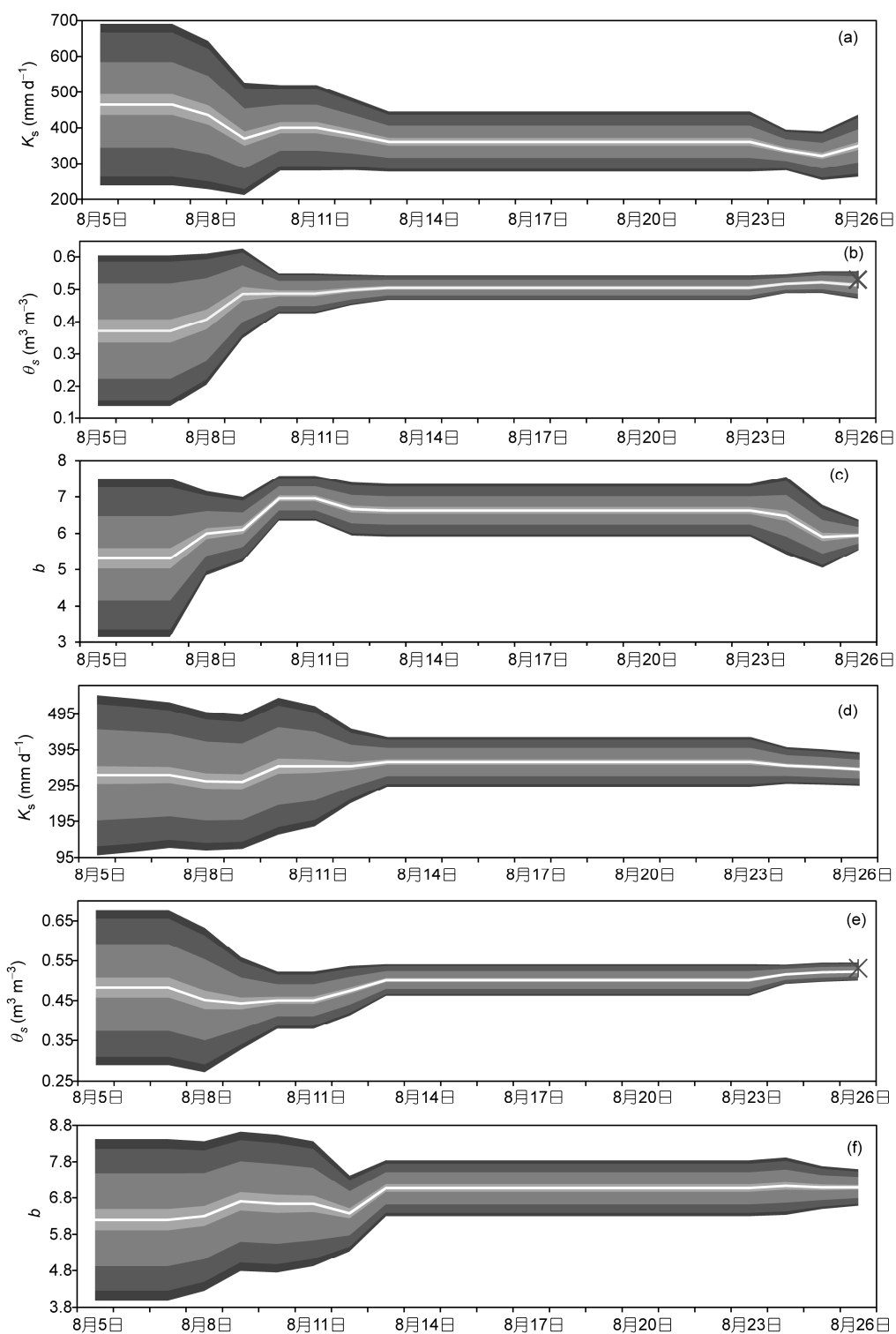


图 7 三个水力参数的优化结果

(a), (b)和(c)分别表示 AZ06 站点 K_s , θ_s 和 b 的优化结果; (d), (e)和(f)分别表示 RG100 站点 K_s , θ_s 和 b 的优化结果. 不同颜色的区域代表不同的置信区间, 颜色由深到浅分别代表 95%, 90%, 70%和 10%置信区间. 中间的白线代表所有参数粒子的平均值. *代表参数的真值, 其中只有 θ_s 有地面的真实观测值

且能有效的解决粒子退化问题, 在估算模型状态变量和同步优化模型不确定性参数方面存在很大的优势.

本研究基于残差重采样粒子滤波算法发展了一个数据同化方案, 将微波亮温数据同化到大尺度半分布式 VIC 陆面水文模型中, 对土壤水分进行估算, 并对模型中的三个水力参数 K_s , θ_s 和 b 进行了同步优化, 然后设计了一系列对比实验并利用美国亚尼桑那州在 SMEX04 期间的实验数据对该同化方案进行了验证. 结果表明, 该同化方案能够大幅度的提高土壤水分估算精度, 相比于 VIC 陆面水文模型的模拟值, 同化后的土壤水分与地面观测值更加贴近. 且相比于不进行残差重采样的粒子滤波算法, 本研究中采用的残差重采样粒子滤波算法由于能有效的解决粒子退化问题, 最终估算的土壤水分精度更高. 同时模型中的三个水力参数也得到了较好的优化, 其中 θ_s 优化效果最好, K_s 和 b 的优化效果次之. 对模型中的水力参数同步优化能减少模型参数的不确定性, 从而进一步提高土壤水分的估算精度.

本研究仍然有一些需要继续改进和完善的地方. 首先, 研究中采用的参数优化方法是将模型参数和状态变量一起构成增广的状态变量, 让模型参数在

同化过程中随着状态变量同步发生改变. 然而 Yang 等(2007)指出, 状态变量和模型参数影响模型模拟的时间尺度不一致, 状态变量影响模型模拟的时间尺度一般较短, 而模型参数影响的时间尺度一般较长. 因此, 选择同样的时间步长, 让状态变量和模型参数同步发生变化的策略并不是十分合理. 未来将考虑对状态变量和模型参数设置不同的时间步长, 分开进行估算. 其次, 研究中采用的验证策略是将面区域的同化结果和区域内单个站点的观测结果进行比较, 这种验证策略必然会因为两者空间尺度不匹配而带来一定的误差. 为了减小单点观测和亮温格网之间的空间尺度差异, 进一步利用整个研究区域内所有格网亮温的平均值进行同化, 然后和研究区域内所有站点观测值的空间平均值进行比较. 然而这种方法还是没有从根本上解决亮温数据和站点观测空间尺度不匹配的问题, 未来将考虑 Pan 和 Wood(2010)提出的多尺度数据同化方法, 进一步改善同化效果. 最后, 本研究在同化系统中考虑了模型参数的不确定性所带来的误差, 未来会继续加入对模型中其他不确定性因素的考虑, 如驱动数据误差和模型的结构误差等, 综合提高数据同化精度.

致谢 衷心感谢所有审稿专家对本文提出的宝贵的修改意见, 感谢美国国家冰雪数据中心(NSIDC)提供的 SMEX04 实验数据.

参考文献

- 宫鹏. 2009. 遥感科学与技术中的一些前沿问题. 遥感学报, 13: 13–23
- 贾炳浩, 谢正辉, 田向军, 等. 2010. 基于微波亮温及集合 Kalman 滤波的土壤湿度同化方案. 中国科学: 地球科学, 40: 239–251
- 李新, 摆玉龙. 2010. 顺序数据同化的 Bayes 滤波框架. 地球科学进展, 25: 515–522
- 李新, 黄春林. 2004. 数据同化——一种集成多源地理空间数据的新思路. 科技导报, (12): 13–16
- 马建文, 秦思娴. 2012. 数据同化算法研究现状综述. 地球科学进展, 27: 747–757
- 师春香, 谢正辉, 钱辉, 等. 2011. 基于卫星遥感资料的中国区域土壤湿度 EnKF 数据同化. 中国科学: 地球科学, 41: 375–385
- Clapp R B, Hornberger G M. 1978. Empirical equations for some hydraulic properties. Water Resour Res, 14: 601–604
- Cosby B J, Hornberger G M, Clapp R B. 1984. A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. Water Resour Res, 20: 682–690
- Dechant C M, Moradkhani H. 2012. Examining the effectiveness and robustness of sequential data assimilation methods for quantification of uncertainty in hydrologic forecasting. Water Resour Res, 48: W4518, doi: 10.29/2011WR011011
- Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T, et al. 1985. Microwave dielectric behavior of wet soil-Part II: Dielectric mixing models. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 23: 35–46
- Douc R, Cappe O, Moulines E. 2005. Comparison of resampling schemes for particle filtering. ISPA 2005, Proc 4th Inter Sympos. 64–69
- Fujii H. 2005. Development of a microwave radiative transfer model for vegetated land surface based on comprehensive in-situ observations. Doctoral Dissertation. Tokyo: University of Tokyo
- Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. 1993. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. Proc Inst Electr Eng, 140: 107–113
- Hamii T M, Snyder C. 2000. A hybrid ensemble Kalman filter—3D variational analysis scheme. Mon Weather Rev, 128: 2905–2919
- Hansen J A, Smith L A. 2001. Probabilistic noise reduction. Tellus Ser A, 53: 585–598

- Jackson T J, Schmugge T J. 1989. Passive microwave remote sensing system for soil moisture: Some supporting research. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 27: 225–235
- Jackson T J, Schmugge T J. 1991. Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sens Environ*, 36: 203–212
- Liang X, Lettenmaier D P, Wood E F, et al. 1994. A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models. *J Geophys Res*, 99: 14415–14428
- Liang X, Lettenmaier D P, Wood E F. 1996. One-dimensional statistical dynamic representation of subgrid spatial variability of precipitation in the two-layer variable infiltration capacity model. *J Geophys Res*, 101: 21403–21422
- Liu F. 2000. Bayesian time series: Analysis methods using simulation-based computation. Doctoral Dissertation. Durham: Institutes of Statistics and Decision Sciences, Duke University
- Montaldo N, Albertson J D, Mancini M. 2007. Dynamic calibration with an ensemble Kalman filter based data assimilation approach for root-zone moisture predictions. *J Hydrometeorol*, 8: 910–921
- Montzka C, Moradkhani H, Weihermuller L, et al. 2011. Hydraulic parameter estimation by remotely-sensed top soil moisture observations with the particle filter. *J Hydrol*, 399: 410–421
- Moradkhani H, Hsu K L, Gupta H, et al. 2005a. Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter. *Water Resour Res*, 41: W05012, doi: 10.1029/2004WR003604
- Moradkhani H, Sorooshian S, Gupta H V, et al. 2005b. Dual state-parameter estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter. *Adv Water Res*, 28: 135–147
- Nagarajan K, Judge J, Graham W D, et al. 2011. Particle Filter-based assimilation algorithms for improved estimation of root-zone soil moisture under dynamic vegetation conditions. *Adv Water Res*, 34: 433–447
- Nie S, Zhu J, Luo Y. 2011. Simultaneous estimation of land surface scheme states and parameters using the ensemble Kalman filter: Identical twin experiments. *Hydrol Earth Syst Sci*, 15: 2437–2457
- Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 41: 215–229
- Noh S J, Tachikawa Y, Shiiba M, et al. 2011. Applying sequential Monte Carlo methods into a distributed hydrologic model: Lagged particle filtering approach with regularization. *Hydrol Earth Syst Sci*, 15: 3237–3251
- Owe M, De Jeu R, Walker J. 2001. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 39: 1643–1654
- Pan M, Wood E F. 2010. Impact of accuracy, spatial availability, and revisit time of satellite-derived surface soil moisture in a multiscale ensemble data assimilation system. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 3: 49–56
- Plaza D A, De Keyser R, De Lannoy G J M, et al. 2012. The importance of parameter resampling for soil moisture data assimilation into hydrologic models using the particle filter. *Hydrol Earth Syst Sci*, 16: 375–390
- Qin J, Liang S L, Yang K, et al. 2009. Simultaneous estimation of both soil moisture and model parameters using particle filtering method through the assimilation of microwave signal. *J Geophys Res*, 114: D15103, doi: 10.1029/2008JD011358
- Rings J, Huisman J A, Vereecken H. 2010. Coupled hydrogeophysical parameter estimation using a sequential Bayesian approach. *Hydrol Earth Syst Sci*, 14: 545–556
- Salamon P, Feyen L. 2009. Assessing parameter, precipitation, and predictive uncertainty in a distributed hydrological model using sequential data assimilation with the particle filter. *J Hydrol*, 376: 428–442
- Shi J C, Jiang L M, Zhang L X, et al. 2005. A parameterized multifrequency-polarization surface emission model. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 43: 2831–2841
- Shi X K, Wen J, Liu J W, et al. 2010. Application and improvement of an adaptive ensemble Kalman filter for soil moisture data assimilation. *Sci China Earth Sci*, 53: 1700–1708
- Su Z, Wen J, Dente L, et al. 2011. The Tibetan Plateau observatory of plateau scale soil moisture and soil temperature (Tibet-Obs) for quantifying uncertainties in coarse resolution satellite and model products. *Hydrol Earth Syst Sci*, 15: 2303–2316
- Tian X J, Xie Z H, Dai A G, et al. 2009. A dual-pass variational data assimilation framework for estimating soil moisture profiles from AMSR-E microwave brightness temperature. *J Geophys Res*, 114: D16102, doi: 10.1029/2008JD011600
- Weerts A H, El Serafy G Y H. 2006. Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour Res*, 42: W09403, doi: 10.1029/2005WR004093
- West M. 1993. Mixture models, Monte Carlo, Bayesian updating and dynamic models. *Comput Sci Statist*, 24: 325–333
- Yang K, Watanabe T, Koike T, et al. 2007. Auto-calibration system developed to assimilate AMSR-E data into a land surface model for estimating soil moisture and the surface energy budget. *J Meteorol Soc Jpn*, 85A: 229–242
- Zhang H J, Qin S X, Ma J W, et al. 2013. Using residual resampling and sensitivity analysis to improve particle filter data assimilation accuracy. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 10: 1404–1408
- Zhao L, Yang K, Qin J, et al. 2013. Optimal exploitation of AMSR-E signals for improving soil moisture estimation through land data assimilation. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 51: 399–410