doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.02.001

大田无人化智慧农场农田边界识别技术研究现状与展望

罗锡文[1,2]　谷秀艳[1,2]　胡　炼[1,2]　赵润茂[1,2]　岳孟东[1,2]　何　杰[1,2]
黄培奎[1,2]　汪　沛[1,2]

(1. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广州 510642;
2. 农业装备技术全国重点实验室, 广州 510642)

摘要: 智慧农业是现代农业的发展方向,无人化智慧农场是实现智慧农业的重要途径,无人化智慧农场是农业转型升级的重要方向,其精准高效作业质量依赖于农田边界识别技术的精度和可靠性。本文系统梳理了农田边界识别的技术体系与应用场景,重点分析了卫星遥感、无人机遥感和地面感知 3 类数据获取方式和识别算法研究现状。卫星遥感的优势在于其广域周期性的监测能力可支撑大范围农田变化分析,但空间分辨率有限;无人机高分辨率影像与地面传感器深度融合(如 LiDAR 点云与 RGB 图像配准)可实现厘米级边界分割,为复杂农田场景提供高精度数据支撑,但视野范围有限。传统图像处理算法(阈值分割、边缘检测等)在规则农田中具有实时性优势,但难以应对异物同谱、静态要素遮挡等场景;基于深度学习的 U-Net、DeepLab 系列模型通过多尺度特征融合与注意力机制优化可显著提升对不规则边界的识别鲁棒性。这些技术都已应用于农业数字化地图构建和农机路径规划,但仍面临多源数据时空对齐精度不足导致融合效率低,轻量化模型在边缘计算设备上的推理速度难以满足实时作业需求,农田边界变动实时监测难等问题。未来应聚焦多模态时空特征融合、边缘推理导向的模型轻量化技术,以及空-天-地协同支撑下的数字农田地图自主更新技术,为实现农田边界的高精度、高响应和高动态识别提供支撑。

关键词: 智慧农场; 空-天-地; 边界识别; 种植区域; 田埂; 机耕道

中图分类号: S29　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)02-0001-18　　**OSID**:

Research Status and Outlook of Farmland Boundary Recognition Technology in Large-scale Unmanned Smart Farms

LUO Xiwen[1,2]　GU Xiuyan[1,2]　HU Lian[1,2]　ZHAO Runmao[1,2]　YUE Mengdong[1,2]　HE Jie[1,2]
HUANG Peikui[1,2]　WANG Pei[1,2]

(1. *Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment*, *Ministry of Education*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology*, *Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: Smart agriculture is the development direction of modern agriculture, and unmanned smart farms are an important way to achieve smart agriculture. Unmanned smart farm is an important direction for agricultural transformation and upgrading, and its precise and efficient operation quality depends on the accuracy and reliability of farmland boundary recognition technology. The technical system and workflow methods of farmland boundary recognition were systematically reviewed, with a focus on analyzing the characteristics and application scenarios of three types of data acquisition methods: satellite remote sensing, UAV remote sensing, and ground-based sensing. The advantage of satellite remote sensing lies in its wide-area, periodic monitoring capability that supports large-scale farmland change analysis, though its spatial resolution is limited. UAV high-resolution images, when deeply integrated with ground sensors (LiDAR point clouds and RGB image registration), can achieve centimeter-level boundary segmentation, providing high-precision data support for complex farmland scenarios, but its field of view is limited. Traditional image processing algorithms (threshold segmentation, edge detection) offer real-time advantages in regular farmlands but struggle with scenarios involving objects of similar

收稿日期: 2024-11-28　修回日期: 2024-12-30
基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD2000600)
作者简介: 罗锡文(1945—),男,教授,博士生导师,中国工程院院士,主要从事精准农业研究,E-mail: xwluo@scau.edu.cn

spectra and static element occlusions. Deep learning-based models such as U - Net and DeepLab, through multi-scale feature fusion and attention mechanisms, significantly enhance the robustness of irregular boundary recognition. Current technologies support the construction of digital maps and agricultural machinery path planning. However, there are still three main bottlenecks: insufficient spatio-temporal alignment accuracy of multi-source data, resulting in low fusion efficiency; slow inference speeds of lightweight models on edge computing devices, which failed to meet real-time operation demands; and the lack of dynamic farmland boundary update mechanisms, restricting long-term monitoring effectiveness. Future research should focus on multi-modal spatio-temporal feature fusion, lightweight model technologies driven by edge inference, and a framework for autonomous updating of digital farmland maps supported by air - space - ground collaboration, to provide theoretical support for high-precision, high-response, and high-dynamic boundary recognition in farmlands.

Key words: smart farm; air - space - ground; boundary recognition; planting area; field ridge; agricultural road

0 引言

无人化智慧农场正引领全球农业向智能化和精准化的方向转型升级[1-2]。作为实现农业全程无人化作业的核心载体,智能农机自主导航与精准控制能力直接决定了农事作业效率与资源利用率[3]。当前,覆盖耕整、种植、田间管理和收获环节的全程无人化作业技术已逐步成熟,需进一步突破的关键技术之一是农机路径规划准确性和动态避障实时性[4-5]:一方面,农机需依据预先生成的农田高精度地图规划全局路径;另一方面,需借助实时环境感知系统调整局部路径以应对突发障碍。作为无人作业基础的农田高精度地图,其理论研究与工程实践仍处于起步阶段[6],现有路径规划方法主要依赖北斗定位系统逐点采集农田多边形角点与道路折点,将复杂农田边界简化为简单多边形以用于作业路径规划。这种模式简单易实现,但在实际生产中面临诸多局限[7],一方面,农田真实边界常被电线杆、道旁树木、出(入)田口、田埂、机耕道、水渠等静态要素[8-10]切割为复杂不规则形态;另一方面,人工手持北斗定位系统或驾驶农机绕田打点采集边界方式效率低且易受主观误差影响,难以满足实际生产需求[11]。因此,利用卫星遥感、航空影像与机器视觉技术,实现农田边界自动化快速识别已成为智慧农场建设的迫切需求。农田边界识别不仅支撑农机自主导航作业,其对耕地资源管理、作物生长监测和农事决策也具有重要意义[12-13]。现有研究虽在遥感图像分割、深度学习模型优化等方面取得一定进展,却鲜有系统性分析农田边界识别的技术与应用[14]。为此,本文围绕“数据获取—特征提取—应用验证”核心技术链,对比卫星、无人机和地面机械等多平台信息获取方式,分析传统图像处理算法与深度学习模型农田边界识别技术现状,并基于实际应用场景分析现有技术瓶颈,以期为构建低延迟、高鲁棒的农田边界识别体系提供理论参考。

1 农田边界识别技术

农田边界识别流程与技术框架如图 1 所示。农田边界识别流程包含:数据获取、数据预处理、特征提取与模型训练、后处理优化和精度验证评估。数据获取作为流程初始阶段,通过卫星、无人机、地面机械等平台采集原始农田影像。卫星遥感数据具有周期性和广域覆盖的特点(如 Sentinel - 2 可提供分辨率 10 m 影像),无人机可获取厘米级高精度数据(如 DJI Phantom 4 RTK),地面机械则采用 RGB 相机、LiDAR 等设备捕获局部细节信息。融合多平台的异构数据可显著提升复杂场景边界识别精度,但需平衡成本与效益之间的关系[15]。图像预处理旨在修正原始数据缺陷,为后续分析奠定基础。关键操作包含几何校正(消除传感器姿态引起的形变)、辐射校正(补偿光照差异)、图像裁剪(聚焦关注区域)及噪声滤除(如中值滤波),预处理质量直接影响特征提取的有效性。特征提取与模型训练是该流程核心,有 3 种主要技术路线:①传统数字图像处理的方法通过人工设计特征(如边缘梯度、纹理统计量)结合阈值分割、区域生长等算法实现边界定位,其优势在于计算效率高,但对复杂农田环境鲁棒性不足。②机器学习方法融合光谱、纹理与形态学特征(如 NDVI、灰度共生矩阵),采用支持向量机(SVM)、随机森林(RF)等分类器进行边界判别,在物候特征建模中表现突出,然而,机器学习方法仍依赖人工特征工程,在异物同谱(如田埂与裸露土壤)场景下误分率较高。③深度学习方法采用卷积神经网络(CNN)、U - Net 等模型自动学习多层次特征,在田埂断裂、作物遮挡等场景下表现出较强的适应性,但依赖大规模标注数据支撑。后处理优化根据模型输出结果,通过形态学操作(开闭运算)、连通域分析和边界平滑滤波等技术消除离散噪声、修复

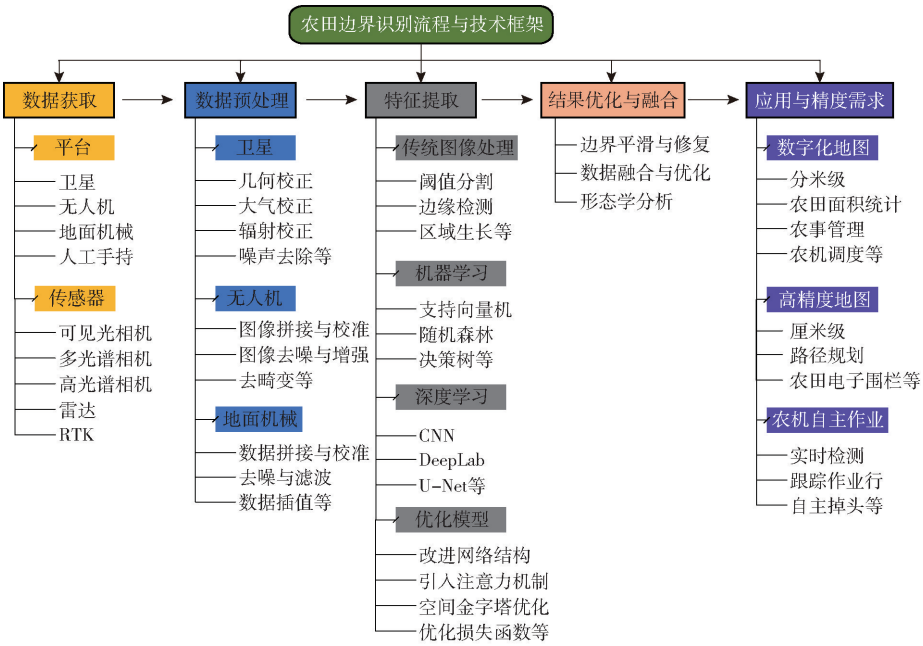


图 1　农田边界识别流程与技术框架

Fig. 1　Agricultural boundary recognition process and technical framework

断裂轮廓。精度验证评估需通过定量指标，如交并比(Intersection over union，IoU)和 F1 值(F1 score)等，与可视化对比验证边界提取效果。当前主流做法是采用交叉验证策略：70% 数据用于训练，15% 用于调参，15% 用于测试。卫星与无人机数据处理结果精度验证主要依赖 RTK 实测坐标。

2　农田边界识别数据获取方式

图像数据获取是农田边界识别的关键，图像数据主要通过卫星、无人机和地面机械等平台搭载传感器获取，可以为不同应用需求提供数据支持，3 种边界识别数据获取如图 2 所示。卫星遥感适合大范围区域监测，能够提供周期性、广域的地理信息[16]，无人机遥感提供高分辨率影像，适合对中小范围区域的精细化监测[17]，地面机械感知通过传感器获取高精度的局部数据[18]。基于这些数据，智能农机进行路径规化和自主作业，推动无人化智慧农场发展。

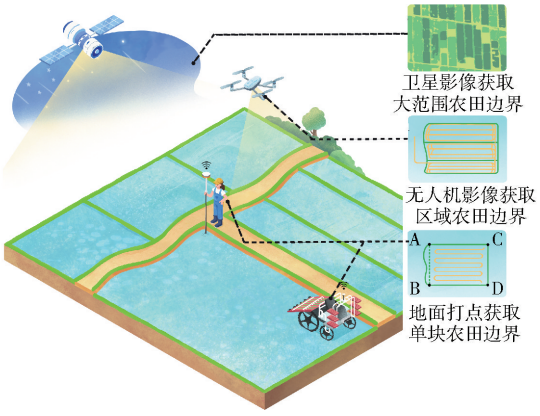


图 2　三种农田边界识别数据获取方式

Fig. 2　Three methods of acquiring data for farmland boundary identification

2.1　卫星遥感信息

卫星遥感数据按数据类型可分为光学影像与合成孔径雷达(Synthetic aperture radar，SAR)影像[19]，两者协同提供农田边界多维度观测信息。

2.1.1　卫星光学影像数据

光学影像通常依赖可见光和近红外波段，提供农田地物光谱和空间细节[20]，按成像分辨率可分为高、中、低 3 类。高分辨率光学影像(空间分辨率小于等于 1 m)适用于精细化边界识别，国际上典型卫星代表包括 WorldView 系列、GeoEye 系列和 Pleiades 系列，中国高分辨率卫星以 GF－2、GF－7 和吉林一号为代表。其中，GF－2 卫星凭借全色分辨率 0.8 m 支持田埂与水渠精准提取，WorldView－2[22]卫星红边波段则增强了对植被覆盖区域的区分能力。姬旭升[23]研究发现，融合高分辨率卫星影像物候特征与空间特征后，农田边界识别 Kappa 系数高达 0.90～0.98，验证了高分辨率影像对细粒度分割的显著优势。中分辨率卫星(分辨率 1～30 m)适用于中等规模农田的边界识别。典型卫星代表包括 Sentinel－2、Landsat－8/9 和中国 GF－1。其中，Landsat 系列[25]可提供跨度 50 a 的连续观测数据，Sentinel－2[26-27](多光谱分辨率 10～60 m)通过多光谱特性可实现跨季节农田监测，孙涛[28]结合长短期记忆网络(LSTM)和 U－Net＋＋模型在时空特征提取上的优势，以 Sentinel－2 数据作为基础数据，提出了一种农田分割耦合模型 LSTM－Unet＋＋，在

数据量较少情况下,准确率仍能达到 91.7%,为农业遥感应用提供了新的技术思路。尽管这些数据在边界细节辨识上存在一些局限,但其长时序特性为分析农田形态的动态演变提供了重要支撑。低分辨率光学影像(空间分辨率大于等于 30m)在覆盖广泛区域、监测地表变化和季节性农田变化方面有显著优势[24]。如 MODIS(多光谱分辨率 250 ~ 1 000 m)和 NOAA AVHRR(多光谱分辨率 1 000 m)则适用于大范围土地利用变化分析。典型卫星主要参数对比如表 1 所示[29-34]。

表 1 光学影像数据

Tab. 1 Optical image data

类别	卫星	研制单位	影像空间分辨率/m	主要应用	优势
高分辨率	WorldView - 2	美国 DigitalGlobe	0.5(全色) 2(多光谱)	农作物识别、农作物精确管理	光谱信息丰富,包含对叶绿素敏感的红边波(690 ~ 730 nm)
	GF - 2	中国 CASC	0.8(全色) 3.2(多光谱)	作物分类、农田边界识别	农田识别、作物估产
中分辨率	Landsat	美国 NASA 联合 USGS	30(多光谱)	农田监测、土地变化边界提取	提供长时序列数据,适合季节性变化监测
	Sentinel - 2	欧洲空间局(ESA)	10 ~ 60(多光谱)	作物分类、植被指数计算	提供多光谱数据,适合农田监测
	GF - 1	中国 CASC	2(全色) 8(多光谱)	农田监测、农田分布	覆盖范围大,可与 GF - 6 联合提高监测能力
低分辨率	MODIS	美国 NASA	250 ~ 1 000(多光谱)	大范围农业监测	适合长期、时序性的农业监测

2.1.2 卫星 SAR 影像数据

SAR 影像基于微波反射原理,突破了光学影像对光照与天气的依赖,支持全天候监测。当前应用较广的星载 SAR 数据包括 TerraSAR - X、Sentinel - 1 和国产 GF - 3,关键技术参数见表 2[35-36]。此类数据对含水率敏感,可有效识别农田湿润边界与雨后田埂形变。其中,Radarsat 与 Sentinel - 1 影像广泛应用于农业监测、农田边界提取等领域[35]。WANG 等[36]将 Sentinel - 1 VH 极化影像结合平滑预测策略后,水稻田边界提取交并比提升至 95% 以上,体现了 SAR 在特殊气候条件下的优势。光学与 SAR 卫星数据在农田边界识别中可形成互补,前者在晴空条件下提供高精度地物细节,后者确保在多云和雨季环境下稳定监测。探索多源卫星数据的深度融合技术是当前研究重点,有望突破单一传感器在时空分辨率上的局限。

表 2 SAR 影像数据

Tab. 2 SAR image data

卫星	研制单位	影像空间分辨率/m	主要应用	优势
TerraSAR - X	德国航天中心(DLR)	1 ~ 40	农田边界提取、全时监测	高分辨率、聚束模式
Radarsat	加拿大航天(CSA)	1 ~ 100	农田边界提取、水分监测	多极化能力、高分辨率
Sentinel - 1	欧洲空间局(ESA)	5 ~ 40	农田边界提取、地表监测	免费开放数据、全球覆盖
GF - 3	中国 CASC	1 ~ 40	农田监测	多模式成像、高分辨率

2.2 无人机遥感数据

无人机遥感技术通过搭载多类型传感器,可为农田边界识别提供灵活、高精度的近地观测手段[10]。根据传感器特性和成像原理差异,主要分为可见光遥感、多光谱遥感、高光谱遥感和 LiDAR 遥感。

可见光遥感是最常见的无人机遥感类型,基于 RGB 摄像头捕获农田的形态和纹理特征,具有成本低、操作便捷等优势,适用于规则田块快速测绘[37]。但其在复杂地形或作物遮蔽场景中易受光照变化影响。为解决这一问题,研究人员通过标准化数据采集流程提升其可靠性,权宗耀[38]利用大疆精灵 4 Pro 无人机结合 GPS 定位建立了基准数据集;邓泓等[39]构建了含 6 000 幅增强影像的标准化水田样本库,证明数据扩充可改善田埂识别稳定性;杨鲁宁[40]与陈雨情[41]进一步制定了无人机影像采集与语义标注规范流程。多光谱遥感利用多个光谱波段(红光、绿光、蓝光、红边和近红外(NIR)波段)获取植被指数(如 NDVI),可显著提升农田与背景地物的区分能力[42]。黄河等[43]结合多时相 NDVI 数据动态追踪田埂边界变化,林照伟[44]构建的 1 985 幅多光谱数据集验证了光谱特征对混作区域的识别增益。考虑农田边界随时间的动态变化,采用无人机在多个时期对水稻田进行影像采集,配合时序分析并采用深度学习模型进行农田分割,可进一步拓宽时间维度,但仍未能完全解决多作物、多生长阶段的

复杂问题。高光谱遥感凭借纳米级光谱分辨率获取连续波段的反射信息，可鉴别土壤湿度或植被胁迫差异。张乐春[45]设计的稻田监测系统采用高光谱影像精准分割田埂边界，黄宇等[46]在大疆无人机 M600 Pro 上搭载成像光谱仪 GaiaSky－mini，多高度飞行试验证明在航高 300 m 下光谱特征仍保持稳定分辨能力。以上研究表明高光谱数据的丰富信息在复杂地形和混合作物环境中具有显著优势，然而，设备成本高昂与数据处理复杂制约了其工程化应用。LiDAR 遥感通过发射激光脉冲并接收目标反射信号，利用激光往返时间计算距离，结合位置和姿态信息，生成高精度的三维点云数据，广泛应用于地形测绘和植被分析等领域。MARTINA 等[47]利用 LiDAR 绘制冬小麦田垄分布图，点云分辨率达 0.04 m，显著提升了不规则田块边界提取精度。尽管 LiDAR 在高精度三维建模方面优势突出，但其生成的点云数据量大、处理周期长等问题仍需通过算法优化来缓解。

综上所述，无人机多源遥感技术具有互补特性：可见光遥感具备分辨率高、成本低、操作简便等特点，但受光照影响较大，适合常态化监测；多光谱遥感增强了植被、水体和土壤区分能力，适合复杂农田边界检测和作物生长跟踪，但光谱信息有限；高光谱可解决异物同谱的问题，但设备昂贵，数据处理量大；LiDAR 遥感适用于非规则、复杂地形的精确三维建模，但受制于分辨率和数据处理难度，需与光学遥感结合以提高精度。未来需通过智能融合协同多模态数据优势，进一步提升无人机平台下农田边界识别精度和效率。

2.3　地面机械感知信息

地面机械感知技术在农田边界识别中逐渐得到应用，主要采用地面车辆或机器人搭载传感器，如 RGB 相机、RGB－D 相机和 LiDAR 等，实时获取精确的农田边界和地形信息[48－49]。

RGB 相机通过可见光波段获取农田的高分辨率色彩信息，具有成本低、部署灵活等优势，适用于农田边界检测等近地任务。乔榆杰等[50]以约翰·迪尔1204 型拖拉机为平台，加装双目立体相机构建地头边界检测系统：左右视图通过灰度转换与立体匹配算法生成视差图，结合像素坐标反演三维空间位置，最终根据灰度分布标准差判定边界是否存在。该方法在典型日间场景中表现稳定，但在阴影遮蔽、阴雨天气或作物密集区域易出现误检，需依赖滤波算法降低噪声干扰。深度相机（RGB－D 相机）通过红外结构光或飞行时间原理同步获取色彩与深度信息，为复杂地形提供三维空间感知能力。LI 等[51]采用 Intel RealSense D455 型相机采集 RGB－D 数据，结合 CNN－RNN 混合模型提取时序特征，引入交互式注意力模块融合颜色与深度信息，并利用 ConvLSTM 提取时序特征，增强了复杂农田环境下的适应能力，但该方案对设备安装高度与俯仰角敏感，且强光直射或镜面反射会导致深度测量失效。相较 RGB 相机，深度相机的环境适应性有所改善，但硬件成本与计算开销增加，需根据实际场景权衡部署效益。LiDAR 通过发射激光束接收目标反射信号生成精确三维点云，能够穿透部分植被并适应复杂地形。FIRKAT 等[52]提出的 FGSeg 方法基于 RS－M1 固态 LiDAR 采集点云数据，采用逐步细化分割策略：首先提取地面粗分割区域，再通过自适应高度阈值判定农田边界，最终优化区域精细化连接，但 LiDAR 在密集植被场景下的信号衰减可能导致边界断裂。多传感器融合通过整合不同感知模态克服单设备局限性。常见方案包括视觉－LiDAR 融合和视觉－惯性测量单元（IMU）融合，RGB 摄像头提供色彩纹理，LiDAR 补充三维空间信息，IMU 的姿态补偿数据可提升运动模糊下的图像稳定性。张岩等[53]采用相机与毫米雷达波同轴安装系统，通过支持向量机（SVM）融合颜色与纹理特征，实现了田埂边界像素级分割。融合方案需权衡硬件复杂度与算力需求，尤其在实时性要求高的农机避障场景中，需通过轻量化算法减少异构数据对齐延迟问题。

综上，地面机械感知通过融合 RGB 相机、深度相机、LiDAR 与 GNSS/RTK 等多源传感器数据，为农田边界识别提供高精度、全天候的近地检测能力。相较于无人机遥感，其核心优势在于可实时响应农机动态导航需求，尤其是在田埂末端检测、复杂地形障碍感知等精细化场景中。然而，有限的探测视场范围（如深度相机有效距离小于 5 m）与多传感器数据实时对齐算力需求之间的矛盾，仍制约着该技术的规模化应用。

3　农田边界识别算法研究现状

3.1　基于传统图像处理的农田边界识别

传统图像处理方法采用光谱、纹理或形态学特征划分农田边界，主要包括三大技术路径[54]。

（1）基于阈值分割方法。通过灰度或植被指数（如 NDVI）设定分割阈值区分农田与背景区域，常见的阈值分割方法包括固定阈值分割、大津法（Otsu’s method）和自适应阈值分割等[55]。刘东等[56]基于不同区域 NDVI 差异结合 Otsu 进行水稻田分割，识别准确率达 95%；闫保中等[57]改进了自适应中值滤波算法，通过 Otsu 阈值分割与垂直灰度

扫描检测农作物行,可有效指导插秧导航。然而,该方法在光照不均或异物同谱(如田埂与裸土)场景下分割误差显著增大。

(2)基于边缘检测算法。通过检测图像灰度或纹理梯度变化提取边界轮廓,常用的边缘检测算子包括 Sobel、Prewitt、Roberts、Canny 和 Laplacian 等[58]。TORRE 等[59]开发了整体嵌套边缘检测器,通过多尺度特征融合提升了弱边缘检测能力,但实际应用中易受作物倒伏或杂草干扰,需后处理技术修复断裂边界。郝宇[60]采用开闭运算优化边缘连接,结合菱形结构元素增强了耕地破坏区边界响应。

(3)基于区域生长方法。通过将图像分割成不同区域,根据区域内像素相似性迭代合并相邻区域生成连通域。傅灯斌等[61]提出基于区域生长顺序聚类与随机采样一致(Random sample consensus, RANSAC)的水稻苗带中心线检测法,可在秧苗初期实现高精度定位;刘雯雯[62]引入温度差约束条件,改进区域生长算法,在复杂农田环境中目标检测精度可达 96.2%,然而,种子点初始选取与阈值设定对结果敏感,自动化程度受限。

综上,传统方法依赖人工特征设计,难以应对高分辨率影像中的复杂异物同谱问题,但其快速响应的优势仍在规则农田场景监测中具有应用价值。

3.2 基于机器学习的农田边界识别

机器学习方法通过提取光谱、纹理和形态等特征训练分类器,可弥补传统图像处理依赖固定规则的局限,典型应用模式分为 2 类。

(1)基于像素级分类。支持向量机(SVM)、随机森林(RF)等算法对影像像素进行多特征分类。姚园等[63]结合水稻物候参数与面向对象分类(OBIA)技术,通过 RF 模型实现了稻田边界识别,整体精度达 94.47%,Kappa 系数为 0.92,验证了物候特征的有效性;马海荣等[64]采用改进 Mean Shift 算法带宽参数,结合无人机影像颜色与空间信息自动分割农田地块,降低了人工干预强度。

(2)基于图像分割优化。利用超像素分割提取候选区域后优化边界。GARCIA-PEDRERO 等[65]提出基于多尺度多时相影像的共识分割法,融合不同生长季数据生成统一地块轮廓,其结果与地面实测边界的重叠误差较小。然而,机器学习仍面临两大挑战:特征工程依赖领域知识(如红边波段筛选、纹理窗口设置),导致模型跨区域泛化能力不足;样本标记成本高,面对大范围复杂农田时模型更新效率较低,难以满足实时动态监测需求。

3.3 基于深度学习的农田边界识别

随着深度学习技术发展,农田边界识别从传统方法逐步向基于深度学习的方式发展。深度学习技术通过构建多层网络结构自动对海量数据中的特征进行学习和提取,减轻了对先验知识的依赖,提升了遥感影像中耕地提取精度和效率。卷积神经网络(CNN)在图像分类、目标检测和语义分割任务中表现卓越,在农田边界提取领域应用广泛。然而,传统的 CNN 由于在池化和卷积过程中丢失部分图像信息,导致模型分割精度受到限制。为此,提出了全卷积网络(FCN),FCN 采用端到端、像素级别的训练方式,使网络可以接收任意尺寸的输入,并在原始分辨率下输出预测结果,从而提高了耕地边界识别精度[66-67]。在 FCN 基础上,又相继发展出 SegNet、U-Net、PSPNet 和 DeepLab 等深度学习语义分割模型,并广泛应用于农田边界提取中[68-71]。PERSELLO 等[72]采用 SegNet 进行农田边界识别,为技术应用奠定了基础。XIA 等[73]提出了一种深边缘检测方法,分别采用 U-Net 和 RCF 模型提取农田硬边缘及软边缘,进行边缘合并,从而有效提升分割精度。LONG 等[74]将 U-Net 与 ResNet 结合,形成 RSU-Net,在高分辨率遥感影像的农田边界提取方面表现出更优的分割精度。尽管深度学习性能表现优越,但其大规模标注数据需求与复杂农田场景下模型泛化能力仍是待突破难点。

3.4 基于深度学习的农田边界识别算法改进

为了提升深度学习模型性能,研究者在网络结构、注意力机制、损失函数优化以及空间金字塔池化等方面进行了不断改进和优化。

(1)网络结构改进。网络结构改进旨在平衡模型精度与效率[75],主要策略包括轻量化设计、残差连接优化和多尺度特征融合。轻量化设计方面,陈雨情[41]提出以 GhostNet 替代 DeepLabV3+的骨干网络,在保留农田边界的细节识别能力的同时,模型参数量降低 80%。XU 等[76]在 U-Net 架构中引入深度可分离卷积(Depth wise separable convolution),构建 DSCUnet 模型,显著减少了浮点运算量;结合 RCF 边缘检测模块增强了断裂边界的连贯性,试验结果表明模型在丘陵梯田场景提升了交并比。在深度网络训练过程中,随着模型深度增加,梯度可能会出现消失或爆炸,导致模型难以优化[77]。残差网络(ResNet)通过跳跃连接使得梯度可以顺畅地反向传播,从而缓解了深度模型训练退化问题[78]。在残差连接优化方面,TARAVAT 等[30]设计了 ResU-Net,将残差块嵌入解码器阶段,有效缓解深层次网络训练时梯度消失问题,减少小地块的误检率。多尺度特征融合方面,LIU 等[79]将 ResNet 结构融入 ASPP 模块,构建 CloudNet 模型,通过多分支卷积提取不

同尺度的农田特征，配合空-谱联合优化策略，验证了其在多云影像中的鲁棒性。

（2）注意力机制（Attention mechanism）引入。在高分辨率遥感影像中，农田边界信息较为复杂，包含大量冗余和无关信息。注意力机制通过强化关键特征响应可弱化背景干扰，提高模型学习效率和分割精度[80]，包括通道注意力、空间注意力和混合机制。通道注意力侧重优化特征通道权重，杨滢婷[81]在 DeepLabV3 + 编码器各卷积层后加入 scSE 模块，通过通道重标定增强水稻田特征表达，在南方多丘陵水田测试集 F1 值达到 92.22%；空间注意力关注像素级空间关系调整，邓泓等[39]提出的 SA - DeepLabV3 + 模型通过自适应空间特征融合，为田埂边界区域分配更高权重，降低了田块内部纹理的误分割风险；混合注意力融合通道与空间维度优势，LI 等[51]在 CNN - RNN 框架中引入交互式注意力模块（IAM），同步优化 RGB 特征与深度信息的融合权重，提高了边界检测精度。

（3）损失函数（Loss function）优化。损失函数的改进旨在解决类别不平衡与边界模糊问题。传统交叉熵损失函数对农田边界的像素级误判敏感，尤其在田埂与背景灰度接近时难以收敛至最优解。王丹等[82]在 U - Net 中联合 Focal Loss（焦点损失）与 Dice Loss（Dice 损失），通过动态调节困难样本权重增强了边界区域监督，同时缓解了 Dice Loss 的训练不稳定性；许泽宇等[83]在 DeepLabV3 + 中构建自适应加权损失函数，基于类别频率动态平衡农田与背景区域的梯度回传强度。李卫东等[84]为验证类不平衡对语义分割的影响，将 U - Net 模型原本的交叉熵损失函数替换为焦点损失函数（Focal Loss），以缓解类别不平衡问题并进一步优化模型性能。损失函数优化可以有效提高模型学习效率，使其更加适应复杂的农田场景。

（4）空间金字塔池化模块（Spatial pyramid pooling，SPP）。空间金字塔池化通过多尺度特征融合增强模型对不同尺度农田边界的感知能力。其核心原理是将输入特征图划分为多级子区域（如 4 × 4、8 × 8、16 × 16 栅格），通过池化操作提取不同粒度的上下文信息[85]。王青旺[86]采用空间金字塔池化思想，在判别式图融合特征提取算法中融合各属性特征下的相似性图和非相似性图，整合不同尺度和不同属性特征信息，提高了模型对不同地物的区分能力。

以上优化方法针对不同问题进行改进，提升了农田边界识别精度和鲁棒性。王艳[87]提出 MDE - UNet 网络模型，融合 D - UNet 的 MD - UNet 分割模块与残差注意力改进的轻量级 UNet 增强模块，有效提升了农田边界分割性能。LIU 等[88]采用 FieldSeg - DA 深度学习模型进行个体农田提取，其中 UNet 负责农田边界识别，DeepLabV3 + 负责农田区域提取，并结合细粒度对抗域适应（FADA）提升了跨区域适应性。此外，该方法引入 CB - FF（连接边界与填充田块）后处理模块，通过形态学优化边界连续性，并采用交叉熵损失与 Tonimoto 损失减少类别不平衡影响，提高了提取精度。在源域 F1 值达到 90.09%，目标域提升至 75.12%。JI 等[89]在 SEDL Net 特征提取过程中引入了通道注意力机制，提高了对关键信息的关注度，同时设计了一种复合损失函数，以加快模型收敛，提高分割效果。

如表 3 所示，农田边界识别算法主要分为 3 类[90-92]：①传统图像处理算法，基于人工设计特征与规则分割图像，其优势在于运行效率高（单片处理速度小于 0.1 s），但依赖先验知识且环境适应性差。②机器学习方法通过提取农田光谱、纹理等特征结合分类器（如 SVM、RF）进行边界判别，可显著提升对不规则地物的区分能力，然而标注成本与泛化性能的矛盾仍未根本解决。③深度学习算法，通过端到端模型自动学习多层次特征表达，在复杂农田场景中表现出强大的边界语义理解能力。随着硬件算力与开源数据集的发展，研究重心将逐步从传统方法向深度学习迁移。

4　农田边界识别应用研究现状

4.1　数字化地图

数字化地图（Digital map）是通过地理信息系统（GIS）整合多源地理数据构建的农田数字孪生模型，其空间精度可达分米级。核心数据来源包括高分辨率卫星影像（如 WorldView - 2、GF 系列）、无人机正射影像（分辨率小于等于 5 cm）及地面实测边界点（RTK 厘米级坐标）。

4.1.1　农田种植面积与产量估计

农田边界识别技术能够精确划分农田边界，为农田面积估算提供高精度数据支持。通过高分辨率遥感影像和 GIS 技术，可以快速生成农田面积分布图，有助于农业管理者和政府部门进行土地资源管理及政策制定。黄启厅等[93]基于“图谱”认知理论，将高分辨率影像的精细“图”信息（如地块边界）与多源中分辨率影像的“谱”信息（如作物光谱变化、物候特征）进行有机融合，构建作物识别模型，实现了作物的识别与面积计算。TUBIELLO 等[94]基于 6 种开放获取的高分辨率农田地图，通过遥感技术结合图谱认知理论，构建了一个新的全球农田面积数据库（Cropland agreement mapping，CAM），该数据

表 3 农田边界识别算法

Tab. 3 Algorithms for farmland boundary recognition

类别	算法名称	优缺点	应用场景
传统图像处理	基于阈值分割方法	计算简单,处理快速,但对光照变化敏感,难以处理复杂农田边界	适用于对比度明显、边界清晰的农田
	基于边缘检测算法	能较好地捕捉边界线条,但易受噪声影响,难以处理边界模糊情况	适用于形状规则的农田
	基于区域生长方法	适应性强,但对初始种子选择敏感	适用于复杂背景、光照变化大、纹理变化明显农田
基于机器学习方法	基于像素级分类(SVM 等)	对每一个像素进行分类来识别农田边界,精度高,但对噪声敏感	适用于高分辨率影像和边界较为清晰的农田
	基于图像分割优化	将图像划分为多个区域,通过算法来提取农田边界,效率高,但精度不足	适合处理大范围、背景简单的农田区域
基于深度学习农田边界识别	CNN	自动提取图像特征,但对位置信息敏感,需大量标注数据	适用于粗粒度农田分类,如农田与非农田
	FCN	端到端像素级分类,任意尺寸输入,但无法处理不同尺度复杂农田	适用于小型农田地块的初步提取
	SegNet	采用反卷积恢复边界,计算量较小,但成本高于传统方法	适用于小规模农田边界检测
	U - Net	采用跳跃连接,边界信息恢复能力强,但大尺度农田分割能力有限	适用于农田边界较清晰、区域相对独立的农田分割
	PSPNet	细节识别能力好,适用于大尺度农田,但计算量大,训练复杂	适用于不同尺度、复杂背景的农田边界识别
	DeepLabV3、DeepLabV3 +	空洞卷积及金字塔池化提高边界识别精度,但计算成本高,推理速度较慢	适用于大范围农田以及多时相数据融合

库提供了 2020 年全球农田面积信息,覆盖 221 个国家和地区以及 34 个区域汇总数据。SHI 等[95]利用无人机作为测量平台,通过其前置和底部摄像头获取实时视频,选择飞行方向和地形边界点,结合紧耦合的惯性导航系统(SINS)和双全球定位系统(GPS)伪距相对差分定位收集边界点的定位数据,用于估算未知不规则地形的边界和面积。此外,结合农田边界估算面积较多研究采用结合多时相的高分辨率卫星数据与无人机数据,通过深度学习算法对作物种植面积进行高精度提取[96]。基于机器学习和深度学习的遥感影像分类方法也取得了显著进展,如卷积神经网络和长短期记忆网络(LSTM)等模型被广泛应用于作物种植面积动态监测[97]。

4.1.2 农事管理与农机调度

农田边界识别是实现精准作业的前提条件,可为灌溉、施肥和施药处方图提供精准的田块边界信息,确保农事管理分区的准确性,CORBARI 等[98]提出了一种基于 FEST - EWB - SAFY 模型和卫星数据的动态灌溉处方图生成方法,优化了变量灌溉系统,显著提高了灌溉水生产力;CHEN 等[99]利用近地遥感和高光谱技术检测水稻假黑穗病,通过多种模式识别和深度学习方法,实现健康与病害水稻的高精度区分并生成处方图,准确率 95%,为精准植保提供了支持;YU 等[100]基于无人机高光谱遥感技术,研究了水稻分蘖期精准施肥方法。通过鲸鱼优化的极限学习机模型反演水稻氮含量,生成施肥处方图,显著减少了氮肥用量。

农田边界识别还能为农机调度提供支持,帮助农机更精准地识别作业区域,优化路径规划和任务分配,从而提升整体作业效率和资源利用效率。邓文乾等[101]梳理了定位、任务分配、路径规划和通信技术进展,指出农田边界识别为机器人协同作业提供了作业区域的精确边界信息,是实现高效协同的前提;农田边界识别是任务分配和路径规划的基础,直接影响作业效率和油耗优化效果;李丽等[102]针对深松作业建立了多目标优化模型,优化了机群油耗和作业时间;农田边界识别为任务分配提供作业区域边界,是精准路径规划和任务优化的必要条件,张漫等[103]基于改进蚁群算法研究了多农机协同任务分配,减少了路径成本和作业周期;农田边界识别为路径规划提供基础数据,确保农机作业路径精准高效,WANG 等[104]提出了多农机协同路径规划和任务分配方法,实现了全程路径规划,降低了作业成本。

如图 3 所示,数字化地图通过统一时空基准关联农田边界、作物长势和土壤属性等信息,支撑两大核心应用场景:①农田种植面积与产量估算的宏观决策支持。②基于高精度空间数据的农事管理(如变量施肥、植保路径规划)以及生成农机调度轨迹。

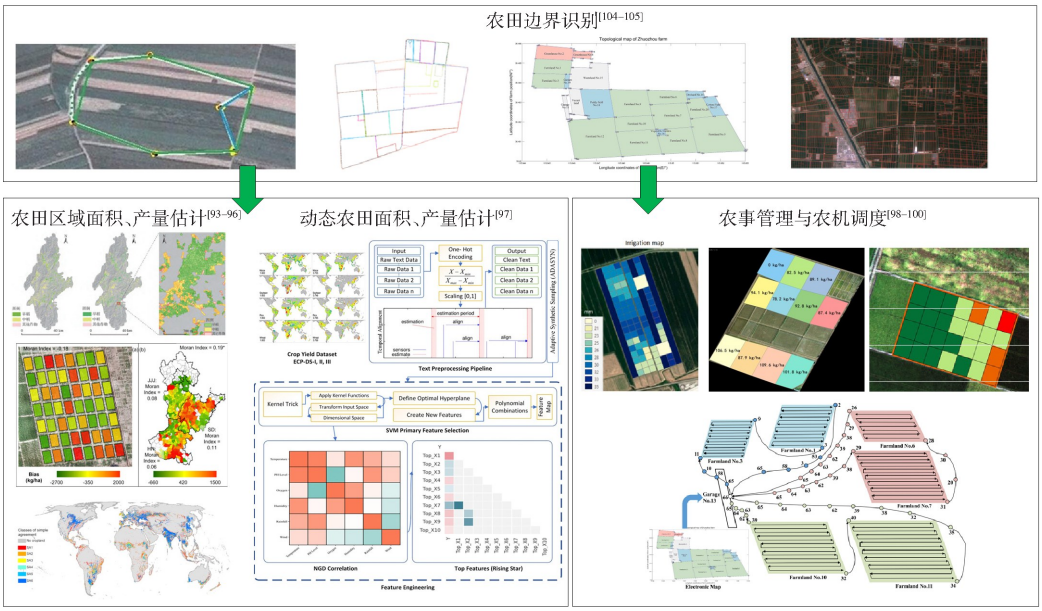


图 3　数字化地图田块识别应用场景

Fig. 3　Application scenarios of field recognition in digital maps

4.2　高精度地图

高精度地图(High-precision map)是一种精度极高、细节丰富的数字化地图,其空间分辨率和数据准确性远高于传统地图。它通常包含道路网络、地形地貌、农田边界和机耕道等信息的精确地理坐标。高精度地图通过厘米级定位实时标记农田障碍物(如沟渠、岩石),预警潜在碰撞风险,精准划定作业边界,避免越界碰撞田埂或设施,降低农机事故率,保障人员与设备安全。

4.2.1　路径规划

高精度地图为农机全域路径规划提供了精细化空间约束,通过高精度地图采点实现路径规划,提升了点位的采集效率且减少了人力的投入[106]。卢邦等[107]提出了一种基于云端高精度地图的油菜无人播种作业系统,通过无人机采集影像构建高精度地图,并在云端规划作业路径,实现了油菜无人播种的自动化;高精度地图平面误差最大为 3.23 cm,满足无人播种路径规划精度要求。WANG 等[108]设计了一种基于物联网的无人农场智能农机操作控制平台,通过高精度地图实现远程路径规划与作业监控,研究改进了 DeepLabV3 + 算法,用于精准识别农田与机耕道边界,构建误差小于 3 cm 的高精度地图。高锐涛等[109]提出了一种无人农场农机转移路径规划方法,利用无人机获取高精度农场地图在 ArcGIS 构建农场道路图层和路网模型,并开发了基于 Dijkstra 双向搜索的路径规划算法,显著提高了路径规划的精度和效率,使农机能够在复杂环境中自主高效转移。WANG 等[110]提出了一种基于交互式分割的方法和软件,用于从高分辨率正射影像中精准感知农田边界和多种农业目标特征,通过交互式迭代分割精度达到 90%,满足实时性要求,可为自动驾驶农机提供准确的地形和障碍信息,确保安全高效作业。为了实现农场全局的路径规划,需要对农场或大范围实现高精度的环境建模以提高路径规划效率,曾玥[111]针对不规则形状甘蔗田的收获机全覆盖路径规划问题,提出了一种基于高精度环境建模和改进免疫算法的路径规划方法,通过图像处理技术建立田间道路网络和田垄分布的拓扑地图模型,实现了单田块内的全覆盖路径规划和多田块间的转场路径优化;高精度环境建模可为路径规划提供准确的田间信息,确保路径规划的可行性和高效性,显著提高收获机作业覆盖率和作业效率。汪沛等[112]采用基于三维 SLAM 技术采集农田点云数据并重建为 3D 地形模型和改进的 TEB 路径规划算法,实现了复杂农田环境下避障与路径规划。

4.2.2　农田虚拟电子围栏

在无人化智慧农场中,农田虚拟电子围栏通过高精度定位与实时监测技术划定农机安全作业范围,实时追踪农机位置并触发越界预警,避免智能农机越界和碰撞,可优化作业路径,减少人工干预,提升作业安全和效率。虚拟电子围栏结合高精度地图和传感器技术,能够实时监控农机作业范围,智能农机平台通过预设田块边界的经纬度阈值实现厘米级纠偏控制或自动发出警报并停车,防止误入非作业区域,确保作业安全[113],不仅提高了作业的安全性,还通过优化作业路径,减少了重复作业和漏耕现象,显著提升了作业效率[114]。虚拟电子围栏的作用不仅限于安全保障和路径优化,它还能结合物联

网传感器,实时监测农田环境数据,如土壤湿度、温度等,为精准农业提供支持,在农业植保中,杨泽等[115]通过建立虚拟电子围栏确保无人机在特定农田内精准作业,避免对周边环境产生影响。相比传统物理围栏,虚拟电子围栏技术降低了管理成本,其部署和维护更为便捷,且可根据需要灵活调整围栏范围[116]。此外,虚拟电子围栏还能实时监测家畜或野生动物的越界行为,并发出警报,或通过在农机作业区域设置虚拟围栏,防止家畜进入危险区域,减少人畜冲突[117]。虚拟电子围栏技术在无人农场中的应用是现代农业智能化管理的重要体现,其通过高精度定位、实时监测和智能化管理,为无人农场高效运行提供了有力支持。高精度地图在无人化智慧农场应用如表 4 所示。

表 4 高精度地图无人化智慧农场应用场景

Tab. 4 Application scenarios of high-precision maps in unmanned smart farms

应用场景	具体应用	方法	成果
路径规划	在线路径规划	高精度地图采点、云端路径规划、改进 DeepLabV3 + 算法、ArcGIS 构建道路图层、Dijkstra 双向搜索算法	提高路径规划精度及效率,减少人力投入,农机自主高效转移
	快速高精度点位采集	交互式分割方法、高分辨率正射影像	分割精度约 90%,满足实时性要求,精准感知农田边界
	环境建模与作业优化	三维 SLAM 技术、3D 地形模型、改进 TEB 路径规划算法	实现复杂农田环境下的避障与路径规划,提升作业效率
农田虚拟电子围栏	农田虚拟电子围栏	高精度定位、实时监测、深度学习算法、传感器技术	避免农机越界碰撞,保障作业安全,优化智慧农场管理

4.3 农机无人化作业

农机自主作业依赖实时环境感知系统精准识别 3 类关键对象:机耕道路面、田埂边界与障碍物。目前,许多学者在农田边界识别和农机自主作业方向进行了研究,特别是在复杂田间环境中如何精确识别边界并顺利完成作业。随着深度学习、计算机视觉和传感器融合技术发展,研究者不断优化算法,提升农田边界识别精度。

4.3.1 机耕道路面识别

智能农机在自主运移过程中需要精准识别可通行路面,以确保自主导航和路径规划的准确性。然而,农业田间道路往往呈非结构化、地形复杂、光照变化大和易受遮挡等特点,使得传统方法难以稳定、精准地检测可通行区域[118]。孟庆宽等[119]采用 MobileNet V2 轻量级卷积神经网络进行高效特征提取,结合混合扩张卷积扩展感受野,保持分辨率,并通过通道注意力机制和空间金字塔池化融合多尺度信息,提升了模型在多样化田间道路环境中的适应性。针对丘陵山区无车道线、边界模糊等问题,王小娟[120]利用立体匹配与三维重建技术提取道路三维信息,并利用 HSV 颜色空间进行图像处理。通过 Otsu 阈值分割提取道路区域,同时利用 S 分量的阴影不敏感性优化阴影处理,试验表明,直线路径工况下,自动行驶的路径轨迹与道路实际中线的平均偏差为 0.031 m,最大偏差为 0.133 m,满足田间道路上搬运车自动行驶轨迹误差要求。在农田自主导航中,LiDAR 传感器具有精度高和可适应复杂地形的优势,FIRKAT 等[52]提出 FGSeg(Field-ground segmentation)算法,通过 LiDAR 采集点云数据,采用逐步细化分割、区域精细化处理和自适应高度阈值判定,提高了识别精度。

4.3.2 前方田埂边界线识别

在地头边界检测方面,研究人员基于机器视觉和深度学习方法,提出了多种优化策略,提高了农业机械自主导航精度和鲁棒性[121]。乔榆杰等[50]提出的地头边界线检测算法利用灰度归一化和计算灰度标准偏差等操作,通过对图像的分区域处理和特征点提取以及直线拟合,提出了一种针对农田地头边界线检测的思路,为后续田埂识别研究提供了参考。针对农田环境中大规模数据处理的要求,张岩等[53]提出的基于渐变重采样选取部分点的加速处理方式可视为一种数据预处理的优化策略。在数据处理过程中,根据前方田埂在图像中的纵向连续分布和横向贯穿全图的特点,通过合理选择重采样间隔,有效减少了待处理数据量,在保证一定精度前提下提升了检测速度,为处理大规模农田图像数据提供了一种高效的数据预处理思路。针对复杂农田环境下,王侨等[122]提出灰度跳变特征检测法,结合正负向分布偏差进行地头检测。通过局部加权回归平滑曲线提取特征点,并利用稳健回归法拟合边界线,最终确定农机安全转向区域。地头检测准确率达 96%,边界线检测准确率 92%。

4.3.3 侧方田埂边界线识别

为了提升农业机械在田间作业时的自主导航能力,必须对侧方田埂进行精准识别。蔡道清等[123]

提出了一种基于支持向量机的水田田埂边界检测方法，在洋马 VP6E 型水田直播机上安装 ZED 相机采集图像，结合 SLIC 超像素分割、多特征提取以及 Canny 边缘检测和霍夫变换直线拟合，F1 值达到 90.7%，精准率 89.3%，召回率 92.1%，在 NVIDIA TX2 平台上单帧处理时间小于 0.8 s，满足农机实时导航需求。针对杂草覆盖田埂等不同状态的侧方田埂，WU 等[124]在洋马插秧机搭载 ZED 相机、NVIDIA TX2 和显示器等采集数据，在 MultiResUNet 的基础上，结合注意力门（AG）机制增强目标区域的关注度，并引入空洞空间金字塔池化模块，以提升对多尺度特征的提取能力。交并比达 88.74%，精准率达 93.45%，F1 值为 93.95%，推理时间为 168 ms，可满足农业机械实时作业需求。此外，在小尺度农田边界识别任务中，ZHANG 等[125]将 Ghost 模块集成至 STDC 网络，形成 G－STDC，用于像素级分割，提高了稻田区域分割精度和自动导航能力，平均交并比（Mean intersection over union，mIoU）达到 95.23%，姿态误差为 0.776°，距离误差为 4.687 像素，整体检测速度为 13.9 f/s，适用于智能化稻田作业。WU 等[126]采用 U－Net＋＋进行农田地块提取，引入嵌套结构和密集块以增强多尺度上下文信息的捕捉能力。

综上所述，随着深度学习、机器视觉、多传感器融合等技术不断进步，地面机械感知技术识别农田边界的精度和计算效率都得到了显著提升，并在自主作业场景中应用。如图 4 所示，机耕道路面的识别应用于智能农机在机耕道上自主行驶，通过识别道路边界获得道路中心线作为运移路径，避免偏离道路。前方田埂边界线的识别应用于实现智能农机自主掉头，当智能农机进入地头区域作业时，通过识别获取与前方田埂的实时距离，实现农机精准完成当前行作业后自主掉头，并开始下一行作业。侧方边界线识别应用于智能农机沿边界自主作业，智能农机在田间首行作业时，沿田埂边界跟随作业并依此规划后续作业路径，结合前方田埂边界识别实现全田自主作业。同时，地面机械感知技术还可集成障碍物识别技术，实时感知智能农机前方或周围的障碍物，如石块、树木和电线杆等，确保智能农机田间作业和机耕道行驶安全。

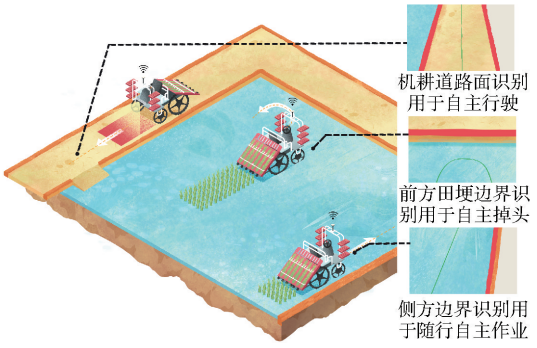


图 4　自主作业场景边界识别与应用示意图

Fig. 4　Schematic diagram of boundary recognition and application in autonomous operation scenarios

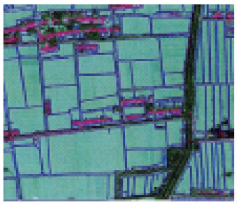
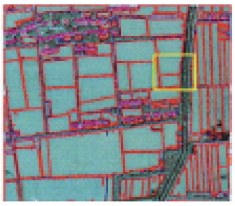
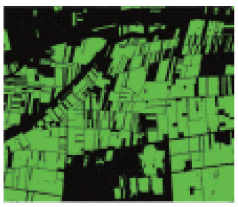
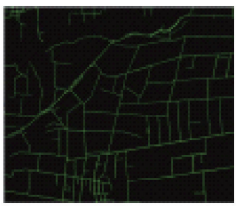
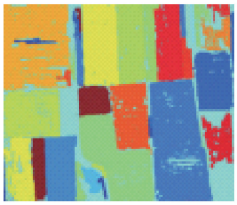
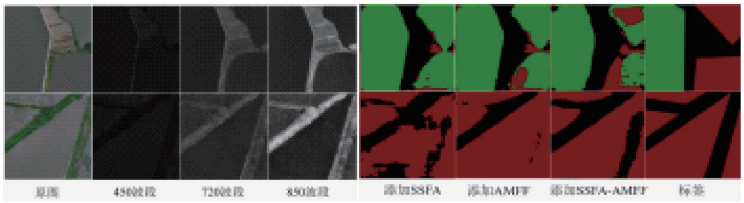
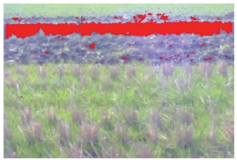
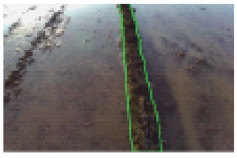
5　总结与展望

综上所述，卫星遥感适合大范围区域监测，能够提供周期性、广域的地理信息，无人机遥感可提供高分辨率影像，适合对中小范围区域进行精细化监测，地面机械感知可通过传感器获取高精度的局部数据。农田边界识别数据获取、边界识别技术与应用如表 5 所示。

尽管农田边界识别技术已取得较大进展，但在数据质量、算法鲁棒性与应用适配性方面仍面临系统性挑战。数据层面，现有数据获取存在 3 方面缺陷：①高分辨率遥感数据获取成本高，无人机采集需面对设备维护与法律审批等问题。②复杂农田环境下的多作物类型标注需专业知识支撑，手动标注效率低下且一致性难以保证。③数据集缺乏连续时相特征，难以反映作物生长周期中的边界动态变化。算法层面，在复杂场景下现有模型泛化能力亟待提升：传统阈值分割方法对光照变化敏感，深度学习模型通过 U－Net＋＋等结构改进虽可提升 mIoU 指标，但在跨地域迁移时精度下降。应用层面，实时检测与动态更新机制尚未成熟：主流模型在较低成本平台上的推理速度无法满足高速农机作业需求；卫星影像更新周期与无人机、地面感知频次的协调机制尚未建立，导致边界地图时效性不足。以上问题制约了技术成果向规模化智慧农场的转化应用。为实现农田边界识别技术全面突破，未来可从 3 方面进行深入研究：①多模态动态感知体系：开发空-天-地协同的数据采集框架，集成卫星宏观监测、无人机中观巡航与地面传感器微观校准功能，研究多传感融合技术实现厘米级时空对齐，构建包含可见光、多光谱、LiDAR 数据的多模态图像数据库。②高精度轻量化模型：建立基于联邦学习的分布式标注平台，调动当地团队参与标注任务，降低数据标注成本，提升标注一致性；探索面向边缘计算的模型压缩流程，如采用神经网络架构搜索（NAS）或知识蒸馏技术，在保证语义分割精度的前提下压缩模型参数量，实现主流平台的实时推理，以满足高响应任务需求（如避障）；设计多任务联合学习框架，同步优化边界识别、作物分类和障碍物检测任务，提升模型对复杂场景适应能力。③地图自主更新机制：构建基于数字孪生的智慧农场动态管理平台，在空-天-地数据支撑下，建立农田边界变化检测-算法模型自适应

表 5 农田边界识别数据获取、识别技术与应用

Tab. 5 Agricultural boundary recognition data acquisition, recognition technologies and applications

获取平台与传感器	原始图像	特征提取	边界线	识别方法	应用场景
卫星 RGB+近红外				边缘检测 图像分割[23]	农田区域面积估计[93,96] 产量估计[97]
卫星 RGB				深度学习 U-Net[68]	数字化地图[95] 农事管理[98-100] 农机调度及轨迹[104]
无人机 RGB				机器学习 Mean Shif[127]	高精度地图[7] 电子围栏[115-116]
无人机 RGB+多光谱				深度学习 SA-Net[44]	变量施肥[128-129] 路径规划[114,130]
地面机械 RGB				深度学习 Unet[114]	机耕道路面识别[52,119] 路径规划[109,120]
地面机械 RGB+LiDAR				二值化形态学 操作[53]	前方田埂识别[50] 自主掉头[122]
地面机械 RGB				深度学习 AM-U-Net[124]	侧方田埂识别[125-126] 首行自主作业[123]

更新-农机作业路径再规划的闭环控制机制;研究持续学习算法,使模型可在线更新并保持历史知识记忆,在农作物全生长周期实现农田边界自动更新。

通过上述技术突破,推动农田边界识别从静态单模态推理向动态多模态协同分析发展,为无人化智慧农场提供全天候、全场景的技术支撑。

参 考 文 献

[1] 罗锡文. 无人农场是数字农业的实现途径之一[J]. 大数据时代, 2021(10):13-19.
LUO Xiwen. Unmanned farm is one of the ways to realize digital agriculture[J]. Digital Frontier, 2021(10):13-19. (in Chinese)

[2] MOYSIADIS V, SARIGIANNIDIS P, VITSAS V, et al. Smart farming in Europe[J]. Computer Science Review, 2021,39:100345.

[3] 罗锡文, 胡炼, 何杰, 等. 中国大田无人农场关键技术研究与建设实践[J]. 农业工程学报, 2024,40(1):1-16.
LUO Xiwen, HU Lian, HE Jie, et al. Key technologies and practice of unmanned farm in China[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(1): 1-16. (in Chinese)

[4] 赵春江，李瑾，冯献，等. 关于我国智能农机装备发展的几点思考[J]. 农业经济问题，2023(10)：4－12.
[5] 罗锡文，廖娟，胡炼，等. 我国智能农机的研究进展与无人农场的实践[J]. 华南农业大学学报，2021，42(6)：8－17.
LUO Xiwen，LIAO Juan，HU Lian，et al. Research progress of intelligent agricultural machinery and practice of unmanned farm in China[J]. Journal of South China Agricultural University，2021，42(6)：8－17.（in Chinese）
[6] WEI Y G，ZHOU B Q，ZHANG J L，et al. Review of simultaneous localization and mapping technology in the agricultural environment[J]. Journal of Beijing Institute of Technology，2023，32(3)：257－274.
[7] 赵欣，王万里，董靓，等. 面向无人驾驶农机的高精度农田地图构建[J]. 农业工程学报，2022，38(增刊1)：1－7.
ZHAO Xin，WANG Wanli，DONG Liang，et al. High precision farmland map construction for unmanned agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE，2022，38(Supp. 1)：1－7.（in Chinese）
[8] POTENA C，KHANNA R，NIETO J，et al. AgriColMap：aerial-ground collaborative 3D mapping for precision farming[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2019，4(2)：1085－1092.
[9] 赵春江. 智慧农业现状与未来[J]. 山东农机化，2024(1)：9－10.
[10] FANG H，CHEN H，JIANG H，et al. Research on method of farmland obstacle boundary extraction in UAV remote sensing images[J]. Sensors，2019，19(20)：4431.
[11] 孟志军，王昊，付卫强，等. 农业装备自动驾驶技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：1－24.
MENG Zhijun，WANG Hao，FU Weiqiang，et al. Research status and prospects of agricultural machinery autonomous driving[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(10)：1－24.（in Chinese）
[12] HAMANO M，SHIOZAWA S，YAMAMOTO S Y，et al. Development of a method for detecting the planting and ridge areas in paddy fields using AI，GIS，and precise DEM[J]. Precision Agriculture，2023，24：1－27.
[13] 黄小毛，张垒，TANG L，等. 复杂边界田块旋翼无人机自主作业路径规划[J]. 农业机械学报，2020，51(3)：34－42.
HUANG Xiaomao，ZHANG Lei，TANG L，et al. Path planning for autonomous operation of drone in fields with complex boundaries[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2020，51(3)：34－42.（in Chinese）
[14] XU F，YAO X C，ZHANG K X，et al. Deep learning in cropland field identification：a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2024，222：109042.
[15] 巫志雄，李乔宇，王宗良，等. 遥感影像耕地提取的研究进展与展望[J]. 山东农业科学，2024，56(12)：163－170.
WU Zhixiong，LI Qiaoyu，WANG Zongliang，et al. Research progress and prospect of cultivated land extraction from remote sensing images[J]. Shandong Agricultural Sciences，2024，56(12)：163－170.（in Chinese）
[16] SHENG J J，SUN Y Q，HUANG H，et al. HBRNet：boundary enhancement segmentation network for cropland extraction in high-resolution remote sensing images[J]. Agriculture，2022，12(8)：1284.
[17] ZHANG M，LI L，WANG A C，et al. A novel farmland boundaries extraction and obstacle detection method based on unmanned aerial vehicle[C]//ASABE 2019 Annual International Meeting，2019.
[18] 贺静，何杰，罗锡文，等. 基于多传感器融合的水稻行识别与跟踪导航研究[J]. 农业机械学报，2022，53(3)：18－26.
HE Jing，HE Jie，LUO Xiwen，et al. Rice row recognition and navigation control based on multi-sensor fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2022，53(3)：18－26.（in Chinese）
[19] ZHAO W Z，QU Y，CHEN J G，et al. Deeply synergistic optical and SAR time series for crop dynamic monitoring[J]. Remote Sensing of Environment，2020，247：111952.
[20] 张新长，黄健锋，宁婷. 高分辨率遥感影像耕地提取研究进展与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2023，48(10)：1582－1590.
ZHANG Xinchang，HUANG Jianfeng，NING Ting. Progress and prospect of cultivated land extraction from high resolution remote sensing images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2023，48(10)：1582－1590.（in Chinese）
[21] 陈君洁. 基于深度学习的高分辨率遥感影像田块语义分割研究[D]. 银川：宁夏大学，2023.
CHEN Junjie. Research on semantic segmentation of high-resolution remote sensing field based on deep learning[D]. Yinchuan：Ningxia University，2023.（in Chinese）
[22] DEBATS S R，LUO D，ESTES L D，et al. A generalized computer vision approach to mapping crop fields in heterogeneous agricultural landscapes[J]. Remote Sensing of Environment，2016，179：210－221.
[23] 姬旭升. 基于高分辨率卫星影像的农田边界提取及水稻生物量估算研究[D]. 南京：南京农业大学，2019.
JI Xusheng. Delineation of farmland boundaries and estimation of aboveground biomass in rice using high resolution satellite imagery[D]. Nanjing：Nanjing Agricultural University，2019.（in Chinese）
[24] 韩梦迪. 基于多源数据融合的遥感影像农田提取方法[D]. 荆州：长江大学，2023.
HAN Mengdi. Cropland extraction method of remote sensing image based on multi-source data fusion[D]. Jingzhou：Yangtze University，2023.（in Chinese）
[25] LV Y H，ZHANG C，YUN W J，et al. The delineation and grading of actual crop production units in modern smallholder areas using RS data and Mask R－CNN[J]. Remote Sensing，2020，12(7)：1074.
[26] XU L L，YANG P，YU J J，et al. Extraction of cropland field parcels with high resolution remote sensing using multi-task learning[J]. European Journal of Remote Sensing，2023，56(1)：1－14.
[27] BELGIU M，CSILLIK O. Sentinel－2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis[J]. Remote Sensing of Environment，2018，204：509－523.
[28] 孙涛. 基于遥感时空特征融合的农田地块分割方法研究[D]. 武汉：华中农业大学，2024.

SUN Tao. Research on farmland plot segmentation method based on remote sensing spatio-temporal feature fusion[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024. (in Chinese)
[29] 孟凤, 朱庆伟, 董士伟, 等. 基于多季相分形特征的 Landsat 8 OLI 影像耕地信息提取方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6):168 - 177.
MENG Feng, ZHU Qingwei, DONG Shiwei, et al. Cropland information extraction method of Landsat 8 OLI images based on multi-seasonal fractal features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(6):168 - 177. (in Chinese)
[30] TARAVAT A, WAGNER M P, BONIFACIO R, et al. Advanced fully convolutional networks for agricultural field boundary detection[J]. Remote Sensing, 2021,13(4):722.
[31] SUN W, SHENG W Y, ZHOU R, et al. Deep edge enhancement-based semantic segmentation network for farmland segmentation with satellite imagery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,202:1 - 11.
[32] XU H Y, SONG J, ZHU Y Q. Evaluation and comparison of semantic segmentation networks for rice identification based on Sentinel - 2 imagery[J]. Remote Sensing, 2023,15(6):1499.
[33] 巩雯雯. 基于全卷积网络的小块农田识别方法研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2018.
GONG Wenwen. Research on small farmland recognition method based on fully convolutional networks[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2018. (in Chinese)
[34] 袁翠霞, 赵春江, 任艳敏, 等. 基于 U - Net 网络的高标准农田道路识别方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(5):163 - 169.
YUAN Cuixia, ZHAO Chunjiang, REN Yanmin, et al. Recognition method of high-standard farmland road based on U - Net [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(5):163 - 169. (in Chinese)
[35] 刘玉鹏, 钞锦龙, 邱琳, 等. 作物物候遥感监测研究进展与展望[J]. 中国农业信息, 2024,36(3):91 - 101.
LIU Yupeng, CHAO Jinlong, QIU Lin, et al. Progress and prospects of crop phenology remote sensing monitoring research [J]. China Agricultural Informatics, 2024,36(3):91 - 101. (in Chinese)
[36] WANG M, WANG J, CUI Y P, et al. Agricultural field boundary delineation with satellite image segmentation for high-resolution crop mapping: a case study of rice paddy[J]. Agronomy, 2022,12(10):1 - 16.
[37] ZHANG J Y, ZHAO Y L, ABBOTT A L, et al. Automated mapping of typical cropland strips in the north China plain using small unmanned aircraft systems (sUAS) photogrammetry[J]. Remote Sensing, 2019,11(20):2343.
[38] 权宗耀. 基于无人机遥感的高标准农田信息分类提取方法研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2020.
QUAN Zongyao. Research on well-facilitated farmland information extraction method based on UAV remote sensing[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2020. (in Chinese)
[39] 邓泓, 杨滢婷, 刘兆朋, 等. 基于深度学习的无人机水田图像语义分割方法[J]. 中国农机化学报, 2021,42(10):165 - 172.
DENG Hong, YANG Yingting, LIU Zhaopeng, et al. Semantic segmentation of paddy image by UAV based on deep learning [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(10): 165 - 172. (in Chinese)
[40] 杨鲁宁. 基于深度学习的水稻无人农场水田和道路边界分割与提取方法[D]. 广州: 华南农业大学, 2023.
YANG Luning. Segmentation and extraction method of paddy field and road boundary in unmanned rice farm based on deep learning[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2023. (in Chinese)
[41] 陈雨情. 基于深度学习语义分割模型的无人机图像农田提取[D]. 桂林: 广西师范大学, 2023.
CHEN Yuqing. Extracting farmland from UAV images based on deep learning semantic segmentation model[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2023. (in Chinese)
[42] CHIU M T, XU X Q, WEI Y C, et al. Agriculture-vision: a large aerial image database for agricultural pattern analysis[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020.
[43] 黄河, 屈方, 孙友强, 等. 一种多模态多时序的高精度农业地图分割方法:CN116912262A[P]. 2023 - 10 - 20.
[44] 林照伟. 基于 RGB 和多光谱图像的农田语义分割方法研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2023.
LIN Zhaowei. Research on farmland semantic segmentation method based on RGB and multispectral images[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2023. (in Chinese)
[45] 张乐春. 基于无人机光谱分析的农田监测系统应用[J]. 农机化研究, 2019,41(7):222 - 225.
ZHANG Lechun. Farmland monitoring system based on UAV spectral analysis[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019,41(7):222 - 225. (in Chinese)
[46] 黄宇,陈兴海,刘业林,等.基于无人机高光谱不同高度的地物快速识别研究[J]. 安徽农业科学, 2018,46(11):170 - 173.
HUANG Yu, CHEN Xinghai, LIU Yelin, et al. Fast identification of ground objects based on different heights of unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectrum[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2018,46(11):170 - 173. (in Chinese)
[47] MARTINA C, MORTEN L, RASMUS J. Designing and testing a UAV mapping system for agricultural field surveying[J]. Sensors, 2017,17(12):2703.
[48] 蔡道清. 非结构农田环境下的自主作业感知技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
CAI Daoqing. Research on autonomous operation perception technology in unstructured farmland environment[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020. (in Chinese)
[49] 刘庆运, 杨华阳, 刘涛, 等. 基于激光雷达与深度相机融合的 SLAM 算法[J]. 农业机械学报, 2023,54(11):29 - 38.
LIU Qingyun,YANG Huayang, LIU Tao, et al. SLAM algorithm based on fusion of LiDAR and depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery ,2023,54(11):29 - 38. (in Chinese)
[50] 乔榆杰, 杨鹏树, 孟志军, 等. 面向自动驾驶农机的农田地头边界线检测系统[J]. 农机化研究, 2022,44(11):24 - 30.

QIAO Yujie, YANG Pengshu, MENG Zhijun, et al. Detection system of headland boundary line based on machine cision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022,44(11):24 - 30. (in Chinese)
[51] LI D F, LI B L, LONG S F, et al. Robust detection of headland boundary in paddy fields from continuous RGB - D images using hybrid deep neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,207:107713.
[52] FIRKAT E, AN F, PENG B, et al. FGSeg: field-ground segmentation for agricultural robot based on LiDAR[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,211:107965.
[53] 张岩, 潘胜权, 解印山, 等. 相机与毫米波雷达融合检测农机前方田埂[J]. 农业工程学报, 2021,37(15):169 - 178.
ZHANG Yan, PAN Shengquan, XIE Yinshan, et al. Detection of ridge in front of agricultural machinery by fusion of camera and millimeter wave radar [J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(15):169 - 178. (in Chinese)
[54] WU W, CHEN T T, YABG H P, et al. Multilevel segmentation algorithm for agricultural parcel extraction from a semantic boundary[J]. International Journal of Remote Sensing, 2023,44:1045 - 1068.
[55] 赵明霞, 吕致, 郝雅洁, 等. 基于图像分割技术的小麦识别[J]. 物联网技术, 2019,9(8):19 - 21.
ZHAO Mingxia, LÜ Zhi, HAO Yajie, et al. Wheat recognition based on image segmentation technology[J]. Internet of Things Technologies, 2019,9(8):19 - 21. (in Chinese)
[56] 刘东, 欧阳安, 陈聪, 等. 基于归一化植被指数的农田边界识别方法[J]. 江苏农业科学, 2022,50(11):196 - 201.
LIU Dong, OUYANG An, CHEN Cong, et al. Farmland boundary recognition method based on normalized difference vegetation index (NDVI)[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2022,50(11):196 - 201. (in Chinese)
[57] 闫保中, 王强军. 农田图像导航线检测技术研究[J]. 应用科技, 2018,45(2):65 - 69.
YAN Baozhong, WANG Qiangjun. Research on detection technology of the navigation line of farmland image [J]. Applied Science and Technology, 2018,45(2):65 - 69. (in Chinese)
[58] 陈伊哲, 汤修映, 彭彦昆, 等. 农田地块图像分割技术研究[J]. 农业机械学报, 2010,41(增刊):253 - 256.
CHEN Yizhe, TANG Xiuying, PENG Yankun, et al. Images segmentation technology for filed parcel [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(Supp.):253 - 256. (in Chinese)
[59] TORRE M, REMESEIRO B, RADEVA P, et al. DeepNEM: deep network energy-minimization for agricultural field segmentation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020,13:726 - 737.
[60] 郝宇. 基于无人机图像的耕地信息边界提取方法研究[J]. 黑龙江粮食, 2023(4):68 - 70.
HAO Yu. Research on boundary extraction method of farmland information based on UAV images [J]. Heilongjiang Grain, 2023(4):68 - 70. (in Chinese)
[61] 傅灯斌, 江茜, 齐龙, 等. 基于区域生长顺序聚类- RANSAC 的水稻苗带中心线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(7):47 - 57.
FU Dengbin, JIANG Qian, QI Long, et al. Detection of the centerline of rice seedling belts based on region growth sequential clustering - RANSAC[J]. Transactions of the CSAE, 2023,39(7):47 - 57. (in Chinese)
[62] 刘雯雯. 基于红外热成像的农田作业区人畜检测关键技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2024.
LIU Wenwen. Research on key technologies of human and livestock detection in field operating area based on infrared thermal imaging[D]. Changchun: Jilin University, 2024. (in Chinese)
[63] 姚园, 毋亭, 李一凡, 等. 基于水稻物候参数及面向对象算法的稻田识别[J]. 农业工程学报, 2024,40(11):150 - 158.
YAO Yuan, WU Ting, LI Yifan, et al. Paddy field identification using rice phenological parameters and object-oriented algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2024,40(11):150 - 158. (in Chinese)
[64] 马海荣, 沈祥成, 罗治情, 等. 基于 Psi - Net 深度学习网络的高空间分辨率遥感影像地块尺度的耕地提取[J]. 湖北农业科学, 2024,63(11):197 - 202.
MA Hairong, SHEN Xiangcheng, LUO Zhiqing, et al. High spatial resolution remote sensing image plot scale farmland extraction based on Psi - Net deep learning network[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2024,63(11):197 - 202. (in Chinese)
[65] GARCIA-PEDRERO A, GONZALO-MARTIN C, LILLO-SAAVEDRA M, et al. The outlining of agricultural plots based on spatiotemporal consensus segmentation[J]. Remote Sensing, 2018,10(12):1991.
[66] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(4):640 - 651.
[67] 陈玲玲, 施政, 廖凯涛, 等. 基于卷积神经网络的高分遥感影像耕地提取研究[J]. 农业机械学报, 2022,53(9):168 - 177.
CHEN Lingling, SHI Zheng, LIAO Kaitao, et al. Cultivated land extraction from high resolution remote sensing image based on convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(9):168 - 177. (in Chinese)
[68] 陈理, 杨广, 刘名洋, 等. 基于遥感影像和卷积神经网络的农田及道路信息提取[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(6):182 - 191.
CHEN Li, YANG Guang, LIU Mingyang, et al. Extraction of flied and road information based on remote sensing image and convolution neural networks[J]. Journal of China Agricultural University, 2022,27(6):182 - 191. (in Chinese)
[69] 王义榕. 基于卷积神经网络的遥感地块语义分割研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2023.
WANG Yirong. Research on semantic segmentation of remotely sensed land parcels based on convolutional neural[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
[70] ZHANG Z X, LIU Q J, WANG Y H. Road extraction by deep residual U - Net[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018,15(5):749 - 753.

[71] 顾兴健, 刘子儒, 任守纲, 等. 基于注意力机制和边缘感知的田梗提取模型[J]. 农业机械学报, 2023,54(5):210 - 218.
GU Xingjian, LIU Ziru, REN Shougang, et al. Ridge extraction model based on attention mechanism and edge perception[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(5):210 - 218. (in Chinese)
[72] PERSELLO C, TOLPEKIN V A, BERGADO J R, et al. Delineation of agricultural fields in smallholder farms from satellite images using fully convolutional networks and combinatorial grouping[J]. Remote Sensing of Environment, 2019,231:111253.
[73] XIA L G, LUO J C, SUN Y W, et al. Deep extraction of cropland parcels from very high-resolution remotely sensed imagery[C]//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium(IGARSS), 2018.
[74] LONG Y, GONG Y P, XIAO Z F, et al. Accurate object localization in remote sensing images based on convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017,55(5):2486 - 2498.
[75] 李法霖, 石军锋, 梁新成, 等. 基于改进 DeepLabV3 + 的丘陵田间道路图像分割方法研究[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2024,46(8):172 - 183.
LI Falin, SHI Junfeng, LIANG Xincheng, et al. Research on hilly field road image segmentation method base on improved DeepLabV3 + [J]. Journal of Southwest University(Natural Science Edition), 2024,46(8):172 - 183. (in Chinese)
[76] XU L, MING D P, DU T Y, et al. Delineation of cultivated land parcels based on deep convolutional networks and geographical thematic scene division of remotely sensed images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,192:106611.
[77] 张杨杨. 基于深度学习的无人机农田场景语义分割方法研究[D]. 新乡: 河南师范大学, 2022.
ZHANG Yangyang. Semantic segmentation of UAV farmland scene based on deep learning[D]. Xinxiang: Henan Normal University, 2022. (in Chinese)
[78] 邵换峥, 李翠翠, 刘奇付, 等. 基于双分支深度神经网络的农田场景语义分割方法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(10):199 - 205.
SHAO Huanzheng, LI Cuicui, LIU Qifu, et al. Dual branches deep neural network for semantic segmentation in agricultural scenes[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(10): 199 - 205. (in Chinese)
[79] LIU Y, MA X Y, SHU L, et al. From industry 4.0 to agriculture 4.0: current status, enabling technologies, and research challenges[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021,17(6):4322 - 4334.
[80] 刘源. 基于语义分割网络的无人机图像农田分割方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2022.
LIU Yuan. Research on farmland segmentation method of UAV images based on semantic segmentation network [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2022. (in Chinese)
[81] 杨滢婷. 基于深度学习的无人机低空遥感图像水田分割方法研究[D]. 南昌: 江西农业大学, 2022.
YANG Yingting. Research on paddy field segmentation method of UAV low altitude remote sensing image based on deep learning [D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2022. (in Chinese)
[82] 王丹, 张璐, 柴燕妮. 基于深度学习的乱占耕地建房疑似图斑自动提取方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(6):51 - 53.
WANG Dan, ZHANG Lu, CHAI Yanni. Research on automatic extraction method of suspected patches of random occupation of farmland and building based on deep learning[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2022,45(6):51 - 53. (in Chinese)
[83] 许泽宇, 沈占锋, 李杨, 等. 增强型 DeepLab 算法和自适应损失函数的高分辨率遥感影像分类[J]. 遥感学报, 2022, 26(2):406 - 415.
XU Zeyu, SHEN Zhanfeng, LI Yang, et al. Classification of high-resolution remote sensing images based on enhanced DeepLab algorithm and adaptive loss function[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022,26(2):406 - 415. (in Chinese)
[84] 李卫东, 梁鑫婕, 刘钦灏, 等. 优化 FPN 的高分辨率遥感影像多类别地物语义分割[J]. 遥感信息, 2022,37(5):1 - 7.
LI Weidong, LIANG Xinjie, LIU Qinhao, et al. Multi category semantic segmentation of high-resolution remote sensing images based on optimized FPN[J]. Remote Sensing Information, 2022,37(5):1 - 7. (in Chinese)
[85] 黄品于. 基于高分辨率遥感影像农田语义分割模型构建与优化[D]. 南京: 南京农业大学, 2022.
HUANG Pinyu. Construction and optimization of field semantic segmentation model based on high resolution remote sensing images[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2022. (in Chinese)
[86] 王青旺. 多/高光谱图像和 LiDAR 数据联合分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
WANG Qingwang. Researches on joint classification methods for multi/hyperspectral image and LiDAR data[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. (in Chinese)
[87] 王艳. 基于深度学习和形态学的遥感影像农田边界提取算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
WANG Yan. Research on farmland boundary extraction algorithm from remote sensing images based on deep learning and morphology[D]. Changchun: Jilin University, 2023. (in Chinese)
[88] LIU S J, LIU L C, XU F, et al. A deep learning method for individual arable field (IAF) extraction with cross-domain adversarial capability[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,203:107473.
[89] JI Z G, WEI J S, CHEN X, et al. SEDLNet: an unsupervised precise lightweight extraction method for farmland areas[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,210:107886.
[90] YUAN X H, SHI J F, GU L C. A review of deep learning methods for semantic segmentation of remote sensing imagery[J]. Expert Systems with Applications, 2021,169:114417.
[91] MO Y J, WU Y, YANG X N, et al. Review the state-of-the-art technologies of semantic segmentation based on deep learning

[J]. Neurocomputing, 2022,493:626 – 646.
[92] 杨超华. 基于 DeepLabV3 + 与超像素分割的农田作物识别方法研究[D]. 上海:华东师范大学, 2022.
YANG Chaohua. Research on farmland crop recognition method based on DeepLabV3 + and superpixel segmentation[D]. Shanghai: East China Normal University, 2022. (in Chinese)
[93] 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.
HUANG Qiting, QIN Zelin, ZENG Zhikang, et al. Study on the crop classification and planting area estimation at land parcel scale using multi-sources satellite data[J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(5):708 – 717. (in Chinese)
[94] TUBIELLO F N, CONCHEDDA G, CASSE L, et al. A new cropland area database by country circa 2020[J]. Earth System Science Data, 2023,15(11):4997 – 5015.
[95] SHI T W, CUI W H, REN L, et al. Irregular terrain boundary and area estimation with UAV[J]. Soft Comput., 2019, 23(22):11523 – 11537.
[96] CHENG M H, JIN X L, NIE C W, et al. Remote sensing-based maize growth process parameters revel the maize yield: a comparison of field- and regional-scale[J]. BMC Plant Biology, 2025,25:154.
[97] MUSTAFA G, MOAZZAM M A. ECP – IEM: enhancing seasonal crop productivity with deep integrated models[J]. PLOS ONE, 2025,20(2):1 – 23.
[98] CORBARI C, GABRIELI D, FURLAN L, et al. Optimizing variable rate irrigation using model and satellite-based dynamic prescription maps[J]. Agricultural Water Management, 2024,299:108896.
[99] CHEN F N, ZHANG Y, ZHANG J C, et al. Rice false smut detection and prescription map generation in a complex planting environment, with mixed methods, based on near earth remote sensing[J]. Remote Sensing, 2022,14(4):945.
[100] YU F H, BAI J C, JIN Z Y, et al. Research on precise fertilization method of rice tillering stage based on UAV hyperspectral remote sensing prescription map[J]. Agronomy, 2022,12(11):2893.
[101] 邓文乾, 赖颖杰, 张世昂, 等. 面向农田环境的农业多机器人协同技术研究进展[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(10):289 – 297.
DENG Wenqian, LAI Yingjie, ZHANG Shiang, et al. Research progress of agricultural multi-robot collaboration technology for farmland environment[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2024, 45(10):289 – 297. (in Chinese)
[102] 李丽, 侯兴华, 陈行政, 等. 深松作业下多机协同任务分配优化方法[J]. 农业工程学报, 2023,39(21):1 – 9.
LI Li, HOU Xinghua, CHEN Xingzheng, et al. Optimizing multi-machine task allocation for deep loosening operations[J]. Transactions of the CSAE, 2023,39(21):1 – 9. (in Chinese)
[103] 张漫, 季宇寒, 李世超, 等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020,51(4):1 – 18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4):1 – 18. (in Chinese)
[104] WANG N, YANG X, WANG T H, et al. Collaborative path planning and task allocation for multiple agricultural machines [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,213:108218.
[105] CAO R Y, LI S C, JI Y H, et al. Task assignment of multiple agricultural machinery cooperation based on improved ant colony algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,182:105993.
[106] 魏爽, 季宇寒, 曹如月, 等. 农机自动导航控制决策方法与软件系统[J]. 农业机械学报, 2017,48(增刊):30 – 34.
WEI Shuang, JI Yuhan, CAO Ruyue, et al. Decision control method and software of automatic navigation system for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(Supp.):30 – 34. (in Chinese)
[107] 卢邦, 董万静, 丁幼春, 等. 基于云-端高精度地图的油菜无人播种作业系统设计与试验[J]. 智慧农业(中英文), 2023,5(4):33 – 44.
LU Bang, DONG Wanjing, DING Youchun, et al. A rapeseed unmanned seeding system based on cloud – terminal high precision maps[J]. Smart Agriculture, 2023,5(4):33 – 44. (in Chinese)
[108] WANG P, YUE M D, YANG L N, et al. Design and test of intelligent farm machinery operation control platform for unmanned farms[J]. Agronomy, 2024,14(4):804.
[109] 高锐涛, 资乐, 胡炼, 等. 农场道路图层构建与农机转移路径规划方法与试验[J]. 华南农业大学学报, 2025,46(2):1 – 21.
GAO Ruitao, ZI Le, HU Lian, et al. Farm road layer construction and farm machinery transfer path planning methods and experiments[J]. Journal of South China Agricultural University, 2025,46(2):1 – 21. (in Chinese)
[110] WANG H, MA Z, REN Y, et al. Interactive image segmentation based field boundary perception method and software for autonomous agricultural machinery path planning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024,217:108568.
[111] 曾玥. 基于不规则形状田地的甘蔗收割机全覆盖路径规划研究[D]. 南宁: 广西大学, 2024.
ZENG Yue. Research on full coverage path planning of sugarcane harvesting machine based on irregularly shaped fields[D]. Nanning: Guangxi University, 2024. (in Chinese)
[112] 汪沛, 曾思晓, 何杰. 无人驾驶农机避障路径跟踪仿真与验证[J]. 华南农业大学学报, 2024,45(3):416 – 426.
WANG Pei, ZENG Sixiao, HE Jie. Simulation and verification for obstacle avoidance path tracking of unmanned agricultural machinery[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024,45(3):416 – 426. (in Chinese)
[113] 刘成良, 林洪振, 李彦明, 等. 农业装备智能控制技术研究现状与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2020,51(1):1 – 18.
LIU Chengliang, LIN Hongzhen, LI Yanming, et al. Analysis on status and development trend of intelligent control

technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(1):1 - 18. (in Chinese)

[114] 曹光乔, 李亦白, 南风, 等. 植保无人机飞控系统与航线规划研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2020,51(8):1 - 16.
CAO Guangqiao, LI Yibai, NAN Feng, et al. Development and analysis of plant protection UAV flight control system and route planning research[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(8):1 - 16. (in Chinese)

[115] 杨泽, 郑立华, 李民赞, 等. 基于射线检测算法的无人机植保作业电子围栏设计[J]. 农业机械学报, 2016,47(增刊):442 - 448.
YANG Ze, ZHENG Lihua, LI Minzan, et al. Design of electronic fence of UAV for plant protection assignment based on ray method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(Supp.):442 - 448. (in Chinese)

[116] GOLINSKI P, SOBOLEWSKA P, STEFANSKA B, et al. Virtual fencing technology for cattle management in the pasture feeding system—a review[J]. Agriculture, 2023,13(1):91.

[117] UMSTATTER C. The evolution of virtual fences: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011,75(1):10 - 22.

[118] 张彦斐, 封子晗, 张嘉恒, 等. 基于特征融合的果园非结构化道路识别方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(7):35 - 44.
ZHANG Yanfei, FENG Zihan, ZHANG Jiaheng, et al. Recognition method of orchard unstructured road based on feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7):35 - 44. (in Chinese)

[119] 孟庆宽, 杨晓霞, 张漫, 等. 基于语义分割的非结构化田间道路场景识别[J]. 农业工程学报, 2021,37(22):152 - 160.
MENG Qingkuan, YANG Xiaoxia, ZHANG Man, et al. Recognition of unstructured field road scene based on semantic segmentation model[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(22):152 - 160. (in Chinese)

[120] 王小娟. 基于双目视觉的田间道路感知和路径跟踪研究[D]. 重庆: 西南大学, 2018.
WANG Xiaojuan. Research on field road perception and path tracking based on binocular vision[D]. Chongqing: Southwest University, 2018. (in Chinese)

[121] 洪梓嘉, 李彦明, 林洪振, 等. 基于双目视觉的种植前期农田边界距离检测方法[J]. 农业机械学报, 2022,53(5):27 - 33.
HONG Zijia, LI Yanming, LIN Hongzhen, et al. Research status and prospects of agricultural machinery autonomous driving[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(5):27 - 33. (in Chinese)

[122] 王侨, 刘卉, 杨鹏树, 等. 基于机器视觉的农田地头边界线检测方法[J]. 农业机械学报, 2020,51(5):18 - 27.
WANG Qiao, LIU Hui, YANG Pengshu, et al. Detection method of headland boundary line based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(5):18 - 27. (in Chinese)

[123] 蔡道清, 李彦明, 覃程锦, 等. 水田田埂边界支持向量机检测方法[J]. 农业机械学报, 2019,50(6):22 - 27.
CAI Daoqing, LI Yanming, QIN Chengjin, et al. Detection method of boundary of paddy fields using support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(6):22 - 27. (in Chinese)

[124] WU X L, FANG P, LIU X, et al. AM - UNet: field ridge segmentation of paddy field images based on an improved multi ResUNet network[J]. Agriculture, 2024,14(4):637.

[125] ZHANG X Y, LU X Y, ZHANG Z Q, et al. Simultaneous detection of reference lines in paddy fields using a machine vision-based framework[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024,221:108923.

[126] WU S K, SU Y Y, LU X J, et al. Extraction and mapping of cropland parcels in typical regions of southern China using unmanned aerial vehicle multispectral images and deep learning[J]. Drones, 2023,7(5):285.

[127] 郑明雪, 罗治情, 陈娉婷, 等. 基于改进 Mean Shift 的无人机农业应用遥感影像地块边界提取[J]. 湖北农业科学, 2021,60(23):153 - 156.
ZHENG Mingxue, LUO Zhiqing, CHEN Pinting, et al. Farmland boundary extraction from UAV remote sensing images for agricultural applications based on improved Mean Shift[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2021,60(23):153 - 156. (in Chinese)

[128] 姜锐. 水稻氮素营养信息的无人机低空快速获取方法研究[D]. 广州: 华南农业大学, 2021.
JIANG Rui. Research on low-altitude rapid acquisition method of nitrogen nutrient information of rice by UAV[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[129] 王金峰, 吕振阳, 赵敏义, 等. 基于处方图的水稻侧深变量施肥控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024,55(9):151 - 162.
WANG Jinfeng, LÜ Zhenyang, ZHAO Minyi, et al. Design and experiment of rice side-deep variable rate fertilization control system based on prescription diagrams[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(9):151 - 162. (in Chinese)

[130] 李智香. 基于无人机低空遥感图像的水稻田地物边界位置信息提取[D]. 南昌: 江西农业大学, 2024.
LI Zhixiang. Extraction of boundary location information of rice fields based on UAV low-altitude remote sensing images[D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2024. (in Chinese)