

# 空天地协同下农田系统监测关键技术研究进展

张超<sup>1</sup> 穆佳佳<sup>1</sup> 王长志<sup>2</sup> 王贝贝<sup>1</sup> 陈畅<sup>1</sup> 杨翠翠<sup>1</sup> 刘哲<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 2. 白城苏打盐碱地治理研究院, 白城 131300)

**摘要:** 农田系统的全面、精准、实时监测是推动农业数字化与智能化转型的基础。随着空天地一体化监测网络发展,依托多源遥感平台特征互补体系,结合人工智能算法,农田监测正从静态、二维、表观定性向动态、三维、机理定量转变。本文将农田作为开放复杂巨系统,围绕水-土-生-气-人5要素耦合机理,构建了立体化监测框架,并系统梳理了田块、道路、灌排设施及防护林等空间边界与基础设施的智能化提取技术研究进展。在此基础上,重点针对农田水、土、气、生4要素,深入剖析了土壤水分、土壤有机质、温室气体、地表/冠层温度以及作物识别、长势监测与估产等关键变量的反演技术进展。最后,从多源异构数据协同、算法创新、系统级多要素耦合与数字孪生构建等层面,探讨了当前面临的技术瓶颈并展望了未来发展趋势。

**关键词:** 农田系统; 空天地协同; 遥感监测; 水土气生; 研究进展

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)20-0001-20

OSID:



## Research Progress on Key Technologies for Farmland System Monitoring through Space – Air – Ground Coordination

Zhang Chao<sup>1</sup> Mu Jiajia<sup>1</sup> Wang Changzhi<sup>2</sup> Wang Beibei<sup>1</sup> Chen Chang<sup>1</sup> Yang Cuicui<sup>1</sup> Liu Zhe<sup>1</sup>

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China

2. Baicheng Soda Saline-Alkali Land Consolidation Research Institute, Baicheng 131300, China)

**Abstract:** Comprehensive, precise, and real-time monitoring of farmland systems is the foundation for driving the digital and intelligent transformation of agriculture. With the development of space – air – ground integrated monitoring networks, leveraging the complementary features of multi-source remote sensing platforms and artificial intelligence algorithms, farmland monitoring is transitioning from a static, two-dimensional (2D), and phenomenologically qualitative approach to a dynamic, three-dimensional (3D), and mechanistically quantitative paradigm. Treating the farmland as an open complex giant system, a stereoscopic monitoring framework was constructed based on the coupling mechanisms of the five core elements: water – soil – biology – atmosphere – human. On this basis, the research progress in intelligent extraction methods for spatial boundaries and agricultural infrastructure was systematically reviewed, including field parcels, rural roads, irrigation and drainage facilities, and shelterbelts. Furthermore, focusing on the four subsystems of water, soil, atmosphere, and biology, an in-depth analysis of advances in retrieval technologies for key variables was provided, such as soil moisture, soil organic matter, greenhouse gases, and land surface/canopy temperature, alongside crop identification, growth monitoring, and yield estimation. Finally, from the dimensions of multi-source heterogeneous data synergy, algorithmic innovation, system-level multi-element coupling, and digital twin construction, the current technical bottlenecks were discussed, and future development trends were outlined.

**Key words:** farmland system; space – air – ground synergy; remote sensing monitoring; water – soil – atmosphere – biology; research progress

## 0 引言

随着全球人口持续增长,人类正面临“以更少

耕地资源产出更多粮食”的空前挑战<sup>[1]</sup>。与此同时,气候变化与极端天气频发对传统农业生产造成冲击,全球消除饥饿与营养不良的进程面临着严峻

考验<sup>[2-3]</sup>。农田作为农业生产的核心空间载体,不仅是保障人类粮食供给的资源基础,更是维系陆地生态平衡、发挥土壤固碳与气候调节功能的关键枢纽<sup>[4]</sup>。因此,树立系统认知体系,全面落实耕地数量、质量、生态“三位一体”的最严格耕地保护制度,已成为保障国家粮食安全和实现农业可持续发展的战略抉择<sup>[5]</sup>。然而,将这种系统性的保护理念落到实处,实现对农田资源全要素、全过程的科学管控,高度依赖于精准、实时、动态监测。农田系统是一个受自然环境与人类活动双重剧烈干扰的“开放复杂巨系统”。在宏观上,农田系统表现为宽阔广袤的区域景观,在微观上,又蕴含着精细、多层次的内部异质性与动态演变特征。这种复杂的系统特性导致农田监测面临巨大的技术瓶颈:传统依赖人工抽样和离散台站的地面调查手段耗时费力,难以捕捉农田在面对干旱、病虫害等胁迫时瞬时动态响应。尽管卫星遥感凭借大面积、非破坏性、周期性观测的优势,已成为农业信息获取的主力<sup>[6-7]</sup>,但依靠单一数据源或平台已难以满足农田监测需要。单一频段的传感器存在物理局限,如光学遥感极易受云雨天气阻挡且难以穿透作物冠层获取深层信息,而地面物联网(IoT)传感器虽精度极高却面临“点难代面”的空间鸿沟。因此,已有单一遥感、物联网等技术手段无法全面满足现代农田复杂、立体的监管需求。

为破解上述监测难题,近年来的研究正从“单一感知”向“协同观测与智能解译”转变。在数据获取层面,构建由多源卫星(天)、搭载先进载荷的飞机或无人机(空)与地面传感器网络(地)深度融合的“空天地一体化”立体监测网络,已成为当前农田监测发展的必然趋势。不同的遥感监测平台在这多源感知底座之上,以深度学习为代表的新一代人工智能技术在农业领域应用呈爆发式增长<sup>[8]</sup>。当前研究正致力于结合视觉基础大模型(VFM)以及多源数据同化算法,推动农田监测从“表观、静态、二维”的定性识别,向“机理、动态、三维”的定量反演转变。

本文立足于全要素的农田系统科学内涵与多源数据协同,系统梳理空天地多源数据支持下农田系统监测关键技术与研究进展。首先从农田物理骨架(农田边界、道路等)智能提取与空间特征监测入手;进而深入剖析农田内部核心运行状态——“水、土、气、生”4要素监测技术与方法前沿;最后总结当前面临的挑战并对未来发展进行展望。

## 1 农田系统科学内涵与监测框架

### 1.1 农田系统定义

系统是由若干相互作用、相互依赖的部分构成

的具有特定功能的有机整体,且该整体又从属于更大的系统,是更大系统的组成部分<sup>[9]</sup>。农田系统是以农作物为核心,以土壤为载体,在自然光、温、水、气环境的约束下,通过人类农艺干预定向生产生物质的半人工生态系统<sup>[10]</sup>。从热力学与生态学视角来看,农田系统具有典型的“耗散结构”特征,高度依赖化肥、农药、水资源及机械动力等外部能量与物质的持续输入,以克服杂草演替、养分流失与土壤退化等系统内部的自然熵增趋势,从而维持高产出、单一化且高度有序的状态<sup>[11]</sup>。

### 1.2 “水-土-生-气-人”五要素耦合机理

农田系统并非各环境要素的物理堆砌,其深层运行机理可解构为“水、土、生、气、人”5个关键模块协同与交互。这5要素发生频繁的物质交换与能量传递,共同构成了系统内部骨架。

土——作为农田系统“底盘要素”,土壤不仅为农作物提供矿物养分与根系固持基质,其质地、容重、孔隙度、结构等物理结构,有机质、盐分、pH值等化学属性,以及微生物群落等生物学特性,共同决定了系统基础生产潜力与抗逆缓冲能力<sup>[12]</sup>。

水——作为农田系统“循环动力”,通过降水、人工灌溉、地表径流与地下水位动态转换,承载并驱动着系统内可溶性养分与盐分迁移,是连结土壤与生物的物质流载体<sup>[13]</sup>。

生——作为农田系统“核心转化器”,以农作物及其根系为代表的“目标生物”,通过光合作用实现太阳能向生物质能转化。同时,作物与田间动物、杂草等“伴生生物”构成复杂的竞争、捕食与共生关系,深刻影响着系统生物多样性与生态平衡<sup>[14]</sup>。

气——构成农田系统“外部环境”,涵盖农田微气候、大气组分及光热资源。大气通过温度变化和碳氮交换,深度参与农田水分平衡与生物地球化学循环<sup>[15]</sup>。

人——作为农田系统“控制中枢”,人类活动主要通过2个维度改造系统:一是空间骨架重塑,即通过建设田间道路、排灌沟渠、防护林带等农业基础设施改变系统物理边界;二是系统农艺干预,即通过农艺决策直接改变物质能量分配路径<sup>[16]</sup>。

### 1.3 农田系统时空维度与功能

在5大要素深度耦合下,农田系统在时空维度上展现出很高的异质性与复杂性。

在空间结构上,农田系统呈垂直与水平双重耦合。在垂直方向上,表现为“土壤-植物-大气连续体(Soil-plant-atmosphere continuum, SPAC)”的界面能量交互与水分梯度迁移<sup>[17]</sup>;在水平方向上,则是由“地块-道路-沟渠-林带”等空间实体交织而成

的农田景观拓扑网络。在时间尺度上,农田系统经历着多频段嵌套演变:从极短周期作物生长与昼夜胁迫响应,到季相尺度作物长势演进,再到长周期土壤养分积累或次生盐渍化演变<sup>[18]</sup>。

农田系统 5 要素在特定时空尺度下有机结合,支撑了农田系统核心功能,使其不仅提供基础的生产供给功能,还承担着土壤固碳、温室气体消减与微气候调节等生态调节功能<sup>[19]</sup>。

1.4 “空天地”多源多尺度系统监测

农田系统运行特征呈双重属性,既在宏观上表现为宽阔、巨大的区域级空间景观外延,又在微观上

蕴含着精细、多层次地块级内部异质性。面对这种“宏观巨系统”与“微观精细结构”并存的复杂耦合体,任何单一的数据源或离散的平台数据均不足以实施全面、连续且多维度的监测。因此,构建多尺度协同体系成为必然。不同的遥感监测平台在空间分辨率、时间频次及物理感知机理上展现出显著的互补性(表 1)。天基平台能够提供大范围、长时序的宏观要素与机理信号;空基无人机平台填补了精细尺度与复杂结构信息的空白;地基物联网与原位传感器则提供了高频、高精度的实时真值与闭环控制基石。

表 1 农田系统监测中“空-天-地”多源平台特征

| Tab. 1 Characteristics of “space – air – ground” multi-source platform for farmland system monitoring |          |                 |                           |            |                                          |                                                                   |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------|-----------------|---------------------------|------------|------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------|
| 层级                                                                                                    | 类别       | 典型代表            | 空间分辨率                     | 时间分辨率      | 主要应用                                     | 特点                                                                |
| 天                                                                                                     | 光学卫星     | Sentinel – 2    | 10、20、60 m                | 5 d        | 农田边界/大中型道路提取;大面积作物分类与长势评估                | 覆盖面广;光谱特征丰富;长时序历史数据完整                                             |
|                                                                                                       |          | Landsat – 8     | 15 m( 全色)<br>30 m( 多光谱)   | 16 d       |                                          |                                                                   |
|                                                                                                       |          | GF – 2          | 0.8 m( 全色)<br>3.2 m( 多光谱) | 5 d        |                                          |                                                                   |
|                                                                                                       | 微波雷达卫星   | Sentinel – 1    | 5 ~ 40 m                  | 6 d        | 阴雨天农田提取;土壤墒情反演;作物垂直结构监测                  | 全天候观测;具穿透力;对水分与结构敏感                                               |
|                                                                                                       |          | TerraSAR – X    | 0.25 ~ 18 m               | 11 d       |                                          |                                                                   |
|                                                                                                       | 专职卫星     | OCO – 2         | 1.29 km ×<br>2.25 km      | 16 d       | 旱情与病害早期胁迫预警                              | 高空间分辨率;精细反演 CO <sub>2</sub> 柱浓度和 SIF<br>高时间分辨率;覆盖广;聚焦痕量气体与 SIF 监测 |
|                                                                                                       |          | TROPOMI         | 7 km × 3.5 km             | 1 d        |                                          |                                                                   |
|                                                                                                       |          | GRACE – FO      | 约 300 km                  | 30 d       |                                          |                                                                   |
| 空                                                                                                     | 无人机平台    | 搭载多光谱/热红外/LiDAR | 2 ~ 10 cm                 | 小时级        | 微细排灌渠道提取;地块级冠层温度测算等                      | 飞行灵活;不受云层干扰;提供超高分辨率                                               |
| 地                                                                                                     | 地面物联网传感器 | 土壤多参数传感器        | 点尺度                       | 秒级/分钟级     | 定点水盐动态长期监测                               | 高频高精度提供原位土壤多参数真值                                                  |
|                                                                                                       |          | 涡度相关仪           | 100 ~ 300 m               | 10 ~ 20 Hz | 地块尺度实际蒸散发 (ET <sub>a</sub> ) 测算;区域碳水平衡评估 | 测量物理机制明确;无模式误差;直接测算通量                                             |
|                                                                                                       |          | 便携式地物光谱仪        | 点尺度                       | 秒级         | 地物高光谱曲线构建;土壤有机质反演;星机模型校准与真值校验            | 快速、无损,无需繁琐化学预处理                                                   |

基于上述多源感知体系,构建了空天地协同下农田系统“水-土-气-生-人”要素立体监测框架(图 1),依托“空天地一体化”数据网络,协同人工智能与物理同化等先进算法打破尺度壁垒,从农田基础设施空间骨架的智能识别,延伸至“水、土、气、生”关键要素精准监测与动态推演,系统总结和分析了多源数据在农田监测中的研究进展。

2 基础设施与空间边界特征监测

基础设施作为农田物理骨架,是农田系统中“人”这一控制中枢实施空间干预的具体呈现。通过对田块边界的重塑、道路网的铺设以及排灌设施的建设,人类活动从根本上改变了农田物质与能量

的分配路径。因此,精准提取基础设施的空间边界,本质上是对人类农业管理与布局能力的量化评估。

2.1 农田地块边界提取

田块是农业耕作管理和农田生态系统评估的基本空间单元。然而,由于农田景观破碎化以及套作、混作带来的光谱异质性,农田边界遥感自动化提取极具挑战<sup>[20-21]</sup>。

2.1.1 多源数据协同与平台拓展

随着遥感技术发展,农田边界提取的数据源已从中低分辨率卫星向高分辨率卫星及无人机平台拓展。在黄土高原等复杂地形下,高分辨率遥感影像在边界准确度和细碎图斑识别上优势显著<sup>[22]</sup>。同

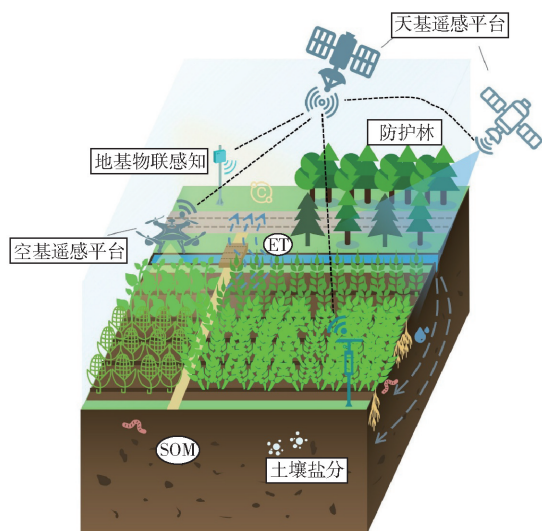


图1 空天地协同下的农田系统立体监测概念图

Fig. 1 Conceptual diagram of space-air-ground integrated monitoring for farmland system

时,面向智慧农场,无人机高分辨率影像与地面传感器的深度融合,已能实现厘米级边界分割,为复杂农田场景提供了高精度数据支撑<sup>[23]</sup>。

### 2.1.2 农田地块提取算法演进

农田边界提取技术经历了从传统方法到深度学习的演进<sup>[24]</sup>。传统方法主要基于像素、边缘或区域,例如通过光谱数据提取 NDVI,结合 Canny 边缘检测算子实现农田分割<sup>[25]</sup>。这类方法计算速度快,但易受“同谱异物”现象干扰,模型鲁棒性较差。为解决这一难题,以卷积神经网络(CNN)为核心的多任务学习架构成为主流,通过构建共享编码器与多路解码器,网络输出地块掩膜,并同步预测地块边界以及像元到边界的距离。例如,基于 ResUNet-a 模型的多任务学习大幅提升了模型在不同空间分辨率和不同传感器间的泛化能力<sup>[26]</sup>;进一步改良的 BsiNet 通过空间分组增强模块,在参数量更少、计算更快的优势下,显著降低了小地块和不规则复杂地块过分割与欠分割误差<sup>[27]</sup>。

标注样本匮乏是制约深度学习大范围推广的瓶颈。以“分割一切模型”(SAM)为代表的视觉基础大模型为“零样本”分割带来了新机遇<sup>[28]</sup>。研究者将 SAM 的无监督分割斑块作为空间约束,结合多尺度分割技术,大幅提升了跨区域、跨数据源的提取效能<sup>[21]</sup>;在变化检测任务中,引入任务导向的卷积适配器(Adaptor)改进 FastSAM,实现了超高分辨率影像农田的高效变化检测<sup>[29]</sup>。在缺乏样本情况下,SAM 成功应用于高标准农田建设前后“地块平整”成效评价<sup>[30]</sup>。

田块提取正向多源协同与高维泛化方向演进。结合时空特征与景观指数,遥感技术已实现对“小

田变大田”、集约化与宜机化等建设成效的定量刻画<sup>[31]</sup>。然而,复杂套作和高度破碎农田下“过分割”与“漏检”仍是当前的技术瓶颈;且多数算法局限于静态二维几何边界的表观识别,难以满足对农田权属边界、内部物理连通性及人为管理强度深度拓扑解析需求。

## 2.2 田间道路网提取

作为农田基础设施的骨架,田间道路精准提取是农机自动驾驶与灾后评估的前提<sup>[32-33]</sup>。然而,相较于城市道路,田间道路具有路面窄、对比度低且易受林木遮挡等特点,导致道路提取结果易出现“拓扑断裂”与“结构不连续”等问题<sup>[34-35]</sup>。

### 2.2.1 拓扑连通性增强与断线修复

道路网络连通性与结构完整性是需研究解决的重点问题。早期研究尝试通过几何特征推理进行道路连接<sup>[36]</sup>,但在复杂曲率下适应性有限。

利用深度学习算法,研究者在 U-Net 等经典架构基础上提出了多种拓扑修正策略:①通过后处理曲线拟合与概率图模型约束,从数学层面修复断线并兼顾形态完整<sup>[33,37]</sup>。②引入霍夫变换损失函数或遮挡感知解码器,利用几何直线先验与注意力机制强约束网络,有效拟合密集遮挡下空间细节<sup>[38]</sup>。

### 2.2.2 抗遮挡与尺度变化

针对田间道路遮挡难题,模型结构正向高度定制化发展。例如,遮挡感知解码器(OADecoder)通过设计不同空洞率的常规遮挡感知模块(ROA)与随机遮挡感知模块(SOA),自适应拟合被密集遮挡区域的空间细节<sup>[35]</sup>。面对尺度多变与背景干扰,引入各类注意力机制成为标配。如 DeepU-Net 通过双分支融合与“空间-坐标压缩激励融合注意力模块”提取全局与局部特征<sup>[39]</sup>;NANet 采用由粗到精的双阶段网络,在细化阶段利用前景-背景协同机制,显著增强了微弱窄路的显著性<sup>[34]</sup>;改进的 DlinkNet 则通过不对称融合非局部块(AFNB)与双重注意力模块叠加,大幅提升了道路提取的 IoU,并成功应用于村级秸秆收储站聚类选址优化<sup>[32]</sup>。

### 2.2.3 模型演进与数据集构建

面向无人机数据支撑前端的农机实时作业需求,轻量化与可迁移性成为重要考量。LDANet 通过引入改进的非对称卷积块(ACB)与深度可分离卷积(DSC),将模型参数量控制在  $1 \times 10^6$  以下,同时保持了高精度<sup>[40]</sup>。针对无人机影像样本标注成本高的问题,TCNet 引入稳定扩散模型进行数据增强扩样,配合聚类上下文 Transformer,实现了在新区域零样本迁移提取<sup>[38]</sup>。

此外,长期以来由于缺乏专门的农村道路数据

集,模型通常使用城市数据集(如 DeepGlobe)预训练,存在严重的域偏移。近期,大规模的中国农村道路基准数据集如 WHU - CR 以及 WHU - RuR 的相继开源发布,填补了这一数据空白,为前沿深度学习算法在农田道路监测领域的应用奠定了数据基础<sup>[34,41]</sup>。

综上,田间道路网提取由基础形态学处理向深度语义分割演进。传统方法受制于微弱纹理易产生拓扑断裂,而融入注意力机制的深度网络可有效克服道路尺度多变及林木遮挡难题,显著提升路网连通性与完整度。但田间道路狭窄且与周边背景光谱相似,跨区域应用时“域偏移”现象严重。此外,面向农机自动驾驶的前端实时感知需求,如何在保障拓扑连续性的同时,实现边缘端模型极致轻量化与可迁移性,仍是当前的核心挑战。

2.3 农田灌排设施监测

农田灌排设施是调节农田水循环的核心枢纽。与农田边界和道路的静态提取不同,灌排监测不仅需要精准的空间识别,更延伸至动态运行状态的智能化管理。

2.3.1 灌排设施与渠系精准提取

获取各类灌排设施的精确空间分布,是水资源调配与农田数字孪生的基础。由于灌排设施形态多样、尺度跨度大且易受植被遮挡,监测手段需根据目标特性进行多源协同。近年来无人机光学影像结合面向对象分析(OBIA)或全卷积神经网络(FCN),实现了灌区渠系轮廓的高精度提取<sup>[42-43]</sup>;而隐蔽排水沟与地下暗管则需依托机载激光雷达点云与热红外-地质雷达联用技术进行无损探测<sup>[44-46]</sup>;此外,针对基塘系统等复杂水土形态,改进的可变形卷积网络(Cascade R - CNN)表现出了很好的形态适应性<sup>[47]</sup>。

与此同时,随着农业规模化发展,对于大型机械化灌溉装备,研究者通过引入形状注意力机制的 Pivot - Net 模型,或采用 OBIA,克服了传统卷积网络过度依赖光谱纹理的缺陷,实现了大洲尺度的 CPIS 自动化高精度制图<sup>[48-50]</sup>。

2.3.2 灌排设施动态管理监测

在空间定位基础上,动态管护与决策支持才是最终目的。在宏观流域尺度,基于深度学习的渠系提取已被直接应用于干支流灌溉取水点的定位与农业用水量的精确核算<sup>[51]</sup>。

在微观农田尺度,通过集成物联网传感器网络与云端深度学习模型,系统能够精准预测作物蒸散发与水分胁迫状态,并自动转化为阀门与水泵的控制指令。这种从“被动空间监测”向“主动物理调

控”的跨越,不仅包含对管网漏水、传感器漂移等异常状态的故障预警,更在大幅提升水资源利用效率的同时,实现真正的无人化农田智能管控<sup>[52]</sup>。

综上所述,农田灌排设施监测表现出显著的平台互补性;无人机是识别明渠、暗管的主要手段,但大范围推广成本偏高;卫星遥感则更适用于大型灌溉设施的宏观普查。目前,该领域技术局限在于水利设施静态空间识别与地下水文水动态推演存在严重割裂,且现有灌排调控多局限于“测水-补水”的单向逻辑,尚未深度整合复杂的农艺管理决策,距离系统级智慧管控仍有差距。

2.4 农田防护林监测

农田防护林指沿着农田道路、沟渠、地块边界等线性地物种植的林带,在维持农田生态平衡发挥着重要作用。但其狭长、破碎且易与农作物光谱混淆的特征,为高精度监测带来了挑战。近年来,随着多源遥感数据普及和人工智能算法迭代,农田防护林监测已从传统的人工野外调查,迈向基于“空天地”多源遥感的自动化提取与三维结构评估阶段。

2.4.1 多源数据协同与平台拓展

在数据源方面,农田防护林的监测正由单一的光学卫星向“星-机”多尺度协同演进。在天基卫星层面,国产高分数据已具备规模化解析林带宽度的能力<sup>[53-55]</sup>。在更大空间尺度上,依托 Sentinel - 2 等中高分辨率影像的协同,不仅突破了小微木本植被的提取瓶颈,更成功构建了如中国“三北”等超大区域的防护林空间分布拓扑网络<sup>[56-57]</sup>。

在空基无人机与航空遥感层面,厘米级的高精度优势为林带精细属性与边界特征监测提供了底层支撑<sup>[58]</sup>。无人机影像空间分辨率敏感性评估表明,在特定的空间分辨率区间(如 0.15 ~ 0.25 m)内,深度学习模型即可在降低算力需求的同时维持高精度提取效果,可有效规避数据冗余<sup>[59]</sup>。

2.4.2 防护林提取算法演进

针对防护林狭长线状地物的提取,监测手段早期依赖光谱、纹理与植被特征的传统机器学习<sup>[53,60]</sup>。然而,传统的像元分类易产生“椒盐噪声”,而 OBIA 技术通过将影像分割为具有语义信息的对象,改善林带的提取效果,“面向对象-缓冲区分割”等技术已成功实现单条林带斑块及农田边缘保护林带的半自动与自动高精度提取<sup>[55,57-58]</sup>。针对防护林全局上下文依赖强而局部特征微弱的挑战,最新研究通过引入空间门控融合机制,整合长程建模与频域边缘增强能力,并在超分辨率预处理辅助下,使耕地与防护林带的分割精度大幅提升<sup>[61]</sup>。

2.4.3 从空间识别向结构功能评价的拓展

当前,农田防护林遥感监测已不再局限于“定边界、算长度、量面积”,而是深入到林带内部结构与网络生态效应的综合评价。在内部结构参数反演方面,利用自动化提取算法,通过挖掘林带走向与宽度方向的植被覆盖分布,并结合波形特征,实现对林带保存率、连通度及偏角等关键结构参数的高精度评估,精准定位因林隙和破碎化导致的低效区域,进而揭示其防风减灾效能与林网空间格局的优化潜力<sup>[54-56]</sup>。此外,通过修正传统的景观指数以对比实际与理想状况下的景观差异,为防护林网络结构时空动态演变和宏观功能评价提供了思路<sup>[62]</sup>。

农田防护林遥感监测已形成多算法协同互补的格局。OBIA 与机器学习能有效抑制像元级噪声,而

深度分割算法则擅长应对复杂背景,可高精度提取狭长、破碎的防护林带。但当前研究仍多局限于静态二维表观识别,缺乏向林带三维内部结构参数及防风、碳汇等系统生态功能定量评估过渡的直接反演框架。

3 农田“水-土-气-生”要素监测

基础设施是“人”对系统物理骨架的重塑,“水-土-气-生”交互运行则是自然规律与人类农艺干预共同驱动的动态反馈。对 4 要素遥感协同感知,不仅是为了揭示农田生态系统自然演变机制,更核心的目的是将感知数据转为“人为管理”决策闭环,为精准节水、变量施肥等决策提供实时、科学的执行依据。4 要素关键变量遥感监测方法见表 2。

表 2 农田“水-土-气-生”关键变量遥感监测方法

| Tab.2 Remote sensing monitoring methods for key “water – soil – atmosphere – biology” variables in farmland |                |                                        |                              |                                           |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------|----------------------------------------|------------------------------|-------------------------------------------|
| 要素分类                                                                                                        | 关键变量           | 基本原理                                   | 经典监测方法                       | 前沿监测方法                                    |
| 水                                                                                                           | 土壤水分           | 基于土壤水分对电磁波介电常数及热惯量的显著影响进行反演            | 经验回归、TVDI 特征空间法              | 微波波段相干建模、多源数据同化(3D-EnKF)                  |
|                                                                                                             | 作物水分胁迫         | 基于作物缺水导致气孔关闭、叶片卷曲、冠层异常升温等生理反馈          | 植被指数指数拟合、CWSI                | SIF 瞬时响应、多源异构数据端到端诊断                      |
|                                                                                                             | 农田蒸散发          | 基于地表能量平衡原理                             | 彭曼公式、单源能量平衡模型                | 双源能量平衡模型、时空自适应反射率融合                       |
| 土                                                                                                           | 土壤有机质、盐渍化      | 基于盐分/有机质分子的特征光谱吸收与电导率变化                | 单期光谱指数(SI)、裸土经验回归            | 光学线性解混(LSU)、极化雷达分解(PolSAR)、时-空-谱融合架构(TSS) |
| 气                                                                                                           | 温室气体排放、碳通量、氮沉降 | 基于痕量气体对红外波段的选择性吸收及化学传输机理               | 静态/动态暗箱法、IPCC 统计模型、ACTM 廓线推算 | 柱浓度同化系统、多源协变量机器学习升尺度反演                    |
|                                                                                                             | 地表与冠层温度        | 基于普朗克黑体辐射定律,通过地表物体发射的热红外辐射强度,计算其热动力学温度 | 单窗/劈窗算法去除大气干扰、传统地表温度反演       | 双源能量平衡分解、边缘检测算子                           |
| 生                                                                                                           | 作物识别           | 基于不同作物在空间构型、时序反射光谱与生长物候的差异             | 时序植被指数光谱差异匹配、浅层机器学习          | 双流时序网络、跨域迁移学习、表型注意力集成框架                   |
|                                                                                                             | 作物长势           | 基于叶绿素红边反射特征与作物三维物理构型                   | 一维经验拟合、统计多元回归                | 物理辐射传输模型、机载激光点云垂直参数融合                     |
|                                                                                                             | 作物产量与生产力       | 基于光合作用太阳能转化与生理发育物质积累                   | 收获指数法、生育期光谱积分统计回归模型          | “机理引导+SIF输入”模型、同化算法注入生理模型                 |

3.1 水

3.1.1 农田土壤水分

土壤水分(SM)监测包括微观田块的短期高频动态捕捉与宏观区域的长效干旱演变分析。在微观尺度,除了传统的烘干法、电容法、电阻探测法等,还可利用时域/频域反射仪(TDR/FDR)及宇宙射线中子传感器(CRNS),通过水的介电常数与快中子衰减特性获取高精度的局域连续时间序列<sup>[63]</sup>。在宏观尺度,基于液态水与干土在热力学和电磁学上的物理差异,遥感技术主导土壤水分面状监测体系<sup>[64]</sup>:①光学与热红外体系。该体系的高空间分辨

率适用于短期田块级评估,其核心利用土壤热惯量随水分增加而变大的特性,发展了温度-植被干旱指数(TVDI)及其逐像元拓展方案、光学梯形模型(OPTRAM)等算法。该体系逐渐由经验拟合走向物理推导,但面临探测深度极浅且易受云层遮挡的问题<sup>[65-66]</sup>。②微波体系。该体系具备全天候穿透能力,是长期大尺度监测土壤水分的主力。主动微波(如 Sentinel-1)结合高级积分方程模型(AIEM)与水云模型(WCM),精度约 0.05~0.06 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>,但对地表粗糙度极敏感且在茂密植被下易受干扰;被动微波(如 SMOS)则以剥离植被衰减的  $\tau-\omega$  模型为

核心,但空间分辨率普遍较粗<sup>[64]</sup>。

然而,农作物实际汲取的是深层根区土壤水分。为突破常规遥感探测深度不足问题,当前研究正向多频段物理协同与三维数据同化跃迁。一方面,通过融合对表层土壤敏感的 L 波段与穿透力更强的 P 波段,并采用分层相干辐射传输模型,干早期土壤含水量有效估算深度可达 28 cm<sup>[67]</sup>。另一方面,利用三维集合卡尔曼滤波(3D EnKF)将高频浅层的 SMOS 亮温与低频深层的 GRACE 重力异常数据联合同化至陆面过程模型,实现了表层至地下水剖面的高精度重构。尽管如此,多源融合目前仍面临湿润期微波穿透力骤降、垂直物理耦合中数据增量“反相关”以及低频数据导致水文状态阶跃等挑战<sup>[68]</sup>。

### 3.1.2 农田蒸散发

蒸散发(Evapotranspiration, ET)是农田水分消耗的核心指标,分为参考作物蒸散发( $ET_0$ )与实际蒸散发( $ET_a$ )。

参考作物蒸散发( $ET_0$ )是指水分充足下标准作物的蒸散量,代表最大蒸发潜力。依托地面气象网驱动深度学习模型(如 CNN)已能克服传统公式参数苛刻的局限,但在跨区域应用中仍受黑箱模型泛化不足的制约<sup>[69]</sup>。农业灌溉更关注真实状态下实际蒸散发( $ET_a$ ),传统基于涡度相关(Eddy covariance, EC)或蒸渗仪的监测方法虽精度高,但受限于“点”尺度,难以刻画农田水热通量的空间异质性,因此基于地表能量平衡原理的卫星遥感成为获取大面积面状  $ET_a$  的主流。依据该物理原理,遥感反演模型已由将农田简化为“植被-土壤”均质体的单源模型(如 SSEBop)<sup>[70]</sup>,逐步向剥离了冠层与裸土温度和能量交换的双源模型(如 TSEB)演进,显著降低了作物稀疏或地表强异质性条件下估算误差,并有效克服了稻田等水分下垫面高比热容带来的“热滞后效应”<sup>[71]</sup>。

为获取“高频次-高空间分辨率”的无缝  $ET_a$  数据,多源卫星时空融合成为必然。目前形成 2 类策略:①“输出端融合”,直接融合多源卫星蒸散发比值,计算负荷小且能减少误差级联放大,能敏锐捕获瞬时水分波动<sup>[70]</sup>。②“输入端融合”,依托 GPU 加速,先将地表温度、反射率等输入参数进行降尺度融合再驱动物理模型,最大程度保留了田块内部水分状态的空间纹理与物理一致性<sup>[72]</sup>。此外,空基无人机平台有效填补了地面通量站与天基卫星之间的尺度断层。针对无人机观测中的尺度效应,研究表明平衡地块空间细节提取与背景噪声干扰的最佳飞行高度为 50 m<sup>[71]</sup>。综合空天地多源数据协同,农田

ET 监测正向多尺度、全天候、高精度的系统级重构迈进。

### 3.1.3 作物水分胁迫

土壤缺水向作物的传递最终表现为水分胁迫,此时作物会启动一系列复杂的生理和形态响应,这些响应成为了遥感监测水分胁迫的理论基础。如气孔闭合导致的冠层温度升高,以及叶片卷曲导致的遥感可直接观测形态变化<sup>[73]</sup>。及时无损捕捉水分胁迫状态是精准节水与稳产的关键。

传统的生理生化监测精度高但具破坏性,而手持红外测温与地物光谱等地面原位监测又受限于“点”尺度的空间覆盖度<sup>[74]</sup>。为突破地面监测的空间局限,基于“空天地”多源协同的水分胁迫遥感监测,正从单一热力学指标向多维综合感知体系演进<sup>[75]</sup>:①热力学响应,气孔关闭导致的冠层异常升温是作物水分胁迫最直接的表型,利用热红外估算作物水分胁迫指数(CWSI)作为诊断标准,但其干湿基线标定高度依赖实时气象参数<sup>[76-77]</sup>。②光谱与生理响应,利用短波红外(SWIR)和红边波段可有效反演叶片水势,或借助日光诱导叶绿素荧光(SIF)在表观萎蔫前精准捕捉光合衰退,实现胁迫的“超早期预警”<sup>[78-79]</sup>。③形态与纹理响应,依托高分 RGB 图像提取叶片卷曲、萎蔫等 HOG/SIFT 几何特征作为作物水分胁迫重要诊断支撑<sup>[80]</sup>。

在算法层面,SVM、PLS 等传统机器学习虽能建立光谱特征与胁迫的映射,但依赖人工特征选择且鲁棒性不足<sup>[78]</sup>。当前正转向利用 CNN、ANN 及集成学习实现多源异构数据的端到端诊断与自动背景去噪<sup>[81]</sup>。同时,引入生成对抗网络(GAN)进行胁迫样本的数据扩增与跨模态生成<sup>[82]</sup>,并借助可解释性 AI 打破黑箱属性,全面提升农田水分胁迫诊断的科学可信度<sup>[83]</sup>。

综上,农田水文指标反演呈物理协同演进趋势。SM 监测由表层面状反演向深层根区重构跨越,通过多频段物理建模与三维数据同化突破了探测深度局限;ET 监测由单源向双源物理模型演进,结合空天地多源协同实现全天候精准重构。水分胁迫诊断则构建热力学、光谱生理及形态纹理的多维机理感知体系,依托深度学习驱动端到端智能诊断。当前该领域监测难点在于电磁波信号在多雨季与茂密植被下衰减严重,且深层根区水分分布无法被遥感直接感知。

## 3.2 土

### 3.2.1 土壤盐分

基于地面点土壤盐分测量方法主要通过电磁感应仪、固定探针或高光谱地物光谱仪等设备测定土

壤表观电导率( EC)和反射光谱,获取高精度的原位盐分数据<sup>[84]</sup>。而对于更广泛的田间、区域甚至国家尺度的土壤盐分监测,则需利用无人机或卫星搭载的传感器,由于可溶性盐在表聚或淋溶过程中会改变地表的反射特征与介电性质,为空天尺度无损监测提供了物理基础。

在天基监测尺度,以 Landsat 和 Sentinel-2 为代表的多光谱卫星是区域土壤盐分监测最常用的数据源<sup>[85]</sup>。然而,单一光学传感器易受云雨天气限制。为了突破这一瓶颈,研究人员开始探索主被动遥感的协同应用。例如,通过图像融合算法将 Sentinel-1 主动 SAR 与 Sentinel-2 被动光学影像进行像元级融合,在消除云层遮挡的同时显著提升了盐分反演精度<sup>[86]</sup>。在干旱区,全极化雷达(PolSAR)展现出巨大潜力,通过引入极化目标分解技术提取反映地表粗糙度、介电常数及体散射机制的微波参数,极大地丰富盐分反演特征维度<sup>[87]</sup>。此外,反演特征空间也由传统的二维逐步向包含地表温度等要素的三维特征空间演进,进一步弥补了单一指数对盐渍化多因素分析的不足<sup>[84]</sup>。针对作物冠层遮挡问题,卫星尺度主要通过线性光谱解混(LSU)技术,将冠层混合光谱分解为土壤水分、土壤盐分及水盐交互纯端元,从而在像元解混层面上消除了植被干扰<sup>[88]</sup>。

在空基监测尺度,无人机平台凭借厘米级的高空间分辨率和机动灵活观测,有效填补了天、地之间的尺度空白。研究者通过获取作物冠层的高分辨率多光谱、热红外及空间纹理特征,利用作物受盐分胁迫后的生理响应作为“代理指标”,实现了植被覆盖下深达 40 cm 的“土壤剖面三维盐分”高精度反演,突破了航天光学遥感仅能探测土壤极表层的局限<sup>[89]</sup>。此外,针对土壤盐分春季表聚、夏秋淋溶的季节性动态,采用“季节分治”的建模策略分别构建裸土期与植被覆盖期模型,揭示了不同物候期下盐分反演机制的差异<sup>[90]</sup>。

### 3.2.2 土壤有机质

土壤有机质(SOM)含量是衡量土壤肥力与农田碳汇能力的关键指标。在物理机制上,其监测基础源于有机质分子中的化学键(如 C—H、O—H、N—H)在红外光谱区具有特定的吸收特征,高含量的有机质土壤整体光谱反射率显著降低<sup>[91]</sup>。

在宏观尺度上,监测的难点在于“裸土窗口”获取难度及地表干扰。为此,Meng 等<sup>[92]</sup>提出了“时间-空间-光谱”(TSS)三维信息融合架构,利用离散小波变换,将长时序多光谱影像、高光谱影像以及 DEM 衍生地形数据进行像素级物理融合,结合卷积神经

网络(CNN)提取空间上下文特征,可有效抵消水分波动、地表粗糙度等瞬时干扰,实现 SOC 的稳健制图。此外,欧洲 WorldSoils 项目利用 SCMaP 处理器提取多年裸土合成图,并引入“裸土频率(BSF)”作为保护性耕作的代理指标,通过 CNN 与分位数随机森林(QRF)的双轨模型,实现了大尺度 SOC 的高分辨率制图<sup>[93]</sup>。针对裸土期残存的物理干扰,Wang 等<sup>[94]</sup>指出在传统光谱模型失效情况下,长短期记忆网络(LSTM)等深度学习算法能在轻度覆盖阈值内有效滤除噪声,保持高精度的 SOC 反演。同时,为消解裸土期水分引起的反射率扭曲,引入 Sentinel-1 SAR 数据反演土壤湿度进行协同校正,已成为提升湿润地区深度神经网络(DNN)校准稳定性的关键技术路径<sup>[95]</sup>。

当农田处于高植被覆盖期时,直接获取土壤光谱受限,作物生长节律与表型特征则成为底层土壤肥力的“指示器”。Zhang 等<sup>[96]</sup>研究表明,在作物生长繁茂期,提取对营养胁迫敏感的植被指数结合 SHAP 解释性算法,能比裸土期光谱更好地反映长期碳投入的累积效应。此外,Yang 等<sup>[97]</sup>提取长达 10 年的卫星农田作物物候特征(如返青期、成熟期等),作为代理变量输入 CNN 模型中,利用长期植被演替特征替代被遮挡的土壤光谱,使大尺度植被覆盖区的 SOC 预测精度( $R^2$ )提升 31%,为打破裸土期窗口限制提供了全新范式。

在田块尺度,无人机可实现厘米级监测。无人机影像不仅能获取光谱信息,还能通过灰度共生矩阵(GLCM)提取精细空间纹理特征,弥补了高度异质性农田细节缺失。针对干旱/盐碱区有机质信号被盐分反射掩盖的问题,将盐分敏感指数作为协变量引入机器学习模型,可有效剥离盐分干扰<sup>[91]</sup>。

土壤理化属性反演正从简单的表观拟合向机理推演过渡。整体而言,主被动遥感融合与时空谱架构有效突破了环境干扰,而将“作物生理表型”作为代理指标,破解了植被覆盖下“裸土窗口”限制,极大提升了全天候、全物候期监测能力。然而,土壤水、盐、碳等要素光谱响应存在强烈的交叉耦合干扰,纯数据驱动模型难以实现复杂信号的精准解混;此外,受限于电磁波的物理穿透力,直接监测仍无法摆脱“极表层”的束缚,制约了深层地力演变与耕地质量的立体化和全周期评估。

## 3.3 气

### 3.3.1 温室气体

农田系统中温室气体主要包括  $\text{CO}_2$ 、 $\text{CH}_4$  和  $\text{N}_2\text{O}$ ,直接或间接反映农田系统代谢强度、管理效率与环境影响。

在地面尺度,主要依赖“自下而上”的原位测量技术,静态/动态暗箱法结合气相色谱(GC)或非色谱红外(NDIR)技术,能够提供高精度的排放机理数据,但存在耗时耗力、空间代表性差等局限<sup>[98-99]</sup>。在地块与微气候尺度上,涡度相关法(Eddy covariance)以及基于激光吸收光谱(如 TDLAS)、开路式傅里叶变换红外光谱(OP-FTIR)等技术实现了较高时空分辨率的连续在线监测,可捕捉农田碳水交换通量的动态变化,但设备成本较高且易受下垫面复杂环境干扰<sup>[100]</sup>。

在航天尺度,卫星遥感实现了“自上而下”的宏观反演。依托 GOSAT、OCO-2 及我国高分五号(GF-5)等温室气体监测遥感卫星,通过被动或主动遥感技术提取大气温室气体柱浓度,实现了区域乃至全球尺度大范围、长时序的排放监测<sup>[101-102]</sup>。然而,单一卫星监测仍面临空间分辨率不足、易受云层干扰及微小排放源难以精准识别的局限<sup>[103]</sup>。

在航空与近地尺度,无人机及便携式遥感技术,搭载非色散红外传感器(NDIR)、中红外激光外差辐射计或主动激光雷达(LiDAR)的无人机平台,不仅能获取农田冠层上方高时空分辨率的三维 CO<sub>2</sub> 浓度分布,还能有效克服复杂地形限制<sup>[104-105]</sup>,弥补了地面点位与卫星面状数据间的尺度鸿沟。

### 3.3.2 冠层温度与土壤温度

农田冠层温度(Tc)与土壤温度(Ts)是表征农田系统“水-土-气-生”能量交换和物质循环的关键物理量。精准获取这两项温度指标,对于作物水分胁迫诊断、农田蒸散发(ET)估算以及区域旱情预警具有支撑作用<sup>[106]</sup>。

在作物冠层温度(CCT)监测方面,当前已构建起成熟的“空天地”多尺度协同监测体系<sup>[107]</sup>。地面端主要依托红外测温仪及微型热电偶网络获取绝对温度,用于模型标定;无人机端搭载热红外与多光谱传感器,凭借高时空分辨率成为地块级精准监测的核心。由于农田热红外影像常包含土壤和阴影,如何剔除背景干扰是提取真实冠层温度的难点。研究表明,通过深度融合可见光与热红外影像,采用改进的边缘检测算子(如 Canny)或机器学习算法,可高精度提取纯冠层像素<sup>[108-109]</sup>。基于此提取的温度构建作物水分胁迫指数(CWSI),实现对玉米、棉花等作物水分亏缺三维动态监测与灌溉决策<sup>[110-111]</sup>。

在农田土壤与地表温度(LST)监测方面,热红外卫星遥感是实现区域大尺度反演的主流手段,其核心在于利用劈窗算法或单窗算法消除大气及地表发射率的干扰<sup>[112-113]</sup>。然而,农田场景下卫星影像面临严重的“混合像元”难题。为此,研究者广泛引

入双源能量平衡模型(TSEB),结合无人机高分辨率热红外数据,精确解析并剥离植被冠层与裸土的辐射能量,从而独立获取真实的土壤表面温度(Ts),为精确分离农田植被蒸腾与土壤水分蒸发提供了决定性参数<sup>[114-115]</sup>。

### 3.3.3 农田碳通量与大气氮沉降

农田碳通量是表征系统“碳源/汇”的关键气相指标。涡度相关(EC)技术能高频捕捉碳交换动态并揭示其底层气候驱动机制<sup>[116]</sup>,但受限于“点尺度”观测足迹,难以表征高度异质性的区域。为此,当前已形成“地面实测+多维遥感+机器学习”的区域升尺度范式。通过融合植被指数、地表与冠层温度等多模态数据驱动非线性算法,可高精度预测净生态系统交换量(NEE)的时空演变,进而定量评估人为管理对农田碳汇潜力的影响<sup>[117]</sup>。

除碳循环外,大气氮沉降(含干、湿沉降)是评估农田“碳氮耦合”与管理反馈的另一关键气相输入变量。传统的氮沉降监测依赖降水采集、离子交换树脂与微气象学,虽精度高但站点稀疏且成本高<sup>[118-119]</sup>。近年来,依托 OMI 和 IASI 等痕量气体卫星获取的 NO<sub>2</sub> 和 NH<sub>3</sub> 柱浓度,达到“自上而下”的协同监测阶段。区别于早期单一依赖大气化学传输模型(ACTM)模拟垂直廓线<sup>[120-121]</sup>,最新前沿通过机器学习将柱浓度卫星遥感反演数据、气象数据与地基网络深度融合,克服了排放清单滞后性,实现了高精度、全组分(氧化态与还原态)的氮沉降动态制图<sup>[122-123]</sup>。

农田气相环境监测已全面确立“空天地”多尺度嵌套与“自上而下、自下而上”双向融合的协同范式。然而,该领域仍面临两大核心瓶颈:①地面通量足迹与宏观遥感像元间存在固有的“空间物理错配”,跨尺度转换误差难以彻底消除。②纯数据驱动模型受制于极端天气下的样本失衡,难以捕捉施肥、灌溉等瞬态人为农艺管理引发的短周期通量剧烈波动<sup>[124]</sup>。

## 3.4 生

### 3.4.1 作物识别

作物精准识别是农田系统监测的基础。当前该领域已形成成熟的研究范式。在数据源上,以多光谱光学卫星为主,SAR 为多云雨地区关键补充<sup>[125]</sup>;在特征选择上,广泛使用光谱特征、时间序列植被指数以及衍生的关键物候节点变量刻画识别作物<sup>[126]</sup>;在分析单元上,研究正加速从传统的“基于像元(Pixel-based)”向克服混合像元噪声的“基于田块(Parcel-based)”演进<sup>[127]</sup>;在模型算法上,在随机森林(RF)、支持向量机(SVM)等传统机器学习基础

上,以 1D-CNN、LSTM 及 U-Net 为代表的深度学习算法,因特征提取能力,正快速成为模型主流<sup>[128]</sup>。

近年来,面向大尺度和复杂农业场景,作物识别技术取得了显著的创新突破。在数据与特征挖掘层面,通过联合高频卫星遥感时序、轮作历史规律及微气候概率,大幅提升了作物及细粒度种植模式(如有机与常规种植)的鉴别精度<sup>[129-130]</sup>。在模型泛化方面,利用特征对齐技术与预训练模型破解标签获取昂贵的“样本瓶颈”,实现了跨年份、跨区域的“少样本/零样本”大尺度早期作物制图<sup>[131-132]</sup>。此外,在算法决策机制上,逐渐从单一最优模型转变为构建基于客观赋权的鲁棒集成学习机制,在决策级融合多类分类器,显著增强了复杂景观下作物识别系统容错性与稳定性<sup>[128]</sup>。

3.4.2 作物长势监测

作物长势与胁迫的精准诊断是农田内部运行状态评估的核心。如图 2 所示,遥感监测流程在逻辑上遵循“表层形态特征提取—深层生理状态推演—综合胁迫诊断”的递进关系,实现了从观察作物的外部形态到探查内在机能,再到最终病理确诊的完整过程。

(1)表型特征反演。作物长势评估核心在于对其物理结构(叶面积指数 LAI、地上生物量 AGB)与生化组分(叶绿素含量 LCC)的精准提取。传统地面监测方法多依赖人工打孔测量与破坏性收割称

量,耗时费力且难以连续大范围推广,而遥感技术实现了高效、无损监测<sup>[133-134]</sup>。当前,基础反演多利用植被指数或高光谱敏感波段结合机器学习进行经验估算<sup>[135-138]</sup>。针对作物生育后期的“光谱饱和”与复杂土壤背景干扰,一方面引入多波段纹理与三维空间特征弥补垂直生物量的遗漏<sup>[139-142]</sup>;另一方面,通过融合高光谱与荧光成像,或利用近红外植被反射率(NIRv)校正冠层结构效应,显著提升了 LCC 的反演精度<sup>[143-146]</sup>。在此基础上,前沿研究正加速迈向“机理+数据”双驱动范式。通过将多源遥感数据与 PROSAIL 等物理辐射传输模型深度融合,并结合迁移学习,有效破解了深度学习模型对海量地面真值的依赖,大幅提升了反演算法鲁棒性与跨区域泛化能力<sup>[147-149]</sup>。

(2)深层机理特征推演。当面临环境胁迫时,作物的深层生理代谢异常一般先于表观结构发生变化。这一阶段的遥感监测主要从 3 个维度展开:①利用热红外反演冠层温度计算 CWSI,直接表征蒸腾受阻状态。②利用日光诱导叶绿素荧光(SIF)作为光合活性的直接探针,捕捉作物视觉萎蔫前的机能衰退<sup>[150-151]</sup>,随着“物理辐射传输+深度学习”融合算法发展及专职温室气体卫星星座组网,大尺度 SIF 分离精度与时空分辨率获得了极大跃升<sup>[152-153]</sup>。③在长时序物候演变上,逐步摒弃传统经验曲线拟合,利用核密度估计(KDE)等非参数建模重构健康作物的“标准生长基线”,通过在线动态

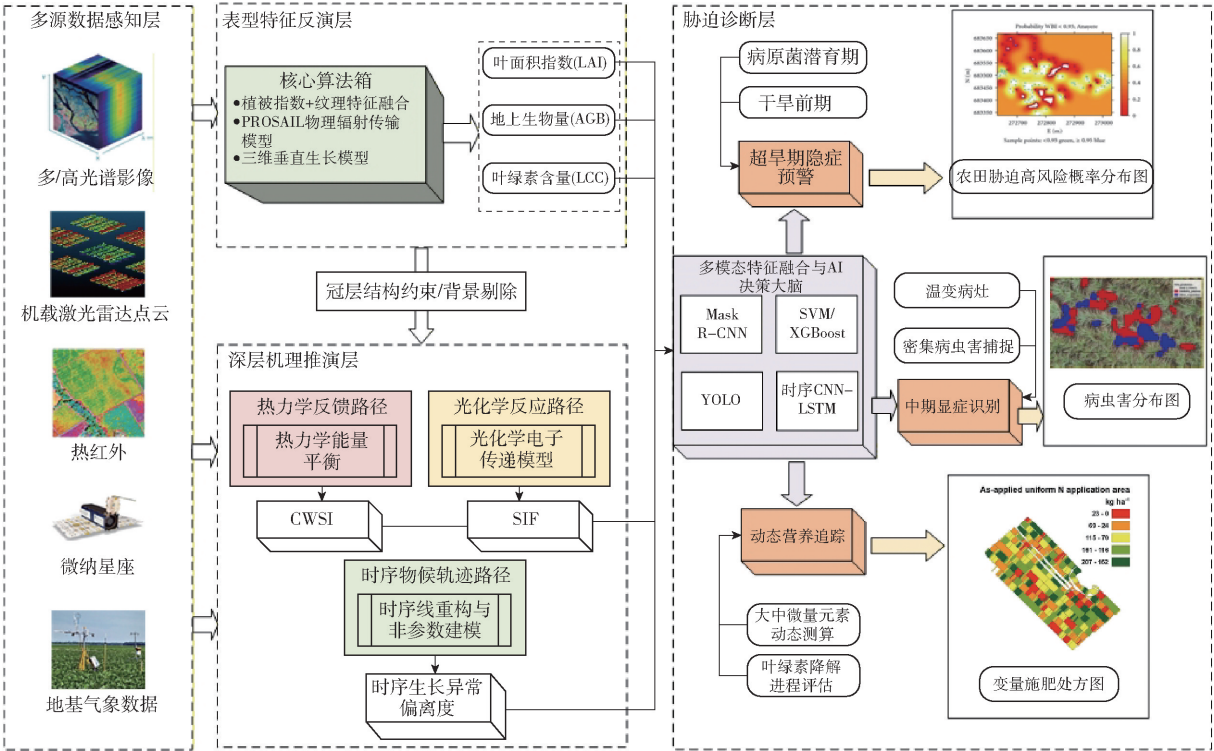


图 2 作物长势特征提取与多维生理胁迫诊断流程图

Fig. 2 Flowchart of crop growth feature extraction and multi-dimensional physiological stress diagnosis

比对时序轨迹偏离度,实现作物生长异常的近实时监测与预警<sup>[154-156]</sup>。

(3)综合胁迫诊断。多维特征的协同与深度学习的融入,为作物复杂胁迫的精准确诊提供了技术闭环。在无可见病斑的潜育期,联合 SIF 光合阻滞与 CWSI 热力异常,辅以影像高阶矩特征,可实现胁迫高风险区域早期预警<sup>[75,157-158]</sup>。当病虫害进入显症期,针对复杂农田背景与密集微小目标,研究重点转向对深度目标检测网络(如优化锚框机制、频-空特征融合)的改良,并结合“热红外+多光谱/RGB”的多传感器协同机制,大幅提升自然环境下病灶识别率与模型泛化能力<sup>[159-163]</sup>。对于养分胁迫监测,依托高光谱挖掘特定吸收谷构建敏感指数,并融合无人机与微纳卫星(CubeSat)的跨尺度协同,实现了对 N、P、K、S 等大中微量元素亏缺的全生育期动态追踪,为变量施肥提供决策支撑<sup>[164-165]</sup>。

### 3.4.3 作物产量与生产力估测

作物产量与总初级生产力(GPP)是农田系统各要素协同作用的最终结果,随着空天地一体化遥感网络与人工智能技术的深度融合,作物估产已从传统的统计回归与末期反演,全面迈向多源异构数据协同、深度时空建模、生理机理驱动以及早期动态预测的新阶段。

作物产量的形成是基因、环境与管理复杂互作的结果,传统的单一光谱指数难以准确评估最终产量。近年来,研究者广泛融合空天地多光谱、热红外影像及土壤、气象等多模态数据,通过集成学习有效克服了单一特征的饱和效应,提升了对产量空间异质性的解释力<sup>[166-171]</sup>。

面对海量非线性特征,时空深度学习网络逐渐取代浅层机器学习。在空间维度,卷积神经网络及其变体能够从高分辨率影像中自适应提取冠层结构与产量分布的空间拓扑特征<sup>[172-173]</sup>;在时间维度,循环神经网络(RNN)、长短期记忆网络(LSTM)被广泛用于处理气象、物候等时间序列数据<sup>[174]</sup>。前沿研究提出的“CNN-RNN”双流架构及表型注意力机制,该类网络能同步自适应提取冠层拓扑结构与环境胁迫的时间依赖性,并结合贝叶斯网络(BNN)量化极端天气下预测置信度,显著提升了产量早期预测鲁棒性<sup>[175-177]</sup>。

然而,纯数据驱动模型高度依赖海量真值标签且缺乏物理约束,因此估产正向生理机理驱动及数据同化发展。一方面,以 SIF 作为 GPP 的最直接代理指标,提出的“机理引导+SIF 输入”(MLR-SIF)等轻量化框架,无需海量训练样本即可直接量化碳同化率,在跨区域无标签估产中展现出潜力<sup>[178-180]</sup>。

另一方面,“遥感数据同化(Data assimilation)”,通过卡尔曼滤波等算法将遥感反演的连续状态变量(如 LAI、SM)注入传统作物生长机理模型(如 WOFOST、APSIM),实时校正生理模拟轨迹,可克服机理模型大尺度空间参数获取难的瓶颈,完成从表观数据拟合向系统生理过程动态演推的最终跨越<sup>[126,181]</sup>。

综上,作物各指标监测正经历从“二维静态表观拟合”向“三维动态机理推演”的深刻重构。“田块级”对象的精准锁定、SIF 等生理探针的超早期预警能力,以及“辐射传输/作物生长模型+深度学习”的双驱动同化架构,提升了对作物胁迫响应与产量形成的解释力。然而当前监测体系的局限依然突出:数据驱动模型在复杂场景下极易发生“域偏移”;同时,现有估产框架多局限于单要素的孤立反演,尚未深入整合农田“水-热-碳-氮”多物理过程的交互机理。

## 4 结论与展望

农田系统的科学监测是实现农业水土资源高效利用、应对气候变化及保障粮食安全的关键基石。近年来,随着空天地协同网络的发展,农田遥感监测已从传统的二维静态测量跃升至三维、动态的智能化提取。在农田基础设施方面,依托多任务深度学习与视觉大模型,地块边界、田间道路及排灌沟渠等物理骨架的提取精度显著增强;在内部运行状态方面,“水-土-气-生”多要素定量监测,正经历从“数据驱动表观拟合”向“机理驱动深度同化”的跨越,实现了从早期胁迫诊断到全生育期产量预测的系统化演进。然而,农田系统作为一个受自然环境与人类活动双重干预的“开放复杂巨系统”,其监测与智能化管理,在多源异构数据、跨尺度算法、系统级要素耦合及终端闭环应用等方面,仍面临诸多挑战。

(1)数据层面。针对以往农田监测多依赖单一光学遥感、易受云雨天气和时空分辨率制约的瓶颈,未来的趋势是推动多源异构数据的深度协同。充分利用高频微纳卫星星座(CubeSats),结合四维变分同化(4D-Var)等技术,将天基观测与空基航空和无人机、地基物联网(IoT)连续原位数据进行跨尺度物理级同化。构建尺度连贯、物理机制统一、时空无缝覆盖的空天地一体化数据底座。

(2)算法层面。目前基于深度学习的农田要素提取与反演算法高度依赖海量标注样本,且面临“黑盒”局限和跨区域泛化能力差的问题。未来农田监测算法将会进一步与人工智能技术结合,同时,引入视觉大模型与提示工程,通过自监督预训练等

手段,打破土壤理化属性反演中水-盐-碳光谱信号交叉耦合的限制,降低对地表真值人工标注的依赖,实现复杂农业场景下,零样本/少样本的高精度、自动化识别。

(3)系统耦合与数字孪生。当前水分、温度、作物养分等多处于独立反演阶段,水-热-碳-氮耦合交互的系统化机理模型尚未有效嵌入当前的遥感同化监测框架中。未来研究需突破单要素监测局限,推动多子系统机理模型在同化框架下的物理整合。进一步协同田块、道路、灌排及防护林等物理边界,构建农田数字孪生体,实现在数字虚拟空间对产量形

成、地力演变及碳氮源/汇效应的系统级、闭环式动态推演。

(4)应用层面。现有的农田遥感监测大多为生成静态诊断图,数据处理延迟高,与田间农机装备的实际执行操作存在严重脱节。随着物联网(IoT)与智能农机装备的发展,引入边缘计算(Edge computing)与轻量化AI模型,实现前端即时感知与就地决策将成为必然趋势。未来的应用将打通遥感平台与执行终端的数据链路,实现从“被动空间感知”向“感知-决策-执行”的实时闭环管控跃升,最终形成全新的农田智慧监测管理体系。

参 考 文 献

[1] Godfray H C J, Beddington J R, Crute I R, et al. Food security: the challenge of feeding 9 billion people[J]. Science, 2010, 327(5967): 812-818.

[2] FAO, IFAD, UNICEF, et al. The state of food security and nutrition in the world 2024: financing to end hunger, food insecurity and malnutrition in all its forms[R]. Rome: FAO, 2024.

[3] Luo B, Dou X. Climate change, agricultural transformation and climate smart agriculture development in China[J]. Heliyon, 2024, 10(21): e40008.

[4] Lal R. Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security[J]. Science, 2004, 304(5677): 1623-1627.

[5] 鄯文聚, 汤怀志, 桑玲玲. 树立耕地系统认知,完善最严格耕保制度[J]. 中国土地, 2022(5): 4-7.  
Yun Wenju, Tang Huaizhi, Sang Lingling. Establishing systematic cognition of farmland systems to refine the most stringent farmland protection system[J]. China Land, 2022(5): 4-7. (in Chinese)

[6] Weiss M, Jacob F, Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: a meta-review[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111402.

[7] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.  
Chen Zhongxin, Ren Jianqiang, Tang Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2016, 20(5): 748-767. (in Chinese)

[8] Attri I, Awasthi L K, Sharma T P, et al. A review of deep learning techniques used in agriculture[J]. Ecological Informatics, 2023, 77: 102217.

[9] 钱学森. 论系统工程[M]. 长沙: 湖南科学技术出版社, 1982.

[10] Mendez V E, Bacon C M, Cohen R, et al. Agroecology: a transdisciplinary, participatory and action-oriented approach[M]. Boca Raton: CRC Press, 2015.

[11] Foley J A, DeFries R, Asner G P, et al. Global consequences of land use[J]. Science, 2005, 7(22): 570-574.

[12] Lal R. Restoring soil quality to mitigate soil degradation[J]. Sustainability, 2015, 7(5): 5875-5895.

[13] Anonymous. Global hydrological cycles and world water resources[J]. Science, [no date].

[14] Tilman D, Cassman K G, Matson P A, et al. Agricultural sustainability and intensive production practices[J]. Nature, 2002, 418(6898): 671-677.

[15] Sellers P J, Dickinson R E, Randall D A, et al. Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere[J]. Science, 1997, 275(5299): 502-509.

[16] 赵春江. 智慧农业发展现状及战略目标研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 1-7.  
Zhao Chunjiang. State-of-the-art and recommended developmental strategic objectives of smart agriculture[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(1): 1-7. (in Chinese)

[17] Philip J R. Plant water relations: some physical aspects[J]. Annual Review of Plant Biology, 1966, 17: 245-268.

[18] 张甘霖, 史舟, 朱阿兴, 等. 土壤时空变化研究的进展与未来[J]. 土壤学报, 2020, 57(5): 1060-1070.  
Zhang Ganlin, Shi Zhou, Zhu Axing, et al. Progress and perspective of studies on soils in space and time[J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57(5): 1060-1070. (in Chinese)

[19] Power A G. Ecosystem services and agriculture: tradeoffs and synergies[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 2010, 365(1554): 2959-2971.

[20] Persello C, Tolpekin V A, Bergado J R, et al. Delineation of agricultural fields in smallholder farms from satellite images using fully convolutional networks and combinatorial grouping[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 231: 111253.

[21] Huang Z, Jing H, Liu Y, et al. Segment anything model combined with multi-scale segmentation for extracting complex

- cultivated land parcels in high-resolution remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(18): 3489.
- [22] 周孝明, 覃昌利, 康彩苹, 等. 黄土高原地区复杂地形下 4 种卫星数据耕地识别能力评价[J]. *地球信息科学学报*, 2025, 27(12): 2966–2982.  
Zhou Xiaoming, Qin Changli, Kang Caiping, et al. Evaluation of farmland identification capability of four satellite data under complex terrain in the Loess Plateau region[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2025, 27(12): 2966–2982. (in Chinese)
- [23] 罗锡文, 谷秀艳, 胡炼, 等. 大田无人化智慧农场农田边界识别技术研究现状与展望[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(2): 1–18.  
Luo Xiwen, Gu Xiuyan, Hu Lian, et al. Research status and outlook of farmland boundary recognition technology in large-scale unmanned smart farms[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(2): 1–18. (in Chinese)
- [24] Zheng J, Ye Z, Wen Y, et al. A comprehensive review of agricultural parcel and boundary delineation from remote sensing images: recent progress and future perspectives[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2026, 14(3): 206–237.
- [25] 刘东, 欧阳安, 陈聪, 等. 基于归一化植被指数的农田边界识别方法[J]. *江苏农业科学*, 2022, 50(11): 196–201.  
Liu Dong, Ouyang An, Chen Cong, et al. Farmland boundary identification method based on normalized difference vegetation index[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2022, 50(11): 196–201. (in Chinese)
- [26] Waldner F, Diakogiannis F I. Deep learning on edge: extracting field boundaries from satellite images with a convolutional neural network[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 245: 111741.
- [27] Long J, Li M, Wang X, et al. Delineation of agricultural fields using multi-task BsiNet from high-resolution satellite images [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102871.
- [28] Ji W, Li J, Bi Q, et al. Segment anything is not always perfect: an investigation of SAM on different real-world applications [J]. *Machine Intelligence Research*, 2024, 21(4): 617–630.
- [29] Ding L, Zhu K, Peng D, et al. Adapting segment anything model for change detection in VHR remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1–11.
- [30] 郝雪丽, 李会宾, 段玉林, 等. 基于 SAM 的田块提取方法在田块平整成效评价中的应用研究[J]. *中国农业信息*, 2023, 35(5): 1–10.  
Hao Xueli, Li Huibin, Duan Yulin, et al. Research on the application of SAM-based field block extraction method in the evaluation of field leveling effectiveness[J]. *China Agricultural Informatics*, 2023, 35(5): 1–10. (in Chinese)
- [31] 张宏鸣, 高郑杰, 沈寅威, 等. 基于边缘增强的双分支语义分割网络地块识别方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(10): 437–447.  
Zhang Hongming, Gao Zhengjie, Shen Yinwei, et al. Dual-branch semantic segmentation network-based land parcel recognition method with edge enhancement [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(10): 437–447. (in Chinese)
- [32] 陈理, 马明旭, 韩毅, 等. 基于遥感影像的农田道路提取及秸秆收储站选址优化[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(18): 200–211.  
Chen Li, Ma Mingxu, Han Yi, et al. Extraction of farmland roads and site selection optimization of straw storage stations based on remote sensing image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2025, 41(18): 200–211. (in Chinese)
- [33] 王斌, 陈占龙, 吴亮, 等. 兼顾连通性的 U-Net 网络高分辨率遥感影像道路提取[J]. *遥感学报*, 2020, 24(12): 1488–1499.  
Wang Bin, Chen Zhanlong, Wu Liang, et al. Road extraction of high-resolution satellite remote sensing images in U-Net network with consideration of connectivity[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2020, 24(12): 1488–1499. (in Chinese)
- [34] Wang N, Wang X, Pan Y, et al. Identifying rural roads in remote sensing imagery: from benchmark dataset to coarse-to-fine extraction network; a case study in China[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2026, 231: 487–506.
- [35] Yang R, Zhong Y, Liu Y, et al. Occlusion-aware road extraction network for high-resolution remote sensing imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1–16.
- [36] Liu J, Qin Q, Li J, et al. Rural road extraction from high-resolution remote sensing images based on geometric feature inference[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(10): 314.
- [37] 赫晓慧, 陈明扬, 李盼乐, 等. 结合 DCNN 与短距条件随机场的遥感影像道路提取[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(3): 333–342.  
He Xiaohui, Chen Mingyang, Li Panle, et al. Road extraction from remote sensing image by integrating DCNN with short range conditional random field[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(3): 333–342. (in Chinese)
- [38] Wang J, Wang R, Liu Y, et al. Transferable contextual network for rural road extraction from UAV-based remote sensing images[J]. *Sensors*, 2025, 25(5): 1394.
- [39] Zhou G, Zhi H, Gao E, et al. DeepU-net: a parallel dual-branch model for deeply fusing multiscale features for road extraction from high-resolution remote sensing images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 9448–9463.

- [40] Liu B, Ding J, Zou J, et al. LDANet: a lightweight dynamic addition network for rural road extraction from remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(7): 1829.
- [41] 王宁静, 王心宇, 潘洋, 等. WHU - RuR: 高分遥感影像农村(高标准农田)道路提取基准数据集[J]. *遥感学报*, 2025, 29(4): 857 - 866.  
Wang Ningjing, Wang Xinyu, Pan Yang, et al. WHU - RuR: a high-resolution remote sensing benchmark dataset for rural (high-standard farmland) road extraction[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(4): 857 - 866. (in Chinese)
- [42] 张宏鸣, 王斌, 韩文霆, 等. 基于全卷积神经网络的灌区无人机正射影像渠系提取[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(6): 241 - 248.  
Zhang Hongming, Wang Bin, Han Wenting, et al. Canal system extraction from UAV orthophoto in irrigation area based on fully convolutional neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(6): 241 - 248. (in Chinese)
- [43] Huo X, Li L, Yu X, et al. Extraction of canal distribution information based on UAV remote sensing system and object-oriented method[J]. *Agriculture*, 2024, 14(11): 1863.
- [44] Roelens J, Höfle B, Dondeyne S, et al. Drainage ditch extraction from airborne LiDAR point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 146: 409 - 420.
- [45] Du L, McCarty G W, Li X, et al. Drainage ditch network extraction from lidar data using deep convolutional neural networks in a low relief landscape[J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 628: 130591.
- [46] Koganti T, Ghane E, Martinez L R, et al. Mapping of agricultural subsurface drainage systems using unmanned aerial vehicle imagery and ground penetrating radar[J]. *Sensors*, 2021, 21(8): 2800.
- [47] Ma Y, Zhou Z, She X, et al. Identifying dike-pond system using an improved cascade R - CNN model and high-resolution satellite images[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 717.
- [48] Albuquerque A O, Carvalho O A, Carvalho O L F, et al. Deep semantic segmentation of center pivot irrigation systems from remotely sensed data[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(13): 2159.
- [49] Johansen K, Lopez O, Tu Y H, et al. Center pivot field delineation and mapping: a satellite-driven object-based image analysis approach for national scale accounting[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 175: 1 - 19.
- [50] Tian F, Wu B, Zeng H, et al. A shape-attention pivot-net for identifying central pivot irrigation systems from satellite images using a cloud computing platform: an application in the contiguous US[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2023, 60(1): 2165256.
- [51] Zhao H, Tian F, Zhang K, et al. Intelligent remote sensing canal system detection and irrigation water use estimation: a case study in the transboundary Mekong River basin[J]. *Journal of Hydrology*, 2025, 657: 133110.
- [52] Nsoh B, Katimbo A, Guo H, et al. Internet of things-based automated solutions utilizing machine learning for smart and real-time irrigation management: a review[J]. *Sensors*, 2024, 24(23): 7480.
- [53] 李毅夫, 孙斌, 高志海, 等. 5 米光学 02 星多光谱影像农田防护林信息提取[J]. *遥感学报*, 2024, 28(3): 624 - 634.  
Li Yifu, Sun Bin, Gao Zhihai, et al. Farmland shelterbelt information extraction based on multispectral image of the ZY1 - 02E satellite[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(3): 624 - 634. (in Chinese)
- [54] 邓荣鑫, 幸泽峰, 李颖, 等. 基于高分辨率卫星影像的农田防护林林带保存率遥感识别[J]. *生态学杂志*, 2024, 43(9): 2658 - 2666.  
Deng Rongxin, Xing Zefeng, Li Ying, et al. Remote sensing identification of farmland shelterbelt preservation rate based on high-resolution satellite imagery[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2024, 43(9): 2658 - 2666. (in Chinese)
- [55] 朱素华, 郑晓, 樊俊美, 等. 基于高分六号影像的农田防护林宽度自动识别[J]. *生态学杂志*, 2025, 44(8): 2800 - 2807.  
Zhu Suhua, Zheng Xiao, Fan Junmei, et al. Automatic identification of the width of farmland shelterbelt based on GF - 6 image[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2025, 44(8): 2800 - 2807. (in Chinese)
- [56] Ma H, Wu B, Tian F, et al. A deep learning-based framework for extracting spatial patterns of farmland shelterbelts in the three-north region of China using Sentinel - 2 data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 332: 115095.
- [57] Gardossi A L, Tomao A, Choudhury M A M, et al. Semi-automatic extraction of hedgerows from high-resolution satellite imagery[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(9): 1506.
- [58] Tansey K, Chambers I, Anstee A, et al. Object-oriented classification of very high resolution airborne imagery for the extraction of hedgerows and field margin cover in agricultural areas[J]. *Applied Geography*, 2009, 29(2): 145 - 157.
- [59] 王学文, 赵庆展, 田文忠, 等. U - Net 模型对不同空间分辨率防护林提取精度的影响[J]. *测绘通报*, 2021(6): 39 - 43.  
Wang Xuewen, Zhao Qingzhan, Tian Wenzhong, et al. Influence of U - Net model on the extraction accuracy of shelterbelts with different spatial resolutions[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2021(6): 39 - 43. (in Chinese)
- [60] 赵庆展, 江萍, 王学文, 等. 基于无人机高光谱遥感影像的防护林树种分类[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(11): 190 - 199.  
Zhao Qingzhan, Jiang Ping, Wang Xuewen, et al. Tree species classification of shelterbelt based on UAV hyperspectral remote sensing imagery[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(11): 190 - 199. (in Chinese)
- [61] 张琦, 周云成, 赵鸿舸, 等. 融合多特征与超分辨的农田防护林带遥感语义分割模型[J]. *农业工程学报*, 2026,

- 42(12): 268–278.
- Zhang Qi, Zhou Yuncheng, Zhao Hongge, et al. Semantic segmentation of farmland shelterbelts using multi-feature and super-resolution remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2026, 42(12): 268–278. (in Chinese)
- [62] 张兴, 李杰玲, 李颖, 等. 农田防护林网结构动态变化遥感评价[J]. 生态学杂志, 2024, 43(11): 3516–3525.
- Zhang Xing, Li Jieling, Li Ying, et al. Remote sensing evaluation of dynamic changes in farmland shelterbelt network structure[J]. Chinese Journal of Ecology, 2024, 43(11): 3516–3525. (in Chinese)
- [63] 蒋瑞瑞, 甘甫平, 郭艺, 等. 土壤水分多源卫星遥感联合反演研究进展[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(1): 1–13.
- Jiang Ruirui, Gan Fuping, Guo Yi, et al. Progress in research on the joint inversion for soil moisture using multi-source satellite remote sensing data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(1): 1–13. (in Chinese)
- [64] Li Z L, Leng P, Zhou C, et al. Soil moisture retrieval from remote sensing measurements: current knowledge and directions for the future[J]. Earth-Science Reviews, 2021, 218: 103673.
- [65] Leng P, Li Z L, Duan S B, et al. A practical approach for deriving all-weather soil moisture content using combined satellite and meteorological data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 131: 40–51.
- [66] Sadeghi M, Babaeian E, Tuller M, et al. The optical trapezoid model: a novel approach to remote sensing of soil moisture applied to Sentinel-2 and Landsat-8 observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 198: 52–68.
- [67] Brakhasi F, Walker J P, Ye N, et al. Towards soil moisture profile estimation in the root zone using L- and P-band radiometer observations: a coherent modelling approach[J]. Science of Remote Sensing, 2023, 7: 100079.
- [68] Giotto M, Reichle R H, Rodell M, et al. Multi-sensor assimilation of SMOS brightness temperature and GRACE terrestrial water storage observations for soil moisture and shallow groundwater estimation[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 227: 12–27.
- [69] Dong J, Zhu Y, Jia X, et al. Nation-scale reference evapotranspiration estimation by using deep learning and classical machine learning models in China[J]. Journal of Hydrology, 2022, 604: 127207.
- [70] Zhuang Q, Shao H, Guan D. Operational daily evapotranspiration mapping at field scale based on SSEBop model and spatiotemporal fusion of multi-source remote sensing data[J]. Plos One, 2022, 17(2): e0264133.
- [71] Wu T, Liu K, Cheng M, et al. Paddy field scale evapotranspiration estimation based on two-source energy balance model with energy flux constraints and UAV multimodal data[J]. Remote Sensing, 2025, 17(10): 1662.
- [72] Zhu P, Han Q, Li C, et al. Estimating daily seamless 20-m resolution evapotranspiration using data fusion and TSEB[J]. Agricultural Water Management, 2026, 325: 110210.
- [73] Gerhards M, Schlerf M, Mallick K, et al. Challenges and future perspectives of multi-/hyperspectral thermal infrared remote sensing for crop water-stress detection: a review[J]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1240.
- [74] Jones H G. Irrigation scheduling: advantages and pitfalls of plant-based methods[J]. Journal of Experimental Botany, 2004, 55(407): 2427–2436.
- [75] Cho S B, Soleh H M, Choi J W, et al. Recent methods for evaluating crop water stress using AI techniques: a review[J]. Sensors, 2024, 24(19): 6313.
- [76] Maes W H, Steppe K. Estimating evapotranspiration and drought stress with ground-based thermal remote sensing in agriculture: a review[J]. Journal of Experimental Botany, 2012, 63(13): 4671–4712.
- [77] Pradawet C, Khongdee N, Pansak W, et al. Thermal imaging for assessment of maize water stress and yield prediction under drought conditions[J]. Journal of Agronomy and Crop Science, 2023, 209(1): 56–70.
- [78] Sobejano-Paz V, Mikkelsen T N, Baum A, et al. Hyperspectral and thermal sensing of stomatal conductance, transpiration, and photosynthesis for soybean and maize under drought[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3182.
- [79] 彭金龙, 李萌, 褚荣浩, 等. 日光诱导叶绿素荧光反演及其在植被环境胁迫监测中的研究进展[J]. 江苏农业科学, 2021, 49(24): 29–40.
- Peng Jinlong, Li Meng, Chu Ronghao, et al. Research progress on solar-induced chlorophyll fluorescence retrieval and its application in vegetation environmental stress monitoring[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2021, 49(24): 29–40. (in Chinese)
- [80] Azimi S, Gandhi T K. Water stress identification in chickpea images using machine learning[C]//2020 IEEE 8th R10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC), 2020.
- [81] Chandel N S, Rajwade Y A, Dubey K, et al. Water stress identification of winter wheat crop with state-of-the-art AI techniques and high-resolution thermal-RGB imagery[J]. Plants, 2022, 11(23): 3344.
- [82] Tulu B B, Teshome F T, Ampatzidis Y, et al. RGB-to-synthetic-thermal image translation using generative AI to support crop water stress assessment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 241: 111273.
- [83] Choi J W, Cho S B, Hidayat M S, et al. Application of multimodal data fusion and explainable AI for classifying water stress in sweet potatoes[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1681915.
- [84] 骆振海, 张超, 冯绍元, 等. 土壤盐渍化光学遥感监测方法研究进展[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(4): 9–22.
- Luo Zhenhai, Zhang Chao, Feng Shaoyuan, et al. Advances in research on methods for optical remote sensing monitoring of soil salinization[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(4): 9–22. (in Chinese)

- [85] Wang F, Han L, Liu L, et al. Advancements and perspective in the quantitative assessment of soil salinity utilizing remote sensing and machine learning algorithms; a review[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(24): 4812.
- [86] He Y, Zhang Z, Xiang R, et al. Monitoring salinity in bare soil based on Sentinel-1/2 image fusion and machine learning[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 131: 104656.
- [87] Aihaiti A, Nurmamet I, Yu X, et al. An enhanced soil salinity estimation method for arid regions using multisource remote sensing data and advanced feature selection[J]. *Catena*, 2025, 256: 109116.
- [88] Du R, Chen J, Xiang Y, et al. Timely monitoring of soil water-salt dynamics within cropland by hybrid spectral unmixing and machine learning models[J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2024, 12(3): 726–740.
- [89] Luo Z, Deng M, Tang M, et al. Estimating soil profile salinity under vegetation cover based on UAV multi-source remote sensing[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 2713.
- [90] 陈猷, 申晓晶, 周博, 等. 基于多源遥感宁夏引黄灌区季节性土壤盐分反演模型构建[J]. *水土保持学报*, 2025, 39(6): 444–454.  
Chen You, Shen Xiaojing, Zhou Bo, et al. Construction of seasonal soil salinity retrieval model based on multi-source remote sensing in Ningxia Yellow River Irrigation District[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2025, 39(6): 444–454. (in Chinese)
- [91] 王玮莹, 彭金榜, 朱婉雪, 等. 基于无人机遥感的盐渍化土壤有机质反演方法研究[J]. *地球信息科学学报*, 2024, 26(3): 736–752.  
Wang Weiying, Peng Jinbang, Zhu Wanxue, et al. Research on retrieval methods of organic matter in salinized soil based on UAV remote sensing[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2024, 26(3): 736–752. (in Chinese)
- [92] Meng X, Bao Y, Wang Y, et al. An advanced soil organic carbon content prediction model via fused temporal-spatial-spectral (TSS) information based on machine learning and deep learning algorithms[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 280: 113166.
- [93] Van Wesemael B, Abdelbaki A, Ben-Dor E, et al. A european soil organic carbon monitoring system leveraging Sentinel 2 imagery and the LUCAS soil data base[J]. *Geoderma*, 2024, 452: 117113.
- [94] Wang S, Guan K, Zhang C, et al. Using soil library hyperspectral reflectance and machine learning to predict soil organic carbon: assessing potential of airborne and spaceborne optical soil sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 271: 112914.
- [95] Zayani H, Fouad Y, Michot D, et al. Using machine-learning algorithms to predict soil organic carbon content from combined remote sensing imagery and laboratory vis-NIR spectral datasets[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(17): 4264.
- [96] Zhang Q, Li G, Dai H, et al. Improved inversion and digital mapping of soil organic carbon content by combining crop-lush period vegetation indices with ensemble learning: a case study for Liaoning, Northeast China[J]. *Land*, 2025, 14(10): 2022.
- [97] Yang L, Cai Y, Zhang L, et al. A deep learning method to predict soil organic carbon content at a regional scale using satellite-based phenology variables[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102428.
- [98] Mumu N J, Ferdous J, Mueller C, et al. Methodological progress in the measurement of agricultural greenhouse gases[J]. *Carbon Management*, 2024, 15(1): 2366527.
- [99] 方菲, 王斌, 李志涛, 等. 农田生态系统温室气体排放监测方法综述[J]. *环境监测管理与技术*, 2025, 37(5): 11–16.  
Fang Fei, Wang Bin, Li Zhitao, et al. A review of greenhouse gas emission monitoring methods in farmland ecosystems[J]. *The Administration and Technique of Environmental Monitoring*, 2025, 37(5): 11–16. (in Chinese)
- [100] Palosuo T, Heikkinen J, Hiltavuori E, et al. Demands and possibilities for field-scale estimation of agricultural greenhouse gas balances[J]. *CATENA*, 2025, 249: 108649.
- [101] Basu S, Guerlet S, Butz A, et al. Global CO<sub>2</sub> fluxes estimated from GOSAT retrievals of total column CO<sub>2</sub>[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2013, 13(17): 8695–8717.
- [102] Luo H, Li Z, Wu Y, et al. Greenhouse gases monitoring instrument on GaoFen-5 satellite-II: optical design and evaluation[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(4): 1105.
- [103] 刘勇丽, 赵晨尧, 刘希平, 等. 水稻甲烷排放遥感监测研究综述[J]. *环境工程技术学报*, 2024, 14(5): 1523–1531.  
Liu Yongli, Zhao Chenyao, Liu Xiping, et al. Remote sensing monitoring of methane emissions from rice paddies: a review[J]. *Journal of Environmental Engineering Technology*, 2024, 14(5): 1523–1531. (in Chinese)
- [104] Xue Z, Li J, Shen F, et al. Medium-term monitoring of greenhouse gases above rice-wheat rotation system based on mid-infrared laser heterodyne radiometer[J]. *Agronomy-Basel*, 2024, 14(9): 2162.
- [105] 岳斌, 余赛芬, 董晶晶, 等. 温室气体通量测量方法及进展[J]. *光学学报*, 2023, 43(18): 90–102.  
Yue Bin, Yu Saifen, Dong Jingjing, et al. Measurement methods and progress of greenhouse gas flux[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(18): 90–102. (in Chinese)
- [106] 刘纯, 包雯慧, 吴骅, 等. 1985年—2023年遥感地表温度研究进展与展望[J]. *遥感学报*, 2025, 29(7): 2328–2344.  
Liu Chun, Bao Wenhui, Wu Hua, et al. Research progress and prospects of remotely sensed land surface temperature from

- 1985 to 2023[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(7): 2328–2344. (in Chinese)
- [107] 吴炳方, 马慧, 张淼, 等. 对地观测驱动的数字(智慧)农业研究前沿与应用案例[J]. *智慧农业(中英文)*, 2026, 8(2): 1–17.
- Wu Bingfang, Ma Hui, Zhang Miao, et al. Earth observation-driven digital (smart) agriculture: research frontiers and application cases[J]. *Smart Agriculture*, 2026, 8(2): 1–17. (in Chinese)
- [108] 张宏鸣, 王佳佳, 韩文霆, 等. 基于热红外遥感影像的作物冠层温度提取[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(4): 203–210.
- Zhang Hongming, Wang Jiajia, Han Wenting, et al. Extraction of crop canopy temperature based on thermal infrared remote sensing images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(4): 203–210. (in Chinese)
- [109] 杨文攀, 李长春, 杨浩, 等. 基于无人机热红外与数码影像的玉米冠层温度监测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(17): 68–75.
- Yang Wenpan, Li Changchun, Yang Hao, et al. Maize canopy temperature monitoring based on UAV thermal infrared and digital images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(17): 68–75. (in Chinese)
- [110] Chang A, Jung J, Maeda M M, et al. Measurement of cotton canopy temperature using radiometric thermal sensor mounted on the unmanned aerial vehicle (UAV)[J]. *Journal of Sensors*, 2020, 2020(1): 8899325.
- [111] Giménez-Gallego J, González-Teruel J D, Soto-Valles F, et al. Intelligent thermal image-based sensor for affordable measurement of crop canopy temperature[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 188: 106319.
- [112] 蔡甲冰, 白亮亮, 许迪, 等. 基于地面红外检测系统验证的灌区地表温度遥感反演[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(5): 108–114.
- Cai Jiabing, Bai Liangliang, Xu Di, et al. Remote sensing inversion of land surface temperature based on validation by observed infrared temperature in situ[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(5): 108–114. (in Chinese)
- [113] 李召良, 段四波, 唐伯惠, 等. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 899–920.
- Li Zhaoliang, Duan Sibao, Tang Bohui, et al. Review of methods for land surface temperature derived from thermal infrared remotely sensed data[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2016, 20(5): 899–920. (in Chinese)
- [114] Hoffmann H, Nieto H, Jensen R, et al. Estimating evaporation with thermal UAV data and two-source energy balance models[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2016, 20(2): 697–713.
- [115] Anderson M C, Kustas W P, Norman J M, et al. A brief history of the thermal IR-based two-source energy balance (TSEB) model—diagnosing evapotranspiration from plant to global scales[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2024, 350: 109951.
- [116] 白雪洁, 王旭峰, 柳晓惠, 等. 黑河流域湿地、农田、草地生态系统碳通量变化特征及驱动因子分析[J]. *遥感技术与应用*, 2022, 37(1): 94–107.
- Bai Xuejie, Wang Xufeng, Liu Xiaohui, et al. Analysis of carbon flux variation characteristics and driving factors of wetland, farmland, and grassland ecosystems in the Heihe River Basin[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2022, 37(1): 94–107. (in Chinese)
- [117] 吴美玲, 邵彦川, 胡丽条, 等. 基于机器学习的中国陆地生态系统碳通量预测及其对土地利用变化的响应[J]. *环境科学*, 2025, 46(8): 4733–4741.
- Wu Meiling, Shao Yanchuan, Hu Litiao, et al. Machine learning-based prediction of carbon fluxes in terrestrial ecosystems in China and its response to land use change[J]. *Environmental Science*, 2025, 46(8): 4733–4741. (in Chinese)
- [118] 吴玉凤, 高霄鹏, 桂东伟, 等. 大气氮沉降监测方法研究进展[J]. *应用生态学报*, 2019, 30(10): 3605–3614.
- Wu Yufeng, Gao Xiaopeng, Gui Dongwei, et al. Research progress on monitoring methods for atmospheric nitrogen deposition[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2019, 30(10): 3605–3614. (in Chinese)
- [119] Zhang Q, Li Y, Wang M, et al. Atmospheric nitrogen deposition: a review of quantification methods and its spatial pattern derived from the global monitoring networks[J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2021, 216: 112180.
- [120] Liu L, Zhang X, Xu W, et al. Reviewing global estimates of surface reactive nitrogen concentration and deposition using satellite retrievals[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2020, 20(14): 8641–8658.
- [121] Yu G, Jia Y, He N, et al. Stabilization of atmospheric nitrogen deposition in China over the past decade[J]. *Nature Geoscience*, 2019, 12(6): 424–429.
- [122] Chen S, Chen B, Wang S, et al. Spatiotemporal variations of atmospheric nitrogen deposition in China during 2008–2020[J]. *Atmospheric Environment*, 2023, 315: 120120.
- [123] Gao Q, Zhang X, Liu L, et al. A database of atmospheric inorganic nitrogen deposition fluxes in China from satellite monitoring[J]. *Scientific Data*, 2023, 10(1): 698.
- [124] Shi H, Luo G, Hellwich O, et al. Variability and uncertainty in flux-site-scale net ecosystem exchange simulations based on machine learning and remote sensing: a systematic evaluation[J]. *Biogeosciences*, 2022, 19(16): 3739–3756.
- [125] 杨颖频, 吴志峰, 骆剑承, 等. 时空协同的地块尺度作物分布遥感提取[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(7): 166–174.
- Yang Yingpin, Wu Zhifeng, Luo Jiancheng, et al. Remote sensing extraction of parcel-scale crop distribution with spatio-temporal synergy[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(7): 166–174. (in Chinese)
- [126] 赵龙才, 李粉玲, 常庆瑞. 农作物遥感识别与单产估算研究综述[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(2): 1–19.

- Zhao Longcai, Li Fenling, Chang Qingrui. Review on crop type identification and yield forecasting using remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 1–19. (in Chinese)
- [127] 钱丽沙, 姜浩, 陈水森, 等. 基于时空滤波 Sentinel-1 时序数据的田块尺度岭南作物分布提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 158–166.
- Qian Lisha, Jiang Hao, Chen Shuisen, et al. Parcel-scale Lingnan crop distribution extraction based on spatio-temporal filtering of Sentinel-1 time-series data[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5): 158–166. (in Chinese)
- [128] 荷兰, 解毅. 基于客观赋权法和集成学习的作物遥感分类研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 370–380.
- Xun Lan, Xie Yi. Remote sensing crop classification based on objective weighting method and ensemble learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 370–380. (in Chinese)
- [129] Kaushik M, Nidamanuri R R, Aparna B. Hyperspectral discrimination of vegetable crops grown under organic and conventional cultivation practices: a machine learning approach[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 7897.
- [130] Barriere V, Claverie M, Schneider M, et al. Boosting crop classification by hierarchically fusing satellite, rotational, and contextual data[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 305: 114110.
- [131] Che H, Pan Y, Xia X, et al. A new transferable deep learning approach for crop mapping[J]. GIScience & Remote Sensing, 2024, 61(1): 2395700.
- [132] 张凤, 张锦水, 段雅鸣, 等. 迁移深度卷积神经网络模型秋粮作物泛化识别[J]. 遥感学报, 2024, 28(3): 661–676.
- Zhang Feng, Zhang Jinshui, Duan Yaming, et al. Generalized identification of autumn crops based on transfer deep convolutional neural network models[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(3): 661–676. (in Chinese)
- [133] 郝子源, 杨玮, 李浩, 等. 基于多源信息和深度学习的多作物叶面积指数预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(12): 3862–3870.
- Hao Ziyuan, Yang Wei, Li Hao, et al. Study on prediction models for leaf area index of multiple crops based on multi-source information and deep learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(12): 3862–3870. (in Chinese)
- [134] Xu Y, Qin Y, Li B, et al. Estimating vegetation aboveground biomass in yellow river delta coastal wetlands using Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat-8 imagery[J]. Ecological Informatics, 2025, 87: 103096.
- [135] 吾木提·艾山江, 尼加提·卡斯木, 陈晨, 等. 基于多维高光谱植被指数的冬小麦叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 181–190.
- Wumuti Aishanjiang, Nijati Kasimu, Chen Chen, et al. Estimation of winter wheat LAI based on multi-dimensional hyperspectral vegetation indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 181–190. (in Chinese)
- [136] Shammi S, Huang Y, Xie W, et al. Modeling and estimating soybean leaf area index and biomass using machine learning based on unmanned aerial vehicle-captured multispectral images[J]. Phyton-International Journal of Experimental Botany, 2025, 94(9): 2745–2766.
- [137] 陆军胜, 陈绍民, 黄文敏, 等. 采用 SEPLS-ELM 模型估算夏玉米地上部生物量和叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 128–135.
- Lu Junsheng, Chen Shaomin, Huang Wenmin, et al. Estimation of above-ground biomass and leaf area index of summer maize using SEPLS-ELM model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(18): 128–135. (in Chinese)
- [138] 孔钰如, 王李娟, 冯海宽, 等. 无人机高光谱波段选择的叶面积指数反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(3): 933–939.
- Kong Yuru, Wang Lijuan, Feng Haikuan, et al. Retrieval of leaf area index based on band selection of UAV hyperspectral remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(3): 933–939. (in Chinese)
- [139] 郭立笑, 陈志超, 马彦鹏, 等. 基于无人机多光谱和多波段组合纹理的马铃薯 LAI 估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(12): 3443–3454.
- Guo Lixiao, Chen Zhichao, Ma Yanpeng, et al. Estimation of potato LAI based on UAV multispectral and multi-band combined textures[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(12): 3443–3454. (in Chinese)
- [140] 高铭阳, 张锦水, 潘耀忠, 等. 结合植被指数与作物高度反演冬小麦叶面积指数[J]. 中国农业资源与区划, 2020, 41(8): 49–57.
- Gao Mingyang, Zhang Jinshui, Pan Yaozhong, et al. Retrieval of winter wheat leaf area index by combining vegetation indices and crop height[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2020, 41(8): 49–57. (in Chinese)
- [141] Fei S, Xiao S, Li Q, et al. Enhancing leaf area index and biomass estimation in maize with feature augmentation from unmanned aerial vehicle-based nadir and cross-circling oblique photography[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108462.
- [142] Yue J, Yang H, Yang G, et al. Estimating vertically growing crop above-ground biomass based on UAV remote sensing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107627.
- [143] 王文辉, 田超, 鲁圣权, 等. 基于无人机多光谱影像和冠层形态的冬小麦叶绿素含量监测研究[J]. 麦类作物学报, 2026, 46(3): 404–412.
- Wang Wenhui, Tian Chao, Lu Shengquan, et al. Monitoring research on chlorophyll content of winter wheat based on UAV

- multispectral imagery and canopy morphology[J]. Journal of Triticeae Crops, 2026, 46(3): 404–412. (in Chinese)
- [144] Zhang H, Ge Y, Xie X, et al. High throughput analysis of leaf chlorophyll content in sorghum using RGB, hyperspectral, and fluorescence imaging and sensor fusion[J]. Plant Methods, 2022, 18(1): 60.
- [145] Wan L, Ryu Y, Dechant B, et al. Improving retrieval of leaf chlorophyll content from Sentinel-2 and Landsat-7/8 imagery by correcting for canopy structural effects[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 304: 114048.
- [146] Croft H, Chen J M, Wang R, et al. The global distribution of leaf chlorophyll content[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111479.
- [147] Liu S, Jin X, Nie C, et al. Estimating leaf area index using unmanned aerial vehicle data: shallow *vs* deep machine learning algorithms[J]. Plant Physiology, 2021, 187(3): 1551–1576.
- [148] 牛庆林, 张合兵, 邓炯, 等. 结合无人机数码影像与 PROSAIL 模型的夏玉米 LAI 反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(8): 2335–2347.
- Niu Qinglin, Zhang Hebing, Deng Jiong, et al. Combining UAV digital imagery with PROSAIL modeling for LAI inversion in summer maize[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2025, 45(8): 2335–2347. (in Chinese)
- [149] Zhang Y, Hui J, Qin Q, et al. Transfer-learning-based approach for leaf chlorophyll content estimation of winter wheat from hyperspectral data[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 267: 112724.
- [150] 印玉明, 王永清, 马春晨, 等. 利用日光诱导叶绿素荧光监测水稻叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报, 2021, 37(12): 169–180.
- Yin Yuming, Wang Yongqing, MA Chunchen, et al. Monitoring rice leaf chlorophyll content using solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(12): 169–180. (in Chinese)
- [151] Zhang R, Yang P, Xu S, et al. The relationship between the ratio of far-red to red leaf SIF and leaf chlorophyll content: theoretical derivation and experimental validation[J]. Remote Sensing of Environment, 2025, 324: 114762.
- [152] 陶诗语, 陈镜明, 张永光, 等. 面向空天地遥感的日光诱导叶绿素荧光反演算法综述[J]. 遥感学报, 2025, 29(12): 3395–3434.
- Tao Shiyu, Chen Jingming, Zhang Yongguang, et al. Review of retrieval algorithms of solar-induced chlorophyll fluorescence for space-air-ground remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(12): 3395–3434. (in Chinese)
- [153] Kohler P, Frankenberg C, Magney T S, et al. Global retrievals of solar-induced chlorophyll fluorescence with TROPOMI: first results and intersensor comparison to OCO-2[J]. Geophysical Research Letters, 2018, 45(19): 10456–10463.
- [154] Zeng L, Wardlaw B D, Xiang D, et al. A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237: 111511.
- [155] Chávez R O, Estay S A, Lastra J A, et al. npphen: an R-package for detecting and mapping extreme vegetation anomalies based on remotely sensed phenological variability[J]. Remote Sensing, 2023, 15(1): 73.
- [156] Xie Y, Xiao Z, Li J, et al. A universal framework for near-real-time detection of vegetation anomalies from landsat data[J]. Remote Sensing, 2025, 17(3): 520.
- [157] Ač A, Malenovský Z, Olejníčková J, et al. Meta-analysis assessing potential of steady-state chlorophyll fluorescence for remote sensing detection of plant water, temperature and nitrogen stress[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 168: 420–436.
- [158] 庞浩, 张艳. 作物潜育期病状可见光图像三通道识别模型[J]. 生物化学与生物物理进展, 2025, 52(10): 2650–2662.
- Pang Hao, Zhang Yan. Three-channel recognition model for crop symptoms in latent period based on visible light images[J]. Progress in Biochemistry and Biophysics, 2025, 52(10): 2650–2662. (in Chinese)
- [159] 王金星, 马博, 王震, 等. 基于改进 Mask R-CNN 的苹果园害虫识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 253–263, 360.
- Wang Jinxing, Ma Bo, Wang Zhen, et al. Pest identification method in apple orchard based on improved Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 253–263, 360. (in Chinese)
- [160] 王春桃, 谢伟斌, 肖德琴. 基于 YOLO-SVP 的小尺寸蔬菜害虫检测模型研究[J]. 农业机械学报, 2026, 57(5): 364–372.
- Wang Chuntao, Xie Weibin, Xiao Deqin. Detection model for small-sized vegetable pests based on YOLO-SVP[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(5): 364–372. (in Chinese)
- [161] 杨信廷, 周子洁, 李文勇, 等. 基于小样本学习的鳞翅目害虫图像识别方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 402–410.
- Yang Xinting, Zhou Zijie, Li Wenyong, et al. Image recognition method for Lepidoptera pests based on few-shot learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 402–410. (in Chinese)
- [162] 韩鑫, 徐衍向, 封润泽, 等. 基于红外热成像和改进 YOLO v5 的作物病害早期识别[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 300–307.
- Han Xin, Xu Yanxiang, Feng Runze, et al. Early identification of crop diseases based on infrared thermography and improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 300–307. (in Chinese)
- [163] Chakhvashvili E, Machwitz M, Antala M, et al. Crop stress detection from UAVs: best practices and lessons learned for exploiting sensor synergies[J]. Precision Agriculture, 2024, 25(5): 2614–2642.
- [164] Mahajan G R, Sahoo R N, Pandey R N, et al. Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*Triticum aestivum* L.)[J]. Precision Agriculture, 2014, 15(5): 499–522.

- [165] Cai Y, Guan K, Nafziger E, et al. Detecting in-season crop nitrogen stress of corn for field trials using UAV- and CubeSat-based multispectral sensing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(12): 5153–5166.
- [166] Maimaitijiang M, Sagan V, Sidike P, et al. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 237: 111599.
- [167] Fei S, Hassan M A, Xiao Y, et al. UAV-based multi-sensor data fusion and machine learning algorithm for yield prediction in wheat[J]. *Precision Agriculture*, 2023, 24(1): 187–212.
- [168] Niu J, Tang H, Zhang Y, et al. Optimization of crop yield prediction models based on stratified soil properties[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2025, 12: 101466.
- [169] 樊杰杰, 邱春霞, 樊意广, 等. 基于连续小波变换和机器学习的小麦产量预测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2024, 44(10): 2890–2899.
- Fan Jiejie, Qiu Chunxia, Fan Yiguang, et al. Wheat yield prediction based on continuous wavelet transform and machine learning[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2024, 44(10): 2890–2899. (in Chinese)
- [170] Brandt P, Beyer F, Borrmann P, et al. Ensemble learning-based crop yield estimation: a scalable approach for supporting agricultural statistics[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2024, 61(1): 2367808.
- [171] Liu Y, Feng H, Fan Y, et al. Utilizing UAV-based hyperspectral remote sensing combined with various agronomic traits to monitor potato growth and estimate yield[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 231: 109984.
- [172] Yang Q, Shi L, Han J, et al. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images[J]. *Field Crops Research*, 2019, 235: 142–153.
- [173] 孙少杰, 吴门新, 庄立伟, 等. 基于 CNN 卷积神经网络和 BP 神经网络的冬小麦县级产量预测[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(11): 151–160.
- Sun Shaojie, Wu Menxin, Zhuang Liwei, et al. Forecasting winter wheat yield at county level using CNN and BP neural networks[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(11): 151–160. (in Chinese)
- [174] 刘照, 李华朋, 陈慧, 等. 基于时序影像及不同模型的玉米早期估产研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(8): 2627–2637.
- Liu Zhao, Li Huapeng, Chen Hui, et al. Maize yield forecasting and associated optimum lead time research based on temporal remote sensing data and different model[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(8): 2627–2637. (in Chinese)
- [175] Khaki S, Wang L, Archontoulis S V. A CNN–RNN framework for crop yield prediction[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 10: 1750.
- [176] Athar U, Ali M, Zafar Z, et al. Phenology-aware in-season crop yield estimation through UAV multispectral imagery and deep neural networks[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2026, 240: 111210.
- [177] Ma Y, Zhang Z, Kang Y, et al. Corn yield prediction and uncertainty analysis based on remotely sensed variables using a Bayesian neural network approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 259: 112408.
- [178] Joshi A, Pradhan B, Chakraborty S, et al. Winter wheat yield prediction in the conterminous united states using solar-induced chlorophyll fluorescence data and XGBoost and random forest algorithm[J]. *Ecological Informatics*, 2023, 77: 102194.
- [179] Xue J, Huete A, Liu Z, et al. A lightweight SIF-based crop yield estimation model: a case study of australian wheat[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2025, 364: 110439.
- [180] Kira O, Wen J, Han J, et al. A scalable crop yield estimation framework based on remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF)[J]. *Environmental Research Letters*, 2024, 19(4): 044071.
- [181] 余新华, 赵维清, 朱再春, 等. 基于遥感和作物生长模型的多尺度冬小麦估产研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(7): 2205–2211.
- Yu Xinhua, Zhao Weiqing, Zhu Zaichun, et al. Research in crop yield estimation models on different scales based on remote sensing and crop growth model[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(7): 2205–2211. (in Chinese)