doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.037

基于多源遥感数据的林农间作种植结构精细分类

张依涵[1,2]　沈占锋[1,2]　寇雯齐[1,2]　王浩宇[1,2]　张　驰[1,2]　马于博[1,2]

(1. 中国科学院空天信息创新研究院国家遥感应用工程技术研究中心, 北京 100101;
2. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049)

摘要: 林农复合模式作为南疆特色种植模式,对于提高农业生产效率、优化资源利用具有重要意义。本研究以新疆和田地区洛浦县为例,基于多源高分遥感影像,运用 hybrid task cascade(HTC)实例分割模型提取农田地块。同时,结合多时相 Sentinel-2 遥感数据,计算关键生育期内的归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)和归一化红边指数(Normalized difference red-edge 1, NDre1),通过 Transformer 时序模型精准提取林农间作种植结构信息。并分析了洛浦县典型林粮间作(核桃和玉米)和林蔬间作(核桃和萝卜)模式的林农间作布局情况。研究结果表明,以地块为基本单元的作物种植结构分类总体精度 OA(Overall accuracy)达 83.2%。其中,洛浦县的林粮间作模式占主导地位,分类准确率(Accuracy)为 78.4%,种植面积共计 274.85 km^2,占提取农田地块总面积的 64.5%;林蔬间作模式种植面积仅有 15.55 km^2,分类精度高达 96.5%,通常表现为分散的小地块。本研究探索了林农间作种植结构精细辨识新方法,对南疆农业精细管理有重要指导意义。

关键词: 林农间作; 种植结构; 精细分类; HTC 实例分割; Transformer 模型; 多源遥感数据

中图分类号: S127　　**文献标识码:** A　　**文章编号:** 1000-1298(2025)10-0429-08　　**OSID:**

Fine Classification under Pattern of Forest and Crops Intercropping Based on Multi-source Remote Sensing Data

ZHANG Yihan[1,2]　SHEN Zhanfeng[1,2]　KOU Wenqi[1,2]　WANG Haoyu[1,2]　ZHANG Chi[1,2]　MA Yubo[1,2]

(1. *National Engineering Research Center for Geomatics*, *Aerospace Information Research Institute*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100101, *China*
2. *College of Resources and Environment*, *University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100049, *China*)

Abstract: The pattern of forest and crops intercropping, as a characteristic planting model in Southern Xinjiang, is of great significance for improving agricultural production efficiency and optimizing resource utilization. Focusing on the precise classification of forest-crop intercropping land in Lopu County, Hotan Region, Xinjiang, based on multi-source and high-resolution remote sensing images, the hybrid task cascade(HTC) instance segmentation model was applied to extract the precise boundaries of farmland parcels. Meanwhile, multi-temporal Sentinel-2 remote sensing data were utilized to calculate spectral characteristic indices of normalized difference vegetation index (NDVI) and normalized difference red-edge 1 (NDre1) during the key reproductive phases of crops. The Transformer temporal model then accurately extracted the information of the forest and crops intercropping planting structure. The distribution of typical forest-food intercropping (walnut and maize) and forest-vegetable intercropping (walnut and radish) patterns in Luopu County was analyzed. The results showed that the overall accuracy (OA) of crop planting structure classification with parcel as the basic unit reached 83.2%. Among them, the forest-food intercropping pattern in Luopu County was dominant, with a classification precision of 78.4% and a total planting area of 274.85 km^2, accounting for 64.5% of the total area of extracted farmland parcels. The forest-vegetable intercropping pattern was only 15.55 km^2, and its classification accuracy was as high as 96.5%, which was usually manifested as scattered small parcels. The research result can provide a method for the fine identification of forest-crop intercropping planting structures,

收稿日期: 2024-07-11　修回日期: 2024-08-26

基金项目: 新疆第三次科学考察项目(2021xjkk1403)和新疆维吾尔自治区重点研发任务专项(2022B03001-3)

作者简介: 张依涵(2002—),女,博士生,主要从事农业遥感与信息提取研究,E-mail: 15828506093@163.com

通信作者: 沈占锋(1977—),男,研究员,博士,主要从事高分辨率遥感信息提取与计算研究,E-mail: shenzf@aircas.ac.cn

which was of great significance in guiding the precision management of agriculture in Southern Xinjiang.

Key words: forest and crops intercropping; planting structure; fine classification; HTC instance segmentation; Transformer model; multi-source romote sensing data

0 引言

新疆作为我国重要的粮食生产地,其农业发展对于保障国家粮食安全和推动农业现代化具有重要意义。南疆特色的林农复合间作模式是一种生态效益强而稳固、经济效益高而持续的立体生态经济型农业新模式[1],被广泛应用于和田地区。其中,洛浦县通过在核桃林下种植小麦、玉米和蔬菜等,形成了林粮间作和林蔬间作两种特色林农间作种植模式。由于不同间作作物对应不同管理方式,精细的林粮、林蔬间作区分对于提高种植效益[2]、优化资源利用、保护环境以及促进农业产业升级具有重要意义。

遥感技术具有时效性强、信息量大、覆盖范围广、分辨率多样等优势[3],利用遥感技术进行作物种植结构提取与分类已成为农业资源调查与管理的关键手段[4]。目前,众多学者采用基于像元或面向对象的方法进行单一种植模式的提取[5-9]。其中,对新疆地区的研究往往集中于棉花、小麦、玉米、枣树等农作物[10-13]。但这些研究在处理以南疆为代表的复杂林农间作模式时,往往暴露出局限性。基于像元的方法通常依赖于影像的光谱特征来区分不同的作物类型,在林农间作区域,由于作物之间的光谱混合,分类结果中存在明显的椒盐现象[14]。面向对象的方法通过合并相邻的相似像元来形成对象,能更准确地捕捉地物的几何和上下文信息,与传统面向像元的分类方法相比精度明显提高[15-16]。但面向对象分割的过程往往受到尺度选择和几何参数的影响,因此需要更多的计算资源和时间以获得最佳的分类效果。地块作为农业生产经营的最小单元,内部作物种植类型一致、长势特征相近,光谱表现出较强的均一性[17],以地块为约束条件进行种植模式分类不仅更符合农田地块分布的真实情况,而且从影像空间映射到地理空间[18]时更能避免椒盐噪声、规避最优分割尺度问题,提高作物分类精度。

随着作物不断生长,其光谱等特征的时间序列变化对间套作模式的精细分类至关重要。MASKELL 等[19]利用随机森林方法,通过多时相 Sentinel-1 及 Sentinel-2 数据区分了咖啡和间作咖啡,IBRAHIM 等[20]也基于 Sentinel-2 时序数据利用随机森林分类器对玉米-马铃薯、玉米-豆类间作模式进行了分类制图。但传统的机器学习分类方法如随机森林(Random forest, RF)、最邻近算法(K-nearest neighbor, KNN)、支持向量机(Support vector machine, SVM)等并非针对时间序列数据所设计,因此它们都忽略了数据的时间依赖性[21],仅能提取到少量的浅层特征。此外,传统机器学习分类方法依赖专家知识设计分类特征,这增加了应用的复杂性和门槛。

近年来,深度学习在目标识别、信息提取方面取得了显著成效[22-25]。其中注意力机制(Attention mechanism, AM)[26]是一种新兴的深度学习技术,但在农业遥感领域的应用研究相对较少。不同于传统的 CNN[27]或 RNN[28]结构,注意力机制提供了更高的灵活性和并行化能力,能够高效处理长距离依赖关系,捕捉序列中任意两个元素之间的时序关系,已被用于改进超高分辨率图像分类以及捕获空间与光谱的依赖关系[29]。注意力机制的上述优点在识别作物生长周期和农业活动的季节性模式中尤为重要。基于注意力机制的 Transformer 模型进一步扩展了这一优势,它通过自注意力机制,将初始卷积分辨率传播到最后一层,以使模型即使在最底层也能拥有全局视野[30]。此外,Transformer 模型参数较少且结构灵活,易于调整以适应不同的任务和数据集,已被证明在多种时间序列分类任务上表现良好[31-32]。

本研究拟以和田地区洛浦县为研究区,利用高分遥感影像提取农田地块;并以地块为空间约束,结合作物关键生育期内的多时相光谱特征指数运用 Transformer 时序模型开展精细的林农间作种植结构提取研究。

1 研究区与研究数据

1.1 研究区概况

以新疆和田绿洲东部洛浦县主要耕地区域为研究区,中心位置位于东经 80.18°,北纬 37.07°,属于暖温带干旱荒漠性气候,平原区年均温度 11.6℃,年均降水量 35 mm,光热资源丰富,无霜冻期 170 ~ 201 d,温差较大。主要粮食作物包括小麦、玉米和少量水稻,林果品种有核桃、红枣、葡萄等。全县主要为以林粮和林蔬间作为特色的林农间作种植结构,在南疆具有代表性。图 1 和图 2 分别为研究区和研究样本地理分布,以及研究区内代表性作物生育期。本研究仅针对洛浦县秋收作物种植情况展开

研究，因此，聚焦于核桃、玉米和萝卜这 3 种农作物。

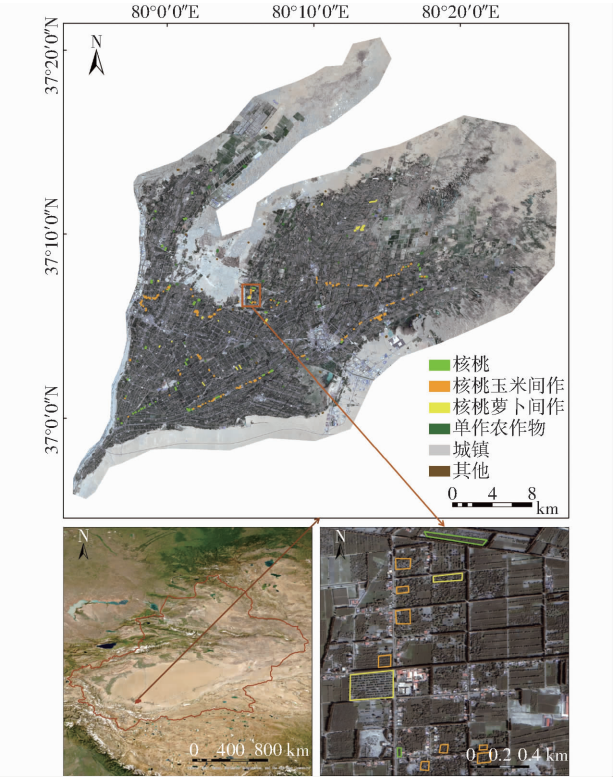


图 1　研究区概况及样本分布图

Fig. 1　Study area and sample distribution map

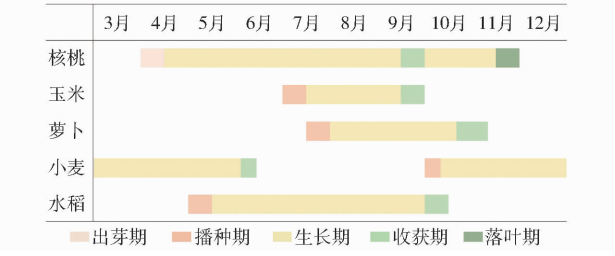


图 2　研究区主要农作物物候

Fig. 2　Phenology of major crops in study area

1.2　多源遥感数据

使用 GF－2 及 Sentinel－2 遥感数据作为主要数据源。其中，GF－2 数据来自中国资源卫星应用中心，总计 6 景，影像采集时间为 2022 年 9 月 10 日和 2023 年 8 月 31 日，分别覆盖研究区西部及东部的部分区域，云覆盖率均小于 20%。GF－2 遥感数据具有高空间分辨率和显著的空间结构与纹理信息，用于研究区内农田地块边界信息提取。数据预处理过程包括辐射校正、正射校正、影像配准和图像融合。

Sentinel－2 遥感数据来自谷歌公司的地球引擎（Google earth engine，GEE）云平台，共下载 19 期哨兵二号时序影像，云覆盖率小于 20%，影像时间范围覆盖作物关键生长期的 2023 年 7—11 月。Sentinel－2 遥感数据重访周期短，且能够提供丰富的光谱信息，用于间作作物关键生育期光谱指数构建和种类识别。在 GEE 平台完成研究区全覆盖数据的去云、裁剪操作，并通过最近邻插值算法将数据重采样至 10 m 空间分辨率。此外，引入 1 景采集时间为 2023 年 7 月 19 日的 GF－6 遥感数据，用于弥补 GF－2 卫星在研究区中部的区域数据缺失。详细信息如表 1 所示。

表 1　遥感影像数据集

Tab. 1　Remote sensing image dataset

卫星	获取日期	空间分辨率/m	数量/景
GF－2	2022 年 9 月	4	2
	2023 年 8 月	4	4
GF－6	2023 年 7 月	8	1
Sentinel－2	2023 年 7 月	10	3
	2023 年 8 月	10	1
	2023 年 9 月	10	5
	2023 年 10 月	10	6
	2023 年 11 月	10	4

1.3　地表实测数据

所使用的地表实测数据由实地调查数据结合 GF－2 高分辨率遥感影像目视解译结果获得。实地调查数据采集于 2023 年 9 月中旬，调查范围集中于洛浦县主要耕作区内。作物类型包括核桃、玉米、萝卜、红枣等单作农作物和核桃玉米间作、核桃萝卜间作等间作农作物。通过修正样本边界并合成 19 期影像的 NDVI 序列，结合光谱曲线变化规律观察作物物候信息差异以目视解译辅助补充样本，最终将样本数据分为林地（核桃）、林粮间作（核桃－玉米）、林蔬间作（核桃－萝卜）、单作农作物、城镇和其他 6 类共 284 个样本、23 311 个像元，如表 2 所示。

表 2　各地物类型样本与像元数量

Tab. 2　Number of samples and cells for each type

地物类型	地物编码	样本数量（地块）	像元数量（像素）
核桃	1	50	5 018
核桃玉米间作	2	141	9 579
核桃萝卜间作	3	25	3 064
单作农作物	4	28	3 067
城镇	5	20	1 142
其他	6	20	1 441
总计		284	23 311

2　研究方法

研究技术路线如图 3 所示，包括：遥感影像及实地样本数据预处理；农田地块提取；特征时序构建；农田种植结构提取；洛浦县林农间作综合评价。

2.1　基于实例分割模型的农田地块提取

实例分割是一种先进的图像识别技术，它能够

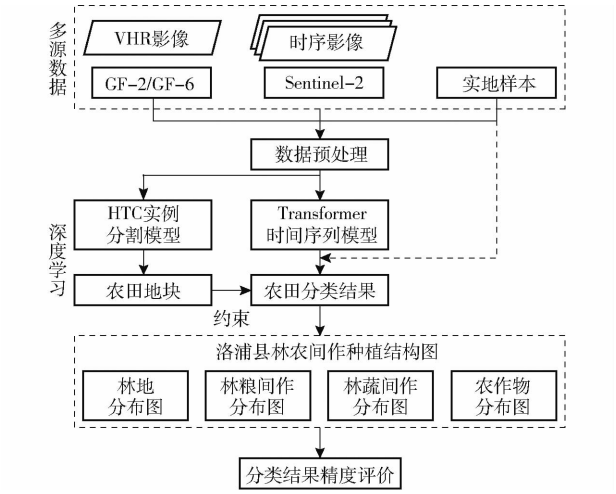


图 3 技术路线图

Fig. 3 Technology roadmap

识别图像中的每个对象实例,为每个独立对象生成精细的像素级掩码并分配一个唯一标识。相较于目标检测分割出物体的像素,实例分割提供更加精细的物体边界信息,且区分不同个体,减少语义分割后处理流程。

HTC(Hybrid task cascade)[33]是 2019 年提出的多任务混合级联结构的实例分割网络,在检测和分割方面均有较高的准确性。该模型核心思想为通过多阶段级联(Cascade)和多任务(Multi-tasking)的方式,整合不同阶段的信息流来改善模型性能,并引入语义分割分支以增强空间上下文信息,进一步提高物体定位和分类的准确性。

基于 MMDetection 框架 3.1.0,在高分遥感影像上随机选取具有代表性的子区域作为训练样本。其中,训练样本共 16 个,每个样本尺寸为 1 024 像素 × 1 024 像素。同时,人工标注地块边界矢量,并转换为训练标签,利用 HTC 模型进行农田地块边界提取,其中输入待预测图像尺寸为 48 870 像素 × 47 130 像素。

2.2 光谱特征指数时序构建

选取归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)和归一化红边指数(Normalized difference red-edge 1, NDre1)两种指数作为分类输入特征。其中,NDVI 通过放大在近红外波段的高反射率及在红光波段的低反射率之间的差异来评估植被的生长状况,是一种有效评估植被覆盖和生长状况的指标,在农作物分类中应用广泛。考虑到农作物易受生育期影响在不同时段呈现较大差异,因此在进行作物提取时,结合多种特征指数有利于增强类与类之间的可分性。

红边波段是对植物生长状况敏感的光谱波段,在其波段范围内光谱反射率变化剧烈[34],已被证明在林地及农作物的信息提取、分类识别等方面具有重要作用[35]。NDre1 基于 Sentinel-2 波段 5 和波段 6 进行计算,可获得 Sentinel-2 独有的红边指数,它对植被叶片冠层的细小变化十分敏感,可用于精细农业、森林监测[36]。

基于洛浦县林农间作作物关键生育期的 Sentinel-2 遥感数据逐像素读取并计算研究区的各关键生育期 NDVI 和 NDre1 数据构成时间序列,用于区分种植结构模式,计算公式为

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

$$NDre1 = \frac{\rho_{B8a} - \rho_{B5}}{\rho_{B8a} + \rho_{B5}} \tag{2}$$

式中 ρ_{NIR}——近红外波段反射率

ρ_{red}——红波段反射率

ρ_{B8a}——第 8 波段 a 反射率

ρ_{B5}——第 5 波段反射率

选取洛浦县研究区主要林农间作作物(核桃林、核桃-玉米间作、核桃-萝卜间作)各 10 个地块,对不同类型地块分别绘制基于上述 NDVI 和 NDre1 平均值的时序曲线,如图 4 所示。其中,在 7 月,核桃林 NDVI 高于核桃-玉米和核桃-萝卜的间作种植模式,这是由于核桃树正处于旺盛生长期,叶片完全展开,而间作模式下核桃树数量减少,加之玉米和萝卜刚开始生长或尚未播种,导致整体 NDVI 较低。进入 8 月,随着玉米接近成熟期,其生物量和叶面积达到高峰,核桃-玉米间作模式的 NDVI 相对较高。而核桃-萝卜间作模式下由于萝卜还未达到生长最旺盛时期,其 NDVI 相对较低。到 10 月,玉米已完成收获,其对特征指数值的贡献急剧下降,因此核桃-玉米间作模式的 NDVI 明显低于其他两种模式。与此同时,萝卜生长状态良好,有助于维持核桃-萝卜间作模式的 NDVI。NDre1 的变化规律与 NDVI 相似,同时,3 种不同种植模式下的光谱特征指数曲线趋势均符合各自生育期特征。

2.3 基于时序模型的作物提取

Transformer 模型是一种基于自注意力机制的深度学习模型,广泛应用于自然语言处理(NLP)任务。该模型由编码器(Encoder)和解码器(Decoder)两部分组成,本研究仅保留编码器,通过自注意力机制处理序列数据,并引入位置编码以捕捉序列中元素的顺序信息。

按地块编码随机选取每种地物类型总数的 80% 及其对应的地物类型编码作为训练数据集,输入模型,其余 20% 作为验证数据集,通过数据加载器(DataLoader)实现数据的批处理与随机打乱。训

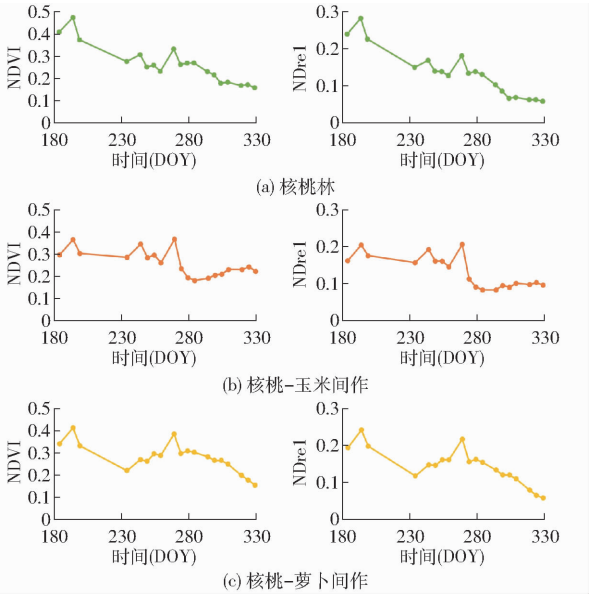


图 4　主要林农间作作物光谱指数时序构建结果

Fig. 4　Spectral index time series construction results of major forest and crops intercropping

练过程中，模型采用前向传播方式，通过编码器的自注意力层与位置编码层协同工作，对输入的时序数据进行深度解析与特征提取。随后，利用交叉熵损失函数精确量化预测结果与真实标签之间的误差，该误差随后作为反馈信号通过反向传播算法精细调整模型内部参数。引入 Adam 优化器进行参数更新，并实施动态学习率调整策略，具体采用 ReduceLROnPlateau 调度器。此外，为防止模型在训练数据上过度拟合，引入 EarlyStopping 机制，当模型在连续多个训练周期内在验证集上未取得性能提升时，自动终止训练过程，从而避免模型对训练数据的过度拟合。

2.4　精度与评价指标

对于农田地块提取，使用交并比（Intersection over union，IoU）来评估模型性能。

分类任务性能评估依赖于一系列定量指标。基于分类结果的混淆矩阵（Confusion matrix）进行评价，使用的评价指标包括精确率（Precision）、召回率（Recall）、准确率（Accuracy）和 F1 分数（F1-score）。

3　结果与分析

3.1　农田地块专题图

应用实例分割模型，成功识别出农田地块。经过排除诸如建筑物、道路和裸地等非农田区域掩膜处理后，共识别出农田地块共计 5 366 个，总面积 425.96 km^2，IoU 为 82.31%，如图 5 所示。

提取的农田地块整体连通性高，单个地块平均面积为 0.079 km^2，形态规整。道路和建筑物均匀分布在农田地块边缘，边界清晰，与实际情况一致性较高且地块内部结构相对稳定。尽管存在一些细小地块未被识别的情况，但通过手工修补后总体提取效果良好。

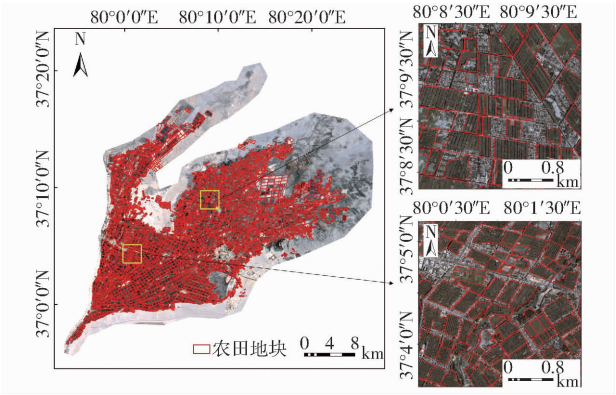


图 5　农田地块提取结果

Fig. 5　Extraction results of farmland parcels

3.2　地物类型提取结果精度评价

使用 Transformer 模型基于地块进行种植结构分类提取，结果如表 3 所示。林农间作信息提取的整体精度为 78.4%，其中，纯核桃林、核桃-玉米间作和核桃-萝卜间作 3 种种植模式展现出较高的准确率和召回率，均在 75% 以上，表明 Transformer 模型对于林粮间作、林蔬间作这两种特定的间作模式具有较好的识别能力。

表 3　林农间作信息提取精度

Tab. 3　Accuracy of information extraction under pattern of forest and crops intercropping

类别	准确率/%	召回率/%	F1 分数/%	数量
核桃	76.5	76.2	76.4	1 157
核桃玉米间作	78.4	79.5	78.9	1 472
核桃萝卜间作	96.5	86.6	91.3	477
单作农作物	63.7	68.8	66.1	186
城镇	65.2	60.1	62.5	218
其他	79.0	87.0	82.8	346
总计				3 856

研究也注意到“单作农作物”和“城镇”类别的提取准确率相对较低，分别为 63.7% 和 65.2%。这可能归因于这两类地物本身包含的真实地物种类繁多。具体而言，洛浦县的“单作农作物”类别不仅涵盖了玉米、萝卜，还可能涉及小麦、水稻等多种农作物，这种多样性增加了分类的复杂程度。同样，“城镇”类别则包括各种建筑物、道路等多种地物类型，且这些地物特征与裸地存在较高的相似性易混淆。加之这两类地物的样本数量也相对较少，导致模型在训练过程中难以充分学习并捕捉到这些类别的典型特征，从而影响了分类精度。

3.3　林农间作信息提取制图分析

由于实际种植地块内部作物种植类型基本一

致,因此以提取的农田地块精确边界为约束条件,以地块内部最多的分类结果作为该地块的整体地物类型。进行一致性修正后洛浦县林农间作信息提取总体精度达 83.2%,结果如图 6 所示。

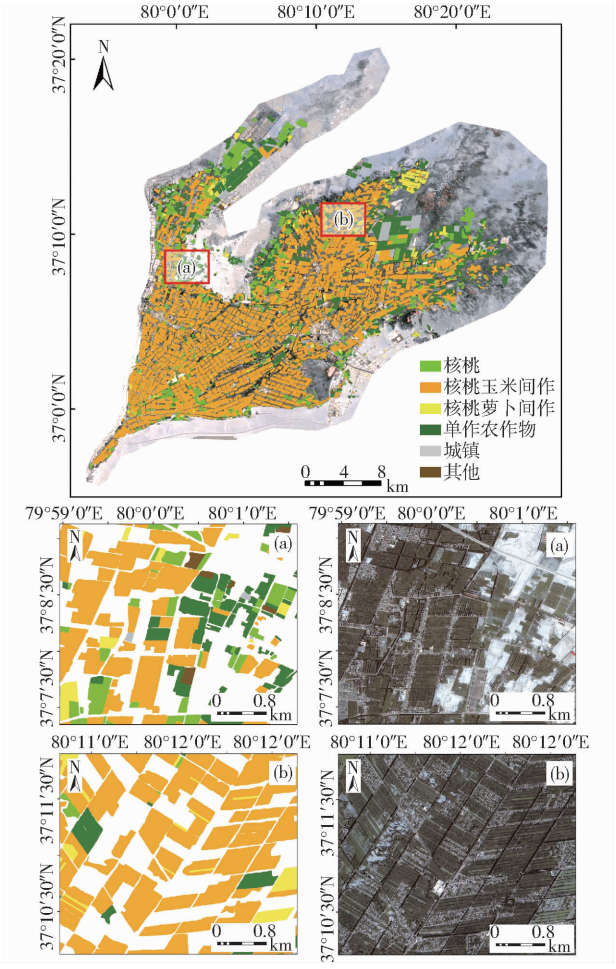


图 6 林农间作制图结果

Fig. 6 Mapping results of forest and crops intercropping

洛浦县主要林农间作模式为以核桃和玉米间作为代表的林粮间作模式,种植地块共计 3 060 个,累计总面积 274.85 km^2,占地块总面积的 64.5%。相比之下,以核桃和萝卜间作为代表的林蔬间作模式相对较少,仅有 304 个种植地块,总面积为 15.55 km^2。除此之外,洛浦县核桃种植面积为 50.28 km^2,单作农作物面积为 70.89 km^2。这些区域主要分布于洛浦县主要耕作区北部且靠近沙漠地带,空间分布相对分散。

观察提取结果细节图可以发现,分类结果与地面实际情况表现出较高的一致性。特别是对于核桃与萝卜的间作模式涉及多个细小地块时,本研究依然能够准确地识别出核桃和萝卜间作种植区域,进一步证明了其在处理细小地块时的卓越性能,有助于研究者更好地了解该地区的农业生产和土地利用情况。

4 讨论

4.1 分类结果不确定性分析

林农间作模式下,作物种植的复杂性导致了地块边界在影像上的识别难度。具体而言,林木作物通常种植于地块内部及边缘地带,与道路两旁的行道树共同遮挡地块边界,进而在遥感影像上呈现一定的模糊性。在深度学习模型的应用过程中,这种模糊性可能导致细小地块的识别精度不足,从而使遗漏的小地块在属性填充过程中被错误地归类为相邻大地块,从而影响分类准确性。此外,样本稀缺性问题亦对分类准确性构成挑战,尽管研究通过分析关键生育期 NDVI 时序曲线特征手动补充样本以增加多样性,但该方法不可避免地存在一定的主观性和误差。

4.2 不足与展望

本研究主要依赖时序数据的光谱特征进行种植结构提取分类,但物候信息,如生长速率、指标峰值以及生育期长度等尚未使用,上述信息对于揭示复杂种植结构下的作物生长发育规律具有重要意义。未来的研究应考虑将物候特征与植被指数的时序重建技术相结合,以提升分类的准确性和可靠性。同时,GF-2 卫星影像的纹理信息在区分间作与非间作种植模式中具有潜在的指示作用,可进一步挖掘和应用这些纹理特征,以增强模型区分能力。最后在样本数据均衡性方面,深度学习模型倾向于对数量较多的样本类别产生偏好,而忽视数量较少的类别,从而影响训练效果和预测精度。因此,未来研究应注重样本均衡性,以确保模型训练公正性和预测准确性。

5 结论

(1)聚焦新疆洛浦县的林农间作模式,利用 GF-2/GF-6 和 Sentinel-2 遥感影像数据,结合 HTC 实例分割与 Transformer 时序模型,精准提取了农田地块及林农间作种植结构信息。

(2)HTC 实例分割模型大幅降低了人力成本,同时保持了地块边界准确性,最终提取到地块 5 366 个,总面积 425.96 km^2。

(3)经地块修正后的分类总体精度达 83.2%。其中,林粮间作模式分类准确率为 78.4%,林蔬间作模式分类准确率达 96.5%,证明了 Transformer 模型在处理长时序遥感数据、捕捉作物生长周期变化方面的有效性。

(4)林粮间作模式在洛浦县占据主导地位,累计种植面积共 274.85 km^2,在耕作区中部连续分布。林蔬间作模式所占比例较小,种植面积共 15.55 km^2,且多以分散形式存在。

参 考 文 献

[1] 李利民，苗昊翠，徐麟，等. 新疆南疆地区林农复合间套作花生研究现状及前景分析[J]. 新疆农业科技，2018(4)：35－38.

[2] 鲜开梅，江伟，王柏柯. 新疆南疆四地州果树间套作种植情况分析[J]. 北方园艺，2016(12)：209－210.
XIAN Kaimei，JIANG Wei，WANG Baike. Analysis of fruit trees intercropping planting situation of southern Xinjiang's four regions[J]. Northern Horticulture，2016(12)：209－210.(in Chinese)

[3] 史舟，梁宗正，杨媛媛，等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报，2015，46(2)：247－260.
SHI Zhou，LIANG Zongzheng，YANG Yuanyuan，et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2015，46(2)：247－260.(in Chinese)

[4] 孙亚荣，李旭，郭英涛. 南疆地区农业遥感应用现状及展望[J]. 南方农业，2022，16(19)：90－92，97.

[5] XUE H，XU X，ZHU Q，et al. Object-oriented crop classification using time series sentinel images from Google Earth Engine[J]. Remote Sensing，2023，15(5)：1353.

[6] LUO C，QI B，LIU H，et al. Using time series Sentinel－1 images for object-oriented crop classification in Google Earth Engine[J]. Remote Sensing，2021，13(4)：561.

[7] 尹燕旻，贾立. 基于 Sentinel－2 的闪电河流域农作物分类研究[J]. 遥感技术与应用，2021，36(2)：400－410.
YIN Yanmin，JIA Li. Sentinel－2 study on crop mapping of Shandian River Basin based on images[J]. Remote Sensing Technology and Application，2021，36(2)：400－410.(in Chinese)

[8] 杜保佳，张晶，王宗明，等. 应用 Sentinel－2A NDVI 时间序列和面向对象决策树方法的农作物分类[J]. 地球信息科学学报，2019，21(5)：740－751.
DU Baojia，ZHANG Jing，WANG Zongming，et al. Crop mapping based on Sentinel－2A NDVI time series using object-oriented classification and decision tree model[J]. Journal of Geo-information Science，2019，21(5)：740－751.(in Chinese)

[9] 欧阳玲，毛德华，王宗明，等. 基于 GF－1 与 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构与产量分析[J]. 农业工程学报，2017，33(11)：147－156，316.
OUYANG Ling，MAO Dehua，WANG Zongming，et al. Analysis crops planting structure and yield based on GF－1 and Landsat8 OLI images[J]. Transactions of the CSAE，2017，33(11)：147－156，316.(in Chinese)

[10] 张旭辉，玉素甫江·如素力，仇忠丽，等. 基于 Sentinel－2 时序数据的新疆焉耆盆地农作物遥感识别与评估[J]. 干旱区地理，2024，47(4)：672－683.
ZHANG Xuhui，YUSUFUJANG Rusuli，QIU Zhongli，et al. Remote sensing identification and assessment of crops in Yanqi Basin，Xinjiang，China，based on Sentinel－2 time series data[J]. Arid Land Geography，2024，47(4)：672－683.(in Chinese)

[11] 汪松，王斌，刘长征，等. 利用 Landsat 时序 NDVI 数据进行新疆石河子垦区灌溉作物分类[J]. 测绘通报，2016(9)：56－59.
WANG Song，WANG Bin，LIU Changzheng，et al. Research on identification of irrigated crop types in Shihezi reclamation area using time series Landsat NDVI[J]. Bulletin of Surveying and Mapping，2016(9)：56－59.(in Chinese)

[12] 姬旭升，李旭，万泽福，等. 基于高空间分辨率卫星影像的新疆阿拉尔市棉花与枣树分类[J]. 中国农业科学，2019，52(6)：997－1008.
JI Xusheng，LI Xu，WAN Zefu，et al. Pixel-based and object-oriented classification of jujube and cotton based on high resolution satellite imagery over Alear，Xinjiang[J]. Scientia Agricultura Sinica，2019，52(6)：997－1008.(in Chinese)

[13] 汪小钦，邱鹏勋，李娅丽，等. 基于时序 Landsat 遥感数据的新疆开孔河流域农作物类型识别[J]. 农业工程学报，2019，35(16)：180－188.
WANG Xiaoqin，QIU Pengxun，LI Yali，et al. Crops identification in Kaikong River Basin of Xinjiang based on time series Landsat remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE，2019，35(16)：180－188.(in Chinese)

[14] LIU P，CHEN X. Intercropping classification from GF－1 and GF－2 satellite imagery using a rotation forest based on an SVM[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information，2019，8(2)：86.

[15] 王玉，付梅臣，王力，等. 基于多源高分卫星影像的果棉套种信息提取[J]. 国土资源遥感，2017，29(2)：152－159.
WANG Yu，FU Meichen，WANG Li，et al. Tree-cotton intercropping land extraction based on multi-source high resolution satellite imagery[J]. Remote Sensing for Land and Resources，2017，29(2)：152－159.(in Chinese)

[16] 靳镜宇，白洁，包安明，等. 林农间作模式下和田绿洲特色林果结构遥感信息提取[J]. 农业工程学报，2022，38(3)：146－154.
JIN Jingyu，BAI Jie，BAO Anming，et al. Extraction of the fruit trees based on satellite imagery under the pattern of forest and crops interplanting in Hotan oasis[J]. Transactions of the CSAE，2022，38(3)：146－154.(in Chinese)

[17] 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.
YANG Yingpin，WU Zhifeng，LUO Jiancheng，et al. Parcel-based crop distribution extraction using the spatiotemporal collaboration of remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE，2021，37(7)：166－174.(in Chinese)

[18] 秦肖伟，程博，杨志平，等. 基于时序遥感影像的西南山区地块尺度作物类型识别[J]. 地球信息科学学报，2023，

25(3): 654 – 668.
QIN Xiaowei, CHENG Bo, YANG Zhiping, et al. Identification of parcel-scale crop types in southwestern mountainous area based on time series remote sensing images[J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(3):654 – 668. (in Chinese)
[19] MASKELL G, CHEMURA A, NGUYEN H, et al. Integration of Sentinel optical and radar data for mapping smallholder coffee production systems in Vietnam[J]. Remote Sensing of Environment, 2021,266:112709.
[20] IBRAHIM E S, RUFIN P, NILL L, et al. Mapping crop types and cropping systems in Nigeria with Sentinel – 2 imagery[J]. Remote Sensing, 2021, 13(17):3523.
[21] 赵红伟, 陈仲新, 刘佳. 深度学习方法在作物遥感分类中的应用和挑战[J]. 中国农业资源与区划, 2020, 41(2):35 – 49.
ZHAO Hongwei, CHEN Zhongxin, LIU Jia. Deep learning for crop classification of remote sensing data: applications and challenges[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2020, 41(2):35 – 49. (in Chinese)
[22] YANG H L, YUAN J, LUNGA D, et al. Building extraction at scale using convolutional neural network: mapping of the United States[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(8):2600 – 2614.
[23] 饶雄飞, 周龙宇, 杨春雷, 等. 基于无人机多光谱影像和关键点检测的雪茄烟株数提取[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3):266 – 273.
RAO Xiongfei, ZHOU Longyu, YANG Chunlei, et al. Counting cigar tobacco plants from UAV multispectral images via key points detection approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3):266 – 273. (in Chinese)
[24] YANG X, LI X, YE Y, et al. Road detection and centerline extraction via deep recurrent convolutional neural network U – Net [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(9):7209 – 7220.
[25] 王子航, 常晗, 张瑶, 等. 基于 CNN – LSTM 的苹果树种植区域提取[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊2):277 – 285.
WANG Zihang, CHANG Han, ZHANG Yao, et al. Apple planting area extraction based on improved CNN – LSTM model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp.2):277 – 285. (in Chinese)
[26] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[J]. arXiv:1706.03762, 2017.
[27] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278 – 2324.
[28] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533 – 536.
[29] 陈诗扬, 刘佳. 基于 GF – 6 时序数据的农作物识别深度学习算法评估[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 161 – 168.
CHEN Shiyang, LIU Jia. Evaluation of deep learning algorithm for crop identification based on GF – 6 time series images[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(15):161 – 168. (in Chinese)
[30] 林云浩, 王艳军, 李少春, 等. 一种耦合 DeepLab 与 Transformer 的农作物种植类型遥感精细分类方法[J]. 测绘学报, 2024, 53(2): 353 – 366.
LIN Yunhao, WANG Yanjun, LI Shaochun, et al. A coupled Deeplab and Transformer approach for fine classification of crop cultivation types in remote sensing[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2024, 53(2):353 – 366. (in Chinese)
[31] RUWURM M, KRNER M. Self-attention for raw optical satellite time series classification [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 169:421 – 435.
[32] ZERVEAS G, JAYARAMAN S, PATEL D, et al. A transformer-based framework for multivariate time series representation learning[C]// Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2020.
[33] CHEN K, PANG J, WANG J, et al. Hybrid task cascade for instance segmentation[J]. arXiv:1901.07518, 2019.
[34] HORLER D N H, DOCKRAY M, BARBER J. The red edge of plant leaf reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 1983, 4(2): 273 – 288.
[35] 张敏娟. 联合 SLIC – MRF 与 Swin Transformer 的 GF – 6 WFV 影像农作物分类[D]. 成都: 西南交通大学, 2024.
ZHANG Minjuan. Crop classification for GF – 6 WFV image based on SLIC – MRF and Swin Transformer[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2024. (in Chinese)
[36] 朱曼, 张立福, 王楠, 等. 基于 Sentinel – 2 的 UNVI 植被指数及性能对比研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 936 – 947.
ZHU Man, ZHANG Lifu, WANG Nan, et al. Comparative study on UNVI vegetation index and performance based on Sentinel – 2[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(4):936 – 947. (in Chinese)