

刘亚东,王钊,朱琳,等.基于多星协同的陕西省撂荒耕地监测技术研究[J].陕西气象,2025(3):49-56.

文章编号:1006-4354(2025)03-0049-08

基于多星协同的陕西省撂荒耕地监测技术研究

刘亚东^{1,2},王钊¹,朱琳³,周辉¹,权文婷¹,何慧娟¹,王旭东¹

(1. 陕西省农业遥感与经济作物气象服务中心,西安 710016;

2. 中国气象局秦岭和黄土高原生态环境气象重点开放实验室,西安 710016;

3. 西北农林科技大学资源环境学院,陕西杨凌 712100)

摘要:为准确监测陕西省撂荒耕地时空分布,本文提出了一种基于多星协同的撂荒耕地监测技术。利用 Sentinel-2A/2B 和 Landsat-8 卫星数据,构建了陕西省 2019—2023 年高分辨率增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)数据集,采用梯度提升树算法逐年提取了耕地的复种指数,基于复种指数识别撂荒耕地并分析其时空分布特征。结果表明:利用该技术提取的耕地复种指数准确率超过 95%,自 2021 年起陕西省撂荒耕地面积逐年缩减,2023 年为 15.74 km²,其中 90% 以上集中于陕北尤其是榆林市,且多为多年连续撂荒。

关键词:耕地利用;多源融合;耕地撂荒;旱作农业

中图分类号:S127

文献标识码:A

耕地是农业发展之基、农民安身之本。近年来,受农业效益偏低、耕种条件较差等多重因素影响,部分地区出现了不同程度的耕地撂荒现象并日益凸显^[1-2]。面对这一挑战,国家出台了一系列应对政策,例如 2020 年《国务院办公厅关于防止耕地“非粮化”稳定粮食生产的意见》确立了耕地用途管制框架,2022 年中央一号文件提出要落实“长牙齿”的耕地保护硬措施。陕西省地形地貌和气候类型多样,在耕地利用与保护方面具有典型代表性。陕西省耕地主要集中在中部的关中平原,陕北黄土高原区丘陵与沟壑交错,陕南秦巴山区地块细碎,严重制约耕作的持续性。陕西省在退耕还林还草工程实施初期,坡耕地等不适宜耕种的土地被转为林地或草地,然而随着城镇化加速与劳动力的转移,部分适宜耕地出现了被动撂荒现象^[3-6]。

过去几十年,遥感监测在土地利用领域取得了显著进展,在撂荒耕地监测方面,开发了人工目

视解译、影像自动分类、变化检测法等多种识别方法^[7]。这些方法通常基于撂荒耕地与正常耕作耕地在遥感指数时间序列特征上的差异,且大多使用中低分辨率卫星数据^[8-10]。例如,Li 等^[11]基于多时相 MODIS 数据分析了全国撂荒耕地的空间分布及其动态变化。近年来,随着 Landsat 等中高分辨率数据的应用,识别精度得到了提升^[12-13];但由于重访周期的限制,仍存在时间连续性不足的问题。时空融合技术通过整合多源卫星数据优势,可以生成高时空分辨率数据。例如,融合 MODIS 与 Landsat 数据可获得 30 m/8 d 的影像^[14],而融合 Landsat-8/9 与 Sentinel-2 的数据时空分辨率则能进一步提升^[15-16],从而更准确地捕捉作物生长的动态变化。本研究通过融合 Landsat-8 和 Sentinel-2 数据,构建 2019—2023 年陕西省耕地利用时空数据库,解析撂荒耕地的空间分异规律和时间变化特征,为陕西省耕地资源高效、精准管理提供科学依据。

收稿日期:2024-11-05

作者简介:刘亚东(1990—),男,汉族,山东菏泽人,博士,工程师,主要从事农业遥感技术研究与应用。

基金项目:秦岭和黄土高原生态环境气象重点实验室开放基金课题(2022Y-16)

1 资料与方法

1.1 研究区概况

陕西地处我国内陆腹地(105°29'E~111°15'E, 31°42'N~39°35'N),总面积 20.56 万 km²(图 1)。自北向南,陕西可分为黄土高原区、关中平原区、秦巴山区三大自然区,纵跨中温带、暖温带和北亚热带三个气候带,耕作制度从一年一熟逐渐向一年两熟或两年三熟过渡。陕北黄土高原是我国黄

土高原的中心部分,占全省总面积的 45%,基本地貌类型以黄土塬、梁、峁、沟为主;关中平原占全省面积的 19%,地势平坦,土壤肥沃,号称“八百里秦川”,是陕西粮食主产区,种植体系以冬小麦和夏玉米轮作为主^[17];陕南秦巴山区占全省面积的 36%,其中秦岭山脉横贯东西,是我国南北地理分界线的重要组成部分。

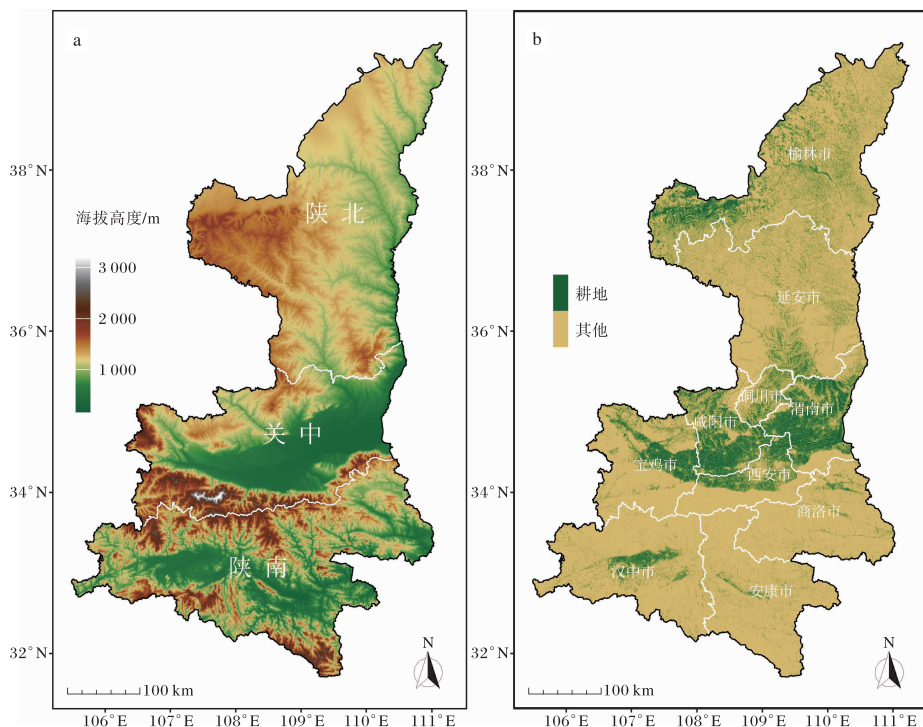


图 1 陕西省地理位置和分区(a)以及耕地分布(b)(审图号为 GS(2019)1822 号,下同)

1.2 研究数据

1.2.1 遥感影像 本研究采用 2019—2023 年的 Sentinel-2A/2B 多光谱成像仪(MSI)影像数据,以及 Landsat 陆地成像仪(OLI)影像数据。Landsat OLI 传感器由 Landsat-8 卫星搭载,于 2013 年发射,包含 9 个波段,空间分辨率 30 m,重访周期为 16 d,广泛应用于全球陆地和海岸的观测。Sentinel-2A 和 Sentinel-2B 卫星分别于 2015 年和 2017 年由欧洲航天局发射,搭载 MSI 传感器,工作光谱包括可见光、近红外和短波红外在内的 13 个波段,单星重访周期为 10 d,双星协同可缩短至 5 d,空间分辨率介于 10~60 m 之间。通过 Sentinel-2A/2B 与 Landsat-8 多星协

同,全球平均重访周期可降至 3 d,从而获取高时空分辨率的全球观测数据^[15]。前期研究发现,就陕西省而言,Sentinel-2A/2B 与 Landsat-8 数据融合后,全省平均重访周期为 2.4 d,经过去云处理后仍可达 3.9 d^[18]。

1.2.2 耕地数据 获取耕地利用信息需要高精度、边界清晰的耕地底图。本研究选用欧洲航天局的 WroldCover 土地利用产品来提取陕西省的耕地分布底图(图 1b)。WorldCover 产品是首个基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据的 10 m 分辨率全球土地利用产品,其中 WorldCover 2021 提供了 2021 年的全球土地利用数据,总体精度达 76.6%^[19]。为验证该产品对陕西耕地的反演精

度,收集了第三次全国国土调查的耕地面积数据,并与 WorldCover 产品进行了对比。结果显示,该产品提取的陕西省耕地总面积 328.83 km² 比第三次国土调查的结果 293.44 km² 多出 35.4 km²,但在市级层面的相关系数高达 0.85,表明该产品能在一定程度上准确反映陕西的耕地分布^[18]。

1.3 研究方法

本研究基于 Google Earth Engine(GEE)平台,融合 Sentinel-2A/2B 及 Landsat-8 卫星数据,构建 2019—2023 年陕西长时序、高时空分辨率增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)数据集。采用梯度提升树算法^[20]训练模型以提取复种指数,并进行撂荒耕地的判识。最后,进一步分析了陕西撂荒耕地的时空分布特征。撂荒耕地监测技术流程如图 2 所示。

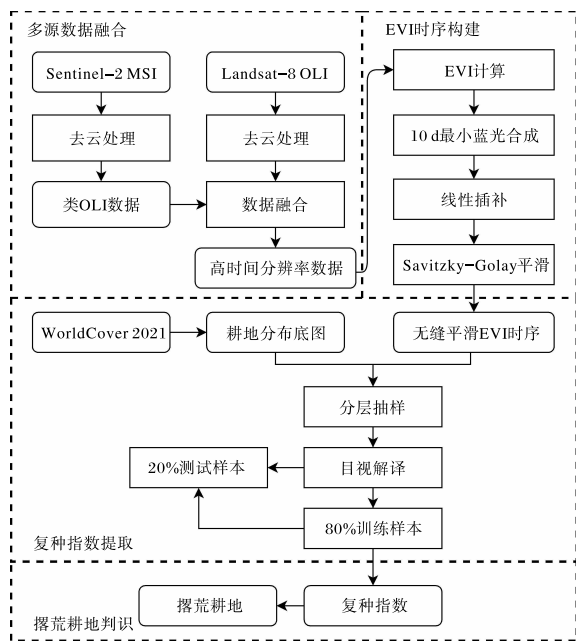


图2 陕西省撂荒耕地监测技术流程

1.3.1 数据融合与 EVI 时序构建 首先对 2019—2023 年的 Sentinel-2A/2B 及 Landsat-8 卫星影像数据进行去云处理,利用 QA 波段剔除云层、阴影、积雪等干扰像元。基于两种传感器在光谱响应上的相似性,选取红光波段、蓝光波段和近红外波段,并采用 Zhang 等^[21]提出的方法进行线性转换。随后,利用融合后的结果计算 EVI。

EVI 的计算公式如下:

$$E = 2.5 \times \frac{\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}}{\rho_{\text{nir}} + 6 \times \rho_{\text{red}} - 7.5 \times \rho_{\text{blue}} + 1}, \quad (1)$$

其中 E 为增强植被指数, ρ_{nir} 、 ρ_{red} 和 ρ_{blue} 分别表示近红外、红光和蓝光波段的地面反射率。然后,对 EVI 数据采用最小蓝光合成法^[22]生成 10 d 间隔的时序数据。全年共 37 个合成值,分别对应日序区间 1—10、11—20 等,其中最后一个时段包含年末 5/6 d,合成值以初始日序标注(如 1、11),用于后续分析。37 个合成值中存在缺失值的采用线性插补法^[23]补全。随后,采用 Savitzky-Golay 滤波对 EVI 合成值进行平滑处理,最终生成 2019—2023 年陕西省长时序、高分辨率 EVI 数据集。

1.3.2 复种指数提取 复种指数表征耕地的耕作强度,其值为全年作物播种面积与耕地面积的比值,本研究采用梯度提升树算法,提取 2019—2023 年各年陕西耕地的复种指数。首先,基于 WorldCover 土地利用产品生成陕西省耕地分布底图,并在全省范围随机抽取 578 个像元,确保取样点覆盖全省各个地市(图 3a)。通过目视解译获取各像元在 2019—2023 年各年的真实复种指数,剔除不易辨认的样本后,共得到 2 604 个有效样本,将其中的 80%(2 104 个样本)作为训练集,其余 20%(500 个样本)作为测试集用于性能测试。不同复种指数呈现出不同的 EVI 曲线,典型的如图 3b 所示,复种指数为 1 则具有 1 个波峰,为 2 则有 2 个波峰。因此,将全年 37 个 EVI 合成值作为自变量进行训练。

梯度提升树是一种基于决策树的集成方法,通过组合多个决策树来提高预测准确性。在训练过程中,模型通过不断迭代修正前一轮模型的误差,逐步提升精度,最终将所有决策树的预测结果集成。模型训练采用 GEE 内置的 smileGradientTreeBoost 算法,经交叉验证后设定决策树的数量为 13,最大节点数为 20,学习率为 0.3。该算法能够通过每个自变量在节点分裂时带来的“不纯度减少量”来评估其重要性,表征其对预测结果的影响程度。

1.3.3 撂荒耕地判识 关于撂荒耕地的定义尚无统一标准,主要区别在耕地闲置时间的长短^[8]。

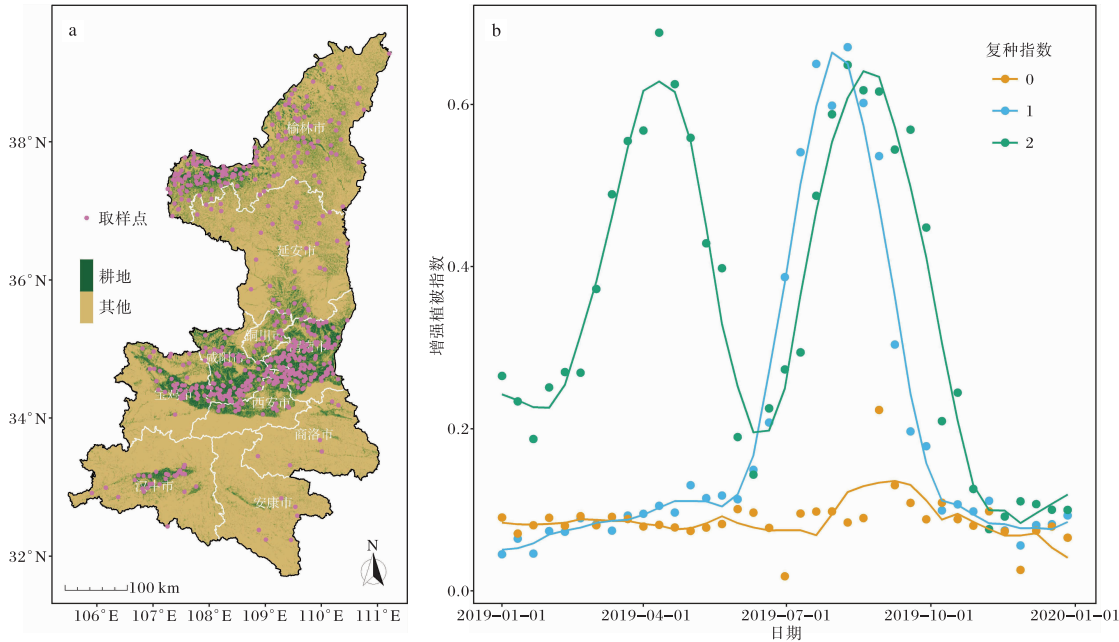


图 3 陕西省耕地复种指数的取样点空间分布(a)以及典型复种指数的增强植被指数曲线(b)

通常认为耕地闲置 2~5 a 为撂荒耕地,有学者认为闲置 1 a 即可,也有学者主张连续闲置 5 a 以上才算撂荒^[24-26]。考虑到休耕制度的存在,本研究采用 Guo 等^[2]的定义,将连续闲置 2 a 的耕地视为撂荒耕地。例如,某耕地在 2019 年和 2020 年均被闲置,则其 2020 年被判识为撂荒耕地。根据这一准则,基于 2019—2023 年的耕地复种指数,确定 2020—2023 年陕西撂荒耕地情况并进行分析。

2 结果分析

2.1 模型精度与各 EVI 合成值的重要性

梯度提升树模型在陕西耕地复种指数提取中表现出了很高的准确度,其混淆矩阵见表 1。在包括 2 104 个样本的训练集上,模型总体精度为 0.993,Kappa 系数为 0.988;在包括 500 个样本的测试集上,模型正确判识了其中 95.8% 的样本,Kappa 系数达 0.930。

表 1 梯度提升树模型训练集和测试集混淆矩阵

训练集				测试集			
预测值	真实值			预测值	真实值		
	0	1	2		0	1	2
0	273	4	0	0	63	6	1
1	1	1 027	5	1	4	240	7
2	0	5	789	2	0	3	176

各 EVI 合成值对模型的重要性如图 4 所示。总体来看,不同 EVI 合成值的重要性呈现明显的双峰分布,峰值分别出现在日序 91 和 221。表示这两个日序的 EVI 合成值在用于判别撂荒耕地中起到的作用最大。通过与陕西典型复种指数的 EVI 曲线对比发现,这两个日期与 EVI 曲线出现峰值的时间接近(图 3b),分别对应着陕西省冬小

麦和夏玉米营养生长最旺盛的时期。

2.2 撂荒耕地的时空分布

从空间分布上看,陕西省的撂荒耕地主要集中在陕北地区(图 5,图见第 54 页)。以 2020 年为例,全省有 8.1% 的耕地为撂荒耕地,面积为 27.0 km²;而陕北地区集中了其中的 94.8%,面积为 25.32 km²,接近陕北总耕地的 1/4。2020—

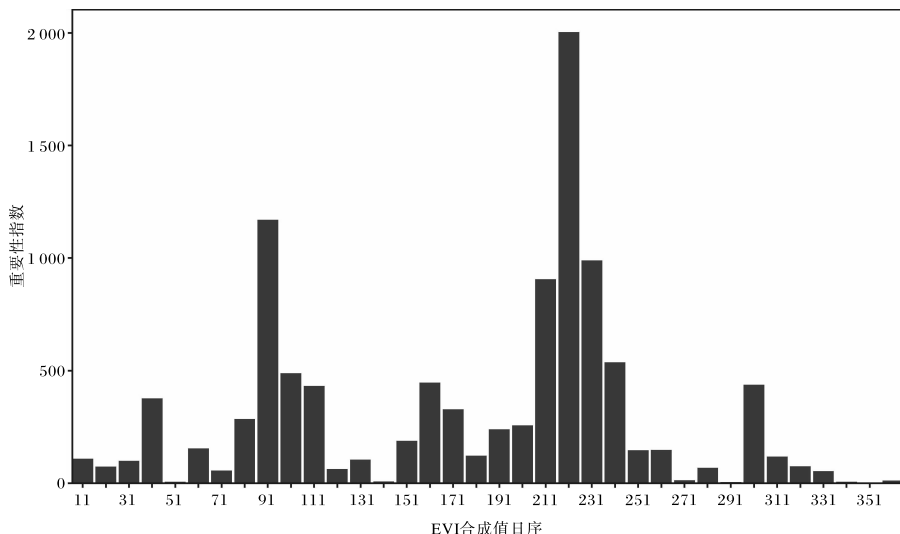


图4 各 EVI 合成值对模型的重要性

2023 年期间,陕北地区撂荒耕地面积占全省的比例始终保持在 90% 以上,其中 2021 年最高,达 98.5%。从各市的情况来看,2020 年榆林市和延安市的撂荒耕地面积分别为 21.74 km² 和 3.58 km², 占全省撂荒耕地的 81.4% 和 13.4%。相比之下,关中和陕南地区的撂荒耕地面积较小,占比也远低于陕北。关中地区以渭南市最多,撂荒耕地面积为 0.56 km²;铜川市最少,仅为 0.07 km²。陕南三个市的撂荒耕地面积均低于 0.1 km²。

从时间维度上看,自 2021 年以来,陕西省的撂荒耕地面积呈现出逐年减少的趋势(图 6,图见第 55 页)。2021 年,全省撂荒耕地面积达到 30.31 km², 占总耕地的 9.2%, 为近年来的最大值。此后,2022 年大幅减少至 18.23 km², 2023 年进一步降至 15.74 km², 占总耕地的 4.8%。从陕北两个市的情况来看,榆林市撂荒耕地面积的变化趋势与全省一致,自 2021 年开始逐年减少。延安市的撂荒耕地面积变化情况略有不同,自 2020 年开始就逐年减少,从 2020 年的 3.58 km² 减少到 2023 年的 1.27 km², 降幅达 64.3%。

2.3 耕地撂荒年限

进一步分析了现存撂荒耕地(即 2023 年判识为撂荒耕地)的撂荒年限。在榆林市撂荒耕地中,撂荒年限为 5 a 的面积最多,为 8.99 km², 占比 69.7%。延安市与之类似,撂荒 5 a 的耕地面积为 0.81 km², 占比 63.9%。而关中和陕南地区撂

荒年限为 2 a 的撂荒耕地占比最高,分别为 78.6% 和 81.4%。这表明,陕北地区的耕地撂荒以多年连续撂荒为主,而关中和陕南地区则多为 2 a 撂荒。

3 结论与讨论

本研究提出的多星协同撂荒耕地监测技术展现出显著优势,其优越性能可能源于以下几个方面。首先,在数据层面,通过构建 Sentinel-2A/2B 与 Landsat-8 的多源卫星协同观测模式,形成了空间分辨率达 10 m,重访周期为 2.4 d 的高时空分辨率数据集,为作物生长动态监测提供了数据支撑。而经过 10 d 合成的 EVI 时间序列,呈现出与农作物物候特征吻合的变化规律:单季种植呈现单峰型曲线,双季种植则表现出双峰特征。其次,在算法层面,梯度提升树算法展现出对多维特征的优异学习能力,模型变量重要性证实了其对 EVI 时序特征的精准捕捉能力。结合多源数据和算法的优势,该方法使得复种指数提取的精度超过了 95%,虽然较传统的峰值检测法稍低^[16],但其优势在于能够自动进行特征提取,规避了人工设计算法的主观性,在模型稳健性和推广性方面更具应用价值。

陕西省撂荒耕地面积自 2021 年以来持续缩减的趋势,也印证了撂荒耕地治理策略的有效性。2020 年开始,陕西全面启动了撂荒耕地治理工作,并在不同地区采取了分类治理的策略:关中平

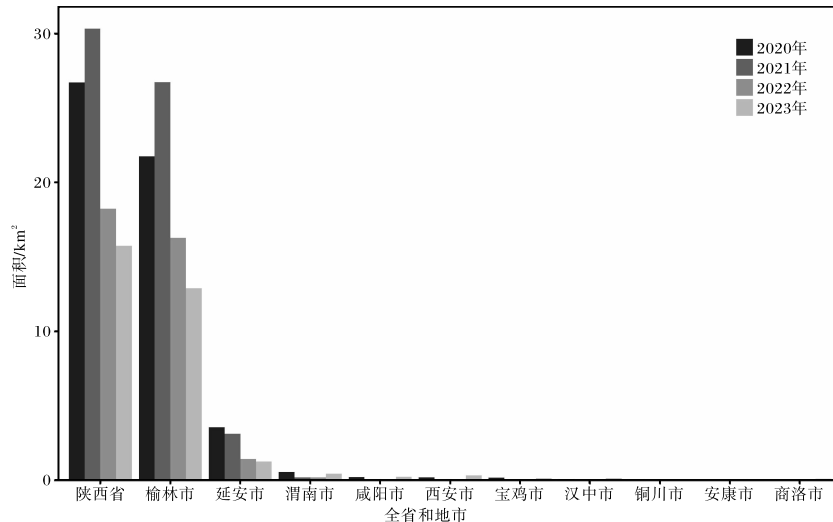


图6 陕西省及各地市 2020—2023 年撂荒耕地面积(文见第 53 页)

积不断缩减,2023 年全省仍有多达 15.74 km² 的撂荒耕地,而其中 90% 以上分布在陕北地区,尤以榆林市最多。此外,陕北撂荒耕地中有超过 60% 以上为多年持续撂荒,这可能与陕北复杂的地貌有关。该地区丘陵起伏、沟壑纵横,耕种难度大,加之风沙和盐碱化等胁迫,是耕地撂荒的主要原因之一。由于撂荒面积大、撂荒时间长,治理难度高,亟需构建生态修复与适度开发相结合的新型治理范式,引入抗逆作物品种等技术突破传统治理的瓶颈。

需要指出的是,WorldCover 产品与第三次全国国土调查数据在陕西耕地面积方面存在 35.4 km² 的差异,是本研究不确定性的主要来源。建议后续研究采用多源数据融合策略,或直接基于第三次国土调查数据进行耕地底图构建,通过空间一致性检验提升监测精度。此外,建立撂荒耕地多尺度验证体系,将无人机航拍与地面样方调查相结合,可进一步提高监测结果的可靠性。

参考文献:

- [1] YE J, HU Y, FENG Z, et al. Monitoring of cropland abandonment and land reclamation in the farming-pastoral zone of northern China[J]. Remote Sensing, 2024, 16(6): 1089.
- [2] GUO A, YUE W, YANG J, et al. Cropland abandonment in China: Patterns, drivers, and implications for food security[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 418: 138154.
- [3] 林隆超, 王晓飞. 退耕还林工程背景下延安植被覆盖时空变化及其对气候的响应[J]. 陕西气象, 2022(4): 1-6.
- [4] 张震, 刘广亮. 吴起县归一化植被指数时空变化趋势及对气候变化的响应[J]. 陕西气象, 2025(1): 66-70.
- [5] QIAN C, SHAO L, HOU X, et al. Detection and attribution of vegetation greening trend across distinct local landscapes under China's grain to green program: a case study in Shaanxi Province[J]. CATE-NA, 2019, 183: 104182.
- [6] ZHOU X, ZHOU Y. Spatio-temporal variation and driving forces of land-use change from 1980 to 2020 in Loess Plateau of northern Shaanxi, China[J]. Land, 2021, 10(9): 982.
- [7] 陈航, 谭永忠, 邓欣雨, 等. 撂荒耕地信息获取方法研究进展与展望[J]. 农业工程学报, 2020, 36(23): 258-268.
- [8] ZHU X, XIAO G, ZHANG D, et al. Mapping abandoned farmland in China using time series MODIS NDVI[J]. Science of The Total Environment, 2021, 755: 142651.
- [9] 杨通, 郭旭东, 于潇, 等. 撂荒地监测方法与生态影响述评[J]. 生态环境学报, 2020, 29(8): 1683-1692.
- [10] 王红岩, 汪晓帆, 高亮, 等. 基于季相变化特征的撂荒地遥感提取方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(3): 596-605.

- [11] LI L, PAN Y, ZHENG R, et al. Understanding the spatiotemporal patterns of seasonal, annual and consecutive farmland abandonment in China with time series of MODIS images during 2005–2019 [J]. *Land Degradation & Development*, 2022, 38: 1608–1625.
- [12] 刘智丽. 基于哨兵 2 号的撂荒地遥感监测研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
- [13] 赵亚杰, 王立辉, 孔祥兵, 等. 基于 Sentinel-2 和 Landsat8 OLI 数据融合的土地利用分类研究 [J]. *福建农林大学学报 (自然科学版)*, 2020, 49(2): 248–255.
- [14] LI L, ZHAO Y, FU Y, et al. High resolution mapping of cropping cycles by fusion of Landsat and MODIS data [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(12): 1232.
- [15] LI J, ROY D. A global analysis of Sentinel-2A, Sentinel-2B and Landsat-8 data revisit intervals and implications for terrestrial monitoring [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(9): 902.
- [16] DECLARO A, KANAE S. Enhancing surface water monitoring through multi-satellite data-fusion of Landsat-8/9, Sentinel-2, and Sentinel-1 SAR [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(17): 3329.
- [17] 王珂, 孙景妍, 张杰琳, 等. 基于 GEE 的陕西关中西部耕地季节性撂荒时空变化特征 [J]. *西北农林科技大学学报 (自然科学版)*, 2022, 50(10): 106–115.
- [18] LIU Y, LI H, ZHU L, et al. Revealing cropping intensity dynamics using high-resolution imagery: a case study in Shaanxi Province, China [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(20): 3832.
- [19] ZANAGA D, VAN D K R, DAEMS D, et al. ESA WorldCover 10 m 2021 v2.0.0 [DB/OL]. Zenodo, 2022 [2023-10-10]. <https://zenodo.org/record/7254221>.
- [20] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. [J]. *The Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189–1232.
- [21] ZHANG H K, ROY D P, YAN L, et al. Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 215: 482–494.
- [22] LI L, MARK F, XIN Q C, et al. Mapping crop cycles in China using MODIS-EVI time Series [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(3): 2473–2493.
- [23] KANDASAMY S, BARET F, VERGER A, et al. A comparison of methods for smoothing and gap filling time series of remote sensing observations—application to MODIS LAI products [J]. *Biogeosciences*, 2013, 10(6): 4055–4071.
- [24] ZHAO X, WU T, WANG S, et al. Cropland abandonment mapping at sub-pixel scales using crop phenological information and MODIS time-series images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 208: 107763.
- [25] SMALIYCHUK A, MÜLLER D, PRISHCHEPOV A V, et al. Recultivation of abandoned agricultural lands in Ukraine: patterns and drivers [J]. *Global Environmental Change*, 2016, 38: 70–81.
- [26] ZHENG Q, HA T, PRISHCHEPOV A V, et al. The neglected role of abandoned cropland in supporting both food security and climate change mitigation [J]. *Nature Communications*, 2023, 14(1): 6083.