文章编号:1000-7601(2023)02-0141-09

doi:10.7606/j.issn.1000-7601.2023.02.16

基于集合卡尔曼滤波同化方法和 HYDRUS-1D 模型的土壤水分模拟

王春娟1,刘全明1,2,尹承深1,王福强1

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院,内蒙古 呼和浩特 010018;

2. 黄河流域内蒙段水资源与水环境综合治理自治区协同创新中心,内蒙古 呼和浩特 010018)

摘 要:研究建立了一个基于集合卡尔曼滤波方法和 HYDRUS-1D 模型相结合的数据同化方案,利用 2021 年 4 月 26 日—10 月 5 日内蒙古巴彦淖尔五原站 0~80 cm 的土壤水分观测数据进行模拟验证,以提高土壤水分的模拟精度。结果表明:(1)集合数大小和观测误差的选取对同化系统性能有较大影响。集合数在 100 以上,土壤含水量的同化精度不再有明显提高。观测误差越小土壤水分模拟精度越高,因此观测误差为 0.025 时的同化精度最高。(2)数据同化后,各层土壤水分模拟精度较同化前均有明显提高,各层土壤水分同化值与观测值间的相对误差、均方根误差、平均绝对误差分别减少至 0.025~0.063、0.01~0.017 cm³ · cm⁻³、0.008~0.016 cm³ · cm⁻³。证明数据同化方法能够有效改善土壤水分模拟效果。(3)0~20 cm 土壤水分同化效果最好,20~40 cm 次之,40~80 cm 土壤水分同化效果较差。模拟精度分析值优于同化预报值,同化预报值优于 HYDRUS-1D 预报值。

关键词:土壤水分模拟;数据同化;HYDRUS-1D 模型;集合卡尔曼滤波

中图分类号:S157;S152.7 文献标志码:A

Simulation of soil moisture based on ensemble Kalman filter assimilation method and HYDRUS-1D model

WANG Chunjuan¹, LIU Quanming^{1,2}, YIN Chengshen¹, WANG Fuqiang¹

(1. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University,

Hohhot, Inner Mongolia 010018, China; 2. Autonomous Regional Colluborative Innovation Center

for Intergrated Management of Water Resources and Water Environment in the Inner Mongolia

Reaches of the Yellow River, Hohhot, Inner Mongolia 010018, China)

Abstract: In this study, a data assimilation scheme based on the combination of the ensemble Kalman filter method and HYDRUS-1D model was established. The soil moisture observation data of $0 \sim 80$ cm from April 26 to October 5 in 2021 in Wuyuan Station of Bayannur were used for simulation verification, in order to improve the simulation accuracy of soil moisture. The results showed that: (1) The size of set number and the selection of observation error had great influence on the performance of assimilation system. The accuracy of soil moisture simulation on longer significantly improved when the set number was more than 100. The smaller the observation error was, the higher the simulation accuracy of soil moisture was, so the assimilation accuracy was the highest when the observation error was 0.025. (2) After data assimilation, the simulation accuracy of soil water in each layer was significantly improved compared with that before assimilation. The relative error, root mean square error and mean absolute error between the assimilation value and the observation value of soil water in each layer were reduced to 0.025 ~ 0.063 , $0.01 \sim 0.017$ cm³ \cdot cm⁻³, $0.008 \sim 0.016$ cm³ \cdot cm⁻³, respectively. It is proved that the data assimilation can effectively improve simulation effect of soil moisture. (3) The soil water assimilation effect of $0 \sim 20$ cm was the

基金项目:国家自然科学基金(52069020)

作者简介:王春娟(1999-),女,河南平顶山人,硕士研究生,研究方向为土壤水分模拟。E-mail:2421976489@qq.com

通信作者:刘全明(1973-),男,内蒙古四子王旗人,副教授,博士,主要从事测绘工程教育与定量遥感反演理论及应用研究。E-mail: nndlqm@ sina.com

收稿日期:2022-04-10 修回日期:2022-11-22

best, followed by $20 \sim 40$ cm, and the soil water assimilation effect of $40 \sim 80$ cm was poor. In terms of simulation accuracy, the analysis value is better than the assimilation forecast value, and the assimilation forecast value was better than HYDRUS-1D forecast value.

Keywords: soil moisture simulation; data assimilation; HYDRUS-1D model; ensemble Kalman filter

土壤水分作为重要的陆地表层系统要素,是大 气、水文、陆面过程研究中的关键变量。无论是在 全球尺度还是区域尺度上,土壤水分对于气象学、 水文学及农学研究都具有重要意义[1]。在农业研 究中,土壤水分的准确估计在作物估产、干旱预测 等方面发挥着重要作用^[2],特别是在干旱和半干旱 地区,土壤水分的失衡造成盐渍化问题严重,土壤 水分条件已成为农作物生长发育的制约因素[3]。 因此,精确预报农田土壤水分对于农业发展和保证 粮食安全具有重要意义^[4]。土壤水分可以通过实 地观测、陆面过程模型和水文模型以及遥感反演来 估计[5-6]。然而,由于土壤水分时空变异性较大,传 统的实地观测土壤水分方法受时空限制,难以同时 获取大面积土壤水分信息,且需要耗费大量人力、 物力和财力[7-8]:借助遥感信息与水热传输模型相 结合反演也可得到土壤水分信息[9],但遥感数据仅 能获取卫星过境时的瞬时状态,在时间上是不连续 的[10],且反演结果存在水分不平衡等物理上的不一 致性[11]:陆面过程模型或水文模型能够模拟土壤水 分的连续变化,但由于模型本身的结构缺陷和输入 变量存在误差,导致模拟结果较差^[12]。因此,亟需 寻找一种更为理想的土壤水分估算方法。

数据同化技术最初被广泛应用于大气海洋领 域[13],近些年来逐渐应用到土壤水同化等水文学研 究中[14]。该方法的优势在于可以把不同来源、不同 时空分辨率、不同精度的观测数据与模型模拟结果 集成[15],还可以考虑各种误差的不确定性,并将这 种不确定性与模型的状态变量预报值的不确定性 进行比较,校正模型对土壤水分的预报值,从而不 断提高模型的模拟精度^[16]。目前已有不少国内外 学者利用不同的数据同化算法进行尝试,例如卡尔 曼滤波(KF)^[17]、模拟退火法^[18]、粒子滤波^[19]、集合 卡尔曼滤波(EnKF)^[20]等方法,将数据同化算法和水 文模型等结合起来,有效改进了土壤水分的模拟精 度。其中,集合卡尔曼滤波算法不仅给出了分析结果 的最优估计,还给出了具体的置信区间,因此得到了 广泛应用[21-22],但在河套灌区盐渍化农田土壤水分 估算研究中,结合不同水文模型和运用 EnKF 算法的 参数化数据同化方案还未有较为深入的研究。

基于此,本文利用 HYDRUS-1D 模型,采用集

合卡尔曼滤波数据同化算法,建立一个基于 EnKF 方法和 HYDRUS-1D 模型相结合的单点土壤水分 数据同化方案,比较同化前后土壤水分的模拟效 果,并对可能影响同化效果的因素进行分析,验证 集合卡尔曼滤波数据同化方法在改进土壤水分模 拟精度方面的效果,以期为河套灌区的盐渍化防治 工作提供理论支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验选取五原县农业试验站(41°09'38.14"N, 108°17'29.88"E)2021年4月26日—2021年10月5 日的观测数据进行同化试验。五原农业试验站(以 下简称五原站)位于内蒙古自治区巴彦淖尔市五原 县,属中温带大陆性气候,具有降雨量少、干燥多风、 雨热同季的特点。年均降水量约170 mm,年平均蒸 发量高达2095.2 mm,年均气温6~8℃,年日照时数 3263 h。试验期间五原站种植农作物为玉米,地下水 平均埋深1.68 m,土壤耕层平均容重为1.66 g・cm⁻³, 盐分为1.382 g・kg⁻¹,土壤电导率为0.386 mS・cm⁻¹。

1.2 观测内容与方法

1.2.1 气象数据与地下水埋深 本研究收集了 2021年4月26日—2021年10月5日163d的研究 区气象站点逐日日照时数、风速、降水量、相对湿 度、最高温度、最低温度等数据,取自中国气象科学 数据共享服务网(http://cdc.cma.gov.cn/)。采用 HOBO U20自动水位计记录站点的地下水位。试验 期间内五原站的降雨量、地下水埋深如图1所示。

1.2.2 土壤物理性质 在五原站设置 SMS300 型土 壤多参数监测系统,采集观测点的日平均土壤体积 含水率,并在该点分 4 层取样,取样深度分别为 0~ 20、20~40、40~60、60~80 cm,每层土壤重复收集 3 次,采用环刀法测定土壤容重,利用激光粒度仪 (HELOS-RODOS/M,德国)测定土壤颗粒级配。根 据测定结果取该点各土层砂粒、粉粒和黏粒含量均 值,并采用美国制土壤质地分类划分土壤质地,结 果如表 1 所示。

1.3 数据同化系统

模型算子、观测算子和同化算法是数据同化系统的核心组成部分。在陆面数据同化系统中,通常



图 1 试验期降雨量、地下水埋深分布 Fig.1 Rainfall and groundwater depth

distribution during the test period

选用陆面过程模型或水文模型作为模型算子;观测 算子用来连接需要被优化的模型状态变量和用来 辅助同化的观测数据^[23];数据同化算法一般分为顺 序同化算法和连续数据同化算法,陆面数据同化系 统中通常选用滤波算法,是连接观测数据与模型模 拟预测的关键核心部分^[24]。本文中的模型算子选 用 HYDRUS-1D 模型,数据同化算法为集合卡尔曼 滤波算法(EnKF),用于数据同化运算的观测数据为 土壤多参数系统监测得到的土壤体积含水率,土壤 水分同化系统框架如图 2 所示。

1.3.1 HYDRUS-1D 模型 HYDRUS-1D 是一维垂 向运动的有限元模型,被广泛应用于模拟饱和-非饱

| Table 1 | Measured | soil | physical | property | data |
|---------|----------|------|----------|----------|------|
| abic 1 | measureu | 3011 | physical | property | uata |

| 土层深度 Soil depth/cm | 土壤粒径分 | | icle size/% | 干容重 | |
|-----------------------|------------------------|----------------------------|-------------------------|------------------------|---------------------------------------|
| | 砂粒 Sand (0.02~2 mm) | 粉粒 Silt (0.002~0.02 mm) | 黏粒 Clay (<0.002 mm) | - 工泉顶地 Soil texture | Dry bulk density $/(g \cdot cm^{-3})$ |
| 0~20 | 62.115 | 23.780 | 14.105 | 砂壤土 Sandy loam | 1.66 |
| 20~40 | 11.335 | 39.475 | 49.190 | 黏土 Clay | 1.55 |
| 40~60 | 34.815 | 37.230 | 27.995 | 黏壤土 Clay loam | 1.47 |
| 60~80 | 27.430 | 37.230 | 35.240 | 黏壤土 Clay loam | 1.62 |



图 2 土壤水分同化系统框架

Fig.2 Framework of soil moisture assimilation system

和带多孔介质中水热和溶质运移及根系吸水,且集成了参数优化功能,适用于恒定或非恒定边界条件的模拟^[25]。HYDRUS-1D 模型采用增加了源汇项的 Richards 方程(假设水分运动过程中气相不起重要作用,并忽略热量梯度的作用)来模拟多层变饱和土壤中的一维水分运动,其数学模型描述如下:

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left[k \left(\frac{\partial h}{\partial z} + 1 \right) \right] - S \tag{1}$$

式中, θ 为土壤体积含水量($cm^3 \cdot cm^{-3}$);t为时间 (min);z为垂向空间坐标,向上为正;h为压力水头 (cm);S为源汇项,是单位时间内根系从单位体积 土壤中吸收的水量($cm^3 \cdot cm^{-3} \cdot d^{-1}$);K为非饱和水 力传导度($cm \cdot d^{-1}$)。 土壤水力特性方程采用 van Genuchten 模型^[26-27],如式(2):

$$S_{e}(h) = \frac{\theta(h) - \theta_{r}}{\theta_{s} - \theta_{r}} = (1 + \alpha \mid h \mid^{n})^{-m}$$
(2)

$$K(h) = K_{s}S_{e}^{l} \left[1 - (1 - S_{e}^{\frac{1}{m}})^{m}\right]^{2}$$
(3)

式中, S_e 为有效饱和度($cm^3 \cdot cm^{-3}$); θ_s 为饱和导水 率($cm^3 \cdot cm^{-3}$); θ_r 为残余含水率($cm^3 \cdot cm^{-3}$); α 、 m、n为经验形状参数; K_s 为饱和导水率($cm \cdot d^{-1}$);l为孔隙连通参数。

本试验中,根据土壤颗粒组成和实测值把自地 面至地面以下的 80 cm 垂向土壤剖面设置为 4 层(0 ~20、20~40、40~60、60~80 cm),以 1 cm 为节点间 距设置 81 个节点,将土壤剖面分割为 80 个单元,同 时在 20、40、60、80 cm 布设观测点。模拟时间为 2021 年 4 月 26 日—2021 年 10 月 5 日,模拟天数为 163 d,并利用初始模拟日期的实测土壤体积含水量 作为初始条件。根据五原站的实际情况,将上边界 条件设置为大气边界,下边界条件设置为变压力水 头。HYDRUS-1D 模型所需的驱动数据包括日照时 数、风速、降水量、相对湿度、最高温度、最低温度和 土壤水力特性参数。HYDRUS-1D 模型自带 12 种 土壤特性参数,根据站点实测土壤粒径(表 1)组成 和模型基于神经网络的 Rosetta 模块预测得到土壤 水力特性参数初值,经与实测值校准优化确定参 数,结果如表2所示。此外,本试验选用 Feddes 水 分胁迫函数来描述根系吸水作用。

1.3.2 集合卡尔曼滤波算法 集合卡尔曼滤波是 由 Evensen 在 1994 年首次提出的顺序数据同化算 法^[28]。集合卡尔曼滤波算法是集合预报思想与卡 尔曼滤波方法的结合,它引入蒙特卡洛算法思想, 用一个符合高斯分布的状态总体(设集合数为*N*) 代表随机动态预报中的概率密度函数,通过向前积 分对下一刻状态总体的概率密度函数进行计算,并 得到该时刻的统计特性(如均值与协方差)。集合 卡尔曼滤波包含预测和更新两个步骤。本文基于 EnKF 方法的数据同化步骤如下:

(1)初始化背景场。给定N个符合高斯分布的随机变量 $X_{i,0}(i = 1, 2, \dots, N) = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_N)$,本文中状态变量为土壤剖面上各层土壤体积含水量。

 (2) 计算每个随机变量在 k + 1 时刻的预报 值 X^f_{i,k+1}。

(3) 计算 k + 1 时刻的卡尔曼增益矩阵 K_{k+1}。

(5)进入下一时刻,重复迭代过程(2)~(5)直 至同化结束。

表 2 土壤水力参数值

Table 2 Soil hydraulic parameter values

| 土层 Soil layer /cm | $	heta_{ m r}$ /(cm ³ · cm ⁻³) | $	heta_{ m s}$ /(cm ³ · cm ⁻³) | $\frac{K_{\rm s}}{/(\rm cm\cdot d^{-1})}$ | α | n | l |
|----------------------------|-------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------|-------------------------------------------|--------|--------|-----|
| $0 \sim 20$ | 0.049 | 0.41 | 106.1 | 0.0237 | 1.1446 | 0.5 |
| 20~40 | 0.095 | 0.38 | 36.77 | 0.0141 | 1.3070 | 0.5 |
| 40~60 | 0.073 | 0.41 | 34.96 | 0.0109 | 1.1230 | 0.5 |
| 60~80 | 0.083 | 0.41 | 35.46 | 0.0118 | 1.1050 | 0.5 |

注: θ_r 为土壤残余含水率, θ_s 为饱和含水率($cm^3 \cdot cm^{-3}$); K_s 为 饱和导水率($cm \cdot d^{-1}$); α, n, l 为经验形状参数。

Note: θ_r is residual water content and θ_s is saturated water content $(\text{ cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3})$; K_s is saturated hydraulic conductivity $(\text{ cm} \cdot \text{d}^{-1})$; $\alpha_n l$ are empirical shape parameters.

1.3.3 数据同化方案 基于上述集合卡尔曼滤波 算法同化的基本思路,本文基于 EnKF 的土壤含水 量的数据同化方案主要包括以下过程:首先在初始 土壤剖面上添加均值为 0、方差为 0.01 的高斯白噪 声生成初始土壤含水量集合;综合考虑集合的代表 性和计算负担,并在前人同化试验的基础上选定集 合数 N 为 25、50、75、100、200、500 分别进行同化,确 定最优集合数;观测集合为每隔 5 d 实测的 0~20、 20~40、40~60、60~80 cm 土层日平均土壤体积含水 量;本文状态变量和观测均为 4 层土壤体积含水量, 所以观测算子 h(g)取线性算子,H(所取观测算子 的线性表达式)为 4×4 的单位方阵;在同化过程中, X_{k+1}^{f} 为 k+1 时刻的同化预报集合,其集合均值 $\overline{X_{k+1}^{f}}$ 为 同化预报值, $X_{i,k+1}^{a}$ 为 k+1 时刻的分析集合,其集合 均值 $\overline{X_{k+1}^{a}}$ 为分析值。

1.3.4 模型精度评价指标 采用相对误差(RE)、 均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)综合 评价同化结果,验证数据同化方案对土壤含水量模 拟精度的提升效果。RE可以较好地反映模型预测 的可信程度,其值越小越好;RMSE 用来衡量观测值 与模拟值之间的偏差,其值越小越好;MAE 表示预 测值和观测值之间绝对误差的平均值,MAE 越小表 示模型越好。其计算公式如下:

$$RE = \frac{\sum_{i=1}^{N} (\theta_i - \hat{\theta}_i)}{\sum_{i=1}^{N} \theta_i}$$
(4)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^{N} (\hat{\theta}_i - \theta_i)^2}$$
(5)

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{N} |\hat{\theta}_i - \theta_i|$$
(6)

式中, M 为土壤水分观测的样本数; $\hat{\theta}_i$ 为 i 时刻的模拟值; θ_i 为 i 时刻的观测值。

同时本文选用*S*_{未同化误差}、*S*_{同化误差}、*S*_{差值}、*S*_{同化差值}定 量表明同化过程对模拟结果的影响,来说明同化结 果对模拟结果的改善效果,其计算公式如下:

$$S_{\text{RFR}_{\text{KFR}_{\text{E}}}} = \theta_{\text{h}} - \theta_{i} \tag{7}$$

$$S_{\text{llkij}} = \theta_{\text{f}} - \theta_{i} \tag{8}$$

$$S_{\pm \acute{l} \acute{l}} = \theta_{a} - \theta_{h} \tag{9}$$

$$S_{\rm link\pm di} = \theta_{\rm a} - \theta_{\rm f} \tag{10}$$

式中, θ_h 为HYDRUS – 1D预报值(cm³·cm⁻³); θ_f 为同 化预报值(cm³·cm⁻³); θ_a 为分析值(cm³·cm⁻³)。

2 结果与分析

2.1 敏感性分析

2.1.1 集合数变化 状态变量集合数量的大小是 影响集合卡尔曼滤波数据同化效果和计算效率的 重要因素之一。本文同化试验中,其他条件不变, 只调整集合数大小,分别选取集合数大小 N 为 25、 50、75、100、200、500 对 4 层土壤含水量进行同化模 拟并与观测值进行对比,土壤含水量同化值与观测 值的 *RMSE* 如表 3 所示。从表 3 可以看出,选取不 同集合数时,各层土壤深度下同化值与观测值有不同的误差结果。当集合数分别为25、50、70时,各层土壤含水量的 RMSE 随着集合数的增大逐渐减小; 当集合数达到100时,各层土壤含水量的 RMSE 基本保持稳定,集合数增加至200和500时,土壤含水量的同化精度未有明显提高。考虑到同化过程的运算时间和计算效率,本文选用集合数为100进行本次的数据同化试验。

2.1.2 观测误差 观测误差主要由仪器误差和观测的代表性误差构成,在进行集合卡尔曼滤波数据同化时,引入观测数据的好坏也是影响同化模型精度的重要因素之一。因此本文在仪器测量误差范围内假设土壤含水量的观测误差 e 分别为0.025、0.05、0.1、0.15、0.2、0.3,得到不同误差水平下各层土壤含水量同化值与模拟值的 RMSE 如表 4 所示。结果表明,观测误差越小,引入观测数据后的同化值越接近观测值,所以本文选用观测误差为0.025进行本次数据同化试验。

2.2 同化结果分析

基于上述同化方案,利用每隔5d的观测数据 对土壤水分进行集合卡尔曼滤波同化方法估算,可 以得到不同深度下土壤含水量的HYDRUS-1D预 报值、分析值以及同化预报值。本研究中HYDRUS -1D预报值是指从模拟开始到结束不加观测只用 HYDRUS-1D 模型模拟得到土壤含水量预报值,分析值是指采用集合卡尔曼滤波分析获得的土壤含水量同化值,同化预报值是指利用 k 时刻的分析值为初始条件输入 HYDRUS-1D 模型得到 k+1 时刻的土壤含水量预报值。图3为土壤含水量 HYDRUS-1D 预报值、分析值、同化预报值以及实际观测值的对比分析结果。

表 3 不同集合数下土壤含水量同化值与

观测值的均方根误差/(cm³・cm⁻³)

 Table 3
 RMSE of assimilation and observation value of soil moisture under different collection numbers

| 土层深度 | N | | | | | | | |
|------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--|--|
| Soil depth/cm | 25 | 50 | 75 | 100 | 200 | 500 | | |
| 0~20 | 0.018 | 0.016 | 0.011 | 0.01 | 0.009 | 0.009 | | |
| $20 \sim 40$ | 0.021 | 0.016 | 0.013 | 0.011 | 0.011 | 0.011 | | |
| 40~60 | 0.028 | 0.023 | 0.017 | 0.015 | 0.016 | 0.017 | | |
| $60 \sim 80$ | 0.030 | 0.027 | 0.020 | 0.017 | 0.016 | 0.016 | | |

表 4 不同观测误差下土壤含水量同化值与观测值 的均方根误差/(em³・cm⁻³)

Table 4 *RMSE* of assimilation and observation value of soil moisture under different observation error

| 土层深度 | | | | е | | |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| depth/cm | 0.025 | 0.05 | 0.01 | 0.15 | 0.2 | 0.3 |
| 0~20 | 0.018 | 0.019 | 0.020 | 0.020 | 0.021 | 0.023 |
| $20 \sim 40$ | 0.019 | 0.020 | 0.020 | 0.022 | 0.023 | 0.025 |
| $40 \sim 60$ | 0.025 | 0.027 | 0.028 | 0.030 | 0.029 | 0.030 |
| $60 \sim 80$ | 0.033 | 0.035 | 0.035 | 0.036 | 0.038 | 0.040 |





Fig.3 Assimilation results of soil moisture at different soil depths

图 3a 为 0~20 cm 土壤含水量同化前后的结果 对比,由此看出 HYDRUS-1D 预报值与实测值存在 一定差距,降水和灌溉对于表层土壤水含水量的影 响较大。当有降水或灌溉时,HYDRUS-1D 预报值 高于观测值;无降水时,HYDRUS-1D 预报值和观测 值的变化趋势较为一致,但 HYDRUS-1D 普遍低于 观测值。经过数据同化后,土壤水分模拟精度有所 改善,分析值明显优于 HYDRUS-1D 预报值和同化 预报值,同化预报值又优于 HYDRUS-1D 预报值。

图 3b 为 20~40 cm 土壤含水量同化前后的结 果对比。降水和灌溉仍对土壤含水量影响较大,但 土壤含水量波动不如 0~20 cm 时大。HYDRUS-1D 预报值整体小于观测值。同化后,分析值最接近观 测值,同化预报值略优于 HYDRUS-1D 预报值。与 同化前相比,土壤水分模拟精度得到改善。

图 3c 和图 3d 分别为 40~60 cm 和 60~80 cm 土壤含水量同化前后结果对比。土壤水分受降水 和灌溉的影响较小,土壤含水量相对稳定,变化幅 度不大。HYDRUS-1D 预报值普遍低于观测值,经 过数据同化后,40~60 cm 和 60~80 cm 土壤含水量 的模拟精度有一定的改善,但同化效果不如 0~20 cm 和 20~40 cm 的土壤含水量显著。

2.3 误差分析

误差分析表明(表 5),数据同化前,单独采用 HYDRUS-1D模型模拟获得的HYDRUS-1D预报值 与实测值误差最大,60~80 cm 土层深度下 RE、 RMSE、MAE 分别高达 0.146、0.037、0.036 cm³ · cm⁻³。数据同化后得到的同化预报值和分析值的 RE、RMSE、MAE 均显著降低,各个深度下土壤含水 量均取得良好的同化效果。同化预报值模拟结果 优于 HYDRUS-1D预报值,其中 0~20 cm 土层深度 土壤含水量的 RE、RMSE、MAE 分别减小至 0.037、 0.016、0.014 cm³ · cm⁻³,土壤含水量取得良好的同化 效果。分析值与实测值误差最小,模拟结果明显优于 HYDRUS-1D预报值和同化预报值,其中 0~20 cm 土 层误差达到最小,RE、RMSE、MAE 分别减小至 0.025、 0.01、0.008 cm³ · cm⁻³。对于不同深度的土壤水分同 化结果,0~20 cm 土层土壤水分模拟精度最高,随着 土层深度的增加,土壤水分模拟误差有所增大,但相 比 HYDRUS-1D 模型模拟精度仍有较大提升。

图 4、图 5为本次同化过程中 $S_{\pm \Pi L \oplus k}$ 、 $S_{\Pi L \oplus k}$ 、 S_{差值}、S_{同化差值}4种指标对应日期的误差分析图。由图 4可以看出, HYDRUS-1D 预报值与观测值间的差 值介于-0.046~0.027 cm³ · cm⁻³,同化预报值与观 测值间的差值介于-0.036~0.019 cm3 · cm-3,表明 同化预报值较 HYDRUS-1D 预报值更接近于观测 值,误差差值约降低为原来的3/4,土壤含水量的模 拟情况有所改善。由图 5 可以看出,分析值与 HYDRUS-1D 预报值的差值一般在-0.019~0.034 cm³·cm⁻³之间,分析值与同化预报值的差值一般在 -0.013~0.021 cm³ · cm⁻³之间, 土壤含水量分析值 与同化预报值间的差值明显低于分析值与 HYDRUS-1D 预报值间的差值,表明在本次同化过程 中土壤含水量的模拟效果得到了改善。可见经过集 合卡尔曼滤波算法同化后,土壤水分模拟精度得到有 效提高,得到的同化数据更接近实测值,能为农田土 壤水分管理提供更为科学精准的指导意见。

EnKF 同化能有效提高土壤水分模拟精度,但 并不能完全消除误差。大气驱动数据、土壤物理参 数和观测数据误差等条件也会使同化过程中产生 误差。首先,由于大气驱动数据(降水、温度等)存 在不确定性,驱动数据输入模型进行水分运移过程 中会不可避免地带入误差。其次,在真实环境下, 由于容重、土壤质地等会随着环境变化,会导致模 型中输入的土壤物理参数误差增大,进而在同化过 程中产生误差。此外,虽然土壤水分观测数据本身 误差较小,但将其用于数据同化运算时仍存在一定 的局限性。

3 讨 论

本文通过引入实际观测数据结合集合卡尔曼 滤波算法,有效提高了 HYDRUS-1D 模型对各层土

表 5 不同深度土壤含水量 HYDRUS-1D 预报值、同化预报值、分析值误差统计

Table 5 Error statistics of HYDRUS-1D forecast value, assimilation forecast value

| and analysis value of soil moisture in diff | ifferent depths |
|---------------------------------------------|-----------------|
|---------------------------------------------|-----------------|

| 土层深度 Soil | HYDRUS-1D 预报值/(cm ³ ·cm ⁻³) HYDRUS-1D forecast value | | | 同化剂 Assin | 同化预报值/(cm ³ ・cm ⁻³) Assimilation forecast value | | | 分析值/(cm³ ⋅ cm⁻³) Analysis value | | |
|--------------|--------------------------------------------------------------------------------|-------|-------|--------------|---------------------------------------------------------------------------|-------|-------|------------------------------------|-------|--|
| depth/cm | RE | RMSE | MAE | RE | RMSE | MAE | RE | RMSE | MAE | |
| 0~20 | 0.048 | 0.021 | 0.019 | 0.037 | 0.016 | 0.014 | 0.025 | 0.010 | 0.008 | |
| $20 \sim 40$ | 0.050 | 0.022 | 0.021 | 0.040 | 0.017 | 0.016 | 0.027 | 0.011 | 0.010 | |
| $40 \sim 60$ | 0.125 | 0.029 | 0.028 | 0.097 | 0.023 | 0.022 | 0.063 | 0.015 | 0.014 | |
| 60~80 | 0.146 | 0.037 | 0.036 | 0.101 | 0.026 | 0.026 | 0.063 | 0.017 | 0.016 | |





Fig.5 Error map of soil moisture analysis and forecast value

壤含水量的模拟精度,并且讨论了集合数大小、观 测误差对土壤含水量同化效果的影响。本研究发 现,适当增加集合数可有效减少土壤水分模拟的 RMSE,集合数选取过大对土壤水分模拟精度改善效 果不明显,并且会影响计算效率,这与黄春林^[29]等 的研究结果一致。同化过程中观测误差的选取对 土壤水分的准确估计影响较大,观测误差越小土壤 水模拟的 RMSE 越小,这与刘昭等^[30] 研究结果一 致。目前大多数研究都通过比较分析模型模拟值、 同化分析值和实测值的差异来表明数据同化技术 对于改善土壤水分模拟精度的作用。本研究为探 究当前时刻同化过程能否改进下一时刻的预报,在 分析比较对象中加入同化预报值,研究结果表明同 化预报值要比 HYDRUS-1D 预报值更接近实际观 测值,说明当前时刻的同化过程对于改进下一时刻 的模型预报值有良好效果。

虽然在本研究中通过集合卡尔曼滤波引入实际观测数据明显改善了 HYDRUS-1D 模型模拟土 壤含水量的精度,但仍存在一些问题:(1)本次同化 过程中仅引入观测值调整土壤含水量同化值,并未 考虑到模型的模型参数的优化和更新。下一步研 究中应考虑模型参数的变化在同化过程中的影响。 (2)本次同化过程引入的是实地观测值,然而对于 一些研究区域来说,实地观测数据获取难度大,下 一步研究中需要考虑借助遥感手段反演土壤水分 信息作为观测数据源进行数据同化研究。

4 结 论

1)集合数较小时,增加集合数可以减小各层土 壤含水量同化值的 RMSE,但当集合数大于 100 时, RMSE 逐渐稳定,模拟精度的提升逐渐不明显;观测 误差越小,土壤含水量同化值与观测值间的 RMSE 越小,土壤水分模拟精度越高。

2)对于不同土层深度的土壤水分同化结果,0~20 cm 土壤水分同化效果最好,20~40 cm 次之,40~80 cm 土壤水分同化效果较差。

3)数据同化后, ME、RMSE、MAE 均有不同程度的降低。模拟精度分析值优于同化预报值, 同化预报值优于 HYDRUS - 1D 预报值。与同化前的HYDRUS-1D 预报值综合相比, 同化后土壤水分分析值的 RMSE 降低约 45%~50%, 各层土壤水分模拟精度得到显著提高。

参考文献:

[1] 王思楠,李瑞平,李夏子.基于综合干旱指数的毛乌素沙地腹部土 壤水分反演及分布[J].农业工程学报,2019,35(13):113-121. WANG S N, LI R P, LI X Z. Inversion and distribution of soil moisture in belly of Maowusu sandy land based on comprehensive drought index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(13): 113-121.

- [2] BINDLISH R, JACKSON T J, GASIEWSKI A J, et al. Soil moisture mapping and AMSR-E validation using the PSR in SMEX02[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 103(2): 127-139.
- [3] 丁建丽,陈文倩,王璐. HYDRUS 模型与遥感集合卡尔曼滤波同化 提高土壤水分监测精度[J].农业工程学报,2017,33(14): 166-172.
 DING J L, CHEN W Q, WANG L. Improving monitoring precision of

soil moisture by assimilation of HYDRUS model and remote sensingbased data by ensemble Kalman filter[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(14): 166-172.

- [4] LI X D, ZHAO Y, XIAO W H, et al. Soil moisture dynamics and implications for irrigation of farmland with a deep groundwater table[J]. Agricultural Water Management, 2017, 192: 138-148.
- [5] ZHANG S W, QIU C J, XU Q. Estimating soil water contents from soil temperature measurements by using an adaptive Kalman filter [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2004, 43 (2): 379-389.
- [6] LIN D S, WOOD E F, TROCH P A, et al. Comparisons of remotely sensed and model-simulated soil moisture over a heterogeneous watershed[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 159-171.
- [7] JU W M, GAO P, WANG J, et al. Combining an ecological model with remote sensing and GIS techniques to monitor soil water content of croplands with a monsoon climate[J]. Agricultural Water Management, 2010, 97(8): 1221-1231.
- [8] 王学,刘全明,屈忠义,等. 盐渍化土壤水分微波雷达反演与验证
 [J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 108-114.
 WANG X, LIU Q M, QU Z Y, et al. Inversion and verification of salinity soil moisture using microwave radar[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(11): 108-114.
- [9] 潘宁, 王帅, 刘焱序, 等. 土壤水分遥感反演研究进展[J]. 生态学报, 2019, 39(13): 4615-4626.
 PAN N, WANG S, LIU Y X, et al. Advances in soil moisture retrieval from remote sensing [J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39 (13): 4615-4626.
- [10] 张显峰,赵杰鹏. 干旱区土壤水分遥感反演与同化模拟系统研究
 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(7): 794-799.
 ZHANG X F, ZHAO J P. System for soil moisture retrieval and data assimilation from remotely sensed data in arid regions[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(7): 794-799.
- [11] 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[J].地球科学进展,2006,21(12):1350-1362.
 ZHANG S L, XIE Z H, TIAN X J, et al. A soil moisture assimilation scheme with an unsaturated soil water flow model and in-site observation[J]. Advances in Earth Science, 2006, 21(12): 1350-1362.
- [12] 易路. 陆面水文模型 TOPX 的改进及其与区域气候模式 WRF 的 耦合研究[D]. 南京:南京大学, 2018.

YI L. Improvement of land-surface hydrological mode1 TOPX and its

coupling with regional climate model WRF[D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.

[13] 刘永伟,王文,刘元波,等.水文模型模拟预报的多源数据同化 方法及应用研究进展[J].河海大学学报(自然科学版),2021,49 (6):483-491.

LIU Y W, WANG W, LIU Y B, et al. Advances in multi-source data assimilation approach and application in simulation and forecast of hydrological model [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49(6): 483-491.

- [14] MCLAUGHLIN D. An integrated approach to hydrologic data assimilation: interpolation, smoothing, and filtering[J]. Advances in Water Resources, 2002, 25(8/12): 1275-1286.
- [15] 王文,寇小华.水文数据同化方法及遥感数据在水文数据同化中的应用进展[J].河海大学学报(自然科学版),2009,37(5): 556-562.

WANG W, KOU X H. Methods for hydrological data assimilation and advances of assimilating remotely sensed data into rainfall-runoff models[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2009, 37 (5): 556-562.

- [16] PIPUNIC R C, WALKER J P, WESTERN A. Assimilation of remotely sensed data for improved latent and sensible heat flux prediction; a comparative synthetic study[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4); 1295-1305.
- [17] 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 [J]. Advances in Water Resources, 2001, 24(6): 631-650.
- [18] 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[J]. 地球科学进展,2003,18(4):632-636.
 LI X,TOSHIO K, CHENG G D. An algorithm for land data assimilation by using simulated annealing method[J]. Advances in Earth Science, 2003, 18(4):632-636.
- [19] NAGARAJAN K, JUDGE J, GRAHAM W D, et al. Particle filterbased assimilation algorithms for improved estimation of root-zone soil moisture under dynamic vegetation conditions[J]. Advances in Water Resources, 2011, 34(4): 433-447.
- [20] 王文, 刘永伟, 寇小华, 等. 基于集合卡尔曼滤波和 HYDRUS-1D 模型的土壤剖面含水量同化试验[J]. 水利学报, 2012, 43(11): 1302-1311.

WANG W, LIU Y W, KOU X H, et al. EnKF and HYDRUS-1D based data assimilation experiments for improving soil moisture profile prediction [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2012, 43 (11):

1302-1311.

- [21] 陈鹤,杨大文,刘钰,等. 集合卡尔曼滤波数据同化方法改进土 壤水分模拟效果[J]. 农业工程学报, 2016, 32(2): 99-104.
 CHEN H, YANG D W, LIU Y, et al. Data assimilation technique based on ensemble Kalman filter for improving soil water content estimation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(2): 99-104.
- [22] DE LANNOY G J M, REICHLE R H, HOUSER P R, et al. Correcting for forecast bias in soil moisture assimilation with the ensemble Kalman filter[J]. Water Resources Research, 2007, 43(9): W09410.
- [23] 韩佳. 基于卫星遥感数据同化的土壤盐渍化监测方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2020.
 HAN J.Research on monitoring method of soil salinization based on satellite remote sensing data assimilation [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2020.
- [24] 马建文,秦思娴.数据同化算法研究现状综述[J].地球科学进展,2012,27(7):747-757.

MA J W, QIN S X. Recent advances and development of data assimilation algorithms [J]. Advances in Earth Science, 2012, 27 (7): 747-757.

- [25] ŠIMUNEK J, VAN GENUCHTEN M T, ŠEJNA M. Recent developments and applications of the HYDRUS computer software packages [J]. Vadose Zone Journal, 2016, 15(7): 1-25.
- [26] VAN GENUCHTEN M T. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils[J]. Soil Science Society of America Journal, 1980, 44(5): 892-898.
- [27] MUALEM Y. A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media [J]. Water Resources Research, 1976, 12 (3): 513-522.
- [28] EVENSEN G. The ensembleKalman filter: theoretical formulation and practical implementation [J]. Ocean Dynamics, 2003, 53(4): 343-367.
- [29] 黄春林,李新. 土壤水分同化系统的敏感性试验研究[J]. 水科学 进展, 2006, 17(4): 457-465.
 HUANG C L, LI X. Sensitivity analysis on land data assimilation scheme of soil moisture[J]. Advances in Water Science, 2006, 17 (4): 457-465.
- [30] 刘昭,周艳莲,居为民,等.基于集合卡尔曼滤波同化方法的农田土壤水分模拟[J].应用生态学报,2011,22(11):2943-2953.
 LIU Z, ZHOU Y L, JU W M, et al. Simulation of cropland soil moisture based on an ensemble Kalman filter[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2011, 22(11): 2943-2953.