

顾余庆, 李晓文, 曹伟, 等. 基于 Segformer 网络的地块尺度作物种植结构精细化识别与分类[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(2): 293-302.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.02.011

基于 Segformer 网络的地块尺度作物种植结构精细化识别与分类

顾余庆¹, 李晓文^{2,3}, 曹伟¹, 王亚华^{2,3}, 周鑫鑫^{3,4}, 赵碧¹

(1. 南京国图信息产业有限公司, 江苏 南京 210036; 2. 南京师范大学地理科学学院, 江苏 南京 210023; 3. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023; 4. 南京邮电大学地理与生物信息学院, 江苏 南京 210023)

摘要: 防止耕地“非粮化”、稳定粮食生产是中国粮食安全的基石。为实现地块破碎化地区作物类型及种植结构精细化识别和分类, 本研究以江苏省泰兴市为研究区, 基于高分辨率遥感影像和多尺度融合特征显著的 Segformer 语义分割模型, 实现地块尺度的耕地信息精细化提取; 同时结合多源遥感数据构建主要植被类型归一化植被指数 (NDVI) 时序曲线及植被生长关键时间节点的光谱反射特征, 开展地块尺度的作物种植结构分类。结果表明: 基于 Segformer 模型的分割方法可有效识别耕地, F1 系数达 92.4%; 基于主要植被类型多时相 NDVI 时序特征及植被生长关键时间节点光谱反射特征的作物种植结构分类方法能够实现地块尺度的种植结构分类, 总体分类精度达 82.38%。因此, 本研究建立的方法可有效实现地块尺度耕地信息的精细化提取及种植结构识别和分类, 为耕地保护提供技术支持。

关键词: 种植制度; 地块尺度; 精细化识别和分类; 遥感

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2024)02-0293-10

Refined identification and classification of crop planting structure at plot scale based on Segformer network

GU Yu-qing¹, LI Xiao-wen^{2,3}, CAO Wei¹, WANG Ya-hua^{2,3}, ZHOU Xin-xin^{3,4}, ZHAO Bi¹

(1. Nanjing Guotu Information Industry Co., Ltd., Nanjing 210036, China; 2. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China; 3. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment, Nanjing Normal University, Ministry of Education, Nanjing 210023, China; 4. School of Geographic and Biologic Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: Preventing the “non-grain” of cultivated land and stabilizing food production are the cornerstones of China’s food security. In order to realize the fine identification and classification of crop types and planting structure in the area of land fragmentation, this study took Taixing City, Jiangsu province as the research area, and realized the fine extraction of cultivated land information at the plot scale based on the high-resolution remote sensing images and the Segformer semantic segmentation model with significant multi-spatial scale fusion features. At the same time, the normalized difference vegetation index (NDVI) time series curve of the main vegetation types and the spectral reflectance characteristics at the key time nodes of vegetation growth were constructed by combining multi-source remote sensing data, and the classification of crop planting structure at the plot scale was carried out. The results showed that the segmentation method based on Segformer model could effectively identify

收稿日期: 2023-11-16

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42201504, 41971404); 江苏省自然资源厅科技项目 (2021013)

作者简介: 顾余庆 (1979-), 男, 硕士, 高工, 主要从事自然资源保护利用和规划研究。(E-mail) guyuqing@gtmap.cn

通讯作者: 赵碧, (E-mail) zhaobi1929@163.com

the results showed that the segmentation method based on Segformer model could effectively identify

cultivated land, and the $F1$ was 92.4%. The classification method of crop planting structure based on multi-temporal $NDVI$ time series characteristics of main vegetation types and spectral reflection characteristics at key time nodes of vegetation growth could realize the classification of planting structure at plot scale, and the overall classification accuracy was 82.38%. Therefore, the method established in this study could effectively realize the fine extraction of cultivated land information at the plot scale and the identification and classification of planting structure, and provide technical support for cultivated land protection.

Key words: planting system; plot scale; refined identification and classification; remote sensing

区域尺度作物种植结构的精细识别和分类是农情监测、作物生产力预测、农业政策制定的信息基础,对农业精细化管理、农业结构调整、国家粮食安全保障具有重要意义^[1-3]。2020 年,国务院办公厅出台《关于防止耕地“非粮化”稳定粮食生产的意见》,要求优化区域布局和生产结构,科学合理利用耕地资源,保障国家粮食安全。大尺度的作物种植类型和种植制度监测虽然有一定的参考价值,但其精度一般不高。为此,实现地块尺度上的作物种植类型及种植制度的精细化识别和分类势在必行。然而,要实现地块尺度上的作物种植类别和种植制度精细化识别和分类,不仅需要高时效、大尺度的耕地提取技术,还需要地块尺度的高精度作物种植信息^[4-5]。近年来,随着遥感与深度学习技术的飞速发展,高时效高精度的耕地监测、作物类别和种植制度精细识别和分类已成为农业遥感领域的热点问题^[6-9]。

光谱、时相与空间特征是作物种植结构遥感提取的理论基础^[1,9]。已有的作物遥感分类研究中^[10-15],主要聚焦在省级、国家级、全球尺度上,分类尺度过大,难以实现地块尺度的作物提取分类。如以 MODIS 卫星影像作为数据源,利用植被指数时间序列数据并结合植被生长周期获取作物信息的方法,可以实现大尺度种植区的作物种植结构识别与分类,但这种方法只适用于规模化生产地区^[10-12]。对于地块破碎化严重的长江中下游地区,这种方法精度较低。高分辨率遥感影像可以提供地块尺度作物类型的空间分布与纹理信息^[16-22],为地块尺度的作物高精度提取与分类提供了可能。但高分辨率遥感卫星的幅宽较窄与重返周期较长,增加了作物识别与精细分类的难度。

鉴于遥感影像时空分辨率的矛盾性,本研究充分发挥中低分辨率遥感影像高时间分辨率与高分辨率影像的高空间分辨率优势,结合遥感与

深度学习技术,提出一种基于深度学习语义分割的多源遥感作物类型及种植制度精细识别和分类方法。即通过 Segformer 深度学习网络提取地块尺度的耕地信息,以地块尺度为观测单元,结合主要植被类型周年多时相归一化植被指数 ($NDVI$) 特征和关键时间节点的光谱反射特征,实现地块尺度作物类型及种植制度的识别与精细分类和制图。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

选取江苏省泰兴市作为研究区。泰兴市位于江苏省中部、长江下游北岸,介于 $119^{\circ}54'E \sim 120^{\circ}22'E$ 、 $31^{\circ}58'N \sim 32^{\circ}23'N$,面积 $1\,172.27\text{ km}^2$,是典型的平原地貌区(图 1)。泰兴市地处北亚热带海洋性季风气候区,夏季高温多雨,年平均气温 $14.9\text{ }^{\circ}\text{C}$,年平均降水量 $1\,027\text{ mm}$,年平均日照时数 $2\,125\text{ h}$,无霜期 220 d 。泰兴市河网密集、地块破碎度高、作物类别多、种植结构复杂,主要作物包括小麦、水稻、油菜、玉米、大豆等。

1.2 多源遥感数据

本研究使用覆盖泰兴市全域的高分辨率遥感影像与多时相 Sentinel-2 A/B 卫星遥感影像作为数据源。高分辨率遥感影像为 Google Earth 的 18 级产品,影像分辨率为 1.2 m 。利用 2020 年 6 月泰兴市全市遥感影像作为样本来源,进行耕地样本的勾绘工作,用于耕地模型的训练。利用 2022 年 8 月泰兴市 1.2 m 影像作为推理影像,运用模型对耕地进行推理,实现泰兴市耕地的精细化提取。

多源数据结合使用具有更高的时间分辨率,有利于作物类型和种植制度的精确分类。本研究采集 2022 年 1 月至 2023 年 4 月 Sentinel-2 A/B 卫星中分辨率遥感数据作为泰兴市农田作物类型和

种植结构识别和分类数据源。Sentinel-2 数据共 13 个光谱波段,影像分辨率包含 10 m、20 m 和 60 m,选取其中 10 m 分辨率的可见光(B2、B3、B4)和近红外(B8)波段图像用于计算归一化植被指数

(NDVI)。Sentinel-2 A/B 数据下载于欧洲空间局官网,级别为 Level-2A 级,原始地表反射率数据经过辐射定标、几何校正和大气校正后使用与分析。

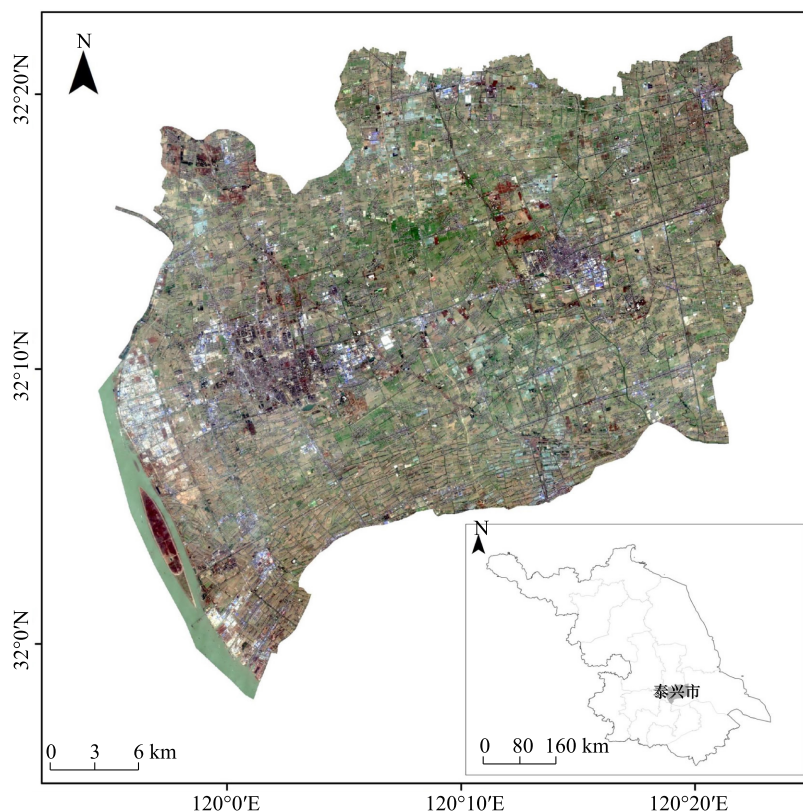


图 1 研究区遥感影像

Fig.1 The remote sensing images of the study area

光学遥感影像通常易受云雾遮挡的影响,这对耕地作物类型和种植制度的识别分类产生了很大干扰。因此研究中首先根据泰兴市行政边界文件裁剪得到泰兴市 2022 年 1 月-2023 年 4 月所有 Sentinel-2 遥感影像,然后选择云雾覆盖率 $\leq 5\%$ 的影像作为分析数据。最终共选取 31 景 Sentinel-2 影像,影像详细信息如表 1 所示。

1.3 实地采样数据

为掌握泰兴市种植的主要作物类型以及空间分布,2023 年 6 月 1 日-6 月 10 日对泰兴市耕地地块进行了随机采样。为避免因土地流转以及采样数据与遥感影像数据时间滞后等因素造成的样本地块属性变化,选取的采样地块均位于永久基本农田内,且尽量满足均匀分布。调查过程中,准确记录采样地块的经纬度坐标,并向当地政府及种植户咨询地块

全年耕作情况以及种植作物类型等。研究中共调查 982 个地块样本,其中种植小麦-玉米的样本 183 个,小麦-水稻的样本 234 个、油菜-水稻的样本 163 个、鲜食大豆-水稻的样本 52 个、油菜-休耕样本 61 个,水稻-休耕样本 117 个,其他(蔬菜等)地块 169 个,撂荒地块 3 个。

1.4 研究方法

本研究主要包括耕地地块信息精细化提取和地块尺度作物种植结构识别与分类两个内容,技术路线如图 2 所示。首先基于高分辨率遥感影像与泰兴当地矢量调查数据,构建泰兴市耕地与非耕地光谱样本库;基于 Segformer 深度学习网络模型训练耕地样本,建立耕地智能解译模型,实现耕地地块的精细化识别。在上述得到的耕地地块信息的基础上,基于多时序中分辨率遥感影像,构建地块多时相光谱

物特征及不同作物生长关键时间节点光谱曲线,套合语义分割的耕地图斑,确定耕地地块种植作物,实现地块尺度上的作物种植结构精细分类。

表 1 中分辨率遥感影像数据时间分布

Table 1 The temporal distribution of medium resolution remote sensing data

序号	卫星	日期 (年-月-日)
1	Sentinel-2 A	2022-01-03
2	Sentinel-2 A	2022-01-13
3	Sentinel-2 B	2022-02-27
4	Sentinel-2 A	2022-03-04
5	Sentinel-2 B	2022-03-09
6	Sentinel-2 A	2022-03-24
7	Sentinel-2 B	2022-03-29
8	Sentinel-2 A	2022-04-03
9	Sentinel-2 B	2022-04-08
10	Sentinel-2 B	2022-05-08
11	Sentinel-2 A	2022-05-23
12	Sentinel-2 A	2022-06-02
13	Sentinel-2 B	2022-06-17
14	Sentinel-2 A	2022-07-12
15	Sentinel-2 A	2022-07-22
16	Sentinel-2 A	2022-08-11
17	Sentinel-2 A	2022-10-10
18	Sentinel-2 A	2022-10-20
19	Sentinel-2 B	2022-10-25
20	Sentinel-2 B	2022-11-24
21	Sentinel-2 B	2022-12-14
22	Sentinel-2 A	2022-12-19
23	Sentinel-2 B	2022-12-24
24	Sentinel-2 B	2023-01-03
25	Sentinel-2 A	2023-01-08
26	Sentinel-2 A	2023-01-18
27	Sentinel-2 A	2023-01-28
28	Sentinel-2 A	2023-02-27
29	Sentinel-2 A	2023-03-09
30	Sentinel-2 B	2023-03-14
31	Sentinel-2 A	2023-04-08

1.4.1 耕地地块信息精细化提取 为提高耕地地块识别的准确率,基于泰兴市 2020 年高分辨率遥感

影像,绘制耕地与背景两类语义分割样本(背景指除耕地外的其他用地),构建针对耕地对象的谱系化样本库,共计完成人工标注耕地样本 14 496 张,样本尺寸均为 512×512 像素,并将其按 6:2:2 的比例随机分为训练集(8 698 张)、验证集(2 899 张)与测试集(2 899 张),样本制作完成后按公共数据集 PASCAL VOC2012 格式存储。

考虑到泰兴市耕地存在破碎度高、空间分布与几何形状复杂、影像分辨率不一致等特征,本研究选取 Segformer 深度学习模型提取耕地地块信息。该模型结合了 Transformer 结构与多层感知器(MLP)解码器。在编码器阶段,每一层 Transformer 结构输出的特征尺度逐层递减,确保能够获取不同尺度的特征信息,可以有效减少几何形状、纹理、影像分辨率等因素对耕地信息解译结果的影响。在获取不同尺度耕地地块特征信息的同时,Segformer 网络在位置编码部分,摒弃了 ViT 网络中使用的固定分辨率,弥补卷积神经网络(CNN)在不同分辨率影像上特征信息提取疏漏的缺陷,其网络结构图如图 3 所示。高分辨率遥感图像耕地地块语义分割的具体过程如下:

(1) 输入耕地地块样本图片,通过数据处理将耕地地块图片分成 4×4 的图像块(patch);

(2) 将 4×4 的 patches 输入到编码器(Encoder)模块中,生成多层级特征图,然后基于图像块叠加方式合并特征图,降低特征图的分辨率,进一步生成分辨率为原先 1/2、1/4、1/8、1/16 的特征图,并在解码器(Decoder)模块中融合不同分辨率特征图,形成耕地地块的多层级特征。

(3) 将耕地地块多层级特征输入 MLP 层,统一通道维度,同时在不同分辨率的特征图上采集原图的 1/2,连接上采样特征图并利用 MLP 聚合,输出耕地地块目标。

Segformer 模型训练环境及参数配置如下:训练环境为 Pytorch1.10, CUDA 版本 11.3,显卡为 NVIDIA-A40-48Q,显存 48 GB,内存 128 G;使用 AdamW 优化器,初始学习率设置为 1×10^{-6} ,采用指数变换策略动态调整学习率,共训练 300 代,批大小设置为 16,其他参数采用默认值。

基于测试数据集,选取 F1 系数(F1)来评价耕地地块信息提取的精度;采用总体精度(Accuracy)衡量作物分类识别精度,相关计算公式如下:

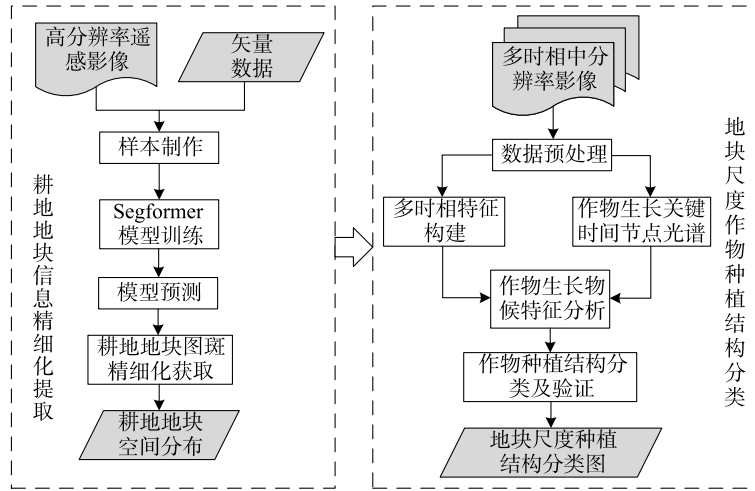
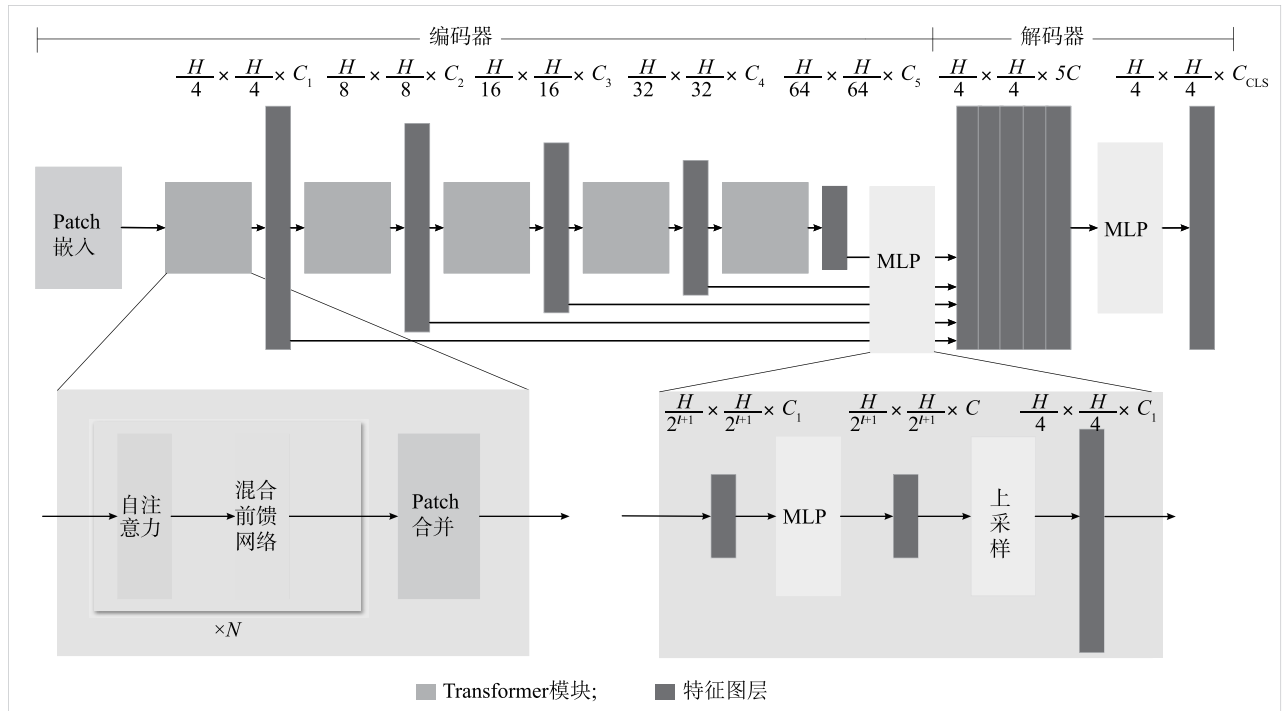


图2 技术路线图

Fig.2 Technology flowchart



H 为原始样本图像的尺寸,取值为 512; $C, C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$ 分别为特征图层的通道数,取值为 256、64、128、320、512、1 024; C_{CLS} 为分类类别数,取值为 2; N 为循环数。

图3 Segformer 网络结构图

Fig.3 The structure of Segformer network

$$F1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (4)$$

式中, TP 、 TN 、 FN 、 FP 分别为混淆矩阵中真正类、真负类、假负类和假正类。

1.4.2 作物种植模式识别与分类 首先利用 Sentinel-2 遥感数据构建泰兴市全域归一化植被指数

(*NDVI*) 时序库。*NDVI* 计算如下:

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED}} \quad (5)$$

其中, R_{NIR} 与 R_{RED} 分别表示近红外波段、红波段的地表反射率。

为消除 *NDVI* 异常值对种植制度识别和分类的影响, 本研究设计了一套 *NDVI* 异常值的剔除方案: 以任意 *NDVI* 观测时间节点为中心建立一个滑动窗口, 对其前时相和后时相的 *NDVI* 作线性内插, 并设置一个差异阈值 (β , β 取值为 0.2); 若内插值与该时间节点观测值相差超过差异阈值 (β), 则判定该时间节点的观测值为异常值, 并用内插值代替观测值, 重建 *NDVI* 时序曲线, 否则保留原观测值。

然后根据调查样地数据, 建立不同种植制度下植被周年 *NDVI* 多时相特征曲线及关键发育期不同波段光谱特征曲线。通过 *NDVI* 时序特征曲线, 确定作物种植类型, 对于生长周期相似的作物, 以关键生育期的光谱曲线作为辅助信息进一步判断, 确定泰兴市的种植结构类型。最终以上述特征曲线为依据, 套合耕地地块精细化图斑, 利用决策树分类法对泰兴市所有像素点的种植结构进行识别和分类, 并通过实地调研数据对种植结构分类识别结果进行精度评价, 进而实现泰兴市种植制度的精细化识别与分类。

2 结果与分析

2.1 耕地地块信息提取结果

Segformer 模型经过 170 代训练后, 模型达到最优水平。利用最优模型对测试集进行验证, 结果如表 2 所示。最优模型的 *F1* 达到 92.4%。

表 2 耕地地块信息提取精度评价混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix for the precision of farmland extraction

实际 利用类型	分类结果 (像素点数)		总计
	耕地 (P)	非耕地 (N)	
耕地 (P)	410 298 444	28 109 563	438 408 007
非耕地 (N)	39 238 505	282 308 944	321 547 449

耕地地块信息的预测结果如图 4 所示。从图中可以看出, 模型能有效区分耕地地块与背景地块 (水系、林地、建设用地等其他地物地块), 两者边界清晰, 整体提取效果较好。

2.2 不同植被 *NDVI* 时序特征及关键生长时间节点光谱分析

982 个实地调研地块, 共筛选得到 8 种典型的种植制度: 小麦-玉米、油菜-休耕、小麦-水稻、水稻-休耕、油菜-水稻、鲜食大豆-水稻、其他、撂荒。不同种植制度下, 耕地周年 *NDVI* 时序特征曲线如图 5 所示。从图中可以看出, 不同种植制度下由于作物种植类型及季节的差异, 耕地周年 *NDVI* 时序特征存在明显的差异。小麦与油菜是主要的越冬作物, 一般在 10-11 月播种或移栽, 此时 *NDVI* 较低, 此后随着小麦、油菜的生长, *NDVI* 逐渐增加, 至 4 月达峰值。此后随着小麦、油菜的成熟和收获, *NDVI* 呈现下降特征 (图 5A、图 5B、图 5C、图 5E)。夏季种植的作物主要为水稻, 其 *NDVI* 曲线一般从 6 月开始逐渐增加, 9 月前后达峰值, 此后随着水稻的成熟, *NDVI* 逐渐减少 (图 5C~图 5F)。玉米的生长季与水稻类似, 但 *NDVI* 峰值出现的时间迟、持续时间短 (图 5A)。作为水稻的前茬, 鲜食大豆 *NDVI* 从 5 月中下旬开始逐渐增加, 6 月中下旬达峰值, 此后随着鲜食大豆的收获, *NDVI* 迅速下降 (图 5F)。其他植被 (如蔬菜、果园等) 其 *NDVI* 曲线波动无明显的周期性规律 (图 5G)。而休耕季节及撂荒耕地, *NDVI* 一般始终保持较低状态 (图 5B、图 5D、图 5H)。不同植被生长关键时间节点, Sentinel-2 多光谱数据不同波段的反射率曲线如图 6 所示。从图 6 中可以看出, 同一生长季不同作物生长关键时间节点不同波段反射率曲线存在一定的差异, 可以作为种植制度识别的辅助信息。2022 年 4 月 8 日, 小麦、油菜生长旺盛, 植被特征明显。小麦在近红外波段 (B8) 的光谱反射峰明显高于油菜, 而其他波段的反射率则是油菜高于小麦。2022 年 6 月 17 日, 此时鲜食大豆生长旺盛、植被特征明显, 而休耕地无明显的植被特征。2022 年 10 月 10 日, 玉米、水稻植被特征明显, 水稻光谱在近红外波段 (B8) 的反射率明显高于玉米, 在红波段 (B4) 的吸收率低于玉米。除上述常见种植制度外, 还有部分蔬菜、果园、草地等 (本文统称为其他类), 其轮作特征不明显。

根据不同种植制度下的耕地周年 *NDVI* 时序特征曲线和作物生长关键时间节点 Sentinel-2 多光谱数据不同波段的反射率曲线对 982 个样地的种植制度进行检验, 结果如表 3 所示。从种植制度分类的

混淆矩阵可以得到,泰兴市种植结构分类的总体精度为 82.38%,这说明泰兴市种植制度的识别和分类较为准确。

2.3 泰兴市地块尺度耕地种植结构分类

泰兴市地块尺度的耕地种植结构如图 7 所示。可以看出,泰兴市主要的种植结构为小麦-水稻轮作,面积约为 371 km²,约占总耕地面积的 32.8%,

其他种植结构分布较为零散。部分地块,存在休耕,休耕总面积约 181 km²,占总耕地面积的 16.0%。撂荒地面积占比不到 1.0%。根据泰兴市作物种植结构分类结构图,可以看出,泰兴市存在少量耕地“非粮化”倾向,呈零散式分布,未出现大规模“非粮化”行为,种植结构方式较为稳定。

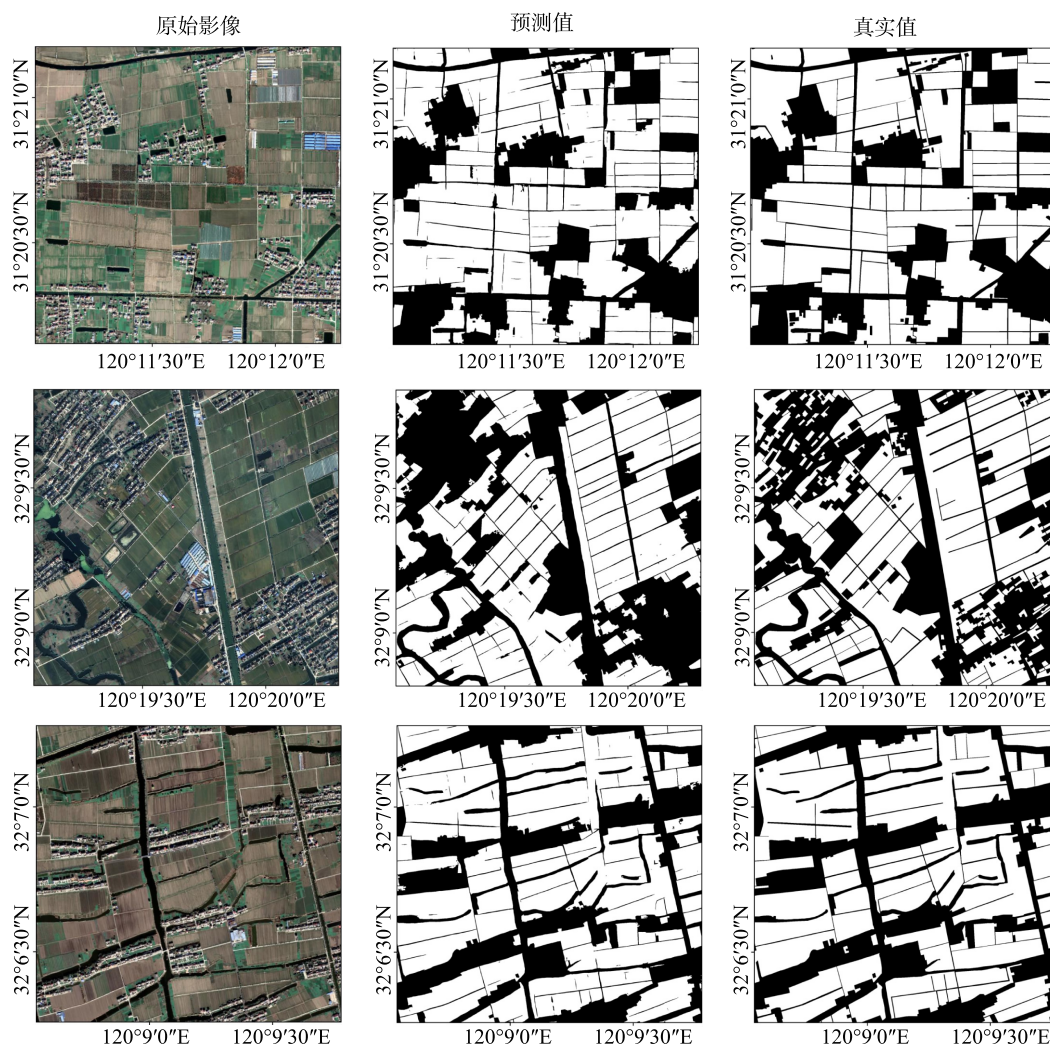


图 4 耕地精细化提取结果

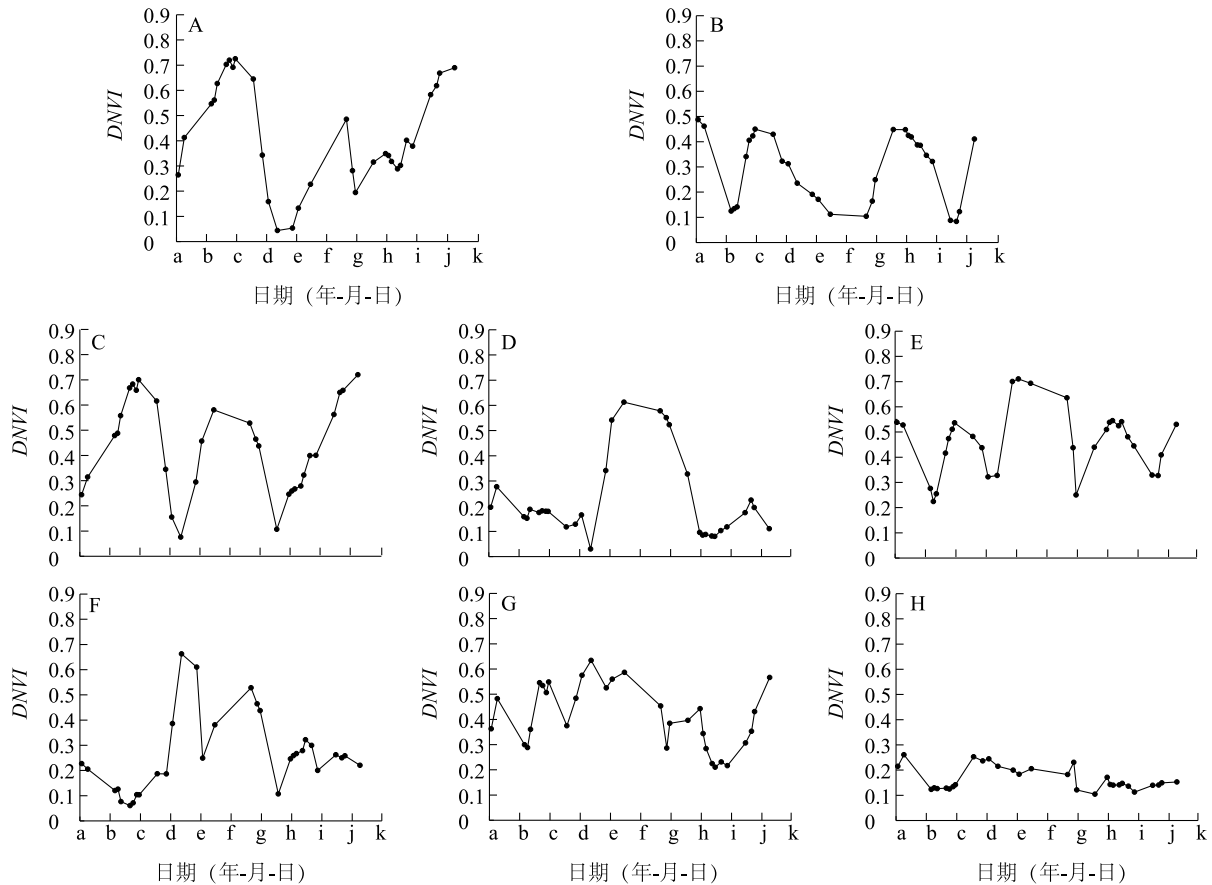
Fig.4 The refined extraction results of cultivated land

3 结论

利用单一遥感数据源进行区域种植结构识别难度大、精度低,本研究提出了一种基于深度学习和多源遥感数据的地块破碎化严重地区的种植结构分类

方法,得出以下结论:

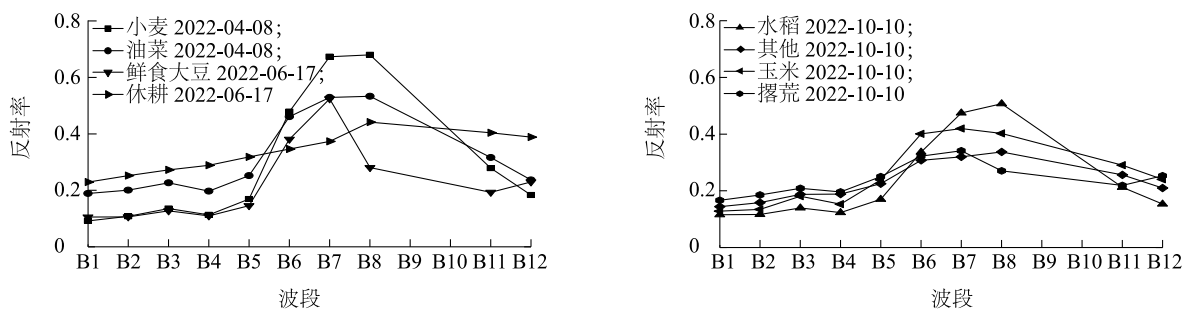
(1)利用 Segformer 深度学习语义分割模型和高空间分辨率遥感数据,构建泰兴市耕地样本,可以有效识别耕地图斑,实现地块尺度耕地信息的精细提取,耕地与非耕地边界清晰,验证集分类的 $F1$ 达 92.4%。



A: 小麦-玉米; B: 油菜-休耕; C: 小麦-水稻; D: 水稻-休耕; E: 油菜-水稻; F: 鲜食大豆-水稻; G: 其他; H: 撂荒。a: 2022-01-01; b: 2022-02-19; c: 2022-04-09; d: 2022-05-28; e: 2022-07-16; f: 2022-09-03; g: 2022-10-22; h: 2022-12-10; i: 2023-01-28; j: 2023-03-18; k: 2023-05-06。

图5 不同种植结构作物NDVI时序曲线

Fig.5 NDVI temporal curves of crops with different planting structures



B1~B12的波长分别为433~452 nm、458~522 nm、543~577 nm、650~679 nm、698~712 nm、733~747 nm、774~793 nm、790~894 nm、935~954 nm、1 360~1 389 nm、1 555~1 644 nm、2 100~2 189 nm。

图6 作物生长关键时间节点不同植被光谱反射率曲线

Fig.6 Spectral reflectance curves of different vegetations at key time nodes of crop growth

(2)在耕地信息提取的基础上,进一步利用中分辨率多源遥感数据,构建耕地不同种植制度周年NDVI时序特征曲线及典型植被生长关键时间节点的光谱特征曲线,实现了泰兴市种植制度的精细化

分类,调查样地的分类总体精度达82.38%。泰兴市主要的种植制度为小麦-水稻轮作,约占耕地总面积的32.8%。油菜是主要油料作物,泰兴市并未出现大规模“非粮化”行为。

表 3 种植结构分类精度评价混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix for the precision of planting structure classification

实际种植 制度类型	预测种植制度类型								合计
	小麦-玉米	小麦-水稻	油菜-水稻	大豆-水稻	油菜-休耕	水稻-休耕	其他	撂荒	
小麦-玉米	154	10	5	2	5	3	4	0	183
小麦-水稻	15	188	9	6	4	4	8	0	234
油菜-水稻	7	6	135	2	4	7	2	0	163
鲜食大豆-水稻	0	3	2	44	1	1	1	0	52
油菜-休耕	3	1	3	2	47	2	3	0	61
水稻-休耕	2	2	3	1	2	103	4	0	117
其他	2	8	7	4	3	7	137	1	169
撂荒	1	1	0	0	0	0	0	1	3
合计	184	219	164	61	66	127	159	2	982

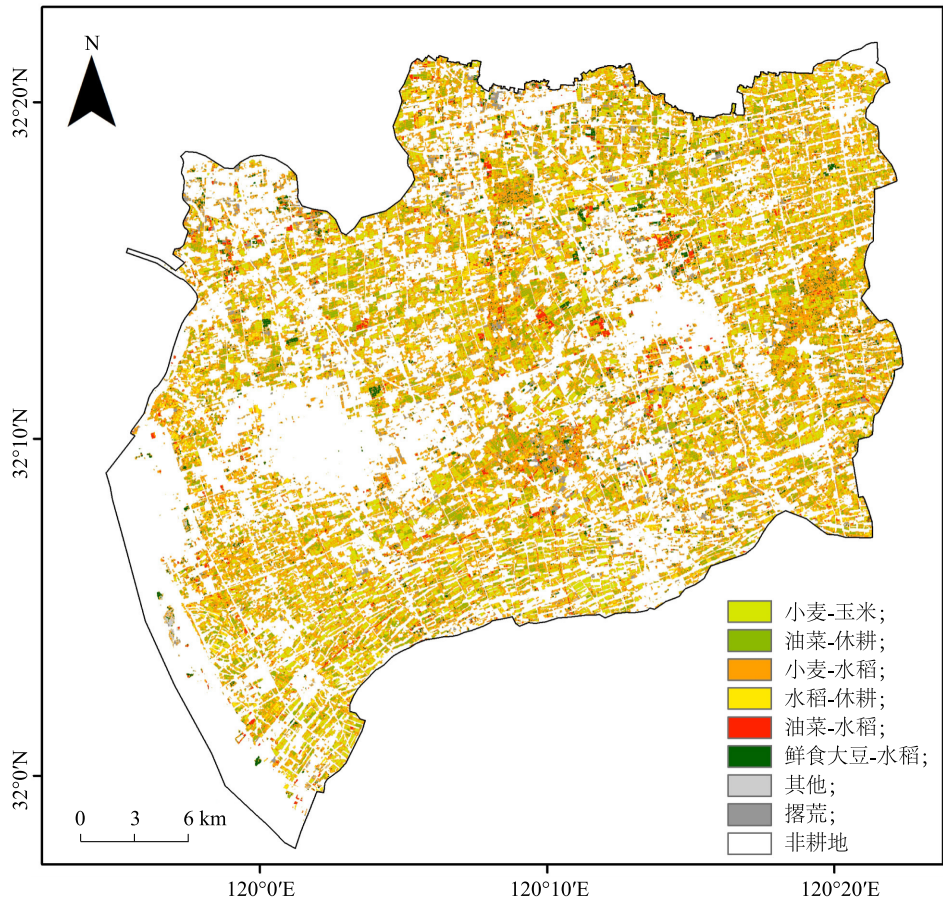


图 7 泰兴市作物种植结构精细化分类图

Fig.7 The detailed classification map of crop planting structure in Taixing City

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] SALMON J M, FRIEDL M A, FROLKING S, et al. Global rain-fed, irrigated, and paddy croplands: a new high resolution map-

- derived from remote sensing, crop inventories and climate data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, 38:321-334.
- [3] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望 [J]. *遥感学报*, 2016, 20(5):748-767.
- [4] 刘焕军, 邱政超, 孟令华, 等. 黑土区田块尺度遥感精准管理分区 [J]. *遥感学报*, 2017, 21(3):470-478.
- [5] 刘哲, 刘帝佑, 朱德海, 等. 作物遥感精细识别与自动制图研究进展与展望 [J]. *农业机械学报*, 2018, 49(12):1-12.
- [6] WU M, HUANG W, NIU Z, et al. Fine crop mapping by combining high spectral and high spatial resolution remote sensing data in complex heterogeneous areas [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 139:1-9.
- [7] YU B, SHANG S. Multi-year mapping of maize and sunflower in Hetao irrigation district of China with high spatial and temporal resolution vegetation index series [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(8):855.
- [8] 杨颖频, 吴志峰, 骆剑承, 等. 时空协同的地块尺度作物分布遥感提取 [J]. *农业工程学报*, 2021, 37(7):166-174.
- [9] 张鹏, 胡守庚. 地块尺度的复杂种植区作物遥感精细分类 [J]. *农业工程学报*, 2019, 35(20):125-134.
- [10] ZHENG Y, WU B, ZHANG M, et al. Crop phenology detection using high spatio-temporal resolution data fused from SPOT5 and MODIS products [J]. *Sensors*, 2016, 16(12):2099.
- [11] GAO F, ANDERSON M C, ZHANG X, et al. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 188:9-25.
- [12] HAO P, ZHAN Y, WANG L, et al. Feature selection of time series MODIS data for early crop classification using random forest: a case study in Kansas, USA [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(5):5347-5369.
- [13] 王娜, 李强子, 杜鑫, 等. 单变量特征选择的苏北地区主要农作物遥感识别 [J]. *遥感学报*, 2017, 21(4):519-530.
- [14] SONOBE R, TANI H, WANG X, et al. Parameter tuning in the support vector machine and random forest and their performances in cross-and same-year crop classification using TerraSAR-X [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(23):7898-7909.
- [15] PELLETIER C, VALERO S, INGLADA J, et al. Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high resolution satellite image time series over large areas [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 187:156-168.
- [16] DONG J, XIAO X, MENARGUEZ M A, et al. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 185:142-154.
- [17] 邓刘洋, 沈占锋, 柯映明, 等. 基于地块尺度多时相遥感影像的冬小麦种植面积提取 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(21):157-164.
- [18] 田海峰, 邬明权, 牛铮, 等. 基于 Radarsat-2 影像的复杂种植结构下旱地作物识别 [J]. *农业工程学报*, 2015, 31(23):154-159.
- [19] 黄启厅, 覃泽林, 曾志康. 多星数据协同的地块尺度作物分类与面积估算方法研究 [J]. *地球信息科学学报*, 2016, 18(5):708-717.
- [20] 韩衍欣, 蒙继华. 面向地块的农作物遥感分类研究进展 [J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(2):1-9.
- [21] 肖艳, 姜琦刚, 王斌, 等. 基于 Relief 和 PSO 混合特征选择的面向对象土地利用分类 [J]. *农业工程学报*, 2016, 32(4):211-216.
- [22] XIE E, WANG W, YU Z, et al. SegFormer: simple and efficient design for semantic segmentation with transformers [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34:12077-12090.

(责任编辑:石春林)