

基于多物候特征指数相关性迁移的冬小麦多年份分布信息识别

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. 河北师范大学地理科学学院, 石家庄 050024)

摘要: 遥感作物识别中, 样本数据对识别精度有重要影响, 而大区域多年份获取样本数据是一项十分繁琐的工作。为减少逐年样本采集工作量, 提高作物识别效率, 提出一种基于多物候特征指数的样本迁移策略。使用2019年焦作市冬小麦分布图, 利用多物候特征指数时间序列曲线相关性迁移生成2020、2021年高质量样本数据, 并利用随机森林机器学习方法实现了2020、2021年焦作市冬小麦自动高效识别。结果表明: 利用提出的样本迁移策略获取样本数据, 当显著性水平达到0.001时, 2年冬小麦识别总体精度均在94%以上, Kappa系数均在0.91以上, 各县(市)识别面积与统计面积决定系数(R^2)达到0.957, 均方根误差(RMSE)为20.16 km²。与单一植被指数时间序列曲线相关性迁移方法相比, 该方法使2020年与2021年识别总体精度分别提高1.32、2.27个百分点, Kappa系数分别提升0.022、0.037, 2年各县(市)识别面积与统计面积 R^2 提高0.026, RMSE减少20.1%。此外, 将该迁移策略应用于新乡市与鹤壁市, 冬小麦识别总体精度均在92%以上, 识别面积与统计面积的 R^2 也达到0.92。表明提出的样本迁移策略在跨时间与跨地域中均表现较好, 可为进一步快速、精准获取大区域长时序作物分布信息提供思路与技术支撑。

关键词: 冬小麦; 分布信息识别; Sentinel-2; 时间序列; 迁移学习; 多物候特征指数

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)12-0268-10

OSID:



Identification of Multi-year Distribution Information of Winter Wheat Based on Correlation Transfer of Multi-phenological Feature Indices

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. School of Geographic Sciences, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

Abstract: In remote sensing crop identification, the quality of sample data significantly influences the accuracy of identification. However, collecting sample data for multiple years in large regions is a laborious task. To reduce the workload of annual sample collection and improve crop identification efficiency, a sample transfer strategy was proposed based on multi-phenological feature indices. Utilizing the winter wheat distribution map of Jiaozuo City in 2019, high-quality sample data for 2020 and 2021 were generated by the correlation of multi-phenological feature index time series curves. Then the random forest machine learning method was employed to achieve automatic and efficient identification of winter wheat in Jiaozuo City for 2020 and 2021. The results indicated that by employing the proposed sample migration strategy to obtain the sample data, the overall accuracy of winter wheat identification in both years exceeded 94% when the correlation reached 0.001 at the significance level. Additionally, the Kappa coefficient was above 0.91. The coefficient of determination (R^2) between the identified area and the statistical area for each county (city) reached 0.957, with root mean square error (RMSE) of 20.16 km². This demonstrated the effectiveness and precision of the proposed method in winter wheat

收稿日期: 2024-07-09 修回日期: 2024-09-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(42101382)、河南省科技攻关项目(232102210093)、河南省博士后基金项目(202103072)、河南省高等学校重点科研项目(25A420002)、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(GCCYJ202427)

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, 副教授, 博士, 主要从事农业与生态遥感研究, E-mail: zhangsha@qdu.edu.cn

identification. Compared with the method of transferring correlation based on single vegetation index time series curves, the overall accuracy of the method in 2020 and 2021 was improved by 1.32 percentage points and 2.27 percentage points, respectively. The Kappa coefficients were increased by 0.022 and 0.037, respectively, and the R^2 between the identified areas and the statistical areas of each county was increased by 0.026 over the two years, the RMSE was decreased by 20.1%. Furthermore, when applying this transfer strategy to Xinxiang City and Hebi City, the overall accuracy of winter wheat identification exceeded 92%, and the R^2 between the identified areas and the statistical areas was 0.92. The research result demonstrated that the proposed sample transfer strategy performed well across both time and space, providing insights and technical support for rapidly and accurately obtaining long-term crop distribution information in large regions.

Key words: winter wheat; distribution information identification; Sentinel-2; time series; transfer learning; multi-phenological feature indices

0 引言

冬小麦是我国重要的粮食作物之一,其空间分布信息被广泛关注。快速、精准地获取冬小麦种植面积与空间分布信息已成为农业现代化的重要要求^[1-2]。相较于传统人工统计方法,遥感手段可直接利用冬小麦的原始光谱数据反映冬小麦生长信息进行识别,能有效避免人为因素的影响^[3-4]。已被广泛应用于大范围冬小麦快速、精准地识别^[5-6]。

利用遥感手段进行冬小麦识别,原始影像、样本数据、分类方法 3 个重要因素在提高冬小麦识别精度中发挥着关键作用。目前,可用于冬小麦识别的影像包括 Sentinel 系列、Landsat 系列、MODIS 系列、高分系列等,许多学者利用这些影像进行不同尺度的冬小麦识别,取得了优良结果^[7-10];常用的分类方法有机器学习与深度学习,目前被广泛应用于冬小麦识别^[11-14]。然而无论使用何种原始影像,无论是机器学习还是深度学习,都需要大量高质量的样本数据对分类方法进行训练,若样本数据质量不高或不具有代表性,则会对分类精度产生较大影响。大范围冬小麦识别所需的高质量样本数据难以获取,这是目前通过遥感手段实现大范围冬小麦识别的关键与难点^[15-16]。样本数据通常通过实地采集或视解译高分辨率影像获得,这不仅耗费大量时间、人力和财力,还会因地物类型随时间变化而无法应用于其他年份,导致获取长时序冬小麦分布信息的成本较高^[17]。不同地物具有不同的光谱特征,有研究通过比较样本数据在不同年份的光谱角距离与欧氏距离分析样本数据是否发生变化,筛选出能继续使用的样本数据^[18-20]。但通过样本数据迁移往往会使样本数据减少,会对分类结果产生影响。许多研究已得到历史年份的冬小麦分布图^[21-23],如何利用历史年份的地物分布图生成当年的样本数据有待进一步研究^[24-26]。WANG 等^[27]提出了一种自动更新样本的方法,基于已有的高质量冬小麦分布图,

通过计算不同年份 NDVI 时间序列的相关性筛选地物类型未变化的区域,并生成样本数据。但仅用单一 NDVI 时间序列数据判断地物类型是否发生变化,会受到其他具有相似 NDVI 时间序列地物的影响,从而会对分类精度产生影响。

谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台是谷歌推出的云计算平台,可以在全球范围内进行地球观测数据的分析、处理和可视化,被广泛应用于农作物监测^[28-30]。为了更好地区别地物之间的光谱差异,从参考年份冬小麦分布图中获取其它年份更具代表性的冬小麦样本数据,本研究提出一种基于 GEE 平台利用多物候特征指数时间序列相关性迁移获取冬小麦多年份分布信息的方法。根据冬小麦不同生长阶段的特征选择不同的特征指数构建多物候特征指数时间序列,通过比较时间序列的相关性生成目标年份(目标区域)的样本数据,实现目标年份(目标区域)的冬小麦识别。该方法只需收集 1 年的冬小麦样本数据,即可迁移获取多年份(不同区域)样本数据集,实现快速、精准获取多年份冬小麦种植面积。

1 研究区与数据集

1.1 研究区

研究区为河南省焦作市,位于河南省西北部。该区地形多样,北部与太行山相接,地势较高且起伏较大;中南部为黄河冲积平原,地势较低且相对平坦,适合农业耕作。研究区内河流众多,以黄河及其支流为主,为农业灌溉提供了丰富水资源;且该区属于暖温带大陆性季风气候,夏季高温多雨,秋季凉爽少雨,适合冬小麦种植。因而冬小麦是该区重要农作物之一,占据着较大的耕地面积。

1.2 数据集

1.2.1 Sentinel-2 数据

通过对不同影像的空间分辨率、时间分辨率以及冬小麦生长变化的敏感性波段进行比对,最终选

择 Sentinel-2 Level-2A 数据进行研究区冬小麦的识别。GEE 平台提供的 Sentinel-2 Level-2A 数据已经过大气校正、辐射校正,可直接用于各种遥感分析和应用,部分波段信息见表 1。

表 1 Sentinel-2 影像部分波段参数

Tab.1 Partial band parameters of Sentinel-2 images							
波段	B2	B3	B4	B8	B8A	B12	QA60
空间分辨率	10	10	10	10	20	20	60

由于光学影像会受到大气条件的影响,当卫星经过研究区域上空时,如果云层较厚,会对数据质量有较大影响,进而影响实验结果,因此需要对 Sentinel-2 影像进行去云处理。本研究首先以月为单位筛选出研究区 2019—2021 年间云量不超过 70% 的影像,再通过 QA60 波段包含的云掩膜信息去除影像中的卷云和厚云,得到研究区无云的影像,保证影像质量^[31]。图 1 以研究区 2019 年 3 月去云前后的 Sentinel-2 Level-2A 影像为例,展示该去云方法的效果。

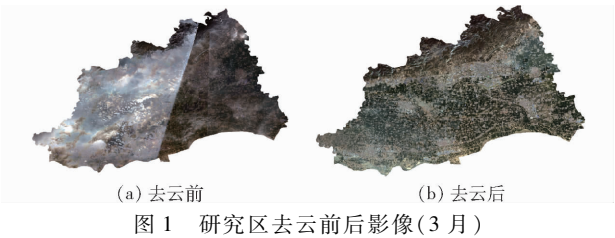


图 1 研究区去云前后影像(3 月)

Fig. 1 Studying images before and after removing clouds (March)

1.2.2 官方统计数据

为了验证本研究通过迁移选取样本数据在冬小麦识别中的精度,将通过该方法提取的焦作市冬小麦种植面积与统计年鉴中提供的焦作市各县(市)统计冬小麦面积进行对比,分析统计面积与识别面积之间的差异。

2 研究方法

技术路线包括 4 部分(图 2):首先,利用冬小麦多物候特征生成参考年份冬小麦分布图;然后,基于 Sentinel-2 影像,通过参考年份与目标年份多物候特征指数时间序列曲线相关性筛选 2 种条件下地物类型未变化区域,构建目标年样本数据集;其次,根据生成的样本数据识别焦作市 2020、2021 年的冬小麦并分析焦作市 2019—2021 年冬小麦空间变化情况;最后,探究该方法在不同地区之间迁移的表现。

2.1 基础年份冬小麦分布图获取

参考年份(2019 年)冬小麦分布图的精度对后

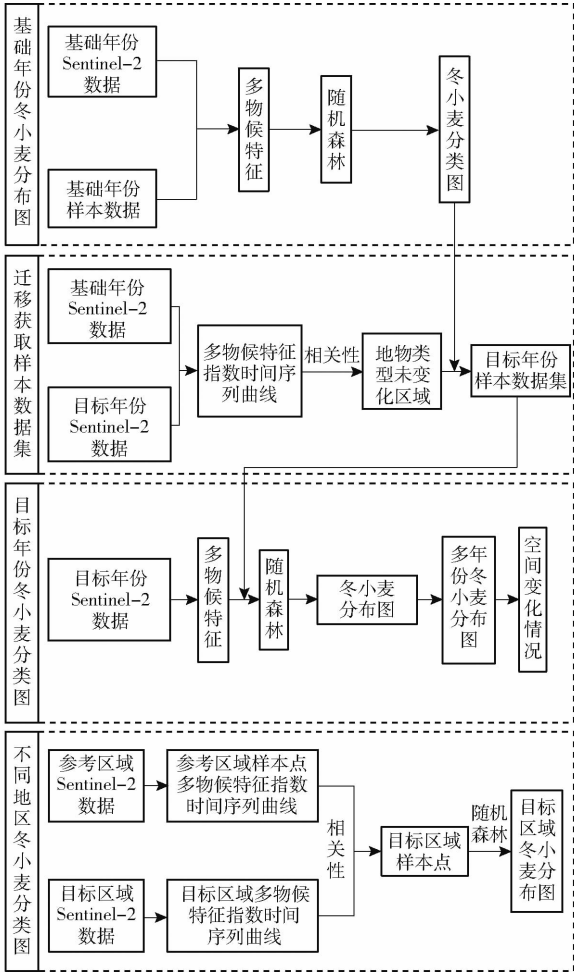


图 2 技术流程图

Fig.2 Technical flow chart

续迁移提取样本数据有较大影响。因此,本研究首先基于 Google Earth 提供的高空间分辨率影像,通过目视解译方法选取具有代表性的冬小麦、非植被、非冬小麦植被 3 类样本点作为样本数据,利用 GEE 平台将冬小麦的生长周期划分为不同的生长阶段,通过在不同生长阶段选择不同的植被指数构建多物候特征^[32],再通过随机森林模型生成参考年份的冬小麦分布图。

2.2 多物候特征指数样本迁移策略

随着时间推移,同一区域的地物类型可能会发生变化,导致一年的样本数据无法在其他年份继续使用。为了获取区域多年份的冬小麦空间分布信息及种植面积,减少逐年样本采集、提高工作效率,同时为未来长时序种植面积监测提供基础,本研究提出了一种样本迁移策略用于多年冬小麦分布信息的获取。迁移获取样本数据就是通过一定联系找到 2 年间地物类型未变化区域并生成新的样本数据。同种地物具有相似的光谱特征,不同地物的光谱特征存在差异,若 2 年地物的光谱特征相似,则可认为 2 年的地物类型相同。通过对比 2 年同一区域光谱

特征的相似性可判断 2 年的地物类型是否相同,以此生成新的样本数据。考虑到冬小麦生长周期较长,本研究拟利用参考年份与目标年份的植被指数时间序列曲线相关性判断 2 年的地物类型是否发生变化。焦作市的冬小麦生长周期较长,一般于当年 10 月播种,随后开始缓慢生长,受气候影响,12 月底进入越冬阶段,此时冬小麦停止生长,至次年 2 月开始重新进入生长阶段,这时冬小麦生长快速,直到 5 月开始进入成熟阶段,至 6 月中旬收获完成。通过对冬小麦生长周期的分析,在不同时期选取不同的植被指数构建时间序列曲线。每年的 10—11 月初,冬小麦开始播种,此时未长出茎、叶、穗等,地面表现为裸地,而裸土指数(Bare soil index, BSI)对裸地较为敏感,宜选取 BSI 作为该阶段的特征指数^[33]。11 月至次年 2 月底,受天气影响,此时冬小麦生长缓慢,但此时冬小麦已长出地面,地面被冬小麦覆盖,因此选择归一化差异植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)作为该时期的特征指数^[34]。3 月初至 5 月初,此时冬小麦处于生长阶段,冬小麦快速生长,植被覆盖度较高,而 NDVI 在高植被覆盖度区域会达到饱和状态,因此选择增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)作为该阶段的特征指数^[35]。EVI 通过改进 NDVI 在高密度植被区域的饱和效应以及大气和土壤背景的干扰,提高了其准确性,这些改进使 EVI 在复杂环境中表现更为出色。5 月初至 6 月初,冬小麦进入成熟期,开始成熟。植被衰减指数(Plant senescence reflectance index, PSRI)可通过捕捉植物叶片中叶绿素和其他光合色素含量的变化反映冬小麦的成熟和衰老过程,因此选择 PSRI 作为该时期的特征指数^[36]。综上所述,焦作市冬小麦生长周期为每年 10 月至次年 6 月初,考虑到 Sentinel-2 影像的时间分辨率及云层等对影像质量的影响,将 Sentinel-2 Level-2A 影像以月为时间尺度,按照中值合成方法合成 1 幅影像,在冬小麦整个生长周期共合成 8 幅影像。再将合成的 8 幅影像分别选择 4 种植被指数(BSI、NDVI、EVI、PSRI)构建多物候特征指数时间序列曲线,通过同一区域 2 年多特征指数时间序列曲线的相关系数(r)判断参考年份与目标年份的地物类型是否一致,以此构建目标年样本数据集。上述过程均在 GEE 平台实现。

2.3 样本迁移策略跨时间性

通过相关系数计算公式可以得到 2 年同一区域地物在冬小麦生长周期内的多物候特征指数时间序列相关性。为了保证通过 2 年多物候特征时间序列相关性选取样本数据的质量,本研究通过假设检验

选取合适的相关性阈值,筛选出相关性大于该阈值的像元作为目标年份的样本数据集。首先使用相关系数(r)评估 2 年同一区域多物候特征时间序列的相关性强弱;进一步使用 t 检验对相关系数显著性进行验证。

通过查询 t 分布表可以得出自由度为 $n-2$ 时,不同显著水平(P)下的临界值(t 值)^[37],进而反推出此时的 r ,确定 2 年时间序列的相关性阈值。例如,通过查询 t 分布表得到当自由度为 6、显著性水平为 0.001 时的 t 临界值为 5.958 9,代入 t 检验公式,得出此时的相关系数 r 约为 0.93,则设置此时 2 年时间序列的相关性阈值为 0.93。若 2 年多物候特征指数时间序列的相关性大于 0.93,表明 2 年多物候特征时间序列在显著性水平为 0.001 时有较强相关性,则判断 2 年的地物类型相同。通过该方法得到参考年份与目标年份地物类型一致的区域,在 2 年地物类型一致的区域生成目标年份的样本数据,进而对目标年份的冬小麦进行识别。

基于 GEE 平台构建多物候特征时间序列,通过相关性迁移方法获取目标年份的分类样本数据,再利用随机森林算法实现目标年份的冬小麦识别,从而得到 2020、2021 年冬小麦分布图。本研究从 2 方面探究冬小麦识别的精度,首先在研究区内随机生成验证样本点,根据目视解译 Google Earth 提供的高分辨率卫星影像得到验证样本点的真实地物类型。通过验证样本点的真实地物类型与识别结果的地物类型构建混淆矩阵,根据分类的总体精度与 Kappa 系数分析该方法在冬小麦识别中的精度。Google Earth 提供的高分辨率卫星影像与 Sentinel-2 影像具有相同的地理坐标系,这保证了在 Google Earth 中选取的样本数据在 Sentinel-2 影像中不会发生空间上的偏移。另外,本研究选取的是研究区 12 月至次年 1 月期间的高分辨率卫星影像,此时非冬小麦植被(农作物)还处于未播种或休眠阶段,冬小麦、非冬小麦植被、非植被三者之间差异较大,便于区分,这保证了选取验证样本的质量。其次,通过比较焦作市识别的冬小麦面积与统计冬小麦面积,分析提取的精度。最后,通过样本迁移策略得到焦作市 3 年的冬小麦分布图,分析其空间变化情况。

2.4 样本迁移策略跨地域性

为了实现样本在不同区域间的重复利用,减少大区域冬小麦分布信息获取时样本的大量采集工作,本研究进一步探究迁移策略在空间迁移上的表现。直接将参考区域的冬小麦样本数据用于目标区域的冬小麦识别往往会出现较大误差,为了减少大区域冬小麦分布信息获取时不同区域样本的采集工

作,本研究进一步探究迁移策略在空间迁移上的表现。利用 2019 年参考区域(焦作市)的样本数据构建多物候特征指数时间序列曲线,并通过时间序列曲线的相关性选取目标区域的样本数据,用以目标区域的冬小麦识别。具体方法为将 2019 年参考区域(焦作市)的样本数据按属性分为 3 类(针对本实验将研究区地物类型分为 3 类)。以冬小麦样本为例,由于冬小麦样本数据中的每个样本同属于冬小麦一类,因此它们在冬小麦生长周期内的时间序列相似,本研究对冬小麦生长周期内每个样本的时间序列进行平均,构建每类样本的平均时间序列,选取目标区域中与该平均时间序列相关性大于相关性阈值的区域构建目标区域的冬小麦样本数据集。类似地,通过该方法可以获取非冬小麦植被与非植被 2 类样本数据。再通过随机森林算法实现目标区域的冬小麦识别。本研究以新乡市与鹤壁市为例,探究该方法在目标区域冬小麦识别的精度。

3 实验结果与分析

3.1 参考年份冬小麦分布

利用 GEE 平台构建多物候特征,通过随机森林算法提取参考年份的冬小麦分布,参考年份冬小麦分布图的总体精度大于 96%,Kappa 系数在 0.96 以上,识别的焦作市冬小麦面积与官方统计冬小麦面积的绝对误差(AE)为 14.7 km²,相对误差(RE)仅为 0.98%。参考年份冬小麦分布结果如图 3 所示。

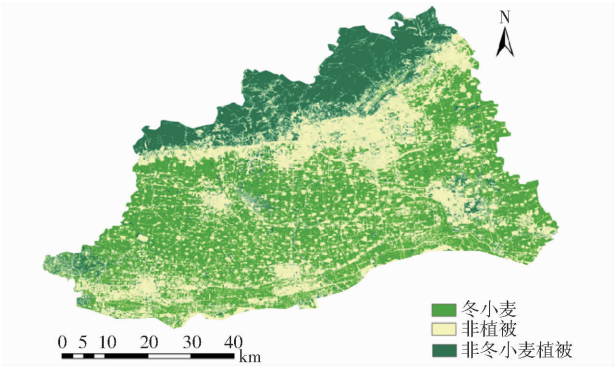


图 3 2019 年焦作市冬小麦分布图

焦作市各县(市)的识别冬小麦面积与官方统计冬小麦面积的绝对误差与相对误差如表 2 所示,6 个县(市)的平均绝对误差为 19.8 km²、平均相对误差为 9.5%,具有较高精度。识别面积与统计面积的线性拟合结果如图 4 所示,决定系数 R^2 达到 0.96,这些结果表明,本研究得到的基础年份冬小麦分布图精度较好,可用于后续迁移生成样本数据。

3.2 基于样本迁移策略的样本获取

多物候特征指数迁移策略获取样本数据集,相

表 2 参考年份焦作市各县(市)冬小麦识别面积、统计面积、绝对误差和相对误差
Tab.2 Winter wheat identified area, statistical area, absolute error and relative error for each county (city) in Jiaozuo of reference year

研究区	统计面积/km ²	识别面积/km ²	AE/km ²	RE/%
博爱县	135.0	116.5	18.5	13.7
孟州市	222.8	195.2	27.6	12.4
温县	219.8	239.8	20.0	9.1
武陟县	378.8	399.6	20.8	5.5
修武县	151.8	163.8	12.0	7.9
沁阳市	230.6	250.5	19.9	8.6

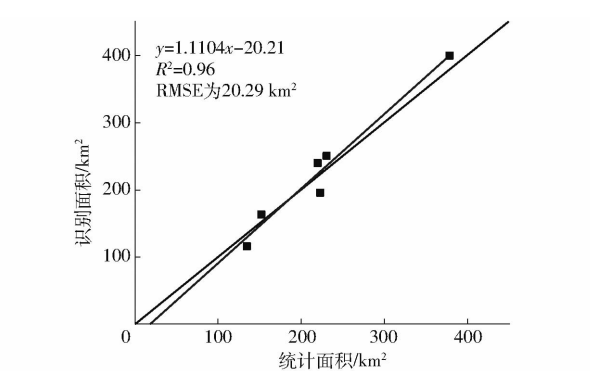


图 4 参考年份焦作市各县(市)冬小麦识别面积、统计面积拟合曲线

Fig.4 Fitting curves for identified area and statistical area of winter wheat in each county (city) of Jiaozuo in reference year

关性阈值的选取十分重要,因此,本研究根据显著性检验进一步探究 3 种阈值($0.93 \leq r \leq 1, P = 0.001$; $0.84 \leq r < 0.93, P = 0.01$; $0.79 \leq r < 0.84, P = 0.02$)下迁移获取样本数据在冬小麦识别中的表现。每种阈值条件下均选取 11 000 个样本点,其中包括 5 000 个冬小麦样本、6 000 个非冬小麦样本(3 000 个非冬小麦植被样本、3 000 个非植被样本)。3 种阈值条件下识别结果如表 3~5 和图 5 所示。由表 3 可知,3 种阈值条件下,2 年识别的总体精度与 Kappa 系数大致相同。但表 4、5 和图 5 显示:当 $0.93 \leq r \leq 1$ 时,焦作市 2020、2021 年冬小麦识别面积的平均绝对误差与相对误差最低,两年均值分别为 13.9 km²、1%;在各县(市)的面积对比中,当 $0.93 \leq r \leq 1$ 时,焦作市 2 年各县(市)的平均绝对误差与平均相对误差最低,分别为 18.2 km²、9.6%。对 2 年焦作市各县市的识别面积与统计面积进行线性拟合,当 $0.93 \leq r \leq 1$ 时, R^2 最高,为 0.957, RMSE 最低,为 20.16 km²。因此,本实验中将地物类型是否变化的相关性阈值设为 $0.93 \leq r \leq 1 (P = 0.001)$ 。

在该阈值条件下迁移获取样本数据的 NDVI 时间序列曲线如图 6 所示(以 2021 年为例)。非植被的 NDVI 时间序列曲线变化趋势较缓,NDVI 保持在

表 3 不同阈值下 2020、2021 年冬小麦识别精度

Tab.3 Identification accuracy of winter wheat in 2020 and 2021 under different thresholds

年份	r	总体精度/%	Kappa 系数
2020	0.93 ~ 1	94.48	0.914 5
	0.84 ~ 0.93	94.45	0.913 2
	0.79 ~ 0.84	95.02	0.918 3
2021	0.93 ~ 1	95.86	0.934 3
	0.84 ~ 0.93	95.85	0.932 7
	0.79 ~ 0.84	96.12	0.939 1

表 4 不同阈值下 2020、2021 年冬小麦识别面积、统计面积及误差

Tab.4 Identification area, statistical area and error of winter wheat in 2020 and 2021 under different thresholds

年份	r	识别面积/ km^2	统计面积/ km^2	AE/ km^2	RE/%
2020	0.93 ~ 1	1 518.1		26.4	1.8
	0.84 ~ 0.93	1 518.2	1 491.7	26.5	1.8
	0.79 ~ 0.84	1 534.7		43.0	2.9
2021	0.93 ~ 1	1 498.8		1.3	0.1
	0.84 ~ 0.93	1 504.2	1 500.1	4.1	0.3
	0.79 ~ 0.84	1 528.5		28.4	1.9

0.2 以下。非冬小麦植被的 NDVI 时间序列曲线在 11 月至次年 2 月较为平缓,在 3—5 月呈上升趋势,在 5 月中下旬达到顶峰,随后开始下降。相较于非植被与非冬小麦植被,冬小麦的 NDVI 时间序列曲线变化较为明显,在 10 月底至 12 月底会有上升趋势,在次年 1 月会略微下降,然后进入生长阶段,NDVI 快速上升,5 月上旬达到顶峰,随后冬小麦开始成熟,NDVI 急速下降。由图 6 可见,该方法迁移生成样本数据的 NDVI 时间序列曲线与真实情况一致,这说明迁移生成的样本数据精度较高,可用于目标年份的冬小麦识别。

3.3 多物候特征指数样本迁移策略跨时间适用性

3.3.1 冬小麦识别精度评价

3.3.1.1 混淆矩阵精度

利用该方法迁移得到的样本数据进行 2020 年

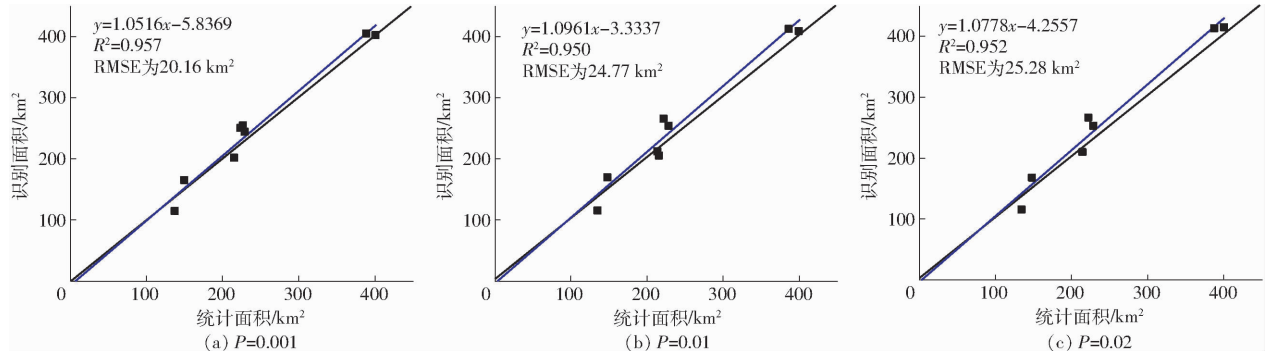


图 5 不同阈值下 2020、2021 年焦作市各县(市)识别冬小麦面积与统计冬小麦面积拟合曲线

Fig.5 Fitting curves of identified winter wheat area and statistical winter wheat area for each county (city) of Jiaozuo in 2020 and 2021 under different thresholds

表 5 不同阈值下 2020、2021 年焦作市各县(市)冬小麦识别绝对误差和相对误差

Tab.5 Absolute error and relative error of winter wheat identification for each county (city) in Jiaozuo in 2020 and 2021 under different thresholds

年份	地区	$0.93 \leq r \leq 1$		$0.84 \leq r < 0.93$		$0.79 \leq r < 0.84$	
		AE/ km^2	RE/%	AE/ km^2	RE/%	AE/ km^2	RE/%
2020	博爱县	23.6	17.5	18.2	13.4	18.5	13.7
	孟州市	12.0	5.6	4.5	2.1	4.6	2.1
	温县	29.0	13.1	48.4	21.8	48.4	21.8
	武陟县	13.2	3.4	22.8	5.8	23.5	6.0
	修武县	12.9	8.7	21.6	14.5	20.5	13.8
	沁阳市	26.1	11.4	21.7	9.5	21.1	9.2
2021	博爱县	22.6	16.8	23.1	17.1	21.9	16.2
	孟州市	15.6	7.2	11.9	5.5	9.2	4.2
	温县	30.7	13.9	39.6	17.8	42.7	19.2
	武陟县	2.0	0.5	7.3	1.8	11.4	2.8
	修武县	17.1	11.5	16.9	11.4	17.9	12.0
	沁阳市	13.7	6.0	25.2	10.9	26.7	11.6

与 2021 年焦作市冬小麦识别,验证利用多物候特征指数时间序列曲线相关性迁移得到的样本数据在冬小麦识别中的表现(表 6)。由表 6 可见,2 年间,该方法迁移得到的样本数据在冬小麦识别中表现较好,总体精度均大于 94%,Kappa 系数均大于 0.91,这表明迁移选取样本数据的可行性。从分类精度可以看出,相较于单一植被指数(NDVI)迁移的识别结果,多物候特征指数迁移的识别结果更优,2 年识别的总体精度分别提升 1.32、2.27 个百分点,Kappa 系数分别提升 0.022、0.037,这表明利用多物候特征指数迁移的识别精度优于单一植被指数。

3.3.1.2 识别冬小麦面积与统计冬小麦面积对比

在市级尺度数据分析中,将利用单一植被指数与多物候特征指数迁移得到的 2 年冬小麦识别面积与统计冬小麦面积对比,2 年平均绝对误差分别为 115.5、13.85 km^2 ,平均相对误差分别为 7.75%、0.95%,多物候特征指数迁移识别平均绝对误差与

平均相对误差相较于单一植被指数分别减少 101.65 km²、6.8 个百分点(表 7)。

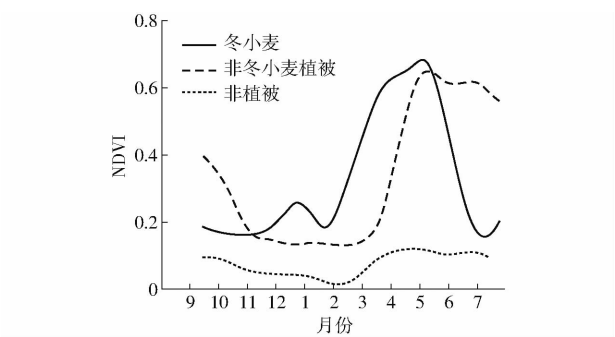


图 6 2021 年样本数据 NDVI 时间序列曲线
Fig.6 NDVI time series curves of 2021 sample data

表 6 不同条件下焦作市 2020、2021 年冬小麦识别
总体精度和 Kappa 系数
Tab.6 Overall accuracy and Kappa coefficient of winter
wheat identification of Jiaozuo City in 2020 and 2021
under different conditions

年份	指数	总体精度/%	Kappa 系数
2020	单一植被指数	93.13	0.892 9
	多物候特征指数	94.45	0.914 5
2021	单一植被指数	93.58	0.897 7
	多物候特征指数	95.85	0.934 3

表 7 不同条件下焦作市冬小麦统计面积、识别面积
及相对误差
Tab.7 Statistical area, identification area and error
of winter wheat in Jiaozuo City under
different conditions

年份	指数	识别面 积/km ²	统计面 积/km ²	AE/ km ²	RE/ %
2020	单一植被指数	1 401.5	1 491.7	90.2	6.1
	多物候特征指数	1 518.0		26.3	1.8
2021	单一植被指数	1 359.3	1 500.1	140.8	9.4
	多物候特征指数	1 498.7		1.4	0.1

在县级尺度数据分析中,分别利用 2 种迁移方法识别焦作各县(市)2 年的冬小麦面积,并与统计面积对比(表 8、图 7)。由表 8 可见,基于多物候特征指数迁移的焦作市 2 年各县(市)识别面积与统计面积的平均绝对误差与平均相对误差分别为 18.2 km²、9.6%,相较于单一植被指数迁移识别分别减少 3.2 km²、1 个百分点。由图 7 可见,利用多物候特征指数迁移得到的识别面积与统计面积的 R²相较于单一植被指数提高 0.026, RMSE 减少 20.1%。

为了进一步探究识别的精度,本研究将利用多物候特征指数迁移得到的焦作市 2020、2021 年冬小麦分布图与南京农业大学农学院智慧农业创新团队提供的 2020、2021 年中国空间分辨率 10 m 冬小麦

表 8 不同条件下焦作市各县(市)冬小麦识别面积、
统计面积、绝对误差和相对误差
Tab.8 Winter wheat identified area, statistical area,
absolute error and relative error for each county (city)
in Jiaozuo under different conditions

年份	地区	统计	单一植被指数				多物候特征指数		
		面积/	识别面	AE/	RE/	识别面	AE/	RE/	
		km ²	积/km ²	km ²	%	积/km ²	km ²	%	
2020	博爱县	135.0	102.4	32.6	24.1	111.4	23.6	17.5	
	孟州市	214.1	182.1	32.0	14.9	202.1	12.0	5.6	
	温县	221.5	235.9	14.4	6.5	250.5	29.0	13.1	
	武陟县	389.3	375.5	13.8	3.5	402.5	13.2	3.4	
	修武县	148.2	153.5	5.3	3.6	161.1	12.9	8.7	
	沁阳市	228.0	241.1	13.1	5.7	254.1	26.1	11.4	
2021	博爱县	134.4	100.4	34.0	25.3	111.8	22.6	16.8	
	孟州市	216.1	178.7	37.4	17.3	200.5	15.6	7.2	
	温县	221.6	238.2	16.6	7.5	252.3	30.7	13.9	
	武陟县	401.7	356.6	45.1	11.2	399.7	2.0	0.5	
	修武县	148.2	155.8	7.6	5.1	165.3	17.1	11.5	
	沁阳市	229.1	224.4	4.7	2.1	242.8	13.7	6.0	

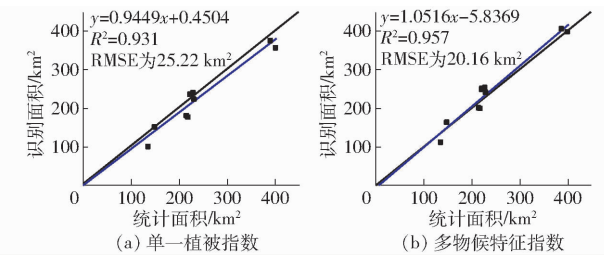


图 7 不同条件下焦作市各县识别冬小麦面积与
统计冬小麦面积拟合曲线
Fig.7 Fitting curves of identified winter wheat area
and statistical winter wheat area for each county of
Jiaozuo under different conditions

识别数据集进行对比^[38]。焦作市 2020、2021 年冬小麦分布区域与上述公开数据集吻合度分别为 87.2%、89.3%,吻合度较高。其中上述公开数据集中提供的焦作市 2020、2021 年冬小麦种植面积与官方统计冬小麦面积相对误差分别为 6.4%、5.8%,焦作市 2 年冬小麦面积与官方统计冬小麦面积相对误差分别为 1.8%、0.1%,识别面积更接近官方统计面积。综上所述,由识别总体精度、Kappa 系数、识别面积与统计面积对比可以看出,基于多物候特征指数时间序列相关性迁移获取的样本数据在目标年份的冬小麦识别中表现较好,且利用多物候特征指数迁移的结果优于单一植被指数。

3.3.2 焦作市冬小麦空间变化

图 8a 为参考年份(2019 年)冬小麦分布图,图 8b、8c 分别为基于 Sentinel-2 影像利用多物候特征指数时间序列相关性迁移识别得到的 2020、2021 年冬小麦分布图,图 8d 为 2019 年焦作市坡

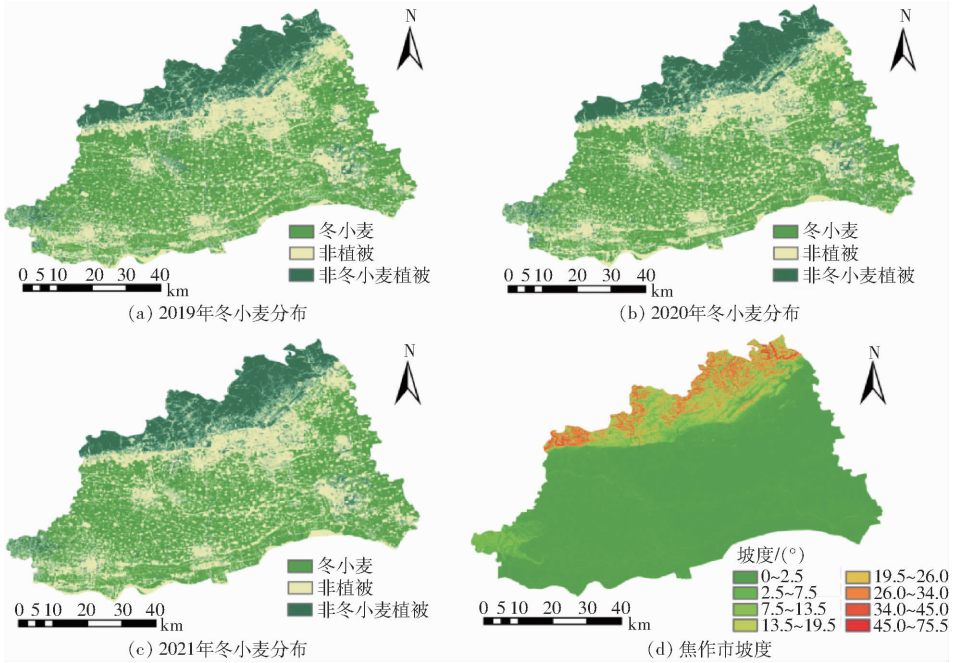


图 8 2019—2021 年焦作市冬小麦分布及坡度

Fig. 8 Winter wheat distribution map and slope map in Jiaozuo City from 2019 to 2021

度。由图 8d 可见,焦作市中南部坡度较小,地势较为平坦,以耕地与城镇为主。而北部坡度较大,地势崎岖,以山地为主。该地势条件决定焦作市冬小麦主要分布在中南部地势平坦区域。从焦作市 3 年的冬小麦分布可以看出,3 年间焦作市冬小麦无大范围种植变化,这也表明焦作市中南部平原地区适宜农业发展,适宜冬小麦、玉米等粮食作物种植。

3.4 多物候特征指数样本迁移策略跨地域适用性

为了进一步研究该方法在不同地区之间适用性,本研究利用焦作市参考年份(2019 年)样本数据通过多物候特征指数时间序列曲线相关性迁移生成新乡市、鹤壁市的样本数据(2019 年),并进行该地区冬小麦识别,通过识别精度探究该迁移方法在不同地区的适用性。识别结果如表 9~11、图 9 所示,2 地区识别总体精度均在 92% 以上,Kappa 系数均在 0.90 以上,且 2 市冬小麦的识别面积与统计面积的平均绝对误差与平均相对误差较小,分别为 39 km²、3.6%。各县(市)识别面积与统计面积平均绝对误差及平均相对误差分别为 46 km²、9.3%, R^2 达到 0.92,2 市冬小麦分类图如图 10 所示。以上结果显示该方法在不同地区之间迁移生成的样本数据

表 9 新乡市、鹤壁市冬小麦识别总体精度和 Kappa 系数

Tab.9 Overall accuracy and Kappa coefficient of winter wheat identification in Xinxiang City and Hebi City

地区	总体精度/%	Kappa 系数
新乡市	93.43	0.902 8
鹤壁市	92.98	0.901 2

表 10 新乡市、鹤壁市识别冬小麦面积、统计冬小麦面积及误差

Tab.10 Identification of winter wheat area, statistical winter wheat area and error in Xinxiang City and Hebi City

地区	识别面积/km ²	统计面积/km ²	AE/km ²	RE/%
新乡市	3 876.1	3 858.3	17.8	0.5
鹤壁市	957.6	897.4	60.2	6.7

表 11 新乡市、鹤壁市各县(市)冬小麦识别面积、统计面积、绝对误差和相对误差

Tab.11 Winter wheat identified area, statistical area, absolute error and relative error for each county (city) in Xinxiang City and Hebi City

地区	识别面积/km ²	统计面积/km ²	AE/km ²	RE/%
新乡县	201.5	206.6	5.1	2.5
获嘉县	294.4	267.3	27.1	10.1
原阳县	664.1	711.4	47.3	6.6
延津县	599.9	553.7	46.2	8.3
封丘县	769.3	654.4	114.9	17.6
长垣市	515.8	560.0	44.2	7.9
卫辉市	325.5	327.1	1.6	0.5
辉县市	444.7	486.5	41.8	8.6
浚县	664.4	554.2	110.2	19.9
淇县	183.5	205.5	22.0	10.7

在冬小麦识别中表现较好。

4 结论

(1) 基于同种地物的光谱特征具有相似性,利用参考年份(2019 年)冬小麦分布图通过多物候特

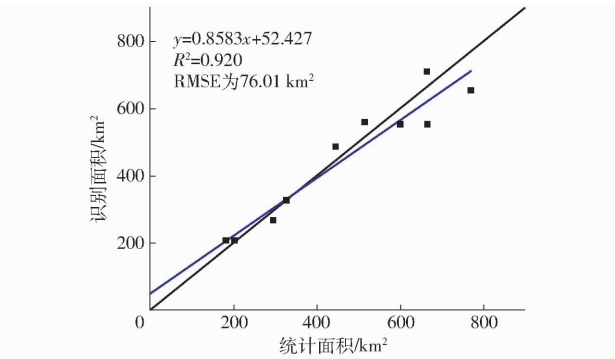


图9 两地区各县(市)2019年识别冬小麦面积与统计冬小麦面积拟合曲线

Fig.9 Fitting curves of identified winter wheat area and statistical winter wheat area for each county (city) in two regions in 2019

征指数时间序列曲线相关性判断两年间地物类型是否一致,以此构建目标年份样本数据集,用以识别目标年份(2020、2021年)冬小麦,并通过总体精度、Kappa系数和识别冬小麦面积与统计冬小麦面积对比两种方式综合判断识别精度。

(2)在探究3种阈值下迁移的识别精度时,发现当显著性水平为0.001($0.93 \leq r \leq 1$)时,识别面积与统计面积最接近, R^2 最高;利用多物候特征指数时间序列相关性方法迁移得到样本数据集在2020、2021年冬小麦识别中表现较好,总体精度均在0.94以上,各县(市)2年识别冬小麦面积与统计冬小麦面积的 R^2 达到0.957, RMSE为20.16 km²。

(3)2019、2020、2021年焦作市冬小麦分布图

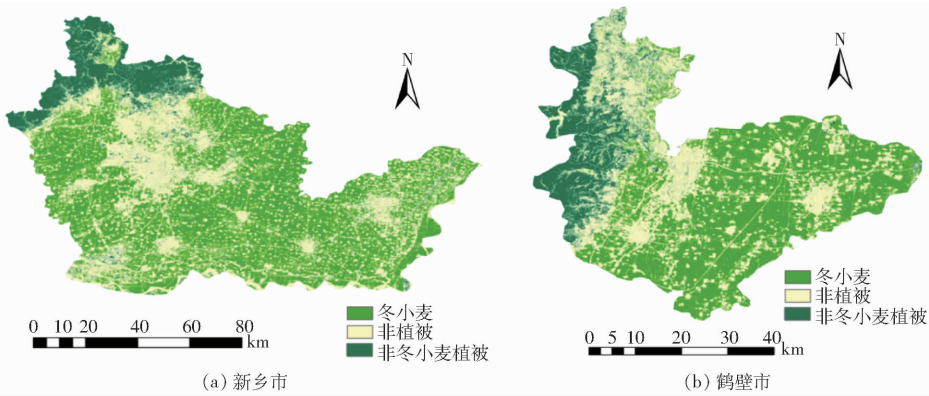


图10 2019年新乡市、鹤壁市冬小麦分布图

Fig.10 Winter wheat distribution maps in Xinxiang City and Hebi City in 2019

显示,焦作市冬小麦3年间的空间分布无明显变化,这表明焦作市的地理位置适宜农业发展;在地区之间迁移时,新乡市与鹤壁市识别的总体精度均在

92%以上,两地区各县(市)识别冬小麦面积与统计冬小麦面积 R^2 达到0.92,该方法在跨地区迁移中表现较好。

参 考 文 献

[1] 吴喜芳, 化仕浩, 张莎, 等. 基于多物候特征指数的冬小麦分布信息提取[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 207-216.
WU Xifang, HUA Shihao, ZHANG Sha, et al. Extraction of winter wheat distribution information based on multi-phenological feature index derived from Sentinel-2 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 207-216. (in Chinese)

[2] 赵晋陵, 詹媛媛, 王娟, 等. 基于SE-UNet的冬小麦种植区域提取方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 189-196.
ZHAO Jinling, ZHAN Yuanyuan, WANG Juan, et al. SE-UNet-based extraction of winter wheat planting areas[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 189-196. (in Chinese)

[3] 游炯, 裴志远, 王飞, 等. 基于改进多元纹理信息模型和GF-1影像的县域冬小麦面积提取[J]. 农业工程学报, 2016, 32(13): 131-139.
YOU Jiong, PEI Zhiyuan, WANG Fei, et al. Area extraction of winter wheat at county scale based on modified multivariate texture and GF-1 satellite images[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(13): 131-139. (in Chinese)

[4] 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)

[5] 孙智虎, 张锦水, 洪友堂, 等. GF-7卫星多角度特征作物识别[J]. 遥感学报, 2023, 27(9): 2127-2138.
SUN Zhihu, ZHANG Jinshui, HONG Youtang, et al. Crop recognition by multiangle feature of GF-7 satellite[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(9): 2127-2138. (in Chinese)

[6] 申健, 常庆瑞, 李粉玲, 等. 基于时序NDVI的关中地区冬小麦种植信息遥感提取[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 215-220, 260.
SHEN Jian, CHANG Qingrui, LI Fenling, et al. Extraction of winter wheat information based on time-series NDVI in

Guanzhong area[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 215 – 220, 260. (in Chinese)

[7] 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-source Sentinel data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 207 – 215. (in Chinese)

[8] ZHANG Q, WANG G, WANG G, et al. Identifying winter wheat using landsat data based on deep learning algorithms in the North China Plain[J]. Remote Sensing, 2023, 15(21): 5121.

[9] ZHAO F, YANG G, YANG X, et al. Determination of key phenological phases of winter wheat based on the time-weighted dynamic time warping algorithm and MODIS time-series data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1836.

[10] LI W, ZHANG H, LI W, et al. Extraction of winter wheat planting area based on multi-scale fusion[J]. Remote Sensing, 2022, 15(1): 164.

[11] HE Y, WANG C, CHEN F, et al. Feature comparison and optimization for 30-m winter wheat mapping based on Landsat – 8 and Sentinel – 2 data using random forest algorithm[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 535.

[12] LUO K, LU L, XIE Y, et al. Crop type mapping in the central part of the North China Plain using Sentinel – 2 time series and machine learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107577.

[13] WANG S, XU Z, ZHANG C, et al. Improved winter wheat spatial distribution extraction using a convolutional neural network and partly connected conditional random field[J]. Remote Sensing, 2020, 12(5): 821.

[14] REU F, GREIMESITER-PFEIL I, VREUGDENHIL M, et al. Comparison of long short-term memory networks and random forest for Sentinel – 1 time series based large scale crop classification[J]. Remote Sensing, 2021, 13(24): 5000.

[15] ZHONG L, GONG P, BIGING G S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: a multi-year experiment using Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 1 – 13.

[16] WALDENER F, CANTO G S, DEFOURNY P. Automated annual cropland mapping using knowledge-based temporal features [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 110: 1 – 13.

[17] 杜培军, 林聪, 陈宇, 等. 多时相遥感影像样本迁移模型与地表覆盖智能分类[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(7): 955 – 966.
DU Peijun, LIN Cong, CHEN Yu, et al. Training sample transfer learning from multi-temporal remote sensing images for dynamic and intelligent land cover classification[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2022, 50(7): 955 – 966. (in Chinese)

[18] HUANG H, WANG J, LIU C, et al. The migration of training samples towards dynamic global land cover mapping[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 161: 27 – 36.

[19] YAN X, NIU Z. Reliability evaluation and migration of wetland samples[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 8089 – 8099.

[20] NIAN Y, HE Z, ZHANG W, et al. Land cover changes of the Qilian Mountain National Park in Northwest China based on phenological features and sample migration from 1990 to 2020[J]. Remote Sensing, 2023, 15(4): 1074.

[21] DONG J, FU Y, WANG J, et al. Early-season mapping of winter wheat in China based on Landsat and Sentinel images[J]. Earth System Science Data, 2020, 12(4): 3081 – 3095.

[22] WANG X, HOU M, SHI S, et al. Winter wheat extraction using time-series Sentinel – 2 data based on enhanced TWDTW in Henan Province, China[J]. Sustainability, 2023, 15(2): 1490.

[23] LI C, CHEN W, WANG Y, et al. Mapping winter wheat with optical and SAR images based on Google Earth Engine in Henan Province, China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 284.

[24] GHORBANIAN A, KAAKOOEI M, AMANI M, et al. Improved land cover map of Iran using Sentinel imagery within Google Earth Engine and a novel automatic workflow for land cover classification using migrated training samples[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 167: 276 – 288.

[25] 盖一铭, 阿里木·赛买提, 王伟, 等. 基于样本迁移的干旱区地表覆盖快速更新[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(2): 333 – 341.
GAI Yiming, ALIM Samat, WANG Wei, et al. Sample transferring based fast land cover updating in arid land[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(2): 333 – 341. (in Chinese)

[26] ZHANG L, LIU Z, LIU D, et al. Crop mapping based on historical samples and new training samples generation in Heilongjiang Province, China[J]. Sustainability, 2019, 11(18): 5052.

[27] WANG C, ZHANG H, WU X, et al. AUTS: a novel approach to mapping winter wheat by automatically updating training samples based on NDVI time series[J]. Agriculture, 2022, 12(6): 817.

[28] 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.

[29] 冯权洸, 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)

[30] 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)

MAN Chao, RAO Yuan, ZHANG Jingyao, et al. Recognition of cucumber leaf disease with small samples in complex environment based on improved Inception network[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(3): 152 – 160. (in Chinese)

[20] 田甜, 程志友, 鞠薇, 等. 基于 SimAM – ConvNeXt – FL 的茶叶病害小样本分类方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 275 – 281.

TIAN Tian, CHENG Zhiyou, JU Wei, et al. Small sample classification of tea diseases based on SimAM – ConvNeXt – FL[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 275 – 281. (in Chinese)

[21] 李蛟, 王紫薇, 范丽丽, 等. 针对苹果树叶病害图像分类的小样本学习方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2022, 60(4): 906 – 910.

LI Jiao, WANG Ziwei, FAN Lili, et al. Few-shot learning method for image classification of apple leaf diseases[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2022, 60(4): 906 – 910. (in Chinese)

[22] REZAEI M, DIEPEVEEN D, LAGA H, et al. Plant disease recognition in a low data scenario using few-shot learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108812.

[23] ZHANG L, FU M, WANG Y. SProtoNet: self-supervised ProtoNet for plant leaf disease few-shot classification[C] // Fourth International Conference on Computer Vision and Data Mining (ICCVDM 2024). SPIE, 2024: 138 – 141.

[24] HUISMAN M, VAN RIJN J N, PLAAT A. A survey of deep meta-learning[J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(6): 4483 – 541.

[25] QIAO S, LIU C, SHEN W, et al. Few-shot image recognition by predicting parameters from activations[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7229 – 7238.

[26] GHIASI G, LIN T, LE Q. DropBlock: a regularization method for convolutional networks[C] // Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems, 2018: 10750 – 10760.

[27] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R. Prototypical networks for few-shot learning[C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017: 4080 – 4090.

[28] MUNKHDALAI T, YU H. Meta networks[C] // International Conference on Machine Learning. PMLR, 2017: 2554 – 2563.

[29] VINIYALS O, BLUNDELL C, LILLICRAP T, et al. Matching networks for one shot learning[C] // Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2016: 3637 – 3645.

[30] YE H, HU H, ZHAN D, et al. Few-shot learning via embedding adaptation with set-to-set functions[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 8808 – 8817.

[31] ZHANG M, HUANG S, LI W, et al. Tree structure-aware few-shot image classification via hierarchical aggregation[C] // European Conference on Computer Vision, 2022: 453 – 470.

(上接第 277 页)

[31] WEIGAND M, STAAB J, WURM M, et al. Spatial and semantic effects of LUCAS samples on fully automated land use/land cover classification in high-resolution Sentinel – 2 data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 88: 102065.

[32] 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.

[33] 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.

[34] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127 – 150.

[35] 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.

[36] 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.

[37] 高祖新, 言方荣. 概率论与数理统计[M]. 南京: 南京大学出版社, 2020.

[38] YANG G, LI X, LIU P, et al. Automated in-season mapping of winter wheat in China with training data generation and model transfer[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 202: 422 – 438.