

于天祥, 樊红. 基于 Sentinel-2 多时相遥感影像的冬小麦种植面积监测[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(9): 1653-1661.  
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.09.009

## 基于 Sentinel-2 多时相遥感影像的冬小麦种植面积监测

于天祥, 樊红

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

**摘要:** 针对农业保险精准理赔对农作物真实种植面积的数据需求, 提出 1 种快速有效提取冬小麦分布与种植面积的方法。以湖北省荆州市荆州区作为研究区, 选取 2019–2020 年的 Sentinel-2 影像, 计算多时相红边植被指数与黄度值, 并将其作为特征用于优化分类模型, 利用随机森林法、支持向量机算法提取冬小麦的分布图, 对比分析不同方法的分类结果。结果表明, 包括红边指数在内的多时相植被指数的加入可以有效提高小麦地块分类的完整性; 相比于支持向量机, 用随机森林法提取的小麦地块边界更清晰、完整且准确性更高; 基于多时相特征的随机森林法分类结果的总精度、Kappa 系数分别为 97.49%、0.968 6; 不同分类方法提取的分类小麦面积与统计年鉴记录的小麦面积的比值为 91.28%。由研究结果可以看出, 归一化植被指数(*NDVI*)、归一化红边指数(*NDre1*)、新型倒红边叶绿素指数(*IRECI*)和黄度值是随机森林模型中重要性较高的分类特征。

**关键词:** 冬小麦分布图提取; 红边植被指数; Sentinel-2; 随机森林; 支持向量机

**中图分类号:** TP79      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-4440(2024)09-1653-09

## Remote sensing monitoring of winter wheat planting area based on multi-temporal Sentinel-2 imagery

YU Tianxiang, FAN Hong

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** Aiming at the data demand of the real planting area of crops in the accurate claims of agricultural insurance, a fast and efficient method for crop classification was proposed in this study. Taking Jingzhou District of Jingzhou City, Hubei province as the research area, Sentinel-2 images from 2019 to 2020 were selected to calculate multi-temporal red-edge vegetation index and yellowness value for feature optimization. Random forest and support vector machine algorithms were used to extract the distribution images of winter wheat. The results showed that adding multi-temporal vegetation index as a classification feature could effectively improve the integrity of wheat plot classification. Compared with support vector machine (SVM), the wheat boundary extracted by random forest was clearer, more complete and more accurate. The total accuracy and Kappa coefficient of the classification results of the random forest method based on multi-temporal features were 97.49% and 0.968 6, respectively. The ratio of the wheat area extracted by different classification methods to the wheat area recorded in the statistical yearbook was 91.28%. Normalized difference vegetation index (*NDVI*), normalized difference red-edge 1 (*NDre1*), novel inverted red-edge chlorophyll index (*IRECI*) and yellowness value were the most important classification features in random forest models.

**Key words:** extraction of winter wheat distribution image; red-edged vegetation index; Sentinel-2; random forest; support vector machine

收稿日期: 2023-11-15

作者简介: 于天祥 (2000–), 男, 内蒙古巴彦淖尔人, 硕士研究生, 主要从事农业遥感方面的研究。(E-mail) 1224745953@qq.com

通讯作者: 樊红, (E-mail) hfanz3@whu.edu.cn

在农业保险相关领域, 快速、准确地获取作物的

真实播种面积与分布情况是实现精准理赔的关键<sup>[1-2]</sup>。小麦是中国重要的粮食作物之一,据统计,2021 年中国小麦播种面积占粮食作物播种面积的 20.03%,占农作物播种面积的 13.97%<sup>[3]</sup>,小麦投保面积大且区域分散。统计传统农作物面积需要通过大量实地调查,费时费力,时效性差,且无法获取作物的空间信息,存在很大局限性,难以为农业保险提供数据支持。遥感技术具有大范围重复监测的能力,已被广泛应用于农作物面积估算中<sup>[4-5]</sup>。

不同农作物具有不同的物候特征,而多时相的遥感分析可以充分利用地物在不同时段的特征,因此其在农作物监测中的应用广泛。中分辨率成像光谱仪(MODIS)具有重返周期短的特点,非常适合用于作物生长周期的时间序列监测。许青云等<sup>[6]</sup>基于多年 MODIS NDVI 序列,利用动态阈值法对陕西省主要农作物进行分类。Zhang 等<sup>[7]</sup>基于 MODIS 数据构建了增强植被指数时间序列曲线用于监测华北地区的冬小麦,并提取了物候期。但是,由于受到空间分辨率的限制,MODIS 难以满足小区域作物分类的需求。随着卫星技术的发展,Landsat 8 等中分辨率影像开始在农作物分类中得到应用。Cai 等<sup>[8]</sup>基于多时相 Landsat 8 数据,利用基于深度神经网络的机器学习模型对玉米、大豆进行分类。谢登峰等<sup>[9]</sup>融合 Landsat 8 和 MODIS 影像数据,采用支持向量机识别秋粮作物,获得了较高的识别精度。但是,由于 Landsat 8 的重返周期较长,当受到云层干扰时,难以获取作物完整生长周期的时序影像。Sentinel-2 卫星具有最高 10 m 的空间分辨率和 5 d 的重返周期,解决了以往影像时空分辨率不足的问题,为精细农业监测提供了数据支持。王利军等<sup>[10]</sup>采用 Sentinel-2A 影像数据,结合决策树与支持向量机(SVM)对河南省濮阳县的秋季作物进行了分类,分类总体精度、Kappa 系数分别为 92.3%、0.886。Johann 等<sup>[11]</sup>采用多时相 Sentinel-2 影像,应用机器学习算法对美国爱荷华州、内布拉斯加州的玉米产量进行预测。Sentinel-2 在红边范围内有 3 个波段,能够提供丰富的光谱信息,但是目前的作物分类研究大多利用 Sentinel-2 高时空分辨率的特点,利用红边波段构建红边植被指数,将多时相植被指数应用于农作物分类的相关研究较少。

综上,本研究拟以湖北省荆州市荆州区作为研究区,选取 2019–2020 年的 Sentinel-2 影像数据,对多时相红边植被指数与黄度值进行特征优化,利用

随机森林法、支持向量机算法提取冬小麦的分布影像,对比不同分类方法的结果,探究多时相特征与不同分类算法对小麦影像提取精度的影响,以为农业保险精准理赔提供数据依据和方法参考。

## 1 研究区概况

本研究选择湖北省荆州市荆州区作为研究区,荆州区位于湖北省中南部,地理位置为 30°04'N ~ 30°35'N, 112°55'E ~ 113°38'E。该地区地形以平原、丘陵、山地为主,主要海拔为 200~500 m;属亚热带季风气候区,气候温和湿润,四季分明,夏季较热,冬季较冷,研究区的遥感影像如图 1 所示。

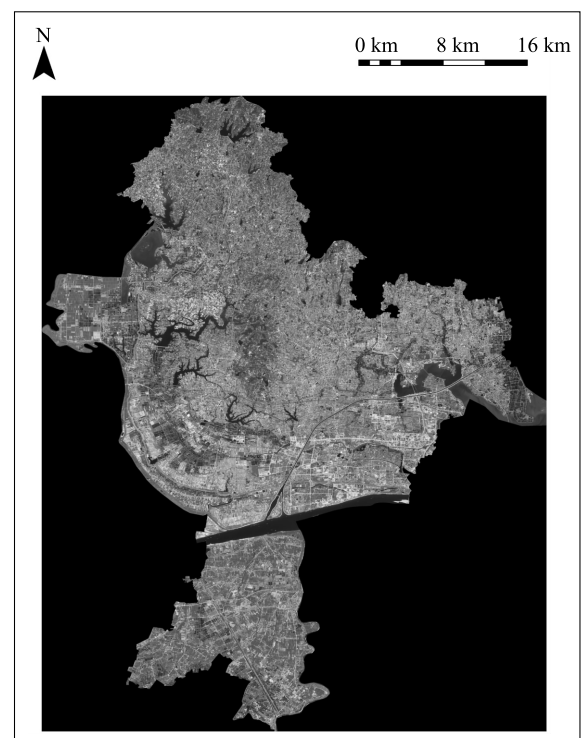


图 1 湖北省荆州市荆州区的 Sentinel-2 影像

Fig.1 Sentinel-2 imagery of Jingzhou District, Jingzhou City, Hubei province

研究区的主要夏收作物为小麦、油菜,这 2 类作物的混种在研究区比较普遍,容易在分类中造成混淆。小麦与油菜对应的生育期见表 1。

## 2 数据概况

### 2.1 影像数据及预处理

Sentinel-2 卫星星座是欧洲空间局发射的 Sen-

tinel 系列卫星中重要的遥感平台,其搭载的多光谱成像仪有 13 个光谱波段,涵盖可见光、近红外光和短波红外光,最高空间分辨率可达 10 m。Sentinel-2 由 Sentinel-2A、Sentinel-2B 2 颗卫星组成,单颗卫星的重返周期为 10 d,在双星系统下,重返周期可达 5 d。

表 1 荆州区主要夏收作物的生育期

Table 1 Growth period of main summer crops in Jingzhou District

年份	月份	生育期	
		油菜	小麦
第 1 年	9(上旬)		
	9(中旬)		
	9(下旬)	播种期	
第 1 年	10(上旬)	出苗期	
	10(中旬)	五叶期	
	10(下旬)	移栽期	播种期
第 1 年	11(上旬)	活棵期	出苗期
	11(中旬)	长叶期	长叶期
	11(下旬)		分蘖期
第 1 年	12(上旬)		
	12(中旬)		
	12(下旬)		
第 2 年	1(上旬)		
	1(中旬)	缓长期	
	1(下旬)	现蕾期	
第 2 年	2(上旬)		
	2(中旬)	抽薹期	
	2(下旬)		
第 2 年	3(上旬)		返青期
	3(中旬)	始花期	拔节期
	3(下旬)	开花期	
第 2 年	4(上旬)	结荚期	
	4(中旬)	壮籽期	抽穗期
	4(下旬)	成熟期	灌浆期
第 2 年	5(上旬)		乳熟期
	5(中旬)	收获期	
	5(下旬)		成熟期
第 2 年	6(上旬)		收获期

本研究使用的 Setintine-2 影像产品等级为 L2A 级,已经过辐射定标与大气校正。为了保证影像质

量,筛选 2019 年 11 月 1 日至 2020 年 6 月 30 日间云覆盖量小于 30% 的 19 景影像,并对其进行裁剪与月度均值的合成。

2.2 样本数据

本研究在实地调查的基础上,结合 Google Earth 高分辨率影像和特定日期的 Sentinel-2 影像进行目视解译,共标注 1 237 个样本点,包括 6 类地物,其中小麦地物 262 个,油菜地物 204 个,不透水面地物 278 个,水体地物 89 个,林草地地物 323 个,其他作物地物 81 个。将样本点按照 6 : 4 的比例划分为训练集与验证集,样本点的分布情况见图 2。

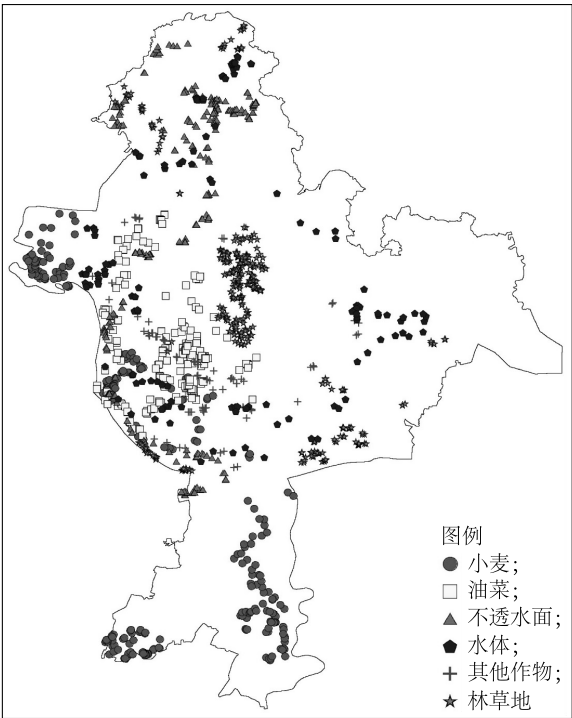


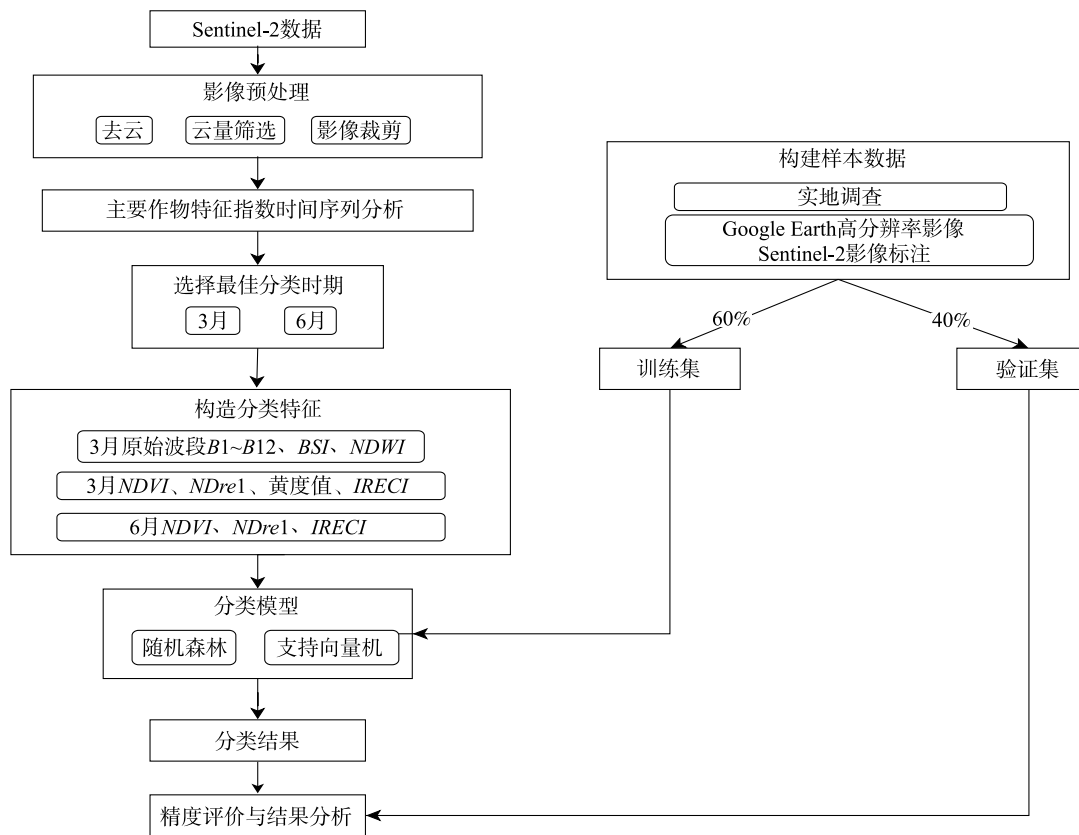
图 2 样本点的分布情况

Fig.2 Distribution of sample points

3 研究方法

3.1 技术路线

图 3 是本研究的技术路线,首先进行影像的筛选与预处理,然后通过分析不同特征指数的时序变化,选取最佳时期,构建分类特征。利用随机森林与支持向量机模型进行分类,从验证集与统计年鉴数据 2 个方面开展分类结果的评价与分析。



BSI: 裸土指数; NDWI: 归一化水体指数; NDVI: 归一化植被指数; NDre1: 归一化红边指数; IRECI: 新型倒红边叶绿素指数。B1~B12 分别表示气溶胶波段、蓝波段、绿波段、红波段、红边波段 1、红边波段 2、红边波段 3、近红外波段、水蒸气波段、云检测波段、短波红外波段 1、短波红外波段 2。

图 3 影像预处理、时序特征分析与分类模型评价的技术流程

Fig.3 Technical workflow for image preprocessing, temporal feature analysis, and classification model evaluation

### 3.2 分类特征的选择

分类特征直接影响着模型的分类效果,因此选取有效的分类特征十分重要。本研究在 Sentinel-2 的 12 个原始波段的基础上,加入归一化水体指数 (NDWI)、裸土指数 (BSI)、归一化植被指数 (NDVI)、黄度值、归一化红边指数 (NDre1)、新型倒红边叶绿素指数 (IRECI) 6 个遥感指数。表 2 列出了本研究选取的 18 个特征。其中,NDWI 可突出影像中的水体信息,区分水体和非水体<sup>[12]</sup>; BSI 可增强裸土地的亮度值<sup>[13]</sup>; NDVI 可反映不同作物的长势。

开花期的油菜在真彩色影像中呈现黄色,此时油菜的黄度值与小麦差异明显,可用此特征对小麦与油菜进行区分<sup>[14]</sup>。黄度值按公式(1)进行计算:

$$Y = DN_G - DN_B \quad (1)$$

式中,  $DN_G$ 、 $DN_B$  分别为绿光波段、蓝光波段的光谱值。

Sentinel-2 包含 3 个红边波段,为红边指数的应用提供了重要的基础<sup>[15]</sup>。本研究加入了 2 个红边植被指数作为分类特征。NDre1 分别用红边的峰、谷来代替传统 NDVI 中的红光、近红外波段,可用于估算植物叶面积指数、叶绿素含量<sup>[16]</sup>,其计算方法如公式(2)所示:

$$NDre1 = \frac{\beta_{red2} - \beta_{red1}}{\beta_{red2} + \beta_{red1}} \quad (2)$$

式中,  $\beta_{red1}$ 、 $\beta_{red2}$  分别对应 Sentinel-2 的红边波段 1 (B5)、红边波段 2 (B6)。

IRECI 与植物冠层叶绿素含量、叶面积指数有很好的相关性,可用于定量表征植物的叶绿素含量<sup>[17]</sup>,其计算方法如公式(3)所示:

$$IRECI = \frac{\beta_{783} - \beta_{665}}{\beta_{705} / \beta_{740}} \quad (3)$$

式中,  $\beta_{783}$ 、 $\beta_{665}$ 、 $\beta_{705}$ 、 $\beta_{740}$  分别对应 Sentinel-2 的红边波段 3 (B7)、红波段 (B4)、B5、B6。

表 2 分类特征与说明(用于模型输入特征)

Table 2 Classification features and descriptions (for model input features)

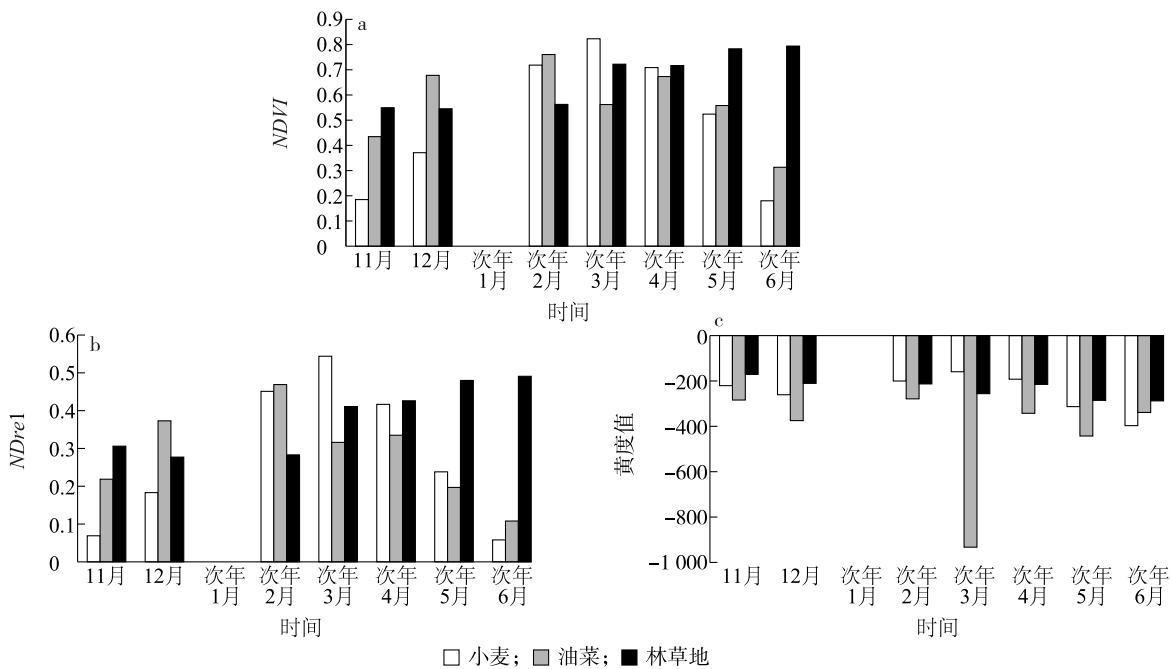
分类特征	特征说明
B1	气溶胶波段
B2	蓝波段
B3	绿波段
B4	红波段
B5	红边波段 1
B6	红边波段 2
B7	红边波段 3
B8	近红外波段
NDWI	归一化水体指数
B12	短波红外波段 2
B8A	红边波段 4
B9	水蒸气波段
B10	云检测波段
B11	短波红外波段 1
NDVI	归一化植被指数
IRECI	新型倒红边叶绿素指数
NDre1	归一化红边指数
Yellow	黄度值
BSI	裸土指数

3.3 分类时相选取

图 4 为研究区内小麦、油菜和林草地样本点的黄度值、NDVI 及 NDre1 月均值的时间序列。3 月份开始小麦先后进入返青期、拔节期,在此期间 NDVI、NDre1 会快速升高,达到生长周期中的峰值(图 4a、图 4b);油菜则进入开花期,黄度值、NDVI 和 NDre1 均有所下降,降幅最大的是黄度值(图 4c),与小麦、林草地间表现出明显差异。6 月份油菜与小麦均已成熟并收获,此时 2 类作物样本点的 NDVI、NDre1 均出现大幅度下降,林草地的 NDVI、NDre1 却达到峰值(图 4a、图 4b)。由此可见,3 月是区分小麦与油菜的最佳时期,6 月是区分小麦、油菜与林草地的最佳时期。本研究选择 3 月份的影像来构建分类特征,同时还补充加入用 6 月份影像计算得到的 NDVI、NDre1、IRECI,进行特征优化。

3.4 分类算法

分别采用随机森林(RF)法和支持向量机(SVM)算法对研究区内的作物进行分类,并比较用 2 类模型提取冬小麦影像的精度。



a; NDVI 时间序列; b; NDre1 时间序列; c: 黄度值时间序列。

图 4 小麦、油菜、林草地的归一化植被指数 (NDVI)、归一化红边指数 (NDre1)、黄度值的时间序列

Fig.4 Time series of normalized difference vegetation index (NDVI), normalized difference red-edge 1 (NDre1) and yellowness value of wheat, rapeseed and forest and grassland

RF 法是通过组合多个决策树分类器,并采用投

票方式确定测试样本类别的机器学习算法。该算法

不需要过多人工干预,能容忍一定的噪声和异常值,能并行化处理高维海量数据,运算效率较高<sup>[18]</sup>。RF 最重要的参数是决策树的数量,本研究将决策树数量设置为 1 000,以充分发挥 GEE 的计算能力。

SVM 法通过构造核函数,将低维空间向量集映射到高维空间,增大其可分离性,提升了分类器的泛化能力,能够处理复杂数据的分类问题<sup>[19-22]</sup>。

### 3.5 精度评价方法

从验证样本数据、统计年鉴数据 2 个方面展开精度评价。首先,根据验证数据构建混淆矩阵,计算用户精度(UA)、生产者精度(PA)、总精度(OA)及 Kappa 系数。然后,通过提取的冬小麦面积与统计年鉴中记录

的实际播种面积的比值来衡量分类的正确性,比值越接近 1,说明分类面积与真实播种面积越接近。

## 4 结果与分析

### 4.1 不同分类方法精度的对比

4.1.1 验证集精度的评价 为了探究多时相特征及不同分类算法对小麦提取精度的影响,本研究对 3 种分类方法的精度进行对比。如表 3 所示,基于单时相特征的 RF 模型的精度较低,基于多时相特征的 RF 模型的精度最高,用户精度和生产者精度均达 98.00%以上,总精度为 97.49%,Kappa 系数为 0.968 6。

表 3 不同分类方法在验证集上的精度对比

Table 3 Comparison of accuracy of different classification methods on validation dataset

编号	分类模型	分类特征	小麦用户精度 (%)	小麦生产者精度 (%)	总精度 (%)	Kappa 系数
1	RF	3 月的 $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ ; 3 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 、黄度值	97.04	97.88	95.78	0.947 2
2	RF	3 月的 $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ ; 3 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 、黄度值; 6 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$	98.99	98.18	97.49	0.968 6
3	SVM	3 月的 $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ ; 3 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 、黄度值; 6 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$	97.32	98.20	95.38	0.942 3

RF: 随机森林模型; SVM: 支持向量机模型。  $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ 、 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$  见表 2。

4.1.2 不同分类方法提取的小麦面积精度评价 由表 4 可以看出,基于单时相特征的 RF 模型的提取面积少于实际面积,基于多时相特征的 RF 模型

的提取面积更接近实际面积,方法 1、方法 2 提取的面积少于实际面积,方法 3 提取的面积多于实际面积。

表 4 不同分类方法提取的小麦面积与 2021 年《荆州市统计年鉴》记录面积的对比

Table 4 Comparison of wheat area extracted by different classification methods with the recorded area in the 2021 Jingzhou Statistical Yearbook

方法编号	分类模型	分类特征	提取面积 ( $\text{hm}^2$ )	实际面积 ( $\text{hm}^2$ )	提取面积/实际面积 (%)
1	RF	3 月的 $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ ; 3 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 、黄度值	7 162.37	10 010	71.55
2	RF	3 月的 $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ ; 3 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 、黄度值; 6 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$	9 136.71	10 010	91.28
3	SVM	3 月的 $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ ; 3 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 、黄度值; 6 月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$	10 694.48	10 010	106.84

RF: 随机森林模型; SVM: 支持向量机模型。  $B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ 、 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$  见表 2。

图 5 是同一小麦地块的影像在 3 种方法中的分布提取对比结果,图 5a 是该地块的原始影像,左右两部分深色区域代表小麦,图 5b~图 5d 中的浅灰色区域代表各方法提取出的小麦分布情况。加入多时相特征后,提取的小麦地块完整度有了明显提高,更接近实际面积(图 5b、图 5d)。与 SVM 模型相比,用 RF 模型提取的地块边界更清晰完整且没有内部空洞(图 5c、图 5d)。为了保证样本数据的正确性,采样多在易辨识的田块内部进行,这是 3 种方法在验证集上的精度评价

接近,而在统计年鉴面积对比评价中差距明显的原因。

4.1.3 RF 模型与 SVM 模型的对比 除了上述差异外,SVM 模型提取的小麦地块影像中存在大量椒盐噪声,不仅将其他地物像元错分为小麦,还存在将部分零散种植的油菜错分为小麦的情况。因此,SVM 模型提取的小麦地块影像完整度虽不如 RF 模型,分类面积却更多。相比之下,RF 对于小麦与其他地物的区分度更高,没有出现 SVM 模型错分油菜和小麦的情况,椒盐噪声也明显减少。

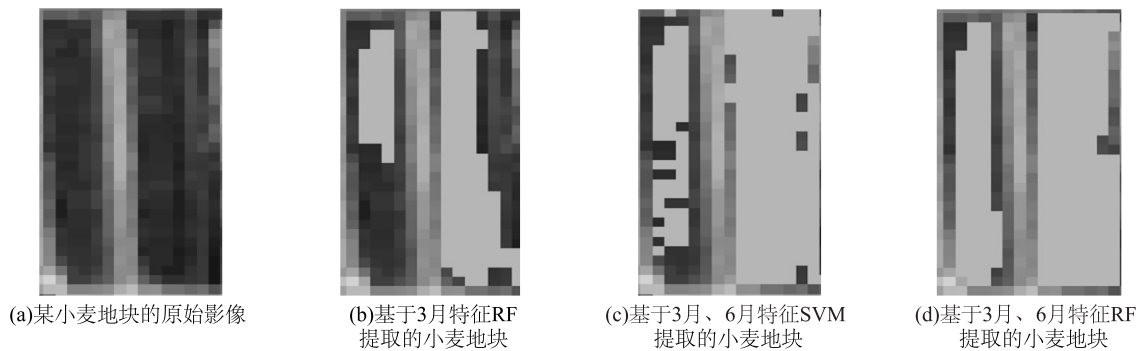


图5 不同方法提取小麦地块的完整性对比

Fig.5 Comparison of wheat plot integrity extracted by different methods

## 4.2 特征重要性分析

由表5可以看出,RF模型分类特征中重要性较高的特征是6月的 $NDVI$ 、 $IRECI$ 、 $NDre1$ 及3月的 $NDre1$ 、 $B5$ 、黄度值,其中 $B5$ 是Sentinel-2的第1个红边波段,其中心波长为703.9 nm,该波段有助于区分形态相似的作物间的细微差异。由此可见,加入红边指数特征及多时相植被指数,对提高小麦地块影像的提取精度是十分有效的。重要性较低的是 $B1$ 、 $B9$ , $B1$ 是海岸气溶胶波段,主要用于监测近岸水体、大气中的气溶胶, $B9$ 是水蒸气波段,这2个波段在作物分类中的作用不显著。

## 4.3 提取小麦的空间分布

不同分类方法提取的小麦分布情况如图6所示,冬小麦主要分布于荆州区西部的菱角湖管理区、太湖港管理区和南部的弥市镇、李埠镇。

## 5 结论

本研究选取2019–2020年多时相Sentinel-2影像数据,计算多时相红边植被指数与黄度值,并将其作为特征用于优化分类模型,利用随机森林法、支持向量机算法提取湖北省荆州市荆州区冬小麦的分布情况,对比不同分类方法的结果,得出以下结论:(1)包括红边指数在内的多时相植被指数的加入可以有效地提高小麦地块分类的完整度,更好地进行农作物种植面积监测。(2)相比于SVM模型,用RF模型提取的小麦地块边界更清晰完整,且与其他地物间的区分度更高,椒盐噪声显著减少。基于多时相特征的随机森林分类结果的总精度、Kappa系数分别为97.49%、0.9686,分类面积与统计年鉴中面积的比值为91.28%,该方法能够满足冬小麦面积

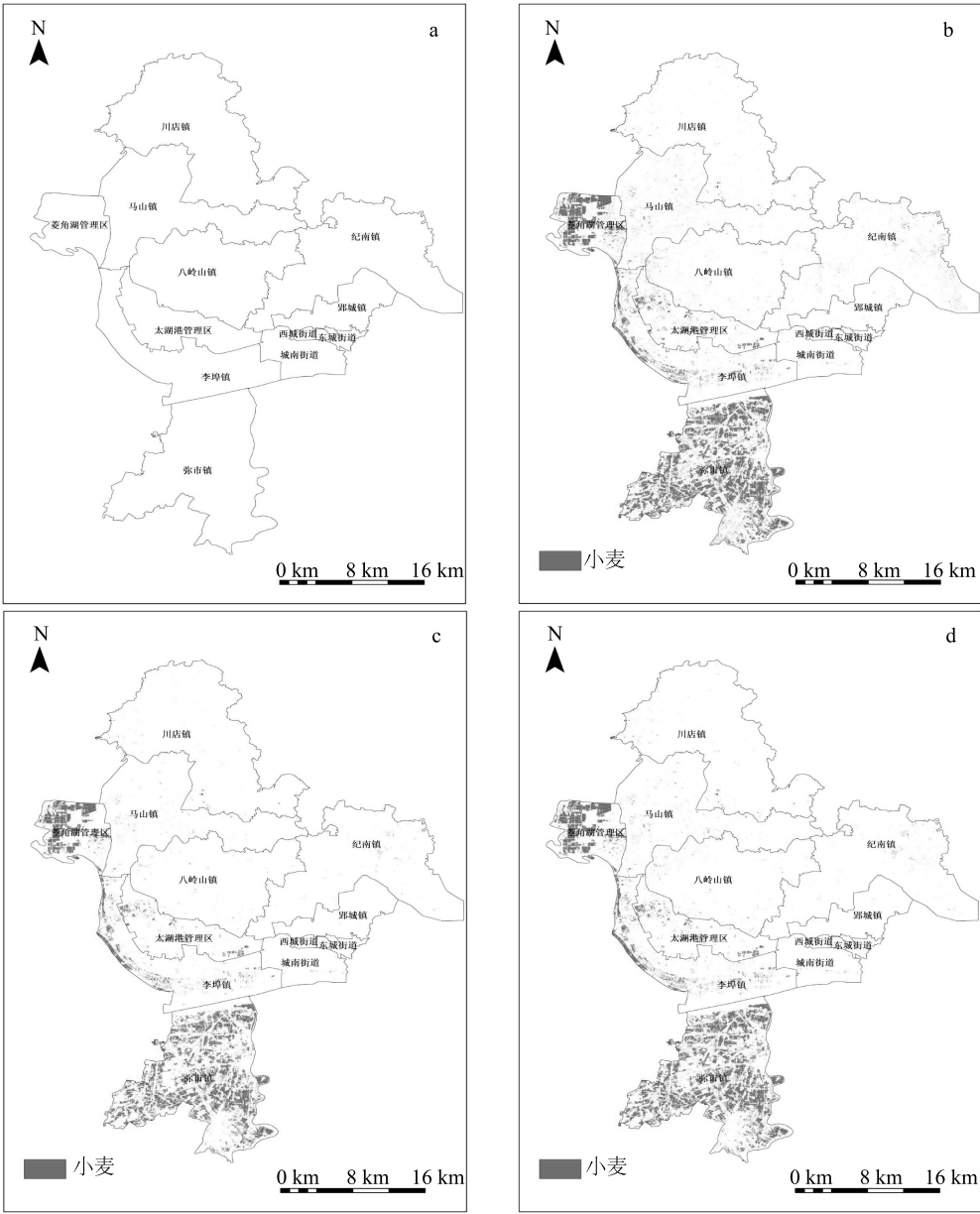
表5 随机森林模型的特征重要性分析

Table 5 Feature importance analysis of random forest model

波段	特征重要性
$NDVI\_6$	174.156
$IRECI\_6$	171.077
$NDre1\_6$	156.376
$NDre1\_3$	154.501
$B5\_3$	150.648
$Yellow\_3$	149.251
$B12\_3$	147.162
$B11\_3$	145.188
$B8\_3$	140.247
$B8A\_3$	139.837
$NDWI\_3$	138.375
$B2\_3$	134.514
$B7\_3$	131.555
$NDVI\_3$	118.255
$B4\_3$	116.759
$B6\_3$	112.435
$B3\_3$	106.726
$IRECI\_3$	106.567
$B1\_3$	81.178
$B9\_3$	77.896

$B1 \sim B12$ 、 $NDWI$ 、 $BSI$ 、 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 见表2。参数后的数字表示月份。

监测的精度要求。(3)6月的 $NDVI$ 、 $NDre1$ 、 $IRECI$ 和3月的 $NDre1$ 、 $B5$ 和黄度值是RF模型中重要性较高的分类特征,验证了包括红边指数在内的多时相植被指数及黄度值特征在作物分类中的有效性。(4)冬小麦主要分布于研究区西部的菱角湖管理区、太湖港管理区和南部的弥市镇、李埠镇。



a:荆州区行政区划图;b:基于多时相特征的 SVM 小麦分布情况提取结果;c:基于 3 月特征的 RF 小麦分布情况提取结果;d:基于多时相特征的 RF 小麦分布情况提取结果。

图 6 湖北省荆州市荆州区基于不同分类算法的小麦分布情况提取结果

Fig.6 Extraction results of wheat distribution based on different classification algorithms in Jingzhou District, Jingzhou City, Hubei province

本研究存在下列不足,需要进一步开展研究:(1)Sentinel-2 的双星系统使得重返周期达 5 d,但是仍无法避免受到云污染的影响,如 1 月受云层影响无法筛选出有效影像,在绘制特征时间序列曲线时缺少 1 月的数据。在后续研究中,可以尝试融合多源影像或不同预处理方法以减少云的影响。(2)

Sentinel-2 最高的空间分辨率可达 10 m,在地物的边缘存在混合像元,且在同类地物内部可能也存在“同物异谱”现象。由于本研究使用的方法本质上是基于像元的分类,将不可避免地导致椒盐噪声的出现。目前,深度学习算法在地物分类和识别方面表现出优越性能,后续可以尝试使用高分辨率影像

结合深度学习的方法进行更精细化的作物分类。

## 参考文献:

- [1] 潘力,夏浩铭,王瑞萌,等. 基于 Google Earth Engine 的淮河流域越冬作物种植面积制图[J]. 农业工程学报,2021,37(18):211-218.
- [2] 陈岳,寇卫利,李莹,等. 农作物遥感灾损评估研究进展[J]. 江苏农业科学,2022,50(16):12-20.
- [3] 吴炳方,范锦龙,田亦陈,等. 全国作物种植结构快速调查技术与应用[J]. 遥感学报,2004,8(6):618-627.
- [4] DHUMAL R K, VIBHUTE A D, NAGNE A D, et al. Advances in classification of crops using remote sensing data[J]. International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS,2015,4(1):1410-1418.
- [5] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报,2015,46(2):247-260.
- [6] 许青云,杨贵军,龙慧灵,等. 基于 MODISNDVI 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.
- [7] ZHANG M W, FAN J L, ZHU X X, et al. Monitoring winter-wheat phenology in North China using time-series MODIS EVI [C]//SPIE. SPIE Remote Sensing 2009. Zhangjiajie: SPIE, 2009:232-242.
- [8] CAI Y P, GUAN K Y, PENG J, et al. A high-performance and in-season classification system of field-level crop types using time-series Landsat data and a machine learning approach[J]. Remote Sensing of Environment,2018,210:35-47.
- [9] 谢登峰,张锦水,潘耀忠,等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报,2015,19(5):791-805.
- [10] 王利军,郭燕,贺佳,等. 基于决策树和 SVM 的 Sentinel-2A 影像作物提取方法[J]. 农业机械学报,2018,49(9):146-153.
- [11] JOHANN D, DINO I, ANTOINE B. Out-of-year corn yield prediction at field-scale using Sentinel-2 satellite imagery and machine learning methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023,209:107807.
- [12] 王志辉,易善桢. 不同指数模型法在水体遥感提取中的比较研究[J]. 科学技术与工程,2007,7(4):534-537.
- [13] 林建平,邓爱珍,朱青,等. 基于 BP 神经网络模型的南方离子型稀土矿区开采遥感监测研究[J]. 中国稀土学报,2022,40(2):339-350.
- [14] 李亚妮,曹建君,杨树文,等. 基于决策树的大尺度复杂地区夏收作物遥感提取与分析[J]. 江苏农业学报,2022,38(5):1257-1264.
- [15] 方灿莹,王琳,徐涵秋. 不同植被红边指数在城市草地健康判别中的对比研究[J]. 地球信息科学学报,2017,19(10):1382-1392.
- [16] GITELSON A, MERZLYAK M N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. Journal of Plant Physiology, 1994, 143(3):286-292.
- [17] FRAMPTON W J, DASH J, WATMOUGH G, et al. Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2013,82:83-92.
- [18] 龙亦凡,乔雯钰,孙静. 基于 SVM 的大屯矿区遥感影像变化检测[J]. 测绘与空间地理信息,2020,43(12):107-110,115.
- [19] 江远东,李新国,杨涵. 基于连续小波变换的表层土壤有机碳含量的高光谱估算[J]. 江苏农业学报,2023,39(1):118-125.
- [20] 路阳,杨化龙,陈宇,等. 基于 TSDPSO-SVM 的水稻稻瘟病图像识别[J]. 江苏农业科学,2022,50(23):164-170.
- [21] 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.
- [22] 黄靖舒,高心丹,景维鹏. 基于 BOVW 和 SVM 的城市土地类型遥感变化监测研究[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2023,47(3):37-44.

(责任编辑:徐艳)