山东农业大学学报(自然科学版),2026,57(4):619-631 VOL.57 NO.4 2026
Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition) doi:10.3969/j.issn.1000-2324.2026.04.004

基于多源时序影像的水稻分布提取及变化分析

刘梓琨[1],任鸿瑞[1],李荣平[2,3,4*]

1. 太原理工大学测绘科学与技术系,山西 太原 030024
2. 沈阳农业与生态气象研究院,辽宁 沈阳 110166
3. 中国气象局沈阳大气环境研究所,辽宁 沈阳 110166
4. 辽宁省农业气象灾害重点实验室,辽宁 沈阳 110166

摘 要: 高效精确地提取水稻分布范围对农作物产量分析及调整农业规划管理起到关键作用。该研究基于Google Earth Engine(GEE)云平台利用多时相Sentinel影像等多源数据,通过多种机器学习算法对2016年盘锦市进行监督分类,通过连续变化检测与分类(Continuous Change Detection and Classification,CCDC)算法更新2017-2024年间水稻时空分布情况,进一步探讨水稻在不同年份间的动态变化。结果表明:(1)综合使用遥感-地形特征构建水稻提取模型及分时段的特征优选方法均有效地提升了分类模型的性能和准确性。(2)基于瓦片的随机森林分类方法(TB_RF)在水稻提取过程中展现出较高的精度和适用性。其获取的2016年盘锦市水稻分布范围精度最高,总体精度(Overall Accuracy,OA)和Kappa系数分别为95.4%、0.91,水稻种植面积与实际面积误差小于1%。(3)CCDC算法在利用Sentinel影像进行盘锦市水稻长时序提取研究中表现良好。CCDC算法在2021年的分类结果精度最低,其OA和Kappa系数分别为95%、0.90。历年的水稻种植面积的计算值与真实面积之间的差值均保持在0.5%以下。(4)2016-2024年盘锦市水稻分布范围没有明显变化,分布面积缓慢增长,呈现出"总体稳定、局部调整、缓慢扩张"的演变趋势。本研究结果可为水稻种植发展规划与监测分析提供科学参考依据。

关键词: 遥感;水稻;分类;Google Earth Engine;CCDC;Sentinel-1/2;时序分析

中图法分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-2324(2026)04-0619-13

Rice Distribution Extraction and Change Analysis Based on Multi-Source Time-Series Images

LIU Zi-kun[1], REN Hong-rui[1], LI Rong-ping[2,3,4*]

1. *Department of Mapping Science and Technology/Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China*
2. *Shenyang Academy of Agriculture and Ecological Meteorology, Shenyang 110166, China*
3. *Shenyang Institute of Atmospheric Environment/China Meteorological Administration, Shenyang 110166, China*
4. *Key Laboratory of Agricultural Meteorological Disasters of Liaoning Province, Shenyang 110166, China*

Abstract: Efficient and accurate rice distribution extraction is crucial for analyzing crop yields and adjusting agricultural planning and management. Based on Google Earth Engine(GEE) cloud platform, this study uses multi-source data including multi-temporal Sentinel images,to supervise and classify Panjin City in 2016 through various machine learning algorithms, and updates the spatial and temporal distribution of rice from 2017 to 2024 through CCDC algorithm. Additionally, it further explores the dynamic changes of rice in different years. The results show that: (1) The comprehensive use of remote sensing-terrain features to build a rice extraction model and the time-division feature optimization method effectively improves the performance and accuracy of the classification model. (2) The tile-based random forest classification method (TB_RF) demonstrates high accuracy and applicability in rice extraction. The extracted distribution range of rice in Panjin City in 2016 achieves the highest precision, with an Overall Accuracy (OA) of 95.4% and a Kappa coefficient of 0.91. The error between the calculated rice planting area and the actual area is less than 1%. (3) CCDC algorithm performs well in the long-time series extraction in Panjin City using Sentinel images. The classification results for 2021 have the lowest accuracy, with an OA of 95% and a Kappa coefficient of 0.90. The difference between the calculated rice planting area and the actual area across the years remains below 0.5%. (4) From 2016 to 2024, the distribution range of rice in Panjin City shows no significant changes, with a slow expansion in area, reflecting an evolution trend characterized by "overall stability, local

收稿日期: 2025-07-09 **修回日期:** 2026-06-20

基金项目: 中国气象局人才项目"中国气象局农业气象重点创新团队"(CMA2024ZD02);科院基本科研业务费(2024Z001)

第1作者简介: 刘梓琨(2001-),男,硕士研究生,研究方向:植被遥感研究。E-mail:2023521178@link.tyut.edu.cn

***通讯作者:** Author for correspondence. E-mail:rongpingli@aliyun.com

adjustment and gradual expansion". The findings of this study can provide a scientific reference for the planning, monitoring, and analysis of rice cultivation development.

Keywords: Remote sensing; rice; classification; Google Earth Engine; CCDC; Sentinel-1/2; time series analysis

水稻在全球及中国农业和饮食结构中占据着重要地位[1]。作为中国粮食安全战略体系的核心组成部分，水稻在全球粮食安全格局中发挥着不可替代的关键作用，其产能稳定性直接关系到人民生活的安定和社会的和谐发展[2,3]。然而，传统的基于地面普查的水稻分布提取方法虽然在小范围监测中精度较高，但存在数据量大、耗时长的问题，难以适应大范围系统性调查需求。相比之下，利用遥感技术能够突破空间限制，实现高效、快速地大面积农作物分布提取，显著节省人力与时间成本[4,5]。

利用遥感影像进行水稻种植区识别的技术，根据时间维度上影像的数量，可划分为基于单一时相影像的提取方法和基于时序影像的提取方法[6]。前者依赖单时点光谱可分性，具有高计算效率，但由于缺乏时间维度信息，无法捕捉作物生长周期中的动态变化，在非生长期或受到天气影响的情况下很可能会导致水稻与其他地物区分困难，误分类现象较为常见[7,8]，因此目前的研究大多采用基于时序影像的水稻提取方法[9]。朱磊等[10]利用2022年多时相Sentinel-2数据，提取了宁夏青铜峡灌区水稻和玉米的空间分布，其总体精度（Overall accuracy，OA）超过90%，Kappa系数高于0.88。然而，仅使用光学影像数据提取水稻种植范围和强度易受云层和天气条件影响，导致数据不连续并产生分类误差，难以支撑水稻种植范围和种植强度的准确提取[11]。相较于光学数据，雷达数据最显著的优点是不依赖光照条件，抗恶劣天气能力较强。同时由于雷达波穿透性较强，可以综合获取地表和冠层的信息，因此光学和雷达数据协同使用可以互相弥补不足，提高分类精 度。Pan等[12]利用时间加权动态时间扭曲（TWDTW）技术，通过未知像元合成孔径雷达（SAR）信号的时间变化来识别中国双季水稻的种植区域，其早稻和晚稻的OA分别为90.74%和90.46%。综合运用光学和雷达遥感数据能够协同增效，从而增强水稻遥感识别的准确性[13,14]，李恒凯等[15]以江西省南昌县为研究区，基于Sentinel多源数据开展水稻识别工作，其OA和Kappa系数分别达到92.67%和0.91。

研究方法的构建与数据源的选择同样重要，二者的系统耦合确保了水稻提取的高度准确性。时序变化检测基于多时相遥感数据，通过比较不 同时期的数据来识别地表特征的变化[16]。连 续变化检测与分类算法（Continuous Change Detection and Classification，CCDC）[17]不同于传统方法，它需提供蓝色，绿色，红色，近红外和两个短波红外波段的表面反射率以及热波段，再根据每个像素设定一个阈值，通过连续监测每个像素的时间序列数据来检测多种类型的土地覆盖变化[18]。JE等[19]利用有关土地覆盖和状况的信息，评估地球景观中发生的各种变化的影响，发现使用时间序列分析可以最好地描述和监控渐进变化，说明CCDC算法对于阐明植被趋势非常有效。Peng等[20]以亚特兰大都会区为研究区，阐述了土地利用与土地覆被（LULC）变化及其对地表温度（LST）变化的影响，使用CCDC算法监测的总体LULC分类和变化检测准确率分别为89%和92%。目前，CCDC方法已经广泛应用于土地覆盖变化检测、农作物生长状态监测、林业资源和水资源管理等领域[21-24]，均取得了显著成果[25]。

GEE（Google Earth Engine）平台是一个免费的遥感云计算平台，它整合了海量遥感数据与地理空间数据，具有高效、便捷的地理空间数据处理与分析能力，用户可以通过简单的操作实现数据的可视化展示和深入分析，这极大地促进了大面积水稻种植区的快速精准识别研究。因此，本研究基于GEE平台提供的多时相Sentinel-1/2影像和SRTM等多源数据，通过多种机器学习算法对辽宁省盘锦市遥感影像进行监督分类，完成盘锦市2016年水稻分布图；并以2016年为基准年，通过CCDC算法，精确提取2017年至2024年间盘锦市的水稻时空分布情况，分析盘锦市水稻在不同年份内的分布状况及时空演变特征，以期为区域水稻种植管理提供重要数据参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区盘锦市（图1）坐落在辽宁省西南部

(40°40′ - 41°27′N,121°25′ - 122°31′E),东临辽河,西接渤海湾,包括兴隆台区、双台子区、大洼区和盘山县四个行政区,总面积为4 071 km^2,是东北地区重要的水稻种植区域。该市具有典型的温带季风气候特征,年均气温10 ℃,年降水量约620 mm,四季分明,干冷交替,雨热同期,光照充足,温度适宜,适合水稻生长[26]。境内地势低平,平均海拔2~4 m,河网密布,拥有大面积滨海湿地和盐碱地改良农田,土壤以草甸土和盐渍土为主。作为中国优质粳稻之乡,盘锦水稻种植历史悠久,被誉为"水稻种植黄金带",境内还种植有玉米、大豆等作物,但水稻仍是其农业经济的核心支柱。独特的地理环境与规模化种植模式,使盘锦市成为研究水稻遥感监测、盐碱地改良效应及生态农业发展的典型区域。

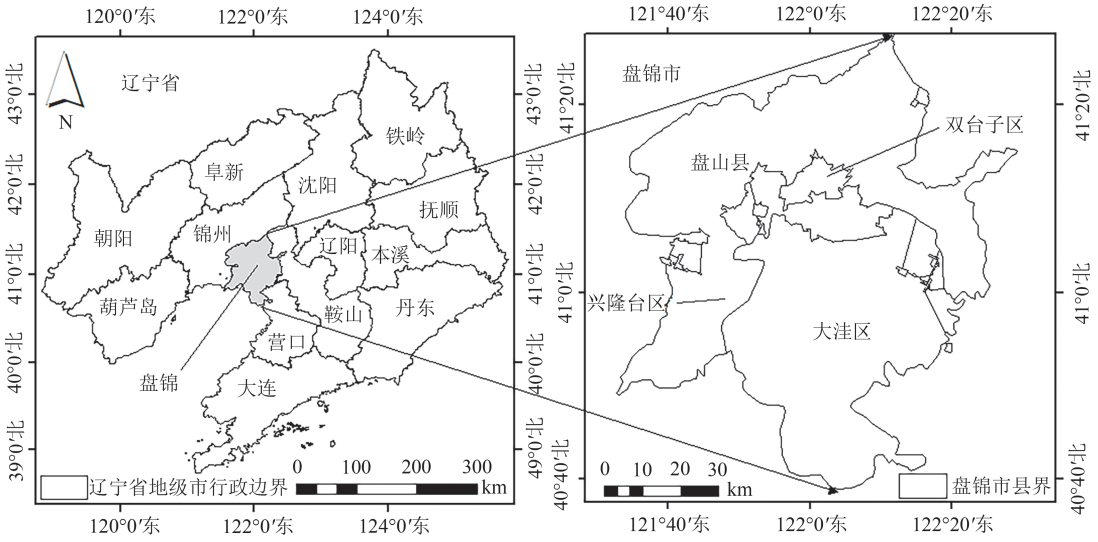


图 1 研究区位置示意图

Fig. 1 Location diagram of the study area

1.2　数据来源与预处理

1.2.1 *遥感数据*　根据中国气象局的农业网气象数据中作物发育期检测栏目,盘锦市水稻通常是一年一熟,其生长周期较长,一般达到158~170 d。盘锦市水稻因受气候条件的制约其物候期相对固定,水稻的生长期从春季开始,播种时间通常在4月中旬,种植时间在5月初,中间经历移栽、分蘖、拔节、孕穗、抽穗、乳熟等关键生长阶段,最终在秋季的9月底至10月初迎来收割期。因此本研究所选用的数据时间跨度为3-10月。

本研究采用的主要遥感数据来源于欧洲航天局哥白尼计划的Sentinel-1和Sentinel-2卫星,通过GEE平台获取和处理。Sentinel-1为C波段合成孔径雷达(SAR)卫星,在IW模式下提供双极化(VV+VH)数据,空间分辨率为10 m,适用于植被监测。本研究选用Ground Range Detected(GRD)级别产品,该影像经过辐射定标、热噪声去除和地形校正预处理,共包含了五个波段:VV、VH、HV、HH和angle。筛选干涉宽幅(IW)模式、指定极化(VV、VH)和入射角波段,将VV和VH波段的后向散射系数转换为分贝(dB)单位。在淹水期,VV和VH后向散射均较低,但由于VV为同极化,其回波仍略高于交叉极化的VH,同时水稻生长后期冠层密集,水面与直立植株形成二面角散射,导致VV信号显著增强,VV和VH的差值增大,有助于区分水稻与旱地[27]。因此,计算每个影像中VV与VH波段的差值,并将结果作为新的波段添加到影像中。

Sentinel-2为多光谱光学卫星,包含13个光谱波段(可见光至短波红外),不同波段之间的空间分辨率不同,分为10 m(可见光)、20 m(红边)和60 m(气溶胶波段),能够捕捉水稻生长季的细微光谱变化。Sentinel-2A卫星于2015年6月23日发射,从2016年起可获取完整覆盖水稻从播种到收获的全生长周期的卫星数据,因此,本研究选择2016年作为时间序列的基准年,因为该年份数据完整覆盖了水稻全年生长周期,且在后续年份(2017-2024年)均能保持时序一致性,

既满足了多时相动态监测的需求，也确保了研究结果对近年水稻分布变化的精准表达。

本研究采用 Level-2A 大气校正地表反射率产品，通过 QA60 波段进行云掩膜及阴影剔除，并利用 GEE 平台筛选云量低于 40% 的优质影像，确保时间连续性和空间完整性。同时选择红（B4）、绿（B3）、蓝（B2）三个波段进行彩色合成显示，可更直观地观察和分析地表特征，为后续的地物样本制作提供视觉支持。数据融合过程中，利用 GEE 的并行计算能力，采用双三次插值（Bicubic）方法对不同来源数据进行空间重采样（10 m），确保与 Sentinel-2 波段分辨率一致。对影像中可能存在的空洞利用中值滤波和前后时段影像进行缺失像元的填补，确保影像的完整性与连续性。

1.2.2 地形数据 研究使用 SRTM V3（SRTM Plus）数据集，空间分辨率约为 30 m，与其他版本的 SRTM 数据相比，其在数据质量和覆盖范围上都有所提升。利用该数据集获得研究区的高程，并计算坡度、坡向、阴影等数据，作为新的波段添加到影像中。

1.2.3 样本数据 本研究依托 GEE 云计算平台，结合地形约束以及区域农业背景知识，在对应年份的 Sentinel-2 卫星影像上系统性地选取和标注样本点，并使用 Google Earth 历史高分辨率影像进行样本质量检查。根据盘锦市三调数据公报，将样本点分为六类，最终获取 2 018 个样本（图 2-3），其中包括训练样本 1 158 个、2016 年水稻验证样本 290 个和其余年份结果验证样本 570 个（表 1），所有样本均匀分布在研究区内，部分样本密集区为水体样本点。

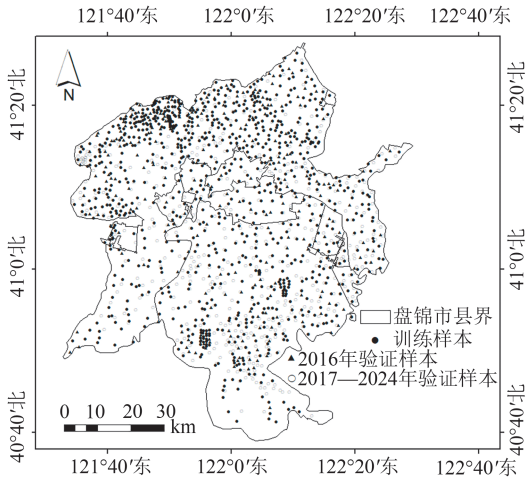


图 2 盘锦市样本点分布图

Fig. 2 Distribution map of samples in Panjin City

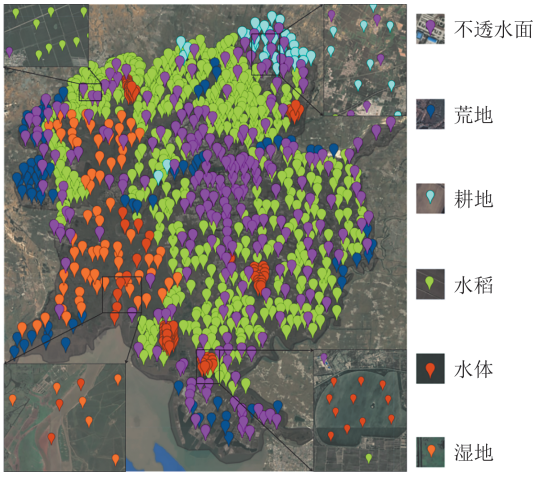


图 3 Google Earth 训练样本分布图

Fig. 3 Distribution map of Google Earth training points

表 1 2016—2024 年各地类训练及验证样本数

Table 1 Number of training and testing samples in various regions from 2016 to 2024

地类 Land category	水稻 Paddy	非水稻 Non paddy	水体 Water body	荒地 Wasteland	湿地 Wetland	耕地 Plough	不透水面 Impervious surface	总和 Sum
训练样本数 Number of training samples	617	541	111	79	73	31	247	1 158
2016 年验证样本数 Number of validated samples in 2016	154	136	28	20	18	8	62	290
2017-2024 年验证样本数 Number of validated samples in 2017-2024	340	230						570

1.3 研究方法

1.3.1 水稻提取特征集构建 雷达遥感技术涵盖 HH、HV、VH、VV 四种极化方式，HH 极化适合平滑表面的观测，HV 极化数据可用性和处理流程

相对复杂,而 VV 和 VH 极化数据在探测土壤湿度方面表现出色。考虑到不同极化方式可以提供关于水稻结构、水分含量和植被覆盖等多方面的信息及数据可用性,研究选择 IW 模式中 VV、VH 波段和入射角 angle 以及前二者之差作为增强信息新波段输入特征集用于后续的研究。

不同地物类型在光谱特征响应模式上呈现出显著的分异规律,具体表现为统计分布差异、像元亮度值的跨波段异质性,以及光谱响应曲线的波段分异性。此外,光谱时间序列曲线形态特征能够进一步揭示不同地类物候周期内的特征差异,其年际动态演变规律也有显著可辨识性。本研究选取了 Sentinel-2 数据中的所有核心分类波段(B2 - B8、B8A、B11、B12)共 10 个波段用于水稻种植范围的提取研究,覆盖了可见光、红边、近红外以及短波红外光谱范围,能够全面反映水稻的光谱特征。植被指数可以提供丰富的光谱信息,并减少大气影响,同时,建筑指数和水体指数比单波段信息更为稳定,结合多种指数特征,可以更全面地描述地物的光谱特性,也可在一定程度上提高分类精度。因此本研究选取了归一化差值植被指数(NDVI)、增强植被指数(EVI)、地表水体指数(LSWI)、绿色叶绿素植被指数(GCVI)、垂直植被指数(PVI)、裸土指数(BSI)、植被衰老反射指数(PSRI)、比值植被指数(SR)、修正归一化差异水体指数(MNDWI)、植被差异指数(DVI)、土壤调整植被指数(OSAVI)、水分压力指数(MSI)、陆地叶绿素指数(MTCI)、新型倒红边绿素指数(IRECI)、宽动态范围植被指数(WDRVI)、水稻物候指数(RPI)共 16 个特征指数参与水稻分布范围的提取,从而提升研究结果的准确度。

纹理特征是指图像中像素值及其空间分布所表现出的一种视觉属性,反映了地物表面的粗糙度、方向性、规律性等信息。灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix,GLCM)通过遍历像素对,统计每个灰度值组合的出现频率来量化图像纹理特性。在近红外波段,植被的反射率会显著增加,因此本文采用近红外(B8)波段计算植被纹理特征,选择角二阶矩、对比度、相关性、方差、逆差矩、差异性和熵 7 个纹理特征参与研究。

添加地形特征可以有效提高大范围水稻分类的准确性,研究基于 SRTM V3 数据,提取高度(Elevation)数据,并计算坡度(Slope)、坡向(Aspect)及山体阴影(Hillshade)指数。将 4 个关键地形参数转换为特征波段参与研究,形成一个更多维度的特征集合,有助于提高分类的准确性。

为避免非水稻种植区域对分类结果的干扰,进一步提升特征空间的同质性,在分类前引入多源空间掩膜对研究区域进行约束。综合地形特征与指数特征构建联合掩膜,结合研究区不同地物在不同时期的光谱特征差异,确定不同地物所利用的特征分类阈值。基于 Elevation 及 Slope 数据,对研究区进行掩膜,排除不适宜水稻种植的丘陵与山坡;同时利用 LSWI 及 MNDWI 识别水体,对湿地等非耕作区域进行反向掩膜并剔除,确保分类聚焦于水稻潜在种植区,有效降低不同地物噪声对模型性能的影响。

综上所述,本研究构建的多源遥感数据特征体系中包含了极化特征、光谱特征、指数特征、纹理特征和地形特征,不仅兼顾了光学数据与雷达数据的优势,在针对特定植被时的响应敏感性更加明显,能够更好地捕获细微差异,减少环境依赖性。

1.3.2 *水稻不同生长阶段的特征优选*　多维特征在地表分类中虽能提供更详细的信息,但也存在一定的局限性。具体表现为:特征中可能存在高度相关的特征,这些冗余特征会增加计算复杂度,降低模型训练效率,而且高维特征空间易导致模型过拟合,降低分类精度,不利于对分类结果的理解。因此,确定恰当的多维特征是改善分类模型效果的核心环节。

J-M 距离(Jeffries-Matusita distance,J-M distance)是一种有效的特征优选方法,它通过量化不同类别在特征空间中的分布差异,评估特征对类别可分离性的贡献。同时它还具有“饱和”的优点,即当类别之间的可分性达到一定程度时,J-M 距离的增长速度会减缓,这有助于避免过度追求可分性而导致的特征冗余。J-M 距离的取值范围是 0 到 2,其中接近于 0 意味着两个类别区分度很低,接近于 2 则表示区分度高。具体来说,J-M 距离越大,表明该特征在不同类别间的区分能力越强。利用其进行特征优选可以提高分类模型的运行效率和精度,同时减少参与分类的特征数量,因此本次研究选取 J-M 距离作

为特征集的优选方法。

以往研究在选取作物特征时，通常仅使用单一时期的遥感影像数据，这可能无法全面反映水稻在不同生长阶段的特征变化。本研究为了更充分地利用水稻与其他地类在不同物候期的光谱差异，选择在裸土期、种植期、生长期和成熟期四个关键阶段分别计算训练集中各类别间的均值与方差，得到特征对各地类的J-M距离，统计各特征的平均J-M距离，保留评分在1.85之上的高可分性特征，确定每个时段的最优特征子集。最后，结合各时段的关键特征，形成最终的优选特征集。在GEE平台上采用分批多次的方法进行特征筛选，从41种特征里选取了共计18个特征进行后续研究，优选后的特征对水稻和其他地物分类区分性较高，提高了分布提取的精度。优选结果如表2所示：

表 2 特征优选结果

Table 2 Feature optimization result

物候期 Phenophase	优选特征 Preferred feature
裸土期（3—4月） Bare soil period（March—April）	BSI
种植期（5—6月） Planting period（May—June）	B5、PSRI、IRECI、Elevation、Slope、B8_idm、B8_contrast、angle
生长期（7—8月） Growing period（July—August）	B4、B5、B8、B11、NDVI、BSI、MNDWI、MTCI、IRECI、Elevation、B8_var
成熟期（9—10月） Mature period（September—Octoberl）	B4、B7、B8、B11、EVI、PSRI、MTCI、B8_idm、B8_contrast、angle

3-4月特征优选结果中仅保留BSI指数，主要原因在于此时盘锦市水稻尚未开始大规模种植，农田多处于裸露或翻耕状态，植被覆盖稀疏，各类植被指数在不同地类间的差异极小，判别能力弱。而BSI作为裸土敏感指数，能够有效反映不同土地利用类型的土壤背景差异，因此在该时段表现出最强的分类可分性，这也体现了时序遥感分析中“因地因时选特征”的科学性。

为了优化地物分类过程，在研究时引入了一 种简化的二分类策略，将所有不属于水稻的地物类别（例如湿地、建筑物和水体）归为一类，标记为“非水稻地物”，以简化分类流程并提高计算效率。在后续特征选择阶段，针对每一类非水稻地物进行了详细验证，确保所选取的特征能够在复杂多样的地物类型中精准识别水稻，从而保证最终分类结果的高精确度和可靠性。

1.3.3 *水稻分布提取方法* 不同分类技术对水稻识别结果具有显著影响。本研究采用了四种机器学习方法：随机森林（Random Forest，RF）[28]、支持向量机（Support Vector Machine，SVM）[29]、分类回归树（Classification and Regression Trees，CART）[30]和基于瓦片（tile-based）的随机森林分类法（TB_RF）[31]，分别对水稻进行分类工作。

RF通过集成多棵决策树，结合Bootstrap抽样与特征随机选择构建分类模型，适合高维特征数据，抗噪声能力强。本文设置决策树数量为100，每棵树最大节点数为200，最小叶节点样本数为10。SVM基于最大化分类间隔的原则，通过寻找最优超平面实现数据分类。由于其对特征尺度高度敏感，通常需对所有特征进行归一化处理，以避免数值不稳定和模型偏差。本文采用RBF径向基核函数，gamma设置为0.1，惩罚系数cost设置为50。CART基于递归二分法构建分类树，通过最小化基尼系数实现节点分裂与特征选择，适用于结构化数据的分类任务。本文将最大节点数设置为100，最小叶节点样本数设置为10。

TB_RF在训练时将中心瓦片及其邻域缓冲区内的样本共同用于局部模型训练，使每个瓦片分类器拥有足够的样本进行校准，从而提升分类精度。普通固定分块方法的分类结果通常存在明显的拼接缝，即mosaic边缘效应，而TB_RF通过引入邻域缓冲机制能够有效缓解边缘效应，增强模型鲁棒性，同时降低因局部样本不足导致的过拟合风险。本文将研究区在经纬度方向各均分为6份，生成6×6共36个瓦片，每个瓦片向外扩展1 000 m缓冲区作为邻域训练范围，采用固

定分块、无重叠的划分方式,每个瓦片仅在自身范围内输出分类结果,最终通过 mosaic 函数将36个瓦片的分类结果拼接为覆盖盘锦全市的完整分类图像。

1.3.4 时序检测方法　CCDC 算法是一种基于时间序列分析的遥感数据处理技术,旨在通过时间序列分析来监测和分类地表类型的变化,能够高效地处理多时相卫星影像数据,特别适用于高时间分辨率遥感数据,不仅能够在长时间跨度内提供稳定且准确的变化检测结果,还能精确拟合历史变化数据,以及预测未来变化趋势。地表类型变化按时间尺度与变化特征划分可归纳为三种类型:(1)年度内变化,表现为季节性气候或短期人为活动引发的可逆波动;(2)渐进变化,是自然演化与长期人类活动累积的结果;(3)突然变化,由突发灾害或人类活动触发。

CCDC 算法的时间序列分析核心在于其对每个像元长时间序列光谱数据的建模与残差分析。首先将多年多时相的遥感影像按时间顺序排列,构建每个像元的光谱时间序列。随后,算法采用分段线性回归模型,结合真实观测数据和谐波分析,利用普通最小二乘法(OLS)对时间序列数据进行拟合。具体而言,模型会引入年周期和半周年周期的正弦、余弦项来捕捉植被生长的季节性波动,同时通过分段或拐点模拟地表发生的渐进或突变过程。在模型拟合完成后,算法会持续监控每个新的观测数据点,将其与当前模型的预测值进行比较。如果观测值与预测值之间的残差超过基于历史拟合误差统计设定的动态阈值,系统会进一步评估该偏差的持续性、幅度,以区分是云、阴影、大气扰动等噪声引起的临时异常,还是真实发生的地表覆盖变化。若是真实变化,算法会更新模型结构,并记录变化发生的时间、类型和强度。最终,通过分析这些变化事件的时空分布、频率和光谱响应模式,CCDC 能够在不同时间尺度上准确检测和分类地表变化,从而提供一个全面且动态的地表分类结果。相关参数设置如表3所示:

表 3 CCDC 参数设置

Table 3 CCDC algorithm parameter settings

参数名 Parameter name	说明 Description	参数值 Parameter value
breakpointBands	变化检测波段	GREEN, RED, NIR, SWIR1, SWIR2, NDVI, MNDWI
tmaskBands	云阴影掩膜波段	GREEN, SWIR1
minObservations	最少异常观测数	8
chiSquareProbability	卡方检验概率阈值	0.99
minNumOfYearsScaler	最小年度缩放系数	1.33
dateFormat	时间格式	1
lambda	LASSO 回归收敛最大运行次数	20/10 000
maxIterations	LASSO 回归最大迭代次数	25 000

本研究基于2016-2024年多时相Sentinel卫星影像数据,基于完成的2016年水稻分布图,使用CCDC算法通过对每个像素点的时间序列进行建模,捕捉地表覆盖类型的动态变化特征,逐年更新并生成2017-2024年间各年度的水稻分布图。

1.3.5　精度评价　研究通过混淆矩阵和面积统计对2016-2024年盘锦市水稻分布图进行精度评价。基于验证样本构建混淆矩阵,并计算总体精度(Overall Accuracy,OA)、生产者精度(Producer's Accuracy,PA)、用户精度(User's Accuracy,UA)、Kappa系数和F1分数(F1_score),从而评估优选的TB_RF分类结果,相关的计算公式见式(1)~(5):

$$\mathrm{OA}=\frac{\sum_{i=1}^{k}x_{ii}}{N} \tag{1}$$

$$\mathrm{PA}=\frac{x_{ii}}{x_{i+}} \tag{2}$$

$$\mathrm{UA}=\frac{x_{ii}}{x_{+i}} \tag{3}$$

$$\mathrm{Kappa}=\frac{N\sum_{i=1}^{k}x_{ii}-\sum_{i=1}^{k}\left(x_i+x_{+i}\right)}{N^2-\sum_{i=1}^{k}\left(x_i+x_{+i}\right)} \tag{4}$$

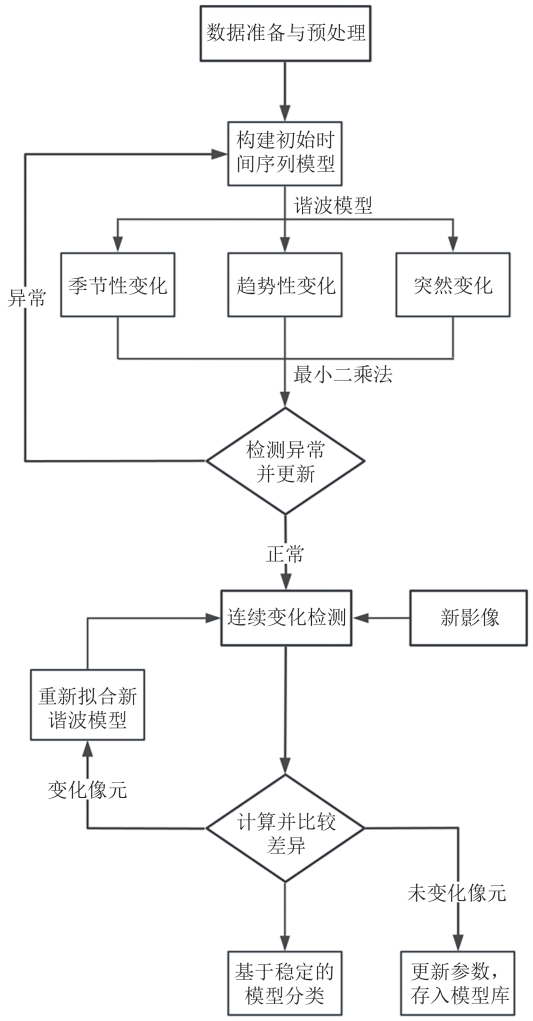


图 4 CCDC 方法实施流程

Fig. 4 CCDC algorithm workflow

$$F1_score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

式中：x_{ii}为正确分类数；N为总样本数；k为总类别数；x_{i+}为第i类真实样本总数；x_{+i}为预测是第i类的样本总数；Precision（精确率）和 Recall（召回率）分别为$\frac{x_{ii}}{x_{+i}}$和$\frac{x_{ii}}{x_{i+}}$。

OA 表示所有类别中被正确分类的样本占总样本的比例；PA 衡量某一类别中实际属于该类别的样本被正确识别的比例；UA 指的是实际属于该类别的比例，体现了结果的可靠性和准确性；Kappa 系数用于评估分类结果与真实情况之间的一致性程度；F1 值通过平衡制图精度和用户精度，综合评估分类模型的表现；所有指标值域均为[0，1]，值越大表示分类效果越好。

2 结果与分析

2.1 2016 年水稻分布提取结果

图 5 为利用 TB_RF 方法对 2016 年盘锦市水稻进行分类提取获得的水稻分布图。从图中可以看出，2016 年水稻种植区遍布盘锦市全境，主要集中在盘山县中部、北部和东部，还有大洼区除西部和南部外的大部分区域，而兴隆台区和双台子区分布非常稀少。

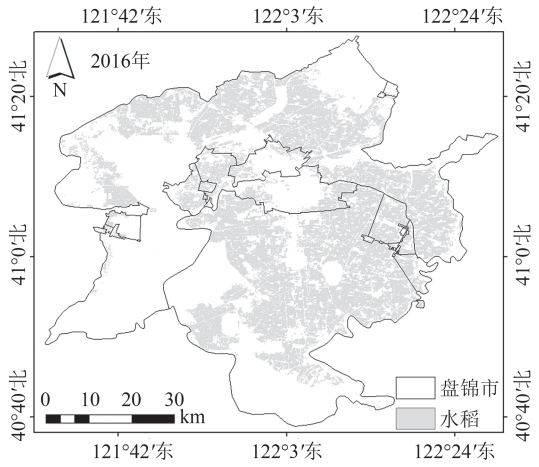


图 5 2016 年盘锦市水稻分布图

Fig. 5 Distribution map of rice in Panjin City in 2016

2.2 2016 年水稻分布提取精度评价

对四种分类结果进行相应的精度评估与对比（表 4），并进一步对分类精度最高的 TB_RF 水稻分类结果进行了目视解译验证，得到了最佳的盘锦市 2016 年水稻分布图。

表 4 2016 年四种方法水稻分类精度

Table 4 Accuracy of rice classification of four methods in 2016

方法 Method	SVM	CART	RF	TB_RF
用户精度（水稻）User accuracy（Paddy）	0.784	0.959	0.961	0.968
生产精度（水稻）Producer accuracy（Paddy）	0.899	0.899	0.946	0.946
总体精度 Overall accuracy	0.811	0.924	0.95	0.954
Kappa 系数 Kappa coefficient	0.614	0.849	0.9	0.907
F1 分数 F1_score	0.838	0.928	0.953	0.957

结合谷歌地球在线高清影像文件,利用混淆矩阵分别对2016年水稻分布区域进行精度验证(表5)。结果表明,2016年水稻提取结果的OA为95.4%,F1分数为0.96,Kappa系数为0.91,UA和PA分别为0.97和0.95,整体分类结果可靠性较强,在目前同类水稻产品中精度位于前列。高精度的水稻提取结果,体现了模型在特定年份中的稳定性和适应性。

表 5 2016年盘锦市水稻精度验证及面积对比

Table 5 Rice precision verification and area comparison in Panjin in 2016

年份 Year	用户精度(水稻) User accuracy (Paddy)	生产精度(水稻) Producer accuracy (Paddy)	总体精度 Overall accuracy	Kappa系数 Kappa coefficient	F1分数 F1_score	实际面积/hm² Actual area	计算面积/hm² Calculated area
2016	0.968	0.946	0.954	0.907	0.957	104 557	104 221

研究以各年份盘锦市统计年鉴数据中水稻种植面积为参考,以验证研究结果与盘锦市水稻实际分布情况的一致性。统计年鉴中全市水稻播种面积为1 045.57 km²,而本研究计算水稻种植面积为1 042.21 km²,两者之间的差异仅有3.36 km²,相对误差率低于0.32%,面积提取结果的高度准确性验证了本研究所采用分类方法的可靠性,为后续开展年际水稻种植空间动态变化研究提供了数据支撑和技术参考。

2.3　2017—2024年水稻时序变化结果

2016基准年的分类结果为CCDC算法提供初始类别信息,是后续时序分析的基础。以2016年盘锦市水稻分布图为基准,通过CCDC算法分别对2017—2024年进行变化分析,更新2017—2024年盘锦市水稻分布图(图6)。基于图6内容分析可知,近8年间全市水稻分布范围基本没有发生大的改变,只有部分小区域发生变化。

2.4　2017—2024年水稻时序变化精度评价

利用混淆矩阵以及其他评价指标对2017—2024年8年水稻提取结果进行分析评价(表6),结果表明:8年间OA均高于95%,Kappa系数除2021年为0.89外均高于0.9,F1分数均高于0.95。总体精度变化幅度控制在8%以内,并始终维持在高水平,在这段时期内整体表现出较好的稳定性。

2017—2019年精度呈上升趋势,OA从0.971升至0.979,Kappa从0.941升至0.958,模型预测效果逐步提升;2020—2021年出现明显下滑,OA分别降至0.954和0.950,Kappa降至0.907和0.899,为8年间最低值;2022—2024年精度显著回升并趋于稳定,2023和2024年OA均达0.983,Kappa均为0.966,为8年最高水平。总体精度均值达97.1%,Kappa系数均值0.942,表明CCDC方法结合TB_RF在盘锦水稻提取中具有较强的适用性和稳定性。

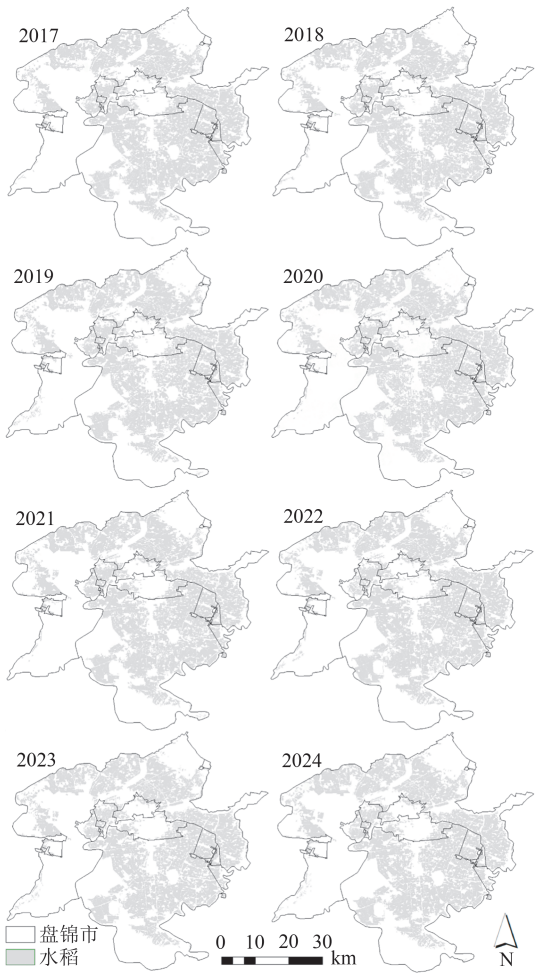


图 6 2017—2020年盘锦市水稻分布图

Fig. 6 Distribution map of rice in Panjin City from 2017 to 2020

利用2017—2024年盘锦市统计年鉴数据中水稻播种面积与本研究提取结果进行对比分析,结果表明,八年间研究计算的水稻面积与统计年鉴中的数据误差均在1%以下,相对误差较低。

表 6 2017—2024 年盘锦市水稻精度验证及面积对比

Table 6 Rice precision verification and area comparison in Panjin from 2017 to 2024

年份 Year	用户精度(水稻) User accuracy (Paddy)	生产精度(水稻) Producer accuracy (Paddy)	总体精度 Overall accuracy	Kappa 系数 Kappa coefficient	F1 分数 F1_score	实际面积/hm² Actual area	计算面积/hm² Calculated area
2017	0.977	0.969	0.971	0.941	0.973	104 560	104 440
2018	0.977	0.977	0.975	0.950	0.977	106 592	106 097
2019	0.977	0.984	0.979	0.958	0.981	106 563	106 284
2020	0.940	0.977	0.954	0.907	0.958	108 069	108 282
2021	0.976	0.930	0.950	0.899	0.952	108 356	108 388
2022	0.984	0.969	0.975	0.949	0.977	109 716	109 846
2023	0.977	0.992	0.983	0.966	0.985	109 918	109 886
2024	0.984	0.984	0.983	0.966	0.984	110 883	109 933

从表中面积对比可以看出，2017—2024 年间水稻种植面积呈现一种稳步增长的趋势，2016 年的水稻种植面积为 1 045.57 km^2，而到了 2024 年，这一数字已经增长至 1 108.83 km^2，8 年间增长了约 63.26 km^2，实际增长率约 6.05%，而计算面积增长了约 54.93 km^2，增长率约为 5.3%。基于 8 年时序数据，2017-2024 年盘锦市水稻种植面积整体呈持续增长态势，年均增加约 903 hm^2，反映出盘锦市水稻种植规模的持续扩大，未来水稻种植面积有望继续保持稳定增长态势。

3 讨论

3.1 水稻提取模型特征优选分析

基于 CCDC 算法进行水稻时空分布变化研究，不仅能够高效处理和分析大规模哨兵影像时间序列数据，提高监测的准确性和时效性，还能通过检测光谱变化，可视化时间段系数和变化信息，精确捕捉盘锦水稻种植区域的动态变化，避免了传统方法中因数据不足等原因导致的错误分类，可实现对盘锦市水稻分布范围的全面、快速监测。

在特征变量构建层面，本文对盘锦市的多源影像数据进行了系统分析，在关键的水稻种植期（5-6 月）和生长期（7-8 月）中引入了地形因子，海拔和坡度均被选为优选特征，集中作为主要特征参与分类。研究结果表明，在构建水稻物候特征集时添加地形因子可以有效提升模型精度。原因在于地形因素会影响水稻的光照、温度和水分条件，添加地形因子后发生同物异谱、同谱异物现象的概率降低，同时也能有效地减少温度、太阳辐射和不同海拔地区地形复杂性对 CCDC 算法的影响，提高计算准确度。海拔显著影响当地的温度、水分条件，进而影响水稻的移栽与生长状况。坡度影响了地表水的流动与土壤湿度分布，从而对水稻的灌溉条件和作物生长环境产生影响。此外，添加山体阴影特征可以有效地避免因某些区域的亮度值降低，影响不同地类信息的检测结果。

3.2 水稻长期分类稳定性及分布变化分析

基于 2017—2024 年分类精度的时序评估与对比分析，可以发现 CCDC 与盘锦水稻种植体系之间存在高度的方法-对象匹配性，这种匹配性是分类结果长期稳定的核心机制。就方法层面而言，CCDC 通过谐波回归模型动态捕捉水稻生长周期的光谱特征轨迹，并依据残差实现参数的自适应更新；就对象层面而言，盘锦水稻以单一品种主导、生长周期高度规律为典型特征，二者形成精准对应。同时，研究区气候条件稳定、灌溉体系完善，有效减少了水稻物候的年际波动；高质量时序影像的连续获取则为谐波模型提供了低噪声、高一致性的输入信号，共同保障了以 2016 年为基准建立的模型具备稳健的跨年预测能力。

分类结果中面积误差较低的现象，部分源于错分与漏分在空间分布上的相互补偿，而非各类别绝对精度的同步提升。此外，受限于 CCDC 变化检测模块的响应阈值，模型对渐进性土地覆盖变化的敏感性存在一定局限，物候特征缓慢演变的区域可能在局部仍依赖 2016 年基准年的先验信息进行预测。然而，这种局部依赖并未动摇整体稳定性框架，2020 至 2021 年因数据质量波动引发的精度下降，印证了模型稳定性根植于 CCDC 对水稻物候周期的真实动态建模能力，而非基准年先验约束的被动复制。因此，CCDC 方法特性与盘锦水稻种植体系特征的协同作用共同导致分类结果的长期稳定。

基于多期遥感影像分析可知,2016—2024年间盘锦市水稻种植区的时空分布格局在市级尺度上未发生明显的变化。然而,水稻种植区在微小区域呈现出明显的动态调整特征。例如在盘山县西北部的古城子镇(图7a),2016年建设用地呈现单一集中分布形态,至2017年,位于主建成区西北方向的石油化工企业发生了显著的建设用地扩张,该过程伴随土地利用类型由水田向建设用地的转换,导致区域水稻种植面积减少,耕地资源呈现出明显的空间压缩特征;在兴隆台区西北部的东坨子村研究区域(图7b),2020年土地利用结构以湿地生态系统为主导,仅存在两处零星分布的水稻种植斑块。至2021年,位于该区北部的耕地斑块发生了显著扩张,该过程伴随湿地生态系统向水田系统的转换,具体表现为湿地边界呈现明显的东南向退缩趋势,且新增水稻种植面积在原有湿地范围内呈现显著扩展。

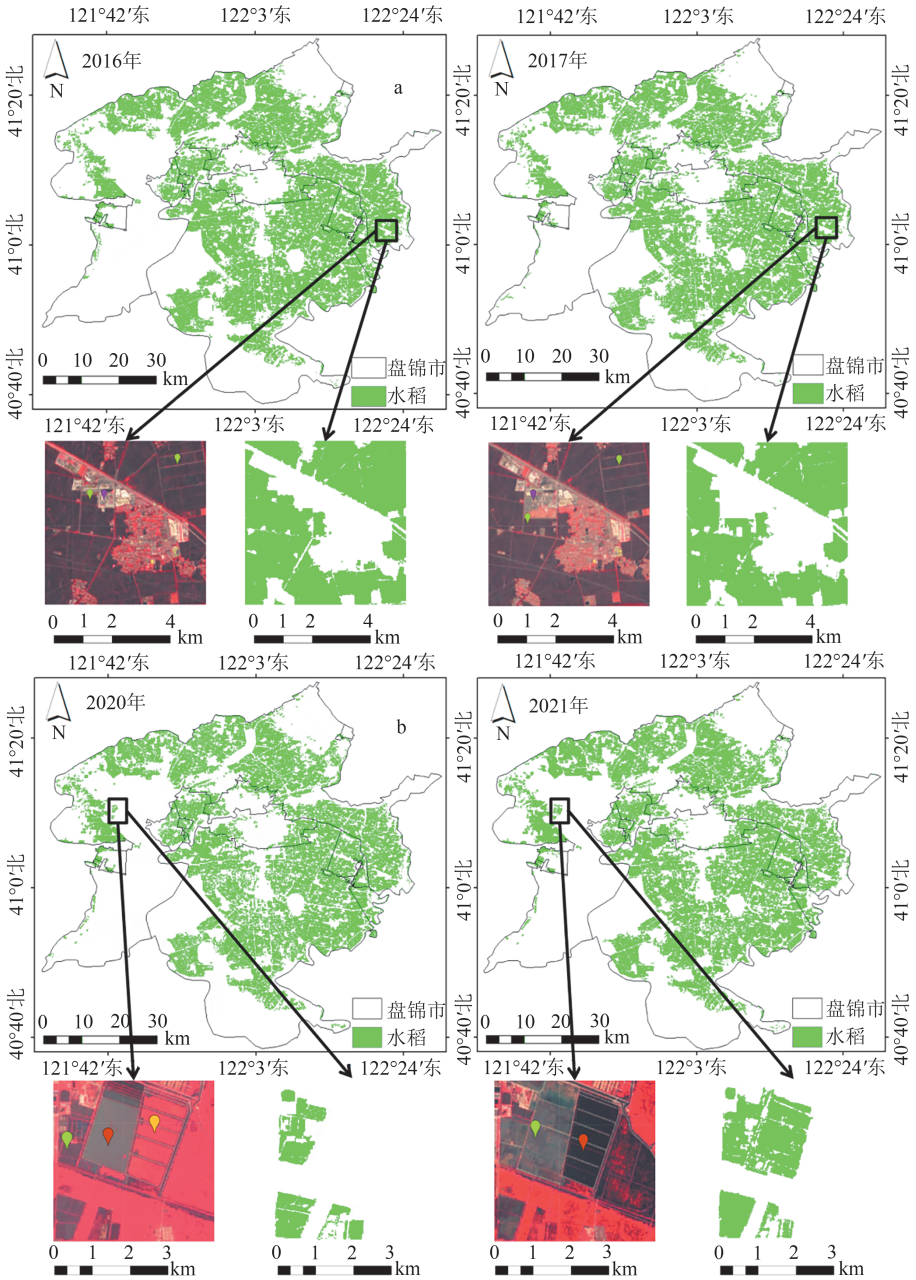


图 7 相邻年份水稻种植小区域变化对比

Fig. 7 Comparison of changes in small rice planting areas between adjacent years

总体上，2016—2024 年水稻种植区域未发生大规模明显变化，各年间均有小部分区域的改变，伴随着细部零碎增加的缓慢扩张，呈现出“总体稳定、局部调整、缓慢扩张”的演变趋势。

本文仅基于CCDC算法探讨了盘锦市2016—2024年水稻的年际变化特征，但由于Sentinel影像时间范围有限，八年的时间范围无法细致地分析盘锦市水稻分布变化，后续可以综合使用更全面、高效的数据及方法进行研究；同时本研究仅分析了水稻的年际变化，未来可以继续分析水稻因气温、降水、光照等条件影响发生的季节性变化，以及因突发洪涝或海水倒灌等自然灾害造成的年内突变等情况。

4 结论

本研究充分利用Sentinel影像高频重访周期和高分辨率的优势，基于2016—2024年Sentinel时间序列影像，采用TB_RF分类算法提取2016年水稻分布范围，再使用CCDC算法检测盘锦市地表类型的突然变化和渐进变化，得到2017—2024年水稻的分布图，主要结论如下：

（1）综合使用了极化特征、光谱特征、指数特征、纹理特征和地形特征进行水稻提取模型构建，结合盘锦市水稻物候节律，采用J-M距离分时段筛选最优特征，更精确地捕捉了不同生长阶段的地物特性变化，从而提升分类模型的性能和准确性。

（2）在RF、SVM、CART、TB_RF机器学习算法下，采用TB_RF方法提取的2016年盘锦市水稻分布范围精度最高，2016年提取结果的OA为95.4%，F1分数为0.96，Kappa系数为0.91，UA和PA分别为0.97和0.95，水稻种植面积1 042.21 km^2，与实际面积误差小于1%。

（3）利用CCDC算法更新2017—2024年盘锦市水稻分布图，这八年的平均OA、F1分数、UA和PA均为0.97，平均Kappa系数为0.94，2017—2022年六年内水稻种植面积与实际面积误差均小于0.5%。

（4）2016—2024年盘锦市水稻分布范围没有明显变化，主要分布区域为盘山县中部、东部和大洼区除西部、南部外的大部分区域，分布面积总体呈缓慢增长的趋势，从2016年的1 045.57 km^{2}扩张到2024年的1 099.33 km^2，增长率约为5.14%，呈现出“总体稳定、局部调整、缓慢扩张”的演变趋势。

参考文献

[1] 丁文家,胡峻铭,王嘉力.水稻育种主要目标性状基因挖掘研究进展[J].杂交水稻,2023,38(03):1-19.

[2] 张合红,李雁军,孙宗涛,等.水稻病毒与植物寄主互作研究新进展[J].植物保护学报,2022,49(01):33-41.

[3] 张德咏.袁隆平与杂交水稻科技创新[J].杂交水稻,2022,37(S1):234-235.

[4] 谭 深,吴炳方,张 鑫.基于Google Earth Engine与多源遥感数据的海南水稻分类研究[J].地球信息科学学报,2019,21(06):937-947.

[5] 孙亚楠,李仙岳,史海滨,等.基于特征优选决策树模型的河套灌区土地利用分类[J].农业工程学报,2021,37(13):242-251.

[6] 张天一,苏 华,杨 欣,等.基于LightGBM的全球海洋次表层温盐遥感预测[J].遥感学报,2020,24(10):1255-1269.

[7] 张 颖,何贞铭,吴贞江.基于多源遥感影像的农作物分类提取[J].山东农业大学学报(自然科学版),2021,52(04):615-618.

[8] 李晓慧,王 宏,李晓兵,等.基于多时相Landsat 8 OLI影像的农作物遥感分类研究[J].遥感技术与应用,2019,34(02):389-397.

[9] Du L, Li Z, Wang Q, et al. An optimized semi-supervised generative adversarial network rice extraction method based on time-series sentinel images[J]. Agriculture,2024,14(9):1505.

[10] 朱 磊,王 科,丁一民,等.基于Sentinel-2的青铜峡灌区水稻和玉米种植分布早期识别[J].干旱区地理,2024,47(05):850-860.

[11] 周兴霞,王颖洁,杨 攀.基于光学与雷达遥感影像协作的多云雾区域农作物信息提取研究[J].遥感技术与应用,2024,39(02):362-372.

[12] Pan B, Zheng Y, Shen R, et al. High resolution distribution dataset of double-season paddy rice in China[J].Remote Sensing, 2021,13(22):4609.

[13] Fiorillo E,Di Giuseppe E,Fontanelli G, et al.Lowland rice mapping in Sédhiou Region (Senegal) using sentinel 1 and sentinel 2 data and random forest[J]. Remote Sensing,2020,12(20):3403.

[14] 乐 颖,刘聚涛,文 慧.基于多源多时相影像的鄱阳湖水体提取及时空变化分析[J].长江科学院院报,2024,41(08):164-171+206.

[15] 李恒凯,贺明华,王秀丽.时序SAR与光学影像的南方丘陵区水稻种植识别[J].测绘科学,2023,48(05):

78-86.

[16] He H, Yan J, Liang D, et al. Time-series land cover change detection using deep learning-based temporal semantic segmentation[J]. Remote Sensing of Environment,2024,305:114101.

[17] Zhu Z, Woodcock C E. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2014,144:152-171.

[18] Xie S, Liu L, Zhang X, et al. Mapping the annual dynamics of land cover in Beijing from 2001 to 2020 using Landsat dense time series stack[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022,185:201-218.

[19] Vogelmann J E, Gallant A L, Shi H, et al. Perspectives on monitoring gradual change across the continuity of Landsat sensors using time-series data[J]. Remote Sensing of Environment,2016,185:258-270.

[20] Fu P, Weng Q. A time series analysis of urbanization induced land use and land cover change and its impact on land surface temperature with Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 175:205-214.

[21] 王春玲,史锴源,庞 勇,等.基于变化更新的中东欧国家森林覆盖制图[J].林业科学,2024,60(05):116-126.

[22] 苏 岑.基于CCDC和LandTrend算法的衡邵干旱走廊气象干旱时空特征研究[J].国土资源导刊,2024,21(02):158-164.

[23] 肖 真,丁明军,刘怡媛,等.Google Earth Engine平台下的1990-2019年江西省森林覆被连续变化分析[J].测绘通报,2022(03):18-22.

[24] Jiang N, Li P, Feng Z. Detecting tropical freshly-opened swidden fields using a combined algorithm of continuous change detection and support vector machine[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2025,136:104403.

[25] Demarquet Q, Rapinel S, Gore O, et al. Continuous change detection outperforms traditional post-classification change detection for long-term monitoring of wetlands[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024,133:104142.

[26] 任鸿瑞,张悦琦,何奇瑾,等.基于FY-3_MERSI遥感数据的水稻种植分布提取[J].光谱学与光谱分析,2023,43(05): 1606-1611.

[27] 贾永倩,王振锡,瞿余红,等.基于全极化Radarsat-2数据的苹果园平均树高估算模型[J].森林工程,2017,33(02):45-49+55.

[28] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001,45(1):5-32.

[29] Cortes C, Vapnik V. Support-Vector Networks[J]. Machine Learning,1995,20(3):273-297.

[30] Li B, Friedman J, Olshen R, et al. Classification and Regression Trees (CART)[J]. Biometrics, 1984, 40(3): 358-361.

[31] Zhang M, Huang H, Li Z, et al. Automatic high-resolution land cover production in madagascar using Sentinel-2 time series, tile-based image classification and google earth engine[J]. Remote Sensing, 2020, 12(21):3663.