

基于时序 GF-6 与 Sentinel-1 数据的 协同玉米制图指数研究

解毅^{1,2} 滑玉鑫^{1,2} 荀兰^{1,2} 黄家一^{1,2}

(1. 山西师范大学地理科学学院, 太原 030031; 2. 山西师范大学资源环境信息化管理院士工作站, 太原 030031)

摘要: 及时准确获取玉米种植分布情况对农业生产管理具有重要意义。针对多云雨区玉米识别中数据缺失与样本依赖难题,本研究提出一种无监督的协同玉米制图指数 (Synergistic maize mapping index, SMMI) 以实现山西省寿阳县玉米种植区提取。选取 2021 年 5—8 月春玉米关键生育期的 GF-6 WFV 和 Sentinel-1 SAR 影像为数据源,通过耦合 GF-6 的 2 个红边波段、SAVI、TVI、RDVI 及 Sentinel-1 的 VH 极化特征构建 SMMI 进行阈值分类实现春玉米种植区提取。结果表明:利用 SMMI 提取春玉米的总体精度达到 90.72%,玉米用户精度与生产者精度分别达到 88.07% 与 87.8%,较未使用雷达特征的指数和基于多特征集的随机森林 (Random forest, RF) 算法的总体精度分别提升 1.86、0.95 个百分点,表明 SMMI 在春玉米识别精度上优于这 2 种方法,且验证了红边波段与 VH 极化特征在春玉米识别中的重要性;同时联合光学与雷达特征可实现较单一数据源更优的分类效果。该研究可为多云雨地区的玉米分布制图提供方法参考。

关键词: 春玉米; 种植区提取; 多特征; 协同玉米制图指数; GF-6; Sentinel-1

中图分类号: S127; S513

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)11-0303-11

OSID:



Synergistic Maize Mapping Index Based on Combination of Time Series GF-6 and Sentinel-1 Data

XIE Yi^{1,2} HUA Yuxin^{1,2} XUN Lan^{1,2} HUANG Jiayi^{1,2}

(1. College of Geographical Sciences, Shanxi Normal University, Taiyuan 030031, China

2. Academician Workstation for Resource and Environmental Information Management, Shanxi Normal University, Taiyuan 030031, China)

Abstract: Timely and accurate acquisition of the distribution of maize planting is of great significance to agricultural production management. Aiming at the problems of data loss and sample dependence in maize identification in cloudy and rainy areas, an unsupervised synergistic maize mapping index (SMMI) was proposed to achieve maize extraction in Shouyang County, Shanxi Province. The GF-6 WFV and Sentinel-1 SAR images of the key growth period of spring maize from May to August 2021 were selected as the data sources. By coupling the two red-edge bands of GF-6, SAVI, TVI, RDVI and the VH features of Sentinel-1, SMMI was constructed for threshold classification to extract the distribution of spring maize. The results showed that the overall accuracy of extracting spring maize by using SMMI reached 90.72%, and the user accuracy and producer accuracy of maize identification reached 88.07% and 87.8%, respectively. Compared with the index without using radar features and the multi-feature set-based random forest (RF) algorithm, the overall accuracy was increased by 1.86, 0.95 percentage points, respectively. It was indicated that SMMI was significantly superior to the two methods in the recognition accuracy of spring maize. It revealed the importance of the red-edge band and VH polarization characteristics in the identification of spring maize. Combining optical and radar features simultaneously can achieve a better classification effect than a single data source. This research can provide a reference method for mapping the distribution of maize in multi-cloud and rainy areas and had certain potential for agricultural application.

Key words: spring maize; planting area extraction; multiple features; synergistic maize mapping index; GF-6; Sentinel-1

收稿日期: 2025-08-05 修回日期: 2025-09-19

基金项目: 山西省基础研究计划项目 (自由探索类) (202303021212157、202303021221149)

作者简介: 解毅 (1989—), 男, 副教授, 博士, 主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究, E-mail: xieyi@sxnu.edu.cn

通信作者: 荀兰 (1995—), 女, 副教授, 博士, 主要从事农业遥感研究, E-mail: xunlan@sxnu.edu.cn

0 引言

玉米作为我国第一大粮食作物,年产量占全球23%,总消费量位列全球第2位^[1]。及时、准确地掌握玉米种植面积状况,对提高农业生产效率、保障粮食安全及推进农业政策制定至关重要^[2]。

随着全球粮食安全压力加剧和精准农业需求提升,农业遥感技术已成为作物类型识别与面积监测的核心手段^[3-4]。光学遥感数据通过光谱特征反映作物生理状态^[5],而雷达数据则凭借其主动微波遥感特性,可穿透云层获取地表结构信息。但传统单一数据源在农业应用中存在固有局限:①光学影像易受云雨干扰,而作物生长关键期(如玉米拔节至灌浆期)往往与雨季高度重合,导致光学数据缺失,难以捕捉完整的作物生长轨迹。②雷达数据对地表粗糙度和几何结构敏感,但缺乏光谱信息使其难以满足特征相似作物的分类任务^[6]。近年来,多源遥感数据融合因其在时空分辨率互补和特征信息丰富性方面的优势,在作物识别领域被证实具有较大潜力^[7]。特别是光学与雷达数据的协同,对于高秆作物(如玉米)而言,其独特的行播种植模式和垂直茎秆结构,可被雷达数据有效捕捉;而其冠层叶绿素含量的动态变化则可被光学数据敏锐响应。这种多维度信息的互补为实现高精度作物制图提供了有效解决方案^[8-10]。GF-6作为第一颗携带红边波段的国产光学卫星,其16 m的空间分辨率、4 d的重访周期和800 km的幅宽,相比于Landsat-8和Sentinel-2展现出独特优势,有助于有关部门对农业资源实现高频次、高精度监测^[11]。基于此联合GF-6和Sentinel-1数据进行玉米制图,源于二者在信息维度和时空观测能力的互补性,能够有效解决单一数据源在复杂农业环境下面临的核心瓶颈^[12-13]。但当前研究对GF-6数据与雷达数据相结合在作物识别中的应用,特别是与Sentinel-1数据的结合还有待深入探索^[14-16]。

在识别方法上,传统监督分类方法利用训练样本进行分类器训练,如支持向量机、随机森林(Random forest, RF),在特定场景下取得显著成效^[17-18]。近年来,深度学习方法(如卷积神经网络等)凭借强大的特征学习能力,进一步提升了分类精度^[19-20]。然而,这些方法均存在显著局限性:①分类模型的性能高度依赖足量、均衡的标注样本,而遥感应应用中常面临历史数据标签缺失、地面样本获取费时费力等问题。②深度学习的黑箱特性导致分类结果可解释性不足,难以满足精准农业管理、农业资源监测等对决策透明度要求较高

的应用场景需求^[21]。因此,基于物理意义显性化指数构建与阈值划分的分类方法,成为解决样本依赖和识别效率低的有效途径^[22-23]。因此研发一种玉米制图指数进行玉米识别提取,是实现快速精准制图的有效途径。

本研究选取山西省晋中市寿阳县为研究区,联合GF-6 WFV与Sentinel-1 SAR影像提取多时相多特征集构建协同玉米制图指数(Synergistic maize mapping index, SMMI),同时结合地物样本确定阈值,实现研究区春玉米的快速制图,以期为多云雨区春玉米快速识别提供方法参考。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

研究区寿阳县位于晋中盆地东北边缘的黄土丘陵山地,处于全国第二级地形阶梯上,其地势西北高东南低,地理范围为37°32′~38°05′N 112°46′~113°28′E(图1)。该县地处温带,属典型大陆性季风型半湿润气候,地势较高地形复杂,平均海拔约1 200 m;春秋气候差异小,雨水集中在夏季;年平均气温为7.4℃,年平均降水量为518.3 mm,全年日照时数平均为2 858.3 h,适宜春玉米生长。该地的主要种植作物为春玉米,少部分地区种植大豆、高粱、红薯。寿阳县作为农业大县,其玉米产量为全省最高,是全国重要粮食生产基地。

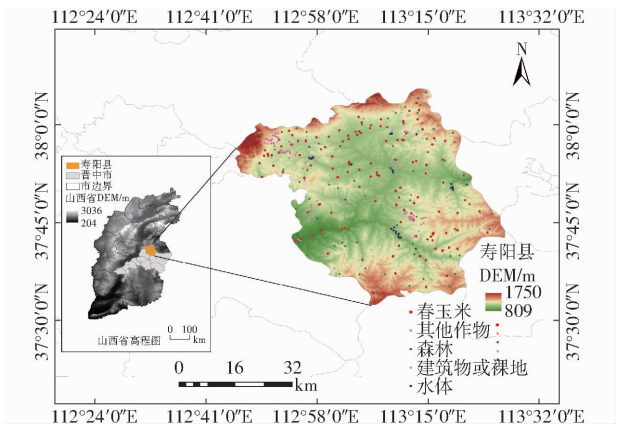


图1 研究区地理位置及样本点分布

Fig.1 Geographical location of study area and distribution of sample points

1.2 数据获取及预处理

1.2.1 GF-6 WFV 数据

本研究使用的GF-6 WFV影像来源于中国资源卫星应用中心网站(<https://data.cresda.cn>)。考虑到寿阳县春夏季主要种植作物为春玉米,少部分为大豆,结合作物生长期遥感影像质量,选取2021年5—8月的12景GF-6 WFV L1A影像为数据源,依次进行辐射定标、大气校正、正射校正预处理。其

中,辐射定标采用中国资源卫星中心提供的系数;大气校正采用 ENVI FLAASH 模块,校正过程中的气溶胶模型设置为“乡村型(Rural)”,大气模型设置为“中纬度夏季(Mid-Latitude Summer)”,波谱响应函数由 ENVI 中国国产卫星支持工具提供;正射校正采用有理多项式模型(Rational polynomial coefficients, RPC)配合 SRTM 30 m 分辨率数据处理;GF-6 影像预处理全程在 ENVI 软件操作完成。对于部分不能完全覆盖研究区的影像,选用相同日期影像依据寿阳县矢量边界进行裁剪并拼接,最终得到 7 幅完整覆盖寿阳县的 GF-6 WFV 影像。本研究时段内寿阳县正值雨季,GF-6 影像普遍受到云层干扰,原始影像平均云量覆盖率达 15% 以上,导致关键物候期内的有效光学观测数据不足。为此本研究引入 Sentinel-1 SAR 数据,利用其可穿透云层的观测能力,弥补因云层导致的光学信息缺失,保障时间序列数据的完整性。影像时相的选取依据当地作物的物候信息表(表 1),其中 8 月中下旬为春玉米生长发育的后期。

表 1 研究区主要作物物候信息及 GF-6 WFV 影像时相
Tab.1 Phenological information of main crops in study area and phase of GF-6 WFV images

	4 月			5 月			6 月			7 月			8 月			9 月
作物	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中
	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬	旬
春玉米	播种			三叶			拔节—抽穗			开花—蜡熟			收获			
大豆				播种			三叶/旁枝			开花			结荚			收获
影像日期	05-09			05-30			06-27			07-09			07-14			08-27

注:黄色表示播种期;绿色表示生长期;橘色表示收获期。

1.2.2 Sentinel-1 数据

本研究所采用的 Sentinel-1A 雷达影像从谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台获取。Sentinel-1 主动微波遥感卫星是由 2 颗极轨卫星组成,重访周期为 6 d,搭载的传感器为 C 波段合成孔径雷达。其雷达成像系统中干涉宽幅模式是陆地观测的主要成像模式。本研究数据获取时段 Sentinel-1A 与 Sentinel-1B 均在轨运行,考虑数据质量后仅选用 Sentinel-1A 卫星采集的影像。Sentinel-1C 卫星于 2024 年发射不在本研究考虑范围内。GEE 平台提供的分辨率为 10 m 的 VV、VH 双极化 GRD 数据已经过轨道校正、热噪声去除、辐射定标和地形校正等预处理。为进一步提高影像质量,本研究对所有 Sentinel-1 影像在 SNAP 软件内进行了 Refined Lee 滤波处理,以抑制相干斑噪声。选取寿阳县 2021 年 5—8 月双极化(VV、VH)GRD 数据共 28 幅,为与

GF-6 数据保持时空尺度一致,针对每个目标日期,计算其前后 3 日期间所有覆盖研究区可用影像的 VV 和 VH 极化后向散射系数中值,分别生成目标日期的 VV 和 VH 合成影像,并重采样至 16 m,最后形成与 GF-6 数据日期一致的 7 幅 VV、VH 影像。除 VV 和 VH 极化特征之外,本研究还计算二者乘积作为雷达候选特征,以区分春玉米和其他地物。

1.2.3 样本数据与统计数据

本研究的样本数据通过野外实地采样结合 GEE 高空间分辨率影像目视解译获取。依据寿阳县实际作物种植情况,将样本分为 2 类:春玉米和非玉米。非玉米样本包括其他作物、森林、建筑物或裸地及水体,其他作物有大豆、高粱、蔬菜等。共获取样本 440 个,包括春玉米 157 个,非玉米样本 283 个,其中其他作物 90 个,森林 79 个,建筑物或裸地 70 个,水体 44 个。寿阳县春玉米种植面积统计数据来自山西省统计年鉴(<https://tjj.shanxi.gov.cn/tjsj/tjnj/>)与晋中市统计年鉴(<https://www.sxjz.gov.cn>),用于与遥感提取的玉米面积进行对比以评估 SMMI 的精度。

2 研究方法

基于寿阳县 GF-6 和 Sentinel-1 影像构建时间序列光学与雷达特征,利用随机森林算法分类并进行特征重要性排序。选择重要性较高的特征构建协同玉米制图指数用于春玉米种植区域识别,并与监督分类器和其他玉米提取产品进行对比。研究技术流程如图 2 所示。

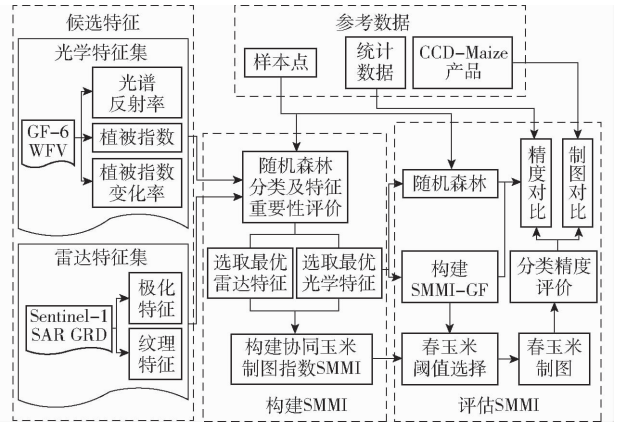


图 2 研究技术流程

Fig. 2 Research technology flowchart

2.1 特征提取

研究共选用 34 个特征,部分特征变量及计算方式如表 2 所示。选择 GF-6 影像的 B1~B8 波段作为光谱特征,其中 B5、B6 波段为红边波段,对于植被监测具有重要意义^[24]。另外还计算了春玉米提

表 2 部分特征变量及计算方式

Tab.2 Some characteristic variables and calculation methods

类型	变量特征	计算方法	参数设置
植被指数	归一化植被指数 (NDVI)	$(B_4 - B_3) / (B_4 + B_3)$	
	归一化差异红边植被指数 1 (NDVIre1)	$(B_4 - B_5) / (B_4 + B_5)$	
	归一化差异红边植被指数 2 (NDVI710)	$(B_5 - B_3) / (B_5 + B_3)$	
	红边归一化植被指数 (NDRE)	$(B_6 - B_5) / (B_6 + B_5)$	
	增强型植被指数 (EVI)	$a(B_4 - B_3) / [B_4 + (bB_3 - cB_2) + 1]$	$a = 2.5; b = 6; c = 7.5$
	土壤调节植被指数 (SAVI)	$(1 + L)(B_4 - B_3) / (B_4 + B_3 + L)$	$L = 0.5$
	重归一化植被指数 (RDVI)	$(B_4 - B_3) / (B_4 + B_3)^{0.5}$	
	改进型叶绿素吸收比率指数 (MCARI)	$B_4 - B_3 - (B_4 / B_3) [a(B_4 - B_2)]^{0.5}$	$a = 0.2$
植被指数变化率	转换型植被指数 (TVI)	$a[b(B_4 - B_2) - c(B_3 - B_2)]$	$a = 0.5; b = 120; c = 200$
	NDVI、NDVIre1、NDVI710、NDRE、EVI、SAVI、RDVI、MCARI、TVI	$V = (M_2 - M_1) / M_1$	

注:表中 B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 、 B_5 、 B_6 、分别为 GF-6 影像 B1 ~ B6 波段的反射率; V 为植被指数变化率, M_1 为前一月植被指数, M_2 为后一月植被指数, L 为土壤调节因子, a 、 b 、 c 为系数。

取研究中常用的 9 个植被指数作为构建 SMMI 的光学候选特征^[25];其中归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 和重归一化植被指数 (Renormalized difference vegetation index, RDVI) 是衡量玉米覆盖度的经典指标及其改进型,被广泛应用于玉米生长监测;红边归一化植被指数 (Normalized difference red edge index, NDRE) 以及利用 GF-6 的 2 个特有红边波段计算归一化差异红边植被指数 1 和 2 (NDVIre1, NDVI710) 能有效缓解玉米生长中后期 NDVI 的饱和问题,持续响应叶绿素含量和冠层结构的变化,对区分玉米与其他处于不同物候期的作物 (如较早成熟的大豆) 具有独特优势;转换型植被指数 (Triangular vegetation index, TVI) 则能增强玉米在生长旺盛期与其他低矮植被或作物的对比度;增强型植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI) 在玉米生长旺季相比于 NDVI 更不易饱和,对土壤背景和大气条件的依赖性较低;土壤调节植被指数 (Soil adjusted vegetation index, SAVI) 在玉米生长初期能有效抑制土壤亮度影响,便于早期玉米识别,参数 L 取 0.5 旨在减少裸露土壤背景影响;改进型叶绿素吸收比率指数 (Modified chlorophyll absorption in reflectance index, MCARI) 则对叶片层级的叶绿素浓度变化敏感,有助于反映玉米健康状况^[26]。其中部分植被指数的参数根据地物覆盖度情况而定^[27]。植被指数变化率特征则由对应的植被指数计算而来,可突出春玉米植被指数时序曲线与其他地物的季节性差异。

基于雷达影像提取极化特征与纹理特征。本研究选择 Sentinel-1 的 VV、VH 极化特征及两者乘积,因各类样本的两者相除运算结果均在 1 ~ 2 之间,相差较小故未使用。利用 VH 极化特征对体积散射的敏感性,玉米作为高秆作物,其生长的粗壮垂

直茎秆会引发强烈的多次散射,因此 VH 可用于区分玉米与低矮作物 (如大豆、红薯) 或裸地;VV 极化特征对表面散射和二面角反射更为敏感,对土壤含水率、粗糙度及玉米播种方向敏感性强。单一 VH 或 VV 极化特征可能受各因素影响导致差异不大,因此利用二者乘积进一步放大差异,增强极化特征对玉米的识别能力。此外,纹理特征作为一种全局特征,对噪声具有较强抵抗能力。结合玉米通常采用的行播种植方式,其冠层在遥感影像上会形成有序的周期性纹理。其他作物 (如大豆、高粱等) 因株型或行播尺度不同反映出纹理周期性差异,而森林的纹理则更为随机,建筑用地则具有高对比度的边缘纹理,这种纹理差异为识别玉米提供了关键依据。本研究使用灰度共生矩阵 (Gray level co-occurrence matrix, GLCM)^[28] 提取纹理特征。同时为避免特征过多造成计算复杂,故选择了常用的对比度 (Contrast)、相关性 (Correlation)、熵 (Entropy)、同质性 (Homogeneity) 和异质性 (Heterogeneity) 共 5 个纹理特征。其中对比度可衡量影像的纹理沟壑深浅,玉米田的行列结构会形成较高对比度;相关性用于衡量纹理的行列方向相似性,规则种植的玉米田在顺行方向上有较高相关性;熵、同质性和异质性则衡量影像纹理的随机性或均匀性,均质的玉米冠层有较低熵值、较高同质性,而混杂的林地或城镇则熵值和异质性均较高。

2.2 特征选择

随机森林是一种基于决策树的方法^[29],该方法具有较强的泛化能力和稳定性,广泛应用于农作物识别领域。本研究将决策树的数量设置为 100,选择 20% 数据用于验证,80% 数据用于训练。利用总体精度 (Overall accuracy, OA)、用户精度 (User

accuracy, UA)、生产者精度 (Producer accuracy, PA) 和 F1 分数评价分类精度,并输出特征的重要性排序,作为构建 SMMI 的依据。

随机森林算法能够通过重要性评价来评估特征变量预测目标变量的贡献率^[30]。本研究选择排名领先的前 n 个特征作为构建 SMMI 的特征,并绘制样本点特征时序变化曲线,分析特征对应关键时间节点春玉米和非玉米的差异。

2.3 阈值选择

SMMI 需要设置适当的阈值以区分春玉米和其他地物,因此最优阈值的确定是春玉米识别的关键,本研究采用经验阈值法确定最优阈值。通过计算不同阈值对应的分类精度,以总体精度达到最高时对应的阈值作为最优阈值。

2.4 精度评价和对比

本研究利用验证样本对基于 SMMI 的分类结果进行精度评价;基于混淆矩阵计算 OA、F1 值、PA 和 UA。将 SMMI 估测的玉米面积与寿阳县统计数据进行对比,评价估测面积的精度。同时,为测试光学和雷达特征相结合对分类精度的影响,仅使用光学特征构建一个 SMMI-GF 指数用于对比。为进一步评估 SMMI 制图结果,还设置两组方案进行对比研究(表 3)。随机森林算法参数设置及样本训练集和验证集保持不变。

表 3 实验方案信息

Tab.3 Information of experimental programs

实验方案号	实验方案
1	SMMI
	SMMI-GF
	RF(SMMI 构建特征)
2	SMMI
	RF(GF-6 特征集)
	RF(Sentinel-1 特征集)
	RF(GF-6 与 Sentinel-1 特征集)

实验方案 1 将参与构建 SMMI 的特征作为输入特征训练随机森林模型,并与 SMMI 和 SMMI-GF 进行对比。

实验方案 2 分别将 GF-6、Sentinel-1 以及联合 GF-6 与 Sentinel-1 的特征集作为随机森林模型的输入特征进行训练,对使用不同特征集训练后随机森林模型的分类精度与 SMMI 的精度进行对比。除上述 4 类指标外,还增加 Kappa 系数,用于衡量各方法分类精度的可靠性。

为更直观比较 SMMI 的制图效果,与彭琼艳等^[31]发布的 2001—2023 年中国玉米种植分布数据集(CCD-Maize)进行对比,该数据集基于 Landsat/

Sentinel-2 NDVI 融合数据采用时间加权动态时间规划算法(Time-weighted dynamic time warping, TWDTW)获得玉米识别结果,其空间分辨率为 30 m,平均总体精度为 80.06%。在县域尺度,识别面积与统计面积的相关系数(Coefficient of determination, R^2)为 0.66~0.90。该产品可从国家科技资源共享服务平台(<https://www.nesdc.org.cn/>)获取。为保证空间分辨率一致,将 2021 年的玉米制图结果重采样至 16 m。此外,本研究选取典型春玉米种植地块,对 7 月光学影像和雷达影像目视解译,将真实空间分布情况同 SMMI、CCD-Maize 产品、随机森林方法 3 类制图结果对比。

3 结果与分析

3.1 协同玉米制图指数的构建

3.1.1 最优特征选择

基于 GF-6 提取的特征生成不同特征变量个数与分类总体精度的关系曲线(图 3)。可知特征数量与分类总体精度的关系变化分为 4 个阶段。首先,在前 13 个特征区间分类精度快速上升至 87.50%,是由于前期特征重要程度较高且相互间冗余度较低;然后,在第 13~37 个特征间精度波动且下降至 82.96%;接着分类精度波动间逐步上升,在第 75 个特征时达到最高精度 88.64%;最后,在第 76~182 个特征间,精度虽波动但未再突破升高,这是由于后期特征的重要性较低且冗余度高,对分类精度影响较小。由于在第 75 个特征变量处分类精度最高,所以选择前 75 个特征绘制重要性排序(图 4),其中前 5 名的特征重要性断层领先,而重要性较低的特征对分类任务几乎没有贡献,造成了数据冗余。因而确定排名前 5 的特征为最优光学特征。

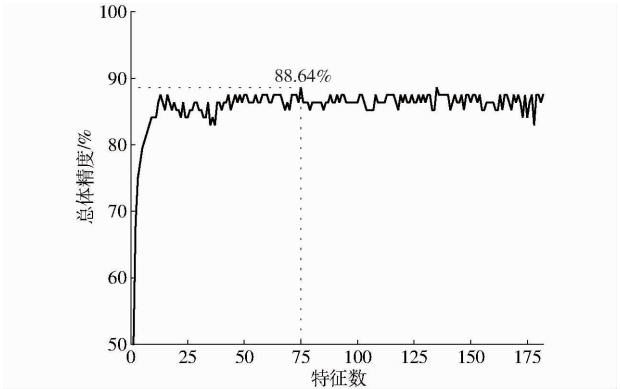


图 3 分类精度随特征数量的变化曲线

Fig.3 Curve of classification accuracy varying with number of features

使用同样方法提取 Sentinel-1 SAR 特征,获取

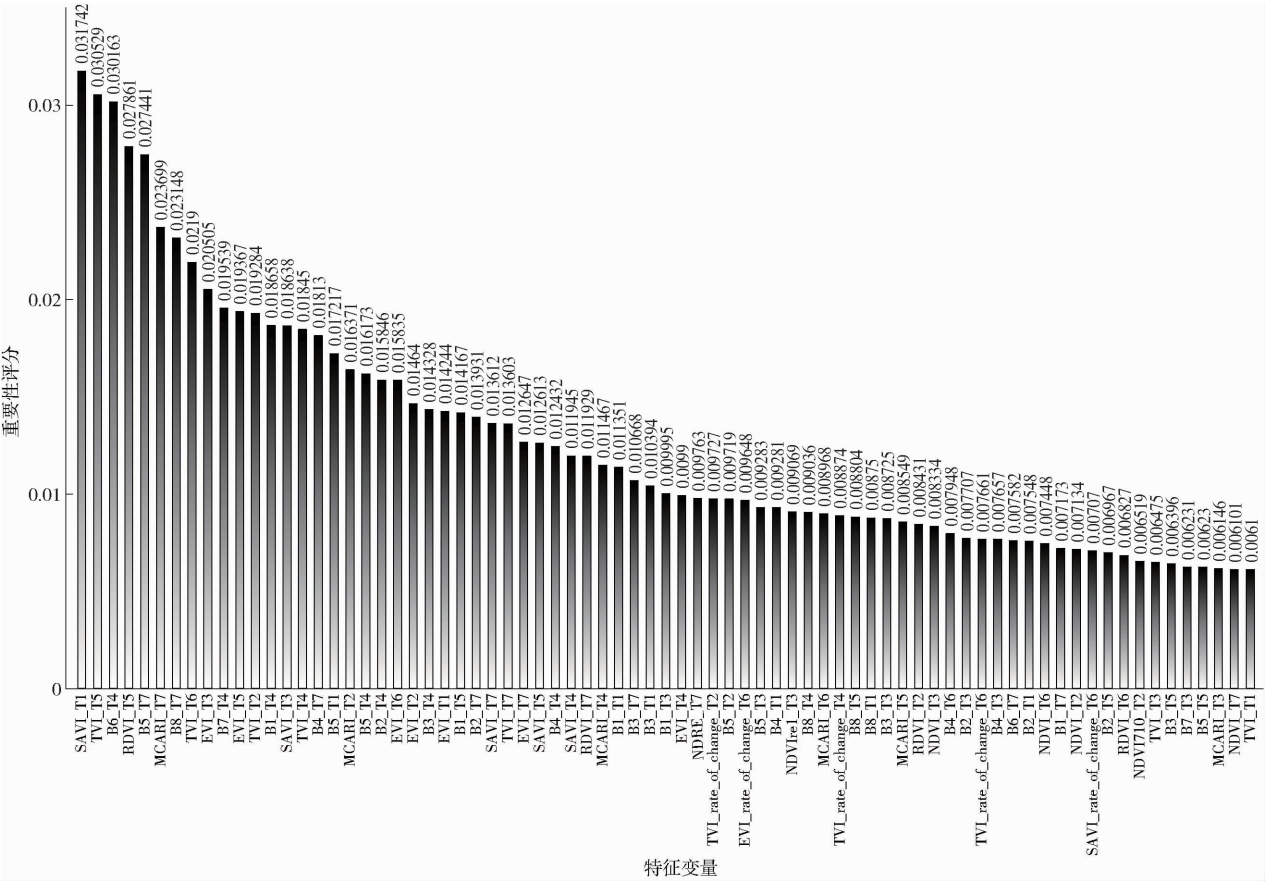


图 4 光学特征重要性排序

Fig.4 Order of importance of optical features

突出贡献特征作为构建 SMMI 的候选特征。将包含极化特征与纹理特征的雷达特征集输入随机森林算法并输出特征重要性占比饼状图(图 5),排名第 1 的 VH 特征明显领先其他特征,因而可确定其为最优雷达特征。

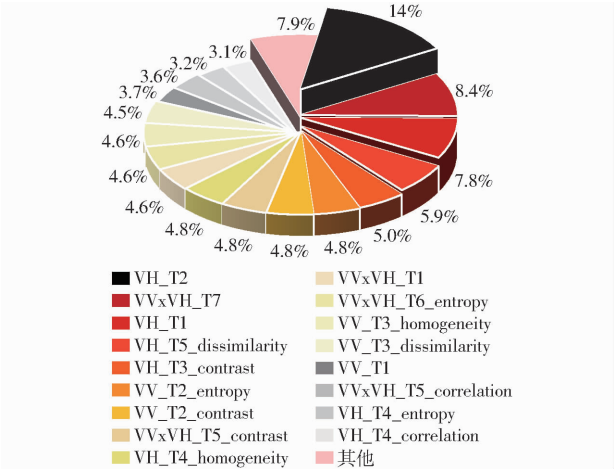


图 5 雷达特征重要性占比 3D 饼状图

Fig.5 3D pie chart of proportion of radar feature importance

3.1.2 SMMI 的计算

确定最优光学特征包括:SAVI_T1(5 月 9 日的 SAVI,其他特征命名规则相同)、TVI_T5、B6_T4、RDVI_T5、B5_T7。这 5 项特征覆盖了春玉米播种期

(T1)、拔节-抽穗期(T4 - T5)和开花-蜡熟期(T7),具有时序互补性;且其波段具有代表性,包含了红边(B5、B6)及衍生植被指数。绘制样本点 B5、B6、TVI、RDVI、SAVI 特征时序变化曲线图,分析春玉米和非玉米最优特征曲线差异(图 6a ~ 6e)。可以看出,春玉米在 5 月 9 日的 SAVI 和 8 月 27 日的 B5 反射率低于除水体外的其他地物,而在 7 月 14 日的 TVI 和 RDVI 大于其他地物,以及在 7 月 9 日的 B6 反射率大于除其他作物外的其他地物。为进一步放大差异,构建策略遵循增强类间对比度原则:分子聚合拔节抽穗期高响应特征(TVI_T5 + RDVI_T5 + B6_T4),分母整合播种期与蜡熟期低响应特征(SAVI_T1 + B5_T7)。该方法通过物候轨迹差异放大分类信号,作为最优光学特征构建 SMMI。

同样绘制样本点 VH_T2 特征随时间变化曲线,如图 6f 所示,表明春玉米在 5 月 30 日的 VH 低于除水体外的其他地物,同样为扩大差异将其设为分母,作为最优雷达特征构建 SMMI。

将最优特征依上述原则构建 SMMI,以区分春玉米与其他地物,计算公式为

$$SMMI = \frac{TVI_T5 + RDVI_T5 + B6_T4}{SAVI_T1 + B5_T7 + (VH_T2 + \alpha)\theta} \quad (1)$$

式中,α 为变量,取 50 以确保分母为正值;变量 θ 设

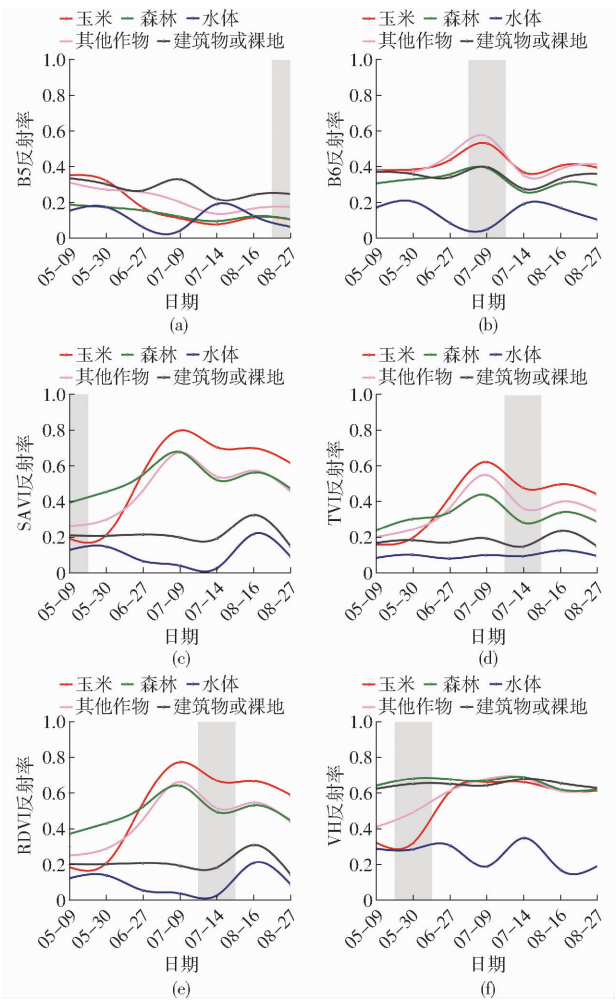


图 6 重要特征时序变化曲线

Fig. 6 Temporal variation curves of important features

置为 0.01。T 表示各特征对应的影像时间,其中 TVI 和 RDVI 对应 7 月 14 日,SAVI 对应 5 月 9 日; B5、B6 和 VH 分别对应 8 月 27 日、7 月 9 日和 5 月 30 日。

此外,为测试联合光学与雷达特征在春玉米识别中的优势,评价雷达特征贡献,本研究构建了无雷达特征对照指数 SMMI-GF。其与 SMMI 共享最优光学特征架构,仅移除了 VH_T2 特征。通过对比两者精度可分析雷达特征在春玉米识别中的重要性,计算公式为

$$SMMI-GF = \frac{TVI_{T5} + RDVI_{T5} + B6_{T4}}{SAVI_{T1} + B5_{T7}} \quad (2)$$

为探究春玉米与非玉米间的 SMMI 差异,计算 5 类地物样本的 SMMI(图 7)。春玉米、其他作物、森林、建筑物或裸地、水体的 SMMI 平均值分别为 3.21、1.96、1.43、0.86 和 0.29,春玉米的 SMMI 明显高于其他地物。用独立 t 检验评估春玉米和其他地物 SMMI 平均值间的差异(表 4),表明春玉米和非玉米样本平均值差异显著,SMMI 对区分春玉米和非玉米作物,以及春玉米和非作物地物均具有重要作用。

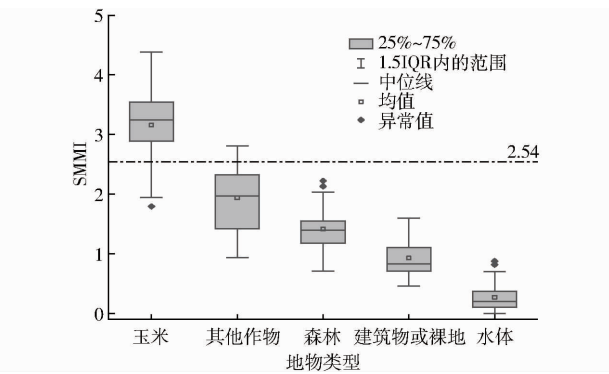


图 7 春玉米和其他类地物样本 SMMI 值的分布箱型图

Fig. 7 Distribution box plots of SMMI values for spring maize and other types of ground object samples

表 4 春玉米与其他地物 SMMI 和 SMMI-GF 样本平均值间的独立 t 检验 P 值

Tab. 4 Independent t-test P value between mean values of SMMI and SMMI-GF samples of spring maize and non-maize fields

参数	地物类型			
	其他作物	森林	建筑物或裸地	水体
样本数	90	79	70	44
SMMI P 值	< 0.001	< 0.001	< 0.001	< 0.001
SMMI-GF P 值	< 0.001	< 0.001	< 0.001	< 0.001

3.2 最优阈值的确定

本研究采用经验阈值法确定最优阈值。将样本点分为春玉米和其他地物两类,以 0.01 为步长,通过不断调整阈值,计算不同阈值下的分类精度(图 8)。随着阈值增加,总体精度、F1 分数呈现出先下降后上升再下降的变化,用户精度呈现出逐渐上升的趋势,而生产者精度呈逐渐下降变化趋势。当 SMMI 阈值设置为 2.54 时,总体精度达到最高。因此,将其确定为最优阈值。同样的方法应用于 SMMI-GF,确定其最优阈值为 4.12。

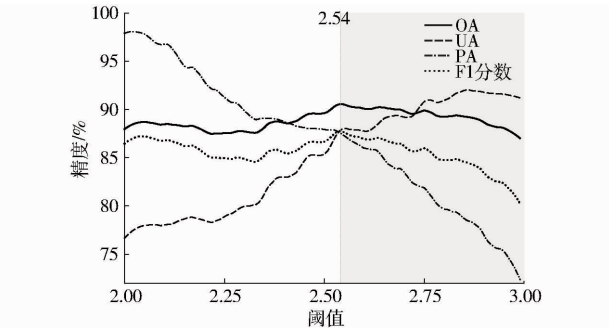


图 8 不同阈值下玉米识别精度变化曲线

Fig. 8 Variation of maize recognition accuracy under different thresholds

3.3 基于 SMMI 的玉米识别及精度评价

当 SMMI 阈值设定为 2.54 时,总体精度达到 90.72%,UA 与 PA 分别为 88.07% 和 87.8%,表明

存在春玉米漏分误分现象,可能原因在于田块破碎化导致的混合像元效应。为进一步评价基于 SMMI 的春玉米识别精度,绘制 2021 年寿阳县春玉米种植分布图(图 9),并进行面积精度评价。由图 9 可知,春玉米作为该县主要春播作物广泛分布于全县耕地地区,主要集中在中部和北部地区,在南部和深山地区中零星分布,城区周围春玉米种植分布均匀。对比统计数据,基于 SMMI 和最优阈值提取的春玉米面积为 449.66 km²,与寿阳县农业农村部公布的官方统计数据(463.52 km²)相比,估测面积少 13.86 km²,相对误差为 2.99%。该误差较低,可见 SMMI 在无监督条件下具备一定的可靠性,突破了对样本依赖瓶颈,其面积估算误差在 3% 以内,满足农业统计业务精度要求。

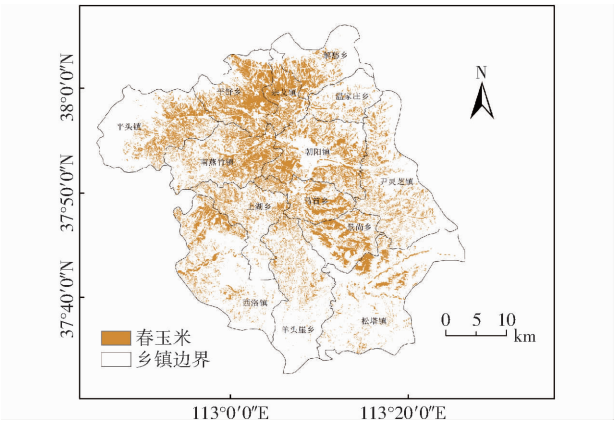


图 9 2021 年寿阳县春玉米空间分布

Fig. 9 Spatial distribution of spring maize in Shouyang County in 2021

3.4 方法精度对比

依据对比实验方案 1 进行精度对比(表 5)。首先,SMMI 在无监督模式下的精度显著优于随机森林模型。尽管后者采用相同多源特征集分类,但其各项指标较 SMMI 显著降低,印证了 SMMI 在样本稀缺场景下的优越性。该方案中随机森林模型分类精度较差是由于其对训练样本和输入特征的强依赖性,而 SMMI 通过耦合时序植被指数与雷达后向散射特征,实现了对春玉米物候-形态特征的物理表达,使其受训练数据偏差的影响显著降低。其次,通过 SMMI 与 SMMI-GF 的对比验证了多源特征融合策略的有效性。仅使用光学特征构建的 SMMI-GF,其 OA 和 PA 分别为 88.86% 和 85.54%,UA 和 PA 较 SMMI 下降超 2 个百分点,特别是 UA 降幅为 2.31 个百分点,表明 VH 特征反映作物结构信息对玉米识别的独特贡献。雷达数据在植被垂直结构敏感期(如抽雄期)有效弥补了光学特征在云雨干扰下的信息缺失,该优势在华北平原 6—7 月多云雨季尤为关键。

表 5 SMMI、SMMI-GF 及 RF 的分类精度

Tab. 5 Classification accuracies of SMMI, SMMI-GF and RF

指标	OA	UA	PA	F1 分数
SMMI	90.72	88.07	87.80	87.99
SMMI-GF	88.86	85.76	85.54	87.14
RF	78.41	77.11	76.91	77.89

实验方案 2 为检验 SMMI 阈值制图效果相比于多特征集分类器的优势,使用相同样本,分别将 GF-6 光学特征集、Sentinel-1 雷达特征集,以及联合 GF-6 与 Sentinel-1 特征集作为输入特征训练随机森林模型,并与 SMMI 分类结果进行对比,系统评估不同方法的精度(图 10)。结果表明,SMMI 在 5 项关键指标中展现显著优势,其 OA 与 Kappa 系数均居首位,表明 SMMI 在保持分类平衡性时,还具备最佳春玉米与非玉米识别一致性。对比单源特征集, Sentinel-1 特征集关键指标最低,GF-6 次之,表明了光学数据在玉米识别中的主导优势;且 SMMI 通过耦合光学时序特征与 SAR 纹理特征,有效增强了植被物候特征与空间结构信息的协同表达能力。对比 SMMI 与 GF6+S1 特征集,后者虽在 PA(92%)上提升较多,但因不同源数据机理差异,导致 UA 与 F1 分数较 SMMI 分别下降 4.59 个百分点和 0.6 个

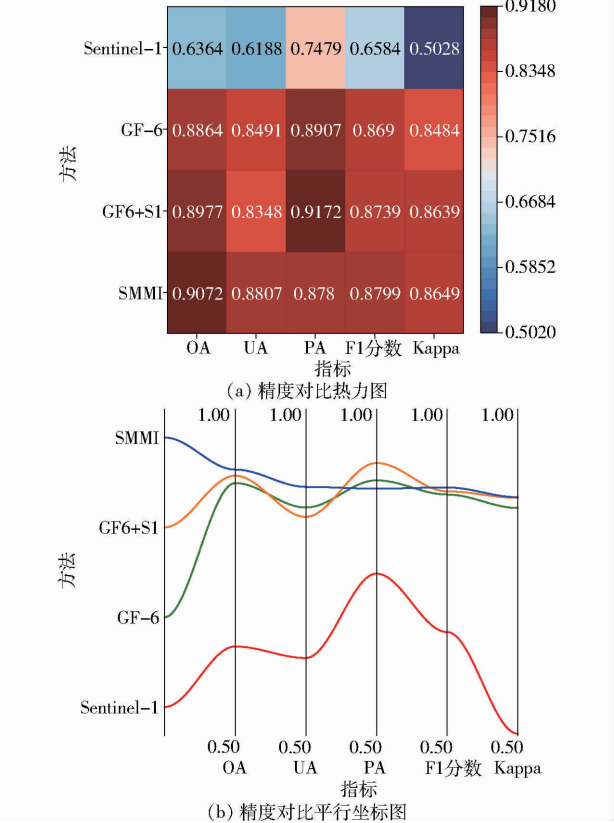


图 10 SMMI 与不同特征集训练随机森林模型精度对比

Fig. 10 Comparison of accuracy between SMMI and random forest models trained with different feature sets

百分点,反映出多源数据集合可能引入特征干扰的潜在风险;而 SMMI 仅使用 6 个特征数据即实现高于多源数据特征组的分类精度,不仅减少了数据冗余,还简便了特征时空配准与归一化处理,加快分类效率,适用于大面积快速制图任务。

3.5 分类结果对比

为评估 SMMI 制图效果,选取典型春玉米种植地块,对 7 月的光学标准假彩色影像和雷达影像目视解译,将春玉米空间分布情况同 SMMI 分类结果、多源特征组随机森林分类结果和 2021 年 CCD-Maize 数据集制图结果进行对比,如图 11 所示,不同

方法制图结果存在差异。图 11c 中随机森林模型的结果椒盐噪声相对较严重,春玉米种植地块无法完整提取,出现小区域错分现象,虽多源数据的使用提高了分类精度,但过多特征参与会导致数据冗余,使得该方法在春玉米制图应用上具有一定局限性;图 11d 中,椒盐噪声相对有所改善,但漏分现象仍存在,春玉米地块内仍有漏分现象;在图 11e 中,分类结果的椒盐噪声问题都得到了极大改进,与目视解译结果保持基本一致,边界清晰且地块完整提取,地块内错分、漏分情况最少,明显改善了春玉米和其他作物的误分状况,春玉米制图效果最好。

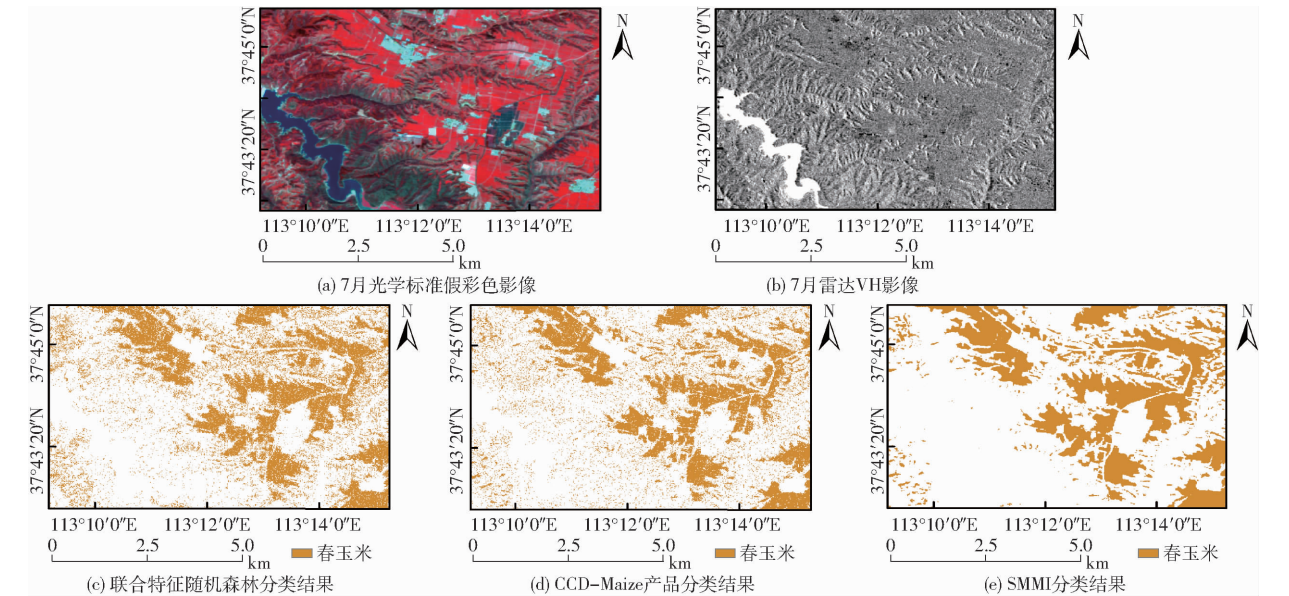


图 11 春玉米分类结果对比图

Fig. 11 Comparison of spring maize classification results

此外,SMMI 对春玉米集中种植区识别效果最优,对其他作物种植区也能更准确排除。对于单一作物种类的地块,随机森林模型和 CCD 产品出现了不完整田块提取结果,这可能是模型训练时需大量特征参与导致冗余,对异常信号的处理与判别过度复杂化;而 SMMI 基于阈值方法大大减少了最终决策时复杂信号的干扰。对于山地和小面积春玉米地块,SMMI 识别区域少于另两种方法提取结果,未能较好识别较小区域春玉米种植区,这是由于模型可从大量光学和雷达特征中提取信息,获取较 SMMI 更细微的特征差异,这对小区域春玉米识别具有积极作用。SMMI 与 CCD 制图的差异也可能源于:①Landsat 与 GF-6 的物候捕捉频率差异(16 d vs 4 d)。②TWDTW 算法要求时间序列完整,而 SMMI 只需关键生长期影像便可进行分类任务,避免了对完整时序数据的依赖性。

4 讨论

本研究提出了一种协同玉米制图指数 SMMI,

使用收获前的时间序列 GF-6 WFV 和 Sentinel-1 SAR 数据,利用 2 个红边波段反射率、TVI、RDVI、SAVI 以及 VH 后向散射系数构建了 SMMI。结果表明,在不使用训练样本的情况下,SMMI 可有效用于寿阳县春玉米分布制图。GF-6 的 B5 和 B6 波段在玉米识别中具有重要作用;春玉米在生长期的 TVI、RDVI 及 SAVI 植被指数变化曲线与非玉米样本有可区分差异;雷达特征中 VH 特征具有突出贡献。联合光学和雷达特征在春玉米识别中的表现优于单源特征。此外 SMMI 仅使用 6 个特征便可完成识别任务,分类精度优于监督分类器,可为地面样本缺乏区域的春玉米制图提供重要手段。但本研究未探究寿阳县外 SMMI 的最优阈值,该指数在大尺度面积上的适用性仍有待验证。此外,本研究构建的 SMMI 对于夏玉米或其他品种玉米种植区识别的适用性还有待验证。后续将利用多种物候玉米样本重点挖掘植被指数变化率和纹理特征,研发基于面向对象和阈值迁移算法的玉米制图方法,重点解决精

细尺度下不同玉米种类及跨区域导致的阈值差异, 以进一步提高 SMMI 适用性。

5 结 论

(1) 基于 GF-6 WFV 和 Sentinel-1 SAR 影像, 通过分析春玉米生长过程中的时序特征构建协同玉米制图指数 SMMI。通过耦合 GF-6 的 2 个红边波段, TVI、RDVI、SAVI 植被指数及 Sentinel-1 的 VH 后向散射系数, 实现了无监督条件下的高精度春玉米识别, 并从分类精度、方法对比和产品制图对比 3 个方面对 SMMI 指数进行了全面评估, 证明了其有效性。

(2) SMMI 基于春玉米关键物候期内光学与雷达特征的协同变化, 将其成熟期前物候与光学响应峰谷值和雷达散射谷值动态关联, 对春玉米与其他地物实现高精度分类, 可在收获期前完成春玉米分

布制图, 在光学遥感数据有限的多云雨地区普遍具有适用性。

(3) 将光学与雷达特征相结合的 SMMI 在春玉米制图中较仅使用光学特征的 SMMI-GF 取得更高精度, GF-6 红边波段与 Sentinel-1 VH 特征对玉米识别具有重要作用。此外 SMMI 仅需 6 个特征便可达到相较融合 GF-6 和 Sentinel-1 多源特征集训练的随机森林模型相似分类精度, 体现了 SMMI 在特征利用效率上的优势。

(4) 基于 SMMI 的玉米识别精度达到 90.72%, 基于最优阈值提取的寿阳县春玉米种植面积与官方统计数据的相对误差为 2.99%。在春玉米集中种植地块提取效果较好, 田块提取完整, 误分少, 区分春玉米和其他作物具有可靠性, 能有效应对复杂种植结构, 适用于县域尺度春玉米快速制图。

参 考 文 献

[1] 刘玉洁, 葛全胜, 戴君虎. 全球变化下作物物候研究进展[J]. 地理学报, 2020, 75(1): 14-24.
LIU Yujie, GE Quansheng, DAI Junhu. Research progress in crop phenology under global climate change[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(1): 14-24 (in Chinese)

[2] 付新阳, 崔利华, 董雨昕, 等. 去除土壤背景影响的多光谱遥感影像玉米叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 384-394.
FU Xinyang, CUI Lihua, DONG Yuxin, et al. Estimation of maize leaf area index from multi-spectral remote sensing with soil background effects removed[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 384-394. (in Chinese)

[3] 鲁向晖, 王倩, 张海娜, 等. 基于无人机多光谱遥感的芳樟矮林 SPAD 反演[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 201-209.
LU Xianghui, WANG Qian, ZHANG Haina, et al. Inversion of SPAD of cinnamomum camphora dwarf forest based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 201-209. (in Chinese)

[4] 袁翠霞, 任艳敏, 韩志强, 等. 高分辨率遥感影像的田间道路识别方法[J]. 测绘通报, 2023(1): 145-148.
YUAN Cuixia, REN Yanmin, HAN Zhiqiang, et al. Field road recognition method based on high-resolution remote sensing images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(1): 145-148. (in Chinese)

[5] 林欣怡, 汪小钦, 李蒙蒙, 等. 基于优选多源遥感特征和双分支卷积神经网络的茶园提取方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 446-456.
LIN Xinyi, WANG Xiaoqin, LI Mengmeng, et al. Tea plantation recognition method based on preferred multi-source remote sensing features and two-branch convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 446-456. (in Chinese)

[6] 冯权陇, 牛博文, 朱德海, 等. 土地利用/覆被深度学习遥感分类研究综述[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 1-17.
FENG Quanlong, NIU Bowen, ZHU Dehai, et al. Review for deep learning in land use and land cover remote sensing classification[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 1-17. (in Chinese)

[7] 宋杰, 张朝, 韩继冲. 基于 GEE 与多源遥感数据融合反演高时空分辨率物候[J]. 遥感学报, 2024, 28(11): 2910-2926.
SONG Jie, ZHANG Zhao, HAN Jichong. Inversion of high spatiotemporal resolution phenology based on GEE and multi-source remote sensing data fusion[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(11): 2910-2926. (in Chinese)

[8] WANG Y Y, FANG S H, ZHAO L L, et al. Parcel-based summer maize mapping and phenology estimation combined using Sentinel-2 and time series Sentinel-1 data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 108: 102720.

[9] QIU B W, LI Z R, YANG P, et al. Towards automation of national scale cropping pattern mapping by coupling Sentinel-1/2 data: a 10-m map of crop rotation systems for wheat in China[J]. Agricultural Systems, 2025, 227: 104338.

[10] 董文彪, 冯文哲, 屈萌钰, 等. 未来气候变化对黄淮海冬小麦-夏玉米轮作系统生产力影响[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 429-445.
DONG Wenbiao, FENG Wenzhe, QU Mengyu, et al. Influences of climate change on productivity of winter wheat and summer maize rotation system in Huang-Huai-Hai Plain[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 429-445. (in Chinese)

[11] 梁志国, 隋傲, 于颖, 等. 高分六号遥感数据在有林地识别中的应用[J]. 东北林业大学学报, 2020, 48(5): 35-39.
LIANG Zhiguo, SUI Ao, YU Ying, et al. Application of GF-6 remote sensing data in forest land identification[J]. Journal of

Northeast Forestry University, 2020, 48(5): 35–39. (in Chinese)

[12] 段金锁, 李峰, 秦泉, 等. 高分六号红边波段对夏玉米种植区识别的影响[J]. 海洋气象学报, 2023, 43(3): 104–112. DUAN Jinkui, LI Feng, QIN Quan, et al. Effect of GF-6 red-edge bands on identification of summer maize planting area [J]. Journal of Marine Meteorology, 2023, 43(3): 104–112. (in Chinese)

[13] WANG C, ZHANG X Y, WANG W J, et al. Understanding the potentials of early-season crop type mapping by using Landsat-8, Sentinel-1/2, and GF-1/6 data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109239.

[14] 谷晨鹏, 李静, 柳钦火, 等. 高分六号宽幅相机叶片叶绿素含量反演方法与验证[J]. 遥感学报, 2024, 28(10): 2553–2564. GU Chenpeng, LI Jing, LIU Qinhua, et al. Retrieval and validation of leaf chlorophyll content using GF-6 WFV imageries [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(10): 2553–2564. (in Chinese)

[15] 刘奕彤, 邵振峰, 吴长枝, 等. 基于高分六号的南昌市植被地上生物量遥感估算[J]. 测绘地理信息, 2024, 49(3): 107–112. LIU Yitong, SHAO Zhenfeng, WU Changzhi, et al. Remote sensing estimation of aboveground biomass of vegetation in Nanchang City based on GF-6[J]. Journal of Geomatics, 2024, 49(3): 107–112. (in Chinese)

[16] 沈蔚, 郝李华, 陈沐釜, 等. 高分六号遥感影像水深反演能力评价[J]. 海洋技术学报, 2023, 42(4): 28–34. SHEN Wei, HAO Lihua, CHEN Muyin, et al. Evaluation of bathymetric inversion capability of GF-6 remote sensing imagery [J]. Journal of Ocean Technology, 2023, 42(4): 28–34. (in Chinese)

[17] WANG M, MAO D, WANG Y, et al. Annual wetland mapping in metropolis by temporal sample migration and random forest classification with time series landsat data and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2022, 14(13): 3191.

[18] ZAHRA M M, SAEID P, MOHSEN A. Employing Sentinel-2 time-series and noisy data quality control enhance crop classification in arid environments: a comparison of machine learning and deep learning methods[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 142: 104678.

[19] 孙杰, 杨静, 丁书杰, 等. 基于多注意力机制与编译图神经网络的高光谱图像分类[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 183–192. SUN Jie, YANG Jing, DING Shujie, et al. Hyperspectral image classification based on multi-attention mechanism and compiled graph neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 183–192. (in Chinese)

[20] 张冬韵, 吴田军, 骆剑承, 等. 时空协同的农业种植结构遥感精细制图[J]. 遥感学报, 2024, 28(8): 2014–2029. ZHANG Dongyun, WU Tianjun, LUO Jiancheng, et al. Fine mapping of agricultural planting structure based on spatiotemporal synergy using remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(8): 2014–2029. (in Chinese)

[21] XUN L, ZHANG J H, CAO D, et al. A novel cotton mapping index combining Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multispectral imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 181: 148–166.

[22] 张倬, 杨娜, 钱金良, 等. 基于物候特征的时序 SAR 水稻指数构建及验证[J]. 农业工程学报, 2024, 40(20): 157–164. ZHANG Zhuo, YANG Na, QIAN Jinliang, et al. Construction and validation of paddy rice index using phenological features of SAR time series[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(20): 157–164. (in Chinese)

[23] CHEN Y P, HU J, CAI Z W, et al. A phenology-based vegetation index for improving ratoon rice mapping using harmonized Landsat and Sentinel-2 data[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2024, 23(4): 1164–1178.

[24] 梁继, 郑镇炜, 夏诗婷, 等. 高分六号红边特征的农作物识别与评估[J]. 遥感学报, 2020, 24(10): 1168–1179. LIANG Ji, ZHENG Zhenwei, XIA Shiting, et al. Crop identification and assessment based on red-edge features of GF-6[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2020, 24(10): 1168–1179. (in Chinese)

[25] 解毅, 王佳楠, 刘钰. 基于 Sentinel-1/2 数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 231–241. XIE Yi, WANG Jia’nan, LIU Yu. Research on winter wheat planting area identification method based on Sentinel-1/2 data feature optimization [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 231–241. (in Chinese)

[26] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998(4): 10–16.

[27] 吴朝阳, 牛铮. 基于辐射传输模型的高光谱植被指数与叶绿素浓度及叶面积指数的线性关系改进[J]. 植物学通报, 2008, 25(6): 714–721. WU Chaoyang, NIU Zheng. Improvement in linearity between hyperspectral vegetation indices and chlorophyll content, leaf area index based on radiative transfer models[J]. Chinese Bulletin of Botany, 2008, 25(6): 714–721. (in Chinese)

[28] FU Y, YANG G, SONG X, et al. Improved estimation of winter wheat aboveground biomass using multiscale textures extracted from UAV-based digital images and hyperspectral feature analysis[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 581.

[29] LI X, YANG C, ZHANG H, et al. Identification of abandoned jujube fields using multi-temporal high-resolution imagery and machine learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 801.

[30] 张磊, 宫兆宁, 王启为, 等. Sentinel-2 影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报, 2019, 23(2): 313–326. ZHANG Lei, GONG Zhaoning, WANG Qiwei, et al. Wetland information extraction in the Yellow River Delta based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2019, 23(2): 313–326. (in Chinese)

[31] 彭琼艳, 沈若缺, 李向前, 等. 2001—2023 年中国玉米种植分布数据集[DS/OL]. 国家生态科学数据中心, 2023. <https://doi.org/10.57760/sciencedb.08490>. <https://cstr.cn/31253.11.sciencedb.08490>.