

覆膜农田遥感分类研究进展和展望

肖扬¹, 唱隽逸¹, 杨倩^{1,2}, 陶锋¹, 杜嘉², 刘焕军²

1. 吉林建筑大学 测绘与勘查工程学院, 长春 130118;

2. 中国科学院东北地理与农业生态研究所 黑土地保护与利用全国重点实验室, 长春 130102

摘要: 覆膜栽培技术具有保温保墒、除草抑盐、提升产量等积极作用, 随之而来的农膜污染问题也日益加重。遥感技术可准确地获取大范围覆膜农田时空分布, 能够为黑土地保护、农业环境改善提供数据支持。为系统梳理覆膜农田遥感分类的研究现状, 本文基于对中国知网 (CNKI) 与 Web of Science (WOS) 数据库的文献分析, 从利用遥感技术监测覆膜农田出发, 以常见遥感数据、特征提取、图像分类和信息融合 4 个方面综述覆膜农田遥感识别与分类的研究现状。结果表明: 常见遥感数据中, 中分辨率光学影像为主流数据源; 光谱特征在提取效果优于纹理特征。传统机器学习方法中支持向量机与随机森林应用广泛, 深度学习精度更高但依赖大量数据。多源信息融合能有效提高分类精度。目前研究仍面临“同谱异物”、混合像元及深度学习计算成本高等问题。未来应加强多源数据融合、轻量化模型开发及全生命周期农膜监测。本文归纳总结农膜覆盖农田遥感识别与分类研究的前沿问题与挑战, 展望未来发展趋势和研究方向, 为该领域监测技术手段的进步提供参考。

关键词: 覆膜栽培, 农膜污染, 多源遥感, 特征提取, 图像分类

中图分类号: S127/TP79/P2

引用格式: 肖扬, 唱隽逸, 杨倩, 陶锋, 杜嘉, 刘焕军. 2025. 覆膜农田遥感分类研究进展和展望. 遥感学报, 29(12): 3435–3447

Xiao Y, Chang J Y, Yang Q, Tao F, Du J and Liu H J. 2025. Remote sensing identification and classification research on plastic film-covered farmland: Progress and prospects. National Remote Sensing Bulletin, 29(12): 3435–3447 [DOI:10.11834/jrs.20254340]

1 引言

覆膜栽培技术是 20 世纪中叶从国外引进的保护性栽培技术。农膜种类繁多, 可按高度和规模分为塑料大棚、地膜、矮棚和残膜等。农膜使用需综合考虑作物类型、发育特征、覆膜效果、病虫害情况及生长季节等因素。图 1 总结了 1993 年—2022 年《中国农村统计年鉴》中地膜和大棚的年度使用情况。可见自 1995 年起, 地膜使用量显著高于大棚, 整体呈上升趋势, 年均增长分别为 33358 t 和 24148 t; 地膜使用量于 2016 年达到峰值 1470110 t, 为 1993 年的 4 倍; 大棚使用量于 2015 年达到峰值 114900 t, 为 1993 年的 3.5 倍。农膜作为重要生产资料, 在国内农作物种植中广泛应用 (李景虹, 2022), 可提高作物产量并增加农民收入。准确掌握覆膜农田的时空分布是合理利用农

膜的基础, 对作物监测、农业产值估算及资源管理至关重要。

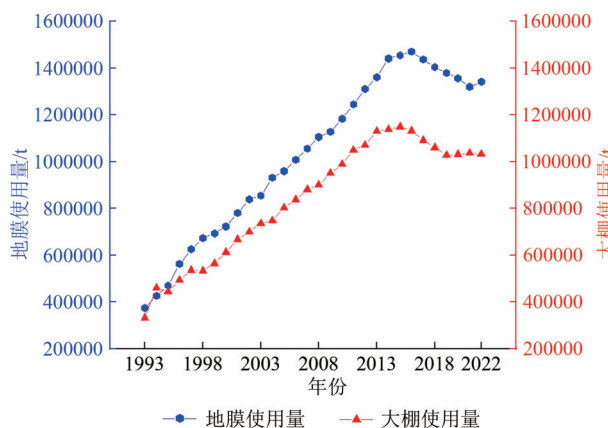


图 1 1993 年—2022 年中国地膜和大棚使用量

Fig. 1 Changes in agricultural film from 1993 to 2022 in China

农膜栽培技术通过调控光、热、水等土壤条

收稿日期: 2024-08-13; 预印本: 2025-07-25

基金项目: 吉林省产业技术研究与开发专项 (编号: 2023C036-1); 国家重点研发计划 (编号: 2021YFD1500100)

第一作者简介: 肖扬, 研究方向为地理空间数据可视化表达与分析。E-mail: jljggis@163.com

通信作者简介: 杨倩, 研究方向为定量遥感。E-mail: yangqian@iga.ac.cn

据识别农膜, 总体精度接近 75%。Liu 等 (2019) 在河北省冀州市使用 2018 年 5 月 Radarsat 2 雷达卫星对农膜和其他土地覆盖类型进行分类, 总体分类精度为 94.81%, 光学和微波遥感数据融合具有更大发展潜力。

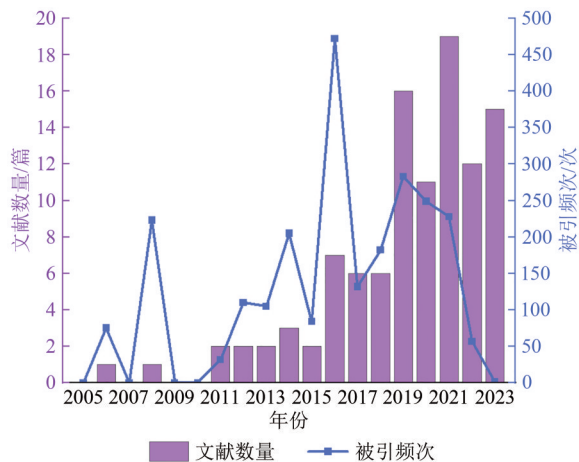


图3 2005年—2023年农膜遥感分类发文章和被引频次变化趋势

Fig. 3 Publication volume and citation frequency of agricultural film remote sensing classification

覆膜农田遥感监测的数据源按波段范围分为光学遥感和微波遥感。光学遥感数据受云层和光照条件影响较大, 晴空条件下监测效果最佳。相比之下, 微波遥感具有全天候、全天时优势, 但单独用于农膜识别的研究较少。例如, Hasituya 等 (2017) 利用 Radarsat-2 数据在河北省冀州市和宁夏回族自治区固原市识别农膜, 总体精度约 75%。Liu 等 (2019) 在河北省冀州市使用 2018 年 5 月 Radarsat-2 数据对农膜及其他地物进行分类, 精度达 94.81%。光学与微波数据融合展现出更大潜力。光学遥感数据按空间分辨率可分为低分辨率 (如 MODIS)、中分辨率 (如 Sentinel、Landsat)、高分辨率 (如 GF-2、Google Earth) 和超高分辨率 (如 WorldView、QuickBird)。图 4 展示 1980 年—2020 年用于农膜识别的卫星传感器及其空间分辨率, 圆圈半径和位置分别表示重访周期和分辨率与发射年份的关系。可见表明光学遥感卫星数量远超微波遥感卫星。图 5 统计不同光学分辨率数据的使用情况, 中分辨率数据占比最高为 44.7%, 低分辨率数据占比最低为 3.2%。

低分辨率遥感影像覆盖范围广、获取成本低, 适合大尺度监测和研究, 常见数据源包括 MODIS

等。Lu 等 (2015) 利用 2009 年、2013 年和 2014 年第 85—150 天的 MODIS 数据, 绘制中国南疆农膜覆盖图, 总体精度超 84%, Kappa 系数超 0.65。然而, 低分辨率影像细节不足, 混合像元问题突出, 难以提供精细地表特征。

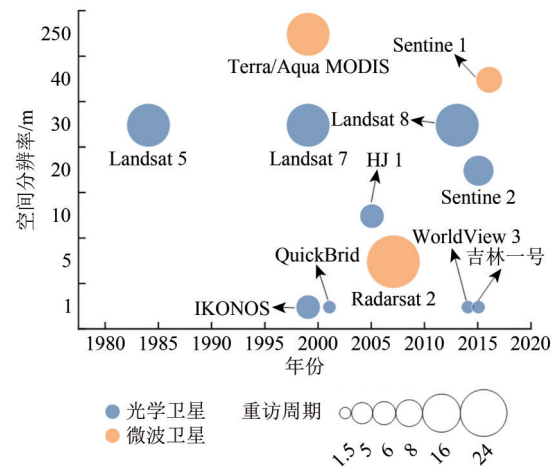


图4 常见覆膜农田监测遥感卫星

Fig. 4 Commonly used satellites monitoring agricultural film using remote sensing

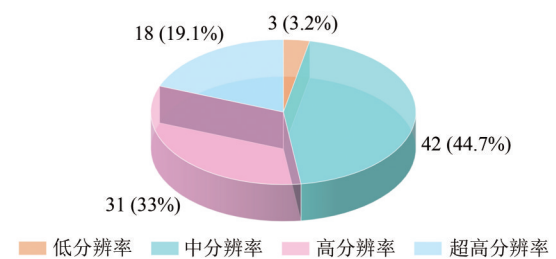


图5 不同分辨率数据源使用频次及所占比例

Fig. 5 The frequency of data sources with different resolutions

中分辨率遥感影像因覆盖范围广、分辨率适中、具备多光谱或超光谱能力, 成为覆膜农田监测的主流数据源, 常见数据源包括 Landsat 和 Sentinel 等。Novelli 和 Tarantino (2015) 在意大利南部使用 2018 年—2019 年 Landsat 8 数据 (含陆地成像仪和热红外传感器), 精度超 80%, 验证其在大面积环境和农业监测中的适用性。Aguilar 等 (2022) 在西班牙、摩洛哥、意大利和土耳其利用 2020 年 Sentinel-2 数据, 测试 14 种光谱指数, 发现基于时间序列的季节性光谱指数分类精度最高达 94.09%。中分辨率影像提供丰富光谱信息 (Yu 等, 2017), 但受空间分辨率限制, 地物分类效果有限, 需结合更高分辨率数据。

高分辨率遥感影像细节丰富、定位精准、识别能力强, 适合监测农膜轮廓, 常见数据源包括

GF-2 和 Google Earth。Shi 等 (2020) 在山东省德州使用 GF-2 影像结合阈值法绘制大棚分布图, 精度达 97.34%。Niu 等 (2023) 在山东省聊城、沙特哈尔吉、土耳其阿达纳和西班牙莫格利用 Google Earth 影像结合深度学习区分大棚和地膜, 精度达 94.49%。高分辨率影像虽提供精细信息, 但大范围监测需大量计算资源, 增加处理难度。

超高分辨率遥感影像捕捉更细致的地表特征, 支持边界检测和变化监测等深入分析, 常见卫星包括 WorldView、吉林一号和 QuickBird。Aguilar 等 (2014) 在西班牙东南部使用 2010 年 WorldView-2 数据识别大棚分布, 精度超 90%。刘森和马丙成 (2023) 在安徽省萧县利用 2022 年 5 月吉林一号数据结合深度学习, 精确识别大棚, 精度达 94.16%。Agüera 等 (2006) 在西班牙东南部使用 2004 年 12 月 QuickBird 数据识别大棚, 精度为 91.45%。超高分辨率影像提供详细信息和强大分析能力, 但数据量大、成本高, 应用时需权衡利弊并优化处理方法。

3.2 无人机遥感

无人机遥感通过搭载传感器获取地表信息, 相较于传统航空或卫星遥感, 具有高灵活性、高分辨率、操作便捷和成本低等优势 (吴雪梅等, 2020)。倪静 (2022) 在蒙古沙濠渠灌域利用 2018 年—2019 年无人机影像, 结合深度学习生成连续年份大尺度地膜农田数据, 精度达 87.3%。朱秀芳等 (2019) 在云南省昭通鲁甸县大水塘村使用 2018 年 5 月 4 日无人机影像识别覆膜农田, 复杂区和简单区的总体精度分别为 94.84% (Kappa 系数 0.89) 和 96.74% (Kappa 系数 0.93)。梁长江等 (2019) 于 2018 年 5 月在贵州省安顺平坝分析不同飞行高度 (25 m、30 m、35 m、40 m、45 m、50 m) 下的地膜识别效果, 发现 50 m 为最佳高度, 精度达 80.06%。然而, 无人机遥感受限于载荷能力、飞行时间、电池寿命、法规空域及天气条件, 安全与隐私问题也需关注。

4 特征提取

遥感特征提取是从遥感影像中识别和描述地物、地表覆盖或其他目标对象的相关信息, 包括光谱、纹理和指数特征等, 在图像处理中至关重要。图 6 为不同特征提取方法的发文量统计结果。

可见光谱特征提取的发文量显著高于纹理和指数特征提取。

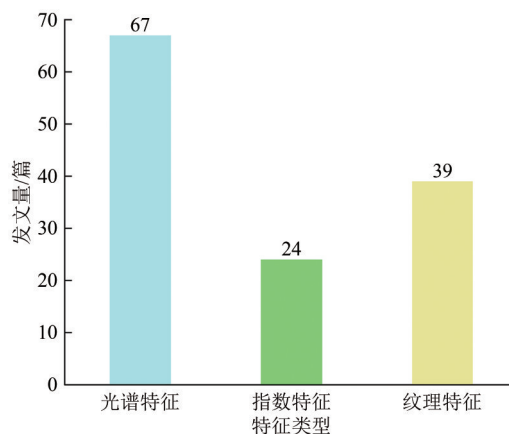


图 6 不同特征提取发文量

Fig. 6 The publication volume of different feature

4.1 光谱及指数特征

光谱特征反映地表物体在可见光、红外和微波等波段的反射、吸收或辐射特性, 是遥感技术识别和分类地表覆盖的理论基础。黄振国等 (2013) 利用 HJ-1 影像分析山东省寿光市 2009 年 3 月大棚菜地光谱特征, 估算面积为 3.67 万 hm^2 , 总体精度达 92.01%, Kappa 系数为 0.601。孟庆兰等 (2016) 在甘肃省临泽县比较裸地、黑膜覆盖和透明膜覆盖的光谱特征波段波长为 325—1035 nm, 黑膜、透明膜、裸地平均光谱反射率总体特征为透明膜 (25.9%) > 裸地 (13.9%) > 黑膜 (13.7%)。Aguilar 等 (2021) 基于 WorldView 3 遥感影像监测西班牙阿尔梅里亚省大棚分布, 发现发现中短波红外 SWIR (Short Wave Infrared) 结合可见光近红外 VNIR (Visible and Near Infrared) 提升识别精度。

多时相光谱分析通过比较同一区域不同时段的光谱数据, 监测农膜覆盖动态变化。然而, 覆膜农田与人工建设用地、盐碱地等因反射率相似, 边缘易错分, 且混合像元导致地物混淆。沙先丽 (2012) 利用 2007 年和 2011 年 Landsat TM5 数据分析新疆天山北麓地膜农田特征, 精度超 90%。Jiménez-Lao 等 (2022) 结合 2020 年 WorldView-3、Landsat 8 和 Sentinel-2 影像分析西班牙阿尔梅里亚夏冬季大棚, 发现石灰粉刷降低温度使光谱时序变化减弱。

指数特征通过波段运算将复杂光谱信息简化为直观指数, 如归一化植被指数 NDVI (Normalized

Difference Vegetation Index) 和归一化水体指数 NDWI (Normalized Difference Water Index)。针对大棚分类的专用指数逐渐涌现。Balcik 等 (2019) 在土耳其阿纳穆尔利用 2018 年 4 月 Sentinel-2 影像提取 NDVI、NDWI 及 Yang 等 (2017) 提出的回归大棚指数 RPGI (Retrogressive plastic greenhouse index), 构建数据集, 精度达 74%, Kappa 系数为 0.64。Lu 等 (2014) 在新疆维吾尔自治区基于 1998 年、2007 年和 2011 年 Landsat 5 TM 数据提出归一化覆膜农田指数 PMLI (Plastic-Mulched Landcover Index), 结合决策树分类, 精度分别为 97.82% (2011 年)、85.27% (2007 年) 和 95.00% (1998 年), Kappa 系数分别为 0.98、0.80 和 0.93。González-Yebra 等 (2018 年) 在西班牙阿尔梅里亚使用 1984 年和 2010 年 Landsat 5 影像及 1999 年和 2010 年航空正射影像, 提出大棚识别指数 GDI (Greenhouse Detection Index), 精度达 94.2%。当前光谱指数主要针对大棚设计, 尚未充分考虑地膜和残膜特性, 亟需开发专用指数, 结合多时相、多光谱数据实现精细化分类。

4.2 纹理特征

纹理特征描述遥感影像中地表纹理或结构, 用于区分不同地物或覆盖类型。Agüera 等 (2006) 利用 1999 年 QuickBird 影像在西班牙阿尔梅里亚省东部进行分类, 发现以减少错分类像素为目标时, 平均纹理参数表现最佳。Agüera 等 (2008) 基于 2004 年 12 月 IKONOS 和 QuickBird 影像验证纹理特征对大棚分类的改进效果, 发现纹理信息与超高分辨率影像像素融合后分类精度提升有限。Wu 等 (2016) 处理 2013 年 4 月浙江杭州 Landsat 8 全景锐化影像时, 发现纹理特征对大棚监测贡献较小。吴锦玉等 (2019) 基于 GF-2 影像在昆明相邻区域提取农膜分布, 采用斑块面积和聚集指数表征特征, 表明纹理特征组合可提高大范围、高聚集度大棚的识别精度, 但在小面积、破碎区域效果不显著。章涛 (2023) 在云南陆良县结合 Sentinel-2 多光谱和 Sentinel-1 雷达影像, 分析纹理特征对分类的影响, 发现纹理特征对水稻识别精度贡献有限, 可能是灰度共生矩阵 GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix) 计算中邻近像元和破碎地块变化不规律所致。光谱特征和纹理特征均能有效描述地膜覆盖农田, 助力监测。然而, 光谱特征相

较纹理特征提供更高精度, 对农膜监测贡献更大。在中等分辨率影像中, 添加纹理特征对精度提升效果有限 (Hasituya 等, 2016)。

4.3 特征组合

特征组合通过整合光谱、纹理、指数和形状等多种特征, 提升遥感影像分析和地物分类的准确性。Yi 等 (2023) 利用 2023 年 10 月 Landsat 8 OLI 影像提取 72 个特征变量监测大棚, 发现增加特征数量未提高精度, 反而增加计算负担; 指数、形状和纹理特征作用显著。Hasituya 等 (2016) 基于 2014 年 4 月 Landsat 8 OLI 影像提出光谱与纹理特征组合方法, 表明光谱特征对塑料覆盖农田监测贡献更大, 中等分辨率影像中纹理特征的精度提升有限。Balcik 等 (2019) 在土耳其梅尔辛安纳穆尔地区使用 Sentinel-2 影像提取光谱和指数特征 (包括 NDVI 和 NDWI), 分类精度达 74%。石文西等 (2021) 在北京市大兴区利用 2017 年—2019 年 8—10 月 9 期 Sentinel-2 影像, 提取 NDVI、归一化建筑指数 (NDBI)、NDWI 及 GLCM 纹理对比度特征, 与原始光谱波段合成特征集合, 大棚识别精度达 95.5%。

多时相特征组合通过融合不同时间段的遥感特征, 增强地物信息提取和变化监测的精度。赵成等 (2023) 利用 2020 年多时相 Sentinel-2 影像, 通过光谱和指数特征结合目视解译, 精准识别研究区农膜。冯权洸等 (2022) 在山东聊城针对地膜与大棚特征相似问题, 使用 2019 年 5 月 10 日—6 月 1 日及 10 月 15 日—10 月 31 日的 Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像, 提取光谱和纹理特征, 构建多维特征空间实现自适应融合, 精度达 95.6%。Nemmaoui 等 (2018) 基于 2015 年 7 月 5 日 WorldView-2 影像, 在西班牙阿尔梅里亚开发多时相多传感器工作流程, 进行大棚二元分类, 精度达 93.97%。Ou 等 (2019) 结合 1990 年—2018 年 Landsat 5、7、8 影像的光谱和指数特征, 绘制山东北部大棚分布图, 年均精度为 95.3%。多时相数据可利用季节性差异区分光谱相近的地物。例如, 吉林大安市地膜铺设于 4 月下旬至 5 月初, 回收于 6 月底至 7 月初, 而大棚存续于 4 月初至 10 月中旬, 基于多时相监测可有效区分两者。

5 图像分类

遥感影像分类利用光谱和图像特征识别和分

类地物，广泛应用于农作物监测、环境监测和资源管理。随着计算机技术和分类算法的发展，自动化分类方法已成为主流，依据先验知识分为监督分类和非监督分类，依据参数分为参数和非参数监督分类，依据分类单元分为基于像元、基于对象的面向对象分类及多分类器集成算法，依据算法类型分为机器学习和深度学习。图7统计1980年—2023年覆膜农田遥感分类图像处理中机器学习与深度学习使用情况，机器学习占比63.2%，深度学习占比36.8%。机器学习分类方法包括CART决策树（CART）最小距离分类器（MDC）、最大似然法ML（Maximum Likelihood）、

支持向量机（SVM）、随机森林（RF）；深度学习分类方法包括卷积神经网络（CNN）、脉冲耦合神经网络（PCNN）和神经网络架构（NAS）。在机器学习中，支持向量机SVM（Support Vector Machine）和随机森林RF（Random Forest）占比最高为29.3%，最小距离分类器MDC（Minimum Distance Classifier）占比最低为6.4%。在深度学习中，卷积神经网络CNN（Convolutional Neural Network）占比最高为85.7%，脉冲耦合神经网络PCNN（Pulse Coupled Neural Network）和神经网络架构搜索NAS（Neural Architecture Search）占比最低为3.5%。

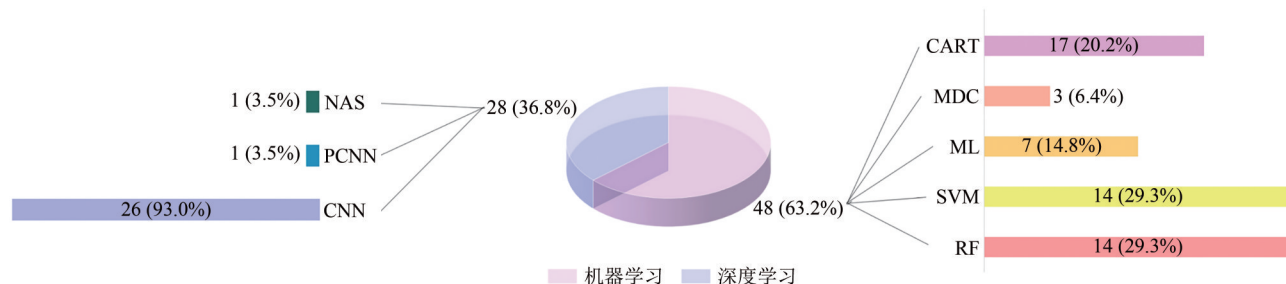


图7 常用图像分类方法使用频次

Fig. 7 The frequency of usage of image classification methods

5.1 机器学习分类方法

机器学习通过算法和统计模型使计算机系统自动执行任务，无需显式编程，广泛应用于遥感分类（Mahesh, 2020）。其主要分为监督分类和非监督分类。非监督分类根据数据内在结构和特征进行聚类，无需已知标签（Barlow, 1989）。Yildirim和Ozcan（2017）利用土耳其卡拉比克省 Landsat 影像，采用阈值法分离大棚与背景，提升处理效率。监督分类依赖标注训练数据，算法从中归纳模型以分类未标注数据（Cunningham, 2008）。Xiong等（2019）基于2015年6月新疆 Sentinel-2 影像，结合CART分析光谱、时间和辅助特征，提出像素级形态分析PFMA（Pixel-based Fractional Morphology Analysis）框架，精度达92.2%。Agüera等（2006）使用2004年12月西班牙阿尔梅里亚 QuickBird 影像，结合ML通过波段组合定义训练区域，精度为91.45%。Wu等（2016）基于2013年4月杭州萧山 Landsat 8 影像，采用随机森林（RF）进行特征选择，精度超85%。Yu等（2017）利用2000年、2010年和2015年山东寿光 Landsat 8 影像，

结合SVM识别大棚覆盖变化。Tarantino和Figorito（2012）基于2006年8月意大利阿普利亚真彩色航空影像，采用监督分类完成葡萄园覆膜农田制图，精度达90.25%。

面向对象图像分析OBIA（Object-Based Image Analysis）通过图像分割生成具有相似光谱和空间特征的对象，是遥感分类的有效方法。周洁等（2019）利用2018年12月云南省昆明市可乐村无人机高分辨率影像，比较基于像元和OBIA的农膜分割与分类；OBIA精度达94.6%（Kappa系数0.91），远超基于像元方法的68.3%（Kappa系数0.59），显著减轻“同物异谱”和“同谱异物”影响。Aguilar等（2014）在西班牙阿尔梅里亚使用GeoEye-1和WorldView-2影像，采用OBIA进行土地覆盖分类，精度接近90%。Aguilar等（2016）基于2013年9月和2015年7月WorldView-2影像，识别阿尔梅里亚大棚，精度分别为93.0%（2014）和93.3%（2015），Kappa系数为0.856和0.861。Lu等（2018）结合2017年5月新疆北部 Sentinel-1 SAR和Sentinel-2影像，采用OBIA提升SAR分类性能，精度达87.72%。OBIA结合地理信息系统

和遥感技术支持多尺度信息提取,有效减轻胡椒效应,但尺度优化选择仍具挑战性(Hasituya等,2017)。

5.2 深度学习分类方法

深度学习作为机器学习的前沿趋势,显著推动了计算机视觉和遥感分类的发展(Minar和Naher,2018)。神经网络模拟人脑处理复杂非线性关系,具有容错能力强、处理速度快和扩展性高的特点(Zou等,2008)。吴雪梅等(2020)基于2018年10—12月无人机影像,比较迭代阈值法、最大熵值法、最大类间方差法和PCNN的分割效果,发现PCNN在地膜覆盖周期识别中表现最佳,平均精度达87.49%。陈蕾等(2022)利用2015年山东GF-1影像,提出空间卷积长短期记忆结构,结合多任务学习增强农膜边界提取,精度达77%。佟威剑(2023)在辽宁新民使用2015年—2021年Sentinel-2和2000年—2015年Landsat 7影像,比较不同神经网络,发现NAS-Swin网络在大棚用地提取中精度最高,超96%。Chen等(2023)基于2017年5月—2018年4月新疆维吾尔自治区、山西省等6省、自治区、直辖市影像,通过CNN生成全局布局先验和通道注意力机制,聚合判别性全局特征,确保稀疏背景识别,平均精度达79.28%。然而,神经网络需大量数据和计算资源,易过拟合,运算效率较低,限制其推广应用(Chen等,2023)。

语义分割将影像中每个像素分配至对应语义类别,实现像素级分类,精确标记地物位置和边界(Zhang等,2019)。Niu等(2023)基于中国聊城、沙特哈尔吉、土耳其阿达纳和西班牙莫格的Google Earth影像,提出高分辨率农膜覆盖农田深度语义分割模型,结合迁移学习提升空间泛化能力,有效区分大棚与地膜,平均精度达94.49%。Zhang等(2021)利用山东省寿光GF-2影像,提出高分辨率边界细化网络HBRNet(High-Resolution Boundary Refinement Network),分割性能优异,交并比达94.89%,在精准大棚识别中表现突出。Li等(2022)基于2020年7月至2021年9月辽宁省沈阳等地GF-7影像,提出农业大棚提取模型EAGNet(Agricultural Greenhouse Extraction Network),包含残差块改进模块RBIM(Residual Block Improvement Module)和边界分割模块BSM

(Boundary Segmentation Module),有效解决密集大棚边界粘连问题。

5.3 图像分类方法对比

遥感影像分类通过覆膜农田的光谱和图像特征识别农膜存在,CART、SVM、RF和深度学习的对比研究是该领域热点。决策树分类具有运算速度快、鲁棒性强、灵活性和高精度的优势,可融合多种特征(张晓贺,2013)。然而,其需大量训练样本,且节点阈值确定存在不确定性,普适性待提升。钟浩(2021)基于2019年12月江西省萍乡GF-6影像,比较CART决策树、SVM和KNN,表明CART在大棚提取精度上优于其他方法,适合农业大棚监测。

支持向量机(SVM)擅长处理小样本数据,通过核函数解决非线性问题,推广能力强,但参数优化仍具挑战性(刘颖,2013)。Koc-San等(2013)利用2012年4月土耳其安塔利亚WorldView-2影像,结合光谱特征比较ML、RF和SVM,发现SVM和RF优于ML。Hasituya等(2016)基于2014年4月河北冀州Landsat 8 OLI影像,融合光谱和纹理特征,表明SVM分类效果优于ML和MDC。

随机森林(RF)计算效率高,适合高维数据,对噪声和小样本不敏感,鲁棒性强(Hasituya等,2017)。Lu等(2018)结合2017年5月新疆维吾尔自治区北部Sentinel-1 SAR和Sentinel-2影像的光谱与纹理特征,比较CART、RF和SVM,发现RF和SVM优于CART,SVM在某些场景略胜,纹理特征提升两者精度1%—3%。高梦婕等(2018)基于2017年4月内蒙古自治区赤峰GF-2影像,结合光谱特征,表明RF优于CART和SVM。Hasituya等(2017)利用2015年5月河北省冀州GF-1影像,融合光谱、指数和纹理特征,确认RF在特征选择和识别精度上优于SVM。

深度学习在大规模数据和复杂任务中表现优异。郑磊等(2021)基于2017年8—12月浙江省桐庐GF-1超高分辨率影像,比较深度学习与机器学习,发现深度学习精度更高且模型可复用。罗琪(2021)利用2019年4—10月河北省邱县等地Sentinel-2影像,表明传统机器学习在地物识别精度上优于深度学习,特别是在数据稀缺或特征解释性要求高的场景。

6 信息融合

信息融合在覆膜农田遥感监测中分为遥感信息融合和遥感与非遥感信息融合。遥感信息融合整合不同传感器及不同时相的遥感数据。遥感与非遥感信息融合则将地形地貌、土壤类型、道路分布及统计数据引入监测过程。

6.1 光学数据与微波数据的融合

光学遥感数据提供丰富的光谱、纹理、指数及其组合特征,但受传感器性能、光照条件和成像角度限制,易受云雾影响。微波遥感数据具有穿透性,可提供振幅、相位、三维形貌和地形信息,独立于天气或光照条件(Schmitt等,2017)。二者融合可优势互补。覆膜农田监测常采用光学与雷达数据融合。陶圆(2021)利用2017年5月新疆 Sentinel-2 光学和 Sentinel-1 雷达数据,结合 OBIA 分类,表明光学与雷达数据融合较单一光学数据提升精度1%—3%。章涛(2023)基于2020年7—11月云南省陆良县 Sentinel-1 雷达和 Sentinel-2 光学数据融合,识别大棚精度达92.31%。Hasituya等(2020)在河北省蓟州市(4月25日 Radarsat-2、5月5日 GF-1、4月16日 Landsat 8)和宁夏回族自治区固原市(4月27日 Radarsat-2、4月8日 GF-1、4月26日 Landsat 8)融合中高分辨率光学和 SAR 数据,显著提升测绘精度,并提出不同优化策略。Hasituya等(2017)基于2015年5月蓟州市和4月固原市 GF-1 光学与 Radarsat-2 C 波段 SAR 数据融合,识别中国北方大棚精度约75%。光学数据提供高空间分辨率,捕捉细微地表特征,但受天气和白天限制;微波数据穿透云雾,适合全天候监测,但空间分辨率较低(Lu等,2018)。

6.2 多时相遥感数据融合

多时相遥感数据融合通过整合多时间点的数据序列,获取更全面、准确的信息,用于分析趋势、周期性和季节性特征,并支持预测和模型构建。Lu等(2015)利用2009年、2013年和2014年第85—150天新疆维吾尔自治区南部 MODIS 数据,融合250 m分辨率的红色、近红外波段及 NDVI 时间序列,提出阈值模型,适用于大陆和全球尺度的农膜监测与绘图。罗琪(2021)基于2018年和2019年4—10月内蒙古自治区赤峰和土默特 Sentinel-2 数据,融合5月和8月的 Red 和 SWIR2

波段,构建归一化地膜指数,增强地膜与非地膜覆盖的光谱差异,分离效果达到预期。

6.3 遥感与非遥感信息的融合

遥感与非遥感信息的融合是将来自不同信息源的数据结合在一起,以获取更全面、更准确的信息。遥感信息提供丰富的地表和大气信息,而非遥感信息则包括地理信息系统 GIS (Geographic Information System)、地形地貌数据、土壤类型数据、道路分布数据以及统计数据等。Nemmaoui等(2019)获取西班牙阿尔梅里亚省 WorldView 2 遥感卫星数据,提出一种从卫星影像中生产高附加值3D地理空间产品,即数字表面模型 DSM (Digital Surface Model) 和数字地形模型 DTM (Digital Terrain Model) 的方法流程。以改善大面积大棚识别。

遥感与非遥感信息融合通过整合不同数据源,提供更全面、准确的信息。遥感数据提供丰富的地表和大气信息,非遥感数据则包括地理信息、地形地貌、土壤类型、道路分布及统计数据。Nemmaoui等(2019)利用西班牙阿尔梅里亚省 WorldView-2 遥感影像识别大棚。DSM 和 DTM 的加入显著提升大面积大棚识别精度。

7 结 语

随着遥感和图像处理技术的发展,农膜监测从传统现场调查转向利用高精度遥感数据,为大尺度、长时序监测提供数据支持,助力农情调查、农业资源管理和生态环境评估。

7.1 面临的问题和挑战

尽管遥感技术在大范围、高频次数据获取方面具有优势,传统监测方法在精细化和精准性上仍不可替代。如何融合遥感和传统监测,弥补各自不足,提升农业监测的精度、效率和可用性,是当前主要挑战之一。未来,随着遥感、人工智能和数据处理技术的进步,二者深度融合有望为精准农业提供更强支持,推动智能化、精细化农业生产。

遥感影像分类面临地物光谱特征高度相似的挑战,如农膜与大棚、地膜、人工建设用地和盐碱地等易产生“同谱异物”现象,导致错分和误差。降低“同谱异物”和混合像元影响是关键研究方向。通过新型光谱指数、混合像元解混技术

和多源数据融合,可有效提升农膜分类精度。高分辨率遥感影像和人工智能的应用进一步推动精度提升,为精准农业管理提供可靠数据支持。

现有农膜遥感研究多聚焦光谱特征和分类算法,较少考虑农膜管理方式对精度的影响。管理方式和功能性特征显著影响光谱特性,需纳入研究以实现精细化制图。未来研究应结合多时相、高分辨率数据和先进算法,从管理方式入手,提升农膜监测的精度和可靠性,为精准农业提供更准确的数据。

尽管深度学习在遥感分类中表现优异,其高计算成本、大量训练样本需求和硬件资源限制仍为主要挑战。数据增强、迁移学习、模型压缩、多分辨率融合和轻量化架构可降低计算成本,促进深度学习在遥感分类中的广泛应用。

7.2 未来展望

在黑土地保护与利用中,评估农膜对土壤特性(如温度、湿度、水分)和结构的影响,以及其对耕地质量和产能的提升作用,是农业遥感的关键研究方向。我们从以下方面展望农膜遥感分类的未来研究趋势:

高分辨率卫星遥感和低空遥感的发展,高分辨遥感影像能够提供细致的农膜时空信息,降低了低分辨导致混合像元的影响。多时相、多源遥感数据融合能够提供高时空遥感数据,实现大尺度农膜动态变化的追踪,评估农膜对植物生长状态和土壤特性的影响。

相机和传感技术的进步推动无人机搭载高光谱、热成像和红外传感器向智能化、自动化发展,实现不同功能和颜色农膜的精细制图,应用场景扩展至质量检查、自动巡查和回收再利用。

人工智能技术,特别是机器学习、计算机视觉和深度学习,提升农膜监测的智能化和自动化水平,精准高效识别覆盖状况、损坏程度和残留量,优化农膜使用方式。

农膜广泛使用增加塑料和微塑料污染风险。超高分辨率遥感数据支持农业残膜大范围监测,结合作物、气候和土壤特性优化使用方式,促进回收再利用,保障农膜可持续利用和农田生态平衡。

参考文献(References)

- Agüera F, Aguilar F J and Aguilar M A. 2008. Using texture analysis to improve per-pixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(6): 635-646 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2008.03.003]
- Agüera F, Aguilar M A and Aguilar F J. 2006. Detecting greenhouse changes from QuickBird imagery on the Mediterranean coast. *International Journal of Remote Sensing*, 27(21): 4751-4767 [DOI: 10.1080/01431160600702681]
- Aguilar M A, Bianconi F, Aguilar F J and Fernández I. 2014. Object-based greenhouse classification from GeoEye-1 and WorldView-2 stereo imagery. *Remote Sensing*, 6(5): 3554-3582 [DOI: 10.3390/rs6053554]
- Aguilar M A, Jiménez-Lao R and Aguilar F J. 2021. Evaluation of object-based greenhouse mapping using WorldView-3 VNIR and SWIR data: a case study from Almería (Spain). *Remote Sensing*, 13(11): 2133 [DOI: 10.3390/rs13112133]
- Aguilar M A, Jiménez-Lao R, Ladisa C, Aguilar F J and Tarantino E. 2022. Comparison of spectral indices extracted from Sentinel-2 images to map plastic covered greenhouses through an object-based approach. *GIScience and Remote Sensing*, 59(1): 822-842 [DOI: 10.1080/15481603.2022.2071057]
- Aguilar M A, Montalbán M A, Saldaña M M, Aguilar F J, Fernández I and García-Lorca A M. 2014. Remote sensing for greenhouse detection from stereo pairs of WorldView-2 satellite. *Revista de Teledetección*, 41: 19-28 [DOI: 10.4995/raet.2014.2288]
- Aguilar M A, Nemmaoui A, Novelli A, Aguilar F J and García Lorca A. 2016. Object-based greenhouse mapping using very high resolution satellite data and Landsat 8 time series. *Remote Sensing*, 8(6): 513 [DOI: 10.3390/rs8060513]
- Balcik F B, Senel G and Goksel C. 2019. Greenhouse mapping using object based classification and sentinel-2 satellite imagery//2019 8th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics). Istanbul: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/Agro-Geoinformatics.2019.8820252]
- Barlow H. B. 1989. Unsupervised learning. *Neural computation*, 1(3): 295-311 [DOI: 10.1162/neco.1989.1.3.295]
- Chen D Y, Ma A L, Zheng Z and Zhong Y F. 2023. Large-scale agricultural greenhouse extraction for remote sensing imagery based on layout attention network: a case study of China. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 200: 73-88 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.04.020]
- Chen L, Nie Y and Zhao J C. 2022. Development and thinking of facility planting from mechanization to intellectualization China. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 43(10): 78-85 (陈蕾, 聂莹, 赵继春. 2022. 我国设施种植业从机械化到智能化的发展及思考. *中国农机化学报*, 43(10): 78-85) [DOI: 10.13733/j.jcam.

- issn.2095-5553.2022.10.012]
- Cunningham P, Cord M and Delany S J. 2008. Supervised learning// Cord M and Cunningham P, eds. Machine Learning Techniques for Multimedia: Case Studies on Organization and Retrieval. Berlin: Springer: 21-49 [DOI: 10.1007/978-3-540-75171-7_2]
- Feng Q L, Niu B W, Zhu D H, Liu Y M, Ou C and Liu J T. 2022. Classification of agricultural plastic cover based on multi-kernel active learning and multi-source data fusion. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 53(2): 177-185 (冯权洸, 牛博文, 朱德海, 刘逸铭, 欧聪, 刘建涛. 2022. 基于多核主动学习和多源数据融合的农田塑料覆被分类. 农业机械学报, 53(2): 177-185) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.02.018]
- Gao M J, Jiang Q O, Zhao Y Y, Yang W T and Shi M C. 2018. Comparison of plastic greenhouse extraction method based on GF-2 remote-sensing imagery. Journal of China Agricultural University, 23(8): 125-134 (高梦婕, 姜群鸥, 赵一阳, 杨文涛, 史明昌. 2018. 基于GF-2遥感影像的塑料大棚提取方法对比. 中国农业大学学报, 23(8): 125-134) [DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2018.08.14]
- González-Yebra Ó, Aguilar M A, Nemmaoui A and Aguilar F J. 2018. Methodological proposal to assess plastic greenhouses land cover change from the combination of archival aerial orthoimages and Landsat data. Biosystems Engineering, 175: 36-51 [DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2018.08.009]
- Hasituya, Chen Z X, Li F and Hongmei. 2017. Mapping plastic-mulched farmland with C-band full polarization SAR remote sensing data. Remote Sensing, 9(12): 1264 [DOI: 10.3390/rs9121264]
- Hasituya, Chen Z X, Li F and Hu Y C. 2020. Mapping plastic-mulched farmland by coupling optical and synthetic aperture radar remote sensing. International Journal of Remote Sensing, 41(20): 7757-7778 [DOI: 10.1080/01431161.2020.1763510]
- Hasituya, Chen Z X, Wang L M, Wu W B, Jiang Z W and Li H. 2016. Monitoring plastic-mulched farmland by Landsat 8 OLI imagery using spectral and textural features. Remote Sensing, 8(4): 353 [DOI: 10.3390/rs8040353]
- Hastuya and Chen Z X. 2017. Effects of plastic-mulching on agricultural production and environmental protection. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 38(4): 1-8, 16 (哈斯图亚, 陈仲新. 2017. 农田覆膜效益、环境影响与监测研究进展分析. 中国农业资源与区划, 38(4): 1-8, 16) [DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20170401]
- He H J, Wang Z H, Zheng X R, Zhang J Z and Li W H. 2019. Distribution of size and quantity of film residuals in cotton fields under film-mulched drip irrigation in oasis region. Journal of Irrigation and Drainage, 38(2): 63-69 (贺怀杰, 王振华, 郑旭荣, 张金珠, 李文昊. 2019. 典型绿洲区长期膜下滴灌棉田残膜分布现状研究. 灌溉排水学报, 38(2): 63-69) [DOI: 10.13522/j.cnki.gggs.20180237]
- Huang Z G, Chen Z X, Liu F Q and Liu J. 2013. Monitoring of greenhouse vegetables land using HJ-1 remotely-sensed imagery. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 34(5): 102-106 (黄振国, 陈仲新, 刘芳清, 刘军. 2013. 基于HJ-1影像的大棚菜地遥感监测技术研究——以山东寿光市为例. 中国农业资源与区划, 34(5): 102-106) [DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20130516]
- Jiménez-Lao R, Aguilar M A and Aguilar F J. 2022. Plastic cover greenhouses reflectance spectra from different optical satellite imagery. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B2-2022: 585-592 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2022-585-2022]
- Koc-San D. 2013. Evaluation of different classification techniques for the detection of glass and plastic greenhouses from WorldView-2 satellite imagery. Journal of Applied Remote Sensing, 7(1): 073553 [DOI: 10.1117/1.JRS.7.073553]
- Li H Z, Gan Y H, Wu Y J and Guo L. 2022. EAGNet: a method for automatic extraction of agricultural greenhouses from high spatial resolution remote sensing images based on hybrid multi-attention. Computers and Electronics in Agriculture, 202: 107431 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107431]
- Li J H. 2022. Strengthen the prevention of residual pollution of agricultural film, accelerate popularize full biodegradable film. Science and Technology Review, 40(15): 1 (李景虹. 2022. 加强农膜残留污染防治, 加快推广全生物降解地膜. 科技导报, 40(15): 1)
- Li J Y, Wang H B, Wang G H, Zhai H R, Han M and Cheng Q. 2018. Plastic-mulched farmland extraction with multi-source satellite data. Bulletin of Surveying and Mapping, (7): 78-82 (李佳雨, 王华斌, 王光辉, 翟浩然, 韩旻, 程前. 2018. 多源卫星数据的农用地膜信息提取. 测绘通报, (7): 78-82) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0215]
- Liang C J, Wu X M, Wang F, Song Z J and Zhang F G. 2019. Research on recognition algorithm of field mulch film based on unmanned aerial vehicle. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 31(6): 1005-1011 (梁长江, 吴雪梅, 王芳, 宋朱军, 张富贵. 2019. 基于无人机的田间地膜识别算法研究. 浙江农业学报, 31(6): 1005-1011) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-1524.2019.06.19]
- Liu C A, Chen Z X, Wang D and Li D D. 2019. Assessment of the X- and C-band polarimetric SAR data for plastic-mulched farmland classification. Remote Sensing, 11(6): 660 [DOI: 10.3390/rs11060660]
- Liu S and Ma B C. 2023. Information extraction of agricultural greenhouse based on high resolution image. Modern Information Technology, 7(22): 146-149 (刘森, 马丙成. 2023. 基于高分辨率影像的农业大棚信息提取. 现代信息科技, 7(22): 146-149) [DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2023.22.032]
- Li Y. 2013. The Study of Semisupervised Ensembled Support Vector Machines for Land Cover Classification. Changchun: Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences (刘颖. 2013. 基于半监督集成支持向量机的土地覆盖遥感分类方法研究. 长春: 中国科学院东北地理与农业生态研究所)
- Lu L Z, Di L P and Ye Y M. 2014. A decision-tree classifier for extracting transparent plastic-mulched landcover from Landsat 5 TM images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 7(11): 4548-4558 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2327226]
- Lu L Z, Hang D W and Di L P. 2015. Threshold model for detecting transparent plastic-mulched landcover using moderate-resolution imaging spectroradiometer time series data: a case study in south-

- ern Xinjiang, China. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1): 097094 [DOI: 10.1117/1.JRS.9.097094]
- Luo L Z, Tao Y and Di L P. 2018. Object-based plastic-mulched land-cover extraction using integrated Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 10(11): 1820 [DOI: 10.3390/rs10111820]
- Luo Q. 2021. Research on Plastic Mulch Mapping Method Based on Time Series Remote Sensing Data. Kunming: Yunnan Normal University (罗琪. 2021. 基于时序遥感数据的地膜识别方法研究. 昆明: 云南师范大学) [DOI: 10.27459/d.cnki.gynfc.2021.001047]
- Mahesh B. 2020. Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1): 381-386 [DOI: 10.21275/ART20203995]
- Meng Q L, Gao J K, Lu X Q and Chang X L. 2016. Impacts of film mulch planting on NDVI identification in corn early growth. *Chinese Journal of Ecology*, 35(7): 1761-1766 (孟庆兰, 高军凯, 卢筱茜, 常学礼. 2016. 覆膜种植对玉米生长初期NDVI识别的影响. *生态学杂志*, 35(7): 1761-1766) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.201607.034]
- Minar M R and Naher J. 2018. Recent advances in deep learning: an overview. *arXiv preprint arXiv: 1807.08169* [DOI: 10.48550/arXiv.1807.08169]
- Nemmaoui A, Aguilar F J, Aguilar M A and Qin R J. 2019. DSM and DTM generation from VHR satellite stereo imagery over plastic covered greenhouse areas. *Computers and Electronics in Agriculture*, 164: 104903 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.104903]
- Nemmaoui A, Aguilar M A, Aguilar F J, Novelli A and García Lorca A. 2018. Greenhouse crop identification from multi-temporal multi-sensor satellite imagery using object-based approach: a case study from Almería (Spain). *Remote Sensing*, 10(11): 1751 [DOI: 10.3390/rs10111751]
- Ni J. 2022. Plastic Mulched Farmland Recognition Based on UAV Multispectral Remote Sensing Images. Yangling: Northwest A and F University (倪静. 2022. 基于无人机多光谱遥感影像的地膜农田识别研究. 杨凌: 西北农林科技大学) [DOI: 10.27409/d.cnki.gxbnu.2022.000617]
- Ning J F, Ni J, He Y J, Li L F, Zhao Z X and Zhang Z T. 2021. Convolutional attention based plastic mulching farmland identification via UAV multispectral remote sensing image. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 52(9): 213-220 (宁纪锋, 倪静, 何宜家, 李龙飞, 赵志新, 张智韬. 2021. 基于卷积注意力的无人机多光谱遥感影像地膜农田识别. *农业机械学报*, 52(9): 213-220) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.09.025]
- Niu B W, Feng Q L, Su S, Yang Z, Zhang S H, Liu S T, Wang J D, Yang J Y and Gong J H. 2023. Semantic segmentation for plastic-covered greenhouses and plastic-mulched farmlands from VHR imagery. *International Journal of Digital Earth*, 16(2): 4553-4572 [DOI: 10.1080/17538947.2023.2275657]
- Novelli A and Tarantino E. 2015. Combining ad hoc spectral indices based on LANDSAT-8 OLI/TIRS sensor data for the detection of plastic cover vineyard. *Remote Sensing Letters*, 6(12): 933-941 [DOI: 10.1080/2150704X.2015.1093186]
- Ou C, Yang J Y, Du Z R, Liu Y M, Feng Q L and Zhu D H. 2019. Long-term mapping of a greenhouse in a typical protected agricultural region using landsat imagery and the Google earth engine. *Remote Sensing*, 12(1): 55 [DOI: 10.3390/rs12010055]
- Pang Z G and Cai J Y. 2017. Remote sensing image trends and its application in agriculture. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 7: 45-48, 54 (庞治国, 蔡静雅. 2017. 遥感影像发展趋势及其在农业中的应用. *测绘通报*, (7): 45-48, 54) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2017.0221]
- Qi H, Zhao G Y, Wang Y, Liu J G, Geng Z, Dou H K, Zhang H S and Wang Y Q. 2021. Research progress on pollution hazards and prevention measures of residual film in cotton field in China. *Cotton Science*, 33(2): 169-179 (祁虹, 赵贵元, 王燕, 刘建光, 耿昭, 豆海宽, 张寒霜, 王永强. 2021. 我国棉田残膜污染危害与治理措施研究进展. *棉花学报*, 33(2): 169-179) [DOI: 10.11963/1002-7807.qhwyq.20210119]
- Sha X L. 2012. A Study on Extraction of Plastic-Mulched Landcover and on Retrieval of Mulched Land Surface Temperature Using Remote Sensing Dada. Hangzhou: Zhejiang University (沙先丽. 2012. 地膜农田遥感信息提取及覆膜地表温度反演. 杭州: 浙江大学)
- Shi, L F, Huang X J, Zhong T Y and Taubenböck H. 2020. Mapping plastic greenhouses using spectral metrics derived from GaoFen-2 satellite data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13(2019): 49-59 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2950466]
- Schmitt, M, Tupin, F, and Zhu X X. 2017. Fusion of SAR and optical remote sensing data—Challenges and recent trends. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 5458-5461 [DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8128239]
- Shi W X, Lei Y T, Wang Y T, Yuan Y and Chen J B. 2021. Research on remote sensing extraction method of agricultural greenhouse based on deep learning. *Radio Engineering*, 51(12): 1477-1484 (石文西, 雷雨田, 汪月婷, 袁媛, 陈静波. 2021. 基于深度学习的农业大棚遥感提取方法研究. *无线电工程*, 51(12): 1477-1484) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2021.12.014]
- Tao Y. 2021. Mapping plastic-mulched landcover using optical and SAR data based on machine learning classifiers. Hangzhou: Zhejiang University (陶圆. 2021. 结合光学与雷达遥感数据的覆膜农田机器学习分类制图对比研究. 杭州: 浙江大学) [DOI: 10.27461/d.cnki.gzjdx.2021.002822]
- Tarantino E and Figorito B. 2012. Mapping rural areas with widespread plastic covered vineyards using true color aerial data. *Remote Sensing*, 4(7): 1913-1928 [DOI: 10.3390/rs4071913]
- Tong W J. 2023. Extraction of agricultural greenhouse land in Xinmin City based on NAS-Swin. Fuxin: Liaoning Technical University (佟威剑. 2023. 基于NAS-Swin的新民市农业大棚用地提取. 阜新: 辽宁工程技术大学) [DOI: 10.27210/d.cnki.glnju.2023.000246]
- Wang L, He X W, Hu C, Wang X F, Liu Q, Yan C R and Ding J P. 2021. Effects of degradation properties of biodegradable plastic mulches on soil temperature, humidity and cotton yield in Southern Xinjiang. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 39(4): 64-70, 79 (王龙, 贺小伟, 胡灿, 王旭峰, 刘勤, 严昌荣, 丁建萍.

2021. 生物降解地膜降解性能对南疆土壤温湿度及棉花产量的影响. 干旱地区农业研究, 39(4): 64-70, 79 [DOI: 10.7606/j.issn.1000-7601.2021.04.08]
- Wu C F, Deng J S, Wang K, Ma L G and Tahmassebi A R S. 2016. Object-based classification approach for greenhouse mapping using Landsat 8 imagery. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 9(1): 79-88 [DOI: 10.3965/j.ijabe.20160901.1414]
- Wu J Y, Liu X L, Bai Y C, Shi Z T and Fu Z. 2019. Plastic greenhouse recognition based on GF-2 data and multi-texture features. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 35(12): 173-183 (吴锦玉, 刘晓龙, 柏延臣, 史正涛, 付卓. 2019. 基于GF-2数据结合多纹理特征的塑料大棚识别. 农业工程学报, 35(12): 173-183) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.12.021]
- Wu X M, Liang C J, Zhang D B, Yu L H and Zhang F G. 2020. Identification method of plastic film residue based on UAV remote sensing images. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 51(8): 189-195 (吴雪梅, 梁长江, 张大斌, 喻丽华, 张富贵. 2020. 基于无人机遥感影像的收获期后残膜识别方法. 农业机械学报, 51(8): 189-195) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.021]
- Xiong Y K, Zhang Q L, Chen X, Bao A M, Zhang J Y and Wang Y J. 2019. Large scale agricultural plastic mulch detecting and monitoring with multi-source remote sensing data: a case study in Xinjiang, China. *Remote Sensing*, 11(18): 2088 [DOI: 10.3390/rs11182088]
- Yang D D, Chen J, Zhou Y, Chen X, Chen X H and Cao X. 2017. Mapping plastic greenhouse with medium spatial resolution satellite data: development of a new spectral index. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128: 47-60 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.03.002]
- Yi Y, Shi M C, Gao M J, Zhang G M, Xing L Q, Zhang C and Xie J W. 2023. Comparative study on object-oriented identification methods of plastic greenhouses based on Landsat operational land imager. *Land*, 12(11): 2030 [DOI: 10.3390/land12112030]
- Yildirim M Z and Ozcan C. 2017. Extraction of greenhouse areas with image processing methods in Karabuk province. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-4-W6: 107-109 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W6-107-2017]
- Yu B H, Song W and Lang Y Q. 2017. Spatial patterns and driving forces of greenhouse land change in Shouguang City, China. *Sustainability*, 9(3): 359 [DOI: 10.3390/su9030359]
- Zhang H, Zhang H, Wang C G and Xie J Y. 2019. Co-occurrent features in semantic segmentation//*Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach: IEEE: 548-557 [DOI: 10.1109/CVPR.2019.00064]
- Zhang S Y, Gao W C, Cai K, Dai L Y and Liu T Z. 2023. Advance in research on microplastic pollution status in farmland soil and its ecological environment effect. *Journal of Gansu Agricultural University*, 58(6): 155-168 (张淑怡, 高维常, 蔡凯, 代良羽, 刘涛泽. 2023. 农田土壤中微塑料污染状况与生态环境效应研究进展. 甘肃农业大学学报, 58(6): 155-168) [DOI: 10.13432/j.cnki.jgsau.2023.06.018]
- Zhang T. 2023. Remote Sensing Extraction of Rice and Agricultural Greenhouses in Yunnan Plateau Region Thesis. Kunming: Kunming University of Science and Technology (章涛. 2023. 云南高原地区水稻和农业大棚遥感提取研究——以陆良县为例. 昆明: 昆明理工大学) [DOI: 10.27200/d.cnki.gkmlu.2023.001394]
- Zhang X H. 2013. Implement of Decision Tree Classifier and Application in Remote Sensing Image Classification. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University (张晓贺. 2013. 决策树分类器的实现及在遥感影像分类中的应用. 兰州: 兰州交通大学)
- Zhang X P, Cheng B, Chen J F and Liang C B. 2021. High-resolution boundary refined convolutional neural network for automatic agricultural greenhouses extraction from gaofen-2 satellite imageries. *Remote Sensing*, 13(21): 4237 [DOI: 10.3390/rs13214237]
- Zhao C, Liang Y Y, Feng H, Wang Z, Yu Q and He J Q. 2023. Plastic-mulched farmland recognition in Loess Plateau based on Sentinel-2 remote-sensing images. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 54(8): 180-192 (赵成, 梁盈盈, 冯浩, 王钊, 于强, 何建强. 2023. 基于Sentinel-2遥感影像的黄土高原覆膜农田识别. 农业机械学报, 54(8): 180-192) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.017]
- Zheng L, He Z M and Ding H Y. 2021. Research on the sparse plastic shed extraction from high resolution images using ENVI-Net 5 deep learning method. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(4): 908-915 (郑磊, 何直蒙, 丁海勇. 2021. 基于ENVI-Net5的高分辨率遥感影像稀疏塑料大棚提取研究. 遥感技术与应用, 36(4): 908-915) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.4.0908]
- Zhong H. 2021. Information Extraction of Agricultural Greenhouses Based on GF-6 —— A Case Study of Pingxiang City. Jiangxi University of Science and Technology (钟浩. 2021. 基于高分六号影像的农业大棚信息提取——以萍乡市为例. 江西理工大学)
- Zhou J, Fan X W and Liu Y H. 2019. Research on the method of UAV remote sensing in plastic greenhouse. *China Agricultural Informatics*, 31(1): 95-111 (周洁, 范熙伟, 刘耀辉. 2019. 无人机遥感在塑料大棚识别中的方法研究. 中国农业信息, 31(1): 95-111) [DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20190109]
- Zhu X F, Li S B and Xiao G F. 2019. Method on extraction of area and distribution of plastic-mulched farmland based on UAV images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 35(4): 106-113 (朱秀芳, 李石波, 肖国峰. 2019. 基于无人机遥感影像的覆膜农田面积及分布提取方法. 农业工程学报, 35(4): 106-113) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.04.013]
- Zou J M, Han Y and So S S. 2008. Overview of artificial neural networks//Livingstone D J, ed. *Artificial Neural Networks: Methods and Applications*. Totowa: Humana Press: 14-22 [DOI: 10.1007/978-1-60327-101-1_2]

Remote sensing identification and classification research on plastic film-covered farmland: Progress and prospects

XIAO Yang¹, CHANG Junyi¹, YANG Qian^{1,2}, TAO Feng¹, DU Jia², LIU Huanjun²

1. School of Surveying and Mapping Engineering, Jilin Jianzhu University, Changchun 130118, China;

2. Key Laboratory of Black Soil Conservation and Utilization, Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China

Abstract: Plastic film mulching provides substantial agronomic benefits, such as thermal insulation, moisture conservation, weed suppression, and yield enhancement. However, it has led to increasingly severe agricultural plastic pollution. Remote sensing technology enables accurate acquisition of spatiotemporal distribution data for plastic-mulched farmland at large scales. It provides essential support for black soil conservation and agricultural environmental improvement. This study systematically reviews and analyzes the current status of remote sensing identification and classification for plastic-mulched farmland. The analysis focuses on four key aspects: remote sensing data sources, feature extraction techniques, classification methods, and information fusion approaches. It also summarizes the challenges in the remote sensing identification and classification of plastic-mulched farmland while outlining future trends and research directions. The findings provide valuable references for advancing monitoring in this field. This study uses bibliometric methods to systematically analyze the progress of research on remote sensing identification and classification of plastic-mulched farmland. Primary data sources include the China National Knowledge Infrastructure and Web of Science, with the analysis covering publications from 1980 to 2023. The research focuses on comparative analysis across four critical dimensions: remote sensing data characteristics, feature extraction techniques, classification algorithms, and information fusion technologies. Medium-resolution satellite data are extensively used for remote sensing data sources. High-resolution satellite imagery exhibits superior performance in plastic film contour recognition. UAV remote sensing demonstrates notable advantages in localized monitoring, and integrating optical and microwave data improves classification accuracy. Among spectral indices, the plastic-mulched land cover index and GDI are particularly effective in greenhouse identification. In feature extraction, spectral features are the predominant research focus. Texture features enhance identification accuracy for extensively distributed and highly clustered greenhouses. However, they show limited improvement for small, fragmented areas. In addition, multitemporal feature fusion effectively distinguishes plastic mulch from greenhouses. Among classification algorithms, machine learning methods are most widely adopted, followed by deep learning approaches. Convolutional neural networks demonstrate outstanding performance in semantic segmentation tasks. Remote sensing offers advantages in large-scale, high-frequency data acquisition. However, traditional monitoring methods remain indispensable because of their precision and accuracy. The primary challenge is effectively integrating remote sensing with conventional monitoring to address the limitations of both. Doing so can enhance the precision, efficiency, and applicability of agricultural monitoring systems. Moreover, deep integration of remote sensing and artificial intelligence can provide robust support for precision agriculture. Classifying ground objects with similar spectral characteristics often causes spectral confusion, but combining novel spectral indices and multisource data fusion methods effectively addresses such confusion. Although deep learning methods exhibit superior classification performance, they face challenges, such as high computational costs, extensive training data requirements, and demanding hardware specifications. Strategically adopting data augmentation, transfer learning, model compression, multiresolution fusion, and lightweight architectures can optimize computational efficiency and promote extensive application in remote sensing classification. In conclusion, this work summarizes the issues and challenges in remote sensing identification and classification of plastic-mulched farmland. It also outlines future trends and research directions, providing references for advancing monitoring technologies in this field.

Key words: plastic film, plastic film pollution, multi-source remote sensing, feature extraction, image classification

Supported by Capital Construction Funds for Innovation Capacity of Jilin Province (No. 2023C036-1); National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFD1500100)