

DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20220103

黄河源区玛曲土壤湿度模拟不确定性及同化研究

徐嘉欣¹, 付晓雷^{1,2,3}

(1.扬州大学 水利科学与工程学院,江苏 扬州 225009;

2.中国气象局 兰州干旱气象研究所,甘肃 兰州 730020;

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)

摘要:在土壤湿度的模拟过程中,由于资料的不足和初始值、驱动数据、参数等的不确定性,影响了模型的模拟精度。本文基于一维土壤水分运动方程,在黄河源区玛曲探讨初始值不确定性对土壤湿度模拟的影响,以及开展土壤湿度同化实验。结果表明:通过模型的预热可以减小不同初始值得到的模型模拟结果的差距;在资料匮乏区域开展土壤湿度研究或者进行区域土壤湿度模拟时,可以采用集合初始值对模型进行预热,将预热期末不同初始值得到的土壤湿度的均值作为预测期的初始值,降低预热期初始值的不确定性;在预测期,采用无迹加权集合卡尔曼滤波UWEnKF可以有效提高土壤湿度的预测精度。因此,结合集合初始值以及UWEnKF既可以降低初始值的不确定性,又有助于改善土壤湿度模拟结果。

关键词:土壤湿度;无迹加权集合卡尔曼滤波;不确定性;土壤水分运动方程

中图分类号:P33;TV11

文献标识码:A

文章编号:1000-0852(2023)03-0118-06

0 引言

土壤湿度作为全球水循环和气候系统中的关键物理量,通过影响土壤的热力属性改变了近地面能量、水分和碳的循环过程,决定了地表能量向感热和潜热转换的分配比例,影响了地表水下渗和地表径流形成的比例^[1-6]。因此,陆气相互作用在很大程度上依赖土壤湿度状况。目前,土壤湿度模拟方法已逐渐成为陆面水文过程研究的热点^[7]。在黄河源区,土壤湿度不仅在水资源的时空分布中扮演着重要角色,也与该区域的草甸退化和荒漠化等具有密切的关系。

然而,在高原寒区,大面积野外观测困难,导致寒区土壤湿度观测站点稀少,而通过有限的观测数据推断区域的土壤水分变化特征,为较大尺度的寒区土壤水分研究带来一定的不确定性^[8]。遥感技术作为研究土壤湿度的一种手段,弥补了站点观测的不足,如何

媛等^[9]利用卫星微波遥感结合可见光遥感对黄河源区地表土壤湿度进行估算。但是遥感观测数据会受到云、植被和地表粗糙度等的影响,造成反演结果不准确,同时遥感观测难以获取深层土壤的信息^[8-10]。陆面水文模型作为土壤湿度研究的重要手段,可以模拟不同时空尺度的土壤湿度分布,如Yang等^[11]利用CLM4.5模拟了青藏高原冻融过程中土壤温湿度,通过改进冻融参数化,提高了冻融过程土壤湿度模拟精度。然而,模型在构建时,由于物理过程的概化,以及土壤参数、初始状态等的不准确性,造成模型模拟精度有限。

在土壤湿度的研究中,由于上述方法的局限性,因此,如何提高土壤湿度分布场的精度是目前所面临的难点问题。数据同化方法(例如集合卡尔曼滤波EnKF及其一些衍生同化方法)可以通过同化多源数据(站点数据、遥感数据等)到陆面水文过程中提高模型的预测精度,并在土壤湿度方面得到了广泛的应用^[5,12-13]。Zhao

收稿日期:2022-10-03

网络首发日期:2023-06-13

网络首发地址:<https://kns.cnki.net/kcms2/detail/11.1814.P.20230612.1344.005.html>

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52109036);河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室“一带一路”水与可持续发展科技基金面上项目(2021490611);干旱气象科学研究基金(IAM202119)

作者简介:徐嘉欣(2002—),女,江苏盐城人,本科生,主要从事水文与水资源工程研究。E-mail: 1836388042@qq.com

通信作者:付晓雷(1986—),男,山东临沂人,教授,主要从事土壤湿度数据同化、水文预报研究。E-mail: fuxiaolei518@yzu.edu.cn

等^[14]结合通用陆面模式 *CLM*, 利用集合调整卡尔曼滤波 (*EAKF*) 同化 AMSR-E 亮温资料来估计全球的土壤湿度概况; Fu 等^[5]提出无迹加权集合卡尔曼滤波 *UWEnKF*, 基于黄河源区红原站的土壤湿度同化验证了该方法的有效性, 并在玛曲分析了土壤湿度关键影响因素^[4]。

在土壤湿度的模拟研究中, 即使经过模型的预热, 不同的初始值得到的土壤湿度模拟结果也不同, 从而影响土壤湿度的模拟精度; 另外, 在资料匮乏区域, 如何设置模型的初始值, 以降低初始值的不确定性。因此, 本研究基于一维土壤水分运动方程, 在黄河源区玛曲开展数值实验, 结合集合初始值探讨初始值的不确定性; 结合 *UWEnKF* 提高土壤湿度的模拟精度。

1 实验站和实验数据

玛曲土壤水热观测网位于黄河源区东北部, 在 40 km × 80 km 空间范围内布设了大约 30 个土壤水热观测点, 基于欧空局第三代 L 波段微波辐射计的观测系统 (简称: ELBARA) 位于玛曲土壤水热观测网中心^[15] (见图 1)。该观测系统具有 2016 年至 2019 年 8 月的土壤湿度、土壤温度、湍流热通量、气象数据等, 同时利用 ELBARA-III 微波辐射计测量了 L 带亮温资料。降雨、风速、相对湿度、气温、气压等气象数据以及叶面积指数的观测时间步长为 30 分钟, 土壤湿度的观测步长为 15 分钟。考虑到观测数据的完整性和连续性, 2017 年 7 月 31 日至 10 月 31 日的气象数据、叶面积指数、土壤湿度、土壤属性数据等用于本文的土壤湿度模拟同化研究, 期间日降雨量数据如图 2。地表覆盖主要以高原草甸为主, 玛曲土壤水热观测网的土壤属性均值见表 1。

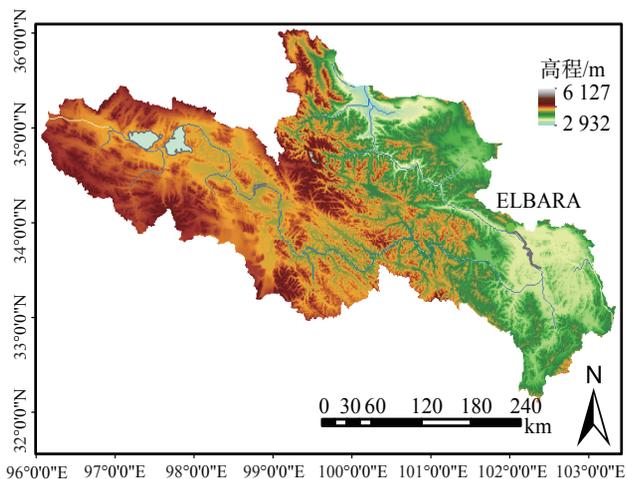


图1 玛曲 ELBARA 观测系统
Fig.1 ELBARA monitoring system in Maqu

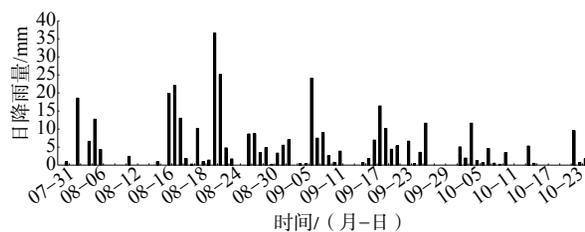


图2 ELBARA 观测系统研究时间段的日降雨量
Fig.2 The daily precipitation in the ELBARA site of the research time period

表1 玛曲土壤属性均值

Table 1 Mean values of soil basic properties at Maqu

深度/cm	砂粒/%	粉砂粒/%	黏粒/%	容积密度/(g·cm ⁻³)
5	26.95	9.86	63.19	0.76
10	29.03	9.95	61.02	0.95
20	29.20	10.15	60.65	1.23
40	31.60	10.43	57.97	1.40
80	34.83	9.35	55.82	1.49

2 方法与评价指标

2.1 土壤湿度方程

描述非饱和区域中土壤水分垂向运动的方程可以写为:

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = -\frac{\partial q}{\partial z} - e \quad (1)$$

式中: z 是土壤深度, mm; θ 是体积土壤水分含量, (m³·m⁻³); t 是时间, s; q 是土壤水分通量, (mm·s⁻¹); e 是源汇项 (mm·mm⁻¹·s⁻¹)。当取向地下为正时, 方程(1)等价于如下的一维 Richards 方程^[16]:

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left[K(\theta) \frac{\partial \psi}{\partial z} - K(\theta) \right] - e \quad (2)$$

式中: ψ 是土壤基质势, mm, K 是土壤水力传导度, mm·s⁻¹。采用 Clapp-Hornberger^[17] 关系式来描述土壤水分特征曲线。

2.2 无迹加权集合卡尔曼滤波

Fu 等^[5]提出了无迹加权集合卡尔曼滤波 *UWEnKF*, 该算法基于 Sigma 点理论, 改进了取样方法, 使得集合成员不仅对称, 且具有一定的随机性, 同时增加了对模型模拟影响较大的成员权重。Fu 等^[5]基于土壤湿度同化实验, 从高效性和稳定性方面验证了该方法的有效性, 因此, 本文选用该方法进行土壤湿度的数据同化。*UWEnKF* 执行过程:

(1) 初始化: 初始化 $2nN+1$ 个集合成员数 X_i 。

(2)预测:利用状态函数(本文指方程(1))对每个集合成员进行预测,得到 t 时刻的预测值 $\hat{X}_{t|t-1,i}$ 。

(3)更新:对每个集合成员的预测值 $\hat{X}_{t|t-1,i}$ 进行更新,得到更新结果 $X_{t,i}$,进而按照各集合成员的权重得到 t 时刻状态变量的更新结果 X_t^{up} 。

该方法的详细介绍见参考文献[5]。

2.3 评价准则

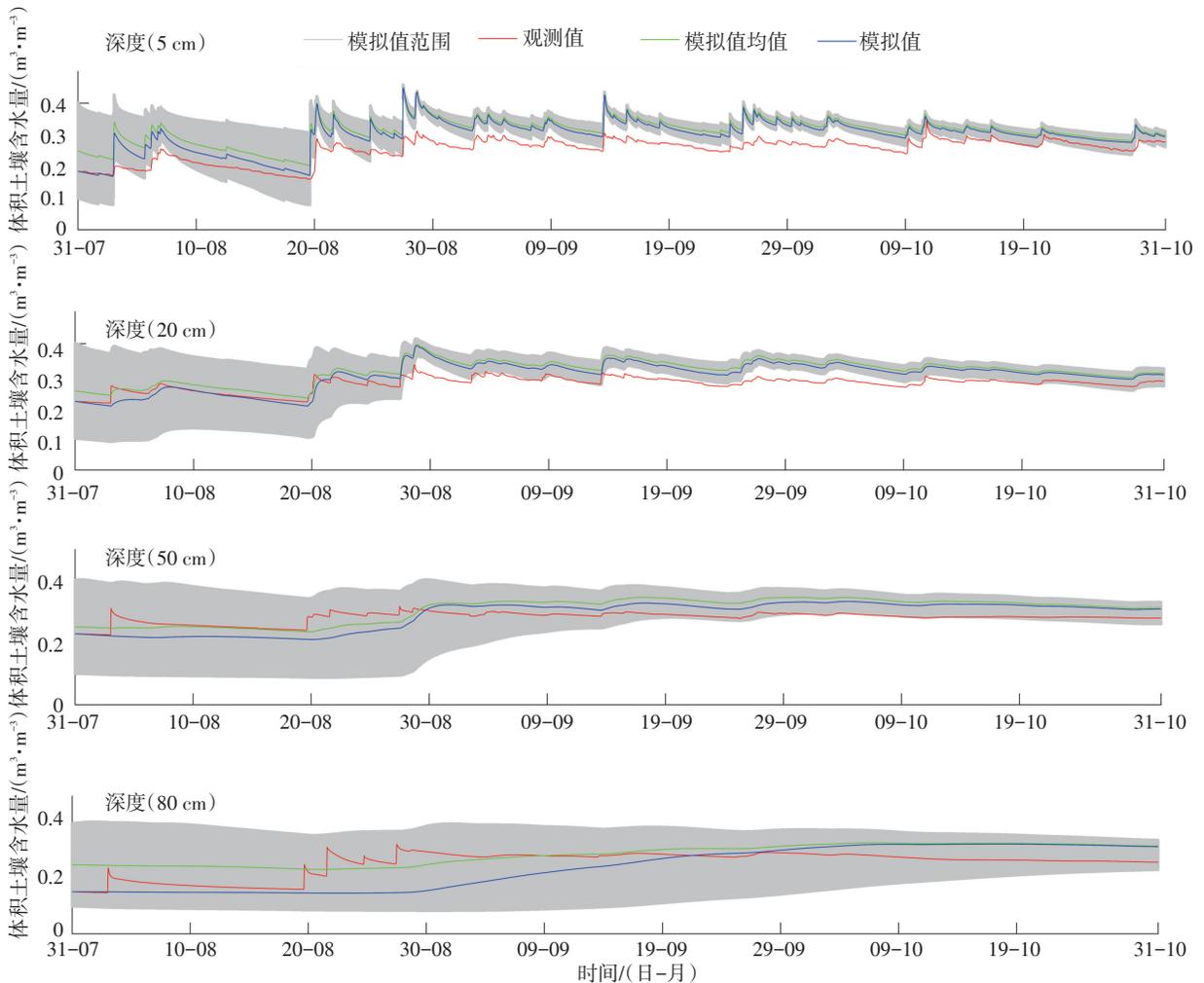
采用均方根误差 $RMSE$ 评估模型模拟及同化结果,具体公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (X_{prec,t} - X_{obs,t})^2} \quad (3)$$

式中: $X_{prec,t}$ 是 t 时刻各层土壤湿度的模拟/同化值; $X_{obs,t}$ 是 t 时刻各层土壤湿度的观测值; M 为模拟时刻总数。

3 实验结果与分析

为了表明初始值对模型模拟结果的影响,本研究以区间 $[0.1, 0.4] \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$,步长为 $(0.4-0.1)/100 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$,作为初始值的集合。Fu等^[4]指出基于文献[4]的求解方案,土壤属性(土壤粒径)在垂向方向对土壤湿度模拟结果的影响不大,因此50 cm处的土壤粒径采用表1中40 cm处的观测值代替。基于此,本文设计了不同初始值条件下的土壤湿度模拟实验,模拟时间步长为1 h,结果见图3。从该图灰色结果可以看出不同的初始值得到的模拟结果不同,表明模型模拟精度受初始值不确定性的影响。虽然初始值的集合范围为 $[0.1, 0.4] \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$,但随着模拟过程的进行,灰色区域范围逐渐变小,并在模型模拟时间的后期



注:灰色表示不同初值得到的土壤湿度模拟范围;绿色表示灰色阴影的均值;蓝色表示采用观测值作为初始值得到的土壤湿度模拟结果。

图3 初值变化下的土壤湿度模拟结果

Fig. 3 The soil moisture simulation with different initial values

(如:2017年10月)趋于稳定(除了第4层)。表明随着模型模拟的进行,初始值对模拟结果的影响逐渐减弱。因此,在模型运行时,可以通过模型预热(spinner)来降低初始值的不确定性。

图4显示了不同初始值得到的土壤湿度模拟结果与观测值之间的RMSE。除第1层外,其它3层得到的RMSE随着初始值的增加均是先减小后增大,第1层为单调递增。主要是由于第1层受降雨影响明显,即:当有降雨时,第1层的土壤湿度模拟结果增加明显,致使其接近或大于观测值,而2~4层,受降雨下渗的影响,使得土壤湿度模拟结果增加较第1层小且相对滞后。因此,从图4中发现,存在一组较优的初始值,可以得到较理想的土壤湿度模拟结果。本文的研究是在具有观测资料的玛曲ELBARA观测系统进行一维数值模拟,可以通过一些优化算法得到初始值的优化结果,但是这种优化不适用于推广到区域土壤湿度的模拟,也不适合推广到缺资料地区的土壤湿度模拟。因此,本研究不进行初始值的优化,而是考虑如何基于初始值的集合范围来确定较合理的初始值,以便于推广应用。

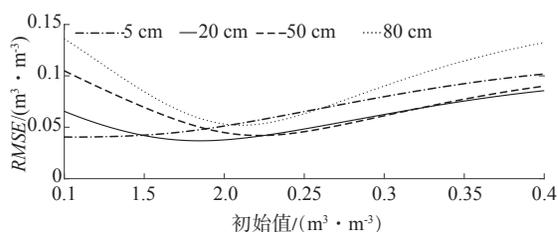


图4 不同初值下的土壤湿度模拟值与观测值的均方根误差
Fig. 4 The RMSE between the soil moisture simulation and observations with varied initial values

图3给出了以集合范围为 $[0.1, 0.4] \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ 作为初始值得到土壤湿度模拟结果的均值(绿色实线),蓝色实线表示在7月31日以观测值作为初始值得到的土壤湿度模拟值。基于这两条线对应的土壤湿度模拟值,可以看出在模拟前期,绿色和蓝色线之间的距离较大,随着模拟过程的进行,尤其是到10月份时,两条线非常接近。表明采用集合初始值得到的土壤湿度模拟结果均值会逐渐接近于以观测值作为初始值得到的模拟结果。在实际应用时,如果采用单一初始值,经过模型预热后,可能得到比较好的土壤湿度模拟结果,也可能得到相对较差的模拟结果。因此,为了避免单一初始值得到误差较大的模拟结果(降低

初始值的不确定性),在模型预热期,可以采用集合预报,即采用集合初始值来进行模型的预热,取集合初始值得到预热期末的土壤湿度模拟均值作为预测期的初始值,既可以保证预测期的土壤湿度模拟精度,同样也可以缩短预测期继续采用集合初始值时的模拟时间。

根据上述初始值不确定性影响分析,以2017年7月31日至9月30日为模型预热期,基于2017年7月31日集合范围 $[0.1, 0.4] \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ 得到的预热期末(2017年9月30日)的土壤湿度模拟结果的均值作为同化期(2017年10月1日至31日)的初始值。在同化实验中,基于文献[5],集合成员数设为16 001,同化频率为一日两次,模型模拟时间步长为1 h,模型和观测误差协方差矩阵分别为单位矩阵乘以0.000 5和0.000 1,采用UWEnKF同化第一层的土壤观测数据更新不同层的土壤湿度模拟结果。土壤湿度的同化结果如图5。

由图5可知,采用预热期末的土壤湿度模拟结果的均值作为同化期的初始值时,得到同化期的土壤湿度模拟结果可以有效反映土壤湿度的变化过程。随着土壤深度的增加,土壤湿度模拟值和观测值变幅相对较小。主要是因为玛曲等高原地区,进入10月份时,降雨强度不大,下渗到土壤深层的降雨量较小。该图表明相对于模拟结果,同化结果与观测值之间的距离更小,表明UWEnKF可以改善土壤湿度的模拟结果。但是,在同化前期,同化值和观测值之间的距离较大,这主要是因为该研究中的同化频率为一日两次,且在同化期的初始时刻,同化过程和模拟过程具有相同的初始值^[4]。因此,该方法可以有效改进土壤湿度的模拟结果,提高土壤湿度的预测精度。

4 结论

(1)初始值的不确定性影响模型模拟结果的精度。在经过一段时间的模型预热之后,不同的初始值得到的模型模拟结果之间的差距减小,即初始值对模拟结果的影响逐渐减弱。

(2)当缺乏观测值或者进行土壤湿度模拟时,可以采用集合初始值进行模型的预热,得到预热期每个初始值的土壤湿度模拟结果,然后采用预热期末的土

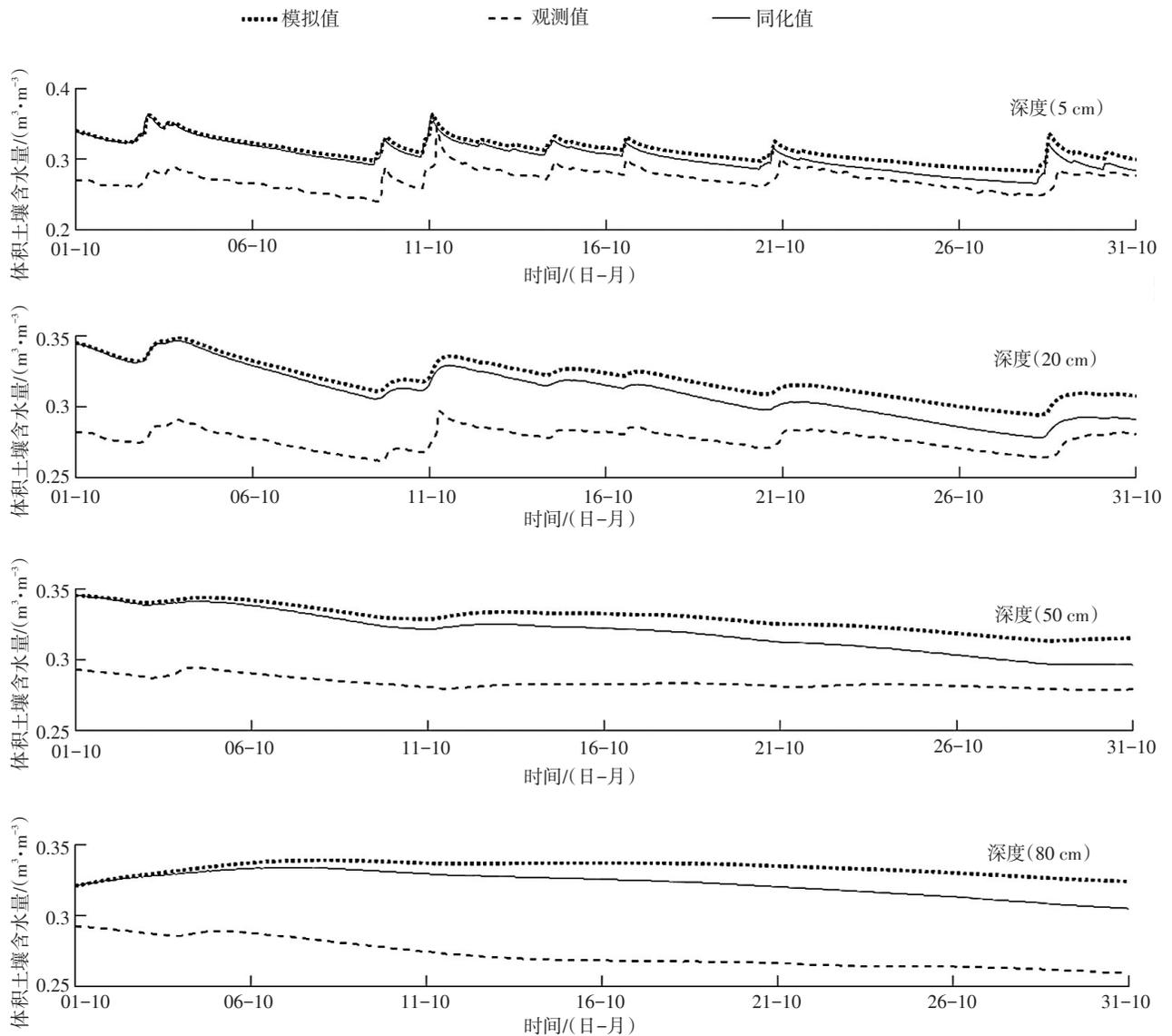


图5 2017年10月1日至10月31日土壤湿度同化结果

Fig. 5 The soil moisture assimilation results from 2017-10-01 to 2017-10-31

壤湿度模拟结果的均值作为预测期的初始值,从而降低预热期初始值的不确定性,保证预测期土壤湿度的模拟精度。

(3)采用预热期末的土壤湿度模拟结果的均值作为同化期的初始值,土壤湿度模拟结果可以有效反映土壤湿度的变化过程,且UWEnKF可以有效提高土壤湿度的模拟精度。

参考文献:

[1] 文军,苏中波,王欣,等.基于地基微波辐射计(ELBARA-III,L波段)的亮温模拟和土壤湿度反演研究进展[J].高原气象,2021,40

(6): 1337-1346.

[2] 何媛,文军,黄彦彬,等.黄河源区土壤湿度时空分布的模拟研究[J].高原气象,2017,36(1): 129-137.

[3] 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.

[4] FU X, JIANG X, YU Z, et al. Understanding the key factors that influence soil moisture estimation using the unscented weighted ensemble Kalman filter [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 313.

[5] FU X, YU Z, DING Y, et al. Unscented weighted ensemble Kalman filter for soil moisture assimilation [J]. Journal of Hydrology, 2020, 580: 124352.

- [6] 任立良,刘新仁,郝振纯. 基于HUBEX试验资料的土壤水时空分布模拟[J]. 水文, 2000, 20(5): 1-5.
- [7] 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.
- [8] 张寅生,马颖钊,张艳林,等. 青藏高原坡面尺度冻融循环与水热条件空间分布[J]. 科学通报, 2015, 60(7): 664-673.
- [9] 何媛,文军,张堂堂,等. 卫星微波遥感结合可见光遥感估算黄河源区土壤湿度研究[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(2): 300-308.
- [10] VAN der VELDE R, SU Z, VAN OEVELEN P, et al. Soil moisture mapping over the central part of the Tibetan Plateau using a series of ASAR WS images [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 120: 175-187.
- [11] YANG K, WANG C, and LI S. Improved simulation of frozen-thawing process in land surface model (CLM4.5) [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2018, 123: 13238-13258.
- [12] HUANG C, CHEN W, LI Y, et al. Assimilating multi-source data into land surface model to simultaneously improve estimations of soil moisture, soil temperature, and surface turbulent fluxes in irrigated fields [J]. Agricultural and Forecast Meteorology, 2016, 230-231: 142-156.
- [13] ZWIEBACK S, WWSTERMANN S, LANGER M, et al. Improving permafrost modeling by assimilating remotely sensed soil moisture [J]. Water Resources Research, 2019, 55: 1814-1832.
- [14] ZHAO L, YANG Z, HOAR T J. Global soil moisture estimation by assimilating AMSR-E brightness temperatures in a coupled CLM4-RTM-DART system [J]. Journal of Hydrometeorology, 2016, 17: 2431-2454.
- [15] ZHENG D, WANG X, Van der VELDE R, et al. L-band microwave emission of soil freeze-thaw process in the Third Pole environment [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55: 5324-5338.
- [16] HOEBEN R, and TROCH P A. Assimilation of active microwave observation data for soil moisture profile estimation [J]. Water Resources Research, 2000, 36: 2805-2819.
- [17] 李倩,孙菽芬. 陆面过程模型中垂直非均匀土壤的水分传输及相变的模拟[J]. 大气科学, 2015, 39(4): 827-838.

Study of Uncertainty and Assimilation of Soil Moisture at Maqu in the Source Region of Yellow River

XU Jiabin¹, FU Xiaolei^{1,2,3}

(1. College of Hydraulic Science and Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China;

2. Lanzhou Institute of Arid Meteorology, China Meteorological Administration, Lanzhou 730020, China;

3. State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: In the soil moisture simulation, its accuracy is affected by the few data, and the uncertainty of initial values, forcing data, parameter, etc. This study discussed the influence of initial value uncertainty on soil moisture simulation and conducted the soil moisture assimilation experiment based on one dimensional soil moisture movement equation at Maqu in the source region of Yellow River. The results show that the difference between two soil moisture simulations with different initial values can be reduced through model spinning-up. When conducting soil moisture research at the area with insufficient data or simulating regional soil moisture, the model can be spined-up with an ensemble of initial values, and use the mean value of different soil moisture simulations at spin-up period to be the initial value for the forecasting period and reduces the uncertainty of initial value of spin-up period. The accuracy of soil moisture simulation can be improved by unscented weighted ensemble Kalman filter (UWEnKF) in forecasting period. Overall, it not only reduces the uncertainty of initial value, but also improves the soil moisture simulations by combining the ensemble of initial values and UWEnKF.

Keywords: soil moisture; unscented weighted ensemble Kalman filter; uncertainty; soil moisture movement equation