doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.027

基于 Sentinel－1/2 数据优势特征选择的冬小麦层级提取方法

王丽美　姜永涛　张彩丽　鲁春阳
（河南城建学院测绘与城市空间信息学院，平顶山 467036）

摘要：利用遥感技术快速获取冬小麦种植区域及其变化信息对于保障国家粮食安全、实现区域农业可持续发展具有重要意义。本研究利用 Google Earth Engine（GEE）平台上冬小麦物候期间的 Sentinel－1 SAR 和 Sentinel－2 光学遥感影像建立了冬小麦、冬油菜和其他地物类型的特征时间曲线，通过定性、定量地分析特征之间的时间序列差异及其类别可分性，确定提取冬小麦的优势特征，基于优势特征构建了冬小麦层级分类提取方法。该方法通过指数时间序列初步区分冬季作物与非冬季作物，接着利用 OTSU 算法分离冬小麦与冬油菜，最终实现冬小麦的高精度提取。研究结果表明，3 种层级分类方法中，“NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU”方法的冬小麦提取精度最高（OA 为 0.927，Kappa 系数为 0.854），且与“RF_全特征”方法的精度相当（OA 为 0.931，Kappa 系数为 0.863），3 种方法的“决策级融合”对精度提升作用有限；SAR 图像受到斑点噪声影响，VV（OA 为 0.879，Kappa 系数为 0.757）与 VH（OA 为 0.898，Kappa 系数为 0.796）波段的冬小麦提取精度低于 NDSVI 光学遥感指数的精度（OA 为 0.927，Kappa 系数为 0.854）；Sentinel－1 SAR 与 Sentinel－2 光学数据在时空分辨率与特征信息上互为补充，在多云多雨条件下，SAR 数据可有效补充光学遥感数据用于冬小麦提取，提升区域遥感监测的时效性与稳定性。本文提出的层级分类方法在特征分析上具备机理性与可解释性，且复杂度低、精度高、稳健性强，可有效应用于大范围、长时间序列的冬小麦识别与变化监测。

关键词：冬小麦；Sentinel－1/2；特征时间曲线；层级分类；Google Earth Engine
中图分类号：S512.11　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)07-0295-13　　**OSID**：

Hierarchical Classification Approach for Winter Wheat Mapping Based on Optimal Feature Selection Using Sentinel－1/2

WANG Limei　JIANG Yongtao　ZHANG Caili　LU Chunyang
(*School of Surveying and Urban Spatial Information*, *Henan University of Urban Construction*, *Pingdingshan* 467036, *China*)

Abstract: The rapid acquisition of information on winter wheat planting areas and their changes using remote sensing technology is of great significance for ensuring national food security and promoting sustainable regional agricultural development. Temporal feature curves of winter wheat, winter rapeseed, and other land cover types were established by using Sentinel－1 SAR and Sentinel－2 optical images during the phenological period of winter wheat on the Google Earth Engine (GEE) platform. By qualitatively and quantitatively analyzing the differences among the temporal feature curves of various land cover types, the optimal features for winter wheat extraction were identified. Based on these optimal features, a hierarchical classification approach for winter wheat was developed. This method firstly distinguished winter crops from other land cover types using vegetation index time series, and then applied the OTSU algorithm to separate winter wheat from winter rapeseed, thereby achieving high-precision extraction of winter wheat. The results showed that among the three hierarchical classification algorithms, the “NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU” algorithm achieved the highest extraction accuracy for winter wheat (OA of 0.927, Kappa of 0.854), which was comparable to that of the “RF_Full Feature” algorithm (OA of 0.931, Kappa of 0.863). The “decision-level fusion” of the three algorithms had a limited effect on improving accuracy. Due to speckle noise, SAR images exhibited lower extraction

收稿日期：2025－09－16　修回日期：2025－10－22
基金项目：河南省科技攻关计划项目（242102321123、242102320345）、河南省高等学校重点科研项目（25A420006）、河南城建学院高层次人才引进启动项目（K－Q2024012）和河南省自然科学基金项目（252300420836）
作者简介：王丽美（1984—），女，讲师，博士，主要从事农业遥感应用研究，E-mail：20231044@huuc.edu.cn

accuracy for winter wheat in the VV (OA of 0.879, Kappa of 0.757) and VH (OA of 0.898, Kappa of 0.796) bands compared with the NDSVI optical vegetation index (OA of 0.927, Kappa of 0.854). Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 optical data complemented each other in spatiotemporal resolution and characteristic information. Under cloudy and rainy conditions, SAR data effectively supplemented optical remote sensing data for winter wheat extraction, enhancing the timeliness and stability of regional winter wheat monitoring. The proposed hierarchical classification approach demonstrated mechanistic interpretability in feature analysis, low complexity, high accuracy, and strong robustness, and can be effectively applied to the identification and change monitoring of winter wheat over large areas and long time series.

Key words: winter wheat; Sentinel-1/2; temporal feature curve; hierarchical classification; Google Earth Engine

0 引言

作为全球三大粮食作物之一,冬小麦在粮食生产中扮演着不可替代的角色。尤其在中国,冬小麦是保障国家粮食安全的核心作物之一。根据国家统计局数据,近十年来,冬小麦年产量约占全国粮食总产量的20%左右,在保障口粮供给与维系农业稳定发展方面发挥着不可替代的作用[1]。随着全球气候变化、土地利用格局调整和农业结构优化的不断推进,冬小麦的种植面积、空间分布及产量呈现出动态变化趋势[2-4]。这些变化不仅影响区域粮食安全,也对农业政策制定和可持续发展战略提出了更高要求。因此,构建高时效性、高精度的冬小麦识别与动态监测技术体系,对粮食安全保障和农业可持续发展具有重要意义[5]。

遥感技术凭借其宏观、连续与高效的观测优势,已成为作物识别与分布制图的关键手段。随着传感器性能提升与时空分辨率的提高,遥感数据可从光谱、结构及物候等多维特征层面刻画作物生长特征,为作物分类提供了丰富信息[6]。目前,冬小麦识别主要依赖3类数据源与技术路径:基于光学遥感的光谱指数与时间序列分析、基于雷达遥感的散射特征提取和基于多源数据的特征融合与分类优化[7-9]。

光学遥感数据是冬小麦识别和制图中最常用的遥感数据源。常见的光学遥感卫星包括MODIS、Landsat系列、Sentinel-2以及高分辨率卫星(如高分一号、高分二号、WorldView和GeoEye)。植被指数(如NDVI、NDSVI、RENDVI等)反映作物光谱与物候特征,已在冬小麦识别中广泛应用[10-11]。光学遥感数据的优势在于其高空间分辨率和丰富的光谱信息,适用于精准的作物分类和制图。然而,光学影像易受云层与光照条件限制,在多云多雨地区存在数据缺失问题。相比之下,合成孔径雷达(SAR)数据(如Sentinel-1)具有全天候、全天时优势,能穿透云层并反映作物结构特性,可有效补充光学数据在不良天气条件下的不足[12-13]。近年来,Sentinel-1与Sentinel-2的联合使用显著提升了冬小麦识别的时空连续性与精度[14-15]。例如,利用Sentinel-1的SAR数据与Sentinel-2的光学影像融合,能够有效提高冬小麦识别的精度,尤其是在土地利用多样化或种植结构变化较快的地区[16-20]。

基于遥感影像的分类方法是冬小麦识别中最常用方法。主要采用的分类方法包括OTSU阈值法、支持向量机(Support vector machine, SVM)、随机森林(Random forest, RF)和卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)等[21-26]。在前期研究中,作者基于GEE云平台,融合Sentinel-1 SAR和Sentinel-2光学时间序列遥感数据,评估了时间加权动态时间规整算法(Time-weighted dynamic time warping, TWDTW)、RF和OTSU阈值法在小样本条件下的冬小麦制图精度,发现TWDTW算法精度最高且时间迁移性能最好[27]。然而,如何充分挖掘多源遥感数据的优势特征并优化分类策略,成为作物遥感识别的核心问题。传统机器学习方法(如SVM、RF等)在作物分类中表现稳定,但在特征选择和时序变化建模方面仍存在一定局限。针对这一问题,国内外学者提出了多种基于特征优化与层次分类的改进方法[28-31]。当前研究普遍关注多源特征融合与深度特征学习方面的精度提升,但部分模型结构复杂、参数量大、计算成本高,不利于在大尺度和长时间序列条件下推广应用。

针对上述问题,本文在前期研究工作的基础上[27],基于Sentinel-1 SAR与Sentinel-2光学时序数据的互补特性,提出一种以优势特征选择为核心、层级分类结构为框架的冬小麦提取方法。该方法以作物物候期时间序列分析为基础,通过定性与定量对比确定区分性最强的特征指标,构建特征时间曲线体系,并分层区分冬季作物与非冬季作物以及冬小麦与冬油菜。

1　研究区与参考数据

1.1　研究区概况

河南省是中国冬小麦的主要种植区，根据历年的农业统计数据，河南省冬小麦产量大致占中国冬小麦总产量的 38% ～40%（2021—2023 年），始终保持稳定的主产地地位，对河南省冬小麦种植区进行变化监测对于保障国家粮食安全、实现区域农业可持续发展具有重要战略意义。河南省每年冬小麦种植面积广泛，涉及的农业生态系统复杂且具有高度区域异质性。随着气候变化、土地利用方式的转变以及农田管理政策（如轮作方式）的调整，河南省冬小麦种植区的作物结构及分布可能发生显著变化。河南省农业施行家庭经营，灵活度较高，作物种植类型和结构多变，小地块和不规则地块较常见，同期作物、植被等与冬小麦光谱特征存在相似性，这些因素增加了冬小麦精准识别的难度。

在河南省平顶山市选择龙王沟和贾寨 2 块冬小麦种植区作为研究区（图 1），研究区内农业生产方式以家庭经营为主，种植模式灵活度较高，存在大量的细条状小地块，油菜、果园、林地、裸地等地块散布其中，呈现出种植结构复杂性的特点，具有较强的代表性。2 个研究区内，冬季作物种植面积占比第一位的均为冬小麦，其中贾寨（研究区 1）冬油菜种植面积较小且零散破碎，龙王沟（研究区 2）冬油菜种植集中且面积较大；裸地一般为预留地，用于种植花生；一些耕地地块种植了果园和林地。冬小麦在每年的 10 月种植，次年的 5—6 月收获；冬油菜一般在 9 月下旬至 10 月中旬种植，次年的 5 月中下旬收获，其生长期与冬小麦的生长期有很大程度的重叠，光谱特征也有很大的相似性，是冬小麦识别的重要干扰因素；花生的最佳播种期通常在 3 月中下旬至 4 月初，一般在 9 月中下旬至 10 月初收获，花生种植前的农田处于闲置状态，没有种植任何作物，此时地表呈现裸土特征，在彩色合成影像上的色调与小麦有明显差别。2020 年 2 个研究区的主要土地利用类型包括冬小麦、冬油菜、不透水面（如居民地、工厂、道路等）、裸地（如未播种的花生地）、林地（如树林、果园）等。

1.2　地面参考数据

根据研究区实际情况建立土地利用分类系统（表 1），结合研究区 2020 年田间采样数据、亚米级分辨率高分二号影像、3 月 Sentinel－2 超像素影像，以及冬小麦生长期的 NDVI 时序曲线，在 GEE 平台上人工采集 2020 年主要地物类型的样本点。利用超像素矢量边界对采样过程进行约束，使采样点靠近超像素的中心位置，避免选到混淆像素。

2　研究方法

如图 2 所示，首先，基于 GEE 遥感云平台，对 Sentinel－1 SAR 影像、Sentinel－2 多光谱影像进行预处理和超像素分割，分别得到光学、SAR 月度时

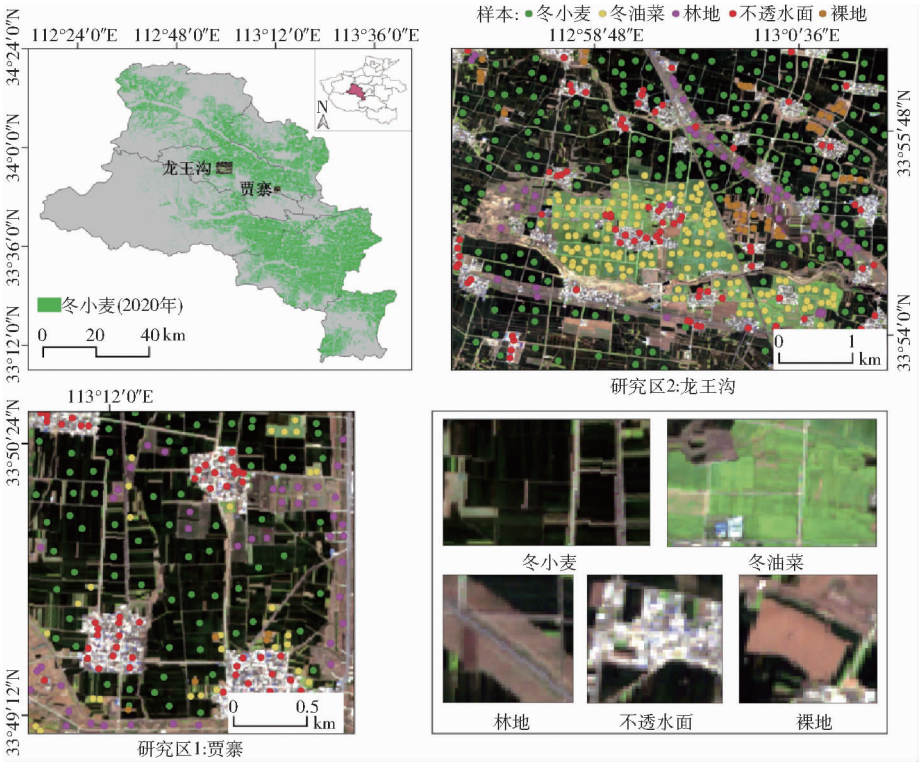


图 1　研究区地理位置与地面样本分布

Fig. 1　Geographical location of study area and distribution of ground samples

表 1 研究区分类系统

Tab. 1 Classification system in study area

类别	样本数量		样本说明
	贾寨	龙王沟	
冬小麦	71	177	主要冬季作物
冬油菜	23	139	主要冬季作物
林地	58	40	果园、树林、常绿林
不透水面	58	80	居民地、道路、工厂、大棚等
裸地	5	41	休耕地

间序列影像;其次,结合实地调查、高分数据和人工解译制作各地物类型的训练样本,通过分析不同地物类型与冬小麦特征时间曲线之间的差异确定用于冬小麦提取的优势特征;构建两级分类策略,依次进行冬季作物与非冬季作物区分以及冬季作物分离试验,提取出冬小麦并进行精度验证。

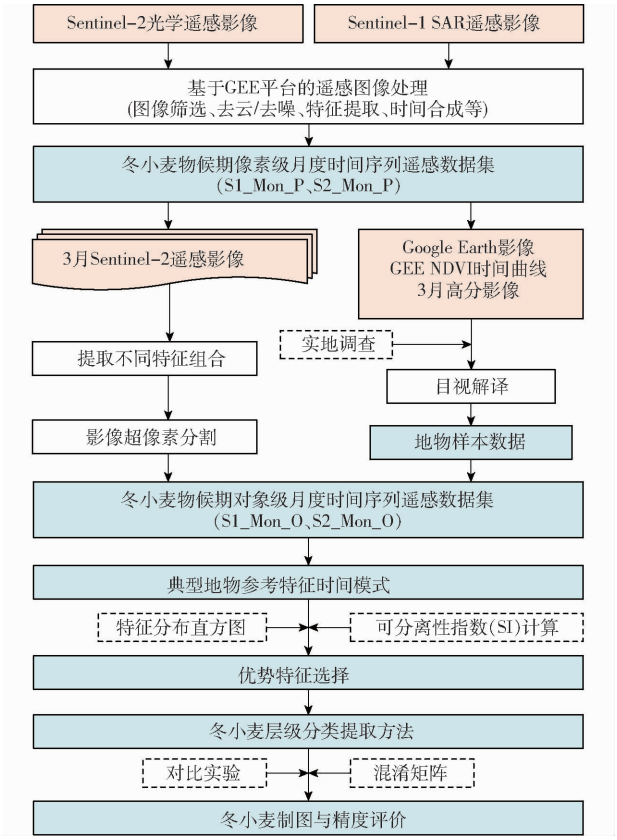


图 2 冬小麦提取研究方案

Fig. 2 Framework of winter wheat mapping

2.1 遥感数据及预处理

本文选用的遥感数据主要为欧空局地球观测卫星 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 光学数据,数据来源以及预处理均在 GEE 平台上完成(代码链接 https://code.earthengine.google.com/?accept_repo=users/jytwlm/Jiazhai),处理流程如图 3 所示。首先根据冬小麦的生长周期(2019 年 10 月 1 日至 2020 年 7 月 1 日)和研究区矢量边界对光学与 SAR 遥感影像进行筛选和裁剪,然后对 2 种遥感数据分别进行图像预处理、重采样、特征提取以及月度中值合成等处理,得到 Sentinel-1 和 Sentinel-2 月度时间序列数据集。图像固有噪声、成像条件以及数据处理等因素会造成作物的图像特征与真实特征的偏差,以及不同遥感图像上同类作物的特征畸变,通过月度中值合成,可以有效降低 Sentinel-1 图像斑点噪声的干扰,填补 Sentinel-2 光学图像去云过程留下的影像空洞,降低光学图像上由于去云不彻底而残留的云、阴影等像素的影响,同时削弱成像条件差异造成的遥感图像之间的色调差异,平滑时间序列从而提高作物的分类或监测精度[32-33]。

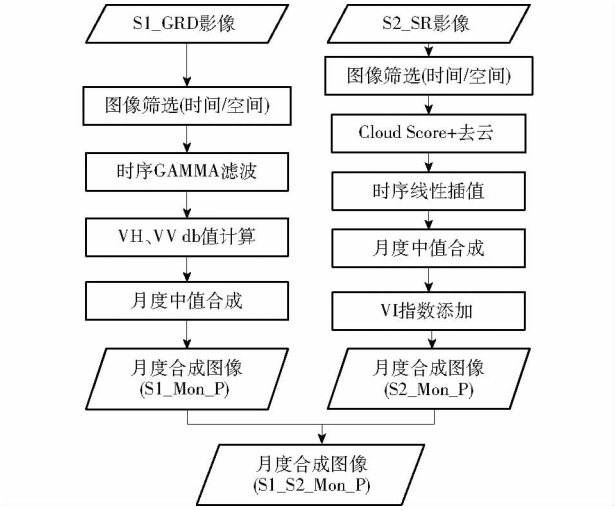


图 3 光学与 SAR 遥感数据处理流程图

Fig. 3 Processing of Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 optical images

2.1.1 Sentinel-2 光学数据处理

Sentinel-2 数据源选用经过大气校正的 Level-2A 地面反射率产品数据集 COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED,并对该数据进行以下处理:首先根据冬小麦的生长周期(2019 年 10 月 1 日至 2020 年 7 月 1 日)和研究区矢量边界对 Sentinel-2 数据进行筛选和裁剪,得到可用影像(贾寨 27 景,龙王沟 27 景),在传感器所有 13 个通道中选择 10 个反射光谱通道用于研究(表 2);接着采用 Cloud Score + S2_HARMONIZED 数据集对 Sentinel-2 影像进行去云处理,选择一个 45 d 长度的时间滑动窗口,利用时间窗口内存在的 Sentinel-2 影像,采用线性插值法对去云后产生的影像空洞的像素值进行填补,并对 20 m 分辨率的波段通道进行重采样,得到时空连续的 10 m 分辨率影像数据;然后采用中值合成方法对上述 Sentinel-2 影像数据进行月度合成处理;采用 Sentinel-2 的光谱通道进行指数计算得到 6 类遥感指数:归一化差值植被指数 NDVI[34]、归一化物候指数 NDPI[35]、归一化差异衰老植被指数

NDSVI[36]、红边归一化差值植被指数 RENDVI[37]、冬油菜指数 WRI[38]、叶绿素指数红边 CIRE[39]，最终得到具有 144 波段（16 类×9 时相）、10 m 空间分辨率的像素级 Sentinel－2 时间序列数据（表 3）。

表 2　Sentinel－2 的 10 个反射光谱波段特征参数

Tab. 2　Parameters of ten surface reflection bands of Sentinel－2 image

Sentinel－2 波段号	名称	中心波长/nm	空间分辨率/m	用途
B2	蓝	492.4	10	气溶胶校正，水体识别
B3	绿	559.8	10	植被绿峰检测，健康评估
B4	红	664.6	10	叶绿素吸收区，NDVI 核心波段
B5	红边 1	704.1	20	植被胁迫监测
B6	红边 2	740.5	20	叶面积指数（LAI）估算
B7	红边 3	782.8	20	植被水分含量
B8	近红外（NIR1）	832.8	10	植被高反射区，生物量指示
B8A	窄近红外（NIR2）	864.7	20	更精确的植被覆盖度估算
B11	短波红外 1（SWIR1）	1 613.7	20	植被/土壤区分，干旱监测
B12	短波红外 2（SWIR2）	2 202.4	20	植被胁迫检测

表 3　预处理得到的光学与 SAR 遥感数据集

Tab. 3　Preprocessed optical and SAR datasets

数据集	级别	波段（数量）	时间分辨率/d	空间分辨率/m	时间跨度	时相数
S1_Mon_P	像素级	VV，VH（2）	30	10	2019－10－1～2020－07－01	9
S2_Mon_P	像素级	B2，B3，B4，B5，B6，B7，B8，B8A，B11，B12，NDVI，NDPI，NDSVI，RENDVI，CIRE，WRI（16）	30	10	2019－10－1～2020－07－01	9

2.1.2　Sentinel－1 SAR 数据处理

Sentinel－1 SAR 数据源选择经过多视处理、热噪声去除、辐射校准和地形校正的空间分辨率为 5 m×20 m 的 COPERNICUS/S1_GRD 数据集，其中每景影像包含 2 个极化波段，VV 和 VH（VV：单极化，垂直发射/垂直接收；VH：双波段交叉极化，垂直发射/水平接收），并且还包含 1 个附加角度波段，记录了每个点的近似入射角度（单位为（°））。对该数据进行以下处理：首先根据冬季作物的生长周期（2019 年 10 月 1 日至 2020 年 7 月 1 日）和研究区矢量边界对 Sentinel－1 数据进行筛选，得到可用影像（贾寨 21 景，龙王沟 21 景），选择 VV、VH 波段用于研究，重采样至 10 m 空间分辨率，并通过对数转换（$10\lg x$）将自然值转换为分贝（dB 值）；采用基于 Gamma MAP 模型的多时相 speckle 去噪滤波对 SAR 影像进行斑点噪声去除，使用 5×5 滤波核，并利用 8 幅图像组成的时间序列来提高滤波效果；采用中值合成方法对上述 Sentinel－1 影像数据进行 30 d 合成处理，得到具有 2 个极化波段、10 m 分辨率的像素级 Sentinel－1 时间序列数据（表 3）。

2.2　遥感影像超像素分割

为了提高冬小麦制图效率，降低噪声对精度的影响，采用 GEE 平台提供的 SNIC（Simple non-iterative clustering）超像素分割算法[40]，对 2.1 节处理得到的像素级光学与 SAR 时间序列数据 S1_Mon_P、S2_Mon_P 分别进行图像分割获取对象级时间序列数据。SNIC 是一种非迭代聚类算法，它首先在整个图像上均匀设置初始聚类中心（种子点），逐一计算聚类中心邻域内每个像素点到中心的距离，按照距离最小准则不断将邻近像素合并进对应的超像素簇，直到所有像素都被分配，避免了传统聚类算法迭代更新聚类中心的计算，从而加快处理速度。SNIC 使用一个综合距离度量来确定像素属于哪个聚类中心，像素 p 到聚类中心 c 的综合距离度量 $D(p,c)$ 的计算公式为

$$D(p,c)=\sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2+\left(\frac{d_s}{S}\right)^2} \tag{1}$$

其中　$d_c=\sqrt{(l_p-l_c)^2+(a_p-a_c)^2+(b_p-b_c)^2}$

$$d_s=\sqrt{(x_p-x_c)^2+(y_p-y_c)^2}$$

式中　d_c——Lab 颜色空间中的颜色距离

d_s——空间距离

S——期望的超像素间距，通常用图像总像素数除以超像素数再开平方

m——紧致度系数，通过控制颜色与空间距离权重约束超像素的形状，数值越大超像素越趋向于规则方块

l_p、a_p、b_p——像素 p 的 CIELAB 颜色分量

l_c、a_c、b_c——聚类中心 c 的 CIELAB 颜色分量

x_p、y_p——像素 p 的空间坐标

x_c、y_c——聚类中心 c 的空间坐标

假设在整个冬小麦生长期间,研究区土地利用系统保持不变,鉴于 3 月为冬小麦的生长旺季,在 3 月的光学图像上,冬小麦的特征与油菜等其他地物类型的特征对比最明显,区分度最高,同时林地、草地等其他植被刚开始返青,绿度明显低于冬小麦等作物植被,对作物提取造成的干扰较小。因此,本文从像素级、月度时间序列数据 S2_Mon_P 中选择 3 月合成图像进行 SNIC 分割,评估不同特征组合在不同分割参数下的分割效果。SNIC 分割的主要参数设置和输入特征如表 4 所示。

表 4 SNIC 超像素分割的输入特征与关键参数设置

Tab.4 Input features and parameter settings for SNIC segmentation

输入图像	特征类型(数量)	特征名称	邻域大小	紧致度系数 m	超像素间距 S
S2_202003	波段(10)	B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11, B12	8	2	10/20/30
	指数(6)	NDVI, NDPI, NDSVI, RENDVI, CIRE, WRI	8	2	10/20/30
	波段+指数(16)	B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11, B12, NDVI, NDPI, NDSVI, RENDVI, CIRE, WRI	8	2	10/20/30
S2_NDVI_TS	NDVI 序列(9)	NDVI 时间序列	8	2	10/20/30

2.3 Separability index(SI)可分离性指数

可分离性指数(Separability index, SI)是用于评估某一特征对 2 种类别可分离性的指标(Somers 和 Asner,2013),SI 的计算公式为

$$SI_i(u,n)=\frac{|\bar{\mu}_{u,i}-\bar{\mu}_{n,i}|}{1.96(\sigma_{u,i}+\sigma_{n,i})} \tag{2}$$

式中 $SI_i(u,n)$——在特征 i 上类别 u 与类别 n 的光谱可分离值

$\bar{\mu}_{u,i}$、$\bar{\mu}_{n,i}$——类别 u 与类别 n 多个样本的 i 特征均值

$\sigma_{u,i}$、$\sigma_{n,i}$——类别 u 与类别 n 的 i 特征标准差

本文利用研究区内各地物的样本点数据,通过计算 SI 指数来评价每个特征对地物的可分性。其中,冬季作物(小麦(Wheat)和油菜(Rapseed))与非冬季作物(林地(Tree)、不透水面(IS)和裸地(Bareland))之间的可分离性指数 $SI_i(W,nW)$ 利用小麦、油菜分别与其他各地物的 SI 均值来计算

$$SI_i(W,nW)=\frac{1}{6}(SI_i(Wheat,Tree)+SI_i(Wheat,IS)+SI_i(Wheat,Bareland)+SI_i(Rapseed,Tree)+SI_i(Rapseed,IS)+SI_i(Rapseed,Bareland)) \tag{3}$$

2.4 冬小麦层级提取方法

通过分析研究区内冬小麦、油菜等地物的特征时间曲线差异,提出一种冬小麦层级分类提取方法,该方法首先基于 NDPI 时间序列特征向量,采用 TWDTW 算法从所有地物中区分出冬季作物(冬小麦和油菜);接着分别利用 3 月的 NDSVI、4 月的 VV 和 VH 特征,采用 OTSU 阈值算法从冬季作物中分离出冬小麦和油菜。冬小麦层级分类提取方法的具体实现流程如下:

第 1 级分类:首先将冬小麦和冬油菜的训练样本点合并为一类(即冬季作物),其他地物保持不变;基于合并后的样本和 S1_Mon_O、S2_Mon_O 数据集,得到每个样本点的特征序列,对同一地物类所有样本点的特征序列求平均作为该地物类的参考特征序列,从而得到冬季作物和其他各地物类的参考特征序列;然后利用 NDPI 时间序列特征向量,采用 Logistic TWDTW 算法计算待分类图像中每个超像素的特征序列与各类型参考特征序列的距离,把每个超像素并入距离最小的地物类型,得到地物分类结果,从分类结果中提取出冬季作物(即冬小麦和油菜)。

第 2 级分类:分别利用 3 月的 NDSVI、4 月的 VV、VH 特征,采用 OTSU 算法自动确定最大类间方差阈值,通过对比这 3 种特征对冬小麦和油菜的分类精度,确定最优特征,利用最优特征从冬季作物中分离出冬小麦和油菜。

为了验证本文提出的冬小麦层级提取方法,设置了对比实验,利用 NDVI、NDPI、NDSVI、RENDVI、CIRE、WRI、VV 和 VH 时间序列构建高维特征向量(8 类×9 时相),采用随机森林分类算法采用一步分类将冬小麦从所有地物类型中提取出来。

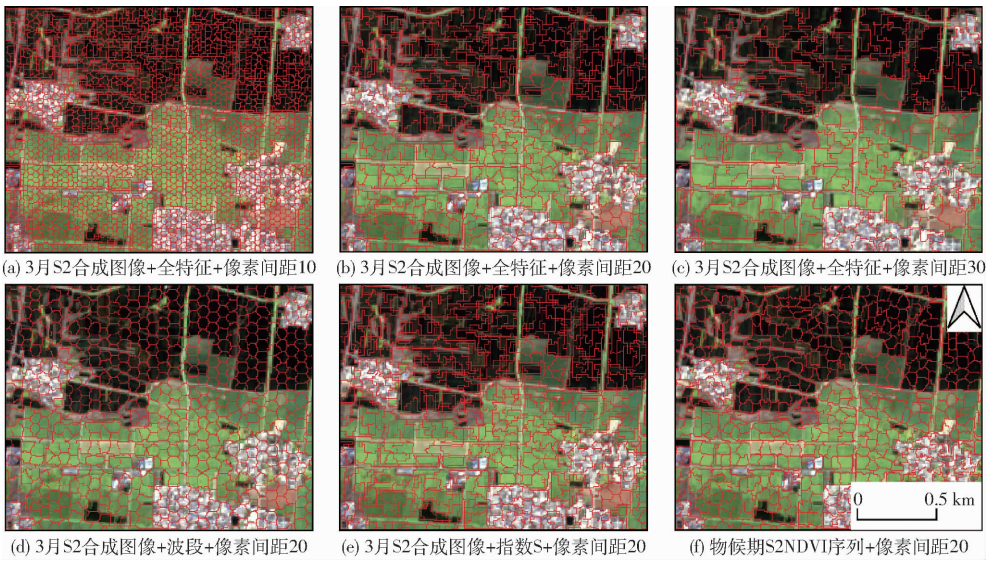
2.5 冬小麦提取精度评价

利用研究区 2020 年 3 月高分二号影像数据(全色分辨率 0.8 m),基于 QGIS 软件人工勾画出研究区小麦地块,以此计算不同分类方法的混淆矩阵并从中提取总体精度(Overall accuracy, OA)和 Kappa 系数等指标,验证本文方法的精度。

3　结果与分析

3.1　遥感图像分割结果

不同特征和参数组合的 SNIC 超像素分割结果如图 4 所示。结果表明，采用 NDVI 序列＋超像素间距 $S=20$ 得到的超像素的边缘与地物实际的边缘吻合度最高，且超像素内部均质性好、地物类型唯一，不存在混合地物（图 4f）；而其他参数组合的分割结果中，存在不同程度的超像素边缘穿越地物内部的现象，与地物实际边缘不吻合，且存在超像素内部包含混合地物的情况。当固定特征不变时（如波段＋指数全特征），随着超像素间距的增大，超像素形状越来越规整，但间距过大（如 $S=30$）就会出现超像素边缘穿过地物、超像素包含混合地物的现象，分割精度下降（图 4a～4c）。当固定超像素间距不变时（如 $S=20$），随着特征数的增加，超像素边缘与地物实际边缘的吻合度越来越高，内容均质性越来越好，当输入波段＋指数全特征时分割效果很好，但仍低于 NDVI 序列特征的分割效果（图 4b，4d～4f）。仅使用指数特征的分割结果优于仅使用光谱波段的分割结果（图 4d，4e）。综上，选择 NDVI 序列＋超像素间距 $S=20$ 的分割结果为最优分割结果，利用最优分割得到的超像素矢量边界对像素级影像数据集 S1_Mon_P、S2_Mon_P 中的影像逐一进行分割，得到对象级时间序列数据 S1_Mon_O 和 S2_Mon_O，用于后续冬小麦提取实验。



(a) 3月S2合成图像+全特征+像素间距10　(b) 3月S2合成图像+全特征+像素间距20　(c) 3月S2合成图像+全特征+像素间距30

(d) 3月S2合成图像+波段+像素间距20　(e) 3月S2合成图像+指数S+像素间距20　(f) 物候期S2NDVI序列+像素间距20

图 4　不同特征与参数组合的 SNIC 分割结果

Fig. 4　SNIC segmentation results with different feature and parameter configurations

3.2　地物特征时间曲线分析

利用 Sentinel－2 计算的 6 个典型指数（NDVI、NDPI、NDSVI、RENDVI、CIRE、WRI）和 Sentinel－1 的 2 个后向散射系数波段（VV、VH），分别构建各地物类型的特征时间曲线并分析它们之间的差异，为冬小麦提取方法的特征选择提供依据。特征时间曲线模型的构建方法如下：基于地面调查和人工解译获得的样本点图像位置，从 S1_Mon 和 S2_Mon 时间序列影像中提取各样本点的特征值序列。对同一地物类型的所有样本点，在各时间节点上分别计算特征值的均值和标准差，其中均值用于构建该地物类型的参考特征时间序列，标准差用于表征该地物类型样本特征的离散程度。最终分别获得不同地物类型的 8 条特征时间序列曲线及其波动范围（图 5）。

从图 5 可以看出，冬小麦的 NDVI、NDPI 特征时间曲线在形状和数值上与其他非作物类型均存在明显差异，由此可以推断这 2 种指数特征可以有效地区分冬小麦和非作物类型；但是冬小麦与冬油菜的 2 种指数曲线的形状和数值均存在极高的相似性，因此这 2 种指数原则上无法有效区分油菜和冬小麦，但是当把冬小麦和油菜合并为冬季作物时，这 2 种指数可以用来区分冬季作物与非冬季作物。NDSVI、RENDVI、CIRE、WRI、VV 和 VH 这 6 种特征对全地类之间的区分度均较低，无法有效划分冬季作物与非冬季作物。但是，从图 5 可以发现冬小麦和油菜在 3、4 月的某些特征曲线上的形状和数值均存在明显差异。为此，进一步绘制了冬小麦和冬油菜在 3、4 月各特征的分布直方图，发现在 3 月，冬小麦和冬油菜的 NDSVI 特征呈现出明显的双峰特征，双峰之间的边界分明，可分离度最高（图 6）；在 4 月，冬小麦和冬油菜的 VV 和 VH 特征均呈现出明显的双峰特征，双峰之间的边界分明，可分离度最高（图 7），因此可以利用这 3 个特征来区分冬小麦和油菜。综上所述，任何单一特征均无法一次性地从

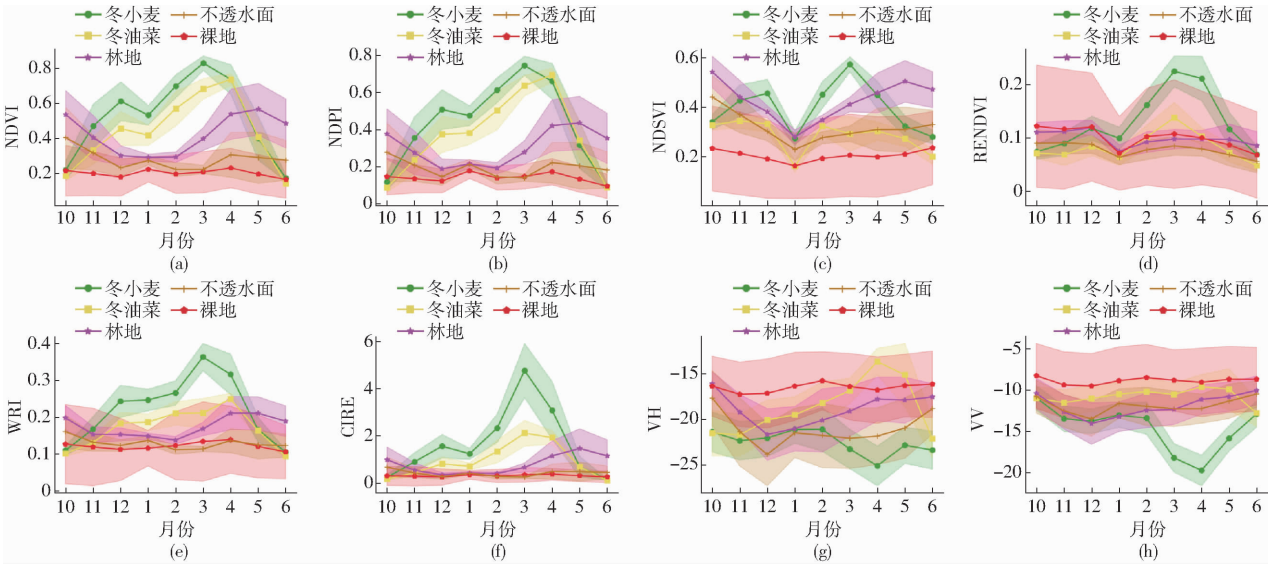


图 5 冬小麦物候期不同地物的特征时间曲线

Fig. 5 Temporal feature curves of different land cover types during phenological periods of winter wheat

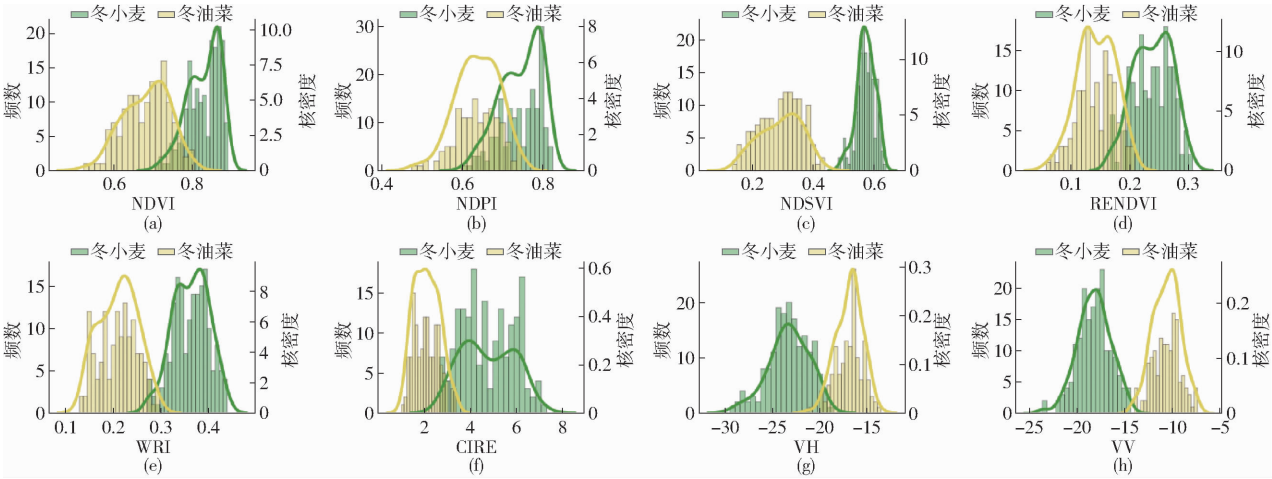


图 6 3 月冬小麦与油菜的特征分布直方图

Fig. 6 Feature distribution histograms of winter wheat and rapeseed in March

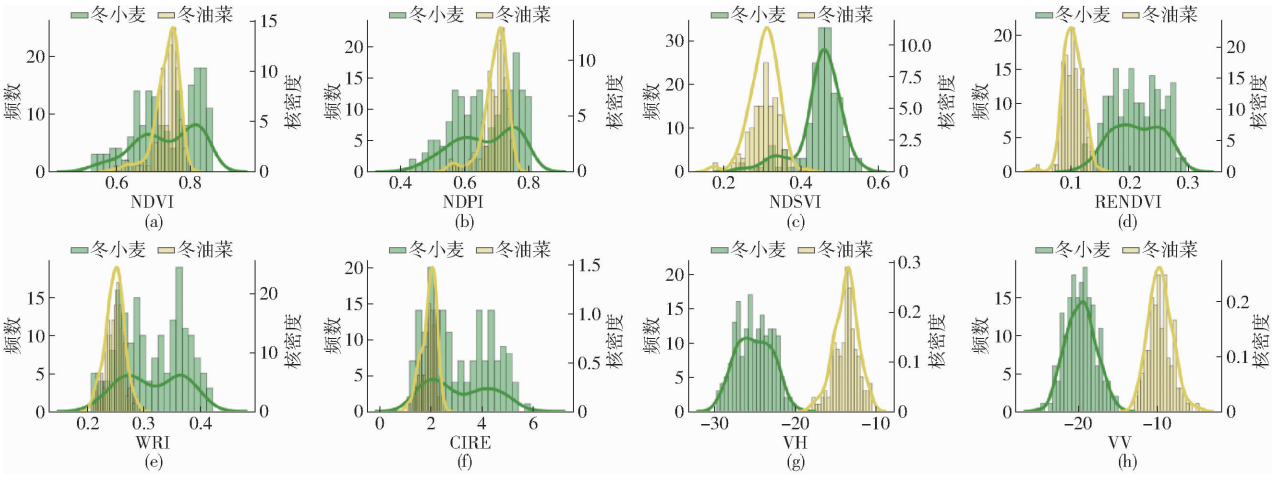


图 7 4 月冬小麦与油菜的特征分布直方图

Fig. 7 Feature distribution histograms of winter wheat and rapeseed in April

所有地物类型中准确区分出冬小麦。但是,NDVI、NDPI 指数特征能够有效地区分冬季作物(冬小麦和油菜)与非冬季作物(除去冬小麦和油菜之外的其他所有地物类型),3 月的 NDSVI、4 月的 VV 和 VH 能够有效地分离冬小麦和油菜,这一结论为构建冬小麦层级分类提取方法提供了理论依据。

3.3　特征可分离性指数分析

为了定量验证 3.2 节的结论，进一步计算了冬季作物（小麦、油菜）与非冬季作物，以及小麦与油菜的特征可分离性指数（SI）矩阵（图 8），矩阵中的每个元素代表该特征对类别的分离性，数值越大，可分离性越高，特征越有效。NDPI 和 NDVI 在整个时序上的 SI 指数均较大，在 3 月均达到最大值，显著高于其他特征，且 NDPI 的 SI 高于 NDVI，可见 NDPI 是区分冬季作物与非冬季作物的最有效特征（图 8b）；3 月 NDSVI 的 SI 指数，以及 4 月 VH、VV 的 SI 指数很高，显著高于其他时相和特征，可见这 3 个特征是分离冬小麦和冬油菜的最有效特征（图 8a）。以上结论和 3.2 节的结论高度一致，保证了本文特征选择结果的科学性和可靠性。

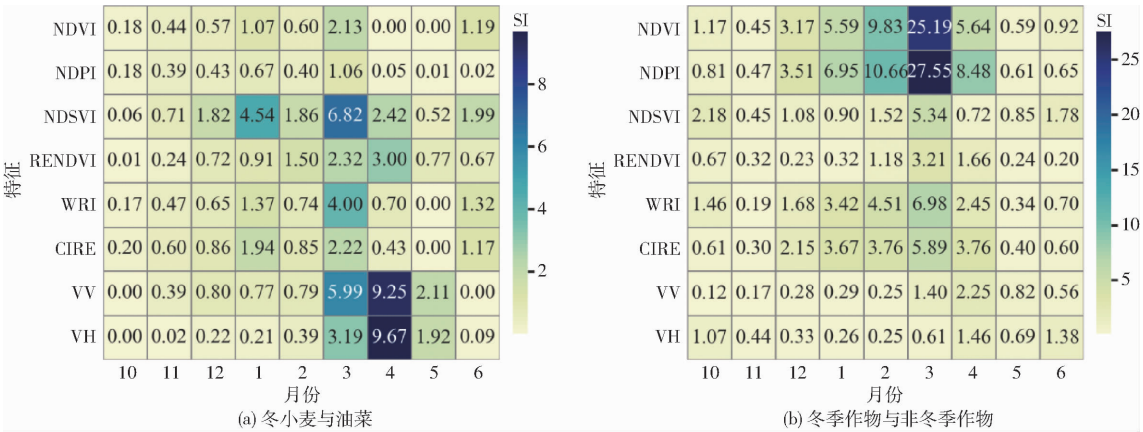


图 8　特征的可分离性指数（SI）矩阵

Fig. 8　Separability index (SI) matrix of features

3.4　冬小麦提取结果

本文提出的冬小麦层级分类提取方法首先利用 NDPI 采用 TWDTW 算法区分出冬季作物和非冬季作物，接着分别利用 3 月的 NDSVI、4 月的 VV 和 VH 特征，采用 OTSU 算法分离冬小麦和冬油菜，其中，OTSU 的阈值选择结果如图 9 所示，使用这些阈值分别提取 2020 年 2 个研究区的冬小麦结果如图 10 所示。为了对比验证本文方法，融合 NDVI、NDPI、NDSVI、RENDVI、CIRE、WRI、VV 和 VH 时间序列构建高维特征向量，采用随机森林算法进行全地物分类得到了 2 个研究区 2020 年冬小麦分布结果进行对比分析（图 10）。不同方法的冬小麦提取精度如表 5 所示。

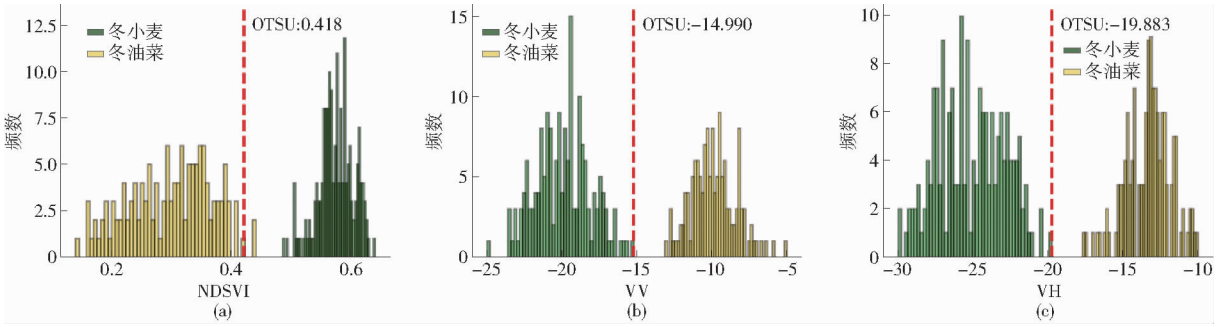


图 9　OTSU 算法分离冬小麦和冬油菜的阈值选择结果

Fig. 9　Thresholds of OTSU algorithm for separating winter wheat and winter rapeseed

研究区 1（贾寨）的实验结果表明，所有方法的冬小麦提取精度均大于 0.86，Kappa 系数均大于 0.72；3 种层级分类方法中，NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU 的冬小麦提取精度最高（OA 为 0.904，Kappa 系数为 0.807），与 RF 全特征方法的精度大致相等（OA 为 0.908，Kappa 系数为 0.815），决策级融合方法的精度次之（OA 为 0.899，Kappa 系数为 0.798），但与最高精度相差不大。

研究区 2（龙王沟）的实验结果显示，所有方法的冬小麦提取精度均大于 0.88，Kappa 系数均大于 0.76；3 种层级分类方法中，NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU的冬小麦提取精度最高（OA 为 0.927，Kappa 系数为 0.854），决策级融合的精度（OA 为 0.931，Kappa 系数为 0.862）虽然略高于 NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU，但提升较小，且与 RF_全特征的精度（OA 为 0.931，Kappa 系数为 0.863）基本持平。

3.5　讨论

本文基于 Sentinel－1 SAR 与 Sentinel－2 多光谱时序遥感数据，结合田间采样和高分二号辅助影像，提出了一种以优势特征选择为核心、以分层决策

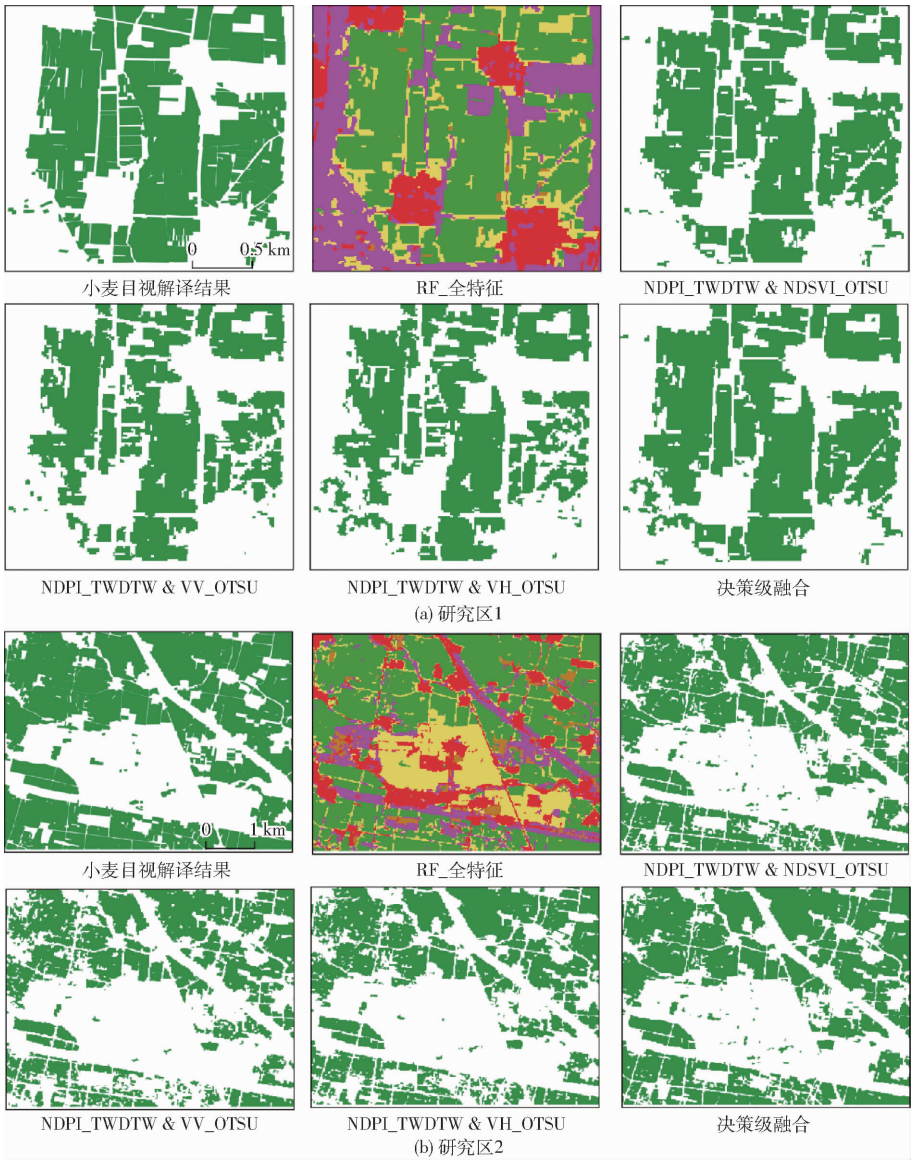


图 10 不同分类方法的冬小麦提取结果

Fig. 10 Distribution of winter wheat extracted by different classification methods

表 5 不同方法提取冬小麦的整体精度和 Kappa 系数

Tab. 5 Overall accuracies (OA) and Kappa coefficients for different methods

方法	特征数	研究区 1 对象级分类		研究区 2 对象级分类	
		OA	Kappa 系数	OA	Kappa 系数
NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU(方法 1)	10	0.904	0.807	0.927	0.854
NDPI_TWDTW & VV_OTSU(方法 2)	10	0.876	0.752	0.879	0.757
NDPI_TWDTW & VH_OTSU(方法 3)	10	0.859	0.718	0.898	0.796
决策级融合(方法 4)	10	0.899	0.798	0.931	0.862
RF_全特征(方法 5)	72	0.908	0.815	0.931	0.863

注:其中方法 4 为方法 1 ~ 3 结果的决策级融合,即:只要 3 个结果中有 1 个判定为小麦,就认定最终结果为小麦。这种“或”逻辑可以有效提高分类的召回率,减少漏分,提高精度,尤其是在多源数据某些波段受干扰的情况下。

为框架的冬小麦层级分类提取方法。该方法充分利用作物物候期的时间序列特征差异,首先通过指数时间序列区分冬季作物与非冬季作物,再利用 OTSU 算法实现冬小麦与冬油菜的自动分离,最终实现了冬小麦的高精度制图,为大范围冬小麦监测与农业遥感智能化识别提供了一种机理清晰、结构简洁且具有推广潜力的新思路。

3 种层级分类方法总体精度(OA)均在 0.86 以上,Kappa 系数均超过 0.72,表明层级分类框架在不同研究区均具备较高可靠性。其中 NDPI_TWDTW

& NDSVI_OTSU 方法的冬小麦提取精度最高(OA 为 0.927，Kappa 系数为 0.854)，与 RF_全特征方法(OA 为 0.931，Kappa 系数为 0.863)基本持平，说明通过科学特征优选与层级分类策略可在不依赖复杂模型训练的情况下实现高精度分类。相比之下，SAR 影像中 VV 与 VH 波段虽然在一定程度上具备冬小麦识别能力(OA 分别为 0.879 与 0.898)，但受斑点噪声干扰，精度略低于基于 NDSVI 光学特征的结果。总体而言，Sentinel－1 SAR 与 Sentinel－2 光学数据在时间分辨率、波段特性与成像条件上形成互补，尤其在多云多雨地区，SAR 数据能够有效弥补光学影像缺失，提升区域监测的连续性与稳定性。

本文提出的优势特征优选＋层级分类策略在作物遥感识别中具有显著优势。首先，基于物候时间序列分析识别最具判别力的特征指标(如 NDPI、NDSVI 及 TWDTW 距离度量)，实现特征从定性观察到定量验证的过程，使分类具有清晰的理论基础；其次，分层决策结构在处理作物类别混淆时具有明显优势，第 1 层可有效区分冬季与非冬季作物，减少非目标干扰，第 2 层针对冬小麦与冬油菜的分离则实现了精细化判别，显著降低了混淆误差。与传统“黑箱式”机器学习方法相比，本研究的层级策略更具可解释性和可迁移性，也更易在云平台环境(如 GEE)下批量化运行。

此外，与已有研究相比，本文方法在保持高精度的同时，复杂度更低、逻辑更清晰。例如，YANG 等[28]基于最优特征选择与 CNN－RF 融合的复杂模型，虽然精度较高，但模型参数复杂、计算量大，不利于大范围应用。而与 ZHOU 等[30]提出的地块尺度层级框架相比，本文进一步验证了时序曲线分级策略在作物分类中的可行性与解释优势。本文方法在特征数量与分类流程上实现显著简化，且精度与上述方法相当，体现出层级分类在作物提取中的高效性与通用性。

本研究的层级分类框架具有良好的可扩展潜力，但仍存在一定局限性。首先，研究区范围相对有限，样本代表性可能影响模型在不同区域的泛化能力。不同地区的气候条件、耕作制度与地表结构差异，可能导致优势特征的时序响应曲线存在位移或幅度差异，从而影响阈值分割与分类精度。其次，SAR 数据在复杂地形和高湿度环境下易受噪声干扰，需结合多时相滤波或地形校正加以优化。未来研究可在更大区域范围内验证方法稳定性，引入区域自适应阈值机制与多特征融合策略，增强算法在跨区、跨年应用中的鲁棒性。

本文提出的层级分类思路不仅适用于冬小麦，还可推广至其他具有明显物候特征的作物类型。例如秋粮作物(如玉米、大豆等)在生长季节的植被指数变化同样表现出阶段性规律，只要通过时序特征分析建立差异性指标体系，即可采用类似框架进行分类提取。然而，不同作物的生长周期和光谱响应规律存在差异，仍需重新构建时序特征曲线并开展实证验证。未来将结合更多地区、多种作物类型开展验证实验，以检验该方法在不同生态环境与农业系统中的可迁移性与适用性。

4　结论

(1)基于 Sentinel－1 SAR 与 Sentinel－2 光学遥感数据，结合田间采样与高分影像辅助信息，构建并分析典型地物的时序特征曲线，提出了一种基于优势特征选择的冬小麦层级提取方法。

(2)所提出的层级分类方法通过指数时间序列区分冬季作物与非冬季作物，并利用 OTSU 算法分离冬小麦与冬油菜，实现了冬小麦的高精度提取。3 种层级分类算法的总体精度(OA)均超过 0.86，Kappa 系数均大于 0.72，其中 NDPI_TWDTW & NDSVI_OTSU 方法的提取精度最高(OA 为 0.927，Kappa 系数为 0.854)，与 RF_全特征方法相当，验证了该方法的有效性与可靠性。

(3)层级分类方法在特征分析与选择上具有机理性和可解释性，能够在较低复杂度下实现与随机森林等机器学习算法相近的精度。该方法鲁棒性强、适应性高，不易受地表复杂性和异质性影响，可作为长时间序列与大范围冬小麦快速制图与变化监测的有效技术途径。

(4)Sentinel－1 SAR 与 Sentinel－2 光学数据在时空分辨率与特征信息上互为补充。尽管 SAR 影像受斑点噪声影响，其 VV 与 VH 波段提取精度略低于光学指数 NDSVI，但在多云多雨条件下，SAR 数据能有效弥补光学遥感观测不足，提升冬小麦监测的时效性与稳定性。

参　考　文　献

[1]　YANG F, DONG G, WU P, et al. Stylized facts of past 1000-year of China's cropland changes[J]. Land Use Policy, 2024, 144: 11.

[2]　LIN E, XIONG W, JU H, et al. Climate change impacts on crop yield and quality with CO_2 fertilization in China[J].

Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 2005, 360(1463): 2149 - 2154.

[3] LOBELL D B, SCHLENKER W, COSTA-ROBERTS J. Climate trends and global crop production since 1980[J]. Science, 2011, 333(6042): 616 - 620.

[4] WEI T, CHERRY T L, GLOMROD S, et al. Climate change impacts on crop yield: evidence from China[J]. Science of the Total Environment, 2014, 499(15): 133 - 140.

[5] 吴普特, 赵西宁. 气候变化对中国农业用水和粮食生产的影响[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 1 - 6.
WU Pute, ZHAO Xining. Impact of climate change on agricultural water use and grain production in China[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 1 - 6. (in Chinese)

[6] ZHAO H, ZHANG C. Applications of remote sensing in agricultural soil and crop mapping[J]. Agriculture; Basel, 2025, 15(21): 2230.

[7] WANG L, JIN G, XIONG X, et al. Object-based automatic mapping of winter wheat based on temporal phenology patterns derived from multitemporal Sentinel - 1 and Sentinel - 2 imagery[J]. ISPRS International Journal of Geo-information, 2022, 11: 424.

[8] GE B, YU Y, SUN Y, et al. Identification and frequency estimation of winter wheat irrigation events using Sentinel - 1 SAR data[J]. Transactions of the CS AE, 2025, 41(5): 116 - 125.

[9] 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 Jianan, 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)

[10] ZHANG H, MA C, GUO W, et al. Dynamic monitoring of winter wheat health in mining subsidence areas by combined active and passive remote sensing technology[J]. Land, 2023, 12(11): 2079.

[11] LI M, ZHANG T, XU Q. Winter wheat phenology monitoring with time-series remote sensing data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 325: 109114.

[12] 冯权泷, 任燕, 姚晓闯, 等. 基于多源光学雷达数据融合的黄淮海平原冬小麦识别[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 160 - 168.
FENG Quanlong, REN Yan, YAO Xiaochuang, et al. Identification of winter wheat in Huang - Huai - Hai Plain based on multi-source optical radar data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 160 - 168. (in Chinese)

[13] 郎丰铠, 何苏颖, 邱奥深, 等. 高砾石地表全极化 SAR 土壤水分反演方法[J]. 测绘学报, 2024, 53(11): 2189 - 2200.
LANG Fengkai, HE Suying, QIU Aoshen, et al. Soil moisture inversion for high gravel surface with polarimetric SAR imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2024, 53(11): 2189 - 2200. (in Chinese)

[14] 权文婷, 王钊. 冬小麦种植面积遥感提取方法研究[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 8 - 15.
QUAN Wenting, WANG Zhao. Researches on the extraction of winter wheat planting area using remote sensing method[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2013, 25(4): 8 - 15. (in Chinese)

[15] 王士俊, 刘苗, 赵钰, 等. 多源遥感数据耦合 CBA - Wheat 模型的冬小麦生物量估算研究[J]. 遥感学报, 2024, 28(12): 3123 - 3135.
WANG Shijun, LIU Miao, ZHAO Yu, et al. Estimating winter wheat biomass by coupling the CBA - Wheat model and multispectral remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(12): 3123 - 3135. (in Chinese)

[16] 周涛, 潘剑君, 韩涛, 等. 基于多时相合成孔径雷达与光学影像的冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 215 - 221.
ZHOU Tao, PAN Jianjun, HAN Tao, et al. Planting area extraction of winter wheat based on multi-temporal SAR data and optical imagery[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(10): 215 - 221. (in Chinese)

[17] BEHZAD A, AAMIR M. Estimation of wheat area using Sentinel - 1 and Sentinel - 2 datasets[J]. International Journal of Agriculture & Sustainable Development, 2019, 1(3): 81 - 93.

[18] HARFENMEISTER K, ITZEROTT S, WELTZIEN C, et al. Detecting phenological development of winter wheat and winter barley using time series of Sentinel - 1 and Sentinel - 2[J]. Remote Sensing, 2021, 13(24): 22.

[19] 周俊伟, 冯浩, 董勤各. 基于不同时间尺度与特征优选的黄淮海平原冬小麦识别[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 262 - 274.
ZHOU Junwei, FENG Hao, DONG Qinge. Identification of winter wheat in Huang - Huai - Hai Plain based on different time scales and feature preference[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 262 - 274. (in Chinese)

[20] 周兴霞, 王颖洁, 杨攀. 基于光学与雷达遥感影像协作的多云雾区域农作物信息提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2024, 39(2): 362 - 372.
ZHOU Xingxia, WANG Yingjie, YANG Pan. Extraction of crop information in cloudy areas based on optical and radar remote

sensing images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2024, 39(2): 362－372. (in Chinese)
[21] CHAUHAN S, DARVISHZADEH R, LU Y, et al. Understanding wheat lodging using multi-temporal Sentinel－1 and Sentinel－2 data[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 243: 111804.
[22] WANG L, BAI Y, WANG J, et al. Histogram matching-based semantic segmentation model for crop classification with Sentinel－2 satellite imagery[J]. GIScience & Remote Sensing, 2023, 60(1): 22.
[23] BORYAN C, YANG Z, WILLIS P, et al. Early season winter wheat identification using Sentinel－1 synthetic aperture radar (SAR) and optical data[C]// IGARSS 2019—2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Yokohama, Japan, 2019:6239－6242.
[24] LI H, HE X, QIAO M, et al. Winter wheat mapping using unbalanced multi-source remote sensing data[J]. International Journal of Digital Earth, 2010, 18(1): 38.
[25] CHEN P. Estimation of winter wheat grain protein content based on multisource data assimilation[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3201.
[26] SHARIATI S A K, ABBASI A. Machine learning-based winter wheat yield prediction using multisource data[J]. Agricultural Water Management, 2025, 322(c): 109951.
[27] 王丽美, 靳国旺, 熊新, 等. 耕地细碎化农业区冬小麦遥感制图方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(22): 190－198.
WANG Limei, JIN Guowang, XIONG Xin, et al. Winter wheat mapping in land fragmentation areas using remote sensing data [J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(22): 190－198. (in Chinese)
[28] YANG S, GUO L, LI X, et al. Crop classification method based on optimal feature selection and hybrid CNN－RF networks for multi-temporal remote sensing imagery[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3119.
[29] ZHOU Y, LUO J, FENG L, et al. DCN-based spatial features for improving parcel-based crop classification using high-resolution optical images and multi-temporal SAR data[J]. Remote Sensing, 2019, 11(13): 1619.
[30] ZHOU Y, WANG Y, YAN N, et al. Contrastive-learning-based time-series feature representation for parcel-based crop mapping using incomplete Sentinel－2 image sequences[J]. Remote Sensing, 2023, 15(20): 5009.
[31] 杨舒婷. 基于深度学习的高分辨率遥感影像农作物分类算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
YANG Shuting. Research on crop classification algorithms based on deep learning using high-resolution remote sensing imagery [D]. Changchun: Jilin University, 2021. (in Chinese)
[32] EISFELDER C, BOEMKE B, GESSNER U, et al. Cropland and crop type classification with Sentinel－1 and Sentinel－2 time series using Google Earth Engine for agricultural monitoring in Ethiopia[J]. Remote Sensing, 2024, 16(3): 512.
[33] SULTANA M S, LAKSHMI G J, LIKHITHA C D. Temporal mapping of crop land changes using Google Earth Engine[J]. Data Science & Exploration in Artificial Intelligence, 2025: 545－550.
[34] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[C]// Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite－1 Symposium, 1974, 1: 309－317.
[35] WANG C, CHEN J, WU J, et al. A snow-free vegetation index for improved monitoring of vegetation spring green-up date in deciduous ecosystems[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 196: 1－12.
[36] QI J, MARSETT R, HEILMAN P, et al. RANGES improves satellite-based information and land cover assessments in southwest United States[J]. EOS: Transactions American Geophysical Union, 2002, 83(51): 601－606.
[37] DEFOURNY P, BONTEMPS S, BELLEMANS N, et al. Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: performance assessment of the Sen2－Agri automated system in various cropping systems around the world[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 221: 551－568.
[38] ZHANG Y, ZHANG X, ZHANG Y, et al. Seamless and automated rapeseed mapping for large cloudy regions using Sentinel－2 time series and phenology-based sample generation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 188: 1－14.
[39] GITELSON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(8): L08403.
[40] ACHANTA R, SUSSTRUNK S. Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering[C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, 2017: 4895－4904.