

水稻遥感制图研究综述

高心怡^{1,2}, 池泓¹, 黄进良¹, 凌峰¹, 韩逸飞^{1,2}, 贾小凤^{1,2},
李一凡^{1,2}, 黄端³, 董金玮⁴

1. 中国科学院精密测量科学与技术创新研究院 环境与灾害监测评估湖北省重点实验室, 武汉 430077;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 东华理工大学 测绘工程学院, 南昌 330013;

4. 中国科学院地理科学与资源研究所 中国科学院陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101

摘要: 水稻是人类的主要粮食作物之一, 及时准确的获取水稻面积分布和时空变化对粮食政策制定具有重要的参考意义。本文围绕“水稻遥感制图”研究主题, 首先回顾调研国内外文献资料, 系统梳理了水稻的生理生长过程和主要的种植模式。全球范围内, 水稻种植集中在东南亚地区; 从全国范围看, 单季稻产区主要位于东北地区和长江中下游地区; 双季稻和三季稻产区位于湖南、江西、广东等华南省份。其次, 受云雨影响, 早期水稻制图以雷达数据为主, 随着遥感数据源日益丰富, 光学和雷达数据协同应用于水稻遥感制图; 在重点分析水稻的“(遥感)信号—空间—时间”特征的基础上, 探讨了水稻遥感制图中典型光学植被指数和雷达后向散射系数; 并从传统机器学习和深度学习两个方面总结了现阶段水稻遥感制图的主流方法。然后, 从机器学习模型、多源遥感数据融合以及遥感计算云平台3个方面归纳了水稻遥感制图的应用现状。总结发现目前水稻制图研究存在以下难点: (1) 由于相似生长周期植物的存在导致水稻的漏分、错分; (2) 光学和雷达数据都存在时序观测不连续的现象; (3) 地形破碎区域或多季、轮作水稻种植地区的制图困难较大; (4) 制图方法的泛化问题。针对这些问题, 本文从水稻物候特征发掘、水稻时序观测数据获取手段、水稻遥感制图空间分辨率改进等方面探讨了水稻遥感制图的发展方向: (1) 水稻物候期遥感信号特征挖掘; (2) 覆盖水稻完整生长期的时序遥感数据获取; (3) 水稻遥感制图空间分辨率提升; (4) 光学和雷达数据的协同应用。

关键词: 水稻, 遥感制图, (遥感) 信号—空间—时间, 多源遥感数据, 机器学习

中图分类号: P2

引用格式: 高心怡, 池泓, 黄进良, 凌峰, 韩逸飞, 贾小凤, 李一凡, 黄端, 董金玮. 2024. 水稻遥感制图研究综述. 遥感学报, 28(9): 2144–2169

Gao X Y, Chi H, Huang J L, Ling F, Han Y F, Jia X F, Li Y F, Huang D and Dong J W. 2024. Review of paddy rice mapping with remote sensing technology. National Remote Sensing Bulletin, 28(9): 2144–2169 [DOI: 10.11834/jrs.20233014]

1 引言

水稻是人类耕种与食用历史都非常悠久的粮食作物之一 (Fuller 等, 2009), 全世界有一半的人口食用稻米 (宋有金 等, 2021), 在中国超过 65% 的人以稻米为主食 (Liu 等, 2022)。2020 年中国水稻产量占全球水稻总产量的 37.3%, 种植面积约占全球水稻总种植面积的 18% (FAO2021), 两者都位居全球第一。由此可见, 中国的水稻农

业在全球粮食安全中发挥着举足轻重的作用。2021 年 3 月, 《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》强调把粮食安全视为国家的重要组成部分。开展水稻制图研究, 获取其精准的分布信息对保障国家粮食安全有着重要影响。

20 世纪 80 年代, 国外采用问卷调查和田间航空摄影测量的传统方法对水稻面积进行估算, 能获取小范围内较为准确的水稻种植面积信息; 国

收稿日期: 2023-02-01; 预印本: 2023-05-15

基金项目: 国家自然科学基金(重点项目)(编号: U22A20567); 资源与环境信息系统国家重点实验室开放基金(编号: 202026)

第一作者简介: 高心怡, 研究方向为农业遥感。E-mail: gaoxinyi211@mails.ucas.ac.cn

通信作者简介: 池泓, 研究方向为生态环境遥感。E-mail: chihong@whigg.ac.cn

内采用大量实地调查结合图像统计的方法估算水稻种植面积 (Frolking 等, 2002), 两者都存在周期长、成本高、空间细节缺失等问题。卫星遥感技术具有覆盖范围广、重访周期短、数据获取成本低等优势, 可有效克服传统方法的缺陷 (张友水等, 2007)。

多源光学和雷达数据在水稻遥感制图中展示了巨大的潜力 (Dong 等, 2015; Xu 等, 2023)。随着遥感数据源的不断丰富, 对遥感数据处理和分类方法提出了更高的要求, 处理分析工具从传统的数理分析软件、遥感和地理信息系统软件发展到如今广泛应用的遥感云平台, 水稻制图方法从研究初期的单时相或单一植被指数/后向散射系数的图像统计方法发展到多时相或多个植被指数/后向散射系数结合水稻物候信息的传统机器学习或深度学习方法。根据文献统计学方法, 使用主题 (“paddy rice mapping” OR “paddy rice classification”) 和主题: (“remote sensing”) 在 web of science 上进行检索 (2000 年—2023 年 2 月), 结果显示与 “水稻遥感制图或分类” 主题相关的文献数量是 776 篇, 2010 年后发表的论文数占总量的 86.8%; 使用主题 (“水稻制图” 或 “水稻分类” 或 “水稻提取”) 和主题 (“遥感”) 在 CNKI 上进行检索 (2000 年—2023 年 2 月), 相关检索文献数量是 260 篇, 2010 年后发表的论文数占总量的 85%。

虽然已有文献对水稻遥感制图进行了综述和分析, 但是存在论文发表时间久 (Dong 等, 2016)、综述角度和制图方法归纳不够全面 (Zhao 等, 2021b) 等不足。早期的水稻制图研究中, MODIS 数据空间分辨率过粗, Landsat 数据的时间分辨率不高, 两者在云雨地区的使用受到了极大的限制, SAR 数据是热带、亚热带地区水稻制图的主要数据源。最近, 何泽和李世华 (2023) 对 SAR 数据在水稻制图方面的研究进行了综述。随着 Sentinel 数据以及中国 GF-1, GF-6 等光学高分数据的逐渐丰富为水稻遥感制图提供了更高时间/空间分辨率的数据。本文在借鉴前人总结 SAR 水稻制图的基础上, 补充了 SAR 水稻制图在方法和应用上的新进展, 同时, 考虑光学数据在水稻制图中的进展还缺乏总结, 着重补充 Sentinel 数据出现后的水稻制图方法和应用进展。具体章节安排如下: 在介绍水稻生理生长过程和主要种植模

式的基础上, 从遥感数据源和水稻的 “信号—空间—时间” 特征归纳水稻遥感制图的主要方法以及目前的应用进展, 进而讨论已有研究的不足以及解决思路, 最后在进行全文总结。

2 水稻生理生长过程及种植模式

2.1 水稻生理生长过程

水稻一个完整的生长周期从播种开始到收获结束。根据生理、形态等特点, 其生长阶段分为营养生长阶段、生殖阶段和成熟阶段 (<https://www.irri.org/> [2023-02-01]), 详见图 1。营养生长阶段是从种子发芽至幼苗拔节期, 主要包括移栽期、返青期 (从插秧至叶色转青、新叶开始恢复正常生长)、分蘖期和拔节期等; 生殖阶段是指稻穗开始分化到成熟期之前, 主要包括幼穗分化期、孕穗期、抽穗期和扬花期; 成熟阶段则包括乳熟期、蜡熟期和完熟期。在整个生长周期里, 稻田的土地覆盖主要经历了 3 个阶段: (1) 稻田灌水和秧苗移栽; (2) 水稻田间生长; (3) 收获后的留茬直至裸露的土地 (Jiang 等, 2018)。在第一阶段灌水和秧苗移栽后, 稻田中以水体为主 (Xiao 等, 2006), 水深一般从 2—15 cm 不等, 此时稻田的遥感影像表现为水体特征; 在返青期秧苗个体仍然较小, 稻田仍以水体覆盖为主; 到了分蘖、拔节期, 茎秆分蘖数增加以及水稻迅速长高, 此时遥感影像中水体与水稻信号特征并存; 在幼穗开始分化后幼穗变绿, 植株生长量迅速增大, 叶片增长变宽, 土壤背景在水稻光谱中所占比例逐渐降低。此阶段水稻植株在遥感影像中占据绝对优势, 影像中水体信号非常微弱, 稻田的绿度和叶面积指数逐渐达到峰值。在抽穗后期至成熟期, 水稻植株的冠层覆盖了稻田的大部分地表, 此时遥感影像上识别不到水体特征。随着水稻的成熟, 叶和茎的水分含量下降, 绿叶数量减少 (Xiao 等, 2005), 水稻冠层呈现金黄色; 当水稻被收割以后, 稻田的影像特征以留茬和土壤为主。

2.2 水稻主要种植模式

FAO2021 年报告显示, 在全球范围内, 水稻种植区主要分布在中国、日本、印度、巴基斯坦、以及东南亚地区的国家 (印度尼西亚、泰国、菲律宾、越南、缅甸、泰国、马来西亚、柬埔寨

等), 部分欧洲 (法国、西班牙) 及非洲国家 (如塞内加尔等) 也有种植。大多数干旱和温带地区受到降水或温度等限制, 通常每年种植一季水稻; 在热带地区每年种植两季水稻; 而在一些水分充沛和年积温较高的地区 (如湄公河三角洲), 一年

种植三季水稻 (Xiao 等, 2006)。于全球而言, 东南亚地区由于水热丰沛, 多数地区为双季稻种植模式, 少数地区种植单季稻或三季稻, 欧美地区多为单季稻种植模式。

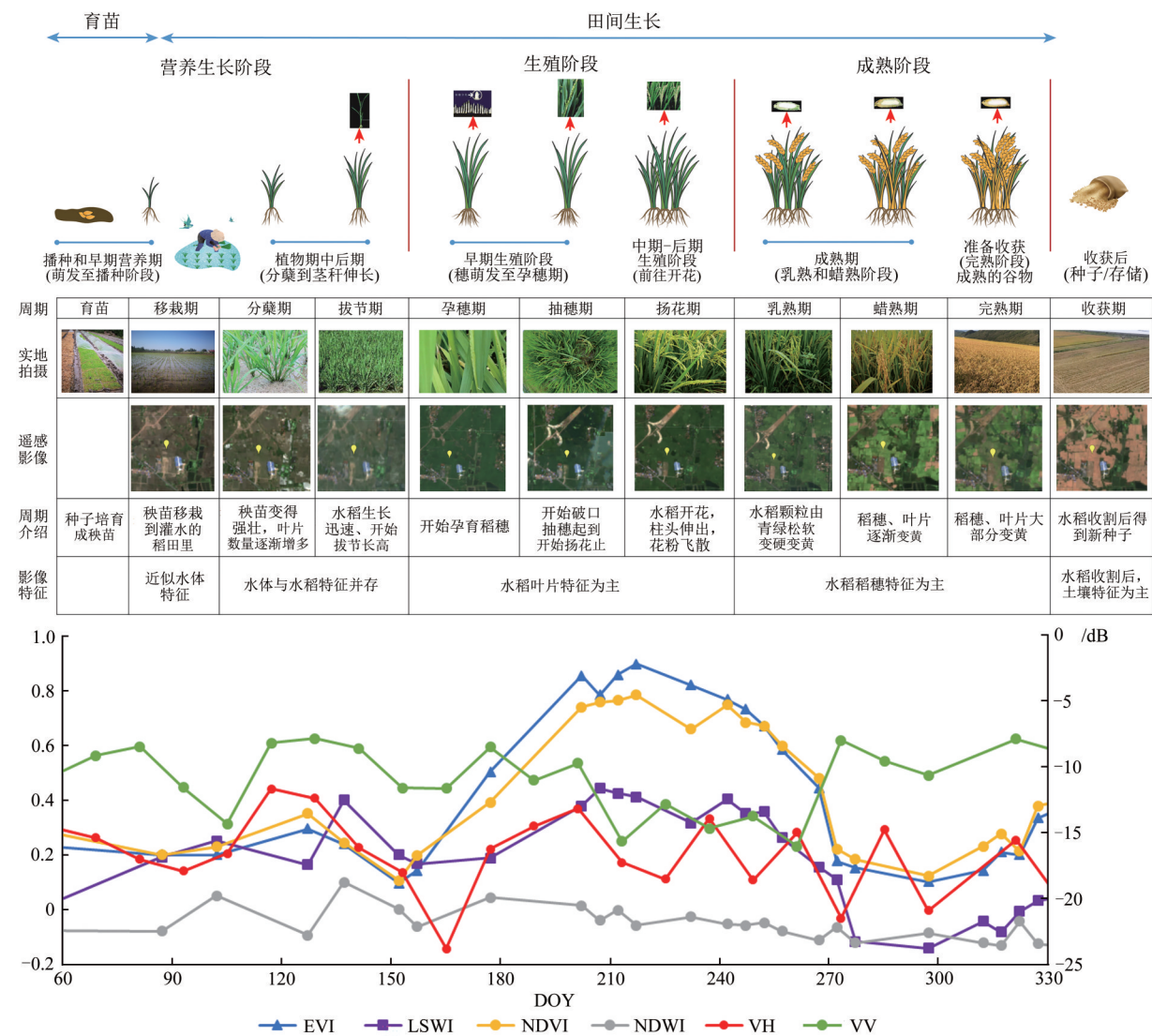


图1 水稻生长期生理特征与遥感影像特征(以单季稻为例)

Fig. 1 Physiological characteristics and remote sensing image characteristics of rice growth period (Taking single cropping rice as an example)

中国水稻种植区多集中在湿润和半湿润地区, 主要分布在东北、华北、西北、西南和华南地区 (国家水稻知识库 <https://www.ricedata.cn/shuidao/> [2023-02-01])。根据水稻种植时间可分为早稻、中稻、晚稻3类; 种植方式包括移栽稻、抛秧稻和直播稻, 多数地区以移栽稻为主。南方稻区如湖北省还存在虾稻 (卢泽如 等, 2020)、再生稻 (Liu 等, 2020b) 等类型。受地形和气候等影响,

南方地区以两季作物轮作方式为主, 如油菜—水稻、冬小麦—水稻、双季稻等 (Liu 等, 2018)。广东省、广西壮族自治区、海南省、台湾省等地因雨水充足、光照充沛, 以双季稻为主; 福建省、浙江省、江西省、湖南省、湖北省、皖南、云南省等地区因积温不足, 是双季稻和单季稻的混合种植区; 而在北方地区以单季稻种植为主 (孙华生 等, 2009)。过去40年来, 工业化、城市化产生的

劳动力结构变化和水稻种植成本逐步提高等因素（Wei等，2022a）导致中国的水稻种植模式发生了较大的变化，尤其是南方地区种植强度降低（从一年三熟到两熟，一年两熟到一熟）（Dong等，2015），华中地区的部分双季稻逐渐转为单季稻种植（Liu等，2020b）。

虽然水稻种植模式多样，但无论是单季稻、双季稻或是水旱轮作，水稻种植都会经历从育苗、移栽期、分蘖期到孕穗、抽穗期直至成熟期这样一个完整的生长周期。在这个过程中，由于不同物候期水稻生理结构的变化导致其在遥感影像中信号特征和空间特征发生了相应的改变，形成了

水稻独有的“（遥感）信号—空间—时间”特征，为水稻遥感制图提供了关键信息。

3 水稻遥感制图关键信息和主要方法

由于各地区水稻生理特性及种植模式的差异，选择合适的遥感数据源并结合水稻的多维特征对水稻遥感制图研究非常重要。本章从遥感数据源、水稻的遥感信号、空间和时间特征4个方面对水稻遥感制图方法进行总结。

3.1 遥感数据源

本节总结了水稻制图的主要遥感数据源（表1）以及其在水稻制图中的应用示例。

表1 水稻遥感制图主要传感器参数
Table 1 Main sensor parameters for rice remote sensing mapping

数据源	卫星	传感器	波长	时间分辨率/d	空间分辨率/m	幅宽/km	有效数据时间	波段数/极化方式
光学	Terra/Aqua	MODIS	0.4—14.4 μm	1—2	250—1000	2330	Terra(1999)Aqua(2002)发射至今	36
	Landsat 5	TM、MSS	0.5—12.6 μm	16	30	185	1984-03-01发射—2013-06退役	7
	Landsat 7	ETM+	0.45—12.5 μm	16	30	185×170	1999-04-15发射至今	8
	Landsat 8	OLI、TIRS	0.43—12.5 μm	16	30	185	2013-02-11发射至今	11
	HJ-1A/B	CCD1/2	0.43—0.9 μm	2—4	30	360	2008年发射至今	4
	GF1	PMS/WFV	0.45—0.9 μm	4	2—16	200	2013-04-26发射至今	4
	GF6	PMS/WFV	0.45—0.9 μm	4	2—16	200	2018-06-02发射至今	8
	Sentinel-2	MSI	0.4—2.4 μm	5	10—20	290	2015-06-23(2A)2017-03-07(2B)至今	13
雷达	RapidEye	JSS-56/MSI	0.44—0.85 μm	1	5	77	2008-08-29发射至今	5
	RADARSAT-1	SAR	C 3.75—7.5 cm	24	10—100	50—500	1995-11-04发射—2013-05-09失效	单极化(HH)
	RADARSAT-2	SAR		24	3—100	20—500	1995-11-04发射—2013-05-09失效	单、双和全极化
	ENVISAT	ASAR		35	10—1000	56—400	2002-03-01发射—2012-04-08失联	单、双极化(HH/VV、HH/HV、HH/VH)
	Sentinel-1	SAR		12	5—40	20—400	2014-04-03(1A)2016-04-22(1B)至今	单、双极化(HH/HV、VV/VH)
	ALOS	PALSAR	L 15—30 cm	46	6.25—100	20—350	2006-01-24发射—2011-04-22失效	单、双和全极化
	ALOS-2	PALSAR-2		14	1—100	25—490	2014-05-25发射至今	单、双和全极化
	TerraSAR-X	SAR	X	~2	1—16	5—270	2007-06发射至今	单、双和全极化
	Cosmo-Skymed	SAR	2.5—3.75 cm	16	1—100	10—200	2007-06发射至今	单、双和全极化

（1）雷达数据（以ENVISAT、Sentinel-1为代表）。早期水稻制图研究中，由于MODIS和Landsat数据自身在时空分辨率方面的缺陷，对多云雨地区的水稻制图带来极大挑战。可以穿透云

层全天时观测的SAR数据成为热带、亚热带地区水稻制图的主要数据源，如Sentinel-1、RADARSAT-1、PALSAR和ENVISAT等。

根据水稻后向散射时序变化特征，学者们采

用 C 波段的 RADARSAT (Shao 等, 2001) 和 ENVISAT ASAR (Bouvet 和 Le Toan, 2011), L 波段的 ALOS PALSAR 数据 (凌飞龙 等, 2011) 开展了水稻制图研究。由于雷达数据完全开放的时间相对较晚, 前期研究使用成本较高, 且其时间分辨率相对较低 (RADARSAT、ENVISAT、ALOS 的重访周期分别为 24 d、35 d 和 46 d) 导致无法捕捉到双/多季稻短暂的灌水信号 (Bouvet 和 Le Toan, 2011)。Sentinel-1 数据的最高空间分辨率可达 5 m, 重访周期约为 12 d, 为水稻物候特征的提取和制图提供了新的契机 (Yang 等, 2021), 如 Zhan 等 (2021) 基于稻田灌水前后 VH 极化后向散射的时序曲线中的“V”形特征, 利用 2017 年 Sentinel-1 数据开展水稻制图研究, 总体精度达到 86% 以上。虽然相关研究展示了 SAR 数据在多云雨地区水稻制图的潜力 (He 等, 2021), 但雷达回波信号易受噪声的干扰产生“椒盐”现象, 导致地物识别效果不佳。

迄今为止, 大多数基于 SAR 图像的水稻制图方法依赖于特定区域的先验知识 (如种植日期) 和经验阈值, 这限制了它们在大空间尺度上的应用 (Xu 等, 2023)。雷达与光学数据融合既能降低雷达数据噪声对地物识别的影响, 也能弥补光学数据受云雨影响导致的时序数据缺失, 是水稻遥感制图发展的主要趋势。另一方面, 2022 年初加拿大航天局 ([https://www.asc-csa.gc.ca/eng/\[2023-02-01\]](https://www.asc-csa.gc.ca/eng/[2023-02-01])) 宣布免费公开时间跨度长达 17 年 (1995 年—2013 年) 的 67.4 万张 RADARSAT-1 雷达影像, 相较于目前雷达数据仅用于区域水稻制图, 海量 RADARSAT-1 和 Sentinel-1 数据结合给长时序雷达数据在大尺度水稻制图研究领域提供了数据支持。随着更多雷达数据的完全公开, 雷达数据水稻制图的潜力有望得到进一步展现。

(2) 光学数据 (以 MODIS、Landsat、Sentinel-2 为代表)。由于水稻每个生长阶段的时间长短不一, MODIS 的高时间分辨率优势为水稻不同生长期的观测提供了便利, 兼之大幅宽的特点被广泛应用于国家或洲际尺度的水稻制图研究 (Xiao 等, 2005, 2006)。然而, 在农作物种植结构复杂的地区和地块较为破碎的丘陵地带, 单个 MODIS 像元存在严重的混合像元效应, 增加了分类结果的不确定性 (Jiang 等, 2018)。并且受云层影响, 即使

有每天的重访观测, MODIS 仍然难以为潮湿热带地区的水稻制图提供足够的高质量观测数据 (Dong 和 Xiao, 2016)。

与 MODIS 数据相比, 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; 同时, Landsat 卫星计划有近 40 多年的历史影像存档, 可为水稻时序遥感监测提供数据 (Dong 等, 2015; Jiang 等, 2018)。然而热带、亚热带地区多云雨的特点导致 Landsat 的重访周期很难兼顾水稻各生长阶段, 特别是水稻的某些生理特性可能在一周或两周内发生显著变化, 这意味着其关键生长期的遥感监测需要高频率重访周期的遥感数据 (Cao 等, 2021)。欧洲航天局发布的 Sentinel-2 影像是目前能够免费获取的最高空间分辨率和时间分辨率的光学遥感数据, 可见光和近红外波段 10 m 的空间分辨率以及热带、亚热带地区约 5 d 的重访周期为水稻关键生长期的遥感监测提供了更精细观测信息和更高的观测频率, 且传感器中加入对植被光谱特征敏感的 3 个红边波段可用于农业监测研究 (Sibanda 等, 2019; Phiri 等, 2020), 但卫星发射时间距今不到十年使得可用存档数据有限。考虑到 Sentinel-2 MSI (附表 A1) 的波段设置与 Landsat 8 OLI 的设置相近, 不少学者将两者结合使用以获取更多无云观测时序数据 (Liu 等, 2020a; Jiang 等, 2021), 实现了不同种植模式下水稻关键生长期的遥感监测 (Zhang 等, 2018b)。

此外, 国产环境一号卫星和高分卫星在水稻制图研究中也有应用, 环境一号卫星具有中空间分辨率和高时间分辨率以及宽观测带宽性能, 能综合运用可见光、红外与微波遥感等观测手段开展水稻制图研究 (Zhao 等, 2020)。GF-6 卫星增加了能有效反映农作物叶绿素含量和特有光谱属性的两个红边波段 (B5、B6) 以及新增了 B7/紫外波段和 B8/黄波段。梁继等 (2020) 提出 B8/黄波段在农作物分类方面有应用潜力; 杨闫君等 (2015)、张悦琦等 (2021) 分别利用 2013 年 GF-1 卫星数据和 2020 年 GF-6 卫星数据提取区域水稻分布信息。目前利用高分数据的水稻提取研究多针对小区域单个年份, 鲜有大区域研究的报道。除以上常用数据之外, 以 RapidEye、无人机为代表的米级/亚米级遥感数据在水稻制图中也有应用 (Kim 和 Yeom, 2014; 吴方明 等, 2019)。

3.2 水稻“信号—空间—时间”遥感特征

3.2.1 水稻遥感信号特征

水稻制图中常用到的 NDVI 和 EVI 等植被指数是水稻生物物理属性敏感的指示因子，能反映水稻生长过程中植株形体和冠层结构受环境影响产生的变化，可根据指数的不同阈值范围或变化趋势来判断水稻所处的生长阶段。NDVI 利用绿色植物（叶绿素因子）强吸收的红波段和高反射（叶内组织）的近红外波段的特性定量描述植被变化（杨雪梅等，2016），对植被覆盖度、叶面积指数（LAI）等参量比较敏感，可作为反映水稻生长状况的指标（吴炳方等，2004）。例如，NDVI 的峰值和谷值可判断水稻生长阶段的抽穗期以及生长起始期或成熟期（孙华生等，2009），但 NDVI 在高密度植被覆盖时出现饱和现象以及对大气和土壤背景敏感（Zeng 等，2022）等局限性会导致对水稻生长起始期或结束期的判断存在偏差。EVI 考虑了土壤背景和大气的影响，利用对大气较为敏感的蓝光波段来修正大气对红光波段的影响，通过削弱叶冠背景信号和降低大气的影响来改善对植被的监测，并且在高密度植被覆盖区域不易达到饱和（孙华生等，2009）。

稻田水分的变化是水稻生长过程不同于其他粮食作物的最显著特点。基于水吸收特征显著的波段（例如 970 nm，1200 nm，1450 nm 等）所构造的水体指数可以捕捉更为敏感的水体光谱信号（Zeng 等，2022）。NDWI 是基于近红外波段（860 nm）与短波红外波段（1240 nm）的归一化比值指数，它能快速有效地获取植被冠层的水分

含量信息，并及时地响应植被冠层受水分胁迫的影响（Gao，1996）。但是 NDWI 只考虑了植被因素，忽略了植被背景中建筑物和土壤因素。MNDWI 的提出考虑了建筑物及其阴影在绿光和近红外波段的光谱特征与水体相近的特点，它能够突出水体特征并抑制建成环境的影响，将路面与水或潮湿表面很好的区分（Mansaray 等，2019），也限制了土壤等背景信息对植被的影响。稻田灌水期和移栽期的遥感影像主要表现为水体和秧苗的混合特征，采用对水分和植被都敏感的 LSWI 对该时期的稻田监测有较好的效果，避免了以往单纯使用 NDVI 和 EVI 的缺陷（张友水等，2007）。因为它代表了叶片水分和土壤水分的状况（Qiu 等，2015），在灌水或移栽期会呈现迅速上升趋势。相关研究发现，LSWI 的时间动态变化可以捕捉到由于灌水和稻田移栽而导致的地表水大幅增加（Xiao 等，2005），并且在此时期稻田的 NDVI/EVI 值低于 LSWI 值（Xiao 等，2005；Zhu 等，2021b）。此外，在中国东北地区，积雪覆盖也是影响水稻制图的因素之一。而且，积雪在可见光波段和近红外波段具有较高的反射率，可能会对植被指数（特别是 LSWI 和 EVI）的探测结果产生干扰。利用积雪在短波红外波段具有较强的吸收这一区别于其他地物的特殊光谱特性，学者们构建了 NDSI（Hall 等，1995），并结合 NIR 波段（ $NDSI > 0.4$ ， $NIR > 0.11$ ）能在 Landsat 影像中将积雪与其他地物区分开（王晓艳等，2017）。除了以上的植被指数，表 2 中列举了其他的水稻制图研究中常见的植被指数。

表 2 遥感指数与雷达极化的水稻制图应用

Table 2 Application of remote sensing index and radar polarization in rice mapping

指数名称	计算公式	水稻制图应用	引用举例
归一化差值植被指数 (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	反映水稻生长开始到结束的绿度变化	(Xiao 等，2005)
增强型植被指数 (EVI)	$EVI = \frac{2.5 \times (NIR - Red)}{NIR + 6 \times Red - 7.5 \times Blue + 1}$	在减弱土壤背景和大气作用以及饱和问题上优于 NDVI，适用抽穗期	(Xiao 等，2006)
双波段增强型 植被指数(EVI2)	$EVI2 = \frac{2.5 \times (NIR - Red)}{NIR + 2.4 \times Red + 1}$	最大限度的减少土壤背景的影响，适用生长期	(Qiu 等，2015)
叶绿素指数(GCVI)	$GCVI = \frac{NIR}{Green} - 1$	可估算叶片叶绿素含量，移栽期 GCVI 比其他植被指数对灌溉更敏感	(Zhang 等，2018b)
归一化差异红边指数 (NDRE1)	$NDRE1 = \frac{Red\ Edge2 - Red\ Edge1}{Red\ Edge2 + Red\ Edge1}$	对生长期叶冠层的微小变化非常敏感	(He 等，2021)
植物衰老反射率指数 (PSRI)	$PSRI = \frac{Red - Blue}{Red\ Edge2}$	对类胡萝卜素和叶绿素含量的变化较为敏感，该指数的增加预示植被进入成熟期	(Ni 等，2021)

续表

指数名称	计算公式	水稻制图应用	引用举例
裸土指数 (BSI)	$BSI = \frac{(SWIR + Red) - (NIR + Blue)}{(SWIR + Red) + (NIR + Blue)}$	识别裸土,适用耕种前期	(Ni等,2021)
陆地叶绿素指数 (MTCI)	$MTCI = \frac{Red\ Edge2 - Red\ Edge1}{Red\ Edge2 + Red\ Edge1}$	与冠层叶绿素含量相关,对大气、土壤背景的敏感性有限,适用生长起始和结束期	(He等,2021)
红边位置指数 (REP)	$REP = 705 + 35 \times \frac{0.5 \times (Blue - Red\ Edge3 - Red\ Edge1)}{Red\ Edge2 + Red\ Edge1}$	对植被叶绿素浓度增加使得吸收特征变宽及红边向长波段方向移动非常敏感	(He等,2021)
土壤调节植被指数 (SAVI)	$SAVI = \frac{SWIR1 - Red}{SWIR1 + Red + L} \times (1 + L) - \frac{SWIR2}{2}$	L = 0.5 对植物地面凋落物和地表土壤状态敏感	(Torbick等,2017)
归一化差值水体指数 (NDWI)	$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR}$	植被冠层水分信息,适用灌水移栽期	(Tu等,2020)
修正的NDWI (MNDWI)	$MNDWI = \frac{Green - MIR}{Green + MIR}$	增强堤坝、道路等人工岸线与水体差异	(Arjasakusuma等,2020)
地表水分指数 (LSWI)	$LSWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	监测土壤湿度,适用移栽期或收获后期	(Dong等,2016)
归一化洪水指数 (NDFI)	$NDFI = \frac{Red - SWIR}{Red + SWIR}$	检测灌水信号,适用灌水移栽期	(Boschetti等,2017)
归一化差异雪指数 (NDSI)	$NDSI = \frac{SWIR2 - Green}{SWIR2 + Green}$	识别、掩膜积雪	(Dong等,2015)
极化比值	HH/VV	与植被生物量有关,反应水稻生长周期	(Bouvet等,2009)
极化比值	VH/VV	减少双反弹效应和环境因素 (如:土壤水分的变化)	(Zhang等,2018b)

除了光学植被指数,雷达波长能够穿透水稻冠层到达地表,获取冠层和地表的综合信息,同时由于它在稠密植被区的高饱和点特性,使其在水稻制图中表现出独有的优势。目前用于水稻制图的卫星数据包括L波段(如PALSAR-2)、C波段(如Sentinel-1、Radarsat-2和高分三号)和X波段(如TerraSAR-X和Cosmo-Skymed)的同极化(VV)和交叉极化(VH)数据(何泽和李世华,2023)。Nguyen等(2016)探索了Sentinel-1数据VV和VH极化对于水稻不同物候期的后向散射特征,结果表明VH极化对水稻的生长过程更为敏感。Zhan等(2021)研究表明Sentinel-1数据VH极化可以很好的区分水稻和其他作物(玉米、大豆、棉花、花生等),并且水稻在灌水移栽期前后明显的“V”形特征可以有效帮助水稻制图。

3.2.2 空间遥感特征

水稻的空间遥感特征主要表现为水稻在遥感影像中的纹理特征、形状特征和上下文特征。水稻像元在遥感图像上色调、大小、形状、阴影等特征的重复性表达构成了其纹理特征。对于一定

空间分辨率的遥感影像,可以根据水稻田与周围地物的纹理特征差异进行水稻识别(赵英时,2003),它与光谱特征的结合可以有效提高水稻制图精度(Singha和Sarmah,2019)。具体而言,虽然不同地区稻田的形状不同,但稻田的纹理在相同的生长期都是一致的,而且水稻收割后的留茬也有其独特的纹理特征,都可以作为水稻识别的重要依据。稻田的这些同质性质和形态可以用平均值、一致性、熵等相关统计指标表征,也可以采用灰度共生矩阵(GLCM)、小波变换(WT)等方法提取。而形状特征是在提取对象边界点的基础上形成的,它反映了对对象的几何特征。与一般的旱地作物不同,灌水的稻田有着明显的边界,且田块时常呈现出不规则形状,该形状特征可用于面向对象的水稻制图(Dong等,2016)。上下文特征指空间相邻像元在特征和语义上的相关性,即水稻像元周围其他地物像元的相关信息,对水稻制图有重要的意义(习文强等,2022)。比如稻田像元相邻空间上多为农田或沟渠,空间上具有较高的同质性。

3.2.3 时序遥感特征

水稻生长过程中的生理结构特征遥感影像中表现为对应的遥感时序信号特征。稻田的遥感信号主要由植株、水体和土壤3部分组成,三者中的主导信号随着水稻的生长发生变化,具体见图1。这里以NDVI为例描述单季稻时序光学遥感特征。在移栽期和返青期,稻田土壤水分含量高,植株的遥感信号非常弱,NDVI非常小接近0值,约一周后秧苗返青,NDVI几乎没有变化。返青后大约一到两周进入分蘖期,此时期是水稻根、叶系统发育的开始,随着植株的生长拔节,NDVI信号迅速增加,在由营养生长向生殖生长转变中的抽穗期NDVI接近达到最大值,然后水稻的NDVI会出现一个短暂相对峰值略低的波谷,之后伴随着水稻生殖生长冠层的光合作用增强,NDVI再一次加速上升达到前期峰值附近。进入乳熟期,NDVI逐渐下降;成熟期后,叶片失去大部分叶绿素,开始迅速枯萎,NDVI出现迅速下降,在收获期后再次接近零值。除了NDVI,其他相关指标还包括EVI、LSWI等,EVI整体上呈现出NDVI类似的时间变化规律。而LSWI在移栽期有一个明显上升超越NDVI或EVI的现象,然后一段时间(从拔节期到扬花期)LSWI保持相对稳定的范围,在成熟阶段初期开始逐渐下降。

已有研究总结了水稻在C波段雷达回波的时序特征(Nguyen等,2016;Xu等,2023),结果表明VV和VH极化在灌水移栽期会表现相似的变化趋势(先下降再升高),但VH极化对于水稻该时期的变化响应更为敏感;在营养生长后期,VV极化信号表现先升高后下降的现象,VH极化呈现逐渐升高的趋势;在生殖生长阶段两者都保持相对稳定的变化范围,VV极化信号表现为轻微下降的现象,VH极化信号表现为逐渐上升的现象;在成熟阶段,两者的水稻信号也基本上呈现出一致性的下降趋势,并且在整个水稻生长过程中,VV极化的后向散射系数几乎一直大于VH极化。

3.3 水稻遥感制图方法

3.3.1 数理统计或阈值法

早期的水稻遥感制图基于特定阶段(如抽穗期、成熟期等)的遥感影像使用数理统计或阈值法。这种思路依赖于训练样本的统计规律或目视

解译的精度,难以用于大尺度和长时序分类(Cao等,2021)。为了充分挖掘和利用水稻的影像特征,越来越多的传统机器学习和深度学习方法用于水稻制图。

3.3.2 传统机器学习

非监督分类是在无样本情况下自动确定特征参数和决策规则实现水稻聚类。目前应用于水稻遥感制图的非监督分类方法包括迭代自组织数据分析(ISODATA)(Pradhan等,2022),K均值聚类(K-Means)(dela Torre等,2021)和层次聚类分析(HCA)(Rudiyanto等,2019)等。由于该方法的分类精度不高,且需对分类结果进行人工判读确定水稻类别(何泽和李世华,2023),在水稻制图中的应用相对较少。

监督分类通过水稻样本的特征作为依据直接判断非样本数据的类别。根据分类方法对数据分布的要求,监督分类又可分为参数监督分类和非参数监督分类(黄敬峰等,2013)。参数监督分类通过分析一定数量训练样本求出分类器所需的参数,且遥感影像数据统计特征要服从正态分布规律,包括最小距离分类、最大似然分类(MLC)等方法。非参数分类能够结合多种辅助信息提高分类精度和分类效率,因此应用广泛。其代表性方法包括决策树(DT)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和人工神经网络(ANN)等(Vali等,2020;冯权洸等,2022)。

采用传统机器学习方法开展水稻制图主要包括以下几个处理流程:(1)训练样本采集。在水稻制图中,一般通过实地调查或高空间分辨率光学影像目视解译获得样本,目前的研究大多是基于水稻某一个或多个物候期选取样本;(2)影像与特征选择。根据研究区气候条件,采用多时相光学或多极化雷达数据,通过Boruta(Degenhardt等,2019)、JMIM(Bennasar等,2015)、MDA(Georganos等,2018)、RFE(Rasel等,2021)等不同特征选择方法,筛选不同物候期水稻遥感特征敏感的植被指数或参数;(3)分类方法选择。比如,多源遥感数据在空间分布复杂区域采用DT能获得较好的分类结果(Wei等,2022a),可以在破碎地块或复杂地形条件下水稻制图采用该方法;SVM能较好处理有限的训练样本和不均匀类别分布,在区分相似性高的对象具有明显的优势和

较强的推广能力(周培诚等, 2021), 在小样本以及混合像元严重的情况下有更好的分类效果(Park等, 2018); RF具有稳定性强、准确度高等特点, 能快速准确处理大型和多样化的数据集, 比一般的决策树性能更好(Fiorillo等, 2020), 在水稻制图中应用最为广泛; ANN适用于任何分布特征的影像分类, 而且该方法具有联想存储功能和高速寻找优化解的能力, 广泛应用于土地覆被分类研究(Zhang等, 2015); (4) 制图后处理与精度验证。对制图结果中的错分或漏分等误差采用面向对象分割等方法进行合理修正, 通过与实地调查数据或公开发布的同研究区制图结果评价制图精度。

3.3.3 深度学习

基于深度学习的遥感制图是目前的研究热点之一。深度学习模型通过增加隐含层数量提高特征学习和表达能力, 将各种浅层特征融合成更深级别的特征, 以表达更复杂的光谱和空间分量。与传统机器学习算法相比, 它们从原始图像中提取上下文信息以端到端的方式探索和学习多时相图像中的全局空间特征和时态特征, 获取高层特征以提高作物分类精度和计算效率(Wei等, 2022b)。结合水稻的多维特征角度看, 在各类深度学习网络中, 递归神经网络(RNN)对于时间序列的学习和预测具有较好的效果, 适用于水稻时序遥感特征分析(Campos-Taberner等, 2020; Thorp和Drajat, 2021; Zhu等, 2021a); 深度学习卷积神经网络(CNN)通过学习水稻样本的纹理和形状等空间特征, 利用卷积滤波器提取水稻的上下文特征(Yang等, 2022b), 多层卷积核的运用可以提取更为深层的特征(Adrian等, 2021); 结合时空特征的协同性来看, 光谱信息在水稻种植的不同阶段具有不同特征, 语义分割(SS)(Wei等, 2021)、对抗生成网络(GAN)(Song等, 2022)及超分辨率卷积神经网络(SRCNN)(Ma等, 2019)等一系列深度学习手段及框架可用于光谱特征的学习和建模(Vali等, 2020), 其中语义分割模型能够从局部到全局学习空间上下文信息, 已被初步应用于农作物分类, 表现出比传统分类方法更好的性能(Yang等, 2022b)。

深度学习模型训练需要大量样本数据, 但高获取成本制约了深度学习在水稻制图中的应用

(Zhou等, 2019)。当标记样本数量有限时, 模型的训练参数难以获得最优值(Zhao等, 2020), 而且容易造成模型的过拟合以及降低模型的时空泛化能力。如何综合利用有限的标签样本和海量无标签样本进行模型训练是深度学习分类算法发展的瓶颈问题(周培诚等, 2021)。在样本稀疏情况下进行水稻制图时, 数据增强(Zhou等, 2019; Yang等, 2022b)、弱监督学习(Wang等, 2020)和迁移学习(Zhao等, 2020; Wei等, 2022b)的使用较为广泛。此外, 深度学习模型还面临着参数繁多、调参复杂、参数对结果解释性弱(何泽和李世华, 2023), 网络深度与模型处理效率兼顾等挑战。

4 水稻遥感制图应用进展

早期水稻制图研究一般采用单源遥感数据和图像统计方法。随着遥感数据的丰富和人工智能技术的逐渐成熟, 多源遥感数据和机器学习方法成为水稻遥感制图的主流趋势。本节将从多时相(单源)遥感影像、多源遥感数据融合以及遥感计算云平台3个方面对水稻遥感制图的应用进展进行归纳。

4.1 基于多时相(单源)遥感影像的水稻制图应用

多时相数据是指覆盖水稻生长期的多期影像, 一个水稻完整生长期内固定时间间隔的多期连续观测构成了这个生长期内的时间序列数据(时序数据)。开源的MODIS、Landsat和Sentinel数据提供了不同时空分辨率的时序数据, 国产和无人机遥感数据也开始应用于水稻制图。

4.1.1 基于植被指数或雷达后向散射系数的水稻制图

自20世纪80年代以来, 作物关键生长期的遥感信号特征在农业遥感领域得到了认可, 水稻独特的物候特征(如移栽期的灌水信号)通常作为多时相数据识别水稻的主要判断依据之一(Zhang等, 2018b)。然而仅使用灌水或移栽期的光谱特征进行水稻分类时, 同期与稻田环境相似的地类易于混淆(如湿地、坑塘等)。遥感指数可以更有效地提供绿度信息、含水量和土壤信息等(Dong和Xiao, 2016)(见3.2节), 在水稻和背景地类物候特征差异最大的季节增强水稻的信号特征(Pan

等, 2010)。多时相 MODIS (张友水等, 2007)、Landsat TM (黄维等, 2014)、GF-6 数据 (张悦琦等, 2021) 的光谱特征均广泛应用于水稻识别研究; 雷达数据方面, 汪小钦等 (2008) 基于早稻生长周期内 3 个月的 ENVISAT ASAR 数据结合主成分分析法开展早稻监测研究。但是, 某些土地覆盖类型 (如湿地) 的后向散射与水稻相似, 给水稻制图带来较大的不确定性 (Ni 等, 2021)。

由于多时相数据可能会遗漏或错判水稻的关键物候期 (Dong 等, 2015), 获取完整水稻生长期的遥感时序数据可以更精准地捕捉水稻生长的动态变化特征, 是提高水稻遥感制图精度的必然趋势。Xiao 等 (2005) 基于 2002 年 8 天合成的水稻生长期的 MODIS 植被指数 (LSWI、EVI 和 NDVI), 通过 LSWI 在 5—6 月间 (水稻的灌水—移栽期) 的短暂上升 (且高于 EVI 和 NDVI) 来识别稻田, 依此开发了水稻制图算法 (PPPM 算法) 并成功应用于中国南方的水稻制图, 但也存在如云污染、地形影响和空间分辨率过粗等不确定性问题。针对上述问题, Dong 等 (2015) 使用时间序列的 Landsat 图像和 PPPM 算法开发了一套自动水稻制图系统 (Landsat-Rice)。雷达数据方面, Bouvet 和 Le Toan (2011) 使用不同熟制水稻移栽和收获期内所有可用 C 波段 ENVISAT 数据, 利用生长周期开始时的后向散射系数增加来识别稻田并在湄公河三角洲地区开展了大尺度水稻制图研究。但 ENVISAT 较低的时间/空间分辨率 (35 d、150 m) 给水稻制图带来一定困难, 特别对于持续时间较短的关键物候期以及破碎的稻田识别精度有限; Phan 等 (2018) 使用 COSMO-SkyMed 卫星的 HH 极化和 HH/VV 比值的时间变化来区分稻田与其他地物类型用于水稻制图, 该研究表明极化比 HH/VV 是比 HH 更好的水稻制图指标。

在采用水稻关键物候期进行分类时, 水稻与其他植被 (如湿地植被) 之间的遥感信号特征依然存在相似性 (Ni 等, 2021), 因此有研究尝试利用水稻完整物候期特征或不同物候期之间的植被指数变化突出水稻与其他相似地类的差异。Zhu 等 (2021b) 同时考虑移栽期和抽穗期的物候特征, 基于 Landsat 数据和改进的 PPPM 算法提取华南的水稻种植面积, 总体精度在 81.0%—98.1%; 考虑到从分蘖到抽穗期, 稻田的地表水分指数 (LSWI)

的变化相对较小, Qiu 等 (2015) 采用 LSWI 与 EVI 的变化幅度之比作为水稻制图的主要指标, 针对黄淮平原水稻的分类总体精度达到 94.3%。此外, 在传统的可见光与近红外波段基础上, 有研究将红边指数加入用于水稻面积提取, 张悦琦等 (2021) 利用 2020 年水稻 5 个物候期 (三叶、移栽、返青、孕穗和抽穗期) 的多时相高分六号宽幅相机遥感影像, 通过 NDVI、NDWI、RVI 和 NDRE1 的特征分析开展了水稻提取研究, 结果显示, 红边波段的引入使水稻制图精度提高了 6%。

随着遥感数据源的日益丰富以及水稻物候特征的研究深入, 多时相单源遥感数据结合水稻物候特征的水稻制图发展迅速 (表 3)。然而由于智慧农业和精准农业对农作物分类流程的智能化和通用化等一系列需求, 遥感数据结合机器学习等人工智能方法在水稻制图中逐渐兴起。

4.1.2 基于多时相数据的机器学习水稻制图

将遥感时序数据与水稻物候结合利用机器学习模型进行水稻专题制图可以有效地解决跨区域的一致性和适用性问题 (Dong 和 Xiao, 2016)。基于 MODIS、Landsat、Sentinel-1/2 等多时相光学和雷达数据与 RF、K-Means、SVM、DT 等多个分类器结合已广泛应用于水稻制图 (表 4)。特别随着 Sentinel-1 数据的开放, 多时相雷达数据开展水稻制图取得很大进展。如 Zhan 等 (2021) 基于稻田灌水前后 VH 极化后向散射的时序曲线中的 “V” 形特征结合决策树算法, 利用 2017 年 Sentinel-1 数据开展水稻制图研究的总体精度达到 86% 以上。

深度学习模型通过学习水稻遥感信号特征可以达到更高的分类精度, 学者们采用多种深度学习方法开展了水稻制图研究 (表 5), 但由于需要大量的地面样本进行特征的训练提取, 研究多采用迁移学习方法应用到水稻制图。例如, Zhao 等 (2020) 提出了一种将 CNN 模型和 DT 方法与物候学指标相结合的水稻制图方法, 利用训练好的 CNN 模型和迁移学习提取了湖南省株洲市的水稻信息; Zhu 等 (2021a) 提出了一种物候和深度学习方法相结合的方法用于无水样情况下的分类; Wei 等 (2022b) 使用在伪标签上训练的深度学习分割模型 (U-Net) 在训练样本短缺区域提取了水稻分布信息。

表3 基于植被指数或雷达后向散射系数的水稻制图典型应用

Table 3 Typical applications of paddy rice mapping based on vegetation index or radar backscatter coefficient

数据源	研究区域	变量	方法	水稻类型	引文
MODIS	中国南方	NDVI/EVI/LSWI/NDSI	植被指数结合物候	单/双季稻	(Xiao等,2005)
MODIS	南亚、东南亚	NDVI/EVI/LSWI/NDSI	植被指数结合物候	单/双季稻	(Xiao等,2006)
MODIS	中国东部	NDVI/LSWI/EVI	植被指数结合物候	中/晚稻	(张友水等,2007)
ENVISAT	福州市	VV/VH	主成分分析结合物候	早稻	(汪小钦等,2008)
MODIS	浙江省	NDVI/LSWI/EVI	植被指数结合物候	早/晚稻	(郑长春等,2009)
ENVISAT	湄公河三角洲	C波段HH	后向散射结合物候	多季稻	(Bouvet和Le Toan,2011)
L5	广西壮族自治区平乐县	NDVI	统计方法确定阈值	晚稻	(黄维等,2014)
L4/5/7	三江平原	NDVI/EVI/LSWI/NDSI	植被指数结合物候	单季稻	(Dong等,2015)
L5/7/8	湄公河三角洲	NDWI/EVI	植被指数结合物候	单/双/三季稻	(Kontgis等,2015)
MODIS	中国南方	EVI2/LSWI	变量的动态关系	单/双季稻	(Qiu等,2015)
L8	东北亚	NDVI/EVI/LSWI/NDSI	植被指数结合物候	单季稻	(Dong等,2016)
S2	湖北省	EVI/LSWI	植被指数结合物候	再生稻	(Liu等,2020b)
GF-6	辽宁省盘锦市	NDVI/NDWI/RVI/NDRE1	植被指数结合物候	中稻	(张悦琦等,2021)
L5/7/8	中国南方	LSWI/EVI	变量识别移栽+抽穗期	单/双季稻	(Zhu等,2021b)
L7/8	中国	NDVI/LSWI/LST	植被指数结合物候	单/双季稻	(Wei等,2022a)
L8	伊朗拉希特市	NDVI/EVI/LSWI/NDBI	物候结合地表温度	单季稻	(Hedayati等,2022)

注：Landsat 4:L4、Landsat 5:L5、Landsat 7:L7、Landsat 8:L8、Sentinel-2:S2。

表4 基于多时相数据的传统机器学习水稻制图典型应用

Table 4 Typical applications of traditional machine learning in paddy rice mapping based on multi-temporal data

数据源	研究区域	变量	方法	水稻类型	引文
L5	浙江省绍兴县	NDVI/NDWI/NDSI	ISODATA	早/中稻	(Pan等,2010)
SPOT	湄公河三角洲	NDVI	ISODATA	多季稻	(Nguyen等,2012)
MODIS	中国	LSWI/EVI	物候期+SVM	单/双季稻	(Clauss等,2016)
S1	湄公河三角洲	VH	超像元分割+DT	多季稻	(Clauss等,2018)
MODIS	江苏省	EVI/LSWI衍生的6个物候参数	物候参数+DT	中稻+晚稻	(Liu等,2019)
S1	孟加拉国+印度	VH	RF	单/双/三季稻	(Singha等,2019)
S1	法国南部地区	VV/VH	DT+RF	单季稻	(Bazzi等,2019)
L5/8	赣抚平原	EVI	DT+阈值法	中/双季稻	(Cao等,2021)
S2	重庆市巴南区	波段+58个遥感指数	RF-生长阶段	中稻	(陈安旭和李月臣,2020)
S2	长株潭地区	NDVI/NDVIre	CNN	双季稻	(蔡耀通等,2020)
S1	泰国湄南河流域	VV/VH	RF	单/双季稻	(黄翀等,2020)
S2	东北	BSI/LSWI/GCVI/NDVI/EVI/PSRI	物候期+SVM	单季稻	(Ni等,2021)
S2	菲律宾	GCVI/LSWI	K-Means+RF	单/双季稻	(dela Torre等,2021)
S2	江汉平原	NDVI/LSWI/MNDWI	RF	单季稻	(Zhang等,2021)
S2	印度	EVI/LSWI	RF	单/双季稻	(Maiti等,2022)
S1	广东省台山县	VH	DT+分层树	早稻+晚稻	(Yang等,2021)
S1	湖北省—辽宁省—广东省	VH	DT阈值法	单/双季稻	(Zhan等,2021)
MODIS	中国	NDVI/EVI/GI/NDWI/LSWI	RF	灌溉农田	(Zhang等,2022a)

注：Landsat 4:L4、Landsat 5:L5、Landsat 7:L7、Landsat 8:L8、Sentinel-2:S2、Sentinel-1:S1。

表5 基于多时相数据深度学习的水稻制图典型应用

Table 5 Typical applications of deep learning in paddy rice mapping based on multi-temporal data

数据源	研究区域	变量	方法	水稻类型	引文
HJ	湖南株洲市	NDVI	迁移学习(LeNet5)+CNN+DT	单季稻	(Zhao等,2020)
S1	广东省湛江市	VV/VH	1D CNN、LSTM、GRU、RF	晚稻	(Zhao等,2019)
S1	巴西乌拉圭亚纳	VH	LSTM、双向LSTM、SVM、RF	单季稻	(Crisóstomo de Castro Filho等,2020)
S2	西班牙	NDVI	2-BiLSTM	单季稻	(Campos-Taberner等,2020)
S2	安徽省六安市	EVI2/LSWI	LSTM	单季稻	(Zhu等,2021a)
S1	泰国	VV/VH	连续修改随机场选择条件的U-Net模型	水稻	(Xu等,2021)
L8	印度	多光谱特征	多分辨率深度神经网络多流分类	单/双季稻	(Afaq和Manocha,2022)
S1	江苏省、美国	伪标签	U-Net迁移学习+K-means+RF	单季稻	(Wei等,2022b)
无人机	台湾台中市	RGB	EfficientDet-D0、Faster R-CNN-迁移学习	水稻幼苗	(Tseng等,2022)
S1	东北	VV/VH	迁移学习-K-RF/U-Net	单季稻	(Wei等,2022c)
L5/7/8	贵州省岑贡县	光谱指数	多元长短期记忆全卷积神经网络、RF	单季稻	(Zhang等,2022b)
L8	中国东北部	多光谱特征	全分辨率网络的深度学习网络	单季稻	(Xia等,2022)

注：Landsat 4:L4、Landsat 5:L5、Landsat 7:L7、Landsat 8:L8、Sentinel-2:S2、Sentinel-1:S1、HJ-1A/B:HJ。

4.2 基于多时相多源遥感数据融合的水稻制图

相比于单源遥感数据，多源遥感影像为水稻生长监测、数据融合进行精细化水稻制图提供了丰富的数据源。在水稻制图研究中，数据融合主要有像元和特征两个层次，基于像元的融合是指利用常见的如STARFM等融合模型提高遥感数据的时空分辨率，基于特征的融合是指将多源遥感数据直接应用于分类器或利用其水稻信号特征提高分类精度。本节从光学数据融合和光学—雷达数据融合两方面归纳其在水稻制图方面的进展。

4.2.1 基于光学数据融合的水稻制图

融合多源遥感数据提高稻田的有效观测频率，构建水稻生长期内的长时高分辨率数据集是解决热带、亚热带地区水稻种植信息提取的关键(Mansaray等,2019)。Singha等(2016)、陆俊等(2017)、Zhang等(2018a)、Zhao等(2021a)分别基于ESTARFM、STDFA、STARFM和FSDAF融合模型在不同区域开展了水稻制图研究(表6)。基于特征的光学数据融合方法应用于水稻制图的形式则较为多样，如Liu等(2020a)通过对2016年—2018年间Landsat 7/8和Sentinel-2联合数据集的融合处理将研究区无云观测频率提高了两倍多，为水稻种植强度的监测提供了更多的有效数据；Zhou等(2016)针对中国盘锦平原自然湿地比稻田洪水发生时间早、持续时间短的特点，使用MODIS LST产品获取稻田的时序温度特征，并联合时序NDSI指数以及Landsat 8 OLI从水稻—湿地

共存区成功提取水稻种植面积；吴金胜等(2018)将无人机图像目视解译的7条样带水稻数据构建样本集，联合该区域Landsat 8和GF-1多光谱数据采用最近邻分类方法开展水稻制图。

4.2.2 基于光学数据和雷达数据融合的水稻制图

光学数据和雷达数据融合包括Landsat/PALSAR-2/Sentinel-1/2、Landsat 5/RADARSAT-1/PALSAR、MODIS/Sentinel-1、Sentinel-1/2等多数据融合(表7)。Sentinel-1/2密集时间序列数据为水稻生长期变化监测提供了高频率的观测，两者融合极大地提高观测数据质量和空间分辨率，是目前水稻制图应用较多的光学—雷达影像融合数据源，Xu等(2023)基于Sentinel-1 VH数据提出一种水稻指数(SPRI)量化每个土地斑块种植水稻的概率以此确定水稻分布。利用Sentinel-1 VH后向散射在水稻移栽—营养生长阶段的时间序列特征，并在无云Sentinel-2影像的辅助下，利用自适应参数计算每个耕地斑块的SPRI指数，最后利用二值分类阈值将耕地斑块的SPRI值转换为水稻地图。此外，其他光学—雷达数据源融合也被广泛应用，如谭深等(2019)融合Landsat 8和Sentinel-1/2数据，采用月度度量合成方法，利用RF分类器提取海南省双季稻；Chen等(2020)以中国江汉平原为研究区，融合Sentinel-2的植被指数和Sentinel-1的VH、VV极化数据，使用RF算法进行水稻制图，结果表明加入极化波段后，水稻制图精度从68%增加到77%。其他数据融合方面，Torbick等(2017)融合了Landsat 8的时序植

被指数和 PALSAR-2、Sentinel-1 的多极化数据结合 RF 分类算法对缅甸的双季稻进行提取；Park 等 (2018) 基于 Landsat 5、RADARSAT-1 和 PALSAR 时间序列数据采用 RF 和 SVM 算法进行水稻制图研究，其中 Landsat 和 SAR 的融合方案的制图精度最高；Mansaray 等(2019)利用 Landsat 8、Sentinel-2A、HJ-1 A/B 和 GF-1 光学数据构建的光谱指数 (SI) 数据集与 Sentinel-1 数据的 VV、VH 极化组合用于水稻制图研究，结果表明 VH 极化与 SI 结合可以在多云条件中生成高精度的水稻分布图。

表 6 基于光学数据融合的水稻制图典型应用

Table 6 Typical applications of paddy rice mapping based on optical data fusion						
数据源	融合方法	研究区域	变量	方法	水稻类型	引文
MODIS/HJ	特征融合	江苏省	NDVI/LSWI	物候	中稻	(邬明权 等, 2010)
L7/8/MODIS	特征融合	三江平原	NDVI/LSWI/EVI/NDSI	植被指数—温度	单季稻	(Qin 等, 2015)
MODIS/L8	特征融合	盘锦平原	NDVI/EVI/LSWI/NDSI/LST	植被指数—温度	水稻—湿地	(Zhou 等, 2016)
MODIS/HJ	ESTARFM	印度东北部	NDVI	C4.5-CART	早/晚稻	(Singha 等, 2016)
MODIS/L8	STDFA	江汉平原	NDVI	SVM	中稻	(陆俊 等, 2017)
GF-1/L8/无人机	特征融合	浙江省平湖市	多光谱特征/RGB	最近邻分类	晚稻	(吴金胜 等, 2018)
L8/MODIS	STARFM	洞庭湖	NDVI/LST	CNN-RF-SVM	单/双季稻	(Zhang 等, 2018a)
L7/8/MODIS	STARFM	三江平原	NDVI/EVI/LSWI	RF	单季稻	(Yin 等, 2019)
L8/MODIS	ESTARFM	江汉平原	NDVI	RF-SVM-ANN	单/双季稻	(赵亚杰 等, 2020)
MODIS/L7/8	ESTARFM	鄱阳湖平原	NDVI/EVI/LSWI	物候	单/双季稻	(Ding 等, 2020)
S2/MODIS/L8	FSDAF	重庆市	NDVI/LSWI	重建时间序列	中稻	(Zhao 等, 2021a)
L8/MODIS	特征融合	南亚	NDVI/EVI/NDWI	RF	作物分类	(Gumma 等, 2022)
MODIS/L8	特征融合	河南省	NDVI	最小二乘法	双季稻	(Yang 等, 2022a)

注：Landsat 4:L4、Landsat 5:L5、Landsat 7:L7、Landsat 8:L8、Sentinel-2:S2、Sentinel-1:S1、HJ-1A/B:HJ。

表 7 基于光学和雷达数据融合的水稻制图典型应用

Table 7 Typical Applications of paddy rice mapping based on optical and radar data fusion						
数据源	融合方法	研究区域	变量	方法	水稻类型	引文
L8/PR2/S1	特征融合	缅甸	NDVI/LSWI/SAVI/HH/HV/VV/VH	RF	双季稻	(Torbick 等, 2017)
L5/PR/R1	特征融合	美国、韩国	NDWI/NDVI/HH	RF+SVM	单季稻	(Park 等, 2018)
L8/S2/S1	特征融合	黑龙江省、湖南省、广西壮族自治区	EVI/LSWI/GCVI/VV/VH	RF+线性迭代	单/双季稻	(Zhang 等, 2018b)
L8/S1	特征融合	鄱阳湖平原	NDVI/VV/VH	K-Means +DT	三季稻	(Tian 等, 2018)
MODIS/L7/8/PR2	STARFM	越南泰平省	NDVI	RF	单季稻	(Guan 等, 2018)
L8/S2/ HJ /GF-1/S1	特征融合	浙江省嘉兴市	EVI/MNDWI/VV/VH	SVM+RF	中稻	(Mansaray 等, 2019)
S2/S1/L8	特征融合	海南省	LSWI/EVI/LSWI/NDWI/GCVI/VV/VH	物候+RF	双季稻	(谭深 等, 2019)
S1/S2	特征融合	塞内加尔	NDVI/VV/VH	RF	低地水稻	(Fiorillo 等, 2020)
S1/S2	特征融合	江汉平原	NDVI/EVI/LSWI/VV/VH	RF	单季稻	(Chen 等, 2020)
S1/S2	特征融合	浙江省桐乡县	VV	LSTM/DTW	单季稻	(Wang 等, 2020)
S1/S2	特征融合	中国南方	GCVI/NDVI/EVI 等/VV/VH	物候	单/双季稻	(He 等, 2021)
S1/MODIS	特征融合	东北亚/东南亚	EVI/LSWI/VH	物候	单/双季稻	(Han 等, 2021)
S1/S2	主成分分析	美国布恩县	VV/VH/多光谱	2/3D U-Net	作物提取	(Adrian 等, 2021)
S1/S2	特征融合	杭嘉湖平原	EVI/NDFI/NDVI/LSWI/VH	植被指数	水稻	(Xiao 等, 2021)
S1/S2	特征融合	印度尼西亚	NDVI/EVI/LSWI/VV/VH	LSTM, CNN	双季稻	(Thorp 和 Drajat, 2021)
S1/S2	特征融合	洞庭湖	NDVI/NDRE1/VV/VH	SVM, RF	双季稻	(Xu 和 Zhang, 2022)
S1/S2	特征融合	柬埔寨	VH	RF	单季稻	(Kang 等, 2022)
S1/S2	特征融合	马来西亚	NDVI/VH	K-Means	单/双季稻	(Fatchurrachman 等, 2022)
S1/S2	特征融合	美国、中国	NDVI/NDWI/VH	SPRI	单季稻	(Xu 等, 2023)

注：Landsat 4:L4、Landsat 5:L5、Landsat 7:L7、Landsat 8:L8、Sentinel-2:S2、Sentinel-1:S1、HJ-1A/B:HJ、PALSAR:PR;PALSAR-2:PR2;RADARSAT-1:R1。

为了获取遥感影像的更深层特征，深度学习与多源遥感数据融合也开始应用于水稻制图。Thorpe和Drajat (2021) 基于Sentinel-1/2时序数据，利用RNN的LSTM模型对印度尼西亚西爪哇省水稻的分蘖期、抽穗期、收获期进行识别，总体精度达到75%以上，然而如何有效地结合多源遥感信息用于水稻制图仍待挖掘 (Ienco等, 2019)。

4.3 基于遥感数据云平台的水稻制图

随着全球遥感卫星技术的快速发展，海量的对地观测数据为水稻遥感分类研究提供了丰富的数据支持。传统桌面端遥感处理平台（例如ERDAS、ENVI等）无法满足多源遥感数据在大区域尺度的水稻制图需求（牟晓莉等, 2021），遥感计算云平台的出现为海量遥感数据处理与分析带来新的机遇，比如GEE平台可以基于影像直接进行不同遥感指数在线计算以及传统机器学习分类（付东杰等, 2021），也可以编译代码进行多时相影像的植被信息提取，提供了非常便捷高效的手段（Adrian等, 2021；张紫荆等, 2022）。本节以目前广泛应用的谷歌地球引擎（GEE）为例，梳理其在水稻遥感分类中的发展现状。

由于水稻生长阶段光学遥感影像云污染严重，对数据进行合适的云掩膜处理是首要问题。对于Landsat数据可以在GEE中直接调用Fmask函数进行去云处理（Zhu等, 2015）；Sentinel-2数据有自带的QA60波段，也可利用Fmask（Zhu和Woodcock, 2012；Zhu等, 2015），云分数（cloudScore）（Housman等, 2018）、S2-Cloudless（GEE提供的云概率数据集“COPERNICUS/S2_CLOUD_PROBABILITY”）等云掩膜算法。云掩膜后还需要进行数据重组、合成等处理。重组规则主要包括最小值、最大值、平均值、中位数和百分位数等。相比来说，中值法能够同时满足云（高值像元）和阴影（低值像元）影响的最小化，因此在大尺度水稻分类中应用广泛（Bey等, 2020；王小娜等, 2022）。目前，GEE平台提供了Sentinel-1、ALOS-2 PALSAR-2数据在线调用和全球25 m PALSAR/PALSAR-2拼接产品，针对SAR数据比较突出的噪声现象，该平台已能实现中值滤波，Lee滤波等常规滤波算法。而且，已有学者基于GEE平台提出了读取分析Sentinel-1后向散射数据的框架，并进行额外的边界噪声校正、散斑滤波和辐射地形归一化等处

理（Mullissa等, 2021）。在分类器方面，GEE提供了如DT、DT-CART、SVM、RF、最小距离法、K-means聚类等常见的算法。此外，中国的大数据计算云平台（如Earth Data Miner、PIE-Engine等）也取得了重要进展（桑国庆等, 2022），同时，越来越多的商业公司，包括阿里云、腾讯云、商汤科技等也相继投入到遥感计算云平台的建设中（付东杰等, 2021），相关文献已有论述，不再赘述。

GEE为海量遥感数据用于水稻制图提供了平台，从单独传统机器学习算法（Chen等, 2020）和不同传统机器学习方法对比（Park等, 2018）发展到传统机器学习算法结合其他图像处理方法（Xu和Zhang, 2022）；从使用单源遥感数据（Dong等, 2016）发展到结合不同传感器所有可用数据源（Fatchurrachman等, 2022）；从识别关键物候期（灌水—移栽）（Dong等, 2016）发展到探索其他水稻物候期（抽穗期、成熟期等）（Ni等, 2021）用于水稻制图研究。按照引言中提及到的文献检索主题加上“Google Earth Engine”或“GEE”关键词，在Web of science和CNKI平台检索到的文献数量分别为280篇和64篇（2000年—2023年2月）。

5 讨论

水稻遥感制图研究日益受到农业遥感同行的关注，也取得了丰富的成果，但仍有一些问题有待解决。其核心问题还是如何发掘对水稻关键物候期敏感的遥感参量。本节将围绕这一问题从水稻物候特征、时序数据获取、水稻制图空间分辨率改进等方面讨论已有研究的局限性，并尝试提出可能的解决思路或方向。

5.1 水稻物候特征遥感识别

在Xiao等（2005）发现稻田灌水移栽期LSWI大于EVI和NDVI这一不同于其他农作物的典型特征之后，大量的水稻制图研究在该思路的基础上进行延伸拓展。例如，学者们基于时序的Landsat数据，充分挖掘了水稻生长气象因子（如温度等）辅助水稻制图（Qin等, 2015；Zhou等, 2016）。但这些因子需要从气象站点或遥感数据产品（如MOD11）中获得，限制了大尺度、精细化水稻制图的开展。而且，已有研究显示水稻并不是唯一有灌水信号特征的土地覆盖类型，一些湿地植被

以及短期降雨后的稀疏植被或休耕地也会在水稻移栽期产生灌水信号特征 (Peng 等, 2011; Zhou 等, 2016)。此外, 在中国南方地区, 某些植物生长期与水稻接近, 使它们具有相似的植被覆盖变化和物候动态特征 (Liu 等, 2018); 而且地块破碎形成水稻—湿地共生区, 受水生植物中漂浮植物 (如浮萍等) 等影响, 稻田的 LSWI 可能小于 EVI (Zhu 等, 2021b)。这些不确定性给水稻 (特别是水稻—湿地共生区) 遥感制图提出了新的挑战。最近, 学者们已尝试从不同的遥感数据源中提取水稻其他物候特征用于水稻制图。比如 Liu 等 (2018) 综合分析了播种期、抽穗期、生长期和收获期的 MODIS 信号; Zhu 等 (2021b) 采用了水稻的抽穗期 Landsat 数据; 张悦琦等 (2021) 选用了水稻三叶期、移栽期、返青期、孕穗期和抽穗期的高分六号遥感影像; Ni 等 (2021) 分析了休耕期、移栽期、生长期和成熟期的 Sentinel-2 遥感影像特征。随着更多 SAR 数据免费发布, 水稻物候期雷达后向散射特征的研究也逐步深入, Nguyen 等 (2016) 基于 Sentinel-1 数据分析了 VV、VH 极化后向散射随水稻不同物候期的变化; Zhan 等 (2021)、Yang 等 (2021) 也尝试从 Sentinel-1 时序数据中提取水稻不同物候期的后向散射动态特征; Xu 等 (2023) 基于实地调查的稻田的生长状态信息, 分析了不同物候阶段 (土壤裸露时期、稻田淹水时期、移栽期、抽穗期、成熟期) Sentinel-2 数据的 LSWI、NDVI 植被指数特征和 Sentinel-1 数据的 VH、VV 极化特征以及两种数据源在相同物候阶段的时序特征对应关系; 这些水稻物候期遥感信号特征的发掘极大促进了水稻制图精度的提升。

5.2 水稻时序观测数据获取

热带、亚热带多云雨天气导致水稻光学观测数据云污染现象非常严重, 如何提高水稻生长期无云观测数据质量和数量是挖掘水稻物候期遥感信号新特征的重要前提。遥感影像云掩膜和插补等预处理过程是增加无云观测数据的首要环节。在基于光学数据的水稻制图研究中, MODIS 的 8 天或 16 天合成数据能较好的消除云覆盖的影响; Landsat 卫星系列的云掩膜则多采用 Fmask 算法 (Zhu 和 Woodcock, 2012); Sentinel-2 数据的云掩膜大多是基于 GEE 平台内嵌的 QA60 标签进行判

断, 已有研究表明不同云掩膜方法的结果存在一定差异 (Sanchez 等, 2020)。笔者根据野外调查样点, 随机选择江汉平原一块稻田的 2021 年 Sentinel-2 数据, 对采用 QA60 云掩膜后的时序数据分析发现 4 月份缺少无云观测, 无法利用水稻灌水移栽期的 LSWI 大于 EVI 或 NDVI 特征。而在选用 cloudscore 和 S2-cloudless 算法进行云掩膜后, 4 月份增加了无云观测而且能很好捕捉到 LSWI 大于 EVI 和 NDVI 的典型水稻光谱特征。可见, 不同云掩膜算法对水稻关键物候期特征的识别起着关键作用。

对云掩膜后光学数据进行插补也是提升无云观测时序数据完整性的方法之一。例如 Xiao 等 (2004) 采用移动时间窗口方法对森林的 MODIS NDVI 云污染数据进行插补获得了完整的时序数据。相对较低时间分辨率的 Landsat 卫星数据在热带、亚热带地区难以以为时序数据插补提供数据保障。即使在这些地区重访周期为 5 天的 Sentinel-2 数据在时序数据插补时也时而难以满足要求, 例如在笔者上述的云掩膜算法试验中, 通过 QA60 云掩膜后在 4 月没有一期无云数据, 在 8 月也仅有 8 月 30 日一期无云数据。由此可见, 通过数据插补提高时序数据完整性在策略和方法上还有待进一步改进和完善。

雷达数据不受云雨天气影响, ENVISAT 数据在前期多时相雷达数据水稻制图研究中使用较多 (汪小钦 等, 2008; Bouvet 和 Le Toan, 2011), 但其 35 天的重访周期会导致无法识别到灌水信号和其他物候期特征, 而且全年时序观测数据较少。2015 年之后, 完全公开且具有高时间、空间分辨率的 Sentinel-1 数据在区域水稻制图研究中展现了较大的潜力 (Clauss 等, 2018)。但在大尺度 (洲际或国家) 和长时间序列的水稻制图研究还是以光学数据或光学—雷达数据协同为主 (Han 等, 2021)。

另外, 大量研究表明遥感数据融合也是获取水稻时序观测数据的有效途径 (4.2 节)。光学数据融合方面主要是植被指数和融合模型的联合, 除了常用的 NDVI、EVI、LSWI 等植被指数, 挖掘对水稻物候期敏感的其他植被指数或波段进行融合也是未来研究方向之一, 如 GF-6 的 B7 紫外波段的叶绿素荧光特性和 B8 黄波段的叶黄素特征在水稻制图中还尚未涉及。另一方面, 通过数据融

合模型重构高精度完整的时序数据对双季稻和三季稻的分类研究至关重要 (Singha 等, 2016; Zhang 等, 2018a)。多源数据融合模型种类繁多, 如何优化和发展适合水稻制图的融合模型还有待深入的分析。光学—雷达数据融合应用于水稻制图起步相对较晚。雷达时序数据完整性强, 但除水稻灌水移栽期的特征外, 其他物候期的影像特征研究较少, 如何充分挖掘水稻各物候期的雷达影像特征以及应用于光学—雷达数据融合研究还有待进一步探索。

5.3 水稻制图空间分辨率改进

水稻遥感制图方法的智能化极大的促进了制图效率的提高, 但水稻种植的全球化和水稻类型的多样化对遥感数据源和制图方法提出了更高的要求。中国东北平原、长江中下游平原以及东北亚和东南亚等平原地区水稻规模化种植成为水稻遥感制图方法探索的理想研究区, 当这些制图方法应用丘陵稻区时, 面临着地形复杂、田块破碎、稻田—湿地共生等问题的挑战。MODIS 的中低空间分辨率使其无法避免混合像元问题, 不太适用于水田—旱地、稻田—湿地交错区域的水稻分类; Landsat 和 Sentinel-2 数据的空间分辨率得到提升, 但在水稻种植模式相对复杂, 稻田斑块破碎区域, 水稻生长阶段可用的影像质量仍然困扰着水稻制图研究 (He 等, 2021)。雷达数据目前常用的空间分辨率多为 10 m 量级, 受地形起伏、稻田破碎等影响产生的阴影、叠掩以及斑点噪声成为水稻制图的干扰因素 (何泽和李世华, 2023)。而且, 在东南亚、南亚等主要稻区还存在着雨养低地、旱地和深水等水稻类型, 已有的水稻制图算法旨在识别那些可以保持灌水灌溉几周的田地, 可能无法识别这些水稻类型 (Xiao 等, 2006)。为了突破这一瓶颈, 一方面可以考虑开放更多的商业卫星影像以提供“亚米级”数据源; 另一方面, 加强混合像元分解模型和多源遥感数据融合研究, 发展稻田时空信息融合模型与“亚像元”水稻精细分类方法, 也是提高水稻精细化遥感制图的有效手段。

5.4 水稻遥感制图的其他局限和挑战

水稻灌水信号特征的非唯一性 (5.1 中已讨论) 以及某些植被由于外因产生“伪”灌水信号影响水稻信号准确提取。而且, “伪”灌水信号还

可能来自夏季极端降雨事件的稻田灌水 (Sakamoto 等, 2007), 或者春季的融雪灌水, 因此移栽的时间窗口识别至关重要 (Dong 和 Xiao, 2016)。Sakamoto 等 (2007) 针对季风区 (柬埔寨和湄公河三角洲) 建立了一种方法用于检测洪水淹没程度的时空变化来辅助识别稻田。除了灌水特征导致的制图误差, 由于地块较为破碎, 稻田、村庄和沟渠等形成混合像元也会产生错分和漏分 (Ding 等, 2020)。因此, 挖掘多源遥感数据水稻物候期特征是提高水稻遥感制图精度的必然趋势 (Zhu 等, 2021b)。

热带、亚热带地区由于年均温较高、降雨充沛, 水稻种植以双季稻或三季稻等为主, 还有较多地区采用水稻和其他作物轮作的方式增加稻田利用和农作物产量, 这些复杂种植模式使水稻遥感制图研究更具有挑战性。识别多季稻需要时序遥感数据突出多个灌水信号 (持续时间较短), 在东南亚等热带地区, 水稻每年有 3 个生长期 (Kontgis 等, 2015), 若要准确识别三季稻则需要提取 3 个灌水期信号。Bouvet 和 Le Toan (2011) 基于 ENVISAT 上的 ASAR 数据对湄公河流域的三季稻进行提取, 结果显示第三季水稻在灌水期的可用数据量较少, 导致三季稻无法识别。并且随着水稻灌水时期的缩短, 高频率的有效观测数据显得尤其重要。Kontgis 等 (2015) 使用 $\pm 1-2$ 年的数据对缺失像元位置进行数据填补以增加越南湄公河流域有效观测数据并对多季稻进行提取, 且揭示了多季稻的理想植被指数曲线与现实差异较大。

此外, 中国南方地区存在大量双季稻田和水田—旱地轮作区。以江汉平原为例, 双季稻的 NDVI/EVI 峰值一般出现在 6—7 月或 9—10 月份, 单季稻的 NDVI/EVI 波峰一般出现在 7—8 月份, 灌水时间也有所差异, 结合灌水期和抽穗期 NDVI/EVI 峰值可以有效区分。水旱轮作作物主要是冬小麦/油菜—水稻, 而冬油菜和冬小麦具有相似的物候期 (10 月中旬—11 月上旬播种, 次年 5 月中下旬收获) (何昭欣 等, 2019), 识别两种不同水旱轮作的关键是准确区分冬油菜和冬小麦。3 月中旬—4 月上旬冬油菜进入开花期, 田块呈现亮黄色, NDVI/EVI 较之前有所下降, 同时期冬小麦则处于拔节期, NDVI/EVI 属于上升趋势。越冬作物收获后的灌水期可作为下一季水稻识别的物候信号, 但由于此时灌水期相比单季稻短, 而且从 5 月

下旬开始该区域逐渐进入梅雨季节,降低灌水期无云观测频率,给水旱轮作识别带来困难。

6 结 语

中国是世界上水稻种植最早的国家,开展水稻制图研究是深入了解中国水稻种植历史进程、分析中国南北方文化差异、理解人类思维方式演变的重要组成(Talhelm等, 2014)。随着遥感技术的出现和发展,水稻制图从传统的实地调查到遥感制图,从单源单时相数据到多源多时相数据水稻制图,制图方法也从数理统计方法发展到目前广受关注的深度学习。特别是近十多年,随着Sentinel数据和遥感云平台的出现,基于SAR数据和光学—雷达数据协同的水稻遥感制图研究有了很大进展,但仍存在一些问题有待突破:

(1) 水稻物候期遥感信号特征单一化。除了灌水—移栽期,其他物候期的遥感信号特征较少用于水稻制图,雷达数据源作为水稻制图的主要数据源,其水稻物候特征信息还有待进一步挖掘。

(2) 覆盖水稻生长期的时序数据获取与分析。在热带、亚热带地区如何获得完整的时序观测数据是发现水稻遥感信号特征、提高制图精度的基础。同时,随着RADARSAT、PALSAR等数据的逐渐开放,时序SAR数据以及时序光学—SAR数据协同成为水稻制图研究的主要应用方向。

(3) 水稻遥感制图空间分辨率提升。受地形复杂、田块破碎等因素的影响,目前使用的遥感数据难以提供足够数量和质量的稻区时序观测。发展基于多源遥感数据的时空信息融合模型是目前解决水稻制图空间分辨率不足的有效手段。

(4) 多源遥感数据的有效融合和应用。目前这方面的研究大多还停留在数据融合层面,如何充分发掘和利用光学、雷达、激光雷达等数据在水稻制图中的作用还缺乏系统性的理论设计和实质性的应用试验。

在全球气候变化、新冠疫情、地区战争等共同叠加影响下,粮食安全形势仍然严峻,水稻遥感制图研究将为粮食政策制定提供科学依据和数据支持,为人类社会的可持续发展发挥作用。

参考文献(References)

Adrian J, Sagan V and Maimaitijiang M. 2021. Sentinel SAR-optical

fusion for crop type mapping using deep learning and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 175: 215-235 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.02.018]

Afaq Y and Manocha A. 2022. Multi-resolution-based deep learning approach for rice field monitoring. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 48(2): 278-298 [DOI: 10.1080/07038992.2021.2010036]

Arjasakusuma S, Kusuma S S, Rafif R, Saringatin S and Wicaksono P. 2020. Combination of Landsat 8 OLI and Sentinel-1 SAR time-series data for mapping paddy fields in parts of west and central Java Provinces, Indonesia. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11): 663 [DOI: 10.3390/ijgi9110663]

Bazzi H, Baghdadi N, El Hajj M, Zribi M, Minh D H T, Ndikumana E, Courault D and Belhouche H. 2019. Mapping paddy rice using Sentinel-1 SAR time series in Camargue, France. *Remote Sensing*, 11(7): 887 [DOI: 10.3390/rs11070887]

Bennasar M, Hicks Y and Setchi R. 2015. Feature selection using Joint Mutual Information Maximisation. *Expert Systems with Applications*, 42(22): 8520-8532 [DOI: 10.1016/j.eswa.2015.07.007]

Bey A, Jetimane J, Lisboa S N, Ribeiro N, Siteo A and Meyfroidt P. 2020. Mapping smallholder and large-scale cropland dynamics with a flexible classification system and pixel-based composites in an emerging frontier of Mozambique. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111611 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111611]

Boschetti M, Busetto L, Manfron G, Laborte A, Asilo S, Pazhanivelan S and Nelson A. 2017. PhenoRice: a method for automatic extraction of spatio-temporal information on rice crops using satellite data time series. *Remote Sensing of Environment*, 194: 347-365 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.029]

Bouvet A and Le Toan T. 2011. Use of ENVISAT/ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong River Delta. *Remote Sensing of Environment*, 115(4): 1090-1101 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.12.014]

Bouvet A, Le Toan T and Lam-Dao N. 2009. Monitoring of the rice cropping system in the Mekong Delta using ENVISAT/ASAR dual polarization data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2): 517-526 [DOI: 10.1109/tgrs.2008.2007963]

Cai Y T, Liu S T, Lin H and Zhang M. 2020. Extraction of paddy rice based on convolutional neural network using multi-source remote sensing data. *Remote Sensing for Land and Resources*, 32(4): 97-104 (蔡耀通, 刘书彤, 林辉, 张猛. 2020. 基于多源遥感数据的CNN水稻提取研究. *国土资源遥感*, 32(4): 97-104) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020.04.14]

Campos-Taberner M, García-Haro F J, Martínez B, Izquierdo-Verdiguier E, Atzberger C, Camps-Valls G and Gilabert M A. 2020. Understanding deep learning in land use classification based on Sentinel-2 time series. *Scientific Reports*, 10(1): 17188 [DOI: 10.1038/s41598-020-74215-5]

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]

Chandrasekar K, Sai M V R S, Roy P S and Dwevedi R S. 2010. Land

- Surface Water Index (LSWI) response to rainfall and NDVI using the MODIS vegetation index product. *International Journal of Remote Sensing*, 31(15): 3987-4005 [DOI: 10.1080/01431160802575653]
- Chen N C, Yu L X N, Zhang X, Shen Y L, Zeng L L, Hu Q and Niyogi D. 2020. Mapping paddy rice fields by combining multi-temporal vegetation index and synthetic aperture radar remote sensing data using Google Earth Engine machine learning platform. *Remote Sensing*, 12(18): 2992 [DOI: 10.3390/rs12182992]
- Clauss K, Ottinger M, Leinenkugel P and Kuenzer C. 2018. Estimating rice production in the Mekong Delta, Vietnam, utilizing time series of Sentinel-1 SAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73: 574-585 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.07.022]
- Clauss K, Yan H M and Kuenzer C. 2016. Mapping paddy rice in china in 2002, 2005, 2010 and 2014 with MODIS time series. *Remote Sensing*, 8(5): 434 [DOI: 10.3390/rs8050434]
- Crisóstomo de Castro Filho H, Abílio de Carvalho Júnior O, Ferreira de Carvalho O L, Pozzobon de Bem P, dos Santos de Moura R, Olino de Albuquerque A, Rosa Silva C, Guimarães Ferreira P H, Fontes Guimarães R and Trancoso Gomes R A. 2020. Rice crop detection using LSTM, Bi-LSTM, and machine learning models from Sentinel-1 time series. *Remote Sensing*, 12(16): 2655 [DOI: 10.3390/rs12162655]
- Degenhardt F, Seifert S and Szymczak S. 2019. Evaluation of variable selection methods for random forests and omics data sets. *Briefings in Bioinformatics*, 20(2): 492-503 [DOI: 10.1093/bib/bbx124]
- dela Torre D M G, Gao J, Macinnis-Ng C and Shi Y. 2021. Phenology-based delineation of irrigated and rain-fed paddy fields with Sentinel-2 imagery in Google Earth Engine. *Geo-Spatial Information Science*, 24(4): 695-710 [DOI: 10.1080/10095020.2021.1984183]
- Ding M J, Guan Q H, Li L H, Zhang H M, Liu C and Zhang L. 2020. Phenology-based rice paddy mapping using multi-source satellite imagery and a fusion algorithm applied to the Poyang lake plain, Southern China. *Remote Sensing*, 12(6): 1022 [DOI: 10.3390/rs12061022]
- Dong J W and Xiao X M. 2016. Evolution of regional to global paddy rice mapping methods: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 119: 214-227 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.05.010]
- 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 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]
- Dong J W, Xiao X M, Menarguez M A, Zhang G L, Qin Y W, Thau D, Biradar C and Moore B III. 2016. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 185: 142-154 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.016]
- Fatchurrachman, Rudiyanto, Soh N C, Shah R M, Giap S G E, Setiawan B I and Minasny B. 2022. High-resolution mapping of paddy rice extent and growth stages across peninsular Malaysia using a fusion of Sentinel-1 and 2 time series data in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 14(8): 1875 [DOI: 10.3390/rs14081875]
- Feng Q L, Niu B W, Zhu D H, Chen B A, Zhang C and Yang J Y. 2022. Review for deep learning in land use and land cover remote sensing classification. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 53(3): 1-17 (冯权泷, 牛博文, 朱德海, 陈泊安, 张超, 杨建宇). 2022. 土地利用/覆被深度学习遥感分类研究综述. *农业机械学报*, 53(3): 1-17 [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.001]
- Fiorillo E, Di Giuseppe E, Fontanelli G and Maselli F. 2020. Lowland rice mapping in Sédhiou region (Senegal) using Sentinel 1 and Sentinel 2 data and random forest. *Remote Sensing*, 12(20): 3403 [DOI: 10.3390/rs12203403]
- Frolking S, Qiu J J, Boles S, Xiao X M, Liu J Y, Zhuang Y H, Li C S and Qin X G. 2002. Combining remote sensing and ground census data to develop new maps of the distribution of rice agriculture in China. *Global Biogeochemical Cycles*, 16(4): 1091 [DOI: 10.1029/2001gb001425]
- Fu D J, Xiao H, Su F Z, Zhou C H, Dong J W, Zeng Y L, Yan K, Li S W, Wu J, Wu W Z and Yan F Q. 2021. Remote sensing cloud computing platform development and Earth science application. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 220-230 (付东杰, 肖寒, 苏奋振, 周成虎, 董金玮, 曾也鲁, 闫凯, 李世卫, 吴进, 吴文周, 颜凤芹). 2021. 遥感云计算平台发展及地球科学应用. *遥感学报*, 25(1): 220-230 [DOI: 10.11834/jrs.20210447]
- Fuller D Q, Qin L, Zheng Y F, Zhao Z J, Chen X G, Hosoya L A and Sun G P. 2009. The domestication process and domestication rate in rice: spikelet Bases from the Lower Yangtze. *Science*, 323(5921): 1607-1610 [DOI: 10.1126/science.1166605]
- Gao B C. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3): 257-266 [DOI: 10.1016/s0034-4257(96)00067-3]
- Gao F, Masek J, Schwaller M and Hall F. 2006. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8): 2207-2218 [DOI: 10.1109/tgrs.2006.872081]
- Guan K Y, Li Z, Rao L N, Gao F, Xie D H, Hien N T and Zeng Z Z. 2018. Mapping paddy rice area and yields over Thai Binh Province in Viet Nam from MODIS, Landsat, and ALOS-2/PALSAR-2. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(7): 2238-2252 [DOI: 10.1109/Jstars.2018.2834383]
- Gumma M K, Thenkabail P S, Panjala P, Teluguntla P, Yamano T and Mohammed I. 2022. Multiple agricultural cropland products of South Asia developed using Landsat-8 30 m and MODIS 250 m data using machine learning on the Google Earth Engine (GEE) cloud and spectral matching techniques (SMTs) in support of food and water security. *GIScience and Remote Sensing*, 59(1): 1048-1077 [DOI: 10.1080/15481603.2022.2088651]
- Guo X L, Price K P and Stiles J. 2003. Grasslands discriminant analysis using Landsat TM single and multitemporal data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 69(11): 1255-1262

- [DOI: 10.14358/Pers.69.11.1255]
- Han J C, Zhang Z, Luo Y C, Cao J, Zhang L L, Cheng F, Zhuang H M, Zhang J and Tao F L. 2021. NESEA-Rice10: high-resolution annual paddy rice maps for Northeast and Southeast Asia from 2017 to 2019. *Earth System Science Data*, 13(12): 5969-5986 [DOI: 10.5194/essd-13-5969-2021]
- He Y L, Dong J W, Liao X Y, Sun L, Wang Z P, You N S, Li Z C and Fu P. 2021. Examining rice distribution and cropping intensity in a mixed single- and double-cropping region in South China using all available Sentinel 1/2 images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 101: 102351 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102351]
- He Z and Li S H. 2023. Research progress on radar remote sensing for rice growth monitoring. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(10): 2363-2382 (何泽, 李世华. 2023. 水稻雷达遥感监测研究进展. *遥感学报*, 27(10): 2363-2382) [DOI: 10.11834/jrs.20221701]
- He Z X, Zhang M, Wu B F and Xing Q. 2019. Extraction of summer crop in Jiangsu based on Google Earth Engine. *Journal of Geo-information Science*, 21(5): 752-766 (何昭欣, 张森, 吴炳方, 邢强. 2019. Google Earth Engine 支持下的江苏省夏收作物遥感提取. *地球信息科学学报*, 21(5): 752-766) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180420]
- Hedayati A, Vahidnia M H and Behzadi S. 2022. Paddy lands detection using Landsat-8 satellite images and object-based classification in Rasht city, Iran. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(1): 73-84 [DOI: 10.1016/j.ejrs.2021.12.008]
- Housman I W, Chastain R A and Finco M V. 2018. An evaluation of forest health insect and disease survey data and satellite-based remote sensing forest change detection methods: case studies in the United States. *Remote Sensing*, 10(8): 1184 [DOI: 10.3390/rs10081184]
- Huang C, Xu Z X, Zhang C C, Li H, Liu Q S, Yang Z K and Liu G H. 2020. Extraction of rice planting structure in tropical region based on Sentinel-1 temporal features integration. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 36(9): 177-184 (黄翀, 许照鑫, 张晨晨, 李贺, 刘庆生, 杨振坤, 刘高焕. 2020. 基于 Sentinel-1 数据时序特征融合的热带地区水稻种植结构提取方法. *农业工程学报*, 36(9): 177-184) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2020.09.020]
- Huang J F, Chen L, Wang J and Wang X Z. 2013. Uncertainty analysis of rice planting area extraction based on different classifiers using Landsat data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 29(6): 166-176 (黄敬峰, 陈拉, 王晶, 王秀珍. 2013. 水稻种植面积遥感估算的不确定性研究. *农业工程学报*, 29(6): 166-176) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.06.021]
- Huang W, Huang J L, Wang L H, Hu Y X, Han P P and Wang J L. 2014. Detection of late rice's planting area change in Pingle County based on multi-temporal remote sensing images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 30(21): 174-183 (黄维, 黄进良, 王立辉, 胡砚霞, 韩鹏鹏, 王久玲. 2014. 多时相遥感影像检测平乐县晚稻种植面积变化. *农业工程学报*, 30(21): 174-183) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.21.021]
- Ienco D, Interdonato R, Gaetano R and Minh D H T. 2019. Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite image time series for land cover mapping via a multi-source deep learning architecture. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 158: 11-22 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.09.016]
- Jiang M, Xin L J, Li X B, Tan M H and Wang R J. 2018. Decreasing rice cropping intensity in Southern China from 1990 to 2015. *Remote Sensing*, 11(1): 35 [DOI: 10.3390/rs11010035]
- Jiang R, Sanchez-Azofeifa A, Laakso K, Xu Y, Zhou Z Y, Luo X W, Huang J H, Chen X and Zang Y. 2021. Cloud cover throughout all the paddy rice fields in Guangdong, China: impacts on Sentinel 2 MSI and Landsat 8 OLI optical observations. *Remote Sensing*, 13(15): 2961 [DOI: 10.3390/rs13152961]
- Jin C, Xiao X M, Merbold L, Arneeth A, Veenendaal E and Kutsch W L. 2013. Phenology and gross primary production of two dominant savanna woodland ecosystems in Southern Africa. *Remote Sensing of Environment*, 135: 189-201 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.03.033]
- Kim H O and Yeom J M. 2014. Effect of red-edge and texture features for object-based paddy rice crop classification using RapidEye multi-spectral satellite image data. *International Journal of Remote Sensing*, 35(19): 7046-7068 [DOI: 10.1080/01431161.2014.965285]
- Kontgis C, Schneider A and Ozdogan M. 2015. Mapping rice paddy extent and intensification in the Vietnamese Mekong River Delta with dense time stacks of Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 169: 255-269 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.004]
- Liang J, Zheng Z W, Xia S T, Zhang X T and Tang Y Y. 2020. Crop recognition and evaluation using red edge features of GF-6 satellite. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(10): 1168-1179 (梁继, 郑镇炜, 夏诗婷, 张晓彤, 唐媛媛. 2020. 高分六号红边特征的农作物识别与评估. *遥感学报*, 24(10): 1168-1179) [DOI: 10.11834/jrs.20209289]
- Ling F L, Li Z Y, Bai L N, Tian X, Chen E X and Yang Y T. 2011. Rice mapping using ALOS PALSAR dual polarization data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 15(6): 1215-1227 (凌飞龙, 李增元, 白黎娜, 田昕, 陈尔学, 杨永恬. 2011. ALOS PALSAR 双极化数据水稻制图. *遥感学报*, 15(6): 1215-1227) [DOI: 10.11834/jrs.20110019]
- Liu J H, Li L, Huang X, Liu Y M and Li T S. 2019. Mapping paddy rice in Jiangsu Province, China, based on phenological parameters and a decision tree model. *Frontiers of Earth Science*, 13(1): 111-123 [DOI: 10.1007/s11707-018-0723-y]
- Liu L, Xiao X M, Qin Y W, Wang J, Xu X L, Hu Y M and Qiao Z. 2020a. Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111624 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111624]
- Liu R Q, Zhang G L, Dong J W, Zhou Y, You N S, He Y L and Xiao X M. 2022. Evaluating effects of medium-resolution optical data availability on phenology-based rice mapping in China. *Remote Sensing*, 14(13): 3134 [DOI: 10.3390/rs14133134]
- Liu S S, Chen Y R, Ma Y T, Kong X X, Zhang X Y and Zhang D Y. 2020b. Mapping ratoon rice planting area in Central China using

- Sentinel-2 time stacks and the phenology-based algorithm. *Remote Sensing*, 12(20): 3400 [DOI: 10.3390/rs12203400]
- Liu W, Dong J, Xiang K L, Wang S, Han W and Yuan W P. 2018. A sub-pixel method for estimating planting fraction of paddy rice in Northeast China. *Remote Sensing of Environment*, 205: 305-314 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.001]
- Lu J, Huang J L, Wang L H and Pei Y Y. 2017. Paddy rice planting information extraction based on spatial and temporal data fusion approach in Jiangnan plain. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 26(6): 874-881 (陆俊, 黄进良, 王立辉, 裴艳艳. 2017. 基于时空数据融合的江汉平原水稻种植信息提取. *长江流域资源与环境*, 26(6): 874-881) [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj201706010]
- Lu Z R, Xiong Q X, Zhou Y S, Deng Q Y, Ji S W and Ding L. 2020. Extraction of spatial distribution information of rice and shrimp fields by Sentinel-1 A time series data and dynamic time warping algorithm. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 48(18): 230-236 (卢泽如, 熊勤学, 周雨顺, 邓琪云, 纪绍威, 丁璐. 2020. 运用 Sentinel-1A 时序数据和动态时间规整算法提取稻田空间分布信息. *江苏农业科学*, 48(18): 230-236) [DOI: 10.15889/j.issn.1002-1302.2020.18.046]
- Ma X F, Hong Y T, Song Y Z and Chen Y J. 2019. A super-resolution convolutional-neural-network-based approach for subpixel mapping of hyperspectral images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(12): 4930-4939 [DOI: 10.1109/Jstars.2019.2941089]
- Maiti A, Acharya P, Sannigrahi S, Zhang Q, Bar S, Chakraborti S, Gayen B K, Barik G, Ghosh S and Punia M. 2022. Mapping active paddy rice area over monsoon Asia using time-series Sentinel-2 images in Google Earth Engine: a case study over lower Gangetic plain. *Geocarto International*, 37(25): 10254-10277 [DOI: 10.1080/10106049.2022.2032396]
- Mansaray L R, Huang W J, Zhang D D, Huang J F and Li J. 2017. Mapping rice fields in urban Shanghai, Southeast China, using Sentinel-1A and Landsat 8 datasets. *Remote Sensing*, 9(3): 257 [DOI: 10.3390/rs9030257]
- Mou X L, Li H, Huang C, Liu Q S and Liu G H. 2021. Application progress of Google Earth Engine in land use and land cover remote sensing information extraction. *Remote Sensing for Land and Resources*, 33(2): 1-10 (牟晓莉, 李贺, 黄翀, 刘庆生, 刘高焕. 2021. Google Earth Engine 在土地覆被遥感信息提取中的研究进展. *国土资源遥感*, 33(2): 1-10) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020189]
- Mullissa A, Vollrath A, Odongo-Braun C, Slagter B, Balling J, Gou Y Q, Gorelick N and Reiche J. 2021. Sentinel-1 SAR backscatter analysis ready data preparation in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(10): 1954 [DOI: 10.3390/rs13101954]
- Nguyen D B, Gruber A and Wagner W. 2016. Mapping rice extent and cropping scheme in the Mekong Delta using Sentinel-1A data. *Remote Sensing Letters*, 7(12): 1209-1218 [DOI: 10.1080/2150704x.2016.1225172]
- Nguyen T T H, De Bic C A J M, Ali A, Smaling E M A and Chu T H. 2012. Mapping the irrigated rice cropping patterns of the Mekong delta, Vietnam, through hyper-temporal SPOT NDVI image analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 33(2): 415-434 [DOI: 10.1080/01431161.2010.532826]
- 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.isprs.2021.06.018]
- Pan X Z, Uchida S, Liang Y, Hirano A and Sun B. 2010. Discriminating different landuse types by using multitemporal NDXI in a rice planting area. *International Journal of Remote Sensing*, 31(3): 585-596 [DOI: 10.1080/01431160902894442]
- Park S, Im J, Park S, Yoo C, Han H and Rhee J. 2018. Classification and mapping of paddy rice by combining Landsat and SAR time series data. *Remote Sensing*, 10(3): 447 [DOI: 10.3390/rs10030447]
- Peng D L, Huete A R, Huang J F, Wang F M and Sun H S. 2011. Detection and estimation of mixed paddy rice cropping patterns with MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(1): 13-23 [DOI: 10.1016/j.jag.2010.06.001]
- Phan H, Le Toan T, Bouvet A, Nguyen L D, Duy T P and Zribi M. 2018. Mapping of rice varieties and sowing date using X-Band SAR data. *Sensors (Basel)*, 18(2): 316 [DOI: 10.3390/s18010316]
- Phiri D, Simwanda M, Salekin S, Nyirenda V R, Murayama Y and Ranagalage M. 2020. Sentinel-2 data for land cover/use mapping: a review. *Remote Sensing*, 12(14): 2291 [DOI: 10.3390/rs12142291]
- Pradhan S, Dhar A and Tiwari K N. 2022. Sustainability of *Boro* rice cultivation in the canal irrigated command area of India. *Journal of Water and Climate Change*, 13(8): 3083-3099 [DOI: 10.2166/wcc.2022.125]
- 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.isprs.2015.04.008]
- Qiu B W, Li W J, Tang Z H, Chen C C and Qi W. 2015. Mapping paddy rice areas based on vegetation phenology and surface moisture conditions. *Ecological Indicators*, 56: 79-86 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.03.039]
- Rasel S M M, Chang H C, Ralph T J, Saintilan N and Diti I J. 2021. Application of feature selection methods and machine learning algorithms for saltmarsh biomass estimation using Worldview-2 imagery. *Geocarto International*, 36(10): 1075-1099 [DOI: 10.1080/10106049.2019.1624988]
- Rudiyanto, Minasny B, Shah R M, Soh N C, Arif C and Setiawan B I. 2019. Automated near-real-time mapping and monitoring of rice extent, cropping patterns, and growth stages in Southeast Asia using Sentinel-1 time series on a Google Earth Engine platform. *Remote Sensing*, 11(14): 1666 [DOI: 10.3390/rs11141666]
- Sakamoto T, Van Nguyen N, Kotera A, Ohno H, Ishitsuka N and Yokozawa M. 2007. Detecting temporal changes in the extent of annual flooding within the Cambodia and the Vietnamese Mekong Delta from MODIS time-series imagery. *Remote Sensing of Environment*, 109(3): 295-313 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.01.011]
- Sanchez A H, Picoli M C A, Camara G, Andrade P R, Chaves M E D,

- Lechler S, Soares A R, Marujo R F B, Simões R E O, Ferreira K R and Queiroz G R. 2020. Comparison of cloud cover detection algorithms on Sentinel - 2 images of the Amazon tropical forest. *Remote Sensing*, 12(8): 1284 [DOI: 10.3390/rs12081284]
- Sang G Q, Tang Z G, Mao K B, Deng G, Wang J W and Li J. 2022. High-resolution paddy rice mapping using Sentinel data based on GEE plat-form: a case study of Hunan province, China. *Acta Agronomica Sinica*, 48(9): 2409-2420 (桑国庆, 唐志光, 毛克彪, 邓刚, 王靖文, 李佳. 2022. 基于 GEE 云平台与 Sentinel 数据的高分辨率水稻种植范围提取——以湖南省为例. *作物学报*, 48(9): 2409-2420) [DOI: 10.3724/SP.J.1006.2022.12066]
- Shao Y, Fan X T, Liu H, Xiao J H, Ross S, Brisco B, Brown R and Staples G. 2001. Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sensing of Environment*, 76(3): 310-325 [DOI: 10.1016/s0034-4257(00)00212-1]
- Sibanda M, Mutanga O, Dube T, S Vundla T and L Mafongoya P. 2019. Estimating LAI and mapping canopy storage capacity for hydrological applications in wattle infested ecosystems using Sentinel-2 MSI derived red edge bands. *GIScience and Remote Sensing*, 56(1): 68-86 [DOI: 10.1080/15481603.2018.1492213]
- Singha M, Dong J W, Zhang G L and Xiao X M. 2019. High resolution paddy rice maps in cloud-prone Bangladesh and Northeast India using Sentinel-1 data. *Scientific Data*, 6(1): 26 [DOI: 10.1038/s41597-019-0036-3]
- Singha M and Sarmah S. 2019. Incorporating crop phenological trajectory and texture for paddy rice detection with time series MODIS, HJ-1A and ALOS PALSAR imagery. *European Journal of Remote Sensing*, 52(1): 73-87 [DOI: 10.1080/22797254.2018.1556568]
- Singha M, Wu B F and Zhang M. 2016. Object-Based Paddy rice mapping using HJ-1A/B data and temporal features extracted from time series MODIS NDVI data. *Sensors (Basel)*, 17(12): 10 [DOI: 10.3390/s17010010]
- Song B Z, Liu P, Li J, Wang L Z, Zhang L, He G J, Chen L J and Liu J B. 2022. MLFF-GAN: a multilevel feature fusion with GAN for spatiotemporal remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4410816 [DOI: 10.1109/Tgrs.2022.3169916]
- 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]
- Sun H S, Huang J F and Peng D L. 2009. Detecting major growth stages of paddy rice using MODIS data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 13(6): 1122-1137 (孙华生, 黄敬峰, 彭代亮. 2009. 利用 MODIS 数据识别水稻关键生长发育期. *遥感学报*, 13(6): 1122-1137) [DOI: 10.11834/jrs.20090611]
- Talhelm T, Zhang X, Oishi S, Shimin C, Duan D, Lan X and Kitayama S. 2014. Large-scale psychological differences within china explained by rice versus wheat agriculture. *Science*, 344(6184): 603-608 [DOI: 10.1126/science.1246850]
- Tan S, Wu B F and Zhang X. 2019. Mapping paddy rice in the Hainan Province using both Google Earth Engine and remote sensing images. *Journal of Geo-information Science*, 21(6): 937-947 (谭深, 吴炳方, 张鑫. 2019. 基于 Google Earth Engine 与多源遥感数据的海南水稻分类研究. *地球信息科学学报*, 21(6): 937-947) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180423]
- Thorp K R and Drajat D. 2021. Deep machine learning with Sentinel satellite data to map paddy rice production stages across West Java, Indonesia. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112679 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112679]
- Tian H F, Wu M Q, Wang L and Niu Z. 2018. Mapping early, middle and late rice extent using Sentinel-1A and Landsat-8 data in the Poyang Lake Plain, China. *Sensors (Basel)*, 18(1): 185 [DOI: 10.3390/s18010185]
- Torbick N, Chowdhury D, Salas W and Qi J G. 2017. Monitoring rice agriculture across Myanmar using time series Sentinel-1 assisted by Landsat-8 and PALSAR-2. *Remote Sensing*, 9(2): 119 [DOI: 10.3390/rs9020119]
- Tseng H H, Yang M D, Saminathan R, Hsu Y C, Yang C Y and Wu D H. 2022. Rice seedling detection in UAV images using transfer learning and machine learning. *Remote Sensing*, 14(12): 2837 [DOI: 10.3390/rs14122837]
- Tu Y, Lang W, Yu L, Li Y, Jiang J H, Qin Y W, Wu J M, Chen T T and Xu B. 2020. Improved mapping results of 10 m resolution land cover classification in Guangdong, China using multisource remote sensing data with Google Earth Engine. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 5384-5397 [DOI: 10.1109/Jstars.2020.3022210]
- Vali A, Comai S and Matteucci M. 2020. Deep learning for land use and land cover classification based on hyperspectral and multi-spectral earth observation data: a review. *Remote Sensing*, 12(15): 2495 [DOI: 10.3390/rs12152495]
- 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-Basel*, 10(10): 483 [DOI: 10.3390/agriculture10100483]
- Wang X N, Tian J Y, Li X J, Wang L, Gong H L, Chen B B, Li X C and Guo J H. 2022. Benefits of Google Earth Engine in remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 299-309 (王小娜, 田金炎, 李小娟, 王乐, 宫辉力, 陈蓓蓓, 李向彩, 郭婧涵. 2022. Google Earth Engine 云平台对遥感发展的改变. *遥感学报*, 26(2): 299-309) [DOI: 10.11834/jrs.20211317]
- Wang X Q, Wang Q M, Shi X M, Ling F L and Zhu X L. 2008. Rice field mapping and monitoring using ASAR data based on principal component analysis. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 24(10): 122-126 (汪小钦, 王钦敏, 史晓明, 凌飞龙, 朱晓铃. 2008. 基于主成分变换的 ASAR 数据水稻种植面积提取. *农业工程学报*, 24(10): 122-126) [DOI: 10.3321/j.issn:1002-6819.2008.10.025]
- Wang X Y, Wang J, Li H Y and Hao X H. 2017. Combination of NDSI and NDFSII for snow cover mapping in a mountainous and forested region. *Journal of Remote Sensing*, 21(2): 310-317 (王晓艳, 王建, 李弘毅, 郝晓华. 2017. NDSI 与 NDFSII 结合的山区林地积雪制

- 图方法. 遥感学报, 21(2): 310-317 [DOI: 10.11834/jrs.20176211]
- Wei J, Cui Y L, Luo W Q and Luo Y F. 2022a. Mapping paddy rice distribution and cropping intensity in China from 2014 to 2019 with Landsat images, effective flood signals, and Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 14(3): 759 [DOI: 10.3390/rs14030759]
- Wei P L, Chai D F, Huang R, Peng D L, Lin T, Sha J M, Sun W W and Huang J F. 2022b. Rice mapping based on Sentinel-1 images using the coupling of prior knowledge and deep semantic segmentation network: a case study in Northeast China from 2019 to 2021. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102948 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102948]
- Wei P L, Chai D F, Lin T, Tang C, Du M Q and Huang J F. 2021. Large-scale rice mapping under different years based on time-series Sentinel-1 images using deep semantic segmentation model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 174: 198-214 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.02.011]
- Wei P L, Huang R, Lin T and Huang J F. 2022c. Rice mapping in training sample shortage regions using a deep semantic segmentation model trained on pseudo-labels. *Remote Sensing*, 14(2): 328 [DOI: 10.3390/rs14020328]
- Wu B F, Zhang F, Liu C L, Zhang L and Luo Z M. 2004. An integrated method for crop condition monitoring. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 8(6): 498-514 (吴炳方, 张峰, 刘成林, 张磊, 罗治敏. 2004. 农作物长势综合遥感监测方法. 遥感学报, 8(6): 498-514) [DOI: 10.11834/jrs.20040602]
- Wu F M, Zhang M and Wu B F. 2019. Object-oriented rapid estimation of rice acreage from UAV imagery. *Journal of Geo-information Science*, 21(5): 789-798 (吴方明, 张森, 吴炳方. 2019. 无人机影像的面向对象水稻种植面积快速提取. 地球信息科学学报, 21(5): 789-798) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180418]
- Wu J S, Liu H L and Zhang J S. 2018. Paddy planting acreage estimation in city level based on UAV images and object-oriented classification method. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 34(1): 70-77 (吴金胜, 刘红利, 张锦水. 2018. 无人机遥感影像面向对象分类方法估算市域水稻面积. 农业工程学报, 34(1): 70-77) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2018.01.010]
- Wu M Q, Wang C Y and Niu Z. 2010. Mapping paddy fields in large areas, based on time series multi-sensors data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 26(7): 240-244 (邬明权, 王长耀, 牛铮. 2010. 利用多源时序遥感数据提取大范围水稻种植面积. 农业工程学报, 26(7): 240-244) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.07.041]
- Xi W Q, Du S H and Du S J. 2022. Multi-temporal cultivated land cover extraction and change analysis: a spatiotemporal context method combining remote sensing and spatial statistics. *Journal of Geo-Information Science*, 24(2): 310-325 (习文强, 杜世宏, 杜守基. 2022. 多时相耕地覆盖提取和分析: 一种结合遥感和空间统计的时空上下文方法. 地球信息科学学报, 24(2): 310-325) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2022.210034]
- Xia L, Zhao F, Chen J, Yu L, Lu M, Yu Q Y, Liang S F, Fan L L, Sun X, Wu S R, Wu W B and Yang P. 2022. A full resolution deep learning network for paddy rice mapping using Landsat data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 194: 91-107 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.10.005]
- Xiao W, Xu S C and He T T. 2021. Mapping paddy rice with Sentinel-1/2 and phenology-object-based algorithm—a implementation in Hangjiahu Plain in China using GEE platform. *Remote Sensing*, 13(5): 990 [DOI: 10.3390/rs13050990]
- Xiao X M, Boles S, Froking S, Li C S, Babu J Y, Salas W and Moore B. 2006. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 100(1): 95-113 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.10.004]
- Xiao X M, Boles S, Liu J Y, Zhuang D F, Froking S, Li C S, Salas W and Moore 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, Zhang Q Y, Braswell B, Urbanski S, Boles S, Wofsy S, Moore B III and Ojima D. 2004. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sensing of Environment*, 91(2): 256-270 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.03.010]
- Xu D and Zhang M. 2022. Mapping paddy rice using an adaptive stacking algorithm and Sentinel-1/2 images based on Google Earth Engine. *Remote Sensing Letters*, 13(4): 373-382 [DOI: 10.1080/2150704x.2022.2027543]
- Xu L, Zhang H, Wang C, Wei S S, Zhang B, Wu F and Tang Y X. 2021. Paddy rice mapping in Thailand using time-series Sentinel-1 data and deep learning model. *Remote Sensing*, 13(19): 3994 [DOI: 10.3390/rs13193994]
- 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]
- Yang H J, Pan B, Li N, Wang W, Zhang J and Zhang X L. 2021. A systematic method for spatio-temporal phenology estimation of paddy rice using time series Sentinel-1 images. *Remote Sensing of Environment*, 259: 112394 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112394]
- Yang J Y, Wu T X, Wang S D, Zhao X and Xiong H. 2022a. Extraction of multiple cropping information at the Sub-pixel scale based on phenology and MODIS NDVI time-series: a case study in Henan Province, China. *Geocarto International*, 37(27): 15999-16019 [DOI: 10.1080/10106049.2022.2104390]
- Yang L B, Huang R, Huang J F, Lin T, Wang L M, Mijiti R, Wei P L, Tang C, Shao J, Li Q Z and Du X. 2022b. Semantic segmentation based on temporal features: learning of temporal – spatial information from time-series SAR images for paddy rice mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4403216 [DOI: 10.1109/tgrs.2021.3099522]
- Yang X M, Yang T B, Liu H M, Ghebregabher M G, Wang Q and Wei H D. 2016. Vegetation variation in the north hemisphere under climate warming in the last 30 years. *Arid Zone Research*, 33(2): 379-391 (杨雪梅, 杨太保, 刘海猛, Ghebregabher M G, 王倩, 魏怀东. 2016. 气候变暖背景下近30a北半球植被变化研究综述. 干旱区研究, 33(2): 379-391) [DOI: 10.13866/j.azr.2016.02.21]
- Yang Y J, Huang Y, Tian Q J, Wang L, Geng J and Yang R R. 2015.

- The extraction model of paddy rice information based on GF-1 satellite WVF images. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 35(11): 3255-3261 (杨闫君, 黄彦, 田庆久, 王磊, 耿君, 杨冉冉. 2015. 基于高分一号卫星 WVF 影像的水稻信息提取模式. *光谱学与光谱分析*, 35(11): 3255-3261) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2015)11-3255-07]
- Yin Q, Liu M L, Cheng J Y, Ke Y H and Chen X W. 2019. Mapping paddy rice planting area in Northeastern China using spatiotemporal data fusion and phenology-based method. *Remote Sensing*, 11(14): 1699 [DOI: 10.3390/rs11141699]
- Zeng Y L, Hao D L, Huete A, Dechant B, Berry J, Chen J M, Joiner J, Frankenberg C, Bond-Lamberty B, Ryu Y, Xiao J F, Asrar G R and Chen M. 2022. Optical vegetation indices for monitoring terrestrial ecosystems globally. *Nature Reviews Earth and Environment*, 3(7): 477-493 [DOI: 10.1038/s43017-022-00298-5]
- 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 C, Dong J W, Xie Y H, Zhang X Z and Ge Q S. 2022a. Mapping irrigated croplands in China using a synergetic training sample generating method, machine learning classifier, and Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102888 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102888]
- Zhang C K, Zhang H Y and Zhang L P. 2021. Spatial domain bridge transfer: an automated paddy rice mapping method with no training data required and decreased image inputs for the large cloudy area. *Computers and Electronics in Agriculture*, 181: 105978 [DOI: 10.1016/j.compag.2020.105978]
- Zhang H G, He B B and Xing J. 2022b. Mapping paddy rice in complex landscapes with Landsat time series data and super pixel-based deep learning method. *Remote Sensing*, 14(15): 3721 [DOI: 10.3390/rs14153721]
- Zhang H S, Lin H and Li Y. 2015. Impacts of feature normalization on optical and SAR data fusion for land use/land cover classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(5): 1061-1065 [DOI: 10.1109/lgrs.2014.2377722]
- Zhang M, Lin H, Wang G X, Sun H and Fu J. 2018a. Mapping paddy rice using a Convolutional Neural Network (CNN) with Landsat 8 datasets in the Dongting Lake Area, China. *Remote Sensing*, 10(11): 1840 [DOI: 10.3390/rs10111840]
- Zhang X, Wu B F, Ponce-Campos G E, Zhang M, Chang S and Tian F Y. 2018b. Mapping up-to-date paddy rice extent at 10 m resolution in China through the integration of optical and synthetic aperture radar images. *Remote Sensing*, 10(8): 1200 [DOI: 10.3390/rs10081200]
- Zhang Y Q, Li R P, Mu X H and Ren H R. 2021. Extraction of paddy rice planting areas based on multi-temporal GF-6 remote sensing images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 37(17): 189-196 (张悦琦, 李荣平, 穆西晗, 任鸿瑞. 2021. 基于多时相 GF-6 遥感影像的水稻种植面积提取. *农业工程学报*, 37(17): 189-196) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.17.021]
- Zhang Y S, Yuan L F and Yao Y H. 2007. Study on extraction of paddy rice fields from multitemporal MODIS images. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 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]
- Zhang Z J, Hua L, Zheng X and Li J L. 2022. Extraction of cropping patterns in Jiangnan Plain based on GEE and Sentinel-NDVI time series data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 38(1): 196-202 (张紫荆, 华丽, 郑萱, 李嘉麟. 2022. 基于 GEE 平台与 Sentinel-NDVI 时序数据江汉平原种植模式提取. *农业工程学报*, 38(1): 196-202) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.01.022]
- Zhao H W, Chen Z X, Jiang H, Jing W L, Sun L and Feng M. 2019. Evaluation of three deep learning models for early crop classification using Sentinel-1A imagery time series—A case study in Zhanjiang, China. *Remote Sensing*, 11(22): 2673 [DOI: 10.3390/rs11222673]
- Zhao R K, Li Y C, Chen J, Ma M G, Fan L and Lu W. 2021a. Mapping a paddy rice area in a cloudy and rainy region using spatiotemporal data fusion and a phenology-based algorithm. *Remote Sensing*, 13(21): 4400 [DOI: 10.3390/rs13214400]
- Zhao R K, Li Y C and Ma M G. 2021b. Mapping paddy rice with satellite remote sensing: a review. *Sustainability*, 13(2): 503 [DOI: 10.3390/su13020503]
- Zhao S, Liu X N, Ding C, Liu S Y, Wu C S and Wu L. 2020. Mapping rice paddies in complex landscapes with convolutional neural networks and phenological metrics. *GIScience and Remote Sensing*, 57(1): 37-48 [DOI: 10.1080/15481603.2019.1658960]
- Zhao Y J, Huang J L, Wang L H, Chi H and Yin H M. 2020. Extraction of rice planting areas in Jiangnan plain based on spatiotemporal fusion NDVI and phenological characteristics. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 29(2): 424-433 (赵亚杰, 黄进良, 王立辉, 池泓, 阴海明. 2020. 基于时空融合 NDVI 及物候特征的江汉平原水稻种植区提取研究. *长江流域资源与环境*, 29(2): 424-433) [DOI: 10.11870/cjlyzyyhj202002015]
- Zhao Y S. 2003. *Principles and Methods of Remote Sensing Application Analysis*. Beijing: Science Press: 493 (赵英时. 2003. *遥感应用分析原理与方法*. 北京: 科学出版社: 493)
- Zheng C C, Wang X Z and Huang J F. 2009. Mapping paddy rice planting area in Zhejiang province using multi-temporal MODIS images. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 35(1): 98-104 (郑长春, 王秀珍, 黄敬峰. 2009. 多时相 MODIS 影像的浙江省水稻种植面积信息提取方法研究. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 35(1): 98-104) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-9209.2009.01.015]
- 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, 程堃, 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]
- Zhou Y N, Luo J C, Feng L, Yang Y P, Chen Y H and Wu W. 2019. Long-short-term-memory-based crop classification using high-res-

- olution optical images and multi-temporal SAR data. *GIScience and Remote Sensing*, 56(8): 1170-1191 [DOI: 10.1080/15481603.2019.1628412]
- Zhou Y T, Xiao X M, Qin Y W, Dong J W, Zhang G L, Kou W L, Jin C, Wang J and Li X P. 2016. Mapping paddy rice planting area in rice-wetland coexistent areas through analysis of Landsat 8 OLI and MODIS images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 46: 1-12 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.11.001]
- Zhu A X, Zhao F H, Pan H B and Liu J Z. 2021a. Mapping rice paddy distribution using remote sensing by coupling deep learning with phenological characteristics. *Remote Sensing*, 13(7): 1360 [DOI: 10.3390/rs13071360]
- Zhu L H, Liu X N, Wu L, Liu M L, Lin Y, Meng Y Y, Ye L, Zhang Q and Li Y M. 2021b. 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]
- Zhu X L, Chen J, Gao F, Chen X H and Masek J G. 2010. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*, 114(11): 2610-2623 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.032]
- Zhu Z and Woodcock C E. 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118: 83-94 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028]

Review of paddy rice mapping with remote sensing technology

GAO Xinyi^{1,2}, CHI Hong¹, HUANG Jinliang¹, LING Feng¹, HAN Yifei^{1,2}, JIA Xiaofeng^{1,2},
LI Yifan^{1,2}, HUANG Duan³, DONG Jinwei⁴

1. Hubei Provincial Key Laboratory of Environment and Disaster Monitoring and Assessment, Institute of Precision Measurement Science and Technology Innovation, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430077;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049;

3. School of Surveying and Mapping Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013;

4. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Resources, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101

Abstract: Rice is one of the main staple foods of human beings. Timely and accurate access to information about the distribution of paddy rice crop areas and its spatial-temporal variations are crucial for food policy formulation. Focusing on the topic “paddy rice remote sensing mapping,” we first summarized the physiological growing process and primary cropping patterns of paddy rice systematically, following a survey of domestic and foreign literature. Globally, rice cultivation is concentrated in Southeast Asia. In China, single-cropping rice production areas are mainly located in the northeastern region and the middle and lower reaches of the Yangtze River. The double- and triple-cropping rice production areas are located in southern provinces, such as Hunan, Jiangxi, and Guangdong. Second, rice mapping primarily relied on radar data in the early stage due to the effect of clouds and rain. With the abundance of remote sensing data sources, optical and radar data were synergistically applied to rice mapping. On the basis of the highlighted features of paddy rice’s “remote sensing signal-spatial-temporal properties,” we discussed typical vegetation index and the radar backscatter coefficient in rice mapping and concluded with mainstream methods of rice mapping in terms of traditional machine learning and deep learning. Afterward, the rice mapping application status was summed up in three ways: using a standard machine learning model, fusing multisource remote sensing data, and using a cloud-based remote sensing computing platform. Results indicate that the existing issues on rice mapping has the following problems: (1) Rice is misclassified due to the plants (aquatic vegetation such as wetlands) with comparable phenological stages. (2) Optical and radar data hardly provide entire observations in phenology stages of paddy rice. (3) Rice mapping in terrain fragmental areas and multiple cropping or rotation regions is still a huge challenge. (4) Generalization of mapping algorithms in rice mapping remains an issue. With an aim to solve these issues, the next steps of rice mapping were explored from the perspectives of rice phenological feature mining, techniques for collection paddy rice time-series observations, and enhancements to finer spatial resolution in rice mapping, specifically for future research. The steps are as follows: (1) focusing on the exploration of the characteristics of remote sensing signals in phenological stages of paddy rice, (2) using various methods to acquire temporal remote sensing data covering the entire phenological stages of paddy rice, (3) improving the spatial resolution of paddy rice mapping via finer spatial resolution data or multiple data fusion model, and (4) taking fully advantage of optical imagery and radar data for integrated mapping of paddy rice and general algorithms in application.

Key words: paddy rice, remote sensing mapping, signal-spatial-temporal, multi-sources remote sensing data, machine learning

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. U22A20567); State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System (No. 202026)

附表 A1 缩写索引
Table A1 Abbreviation Index

类别	缩写	全称
传感器类型	TM	Thematic Mapper
	ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus
	OLI	Operational Land Imager
	TM	Thematic Mapper
	TIRS	Thermal Infrared Sensor
	MSI	Multispectral Imager
	SAR	Synthetic Aperture Radar
	PALSAR	Phased Array L-band Synthetic Aperture Radar
生态参数	HJ	HuanJing
	LAI	Leaf Area Index
机器学习	HCA	Hierarchical Cluster Analysis
	SVM	Support Vector Machine
	RF	Random Forest
	DT	Decision Tree
	ANN	Artificial Neural Network
	MLC	Maximum Likelihood Classification
	CART	Classification and Regression Tree
	BPNN	Back Propagation Neural Network
	DTW	Dynamic Time Warping
深度学习	CNN	Convolutional Neural Networks
	RNN	Recurrent Neural Networks
	SS	Semantic Segmentation
	GAN	Generative Adversarial Network
	SRCNN	Super Resolution Convolutional Network
	FCN	Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation
	LSTM	Long Short Term Memory
遥感指数	NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
	EVI	Enhanced Vegetation Index
	EVI2	Enhanced Vegetation Index2
	GCVI	Green Chlorophyll Vegetation Index
	NDRE1	Normalized Difference Red Edge Index
	PSRI	Plant Senescence Reflex Index
	BSI	Bare Soil Index
	MTCI	MERIS Terrestrial Chlorophyll Index
	REP	Red Edge Position Index
	SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index
	NDWI	Normalized Difference Water Index
	MNDWI	Modified Normalized Difference Water Index
	LSWI	Land Surface Water Index
	NDFI	Normalized Difference Flood Index
	NDBI	Normalized Difference Built-up Index
	NDSI	Normalized Difference Snow Index
特征选择方法	JMIM	Joint Mutual Information Maximization
	MDA	Mean Decrease Accuracy
	RFE	Recursive Feature Elimination

			续表
类别	缩写	全称	
融合模型	FSDAF	Flexible Spatial–Temporal Data Fusion	
	STDFA	Spatial and Temporal Data Fusion Approach	
	STARFM	Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model	
	ESTARFM	Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model	
空间特征分析方法	GLCM	Grey–Level Co–occurrence Matrix	
	WT	Wavelet Transform	
遥感数据处理平台	ERDAS	Earth Resource Data Analysis System	
	ENVI	The Environment for Visualizing Images	
遥感计算云平台	GEE	Google Earth Engine	
	PIE–Engine	Pixel Information Export Engine	
其他	PPPM	Pixel– and Phenology–based Paddy Rice Mapping	
	Fmask	Function of Mask	
	FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations	
	DOY	Day of Year	
	IRRI	International Rice Research Institute	