

多源土壤湿度产品在黄土高原地区适用性分析与评价

舒友森^{1,2} 胡羽欣^{1,2} 何亮³ 冯浩⁴ 于强⁴ 何建强^{1,2}

(1. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100;
2. 西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院, 陕西杨凌 712100; 3. 国家气象中心, 北京 100081;
4. 西北农林科技大学水土保持与荒漠化整治全国重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 高精度的土壤湿度数据对于区域水资源管理和农业生产具有重要意义。在利用现有土壤湿度产品前,需对不同土壤湿度产品进行全面精度适用性分析与评价,以选择目标研究区内综合精度表现最高产品作为后续研究的基础数据。本研究利用黄土高原地区不同站点土壤湿度实测数据,综合分析并评估 ERA5、GLDAS、SMCI 和 SoMo 4 种土壤湿度产品在黄土高原的精度,包括从空间角度评估不同地区精度、从定量角度评估年尺度和干湿季尺度精度。此外,还评估了不同土壤湿度产品在不同土地覆盖类型下综合精度表现,最终通过组合多种土壤湿度产品来提高黄土高原土壤湿度产品整体精度。结果表明:ERA5、GLDAS 和 SoMo 3 种土壤湿度产品高估了黄土高原土壤湿度,约有 85% 站点偏差 (Bias) 在 0 ~ 0.3 m³/m³ 之间,而 GLDAS 产品在各站点的多年平均土壤湿度与站点实测值较为一致,超过 96.5% 站点 Bias 在 -0.15 ~ 0.15 m³/m³ 之间,中位数为 0 m³/m³。年尺度、干季、湿季评估结果显示,GLDAS 产品整体精度表现较好,ERA5 产品整体精度表现较差,SMCI 与 SoMo 产品精度表现无明显差异。GLDAS 产品在草地、森林、灌溉耕地等土地覆盖类型整体精度表现较好,而 SoMo 产品在非灌溉耕地整体精度表现较好。通过集成 GLDAS 与 SoMo 2 种产品得到黄土高原土壤湿度产品组合数据集,能在保持土壤湿度较小误差情况下,增强其对黄土高原土壤湿度动态变化的反映能力。研究所得黄土高原土壤湿度产品组合数据集与站点实测值间的相关系数 (R)、均方根误差 (RMSE)、偏差 (Bias) 和无偏均方根误差 (ubRMSE) 中位数分别为 0.66、0.06 m³/m³、0.02 m³/m³、0.04 m³/m³。总体而言,GLDAS 产品可作为黄土高原的优选土壤湿度产品,用于该地区生态、农业、水文等领域研究。

关键词: 土壤湿度; 适用性评价; 站点数据; 黄土高原

中图分类号: S152.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)08-0355-12



OSID:

Analysis and Evaluation of Applicability of Multi-source Soil Moisture Products on Loess Plateau

SHU Youmiao^{1,2} HU Yuxin^{1,2} HE Liang³ FENG Hao⁴ YU Qiang⁴ HE Jianqiang^{1,2}

(1. Key Laboratory for Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Area, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. Institute of Water-Saving Agriculture in Arid Areas of China, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
3. National Meteorological Center, Beijing 100081, China
4. State Key Laboratory of Soil and Water Conservation and Desertification Control, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Accurate soil moisture data are essential for regional water resource management and agricultural production. Thus, a comprehensive accuracy analysis and assessment is necessary to identify the soil moisture product with the optimal overall performance in the target region before applying the existing products, which can then serve as the foundational dataset for subsequent research. The accuracy of four soil moisture products (ERA5, GLDAS, SMCI, and SoMo) was evaluated based on the soil moisture data obtained from different observation sites across Loess Plateau of China. The evaluation

收稿日期: 2025-10-15 修回日期: 2025-11-12

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52579046)、国家重点研发计划项目 (2021YFD1900700) 和西北农林科技大学人才专项 (千人计划项目)

作者简介: 舒友森 (2000—), 男, 博士生, 主要从事农业遥感研究, E-mail: sym760708930@yeah.net

通信作者: 何建强 (1977—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农业生态系统模拟研究, E-mail: jianqiang_he@nwsuaf.edu.cn

included spatial accuracy assessment across different regions, quantitative performance estimation at annual and seasonal (dry/wet) scales, and accuracy appraisal under various land cover types. Based on the evaluation results above, a fusion of multiple products was conducted to enhance the overall accuracy of soil moisture estimation on Loess Plateau. The results showed that ERA5, GLDAS, and SoMo products tended to overestimate the actual soil moisture on the Loess Plateau, with Bias values between $0\text{ m}^3/\text{m}^3$ and $0.3\text{ m}^3/\text{m}^3$ at about 85% of the total sites investigated. The GLDAS product had the highest consistency with the observed multi-year average soil moisture, with Bias values of $-0.15\text{ m}^3/\text{m}^3 \sim 0.15\text{ m}^3/\text{m}^3$ at more than 96.5% of the total sites and with a median Bias of $0\text{ m}^3/\text{m}^3$. At annual scale and during both dry and wet seasons, the GLDAS product showed the best overall accuracy, while ERA5 performed the worst. The SMCI and SoMo products had comparable performances. The GLDAS product performed better under the land cover types of grassland, forest, and irrigated cropland, while SoMo product performed best under non-irrigated cropland. Through combining the GLDAS and SoMo products, an integrated optimal soil moisture product was obtained for Loess Plateau, which could enhance the dataset's ability to reflect the dynamic changes in soil moisture on Loess Plateau while maintained a small error in values of soil moisture. The median values of the correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), bias (Bias), and unbiased root mean square error (ubRMSE) between the integrated soil moisture product and site measurements on Loess Plateau were 0.66, $0.06\text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.02\text{ m}^3/\text{m}^3$, and $0.04\text{ m}^3/\text{m}^3$, respectively. In general, the GLDAS product was recommended as the optimal soil moisture product for ecological, agricultural, and hydrological studies on Loess Plateau.

Key words: soil moisture; suitability assessment; station data; Loess Plateau

0 引言

土壤湿度是水文过程的一个关键变量,能为植被的生长发育提供主要水分来源,影响区域植被的空间分布与健康状况^[1-2]。作为生态系统水循环、能量循环和碳循环的重要纽带,土壤湿度影响着区域的生态水文与生物化学过程^[3]。近年来,随着人类活动的加剧,全球气候变化导致干旱、热浪等灾害频发,给生态系统与人类生产生活带来了严峻挑战^[4-5]。土壤湿度作为监测干旱、热浪等灾害的关键指标,能够在区域水资源管理、农业干旱监测、防灾减灾等方面发挥重要作用^[6],因此获取高精度的区域土壤湿度信息非常重要^[7]。

地面站点观测、卫星遥感反演和陆面模型同化是3种主要的土壤湿度数据获取方式^[8]。地面站点观测能够获得精度最高的土壤湿度数据,但其测量范围有限、空间代表性较差^[1]。定量遥感技术的快速发展为土壤湿度遥感反演提供了多种先进的反演方法,目前主要利用光学遥感、热红外遥感和主动/被动微波遥感等方法,构建了大量全球尺度的土壤湿度数据集^[9]。但这些遥感土壤湿度数据集往往会受到传感器误差、参数误差和地表属性的影响,导致数据集与地表真实土壤湿度间存在较大误差^[10]。除了利用遥感方法反演土壤湿度,陆面过程模型模拟方法也被普遍用于生产土壤湿度产品,即再分析产品^[11]。相比于遥感反演方法,陆面模型模拟方法由于融合了地表实测

土壤湿度、卫星遥感产品和无人机遥感产品等多源数据,使得这一类土壤湿度产品对真实土壤湿度的反映更加准确、精度更高^[8]。

近年来,国内外已利用卫星遥感技术生产了大量覆盖全球尺度的土壤湿度产品,代表性产品包括美国航天局生产的SMAP^[12]土壤湿度产品、欧洲航天局生产的ESA CCI^[13]土壤湿度产品等。此外,陆面过程模拟模型也被广泛用于生产全球尺度土壤湿度产品,典型产品包括美国宇航局全球陆面同化系统GLDAS^[14]中的土壤湿度产品、中国气象局陆面数据同化系统CLDAS^[15]中包含的中国土壤湿度产品等。虽然在土壤湿度产品的生产过程,研究人员已利用实测站点数据等多种数据全面地进行了产品精度评估,但受限于实测土壤湿度站点数量和空间分布代表性,同一土壤湿度产品可能在全球或全国尺度上具有较高精度,而对于某一特定研究地区而言,其精度可能偏低,即同一土壤湿度产品精度存在空间差异性^[16]。因此,在利用现有土壤湿度产品前,需对不同土壤湿度产品进行全面精度适用性分析与评估,以识别在目标研究区内精度综合表现最优的产品作为后续研究的基础数据^[17]。

黄土高原地处我国干旱半干旱区,水资源短缺问题突出,加之其地貌以黄土丘陵沟壑为主、水土流失严重^[18]。近年来生态修复工程又加剧了土壤水分消耗,进一步激化了该地区的水资源供需矛盾^[19]。因此,本文利用黄土高原地区不同站点土壤湿度实测数据,综合分析并评估不同土壤湿度产品

在黄土高原的精度与适用性,包括系统分析评估 ERA5-Land、GLDAS、SMCI 和 SoMo 4 种土壤湿度产品在黄土高原精度,揭示其在不同空间、时间尺度和土地覆盖类型下精度和适用性;基于精度评估结果,筛选出在黄土高原地区综合表现最优的土壤湿度产品,为区域水文、农业干旱监测等研究提供可靠数据基础;构建适用于黄土高原地区的高精度、无缝覆盖的土壤湿度产品数据集,提升产品对黄土高原区域土壤湿度动态的反映能力。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

黄土高原地区(33°~41°N,100°~114°E)以黄土丘陵和沟壑区地貌类型为主(图 1),黄土塬、梁、峁基本的地貌类型,地表切割强烈,水土流失问题尤为突出^[20]。黄土高原位于干旱与半干旱的大陆性季风气候区,受夏季季风的影响,年降水主要集中在 7—9 月,降水量占全年降水总量的 55%~78%,因此根据已有研究,将 7—9 月视为主要湿季,其他月份视为干季^[19,21-22]。黄土高原全域的年平均降水量约为 420 mm,降水在空间上呈由西北向东南递增趋势,年降水量波动较大,范围为 150~800 mm。黄土高原年平均蒸散量为 1 400~2 000 mm,普遍高于降水量,且呈东南向西北递增的空间分布格局,由此导致区域水分亏缺问题突出^[23]。近年来,随着植树造林等生态修复工程的快速推进,也在一定程度上造成了土壤水分大量消耗,进一步加剧了区域性的水资源紧张。此外,黄土高原还是全球水土流失最严重的地区之一,生态系统脆弱,水土保持与可持续发展面临重大挑战^[24]。

1.2 数据来源与预处理

1.2.1 遥感产品数据

共选用 4 种不同类型的土壤湿度产品数据,包括:

(1)欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium Range Weather Forecasts,ECMWF)的第五代大气再分析产品的陆面部分 ERA5-Land^[25](简记为 ERA5)。ERA5(<https://www.ecmwf.int/en/era5-land>)同化数据来源广泛,包括卫星观测数据以及地面和高空观测数据等。这些数据通过 ECMWF 的四维变分数据同化方案,与 ECMWF 的集成预报系统相结合,将历史观测数据与过去的短期预报进行融合,从而生成土壤湿度再分析数据。ERA5 被广泛应用于气候变化研究、农业灌溉管理^[26]、干旱监测^[27]以及水文研究等多个领域。

(2)美国国家航空航天局(NASA)和美国国家

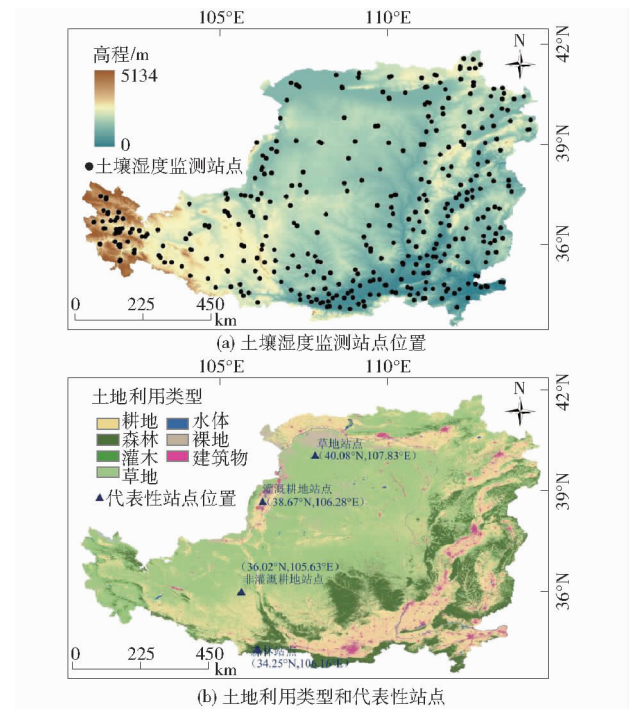


图 1 黄土高原土壤湿度监测站点位置与土地利用类型和代表性站点空间分布

Fig.1 Distributions of soil moisture monitoring stations and land use pattern and locations of representative observation sites on Loess Plateau

海洋和大气管理局(NOAA)联合开发的全球陆地数据同化系统 GLDAS^[14](Global Land Data Assimilation System)。GLDAS(<https://ldas.gsfc.nasa.gov/data>)使用多种陆面模型(如NOAH、CLM、VIC)模拟土壤湿度、蒸散发以及地表径流等关键变量,通过整合卫星观测、站点数据、气象驱动数据和陆面模型,生成高时空分辨率的陆地水文变量。GLDAS被广泛应用于气候研究和干旱监测^[28]等多个领域。

(3)由 LI 等^[29]开发的基于中国地区土壤湿度站点实测数据的高分辨率土壤湿度栅格数据产品 SMC1.0(Soil moisture of China by in situ data, version 1.0;简记为 SMC1)。SMCI(<http://dx.doi.org/10.11888/Terre.tpdc.272415>)基于机器学习方法整合了 ERA5-Land、植被指数、土地覆盖、地形和土壤属性等多源数据,以 1 789 个站点的土壤湿度观测值为训练数据,通过随机森林模型构建而成。作为基于实测数据的数据集,SMCI 可作为现有基于模型和卫星土壤湿度数据集的有力补充,适用于水文、气象和生态分析^[30]及建模。

(4)由 SUNGMING 等^[31]开发的基于全球土壤湿度站点观测数据构建的长时间序列、多层土壤湿度栅格数据产品 SoMo.ml(简记为 SoMo)。SoMo(<https://doi.org/10.1038/s41597-021-00964->

1) 利用超过 1 000 个来自全球范围内站点土壤湿度实测数据对长短期记忆神经网络(LSTM)模型进行训练,并以再分析和气象驱动数据作为输入变量,实现了全球土壤湿度的时空动态反演。SoMo 可用于支持大规模的水文、气象和生态分析,因其独特的推导方式,可作为现有基于模型和卫星数据集的补充^[32],为相关研究提供了新的数据支持。

选择这些土壤湿度产品时,考虑的主要因素包括土层深度和时间覆盖范围,更关键的是所选产品在研究区内是否能够无缝全覆盖。本研究并未选用常见的欧洲航天局(ESA)气候变化协议项目(CCI)土壤湿度产品 ESA CCI,以及美国航空航天局(NASA)专门设计用于监测全球土壤水分和冻融的“土壤水分主动-被动探测”卫星(SMAP)产品,主要是因为这些产品在黄土高原区域内并非完全覆盖,且对这些产品进行插值填补等处理会造成较大误差。此外,这 2 种产品的土壤湿度测定深度均为 0~5 cm,而本研究获取的站点土壤湿度观测数据为 0~50 cm 土层内 10 cm 间隔的土壤湿度,深度无法完全匹配。总之,选取的 4 种不同土壤湿度产品能实现研究区全域无缝全覆盖,并且产品深度与实测深度基本一致,可后续进行不同产品对比。本研究所有 4 种产品均选择表层土壤湿度数据,并采用双线性插值方法将空间分辨率统一为 0.25°,时间分辨率统一为 1 d,所有土壤湿度单位均统一为体积含水率单位(m^3/m^3)。

1.2.2 站点实测数据

中国气象局在黄土高原地区共有 406 个土壤湿度观测站,但由于部分站点有大量观测值缺失,剔除这些站点后,剩余观测质量较好的 381 个土壤湿度观测站作为所选站点。在所选站点内,数据时间分辨率为逐小时;5 个观测深度(0~10 cm、10~20 cm、20~30 cm、30~40 cm、40~50 cm);观测项目包含每个深度的土壤湿度、体积含水率等。由于本研究只探究表层土壤湿度,因此选择 0~10 cm 表层土壤湿度数据,并将逐小时数据平均成逐日湿度数据,用于验证 4 种土壤湿度产品精度及适用性。

1.2.3 辅助数据

降水数据来源于气候危机组红外与站点融合降水数据集(Climatic Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data, CHIRPS) 2.0 版本。该数据集空间分辨率约为 5 km,时间分辨率为 1 d。土地覆盖类型分布数据来源于 ZHANG 等^[33]利用 Landsat 卫星数据生产的全球范围内 1985—2022 年空间分辨率 30 m 的土地利用产品 GLC_FCS30D。

自 2000 年以来,该产品每年均有 1 幅土地利用分类图。灌溉耕地分布数据主要来源于 ZHANG 等^[34]发布的 2000—2019 年中国空间分辨率 500 m 灌溉耕地空间分布底图。

基于站点实测土壤湿度数据,评估不同土地覆盖类型下 4 种土壤湿度产品精度。由于黄土高原主要土地覆盖类型包括耕地、森林和草地,分别约占全域总面积的 20%、14% 和 48%,主要研究这 3 种土地覆盖类型观测站点处土壤湿度产品精度。同时,黄土高原北部的河套灌区和南部的关中平原具备灌溉条件,耕地灌溉会引起土壤湿度较大变化,将耕地进一步细分为灌溉耕地和非灌溉耕地,在进行土壤湿度精度评估过程,所涉及观测站点的空间地理位置分布如图 1b 所示。

1.3 土壤湿度产品组合数据集构建

基于黄土高原不同土地覆盖类型,整体评估 4 种土壤湿度产品精度,筛选不同土地覆盖类型对应的最优土壤湿度产品,然后利用 ArcGIS 软件统一不同产品的时空分辨率,并将不同土地覆盖类型的最优产品镶嵌组合为一套新数据集,从而获得黄土高原地区优化的土壤湿度产品组合数据集,其时间分辨率为 1 d,空间分辨率为 0.25°,年份为 2016—2019 年。

1.4 统计方法

为评估不同土壤湿度产品在黄土高原的精度及其适应性,选择相关系数(R)、均方根误差(RMSE)、偏差(Bias)和无偏均方根误差(ubRMSE)作为精度评价指标,从不同角度综合评价产品精度。

2 结果与分析

2.1 土壤湿度产品精度空间分布评价

2.1.1 不同产品土壤湿度空间分布特征

根据站点尺度不同土壤湿度产品多年(2016—2019 年)平均土壤湿度空间分布(图 2),整体来看黄土高原大部分站点土壤湿度在 0.1~0.2 m^3/m^3 之间,东南部地区土壤湿度比西北部和北部地区略高(图 2a)。每种产品土壤湿度的空间分布格局与站点实测数据相似,均表现为东南部土壤湿度高、西北部土壤湿度低。其中,ERA5、SMCI 和 SoMo 3 种产品土壤湿度空间分布间无明显区别,且相比于站点实测数据,这 3 种产品均在黄土高原东南部和西南部高估了实际土壤湿度(图 2b、2d、2e)。在所有产品中,GLDAS 产品土壤湿度与站点实测值的空间分布一致性最好,能较好地反映黄土高原东南部和西南部地区的真实土壤湿度状况。在黄土高原北部地区,GLDAS 产品土壤湿度也存在一定程度高估

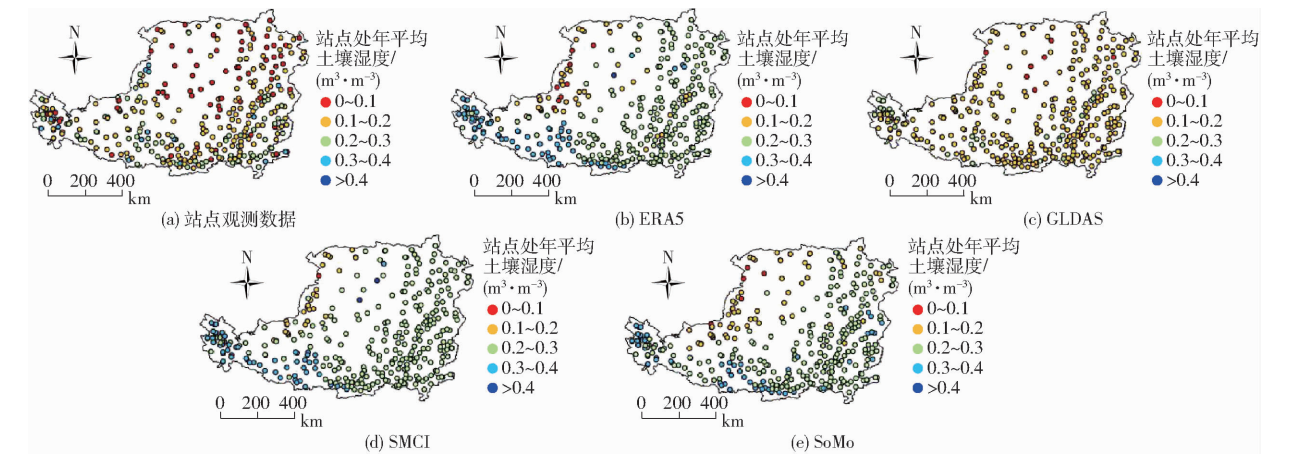


图 2 黄土高原各站点 2016—2019 年平均土壤湿度

Fig. 2 Average values of soil moisture in years of 2016—2019 across different observation sites on Loess Plateau

(图 2c)。总体而言,在站点尺度 GLDAS 产品多年平均土壤湿度空间分布与实测数据最为一致,整体表现最好。

2.1.2 不同产品精度评价指标空间分布特征

通过分析不同站点观测数据与产品数据间的 R 、RMSE、Bias 以及 ubRMSE 空间分布,可知 4 种产品土壤湿度与站点观测值间均具有较好相关性(图 3)。对于每一种土壤湿度产品,均有超过 50% 站点 R 在 0.5 ~ 1.0 之间,超过 70% 站点 R 超过 0.3。其中,ERA5 产品土壤湿度与站点观测值间的相关性较低,在黄土高原西部和东北部地区有大量站点相关系数小于 0.3(图 3a),而另外 3 种土壤湿度产品站点尺度 R 空间分布无明显差异。在大约超过 70% 站点,4 种产品土壤湿度与站点观测值之间 RMSE 小于 $0.2\text{ m}^3/\text{m}^3$ (图 4)。在 4 种产品中,GLDAS 土壤湿度与站点观测值间 RMSE 最小,其 RMSE 小于 $0.1\text{ m}^3/\text{m}^3$ 的站点在整个黄土高原区域内呈大面积均匀分布(图 4b)。对于 Bias 而言,ERA5、SMCI、SoMo 3 种产品在大部分站点呈正值偏

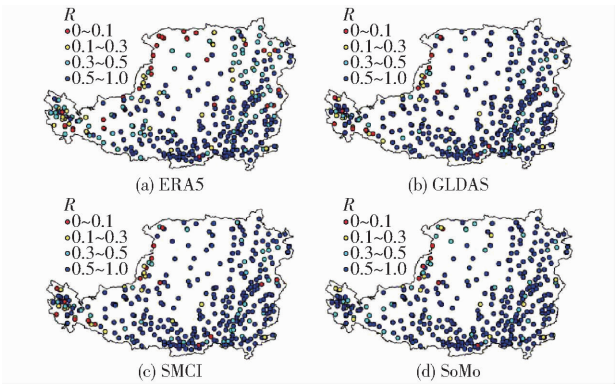


图 3 不同产品土壤湿度与站点实测值间相关系数空间分布

Fig. 3 Spatial distributions of correlation coefficient between soil moisture of different products and site observations on Loess Plateau

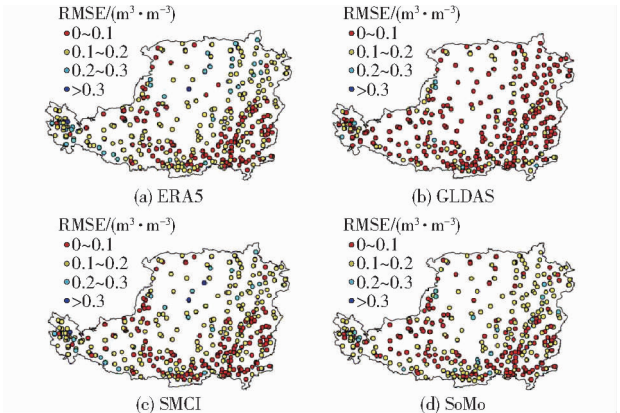


图 4 不同产品土壤湿度与站点实测值间均方根误差空间分布

Fig. 4 Spatial distributions of root mean square error between soil moisture of different products and site observations on Loess Plateau

差(图 5a、5c、5d),有超过 70% 站点计算的 Bias 在 $0\sim0.3\text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,表明这 3 种土壤湿度产品均高估了黄土高原大部分地区土壤湿度。对于 GLDAS 产品(图 5b),土壤湿度高估站点(Bias 为 $0\sim0.15\text{ m}^3/\text{m}^3$)与低估站点(Bias 为 $-0.15\sim0\text{ m}^3/\text{m}^3$)数量基本一致,且空间分布较为均匀,未出现明显的局部空间聚集状况。对于 GLDAS、SMCI、SoMo 3 种产品,ubRMSE 在 $0\sim0.04\text{ m}^3/\text{m}^3$ 站点数量占站点总数的 70% 左右,且 ubRMSE 在 $0.2\sim0.4\text{ m}^3/\text{m}^3$ 站点数量最多(图 6b、6c、6d)。不同于这 3 种土壤湿度产品,ERA5 产品 ubRMSE 更大,在 $0.4\sim0.6\text{ m}^3/\text{m}^3$ 站点数量最多,在研究区内分布最为广泛(图 6a)。

此外,进一步分析不同土壤湿度产品在各精度统计指标间隔内的站点数量百分比(图 7),结果显示在黄土高原大部分站点不同产品土壤湿度与站点观测值之间的 R 为 0.3 ~ 1.0。不同产品 R 在 0.5 ~ 1.0 的站点数量百分比由大到小依次为 SoMo (81.4%)、SMCI (79.8%)、GLDAS (76.9%)、ERA5

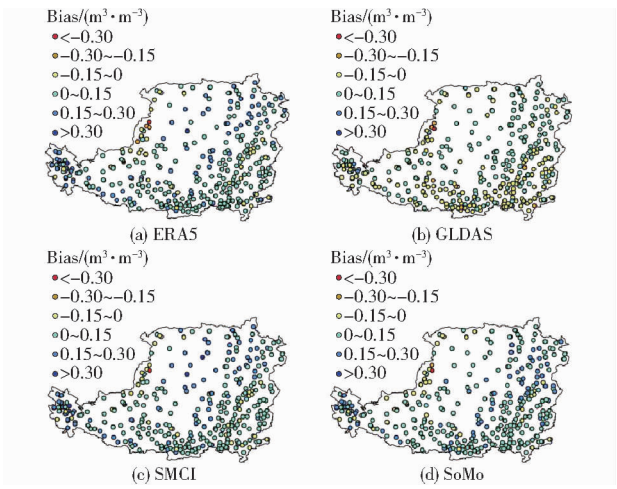


图 5 不同产品土壤湿度与站点实测值间偏差空间分布
Fig.5 Spatial distributions of Bias between soil moisture of different products and site observations on Loess Plateau

(58%) ,表明 SoMo 产品能更好地描述黄土高原土壤湿度空间动态变化(图 7a)。不同产品 RMSE 在 $0 \sim 0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 范围内的站点数量百分比,最大的为 GLDAS(约为 77.7%) ,ERA5、SMCI、SoMo 3 种产品在不同 RMSE 间隔内的站点数量百分比基本一致(图 7b)。对于 Bias 而言, GLDAS 产品 Bias 在 $-0.15 \sim 0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间站点数量百分比高达 96.5%(图 7c) ,而 ERA5、SMCI、SoMo 3 种产品 Bias 在 $0 \sim 0.30 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间站点数量百分比均超过 85%。对于 ubRMSE 而言, GLDAS、SMCI、SoMo 3 种产品 ubRMSE 在 $0 \sim 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 范围内站点数量百分比均超过 90% ,而 ERA5 在该范围内站点数量百

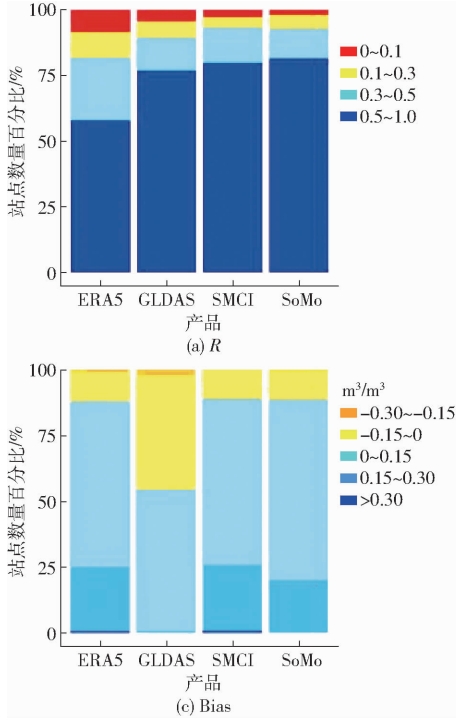


图 7 黄土高原土壤湿度不同精度观测站点数量百分比

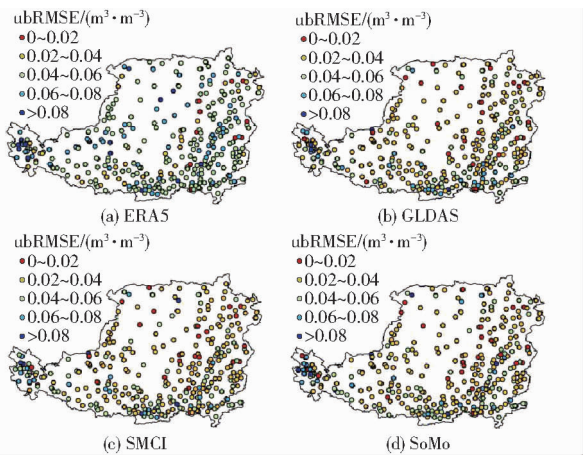


图 6 不同产品土壤湿度与站点实测值间无偏均方根误差空间分布

Fig.6 Spatial distributions of unbiased root mean squared error between soil moisture of different products and site observations on Loess Plateau

分比仅为 73%(图 7d)。

综上所述,通过分析不同土壤湿度产品精度的空间分布特征,同时统计不同精度范围内的观测站点数量百分比,结果显示虽然 GLDAS 产品数据与站点实测数据间的相关系数 R 略低于其余产品,但其 RMSE、Bias 以及 ubRMSE 都比另外 3 种产品更小,表明 GLDAS 产品在黄土高原全域内不仅能很好地反映土壤湿度的空间动态变化,而且与土壤湿度实测值更为接近。与之相反,ERA5 产品总体表现较差,不仅不能准确反映土壤湿度动态变化,而且与土壤湿度实测值间的误差也最大。

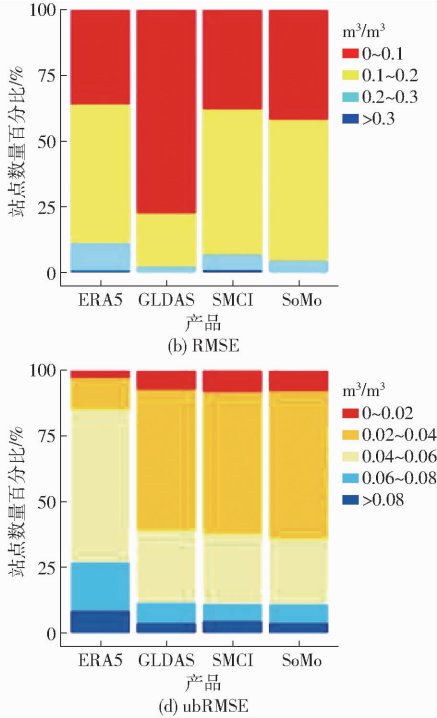


Fig.7 Proportions of observation sites within different ranges of data accuracy of soil moisture on Loess Plateau

2.2 年尺度和干湿季尺度土壤湿度产品精度评价

2.2.1 年尺度评价结果

基于黄土高原不同观测站点的全年实测土壤湿度,分别计算 4 种不同土壤湿度产品的年尺度土壤湿度精度评价指标,结果如图 8 所示。结果表明,SMCI、SoMo 2 种产品与站点实测值间 R 中位数最高,均为 0.68;GLDAS 产品次之,约为 0.63;ERA5 产品最低,为 0.48(图 8a)。虽然 SMCI 与 SoMo 产品与站点实测值间 R 中位数最高,但 GLDAS 产品 RMSE 中位数最小(约为 $0.06\text{ m}^3/\text{m}^3$),表明 GLDAS 产品虽然在反映土壤湿度时间变化方面略逊于 SMCI 与 SoMo 产品,但 GLDAS 产品与站点实测值间

误差更小,精度更高(图 8b)。同时,ERA5、SMCI、和 SoMo 3 种产品 Bias 中位数均呈现出正偏差(约为 $0.10\text{ m}^3/\text{m}^3$),表明这些产品高估了黄土高原土壤湿度。GLDAS 产品 Bias 中位数为 0,表明其对黄土高原土壤湿度的高估与低估总量基本相同。此外,GLDAS、SMCI、SoMo 3 种产品 ubRMSE 中位数均约为 $0.04\text{ m}^3/\text{m}^3$,而 ERA5 中位数约为 $0.06\text{ m}^3/\text{m}^3$,表明 ERA5 土壤湿度产品总体精度较低。总体而言,年尺度土壤湿度精度评估结果与空间尺度评估结果基本一致,均表明 GLDAS 土壤湿度产品在黄土高原地区的综合表现较好,而 ERA5 产品表现较差,SMCI 和 SoMo 产品表现则无明显区别。

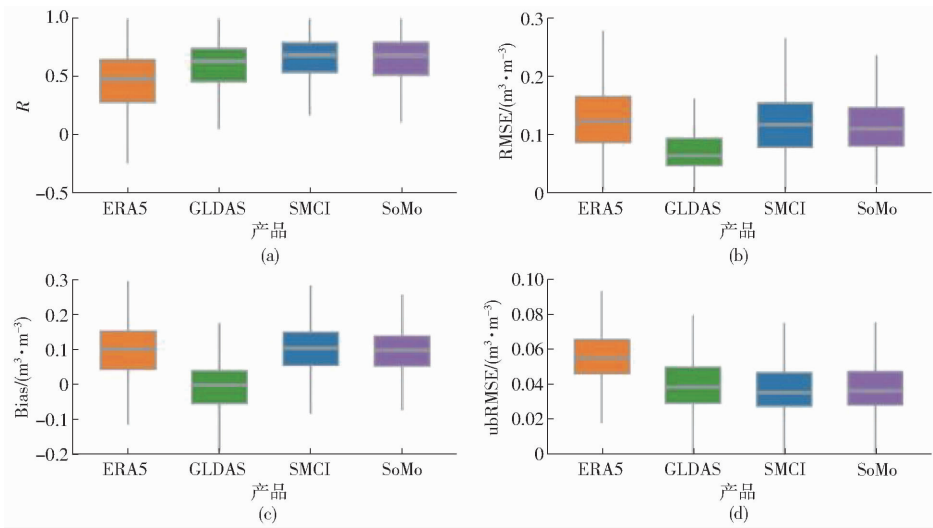


图 8 4 种不同土壤湿度产品年尺度精度评价结果

Fig. 8 Accuracy assessment of annual soil moisture accuracy of four products on Loess Plateau

2.2.2 干湿季尺度评估结果

为进一步分析 4 种不同土壤湿度产品在干湿季尺度的精度,将每年的 7—9 月定义为黄土高原湿季,全年约 70% 降水出现在该时段,其他月份则统

一定义为干季。与年尺度精度评价结果相比,GLDAS、SMCI、SoMo 3 种产品 R 中位数在干季和湿季无明显变化(图 9a),而 ERA5 产品 R 中位数在干湿季差异较大,在湿季最高(0.65)而干季最小

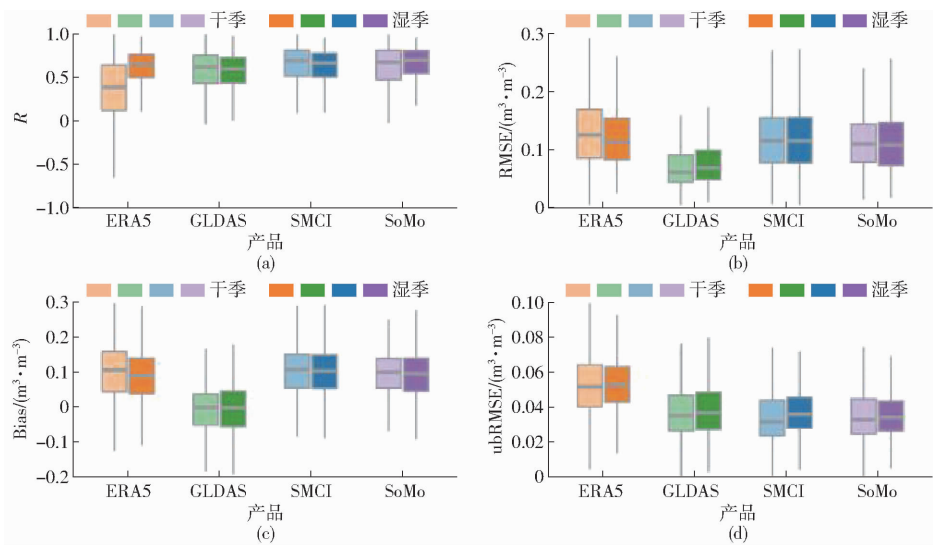


图 9 黄土高原干湿季 4 种产品土壤湿度精度评价结果

Fig. 9 Accuracy assessment for four soil moisture products in dry and wet seasons on Loess Plateau

(0.38),表明 ERA5 产品只能较好地反映黄土高原地区湿季的土壤湿度时间变化特征。相比于年尺度评估结果,4 种土壤湿度产品在干季和湿季的 RMSE、Bias 和 ubRMSE 未呈现明显变化。总体而言,无论是年尺度还是干湿季尺度,GLDAS 土壤湿度产品在黄土高原地区的综合表现均较好,其全年 R 、RMSE、Bias 和 ubRMSE 中位数分别为 0.63、 $0.06\text{ m}^3/\text{m}^3$ 、 $0\text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.04\text{ m}^3/\text{m}^3$ 。

2.3 不同土地覆盖类型下土壤湿度产品精度评价

2.3.1 不同土壤湿度产品时间序列分析

基于 2019 年 4 种不同土地覆盖类型下的土壤湿度实测数据和产品数据,绘制了土壤湿度时间序列曲线,同时参考降水数据,分析了黄土高原各代表性站点土壤湿度随时间的季节性变化特征与幅度(图 10)。结果显示在草地、森林、非灌溉耕地代表性站点,不同土壤湿度产品均高估了实际土壤湿度,而在灌溉耕地代表性站点,4 种土壤湿度产品均低估了实际土壤湿度。在草地代表性站点(图 10a),相比于 SoMo 土壤湿度产品,GLDAS 和 SMCi 产品整体高估了土壤湿度,ERA5 产品则在 9 月左右严重高估了实际土壤湿度,因此 SoMo 产品土壤湿度与站点实测值间一致性较好。在森林代表性站点(图 10b),ERA5、SMCI、SoMo 3 种产品虽然高估了实际土壤湿度,但它们与站点实测值时间变化趋势间具有较好的一致性。在非灌溉耕地代表性站点(图 10c),ERA5 产品与站点实测数据时间变化趋势间一致性较差,SMCI 和 SoMo 产品表现基本一致,但都略差于 GLDAS 产品。在灌溉耕地代表性站点(图 10d),不同土壤湿度产品均能准确反映 6 月左右降水导致的土壤湿度变化,但无法准确反映 11 月左右可能由灌溉所导致的土壤湿度变化。整体而言,在不同土地覆盖类型下,不同土壤湿度产品精度表现出较大差异,因此需考虑针对不同土地覆盖类型构建一种新的、集成多套产品优势的土壤湿度产品组合数据集,以此来提高黄土高原地区土壤湿度数据的精度和可靠性。

2.3.2 土壤湿度产品精度

根据 2016—2019 年黄土高原不同土地覆盖类型下各代表性站点的不同土壤湿度产品精度指标(表 1),可以看出 GLDAS 产品在草地代表性站点具有最高 R (0.626)和最小 ubRMSE($0.019\text{ m}^3/\text{m}^3$),整体表现最好;其次是 SoMo 产品,该产品具有最小 RMSE($0.034\text{ m}^3/\text{m}^3$)、次小的 Bias($0.025\text{ m}^3/\text{m}^3$)以及次大的 R (0.461)。对于森林代表性站点, GLDAS 产品具有最高 R (0.647)与最小 RMSE

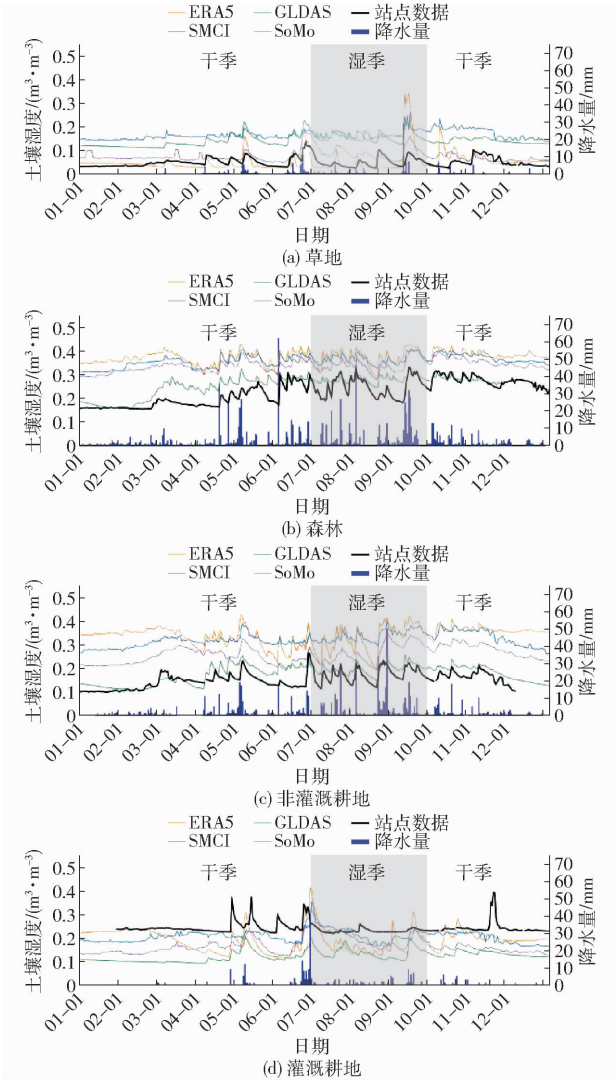


图 10 2019 年黄土高原不同土地覆盖类型下代表性
站点土壤湿度时间序列曲线
Fig. 10 Time-series curves of soil moistures at
representative sites under different land cover types
in 2019 on Loess Plateau

($0.053\text{ m}^3/\text{m}^3$)、Bias ($0.025\text{ m}^3/\text{m}^3$) 和 ubRMSE ($0.047\text{ m}^3/\text{m}^3$),整体精度最高;SoMo 产品精度仅次于 GLDAS。在非灌溉耕地代表性站点,SoMo 产品具有次高的 R (0.780)和次小的 RMSE($0.112\text{ m}^3/\text{m}^3$)、Bias ($0.110\text{ m}^3/\text{m}^3$) 和 ubRMSE($0.024\text{ m}^3/\text{m}^3$),整体表现最好。对于灌溉耕地代表性站点, GLDAS 产品整体精度仍为最好。

进一步通过小提琴图分析不同产品数据与站点实测数据的分布情况,可见在草地、森林和非灌溉耕地代表性站点,4 种产品均高估了实际土壤湿度,而在灌溉耕地代表性站点则低估了实际土壤湿度(图 11)。森林、非灌溉耕地和灌溉耕地代表性站点土壤湿度比草地代表性站点更高,可能原因是草地代表性站点处植物冠层覆盖度较低,导致土壤蒸

表 1 2016—2019 年黄土高原不同土地覆盖类型代表性站点土壤湿度产品精度

Tab.1 Accuracy of different soil moisture products at representative observation sites under different land cover types in 2016—2019 on Loess Plateau

覆盖类型	产品	<i>R</i>	RMSE/ ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)	Bias/ ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)	ubRMSE/ ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)
草地	ERA5	0.269	0.044	0.003	0.044
	GLDAS	0.626	0.093	0.091	0.019
	SMCI	0.416	0.118	0.116	0.022
	SoMo	0.461	0.034	0.025	0.023
森林	ERA5	0.433	0.152	0.142	0.056
	GLDAS	0.647	0.053	0.025	0.047
	SMCI	0.614	0.137	0.127	0.050
	SoMo	0.607	0.117	0.106	0.050
非灌溉耕地	ERA5	0.374	0.191	0.185	0.044
	GLDAS	0.689	0.039	0.027	0.028
	SMCI	0.855	0.174	0.173	0.017
	SoMo	0.780	0.112	0.110	0.024
灌溉耕地	ERA5	0.194	0.072	-0.052	0.050
	GLDAS	0.230	0.118	-0.115	0.028
	SMCI	0.057	0.048	-0.034	0.034
	SoMo	0.069	0.082	-0.070	0.041

发强烈,且该代表性站点无灌溉补充土壤水分,进而使表层(0~10 cm)土壤水含量最低。在草地代表性站点(图 11a),相比于 ERA5 产品,GLDAS、SMCI 和 SoMo 3 种产品虽然高估了土壤湿度,但其土壤湿度数据概率密度分布与实际观测数据最为接近。在森林代表性站点(图 11b),不同产品土壤湿度数据概率分布与实际观测值间存在较大差异。在非灌溉耕地代表性站点(图 11c),GLDAS 与 SoMo 产品略高估了实际土壤湿度,但二者土壤湿度数据概率分布与实际观测值最为接近,尤其是 GLDAS 产品数据

与观测数据概率分布最为接近。在灌溉耕地代表性站点(图 11d),不同产品土壤湿度数据概率分布与实际观测值存在较大差异。总之,在草地和非灌溉耕地条件下,4 种产品土壤湿度数据均呈与代表性站点实测数据相似的概率分布,特别是 GLDAS 与 SoMo 产品表现较好,而在森林和灌溉耕地条件下,4 种产品土壤湿度数据概率分布与站点实际观测数据间存在较大差异。

2.3.3 土壤湿度产品组合数据集精度评价

如上所述,本研究发现不同土壤湿度产品在黄土高原不同土地覆盖类型代表性站点精度存在一定差异。整体而言,在草地、森林、灌溉耕地代表性站点,GLDAS 产品能较好地反映研究区土壤湿度状况,而在非灌溉耕地代表性站点,SoMo 产品整体精度最好。因此,参照黄卓等^[35]在秦岭地区根据不同土地覆盖类型融合多源总初级生产力(Gross primary productivity, GPP)和蒸散发(Evapotranspiration, ET)产品的相关研究,根据黄土高原不同土地覆盖类型,通过组合 GLDAS 与 SoMo 2 种产品生成了 2016—2019 年空间分辨率 0.25°和逐日尺度的黄土高原土壤湿度产品组合数据集(图 12b)。在年尺度,该土壤湿度产品组合数据集 *R*、RMSE、Bias 和 ubRMSE 中位数分别为 0.66、0.06 m³/m³、0.02 m³/m³、0.04 m³/m³。可见该组合数据集 *R* 比原 GLDAS 产品高 0.03, RMSE 和 ubRMSE 无明显变化,但 Bias 比原 GLDAS 产品高 0.02 m³/m³。总体而言,构建的土壤湿度产品组合数据集相比于原 4 种土壤湿度产品(ERA5、GLADS、SMCI、SoMo),能在保持较小土壤湿度误差情况下,提高反映黄土高原土壤湿度动态变化的能力。

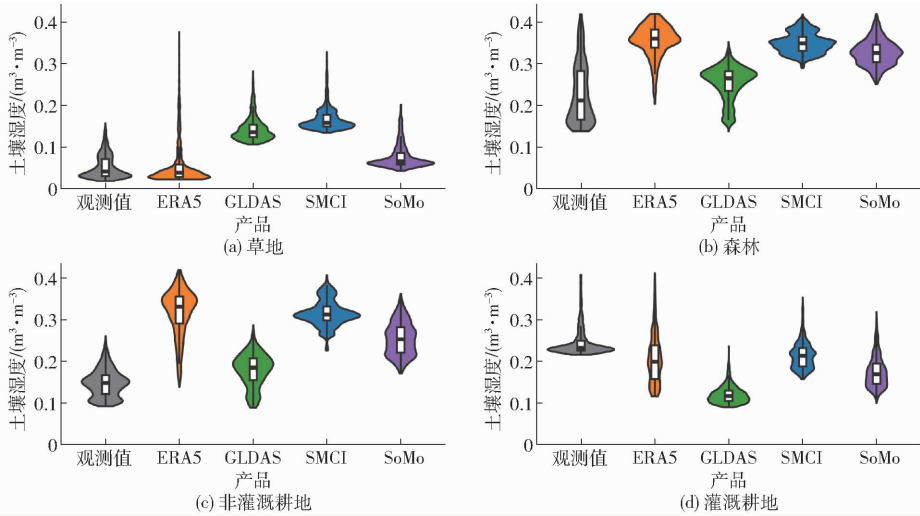


图 11 2016—2019 年黄土高原不同土地覆盖类型代表性站点土壤湿度实测值与 4 种产品数据的概率分布小提琴图

Fig. 11 Violin plots of soil moisture data from site observations and four different soil moisture products at representative sites under different land cover types in 2016—2019 on Loess Plateau

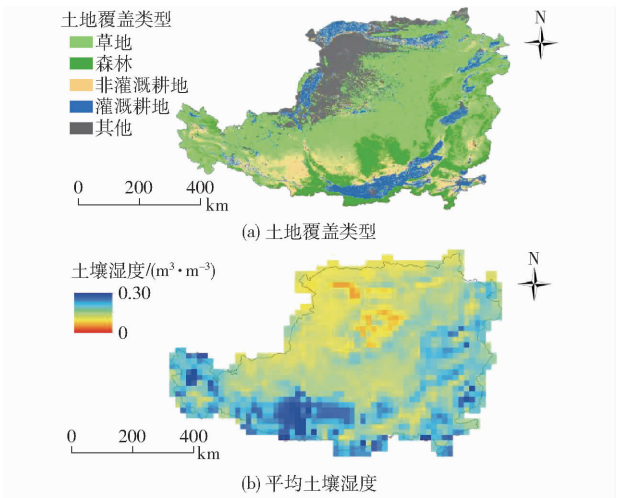


图 12 黄土高原土地覆盖类型与土壤湿度产品组合数据集多年(2016—2019 年)平均土壤湿度空间分布

Fig. 12 Spatial distribution of land cover types and multi-year (2016—2019) average soil moisture from combined dataset product on Loess Plateau

3 讨论

基于 2016—2019 年黄土高原 381 个站点的实测土壤湿度,从空间分布和统计角度综合评估了 ERA5、GLDAS、SMCI 和 SoMo 4 种土壤湿度产品在黄土高原区域的精度和适用性。结果表明,GLDAS 产品在黄土高原地区总体精度最高,在不同站点该产品比其他 3 种产品土壤湿度更接近实测值。GLDAS 产品能准确捕捉站点土壤湿度的动态变化(较高 R),并反映真实土壤湿度(较低 RMSE、Bias 和 ubRMSE),因此 GLDAS 产品可作为黄土高原地区的优选土壤湿度产品,用于后续的生态、水文、农业等研究领域。已有相关研究表明,同化了多源数据所生产的 ERA5 与 GLDAS 土壤湿度产品,其精度比单纯的遥感土壤湿度产品更高^[36-37]。其中, GLDAS 专门针对陆面过程而设计,集合了多种专业的陆面模型(如 NOAH、CLM、VIC)来模拟土壤湿度、蒸散发以及地表径流等关键变量,这些模型基于物理过程而构建,能更精细地描述陆地表面的水文过程和土壤湿度的变化机制。以 NOAH 模型为例,其能考虑土壤质地、植被类型、气象条件等多种因素对土壤湿度的影响,通过物理方程进行模拟,使得 GLDAS 土壤湿度产品具有更坚实的物理基础。然而,ERA5 作为大气再分析系统,陆面过程只作为大气模式的附属模块,其同化的数据以大气观测(如卫星辐射、探空数据)为主,陆面观测同化权重较低,导致土壤湿度模拟对区域水文特征的响应较弱。然而,降水作为黄土高原地区土壤水分的关键来源,全年约 70% 降水集中在 7—9 月。然而,XU 等^[36]

研究表明,卫星降水数据会遗漏大量的降水事件,从而导致卫星降水数据与实测降水数据间的相关系数接近于 0。因此,相比于同化了更多陆面观测数据的 GLDAS 而言,ERA5 对卫星降水数据的强依赖性可能是其在估计黄土高原土壤湿度方面具有较大误差的重要原因。此外,黄土高原地区地形复杂,沟壑纵横,已有研究表明 ERA5 会在山地等地形复杂区高估降水量,从而影响下渗和蒸发过程,最终导致土壤湿度高估^[36,38],本研究相关结果也表明,在年尺度和干湿季内,ERA5 均表现出较大的正值偏差,高估了土壤湿度。相似地,石嘉丽等^[8]在河北平原对比了 6 种不同土壤湿度产品,发现同化了多源数据的 GLEAM、GLDAS 和 ERA5 产品精度表现较好,同时具有较大相关系数和较小无偏均方根误差。刘欢欢等^[1]在黄土高原地区对比分析 GLDAS 与 CLDAS 土壤湿度产品精度,发现虽然这 2 种产品都能较好地反映该地区的土壤湿度状况,但 GLDAS 产品具有更高相关系数和更小平均偏差、均方根误差。本研究评估 4 种不同土壤湿度产品的结果与该研究相似,均表明 GLDAS 产品在黄土高原地区具有较好精度,能更好地反映该地区土壤湿度实际状况。

SMCI 和 SoMo 产品是以 ERA5 为基础输入数据,利用机器学习算法并结合原位土壤湿度观测数据进一步处理得到的土壤湿度产品,因此 SMCI 与 SoMo 精度优于 ERA5^[29,31]。本研究对黄土高原各站点年尺度与干湿季尺度的土壤湿度进行定量评估,结果表明 SMCI 与 SoMo 产品能较好反映黄土高原地区土壤湿度动态变化,年尺度相关系数(R)由大到小依次为 SMCI(0.68)、SoMo(0.68)、ERA5(0.48); ubRMSE 由大到小依次为 ERA5(0.06 m^3/m^3)、SMCI(0.04 m^3/m^3)、SoMo(0.04 m^3/m^3)。虽然 SMCI 和 SoMo 产品在捕捉黄土高原土壤湿度时空动态(以 R 表示)上有所提升,但其“黑箱模型”特性可能过度依赖训练数据分布,在 ERA5 系统偏差的基础上引入了新的不确定性,这也解释了这 2 种产品在 Bias 上的改善较为有限^[39]。

总体而言,本研究结果可为黄土高原水文、生态和农业研究提供一定土壤湿度数据支撑。首先,明确推荐 GLDAS 作为黄土高原区域的优选土壤湿度产品,可直接服务于流域水平衡模拟、生态系统碳水耦合研究等,有助于更准确地量化“退耕还林(草)”等生态工程的生态水文效应^[40]。此外,构建的土壤湿度产品组合数据集,实现了在维持较低误差的同时提高对黄土高原土壤湿度动态变化的捕捉能力,尤其适用于高频率、高精度的农业干旱监测^[41-42]。

例如,可将其同化到作物模型^[43]或干旱预警系统^[44]中,实现对河套灌区、关中平原等粮食主产区的精准旱情评估与灌溉指导,对于保障区域粮食安全和水资源高效利用具有重要意义^[45]。

4 结论

(1)GLDAS 产品能较准确地反映黄土高原地区土壤湿度状况,其在不同站点多年平均土壤湿度空间分布与站点实测值空间分布高度一致。ERA5、GLDAS 和 SoMo 3 种产品均在不同程度上高估了黄土高原实际土壤湿度,其在超过 85% 站点处 Bias 为 0~0.3 m³/m³,而 GLDAS 在超过 96.5% 站点处 Bias 为 -0.15~0.15 m³/m³,中位数为 0 m³/m³。

(2)在年尺度和干湿季尺度,GLDAS 产品整体

精度表现较好,ERA5 产品整体精度表现较差,SMCI 与 SoMo 产品表现则无明显差异。虽然 GLDAS 产品在年尺度和干湿季尺度 *R* 均略低于 SMCI 和 SoMo 产品,但 GLDAS 产品 RMSE、Bias 和 ubRMSE 均小于其他 3 种产品。因此,GLDAS 产品能较好地反映黄土高原土壤湿度的实际情况及其动态变化。对于不同土地利用类型,GLDAS 产品在草地、森林、灌溉耕地代表性站点整体精度表现较好,SoMo 产品 在非灌溉耕地代表性站点整体表现较好。

(3)通过集成 GLDAS 与 SoMo 产品得到的土壤湿度产品组合数据集,能在保持较小土壤湿度误差的同时,提高反映黄土高原不同植被类型土壤湿度动态变化的能力(*R* = 0.66、RMSE 为 0.06 m³/m³、Bias 为 0.02 m³/m³、ubRMSE 为 0.04 m³/m³)。

参 考 文 献

[1] 刘欢欢,王飞,张廷龙. CLDAS 和 GLDAS 土壤湿度资料在黄土高原的适用性评估[J]. 干旱地区农业研究, 2018, 36(5): 270-276,294.
LIU Huanhuan, WANG Fei, ZHANG Tinglong. Evaluation applicability of CLDAS and GLDAS soil moisture for the Loess Plateau[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2018, 36(5): 270-276,294. (in Chinese)

[2] WANG Q, LU C, ZHENG Y, et al. In-situ and triple collocation-based evaluations of Tianmu-1 global soil moisture products[J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 328: 114892.

[3] SUN Y, HUANG S, MA J, et al. Preliminary evaluation of the SMAP radiometer soil moisture product over China using in situ data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(3): 292-309.

[4] ZHANG X, HAO Z, SINGH V P, et al. Drought propagation under global warming: characteristics, approaches, processes, and controlling factors[J]. Science of the Total Environment, 2022, 838: 156021.

[5] BIAN Y, SUN P, ZHANG Q, et al. Amplification of non-stationary drought to heatwave duration and intensity in eastern China: spatiotemporal pattern and causes[J]. Journal of Hydrology, 2022, 612: 128154.

[6] 金令,王永芳,郭恩亮,等. ERA5、GLDAS 和 FLDAS 土壤湿度数据在内蒙古地区的适用性评价[J]. 节水灌溉, 2023(3): 53-60.
JIN Ling, WANG Yongfang, GUO Enliang, et al. Applicability evaluation of ERA5, GLDAS and FLDAS soil moisture data in Inner Mongolia[J]. Water Saving Irrigation, 2023(3): 53-60. (in Chinese)

[7] LV A, YANG X, ZHANG W, et al. Integrated soil moisture fusion for enhanced agricultural drought monitoring in China[J]. Agricultural Water Management, 2025, 311: 109401.

[8] 石嘉丽,张晓龙,闵雷雷,等. 多源土壤水分产品在河北平原的适用性评价[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2022, 30(5): 809-819.
SHI Jiali, ZHANG Xiaolong, MIN Leilei, et al. Adaptability evaluation of soil moisture products in the Hebei Plain[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2022, 30(5): 809-819. (in Chinese)

[9] ZHENG J, ZHAO T, LÜ H, et al. Assessment of 24 soil moisture datasets using a new in situ network in the Shandian River Basin of China[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 271: 112891.

[10] CHEN L, HU B, SUN J, et al. Using remote sensing and machine learning to generate 100-cm soil moisture at 30-m resolution for the black soil region of China: implication for agricultural water management[J]. Agricultural Water Management, 2025, 309: 109353.

[11] LAL P, SINGH G, DAS N N, et al. Assessment of ERA5-Land volumetric soil water layer product using in situ and SMAP soil moisture observations[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 1-5.

[12] ENTEKHABI D, NJOKU E G, NEILL P E O, et al. The soil moisture active passive (SMAP) mission[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(5): 704-716.

[13] DORIGO W, WAGNER W, ALBERGEL C, et al. ESA CCI soil moisture for improved earth system understanding: state-of-the art and future directions[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 203: 185-215.

[14] RODELL M, HOUSER P, JAMBOR U, et al. The global land data assimilation system[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2004, 85(3): 381-394.

[15] 韩帅,师春香,姜立鹏,等. CLDAS 土壤湿度模拟结果及评估[J]. 应用气象学报, 2017, 28(3): 369-378.
HAN Shuai, SHI Chunxiang, JIANG Lipeng, et al. The simulation and evaluation of soil moisture based on CLDAS[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2017, 28(3): 369-378. (in Chinese)

- [16] 刘丽伟, 魏栋, 王小巍, 等. 多种土壤湿度资料在中国地区的对比分析[J]. 干旱气象, 2019, 37(1): 40–47.
LIU Liwei, WEI Dong, WANG Xiaowei, et al. Multi-data intercomparison of soil moisture over China[J]. Journal of Arid Meteorology, 2019, 37(1): 40–47. (in Chinese)
- [17] 黄钰玲, 刘凯, 王树东, 等. 北方典型区域遥感和模型土壤水分产品的对比及评估[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(6): 1414–1426.
HUANG Yuling, LIU Kai, WANG Shudong, et al. Comparison and ssessment of remote sensing and model-based soil moisture products in typical regions of north China[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(6): 1414–1426. (in Chinese)
- [18] ZHAO Z, HUANG H, WANG J, et al. Impacts of the grain for green project on soil moisture in the Yellow River Basin, China [J]. Hydrological Processes, 2025, 39:e70112.
- [19] YE L, FANG L, SHI Z, et al. Spatio-temporal dynamics of soil moisture driven by ‘Grain for Green’ program on the Loess Plateau, China[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2019, 269: 204–214.
- [20] 张攀, 韩志刚, 王靖淑, 等. 黄土高原土壤侵蚀模型现状、问题及对策研究[J]. 水土保持研究, 2026, 33(1): 1–10.
ZHANG Pan, HAN Zhigang, WANG Jingshu, et al. Research on current situation, problems, and countermeasures of soil erosion models on Loess Plateau[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2026, 33(1): 1–10. (in Chinese)
- [21] LI Z, ZHENG F, LIU W, et al. Spatially downscaling GCMs outputs to project changes in extreme precipitation and temperature events on the Loess Plateau of China during the 21st Century[J]. Global and Planetary Change, 2012, 82–83: 65–73.
- [22] LIU W, ZHANG C, DANG T H, et al. Soil water dynamics and deep soil recharge in a record wet year in the southern Loess Plateau of China[J]. Agricultural Water Management, 2010, 97(8): 1133–1138.
- [23] TANG X, MIAO C, XI Y, et al. Analysis of precipitation characteristics on the Loess Plateau between 1965 and 2014, based on high-density gauge observations[J]. Atmospheric Research, 2018, 213: 264–274.
- [24] YAN Y, TANG J, WANG S, et al. How does greening affect the surface water budget in the Loess Plateau? [J]. Atmospheric Research, 2024, 311: 107692.
- [25] MUÑOZ-SABATER J, DUTRA E, AGUSTÍ-PANAREDA A, et al. ERA5 – Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications[J]. Earth System Science Data, 2021, 13(9): 4349–4383.
- [26] QIU L, WU Y, SHI Z, et al. Quantifying spatiotemporal variations in soil moisture driven by vegetation restoration on the Loess Plateau of China[J]. Journal of Hydrology, 2021, 600: 126580.
- [27] XUE S, WU G. Causal inference of root zone soil moisture performance in drought[J]. Agricultural Water Management, 2024, 305: 109123.
- [28] LI Y, HUANG S, WANG H, et al. High-resolution propagation time from meteorological to agricultural drought at multiple levels and spatiotemporal scales[J]. Agricultural Water Management, 2022, 262: 107428.
- [29] LI Q, SHI G, SHANGGUAN W, et al. A 1 km daily soil moisture dataset over China using in situ measurement and machine learning[J]. Earth System Science Data, 2022, 14(12): 5267–5286.
- [30] ZHAO D, ZHANG Z, ZHANG Y. Soil moisture dominates the forest productivity decline during the 2022 China compound drought-heatwave event[J]. Geophysical Research Letters, 2023, 50(17): 104539.
- [31] SUNGMING O, ORTH R. Global soil moisture data derived through machine learning trained with in-situ measurements[J]. Scientific Data, 2021, 8: 170.
- [32] LI L, DAI Y, WEI Z, et al. Enhancing deep learning soil moisture forecasting models by integrating physics-based models [J]. Advances In Atmospheric Sciences, 2024, 41(7): 1326–1341.
- [33] ZHANG X, ZHAO T, XU H, et al. GLC_FCS30D: the first global 30 m land-cover dynamics monitoring product with a fine classification system for the period from 1985 to 2022 generated using dense-time-series Landsat imagery and the continuous change-detection method[J]. Earth System Science Data, 2024, 16(3): 1353–1381.
- [34] ZHANG C, DONG J, GE Q. IrriMap_CN: annual irrigation maps across China in 2000–2019 based on satellite observations, environmental variables, and machine learning[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 280: 113184.
- [35] 黄卓, 曹银轩, 徐喜娟, 等. 基于多源 GPP 和 ET 产品的秦岭生态系统水分利用效率研究[J]. 水土保持学报, 2022, 36(5): 181–194, 203.
HUANG Zhuo, CAO Yinxuan, XU Xijuan, et al. Study on the ecosystem water use efficiency of the Qinling Mountains with multi-source GPP and ET products[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022, 36(5): 181–194, 203. (in Chinese)
- [36] XU L, CHEN N, ZHANG X, et al. In-situ and triple-collocation based evaluations of eight global root zone soil moisture products[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 254: 112248.
- [37] WANG G, ZHANG X, DUAN L, et al. A spatio-temporal cross comparison framework for the accuracies of remotely sensed soil moisture products in a climate-sensitive grassland region[J]. Journal of Hydrology, 2021, 597: 126089.
- [38] WANG S, ZHANG Y, KANG W, et al. Evaluation of satellite-based and reanalysis soil moisture products using ground-observations in the Qilian Mountains[J/OL]. Geo-spatial Information Science, 2025. <https://doi.org/10.1080/10095020.2025.2536758>.
- [39] LI B, RODEL M, ZAITCH D, et al. Assimilation of GRACE terrestrial water storage into a land surface model: evaluation and potential value for drought monitoring in western and central Europe[J]. Journal of Hydrology, 2012, 446–447: 103–115.

[22] 李泉凯,李广云,索世恒,等. 激光 SLAM 技术进展[J]. 导航定位学报, 2023, 11(4): 8 – 17.
LI Xiaokai, LI Guangyun, SUO Shiheng, et al. Progress and application of LiDAR-based SLAM technology[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(4): 8 – 17. (in Chinese)

[23] 孙国祥,黄银锋,汪小岳,等. 基于 LIO – SAM 建图和激光视觉融合定位的温室自主行走系统[J]. 农业工程学报, 2024, 40(3): 227 – 239.
SUN Guoxiang, HUANG Yinfeng, WANG Xiaochan, et al. Autonomous navigation system in a greenhouse using LIO – SAM mapping and laser vision fusion localization[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(3): 227 – 239. (in Chinese)

[24] 刘庆运,杨华阳,刘涛,等. 基于激光雷达与深度相机融合的 SLAM 算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 29 – 38.
LIU Qingyun, YANG Huayang, LIU Tao, et al. SLAM algorithm based on fusion of LiDAR and depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 29 – 38. (in Chinese)

[25] 陈明方,黄良恩,王森,等. 移动机器人视觉里程计技术研究综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 1 – 20.
CHEN Mingfang, HUANG Liang'en, WANG Sen, et al. Survey of research on visual odometry technology for mobile robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 1 – 20. (in Chinese)

[26] KIM D Y, KIM J, KIM I, et al. Artificial landmark for vision-based slam of water pipe rehabilitation robot[C] // 2015 12th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI), 2015.

[27] ZHANG J, SINGH S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast [C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015.

[28] YANG D, CUI D, YING Y. Development and trends of chicken farming robots in chicken farming tasks; a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108916.

[29] BASSO F, LEVORATO R, MUNARO M, et al. A distributed calibration algorithm for color and range camera networks[M]. Cham:Springer International Publishing, 2016: 413 – 436.

[30] ZHANG Q, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration) [C] // 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2004.

[31] ÖNLER E, KÖYÇÜ N D. Wheat powdery mildew detection with YOLOv8 object detection model[J]. Applied Sciences, 2024, 14(16): 7073.

[32] WANG G, CHEN Y, AN P, et al. UAV – YOLOv8: a small-object-detection model based on improved YOLOv8 for UAV aerial photography scenarios[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7190.

[33] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LiDAR SLAM [C] // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2016.

[34] 季宇寒,李寒,张漫,等. 基于激光雷达的巡检机器人导航系统研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 14 – 21.
JI Yuhan, LI Han, ZHANG Man, et al. Navigation system for inspection robot based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 14 – 21. (in Chinese)

(上接第 366 页)

[40] BI H, MA J, ZHENG W, et al. Comparison of soil moisture in GLDAS model simulations and in situ observations over the Tibetan Plateau[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2016, 121(6): 2658 – 2678.

[41] ZHANG R, BAO X, HONG R, et al. Soil moisture retrieval over croplands using novel dual-polarization SAR vegetation index [J]. Agricultural Water Management, 2024, 306: 109159.

[42] 王椰,史海静,姜艳敏,等. 基于 TVDI 的黄土高原干旱时空变化与其影响因素[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 184 – 195.
WANG Ye, SHI Haijing, JIANG Yanmin, et al. Spatio-temporal variations of drought characteristics and its influencing factors in Loess Plateau based on TVDI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 184 – 195. (in Chinese)

[43] 张芳旭,王军,韩宇平,等. 基于遗传算法的二维土壤水与作物生长耦合模拟模型构建和参数优化[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 392 – 403.
ZHANG Fangxu, WANG Jun, HAN Yuping, et al. Developing and parameter optimization of two-dimensional soil water transport and crop growth coupling model based on genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 392 – 403. (in Chinese)

[44] 何亮,钱者东,靳宁,等. 格点天气预报数据与机理模型耦合的冬小麦干旱预警方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 170 – 176.
HE Liang, QIAN Zhedong, JIN Ning, et al. Drought early warning of winter wheat based on soil water dynamic model coupling with grid weather forecast data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 170 – 176. (in Chinese)

[45] NANDA A, DAS N, SINGH G, et al. Harnessing SMAP satellite soil moisture product to optimize soil properties to improve water resource management for agriculture[J]. Agricultural Water Management, 2024, 300: 108918.