doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.017

基于 Sentinel－2 遥感影像的黄土高原覆膜农田识别

赵　成[1,2]　梁盈盈[1,2]　冯　浩[2,3]　王　钊[4]　于　强[3,4]　何建强[1,4]

（1.西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室，陕西杨凌 712100；
2.西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院，陕西杨凌 712100；
3.中国科学院水利部水土保持研究所黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室，陕西杨凌 712100；
4.陕西省气象局秦岭和黄土高原生态环境气象重点实验室，西安 710016）

摘要：及时、准确地获取覆膜农田的空间分布信息是防治地膜微塑料污染的基础。为准确地识别黄土高原地区的覆膜农田，本研究构建了基于 Sentinel－2 遥感影像和随机森林算法的适用于黄土高原覆膜农田遥感识别的特征集组合与多时相组合方案。以甘肃省临夏县、宁夏回族自治区彭阳县和山西省山阴县作为测试区，陕西省旬邑县作为验证区开展识别研究。首先，基于随机森林算法，针对 3 个不同的作物生育期（播期、生长旺盛期和收获期），在 7 种不同的特征集组合方案中优选出各时期识别精度最高的方案。然后，基于不同作物生育期的遥感影像及其对应的最优特征集组合方案，构建不同的多时相组合来进行覆膜农田识别并优选多时相组合。最后，利用旬邑县来验证构建的优选特征集组合与多时相组合识别覆膜农田的有效性，并绘制各研究区的覆膜农田空间分布图。结果表明：相比于其他遥感识别特征因子，Sentinel－2 遥感影像光谱特征集中的可见光波段（B2、B3 和 B4）和短波红外波段（B11 和 B12），指数特征集中的归一化差值裸地与建筑用地指数（NDBBI）、归一化水体指数（NDWI）、裸土指数（BSI）、归一化建筑物指数（NDBI）和改进的归一化水体指数（MNDWI），纹理特征集中的和平均（savg）和相关性（corr）可以作为覆膜农田识别的优选输入特征变量。在 7 种特征集组合方案中，光谱＋指数方案是播期和收获期识别覆膜农田的优选方案，在这两个时期对 4 个研究区的覆膜农田进行识别的 F1 值分别大于 87% 和 57%，而光谱＋指数＋纹理方案是生长旺盛期识别覆膜农田的优选方案，该方案识别 4 个研究区覆膜农田的 F1 值均大于 71%。基于多时相遥感影像的覆膜农田识别精度高于仅基于单时相遥感影像的精度，其中播期＋生长旺盛期＋收获期多时相组合可作为黄土高原覆膜农田识别的优选多时相组合，该组合在 4 个研究区识别覆膜农田的 F1 值均大于 92%。总体而言，基于随机森林算法和本研究优选的特征集组合与多时相组合方案能够较为精准地识别黄土高原地区的覆膜农田。

关键词：覆膜农田；遥感识别；多时相遥感影像；特征优选；Google Earth Engine；随机森林

中图分类号：S127；TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)08-0180-13　　**OSID**：

Plastic-mulched Farmland Recognition in Loess Plateau Based on Sentinel－2 Remote-sensing Images

ZHAO Cheng[1,2]　LIANG Yingying[1,2]　FENG Hao[2,3]　WANG Zhao[4]　YU Qiang[3,4]　HE Jianqiang[1,4]

(1. *Key Laboratory for Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Area, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
2. *Institute of Water-saving Agriculture in Arid Areas of China, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
3. *State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Institute of Water and Soil Conservation, Chinese Academy of Science and Ministry of Water Resource, Yangling, Shaanxi* 712100, *China*
4. *Key Laboratory of Eco-Environment and Meteorology for the Qinling Mountains and Loess Plateau, Shaanxi Provincial Meteorological Bureau, Xi'an* 710016, *China*)

Abstract: Plastic film mulching has greatly increased crop yields in arid and semi-arid regions of China,

收稿日期：2023－04－17　修回日期：2023－05－23

基金项目：国家自然科学基金项目（52079115、41961124006）、国家重点研发计划项目（2021YFD1900700）、陕西省重点研发计划重点产业创新链（群）-农业领域项目（2019ZDLNY07－03）、西北农林科技大学人才专项资金项目（千人计划项目）和高等学校学科创新引智计划（111 计划）项目（B12007）

作者简介：赵成（2000—），男，博士生，主要从事农业遥感和农业生态系统模拟研究，E-mail：zhaocheng_2018@nwafu.edu.cn

通信作者：何建强（1977—），男，教授，博士生导师，主要从事农业生态系统模拟研究，E-mail：jianqiang_he@nwsuaf.edu.cn

but also caused a lot of environmental problems. Thus, timely and accurate mapping of plastic-mulched farmlands through remote sensing technology is helpful for governments to plan agricultural production and deal with micro-plastic pollutions. However, the existing recognition methods based on single-temporal remote-sensing images with low and medium resolutions are unable to accurately recognize the plastic-mulched farmlands in the Loess Plateau due to its complex terrain and fragmented agricultural landscapes. In order to accurately recognize plastic-mulched farmlands in the Loess Plateau, different feature set combination schemes and multi-temporal image combination schemes applicable to recognize plastic-mulched farmlands in the Loess Plateau were constructed based on Sentinel－2 remote-sensing images and random forest algorithm. Three testing areas were selected for constructing recognition schemes mentioned above, including Linxia County in Gansu Province, Pengyang County in Ningxia Hui Autonomous Region, and Shanyin County in Shanxi Province, and one validation area of Xunyi County in Shaanxi Province were chosen as the scheme validation area. Firstly, based on the random forest algorithm, the optimal feature set combination scheme with the highest recognition accuracy was selected from seven different feature set combination schemes for each growth stage (sowing stage, flourishing stage, and harvesting stage). Then, based on the remote-sensing images of the three different crop growth stages and their corresponding optimal feature set combination schemes, different multi-temporal image combination schemes were constructed to recognize the plastic-mulched farmlands, and then the optimal multi-temporal image combination scheme was selected. Finally, the effectiveness of the optimal feature set combination scheme and multi-temporal image combination sheme for recognizing plastic-mulched farmlands was verified in Xunyi County, and the spatial distribution maps of plastic-mulched farmland in each research area were drawn. The results showed that the visible bands (B2, B3, and B4) and the short-wave infrared bands (B11 and B12) in the spectral feature set of Sentinel－2 remote-sensing images, the normalized difference bareness and built-up index (NDBBI), normalized difference water index (NDWI), bare soil index (BSI), normalized difference built-up index (NDBI), and modified normalized difference water index (MNDWI) in the index feature set, and the sum average (savg) and correlation (corr) in the textural feature set can be used as optimal input feature variables for recognizing plastic-mulched farmlands. Among the seven different feature set combination schemes, the "spectum + index" scheme was the optimal scheme for recognizing plastic-mulched farmlands during the sowing and harvesting stages. The F1-score for plastic-mulched farmland recognition in these two stages in the four study areas was greater than 87% and 57%, respectively. The "spctrum + index + texture" scheme was the optimal scheme for recognizing plastic-mulched farmlands during the flourishing stage with F1-score greater than 71% in the four study areas. Generally, the plastic-mulched farmland recognition accuracy based on multi-temporal remote-sensing images was higher than that based on single-temporal remote-sensing images. Among different multi-temporal image combination schemes, "sowing stage + flourishing stage + harvesting stage" can be used as the optimal scheme for plastic-mulched farmland recognition, and the F1-score for recognizing plastic-mulched farmlands in the four study areas was greater than 92%. In general, plastic-mulched farmlands in the Loess Plateau can be accurately recognized based on random forest algorithm and the optimal feature set combination schemes and multi-temporal image combination scheme.

Key words: plastic-mulched farmlands; remote-sensing recognition; multi-temporal remote-sensing images; feature optimization; Google Earth Engine; random forest

0　引言

黄土高原是我国北方典型的旱作农业区[1]。然而该地区干旱少雨、降水时空分布不均匀,使得该地区水资源严重匮乏[2]。地膜覆盖技术能够有效地减少土壤水分蒸发、提高土壤耕层温度和促进作物生长发育,因此该技术在黄土高原地区得到了广泛应用[3]。然而,随着地膜的大量使用,土壤中地膜残留量的增加会对作物的生长发育带来严重的负面影响[4-5]。此外,农用地膜作为人工合成的高分子化合物,其在耕地中的残留部分在自然条件下难以降解,由此带来的地膜微塑料污染问题近年来也成为环境和农业领域研究的热点[6-8]。因此,及时、准确地获取黄土高原覆膜农田的空间分布信息,将有助于相关部门科学合理地规划农业生产,充分发挥地膜覆盖技术的积极作用,同时降低地膜残留对环境造成的污染。

遥感技术具有速度快、覆盖面积广和数据时效性强的特点,因此被广泛应用于土地利用分类和农作物信息提取等研究[9-11]。特别地,欧洲航天局(European Space Agency,ESA)哥白尼计划中发射的第 2 组卫星(Sentinel－2)为地物遥感识别提供了高

时空分辨率(5 d,10 m)的卫星数据[12]。相比于目前广泛使用的 30 m 空间分辨率的 Landsat 系列卫星数据,Sentinel-2 卫星数据能够更为准确地刻画小面积农田的空间分布特征[13],从而为黄土高原覆膜农田的遥感识别提供了理想数据源。

目前,已有部分学者基于中低分辨率遥感影像开展了覆膜农田遥感识别研究。LU 等[14]基于 1998、2007、2011 年 Landsat-5 TM 遥感影像的光谱特征,通过构建决策树分类器提取了新疆的覆膜棉花种植区,总体精度达到 90% 以上;随后,LU 等[15]基于 MODIS 卫星影像的 NDVI 时间序列数据,通过阈值法对新疆地区的覆膜棉田再次进行识别,总体精度在 80% 以上。然而,相比于新疆等作物种植面积较大、种植结构相对均一的地区,黄土高原地区种植结构复杂、地块形状不规则且分布破碎凌乱,导致覆膜农田的识别更加困难。针对黄土高原地区,郑文慧等[16]利用作物播期的 Landsat-8 单时相影像对甘肃省定西市安定区团结镇的覆膜农田进行识别,总体精度大于 95%。此外,罗琪等[17]利用 NNDiffuse Pan Sharpening 方法融合了 Sentinel-2 多光谱影像和 GF-1 全色影像,并基于该单时相融合影像,识别了河北省邯郸市邱县的覆膜农田。虽然这些研究使用了较高空间分辨率的卫星影像识别覆膜农田,但所使用的影像均为作物播期的单时相遥感影像,因此识别结果中存在较为严重的错分和漏分现象。针对此问题,HASITUYA 等[18]基于多时相 Landsat-8 影像和随机森林算法提取了河北省衡水市冀州区的覆膜农田,总体精度高达 97%。然而对于黄土高原覆膜农田的准确识别,Landsat-8 影像的空间分辨率明显偏低,识别结果中混合像元较多、无法准确反映当地覆膜农田的细节信息。

综上所述,以往的研究大多集中在地膜连片分布的某一典型研究区,基于中低分辨率的单时相卫星遥感影像进行覆膜农田识别,对于利用 Sentinel-2 遥感影像和机器学习算法识别地块破碎的黄土高原覆膜农田鲜有报道,且缺少可参考的有效特征变量和时相选择。因此,本研究选择甘肃省临夏县、宁夏回族自治区彭阳县和山西省山阴县作为测试区,探索适用于黄土高原覆膜农田识别的特征集组合与多时相组合,并且以陕西省旬邑县作为验证区,验证方法的可行性。

1 材料和方法

1.1 研究区概况

黄土高原位于黄河流域中部,面积约为 6.4×10^5 km^2,地形复杂,农业景观破碎。该地区降水少且时空分布不均匀,年均降水量为 400 ~ 600 mm,年均蒸发量大于 1 400 mm,属于典型的大陆性季风气候区[19],地膜覆盖技术以其节水保墒的特点而在该地区得到了广泛应用。本研究参考中国农业资源环境分区[20]并结合 Google Earth 街景图是否可获得高分辨率覆膜影像的实际情况,由南到北选择了位于地形复杂、地块破碎的黄土高原沟壑区和晋豫土石山区的 4 个代表县开展覆膜农田识别研究。其中,甘肃省临夏回族自治州临夏县(102°41′ ~ 103°40′E、34°57′ ~ 36°12′N,1 212 km^2)、宁夏回族自治区固原市彭阳县(106°32′ ~ 106°58′E、35°41′ ~ 36°17′N,2 533 km^2)、山西省朔州市山阴县(112°25′ ~ 113°04′E、39°11′ ~ 39°47′N,1 651 km^2)作为测试区,而陕西省咸阳市旬邑县(108°08′ ~ 108°52′E、34°57′ ~ 35°33′N,1 811 km^2)因其具有覆膜农田面积的统计值,因此选择该县作为验证区(图 1)。研究区主要的覆膜作物为春玉米、春油菜和马铃薯,播期集中在 4 月中旬至 5 月上旬[21-23](图 2)。所选区域以白色地膜为主要地膜类型,因此本研究仅针对白色地膜开展遥感识别方法研究。

1.2 数据来源与预处理

1.2.1 遥感数据采集与预处理

本研究所使用的 Sentinel-2 卫星遥感影像来源于 Google Earth Engine(GEE)云平台(https://earthengine.google.com)中 2020 年的 Level-2A 地表反射率(Surface reflectance,SR)产品。Sentinel-2 由 Sentinel-2A 和 Sentinel-2B 两颗卫星组成,在赤道地区的重访周期为 5 d,在中纬度地区为 2 ~ 3 d。其搭载的多光谱成像仪包含由可见光到近红外再到短波红外的 13 个光谱波段,空间分辨率包括 10、20、60 m。其较高的时空分辨率为全球土地变化监测、气候变化监测和灾害监测提供了高质量的免费遥感数据[12,24]。

随机选取彭阳县一典型小区(35°44′02″N,106°26′46″E),分析各类地物在归一化植被指数(Normalized difference vegetation index,NDVI)上的光谱反射率(图 3b),可知在播期(4 月中旬—5 月上旬)覆膜农田不受作物冠层影响,NDVI 反射率呈现低值,且接近不透水层和裸土的 NDVI 反射率;在生长旺盛期(6 月上旬—8 月上旬),随着覆膜作物的快速生长,NDVI 反射率快速上升,到达峰值;在收获期(9 月上旬—10 月上旬),随着作物收获,地块呈现出裸土、残茬和残膜的混合光谱信息,NDVI 反射率迅速下降。相比于其他地物,覆膜农田的 NDVI 反射率随着覆膜作物的生长而发生剧烈变化。因

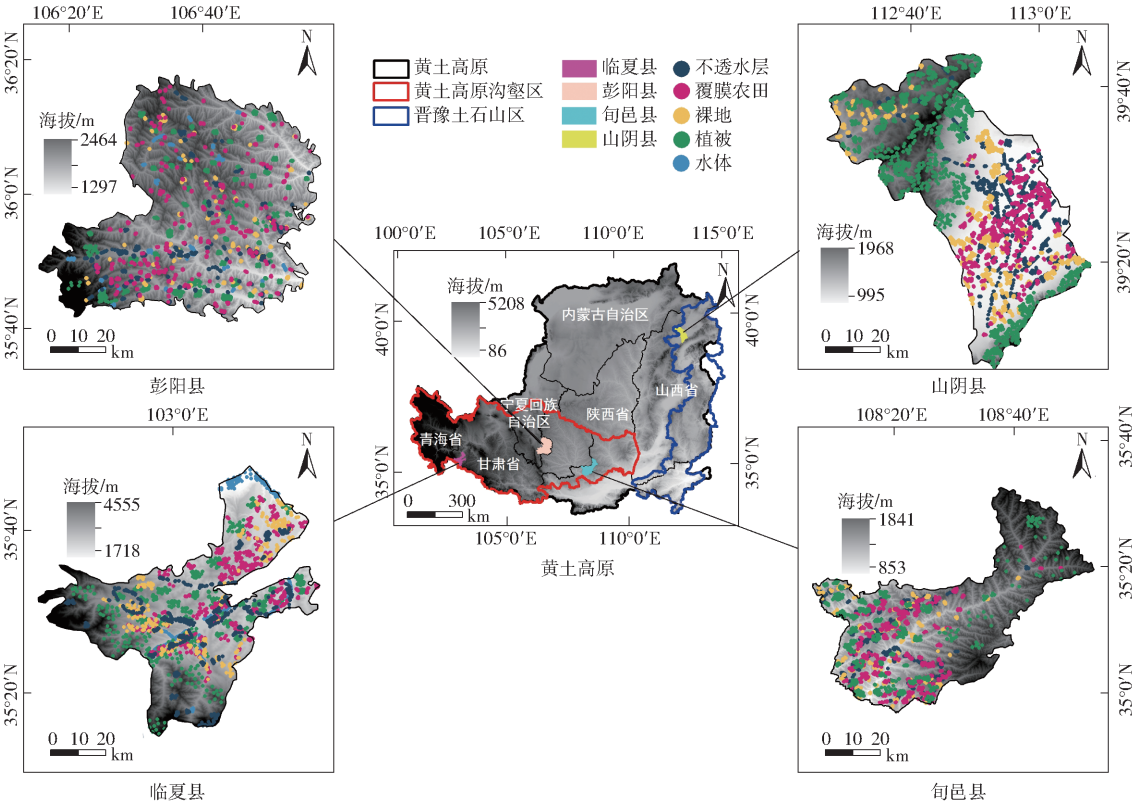


图 1　研究区地理位置和样本点空间分布

Fig. 1　Geographical locations of study areas and spatial distribution of sampling points

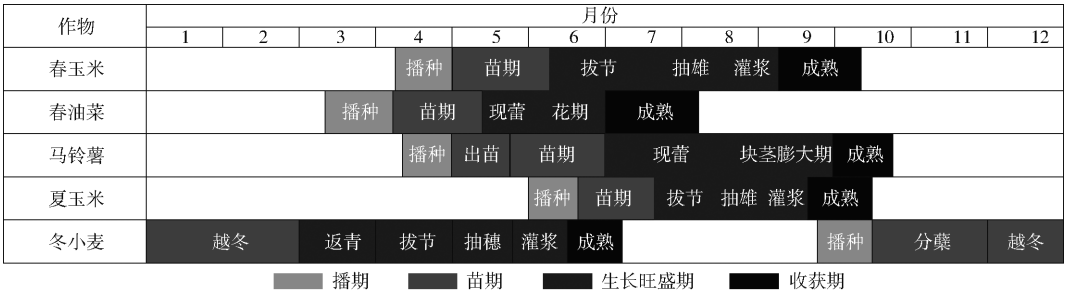
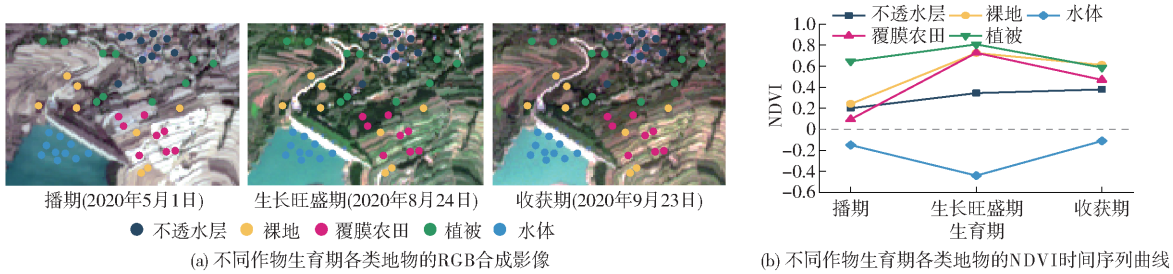


图 2　研究区主要作物的物候历

Fig. 2　Phenological calendars of main crops in study areas



(a) 不同作物生育期各类地物的RGB合成影像　　(b) 不同作物生育期各类地物的NDVI时间序列曲线

图 3　彭阳县一典型小区各类地物的 NDVI 时间序列曲线

Fig. 3　NDVI time series curves of different land cover types at a typical area in Pengyang County

此，本研究根据覆膜农田的光谱反射率变化特点，分别选取各研究区 2020 年播期、生长旺盛期和收获期的 3 景影像构成多时相数据（表 1）。对于云污染较重的影像，首先在 GEE 中利用去云函数去除云和云阴影，然后利用该影像前后 5 d 内去云区域的无云影像进行镶嵌拼接，最后由研究区的行政边界矢量裁剪出符合条件的研究区无云影像。

1.2.2　地面样本数据采集与预处理

样本点的数量、空间分布状况和代表性都会影响地物遥感识别的精度。本研究根据研究区的实际状况，将临夏县和彭阳县的地物类型划分为 5 类（不透水层、裸地、覆膜农田、植被、水体）。由于山阴县和旬邑县的水体面积占总区域面积的比例不足 5%，因此将这两个地区的地物类型划分为 4 类（不

表 1 2020 年 4 个典型研究区内 3 个不同作物生育期的 Sentinel－2 遥感影像选择

Tab. 1 Selection of Sentinel－2 images at three different crop growth stages at four representative areas in 2020

研究区	播期	生长旺盛期	收获期
临夏县	05－02	06－18	09－06
彭阳县	05－01	08－24	09－18、09－23
山阴县	05－10	07－19	10－02、10－07
旬邑县	05－03	07－07	08－26

透水层、裸地、覆膜农田、植被)。本研究综合 2020 年 ESA 全球 10 m 土地利用数据集(ESA WorldCover 10 m v100)、Google Earth 高分辨率街景图和多时相 Sentinel－2 遥感影像进行目视解译获取样本点,取样时遵循随机、均匀的原则使各类样本点在研究区内随机均匀分布(图 1)。最终在临夏县、彭阳县、山阴县和旬邑县分别选取 1 205、1 687、1 353、1 155 个样本点(表 2),并在 GEE 平台中按照 7∶3的比例将各类样本点随机划分为训练样本和验证样本。

表 2 黄土高原 4 个典型研究区各类样本点的数量

Tab. 2 Number of different types of sampling points at the four representative areas in Loess Plateau

地物类型	临夏县	彭阳县	山阴县	旬邑县
不透水层(建筑物、道路等)	334	389	321	254
裸地(裸土、休耕地、撂荒地等)	154	254	315	245
覆膜农田(白色地膜)	302	554	314	339
植被(农作物、灌木、草地等)	302	376	403	317
水体(湖泊、河流、灌溉渠道等)	113	114	0	0
样本点总数	1 205	1 687	1 353	1 155

1.3 基于 Sentinel－2 遥感影像的覆膜农田识别方案

1.3.1 覆膜农田遥感识别的主要步骤

基于 Sentinel－2 遥感影像识别黄土高原覆膜农田的主要步骤包括:①对研究区多时相 Sentinel－2 遥感影像进行预处理,构建遥感影像的光谱特征集、指数特征集,以及第一主成分与第二主成分的纹理特征集。②通过随机森林算法评价上述 3 类特征集中各个特征因子的重要性,并进行特征因子优选,然后利用优选的 3 类特征集构建 7 种不同的覆膜农田识别特征集组合方案。③基于上述 7 种不同的特征集组合方案和随机森林算法,对不同作物生育期(播期、生长旺盛期、收获期)的覆膜农田进行识别,优选出不同作物生育期的最优特征集组合方案。④基于所选的最优特征集组合方案,利用不同作物生育期的遥感影像组合进行覆膜农田识别,筛选最优多时相组合方案,最后利用陕西省旬邑县验证最优特征集组合与多时相组合识别覆膜农田的有效性(图 4)。

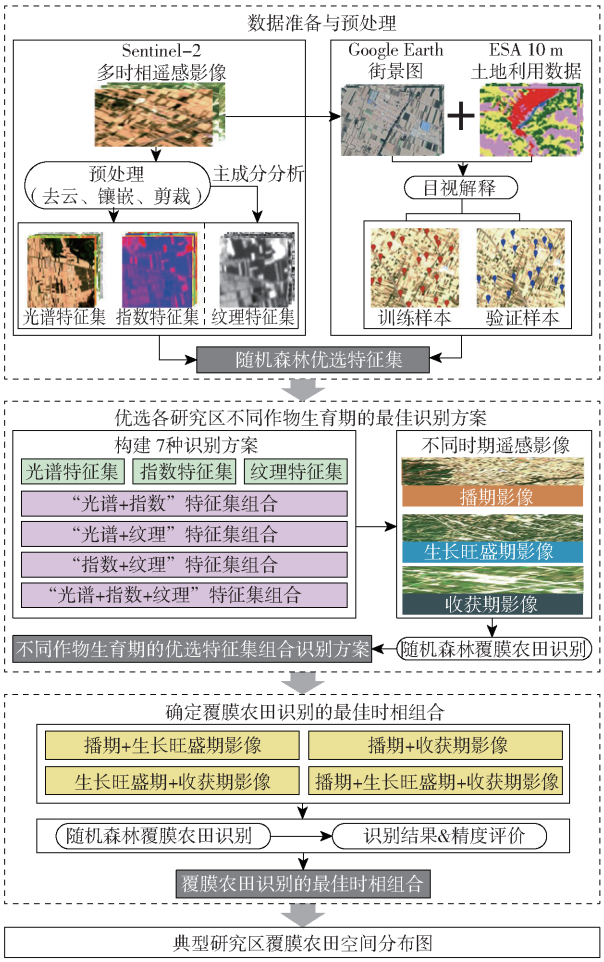


图 4 基于 Sentinel－2 遥感影像的覆膜农田遥感识别技术路线图

Fig. 4 Technology roadmap for remote sensing recognition of plastic-mulched farmlands in Loess Plateau based on Sentinel－2 images

1.3.2 覆膜农田遥感识别特征集构建

针对每一个典型研究区的各 3 景 Sentinel－2 遥感影像,分别提取了光谱、指数和纹理 3 种特征集作为覆膜农田遥感识别的输入特征变量,其中包括 10 种光谱特征因子、9 种指数特征因子和 28 种纹理特征因子(表 3)。在构建纹理特征集的过程中,首先对原始影像进行主成分分析,分析结果显示 4 个典型研究区每一景影像的第一与第二主成分的累积贡献率均在 90% 以上。因此,为提高纹理特征因子的提取效率,本研究在 GEE 平台中对第一与第二主成分利用灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix,GLCM)[25] 分别提取 14 种纹理特征因子(共计 14×2=28 种)作为纹理特征集。

1.3.3 分类方法与特征因子优选

采用随机森林算法(Random forest,RF)[35] 对覆膜农田进行遥感识别。RF 算法作为一种集成算法,其泛化性好、运算速度快、精度高并且对异常值和

表 3　黄土高原覆膜农田识别所需的 Sentinel－2 遥感影像特征变量

Tab. 3　Feature parameters of Sentinel－2 images used in recognition of plastic-mulched farmlands in Loess Plateau

特征集	特征因子数量	特征因子
光谱特征	10	B2(蓝)、B3(绿)、B4(红)、B5(红边 1)、B6(红边 2)、B7(红边 3)、B8(近红外)、B8A(红边 4)、B11(短波红外 1)、B12(短波红外 2)
指数特征	9	归一化植被指数(NDVI)[26]、差值植被指数(DVI)[27]、比值植被指数(RVI)[28]、土壤调节植被指数(SAVI)[29]、裸土指数(BSI)[30]、归一化建筑物指数(NDBI)[31]、归一化差值裸地与建筑用地指数(NDBBI)[32]、改进的归一化水体指数(MNDWI)[33]、归一化水体指数(NDWI)[34]
纹理特征	28	熵(pc1/pc2_ent)、差方差(pc1/pc2_dvar)、差熵(pc1/pc2_dent)、角二阶矩(pc1/pc2_asm)、最大相关系数(pc1/pc2_maxcorr)、对比度(pc1/pc2_con)、相关性(pc1/pc2_corr)、方差(pc1/pc2_var)、逆差矩(pc1/pc2_idm)、和平均(pc1/pc2_savg)、和方差(pc1/pc2_svar)、和熵(pc1/pc2_sent)、相关信息测度 1(pc1/pc2_imcorr1)、相关信息测度 2(pc1/pc2_imcorr2)

注：土壤调节植被指数的土壤调节因子 L 取值为 0.50；pc1、pc2 为第一主成分和第二主成分缩写形式。

噪声具有较好的容忍性，因此在地物分类、农作物空间分布制图和水体识别等领域被广泛利用[36－37]。在 GEE 平台中调用 RF 算法进行分类前需要对算法中决策树的数量 T 和节点分裂特征个数 M 这两个参数进行优化。根据多次测试，本研究将参数 T 设置为 500，M 默认为每次分类时输入特征因子数量的平方根。

多时相数据和多特征变量参与分类会使输入算法的数据量剧增，可能会造成数据冗余和“维度灾难”。因此为提高算法的识别精度和运算效率，本研究以 RF 算法的基尼系数(Gini index)为评价指标，分别对每一个典型研究区 3 景影像中的光谱、指数和纹理特征因子进行重要性分析，然后计算每一个特征因子在 3 景影像中的累积重要性得分[38]作为该特征因子的最终重要性得分，最后按照特征因子重要性由大到小的顺序分别逐一添加光谱、指数和纹理特征因子进行覆膜农田识别，以 F1 值(F1-score)作为评价指标优选各类特征因子，并构建优选特征集。

1.3.4　覆膜农田识别特征集组合方案与多时相组合方案

为了评价在 3 个不同的作物生育期中采用不同特征集组合进行覆膜农田识别的有效性，基于优选的特征集构建 7 种特征集组合方案，其中包括 3 种单一特征集方案：光谱特征集方案(方案 S)、指数特征集方案(方案 I)、纹理特征集方案(方案 T)；4 种组合特征集方案：光谱＋指数特征集方案(方案 S＋I)、光谱＋纹理特征集方案(方案 S＋T)、指数＋纹理特征集方案(方案 I＋T)、光谱＋指数＋纹理特征集方案(方案 S＋I＋T)。针对每一个典型研究区，基于上述 7 种特征集组合方案构建 3 个不同作物生育期的覆膜农田识别 RF 算法模型，并以覆膜农田识别的 F1 值作为评价指标优选不同作物生育期的最优特征集组合方案。

同时，考虑到覆膜农田的光谱反射率随着作物冠层的生长发育而变化，为了评价不同作物生育期遥感影像组合用于覆膜农田识别的有效性，本研究基于 3 个不同作物生育期的遥感影像及其对应的最优特征集组合构建了 4 种多时相组合识别方案，分别为：播期＋生长旺盛期组合方案、播期＋收获期组合方案、生长旺盛期＋收获期组合方案、播期＋生长旺盛期＋收获期组合方案。基于上述 4 种不同的多时相组合方案开展覆膜农田遥感识别，并以识别精度为评价指标来确定黄土高原覆膜农田遥感识别的最优多时相组合方案。

1.4　覆膜农田识别精度评价指标

基于验证样本点，利用混淆矩阵对覆膜农田识别结果进行精度评价，所使用的精度评价指标包括制图精度(PA)、用户精度(UA)[39]和 F1 值。

2　结果与分析

2.1　特征因子优选结果

2.1.1　光谱特征因子优选

由光谱特征因子的重要性评价结果(图 5)可知，在不同测试区，Sentinel－2 遥感影像的可见光波段(B2、B3 和 B4)和短波红外波段(B11 和 B12)重要性较高。此外，利用 3 个测试区的不同作物生育期遥感影像识别覆膜农田时，随着光谱特征因子数量的增加，F1 值均呈现先快速上升后趋于平缓的趋势，且在可见光和短波红外波段的基础上继续添加其他光谱特征因子进行覆膜农田识别，F1 值没有明显提升。因此，本研究确定 B2、B3、B4、B11 和 B12 为黄土高原覆膜农田遥感识别的优选光谱特征因子。

2.1.2　指数特征因子优选

分析 3 个测试区不同指数特征因子的重要性评价结果(图 6)，可知指数特征因子 NDBBI、NDWI、BSI、NDBI、MNDWI 的重要性较高，而其余指数特征

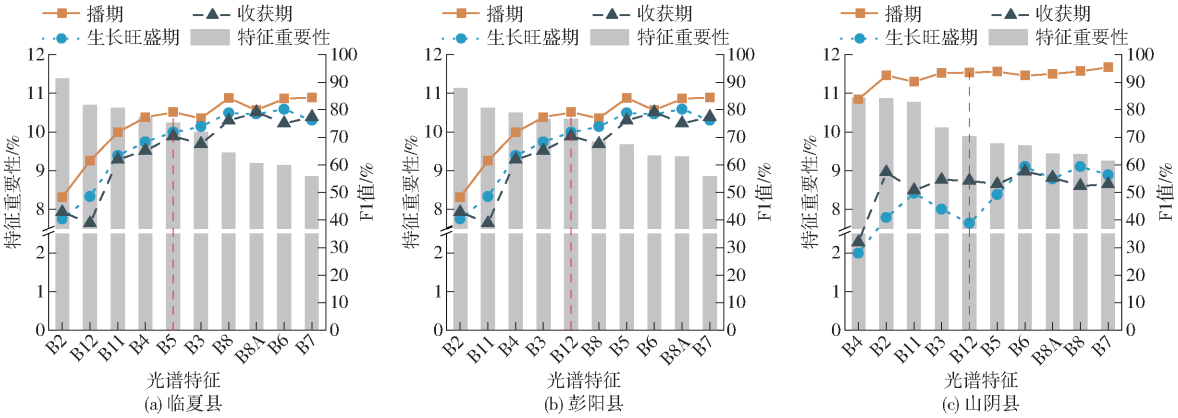


图 5 黄土高原 3 个测试区光谱特征因子重要性与不同作物生育期的覆膜农田识别精度

Fig. 5 Importance of spectral feature factors and recognition accuracy of plastic-mulched farmlands at different crop growth stages at three testing areas in Loess Plateau

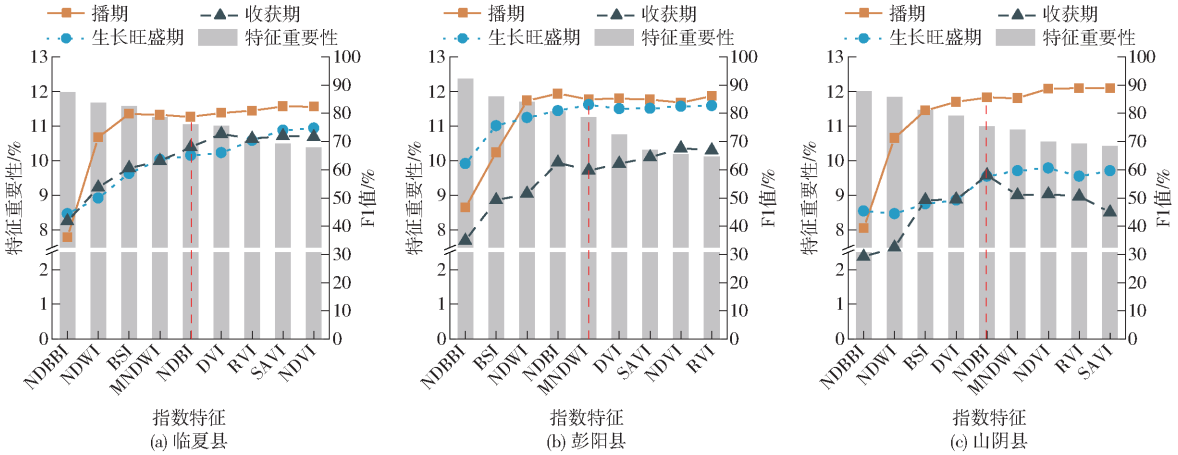


图 6 黄土高原 3 个测试区指数特征因子重要性与不同作物生育期的覆膜农田识别精度

Fig. 6 Importance of index feature factors and recognition accuracy of plastic-mulched farmlands at different crop growth stages at three testing areas in Loess Plateau

因子的重要性较低。在上述 5 种指数特征因子的基础上继续添加其他指数特征因子,在不同作物生育期识别 3 个测试区覆膜农田的 F1 值趋于平缓,且无明显提升。因此,本研究确定 NDBBI、NDWI、BSI、NDBI 和 MNDWI 为黄土高原覆膜农田遥感识别的优选指数特征因子。

2.1.3 纹理特征因子优选

由 3 个测试区排名前 10 位的纹理特征因子重要性评价结果(图 7)可知,纹理特征因子中和平均的重要性最高,其次是相关性,而其余纹理特征因子

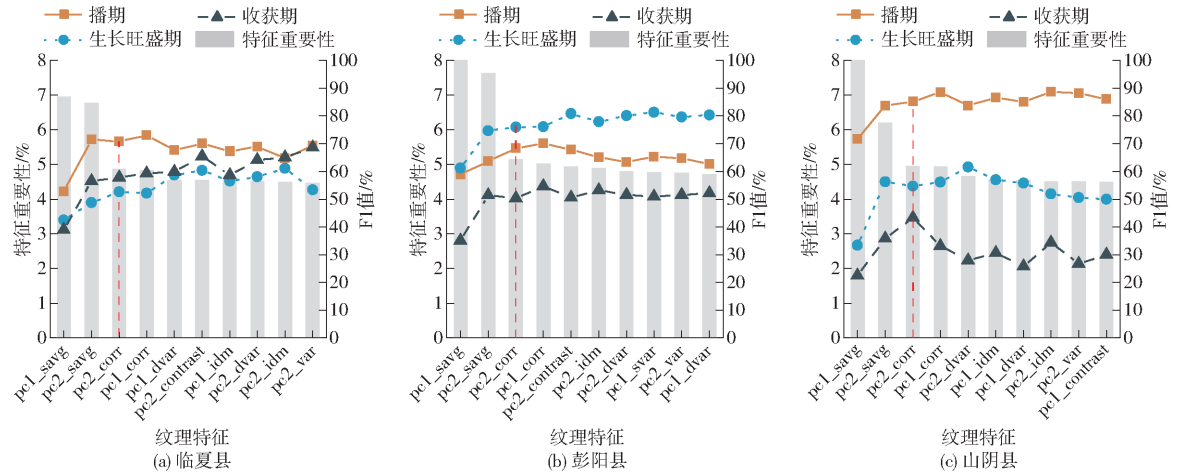


图 7 黄土高原 3 个测试区纹理特征因子重要性与不同作物生育期的覆膜农田识别精度

Fig. 7 Importance of textural feature factors and recognition accuracy of plastic-mulched farmlands at different crop growth stages at three testing areas in Loess Plateau

的重要性普遍较低。在 pc1_savg、pc2_savg 和 pc2_corr 的基础上添加其他纹理特征因子，识别 3 个测试区不同作物生育期的覆膜农田的 F1 值呈现缓慢下降的趋势。因此，本研究确定 pc1_savg、pc2_savg 和 pc2_corr 为黄土高原覆膜农田遥感识别的优选纹理特征因子。

2.2　不同作物生育期的优选特征集组合

利用上述 3 种单一特征集方案（方案 S、方案 I、方案 T）和 4 种组合特征集方案（方案 S＋I、方案 S＋T、方案 I＋T、方案 S＋I＋T）构建不同作物生育期的覆膜农田识别 RF 算法模型，通过验证样本和混淆矩阵计算覆膜农田识别的 F1 值（表 4）。结果表明，基于播期影像识别 3 个测试区的覆膜农田，组合特征集方案的 F1 值均值在 87.49% ～89.80% 之间，比单一特征集方案的 F1 值均值高 0.91 ～12.45 个百分点。相似地，基于生长旺盛期和收获期影像识别 3 个测试区的覆膜农田，组合特征集方案的 F1 值均值分别在 74.51% ～76.68% 和 65.16% ～67.49% 之间，比单一特征集方案的 F1 值均值分别高 3.43 ～13.78 个百分点和 1.45 ～14.74 个百分点，这表明利用多特征集组合识别覆膜农田的效果优于单一特征集。此外，基于播期影像识别 3 个测试区覆膜农田的 F1 值均值为 86.27%，比基于生长旺盛期和收获期影像识别覆膜农田的 F1 值均值分别高 14.49、22.19 个百分点，这表明随着覆膜作物的生长发育，覆膜农田的识别难度增大，识别精度大幅度降低。

在播期和收获期，基于方案 S＋I 在 3 个测试区进行覆膜农田识别的精度普遍高于其他方案，F1 值均值分别为 89.80% 和 67.49%。但对于生长旺盛期，基于方案 S＋I＋T 的覆膜农田识别精度最高，在 3 个测试区识别覆膜农田的 F1 值均值为 76.68%。因此，本研究最终确定方案 S＋I 为播期和收获期的优选特征集组合方案，方案 S＋I＋T 为生长旺盛期的优选特征集组合方案。

2.3　覆膜农田识别的最优多时相组合

基于不同作物生育期的遥感影像及其对应的最优特征集组合方案，构建多时相组合覆膜农田识别方案，通过验证样本和混淆矩阵计算 PA、UA 和 F1 值，评价利用不同多时相组合方案识别覆膜农田的有效性，进而筛选出适用于黄土高原覆膜农田识别的最优方案。分析不同多时相组合下的覆膜农田识别精度（表 5），可知除生长旺盛期＋收获期多时相组合外，其余多时相组合方案的识别精度均大于单时相影像中识别精度最高的播期影像的识别精度。这说明相比于单时相影像，多时相影像组合能够更有效地识别覆膜农田。

表 4　基于不同特征集组合方案在不同作物生育期进行 3 个测试区覆膜农田识别的 F1 值

Tab. 4　F1-scores of plastic-mulched farmland recognition based on different combinations of feature set at different crop growth stages at three testing areas

%

作物生育期	特征集组合方案	研究区			均值
		临夏县	彭阳县	山阴县	
播期	S	79.82	87.91	92.00	86.58
	I	84.71	86.89	86.60	86.07
	T	74.21	69.97	87.88	77.35
	S＋I	87.27	88.71	93.40	89.80
	S＋T	81.94	87.19	93.88	87.67
	I＋T	84.79	86.40	91.28	87.49
	S＋I＋T	85.19	88.77	92.78	88.91
生长旺盛期	S	69.65	77.98	51.55	66.39
	I	68.32	83.15	61.78	71.08
	T	51.89	77.01	59.80	62.90
	S＋I	73.93	83.47	69.57	75.66
	S＋T	72.82	83.98	69.00	75.27
	I＋T	71.57	83.61	68.34	74.51
	S＋I＋T	75.00	83.47	71.58	76.68
收获期	S	68.18	65.59	55.17	62.98
	I	73.58	63.93	60.61	66.04
	T	61.32	54.21	42.71	52.75
	S＋I	76.50	68.29	57.69	67.49
	S＋T	74.07	65.81	55.61	65.16
	I＋T	73.58	65.51	61.62	66.90
	S＋I＋T	76.64	67.36	57.71	67.24

对于临夏县，基于播期＋收获期多时相组合识别覆膜农田的精度最高，PA、UA 和 F1 值分别为 92.86%、93.69% 和 93.27%。对于彭阳县，基于播期＋生长旺盛期多时相组合识别覆膜农田的精度最高，PA、UA 和 F1 值分别为 94.89%、96.53% 和 95.70%。对于山阴县，基于播期＋生长旺盛期以及播期＋生长旺盛期＋收获期多时相组合识别覆膜农田的精度相等且为最高精度，PA、UA 和 F1 值分别为 97.96%、93.20% 和 95.52%。值得注意的是，对于临夏县和彭阳县，基于播期＋生长旺盛期＋收获期多时相组合识别覆膜农田的 F1 值仅比上述各自精度最高的多时相组合分别低 0.35、0.63 个百分点，而比其余多时相组合的 F1 值分别高 0.81 ～11.11 个百分点和 4.47 ～9.90 个百分点。这表明在研究区基于播期＋生长旺盛期＋收获期多时相组合在识别覆膜农田时不仅能获得较高的精度，而且表现更加稳定。

因此，综合考虑不同多时相组合方案在不同测试区识别覆膜农田的精度和稳定性，本研究最终确

表 5 不同多时相组合下覆膜农田识别的精度

Tab. 5 Accuracy of plastic-mulched farmland recognition under different temporal combinations %

多时相组合	临夏县			彭阳县			山阴县		
	PA	UA	F1 值	PA	UA	F1 值	PA	UA	F1 值
播期	85.71	88.89	87.27	91.48	86.10	88.71	93.88	92.93	93.40
播期 + 生长旺盛期	93.75	90.52	92.11	94.89	96.53	95.70	97.96	93.20	95.52
播期 + 收获期	92.86	93.69	93.27	90.34	90.86	90.60	95.92	92.16	94.00
生长旺盛期 + 收获期	80.35	83.33	81.81	88.07	82.45	85.17	63.27	68.89	65.96
播期 + 生长旺盛期 + 收获期	93.75	92.11	92.92	93.18	97.04	95.07	97.96	93.20	95.52

定播期 + 生长旺盛期 + 收获期多时相组合为黄土高原覆膜农田识别的优选多时相组合。

2.4 验证区的覆膜农田识别结果

基于上述不同作物生育期的优选特征集组合方案以及多时相组合方案,以旬邑县为验证区进行覆膜农田识别。经计算可得,基于该地区播期、生长旺盛期和收获期优选特征集组合方案识别覆膜农田的 F1 值分别为 87.86%、85.31% 和 69.86%,基于播期 + 生长旺盛期 + 收获期多时相组合识别覆膜农田的 PA、UA 和 F1 值分别为 93.20%、96.00% 和 94.58%,这表明验证区的识别精度与 3 个测试区基本一致。此外,旬邑县遥感识别覆膜农田的面积为 13 013 hm^2,与统计面积 14 133 hm^2[40] 之间的误差约为 7.92%,说明本研究优选的特征集组合方案和多时相组合方案对于黄土高原覆膜农田的识别具有较好的效果。

总体而言,对于上述 4 个研究区,在播期和收获期,基于方案 S + I 识别覆膜农田的 F1 值分别大于 87% 和 57%,在生长旺盛期,基于方案 S + I + T 识别覆膜农田的 F1 值均大于 71%。此外,基于播期 + 生长旺盛期 + 收获期多时相组合方案识别覆膜农田的 F1 值均大于 92%。

2.5 各研究区的覆膜农田识别结果

基于上述优选的特征集组合方案和多时相组合方案,对 4 个研究区的覆膜农田进行识别,并绘制覆膜农田空间分布图(图 8c、8d、8i、8j)。可知覆膜农田主要分布在各研究区内地形平坦的区域,较少分布于海拔较高的山区。具体而言,2020 年临夏县覆膜农田主要分布在东北部地区(图 8c),遥感估计覆膜面积约为 10 240 hm^2;彭阳县覆膜农田主要分布在中部和南部地区(图 8d),遥感估计覆膜面积约为 28 579 hm^2;山阴县覆膜农田主要分布在东南部地区(图 8i),遥感估计覆膜面积约为 24 250 hm^2;旬邑县覆膜农田主要分布在西南部地区(图 8j),遥感估计覆膜面积约为 13 013 hm^2。由于缺乏其余 3 个测试区的覆膜农田统计面积,本研究仅在 2.4 节中对比验证区旬邑县的覆膜农田遥感估计面积和实测统计面积。

此外,分别对 4 个研究区局部区域的 Sentinel - 2 真彩色(R:B4、G:B3、B:B2)合成影像进行目视解译,将覆膜农田空间分布状况和遥感识别结果进行比较,可知对于地形平坦、地块形状规则的区域(图 8g、8k)以及地形复杂、地块形状不规则的区域(图 8a、8e),本研究的识别结果均能较好地刻画覆膜农田的空间分布信息(图 8b、8f、8h、8l),且识别结果的地块轮廓边缘清晰。

3 讨论

3.1 不同特征集组合方案对识别结果的影响分析

分类器和分类特征变量的选择是影响作物识别和土地利用分类精度的关键因素[41],对于黄土高原覆膜农田的遥感识别,郑文慧等[16] 发现随机森林算法比支持向量机、决策树和最小距离分类算法的效果更好,然而对于覆膜农田遥感识别特征变量的选择,已有研究大多针对单一研究区的播期影像进行优选[16-17,42],导致优选的特征变量缺乏时空代表性。已有研究[41] 表明,针对某一特定地物,优选特征会随着区域、同一区域的不同时间以及地物空间分布的不同而有所差异。因此,本研究为获得更具代表性的黄土高原覆膜农田遥感识别特征变量,选取了临夏县、彭阳县和山阴县作为测试区,确定不同作物生育期的优选特征集组合方案,然后利用优选的特征变量和多时相数据对验证区旬邑县的覆膜农田进行识别,所得 F1 值为 94.58%,说明本研究针对不同作物生育期构建的特征集组合方案结合多时相数据能够较为准确地识别黄土高原的覆膜农田。此外,在本研究中基于播期影像的光谱 + 指数 + 纹理方案同样能获得较高的识别精度,这与郑文慧等[16] 的研究结果一致,但本研究在其研究的基础上针对不同的作物生育期均构建了优选特征集组合方案,可进一步为利用不同时期的遥感影像识别覆膜农田提供参考。

3.2 不同多时相组合方案对识别结果的影响分析

覆膜农田的光谱反射率随着覆膜作物冠层的生长而发生变化[43],因此以往的研究大多基于地膜光谱反射率最强的播期影像开展覆膜农田识别。相似

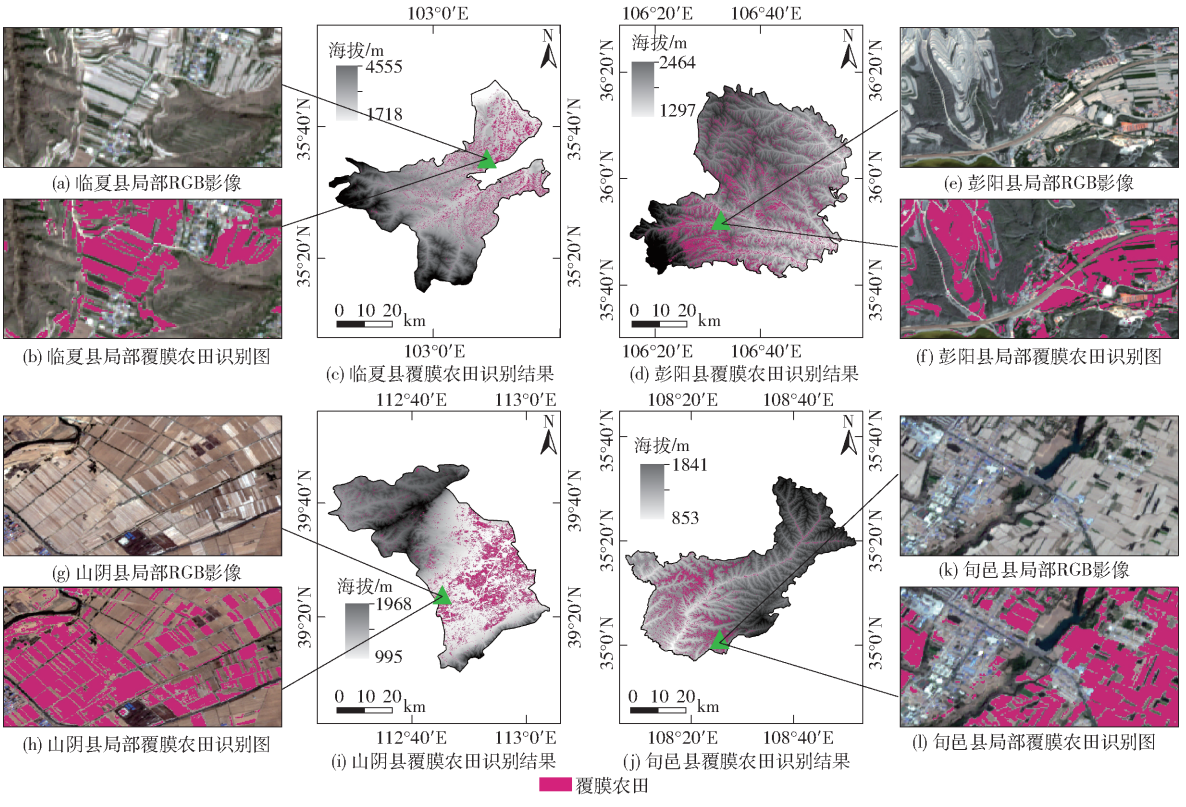


图 8　黄土高原 4 个典型研究区的覆膜农田识别结果

Fig. 8　Recognition results of plastic-mulched farmlands at four representative study areas in Loess Plateau

地，本研究利用播期影像进行覆膜农田识别的 F1 值比利用生长旺盛期和收获期影像进行识别的 F1 值分别高 14.49、22.19 个百分点，而对于缺少播期影像的生长旺盛期＋收获期多时相组合，其 F1 值远低于其它含有播期影像的方案，这与前人的研究结果[14,16,18]基本一致。本研究再次证明了播期影像在识别覆膜农田中的重要性。

利用单时相遥感影像进行地物识别时容易导致“同物异谱”和“同谱异物”的问题，而多时相遥感影像往往包含地物光谱反射率变化的相关信息，该信息可以作为地物识别的重要信息补充[44－46]。在本研究中，通过分析发现覆膜农田的 NDVI 反射率在作物的播期、生长旺盛期和收获期呈现出“低值–峰值–低值”的变化趋势，且变化幅度比其它地物类型更大。因此，本研究选取播期、生长旺盛期和收获期的 3 景影像构建 4 种多时相组合方案识别覆膜农田。虽然在不同测试区，优选的播期＋生长旺盛期＋收获期多时相组合方案未能获得最高精度，但其精度仅次于识别精度最高的方案，而远大于其他多时相组合方案。因此，该方案对于覆膜农田的识别具有较高的稳定性，能够满足实际识别的需要。

3.3　基于 Sentinel－2 遥感影像进行黄土高原覆膜农田识别的可行性

Sentinel－2 遥感影像可为黄土高原覆膜农田的识别提供可靠数据源。相比于 LU 等[15]使用的 MODIS 遥感影像以及郑文慧等[16]、HASITUYA 等[18,42]使用的 Landsat 遥感影像，本研究使用的 Sentinel－2 遥感影像可以识别的最小地块面积为 100 m^2（10 m × 10 m = 100 m^2），且在不同研究区识别的 F1 值均大于 90%。由于黄土高原地区地形复杂、地块面积较小、覆膜农田分布较为破碎凌乱，因此相比于其他卫星遥感影像，基于 Sentinel－2 卫星遥感影像进行遥感识别所获得的覆膜农田空间分布与实际分布状况更为相符。此外，Sentinel－2 卫星遥感影像 5 d 的时间分辨率提供了高频率的对地观测数据，相比于时间分辨率为 16 d 的 Landsat 系列卫星遥感影像，Sentinel－2 能够在作物播期获得更多的观测数据。因此，Sentinel－2 遥感影像极大地增强了本研究提出的基于经过特征优选的播期＋生长旺盛期＋收获期多时相影像组合方法识别覆膜农田的可行性。

本研究探讨了基于多时相 Sentinel－2 遥感影像识别黄土高原覆膜农田的有效性，并获得了不同作物生育期覆膜农田识别的最优特征集组合方案和最优多时相组合方案。但黄土高原不同地区的地形、气候和环境差异较大，本研究所建立的覆膜农田识别方法在黄土高原全域范围内的普适性还有待进一步研究。此外，本研究仅利用 Sentinel－2 光学遥感影像开展覆膜农田遥感识别，然而光学影像容易受云雨天气的影响，在黄土高原的其他地区可能会

缺失部分识别时期的遥感影像,因此后续的研究中可以进一步考虑结合 Sentinel-1 雷达影像进行覆膜农田识别研究。

4 结论

(1)在黄土高原覆膜农田识别的过程中,相比于其他特征因子,Sentinel-2 遥感影像光谱特征集中的可见光波段(B2、B3 和 B4)和短波红外波段(B11 和 B12),指数特征集中的归一化差值裸地与建筑用地指数(NDBBI)、归一化水体指数(NDWI)、裸土指数(BSI)、归一化建筑物指数(NDBI)和改进的归一化水体指数(MNDWI),纹理特征集中的和平均(savg)和相关性(corr)可以作为覆膜农田识别的优选输入特征变量。

(2)在播期和收获期,光谱+指数方案为优选特征集组合方案,该方案在这两个时期识别 4 个研究区覆膜农田的 F1 值分别大于 87% 和 57%。对于生长旺盛期,光谱+指数+纹理方案为优选特征集组合方案,其在 4 个研究区识别覆膜农田的 F1 值均大于 71%。

(3)基于多时相遥感影像的覆膜农田识别精度高于仅基于单时相遥感影像的识别精度,其中播期+生长旺盛期+收获期多时相组合方案可作为黄土高原覆膜农田遥感识别的优选方案。该方案在 4 个研究区识别覆膜农田的 F1 值均大于 92%,且不同研究区覆膜农田制图结果与实际情况基本吻合,能够满足实际制图的需要。

(4)相较于其他卫星遥感数据,基于 Sentinel-2 多时相遥感影像能够较为精准地识别黄土高原地形复杂区地块形状不规则的覆膜农田,但对于可能缺少播期遥感影像的区域,则需要进一步探索其他更有效的识别方法。

参 考 文 献

[1] 黄明斌,李玉山. 黄土塬区旱作冬小麦增产潜力研究[J]. 自然资源学报,2000,15(2):143-148.
HUANG Mingbin, LI Yushan. On potential yield increase of dryland winter wheat on the loess tableland[J]. Journal of Natural Resources, 2000, 15(2): 143-148. (in Chinese)

[2] 李玉山. 苜蓿生产力动态及其水分生态环境效应[J]. 土壤学报,2002,39(3):404-411.
LI Yushan. Productivity dynamic of alfalfa and its effect on water eco-environment[J]. Acta Pedologica Sinica, 2002, 39(3): 404-411. (in Chinese)

[3] LI F M, WANG P, WANG J, et al. Effects of irrigation before sowing and plastic film mulching on yield and water uptake of spring wheat in semiarid Loess Plateau of China[J]. Agricultural Water Management, 2004, 67(2): 77-88.

[4] 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. Review of agricultural plastic mulching and its residual pollution and prevention measures in China[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2014, 31(2): 95-102. (in Chinese)

[5] 张德奇,廖允成,贾志宽. 旱区地膜覆盖技术的研究进展及发展前景[J]. 干旱地区农业研究,2005,23(1):208-213.
ZHANG Deqi, LIAO Yuncheng, JIA Zhikuan. Research advances and prospects of film mulching in arid and semi-arid areas [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2005, 23(1): 208-213. (in Chinese)

[6] LIU E K, HE W Q, YAN C R. 'White revolution' to 'white pollution'—agricultural plastic film mulch in China[J]. Environmental Research Letters, 2014, 9(9): 091001.

[7] LANORTE A, DE S F, NOLÈ G, et al. Agricultural plastic waste spatial estimation by Landsat 8 satellite images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 141: 35-45.

[8] GAO H H, YAN C R, LIU Q, et al. Effects of plastic mulching and plastic residue on agricultural production: a meta-analysis [J]. Science of the Total Environment, 2019, 651: 484-492.

[9] 贾坤,李强子,田亦陈,等. 遥感影像分类方法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(10):2618-2623.
JIA Kun, LI Qiangzi, TIAN Yichen, et al. A review of classification methods of remote sensing imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(10): 2618-2623. (in Chinese)

[10] 李长春,陈伟男,王宇,等. 基于多源 Sentinel 数据的县域冬小麦种植面积提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):207-215.
LI Changchun, CHEN Weinan, WANG Yu, et al. Extraction of winter wheat planting area in county based multi-sensor Sentinel data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 207-215. (in Chinese)

[11] 孙亚楠,李仙岳,史海滨,等. 基于特征优选决策树模型的河套灌区土地利用分类[J]. 农业工程学报,2021,37(13):242-251.
SUN Ya'nan, LI Xianyue, SHI Haibin, et al. Classification of land use in Hetao Irrigation District of Inner Mongolia using feature optimal decision trees[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(13): 242-251. (in Chinese)

[12] 田颖,陈卓奇,惠凤鸣,等. 欧空局哨兵卫星 Sentinel-2A/B 数据特征及应用前景分析[J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2019,55(1):57-65.
TIAN Ying, CHEN Zhuoqi, HUI Fengming, et al. ESA Sentinel-2A/B satellite: characteristics and applications[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2019, 55(1): 57-65. (in Chinese)

[13] SAMBERG L H, GERBER J S, RAMANKUTTY N, et al. Subnational distribution of average farm size and smallholder contributions to global food production[J]. Environmental Research Letters, 2016, 11(12): 124010.

[14] LU L Z, DI L P, YE Y M. 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.

[15] LU L Z, HANG D W, DI L P. Threshold model for detecting transparent plastic-mulched landcover using moderate-resolution imaging spectroradiometer time series data: a case study in southern Xinjiang, China[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9(1): 097094.

[16] 郑文慧,王润红,曹银轩,等. 基于 Google Earth Engine 的黄土高原覆膜农田遥感识别研究[J]. 农业机械学报,2022,53(1):224－234.
ZHENG Wenhui, WANG Runhong, CAO Yinxuan, et al. Remote sensing recognition of plastic-film-mulched farmlands on Loess Plateau based on Google Earth Engine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 224－234. (in Chinese)

[17] 罗琪,刘晓龙,史正涛,等. 基于 GF－1 与 Sentinel－2 融合数据的地膜识别方法研究[J]. 地理与地理信息科学,2021,37(1):39－46.
LUO Qi, LIU Xiaolong, SHI Zhengtao, et al. Study on plastic mulch identification based on the fusion of GF－1 and Sentinel－2 images[J]. Geography and Geo-Information Science, 2021, 37(1): 39－46. (in Chinese)

[18] HASITUYA, CHEN Z X. Mapping plastic-mulched farmland with multi-temporal Landsat－8 data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(6): 557－583.

[19] 张家政,李崇贵,王涛. 黄土高原植被覆盖时空变化及原因[J]. 水土保持研究,2022,29(1):224－230,241.
ZHANG Jiazheng, LI Chonggui, WANG Tao. Dynamic change of vegetation coverage on the Loess Plateau and its factors[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(1): 224－230, 241. (in Chinese)

[20] 许尔琪. 中国农业资源环境分区数据集[J]. 全球变化数据学报(中英文),2021,5(1):19－26.
XU Erqi. Dataset of agricultural resource and environment zoning of China[J]. Journal of Global Change Data & Discovery, 2021, 5(1): 19－26. (in Chinese)

[21] 郝玉红. 甘肃和政春油菜品种对比试验初报[J]. 中国农技推广,2019,35(11):34－35.

[22] 许青云,杨贵军,龙慧灵,等. 基于 MODIS NDVI 多年时序数据的农作物种植识别[J]. 农业工程学报,2014,30(11):134－144.
XU Qingyun, YANG Guijun, LONG Huiling, et al. Crop information identification based on MODIS NDVI time-series data[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(11): 134－144. (in Chinese)

[23] 张亚亚. 基于 GF－1 遥感影像的农作物面积测量方法研究[D]. 长春:吉林大学,2017.
ZHANG Yaya. Research on the method of crop area measurement based on remote sensed data[D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)

[24] PHIRI D, SIMWANDA M, SALEKIN S, et al. Sentinel－2 data for land cover/use mapping: a review[J]. Remote Sensing, 2020, 12(14): 2291.

[25] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973(6): 610－621.

[26] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127－150.

[27] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663－666.

[28] BIRTH G S, MCVEY G R. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer[J]. Agronomy Journal, 1968, 60(6): 640－643.

[29] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295－309.

[30] RIKIMARU A, ROY P S, MIYATAKE S. Tropical forest cover density mapping[J]. Tropical Ecology, 2002, 43(1): 39－47.

[31] ZHA Y, GAO J, NI S X. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(3): 583－594.

[32] 吴志杰,赵书河. 基于 TM 图像的“增强的指数型建筑用地指数”研究[J]. 国土资源遥感,2012,24(2):50－55.
WU Zhijie, ZHAO Shuhe. A study of enhenced index-based build-up index based on Landsat TM imagery[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2012,24(2): 50－55. (in Chinese)

[33] XU H Q. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14): 3025－3033.

[34] MCFEETERS S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425－1432.

[35] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5－32.

[36] 何云,黄翀,李贺,等. 基于 Sentinel－2A 影像特征优选的随机森林土地覆盖分类[J]. 资源科学,2019,41(5):992－1001.
HE Yun, HUANG Chong, LI He, et al. Land-cover classification of random forest based on Sentinel－2A image feature

optimization[J]. Resources Science, 2019, 41(5): 992 - 1001. (in Chinese)
[37] 何真,胡洁,蔡志文,等. 协同多时相国产 GF - 1 和 GF - 6 卫星影像的艾草遥感识别[J]. 农业工程学报,2022,38(1): 186 - 195.
HE Zhen, HU Jie, CAI Zhiwen, et al. Remote sensing identification for *Artemisia argyi* integrating multi-temporal GF - 1 and GF - 6 images[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(1): 186 - 195. (in Chinese)
[38] ZHANG H, KANG J, XU X, et al. Accessing the temporal and spectral features in crop type mapping using multi-temporal Sentinel - 2 imagery: a case study of Yi' an County, Heilongjiang Province, China[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 176: 105618.
[39] 孔英会,景美丽. 基于混淆矩阵和集成学习的分类方法研究[J]. 计算机工程与科学,2012,34(6):111 - 117.
KONG Yinghui, JING Meili. Research of the classification method based on confusion matrixes and ensemble learning[J]. Computer Engineering & Science, 2012, 34(6): 111 - 117. (in Chinese)
[40] 咸阳市统计局. 咸阳统计年鉴[Z/OL]. 2021. http://tjj.xianyang.gov.cn/sjzx/xysj/202211/t20221117_1561847.html.
[41] ZHANG H X, WANG Y J, SHANG J L, et al. Investigating the impact of classification features and classifiers on crop mapping performance in heterogeneous agricultural landscapes[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102388.
[42] HASITUYA, CHEN Z X, WANG L M, et al. Monitoring plastic-mulched farmland by Landsat - 8 OLI imagery using spectral and textural features[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 353.
[43] 哈斯图亚. 基于多源数据的覆膜农田遥感识别研究[D]. 北京:中国农业科学院,2017.
HASITUYA. Mapping plastic-mulched farmland with multi-source remote sensing data[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2017. (in Chinese)
[44] BLICKENSDÖRFER L, SCHWIEDER M, PFLUGMACHER D, et al. Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel - 1, Sentinel - 2 and Landsat 8 data for Germany[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 269: 112831.
[45] 梁晨欣,黄启厅,王思,等. 基于多时相遥感植被指数的柑橘果园识别[J]. 农业工程学报,2021,37(24):168 - 176.
LIANG Chenxin, HUANG Qiting, WANG Si, et al. Identification of citrus orchard under vegetation indexes using multi-temporal remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(24): 168 - 176. (in Chinese)
[46] 张荣群,王盛安,高万林,等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J]. 农业机械学报,2015,46(增刊): 246 - 252.
ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Remote-sensing classification method of county-level agricultural crops using time-series NDVI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 246 - 252. (in Chinese)

(上接第 121 页)

[19] YACOUB M, ALI A. Propulsion dynamic requirements analysis for multi-axle skid-steer wheeled vehicles[C]// Proceedings of the ASME 2020 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. Volume 4: 22nd International Conference on Advanced Vehicle Technologies (AVT), 2020.
[20] MARTÍNEZ J L, MORALES J, GARCÍA J M. Analysis of tread ICRs for wheeled skid-steer vehicles on inclined terrain[J]. IEEE Access, 2023,11:547 - 555.
[21] LIU Fangxu, LI Xueyuan, YUAN Shihua, et al. Slip-aware motion estimation for off-road mobile robots via multi-innovation unscented Kalman filter[J]. IEEE Access, 2020, 8: 43482 - 43496.
[22] 周伟,李军,张世义,等. 采用极值搜索算法估计附着系数的车辆驱动防滑控制[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2019,40(6):701 - 706.
ZHOU Wei, LI Jun, ZHANG Shiyi, et al. Vehicle acceleration slip regulation using extreme value search algorithm to estimate adhension coefficient[J]. Journal of Huaqiao University(Natural Science),2019, 40(6):701 - 706. (in Chinese)
[23] 周斯加,罗玉涛,邓志君,等. 基于自适应滤波的电动车纵向滑移率识别方法[J]. 交通与计算机,2007, 136(3):70 - 74.
[24] 邹广才,罗禹贡,李克强. 基于全轮纵向力优化分配的 4WD 车辆直接横摆力矩控制[J]. 农业机械学报, 2009,40(5): 1 - 6.
ZOU Guangcai, LUO Yugong, LI Keqiang. 4WD vehicle DYC based on tire longitudinal forces optimization distribution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(5):1 - 6. (in Chinese)
[25] 黄志强,郑旺辉. Matlab 实现 ADAMS 三维随机路面建模[J]. 现代防御技术,2018,46(3):165 - 170.
HUANG Zhiqiang, ZHENG Wanghui. Modeling of ADAMS 3D random road with Matlab[J]. Modern Defence Technology, 2018,46(3):165 - 170. (in Chinese)