

邓韵谣, 李晓洁, 任建华. 基于 Google Earth Engine 的前郭县春季农田覆膜提取 [J]. 地理科学, 2024, 44(8): 1417-1425. [Deng Yunyao, Li Xiaojie, Ren Jianhua. Extraction of spring farmland plastic mulching in Qianguo County based on Google Earth Engine. Scientia Geographica Sinica, 2024, 44(8): 1417-1425.] doi: 10.13249/j.cnki.sgs.20230651

基于 Google Earth Engine 的前郭县春季 农田覆膜提取

邓韵谣^{1,2}, 李晓洁², 任建华¹

(1. 哈尔滨师范大学地理科学学院, 黑龙江 哈尔滨 150025; 2. 中国科学院东北地理与
农业生态研究所, 吉林 长春 130102)

摘要: 本文基于 Google Earth Engine(GEE)云平台, 综合考虑光学影像的波段反射率、光谱指数特征和雷达影像的极化、纹理特征, 分别构建仅使用光学特征、仅使用雷达特征以及光学和雷达特征组合 3 种特征输入组合; 根据精度确定最佳输入特征后, 分别结合机器学习中的分类与回归树、支持向量机、最小距离分类法、梯度提升树和随机森林 5 种方法建立覆膜提取模型, 依据结果精度评估不同方法的性能, 并基于最优化模型提取出最终的覆膜农田面积。结果表明: ① 最佳输入特征为波段反射率特征+光谱指数特征+极化特征+纹理特征; ② 采用随机森林方法建立的模型精度最高, 研究区 I 的总体精度达到了 95.84%, Kappa 系数为 0.95, 地物错分率为 1.2%, 明显优于其他 4 种方法(地物错分率较分类与回归树、支持向量机、最小距离和梯度提升树法降低 0.8%、7.3%、38.0% 和 0.3%), 研究区 II 的验证精度达到了 87.84%, 证明该模型在覆膜提取中可以取得更加准确的结果; ③ 使用本文方法得到 2022 年研究区 I 覆膜农田面积为 1 302.48 km², 估算地膜使用量约为 7 585.62 t。本文综合考虑光学和雷达影像在地物识别中的特点建立模型, 可以准确、高效的识别农田地膜, 掌握地膜面积, 对环境治理与防治具有重要意义。

关键词: 覆膜; Google Earth Engine; 特征提取; 随机森林; 支持向量机; 分类与回归树; 最小距离; 梯度提升树

中图分类号: S15; TP753 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-0690(2024)08-1417-09

地膜覆盖是一项十分重要的农艺措施, 它在调节地温、保水保肥等方面发挥了突出的作用, 能够促进作物发育, 提高作物产量, 保证了农作物的稳产增产^[1]。据国家统计局统计数据显示, 1982 年中国地膜覆盖面积为 1 170 km², 到 2014 年迅速增长到了 18.14×10⁴ km²^[2]。随着农田地膜的广泛使用, 残膜带来的问题也不容忽视。大量残膜会阻碍土肥运移, 造成土壤板结, 污染土壤, 导致作物减产^[3-4]。科学管理农田覆膜需要实现对覆膜信息的有效掌握。传统的人工地面测量农田覆膜的手段获取的数据虽然较为真实可靠, 但是费时费力, 成本较高, 无法保证数据的及时性和有效性; 而且不同地区覆膜作物的生长期及生理状态不同, 使其覆膜方式、覆膜时

期不一致, 从而难以在大尺度上获取到地膜的空间分布信息。而遥感技术因其大面积同步观测、实时性强且受到的制约条件相对较少等特点, 在地物识别、监测等方面得到了越来越广泛的应用^[5]。

已有研究在采用遥感手段对农田地膜进行识别与提取方面取得一系列进展, 如 Eufemia Tarantino 等^[6] 基于真彩色航空数据源, 建立最优特征组合提取覆盖塑料薄膜的葡萄园, 模型最终达到了 90% 的总体精度, 但使用的影像分辨率较低, 难以获取影像上的细节信息。Hasituya 等^[7] 利用 Landsat 8 OLI 遥感影像提取光谱和纹理特征, 确定最佳组合方案, 建立支持向量机分类器提取覆膜农田, 达到了 90% 以上的精度。Lu 等^[8] 通过分析 Land-

收稿日期: 2023-05-01; 修订日期: 2023-09-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1500105)、吉林省自然科学基金项目(YDZJ202201ZYTS550)资助。[Foundation: National Key R&D Plan Project (2021YFD1500105), Jilin Provincial Natural Science Foundation Project (YDZJ202201ZYTS550).]

作者简介: 邓韵谣(1999—), 女, 黑龙江牡丹江人, 硕士研究生, 研究方向为土壤退化过程的模型模拟分析。E-mail: dengyunyao@stu.hrbnu.edu.cn

通信作者: 任建华。E-mail: renjianhua@hrbnu.edu.cn

sat-5 TM 图像上塑料地膜光谱特征建立了决策树分类器,绘制出大面积的塑料地膜时空动态图,分类精度达到 84%,可以满足在大的地理区域上绘制覆膜分布图,但无法保证在小区域上的识别精度。Hao 等^[9]构建多时序覆膜农田,利用归一化植被指数 NDVI 设定阈值识别覆膜图层,模型分类精度达到 91.6%,但是设置阈值的参数单一,缺乏考虑不同地物类型等因素的影响。此外,Liu 等^[10]还利用雷达 RADARSAT-2 数据计算极化指数,结合随机森林方法进行分类,模型达到了 94.81% 的分类精度,地膜提取准确率约为 73%,表明了全极化对于提取覆膜农田的重要作用,但由于部分地物对 SAR 信号的类似响应,使得裸土与地膜间出现了明显混淆。现有的研究中采用的影像分辨率较低,无法满足小区域上的提取精度。没有实现光学和雷达影像在覆膜提取中的综合利用,仅考虑光学影像特征容易忽略其易受天气影响而数据缺失的问题,仅考虑雷达影像无法得到地物丰富的光谱信息,忽略了地物分类中信息细化、丰富化的问题。此外,目前使用的提取方法比较单一,对于不同方法在覆膜提取中的作用缺少对比研究。

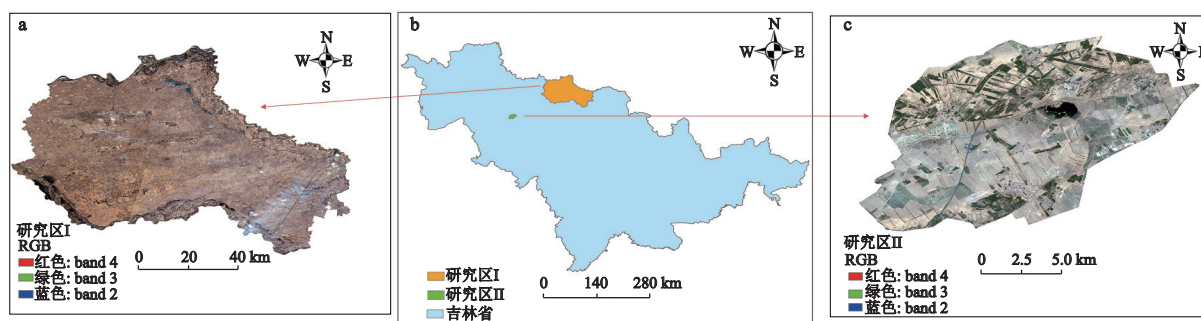
联合光学和雷达影像特征,既考虑到了雷达具有穿透云雾、全天时全天候成像的特点,能够弥补光学影像受不良天气条件的限制;同时,雷达影像具有丰富的空间纹理信息和后向散射信息,能够提高不同地物遥感识别精度。结合光学影像丰富的光谱信息,能够有效弥补现有的覆膜提取方法的缺陷。本研究以哨兵一号(Sentinel-1)和哨兵二号(Sentinel-2)影像为数据源,基于 Google Earth Engine 云

平台,综合光学和雷达影像特征,结合机器学习中的分类与回归树(Classification and Regression Tree, CART)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、最小距离分类、梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)和随机森林(Random Forest, RF)方法,建立覆膜提取模型。通过对比不同机器学习方法结合不同输入特征组合建立的模型精度和分类结果,确定最佳模型,完成研究区内覆膜面积提取,为了解该地区覆膜提取状况提供依据,并依此实现残膜防治。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

本文分为两个研究区,位置如图 1 所示。其中研究区 I 为吉林省扶余市,位于松原市东北部,介于 124°40'E~126°12'E、44°50'N~45°30'N。全市总面积 46.58 万 km²,地形呈东南高、西北低趋势,属于东部温带季风气候,大陆性明显,四季分明,全年无霜期 145 d,降水量年际变化较大且分布不均,且由东向西呈递减趋势。全市共有耕地面积 3 400 km²,主要种植作物为玉米、水稻、花生、大豆和杂粮等^[11]。扶余市为吉林省地膜使用第一大城市,覆膜面积广阔,2020 年该市地膜使用量为 7 120 t,占全省地膜使用总量的 1/3 以上^[12-13]。研究区 II 位于吉林省前郭尔罗斯蒙古族自治县(简称前郭县)东南部,面积约为 113.26 km²,其属于温带大陆性季风气候,四季分明,年平均气温 4.5℃,全年无霜期 130~140 d,年平均降水量为 400~500 mm^①,地物种类多样,耕地地块连续且边界明显。



a. 研究区 I 遥感影像; b. 研究区地理位置; c. 研究区 II 遥感影像

图 1 研究区地理位置及遥感影像

Fig.1 Location and remote sensing images of study area

① <https://baike.baidu.com/item/%E5%89%8D%E9%83%AD%E5%B0%94%E7%BD%97%E6%96%AF%E8%92%99%E5%8F%A4%E6%97%8F%E8%87%AA%E6%B2%BB%E5%8E%BF/1277147> [2022-10-21]

1.2 验证点数据

本研究利用 Google Earth 影像选取训练样点(图 2a), 影像时间为 2022 年 6 月 10 日, 此时可在影像上看到大片连续的覆膜, 不同地物颜色、形状差异明显。覆膜在影像上表现为规则连续的白色矩形, 颜色和形态明显区别于未利用地和旱地(图 2b)。研究区 I 覆膜面积广大, 地物类型可以分为覆膜、旱地、水田、林地、道路、居民地、水体和未利用地, 共计 8300 个样点, 将其中 70%(5810 个)作为训练样本, 用于分类模型训练, 将其中 30%(2490 个)作为验证样本, 用于模型精度评价; 研究区 II 的地物类型与研究区 I 基本一致, 野外地面调查于 2022 年 9~10 月在研究区 II 开展, 本次调查共记录了 106 个样点, 包含 20 个覆膜样点和 86 个非覆膜样点(图 2c)。结合野外调查情况可知, 研究区 II 内主要覆膜种植作物为玉米、花生等, 花生种植多采取覆膜栽培, 玉米种植部分采取膜下滴灌。

1.3 遥感数据及预处理

哨兵一号(Sentinel-1)卫星由两颗极轨卫星 A 星和 B 星组成, 单星重访周期为 12 d, 双星组网重访周期为 6 d, 这两颗卫星搭载的传感器为合成孔径雷达(SAR), 属于主动微波遥感卫星^[14]。Sentinel-1 卫星搭载的 SAR 传感器可提供单极化(HH、VV)和双极化数据(HH+HV、VV+VH), 本研究使用 Sentinel-1 卫星 IW 成像模式下的 GRD 产品, 及单极化数据中的 VV、VH 极化特征^[15]。哨兵二号(Sentinel-2)卫星发射于 2015 年, 它携带有 1 枚多光谱成像仪, 覆盖 13 个光谱波段, 幅宽达到 290 km, 拥有 10 m 分辨率, 重访周期为 10 d^[16]。根据每年的春季气候, 2 个研究区一般均在 5 月 5—15 日种植花生并在 1 周内实行覆膜, 4 月末至 5 月上

旬种植玉米并少部分使用膜下滴灌, 自 5 月中旬开始便可在遥感影像上看到大片连续的作物覆膜。本文选取成像时间为 2022 年 5 月 15 日至 6 月 10 日的 Sentinel-2 2A 级影像作为光学影像数据源, 2A 级数据是经过大气底层反射率正射校正的图像, 在 GEE 上利用 QA60 波段进行云掩膜处理, 过滤出云覆盖量小于 10% 的区域, 对其进行多景影像的均值合成并裁剪后即可直接调用。本研究中研究区 I 所用到的 Sentinel-1 SAR 影像日期包括 2022 年 5 月 15 日、27 日及 6 月 8 日, Sentinel-2 影像日期包括 2022 年 5 月 15 日、18 日、20 日、23 日及 28 日; 而研究区 II 所用到的 Sentinel-1 SAR 影像日期包括 2022 年 5 月 18 日、23 日以及 6 月 2 日, Sentinel-2 影像日期包括 2022 年 5 月 15 日、27 日以及 6 月 8 日。

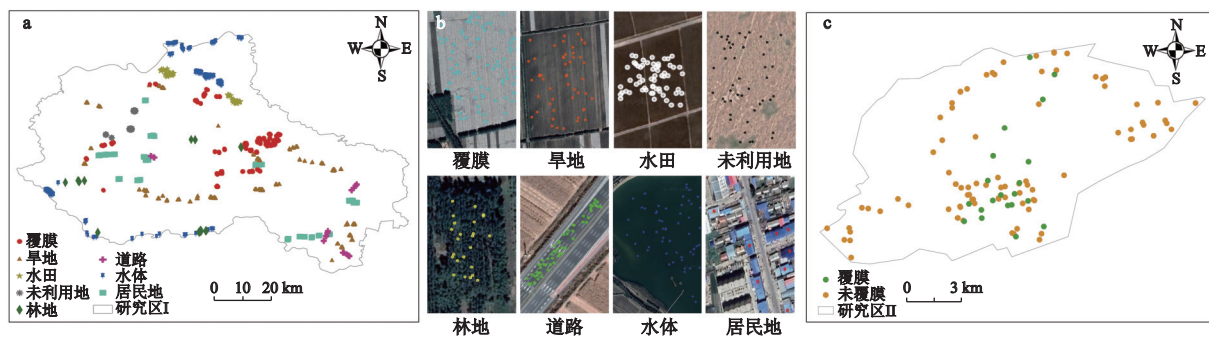
2 研究方法

本研究技术路线如下(图 3): 首先提取 Sentinel-1 和 Sentinel-2 2A 级影像数据的特征, 构建特征集; 利用 Google Earth 影像选取样本后, 分别基于 CART、SVM、最小距离、GBDT 和 RF 方法^[17]结合仅使用光学特征、仅使用雷达特征以及联合光学与雷达特征 3 种输入特征组合, 建立覆膜提取模型, 根据分类精度和地物错分率确定最佳模型; 最后将该模型应用于研究区 II 并利用实测样点验证精度。

2.1 影像特征提取

2.1.1 光学影像特征

本研究基于 GEE 平台, 在 Sentinel-2 2A 级影像上提取了 12 个波段特征, 并计算了归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index,



a. 研究区 I 样点分布; b. 遥感影像上地物类型及部分样点; c. 研究区 II 实测样本点

图 2 研究区样点分布

Fig.2 Sample points in study area

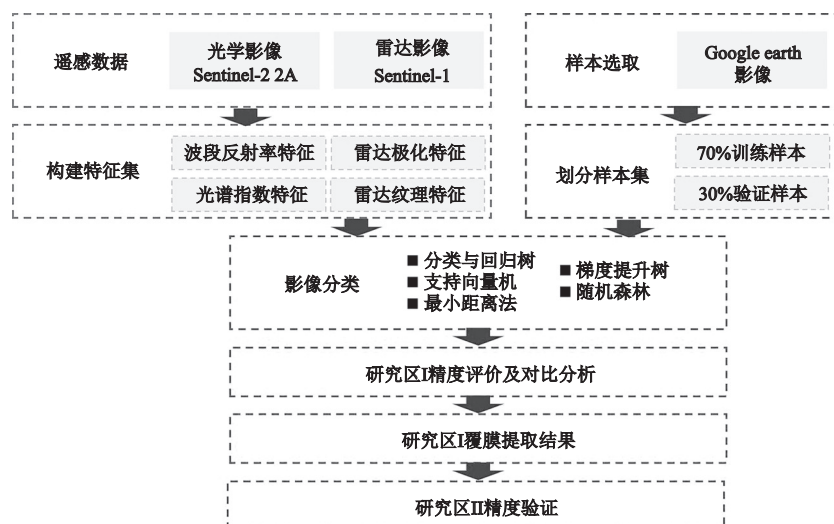


图3 覆膜提取技术流程

Fig.3 Technique flow chart of farmland plastic mulching extraction

NDVI)、增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)、土壤调节植被指数(Soil-Adjusted Vegetation Index, SAVI)、比值居民地指数(Ratio Resident-area Index, RRI)和归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI) 5个指数特征^[18-19]。

2.1.2 雷达影像特征

极化信息是一种与地物几何结构、形状和粗糙度等属性密切相关的矢量特性。在雷达卫星影像上,不同地物会后向散射不同极化波,从而提供丰富的后向散射信息,因此除了使用光谱特征来增加地物信息含量,也可以用不同极化信息来提高识别目标的准确度。本研究选择的 Sentinel-1 卫星数据包含 VV 和 VH 两种极化方式,在 GEE 中提取这两种极化特征加入特征集中^[20]。

在遥感图像中,纹理能够表述图像的粗糙度、相关性、对比度等,它是对光谱特征的重要补充。此外,基于纹理特征的地物识别也可以降低实验区域内的噪声。因此本研究基于 GEE 利用 Sentinel-1 影像数据计算灰度共生矩阵,并提取 6 种常用的纹理特征:对比度(Contrast)、角二阶矩(Angular Second Moment, ASM)、相关性(Correlation)、方差

(Variance)、熵(Entropy)、逆差矩(Inverse Different Moment, IDM),加入特征集中^[21-22]。

2.2 覆膜提取模型

2.2.1 模型输入特征

本研究在光学和雷达影像上共提取了 4 类特征,分别为:波段反射率特征、光谱指数特征、纹理特征和极化特征,总计 25 个特征变量,如表 1 所示。为了对比应用光学、雷达影像特征的提取精度,本研究设计 3 组输入特征,分别为:① 光学影像特征;② 雷达影像特征;③ 光学和雷达影像特征。

2.2.2 机器学习方法

为了探究不同机器学习方法在覆膜提取中的有效性,本研究将分别利用 CART、SVM、最小距离、GBDT 和 RF 这 5 种方法建立覆膜提取模型。

1) CART 是一种应用广泛的决策树模型, CART 假设决策树是二叉树,它按照一定的规则将数据拆分,每次将数据划分为 2 个子集并分别归为“是”或“否”,直至达到目标形成一个树状结构。建立 CART 分类树的步骤包括:利用基尼系数进行特征选择、生成分类树、剪枝,其中基尼系数用于表示数据集的不确定性。

2) SVM 是一类以统计学理论为基础的机器学习

表1 覆膜提取模型中光学及雷达影像特征集

Table 1 Feature sets of optical and radar images in the farmland plastic mulching extraction model

光学特征	变量	雷达特征	变量
反射率特征	B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B9, B11, B12	纹理特征	Contrast, ASM, Correlation, Variance, Entropy, IDM
光谱指数特征	NDVI, EVI, SAVI, RRI, NDWI	极化特征	VV, VH

习算法,它通过最优化问题解算,在高维特征空间里找到一个具有最大间隔超平面,从而处理复杂数据的分类问题。

3) 最小距离分类法是利用训练样本中各类别在各波段的均值,根据各像元离训练样本平均值距离的大小来决定其类别,常用的距离度量包括欧氏距离、马氏距离等。它的原理简单,计算速度快,因此常用于简单的分类问题中^[23]。

4) GBDT 是一种基于 boosting 集成学习思想的加法模型,它将弱学习器提升为强学习器,并在此基础上进行样本的训练和模型预测。

5) RF 是一种由决策树构成的集成算法,属于 Bagging 类型,它通过组合多个弱分类器使模型的训练结果具有较高的精确度和泛化性能,同时具有较优的抗拟合能力。首先抽取样本构建训练集,使用 bootstrap 的方法有放回的随机抽取 N 个训练样本(可以重复),共抽取 n 次,其次从 M 个特征中选择 m 个特征(m 远小于 M),最后投票得出结果,把得到的所有决策树进行组合,输出最佳结果,进行预测或分类^[24]。

2.3 精度评价方法

本研究利用混淆矩阵法对分类结果进行精度评价,包括总体精度(Overall accuracy, OA)^[25]和 Kappa 系数^[26]两个评价指标,公式为:

$$OA = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^r x_{ii} \quad (1)$$

$$Kappa = \frac{[N \times \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})]}{[N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})]} \quad (2)$$

式中, N 表示总像元个数; r 表示总类别数量; x_{i+} 、 x_{+i} 表示混淆矩阵各行、各列之和; x_{ii} 表示混淆矩阵对角线元素。

2.4 地膜用量估算

为了实现对残膜的有效防治,并根据地膜使用情况的相关管理,本文结合地膜用量估算公式对研究区 I 提取的覆膜面积进行用量估算。地膜用量一般由地膜覆盖面积、地膜厚度等因素决定,因此地膜用量估算公式可以表示为:

$$\text{地膜用量} = 0.91 \times \text{地膜覆盖面积} \times \text{地膜厚度} \times \text{理论覆盖度} \quad (3)$$

由于目前市场上出售的地膜主要是聚乙烯塑料地膜,故式中 0.91 表示为聚乙烯塑料膜的比重,

理论覆盖度为 80%,地膜厚度为 0.008 mm^[27]。

3 结果与讨论

3.1 不同输入特征提取结果

基于 5 种机器学习方法并结合不同输入特征,提取研究区 I 的覆膜情况见附表 1(http://geosciencenigae.ac.cn/fileup/1000-0690/NEWS/20240823101318_NewsFile_70.pdf)。数字 1~6 分别表示典型放大区内分类结果与 Sentinel-2 真彩色合成影像上的对比情况。从结果可以看出:采用 CART 方法时,仅使用光学特征使得部分覆膜和旱地错分为居民地;仅使用雷达特征使得覆膜耕地与未覆膜耕地出现了大面积混淆,部分未利用地错分为旱地;联合光学、雷达特征使得少部分旱地、未利用地错分为覆膜;采用 SVM 方法时,仅使用光学特征使得部分旱地错分为居民地和覆膜;仅使用雷达特征时覆膜耕地与未覆膜耕地出现了大面积混淆,部分林地错分为道路;联合光学、雷达特征时部分旱地和未利用地错分为覆膜;采用最小距离分类方法时,仅使用光学特征使得大面积旱地和覆膜错分为居民地;仅使用雷达特征时旱地、未利用地和覆膜间出现了大面积混淆;联合光学、雷达特征时大面积旱地错分为未利用地,旱地错分为地膜;采用 GBDT 方法时,仅使用光学特征使得部分水田错分为水体,旱地错分为覆膜;仅使用雷达特征时部分未利用地错分为旱地;联合光学、雷达特征时少部分水田错分为水体,部分未利用地错分为覆膜;采用 RF 方法时,仅使用光学特征使得部分未利用地错分为居民地和覆膜,部分旱地错分为覆膜;在仅使用雷达特征时部分未利用地错分为旱地;联合光学、雷达特征时少部分水田错分为水体。

在 15 种覆膜提取方案中,联合光学和雷达特征建立的 5 种方案均比在使用同种方法时,单独考虑光学或雷达影像特征的提取结果精度更高。表 2 表示不同方案下每种地物类型的分类精度和错分率。因此,联合光学与雷达特征可以有效提高覆膜的识别精度,确定本研究的最佳输入特征为波段特征+指数特征+极化特征+纹理特征。

确定最佳输入特征后,对比不同机器学习方法在地物分类精度和错分率上的表现,可以看出,尽管使用 RF 方法水田的分类精度低于 CART 和 GBDT,但其余地物的分类精度明显高于其他 4 种方法,地物错分率分别比 CART、SVM、最小距离

表 2 覆膜提取模型中不同输入特征及机器学习方法分类精度
Table 2 Classification accuracy of different input features and machine learning methods

特征组合	分类方法	错分率/%	各地物分类精度							
			覆膜/%	旱地/%	水田/%	道路/%	林地/%	居民地/%	水体/%	未利用地/%
光学特征	CART	2.8	94.6	96.3	99.9	99.6	99.8	89.3	99.8	98.0
	SVM	14.4	74.5	88.8	99.3	90.4	98.4	67.0	95.0	71.2
	最小距离	23.9	56.0	67.8	94.3	89.0	88.0	50.0	96.3	67.8
	GBDT	2.8	96.4	95.5	100.0	99.8	99.6	87.6	99.4	97.0
	RF	3.0	96.3	95.8	99.9	100.0	99.6	86.3	99.8	98.6
雷达特征	CART	4.2	92.0	88.2	99.8	98.6	99.8	96.0	99.4	93.0
	SVM	26.2	69.5	59.6	97.3	45.4	94.0	82.0	99.6	43.0
	最小距离	39.4	42.2	31.8	79.0	59.0	42.0	57.6	92.6	80.4
	GBDT	4.6	93.2	88.2	99.6	97.8	99.2	93.6	99.2	92.8
	RF	3.8	93.8	90.9	99.7	99.0	99.4	96.6	99.6	90.6
联合光学与 雷达特征	CART	2.0	97.2	96.8	100.0	99.2	99.6	95.3	99.4	96.6
	SVM	8.5	76.3	91.1	99.7	90.0	99.6	96.0	99.6	79.6
	最小距离	39.2	45.2	28.1	78.1	59.0	42.1	55.6	92.8	85.5
	GBDT	1.5	97.0	97.6	100.0	99.6	99.6	97.0	99.6	97.6
	RF	1.2	97.6	97.6	99.9	100.0	99.8	97.6	99.8	98.4

和 GBDT 低 0.8%、7.3%、38.0% 和 0.3%，总体精度达到了 95.84%，Kappa 系数为 0.95。综上，联合光学、雷达影像特征，并结合 RF 方法的模型在地物分类和覆膜提取中的优势明显，能够有效提高提取精度。

3.2 地膜用量估算结果

对提取的覆膜农田进行面积计算，得到 2022 年覆膜面积为 1 302.48 km²，结合用量估算公式，可以估算出 2022 年研究区 I 地膜总用量达到了 7 585.62 t。该结果能为研究区 I 的地膜的使用状况进行监测、分析，并根据分析结果进行地膜使用的管理和相关决策。

3.3 研究区 II 覆膜提取结果

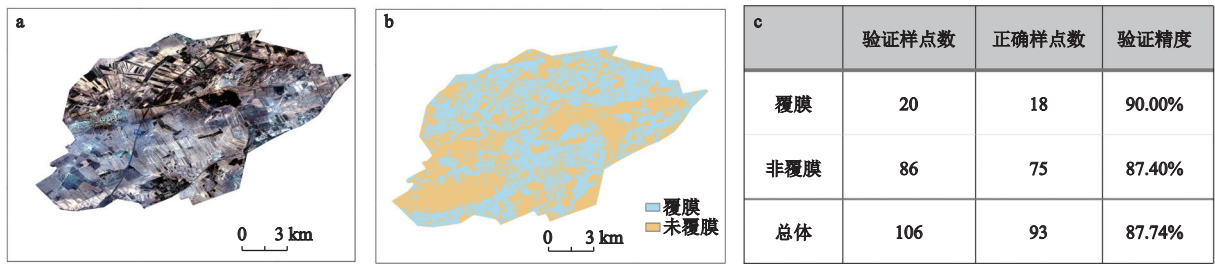
由上述可知，在研究区 I 建立的覆膜提取模型

精度较高，能够在实际应用中得到较好的结果。在 GEE 中将保存好的模型应用至种植结构、覆膜时间与其基本一致的研究区 II 中，无需重新选取样点，即可实现该模型在研究区 II 中的应用。

研究区 II 提取结果如图 4 所示，利用实测数据对其进行精度验证，覆膜和非覆膜样点的验证精度分别达到了 90.00% 和 87.40%，总精度为 87.74%，说明本文模型在研究区 II 也得到了较好的提取结果。

3.4 讨论

本研究以自然气候、种植结构和地物类型相似的 2 个区域为研究区展开覆膜提取研究，其中研究区 I 农田覆膜面积较大，在样点选择及模型建立中具有重要意义。在实际应用中，对于感兴趣区的覆



a. 研究区 II 哨兵二号真彩色合成影像; b. 研究区 II 覆膜提取结果; c. 研究区 II 结果验证

图 4 研究区 II 提取结果与遥感影像对比

Fig.4 Comparison between extraction results and remote sensing images in study area II

膜提取也需要对其基本情况进行事先调查, 确定模型中的时间参数后才能保证提取结果的精度。此外, 在研究区 I 和研究区 II 的提取结果中可以看到, 面积较小的覆膜与其他地物间边界不完全清晰, 这也是这项研究日后需要继续深究的问题。

本文在建立覆膜提取模型的过程中考虑到了雷达影像特征, 它能够弥补光学影像易受大气、云层等因素的影响而产生偏差的限制。此外, 雷达纹理信息能够很好的表现不同地物在宏观和微观空间结构上的特征, 是空间灰度信息在遥感影像中的空间变化表现形式, 是判别地物的一个重要标志^[28]。不同地物的后向散射特征存在差异, 雷达极化特征可以针对这一表现进行不同地物的识别与提取, 是地物判别中一项重要的补充信息^[29]。因此, 在覆膜提取模型中加入雷达影像特征能够丰富地物空间信息, 提高覆膜提取精度, 在实际应用中具有重要意义。

4 结论

针对农业中地膜识别与提取的问题, 本研究提出了一种结合光学与雷达影像特征的覆膜提取方法, 该方法充分考虑不同机器学习方法在地物分类中的作用, 同时考虑到了地物分类中信息细化、丰富化等问题, 提高了识别目标的准确度, 也通过结合雷达影像数据弥补了光学影像可能因为云雾遮挡而数据缺失的问题, 这对于在不同地理区域提取覆膜农田有着良好的适用性。通过研究可以得出以下结论:

1) 联合光学与雷达特征的模型提取精度最高 (CART 错分率=2.0%, SVM 错分率=8.5%, 最小距离错分率=39.2%, GBDT 错分率=1.5%, RF 错分率=1.2%), 低于仅使用光学特征 (CART 错分率=2.8%, SVM 错分率=14.4%, 最小距离错分率=23.9%, GBDT 错分率=2.8%, RF 错分率=3.0%) 和仅使用 SAR 极化特征和纹理特征 (CART 错分率=4.2%, SVM 错分率=26.2%, 最小距离错分率=39.4%, GBDT 错分率=4.6%, RF 错分率=3.9%); 模型总体精度达到了 95.84%, Kappa 系数为 0.95, 说明结合光学与雷达遥感数据的特性可以更有效的提取地膜覆盖信息;

2) 在几种机器学习算法中, RF 模型的提取结果明显优于其他 4 种方法, 地物错分率分别比 CART、SVM、最小距离和 GBDT 低 0.8%、7.3%、38.0% 和 0.3%; 利用实测数据对研究区 II 提取结果进行精度评价, 覆膜和非覆膜的精度分别为

90.00% 和 87.40%, 总体精度达到 87.74%, 说明本文模型在研究区 II 取得了较好的结果;

3) 本研究提取得到 2022 年研究区 I 覆膜农田面积为 1 302.48 km², 地膜使用量约为 7 585.62 t, 本组数据证明了本文模型的实际应用价值和现实意义, 可以用于地膜用量的估测, 为残膜的防治工作提供依据。

本研究成果可以在农业生产中加以广泛应用, 实时高效的对地膜的使用状况进行监测、分析, 并根据分析结果进行地膜使用的管理和相关决策; 相关部门可以通过精确的地膜面积分布情况进行地膜污染的预防工作, 为农业的发展起到一定的促进作用; 制图结果也可以为区域农业生产管理和生态保护提供数据基础。

参考文献(References):

- [1] 杜建斌. 旱灾对我国粮食主产省粮食产量的影响及抗旱对策研究 [D]. 北京: 中国农业科学院, 2021. [Du Jianbin. Study on the effects of drought on grain yield in China's main grain-producing province and the countermeasures against drought. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2021.]
- [2] 国家统计局, 环境保护部. 2015 中国环境统计年鉴 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2015. [National Bureau of Statistics, Ministry of Environmental Protection. 2015 China environmental statistical yearbook. Beijing: China Statistics Press, 2015.]
- [3] 严昌荣, 刘恩科, 舒帆, 等. 我国地膜覆盖和残留污染特点与防控技术 [J]. 农业资源与环境学报, 2014, 31(2): 95-102. [Yan Changrong, Liu Enke, Shu Fan et al. Characteristics and prevention and control technology of plastic film mulching and residual pollution in China. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2014, 31(2): 95-102.]
- [4] 丁凡, 李诗彤, 王展等. 塑料和可降解地膜的残留与降解及对土壤健康的影响: 进展与思考 [J]. 湖南生态科学学报, 2021, 8(3): 83-89. [Ding Fan, Li Shitong, Wang Zhan et al. Residue and degradation of plastics and degradable mulch and its impact on soil health: Advances and considerations. Journal of Hunan Ecological Sciences, 2021, 8(3): 83-89.]
- [5] 薛宇飞. 基于 Sentinel-2 数据的梁河县烟草区域遥感监测与分析研究 [D]. 昆明: 云南大学, 2022. [Xue Yufei. Remote sensing monitoring and analysis of tobacco areas in Lianghe County based on Sentinel-2 data. Kunming: Yunnan University, 2022.]
- [6] Eufemia Tarantino, Benedetto Figorito. Mapping rural areas with widespread plastic covered vineyards using true color aerial data[J]. Remote Sensing, 2012, 4(7): 1913-1928.
- [7] Hasituya, Chen Zhongxin, Wang Limin et al. Monitoring plastic-mulched farmland by Landsat-8 OLI imagery using spectral and textural features[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 353.

- [8] Lu Lizhen, Di Liping, Ye Yanmei et al. A decision-tree classifier for extracting transparent plastic-mulched landcover from Landsat-5 TM Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(11): 4548-4558.
- [9] Hao Pengyu, Chen Zhongxin, Tang Huajun et al. New workflow of plastic-mulched farmland mapping using multi-temporal Sentinel-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1353.
- [10] Liu Changan, Chen Zhongxin, Wang Di et al. Assessment of the X- and C-band polarimetric SAR data for plastic-mulched farmland classification[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(6): 660.
- [11] 张俊尧, 尹华. 扶余市水资源开发利用存在问题及其节水潜力分析 [J]. 农业与技术, 2015, 35(23): 54-55+69. [Zhang Janyao, Yin Hua. Analysis of the problems in water resources development and utilization and their water-saving potential. *Agriculture and Technology*. 2015, 35(23): 54-55+69.]
- [12] 李英, 刘艳辉, 贾顺. 扶余市花生生产现状及发展对策 [J]. 现代农业科技, 2020(777): 56-58. [Li Ying, Liu Yanhui, Jia Shun. Peanut production status and development countermeasures in Fuyu City. *Modern Agricultural Science and Technology*, 2020(777): 56-58.]
- [13] 国家统计局. 12-6 各地区农用塑料薄膜和农药使用量情况 (2014)[M/OL]. 2016-09-19. http://www.stats.gov.cn/zt_18555/ztsj/hjtjzl/2014/202303/t20230303_1923993.html. [National Bureau of Statistics. 12-6 Use of agricultural plastic film and pesticides in each region (2014). 2016-09-19. http://www.stats.gov.cn/zt_18555/ztsj/hjtjzl/2014/202303/t20230303_1923993.html.]
- [14] 黄翀, 许照鑫, 张晨晨, 等. 基于 Sentinel-1 数据时序特征的热带地区水稻种植结构提取方法 [J]. 农业工程学报, 2020, 36(9): 177-184. [Huang Chong, Xu Zhaoxin, Zhang Chenchen et al. Extraction of rice planting structure in tropical regions based on temporal characteristics of Sentinel-1 data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(9): 177-184.]
- [15] 赵峰, 张雷昕, 王腾, 等. 城市地表形变的双极化 Sentinel-1 数据极化时序 InSAR 技术监测 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2022, 47(9): 1507-1514. [Zhao Feng, Zhang Xin, Wang Teng et al. Bipolarization Sentinel-1 data of urban surface deformation. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(9): 1507-1514.]
- [16] 王春玲, 樊怡琳, 庞勇, 等. 基于 GEE 与 Sentinel-2 影像的落叶针叶林提取 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(8): 1-15. [Wang Chunling, Fan Yilin, Pang Yong et al. Extraction of deciduous coniferous forest based on GEE and Sentinel-2 images. *Journal of Beijing Forestry University*, 2023, 45(8): 1-15.]
- [17] Zhou Zhigao, Lin Aiwen, He Lijie et al. Evaluation of various tree-based ensemble models for estimating solar energy resource potential in different climatic zones of China[J]. *Energies*, 2022, 15(9): 3463.
- [18] 马小茗, 李瑞平, 李鑫磊, 等. 河套灌区地下水埋深与土壤盐分对增强型植被指数的联合影响 [J]. 干旱地区农业研究, 2023, 41(3): 134-141+165. [Ma Xiaoming, Li Ruiping, Li Xinlei et al. Combined influence of groundwater burial depth and soil salinity on enhanced vegetation index in Hetao irrigation area. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2023, 41(3): 134-141+165.]
- [19] Zhen Zhijun, Chen Shengbo, Yin Tiangang et al. Using the negative soil adjustment factor of soil adjusted vegetation index (SAVI) to resist saturation effects and estimate leaf area index (LAI) in dense vegetation areas[J]. *Sensors*, 2021, 21(6): 2115-2115.
- [20] Li Mengmeng, Bijker Wietske. Vegetable classification in Indonesia using Dynamic Time Warping of Sentinel-1A dual polarization SAR time series[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2018, 78: 268-280.
- [21] 张征云, 江文渊, 张彦敏, 等. 基于哨兵 SAR 数据和多光谱数据的水稻识别研究 [J]. 生态与农村环境学报, 2023, 39(4): 556-564. [Zhang Zhengyun, Jiang Wenyan, Zhang Yanmin et al. Rice identification study based on sentinel SAR data and multispectral data. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 2023, 39(4): 556-564.]
- [22] 赵悦. 基于不同裂纹特征的苏打盐碱土 EC 预测能力的对比研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨师范大学, 2023. [Zhao Yue. Comparative study on the EC prediction ability of baking soda saline soil based on different crack characteristics. Harbin: Harbin Normal University, 2023.]
- [23] 党涛, 李亚妮, 罗军凯, 等. 基于最小距离法的面向对象遥感影像分类 [J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(10): 163-165+169+173. [Dang Tao, Li Yani, Luo Junkai et al. Object-oriented remote sensing image classification based on the minimum distance method. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2017, 40(10): 163-165+169+173.]
- [24] 陈果, 李乐林, 陈浩, 等. 多特征优选的 Sentinel-2A 影像随机森林分类研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(3): 19-23. [Chen Guo, Li Lelin, Chen Hao et al. Multi-feature preferred Sentinel-2A image random forest classification study. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2023, 46(3): 19-23.]
- [25] 贾煜. 基于 Sentinel-2 数据的喀斯特典型地区土地覆盖分类研究 [D]. 贵阳: 贵州大学, 2022. [Jia Yu. Land cover classification study of typical karst areas based on Sentinel-2 data. Guiyang: Guizhou University, 2022.]
- [26] Guillaume R, Marc D, Konrad S et al. Assessment of deep learning techniques for land use land cover classification in Southern New Caledonia[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(12): 2257.
- [27] 元文. 怎样计算地膜的用量 [J]. 中国农村小康科技, 2003(4): 36. [Yuan Wen. How to calculate the amount of mulch film. *China's Rural Well-off Science and Technology*, 2003(4): 36.]
- [28] 王利花, 金辉虎, 王晨丞, 等. 基于合成孔径雷达的农作物后向散射特性及纹理信息分析——以吉林省农安县为例 [J]. 中国

生态农业学报, 2019, 27(9): 1385-1393. [Wang Lihua, Jin Huihu, Wang Chencheng et al. Analysis of backscatter characteristics and texture information of crops based on synthetic aperture radar — Take Nong'an County, Jilin Province as an example. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2019, 27(9): 1385-1393.]

[29] 张萍萍, 申双和, 李秉柏, 等. 水稻极化散射特征分析及稻田分类方法研究 [J]. 江苏农业科学, 2006(1): 148-152. [Zhang Pingping, Shen Shuanghe, Li Bingbo et al. Analysis of polarized scattering characteristics and classification method of rice field. Jiangsu Agricultural Sciences, 2006(1): 148-152.]

Extraction of spring farmland plastic mulching in Qianguo County based on Google Earth Engine

Deng Yunyao^{1,2}, Li Xiaojie², Ren Jianhua¹

(1. School of Geoscience, Harbin Normal University, Harbin 150025, Heilongjiang, China; 2. Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, Jilin, China)

Abstract: Based on the Google Earth Engine (GEE) cloud platform, this paper comprehensively considers the band reflectivity and spectral index characteristics of optical images and the polarization and texture characteristics of radar images, and constructs three feature input combinations: Using only optical features, only radar features, and a combination of optical and radar features. After determining the best input features based on accuracy, this paper combines five machine learning methods, namely classification and regression tree, support vector machine, minimum distance, gradient boosting decision tree, and random forest, to establish a plastic mulching extraction model. The performance of different methods is evaluated based on the accuracy of the results, and the final plastic mulching area is extracted based on the optimization model. The results show that: 1) The combined optical and radar image characteristics have the highest accuracy in extracting plastic mulching coverage, and the optimal input features are band reflectivity features + spectral index features + polarization features + texture features; 2) The model established using the random forest method has the highest accuracy. The overall accuracy of study area I reached 95.84%, the Kappa coefficient was 0.95, and the ground object misclassification rate was 1.2%, which was significantly better than the other four methods (the ground object misclassification rate was 0.8%, 7.3%, 38.0% and 0.3% lower than that of classification and regression tree, support vector machine, minimum distance and gradient boosting decision tree method), and the verification accuracy of study area II reached 87.84%, proving that the model can obtain more accurate results in plastic mulching extraction; 3) Using the method in this paper, the area of plastic mulching farmland in study area I in 2022 is 1 302.48 km², and the estimated amount of film used is about 7 585.62 tons. This article comprehensively considers the characteristics of optical and radar images in ground object recognition to establish a model, which can accurately and efficiently identify farmland mulching and grasp the area of mulch, which is of great significance for environmental management and prevention.

Key words: plastic mulching; Google Earth Engine; feature extraction; random forest; support vector machine; classification and regression tree; minimum distance; gradient boosting decision tree