

基于 SMAR 模型的半干旱区根系层土壤湿度估算

杜晓彤, 方秀琴, 汪伟, 郭晓萌, 袁玲

(河海大学 地球科学与工程学院, 南京 211100)

摘 要:根系层土壤湿度控制植被根系的水分吸收和蒸腾过程,是陆地—大气相互作用中的一个重要变量。为了获得根系层土壤湿度的时空分布,以半干旱区的老哈河流域为研究对象,利用具有物理基础的土壤水分分析关系(SMAR)模型,并结合遥感土壤湿度产品进行研究。结果表明:利用土壤物理属性、归一化植被指数(NDVI)和实际蒸散发作为自变量进行多元线性回归分析,可以建立 SMAR 模型参数的估算方程($p < 0.05$, 双尾 t 检验)。将遥感土壤湿度产品与 SMAR 模型结合估算区域根系层的土壤湿度具有良好效果,与基于实测数据的估算结果比较,其相关性 R 主要分布在 $0.5 \sim 0.9$, 平均值为 0.692 ($p < 0.05$, 双尾 t 检验), 平均绝对误差、平均相对误差、均方根误差和标准偏差总体均 < 0.1 。SMAR 模型与遥感数据产品结合能够良好地模拟出区域尺度根系层土壤湿度的空间分布状况。该研究为更大尺度根系层土壤湿度的估算提供支撑,也能更好地运用于干旱半干旱区农业规划、干旱监测及其他水文模拟。

关键词:CDF 匹配; SMAR 模型; 表层; 根系层; 土壤湿度

中图分类号:S152.7

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2020)03-0119-09

Estimation of Soil Moisture in Root Zone of Semiarid Area Based on SMAR Model

DU Xiaotong, FANG Xiuqin, WANG Wei, GUO Xiaomeng, YUAN Ling

(School of Earth Sciences and Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Soil moisture in root zone controls the process of water absorption and transpiration of vegetation, which is an important variable in land-atmosphere interaction. In order to obtain the spatial and temporal distribution of soil moisture in root zone, we select the Laohahe River Basin located in the semiarid area as the research area, and examine the patterns of soil moisture in root zones by using the physical soil moisture analytical relationship (SMAR) model and the remote sensing soil moisture products. The results show that the equation for estimating the parameters of SMAR model ($p < 0.05$, two-tailed t -test) can be established by using soil physical properties, the normalized vegetation index and the actual evapotranspiration as independent variables for multivariate linear regression analysis. The combination of remote sensing soil moisture products and SMAR model has a good performance for the estimation of soil moisture in the root zones of the region. Compared the estimation results based on the remotely sensed SM products with the ones based on the field measurements, the correlation coefficients mainly distributed in range of $0.5 \sim 0.9$, with the average value of 0.692 ($p < 0.05$, two-tailed t -test). The mean absolute error, the mean relative error, the mean square root error, and the standard deviation are generally less than 0.1 . In general, the combination of SMAR model and remote sensing data products can well estimate the spatial distribution of soil moisture in root zones at the regional scale. This study can provide the support for the estimation of soil moisture in the root zones at larger scale, and can improve agricultural planning, drought monitoring and other hydrological simulation in the arid and semi-arid areas.

Keywords: CDF matching; SMAR model; surface layer; root zone; soil moisture

收稿日期:2019-08-18

修回日期:2019-09-10

资助项目:“十三五”国家重点研发计划项目“陆地水循环演变及其在全球变化中的作用研究”(2016YFA0601500)

第一作者:杜晓彤(1995—),女,江苏盐城人,硕士研究生,主要从事土壤湿度的估算,分布式水文模型集成的研究。E-mail:1216528854@qq.com

通信作者:方秀琴(1978—),女,安徽池州人,博士,副教授,主要从事地表参数遥感反演、水文模型集成及山洪灾害防治等方面的研究。E-mail:kinkinfang@hhu.edu.cn

土壤湿度 (Soil Moisture, SM) 信息对于天气和气候预测、水文、干旱预报和流域管理至关重要^[1], 它在调节陆地表面和大气之间的水、能量和磁通量方面也意义非凡^[2]。在地表, SM 是与大气相互作用的关键因素, 在地下, 尤其是在干旱和半干旱地区的根系层 SM 是植被根系水分吸收和蒸腾过程的主要控制因素之一^[3], 特别是在作物生长阶段, 根系层 SM 与农业干旱密切相关。此外, 生态系统水和能源的收支也都高度依赖于根系层 SM 的空间分布^[4-5]。因此, 对根系层 SM 的预测可以为农业规划、干旱诊断等提供依据^[6]。

由于土壤性质、植被等条件的异质性, 土壤湿度存在非常大的时空变异性。传统站点观测到的 SM 精度高, 但是站点数量有限, 且分布不均匀, 无法进行大面积的连续观测, 因此站点观测无法获取大面积的 SM 连续观测信息。卫星遥感是获取 SM 的一种可行的方式, 它们可以对地表 SM 状况进行连续、大规模的监测, 然而, 它们只是提供了关于表土几厘米的 SM 信息, 不能准确地表示根系层水分的变化^[6], 而大多数生态系统的水分和能力收支高度依赖根系层 SM 的空间分布^[7]。因此, 近年来很多学者运用不同方法对根系层 SM 估算进行研究, 主要有同化法^[8-10]、指数滤波法^[11-13, 15]、土壤水分分析关系 (Soil Moisture Analytical Relationship, SMAR) 法^[1, 6-7, 14]。通过数据同化^[8]将地表土壤水分观测数据集成到水文模型中, 已被证明是一种预测根区 SM 的有效方法, 且应用较广泛。数据同化方法通过更新水文模型中的土壤水分状态来估计剖面土壤水分, 可以合理地反映土壤水分的时空分布, 其中集成卡尔曼滤波 (EnKF) 是使用最多的同化方法^[8-10]。但是在数据同化过程中, 需要具备建模和观测不确定性的先验知识, 而且基于 EnKF 的方法不仅计算量大, 而且对非线性系统有很强的局限性。Wagner 等^[15]在 1999 年就建议使用 $\exp(-t/T)$ 形式的指数滤波器从地表测量的时间序列中捕捉地下土壤湿度的动态, T 是特征时间长度或衰退常数, 它控制近地表水分含量在一段时间内移动和停留在根系层的多少。这种滤波器最大的优点在于它的简单性, 因为它只使用一个参数, 此外推导出的土壤水分指数 (Soil Water Index, SWI) 仅依赖于地面观测数据。很多研究采用指数滤波器的方法进行了根系层 SM 的估算, 均获得了良好的效果 (Albergel^[11], Ford^[12], Gao^[13])。但是, 指数滤波器法中未发现 T 参数与土壤性质之间的关系, 限制了指数滤波器在卫星遥感数据方面的应用^[1, 4]。2014 年 Manfreda 等^[1]将 Wagner 等的模型扩展为两层基于物理的入渗模型, 即为 SMAR 模型, 提出了一种

新的估算根区 SM 的方法。SMAR 是由半干旱环境中一个简化的土壤水分平衡方程推导出来的, 该方程提供了根区与地表土壤水分之间的关系, 并且具有有限的物理一致性参数, 也揭示了上述关系及其在利用卫星遥感反演土壤水分方面的可能应用。相关学者^[1, 6-7, 14]应用该模型估算根系层的土壤湿度, 大都局限在站点尺度的监测, 可以很好地反映出站点根系层 SM 的动态, 但是对于区域面上分布的应用研究较少。

由于半干旱区的生态环境较为脆弱, 具有对人为扰动和气候变化响应敏感性的特征, 在全球变化和水文研究中具有重要意义, 因此本文选取位于半干旱区的老哈河流域, 将遥感表层 SM 数据与适用于半干旱环境的 SMAR 方法相结合来估算根系层 SM 信息, 获取老哈河流域根系层 SM 的时空分布。本文探究 SMAR 模型在半干旱流域的空间应用性能, 为在更大范围内估算根系层 SM 提供支撑; 另外, 本研究的成果可以为区域干旱监测和改善水文模拟提供有效的数据源。

1 研究区及数据

1.1 研究区概况

考虑到半干旱区在全球变化和水文研究的重要意义以及遥感数据在该区域比较完备 (全年有值天数达 40% 左右, 远高于湿润地区) 等因素, 故选取半干旱区的老哈河流域作为研究区, 其地理范围位于北纬 41° — 43° 、东经 117° — 120° , 基于遥感土壤湿度数据估算根系层土壤湿度时空分布。这里以兴隆坡水文站控制的集水区作为老哈河流域研究区, 位于西辽河上游, 流域地跨河北、辽宁两省和内蒙古自治区, 海拔 $427 \sim 2\,054\text{ m}$, 面积约为 2.1 万 km^2 。

1.2 土壤湿度数据

研究区采用的土壤湿度数据是 1993—2006 年的 4—9 月共 84 个月的农气站土壤湿度观测资料和 CCI 土壤湿度产品。农气站实测的 SM 数据来源于中国农作物气象数据网的中国农作物生长发育和田土壤湿度旬值数据集, 包括 10 cm, 20 cm, 50 cm, 70 cm 和 100 cm 多个根区剖面不同深度土壤相对湿度的逐旬观测值, 原始数据是相对土壤湿度 (%)。本研究采用 10 cm 深度处的相对饱和值作为表层 SM, 而在 10 cm 以下根部剖面上相对饱和度的均值作为根系层 SM。考虑到数据的有效性, 选取 1993—2006 年的逐年 4 月、5 月、6 月、7 月、8 月、9 月实测的逐旬数据, 分别求取表层和根系层不同作物逐月各旬的均值作为月平均, 再剔除个别缺测月份最终作为各农气站多年逐月实测的相对土壤湿度数据。由于 SMAR

模型采用的简化土壤水平衡方程适用于干旱半干旱区,因此本文根据中国 300~500 mm 年等降雨量线选择了 82 个农气站点的数据(图 1)。

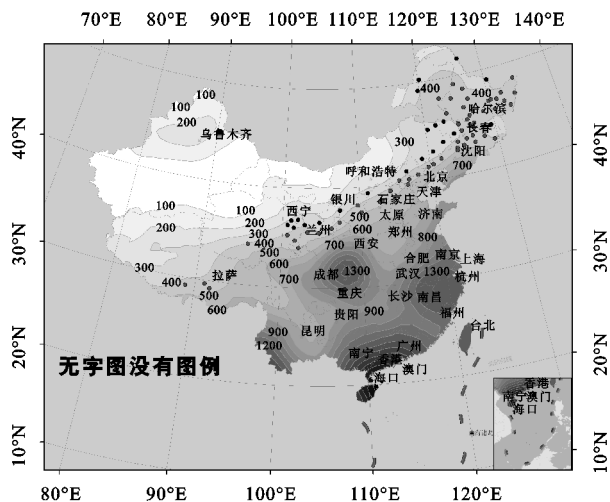


图 1 年降雨量 300~500 mm 农气站分布图

欧空局 CCI 土壤湿度数据集来源于: <https://www.esa-soilmoisture-cci.org>, 本研究使用的是 ESA CCI_SM v04.4 产品, 涵盖了从 1978—2018 年 6 月 30 日的(近)40 a 记录, 包括主动微波遥感数据集、被动微波遥感数据集和主被动合成的微波遥感数据集, 这里使用的是主被动合成的微波遥感数据集。主动微波遥感数据集是由维也纳大学根据 ERS-1, ERS-2 和 METOP-A 和 METOP-B 的 C 波段散射计观测结果获得, 被动微波遥感数据集是根据 Nimbus 7 SMMR, DMSP SSM/I, TRMM TMI, Aqua AMSR-E, GCOM-W1 AMSR2 和 SMOS 的微波观测结果生成^[16]。提供的数据存储格式为 NetCDF-4, 空间分辨率为 0.25°, 时间分辨率为日, 原始单位是体积含水量 (m^3/m^3)。CCI SM 选取与农气站观测数据相同的时间长度, 将逐日的数据在 ArcGIS 中对应处理成月均值, 最终提取出逐年逐月逐像元的数据。

1.3 空间数据集

本文采用的 NASA GLDAS V2.0 数据集是 GLDAS 中 NOAH 陆面模式计算的蒸散发产品, 数据来源: <http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/hydrology/data-holdings>, 数据格式是 NetCDF, 空间分辨率是 0.25°, 时间分辨率是月。

归一化植被指数 NDVI 数据采用的是 GIMMS NDVI3 g V1 数据集, 来源于: https://ecocast.arc.nasa.gov/data/pub/gimms/3_g.v1/, 原始数据格式为 NetCDF, 每年有两个 nc4 文件, 每个 nc4 文件包含 6 个月 NDVI 数据, 时间分辨率为 15 d, 空间分辨率为 0.083°, 共 12 景。本研究通过格式转换、最大值合成等预处理过程, 使得每一个像元为该月最大 NDVI 值, 从而获得研

究区逐年逐月的 NDVI 数据集。

1.4 土壤属性数据

本文搜集农气站以及研究区逐像元的土壤属性数据来源于《中国土种志》^[17-19]。中国土种志以大区为单位, 分别介绍了各大区主要土种在土壤分类系统中的归属、分布、面积、主要性状、典型剖面、生产性能和理化分析数据。本研究主要整理了 82 个农气站对应的典型剖面的土壤属性组成, 包括粗砂 (2~0.2 mm)、细砂 (0.2~0.02 mm)、粉砂 (0.02~0.002 mm)、黏粒 (<0.002 mm) 以及各深度对应的质地名称, 将表层深度以下的各属性均值作为站点根系层土壤的各属性数据。

2 研究方法

本文目标是获得研究区长时间序列根系层土壤湿度的空间分布。首先采用 CDF 匹配方法以农气站实测数据为基准对 CCI 土壤湿度产品进行校正, 以支持基于物理基础的 SMAR 模型。其次以中国 300~500 mm 等降雨量线内的部分农气站实测的土壤表层 SM 作为 SMAR 模型的输入, 将实测根系层相对 SM 与模型模拟的根系层相对 SM 的 RMSE 最小作为目标函数, 利用 MATLAB 的遗传算法工具箱进行模型参数优化, 得到每个站点最优的参数组合。然后采用多元统计回归分析法结合土壤物理性质、NDVI 以及年均 ET 建立估算 SMAR 参数的多元线性回归模型。最后以校正后的 CCI 土壤湿度作为模型输入数据, 运用 SMAR 模型估算研究区逐像元根系层的土壤相对湿度。

2.1 CDF 匹配

由于遥感获取的 CCI 土壤湿度产品和农气站实测的地表土壤湿度数据存在系统误差, 导致这两组数据存在不一致性, 因此为了使遥感数据与农气站实测数据更好地匹配, 采用累积概率分布函数 (CDF)^[16] 重调整方法, 基于实测土壤湿度数据对遥感数据进行标准化, 使其具有相同的取值范围和累积概率分布特征。CDF 重调整过程是以像元点为基础进行时间序列统计并调整。在实践中, 农气站的分布数量有限, 且不均匀, 因此需要通过对站点数据进行空间插值获取所研究区域 SM 的整体时空分布状况。本文选择老哈河流域周围的赤峰等 8 个站点的 1993—2006 年 4—9 月的有效数据进行克里金空间插值^[16], 以此获得老哈河流域表层实测 SM 的时空分布, 再在此基础上利用 CDF 匹配技术将 CCI 土壤湿度产品按照与实测数据相同的时间序列进行重调整, 建立研究区逐像元的 CCI 土壤湿度产品的改进模型。

CDF 匹配技术^[20]是基于分段线性匹配,研究中,调整后的土壤湿度表达式如下:

$$\text{CDF}_{\text{site}}(x') = \text{CDF}_{\text{CCI}}(x) \quad (1)$$

式中: CDF_{site} 和 CDF_{CCI} 分别表示站点和 CCI 土壤湿度的累积分布函数; x 表示调整之前的 CCI 土壤湿度。

2.2 SMAR 模型

Manfreda 等^[1]假定土壤由两层组成,第一层是几厘米深的表层(合理的假设是卫星传感器观测深度可以代表 5—10 cm 的表层动态),而第二层位于第一层之下,延伸到相当于植被的生根深度。两层土壤最重要的水分交换是入渗,横向流动和毛细管上升等过程则可以忽略不计^[14]。Manfreda 等^[1]定义了一个土壤水分平衡方程,它是由半干旱环境中一个简化的土壤水分平衡方程推导出来的,在这个方程中入渗期不是表示为降雨的函数,而是表层中土壤含水量的函数,分别用“1”和“2”区分上下层的变量和参数。只有当土壤水分超过田间持水量时,表层的水分通量才能被认为是显著的。他们提出了描述从顶层到下层的瞬时入渗通量的方程:

$$n_1 Z_{r1} y(t) = n_1 Z_{r1} y(s_1(t), t) = n_1 Z_{r1} \begin{cases} (s_1(t) - s_{c1}), s_1(t) \geq s_{c1} \\ 0, s_1(t) < s_{c1} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $y(t)[-]$ 表示下层土壤饱和和渗透分数; $n_1[-]$ 表示第一层土壤孔隙度; Z_{r1} 表示第一层土层深度; $s_1(\frac{\theta_1}{n_1})[-]$ 表示第一层的相对饱和度(它是由第一层土壤体积含水量与土壤孔隙度的比值决定的); $s_{c1}[-]$ 表示第一层田间含水量相对饱和值。此公式意味着当相对饱和度高于田间含水量的任何值时,土壤的渗透性是无限大的,该模型不考虑下层的饱和效应。

第二层和深层土壤水分平衡受入渗和水土流失两个因素控制,水土流失主要又包括蒸发蒸腾损失和渗透。定义土壤第二层的“有效”土壤相对饱和度为:

$$x_2 = (s_2 - s_{w2}) / (1 - s_{w2}) \quad (3)$$

土壤贮水量为:

$$\omega_0 = (1 - s_{w2}) n_2 Z_{r2} \quad (4)$$

则土壤水分平衡可以用式(5)来表述:

$$(1 - s_{w2}) n_2 Z_{r2} \frac{dx_2(t)}{dt} = n_1 Z_{r1} y(t) - V_2 x_2(t) \quad (5)$$

式中: $s_2[-]$ 表示第二层的相对饱和度; $s_{w2}[-]$ 表示凋萎点的相对饱和度; $n_2[-]$ 表示第二层的土壤孔隙度; $Z_{r2}[L]$ 表示第二层的土层深度; $V_2[LT^{-1}]$ 表示蒸散和渗透损失的土壤水分损失系数; $x_2[-]$ 表示第二层土壤的“有效”相对饱和度。此方程不考虑土

壤水分高值时土壤流失函数的高度非线性,这种简化,再加上渗透不考虑饱和效应,意味该方法在潮湿环境中有一定的局限性,更适用于干旱半干旱环境。

上述方程可以用归一化系数和简化为:

$$\begin{aligned} a &= \frac{V_2}{(1 - s_{w2}) n_2 Z_{r2}} \\ b &= \frac{n_1 Z_{r1}}{(1 - s_{w2}) n_2 Z_{r2}} \end{aligned} \quad (6)$$

“扩散系数”是土壤表层总可能储水量($n_1 Z_{r1}$)与总根区储水量($(1 - s_{w2}) n_2 Z_{r2}$)之比确定,“水分流失系数”控制根系层水分损失,是蒸散发 ET 与排水损失之和与总根区储水量之比确定,这些参数的取值可直接与两土层的深度和水土流失系数之比有关。因此,土壤水分平衡方程即为式(7):

$$\frac{dx_2(t)}{dt} = by(t) - ax_2(t) \quad (7)$$

假设相对饱和度 $x_2(t)$ 初始条件等于 0,可以推导出这种线性微分方程的解析解:

$$x_2(t) = \int_0^t be^{a(\omega-t)} y(\omega) d\omega \quad (8)$$

在实际具体应用中,可能还需要离散的形式见公式(9):

$$x_2(t_j) = \sum_{i=0}^j be^{a(t_i-t_j)} y(t_i) \Delta t \quad (9)$$

扩展式中,假设 $\Delta t = (t_j - t_{(j-1)})$,根据表层土壤湿度的时间序列可以推导出下层土壤湿度的公式(10):

$$x_2(t_j) = x_2(t_{j-1})e^{-a(t_j-t_{j-1})} + by(t_j)(t_j - t_{j-1}) \quad (10)$$

也可以写成 s_2 的函数:

$$s_2(t_j) = [s_{w2} + (s_2(t_{j-1}) - s_{w2})e^{-a(t_j-t_{j-1})}] + [(1 - s_{w2})by(t_j)(t_j - t_{j-1})] \quad (11)$$

式中:左半部分计算给定的时间步长中相对水分损失,水分损失函数随 s_2 线性减小,直至达到 s_{w2} ,此时水分损失为零,蒸散和排水损失假定在凋萎点值或以下可忽略不计,右半部分表示从表面到根区扩散的水分含量。Manfreda 等^[1]提出的方法是一种代表了两个状态变量之间土壤水分分析关系式,需要确定的 4 个参数分别是: s_{w2} , a , b , s_{c1} ,所有参数均可从土壤质地分数、土层深度和土壤水分损失等估计。

2.3 遗传算法

为了分别得到最优的模型参数组合,本文使用 MATLAB 的遗传算法工具箱 GUI 进行模型参数的优化估计^[14,21]。MATLAB 遗传算法工具,即图形用户界面 GUI,它使我们可以使用遗传算法而不用命令行的方式。遗传算法^[22]是一种基于自然选择、生

物进化过程来求解问题的方法。在每一步中,遗传算法随机地从当前种群中选择若干个体作为父辈,并且使用它们产生下一代的子种群。在连续若干代后,种群朝着优化的方向进化,最终得到最优解组合。本文以各站点表层 SM 数据模拟得到的根系层相对 SM 与农气站实际测量得到的根系层相对 SM 均值之间的 RMSE 最小为优化准则进行优化处理,假设每个参数的上、下边界分别相当于最大和最小可能值(例如, $0 \leq s_{c1} \leq 1$)。参数估计时,第二层土壤相对饱和度 s_2 初始值设置为各农气站实测的逐旬田间持水量相对饱和值的均值。应该注意的是,SMAR 模型可能产生高于 1 的值,这些值需自动设置为 1。

3 结果与分析

3.1 CCI 土壤湿度产品的 CDF 重调整

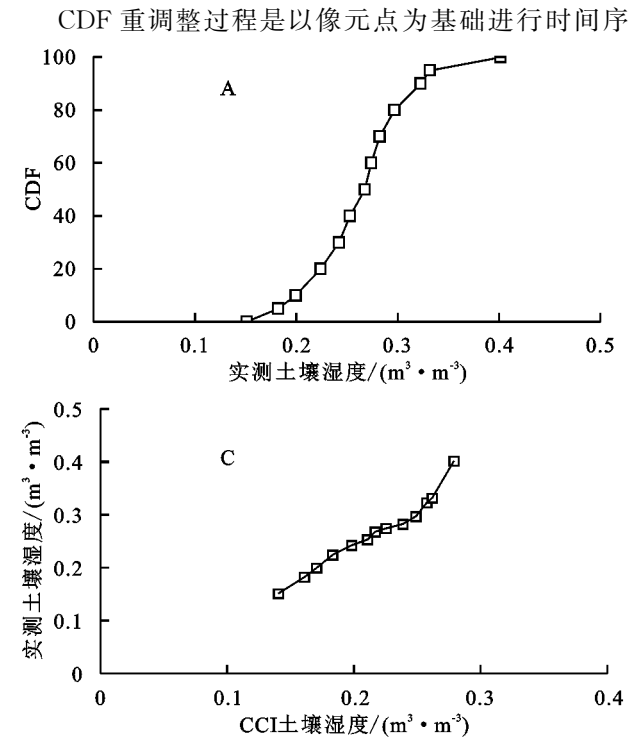


图 2 实测土壤湿度的 CDF 曲线(A)、CCI 土壤湿度的 CDF 曲线(B)、CCI 与实测土壤湿度分段线性回归曲线(C)、CDF 重调整前后比较(D)

以内蒙古赤峰站所在像元为例,已知 1993—2006 年逐年 4—9 月的站点实测土壤湿度值及 CCI 遥感土壤湿度,将实测数据转化成以体积含水量为单位,进行 CDF 重调整,从而获得调整后的土壤湿度数据时间序列曲线(图 3),从图 3 可以看出,原始 CCI SM 整体上小于实测的 SM,但是两套数据的趋势具有良好的一致性,调整后的数据普遍向上抬升,在数值和形态表现上都更加靠近基准的 SM 数据。对该站点所在像元 CDF 重调整前后的 CCI SM 与实测数据之间的误差进行统计分析(表 1),可以看出 CCI SM 经重调整后各项误差指数

列统计并调整,本文以研究区赤峰站所在像元进行示例分析,CDF 重调整过程为:

- (1) 分别绘制农气站实测表层和遥感 SM 数据的 CDF 曲线,以 0%,5%,10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%,90%,95%,100% 这 13 个节点得到曲线上对应点的坐标,将曲线划分成 12 段,见图 2A、B)所示。
- (2) 根据上一步得到各节点的 CDF 值建立 CCI 土壤湿度与农气站表层实测 SM 的分段线性回归曲线,见图 2C 所示。对每个部分进行分段线性回归,从而得到 12 组线性回归方程。
- (3) 利用得到的分段线性回归方程,进行 CDF 匹配调整,从而得到农气站实测土壤湿度、CCI 土壤湿度和调整后的土壤湿度(图 2D),图中实线表示农气站实测土壤湿度,粗虚线表示原始 CCI 土壤湿度,细虚线表示调整后的土壤湿度数据。

都得到降低,尤其是 MAE 和 RMSE 减少 12% 以上,表明调整后的数据更加接近于实测的 SM 数据。综上,赤峰站所在像元的实测土壤数据经过 CDF 重调整后精度得到明显改善,整个研究区像元调整方法类似,误差也得到减小,精度得到提高。

表 1 赤峰站所在像元 CDF 调整前后误差分析

项目	平均相对 误差 MRE	平均绝对 误差 MAE	标准 偏差 SD	均方根 误差 RMSE
调整前	0.2026	0.0558	0.0459	0.0713
调整后	0.1965	0.0490	0.0458	0.0621

3.2 农气站点 SMAR 模型的应用及参数优化

本文首先根据中国农作物气象数据网的中国农作物生长发育和农田土壤湿度旬值数据集整理了分布在中国年降雨量线 300~500 mm 内的 82 个站点不同剖面深度实测相对 SM,将农气站表层 10 cm 的相对 SM 的时间序列作为 SMAR 模型的输入数据,采用 MATLAB 的遗传算法优化由表层相对 SM 模拟作为输入得到的根系层相对 SM 与其实测的 10 cm 以下的根系层相对 SM 均值之间的 RMSE,从而得到每个农气站 SMAR 模型最优的参数组合,为后续 SMAR 参数的统计分析奠定基础。该遗传算法能够在大多数站点位置找到每个参数的近似全局最小值。这里以老哈河流域周围的包括赤峰等 6 个站点为例运用 SMAR 模型估算站点尺度根系层的相对土壤湿度。

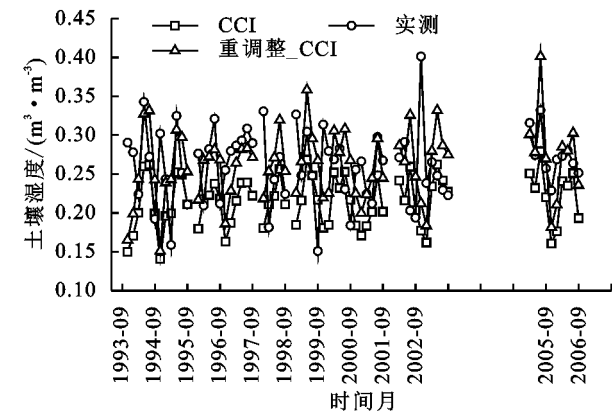


图 3 赤峰站所在像元 CDF 匹配调整前后的土壤湿度时间序列曲线

图 4 和表 2 给出了 SMAR 模型在研究区及周边几个农气站 14 a 的初步应用,可以看到该方法能很好地捕捉下层土壤水分的动态变化,与实测根系层的相对 SM 趋势变化具有良好的一致性,并接近于每个站点的观察结果。RMSE 和 R 分别表示农气站实测 10 cm 以下根系层的相对 SM 均值与 SMAR 模型模拟的根系层的相关关系。根据 MATLAB 遗传算法^[14]对站点的参数进行校准,在均方根误差方面表现较好,而在相关性方面各站点表现好坏存在差异,R 最低的奈曼旗站为 0.471,最高的阜新站为 0.895。

表 2 中的参数值和误差值都与站点实测值存在密切关系,产生误差的一部分原因是 SMAR 模型估算根系层相对土壤湿度是具有时间序列的,但在实际运行时由于部分月份可能因为数据缺测而被剔除,造成前后时间间断,时间序列的中断也会对后续模型估算产生影响。从模型运行来看,根区田间持水量的初始值对于模型的预测影响是可以忽略不计的。另外

各站点气候条件不同或区域的特定空间异质性也导致了它们 SMAR 模型参数值的不同。

表 2 6 个农气站点 SMAR 模型的参数组合

站点名称	s_{w2}	a	b	s_{c1}	RMSE	R
(A)赤峰	0.517	0.063	0.051	0.462	0.091	0.639
(B)长岭	0.532	0.034	0.052	0.461	0.086	0.695
(C)奈曼旗	0.648	0.065	0.054	0.545	0.085	0.471
(D)阜新	0.494	0.095	0.052	0.420	0.048	0.895
(E)丰宁	0.401	0.041	0.040	0.429	0.063	0.858
(F)朝阳	0.532	0.034	0.064	0.627	0.095	0.816
平均值					0.078	0.729

综上,由老哈河流域及周边实测站点的根系层土壤湿度估算可以看出,SMAR 模型估算半干旱的站点根系层 SM 具有良好的效果,为区域根系层 SM 的估算奠定了基础。

3.3 SMAR 参数回归

考虑到 SMAR 模型参数的物理意义与土壤和植被的关系,因此可以将土壤性质、NDVI 和 $ET^{[3,6]}$ 用于预测 SMAR 参数(表 3),所构建的回归关系与欧洲相关学者^[15]运用土壤性质作为变量建立的 pedo—转换函数具有类似的预测能力。

本文先根据各农气站的质地编号结合《中国土种志》^[17-19]整理了各站点土壤不同剖面深度下的机械组成(包括粗砂、细砂、粉砂、黏土含量),剔除未知土壤类型的站点以及参数异常的站点后剩余 38 个站点用于多元回归分析。用这些农气站点土壤物理性质、NDVI 和年平均 ET 数据(这里提取的是逐年 4—9 月的均值为年平均)作为变量,建立了估计 SMAR 参数的回归方程,并通过了 SMAR 参数与土壤性质之间($p<0.05$)的双尾 t 检验。

站点根系层凋萎点水平与土壤性质的相关性最强,与根区细砂含量呈明显的负相关关系(双尾 t 检验, $p<0.001$)(图 5A),从模型(表 3)中也可以看出细砂含量对 s_{w2} 有明显的作用。年均 ET 是 SMAR 各参数的一个重要且具有统计学意义的变量,因为植物水分吸收和表面蒸发会影响近地表和根系层水分状况,与各参数都密切相关。其中扩散系数 b 与年平均 ET 呈显著的正线性相关(双尾 t 检验, $p=0.008$),这表明在 b 的回归中,应加入 ET,通过近地表扩散率与表层田间持水量的联系,也应将其考虑到田间持水量 s_{c1} 的回归中。水分流失系数 a 反映的是蒸发蒸腾和排水损失之和,从图 5C 中可以看出与年平均 ET 呈正相关关系(双尾 t 检验, $p=0.038$),图 5D 可以看出与上层粉砂的含量也呈正相关(双尾 t 检验, $p=$

0.04),建立的模型见表 3。黏土含量和孔隙度与其他变量相比影响不大,在模型中也没有表现出来。NDVI 能够检测植被的生长状态,可以反映植物冠层的背景影响,如土壤等,因此也可以用来估计 SMAR 模型的相关参数。从表 3 中可以看出扩散系数与 NDVI 呈负

相关关系,这里的 NDVI 采取的是各站点所有时间序列的平均值。综上,表 3 所示的多元线性回归函数均能良好地估算 SMAR 模型的 4 个参数,并都通过了双尾 $t, p < 0.05$ 的显著性检验,这为区域逐像元模型的应用提供了支撑。

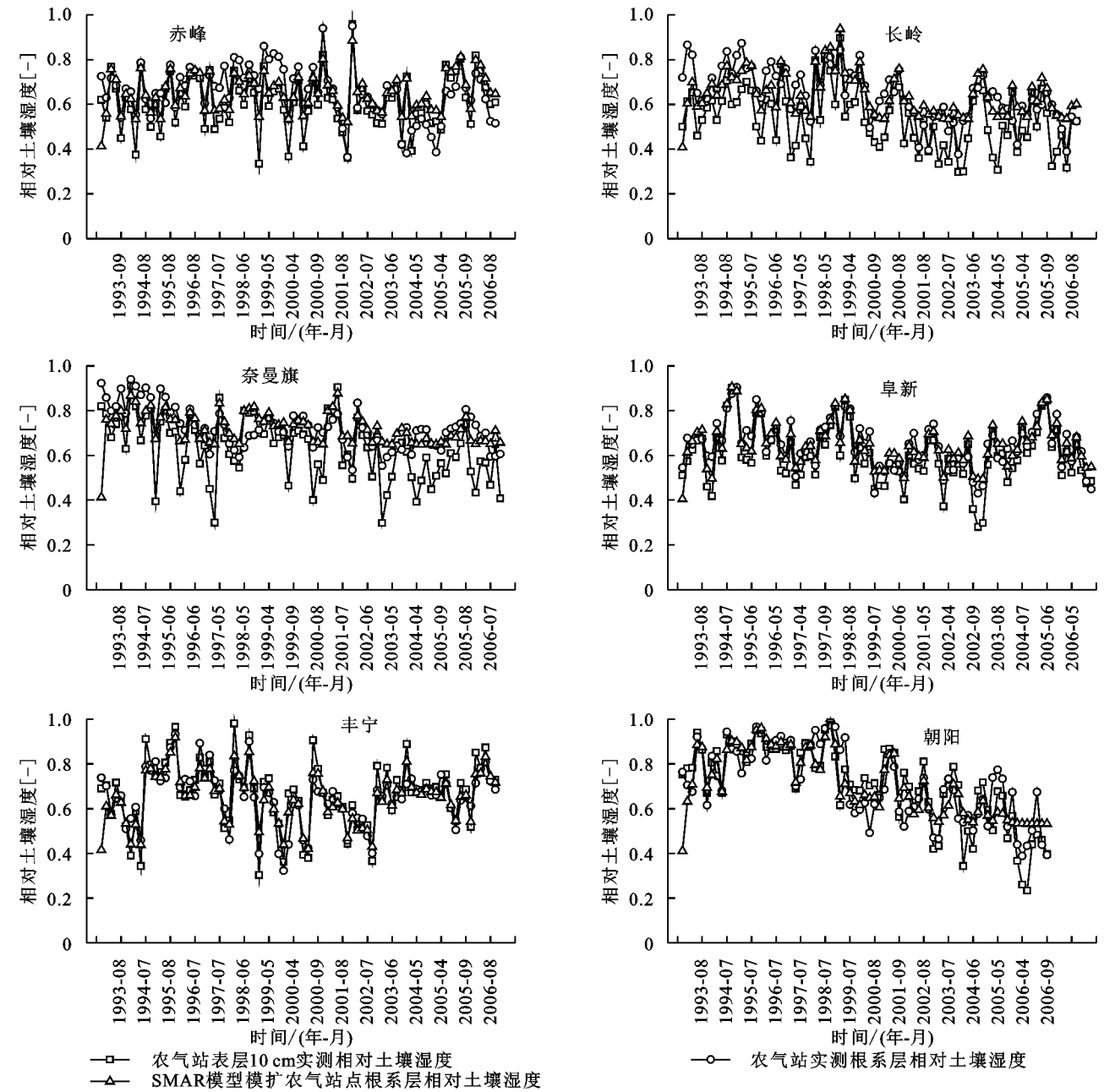


图 4 6 个站点实测的表层、根系层土壤湿度和 SMAR 模拟得到的土壤湿度时间序列曲线

表 3 SMAR 模型各参数的多元线性回归函数

参数	多元线性回归函数	R^2	p 值
s_{w2}	$-1.994^{*} - \text{细砂}_2(0.347)^{*} + \ln(\text{AET})(0.462)^{***}$	0.497	<0.001
a	$-0.303 + \text{粉砂}_1(0.085)^{*} + \ln(\text{AET})(0.057)^{*}$	0.234	0.004
b	$-2.137^{*} + \text{粉砂}_1(0.317)^{*} - \text{NDVI}(0.496)^{*} + \ln(\text{AET})(0.397)^{**}$	0.282	0.002
s_{c1}	$-1.596^{*} + \text{粉砂}_2(0.448)^{*} + \ln(\text{AET})(0.34)^{*}$	0.289	0.001

注: AET: 年均蒸散发; 1: 表示土壤表层; 2: 表示土壤根系层

3.4 SMAR 模型在流域空间内的应用

由于农气站点数量与规模的限制以及遥感 SM 只能反映表层的土壤水分状况, 因此本文将遥感 SM 产品与 SMAR 模型结合起来, 进行流域空间内根系

层土壤水分时空分布的估算。根据 CCI 遥感土壤湿度产品的空间分辨率 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ ，提取覆盖老哈河流域的所有像元，共 77 个。根据《中国土种志》逐像元整理出对应的质地类型和土壤机械组成数据，并对应提取出各像元 NDVI 和年均 ET 数据，然后按照上文在农气站所使用的 SMAR 模型参数回归的方法进行参数回归。将重调整后的逐像元遥感 SM 作为

SMAR 模型的最终输入数据，再结合回归分析得到的模型参数，最终可以估算出覆盖流域范围的根系层相对土壤湿度的分布状况。以老哈河流域 2006 年 4—9 月为例，模拟出区域根系层相对土壤水分状况（图 6），从 2006 年的模拟图中可以看出当遥感土壤湿度作为 SMAR 输入数据时，能够较好地模拟出根系层的相对土壤水分状态。

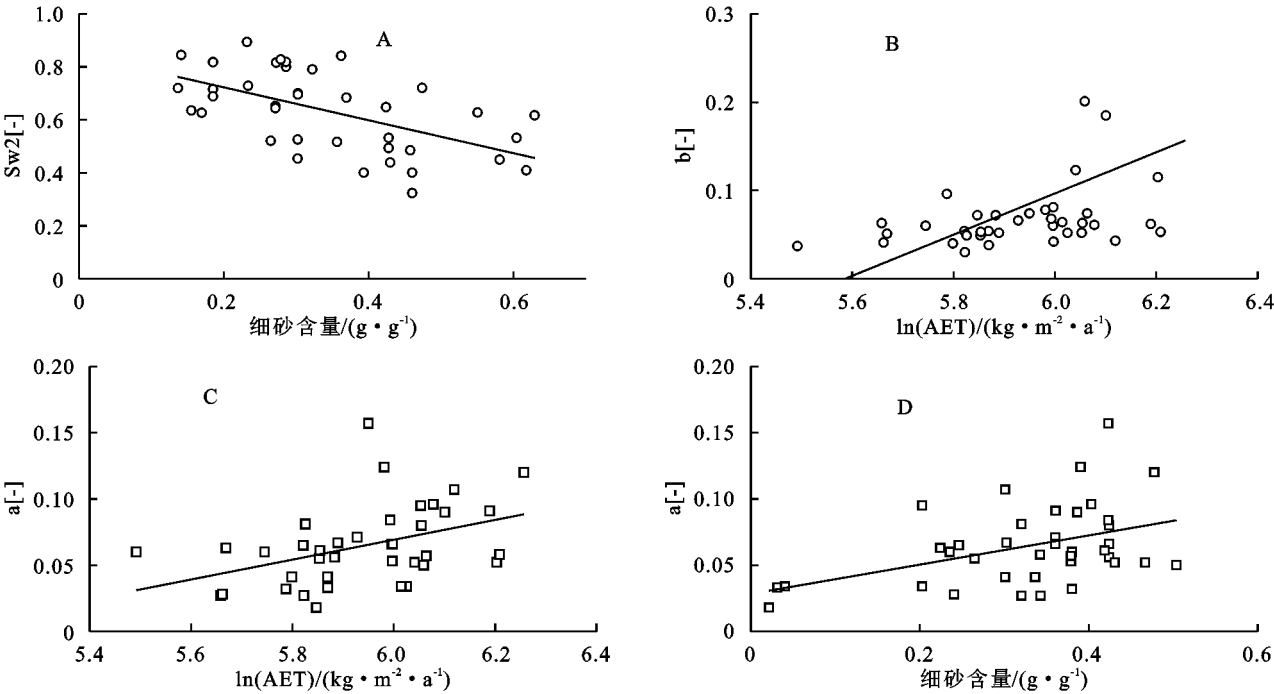


图 5 SMAR 模型参数与变量的相关关系散点图

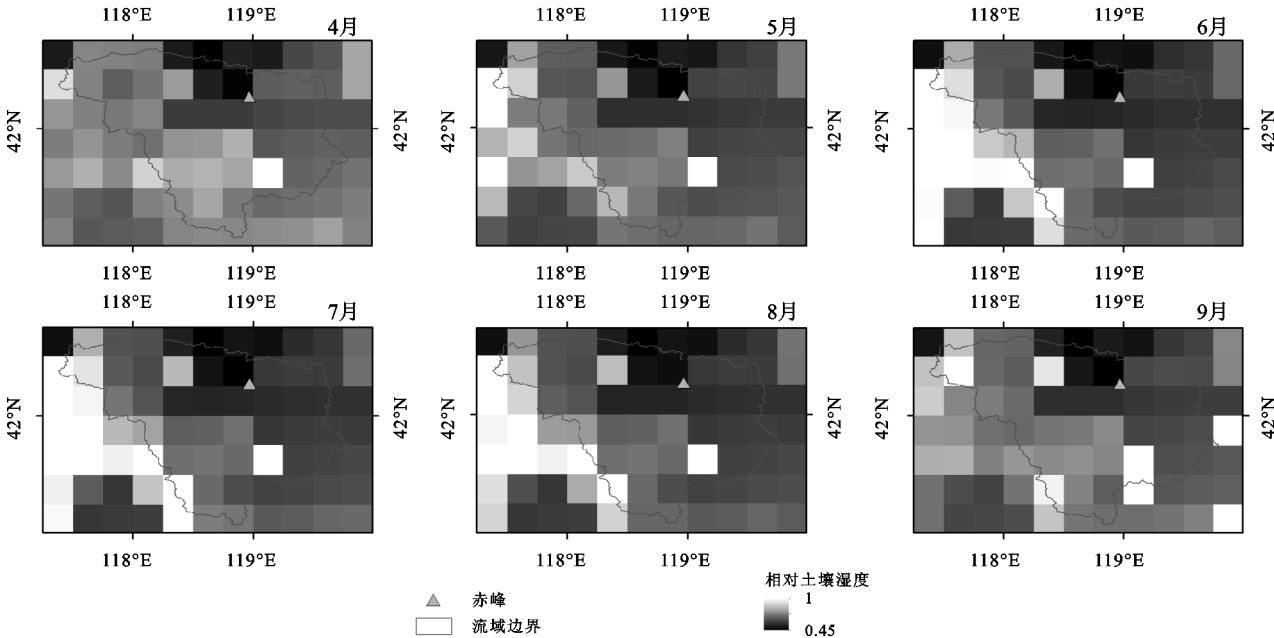


图 6 老哈河流域遥感数据作为输入模拟得到的 2006 年 4—9 月根系层土壤水分状况

为了进一步分析遥感 SM 数据作为 SMAR 模型输入的结果，分别以表层实测和重调整后的遥感数据作为输入，对覆盖老哈河流域的矩形栅格区域进行逐像元 SMAR 模拟，对两种结果进行相关关系和误差

分析(图 7)。可以看出，两者的相关系数总体较好， R 平均值为 0.692，经过 SPSS 双变量相关分析得到，97% 的像元通过 $p<0.05$ 的双尾 t 显著性检验。从 4 种误差分析来看，误差总体均小于 0.1，其中平均绝对

误差 MAE 表现最好,其余 3 种相差不大。总体来说,使用遥感数据与 SMAR 模型结合,能够较好地模拟出区域根系层的土壤湿度,为更大尺度预测根系层土壤水分提供了可行性参考,并为干旱预报和其他水文模拟业务提供了参考。

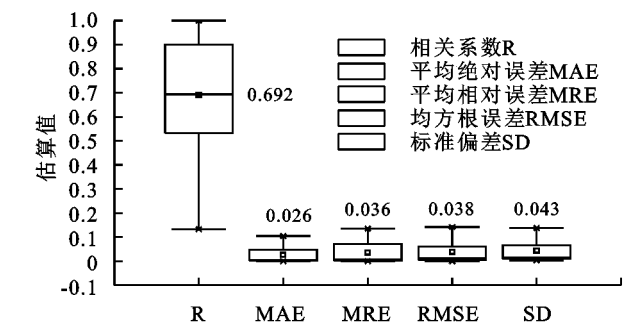


图 7 老哈河流域逐像元 SAMR 模型估算的根系层
相对土壤湿度相关分析

4 结论与展望

根系层土壤湿度是陆地—大气相互作用中的一个重要变量,尤其对干旱半干旱区土壤湿度的研究具有重要意义。本研究介绍了将遥感数据与适用于半干旱环境的 SMAR 模型结合有效估算区域根系层土壤湿度的方法,选取半干旱区的老哈河流域作为研究对象,SMAR 模型参数是在站点遗传算法优化的基础上,与土壤物理属性、NDVI 和 ET 建立多元线性回归函数得到,并通过双尾 t , $p < 0.05$ 的显著性检验。再将累积概率分布函数(CDF)重调整后的遥感数据应用到 SMAR 模型中,有效获得了老哈河流域根系层土壤湿度的时空分布,从而探究出 SMAR 模型在半干旱流域空间上具有良好的应用性能,可以为大范围估算根系层 SM 提供支撑,并且这种模型预测能力也可以为更大范围内估计干旱风险提供关键的资源。

未来 SMAR 模型参数估算可以加上尽可能多的可用物理信息以及变量获得更良好的结果,比如叶面积指数(LAI)、增强植被指数(EVI)等,使得 SMAR 模型与遥感数据结合更有效地进行大范围的空间操作,也能更好地运用于干旱半干旱区农业规划、干旱监测和其他水文模型。

参考文献:

[1] Manfreda S, Brocca L, Moramarco T, et al. A physically based approach for the estimation of root-zone soil moisture from surface measurements[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2014,18(3):1199-1212.

[2] Zohaib M, Kim H, Choi M. Evaluating the patterns of spatiotemporal trends of root zone soil moisture in major climate regions in East Asia[J]. Journal of Geophysical Research-Atmospheres, 2017,122(15):7705-7722.

[3] Schnur M T, Xie H J, Wang X W. Estimating root zone soil moisture at distant sites using MODIS NDVI and EVI in a semi-arid region of southwestern USA[J]. Ecological Informatics, 2010,5(5):400-409.

[4] Calvet J C, Noilhan J, Bessemoulin P. Retrieving the root-zone soil moisture from surface soil moisture or temperature estimates:a feasibility study based on field measurements[J]. Journal of Applied Meteorology, 1998,37(4):371-386.

[5] Manfreda S, Caylor K K, Good S. An Ecohydrological framework to explain shifts in vegetation organization across climatological gradients[J]. Ecohydrology, 2016, 10(3):1809-1823.

[6] Baldwin D, Manfreda S, Keller K, et al. Predicting root zone soil moisture with soil properties and satellite near-surface moisture data across the conterminous United States[J]. Journal of Hydrology, 2017,546:393-404.

[7] Faridani F, Farid A, Ansari H, et al. A modified version of the SMAR model for estimating root-zone soil moisture from time-series of surface soil moisture[J]. Water Sa, 2017,43(3):492-498.

[8] Shi C X, Xie Z H, Qian H, et al. China land soil moisture EnKF data assimilation based on satellite remote sensing data[J]. Science China(Earth Sciences),2011, 54(9):1430-1440.

[9] Dumedah G, Coulibaly P. Evolutionary assimilation of streamflow in distributed hydrologic modeling using in-situ soil moisture data[J]. Adv. Water Resour.,2012, 53:231-241.

[10] Reichle R, Crow W T, Koster R T, et al. Algorithm Theoretical Basis Document Level 4 Surface and Root Zone Soil Moisture(L4_SM) Data Product[J]. National Aeronautics and Space Administration (NASA), 2014:1-65.

[11] Albergel C, Pellarin T, Fritz N, et al. From near-surface to root-zone soil moisture using an exponential filter:an assessment of the method based on in-situ observations and model simulations[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2008,12(6):1323-1337.

[12] Ford T W, Harris E, Quiring S M. Estimating root zone soil moisture using near-surface observations from SMOS[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2014,18(1):139-154.

[13] Gao X D, Zhao X N, Zhang B Q, et al. Estimation of root-zone soil moisture over gullies using an exponential filter[J]. Advances in Water Science, 2014,25(5): 684-694.

[14] Faridani F, Farid A, Ansari H, et al. Estimation of the Root-Zone Soil Moisture Using Passive Microwave Remote Sensing and SMAR Model[J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2017,143(1):1-9.

的增加趋势。

(4) 全省粮食总产量对中北部 P_{95} 的年际波动更为敏感,其每增加 10 mm 将导致夏粮及秋粮的总产量分别减少 0.7% 和 0.2%,特别是近 45 a 来中北部 P_{95} 的增加趋势给夏粮产量带来了 0.72% 的减产。

参考文献:

[1] 裘祝香,杨雪艳,刘玉汐,等.松辽流域 1961—2017 年极端降水变化特征[J].水土保持研究,2019,26(3):199-203.

[2] 孟清,高翔,白红英,等.1960—2015 年秦岭地区极端降水的时空变化特征[J].水土保持研究,2019,26(6):171-178.

[3] 李运刚,胡金明,何大明,等.1960—2007 年红河流域强降水事件频次和强度变化及其影响[J].地理研究,2013,32(1):64-72.

[4] 丁建隆,汪海欧,董召荣,等.1960—2013 年安徽极端降水特征研究[J].干旱气象,2016,34(2):252-260.

[5] 谢五三,田红.近 50 年安徽省暴雨气候特征[J].气象科技,2011,39(2):160-164.

[6] 聂兵,沈非,徐光来,等.安徽省近 50 年降水时空变化分析[J].安徽师范大学学报:自然科学版,2017,40(6):574-579.

[7] 付伟,司红君,程智,等.安徽省极端降水事件的时空分布特征及其对农业生产的动态影响分析[J].中国农学通报,2017,33(15):117-123.

[8] 徐慧,管蓓,薛艳,等.青海省近 50 年降水集中性的时空变化特征研究[J].水电能源科学,2015,33(3):6-9.

[9] 邢万秋,王卫光,吴杨青,等.淮河流域降雨集中度的时空演变规律分析[J].水电能源科学,2011,29(5):1-5.

[10] 唐亦汉,陈晓宏.近 50 年珠江流域降雨多尺度时空变化特征及其影响[J].地理科学,2015,35(4):476-482.

[11] 洪美玲,何士华.1961—2010 年怒江流域降雨时空变化[J].水土保持研究,2019,26(3):248-252.

[12] 张泰,张莉,彭佳红.基于主成分与支持向量机的邵阳县烟草产量预测[J].中国农学通报,2019,35(13):152-156.

[13] 刘浩然,吴克宁,宋文,等.黑龙江粮食产能及其影响因素研究[J].中国农业资源与区划,2019,40(7):164-170.

[14] 李斌,李丽娟,李海滨,等.澜沧江流域干旱变化的时空特征[J].农业工程学报,2011,27(5):87-92.

[15] 孙科,娄伟平,刘昌杰.1961—2017 年浙江省夏季高温热浪时空变化特征[J].科技通报,2019,35(7):53-58.

[16] 石晓丽,史文娇.极端高温对黄淮海平原冬小麦产量的影响[J].生态与农村环境学报,2016,32(2):259-269.

[17] 杨明,宫宇,吴晓娜,等.安徽省夏季暴雨时空分布特征的成因分析[J].暴雨灾害,2015,34(2):143-152.

[18] 黄勇,张红,冯妍.近 38 年安徽省夏季降水日数和强度的分布与变化特征[J].长江流域资源与环境,2012,21(2):157-167.

[19] 周佰铨.基于大尺度环流型的我国江淮流域夏季降水变化归因及情景预估研究[D].北京:中国气象科学研究院,2018.

[20] 丁一汇,司东,柳艳菊,等.论东亚夏季风的特征、驱动力与年代际变化[J].大气科学,2018,42(3):533-558.



(上接第 127 页)

[15] Wagner W, Lemoine G, Rott H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data[J]. Remote Sensing of Environment, 1999,70(2):191-207.

[16] 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.

[17] 席承藩,朱克贵,李象榕,等.中国土种志(第二卷)[M].北京:中国农业出版社,1994.

[18] 席承藩,朱克贵,李象榕,等.中国土种志(第四卷)[M].北京:中国农业出版社,1995.

[19] 席承藩,朱克贵,李象榕,等.中国土种志(第五卷)[M].北京:中国农业出版社,1995.

[20] 张莘莘.集合卡尔曼滤波方法在密云潮河流域洪水预报中的应用研究[D].北京:中国地质大学,2018.

[21] 涂启玉,梅亚东.Matlab 遗传算法工具 GUI 率定马斯京根模型参数[J].水文,2008(5):33-35,70.

[22] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimi-

zation and Machine Learning[M]. Boston: Addison-Wesley, 1989.

[23] 吴凯,舒红.基于 CCI 资料与 EnKF 方法的单点土壤湿度同化[J].水资源与水工程学报,2017,28(1):236-243.

[24] 郭焘,于红博,马梓策,等.基于 MODIS 的土壤含水量时空变化及干旱化程度分析[J].水土保持研究,2019,26(4):185-189.

[25] 刘苏峡,邢博,袁国富,等.中国根层与表层土壤水分关系分析[J].植物生态学报,2013,37(1):1-17.

[26] Pan F F, Nieswiadomy M, Qian S. Application of a soil moisture diagnostic equation for estimating root-zone soil moisture in arid and semi-arid regions[J]. Journal of Hydrology, 2015,524:296-310.

[27] Pan F F, Peters-Lidard C D, Sale M J. An analytical method for predicting surface soil moisture from rainfall observations[J]. Water Resources Research, 2003,39(11):1314-1334.

[28] 方秀琴,任立良,李琼芳.近 40 年老哈河流域土地利用变化监测与分析[J].国土资源遥感,2012(2):125-131.