引文格式：李一凡,邵奇慧,程晨,等. 基于Sentinel-2 NDVI的江汉平原种植强度制图研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(2):68-73. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2026.02.014

基于 Sentinel-2 NDVI 的江汉平原种植强度制图研究

李一凡[1,2]，邵奇慧[3]，程　晨[1,2]，韩逸飞[1,2]，蔡晓斌[1]，池　泓[1*]
（1. 中国科学院精密测量科学与技术创新研究院 环境与灾害监测评估湖北省重点实验室，湖北 武汉 430077；
2. 中国科学院大学，北京 100049；3. 湖北工程学院 湖北小城镇发展研究中心，湖北 孝感 432000）

摘　要：基于Sentinel-2 NDVI（normalized difference vegetation index）时间序列数据特征绘制了江汉平原2020—2024年的农作物种植强度空间分布并分析其变化特征。首先对NDVI数据进行了云掩膜和时序平滑等预处理获取完整的作物NDVI时序曲线；然后，提取曲线的波峰和波谷、作物的SOS（start of season）和EOS（end of season）等关键物候信息，在此基础上提出了一种波峰计数的种植强度提取方法，并通过野外调查数据进行了精度验证。研究结果表明，该方法能够有效绘制江汉平原单季作物、双季轮作和三季轮作的空间分布，5 a整体精度均超过85%。该方法为精准农业的发展提供了可靠的技术手段。

关键词：种植强度；Sentinel-2 NDVI；江汉平原；物候
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）02-0068-06

Research on Cropping Intensity Mapping in the Jianghan Plain Based on Sentinel-2 NDVI

LI Yifan[1,2], SHAO Qihui[3], CHENG Chen[1,2], HAN Yifei[1,2], CAI Xiaobin[1], CHI Hong[1]
(1. Key Laboratory of Monitoring and Estimate for Environment and Disaster of Hubei Province, Innovation Academy for Precision Measurement Science and Technology, Wuhan 430077, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Hubei Small Town Development Research Center, Hubei Engineering University, Xiaogan 432000, China)

Abstract: The spatial distribution of crop cropping intensity in the Jianghan Plain from 2020 to 2024 was mapped and its change characteristics were analyzed based on the Sentinel-2 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) time series data features. Firstly, the NDVI data were pre-processed with cloud mask and time series smoothing to obtain the complete crop NDVI time series curve. Then, key phenological information such as the peaks and troughs of curve and the SOS (Start of Season) and EOS (End of Season) of crop were extracted, on the basis of this, a extraction method of cropping intensity with wave counts was proposed, and the accuracy was verified by the field survey data. The results show that the method can effectively map the spatial distribution of single-season crops, double-season rotations and triple-season rotations in the Jianghan Plain, with an overall accuracy of more than 85% in all five years.

Key words: cropping intensity, Sentinel-2 NDVI, Jianghan Plain, phenology

近年来，高时空分辨率遥感影像因其能够提供精确的时间变化信息和细致的空间分布特征，成为农作物种植强度监测的重要工具[1-3]。其优势主要体现在两个方面：首先，较高的时间分辨率使得遥感影像能够精确捕捉作物生长过程中的关键生理特征变化，尤其是在多季作物种植模式下，能有效识别不同作物的生长阶段。其次，较高的空间分辨率使得遥感数据能够更准确地反映田块的种植状况，尤其是在我国南方地块破碎的小农生产区域。尽管已有一些研究对种植强度进行了制图[4-5]，但大多数研究侧重于国家或洲际尺度，这类大尺度的种植强度结果在区域尺度上常存在较大的不确定性。为了更好地了解该地区的种植强度变化，我们以江汉平原为例基于高时空分辨率的Sentinel-2影像数据，提出了一种波峰识别方法，对2020—2024年间的种植强度进行了制图分析[8]。通过这一研究，旨在掌握江汉平原近5 a的种植强度变化状况，探索种植强度的时空演变规律，以期为应对粮食安全和农业可持续发展提供参考依据。

1　研究区概况与数据源

1.1　研究区概况

江汉平原位于湖北省中南部，由长江与汉江长期

项目来源：湖北省自然科学基金资助项目（AFB1115）；云南省科技厅地方重大科技项目（202402AE090022）；湖北省教育厅科学研究计划青年人才项目（Q20232706）。
第一作者简介：李一凡（2000—），硕士研究生，研究方向为农业遥感，E-mail：yifan222@mails.ucas.ac.cn。
通信作者：池泓（1980—），博士，副研究员，研究方向为土地利用遥感监测、生态环境遥感，E-mail：chihong@whigg.ac.cn。

冲积作用形成，是中国重要的粮食生产区域之一[6-7]。该区域涵盖包括荆州市辖区及其下属的7个县市区（江陵县、公安县、监利市、石首市、洪湖市、松滋市）；孝感市下属的2个县级市（应城市和汉川市）；宜昌市下属的1个县级市（枝江市）；湖北省直辖的仙桃市、潜江市和天门市（见图1）[8-9]。江汉平原总面积约为2.5万km²，耕地是主要土地利用类型，占研究区总面积的62.01%，主要耕地作物包括水稻、小麦、油菜等。该区域河网密布，为农业灌溉提供了优良的水源条件。

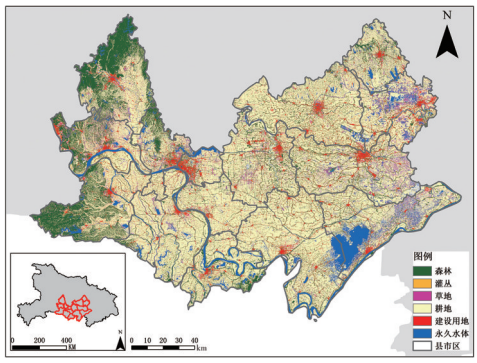


图1　江汉平原的地理位置及土地利用情况

审图号：鄂S(2025)005

1.2　研究数据

1.2.1　遥感影像数据

Sentinel-2星座由Sentinel-2A和Sentinel-2B卫星组成，具有约5 d的重访周期，并提供可见光、近红外和短波红外等13个光谱波段，空间分辨率高达10 m。本研究利用GEE平台[10-11]，收集了2020—2024年间覆盖研究区域的所有Sentinel-2 MSI L1C级大气顶部（TOA）数据，影像数据经过研究区范围裁剪，并筛选出云量小于70%的总计3 063幅遥感影像用于后续分析与计算。

1.2.2　耕地数据

ESA World Cover数据集是由欧洲航天局提供的全球10 m的空间分辨率土地覆盖数据集。该数据集制作以Sentinel卫星影像为基础，采用梯度提升决策树算法（CatBoost）[12]生成土地覆盖分类结果。ESA World Cover包括森林、耕地、草地、水体、建设用地等主要土地覆盖类型广泛应用于土地利用变化分析、生态环境监测、城市化研究和气候变化评估等领域。根据精度验证结果[13]，ESA World Cover数据集在10 m分辨率的全球土地覆盖分类中，整体分类精度达到约83.8%，显著优于ESRI Land Use/Land Cover（73.4%）和Dynamic World（74.1%）。具体到耕地分类层，ESA World Cover数据集的生产者精度（*PA*）为79.4%，用户精度（*UA*）为80.7%，相较于ESRI Land Use/Land Cover（*PA*：73.3%，*UA*：71.9%）和Dynamic World（*PA*：66.5%，*UA*：64.6%），在分类精度上表现出较为显著的优势。因此，本研究选取了2021年版本的ESA World Cover数据集中耕地图层作为本研究的耕地数据集。

1.2.3　野外采样数据

为验证种植强度制图精度，本研究收集了2020—2024年江汉平原野外采样数据共计1 400个样本点，其中包括912个单季作物样本点和488个双季轮作样本点。所有样本点均通过差分GPS设备现场记录，并与高分数据或谷歌地球影像进行目视比对，以确保其空间精度和属性正确。基于这些样本点评估了2020—2024年种植强度制图精度。

1.2.4　Google Earth Engine平台

Google Earth Engine（GEE）是一种结合了谷歌云计算能力和遥感数据资源的地球科学数据分析平台[10]。GEE集成了超过30 a的历史影像和统计数据，同时支持JavaScript、Python等接口。用户可利用这些编程接口，便捷地调用GEE平台上多源遥感数据，并依托云端强大的计算能力，高效开展多时相、多物候遥感分析[11]。本研究基于GEE平台，使用其长时序遥感数据和近实时分类产品，高效的完成了种植强度的提取[14]。

2　研究方法

2.1　数据预处理

NDVI（normalized difference vegetation index）构建的基本原理是基于植被对红光的强烈吸收和对近红外光的显著反射特性[15]。

$$\mathrm{NDVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{RED}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{\mathrm{RED}}} \tag{1}$$

式中，ρ_{NIR}为近红外波段；ρ_{RED}为红波段。它们能够反映植被光合作用和叶片生物量的变化，从而提供可靠的植被生长状态信息，是一种对植被绿度和覆盖率非常敏感的遥感植被指数。然而，云层和云影的存在会导致NDVI时序数据的不连续性，由云影或传感器噪声引起的干扰可能使得NDVI存在异常值，这些因素导致NDVI出现奇异值或观测值明显偏离曲线形态，进而影响植被生长周期的准确分析（如图2）。本研究采用了GEE平台中的云掩膜算法CLOUD_SCORE，用于识别和剔除影像中的低质量观测数据[16]。为进一步提升时序NDVI的稳定性，在去云处理后对NDVI时序数据应用了Savitzky-Golay滤波器进行平滑处理。Sav-

itzky–Golay滤波器通过局部多项式回归有效减少噪声干扰，同时保留数据的主要趋势特征，为时序数据的精细分析提供了技术保障[17]。通过上述预处理，生成了10 d时间步长的NDVI时序数据集。

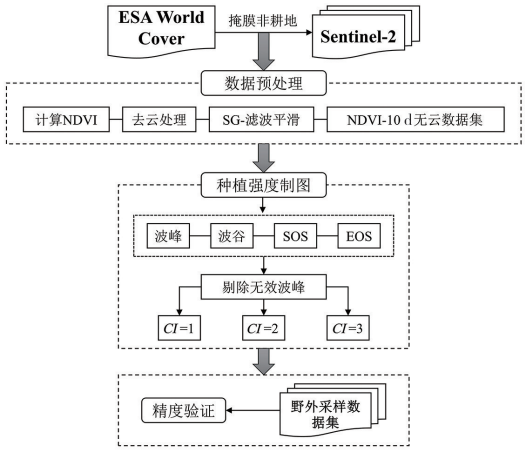


图2 江汉平原种植强度制图技术流程图

2.2 不同种植强度的NDVI时序数据分析

根据先验知识绘制了研究区内主要作物的NDVI时序剖面，揭示了不同种植模式的NDVI时序特征。选取了单季稻作为单季作物的代表，冬小麦–大豆作为旱地轮作模式的代表，冬小麦–水稻作为水旱轮作模式的代表。此外，还考虑了双季稻种植模式以及森林、水体、建设用地等土地覆被类型（如图3）。

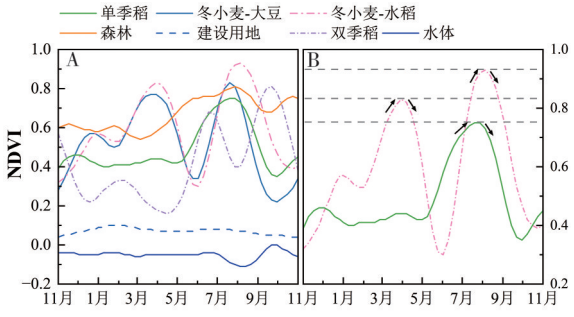


图3 研究区内主要土地利用类型NDVI时序剖面及波峰示意图

单季作物的NDVI时序曲线在7–8月表现出明显的波峰，NDVI值一般大于0.5，反映了该时间段快速生长的生理特征。双季轮作包括旱地轮作、水旱轮作和双季稻，其时序特征存在显著差异。具体而言，旱地轮作和水旱轮作通常在夏季期间会出现一个明显的波峰，而冬季由于作物物候的影响，可能会出现一个假性波峰。假性波峰的出现可能与非耕地植被的干扰或冬季作物覆盖密度较低有关，导致NDVI值异常波动。双季稻的NDVI时序则通常在7—9月期间呈现2个相邻波峰和一个波谷，反映了双季稻的种植和早稻收获间歇期。这些波峰的时序特征反映了作物的生长周期，是提取种植强度的基础[18]。

2.3 构建种植强度制图算法

基于NDVI时序曲线中的波峰数量与耕地种植强度的关系，本研究提出了一种基于波峰分析的种植强度制图方法，具体步骤如下：

1）定义波峰、波谷、SOS和EOS。在NDVI时序曲线中，波峰定义为某时刻对应的NDVI值大于前后时刻的NDVI值，且本身大于或等于0.5；波谷则定义为某时刻的NDVI值小于前后时刻的NDVI值，且本身小于0.5。将生长季中正向增长速率最大的时刻定义为SOS，而负向增长速率最大的时刻则定义为EOS。

2）剔除无效波峰。本研究引入时间窗口对无效波峰进行剔除。将每年的1—5月定义为冬季波峰剔除时间窗口，以避免因冬季作物或其他非典型植被引起的假性波峰干扰。对时间窗口内的波峰进行检测，若时间窗口内存在多个波峰，保留NDVI值最大的波峰，剔除其他较小波峰，以确保波峰特征的可靠性。

3）绘制初步种植强度图。完成波峰的提取和无效波峰剔除后，生成初步的种植强度制图结果，并通过波谷检测进一步优化。据全年NDVI时序曲线中剩余有效波峰的数量，初步判定耕地的种植强度。

4）绘制最终种植强度图。结合EOS和SOS提取结果，通过最大值法得到最终的种植强度分布图。

2.4 绘制2020—2024年种植强度分布图

基于本文提出的种植强度制图方法，本文绘制了江汉平原地区2020—2024年10 m空间分辨率的种植强度分布图（图4），并进一步分析种植强度在空间和时间维度上的变化情况。通过对该分布图的时空分析，揭示不同种植强度的空间分布情况及其变化趋势。

2.5 种植强度制图精度验证

本研究基于2020—2024年的野外调查数据作为验证数据，通过将野外调查数据中的种植强度类别与基于遥感数据生成的种植强度制图结果进行对比，构建了混淆矩阵（confusion matrix）。为了评估分类结果的精度，计算了整体精度（overall accuracy，*OA*）、生产者精度（producer’s accuracy，*PA*）、用户精度（User’s Accuracy，*UA*）和Kappa系数[17]。

3 研究结果

3.1 2020—2024年种植强度制图结果

图4展示了2020—2024年江汉平原种植强度制图结果。从空间分布上看，单季作物（*CI*=1）是该区域分布面积最大的种植模式，分别占2020—2024年耕地面积的41.15%、50.37%、48.45%、49.88%和

49.45%（见表1）。单季作物主要集中分布在江汉平原的西部和东北部这些海拔相对较高的区域。与此同时，江汉平原中部的仙桃市、监利市、洪湖市、潜江市，以及荆州市北部的荆州区和沙市区等地区也广泛分布着单季作物。双季轮作（*CI*=2）主要分布在汉江北侧海拔较低的天门市区域和江汉平原西南部的长江流域两岸（松滋市和枝江市至石首市一带），如图5c为天门市主要双季轮作分布区。2020—2024年双季轮作区分别占耕地面积的18.49%、20.91%、19.54%、18.32%和16.65%。三季轮作主要分布在天门市张港镇附近，由于面积较小，且野外调查数据有限，因此*CI*=3的制图结果不参与总体精度评价。

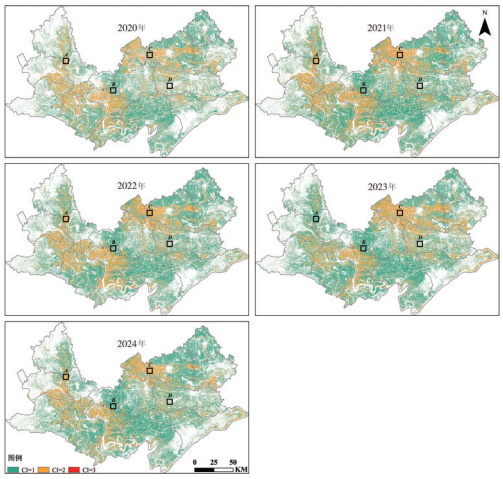


图4　2020—2024年江汉平原种植强度分布图

审图号：鄂S(2025)005

从时间趋势来看，单季作物区面积整体呈现增加趋势，从2020年的面积占比41.15%上升至2024年的50.37%。2020—2021年间，新增的单季作物区主要分布在沙市区东部至仙桃市之间，呈零散增加趋势。在天门市西侧及东侧与汉川市交界区域，一部分双季轮作区逐渐转变为单季作物区。此外，天门市张港镇附近还出现了少量三季轮作区转为单季作物区的现象（见表1）。2021—2022年，单季作物区面积出现下降趋势，从50.37%减少至48.45%。这一阶段单季作物区的转变主要表现为2种情况：其一，江汉平原南部的公安县至监利市靠近长江的区域，部分单季作物区转为休耕或撂荒；其二，单季作物区转为双季轮作区。这种现象在研究区内分布较为分散，但在江陵县变化较为集中。2022—2023年，单季作物区面积小幅回升，达到49.88%。其中，2021—2022年因转为休耕/撂荒的单季作物区再次恢复耕作，表明该区域存在单季作物–休耕的年际种植模式。此外，当阳市、枝江市与荆州区交界的周边区域（DZJ，如图5a），部分双季轮作区转变为单季作物区。2023—2024年，单季作物区面积再次小幅下降，降幅为0.43%。这一阶段的主要变化表现为单季作物区转变为双季轮作区，而变化区域与2022—2023年双季轮作区转为单季作物区的区域高度一致。这表明该在DZJ内存在单季作物–双季轮作的年际种植模式。

双季轮作面积呈现先增加后减少的变化趋势，从2020年的面积占比18.49%上升至2021年的20.91%，随后下降至2024年的16.65%（见表1）。在2020至2021年间，双季轮作区面积的增加具有明显的区域分布特征，主要集中于DZJ、天门市西部及江陵县西北部地区。其中，天门市的双季轮作区增加最为显著，这些新增区域一部分由单季作物区转变而来，另一部分则由未耕作、休耕或撂荒区域转变而成。在DZJ及江陵县西北部地区，双季轮作区主要由单季作物区转化而来。在2021—2024年期间，双季轮作区的变化主要集中于DZJ及天门市附近。这些区域频繁出现单季作物区与双季轮作区的交替变化，表明DZJ与天门市西侧均存在单季作物–双季作物的年际种植模式。这一现象与单季作物的分析结果相吻合。

表1　2020—2024年江汉平原植强度制图结果面积变化情况

种植强度	2020年	2021年	2022年	2023年	2024年
CI=1	9 514.6（41.15%）	11 647.0（50.37%）	11 201.7（48.45%）	11 533.2（49.88%）	1 1434.7（49.45%）
CI=2	4275.9（18.49%）	4834.3（20.91%）	4518.0（19.54%）	4235.8（18.32%）	3 850.8（16.65%）
CI=3	54.8（0.24%）	47.4（0.20%）	61.7（0.27%）	30.1（0.13%）	48.2（0.21%）

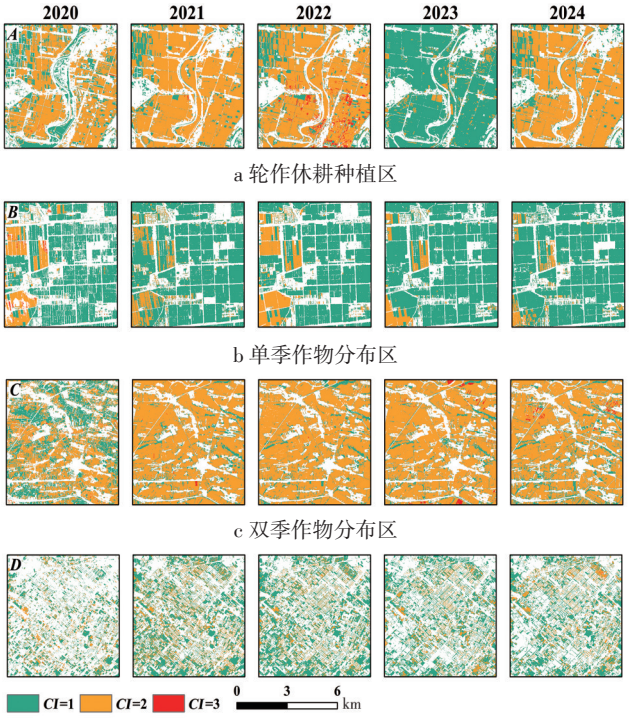
3.2　种植强度制图结果精度验证

2020—2024年种植强度制图精度，5 a的*OA*均超过85%，Kappa系数均大于或等于0.75。同时，单季作物和双季轮作的*UA*和*PA*均在80%及以上，这表明制图结果具有较高的稳定性和可靠性。具体而言，2022年和2023年的*OA*超过了90%，而2020年的制图精度稍低（*OA*为88.5%）。相比之下，*CI*=2的*PA*普遍低于*CI*=1，反映该类作物存在较多的漏分情况。不过，除2024年外，*CI*=2的*PA*均大于85%。

4　分析讨论

2020—2024年间，*CI*=1的面积分别为9 514.6、11 647.0、11 201.7、11 533.2 km^{2}和11 434.7 km^2。从单季作物面积变化来看，除了2021年有明显增加外，总体变化较为平缓，2021年的面积分布最高。而*CI*=2的分布面积在2020—2024年间分别为4 275.9、4 834.3、4 518.0、4 235.8 km^{2}和3 850.8 km^2。结合

$CI=1$的面积变化分析，2021年是近5 a来耕地面积最多的一年，相比于2020年，耕地显著扩张。进入2022年，$CI=1$和$CI=2$的面积均有所下降，表明耕地集约化程度有所下降。2023年，$CI=1$面积回升，增幅为331.5 km^2，相应的$CI=2$面积减少了282.2 km^2，二者的变化幅度几乎相等，2023年的种植面积与2022年几乎持平。到2024年，$CI=1$和$CI=2$面积均出现一定程度的下降，总下降幅度为483.5 km^2。通过对各区域$CI=1$和$CI=2$种植面积的观察与分析，可以看出，$CI=1$与$CI=2$在年际间几乎呈现等量的相互转换，这从侧面反映出江汉平原地区存在年际间的轮作休耕种植制度（如图5a）。



a 轮作休耕种植区

b 单季作物分布区

c 双季作物分布区

d 水产养殖区

图5 2020—2024年江汉平原中不同区域的种植强度分布图

审图号：鄂S(2025)005

在江汉平原地区，基于Sentinel-2数据进行的种植强度时序研究仍较为有限[19-20]。为此，本研究利用该数据绘制了该区域2020—2024年的种植强度图。结果显示，单季作物（$CI=1$）的种植模式存在地域差异：例如，应城市、荆州市等地以单季稻为主，而潜江市、临荆市则广泛分布着形状规整的虾稻田。Sentinel-2的高空间分辨率优势使其能精准提取这些田块的形状特征（图5b）。此外，该数据在处理特殊种植情况时也展现出优越性。例如，对于水产养殖区田垄上种植的作物，由于田垄狭窄，以往基于30 m或更低分辨率的数据难以有效识别，而Sentinel-2则能更精确地捕捉其种植强度与形状细节（图5c）。在精度方面，单季作物的提取整体上优于双季作物（$CI=2$）。单季作物区的地块边界清晰，时空信号稳定。而双季作物区因种植模式复杂，并受云层污染、关键物候期影像缺失等因素影响，其分类精度存在一定波动。同时，最终制图结果的不确定性也部分源于耕地图层本身的误差，例如ESA World Cover数据集曾将部分水产养殖区误判为耕地（图5c），这影响了种植强度面积的准确统计。

5 结 语

本研究基于作物物候光学时序特征，利用江汉平原NDVI时序数据，提出了一种基于波峰分析的种植强度制图方法，成功绘制了2020—2024年江汉平原10 m空间分辨率的种植强度分布图。结果表明，该方法能有效识别单季与双季轮作区域，高分辨率遥感数据在轮作休耕、水产养殖等区域更具细节优势。研究发现，耕地种植强度存在明显年际变化，轮作-单季与单季-休耕的转换模式对分类精度影响显著。未来研究可融合多源遥感数据，结合机器学习或深度学习方法，提升制图自动化与适用性；同时引入跨年度遥感数据与动态变化信息，以进一步提高耕地分类精度。

参考文献

[1] 胡琼,吴文斌,宋茜,等. 农作物种植结构遥感提取研究进展[J]. 中国农业科学,2015,48(10):1900-1914

[2] 张素心,申格,余强毅,等. 中国耕地种植制度遥感探测及其时空特征[J]. 中国农业科学,2024,57(8):1469-1489

[3] 李世华,刘开通,何泽,等. 基于遥感云计算平台的四川盆地水稻种植面积提取[J]. 地理空间信息,2023,21(12):3-7

[4] Zhang M, Wu B, Zeng H, et al. GCI30: A Gobal Dtaset of 30 m Copping Itensity Using Multisource Rmote Snsing Iagery[J]. Earth System Science Data, 2021, 13(10): 4 799-4 817

[5] Qiu B, Hu X, Yang P, et al. A Rbust Aproach for Lrge-scale Copping Itensity Mpping in Sallholder Frms from Vgetation, Bownness Idices and SAR Tme Sries[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 203: 328-344

[6] 李仁东,程学军,隋晓丽. 江汉平原土地利用的时空变化及其驱动因素分析[J]. 地理研究,2003,21(4): 423-431

[7] 陈瑞卿,陶建斌,徐猛. 近20年来江汉平原耕地种植强度的空间格局[J]. 中国农业信息, 2018, 30(3): 63-73

[8] 卫鸿飞,张唯,吉宸佳,等. 基于GEE的阿拉善左旗植被时空变

化特征及驱动因子分析[J]. 地理空间信息,2024,22(2):55-60

[9] 高心怡,池泓,黄进良,等. 水稻遥感制图研究综述[J]. 遥感学报,2024,28(9):2144-2169

[10] 熊元康,张鸿辉,梁宇哲,等. 基于Google Earth Engine与多源遥感数据的土地覆盖变化监测[J]. 地理空间信息,2021,19(9):73-78

[11] 张紫荆,华丽,郑萱,等. 基于GEE平台与Sentinel-NDVI时序数据江汉平原种植模式提取[J]. 农业工程学报,2022,38(1):196-202

[12] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, et al. CatBoost: Ubiased Bosting with Ctegorical Fatures[C]// Advances in Neural Information Processing Systems: Vol, 31, Curran Associates, Inc,2018

[13] Xu P, Tsendbazar N E, Herold M, et al. Comparative Vlidation of Rcent 10 m-resolution Gobal Land Cver Mps[J]. Remote Sensing of Environment,2024,311:11416

[15] 李永帅,齐修东. 基于Google Earth Engine三江平原水田提取研究[J]. 地理空间信息,2021,19(12):77-80

[16] Belgiu M, Csillik O. Sentinel-2 Cropland Mapping Using Pixel-based and Object-based Time-weighted Dynamic Time Wrping Analysis[J]. Remote Sensing of Environment,2018,204:509-523

[17] Gao X, Chi H, Huang J, et al. Comparison of Cloud-mask Algorithms and Machine-learning Methods Using Sentinel-2 Imagery for Mapping Paddy Rice in Jianghan Plain[J]. Remote Sensing,2024,16(7):1305

[18] Liu L, Xiao X, Qin Y, et al. Mapping Cropping Itensity in China Using Time Series Landsat and Sentinel-2 Images and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing of Environment,2020,239:111624

[19] Qiu B, Lu D, Tang Z, et al. Mapping Cropping Itensity Trends in China During 1982—2013[J]. Applied Geography,2017,79:212-222

[20] Gray J, Friedl M, Frolking S, et al. Mapping Asian Cropping Intensity with Modis[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014,7(8):3373-3379

（上接第67页）

[8] 马啸,王念秦,李晓抗,等. 基于RF-FR模型的滑坡易发性评价:以略阳县为例[J]. 西北地质,2022,55(3):335-344

[9] 沧源佤族自治县国土空间总体规划(2021-2035年)(草案)-沧源县 [EB/OL] (2023-05-19) [2024-12-30]https://www.quark.cn/s/23CQDygBlhUVSLjXaN?

[10] 张博,向旭,贾俊龙,等. 基于LightGBM的天然气管道周围滑坡灾害预测方法[J]. 吉林大学学报(理学版),2023,61(2):338-346

[11] Yu C, Chen J. Landslide Susceptibility Mapping Using the Slope Unit for Southeastern Helong City, Jilin Province, China: A Comparison of ANN and SVM[J]. Symmetry, 2020,12(6):1-23

[12] Aditian A, Kubota T, Shinohara Y. Comparison of GIS-based Landslide Susceptibility Models Using Frequency Ratio, Logistic Regression,and Artificial Neural Network in a Tertiary Region of Ambon, Indonesia[J]. Geomorphology, 2018,318(OCT.1):101-111

[13] Ba Q, Chen Y, Deng S. A Comparison of Slope Units and Grid Cells as Mapping Units for Landslide Susceptibility Assessment[J]. Earth Science Informatics, 2018, 11(1):373-388

[14] Chang Z, Du Z, Zhang F. Landslide Susceptibility Prediction Based on Remote Sensing Images and GIS: Comparisons of Supervised and Unsupervised Machine Learning Models[J]. Remote Sensing,2020,12(3): 1-21

[15] 曾营,张迎宾,张钟远,等. 基于X-多层感知器耦合模型的滑坡易发性评价:以贵州省松桃自治县为例[J]. 山地学报,2023,41(2): 280-294

[16] Xu C, Xu X, Shu J. Database and Spatial Distribution of Landslides Triggered by the Lushan, China Mw 6.6 Earthquake of 20 April 2013[J]. Geomorphology, 2015, 248 (NOV.1):77-92

[17] Dormann C F, Elith J, Bacher S, et al. Collinearity:A Review of Methods to Deal with It and a Simulation Study Evaluating Their Performance[J]. Ecography, 2013, 36(1): 27-46

[18] Booth G D, Niccolucci M J, Schuster E G. Identifying Proxy Sets in Multiple Linear Regression:An Aid to Better Coefficient Interpretation[J]. US Dept of Agriculture Forest Service, Ogden,1994,1(1):1-12

[19] 蔡子睿,阮一可,刘华娇. 基于证据权法的滑坡敏感性评价:以海地为例[J]. 地理空间信息,2023,21(7):78-81

[20] 武杨. 斜坡单元支持下赣西山区典型乡镇地质灾害风险评价[J]. 地理空间信息,2024,22(10):117-120