

基于 CCI 资料与 EnKF 方法的单点土壤湿度同化

吴凯, 舒红

(武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要: 土壤湿度作为天气、农林业、水循环研究中重要的地球物理参数,对气候变化有重要影响。陆面数据同化发展较晚,研究集中在同化土壤/积雪的常规观测与遥感观测来提高土壤湿度廓线/雪水当量的估计精度。卫星遥感资料的同化是一个研究热点,同化遥感数据对提高土壤湿度估计精度有积极的作用。基于 CLM4.0 (Common Land Model 4.0) 陆面过程模式,采用集合卡尔曼滤波 (EnKF) 同化方法,在美国内布拉斯加州地区的 Clay Center、Red Cloud 及 Grand Island 观测站点进行了 3 个单点同化实验,同化的观测数据是由 CDF (Cumulative Distribution Function) 技术匹配调整后的卫星遥感资料——CCI (Climate Change Initiative) 数据,同化分析实验时间为 2008 年 5 月 1 日至 2008 年 10 月 31 日,利用站点实测数据对 0~2cm 土壤湿度的同化结果与间接受其同化影响 10cm 处的土壤湿度估计值进行了验证。结果表明:通过单点同化卫星遥感资料的方法可以提高表层土壤湿度的估计精度,并且受其同化影响,靠近同化层的土壤,其土壤湿度的估计精度也得到提高。

关键词: 土壤湿度; 数据同化; CDF 匹配; 集合卡尔曼滤波; CCI 土壤湿度产品

中图分类号: TV93; P237

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2017)01-0236-08

Point – scale soil moisture data assimilation based on CCI data and EnKF method

WU Kai, SHU Hong

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: As a key geophysical parameter in weather, agroforestry and hydrologic cycle, soil moisture has important effects on climatic change. The development of land surface data assimilation is relatively late, and most of the studies focus on assimilating the routine observations and remote sensing data of soil/snow to improve the estimation accuracy of soil moisture profile/snow water equivalent. The assimilation of satellite remote sensing data is a hot research topic, it has positive effects on improving soil moisture estimation accuracy. Three point – scale experiments were performed based on CLM4.0 (Common land Model 4.0) and EnKF method at Clay Center, Red Cloud and Grand Island observation stations in Nebraska, USA. The observation data used in data assimilation was remote sensing data – CCI (Climate Change Initiative) data which was processed by CDF (Cumulative Distribution Function) matching technique. The assimilation experiments started from May 1, 2008, and ended on October 31, 2008. After the experiments, the assimilated 0~2cm and the estimated 10 cm soil moisture (which was affected by the assimilation) results, were validated with observation data. The results indicated that, the point – scale method of assimilating remote sensing data improved the soil moisture estimation in topsoil; also, under the influences of the assimilation, the soil moisture estimation accuracy in the layer closed to the assimilated layer could also be improved.

Key words: soil moisture; data assimilation; CDF (Cumulative Distribution Function) matching technique; ensemble Kalman filter; CCI (Climate Change Initiative) soil moisture product

收稿日期: 2016-08-31; 修回日期: 2016-12-09

基金项目: 武汉大学自主科研(学科交叉类)项目(2042016kf0176); 武汉大学自主科研(学院专项项目)项目(2042016kf1035); 国家科技支撑计划课题(2015BAJ05B01)资助

作者简介: 吴凯(1990-), 男, 山东潍坊人, 硕士研究生, 研究方向: 遥感数据同化。

通讯作者: 舒红(1971-), 男, 湖北黄冈人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 时空统计与遥感同化。

1 研究背景

土壤湿度作为气候预报、洪水预测和地下水补给的一个重要参数,通过植被的蒸发与生长、降水、地表径流等形式间接影响着天气过程的发生和发展^[1-2],在气候变化中的作用仅次于海温^[3]。已经有大量研究指出天气预报和气候预测对土壤湿度有相当大的敏感性,精确的土壤水分估计有助于提高数值天气预报的预报水平,对研究和理解地球表层生物物理过程有积极作用。当前土壤湿度的获取方法包括站点观测、卫星遥感、陆面过程模式模拟等^[4]。卫星遥感为获取大尺度范围的土壤湿度数据提供了主要技术手段,可提供全球范围统一时间和空间的土壤湿度,这是常规观测网所不具备的,但是地表状态(如地表温度、土壤含水量)在时间及空间上是连续的,而遥感观测获取的是瞬时值。模式模拟计算可以得到连续的、具有较高时空分辨率的土壤湿度数据,但其精度受陆面模式结构、参数化方案及初始状态影响很大,有时并不能准确的模拟估计土壤湿度值。因此,将陆面模式连续的物理过程信息和观测资料的实测信息最优结合的数据同化方法就显得极为重要。

数据同化最早应用于大气和海洋领域,陆面数据同化起步相对较晚^[5]。数据同化同时考虑了观测误差与背景误差,将观测数据与地球动力模式模拟结果最优结合起来,以此校正模式运行轨迹得到更准确的状态估计。

国内外不少学者对土壤湿度卫星遥感资料同化进行了相关研究。师春香等^[6]搭建了基于 EnKF 算法及 CLM3.0 陆面过程模式的中国区域陆面土壤湿度同化系统,并利用该系统开展了中国区域陆面土壤湿度同化实验,观测资料是 AMSR - E 反演的土壤湿度产品数据,结果表明陆面模式模拟和同化结果都能比较合理地反映出土壤湿度时空分布;黄春林等^[7]基于简单生物圈模型 SiB 和 EnKF 方法实现了一个单点陆面数据同化实验,结果表明利用集合卡尔曼滤波可以大大提高土壤水分预测精度;Galantowicz 等^[8]使用扩展卡尔曼滤波方法建立了土壤湿度同化方案;Margulis 等^[9]基于 Noah 模型与集合卡尔曼滤波的方法构建了土壤水分同化方案。

CCI 土壤湿度产品作为新的土壤湿度数据源,国内对其相关研究较少,文章基于 CLM4.0 陆面过程模式,采用 EnKF 同化方法,在单点模式下探讨了使用 CDF 匹配后低空间分辨率卫星遥感资料——

CCI 数据提高表层土壤湿度估计精度的同化技术,并分析了同化前后靠近同化层土壤的土壤湿度精度变化,为遥感数据同化提供了相应的技术参考。

2 模式与数据

2.1 CLM4.0 模式简介

CLM4.0 是地球系统模式 CESM (Community Earth System Model) 中的陆面过程模块,是目前世界上发展最完善的陆面过程模式之一,它综合了 BATS、IAP94 及 LSM 等几个陆面模式的优点,被耦合在多个气候模式中。CLM 对陆地生物地球物理学、水循环、生物化学、人类活动、生态动力学及陆地表面各向异性采用了不同的处理过程^[10],通过嵌套次网格的方法实现了网格尺度内地表特征(土壤利用分类、土壤颜色、土壤质地等)的差异、不同植被类型生态学变异以及不同土壤层热力学和水动力学上的差异性^[11]。

2.2 实验区域和数据

实验中 CLM4.0 的驱动数据采用普林斯顿大学的全球大气强迫场资料,时间范围是 1948 - 2008 年,空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$,时间频率是每 3 h 一次。驱动数据包括 7 个气象要素:近地面气温、风速、近地面空气比湿、降水率、近地面气压、大气向下长波辐射和太阳向下短波辐射通量。地表植被覆盖情况、土壤质地(黏土和沙土含量)、地形地势、土壤表面粗糙度等陆面数据信息来自 CLM4.0 自带的地表数据集。根据观测站点提供的 0 ~ 100 cm 黏土与沙土含量数据,对 CLM4.0 地表数据中黏土和沙土的含量进行了修改,使之更符合实地情况。

同化结果检验所用站点资料来自国际土壤湿度网(The International Soil Moisture Network)美国内布拉斯加州地区的 Clay Center、Red Cloud 以及 Grand Island 3 个观测站点 2008 年 5 月 1 日至 2008 年 10 月 31 日共计 184 d 的站点观测数据,Clay Center 观测站经纬度是 $98.08^\circ\text{W}, 40.34^\circ\text{N}$ 且海拔为 552 m, Red Cloud 观测站经纬度是 $98.17^\circ\text{W}, 40.05^\circ\text{N}$ 且海拔为 524 m, Grand Island 观测站经纬度是 $98.3^\circ\text{W}, 40.53^\circ\text{N}$ 且海拔为 507 m。其中 Clay Center 观测站 2008 年 7 月 13 日至 2008 年 8 月 2 日无观测数据,其余两个观测站在同化时间内均无缺测数据。3 个观测站均为每天下午 5:00 观测一次,观测的土壤深度为 10, 25, 50, 100 cm, 数据单位是土壤体积含水量 (mm^3/mm^3)。实验中将每天下午 5:00 的观测作为验证数据视为该地一天的土壤湿度均值。

同化所用的土壤湿度观测数据是 CCI 土壤湿度产品数据,它是由长时间序列的主被动微波遥感数据合成的土壤湿度数据产品。CCI 土壤湿度数据集中包含主动微波遥感数据集、被动微波遥感数据集以及主被动合成微波遥感数据集,实验中使用的是主被动合成微波遥感数据集。主动微波数据集是由 ERS-1, ERS-2 以及 METOP-A 卫星搭载的 C 波段散射仪的观测值获取的,被动微波数据集是由 Nimbus 7 SMMR, DMSP SSM/I, TRMM TMI, Coriolis WindSat 和 Aqua AMSR-E 的观测值获取的^[12]。CCI 数据中对高海拔及森林植被茂密地区不进行处理,即这些地区无土壤湿度数据。

CCI 数据集提供全球尺度的土壤湿度数据,探测的土壤深度为地表 0.5~2cm,时间范围为 1978 年至 2014 年,空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$,时间分辨率为一天,其土壤湿度数据单位与站点观测数据单位一致,均为土壤体积含水量 (mm^3/mm^3),另外,CCI 数据不仅提供了土壤湿度数据,还提供了其标准差信息。

实验根据三个观测站点的地理位置选取了与之对应的 2008 年 5 月 1 日至 2008 年 10 月 31 日共计 184 d 的 CCI 单点土壤湿度数据进行同化实验。

3 实验设计与研究方法

3.1 CCI 土壤湿度 CDF 匹配

站点观测与遥感获取的地表土壤湿度之间存在系统偏差,两组数据并不完全匹配。通常将站点实测数据作为标准对待匹配数据进行校正使遥感数据与站点实测数据相匹配,使两者具有相同的取值范围和累计概率分布。一般采用累计概率分布(CDF)匹配或线性回归的方法。累积概率分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)匹配方法是一种非线性技术,可校正数据集中存在的偏差,减少遥感获取的土壤湿度数据与实测土壤湿度数据之间的整体性偏差,CDF 匹配同样适用于短时间序列数据^[13-14]。

CCI 数据由 CDF 技术处理后,满足如下表达式:

$$CDF_{site}(x') = CDF_{cci}(x) \quad (1)$$

式中: CDF_{site} 和 CDF_{cci} 分别表示站点与 CCI 土壤湿度数据的累积分布函数; x 为 CDF 匹配前 CCI 数据的土壤湿度, mm^3/mm^3 ; x' 为经 CDF 匹配后 CCI 数据的土壤湿度, mm^3/mm^3 ^[13,15]。

CDF 匹配步骤^[16]如下:首先得到 CCI 和 0~2

cm 站点土壤湿度数据的累积概率分布曲线,并以 0、5、10、20、30、40、50、60、70、80、90、95、100 为节点将两条 CDF 曲线均划分为 12 段,同时分别得到 CCI 与站点 CDF 曲线上 13 个节点所对应的土壤湿度值,分别记为 CCI_SM 与 $site_SM$ 。然后以上一步得到的 CCI_SM 为横轴, $site_SM$ 为纵轴得到 CCI 与站点观测数据的分段线性回归曲线,对两两相邻节点做线性回归,得到 CCI 与站点观测数据的分段线性回归方程,最后使用上一步得到的分段线性回归方程对 CCI 土壤湿度数据进行 CDF 匹配校正。图 1(a)~图 1(c)分别表示 0~2cm CDF 匹配前后 Clay Center, Red Cloud 和 Grand Island 3 个站点的土壤湿度数值变化,表 1 表示 CCI 土壤湿度数据 CDF 匹配前后的 RMSE。定义精度提高 $A(\%)$ 为:

$$\text{精度提高 } A(\%) = \frac{|RMSE_{前} - RMSE_{后}|}{RMSE_{前}} \quad (2)$$

式中: $RMSE_{前}$ 为 CDF 匹配前 CCI 数据的均方根误差; $RMSE_{后}$ 为 CDF 匹配后 CCI 数据的均方根误差。

从图 1 和表 1 可以看到, CDF 匹配调整后的 CCI 土壤湿度与实际观测的土壤湿度有基本一致的变化趋势,但是匹配前 CCI 土壤湿度普遍比实际观测小。经 CDF 匹配校正后,3 个站点的 $RMSE$ 与匹配前相比减小,最明显的是 Clay Center 站点,精度提高了 51.557%, Red Cloud 站点精度提高相对较低,3 个站点平均提高 41%,这说明 CCI 土壤湿度数据与站点观测数据相比整体偏低的现象明显减小, CDF 匹配后的 CCI 土壤湿度向观测数据靠拢。

3.2 集合卡尔曼滤波(EnKF)

集合卡尔曼滤波(EnKF)算法最早由 Evensen 在 1994 年提出^[17-18],目前被广泛用于大气、海洋和陆面数据同化研究中,已成为当前流行的陆面数据同化算法。EnKF 是一种利用蒙特卡罗短期集合预报的方法估计预报误差协方差的顺序数据同化方法,基本思想是通过扰动生成状态变量的集合(假设 N 个集合),每个集合通过模式向前积分预报下一时刻集合的状态,有观测数据的时刻,利用观测数据对每个集合分别进行更新,此时全部集合的均值就是状态变量的最优估计。EnKF 与传统卡尔曼滤波相比,最大的特点是无需线性化模式算子与观测算子。EnKF 的计算步骤如下:

(1)初始化背景场。给定 N 个符合高斯分布的集合 $X_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 实验中取集合数 N 为 40, 状态变量为 CLM4.0 输出的土壤湿度前两层(0.7 cm, 2.79 cm), 即 $X_i = [\theta_1, \theta_2]^T_i$, 实验中土壤湿度体积

含水量单位均为 mm^3/mm^3 。

(2) 预测。将 k 时刻全部集合带入 CLM4.0, 通过模式向前积分, 得到每个集合在第 $k+1$ 时刻的预报值 $X_{i,k+1}^f$ 。

$$X_{i,k+1}^f = M_{k,k+1}(X_{i,k}^a) + w_{i,k}, \quad (3)$$

$$w_{i,k} \sim N(0, Q_k)$$

式中: $X_{i,k+1}^f$ 为 $k+1$ 时刻状态预测值, 上标 f 表示预测值, mm^3/mm^3 ; $M_{k,k+1}$ 为 k 时刻到 $k+1$ 时刻状态变化关系, 此处即 CLM4.0 陆面过程模式; $X_{i,k}^a$ 为 k 时

刻第 i 个集合的状态分析值, 上标 a 表示分析值, mm^3/mm^3 ; $w_{i,k}$ 为模式误差, 服从均值为 0 协方差矩阵为 Q_k 的高斯分布, 将站点观测值近似为该点的土壤湿度真实值, 实验中各个观测站点都有 0~2 cm 土壤湿度观测数据及 CLM4.0 输出的前两层土壤湿度模拟数据, 以此得到模式误差, 实验中 Q_k 取同化时间段内模式误差的方差均值, 取值为 $\begin{bmatrix} 0.0034 & 0 \\ 0 & 0.0034 \end{bmatrix}$ 。

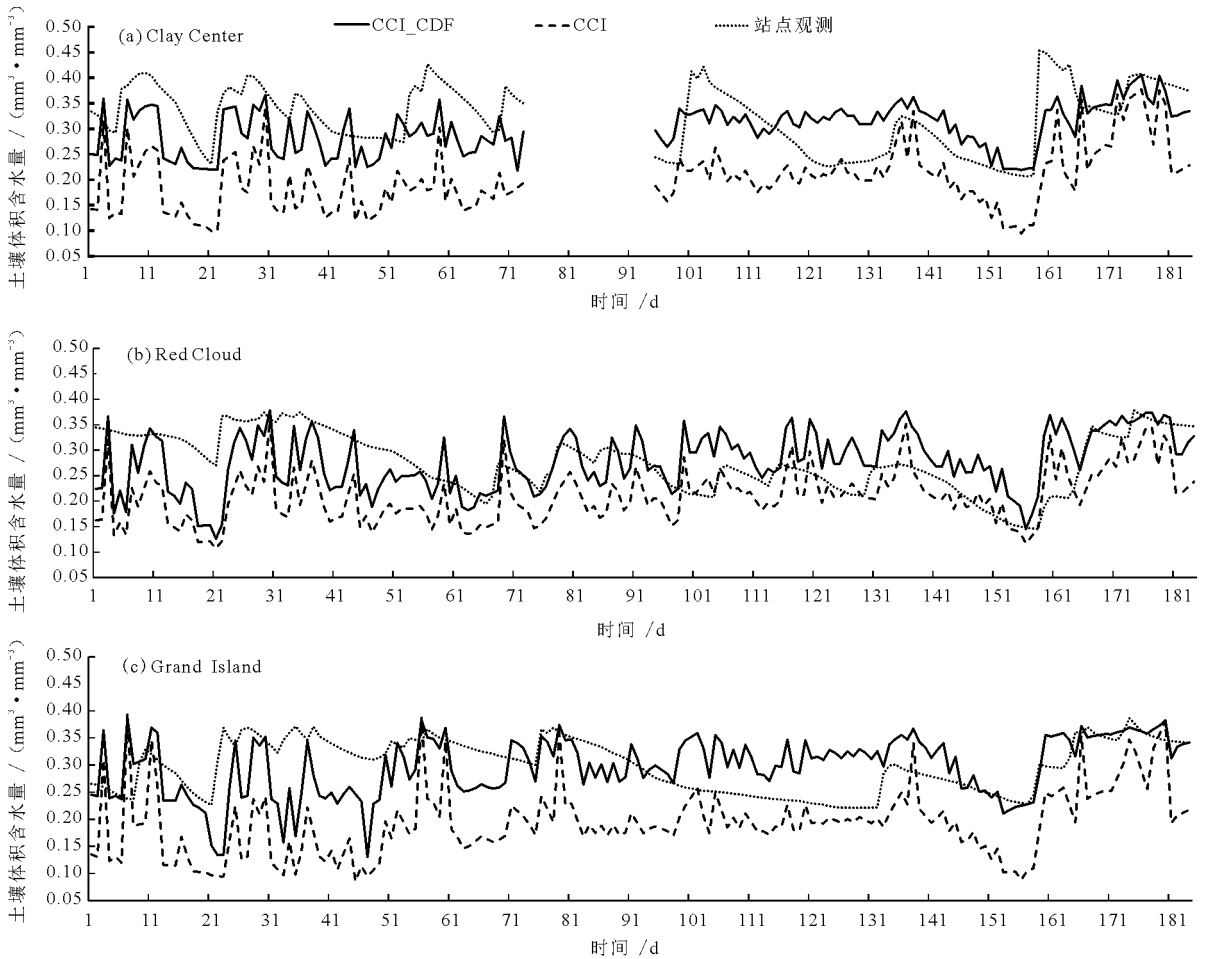


图 1 3 个站点 0~2 cm CDF 匹配前后土壤湿度值与站点观测数据的比较

表 1 CCI 土壤湿度数据 CDF 匹配前后的 RMSE

站点	CDF 匹配前	CDF 匹配后	精度提高 A / %
	RMSE	RMSE	
Clay Center	0.1381	0.0669	51.557
Red Cloud	0.0944	0.0701	25.742
Grand Island	0.1266	0.0664	47.551

(3) 更新。若 $k+1$ 时刻有观测值, 则利用观测值对每个集合进行更新。

$$X_{i,k+1}^a = X_{i,k+1}^f + K_{k+1} [Y_{k+1}^0 - H_{k+1}(X_{i,k+1}^f) + v_{i,k}],$$

$$v_{i,k} \sim N(0, R_k) \quad (4)$$

$$\bar{X}_{k+1}^a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{i,k+1}^a \quad (5)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1}^f H^T (H P_{k+1}^f H^T + R_k)^{-1} \quad (6)$$

$$P_{k+1}^f = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{i,k+1}^f - \bar{X}_{k+1}^f)(X_{i,k+1}^f - \bar{X}_{k+1}^f)^T \quad (7)$$

$$P_{k+1}^f H^T = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{i,k+1}^f - \bar{X}_{k+1}^f) (H(X_{i,k+1}^f) - H(\bar{X}_{k+1}^f))^T \quad (8)$$

$$HP_{k+1}^f H^T = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [H(X_{i,k+1}^f) - H(\bar{X}_{k+1}^f)] \cdot [(H(X_{i,k+1}^f) - H(\bar{X}_{k+1}^f))]^T \quad (9)$$

$$P_{k+1}^a = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{i,k+1}^a - \bar{X}_{k+1}^a) (X_{i,k+1}^a - \bar{X}_{k+1}^a)^T \quad (10)$$

式中: $X_{i,k+1}^a$ 是第 i 个集合在 $k+1$ 时刻的状态分析值, mm^3/mm^3 ; K_{k+1} 是 $k+1$ 时刻的增益矩阵; Y_{k+1}^o 是 $k+1$ 时刻的观测数据, 实验中是 CCI 土壤湿度体积含水量, 上标 o 表示观测, mm^3/mm^3 ; $H_{k+1}(\cdot)$ 是 $k+1$ 时刻的观测算子, 因为实验中状态变量与 CCI 数据均为土壤体积含水量, 所以 H_{k+1} 是线性的, 取值 $[0.5, 0.5]$, 即计算状态变量两层土壤湿度的均值; $v_{i,k}$ 是观测误差, 服从均值为 0 协方差矩阵为 R_k 的高斯分布, 实验中 R_k 非矩阵, 取 CCI 数据自身提供的土壤湿度方差; \bar{X}_{k+1}^a 是所有集合的均值, 即状态的最优估计值, mm^3/mm^3 ; P_{k+1}^f 为状态预测值的误差协方差矩阵; P_{k+1}^a 是最终得到的最优估计值的误差协方差矩阵。

3.3 实验设计

考虑到陆面过程模式对初值的敏感性以及对土壤湿度的“记忆性”, 需在同化前对模式做预热 (spin-up) 处理, 用 1948 年 1 月 1 日至 2008 年 10 月 31 日共计 60 年零 10 个月的普林斯顿大学驱动数据做大气强迫驱动模式积分, 输出频率为每天一次, 输出数据是每天各层土壤湿度的均值, 将 2008 年 5 月 1 日至 2008 年 10 月 31 日模拟估计值作为直接 CLM4.0 模式模拟的结果。从 2008 年 5 月 1 日开始同化, 同化频次为每天一次, 同化时 CLM4.0 按非均匀土壤深度输出前 4 层土壤体积含水量 (土壤深度为 0.7, 2.79, 6.23, 11.89 cm), 若同化时刻有 CCI 数据则利用 EnKF 同化算法对 CLM4.0 输出的前两层土壤体积含水量 (0.7 cm, 2.79 cm) 的均值做同化处理。最后, 将站点观测数据与 0~2 cm 直接 CLM4.0 模式模拟估计值及同化结果进行对比分析, 评价各自精度, 同时将 10cm 深度受表层同化影响的 CLM4.0 第四层输出结果与站点观测数据作对比分析并评价精度。

实验中的数据匹配方面, 将 CLM4.0 输出的前两层土壤体积含水量 (0.7, 2.79 cm) 的均值与 CCI

数据土壤体积含水量 (0.5~2 cm) 相对应进行同化。由于观测站提供的土壤湿度数据的深度是 10, 25, 50, 100 cm, 同化结果的土壤深度是表层 0~2 cm, 利用线性插值的方法得到表层 0~2 cm 的土壤湿度作为验证数据。将同化中 CLM4.0 输出的第 4 层土壤体积含水量 (土壤深度为 11.89 cm) 与站点观测数据中 10 cm 土壤深度的土壤体积含水量相对应做比较分析。

3.4 误差评价方法

为评价同化效果, 采用了均方根误差 (RMSE) 和平均偏差 (MBE) 两个指标来进行评价。

均方根误差 (Root Mean Square Error, 简称为 RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i^o - X_i)^2} \quad (11)$$

平均偏差 (Mean Bias Error, 简称为 MBE):

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i^o - X_i| \quad (12)$$

式中: Y_i^o 是土壤湿度站点观测数据, 上标 o 表示观测, mm^3/mm^3 ; X_i 是土壤湿度估计值, mm^3/mm^3 , 下标 i 表示时间, d; N 表示参与计算的 Y_i^o 或 X_i 的维度。

为说明同化结果显著性, 定义精度提高 $B(\%)$ 指标。

$$\text{精度提高 } B(\%) = \frac{|RMSE_{\text{前}} - RMSE_{\text{后}}|}{RMSE_{\text{前}}} \quad (13)$$

式中: $RMSE_{\text{前}}$ 表示同化前模式模拟的均方根误差; $RMSE_{\text{后}}$ 表示同化结果的均方根误差。

4 结果分析

图 2(a)~图 2(c) 分别是 Clay Center, Red Cloud 和 Grand Island 三个站点表层 0~2 cm 土壤湿度同化结果, 短虚线表示站点观测数据, 长虚线表示模式模拟数据, 实线表示同化结果, 圆点表示经 CDF 匹配处理后的 CCI 土壤湿度。表 2 是 0~2 cm 同化前 CLM4.0 模拟和同化后土壤湿度估计值的 RMSE 和 MBE。精度提高 $B(\%)$ 指标与公式 (13) 相同。

从图 2 可知 CLM4.0 模拟的结果变化频率较低, 土壤湿度的数值变化较大, 第 45 天左右有一个明显的土壤湿度高峰, 但是观测数据并未显示出此变化。第 90 天到 150 天内, CLM4.0 总体上低估土壤湿度, 从 160 天左右开始直到同化结束, CLM4.0 模拟估计值、站点观测数据与校正后的 CCI 数据均较好地表现

出了土壤湿度显著上升的总体趋势,一致性较高。由表 2 中 *RMSE* 的精度提高 *B* 指标来看,Clay Center 与 Grand Island 站点同化效果较显著,平均提高 20%, Red Cloud 站点同化效果不显著,精度提高仅为 7.35%。从 *MBE* 的精度提高 *B* 指标来看,同化后 3 个站点土壤湿度估计值与观测数据的离散程度降低,降低程度最显著的是 Grand Island 站点,其余两个站点的 *MBE* 也下降了约 16%。从上述分析中可以得到如下结论:同化后表层土壤湿度估计值更接近实际的站点观测值,同化技术可以降低同化结果与实际土壤湿度观测之间的离散程度。

图 3(a) ~ 图 3(c) 是受表层土壤湿度同化影响,同化前后 Clay Center, Red Cloud 和 Grand Island 3 个站点 10 cm 土壤湿度的变化结果,其中短虚线表示站点观测,长虚线表示模式模拟数据,实线表示同化结果。表 3 是 10 cm 土壤深度同化前 CLM4.0 模拟估计值与同化后土壤湿度估计值的 *RMSE* 和 *MBE*,精度提高 *B* (%) 指标与公式(13) 相同。

由图 3 知,0 ~ 2 cm 表层土壤湿度同化后,受其

影响,10cm 土壤湿度估计值与同化前相比有所变化,但总体上来看同化后土壤湿度的整体变化趋势与同化前相比变化并不十分明显,这是因为 10cm 处的土壤湿度主要还是依赖于模式输出,但是可以看到第 90 天到 150 天内,同化后的土壤湿度估计值与同化前相比明显变大了,对应到图 2 中可以看到第 90 天至第 150 天内,CCI_CDF 土壤湿度普遍比模式模拟结果高,所以同化 CCI_CDF 土壤湿度会导致同化结果土壤湿度数值变大。由表 3 中 *RMSE* 的精度提高 *B* 指标来看,3 个站点精度提高差异不大,平均提高了 15.8%,而从 *MBE* 的精度提高 *B* 指标来看,3 个站点的差异较大,Red Cloud 站点同化后精度提高了 45.45%,同化后的土壤湿度与观测数据的离散程度显著降低,Grand Island 站点精度提高最小为 4.08%,说明同化结果与观测数据的离散程度有下降,但并不显著。从上述分析中可以得到如下结论:表层土壤湿度的同化可以间接提高靠近同化层土壤的土壤湿度估计精度,靠近同化层土壤的土壤湿度估计精度提高,与观测数据的离散程度下降。

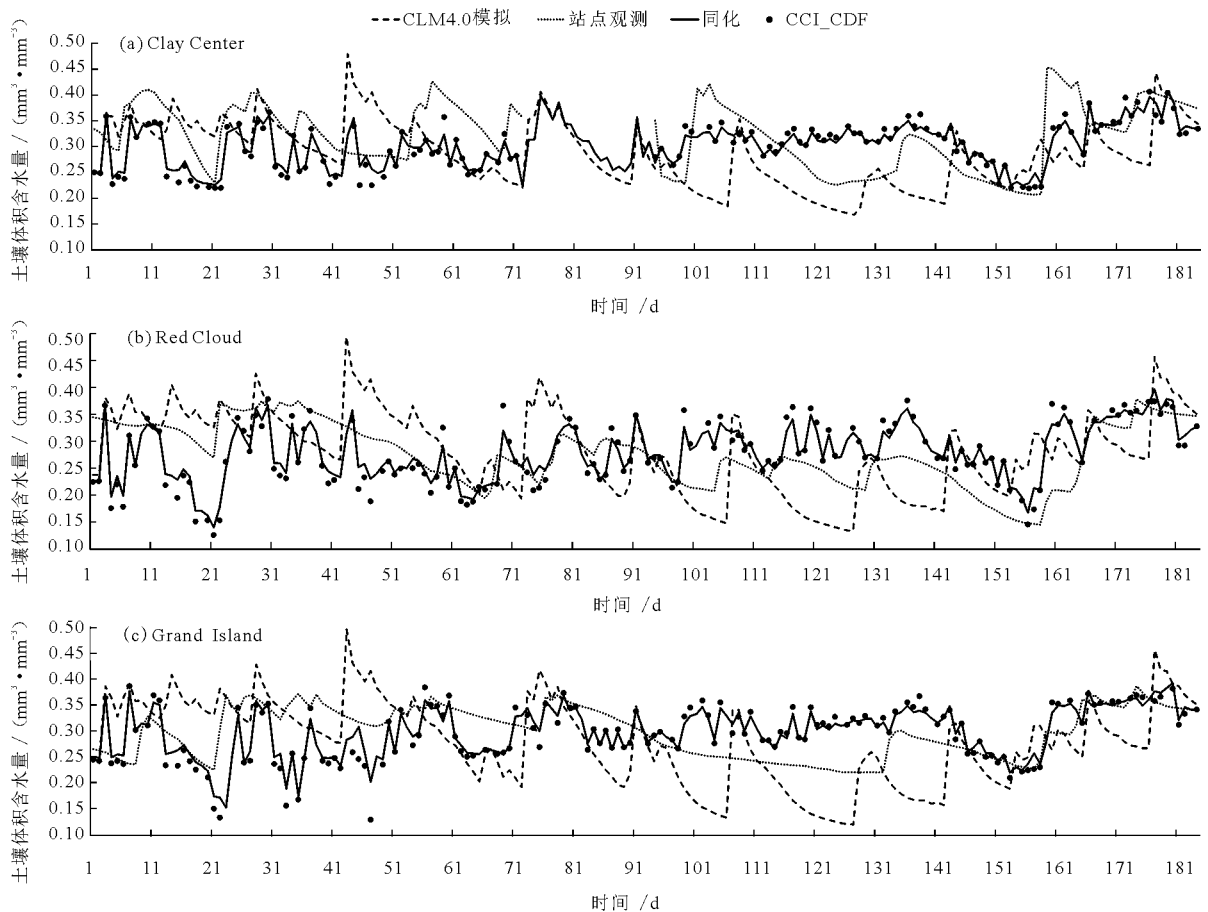


图 2 土壤表层 0 ~ 2 cm 土壤湿度同化结果

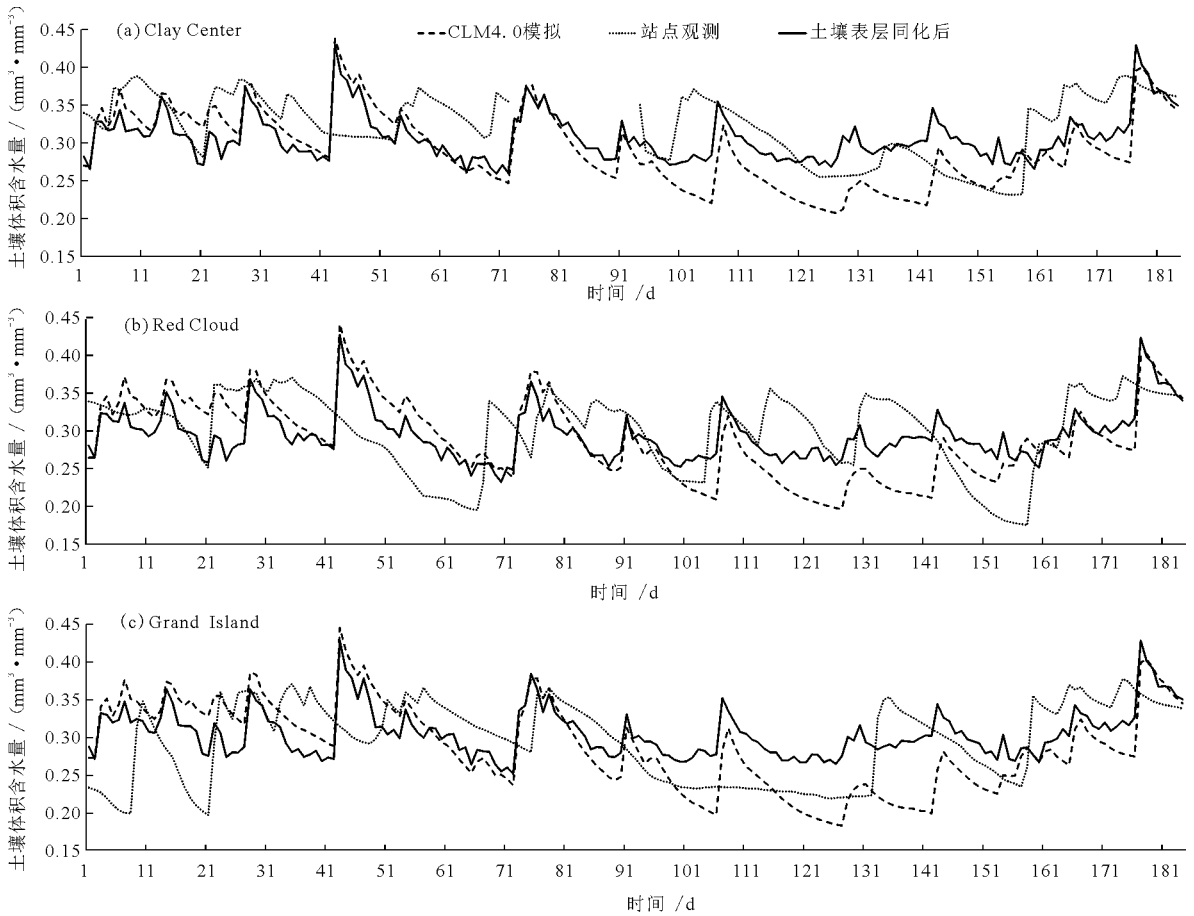


图3 同化前后10cm土壤湿度与站点实际观测曲线

表2 0~2 cm 同化前后土壤湿度估计值的RMSE和MBE

站点	RMSE			MBE		
	CLM4.0 同化	精度提高 B/%		CLM4.0 同化	精度提高 B/%	
Clay Center	0.083	0.065	21.69	0.066	0.054	18.18
Red Cloud	0.068	0.063	7.35	0.058	0.050	13.79
Grand Island	0.074	0.060	18.92	0.062	0.046	25.81

表3 10 cm 模式模拟和受表层同化影响
10 cm 土壤湿度的RMSE和MBE

站点	RMSE			MBE		
	CLM4.0 同化	精度提高 B/%		CLM4.0 同化	精度提高 B/%	
Clay Center	0.057	0.048	15.79	0.047	0.040	14.89
Red Cloud	0.064	0.052	18.75	0.011	0.006	45.45
Grand Island	0.062	0.054	12.90	0.049	0.047	4.08

5 结论

基于 CLM4.0 陆面过程模式,采用集合卡尔曼

滤波(EnKF)同化方法,使用经过 CDF 匹配处理后的 CCI 卫星遥感资料,在美国内布拉斯加州地区的 Clay Center、Red Cloud 及 Grand Island 观测站点进行了三个单点同化实验,对比分析了土壤表层 0~2 cm 同化前后的土壤湿度估计精度,同时比较分析了受表层土壤湿度同化影响,10cm 土壤湿度估计精度同化前后的变化。可以得到如下结论:同化后 3 个站点土壤表层 0~2 cm 与 10 cm 土壤湿度估计值的均方根误差和平均偏差变小,同化后土壤湿度的估计值更接近实际的站点观测值,与实际土壤湿度观测的离散程度降低,单点同化卫星遥感资料可以提高表层土壤湿度的估计精度,受其同化影响,靠近同化层土壤的土壤湿度估计精度也得到提高。

但是,需要注意的是,实验中土壤湿度验证数据的插值会导致所得到的验证数据与真实情况有差异。再者,观测数据与模式模拟数据土壤深度的不匹配也会导致实验中数据存在误差。另外,实验中还存在实际观测数据与 CCI 遥感数据空间尺度不匹配所带来的空间代表性误差。

虽然同化技术可以提高土壤湿度的估计精度,

优化了模式模拟结果,但观测误差与模式误差的确定对同化分析结果有很大影响,文章中对观测误差和模式误差的估算忽略了随时间变化的特征,均取为固定值,添加观测误差/模式误差随时间变化特征是后续研究中需要考虑的。另外,通过尺度升降的方法实现地面点元观测和卫星遥感面元观测的尺度匹配,这也是下一步工作中需要考虑的问题。

致谢:实验中,CLM4.0 模式的运行得到了武汉大学遥感院桂志鹏老师提供的虚拟机资源支持,在此深表感谢。

参考文献:

- [1] 兰鑫宇,郭子祺,田野,等. 土壤湿度遥感估算同化研究综述[J]. 地球科学进展, 2015, 30(6):668-679.
- [2] 李得勤,段云霞,张述文. 土壤湿度观测、模拟和估算研究[J]. 地球科学进展, 2012, 27(4):424-434.
- [3] Committee NCC. Goals, global ocean-atmosphere-land system, for predicting seasonal-to-interannual climate: a program of observation, modeling, and analysis [M]. USA: National Academy Press, 1994.
- [4] 黄晓龙. 土壤湿度同化数据综合分析处理系统的研制与开发[D]. 南京:南京信息工程大学, 2012.
- [5] 邹兰军. 中国区域陆面模式大气驱动数据同化及其在 CLM 中的应用[D]. 南京:南京信息工程大学, 2007.
- [6] 师春香,谢正辉,钱辉,等. 基于卫星遥感资料的中国区域土壤湿度 EnKF 数据同化[J]. 中国科学(地球科学), 2011(3):375-385.
- [7] 黄春林,李新. 基于集合卡尔曼滤波的土壤水分同化试验[J]. 高原气象, 2006, 25(4):665-671.
- [8] Galantowicz J F, Entekhabi D, Njoku E G. Tests of sequential data assimilation for retrieving profile soil moisture and temperature from observed L-band radiobrightness [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1999, 37(4):1860-1870.
- [9] Margulis S A, McLaughlin D, Entekhabi D, et al. Land

data assimilation and estimation of soil moisture using measurements from the Southern Great Plains 1997 Field Experiment[J]. Journal of International Business Studies, 2001, 38(12):321-337.

- [10] Oleson K, Lawrence D, Bonan G, et al. Technical description of version 4.0 of the community land model (CLM) [C] // USA: Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, Spie-Int Soc Optical Engineering, 2007:674931-674939.
- [11] 王媛媛,谢正辉,贾炳浩,等. 基于陆面过程模式 CLM4 的中国区域植被总初级生产力模拟与评估[J]. 气候与环境研究, 2015, 20(1):97-110.
- [12] 尤加俊,安如. 基于 CCI 和 MODIS 数据的淮河流域地表土壤湿度降尺度方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2015(2):30-34
- [13] 张玲,安如,王喆. 主/被动微波遥感数据融合的土壤湿度产品的 CDF 改进研究[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(30):1-8.
- [14] Burke E J, Shuttleworth W J, French A N. Developing an improved soil moisture dataset by blending passive and active microwave satellite-based retrievals [J]. Hydrology & Earth System Sciences, 2010, 15(2):425-436.
- [15] Reichle R H, Koster R D. Bias Reduction in Short Records of Satellite Soil Moisture [J]. Geophysical Research Letters, 2004, 31(19):187-206.
- [16] Kevin J, Jay M H, Konstantin K, et al. Using arcmap geostatistical analyst [M]. CA-USA: Redlands Press, 2001:116-162.
- [17] Evensen G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 1994, 99(C5):10143-10162.
- [18] Evensen G. Inverse methods and data assimilation in nonlinear ocean models [J]. Physica D Nonlinear Phenomena, 1994, 77(s 1-3):108-129.