

基于多物候特征指数的冬小麦分布信息提取

吴喜芳¹ 化仕浩¹ 张莎² 谷玲霄¹ 马春艳¹ 李长春¹

(1. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454003; 2. 青岛大学计算机科学技术学院, 青岛 266071)

摘要: 以往的冬小麦分布信息提取研究大多基于单个物候期或单个植被指数, 未考虑不同物候期特征及不同物候期之间的联系导致分类精度较低。为提高提取精度, 本文基于冬小麦播种期、越冬期、生长期及成熟期选取相应特征指数, 提出一种多物候特征指数的冬小麦识别方法, 并对 2020 年焦作市的冬小麦面积进行提取。通过对不同物候期、不同分类方法下的结果进行对比, 结果表明: 在物候期的选择上, 加入越冬期后, 随机森林与支持向量机分类的总体精度与 Kappa 系数呈现不同程度的提升, 均方根误差 (RMSE) 分别减小 19.3% 和 9.8%, 提取冬小麦面积的误差百分比分别降低 8.64、4.42 个百分点。在不同分类方法上, 随机森林相较于支持向量机、最小距离, 分类的总体精度与 Kappa 系数更高。相较于支持向量机, 随机森林分类的 RMSE 减小 19.6%。相较于单一特征指数, 基于随机森林的多物候特征指数分类的总体精度, Kappa 系数更高, RMSE 为 $1.84 \times 10^3 \text{ hm}^2$, 比单一特征指数减小 33.6%, 提取冬小麦面积的误差百分比减小 7.14 个百分点。

关键词: 冬小麦; Sentinel-2; 多物候特征; 支持向量机; 随机森林; 最小距离

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)12-0207-10

OSID:



Extraction of Winter Wheat Distribution Information Based on Multi-phenological Feature Indices Derived from Sentinel-2 Data

WU Xifang¹ HUA Shihao¹ ZHANG Sha² GU Lingxiao¹ MA Chunyan¹ LI Changchun¹

(1. School of Surveying and Mapping and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China

2. College of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract: Previous research on the extraction of winter wheat distribution information has mostly relied on single phenological periods or individual vegetation indices, neglecting the characteristics of different phenological periods and their interconnections, which has limited the classification accuracy. To enhance the extraction accuracy, a method for winter wheat identification was proposed based on corresponding feature indices for the sowing period, overwintering period, growth period, and maturation period. The method was applied to extract the winter wheat area in Jiaozuo City in 2020. By comparing the results under different phenological periods and classification methods, the findings indicated that the inclusion of the overwintering period led to varying degrees of improvement in overall accuracy and Kappa coefficients for both random forest and support vector machine classification methods, with respective reductions in root mean square error (RMSE) by 19.3% and 9.8%. The error percentage in winter wheat area extraction was reduced by 8.64 percentage points and 4.42 percentage points, respectively. Among different classification methods, random forest outperforms support vector machine and minimum distance in terms of overall accuracy and Kappa coefficient. Compared with support vector machine, random forest classification reduced RMSE by 19.6%. When compared with single feature indices, the overall accuracy and Kappa coefficient of the multi-phenological feature index based on random forest were higher, with RMSE of $1.84 \times 10^3 \text{ hm}^2$, representing 33.6% reduction compared with single feature indices and 7.14 percentage points decrease in the error percentage for winter wheat area extraction.

Key words: winter wheat; Sentinel-2; multi-phenological features; support vector machine; random forest; minimum distance

收稿日期: 2023-07-25 修回日期: 2023-10-08

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42101382)、河南省科技攻关项目 (222102110038、232102210093)、河南省博士后基金项目 (202103072)、河南理工大学博士基金项目 (B2021-19) 和河南理工大学测绘科学与技术“双一流”学科创建项目 (JXSFZXKFJJ202308、JXSFZXKFJJ202305)

作者简介: 吴喜芳 (1987—), 女, 讲师, 博士, 主要从事遥感数据处理及应用研究, E-mail: wxf2020@hpu.edu.cn

通信作者: 张莎 (1988—), 女, 讲师, 博士, 主要从事农业与生态遥感研究, E-mail: zhangsha@qdu.edu.cn

0 引言

冬小麦是我国重要的农作物之一,2021 年年产量已超过 1.3×10^{12} kg,占全国粮食产量的 20% 以上。快速、准确地获取冬小麦的种植面积为冬小麦产量估算、国家制定相关决策保障粮食安全等提供了数据支持^[1-2]。传统统计部门逐级上报估算冬小麦面积的方式不仅时效性较差,而且易受到人为因素的影响产生较大误差^[3-4]。随着遥感技术的不断发展,越来越多的高质量卫星影像数据得到应用,其覆盖范围广、重访周期短、获取成本低的特点,使得其在作物监测中起着越来越重要的作用^[5]。

近年来,国内外诸多专家学者基于不同的卫星数据,从不同角度、不同层次、运用不同的方法对冬小麦的面积提取进行了研究^[6-8]。以往的大部分研究在冬小麦分布信息获取上取得了不少成果,然而这些研究大多是基于单个物候期^[9-10],或者多个物候期的单个特征指数时间序列^[11-12],未考虑到作物在不同物候期所表现的特征,以及不同物候期之间的联系。单个物候期不能代表冬小麦的整个生长过程,若作物长势及遥感影像受到恶劣天气的影响,则会对冬小麦分布信息的提取产生影响。基于单个特征指数时间序列提取作物的分布信息,会受到其他具有相似特征指数时间序列作物的影响,对提取的精度产生影响^[13]。而多物候特征考虑到作物的多个特征指数在整个生长周期的变化情况,可以很好地减少这些因素带来的影响。NI 等^[14]考虑到不同物候期的差异,开发了一种多物候特征合成方法,提取了水稻分布信息,结果显示该分类方法在水稻分布信息提取上表现较好。

目前,已有一些研究利用冬小麦不同物候期的不同特征指数对冬小麦的分布信息进行提取^[15-16]。但是这些研究大多忽略了冬小麦的一个关键物候期——越冬期。冬小麦在越冬期间呈现显著的生长状况变化,这一特征为区分冬小麦与其他地物提供了有利条件^[17]。

因此,本研究在关键物候期的选择上引入越冬期,将冬小麦的整个生长周期分为 4 个关键时期:播种期、越冬期、生长期、成熟期,并在此基础上选取相应特征指数构建新的多物候分类特征。最后基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台通过随机森林、支持向量机、最小距离分类方法分别对焦作市 2020 年的冬小麦分布信息进行提取,以期为区域冬小麦种植面积提取和保障国家粮食安全提供数据支撑。

1 研究区与数据源

1.1 研究区

研究区为焦作市(图 1),位于河南省西北部,北依太行山,南临黄河,总面积约为 4 071 km²。地貌类型包括平原和山区,属于大陆性季风气候,日照充足,四季分明。研究区年平均降水量约为 548.8 mm,主要集中在夏季。焦作市种植的作物主要有冬小麦和玉米,其中冬小麦通常在每年 10 月初开始播种,次年 1 月初进入越冬阶段,3 月中旬进入生长期,5 月底至 6 月初开始收获。

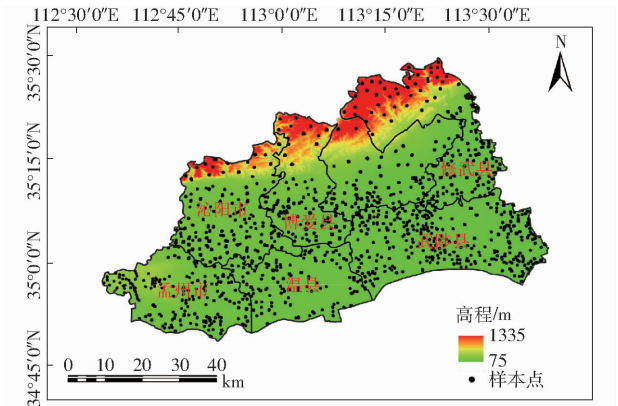


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Study area geographic location

1.2 数据预处理

1.2.1 统计数据

为验证冬小麦播种面积提取的准确性,从河南省统计年鉴中获取了焦作市及其主要 6 个县(市)(修武县、博爱县、武陟县、温县、沁阳市、孟州市)的 2020 年冬小麦种植面积。

1.2.2 样本点数据

根据冬小麦独特的生长特性,其在 12 月至 1 月处于越冬生长阶段^[18],而其他大多数植被(农作物)还未播种或处于休眠阶段,此时遥感影像上的冬小麦与其他植被有着较好的区分性,宜选取此时的影像进行目视解译。由于 GEE 平台提供的 Sentinel-2 影像的空间分辨率有限,无法详细区分研究区的非冬小麦植被与冬小麦,这会对样本点的选取产生影响。因此,本研究基于 Google Earth 提供的与 Sentinel-2 影像具有相同地理坐标系且相同时间段的更高空间分辨率影像进行目视解译,选取冬小麦样本点。最终本研究以 Google Earth 提供的 12 月至 1 月期间的高空间分辨率影像随机均匀地选取 900 个冬小麦样本区域、600 个非冬小麦样本区域(包括建设用地、非冬小麦植被、水体、森林),其中 70% 样本点作为训练样本,30% 样本点作为验证样本。样本点具体分布情况如图 1 所示。

1.2.3 Sentinel-2 影像数据集

在充分考虑卫星影像质量、卫星重访周期、作物生长变化的敏感性波段等条件下,使用 Seninel-2 影像数据进行冬小麦分布信息提取。作为欧洲“哥白尼”计划的一部分, Sentinel-2 系列卫星不仅能帮助监测全球地表环境,而且能提供多个分辨率水平的多光谱数据,共有 13 个波段,其中可见光与近红外波段的空间分辨率为 10 m,红边与短波红外波段的空间分辨率为 20 m,大气波段的空间分辨率为 60 m。单颗卫星重访周期为 10 d,双星协同观测 5 d 即可更新一次全球地表数据,且该系列卫星在植被红边区设置了 3 个工作波段,这对作物的监测更加有利。本文基于 GEE 平台调用研究区的 Sentinel-2 影像。

1.2.4 影像数据预处理

本研究使用的是 Sentinel-2 Level-2A 数据,该数据已经进行了大气校正。选取的研究区影像主要包括 4 个关键时相^[18],共计 282 幅影像。由于光线在传播的过程中会受到大气层的吸收、散射等因素的干扰,只有消除这些影响因素,才能较好地还原地物真实反射率,因此需要对影像中的云层进行处理。首先去除云量超过 70% 的 Sentinel-2 影像,再通过使用 QA60 波段利用云掩膜去除图像中的云信息,使其不再参与后续的计算,以保证图像质量。QA60 波段是一个带有云遮挡信息波段,常用于 Sentinel-2 影像的去云处理。最后共有 150 幅影像参与后续多物候特征影像构建(表 1)。图 2 为冬小麦生长期利用上述方法去云前后通过中值合成的影像,从图 2 可以看出,去云后,生长期利用中值合成的影像无云层遮挡,质量较好,适宜后续进行分类操作。其次,利用焦作市的矢量边界裁剪得到研究区的卫星影像。上述过程均是在 GEE 平台上利用代码编写完成。

表 1 焦作市冬小麦关键物候日历及研究区影像去云前后数量

Tab.1 Key phenological calendar of winter wheat in Jiaozuo City and number of images before and after cloud removal in study area

关键物候期	时间	原始影像	去云后影像
		数量	数量
播种期	10 月 1 日—11 月 15 日	64	33
越冬期	12 月 20 日—2 月 15 日	84	47
生长期	3 月 15 日—5 月 1 日	71	30
成熟期	5 月 1 日—6 月 15 日	63	40

1.2.5 关键物候期及特征指数选择

通过对冬小麦的研究,将冬小麦整个生长周期



图 2 冬小麦生长期去云前后利用中值合成的影像
Fig.2 Images synthesized using median value before and after cloud removal during winter wheat growth period

分为 4 个主要生长阶段:播种期、越冬期、生长期、成熟期,并选取相应特征指数。各个生长阶段的特征及选取的对应特征指数为:

(1)播种期:在该阶段,土地的植被覆盖率较低,出现了土壤信号。裸土指数 (Bare soil index, BSI)对裸地有较强的识别能力,在这一时期裸土指数较高,因此选取 BSI 作为该时期的特征指数。

(2)生长期:从 3 月中旬开始,冬小麦进入快速生长阶段。在此期间,冬小麦叶绿素含量急剧增加,达到整个物候期的峰值,植被指数较高。以归一化差异植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 作为该时期的特征指数。考虑到 NDVI 在植被覆盖度较高的地区容易达到饱和而造成误差,并且容易受到大气和土壤背景的干扰,还引入了增强型植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI)、绿色归一化差值植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI)作为 NDVI 的补充。EVI 在计算中考虑了大气背景、土壤反射等因素,提供了更准确的植被信息,对植被覆盖度较高的地区和冠层结构复杂的植被类型具有更好的灵敏性。而 GNDVI 是通过近红外波段和绿色波段的反射率来估计植被的绿度和生长状况。相比于红色波段,绿色波段对植被叶片的反射和吸收更敏感,因此,GNDVI 在研究绿叶覆盖度较高的地区 (如农作物和草地)时可以提供更准确的植被信息。另外考虑到 Sentinel 影像的红边波段反射率的大幅升高是绿色植被区别于其他地物最突出的光谱特征,本研究引入了红边位置指数 (Red edge position index, REPI)作为区分冬小麦与其他地物的特征指数, REPI 根据相邻红边波段的线性 4 点插值得出,反映了地物红边光谱的变化信息,其对植被叶绿素含量非常敏感。这些指数的结合可以提供更丰富的植被信息,使得对冬小麦的监测更准确。

(3)成熟期:从 5 月初开始,冬小麦进入成熟阶段。冬小麦在成熟阶段光合作用能力减弱,叶绿素的光合效率降低,叶绿素含量减少。植被衰减指数 (Plant senescence reflectance index, PSRI) 对植物的叶绿素含量变化以及光合效率变化具有高度敏

感性。通过监测和分析 PSRI 指数,可以了解植被的成熟状况,因此选择 PSRI 作为该时期的特征指数。

(4)越冬期:从 12 月底至次年 2 月初,气温逐渐下降,冬小麦陆续进入越冬期,小麦植株基本处于停止生长状态。这个时期,其他大部分农作物还未播种,遥感影像上冬小麦与其他地物有着显著的差异。传统的植被指数,如 NDVI、EVI 等会受到雪覆盖和融雪的影响,已有研究提出了两种去除春季融雪影响的植被指数:归一化差异物候指数(Normalized difference phenology index, NDPI)^[19]和归一化差异绿度指数(Normalized difference greenness index, NDGI)^[20]。因此,考虑到越冬期对冬小麦提取的重要性以及传统植被指数受雪覆盖的

影响,本研究在关键物候期的选择上加入了越冬期,并以 NDPI、NDGI 作为冬小麦越冬期的特征指数。

2 研究方法

2.1 技术路线

技术路线分为 4 部分:冬小麦关键物候期及特征指数选取、不同物候期图像合成、不同分类方法的分类结果对比以及分类结果的精度评价。首先,通过冬小麦的样本生成时间序列曲线,分析得到冬小麦的关键物候期及确定相应物候期的特征指数;其次,将不同物候期的影像合成一幅包含多物候特征的影像;然后,对不同分类方法及不同物候期条件下分类的结果进行对比;最后,对分类的结果进行精度验证。技术路线如图 3 所示。

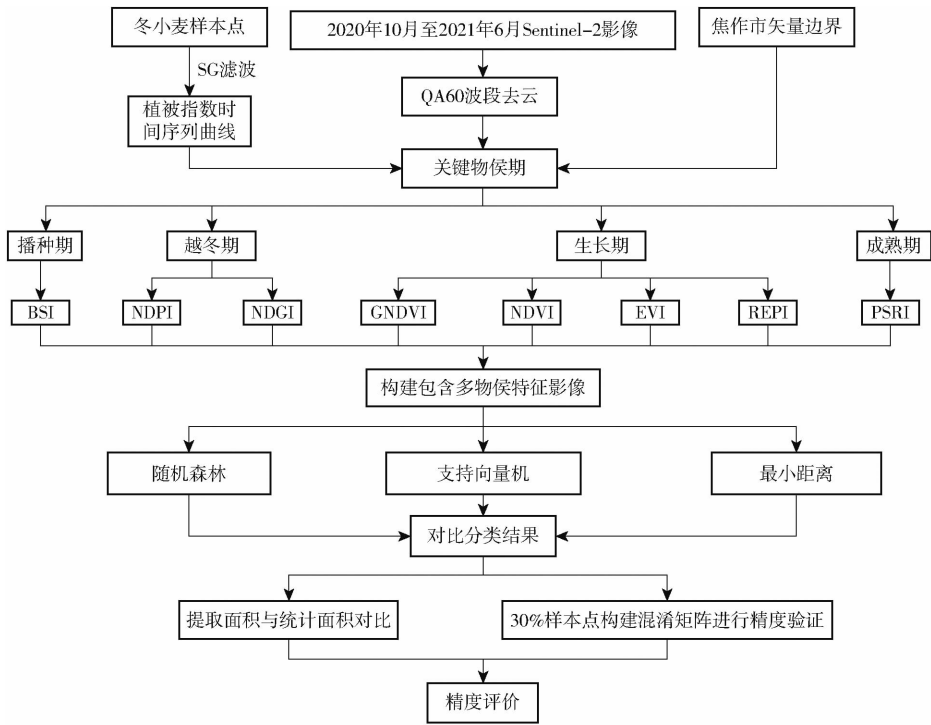


图 3 技术路线图

Fig. 3 Technology roadmap

2.2 关键物候期特征指数计算

基于冬小麦的生长变化情况及其他先验知识的分析,通过冬小麦样本点的裸土指数(BSI)、归一化植被指数(NDVI)以及植被衰减指数(PSRI)3种特征指数的光谱时间序列曲线划分关键物候期。为了去除噪声和不必要的波动,在生成冬小麦时间序列光谱曲线时运用SG(Savitzky-Golay)滤波进行平滑处理,提取出冬小麦的主要变化趋势。SG滤波是一种基于局部多项式拟合的平滑滤波方法^[21],它通过在每个数据点周围的窗口内进行多项式拟合来估计数据点的平滑值。拟合的多项式可以是线性的,也可以是更高阶的。通过对数据进行拟合和平滑处

理,SG滤波可以减少数据中的高频噪声和异常值,同时保留数据的整体趋势和主要特征。本研究使用SG滤波的窗口尺寸为30,平滑多项式的次数为3。

通过对图4的分析,可以将冬小麦的整个生长周期分为播种期、生长期、成熟期3个阶段。通过1.2.5节的分析,在物候期的选择上,加入了越冬期,最终本研究以4个关键物候期:播种期、越冬期、生长期、成熟期,8个特征指数:BSI、NDPI、NDGI、NDVI、GNDVI、EVI、REPI、PSRI合成多物候影像进行分类。各关键物候期的特征指数如表2所示。

2.3 图像合成

确定关键物候期及特征指数后,通过GEE平台

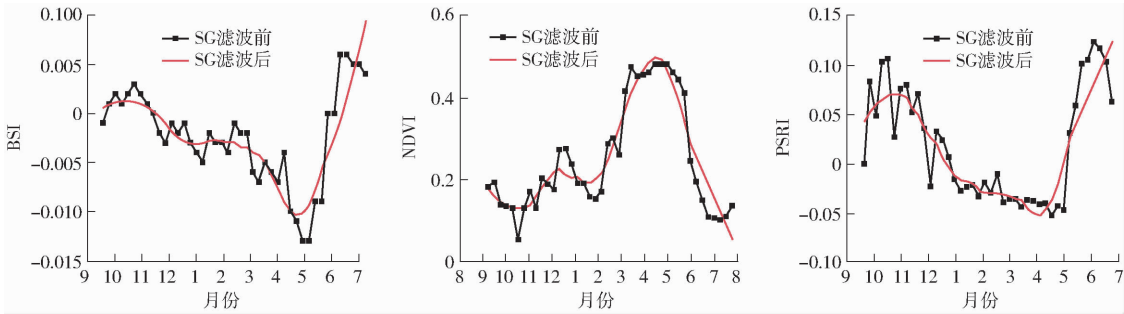


图 4 BSI、NDVI 和 PSRI 的时间序列曲线

Fig.4 Time series curves of BSI, NDVI and PSRI

表 2 不同物候期植被指数计算公式

Tab.2 Calculation formula of vegetation index in different phenological stages

物候期	光谱指数	计算公式
播种期	BSI ^[22]	$BSI = [SWIR + R - (NIR + B)] / (SWIR + R + NIR + B)$
	NDPI ^[19]	$NDPI = [NIR - (0.74R + 0.26SWIR)] / (NIR + 0.74R + 0.26SWIR)$
越冬期	NDGI ^[20]	$NDGI = (0.65G + 0.35NIR - R) / (0.65G + 0.35NIR + R)$
	NDVI ^[23]	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$
生长期	EVI ^[24]	$EVI = 2.5(NIR - R) / (NIR + 6R - 7.5B + 1)$
	REPI ^[25]	$REPI = 705 + 35 \{ [(B_4 + B_7) / 2 - B_6] / (B_6 - B_5) \}$
	GNDVI ^[26]	$GNDVI = (NIR - G) / (NIR + G)$
成熟期	PSRI ^[27]	$PSRI = (R - B) / RedEdge2$

注：R、G、B 分别表示红波段、绿波段和蓝波段，SWIR、NIR、RedEdge2 分别表示短波红外波段、近红外波段、红边波段，B₄、B₅、B₆、B₇ 分别对应 Sentinel-2 影像的 B4、B5、B6、B7 波段。

对每一物候期中每一特征指数的多幅卫星影像以中值合成方法合成一幅影像，并将该影像作为一个波段与其他特征指数合成的影像合成一幅新的影像。例如：生长期 NDVI 中值合成就是对整个生长期所有影像的 NDVI 值进行计算，再选取 NDVI 的中位数进行图像合成，再将合成后的影像以波段的形式与其他特征指数合成影像合并生成一幅新的影像。这样新合成的影像便包含冬小麦 4 个关键物候期的 8 种指数特征。

2.4 分类方法

对于监督分类而言，分类方法对分类的精度有着重要影响。GEE 平台上用于监督分类的分类方法有很多，如随机森林^[28]、支持向量机 (SVM)^[29]、决策树^[30]、最小距离等。

随机森林是一种集成学习方法，它基于决策树构建一个强大的分类器，随机森林通过随机选择训练数据和特征的子集，构建多个决策树，并将它们组合成一个集合，进行预测和分类，每个决策树都独立

地对输入样本进行分类，并通过投票或平均的方式来确定最终的分类结果。随机森林具有处理大量特征和样本的能力，同时还能够评估特征的重要性。

支持向量机是一种监督学习算法，广泛应用于分类和回归问题。它的目标是找到一个最优超平面，将不同类别的样本分隔开，并在最大化间隔的同时尽量避免分类错误。支持向量机通过将样本映射到高维特征空间，利用核函数来处理非线性问题。它能够处理高维数据和复杂的决策边界，并且对于小样本数据集也表现出较好的性能。支持向量机包含多种分类器，如 One_Class、C_SVC 等，本研究选取 C_SVC 作为支持向量机的分类器。

最小距离是一种简单而常用的分类方法，它基于样本之间的距离度量进行分类。该方法的核心思想是将待分类样本分配给与其最近邻样本所属类别相同的类别。

本研究选取随机森林、支持向量机以及最小距离 3 种分类方法对焦作市 2020 年冬小麦的分布信息进行提取，并通过对这 3 种分类方法的分类结果进行对比，确定出适合冬小麦分布信息提取的分类方法。

2.5 精度评价

通过两项指标对分类精度进行评价：①30% 验证样本构建混淆矩阵，根据总体精度、Kappa 系数判断分类结果的精度。②将实验得到的冬小麦播种面积与河南省统计年鉴提供的焦作市及 6 个主要县（市）的冬小麦播种面积进行对比，根据误差百分比、误差百分比绝对值平均值以及拟合曲线的决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 与均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 来比较分类精度。最后综合这两项指标的结果来评价分类结果的最终精度。

3 结果与分析

3.1 有无越冬期分类结果评价

为了体现越冬期在冬小麦识别中的重要性，基

于冬小麦不同的物候特征(有无越冬期物候特征),以不同分类方法(随机森林、C_SVC 以及最小距离)对焦作市冬小麦的分布信息进行提取。由表 3 可以看出,随机森林、C_SVC 以及最小距离 3 种分类方法在加入越冬期后分类的总体精度、Kappa 系数相较于无越冬期均呈现不同程度的提升。此外,3 种分类方法中随机森林分类结果的总体精度、Kappa 系数最高,最小距离分类结果的总体精度、Kappa 系数最低,3 种分类方法的总体精度均大于 95%,随机森林与 C_SVC 分类的 Kappa 系数均在 0.92 以上,结果表明基于引入越冬期的多物候特征分类方法的可行性。

表 3 有无越冬期条件下分类精度
Tab.3 Classification accuracy with or without overwintering period

指标	随机森林		C_SVC		最小距离	
	有越	无越	有越	无越	有越	无越
	冬期	冬期	冬期	冬期	冬期	冬期
总体精度/%	99.77	99.30	98.01	97.38	96.47	95.03
Kappa 系数	0.993 6	0.981 1	0.943 7	0.925 1	0.889 2	0.836 4

表 4 为焦作市以及焦作市各县市在不同物候特征下 3 种分类方法提取的冬小麦面积与统计面积的误差百分比以及误差百分比绝对值的平均值。由表 4 可知,加入越冬期后 3 种分类方法的分类结果中,大部分市/县冬小麦面积的误差百分比有所减小,而误差百分比绝对值平均值相较于无越冬期分别减小 6.58、4.73、1.58 个百分点,这进一步表明在物候期的选择上,加入越冬期后分类的结果更优。此外,加入越冬期后,随机森林模型分类的误差百分比、误差百分比绝对值平均值均比 C_SVC、最小距离方法更小,这说明随机森林方法分类的结果与真

表 4 有无越冬期条件下提取面积与统计面积的误差百分比

Tab.4 Error percentage between extracted area and statistical area with or without overwintering period %

研究区	随机森林		C_SVC		最小距离	
	有越	无越	有越	无越	有越	无越
	冬期	冬期	冬期	冬期	冬期	冬期
焦作市	1.31	9.95	2.39	6.81	13.24	14.85
博爱县	-2.97	-3.86	-2.60	-0.52	-5.80	-4.24
温县	-6.98	1.85	-10.46	-5.32	31.14	32.81
孟州市	6.45	28.59	12.72	27.44	3.75	5.60
武陟县	-0.37	9.26	0.10	9.48	10.58	12.12
修武县	14.64	19.29	13.42	18.89	21.59	23.08
沁阳市	11.95	17.89	12.43	18.76	21.56	22.92
绝对值平均值	6.38	12.96	7.73	12.46	15.38	16.52

实值更接近。

最小距离模型在冬小麦识别上表现较差,提取的冬小麦面积与统计面积相差较大(表 4),因此本研究仅对随机森林与 C_SVC 模型在不同物候条件下的分类结果与官方统计面积进行分析,结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,在不同物候条件下,对于随机森林与 C_SVC 这两种分类方法,加入越冬期后,其线性拟合的 R^2 均增加 0.01,而 RMSE 分别减小 19.3%、9.8%。在不同分类模型下,随机森林相较于 C_SVC 模型在有无越冬期的条件下 R^2 均提升 0.01, RMSE 分别减小 19.6%、10.23%。

通过上述结果可知,随机森林方法在冬小麦的识别中表现最好,因此本研究进一步基于随机森林方法在是否包含越冬期的条件下分别生成冬小麦分布信息图,并与原始影像进行对比,来直观展示两种物候条件下分类的差异。由于冬小麦独特的物候特性,在 12 月末,冬小麦相较于其他地物有着直观的区别性,本研究将焦作市 12 月底的高分辨率影像作为原始影像与两种条件下生成的冬小麦分布信息图进行对比(图 6)。由图 6 可知,在无越冬期时,该分类方法容易将其他植被用地错分为冬小麦,在加入越冬期后错分现象得到了明显优化。

综上所述,基于多物候特征的冬小麦识别,加入越冬期后,随机森林、支持向量机以及最小距离方法分类的精度都有一定程度的提升。并且在加入越冬期后,提取的冬小麦面积与统计冬小麦面积的误差百分比降低、误差百分比绝对值平均值更小,其拟合曲线的 R^2 与 RMSE 也有更好的表现。这充分表明,基于多物候特征提取冬小麦分布信息时,加入越冬期使得分类的结果更优。另外对于 3 种分类方法而言,随机森林方法相较于支持向量机、最小距离在多物候特征的冬小麦识别中表现最优。

3.2 单一特征指数与多物候特征指数分类精度对比

上述研究表明了越冬期在冬小麦识别中的重要性以及随机森林方法的优势,为了进一步证明基于多物候特征进行冬小麦识别的优越性,通过随机森林方法基于 30% 的验证样本点对多物候特征指数(包含越冬期)与只使用一种特征指数(NDVI)分类的结果进行比较,结果如表 5、6 和图 7 所示。由表 5 可知,基于播种期、越冬期、生长期、成熟期构建的多物候特征通过随机森林模型分类的总体精度、Kappa 系数相较于单一特征指数分别提升 1.32 个百分点、0.024 4。

由表 6 可知,从焦作市总体分析,运用多物候特征指数分类得到的结果更加接近河南省统计年鉴中的真实值,其误差百分比相较于单一特征指数减小

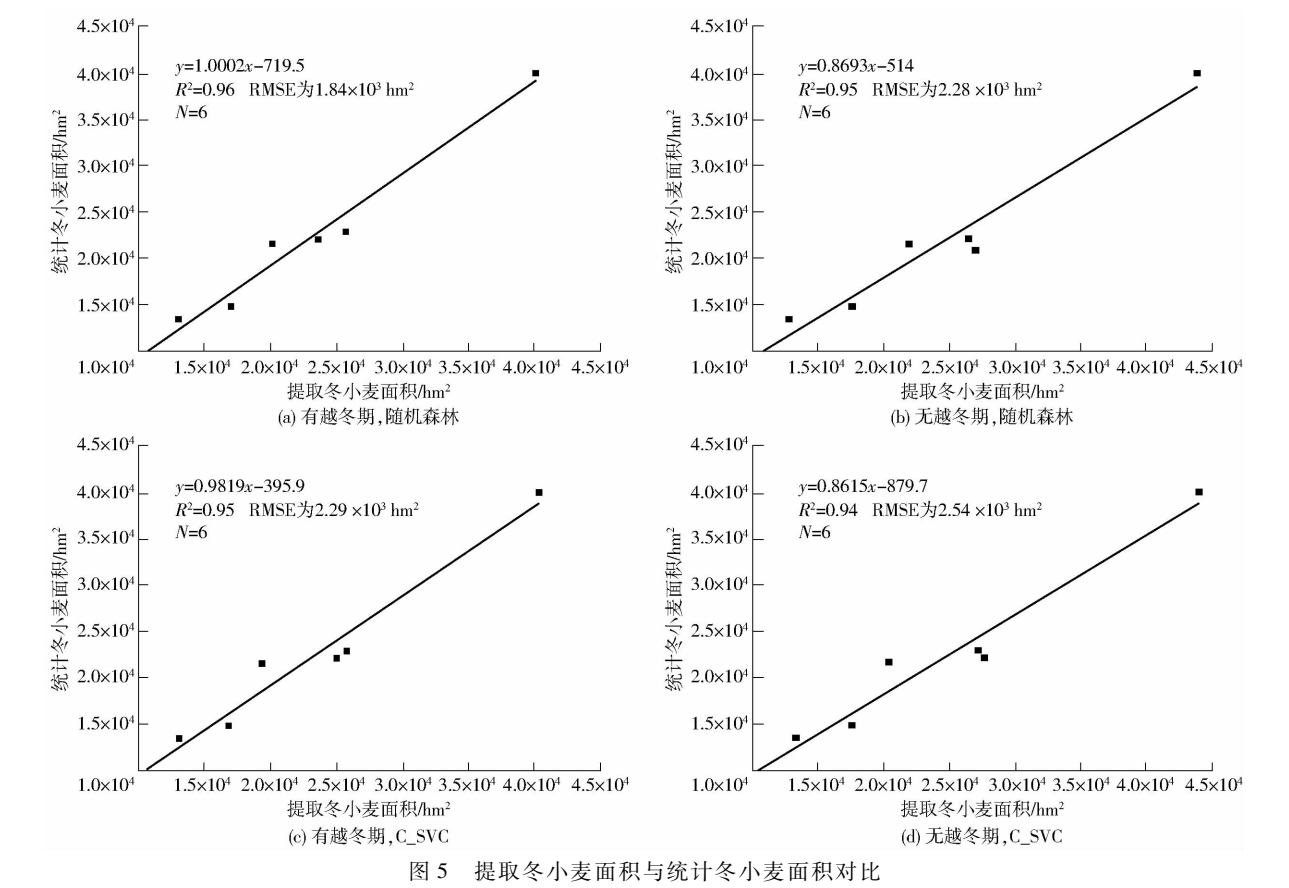


图 5 提取冬小麦面积与统计冬小麦面积对比

Fig. 5 Comparison between extracted winter wheat area and statistical winter wheat area

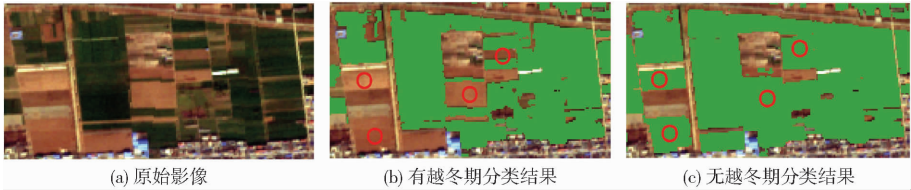


图 6 基于随机森林的有越冬期条件下冬小麦分类结果

Fig. 6 Classification results of winter wheat with or without overwintering period based on random forest

表 5 单一特征与多物候特征下分类精度

Tab. 5 Classification accuracy under single feature and multi-phenological features		
指标	多物候特征指数	单一特征指数 (NDVI)
总体精度/%	99. 77	98. 45
Kappa 系数	0. 993 6	0. 969 2

7. 14 个百分点。从县(市)的角度看,博爱县、孟州市、武陟县运用多物候特征分类的结果远优于单一特征指数分类的结果,其误差百分比分别减小 14. 82、9. 95、9. 02 个百分点。而在其他地区,虽然基于单一特征指数分类的结果相对较好,但误差百分比非常接近,几乎变化不大。进一步对误差百分比绝对值的平均值分析发现,基于多物候特征指数分类的误差百分比绝对值平均值为 6. 38%,而基于单一特征指数分类的误差百分比绝对值平均值达到 12. 49%,相较于多物候特征分类增加 6. 11 个百分点,这表明基于多物候特征分类的结果比单一特征

表 6 单一特征与多物候特征下冬小麦提取面积和误差百分比

Tab. 6 Winter wheat extraction area and error percentage under single and multi-phenological features					
研究区	统计面积/ hm ²	多物候特征指数		单一特征指数 (NDVI)	
		面积/hm ²	误差百分比/%	面积/hm ²	误差百分比/%
焦作市	1. 500 1 × 10 ⁵	1. 519 9 × 10 ⁵	1. 31	1. 373 3 × 10 ⁵	-8. 45
博爱县	1. 344 0 × 10 ⁴	1. 304 0 × 10 ⁴	-2. 97	1. 105 0 × 10 ⁴	-17. 79
孟州市	2. 161 0 × 10 ⁴	2. 010 0 × 10 ⁴	-6. 98	1. 795 0 × 10 ⁴	-16. 93
温县	2. 216 0 × 10 ⁴	2. 359 0 × 10 ⁴	6. 45	2. 122 0 × 10 ⁴	-4. 24
武陟县	4. 017 0 × 10 ⁴	4. 002 0 × 10 ⁴	-0. 37	3. 640 0 × 10 ⁴	-9. 39
修武县	1. 482 0 × 10 ⁴	1. 699 0 × 10 ⁴	14. 64	1. 608 0 × 10 ⁴	8. 50
沁阳市	2. 291 0 × 10 ⁴	2. 565 0 × 10 ⁴	11. 95	2. 511 0 × 10 ⁴	9. 60

指数更好。

对两种条件下提取的冬小麦面积与河南省统计年鉴中冬小麦面积进行线性拟合,从图 7 可以看出,

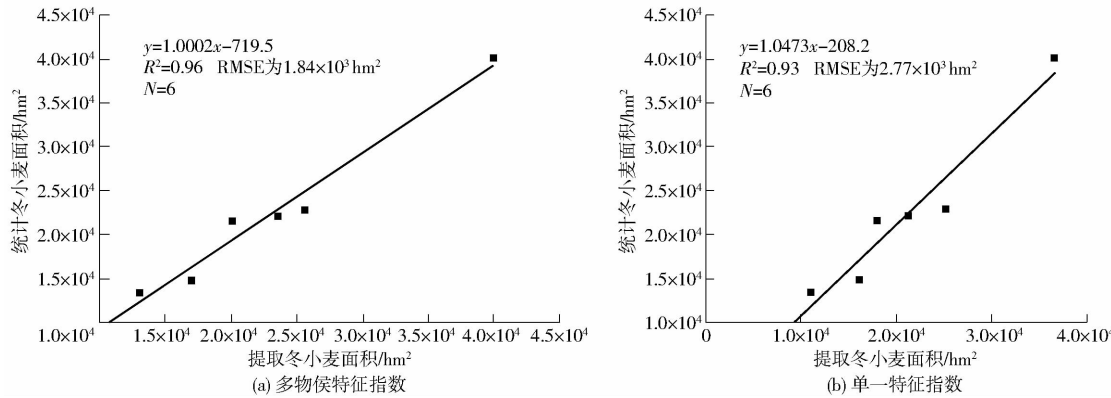


图 7 基于多物候特征指数和单一特征指数提取的冬小麦面积与统计面积对比
Fig. 7 Comparison of winter wheat area and statistical area based on multi-phenological feature index and single feature index

基于多物候特征指数分类的 R^2 相较于单一特征指数提升 0.03, RMSE 减小 33.6%。

最后本研究基于单一特征指数 (NDVI) 与多物候特征指数分别生成焦作市的冬小麦分布信息图, 通过与 12 月底的高分辨率影像对比 (图 8), 可以看

出: 基于单一特征指数的分类出现了错分的现象, 容易将其他植被用地错分为冬小麦, 增大冬小麦提取的误差, 基于多物候特征的分类大大减少了这种情况的发生。

综上所述, 基于多物候特征指数分类得到的总



图 8 不同条件冬小麦分类结果

Fig. 8 Classification results of winter wheat under different conditions

体精度、Kappa 系数比单一植被指数更高, 此外分类面积的误差百分比、误差百分比绝对值的平均值、线性拟合的 R^2 与 RMSE 更优。这可能是因为单一植被指数在不同物候期特征差异不明显, 从而对分类结果产生影响, 而多物候指数可以很好地弥补这一缺点, 这说明本研究使用方法有更好的优势。

3.3 冬小麦空间分布

利用 GEE 平台, 基于冬小麦 4 个关键物候期构

建的多物候特征通过随机森林模型获得焦作市 2020 年冬小麦的分布图, 并利用 GEE 平台提供的 NASA DEM 数据生成焦作市的坡度分布图, 如图 9 所示。从图 9 可以看出, 焦作市的冬小麦分布范围较广, 并且焦作市的冬小麦种植区域与坡度之间存在紧密的联系, 焦作市的冬小麦主要分布在焦作市的南部, 这些区域是平原地区, 坡度相对较缓, 适宜冬小麦的种植。而焦作市的北部主要是山地, 坡度较大, 地势陡峭, 不适宜冬小麦的种植。

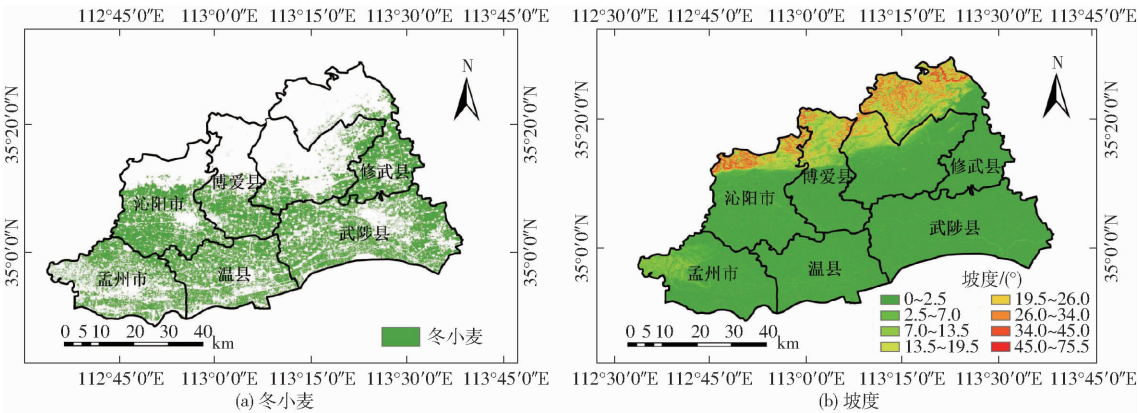


图 9 2020 年焦作市冬小麦分布图和坡度图

Fig. 9 Distribution maps of winter wheat and slope map in Jiaozuo City in 2020

4 结论

(1)提出了一种多物候特征指数的冬小麦提取算法,该算法将冬小麦的整个生长周期划分为 4 个关键物候期,并在每个物候期中选取相应特征指数构建多物候特征,充分发挥冬小麦不同物候期表现出的特征以及不同物候期特征的联系,并提取了焦作市的冬小麦面积。

(2)通过对多物候特征与单一植被特征 (NDVI)的冬小麦提取面积与统计年鉴中的冬小麦面积对比,多物候特征指数在识别冬小麦面积的 RMSE 为 $1.84 \times 10^3 \text{ hm}^2$,相较于单一特征指数识别减小 33.6%。基于多物候特征的冬小麦识别更有优势。

(3)在冬小麦播种期、生长期、成熟期的基础上加入越冬期这一关键物候期后,3 种分类方法得到的分类精度均得到了不同程度的提升。基于 900 个冬小麦样本区域与 600 个非冬小麦样本区域构建样本点集合,选取 70% 样本点集合作为训练样本,利用 4 个关键物候期构建的多物候特征运用不同的分类方法对冬小麦的分布信息进行提取,再利用 30% 样本点集合构建混淆矩阵,根据总体精度与 Kappa 系数对分类的精度进行验证。结果表明,随机森林模型分类的总体精度与 Kappa 系数相较于 C_SVC、最小距离模型更好,其总体精度与 Kappa 系数分别为 99.77%、0.993 6,并且提取的冬小麦面积更接近统计的冬小麦面积。

参 考 文 献

[1] 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 irrigation area based on Sentinel-2 image[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2021, 35(2):88-95. (in Chinese)

[2] 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. Extraction of winter wheat planting area based on multi-temporal synthetic aperture radar and optical images[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(10):215-221. (in Chinese)

[3] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016,20(5):748-767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and prospect of agricultural remote sensing research and application[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2016,20(5):748-767. (in Chinese)

[4] 宋茜, 周清波, 吴文斌, 等. 农作物遥感识别中的多源数据融合研究进展[J]. 中国农业科学, 2015,48(6):1122-1135.
SONG Qian, ZHOU Qingbo, WU Wenbin, et al. Research progress on multi-source data fusion in crop remote sensing recognition[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015,48(6):1122-1135. (in Chinese)

[5] 任建强, 陈仲新, 唐华俊. 基于 MODIS-NDVI 的区域冬小麦遥感估产——以山东省济宁市为例[J]. 应用生态学报, 2006,17(12):2371-2375.
REN Jianqiang, CHEN Zhongxin, TANG Huajun. Regional winter wheat yield estimation based on MODIS-NDVI—a case study of Jining City, Shandong Province[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006,17(12):2371-2375. (in Chinese)

[6] 冯权陇, 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)

[7] 马战林, 刘昌华, 薛华柱, 等. GEE 环境下融合主被动遥感数据的冬小麦识别技术[J]. 农业机械学报, 2021,52(9):195-205.
MA Zhanlin, LIU Changhua, XUE Huazhu, et al. Identification of winter wheat by integrating active and passive remote sensing data based on Google Earth Engine platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(9):195-205. (in Chinese)

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

[9] 张海洋, 张瑶, 田泽众, 等. 基于 GBDT 和 Google Earth Engine 的冬小麦种植结构提取[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(2):597-607.
ZHANG Haiyang, ZHANG Yao, TIAN Zezhong, et al. Extraction of winter wheat planting structure based on GBDT and Google Earth Engine[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023,43(2):597-607. (in Chinese)

[10] 朱永基, 殷飞笺, 王晗, 等. 随机森林方法支持下 Sentinel-2A MSI 多种特征的冬小麦识别分析[J]. 安徽科技学院学报, 2022,36(1):25-31.
ZHU Yongji, YIN Feijian, WANG Han, et al. Recognition and analysis of winter wheat based on multiple features of Sentinel-

- 2A MSI supported by random forest method[J]. Journal of Anhui Science and Technology University, 2022,36(1):25–31. (in Chinese)
- [11] 李蕊, 李国清, 卢小平, 等. 一种改进的时间序列下冬小麦遥感识别方法[J]. 测绘科学, 2022,47(4):73–79,110. LI Rui, LI Guoqing, LU Xiaoping, et al. An improved remote sensing recognition method for winter wheat in time series[J]. Science of Surveying and Mapping, 2022,47(4):73–79,110. (in Chinese)
- [12] 陈金华, 刘惠敏, 黄勇, 等. 冬小麦生育期间 MODIS 多时相 NDVI 特征分析及其在地物识别上的应用[J]. 安徽农业科学, 2010,38(7):3641–3643,3667. CHEN Jinhua, LIU Huimin, HUANG Yong, et al. MODIS multi-temporal NDVI feature analysis during winter wheat growth period and its application in ground object recognition[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2010,38(7):3641–3643,3667. (in Chinese)
- [13] QU C, LI P, ZHANG C. A spectral index for winter wheat mapping using multi-temporal Landsat NDVI data of key growth stages[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 175: 431–447.
- [14] NI R, TIAN J, LI X, et al. An enhanced pixel-based phenological feature for accurate paddy rice mapping with Sentinel–2 imagery in Google Earth Engine[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 178: 282–296.
- [15] CAI W, TIAN J, LI X, et al. A new multiple phenological spectral feature for mapping winter wheat[J]. Remote Sensing, 2022, 14(18): 4529.
- [16] LIU S, PENG D, ZHANG B, et al. The accuracy winter wheat identification at different growth stages using remote sensing [J]. Remote Sensing, 2022,14(4):893.
- [17] DONG Q, CHEN X, CHEN J, et al. Mapping winter wheat in North China using Sentinel 2A/B data: a method based on phenology-time weighted dynamic time warping[J]. Remote Sensing, 2020, 12(8): 1274.
- [18] 刘胜威, 彭代亮, 陈俊杰, 等. 基于 Sentinel–2 影像的冬小麦收获面积测算[J]. 遥感技术与应用, 2023,38(3):544–557. LIU Shengwei, PENG Dailiang, CHEN Junjie, et al. Estimation and calculation of harvested area of winter wheat based on Sentinel–2 images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023,38(3):544–557. (in Chinese)
- [19] 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.
- [20] YANG W, KOBAYASHI H, WANG C, et al. A semi-analytical snow-free vegetation index for improving estimation of plant phenology in tundra and grassland ecosystems[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 228: 31–44.
- [21] CHEN J, JONSSON P, TAMURA M, et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(3–4): 332–344.
- [22] BERA B, SAHA S, BHATTACHARJEE S. Forest cover dynamics (1998 to 2019) and prediction of deforestation probability using binary logistic regression (BLR) model of Silabati watershed, India[J]. Trees, Forests and People, 2020, 2: 100034.
- [23] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127–150.
- [24] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1–2): 195–213.
- [25] 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.
- [26] 牛庆林, 冯海宽, 周新国, 等. 冬小麦 SPAD 值无人机可见光和多光谱植被指数结合估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8):183–194. NIU Qinglin, FENG Haikuan, ZHOU Xinguo, et al. Combining UAV visible light and multispectral vegetation indices for estimating SPAD value of winter wheat [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 183–194. (in Chinese)
- [27] MERZLYAK M N, GITELSON A A, CHIVKUNOVA O B, et al. Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening[J]. Physiologia Plantarum, 1999, 106(1): 135–141.
- [28] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45:5–32.
- [29] MALLET C, BRETAR F, ROUX M, et al. Relevance assessment of full-waveform lidar data for urban area classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(6): 71–84.
- [30] BREIMAN L, FRIEDMAN J, STONE C J, et al. Classification and regression trees[M]. CRC Press, 1984.