

基于变化和时序信息的耕地撂荒遥感识别方法

张婷婷¹ 牛蓓蓓¹ 燕浩闻¹ 张心雨¹ 安国强² 张衍毓^{3,4}

(1. 山东农业大学资源与环境学院, 泰安 271018; 2. 山东省国土空间规划院, 济南 250014;
3. 中国国土勘测规划院, 北京 100035; 4. 自然资源部土地利用重点实验室, 北京 100035)

摘要: 及时准确获取耕地撂荒分布情况对耕地保护和农业生产管理具有重要意义。针对撂荒识别难、精度有限的难题, 本文提出一种融合变化检测和土地覆被分类方法的新框架, 以实现山东省南四湖区域撂荒地识别。选取2019—2024年 Sentinel-2 卫星遥感影像为数据源, 引入物候知识改进变化向量分析方法, 识别变化区域; 在此基础上, 利用随机森林算法对变化区域开展土地覆被分类; 进而采用时间滑动窗口算法识别撂荒发生的时间和位置。结果表明: 本文方法撂荒地识别精度(F1分数)为86.05%~89.89%, 优于传统的基于土地覆被分类后比较方法和基于变化向量分析的撂荒识别方法; 研究区2019—2024年撂荒面积为604.70 km², 以2019年耕地制图面积为基准, 撂荒率为3.87%; 撂荒分布呈“东北高、西南低”格局。本文方法在撂荒地识别中表现出较高的准确性和适用性, 为推动耕地撂荒相关研究和耕地保护工作提供数据和方法支撑。

关键词: 耕地撂荒; 变化检测; 物候; 土地覆被分类; Sentinel-2

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)20-0063-11

OSID:



Abandoned Cropland Identification Based on Change Detection and Temporal Information from Remote Sensing

Zhang Tingting¹ Niu Beibei¹ Yan Haowen¹ Zhang Xinyu¹ An Guoqiang² Zhang Yanyu^{3,4}

(1. College of Resources and Environment, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China

2. Shandong Land Surveying and Planning Institute, Jinan 250014, China

3. China Land Surveying and Planning Institute, Beijing 100035, China

4. Key Laboratory of Land Use, Ministry of Natural Resources, Beijing 100035, China)

Abstract: Obtaining timely and accurate information on the distribution of abandoned cropland is of crucial significance for cropland protection and agricultural production management. To address the challenges of difficult identification and limited mapping accuracy of abandoned cropland, a framework integrating change detection and land cover classification methods was proposed to identify abandoned cropland in the Nansi Lake region of Shandong Province. Using Sentinel-2 satellite remote sensing imagery from 2019 to 2024 as the primary data source, a phenology-enhanced change vector analysis method was introduced to detect changed areas. On this basis, the random forest algorithm was utilized to perform land cover classification within these changed areas. Subsequently, a temporal sliding window algorithm was adopted to identify the specific timing and location of the abandoned cropland. The results indicated that the F1 score of abandoned cropland using the proposed method stabilized between 86.05% and 89.89%, outperforming that of traditional methods based on land cover post-classification comparison and change vector analysis. From 2019 to 2024, the cumulative area of abandoned cropland in the study region was 604.70 km², yielding an abandonment rate of 3.87% based on the 2019 cropland baseline map. Spatially, the distribution of abandoned cropland exhibited a distinct pattern of “high in the northeast and low in the southwest.” The framework developed demonstrated high accuracy and applicability for monitoring abandoned cropland, providing crucial data and methodological support for advancing research on cropland abandonment and facilitating cropland protection workflows.

Key words: abandoned cropland; change detection; phenology; land cover classification; Sentinel-2

收稿日期: 2026-07-09 修回日期: 2026-07-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFC3804003)和山东省自然科学基金项目(ZR2025QC396)

作者简介: 张婷婷(1992—),女,讲师,博士,主要从事农业遥感监测研究,E-mail: zhangtingting93@sdau.edu.cn

通信作者: 张衍毓(1981—),男,研究员,博士,主要从事国土空间规划研究,E-mail: zhangyanyu006@163.com

0 引言

耕地是粮食生产的命根子,保护耕地是维护国家粮食安全、保障国家长治久安的重要保障。但受自然灾害、老龄化、劳动力外流等多重因素的影响,耕地撂荒频发,危及粮食安全^[1]。近年来,我国出台了多项政策要求遏制土地撂荒现象,分类推进撂荒地复垦利用。缺少撂荒统计数据和资料已成为制约撂荒地合理利用的首要问题^[2-3],因此,快速、精准地识别撂荒地是解决上述问题的基础。

遥感技术已成为撂荒地识别与面积监测的主要手段。传统的田间调查以及调查问卷方式难度大、效率低,且难以精确统计撂荒地面积和分布,不能满足撂荒地调查监测的实际需求^[4-5]。卫星遥感技术凭借全面、实时、快速、大范围的优势,为撂荒地监测提供了基础。

在数据源上,早期撂荒地监测研究多以 MODIS 等中低分辨率数据源为主,空间分辨率较低,对各种地类的细节刻画不足,难以满足撂荒地精细监测需求^[6-8]。近些年,计算机性能逐步提升、遥感云计算平台出现,利用中高空间分辨率 Landsat 数据开展撂荒地监测已成为研究的重点^[9-10]。由于撂荒地面积较小且分布零散,利用 Landsat 数据监测的精度有限。随着 Sentinel-2 数据的积累,利用 Sentinel-2 数据开展撂荒地持续监测已成为可能^[11]。

在监测方法上,可分为直接识别和间接识别 2 种方法。直接识别是利用变化检测或者时序轨迹分析的方法对影像特征进行分析,设置一定的规则,直接根据影像特征的变化判断是否发生了撂荒^[12-15]。这类方法能够较为敏感地捕捉到地类的变化,但撂荒后地表覆盖复杂,自然演替类别包括裸地、草地、灌木等,易导致撂荒地监测精度不理想^[16];同时,因未能判断撂荒后的地类,导致撂荒地易与建设用地占用耕地、退耕等相似地类混淆,造成撂荒地面积被高估。间接识别是利用土地覆被分类的结果,根据地类变化识别撂荒地,方法简单、泛化能力强,是目前研究的常用范式,国内外诸多学者利用已有的土地覆被分类产品或者机器学习、深度学习开展土地覆被分类后进一步监测撂荒地^[17-20]。但受土地覆被分类制图精度和光谱异质性的影响,易出现误差累积,影响撂荒地识别精度。因此,针对撂荒地变化复杂的特点,寻找合适的监测方法是提高撂荒地监测精度的关键。

现有撂荒地监测方法中,直接特征识别法难以区分撂荒与自然退耕等相似地类演替,而间接分类后比较法则深受单期分类误差累积的困扰。因此,

本文提出一种融合变化检测和土地覆被分类方法的撂荒地监测模型,利用变化检测方法确定变化区域,利用土地覆被分类方法对变化区域进行分类,进而识别撂荒地。选取山东省南四湖区域为研究区,利用 2019—2024 年 Sentinel-2 卫星遥感影像实现撂荒精细提取,以期为高空间分辨率卫星影像精细监测撂荒地提供有益参考。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

南四湖是山东省最大的淡水湖泊,也是我国华北地区最大的淡水湖泊。以南四湖流经的山东省枣庄市、济宁市、菏泽市和泰安市为研究区,统称为南四湖区域。研究区地理范围为 34°20′~36°28′N, 114°48′~117°42′E,总面积约为 $3.58 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。整体地势呈现东北高、西南低的特征(图 1),东北部泰安、枣庄一带多为低山丘陵区,中西部济宁、菏泽一带则以黄泛平原为主,而区域核心的南四湖及其周边为典型的湖洼平原。该区地处暖温带半湿润大陆性季风气候区,四季分明,雨热同期。优越的光温水条件适宜农作物生长,主要粮食作物包括冬小麦、夏玉米等。在劳动力析出、农业比较效益下降及生态政策的多重驱动下,部分边际土地和地形复杂区域出现了不同程度撂荒。

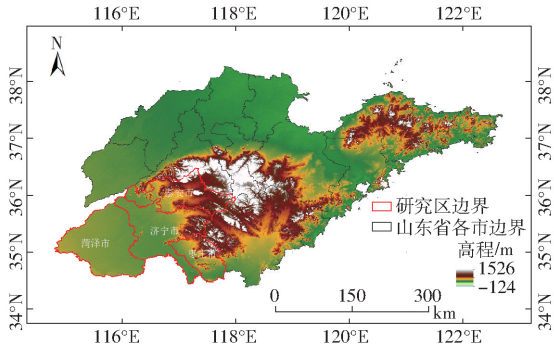


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographic location of study area

1.2 数据获取与预处理

1.2.1 遥感影像数据

以 Sentinel-2A/B MSI 卫星遥感影像作为主要数据源,依托 Google Earth Engine(GEE)云平台,获取 2019—2024 年覆盖研究区的 Level-2A 级地表反射率(Surface reflectance, SR)数据,共计 7 129 景(图 2)。为消除云及云阴影对地表反射率的影响,调用 Sentinel-2 自带的 QA60 不透明度波段,并结合 S2_CLOUD_PROBABILITY 构建掩膜算法,对全时序影像进行逐景去云处理,随后完成重叠区域镶嵌与研究区边界裁剪^[21]。

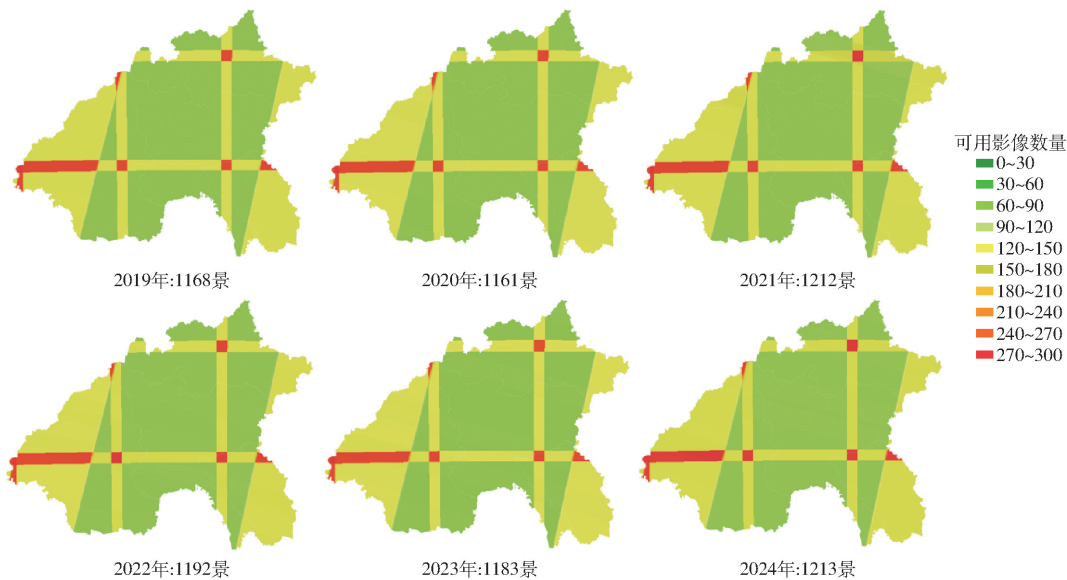


图 2 2019—2024 年研究区可用 Sentinel-2 卫星遥感影像数据

Fig.2 Available Sentinel-2 imagery for study area during 2019—2024

为精准捕捉作物生长特征,根据研究区主要耕地作物生育期划分关键物候期。在各关键物候期对应的时空窗口内,采用中值合成法进行影像聚合,确保每个物候期保留一期高质量无云影像。针对合成后因长时间阴雨或条带撕裂导致的局部像元缺失,引入同期的 Landsat 系列地表反射率数据进行时空补充:2019—2021 年采用 Landsat - 8 OLI 影像,2022—2024 年联合采用 Landsat - 8 OLI 与 Landsat - 9 OLI - 2 影像。为消除多源遥感数据间的空间分辨率差异,利用双线性插值法将 Landsat 影像的 30 m 分辨率重采样至 10 m,并对多源传感器进行辐射归一化匹配,最终构建了 2019—2024 年关键物候期空间连续、无云的高分辨率时间序列影像。

1.2.2 样本数据

样本数据主要包括 2 类:①土地覆被样本。依据南四湖区域实际情况,土地覆被类别分为耕地、裸地、草地、林地、水域、建设用地 6 类。将年度变更调查数据重分类为上述 6 种地类,在各地类的地块中随机生成样本点。结合 Google Earth Pro 平台高空间分辨率影像目视解译判断样本的准确性。每年每个地市各类别选取样本 600 个,总计 86 400 个样本。其中,80% 用于训练,20% 用于验证。②撂荒与非撂荒样本,通过 Google Earth Pro 平台高空间分辨率影像在 4 个监测时期(2019—2021 年、2020—2022 年、2021—2023 年、2022—2024 年)分别目视解译选取 46、45、42、46 个撂荒地样本以及 991、876、1 006、969 个非撂荒地样本。

1.2.3 DEM 数据

DEM 数据来源于空间分辨率为 30 m 的 SRTM DEM 数据集,通过 GEE 平台获取与处理,用于计算

坡度和高程。一方面,作为土地覆被分类的重要特征;另一方面,用于分析不同坡度和高程的撂荒地空间分布特征。

2 研究方法

首先,收集所需数据,包括遥感数据和非遥感数据,并进行预处理。其次,绘制耕地年度 NDVI 时序曲线,根据曲线特征划分关键物候期。另外,构建融合变化检测和土地覆被分类方法的撂荒识别模型。对于变化检测,采用物候增强变化向量分析方法,以 2019 年为基础,识别 2020—2024 年潜在变化区域。对于土地覆被分类,采用随机森林分类器对 2019 年全域及 2020—2024 年潜在变化区域分类。采用时间滑动窗口方法,获得研究时段内撂荒地分布,利用撂荒地样本进行验证评价。最终,对撂荒地空间分布格局、时间演变特征及相关因素进行分析(图 3)。

根据《中华人民共和国农村土地承包法》《基本农田保护条例》,耕地撂荒定义为耕地连续闲置或荒芜 2 年以上。狭义的耕地减少是指由耕地变为建设用地或水体;退耕还林是指原耕地退出耕种状态,直接栽种苗木。因此,为了与狭义的耕地减少、退耕还林区分,本研究将耕地撂荒定义为原为耕地,在随后连续 2 年转变为裸地或自然植被(草地/非连续林地)。如果存在耕地变为连续林地的情况,判定为退耕。

2.1 南四湖区域耕地物候分析

归一化植被指数(Normalized difference vegetation index,NDVI)是表征植被生长状况与植被覆盖度变化最有效的指标之一,广泛应用于遥感植

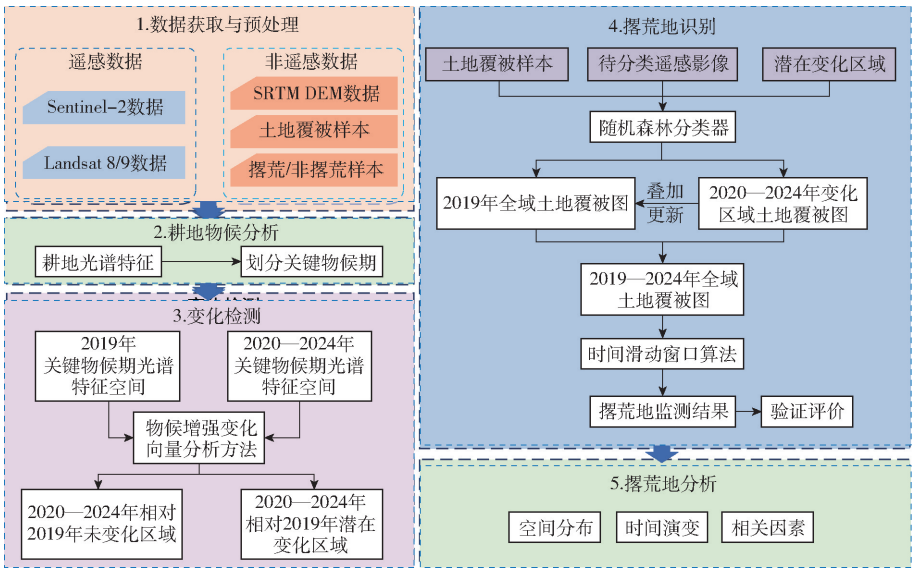


图3 研究技术流程

Fig.3 Research technology flowchart

被监测。利用研究区耕地样本,计算耕地 NDVI 并绘制时序曲线(图4),图中 P1、P2、P3、P4 分别表示第1、2、3、4个关键物候期。根据时序曲线特征,结合研究区实际情况划分关键物候期,用于变化检测和土地覆被分类。关键物候期如表1所示。

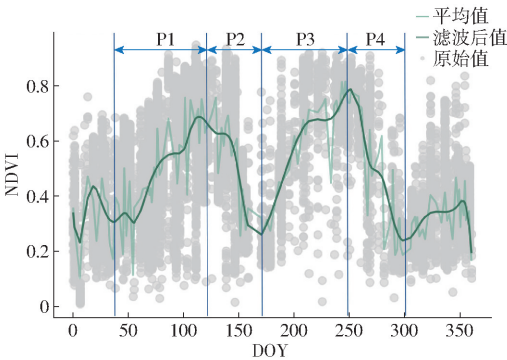


图4 研究区耕地 NDVI 时序曲线

Fig.4 Time-series curves of NDVI for cropland in study area

表1 研究区耕地关键物候期划分

Tab.1 Determination of key phenological periods for cropland in study area			
序号	时间跨度	开始时间	结束时间
1	DOY40 – DOY120	2 月中下旬	5 月上中旬
2	DOY120 – DOY175	5 月上中旬	6 月中下旬
3	DOY175 – DOY250	6 月中下旬	9 月上中旬
4	DOY250 – DOY300	9 月上中旬	10 月中旬

第1个关键物候期为2月中下旬至5月上中旬,此时研究区冬小麦经历了越冬期,处于拔节期和抽穗期,植株生长迅速,耕地 NDVI 值不断增加;第2个关键物候期为5月上中旬至6月中下旬,此时研究区冬小麦进入灌浆期和成熟期,6月中旬冬小麦基本收割完成,耕地 NDVI 值从最高值逐渐下降;第

3个关键物候期为6月中下旬至9月上中旬,此时研究区夏玉米处于出苗期、拔节期和灌浆期,茎秆伸长、耕地 NDVI 值增长迅速;第4个关键物候期为9月上中旬至10月中旬,夏玉米进入成熟收获期,耕地 NDVI 值逐步下降。

2.2 变化检测

变化向量分析(Change vector analysis,CVA)方法利用光谱向量描述前后2个时相目标变化的方向和大小,以像元为单位,对2期影像进行差值运算,得到像元的变化值,即为变化向量^[22]。通过设置变化阈值,对变化强度图像进行分割,确定变化区域^[23]。传统的变化向量分析方法通过比较年份NDVI最大值和最小值对应的波段值计算变化向量,仅对地物NDVI时序曲线中最值的光谱信息进行比较,能够有效识别光谱差异较大的地类,但对光谱相近的地类(如耕地和草地、草地和林地)区分能力较差^[24]。本文研究目标为撂荒地,更加关注耕地的变化。因此,引入顾及物候的变化向量分析方法,以期提高耕地的变化检测精度^[25–26]。通过分别计算各关键物候期的变化向量,采用累计方式,将4个关键物候期的变化向量累加为年度变化向量;再确定合适的变化阈值,判断变化区域和不变区域。计算式为

$$PECV = \sum_{i=1}^4 \left[\sum_{j=1}^n (D_{B_{\max i,j}} - D_{T_{\max i,j}})^2 + \sum_{j=1}^n (D_{B_{\min i,j}} - D_{T_{\min i,j}})^2 \right] \quad (1)$$

式中 PECV——基础年份和对比年份之间的变化向量值

n——参与计算的波段总数

i ——4 个关键物候期
 $D_{B_max_{i,j}}$ 、 $D_{T_max_{i,j}}$ 、 $D_{B_min_{i,j}}$ 、 $D_{T_min_{i,j}}$ ——基础年份
和对比年份关键物候期
NDVI 最大值和最小值对应
波段的光谱反射率
2019 年被定义为基础年份,2020—2024 年为对
比年份。将 2019 年影像分别与 2020—2024 年影像

进行比较,确定 2020—2024 年相对 2019 年的潜在
变化区域。选取蓝(B)、绿(G)、红(R)、近红外
(NIR)以及 2 个短波红外(SWIR1、SWIR2)共 6 个
波段用于变化检测。根据研究区实际情况和以往经
验^[27],将变化阈值设置为均值加 0.5 倍标准差,分
别得到 2020—2024 年相较于 2019 年的潜在变化区
域(图 5)。

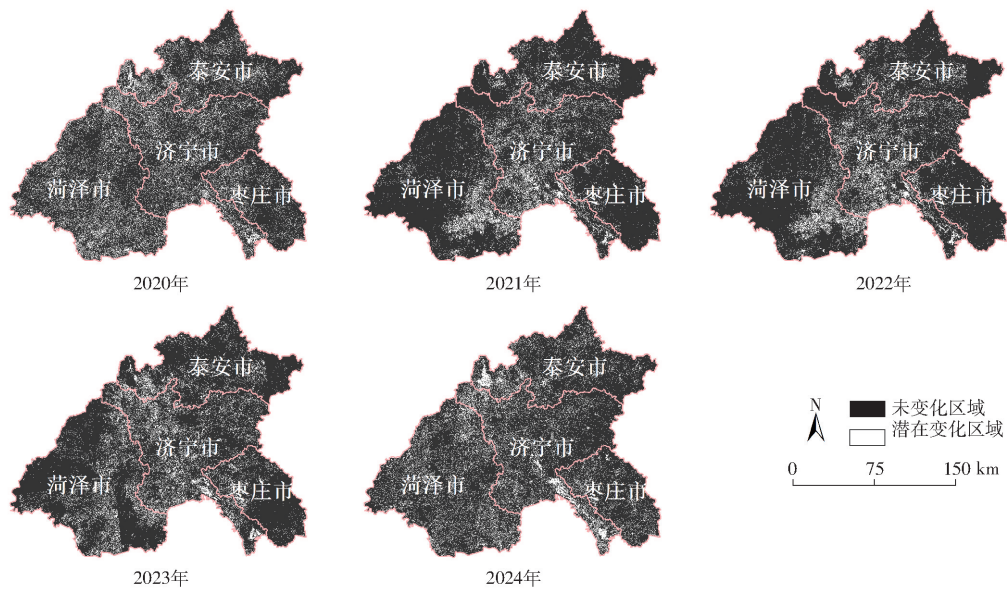


图 5 2020—2024 年相对 2019 年变化检测结果
Fig. 5 Change detection results from 2020 to 2024 relative to 2019

2.3 土地覆被分类

利用随机森林分类器对 2019 年覆盖整个研究
区的影像进行土地覆被分类^[28];对于 2020—2024
年,仅对变化区域进行土地覆被分类,避免未变化区
域错分造成的误差累积。将 2020—2024 年变化区
域的土地覆被分类结果更新到 2019 年的土地覆被
制图结果上,得到 2020—2024 年整个研究区的土地
覆被制图结果。

有效选取多种分类特征是提高分类精度的关
键,选取 3 类特征因子分别为:光谱特征、植被特征
和地形特征(表 2)。在各关键物候期,计算光谱特
征和植被特征;每年计算光谱特征和植被特征的最
大值和最小值,并利用 DEM 数据计算坡度和高程。
因此,每年用于土地覆被分类的特征共计 56 个。

随机森林分类器决策树数量设置为 200,特征
抽样数设置为 8(约为特征总数平方根),最小叶
节点样本设为 1。此外,为避免传统土地覆被分类
中数据不平衡问题,在样本生成阶段已采取等量
分层抽样策略(即每年每个地市各类别均等选取
600 个样本),从数据源头保证训练集样本的均
衡性,确保分类模型对少数地类的敏感度与识别
精度。

表 2 土地覆被分类特征		
Tab. 2 Features for land cover classification		
特征类别	特征因子	时期
光谱特征	蓝波段	4 个关键物候期中 值、年度最大值和 最小值
	绿波段	
	红波段	
	近红外波段	
	短波红外波段 1	
植被特征	短波红外波段 2	年度
	归一化差值植被指数(NDVI)	
	增强型植被指数(EVI)	
地形特征	裸土指数(BSI)	年度
	高程	
	坡度	

2.4 撂荒地识别

以 2019—2024 年土地覆被制图结果为基础,利
用 Du 等^[10]提出的时间滑动窗口算法检测撂荒地。
每个像素的土地覆被制图结果按照时间顺序一维展
开,以 3 年为步长对每个像素进行检测。将第 1 年
为耕地,第 2 年为裸地或者草地,第 3 年为裸地、草
地或林地的像素确定为撂荒地发生区域,将首次由
耕地变为裸地或草地的年份确定为撂荒发生年份。
进而可得到 2019—2021 年、2020—2022 年、2021—
2023 年、2022—2024 年 4 期的撂荒地监测结果。

2.5 精度评价方法

2.5.1 土地覆被分类精度评价

为评估土地覆被分类精度,采用混淆矩阵方式计算年度土地覆被分类结果整体精度 (Overall accuracy, OA)、Kappa 系数、用户精度 (User accuracy, UA) 和制图精度 (Producer accuracy, PA)。

2.5.2 撂荒地识别精度评价

为评估撂荒地识别精度,划分撂荒地和 non-撂荒地 2 种类别,分别选取样本,构建混淆矩阵对撂荒地精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 分数进行评价。

3 结果与分析

3.1 土地覆被分类结果

使用随机森林模型对 2019 年研究区全域和 2020—2024 年变化区域开展土地覆被分类,得到南四湖区域土地覆被数据具有较高的样本验证精度 (表 3), 2019—2024 年整体精度为 91.25% ~ 97.26%, Kappa 系数为 0.89 ~ 0.97; 耕地分类精度较高, 用户精度为 93.38% ~ 98.63%, 制图精度为 92.50% ~ 97.97%。林地和草地混淆、裸地和建设用地混淆是主要的错误来源。主要原因在于林地与草地、裸地和建设用地的光谱特征相似, 且林地和草地在空间上接近, 影响土地覆被分类精度。

土地覆被分类制图结果如图 6 所示, 研究区土

表 3 2019—2024 年土地覆被分类结果

Tab.3 Results of land cover mapping from 2019 to 2024

参数	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年	2024 年
整体精度/%	91.25	96.93	96.36	97.26	96.90	92.40
Kappa 系数	0.89	0.96	0.96	0.97	0.96	0.91
耕地	用户精度/%	93.38	97.26	98.63	95.78	94.35
	制图精度/%	92.50	97.93	97.97	93.95	94.01
裸地	用户精度/%	86.64	98.25	94.75	100	89.42
	制图精度/%	89.08	94.28	92.33	99.66	100
草地	用户精度/%	86.25	97.19	95.11	97.44	95.71
	制图精度/%	86.52	95.69	95.11	96.03	95.08
林地	用户精度/%	93.27	97.28	97.80	96.70	96.02
	制图精度/%	92.33	96.30	97.19	97.24	96.44
水域	用户精度/%	94.30	99.64	99.39	100	99.70
	制图精度/%	96.90	98.94	98.48	100	99.41
建设 用地	用户精度/%	93.95	92.01	92.45	93.67	94.77
	制图精度/%	90.41	98.88	97.03	96.73	95.71

地覆被类型以耕地为绝对主导,呈连续大面积面状分布,广泛覆盖于济宁市、菏泽市及周边平原腹地。水域特征空间辨识度高,主要集中在贯穿研究区中南部的南四湖主湖区及其连通水系。建设用地则以多边形斑块状集中镶嵌于耕地之中,对应各市县的城镇建成区及农村居民点。林地与草地分布相对集中于研究区东部及北部的丘陵山区。在 2019—2024 年监测期内,南四湖区域的宏观土地覆被格局整体保持稳定,但在局部地块,尤其是耕地与草地、裸地的交错带及边缘区域,呈现频繁的斑块状态转换,直观地反映了该区域潜在的土地撂荒动态。

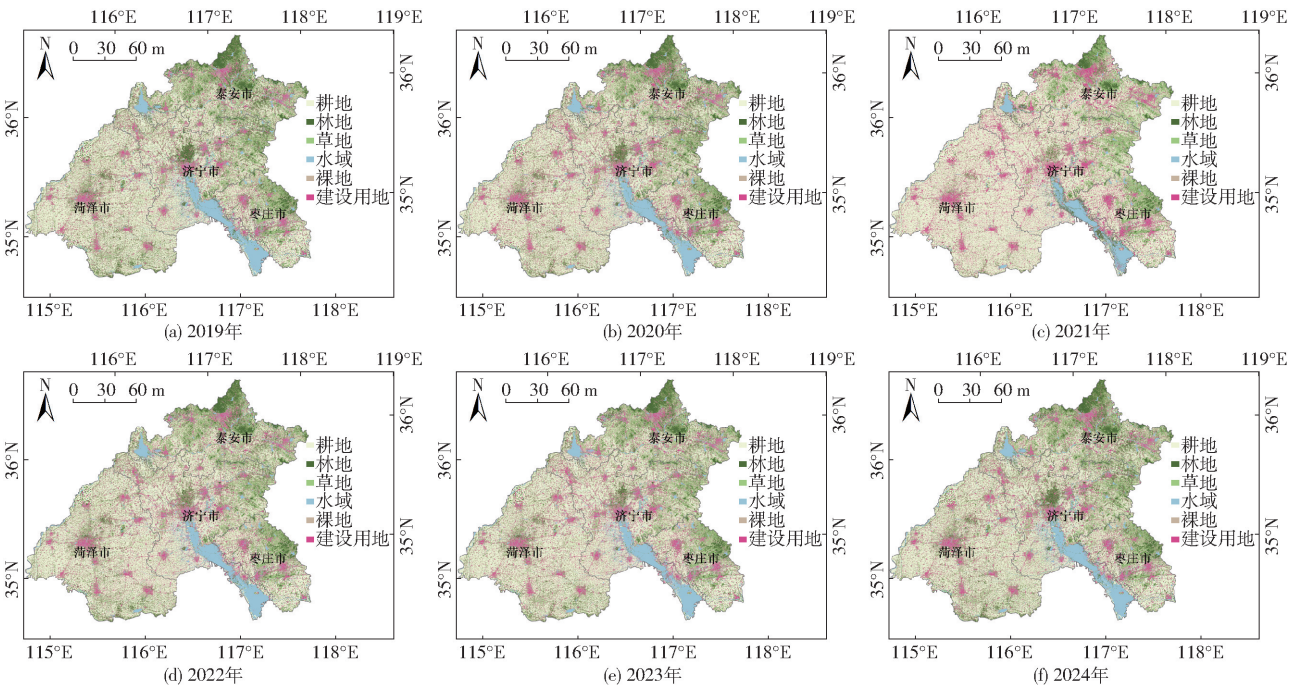


图 6 2019—2024 年土地覆被分类制图结果

Fig.6 Mapping of land cover classification for 2019—2024

3.2 撂荒地监测结果

3.2.1 不同模型撂荒地识别精度

为验证本文方法的有效性,分别采用土地覆被分类后比较方法、融合变化检测与土地覆被类别方法对南四湖区域的撂荒地进行识别,其中变化检测方法包括基于变化向量分析方法以及顾及物候的变化向量分析方法,3 种方法基于相同的数据源、土地覆被分类样本,采用相同的撂荒地和非撂荒地样本开展精度评价。3 种方法撂荒地识别结果如图 7 所示。

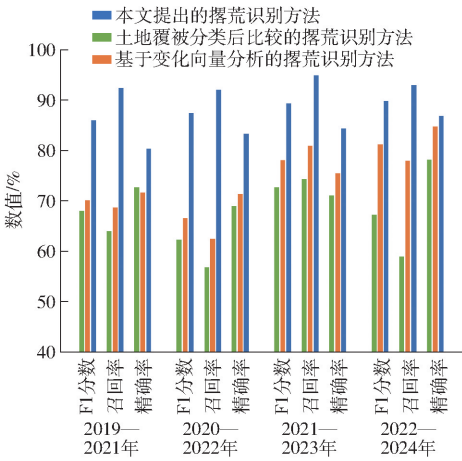


图 7 3 种方法撂荒地识别结果

Fig. 7 Abandoned cropland identification results among three methods

由图 7 可知,本文提出的方法在 4 个监测时期内均表现出最优的识别性能,F1 分数为 86.05% ~ 89.89%,展现出较强的鲁棒性。相比之下,传统的土地覆被分类后比较法整体精度最低,F1 分数仅为 62.37% ~ 72.73%,且召回率在多个时期偏低。主要是由于土地覆被分类后比较法对 2 期影像分别进行全域分类,极易受单期影像错分干扰,导致严重的误差累积,进而造成撂荒地地图斑的大量漏分或错判。另外,撂荒地面积小,撂荒地样本与非撂荒地样本在数量上差距较大,造成召回率数值较低。

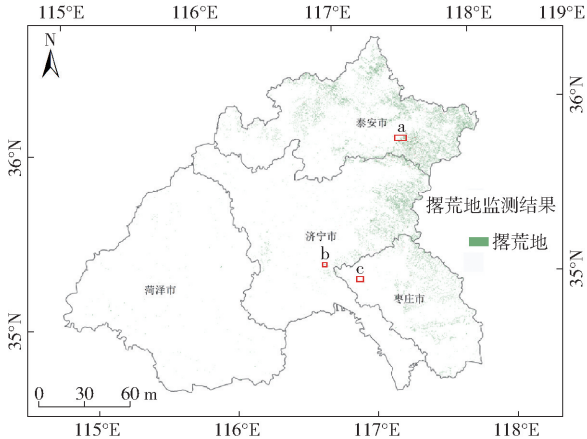


图 8 2019—2024 年撂荒地分布

Fig. 8 Distribution of abandoned cropland for 2019—2024

此外,基于常规变化向量分析的撂荒地识别方法 F1 分数为 66.67% ~ 81.25%,虽整体优于土地覆被分类后比较法,但仍低于本文方法。核心局限在于基于常规变化向量分析的撂荒地识别方法仅依赖年度光谱的最值差异,未考虑农作物独特的生长期动态。在南四湖区域复杂的农业景观中,容易忽略耕地与草地的变化或将不同作物的轮替误判为发生变化,导致识别精度受限。本文引入的物候信息创新变化检测方法,将变化检测聚焦于关键物候期,有效放大了耕地与相似地类的特征差异;同时结合局部变化区域分类,从根本上阻断了未变化区域错分所引发的误差传播,显著提升了撂荒地识别的准确性与适用性。

3.2.2 最优模型撂荒地识别结果

耕地撂荒情况通常用耕地撂荒率表示,即撂荒面积占基准耕地面积比值。计算式为

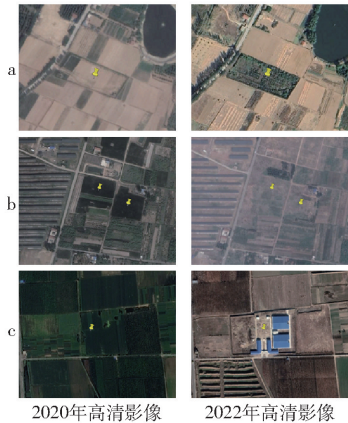
$$P_a = \frac{A_{ac}}{A_0} \times 100\%$$
 (2)

式中 P_a ——撂荒率,%
 A_{ac} ——撂荒耕地面积,km²
 A_0 ——基准耕地面积,km²

在 2019—2024 年土地覆被制图结果的基础上,根据撂荒的定义,采用时间滑动窗口方法检测撂荒发生的时间和位置,结果如图 8 所示。图 8 选取典型撂荒区域,展示了撂荒前后的高清影像图,从细节上说明了撂荒的识别效果。

由图 8 可知,2019—2024 年间累计撂荒面积为 604.70 km²。以 2019 年研究区耕地识别面积 (15 609.34 km²) 为依据,南四湖区域撂荒率达到 3.87%。

尽管总体识别精度较高,但受区域复杂地表环境影响,识别结果仍存在一定不确定性,误差主要源于 3 个方面:①湖滨带农业景观高度破碎及受限于



2020年高清影像 2022年高清影像

影像空间分辨率引发的混合像元效应,导致边缘小斑块漏判。②在复杂的种植模式下,短期休耕地的自然杂草与农作物存在显著的“异物同谱”现象,造成光谱混淆与局部错分。③夏季汛期频繁的云雨遮挡以及南四湖水位季节性涨落引发的滨湖低洼地区暂时性内涝,破坏了时间序列的连续性,进而干扰了识别算法对长期撂荒地状态的稳定判定。

3.3 撂荒地时空动态特征

3.3.1 撂荒地空间分布格局

由于撂荒地分布较为分散,为了更加清晰地展示撂荒地分布,采用 500 m 格网对研究区进行划分,统计每个格网内撂荒地面积,如图 9 所示。

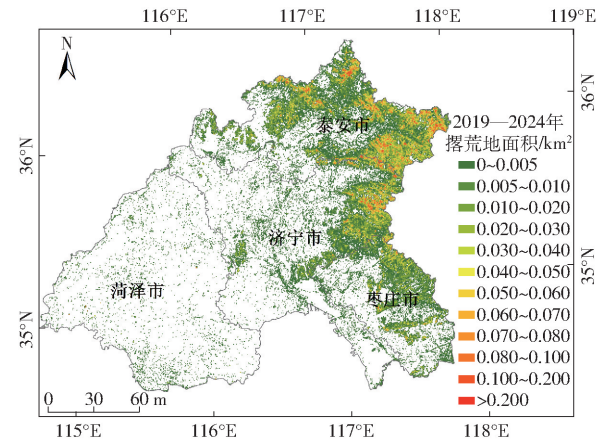


图 9 500 m 格网内撂荒地面积

Fig. 9 Area of abandoned cropland within 500 m grid

由图 9 可知,2019—2024 年南四湖区域撂荒地 在空间上呈现显著的异质性,宏观上表现为“东北 高、西南低”分布格局。高密度撂荒地热点区(格网 内撂荒面积大于 0.05 km²)高度聚集于研究区东北 部的泰安市以及东部的枣庄市与济宁市交界地带; 而研究区西南部广袤的平原腹地则基本为冷点区, 撂荒现象不明显。

市域行政尺度的定量统计如图 10 所示,不同地 市撂荒地规模差异较大。在 2019—2024 年撂荒地 累计监测中,泰安市撂荒现象较为严重,累计撂荒地 面积为 361.12 km²,占全区总撂荒地面积的 59.56%。这一现象与泰安市境内多山地丘陵、地形 起伏大、农业机械化作业受限的地理禀赋密切相关。 济宁市与枣庄市次之,累计撂荒地面积分别为 159.14 km² 和 79.70 km²,撂荒率分别为 3.51% 和 4.57%。相比之下,作为传统农业大市的菏泽市,尽 管拥有最大耕地本底面积(7 095.42 km²),但累计 撂荒地面积仅为 5.75 km²,撂荒率为 0.08%,主要 得益于其平坦的地形、优越的连片耕作条件以及较 高的土地流转效率。

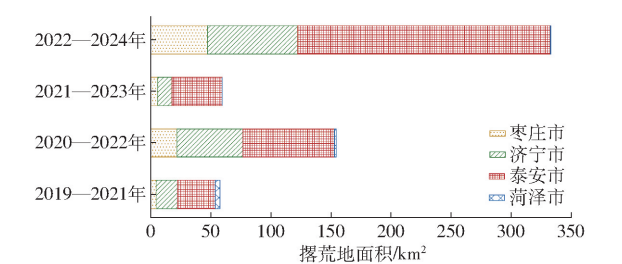


图 10 2019—2024 年不同地市撂荒耕地面积统计

Fig. 10 Statistics of abandoned cropland area in different cities during 2019–2024

3.3.2 撂荒地时间演变特征

在时间序列上,2019—2024 年南四湖区域撂荒 地面积并未呈单一线性增长或下降,而是表现出波 动态势(图 10)。

在 4 个监测时期,研究区撂荒地面积经历了 “上升-回落-达峰”的波动过程。2019—2021 年 间初始撂荒地面积为 57.74 km²;2020—2022 年 期间,面积显著扩张至 154.44 km²;而在 2021—2023 年 期间,撂荒现象有所减缓,面积回落至 59.55 km²。 然而,在 2022—2024 年最新的监测窗口期内,撂 荒面积出现激增,达到峰值 332.98 km²,单期增 量超过前 3 期之和,占据了总撂荒面积的 55.07%。

从各市时间演变来看,全区撂荒地时间轴上 剧烈波动主要由泰安市和济宁市主导。在 2022— 2024 年激增期,泰安市单期新增撂荒地面积达 210.30 km²,济宁市达 74.93 km²。这种短时间 内规模性突变,除受农村劳动力向城市转移、农 业比较效益下降等长期宏观社会经济因素驱动 外,可能还受到特定时期内极端气象扰动或局 部农业结构调整政策等短期强迫因子的叠加影 响。气象与农情数据显示,2021 年秋季山东省 遭遇了历史罕见的严重秋汛,长时间连阴雨导 致农田土壤大面积过湿和内涝,影响了耕地地 力。这种极端气象灾害直接导致 2022 年后部 分耕地被迫闲置。

3.3.3 撂荒地相关因素分析

在空间分布差异的驱动机制方面,地形与高 程是导致不同地市撂荒地规模分化的重要客观 因素,因此选取坡度与高程作为相关因子,分析 其与撂荒地的关系(图 11)。地形要素叠加分析 表明,各市的微地貌特征差异深刻影响着农业 耕作的稳定性。泰安市作为撂荒地分布的热点 核心区,地形特征表现出显著的低山丘陵属性。 数据显示,泰安市有高达 208.97 km² 撂荒地集 中分布在高程 100~200 m,占该市撂荒总面积 的 58.03%;同时,在 5°~15°坡度地带,分布 了 31.24 km² (占 8.67%) 撂荒地。这种地形 起伏显著增加了大型农业机械的进场作业难 度,在劳动力流失的背景下,陡坡与较高海拔 区域的

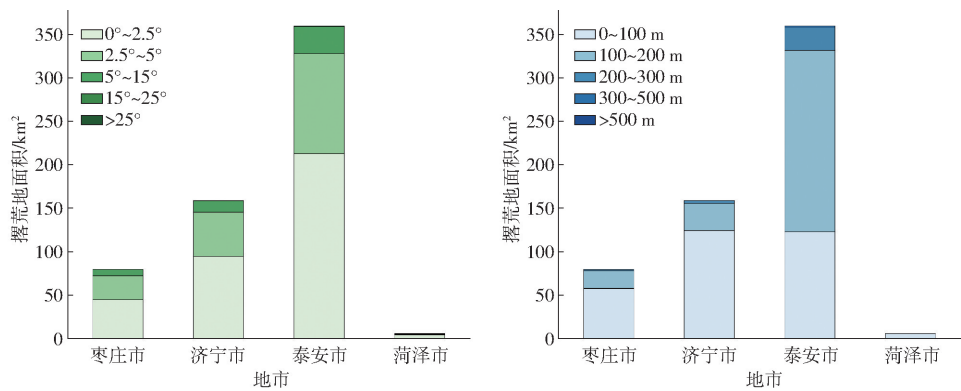


图 11 2019—2024 年各地市不同坡度和高程分级撂荒地面积统计

Fig. 11 Area statistics of abandoned cropland across different slopes and elevation classes by city from 2019 to 2024

耕作成本与劣势被放大,成为该市大面积撂荒地的核心驱动力之一。

相比之下,菏泽市表现出极强的农业空间稳定性。由于地处黄泛平原腹地,菏泽市的撂荒地总面积仅为 5.75 km²,均分布于高程 100 m 以下低洼平原,80% 以上集中在坡度小于 2.5° 平缓地带。平坦连片的优越地形条件极大便利了农业机械化作业,降低了对人工劳动力的刚性依赖,从而在客观空间层面上有效遏制了规模性撂荒地的发生。济宁与枣庄的撂荒地地形分布特征则处于两者之间,主要集中在高程小于 100 m 及坡度小于 2.5° 的平原向丘陵过渡地带。

4 讨论

本研究探索了一种融合物候增强变化检测与土地覆被分类的撂荒地识别新框架。相较于传统的土地覆被分类后比较法,本研究仅对发生变化的区域进行随机森林分类,能够有效避免未变化区域因分类误差引起的误差累积问题,南四湖区域识别精度为 80.43% ~ 86.96%。然而,该方法在实际应用中仍存在一定局限性。本研究高度依赖于 Sentinel-2 光学影像的时间序列连续性,但南四湖区域夏季汛期频繁的云雨遮挡以及湖区水位的季节性涨落,极易导致关键物候期有效影像的缺失,进而影响变化检测以及土地覆被分类结果的准确性。未来研究可考虑引入不受云雨天气影响的合成孔径雷达(SAR)数据(如 Sentinel-1),与光学特征深度融合,以提升复杂气象条件下撂荒地监测的鲁棒性。

当前学术界对“撂荒耕地”的界定尚无统一标准,不同研究中存在“闲置 1 年”“荒芜 1 季”或“连续 2 年及以上”等多种判定依据。为有效区分农业正常的休耕、退耕还林以及耕地减少,本研究从时间和地类 2 个角度对撂荒地进行了界定。然而,在实际农业生产中,撂荒现象往往更为复杂,包括季节性

撂荒和常年撂荒、隐性撂荒和显性撂荒等。隐性撂荒往往伴随着地力下降、粗放经营,地表覆盖虽具备植被特征,但在遥感影像上难以与正常生长的作物彻底剥离。因此,未来亟需结合遥感、农业与生态多学科交叉知识,建立更为精细、统一的撂荒耕地遥感解译标志体系,从而进一步明确遥感尺度下撂荒内涵。

揭示了南四湖区域撂荒面积在 2019—2024 年间的波动态势,表明耕地撂荒并非单向的变化,而是受多重因素驱动的动态演变过程。目前研究多侧重于“撂荒发生”的监测,而对撂荒地后续持续跟踪重视不足。随着国家耕地保护政策的趋紧,部分撂荒地经过土地整治后重新投入农业生产,但受限于地力差或配套设施不完善,复垦后极易发生“再次撂荒”。因此,撂荒地监测不应仅停留发现撂荒地,未来应建立“耕种-撂荒-复耕-再撂荒”全生命周期轨迹追踪模型,以期为区域耕地资源的精细化管控与可持续利用提供更全面的决策支持。

5 结论

(1) 针对耕地撂荒识别困难、精度有限问题,充分挖掘了 Sentinel-2 高分遥感影像的时序信息。通过引入顾及物候的变化向量分析方法,结合随机森林分类器与时间滑动窗口算法,构建了一种融合变化检测与土地覆被分类的撂荒地遥感监测框架,并实现了南四湖区域 2019—2024 年撂荒地的精细提取。

(2) 相比于传统的分类后比较方法,提出的撂荒监测新框架引入了顾及物候的变化向量分析方法,能更敏感地捕捉耕地状态的变化;同时,仅对变化区域进行土地覆被分类,能够有效避免分类误差累积,提高监测准确性。在处理异物同谱和复杂演替地类时展现出较强的鲁棒性,为大尺度撂荒地遥感监测提供了可靠的技术路径。

(3)本文方法在南四湖区域撂荒地识别中取得了较高的精度验证结果。4个监测时期撂荒地识别精度(F1分数)为86.05%~89.89%,优于传统的土地覆被分类后比较法(62.37%~72.73%)以及基于常规变化向量分析和土地覆被分类的撂荒地识别方法(66.67%~81.25%)。

(4)南四湖区域撂荒呈显著的时空异质性,

2019—2024年间,研究区累计撂荒面积为604.70 km²,总体撂荒率为3.87%。在空间分布上,总体呈现“东北高、西南低”的格局,撂荒斑块高度聚集于地形起伏较大的泰安市及东部交界地带,而平原腹地菏泽市撂荒地面积较小。在时间演变上,研究区撂荒地规模经历了“上升-回落-达峰”的波动过程,其中2022—2024年监测期内撂荒地面积显著增加。

参考文献

- [1] 宋恒飞, 辛良杰. 中国耕地利用强度分化特征及影响因素研究[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 212–222.
Song Hengfei, Xin Liangjie. Differentiation characteristics and influencing factors of cultivated land use intensity in China[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(16): 212–222. (in Chinese)
- [2] 李升发, 李秀彬. 耕地撂荒研究进展与展望[J]. 地理学报, 2016, 71(3): 370–389.
Li Shengfa, Li Xiubin. Progress and prospect on farmland abandonment[J]. Acta Geographica Sinica, 2016, 71(3): 370–389. (in Chinese)
- [3] 周丁扬, 吴建桥, 文雯, 等. 粮食主产区河南省耕地撂荒特征与影响因素分析[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 127–137.
Zhou Dingyang, Wu Jianqiao, Wen Wen, et al. Abandonment characteristics and influencing factors of cultivated land abandonment in major crop-producing areas[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 127–137. (in Chinese)
- [4] 张学珍, 赵彩杉, 董金玮, 等. 1992—2017年基于荟萃分析的中国耕地撂荒时空特征[J]. 地理学报, 2019, 74(3): 411–420.
Zhang Xuezhen, Zhao Caishan, Dong Jinwei, et al. Spatio-temporal pattern of cropland abandonment in China from 1992 to 2017: a meta-analysis[J]. Acta Geographica Sinica, 2019, 74(3): 411–420. (in Chinese)
- [5] 李升发, 李秀彬, 辛良杰, 等. 中国山区耕地撂荒程度及空间分布: 基于全国山区抽样调查结果[J]. 资源科学, 2017, 39(10): 1801–1811.
Li Shengfa, Li Xiubin, Xin Liangjie, et al. Extent and distribution of cropland abandonment in Chinese mountainous areas[J]. Resources Science, 2017, 39(10): 1801–1811. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] Alcantara C, Kuemmerle T, Baumann M, et al. Mapping the extent of abandoned farmland in Central and Eastern Europe using MODIS time series satellite data[J]. Environmental Research Letters, 2013, 8(3): 035035.
- [8] Goga T, Feranec J, Bucha T, et al. A review of the application of remote sensing data for abandoned agricultural land identification with focus on Central and Eastern Europe[J]. Remote sensing, 2019, 11(23): 2759.
- [9] Yin H, Prishchepov T, Kuemmerle B, et al. Mapping agricultural land abandonment from spatial and temporal segmentation of Landsat time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 12–24.
- [10] Du Z, Yang J, Ou C, et al. Agricultural land abandonment and retirement mapping in the northern China crop-pasture band using temporal consistency check and trajectory-based change detection approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1–12.
- [11] 欧阳许童, 张璇, 李维庆, 等. 基于 Sentinel-2 和 Landsat 卫星时序数据的耕地撂荒识别[J]. 测绘通报, 2023(8): 57–62.
Ouyang Xutong, Zhang Xuan, Li Weiqing, et al. Abandoned land identification based on Sentinel-2 and Landsat satellite time series images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(8): 57–62. (in Chinese)
- [12] 宋宪强, 梁钊雄, 周红艺, 等. 基于决策树与时序 NDVI 变化检测的耕地撂荒遥感监测: 以四川省凉山州普格县为例[J]. 山地学报, 2021, 39(6): 912–921.
Song Xianqiang, Liang Zhaoxiong, Zhou Hongyi, et al. An updated method to monitor the changes in spatial distribution of abandoned land based on decision tree and time series NDVI change detection: a case study of Puge County, Liangshan Prefecture, Sichuan Province, China[J]. China. Mt. Res, 2021, 39(6): 912–921. (in Chinese)
- [13] Dara A, Baumann M, Kuemmerle T, et al. Mapping the timing of cropland abandonment and recultivation in Northern Kazakhstan using annual Landsat time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 213: 49–60.
- [14] Yin H, Brandão J A, Buchner J, et al. Monitoring cropland abandonment with Landsat time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 246: 111873.
- [15] 杨通, 郭旭东, 岳德鹏, 等. 基于联合变化检测的耕地撂荒信息提取与驱动因素分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 201–208.
Yang Tong, Guo Xudong, Yue Depeng, et al. Information extraction and driving factor assessment of farmland abandonment based on joint change detection [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 201–208. (in Chinese)
- [16] 董金玮, 吴文斌, 黄健熙, 等. 农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 772–783.
Dong Jinwei, Wu Wenbin, Huang Jianxi, et al. State of the art and perspective of agricultural land use remote sensing information extraction[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(4): 772–783. (in Chinese)
- [17] 李仂, 周孝明, 张梅. 基于高分影像特征优选的黄土高原撂荒耕地遥感监测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22):

226 – 235.

Li Le, Zhou Xiaoming, Zhang Mei. Monitoring method for abandoned farmland on the Loess Plateau based on feature optimization of remote sensing images with high spatial resolution[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(22): 226 – 235. (in Chinese)

[18] Wu X, Zhao N, Wang Y, et al. The potential role of abandoned cropland for food security in China[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2025, 212: 108004.

[19] 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.

[20] 牛继强, 林昊, 牛樱楠, 等. 经济欠发达地区撂荒耕地空间格局与驱动因素分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 141 – 149.

Niu Jiqiang, Lin Hao, Niu Yingnan, et al. Analysis of spatial pattern and driving factors for abandoned arable lands in underdevelopment region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2): 141 – 149. (in Chinese)

[21] Richter R, Wang X, Bachmann M, et al. Correction of cirrus effects in Sentinel-2 type of imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(10): 2931 – 2941.

[22] Malila W A. Change vector analysis: an approach for detecting forest changes with Landsat[C]//LARS Symposia, 1980: 385.

[23] Chen J, Zhao W, Chen X. Cropland change detection with harmonic function and generative adversarial network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 19: 1 – 5.

[24] Ge Y, Hu S, Ren Z, et al. Mapping annual land use changes in China's poverty-stricken areas from 2013 to 2018[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111285.

[25] Zhang T, Yang J, Zhou H, et al. Abandoned cropland mapping with phenology-enhanced change vector analysis and semi-supervised learning in different cropping intensity areas[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1 – 15.

[26] 张秀霞, 邓灵芝, 李旺平, 等. 基于农作物物候特征的干旱区撂荒耕地识别: 以甘肃省凉州区为例[J]. 农业资源与环境学报, 2025, 42(3): 568 – 579.

Zhang Xiuxia, Deng Lingzhi, Li Wangping, et al. Identification of abandoned farmland in arid areas based on crop phenological characteristics: a case study of Liangzhou District, Gansu Province[J]. Journal of Agriculture Resources and Environment, 2025, 42(3): 568 – 579. (in Chinese)

[27] Zhang T, Du Z, Yang J, et al. Land cover mapping and ecological risk assessment in the context of recent ecological migration[J]. Remote Sensing, 2021, 13(7): 1381.

[28] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 – 32.

~~~~~

(上接第 30 页)

[23] 陈欣远, 余楚楚, 王猛猛, 等. 地表温度时空融合模型性能对比: 地表环境、空间尺度差异及数据相关性的影响分析[J]. 遥感学报, 2025, 29(12): 3575 – 3594.

Chen Xinyuan, She Chuchu, Wang Mengmeng, et al. Performance comparison of spatiotemporal fusion models for land surface temperature: analysis of the effect of surface environment, spatial scale differences, and data correlation[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(12): 3575 – 3594. (in Chinese)

[24] 唐以洁, 王群明. 耦合空域重建的植被指数时空融合方法[J]. 遥感学报, 2025, 29(8): 2602 – 2615.

Tang Yijie, Wang Qunming. Spatial reconstruction-aided spatio-temporal fusion of NDVI images[J]. Journal of Remote Sensing, 2025, 29(8): 2602 – 2615. (in Chinese)

[25] 陈友慧, 王磊, 赵光俊, 等. 一种基于面向对象策略的增强型光学遥感影像时空融合方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(11): 2285 – 2294.

Chen Youhui, Wang Lei, Zhao Guangjun, et al. An enhanced spatiotemporal fusion method for optical remote sensing imagery based on object-oriented strategy[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(11): 2285 – 2294. (in Chinese)

[26] 张圣微, 方科迪, 周莹, 等. 基于 UBiaSTF 时空融合模型的时序 NDVI 重建方法研究[J]. 农业机械学报, 2026, 57(3): 294 – 305.

Zhang Shengwei, Fang Kedi, Zhou Ying, et al. Temporal NDVI reconstruction method based on UBiaSTF spatiotemporal fusion model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(3): 294 – 305. (in Chinese)

[27] 安娜, 赵莹莹, 孙娅琴, 等. 基于奇异谱分析的改进遥感时空融合模型[J]. 自然资源遥感, 2023, 35(2): 89 – 96.

An Na, Zhao Yingying, Sun Yaqin, et al. An improved spatio-temporal fusion model for remote sensing images based on singular spectrum analysis[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(2): 89 – 96. (in Chinese)

[28] Wu C, Munger J W, Niu Z, et al. Comparison of multiple models for estimating gross primary production using MODIS and eddy covariance data in Harvard Forest[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(12): 2925 – 2939.

[29] Xiao X, Boles S, Frolking S, et al. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(1): 95 – 113.

[30] Yan H, Fu Y, Xiao X, et al. Modeling gross primary productivity for winter wheat-maize double cropping system using MODIS time series and CO<sub>2</sub>, eddy flux tower data[J]. Agriculture Ecosystems & Environment, 2009, 129(4): 391 – 400.