

基于Sentinel-2时间序列数据的水稻分布提取方法

娄轶峰^{1,2}, 黄可³, 杨刚^{1,2,4}, 孙伟伟^{1,2,4}, 邵春晨², 刘围围²,
王利花^{1,2,4}, 胡静²

1. 宁波大学 东海战略研究院东海海洋生态研究中心, 宁波 315211;
2. 宁波大学 地理与空间信息技术系, 宁波 315211;
3. 宁波大学 信息科学与工程学院, 宁波 315211;
4. 宁波陆海国土空间利用与治理协同创新中心, 宁波 315211

摘要: 水稻是世界上最重要的粮食作物之一, 全球近 50% 人口以稻米作为主食。水稻的生长需要消耗大量水资源, 且稻田淹水是甲烷排放的主要来源之一。因此, 掌握水稻种植的分布区域对保障粮食安全和保护生态环境十分重要。现有的水稻制图方法存在样本需求量大、参数设置复杂、适用性差等问题。因此为快速、准确绘制水稻分布图, 本研究基于 NDVI 与 MNDWI 时间序列, 构建了新型光学水稻指数 NOPRI (New Optical Paddy Rice Index), 并以 TWDTW 方法和 SPRI 指数为对比, 在全球范围选择 4 个具有不同气候以及水稻种植模式的区域进行了验证应用。结果表明 NOPRI 能够准确生成水稻分布图, 总体精度在 0.945 以上, F1 分数在 0.907 以上; 与现有方法和数据集相比, NOPRI 在地物异质性较大的区域具有更高的适用性。由于 NOPRI 的构建简单, 阈值稳定, 可满足大尺度的水稻制图需求, 为精准农业规划和粮食安全评估提供可靠依据。

关键词: 遥感, 水稻, Sentinel-2, 时间序列, 时序谐波分析, 水稻指数

中图分类号: P2

引用格式: 娄轶峰, 黄可, 杨刚, 孙伟伟, 邵春晨, 刘围围, 王利花, 胡静. 2025. 基于 Sentinel-2 时间序列数据的水稻分布提取方法. 遥感学报, 29(5): 1260-1272

Lou Y F, Huang K, Yang G, Sun W W, Shao C C, Liu W W, Wang L H and Hu J. 2025. A rice distribution extraction method based on Sentinel-2 time-series data. National Remote Sensing Bulletin, 29(5): 1260-1272 [DOI: 10.11834/jrs.20254113]

1 引言

水稻是世界上最重要的粮食作物之一, 为全球近一半人口提供主要的食物来源 (Elert, 2014; 宋有金等, 2021)。此外, 水稻的生长需要消耗大量水资源, 并且稻田淹水是农田甲烷排放的主要来源之一 (Zhang 等, 2016)。因此, 精准快速的监测水稻种植, 对于地区的生态环境、粮食安全、农业经济以及水资源管理都十分重要 (Xu 等, 2019)。与传统的人工调查方法相比, 遥感技术能省时省力的监测大规模和长期的水稻种植 (张友水等, 2007)。

在水稻制图的数据使用中, 开源的 MODIS、Landsat 以及 Sentinel-2 是光学数据的主流。MODIS 具有高时间分辨率的优势, 为水稻关键生长阶段的监测提供了便利, 被广泛应用于大尺度的水稻制图研究 (Xiao 等, 2005, 2006)。然而, 受限于空间分辨率限制, 在种植结构复杂或地块较为破碎的山地、丘陵地区, 单个像元存在严重的混合像元效应, 极大影响水稻的制图精度 (Jiang 等, 2019)。相比之下, Landsat 数据具有更高的空间分辨率, 可以有效减弱地块破碎区域的混合像元影响。然而, Landsat 的重访周期很难兼顾水稻各生长阶段, 特别是水稻的淹没—移栽阶段, 需要

收稿日期: 2024-04-01; 预印本: 2025-01-17

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42271340, 42122009, 42101336); 宁波市科技创新 2025 重大专项 (编号: 2021Z107, 2022Z189); 宁波市公益性科技计划 (编号: 2023S118); 宁波市公共项目 (编号: 2023S102)

第一作者简介: 娄轶峰, 研究方向为农业遥感。E-mail: 15314620328@163.com

通信作者简介: 杨刚, 研究方向为遥感影像数据质量改善与信息提取、遥感滨海健康监测技术与应用。E-mail: yanggang@nbu.edu.cn

高频率重访周期的遥感数据 (Cao 等, 2021)。Sentinel-2 影像最高拥有 10 m 空间分辨率以及低纬度地区 5 d 的重访周期, 有利于监测水稻关键物候阶段, 获取更多的观测信息。

机器学习和深度学习算法具有自动特征学习、处理复杂关系以及可扩展性等优点 (Mahesh, 2020), 在作物制图中被广泛应用 (Feng 等, 2019; Machichi 等, 2023; 张悦琦和任鸿瑞, 2023; 周培诚 等, 2021)。然而, 此类模型算法通常需要大量的训练样本才能获得较好的精度表现 (Valero 等, 2016; Millard 和 Richardson, 2015)。并且, 获取样本数据需要大量的时间和精力。因此, 在一定程度上限制了其在大尺度作物制图中的应用。

基于物候信息的检测是水稻制图另一主流方法。其中, 多数研究 (Qin 等, 2015; Zhang 等, 2015; 甘聪聪 等, 2023) 集中在对水稻淹没—移栽期的检测, 如 Dong 等 (2015) 开发了基于 Landsat 的水稻制图系统 (Landsat-RICE), 利用稻田淹水阶段的独特光谱特征识别水稻田。You 等 (2021) 进一步探索不同物候期对水稻制图的影响, 通过时间序列光谱对比确定了移栽期为最佳制图期。然后, 利用随机森林算法 RF (Random Forest) 绘制了黑龙江省 10 m 空间分辨率的水稻分布图。Carrasco 等 (2022) 利用水稻移栽期的光谱特征, 提出了基于物候的水稻地形图算法。尽管许多研究利用移栽期的影像已经取得良好的制图结果。然而, 在此类方法中很难将水稻与湿地和沼泽等其他含水的土地覆盖区分开 (Zhan 等, 2021)。因此, 当前研究普遍利用水稻多个物候期的信息以及长时序数据 (Zhu 等, 2021; Moukomla 等, 2023)。如 Ni 等 (2021) 将水稻分为 4 个不同的物候期, 开发了一种增强的基于像素的物候特征复合方法 Eppf-CM (enhanced pixel-based phenological feature Compo Method), 绘制了东北地区 10 m 空间分辨率的水稻地图。Tian 等 (2023) 利用 Sentinel-1A 时间序列数据, 开发了一种水稻“V”形物候特征的自动水稻制图方法 Auto-RMVPF (Automated Rice Mapping Using V-shaped Phenological features of rice)。相较于传统机器学习, 结合物候信息的水稻制图方法提高了模型的对特征学习的效率, 但仍需一定数量的训练样本。为解决样本的制约问题, 目前许多研究采用迁移学习或利用物候特征自动生成水稻样本, 从而减少了对地面真实样

本的需求。如 Wang 等 (2020) 提出了一种基于长短期记忆 LSTM (Long Short-Term Memory) 网络和动态时间扭曲 DTW (Dynamic Time Warping) 距离的弱监督水稻绘图方法, 该方法基于少量田间样本和标准时间剖面的 DTW 距离进行标注, 为模型训练创建时间序列特征集。Gao 等 (2023) 提出了一种结合时间序列合成孔径雷达 (SAR) 和光学卫星图像的全自动水稻绘图框架 (FARM), 该方法采用基于对象的全自动训练样本生成策略来获取训练数据集。然而, 此类方法存在模型泛化能力有限、生成样本代表性不足和计算复杂性问题。

指数方法的本质是探索目标对象的共性, 能够适应不同场景下的目标识别, 并且相较于硬性分类能够更加灵活的进行目标对象的制图研究。当前, 在各类地物的制图研究中, 已有多种指数被成功开发应用。如生物土壤结皮指数 BSCI (Biological Soil Crust Index) (Chen 等, 2005)、增强型建筑和裸露指数 EBBI (Enhanced Built-Up and Bareness Index) (As-Syakur 等, 2012) 以及新型黄度指数 NYI (Novel Yellowness Index) (Shao 等, 2023) 等。并且在水稻指数的研究中, Xu 等 (2023) 利用 SAR 时序数据, 对水稻淹没期以及生长高峰期的特征进行量化, 开发了一种基于 SAR 数据的新型水稻指数 SPRI (SAR-based Paddy Rice Index)。因此, 将物候信息融入指数是克服现有研究局限性的一种方案。

综上, 为解决当前水稻制图方法存在的样本需求量大、参数设置复杂、模型泛化性差等问题, 本研究拟采用时序谐波分析的方法重构 Sentinel-2 NDVI 与 MNDWI 时间序列数据; 后以谐波系数量化水稻的时间序列特征, 并结合水稻淹没期的 MNDWI 特征, 构建新型光学水稻指数 NOPRI (New Optical Paddy Rice Index); 最后与现有的指数方法和数据集对比, 选择 4 个不同气候和水稻种植模式的区域, 进行验证和应用, 以期提升水稻种植提取的准确性, 满足不同尺度和区域水稻监测需求, 为精准农业规划和粮食安全评估提供可靠依据。

2 研究区与数据源

2.1 研究区

本研究选择了 4 个不同气候类型以及水稻种植模式的区域作为研究区 (图 1)。区域 1 位于美国

加利福尼亚州 (121.61°W—122.31°W, 39.15°N—39.65°N), 属地中海型气候, 年平均气温约为 12 °C, 降水量丰富。水稻的种植季节一般从春季开始, 5 月移栽, 9 月或 10 月收获。区域 2 位于吉林省 (126.05°E—126.85°E, 43.9°N—44.5°N), 该区域以平原为主, 属温带季风气候, 年平均气温 4.6 °C, 年降水量 650 mm, 是一年一季稻种植区, 该地区于 5 月中旬移栽, 10 月上旬收获; 区域 3 位于浙江省 (121°E—121.8°E, 29.65°N—30.25°N), 属亚热带季风气候, 年平均气温 19.4 °C, 年降水量 1113—2494 mm, 春夏之交有梅雨, 年日照 1442—2264 h, 属一年两熟单、双季水稻混合种植区。该地区早

稻于 4 月下旬播种, 7 月中旬至 7 月底收获; 中稻于 4 月 10 日—5 月中旬播种, 9 月中下旬收获; 晚稻通常在 6 月上旬—7 月初播种, 一般在 10 月下旬—11 月上旬收获。区域 4 位于广东省 (112.3°E—113.1°E, 22.1°N—22.7°N), 地处亚热带季风气候区, 年平均气温 21.5 °C, 雨水资源丰富。年平均降水量 1800 mm 以上, 年降水日数 150 d 左右。早稻在 2 月下旬—3 月初播种, 6 月中旬—7 月初收获; 晚稻在 7 月中旬—8 月初播种, 11 月上旬—12 月初收获; 在特殊气候条件或管理精细的情况下, 还可进行第三季稻种植, 通常从 10 月播种到翌年 1 月收获。

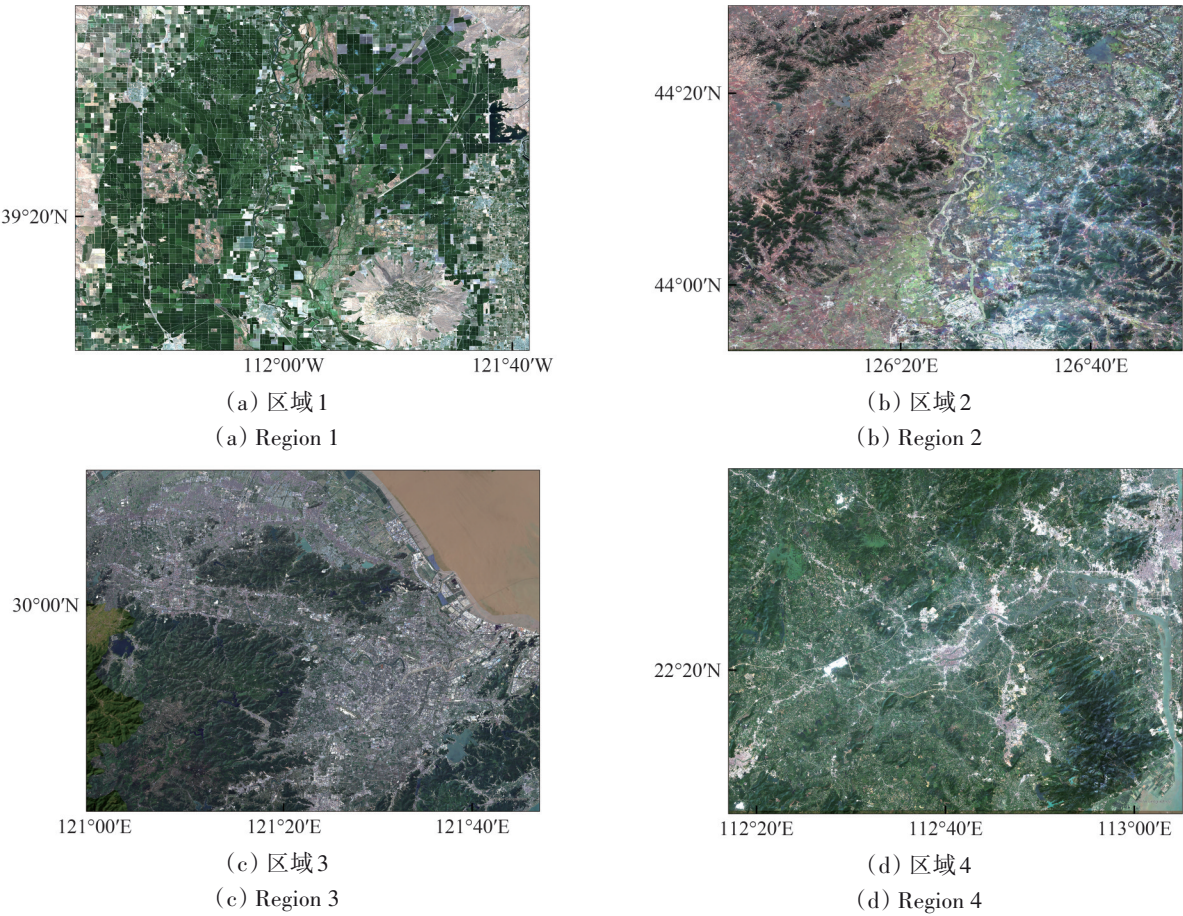


图 1 研究区概况
Fig. 1 General situation of the study area

2.2 Sentinel-2 数据及预处理

Sentinel-2 系列由两颗极地轨道相位成 180° 的多光谱高分辨率光学卫星组成, 即哨兵 Sentinel-2A、Sentinel-2B。两颗卫星分别于 2015 年 6 月 22 日和

2017 年 3 月 7 日成功发射, 数据分辨率最高可达到 10 m, 且重访周期较短, 通常为 5 d, 可以提供高频次的地球观测数据。本研究基于 GEE (Google Earth Engine) 平台调用了覆盖目标区域、目标年

份中涵盖水稻生长期的 Sentinel-2 1C 产品，通过解码 QA（Quality Assurance）波段，对每一幅影像的云层像素进行掩膜处理，保留其可用部分。

2.3 验证数据

区域 1 的样本数据是基于美国农业部提供的美国耕地数据集，30 m 分辨率（USA-CDL）（<https://nassgeodata.gmu.edu/CropScape/> [2025-01-17]）随机生成，同样为水稻与非水稻两类，共 1000 个样本点。区域 2 与区域 4 的样本数据是由袁文平教授团队提供，该样本数据由野外调查获得的 GPS 定位点结合 UAV 影像制作，共有 5095 个样本点。样本类型包括水稻、其他作物（玉米、大豆、花生等）、森林、水体、裸地以及建成区等。区域 3 的样本数据分为地面真实样本和目视解译样本，共 906 个样本点。地面真实样本由 DJ Phantom 4 Pro 无人机采集的高清影像和手持式 GPS 获取的点位数据制作。目视解译样本是根据真实样本数据的视觉特征，在同年的 Google Earth Pro 高分辨率影像中目视解译选取。主要包括单季稻、双季稻、其他作物、林地、水体、建成区等地物类型。

为进一步评估本方法的性能，本研究选取 USA-CDL、2017 年—2022 年中国高分辨率单季水稻数据集（10 m）（Shen 等，2023）以及中国双季稻 10 m 分辨率种植分布数据集（2016 年—2020 年）（Pan 等，2021）中 2019 年区域 1、2019 年区域 2、2022 年区域 3 和 2018 年区域 4 的水稻产品与本方法的制图结果进行对比。两个中国水稻的数据集均为 TWDTW 方法制作，统称为 TWDTW。

3 方法

本研究开发了一种结合 NDVI 与 MNDWI 时间序列的新型光学水稻指数（NOPRI）制图方法。该方法包括以下步骤：（1）在 GEE 平台针对目标区域与目标年份，计算涵盖水稻生长期的 Sentinel-2 NDVI 与 MNDWI 时间序列，然后，采用时序谐波分析方法将其重构；（2）以谐波系数量化水稻的时间序列特征，通过少量统计样本分析提取特征系数；（3）将特征系数进行组合，并结合水稻移栽期的 MNDWI 特征构建 NOPRI；（4）对 NOPRI 计算结果进行阈值分割获得水稻分布图。

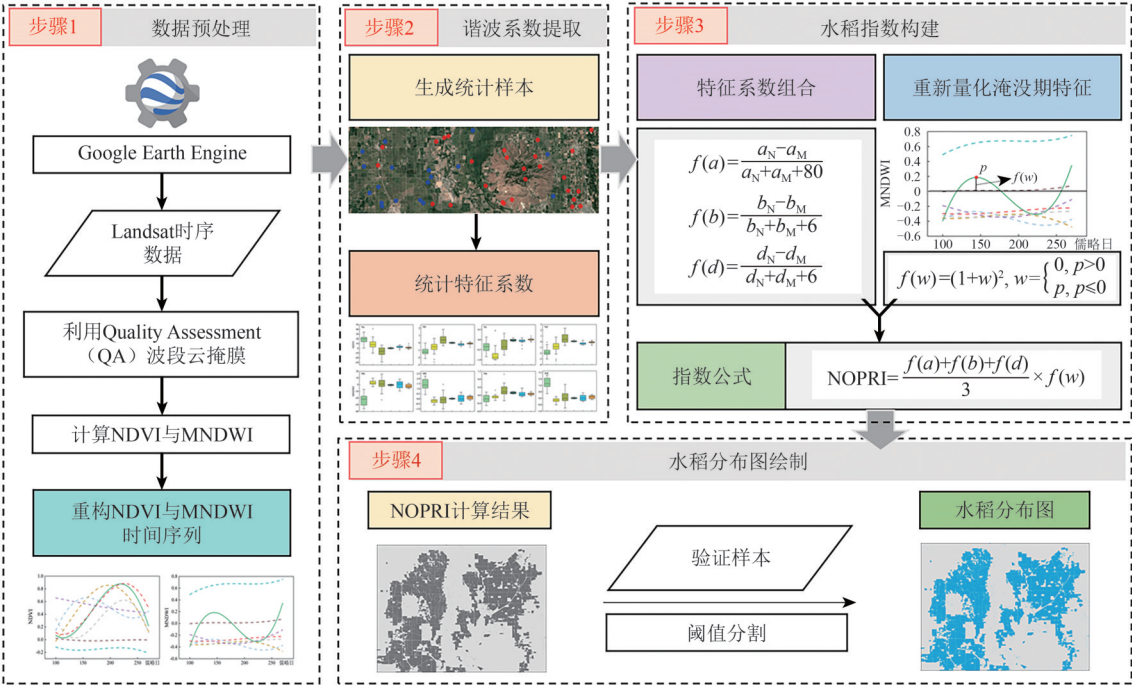


图 2 基于 NOPRI 的水稻制图工作流程
Fig. 2 Rice mapping workflow based on NOPRI

3.1 时序谐波分析

水稻的一般可分为移栽、生长、成熟、收获共 4 个阶段（Wang 等，2022）。在移栽前稻田还需

经历翻耕、泡田等农业活动。在稻田翻耕时，田间为裸土状态；之后，需大量的水源灌溉，田间呈现完全的水体覆盖状态；随着水稻的移栽生长，

到了生长高峰阶段,又呈现强烈的植被特征。稻田在时间序列上表现为裸土—水体—植被的独特特征。在光学数据中,NDVI时间序列对于植被的生长具有良好的监测能力,可用于裸土—植被的特征识别,这为作物与其他地物的区分提供了良好的特征参考;而MNDWI能够识别水体特征,将NDVI与MNDWI结合使用可提取裸土—水体—植被3种特征,将水稻与其他作物区分。因此,本研究采用NDVI与MNDWI作为方法构建的基础数据。具体计算公式如下:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\text{NIR} + \text{Red}} \quad (1)$$

$$\text{MNDWI} = \frac{\text{Green} - \text{SWIR1}}{\text{Green} + \text{SWIR1}} \quad (2)$$

式中, NIR, Red, Green, SWIR1 是 Sentinel-2 中波段 B8、B4、B3、B11 的反射率值。

然后,采用时间序列谐波分析的方法重构NDVI与MNDWI时间序列。公式的各个系数对应地物的

物候基础特征以及节律变化。根据式(3)计算每个像元的拟合值。

$$\hat{p}(t) = a + bt + c\cos\left(\frac{2\pi t}{T}\right) + d\sin\left(\frac{2\pi t}{T}\right) \quad (3)$$

式中, $\hat{p}(t)$ 为在 t 日的拟合值, t 为年积日 DOY (Day of Year), a 为整体水平偏移值, b 为线性系数, c 、 d 为不同频数的正弦和余弦函数的系数, T 是一年的天数。

如图3所示,本研究将区域1的水稻、玉米、西红柿、棉花、湿地、林地、水体、建成区等地物的NDVI与MNDWI进行了时序重构。水稻的NDVI重构结果与西红柿有较高的重合度,并且与玉米、棉花的趋势特征相似,但与其他地物的区别显著(图3(a));在MNDWI重构结果中,水稻第150 d前后出现明显高于0值的峰型特征,与其他地物类型的时序特征具有极大的差异,反映了水稻种植过程中独有的淹没阶段(图3(b))。

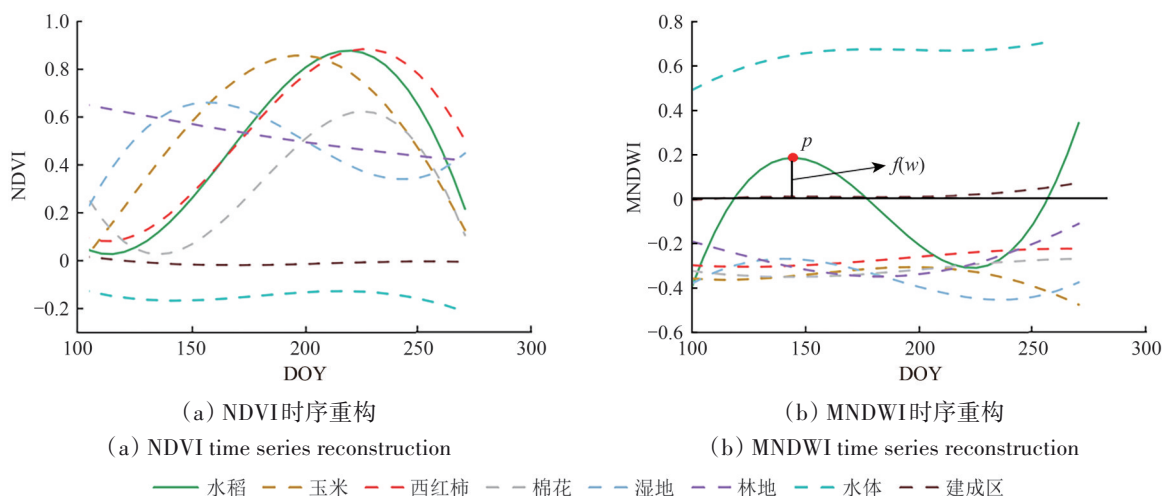


图3 NDVI与MNDWI的时序谐波分析重建结果

Fig. 3 Reconstruction results of time series harmonic analysis for NDVI and MNDWI

3.2 水稻指数构建

时序谐波分析的系数可以量化地物的时间序列特征(Huang等, 2024)。系数 a 描述了基础值的差异,系数 b 描述了线性趋势变化,振幅系数 c 、 d 描述了地物在时间序列上变化的强度。本研究通过系数值量化各类地物的NDVI与MNDWI时间序列特征,然后,将样本分为水稻、其他作物、湿地、林地、水体以及建成区进行统计。如图4所示,在系数 a 中,水稻的NDVI值(a_N)与其他作物有部分重合但总体较高,并且非作物的具有较

好区分度;MNDWI值(a_M)则是总体低于与其他地物类型。在系数 b 中,水稻的NDVI值(b_N)与其他作物具有部分的重合但总体较低,且与非作物的区分度显著;MNDWI值(b_M)则是高于其他地物类型。在系数 c 中,水稻的NDVI值(c_N)与MNDWI值(c_M)都与其他地物类型的重合度较高,不具备可分性。在系数 d 中,水稻NDVI值(d_N)与MNDWI值(d_M)的特征与在系数 b 中一致。综合上述分析,本文对特征系数进行组合运算,放大差异。

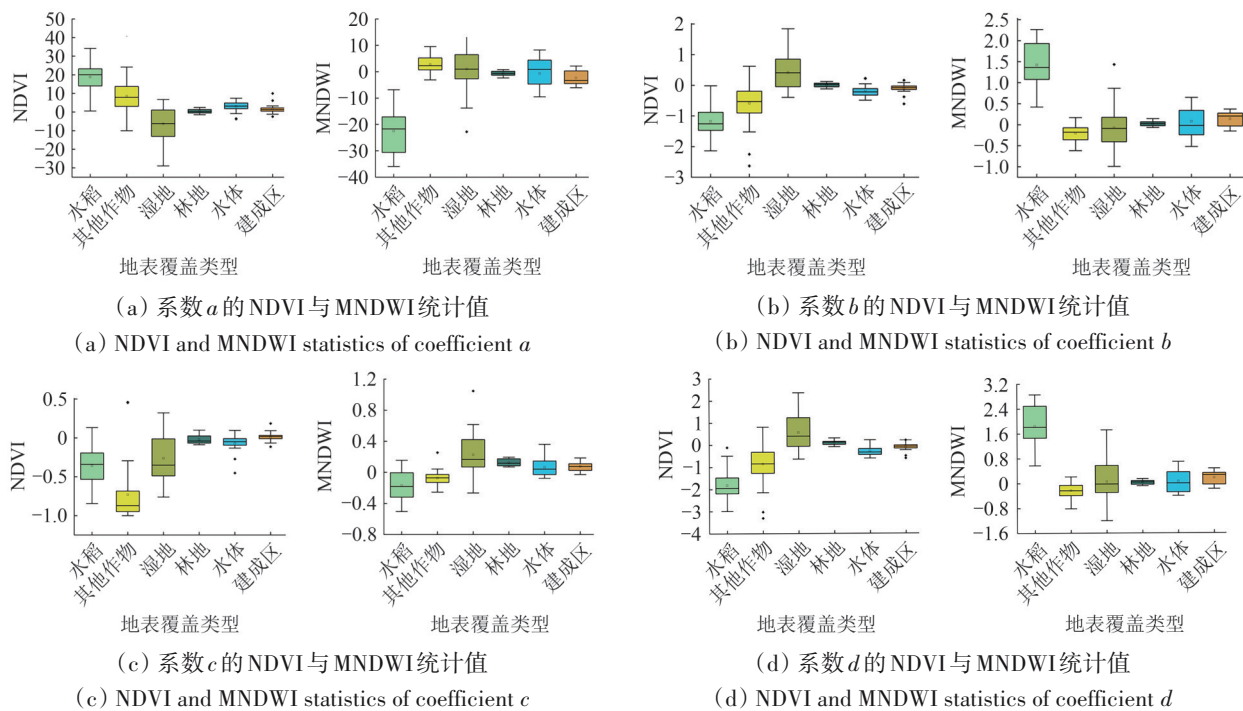


图4 区域1各地表覆盖类型的NDVI与MNDWI系数统计图

Fig. 4 Statistical chart of NDVI and MNDWI coefficients for each land cover type in region 1

考虑系数的值域范围，本研究将 a_N 与 a_M 、 b_N 与 b_M 、 d_N 与 d_M 分别进行归一化运算，运算结果为 $f(a)$ 、 $f(b)$ 、 $f(d)$ 。为解决运算过程中负值的影响，根据统计结果（图4）将系数 a_N 与 a_M 加以常数项40，系数 b_N 与 b_M 加以常数项3，系数 d_N 与 d_M 加以常数项3，从而保证最终的水稻指数阈值为正数且在特定范围内。 $f(a)$ 、 $f(b)$ 、 $f(d)$ 的计算公式如下：

$$f(a) = \frac{a_N - a_M}{a_N + a_M + 80} \quad (4)$$

$$f(b) = \frac{b_N - b_M}{b_N + b_M + 6} \quad (5)$$

$$f(d) = \frac{d_N - d_M}{d_N + d_M + 6} \quad (6)$$

此外，本研究结合水稻淹没期的水体特征，将MNDWI最大值 p 与0值的距离进行重新量化($f(w)$)（图3(b)），若 $p > 0$ ，则代入0值；若 $p \leq 0$ ，则代入原值，最后进行平方运算放大差异。计算公式如下：

$$f(w) = (1 + w)^2, w = \begin{cases} 0, p > 0 \\ p, p \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

NOPRI 计算公式如下：

$$\text{NOPRI} = \frac{f(a) + f(b) + f(d)}{3} \times f(w) \quad (8)$$

利用验证样本对指数计算结果进行统计。如图5所示，当阈值为0.15时，区域1中水稻与其他地物的区分度最高。

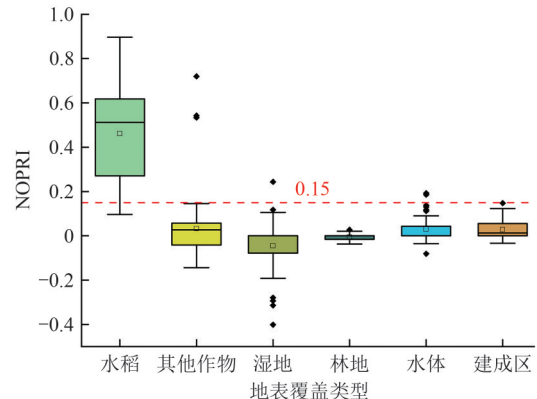


图5 区域1基于验证样本的NOPRI计算结果

Fig. 5 NOPRI calculation results of region 1 based on validation samples

3.3 定量评价指标

本研究利用验证样本数据和官方统计的面积数据对水稻提取结果的准确性进行了评价。采用基于验证样本的混淆矩阵计算出总体精度OA (Overall Accuracy)、生产者精度PA (Producer's Accuracy)、使用者精度UA (User's Accuracy) 以及F1分数。计算公式为

$$\text{OA} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (9)$$

$$\text{PA} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (10)$$

$$\text{UA} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (11)$$

$$F1\ score = \frac{2 \times UA \times PA}{UA + PA} \quad (12)$$

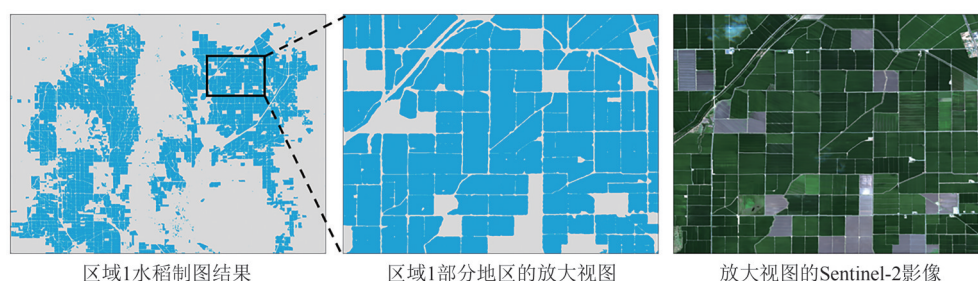
式中, TP表示正确分类的水稻样本数量, TN表示正确分类的非水稻样本数量, FP表示被错误分类为水稻的非水稻样本数量, FN表示被错误分类为非水稻的水稻样本数量。

4 结果与分析

4.1 水稻制图及精度评价

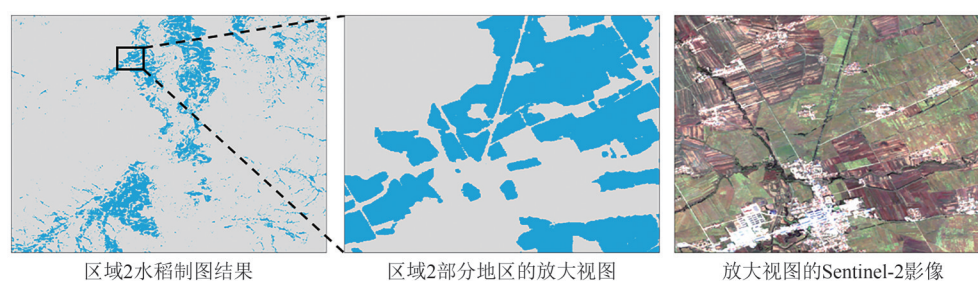
本研究以0.15作为通用阈值分割4个研究区的NOPRI计算结果,获得各区域的水稻种植分布图(图6)。由图6(a)可见:区域1的制图结果与卫星影像的稻田特征具有较高的一致性,对于稻田的田块边界和其他作物的田块边界都具有明显的区分度。较高的OA与F1分数进一步证明了制图结果的准确性(表1)。由图6(b)可见,区域2的水稻种植集中,稻田斑块较大,主要分布在河

流两岸,制图结果与Sentinel-2影像的稻田斑块特征高度一致,OA与F1分数分别为0.969与0.969。由图6(c)可见:在区域3,本研究分别对早稻、中晚稻进行提取。然后,将中晚稻区域中与早稻重叠的部分作为双季稻,剩余部分作为单季稻,进行单、双季水稻分布图绘制。总体而言,水稻种植分布在建成区周围,稻田斑块较小,制图结果较为破碎,但与稻田斑块特征的具有一定的相似度。并且单季稻的OA与F1分数分别为0.947和0.907,双季稻的OA与F1分数分别为0.945和0.914,进一步说明制图结果的准确性。此外,由图6(d)可见:在区域4,利用与区域3同样的制图方法,将提取的早稻与晚稻的重合部分作为最终的双季稻制图结果。水稻主要分布在山谷与河流两岸,稻田斑块较小,制图结果边界模糊,规则程度不高,但与稻田斑块的重合度较高且在精度上也有优秀表现(OA为0.953,F1为0.948)。



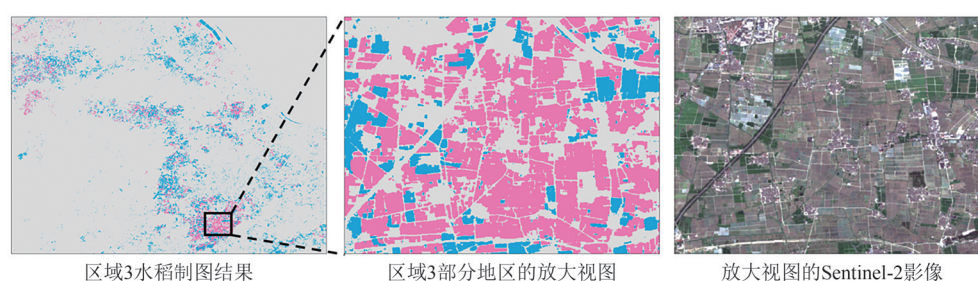
(a) 区域1的水稻制图结果及放大视图

(a) Mapping results of paddy rice in region 1 and zoomed-in view



(b) 区域2的水稻制图结果及放大视图

(b) Mapping results of paddy rice in region 2 and zoomed-in view



(c) 区域3的水稻制图结果及放大视图

(c) Mapping results of paddy rice in region 3 and zoomed-in view

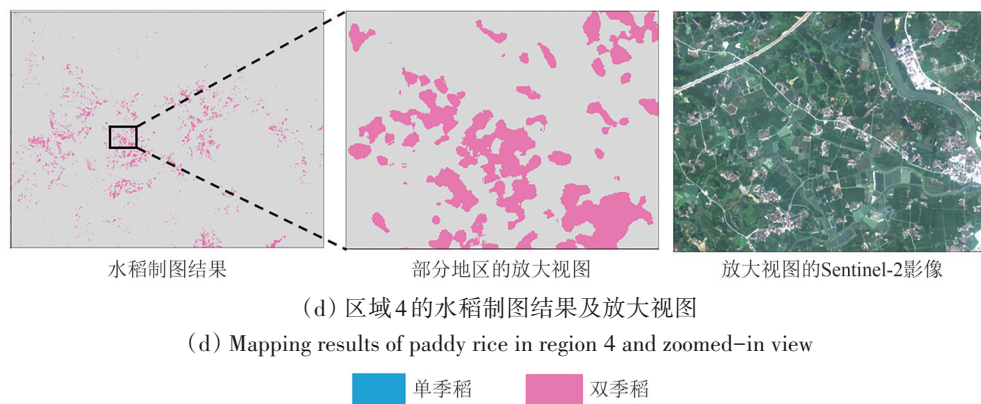


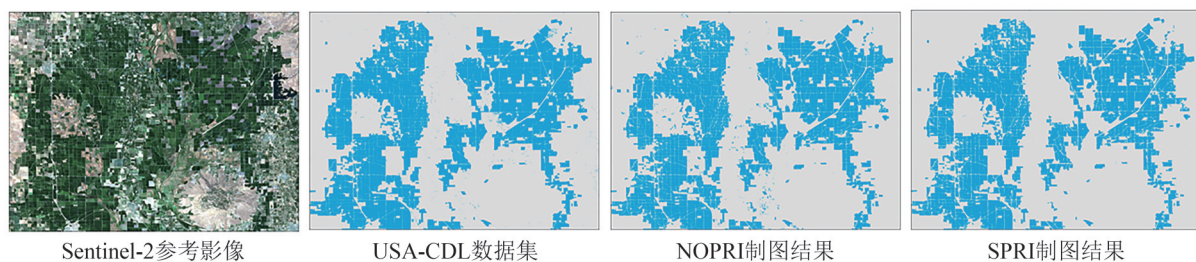
图6 各区域水稻分布图及其放大视图

Fig. 6 Paddy rice distribution maps of each region with visual interpretation and their magnified views

4.2 方法对比

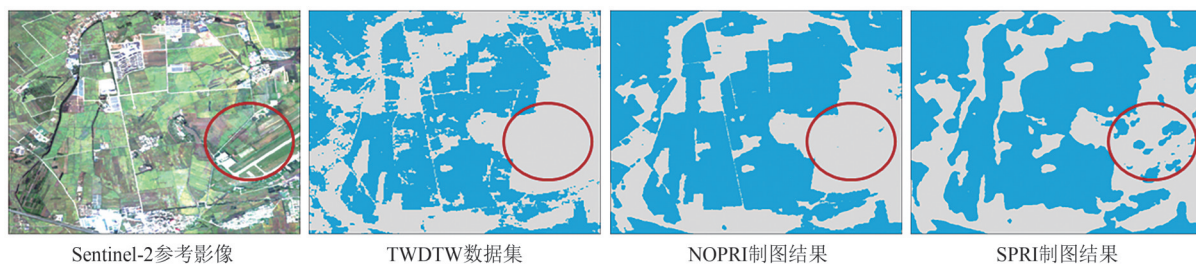
结合4个研究区目视效果(图7)与样本定量评估结果(表1),综合评价NOPRI与SPRI以及数据集的制图结果。总体而言,NOPRI在目视效果上与Sentinel-2影像中的水稻田特征具有较高的相似度,在定量评估中具有平衡的遗漏误差和委托误差,且OA与F1分数处于中上水平。具体结果如下:在美国的区域1,NOPRI与SPRI的制图结果大体相似,与USA-CDL数据集相比,都具有较高的一致性,且两种方法OA与F1分数相同。在中国东北地区的区域2,SPRI的制图结果包含了部分的其他作物,TWDTW存在部分水稻目标遗漏,

NOPRI的制图结果与卫星影像的一致性更高。定量评估结果表明,NOPRI的准确性最高。在中国华东地区的区域3,SPRI对单双季水稻的区分能力不足,TWDTW存在严重的错分、漏分等问题。NOPRI的制图效果较好与Sentinel-2影像的一致性更高,且对单、双季水稻的具有良好的区分能力。精度评估结果进一步验证了NOPRI具有较优的性能。在中国华南地区的区域4,TWDTW制图结果存在少量漏分、误分情况且破碎斑块较多,SPRI将部分养殖塘错分为水稻,而NOPRI与卫星影像中的稻田一致性较高。定量评估的结果同样表明,NOPRI的性能较优。



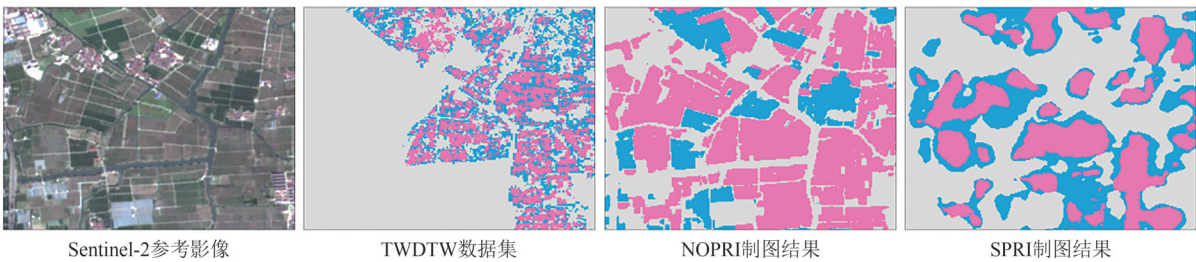
(a) 区域1不同水稻制图方法的结果对比

(a) Comparison of results from different paddy rice mapping methods in region 1

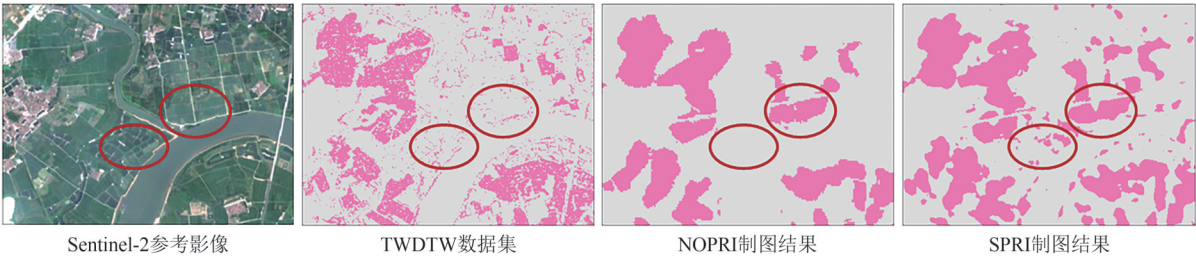


(b) 区域2不同水稻制图方法的结果对比

(b) Comparison of results from different paddy rice mapping methods in region 2



(c) 区域3不同水稻制图方法的结果对比
(c) Comparison of results from different paddy rice mapping methods in region 3



(d) 区域4不同水稻制图方法的结果对比
(d) Comparison of results from different paddy rice mapping methods in region 4

图7 水稻制图方法的制图效果对比(椭圆中为差异较大部分)
Fig. 7 Comparison of the mapping effects of rice mapping methods (The parts with larger differences are in the ellipse)

表1 基于验证样本的水稻制图精度评估
Table 1 Accuracy assessment of rice mapping based on validation samples

研究区	水稻类别	水稻/非水稻	方法	PA	UA	OA	F1分数
区域1	单季稻	500/500	NOPRI	0.970	0.968	0.969	0.969
			SPRI	0.966	0.931	0.955	0.948
区域2	单季稻	2369/2214	NOPRI	0.939	0.955	0.946	0.947
			SPRI	0.787	0.901	0.842	0.840
			TWDTW	0.853	0.997	0.926	0.919
区域3	单季稻	256/650	NOPRI	0.921	0.893	0.947	0.907
			SPRI	0.717	0.628	0.678	0.668
			TWDTW	0.416	0.823	0.614	0.553
	双季稻	283/623	NOPRI	0.925	0.903	0.945	0.914
			SPRI	0.662	0.747	0.705	0.702
			TWDTW	0.703	0.548	0.628	0.616
区域4	双季稻	222/290	NOPRI	0.948	0.948	0.953	0.948
			SPRI	0.942	0.937	0.941	0.940
			TWDTW	0.982	0.786	0.887	0.873

5 讨论

5.1 水稻制图精度的影响因素

在水稻制图研究中，卫星影像的质量、时空分辨率、水稻的种植模式（单季、双季、单双季混种）、水稻提取方法和研究区的地物复杂性等都会影响制图结果的准确性。

在本研究中，时序谐波分析结果的准确性是水稻指数分类精度的关键影响因素。因此，我们考虑将每月可用的影像数据进行比例性的降低调整，具体为降低 10%，20%，30%，40%，50% 等 5 种情况。如图 8 所示，随着可用影像数量的减少，4 个区域的 F1 分数总体呈现下降趋势。其中，区域 4 的下降趋势最为显著，该区域属于南亚热带

季风气候，云雨天气较多，原本可用影像数量较少，所以即使降低的比例较小，对精度也能产生较大影响。而大多数区域在降低至 40% 后，精度有明显下降。结合可用影像数量的统计结果（表 2），在水稻生长期内的每个月份至少需要两幅质量较高的影像数据，才能有效使用 NOPRI。

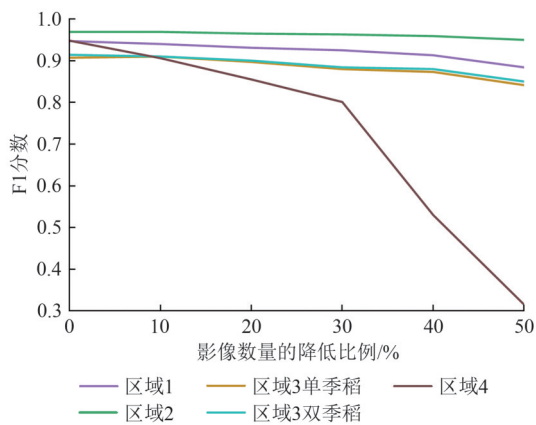


图 8 不同影像数量的水稻提取精度
Fig. 8 Extraction accuracy of paddy rice with different numbers of images

表 2 涵盖水稻生长期的逐月可用影像数量

Table 2 The number of available images month -by -month covering the rice growth period

研究区	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月
区域1	7	7	7	11	12	12	7	8	5
区域2	10	9	7	4	6	6	8	9	7
区域3	2	5	3	4	8	10	6	4	3
区域4	1	3	2	2	3	3	3	5	2

此外，较小的田块，在 10 m 空间分辨率的 Sentinel-2 数据中，易产生混合像元效应，导致水稻田块的错误提取或遗漏丢失。

5.2 NOPRI 的阈值分析

在各区域进行水稻制图时，本研究选择以区域 1 的阈值作为通用阈值，并取得了良好的精度表现。然而，各区域的气候，种植模式存在较大差异，水稻的时序特征也存在差异。因此，我们通过阈值调整，结合验证样本获取各区域的最佳阈值。考虑 NOPRI 构建过程中采用了较多的条件因素，因此以 0.2 作为阈值选取的间隔。如图 9 所示区域 2 的最佳阈值为 0.17，区域 3 的单季稻最佳阈值为 0.17，双季稻的最佳阈值为 0.15，区域 4 的最佳阈值为 0.17。总体而言，在 1.1—1.9 的区间内，任意阈值均可取得较优的制图结果（F1 分数>0.88）。

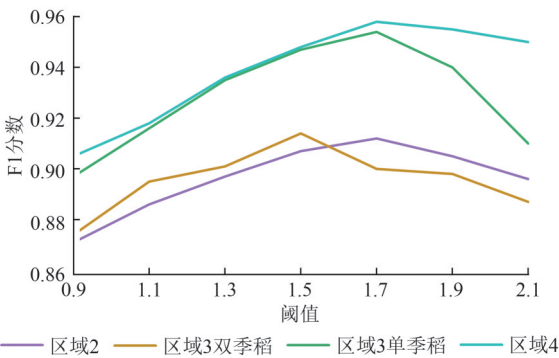


图 9 区域 2/3/4 的阈值分析
Fig. 9 Threshold analysis of region 2/3/4

5.3 NOPRI 的潜力及局限性

本研究采用时序谐波分析的方法重构水稻的 NDVI 与 MNDWI 时间序列特征，然后分析提取特征谐波系数，并结合水稻淹没期的 NDVI 与 MNDWI 特征，构建了 NOPRI。该指数在当前水稻提取方法的发展中具有一定的创新性。并且 NOPRI 在构建时，仅仅使用了 100 个水稻与非水稻样本点进行特征统计，计算量小且方法简单。4 个研究区的实验结果表明，指数阈值稳定，鲁棒性强。

然而，光学数据易受云层覆盖影响。当研究区的数据缺失较为严重时，时序谐波分析无法较好的重构水稻的 NDVI 与 MNDWI 时间序列，从而导致系数无法区分水稻与其他地物，影响 NOPRI 的构建质量。因此，在后续研究中，结合不受云雨影响的 SAR 数据，补充水稻在光学数据中缺失的特征，是克服当前问题的一个可行方向。

6 结 论

本研究基于 NDVI 与 MNDWI 成功构建了 NOPRI，并在 4 个不同气候及水稻种植模式的区域进行了应用与验证。主要结论如下：

- (1) 通过对 Sentinel-2 的 NDVI 和 MNDWI 时间序列数据进行重构与分析，精准地量化了水稻在整个生长期内的动态变化特征。并将这些复杂的时间序列特征转化为可用于区分水稻与其他地物的关键指标，为水稻提取提供了强有力的依据。
- (2) 水稻淹没期的物候特征在 NOPRI 中起到了独特且关键的作用。NOPRI 巧妙地结合了水稻在淹没期的 MNDWI 特征，使得水稻在与其他地物类型的区分上具有明显优势，极大地提高了水稻提取的准确性和特异性。
- (3) NOPRI 的构建方法简洁高效，阈值稳定

可靠。在实际应用中, 仅需少量的水稻与非水稻样本点进行特征统计分析, 即可确定指数的计算公式和阈值范围, 大大降低了对大规模训练样本的依赖。NOPRI在无训练样本或样本获取困难的地区具有广泛的应用潜力, 为大尺度水稻制图提供了一种便捷有效的工具。

然而, NOPRI也存在一定的局限性。光学遥感数据的固有缺陷(易受云层覆盖影响), 对NOPRI的性能产生了较大挑战。在云雨天气频繁的地区, 数据缺失现象较为严重, 导致时序谐波分析难以准确重构水稻的NDVI和MNDWI时间序列。这使得特征系数的提取失去准确性, 进而无法有效区分水稻与其他地物, 严重影响了NOPRI的构建质量和水稻提取精度。

参考文献(References)

- As-Syakur A R, Adnyana I W S, Arthana I W and Nuarsa I W. 2012. Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for mapping built-up and bare land in an urban area. *Remote Sensing*, 4(10): 2957-2970 [DOI: 10.3390/rs4102957]
- Cao J J, Cai X L, Tan J W, Cui Y L, Xie H W, Liu F P, Yang L and Luo Y F. 2021. Mapping paddy rice using Landsat time series data in the Ganfu Plain irrigation system, Southern China, from 1988—2017. *International Journal of Remote Sensing*, 42(4): 1556-1576 [DOI: 10.1080/01431161.2020.1841321]
- Carrasco L, Fujita G, Kito K and Miyashita T. 2022. Historical mapping of rice fields in Japan using phenology and temporally aggregated Landsat images in Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 191: 277-289 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.07.018]
- Chen J, Zhang M Y, Wang L, Shimazaki H and Tamura M. 2005. A new index for mapping lichen-dominated biological soil crusts in desert areas. *Remote Sensing of Environment*, 96(2): 165-175 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.02.011]
- Dong J W, Xiao X M, Kou W L, Qin Y W, Zhang G L, Li L, Jin C, Zhou Y T, Wang J, Biradar C, Liu J Y and Moore III B. 2015. Tracking the dynamics of paddy rice planting area in 1986—2010 through time series Landsat images and phenology-based algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 160: 99-113 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.01.004]
- Elert E. 2014. Rice by the numbers: a good grain. *Nature*, 514(7524): S50—S51 [DOI: 10.1038/514S50a]
- Feng S W, Zhao J J, Liu T T, Zhang H Y, Zhang Z X and Guo X Y. 2019. Crop type identification and mapping using machine learning algorithms and sentinel-2 time series data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(9): 3295-3306 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2922469]
- Gan C C, Qiu B W, Zhang J Y, Yao C X, Ye Z Y, Huang H, Huang Y Z, Peng Y F, Lin Y Z, Lin D D and Su Z H. 2023. Mapping paddy rice planting patterns based on Sentinel-1/2. *Journal of Geo-information Science*, 25(1): 153-162 (甘聪聪, 邱炳文, 张建阳, 姚铖鑫, 叶智燕, 黄炬, 黄莹泽, 彭玉凤, 林艺真, 林多多, 苏中豪. 2023. 基于 Sentinel-1/2 动态耦合移栽期特征的水稻种植模式识别. *地球信息科学学报*, 25(1): 153-162) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2023.220532]
- Gao Y, Pan Y Z, Zhu X F, Li L, Ren S J, Zhao C W and Zheng X C. 2023. FARM: a fully automated rice mapping framework combining Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multi-temporal imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 213: 108262 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108262]
- Huang K, Yang G, Sun W W, Fu B L, Chen C, Meng X C, Feng T and Wang L H. 2024 The phenology and water level time-series mangrove index for improved mangrove monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 134: 104188 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.104188]
- Jiang M, Xin L J, Li X B, Tan M H and Wang R J. 2019. Decreasing rice cropping intensity in southern China from 1990 to 2015. *Remote Sensing*, 11(1): 35 [DOI: 10.3390/rs11010035]
- Machichi M A, El Mansouri L, Imani Y, Bourja O, Lahlou O, Zennay Y, Bourzeix F, Houmma I H and Hadria R. 2023. Crop mapping using supervised machine learning and deep learning: a systematic literature review. *International Journal of Remote Sensing*, 44(8): 2717-2753 [DOI: 10.1080/01431161.2023.2205984]
- Mahesh B. 2020. Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1): 381-386 [DOI: 10.21275/ART20203995]
- Millard K and Richardson M. 2015. On the importance of training data sample selection in random forest image classification: a case study in peatland ecosystem mapping. *Remote Sensing*, 7(7): 8489-8515 [DOI: 10.3390/rs70708489]
- Moukomla S, Lawawirojwong S, Deedumchan K, Auynirundronkool K, Moolchan T, Chaweewong Y and Suvachananonda T. 2023. Mapping rice paddy fields in semiarid northeastern Thailand using Sentinel-1 and-2 time series data and phenological clustering// *Proceedings of SPIE 12727, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XXV*. Amsterdam: SPIE. [DOI: 10.1117/12.2684171]
- Ni R G, Tian J Y, Li X J, Yin D M, Li J W, Gong H L, Zhang J, Zhu L and Wu D L. 2021. An enhanced pixel-based phenological feature for accurate paddy rice mapping with Sentinel-2 imagery in Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 178: 282-296 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.06.018]
- Pan B H, Zheng Y, Shen R Q, Ye T, Zhao W Z, Dong J, Ma H Q and Yuan W P. 2021. High resolution distribution dataset of double-season paddy rice in china. *Remote Sensing*, 13(22): 4609 [DOI: 10.3390/rs13224609]

- Qin Y W, Xiao X M, Dong J W, Zhou Y T, Zhu Z, Zhang G L, Du G M, Jin C, Kou W L, Wang J and Li X P. 2015. Mapping paddy rice planting area in cold temperate climate region through analysis of time series Landsat 8 (OLI), Landsat 7 (ETM+) and MODIS imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105: 220-233 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.04.008]
- Shao C Y, Shuai Y M, Wu H, Deng X L, Zhang X C and Xu A G. 2023. Development of a spectral index for the detection of yellow-flowering vegetation. *Remote Sensing*, 15(7): 1725 [DOI: 10.3390/rs15071725]
- Shen R Q, Pan B H, Peng Q Y, Dong J, Chen X B, Zhang X, Ye T, Huang J X and Yuan W P. 2023. High-resolution distribution maps of single-season rice in China from 2017 to 2022. *Earth System Science Data*, 15(7): 3203-3222 [DOI: 10.5194/essd-15-3203-2023]
- Song Y J, Wu C, Li Z Y, Tang S, Li G H, Wang S H and Ding Y F. 2021. Differential responses of grain yields to high temperature in different stages of reproductive growth in rice. *Chinese Journal of Rice Science*, 35(2): 177-186 (宋有金, 吴超, 李子煜, 唐设, 李刚华, 王绍华, 丁艳锋). 2021. 水稻产量对生殖生长阶段不同时期高温的响应差异. *中国水稻科学*, 35(2): 177-186 [DOI: 10.16819/j.1001-7216.2021.0203]
- Tian G X, Li H P, Jiang Q, Qiao B J, Li N, Guo Z W, Zhao J H and Yang H J. 2023. An automatic method for rice mapping based on phenological features with Sentinel-1 time-series images. *Remote Sensing*, 15(11): 2785 [DOI: 10.3390/rs15112785]
- Valero S, Morin D, Inglada J, Sepulcre G, Arias M, Hagolle O, Dedieu G, Bontemps S, Defourny P and Koetz B. 2016. Production of a dynamic cropland mask by processing remote sensing image series at high temporal and spatial resolutions. *Remote Sensing*, 8(1): 55 [DOI: 10.3390/rs8010055]
- Wang L H, Ma H, Li J L, Gao Y H, Fan L, Yang Z H, Yang Y Z and Wang C Y. 2022. An automated extraction of small-and middle-sized rice fields under complex terrain based on SAR time series: a case study of Chongqing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 200: 107232 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107232]
- Wang M, Wang J and Chen L. 2020. Mapping paddy rice using weakly supervised long short-term memory network with time series sentinel optical and SAR images. *Agriculture*, 10(10): 483 [DOI: 10.3390/agriculture10100483]
- Xiao X M, Boles S, Liu J Y, Zhuang D F, Frolking S, Li C S, Salas W and Moore III B. 2005. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 95(4): 480-492 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.12.009]
- Xiao X M, Hagen S, Zhang Q Y, Keller M and Moore III B. 2006. Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 103(4): 465-473 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.04.013]
- Xu H Q, Tian Z, He X G, Wang J, Sun L X, Fischer G, Fan D L, Zhong H L, Wu W, Pope E, Kent C and Liu J G. 2019. Future increases in irrigation water requirement challenge the water-food nexus in the northeast farming region of China. *Agricultural Water Management*, 213: 594-604 [DOI: 10.1016/j.agwat.2018.10.045]
- Xu S, Zhu X L, Chen J, Zhu X L, Duan M J, Qiu B W, Wan L M, Tan X Y, Xu Y N and Cao R Y. 2023. A robust index to extract paddy fields in cloudy regions from SAR time series. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113374 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113374]
- You N S, Dong J W, Huang J X, Du G M, Zhang G L, He Y L, Yang T, Di Y Y and Xiao X M. 2021. The 10-m crop type maps in Northeast China during 2017—2019. *Scientific Data*, 8(1): 41 [DOI: 10.1038/s41597-021-00827-9]
- Zhan P, Zhu W Q and Li N. 2021. An automated rice mapping method based on flooding signals in synthetic aperture radar time series. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112112 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112112]
- Zhang B W, Tian H Q, Ren W, Tao B, Lu C Q, Yang J, Banger K and Pan S F. 2016. Methane emissions from global rice fields: magnitude, spatiotemporal patterns, and environmental controls. *Global Biogeochemical Cycles*, 30(9): 1246-1263 [DOI: 10.1002/2016GB005381]
- Zhang G L, Xiao X M, Dong J W, Kou W L, Jin C, Qin Y W, Zhou Y T, Wang J, Menarguez M A and Biradar C. 2015. Mapping paddy rice planting areas through time series analysis of MODIS land surface temperature and vegetation index data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 106: 157-171 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.05.011]
- Zhang Y Q and Ren H R. 2023. Remote sensing extraction of paddy rice in Northeast China from GF-6 images by combining feature optimization and random forest. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(9): 2153-2164 (张悦琦, 任鸿瑞). 2023. 融合特征优选与随机森林算法的 GF-6 影像东北一季稻遥感提取. *遥感学报*, 27(9): 2153-2164 [DOI: 10.11834/jrs.20221338]
- Zhang Y S, Yuan L F and Yao Y H. 2007. Study on extraction of paddy rice fields from multitemporal MODIS images. *National Remote Sensing Bulletin*, 11(2): 282-288 (张友水, 原立峰, 姚永慧). 2007. 多时相 MODIS 影像水田信息提取研究. *遥感学报*, 11(2): 282-288 [DOI: 10.11834/jrs.20070239]
- Zhou P C, Cheng G, Yao X W and Han J W. 2021. Machine learning paradigms in high-resolution remote sensing image interpretation. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 182-197 (周培诚, 程焱, 姚西文, 韩军伟). 2021. 高分辨率遥感影像解译中的机器学习范式. *遥感学报*, 25(1): 182-197 [DOI: 10.11834/jrs.20210164]
- Zhu L H, Liu X N, Wu L, Liu M L, Lin Y, Meng Y Y, Ye L, Zhang Q and Li Y M. 2021. Detection of paddy rice cropping systems in southern China with time series Landsat images and phenology-based algorithms. *GIScience and Remote Sensing*, 58(5): 733-755 [DOI: 10.1080/15481603.2021.1943214]

A rice distribution extraction method based on Sentinel-2 time-series data

LOU Yifeng^{1,2}, HUANG Ke³, YANG Gang^{1,2,4}, SUN Weiwei^{1,2,4}, SHAO Chunchen², LIU Weiwei²,
WANG Lihua^{1,2,4}, HU Jing²

1. Donghai Academy East Sea Marine Ecology Research Center, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2. Department of Geography and Spatial Information Techniques, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

3. Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

4. Collaborative Innovation Center for Land and Marine Spatial Utilization and Governance Research, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: Rice is one of the most crucial food crops globally, serving as the primary source of sustenance for nearly 50% of the world's population. Its significance extends beyond mere food provision, as the cultivation process demands substantial water resources, and flooded rice fields contribute significantly to methane emissions, thereby presenting formidable challenges to food security and ecological equilibrium. In this context, precisely determining the distribution areas of rice cultivation emerges as a pivotal task for effective food security and ecological environment management.

Traditional manual survey methods have long been constrained by their limited scope and labor-intensive nature. By contrast, remote sensing technology has emerged as a powerful alternative, enabling the efficient monitoring of large-scale and long-term rice cultivation. By capitalizing on imagery data from satellites or aerial platforms, remote sensing offers comprehensive coverage, facilitating in-depth and detailed monitoring of rice cultivation regions.

However, existing paddy rice mapping methods have issues such as high sample demand, complex parameter settings, and poor applicability. To address the need for rapid and accurate rice distribution mapping, this research has introduced an innovative optical paddy rice index known as NOPRI. The construction of NOPRI is a meticulously designed process. Initially, leveraging the Google Earth Engine platform, the Sentinel-2 Level 1C image products corresponding to the target area and year were acquired. Subsequently, cloud masking was executed to eliminate the interference of cloudy pixels, followed by the calculation and generation of the time series of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI). These indices play a fundamental role in characterizing the growth and environmental conditions of rice. Harmonic analysis was then employed to reconstruct the NDVI and MNDWI time series, effectively enhancing the visualization and understanding of the periodic patterns inherent in rice growth. The coefficients derived from this time-series harmonic analysis were utilized to quantitatively assess the unique time-series characteristics of rice. Through a concise statistical analysis of a relatively small number of samples, the feature coefficients were extracted, refined, and combined. Notably, the characteristics of MNDWI during the critical rice flooding period were integrated into the index formula, enhancing the discriminatory power of NOPRI.

This study achieved remarkable success in mapping the rice distribution in Region 1 in 2019, Region 2 in 2019, Region 3 in 2022, and Region 4 in 2018 by applying index threshold segmentation. To rigorously evaluate the accuracy of these maps, we conducted a comprehensive assessment using 7,001 validation sample points. The outcomes revealed that the overall accuracy of NOPRI surpassed 0.945, and the F1 score exceeded 0.907, providing strong evidence of the high reliability of the mapping results. In the evaluation of the mapping effect, a detailed visual comparison between the enlarged views of the rice distribution maps and the Sentinel-2 RGB images demonstrated striking similarity. In contrast to the Synthetic Aperture Radar-based Paddy Rice Index and existing rice datasets, NOPRI exhibited superior extraction accuracy and more precise mapping effects. However, the performance of NOPRI is susceptible to the quality of optical data. In research areas where the long-term quality of optical data is suboptimal, the extraction accuracy and mapping effect of the rice index may be compromised. Future research efforts should focus on devising strategies to mitigate the impact of data quality issues and enhance the robustness and applicability of NOPRI.

Key words: remote sensing, rice, Sentinel-2, time series, time series harmonic analysis, paddy rice index

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271340, 42122009, 42101336); Ningbo Municipal Science and Technology Innovation 2025 Major Special Project (No. 2021Z107, 2022Z189); Ningbo Municipal Public Welfare Science and Technology Plan Project (No. 2023S118); Public Projects of Ningbo City (No. 2023S102)