doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.12.022

基于多源 Sentinel 数据的县域冬小麦种植面积提取

李长春　陈伟男　王　宇　马春艳　王艺琳　李亚聪
(河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000)

摘要: 冬小麦是我国主要的粮食作物之一,及时准确地获取冬小麦种植面积对农业政策的制定具有重要意义。以河南省扶沟县为研究区域,以多生育期 Sentinel-1A 和 Sentinel-2A/B 遥感影像为数据源,构建光谱特征、植被特征和极化特征的多生育期数据集,分析各类地物的特征曲线,采用随机森林算法对单生育期单传感器、单生育期多传感器、多生育期单传感器和多生育期多传感器的遥感影像进行精细分类,实现县域冬小麦制图。结果显示:单生育期的雷达影像无法满足制图要求,拔节期的总体精度最高,仅为 62.9%,多生育期雷达影像分类精度达到 81.9%,基本满足制图要求;单生育期的光学影像和融合影像在成熟期的精度最高,总体精度分别为 93.4% 和 95.1%,Kappa 系数分别为 92.4% 和 94.8%,可以绘制较为精准的冬小麦分布图;多生育期融合影像绘制的扶沟县 2019 年冬小麦空间分布图,总体精度为 96.8%,结果最优。研究结果表明融合的多生育期遥感影像可以为县域冬小麦种植面积的提取提供技术依据。

关键词: 冬小麦; 种植面积; Sentinel 数据; 生育期; 融合影像; 随机森林
中图分类号: S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2021)12-0207-09　　**OSID**:

Extraction of Winter Wheat Planting Area in County Based on Multi-sensor Sentinel Data

LI Changchun　CHEN Weinan　WANG Yu　MA Chunyan　WANG Yilin　LI Yacong
(*School of Surveying and Land Information Engineering*, *Henan Polytechnic University*, *Jiaozuo* 454000, *China*)

Abstract: Winter wheat is one of the main food crops in China. Timely and accurate localization of the planting areas of this crop is highly crucial for making adequate agricultural policies. The feasibility of a remote-sensing system for mapping winter wheat in the Fugou County was explored, combining Sentinel-1A and Sentinel-2A/B remote-sensing images. Firstly, remote-sensing images were collected to reflect the different phenological patterns of winter wheat. In particular, these images were sampled across five typical growth stages, namely, jointing, heading, flowering, milk mature, and mature stages. Then, spectral, vegetation, and polarization features were extracted from the collected images, and the characteristic curves of various ground objects were analyzed. Last, random forest classifiers were trained to accurately classify the remote-sensing images associated with four possible winter wheat models: a single-growth-stage single-sensor model, a single-growth-stage multi-sensor model, a multi-growth-stage single-sensor model, and a multi-growth-stage multi-sensor model. The results showed that the single-growth-stage models cannot meet the crop mapping requirements, where the highest attained accuracy reached only 62.9% for the jointing stage. Additionally, these requirements were met by the multi-growth-stage models whose highest classification accuracy reached 81.9%. The optical and fusion images associated with the single-growth-stage models achieved the highest accuracy for the mature stage, with overall accuracies of 93.4% and 95.1%, and Kappa coefficients of 92.4% and 94.8%, respectively. These results could lead to more accurate mapping of the spatial distribution of the winter wheat crop. Also, the spatial distribution map of winter wheat in Fugou County in 2019 drawn by multi-growth-stage model has the overall accuracy of 96.8%, and the result is the best. Thus the proposed multi-growth-stage fusion model can be effectively employed in the localization and mapping of winter wheat planting areas.

Key words: winter wheat; planting area; Sentinel data; growth stages; fusion image; random forest

收稿日期: 2021-07-27　修回日期: 2021-09-18
基金项目: 国家自然科学基金项目(41871333)和河南省科技攻关项目(212102110238)
作者简介: 李长春(1976—),男,副教授,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: lichangchun610@126.com

0 引言

农业生产是国家社会经济发展的基础,是国土资源管理和粮食安全的关键[1-3]。冬小麦是我国的主要粮食作物之一,其种植面积和产量对于国家制定经济发展规划、调控种植结构、确保社会稳定具有重要意义[4-7]。及时准确地获取冬小麦种植面积对农业政策的制定具有重要意义。传统的作物种植面积和分布信息的获取和更新,一般需要管理人员进行实地考察或查询当地农业统计报表。该过程异常繁琐,会消耗大量的人力和物力,并且会产生一些不可预料的错误[8-10]。遥感技术的发展,使得快速、准确地获取农作物种植面积和分布状况成为可能,因此使用遥感数据进行冬小麦种植面积提取具有重要意义。

目前,光学遥感影像是国内外众多学者在作物提取研究中使用的最主要数据。由于光学遥感影像受到云雨天气的影响,质量无法得到保证,一定程度上限制了作物信息的提取[11-12]。雷达卫星具有全天候获取影像的优势,可以为使用光学遥感数据进行作物信息提取提供数据保障[13-14]。国内外一些学者基于融合影像进行农作物类型空间分布图绘制,结果表明使用融合影像提取作物种植信息较单一传感器的识别精度均有不同程度的提升[8,15-17]。因此,进行作物种植信息的提取时,光学遥感数据和雷达数据的有效结合可以弥补某一类数据的局限性,充分发挥两者的优势。

使用多生育期的遥感数据进行作物种植信息提取效果优于单生育期数据。使用多生育期遥感影像进行作物种植信息提取,可以降低“同物异谱”和“同谱异物”的影响[18-20]。与单生育期影像相比,多生育期影像包含更多的物候信息,文献[21-25]研究发现,使用多生育期影像可以获取较好的识别精度,提高了作物识别的准确性。因此,将作物的物候生育期有效结合起来,可以为冬小麦的识别与提取提供新的思路。

本文以河南省扶沟县为研究区域,以冬小麦拔节期、抽穗期、开花期、乳熟期、成熟期的 Sentinel 影像为数据源,结合实地调查数据,基于随机森林算法,综合 5 个关键生育期的植被特征、光谱特征和极化特征,分别研究单生育期单传感器、单生育期多传感器、多生育期单传感器、多生育期多传感器的冬小麦识别方案,完成冬小麦种植面积的提取和空间分布图的制作,对比分析上述 4 种方案的提取精度,优选县域冬小麦提取的最佳生育期,探讨生育期融合数据在冬小麦识别中的可行性。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

扶沟县位于河南省中部(北纬 33.84°~34.34°、东经 114.26°~114.65°),总面积 1 173 km^2(图 1,图中 DEM 为数字高程模型)。该区域地处温暖带,气候为半湿润季风气候,冬季寒冷白天时间短,夏季燥热白天时间长,四季分明,呈现非常典型的冬冷夏热特征。全年最多的风向为东风,历年平均气温在 14~15.8℃之间,年均光照时长为 1 489~1 848 h,年均降水量在 630 mm 左右,全年无霜期为 215 d 左右,非常适合冬小麦种植。根据农业农村部公布的信息,扶沟县冬小麦的物候期为:10 月播种,11 月出苗分蘖,12 月至翌年 1 月分蘖越冬,2 月至 3 月越冬返青,4 月拔节抽穗,5 月开花乳熟,6 月成熟收获[1]。

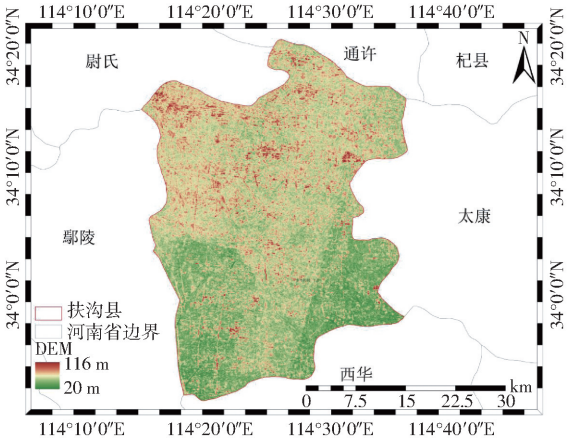


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Geographical map of study area

1.2 遥感数据获取及预处理

1.2.1 Sentinel-1 数据及预处理

Sentinel-1 由两颗极轨卫星组成,均搭载 C 波段传感器,重访周期为 6 d[17,26-27],包括 4 种成像模式:条带模式(Stripmap,SM)、超宽幅模式(Extra wide swath,EW)、波谱模式(Wave,WM)和干涉宽幅模式(Interferometric wide swath,IW),其中 IW 模式是陆地观测的主要成像模式。选取 IW 模式下的地距多视产品(Ground range detected,GRD)为数据源,该数据拥有交叉极化 VH 和同极化 VV 两种极化方式。使用 SAR 工具条对各生育期的雷达影像进行预处理,首先完成轨道校正和辐射校正,然后选择 Refined Lee 滤波器进行相干斑滤波,并进行地理编码,最后使用矢量文件裁剪出研究区。为方便数据可视化以及提取研究,将标准后向散射系数进行分贝化处理。

1.2.2 Sentinel-2 数据及预处理

Sentinel-2 影像的时间分辨率在 Sentinel-2B

成功发射后升至 5 d，两颗卫星均携带多光谱成像仪（Multi-spectral instrument，MSI），轨道宽度为 290 km。该卫星拥有 13 个多光谱波段，其中 4 个波段分辨率为 10 m，6 个波段分辨率为 20 m，3 个波段分辨率为 60 m[17,26-27]。根据质量优良、清晰无云、无条带噪声影响的原则，对目标影像进行筛选。使用经过几何校正和辐射校正的 L1C 级影像，并使用 Sen2Cor 插件将其处理为 L2A 级产品。单景 Sentinel－2 影像无法覆盖整个研究区，因此将同期影像镶嵌成一景能覆盖整个研究区的影像，并裁剪出研究区。波段运算前需要统一波段，使用双线性插值法完成空间分辨率的统一，对空间分辨率为 20 m 的波段进行重采样。以 Sentinel－2 影像为基础，将预处理后的 Sentinel－1 和 Sentinel－2 数据进行影像配准，生成包含光学波段和雷达波段的融合影像。

1.3　样本数据

在进行分类模型构建与验证过程中，需获取可靠的地面样本数据。在地面样本数据选取时，将野外调查和记录数据与谷歌高分辨率影像目视解译结合，筛选出精准的样本数据。根据研究区概况以及研究目的，将样本数据划分为 5 个类别：冬小麦、水体（人造湖、河流等）、建筑（建筑物、裸地、道路等）、地膜（地膜及塑料大棚）、其他植被（林地、草地等）。利用上述方法共获取 187 个样本数据，其中冬小麦 36 个、水体 30 个、建筑及裸地 50 个、地膜及塑料大棚 20 个、其他植被 51 个。随机将样本数据分为训练集和验证集，其中 70% 的样本数据用于模型构建；30% 的样本数据用于分类精度验证。

2　研究方法

2.1　技术路线

研究的基本流程如图 2（图中 R、G、B 分别表示红波段、绿波段和蓝波段，SWIR Ⅰ、SWIR Ⅱ表示短波红外波段）所示。首先对 Sentinel－1 和 Sentinel－2 数据进行预处理和配准；然后根据样本数据构建不同分类特征的多生育期变化曲线，分析不同类型地物在分类特征上的差异；最后使用随机森林算法分别对 4 种方案的影像进行分类，得到提取结果，完成精度分析。

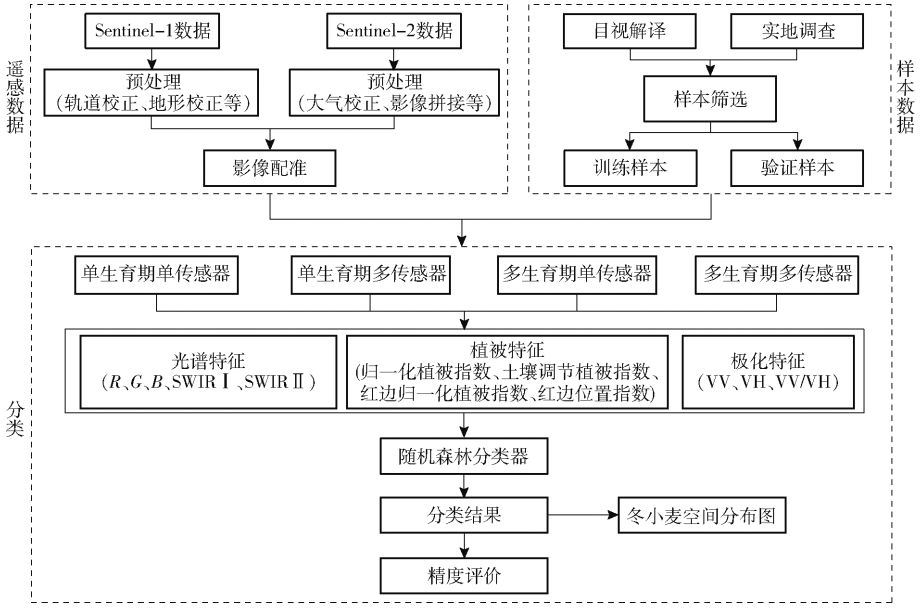


图 2　技术流程图

Fig. 2　Technology flow chart for identification of winter wheat

2.2　随机森林算法

本文使用的分类方法是随机森林算法，该算法由 BREIMAN 提出，是一种集成分类器[27-28]。由于该算法具有鲁棒性好、分类速度快、分类精度高、不易产生过拟合等优势，已经被广泛应用在农业领域[5-6,24-25]。

2.3　生育期数据筛选

考虑卫星重访周期和云层覆盖度对 Sentinel－2 数据质量的影响，选择云量小于 10% 的光学遥感影像作为数据源。为降低数据源时间差异造成的影响，以 Sentinel－2 影像为参考，对过境时间跨度在 3 d 以内的 Sentinel－1 影像进行筛选。表 1 列举了 Sentinel 影像的获取时间和数量，并且采用英文字母对冬小麦的不同生育期进行注记。

2.4　分类特征选择与计算

考虑到研究区的生态环境、各类地物的结构、冬小麦的物候特征、土壤背景信息的影响以及各种分类特征的意义[5,15,25]，选取5种光谱特征、3种极化

表 1 冬小麦各生育期影像获取时间、数量以及注记方式

Tab. 1 Image acquisition time, quantity and annotation method of winter wheat at each growth stage

生育期	Sentinel-1		Sentinel-2		时间差/d	标记
	过境日期	影像数量	过境日期	影像数量		
拔节期	3 月 22 日	1	3 月 23 日	2	±1	A
抽穗期	4 月 15 日	1	4 月 12 日	2	±3	B
开花期	5 月 9 日	1	5 月 12 日	2	±3	C
乳熟期	5 月 21 日	1	5 月 22 日	2	±1	D
成熟期	6 月 2 日	1	6 月 1 日	2	±1	E

特征和 4 种植被指数特征进行冬小麦提取。除了农情监测常用的 3 个可见光 R、G、B 波段以外,还选取了 Sentinel-1 影像的 VV、VH 以及 VH/VV 比值,Sentinel-2 影像的 SWIR Ⅰ、SWIR Ⅱ以及归一化植被指数、土壤调节植被指数、红边归一化植被指数、红边位置指数作为分类特征。由于各类地物在不同分类特征上包含的信息不同,因此对不同地物的时间特征进行分析,观察图 3 可以发现冬小麦在各种分类特征上均容易与其他地物区分开来。其中,VH/VV 比值可以降低辐射不稳定与环境因素等造成的影响,是评估植被生长状态的良好指标[13-14];SWIR Ⅰ、SWIR Ⅱ、VV、VH 可以反映植物冠层含水率的状况;土壤调节植被指数反映了土壤背景的情况,可以降低土壤背景对植被的影响[5,24];归一化植被指数是目前检测植被生长状态的最佳指标[21,27],红边归一化植被指数和红边位置指数充分利用 Sentinel-2 影像红边波段的优势,更加有效地区分各类农作物[6]。归一化植被指数、土壤调节植被指数、红边归一化植被指数、红边位置指数公式分别为

$$N_{DVI}=\frac{B_8-B_4}{B_8+B_4} \tag{1}$$

$$R_{ENDVI}=\frac{B_{8A}-B_5}{B_{8A}+B_5} \tag{2}$$

$$S_{AVI}=\frac{B_8-B_4}{B_8+B_4+i}(1+i) \tag{3}$$

$$S_{2REP}=35\times\frac{\frac{B_4+B_7}{2}-B_5}{B_6-B_5}+705 \tag{4}$$

式中 B_4——红波段反射率

B_8——近红外波段反射率

B_{8A}——窄近红外波段反射率

B_5、B_6、B_7——红边波段反射率

i——土壤调节因子,取 0.5

2.5 精度评定指标

使用混淆矩阵对分类精度进行评估。基于混淆矩阵,可以获取总体精度、Kappa 系数,它们是定量描述分类精度的评价指标[29-30]。

3 结果与分析

3.1 时间特征曲线分析

地物的极化特征、光谱特征、植被指数特征均会随农作物生育期的推移而变化,因此农作物生长发育的变化情况可以为农作物识别提供有效、可靠的信息[24]。通过计算各类地物样本的各项特征平均值,绘制各类地物时间特征曲线,结果如图 3 所示。

从图 3 中可以得到,不同类型地物的特征变化差异非常明显:分析光谱特征可知,曲线呈现先减少后增加的趋势,在抽穗期达到最小值后,开始增长,并且在成熟期达到最大;地膜、建筑、水体地物在光谱特征波段保持平稳,没有大幅度增减;其他植被在光谱特征波段均呈现逐渐降低并趋于平稳的趋势。分析植被指数特征可知,曲线呈现先增加后降低的趋势,并且在抽穗期达到峰值,然后开始降低,成熟期降到最低;其他植被的植被指数曲线均在开花期后趋于平稳;其他类型地物的曲线均在一定范围内上下波动。分析极化特征可知,3 种极化特征均呈现先降低后增加的趋势,在抽穗期降到最低,在成熟期达到最高;其他植被的曲线呈现先增加后降低的趋势,在开花期达到最高;其他类型地物则呈现比较平稳的趋势,没有较大波动。

分析上述变化特点,可以得到如下结论:①冬小麦在各特征波段的变化曲线与其他地物类型的曲线较易区分,这与冬小麦独特的物候特征密不可分。②对光谱特征进行分析,在抽穗期,冬小麦的冠层对可见光(R、G、B)和 SWIR 波段的反射率达到最高,此时冬小麦的光谱特征值降到最低,抽穗期后,冬小麦开始衰老,光谱特征值开始逐渐增大。③对植被指数特征进行分析,从拔节期到抽穗期,冬小麦生长迅速,各项植被指数在抽穗期达到峰值,与植被冠层的叶绿素含量密不可分。抽穗期后,冬小麦光合作用衰减,叶片逐渐泛黄,叶面积指数降低,直至冬小麦叶片完全变黄,植被指数降到最小。④对极化特征进行分析,从拔节期到抽穗期,叶密度和秆密度逐渐增加,土壤对后向散射的影响开始降低,冠层散射占据主导地位,冬小麦的极化特征值开始降低。从抽穗期到成熟期,冬小麦进入衰老状态,开始出现麦穗,冬小麦植株的含水率逐渐降低,冠层密度也降低,土壤的散射作用逐渐增强,使 3 种极化特征值增加。⑤综合分析上述分类特征可知,冬小麦的变化曲线均有着明显区别于其他地物类型的特征,为冬小麦识别和种植面积提取提供了理论基础。

3.2 冬小麦识别精度分析

3.2.1 单生育期

分别对单生育期的 3 种影像组合分类结果进

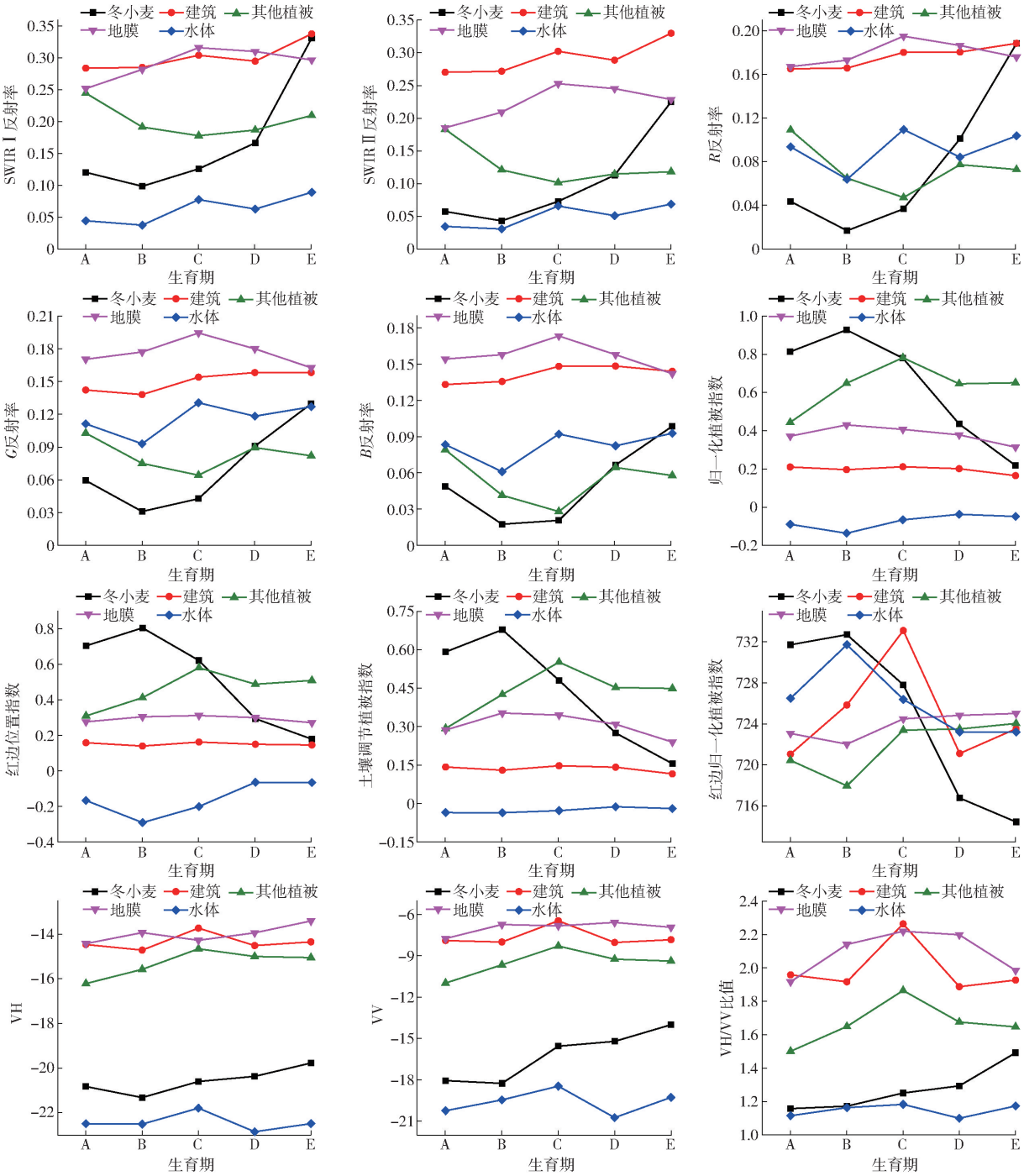


图 3　各类地物时间特征曲线

Fig. 3　Times series curves of classification features

行分析，绘制冬小麦空间分布图，并评估分类的准确性。在单生育期影像中，光学影像包含 9 个分类特征，雷达影像包含 3 个分类特征。表 2 为各生育期分类总体精度与 Kappa 系数，由表 2 可知，融合影像较仅使用光学影像和雷达影像，分类精度均有不同程度的提升。以 Sentinel－2 影像分类结果为基准，分析融合影像的分类精度，5 个生育期的总体精度依次提升了 0.1、0.9、5.9、3.8、1.7 个百分点，Kappa 系数依次提升了 0.1、1.2、7.8、5.0、2.4 个百分点。

表 2　各生育期总体精度与 Kappa 系数

Tab. 2　Overall accuracy and Kappa coefficient of mono-temporal images　%

生育期	Sentinel－1		Sentinel－2		融合	
	总体精度	Kappa 系数	总体精度	Kappa 系数	总体精度	Kappa 系数
拔节期	62.9	52.0	91.6	90.2	91.7	90.3
抽穗期	56.8	44.7	91.8	90.4	92.7	91.6
开花期	60.2	49.3	88.6	86.2	94.5	94.0
乳熟期	60.5	49.5	89.8	87.8	93.6	92.8
成熟期	59.9	48.2	93.4	92.4	95.1	94.8

进一步对比分析冬小麦在不同生育期遥感影像的分类结果。拔节期的雷达影像分类精度最高,其他植被在该生育期还未完全进入生长期,冬小麦的冠层密度相对较高,此时易与其他植被区分,但是该生育期的分类精度仍旧无法满足冬小麦遥感识别精度要求。成熟期的光学影像分类精度最高,在该生育期,冬小麦植株体内的叶绿素含量降到最低,其他植被进入旺期生长期,具有很明显的植被指数特征,此时冬小麦在光学影像分类特征中很容易与其他地物类型进行区分。在成熟期,融合影像分类精度最高,这是由于该生育期冬小麦植株含水率降低到最小,冠层密度达到最低,土壤背景的散射影响较大,结合冬小麦在成熟期光学影像上的良好表现,很容易将冬小麦与其他地物类型区分开来。研究结果表明将光学影像和雷达影像进行融合,可以提高分类精度,这与文献[8,15-17]的研究结论一致。

3.2.2 多生育期

分别对多生育期 3 种影像组合分类结果进行分析,绘制冬小麦空间分布图,对分类的准确性进行评估。在多生育期影像中,光学影像包含 45 个用于分类的特征,雷达影像包含 15 个分类特征。图 4 为多生育期遥感影像的总体分类精度与 Kappa 系数,多生育期融合影像的分类精度最高;多生育期雷达影像分类精度最低,总体精度仅为 81.9%,Kappa 系数为 76.4%;与多生育期雷达影像分类结果相比,多生育期光学影像的分类精度相对较高,总体精度为 95.6%,Kappa 系数为 94.5%,但此精度仍低于多生育期融合影像。此外,由于融合后的多生育期影像,光谱特征和植被指数特征所占比例较大,多生育期融合影像分类结果比多生育期雷达影像提高较为显著,而对于分类精度较高的多生育期光学影像的改善较小。这与文献[13]使用多时相 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据在基于像元层面对农作物进行分类的研究结果一致。

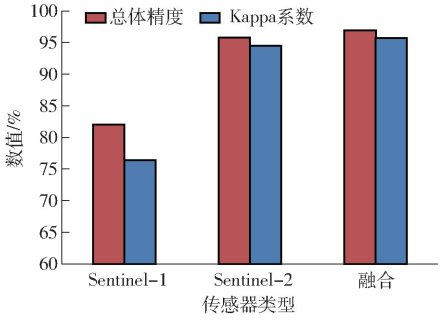


图 4 多生育期遥感影像分类精度

Fig. 4 Overall accuracy and Kappa coefficient of multi-growth-stage images with different sensors

由此可以得出,融合影像可以弥补雷达影像和光学影像的不足,对于提高冬小麦遥感识别精度非常有效。受重访周期和光学影像质量的影响,光学影像在某个生育期缺失时,可以使用雷达影像作为补充数据完成冬小麦的识别[8]。

3.3 分类结果

3.3.1 典型地块提取结果分析

对拔节期雷达 VV 影像和成熟期光学真彩色影像目视解译,将冬小麦空间分布情况与 4 种实验方案制图结果进行对比分析。选择包含 5 种地物类型的典型区域,对提取结果进行比较分析,如图 5 所示。

结果表明不同数据类型的制图结果存在较大差异。对单生育期影像分类结果进行分析,此 3 种分类结果“椒盐”噪声比较严重,图 5c 中,错分、漏分最严重,该分类方案将水体误分为冬小麦,这是由水体与冬小麦的极化特征相近造成的,分类结果准确性较低,无法满足制图要求;图 5d 中,无法将地膜与收割后的小麦区分开,图 5e 中,无法将收割后的冬小麦与裸地区分开,这是由收割后的冬小麦与裸地、地膜的分类特征相似造成的,这两种情况均对冬小麦种植面积的正确估算产生干扰。单生育期的影像在一定程度上可以将冬小麦与其他地物进行有效区分,但物候特征在不同生育期的差异较大,蕴含的信息量也不同,所以单生育期影像在冬小麦提取上具有一定的局限性。

对多生育期影像分类结果进行分析,此 3 种分类结果较单生育期影像分类结果,“椒盐”噪声均得到改善。图 5f 中,地块内部比较粗糙,且冬小麦地块与其他地物之间的边界比较模糊,错分、漏分现象依旧存在,受树木冠层散射的影响,分类结果中的道路比实际的宽;图 5g 中,地块内部相对均匀,道路与冬小麦地块的边界效果较优,受冬小麦与其他植被之间存在“异物同谱”的影响,冬小麦地块的轮廓边缘依旧不是很清晰;图 5h 将两种数据融合后,分类结果中各类地物的分布范围目视解译结果基本保持一致,分类边界最清晰,消除了将小块水体误分为冬小麦的现象,面积较大的植被与冬小麦地块完全分离,可以将较窄的道路提取出来,有利于县域冬小麦的遥感提取与制图。

3.3.2 冬小麦空间分布图

针对研究的 4 种方案,选择总体精度最高的多生育期融合影像绘制冬小麦空间分布图。多生育期融合影像的总体精度和 Kappa 系数分别为 96.8% 和 95.7%,分类结果可靠,具有良好的实用价值。图 6 为基于多生育期融合影像绘制的 2019 年扶沟

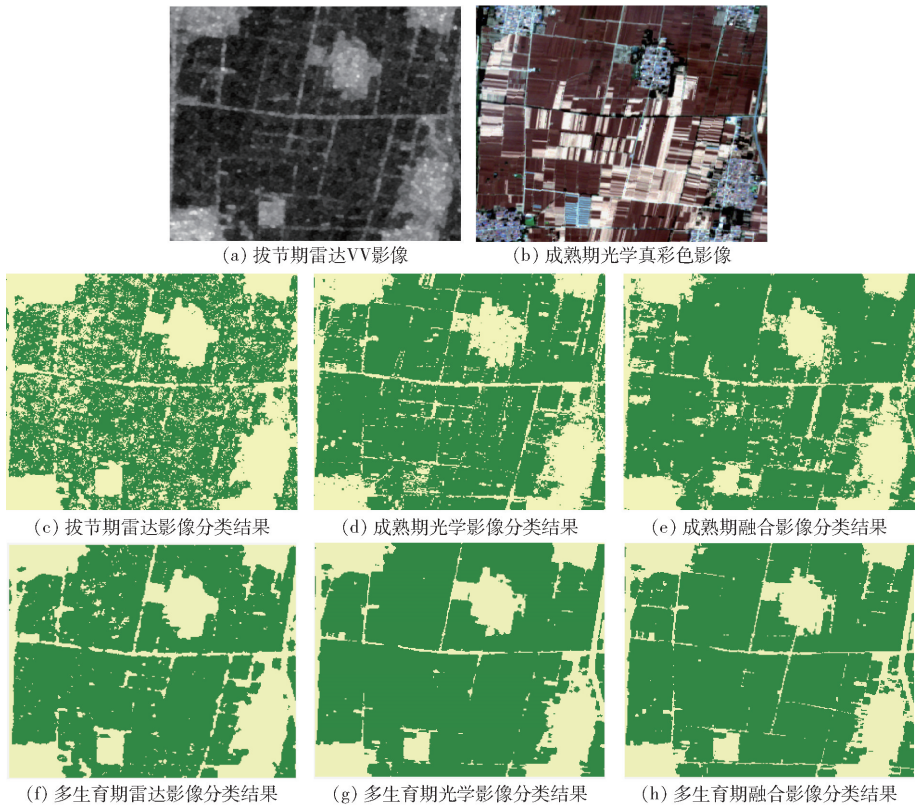


图 5　分类结果对比

Fig. 5　Comparisons of classification results

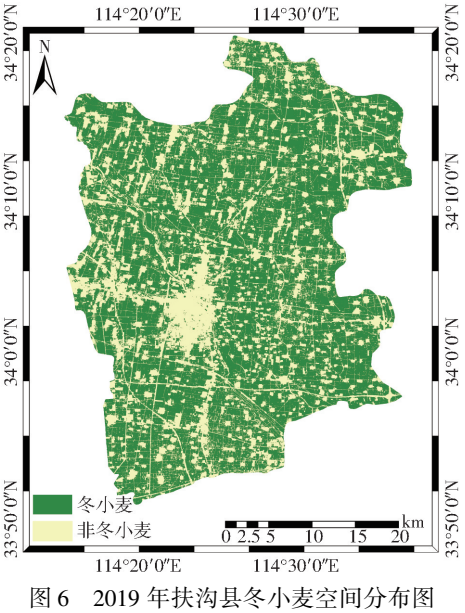


图 6　2019 年扶沟县冬小麦空间分布图

Fig. 6　Spatial distribution of winter wheat in Fugou County in 2019

县冬小麦空间分布图，可以看出，冬小麦是扶沟县境内的主要夏收作物。以扶沟县城区为中心，扶沟县城区附近的冬小麦种植比较零散，其他地区的冬小麦种植分布均匀，地块连续，与实地情况相符。

4　结论

(1)时间特征曲线表明，冬小麦生长过程中，各种分类特征变化明显，各类地物差异较大，可以进行有效区分，为冬小麦种植面积提取提供理论依据。

(2)单生育期的雷达影像很难满足制图要求，使用多生育期的雷达影像可以解决该问题。单生育期中，拔节期识别精度最高，但总体精度仅为 62.9%。使用多生育期的雷达影像可以提高分类精度，总体精度达到 81.9%，基本满足制图要求。

(3)使用单生育期的融合影像进行分类，较同期的光学影像和雷达影像，分类精度均有不同程度提高。成熟期的融合影像分类精度最高，总体精度达到 95.1%，Kappa 系数达到 94.8%，对于同一生育期，融合影像可以提高分类精度。

(4)多生育期的融合影像分类效果最优，融合影像可以提高冬小麦识别精度。使用多生育期融合影像进行冬小麦种植面积提取，可以绘制更为精准的扶沟县冬小麦空间分布图。

参　考　文　献

[1]　YANG A, ZHONG B, WU J. Monitoring winter wheat in Shandong Province using Sentinel data and Google Earth Engine platform[C]//2019 10th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, 2019.

[2]　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 CASE, 2014, 30(11): 134 – 144. (in Chinese)
[3] 郭新, 王乃江, 张玲玲, 等. 基于 Google Earth Engine 平台的关中冬小麦面积时空变化监测[J]. 干旱地区农业研究, 2020, 38(3): 275 – 280.
GUO Xin, WANG Naijiang, ZHANG Lingling, et al. Monitoring of spatial-temporal change of winter wheat area in Guanzhong Region based on Google Earth Engine[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2020, 38(3): 275 – 280. (in Chinese)
[4] 王九中, 田海峰, 邬明权, 等. 河南省冬小麦快速遥感制图[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 846 – 853.
WANG Jiuzhong, TIAN Haifeng, WU Mingquan, et al. Rapid mapping of winter wheat in Henan Province[J]. Journal of Geo-information Science, 2017, 19(6): 846 – 853. (in Chinese)
[5] 杨蕙宇, 王征强, 白建军, 等. 基于多特征提取与优选的冬小麦面积提取[J]. 陕西师范大学学报(自然科学版), 2020, 48(1): 40 – 49.
YANG Huiyu, WANG Zhengqiang, BAI Jianjun, et al. Winter wheat area extraction based on multi-feature extraction and feature selection[J]. Journal of Shaanxi Normal University(Natural Science Edition), 2020, 48(1): 40 – 49. (in Chinese)
[6] 吴静, 吕玉娜, 李纯斌, 等. 基于多时相 Sentinel – 2A 的县域农作物分类[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 194 – 200.
WU Jing, LÜ Yu'na, LI Chunbin, et al. Fine classification of county crops based on multi-temporal images of Sentinel – 2A[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 194 – 200. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190922&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.09.022. (in Chinese)
[7] 张喜旺, 秦耀辰, 秦奋. 综合季相节律和特征光谱的冬小麦种植面积遥感估算[J]. 农业工程学报, 2013, 29(8): 154 – 163, 295.
ZHANG Xiwang, QIN Yaochen, QIN Fen. Remote sensing estimation of planting area for winter wheat by integrating seasonal rhythms and spectral characteristics[J]. Transactions of the CASE, 2013, 29(8): 154 – 163, 295. (in Chinese)
[8] 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 CASE, 2017, 33(10): 215 – 221. (in Chinese)
[9] KANG J, ZHANG H, YANG H, et al. Support vector machine classification of crop lands using Sentinel – 2 imagery[C]// 2018 7th International Conference on Agro-geoinformatics, 2018.
[10] 刘昊. 基于 Sentinel – 2 影像的河套灌区作物种植结构提取[J]. 干旱区资源与环境, 2021, 35(2): 88 – 95.
LIU Hao. Extraction of crop planting structure in Hetao irrigated area based on Sentinel – 2[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2021, 35(2): 88 – 95. (in Chinese)
[11] KAMUSOKO C, KAMUSOKO O W, CHIKATI E, et al. Mapping urban and peri-urban land cover in Zimbabwe: challenges and opportunities[J]. Geomatics, 2021, 1(1): 114 – 147.
[12] RAJAH P, ODINDI J, MUTANGA O, et al. The utility of Sentinel – 2 vegetation indices (VIs) and Sentinel – 1 synthetic aperture radar (SAR) for invasive alien species detection and mapping[J]. Nature Conservation, 2019, 35: 41 – 61.
[13] GOMEZ C, GUMERSINDO M. Joint use of Sentinel – 1 and Sentinel – 2 for land cover classification: a machine learning approach[D]. Lund: Lund University, 2017.
[14] MAKINDE E O, OYELADE E O. Land cover mapping using Sentinel – 1 SAR and Landsat 8 imageries of Lagos State for 2017[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2020, 27(1): 66 – 74.
[15] 郭交,朱琳,靳标. 基于 Sentinel – 1 和 Sentinel – 2 数据融合的农作物分类[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(4):192 – 198.
GUO Jiao, ZHU Lin, JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel – 1 and Sentinel – 2[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 192 – 198. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180422&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.022. (in Chinese)
[16] CAI Y, LIN H, ZHANG M. Mapping paddy rice by the object-based random forest method using time series Sentinel – 1/Sentinel – 2 data[J]. Advances in Space Research, 2019, 64(11): 2233 – 2244.
[17] TRICHT K V, GOBIN A, GILLIAMS S, et al. Synergistic use of radar Sentinel – 1 and optical Sentinel – 2 imagery for crop mapping: a case study for Belgium[J]. Remote Sensing, 2018, 10(10): 1642.
[18] 周壮, 李盛阳, 张康, 等. 基于 CNN 和农作物光谱纹理特征进行作物分布制图[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 694 – 703.
ZHOU Zhuang, LI Shengyang, ZHANG Kang, et al. Crop mapping using remotely sensed spectral and context features based on CNN[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 694 – 703. (in Chinese)
[19] 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/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 246 - 252. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2015s040&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.040. (in Chinese)

[20] 冯齐心, 杨辽, 王伟胜, 等. 基于时序光谱重构的卷积神经网络遥感农作物分类[J]. 中国科学院大学学报, 2020, 37(5): 619 - 628.
FENG Qixin, YANG Liao, WANG Weisheng, et al. CNN remote sensing crop classification based on time series spectral reconstruction[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2020, 37(5): 619 - 628. (in Chinese)

[21] 白燕英, 高聚林, 张宝林. 基于 Landsat8 影像时间序列 NDVI 的作物种植结构提取[J]. 干旱区地理, 2019, 42(4): 893 - 901.
BAI Yanying, GAO Julin, ZHANG Baolin. Extraction of crop planting structure based on time-series NDVI of Landsat8 images [J]. Arid Land Geography, 2019, 42(4): 893 - 901. (in Chinese)

[22] 刘警鉴, 李洪忠, 华璀, 等. 基于 Sentinel - 1A 数据的临高县早稻面积提取[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(1): 191 - 199.
LIU Jingjian, LI Hongzhong, HUA Cui, et al. Extraction of early paddy rice area in Lingao County based on Sentinel - 1A data [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2020, 32(1): 191 - 199. (in Chinese)

[23] 蔡耀通, 刘书彤, 林辉, 等. 基于多源遥感数据的 CNN 水稻提取研究[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(4): 97 - 104.
CAI Yaotong, LIU Shutong, LIN Hui, et al. Extraction of paddy rice based on convolutional neural network using multi-source remote sensing data[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2020, 32(4): 97 - 104. (in Chinese)

[24] XU F, LI Z, ZHANG S, et al. Mapping winter wheat with combinations of temporally aggregated Sentinel - 2 and Landsat - 8 data in Shandong Province, China[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12):2065.

[25] 张超, 童亮, 刘哲, 等. 基于多时相 GF - 1 WFV 和高分纹理的制种玉米田识别[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 163 - 168,226.
ZHANG Chao, TONG Liang, LIU Zhe, et al. Identification method of seed maize plot based on multi-temporal GF - 1 WFV and Kompsat - 3 texture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 163 - 168, 226. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190218&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.018. (in Chinese)

[26] CARRASCO L, O'NEIL A, MORTON R, et al. Evaluating combinations of temporally aggregated Sentinel - 1, Sentinel - 2 and Landsat 8 for land cover mapping with Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2019, 11(3): 288.

[27] 宋宏利, 雷海梅, 尚明. 基于 Sentinel 2A/B 时序数据的黑龙港流域主要农作物分类[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(1): 83 - 92.
SONG Hongli, LEI Haimei, SHANG Ming. Crop classification based on Sentinel 2A/B time series data in Heilonggang river basin[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2021, 37(1): 83 - 92. (in Chinese)

[28] 郭燕, 贺佳, 王利军, 等. 基于高分二号数据的小麦快速识别与精度分析[J]. 河南农业科学, 2018, 47(10): 143 - 148.
GUO Yan, HE Jia, WANG Lijun, et al. Rapid recognition of wheat based on high resolution remote sensing (GF - 2) data and its accuracy analysis[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2018, 47(10): 143 - 148. (in Chinese)

[29] FANG Peng, ZHANG Xiwang, WEI Panpan, et al. The classification performance and mechanism of machine learning algorithms in winter wheat mapping using Sentinel - 2 10 m resolution imagery[J]. Applied Sciences, 2020, 10(15):5075.

[30] 王德军, 姜琦刚, 李远华, 等. 基于 Sentinel - 2A/B 时序数据与随机森林算法的农耕区土地利用分类[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(4): 236 - 243.
WANG Dejun, JIANG Qigang, LI Yuanhua, et al. Land use classification of farming areas based on time series Sentinel - 2A/B data and random forest algorithm[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2020, 32(4): 236 - 243. (in Chinese)