

农业遥感智能感知需求驱动新范式： 从数据采集到精准服务

张青年, 王一尧, 邓丽琼, 傅 浩, 石 茜, 刘梦曦*

中山大学地理科学与规划学院, 广州 510275

摘 要: 随着卫星与无人机遥感平台的广泛应用, 农业遥感已迈入大数据时代, 但数据供给与实际应用需求之间的“供需错位”问题日益突出, 严重制约了数据价值的释放。本文系统分析了当前农业遥感在数据应用层面的三个核心瓶颈: 数据时空错配、语义表征断层与特征构建冗余。针对上述问题, 本文提出一种需求驱动的农业遥感智能感知范式, 并以荔枝精细化监测为典型案例, 详细阐述该范式的核心架构与实施路径。该范式以农业生产应用需求为核心起点, 围绕关键空间 (Key Space)、关键时间 (Key Time)、关键对象 (Key Object) 与关键特征 (Key Feature) 四大核心要素, 反向牵引遥感观测策略的动态设计与迭代优化, 构建“需求-采集-服务-反馈”的闭环协同机制, 通过持续迭代优化感知策略, 实现从数据采集到信息服务的全流程协同。文章进一步分析了该范式在需求解析精准度、多源协同调度及服务化转型等方面面临的现实挑战, 并展望了知识图谱驱动的需求自动解析、云边端协同的智能采集系统及“观测即服务”模式等未来发展方向, 为农业精细化管理的遥感技术应用提供新的理论框架与技术路径。

关键词: 农业遥感; 智能感知; 需求驱动; 物候监测; 空天地一体化

DOI: <https://doi.org/10.3974/geodp.2026.04.02>

CSTR: <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2026.04.02>

1 引言与挑战性问题

随着对地观测技术的快速发展, 尤其是卫星遥感与无人机平台的广泛普及, 农业遥感已进入大数据时代^[1-3]。当前, 全球上千颗在轨卫星以多尺度、多频次持续对农田生态系统展开观测, 在可见光、红外及微波等多波段形成了海量数据资源^[4-6]。与此同时, 无人机等低空遥感技术将农田观测从区域尺度细化至田块尺度, 显著提升了数据获取的空间精度与时间灵活性^[7,8]。高分辨率对地观测系统的持续完善, 不仅源于卫星设计与制造技术的进步, 也得益于数据处理能力的大幅增强^[9]。尽管数据量呈爆炸式增长, 但转化为农业管理可用信息的效率依然偏低, 海量数据未能有效支撑决策。究其根源, 当前农业遥感在数据应用层面仍存在数据时空错配、语义表征断层、特征构建冗余等核心问题, 这些问题相互交织,

收稿日期: 2026-05-20; 修订日期: 2026-07-17; 出版日期: 2026-08-25

基金项目: 国家自然科学基金 (42530504, 42501428), 广东省自然科学基金 (2026A1515011999), 国家资助博士后研究人员计划 (GZC20250168)

*通讯作者: 刘梦曦, 中山大学地理科学与规划学院, liumx73@mail.sysu.edu.cn

引用方式: 张青年, 王一尧, 邓丽琼等. 农业遥感智能感知需求驱动新范式: 从数据采集到精准服务[J]. 全球变化数据学报, 2026, 10(4): 401-411. <https://doi.org/10.3974/geodp.2026.04.02>. <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2026.04.02>.

共同构成了农业遥感“供需错位”的核心症结，制约了遥感技术在农业精细化管理中的落地应用。

1.1 数据时空错配

现有遥感观测多采用固定时间间隔或最大空间覆盖的策略，忽视了作物物候的阶段性与空间异质性特征，导致数据采集与实际需求脱节。时间维度上，光学遥感易受云层干扰，有效影像减少，作物关键表型监测阶段难以被及时捕捉，影响监测精度^[10-12]。空间维度上，观测分辨率的局限性是物候信息提取不确定性的主要来源，难以精准刻画田块内部的长势差异^[13,14]。

不同类型观测平台的固有局限进一步加剧了时空错配问题。宽幅高频卫星（如 MODIS、VIIRS）虽可实现近日尺度覆盖，但混合像元问题突出，难以精准识别异质性区域内特定作物的物候特征^[15,16]。高空间分辨率卫星（如 WorldView、高分系列）能精细刻画田块差异，但重访周期长，难以连续监测物候转换窗口。中等分辨率数据（如 Sentinel-2、Landsat 8/9）兼具良好的时空分辨率，但受云覆盖引发的时序中断制约^[17,18]。无人机虽可获取厘米级分辨率影像，但单次覆盖范围与有效作业时长有限^[19-21]。

1.2 语义表征断层

当前遥感提供的农情信息与生产管理所需指标之间存在明显的语义鸿沟，导致数据难以直接转化为生产决策依据。例如，现有研究多集中于从植被指数时间序列中提取生长季起始（start of the growing season, SOS）、生长季结束（end of the growing season, EOS）等通用性物候指标^[22,23]，或少数关键过渡阶段，如成熟期^[24]。这些指标适用于大尺度植被动态监测，但难以满足具体作物精准生产管理的需求，无法直接支撑田间精细化作业决策。

以荔枝果园精细化管理为例，其核心前提是精准掌握白点期、雌花盛开期、果实膨大期等精细物候阶段，这决定了施肥、疏花疏果、病虫害防治等管理措施的实施时机与具体方案^[25]。然而，受数据时空分辨率及光谱信息维度不足的限制，传统遥感手段难以实现此类精细物候阶段的精准识别与区分^[26]。即便借助无人机平台获取更高精度的物候信息，其与实际管理指标之间的可靠映射方法仍未完善；加之不同研究者对同一农学指标的定义、估算标准存在差异，进一步加剧了语义断层问题^[11,27]，极大程度制约了遥感技术在农业精准生产中的效能发挥。

1.3 特征构建冗余

数据存储技术的快速发展推动了高维大规模遥感数据集的出现，但其中包含大量冗余信息，难以直接服务于具体监测任务。实际应用中，特征构建往往以数据可获取性为导向，大量光谱、时序及纹理特征被无差别引入，不仅增加了数据存储与计算成本，还可能引入噪声，导致模型过拟合、泛化能力下降，影响监测精度^[28]。

不同作物、不同监测任务对遥感特征的需求存在显著差异，缺乏针对性的特征筛选机制进一步加剧了冗余问题。在玉米监测研究中，REIP、CRI550、CRI700 和 MSBI 指数表现最佳，且多特征组合效果优于单一指数^[29]；在小麦监测中，fAPAR、fCover、EVI、PSRI

和 NDVI 更适用于作物生长管理,而 ARI2、MCARI、NDWI 等指数则更适合作物类型识别^[30]。从任务差异来看,物候期提取可能仅需无人机低空高清影像,而精准的病害早期识别则需要亚米级高光谱数据支撑^[31,32]。当前农业遥感体系缺少面向监测任务的特征优选方法,导致特征表达与需求严重脱节,无效特征堆积,既增加了数据处理难度,又降低了信息密度,制约了遥感数据的利用效率。

综上,当前农业遥感在数据获取、语义表达与特征构建等关键环节存在“供需错位”。传统观测模式以数据获取能力为导向,形成“先采集、后应用”的模式,导致采集与应用之间较为脱节,难以发挥遥感数据的核心价值。为此,本文提出一种需求驱动的智能感知范式,以农业生产最终应用需求为起点,依据关键空间(Key Space)、关键时间(Key Time)、关键对象(Key Object)与关键特征(Key Feature)四大要素,反向牵引观测策略的动态设计,并构建与农业决策闭环联动的智能感知体系,推动数据采集从“被动式获取”向以应用需求为导向的“主动式智能感知”转型,实现从数据采集到信息服务的全流程优化。

2 需求驱动的智能感知范式

2.1 范式内涵与核心特征

本文提出的需求驱动的智能感知范式,是指以最终应用需求为起点,反向牵引观测策略动态设计的新型数据采集模式。与传统“先采集、后应用”的模式不同,该范式强调需求对采集的主动牵引作用:先明确具体监测目标与精度要求,再针对性确定最优观测时间、空间范围、观测平台与特征组合,最后以服务效果反馈驱动采集策略的持续迭代优化,实现“需求定义任务、任务引导采集、采集支撑服务”的全链条联动,打破传统采集与应用脱节的困局(图1)。

该范式具有3个核心特征,共同构成其区别于传统模式的核心优势。第一,需求驱动。以具体农业管理决策需求(如物候精准识别、病害早期预警、产量预测)作为整个感知链路的出发点,而非以数据可获取性为起点,确保数据采集与实际应用高度匹配。第二,要素导向。通过关键空间、关键时间、关键对象与关键特征四大要素的精细化解析,实现采集资源的精准配置,避免无效数据采集,提升数据利用效率。第三,闭环反馈。借助“需求-采集-服务-反馈”的协同机制,使感知策略在实践中持续迭代优化,而非一次性静态设定,灵活应对农业生产的动态复杂性与不确定性。

从更宏观的视角看,该范式与当前地球观测领域从“数据驱动”向“智能服务”转型的整体趋势高度契合。亚洲大洋洲区域综合地球观测计划(Asia-Oceania Group on Earth Observations, AOGEO)明确提出,地球观测系统的发展方向之一是精准高效地提供观测服务,支撑区域高质量发展^[9]。本文提出的需求驱动范式,正是这一转型目标在农业精细化管理场景下的具体实现路径,为农业遥感技术的产业化应用提供了全新思路与理论支撑。

2.2 四大关键要素(4K)解析

需求驱动范式的核心架构由四大关键要素(4K,即:关键空间 Key Space、关键时间

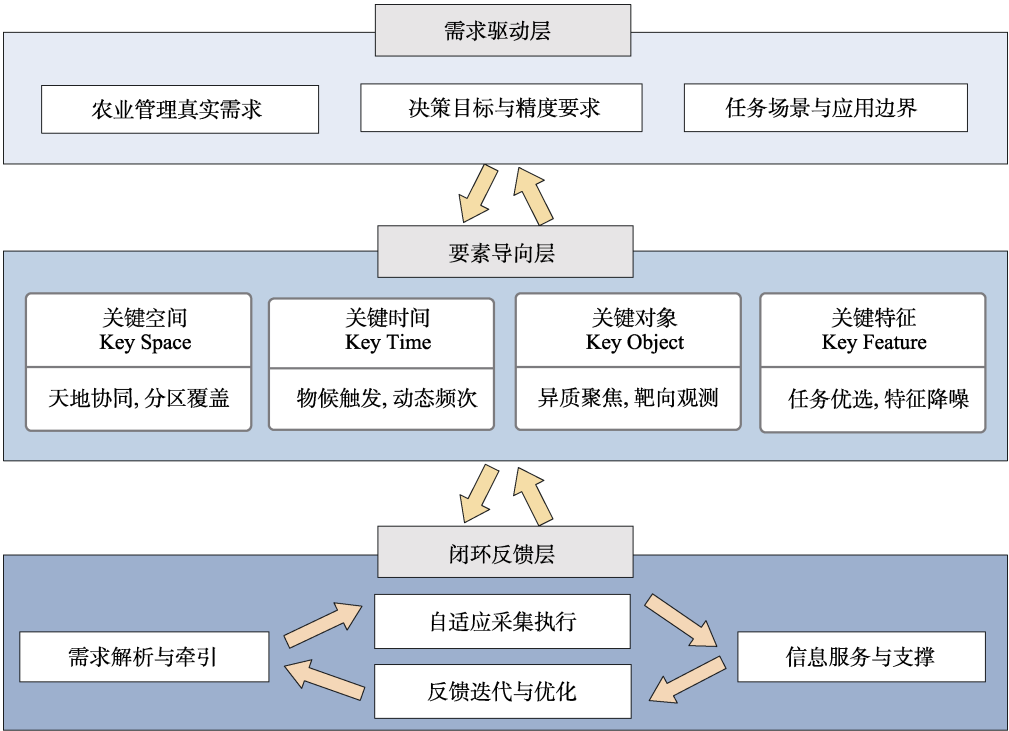


图 1 需求驱动的智能感知范式

Key Time、关键对象 Key Object、关键特征 Key Feature）构成，各要素相互联动，共同构成采集方案的精准定义框架。本文结合荔枝精细化监测案例，具体阐述各个要素的内涵与实施路径。

2.2.1 基于关键空间（Key Space）的分区引导观测

农业生产空间具有显著的异质性，不同地块在土壤条件、作物品种布局、田间管理水平等方面存在系统性差异^[33,34]。以地形为例，阳坡与阴坡的热力差异可导致作物物候期相差 5–10 天，而坡度则通过影响地表排水能力，进而关联病害风险。传统均匀采样模式易导致重点区域数据不足、非重点区域数据冗余的问题，造成采集资源浪费的同时，也难以满足精准监测需求。

针对上述问题，关键空间要素的核心策略可概括为“先分区，再采集”。分区依据应与作物的物候、长势等农学属性直接挂钩，确保同一分区内的环境条件与生长响应高度一致。以荔枝花期监测为例，首先基于数字高程模型（digital elevation model, DEM）提取坡向与坡度信息，对果园进行智能分区：按坡向划分为阳坡早花区和阴坡晚花区，按坡度识别易积水区。进而针对不同分区实施差异化的采集策略——在阳坡早花区集中高频无人机观测，重点捕捉白点期与雌花盛开期；在阴坡晚花区适当降低观测频次或延后采集窗口；在易积水区加密病害敏感期的监测。此外，还可利用中等分辨率卫星（如 Sentinel-2）识别宏观的异质性分布格局，如长势异常区、病害风险斑块等，进一步优化分区精度，引导无人机对高决策价值的关键分区进行厘米级精细观测，实现宏观覆盖与微观精准的有机兼顾，提升

数据采集的针对性与高效性^[7,9]。

2.2.2 基于关键时间（Key Time）的动态触发采集

作物生长的不同阶段，对观测的频次、精度与响应时效需求各不相同^[35]。以荔枝生长周期为例，白点期、雌花盛花期及果实膨大期等物候转换期，是表型变化最剧烈、田间管理措施实施最关键的核心窗口^[25]。然而，此类转换期持续时间短、生长动态变化快，对观测时效性要求极高，传统固定周期观测极易错过^[26]。此外，气象灾害（如低温、干旱）、病虫害爆发、生长异常等突发事件，同样构成需要加密观测的关键时间窗口。

为此，关键时间要素摒弃“等时间间隔”的固定采集节奏，以作物生长需求为核心，实现按需采集、精准发力^[10,12]。以荔枝白点期监测为例，该阶段是决定花穗质量、疏花及病虫害防治等管理措施的关键窗口，一旦错过将直接影响产量与品质。针对这一特点，采用关键时间策略下的触发式采集方法，基于荔枝物候模型精准预测白点期，提前部署高频采集任务（如每日1次），在非转换期的稳定生长阶段，可适当降低采集频次（如每周1次），减少无效数据堆积。此外，关键时间策略还可结合环境感知与生长异常监测。例如，通过气象环境数据预判低温寒潮或干旱风险，提前启动加密观测；或利用遥感时间序列实时检测生长曲线的异常波动（如植被指数骤降），自动触发高分辨率影像采集，以确认是否发生病害或逆境胁迫。这种基于作物需求的关键时间采集，可以更精准地捕捉物候转换与突发风险，为田间管理决策提供及时的数据支撑。

2.2.3 基于关键对象（Key Object）的精准目标筛选

同一作物类别内部，不同品种、树龄、栽培模式及长势的植株，对观测对象选择与信息提取精度需求存在显著差异。传统观测多以作物类别（如荔枝）为统一观测对象，忽视上述细粒度差异，导致采集数据难以适配精准管理需求^[36-38]。

因此，关键对象要素摒弃“一刀切”的观测思路，将观测对象从通用地物细化至具体品种、树龄、长势等，确保采集数据与管理需求高度匹配^[6]。荔枝监测中，采集对象需结合具体管理目标精准选择：产量估算时，优先选择挂果能力强的成年树作为核心采集对象，重点捕捉挂果冠层的果实数量与大小信息；病害监测时，重点关注长势衰弱、抗性较弱、密植区域的植株，精准捕捉早期病斑与叶片异常；长势评价时，兼顾不同品种、树龄、生长势的植株，全面采集冠层营养状况数据。此外，关键对象策略还可结合时空动态进行针对性调整。例如，花期识别中，聚焦不同品种的花穗形态差异分别建模；果实成熟度监测中，针对早熟与晚熟品种分区设定采集优先级。这种基于关键对象的精准目标筛选，可以提升数据与管理需求的匹配度，为精细化管理提供精准靶向的数据支撑。

2.2.4 基于关键特征（Key Feature）的最优参数配置

特征选择是遥感数据应用的核心环节，也是提升模型监测精度的关键环节，而高质量的特征提取离不开先进模型的支撑，模型通过学习关键特征，实现遥感数据向农学指标的精准转化。若缺乏针对性，仅简单堆叠大量遥感参量，容易稀释关键信息，导致模型难以聚焦真正驱动物候响应的核心变量，弱化对作物关键表型监测阶段的判别敏感性与物候边界的分辨能力。

针对上述问题,关键特征要素要求根据任务需求配置最优参数,避免无效特征堆砌^[28,30]。以荔枝监测为例,其卫星观测特征选择侧重宏观时序与光谱响应的关联性。在病害早期识别任务中,红边相关波段对叶片叶绿素异常更为敏感,高光谱成像数据有助于捕捉病害早期的光谱变化^[29]。无人机观测平台可获取超高空间分辨率影像,其特征提取策略侧重于对植株微观细节的精准识别与解析。例如,冬梢长度监测对空间分辨率要求极高,需达到 0.01 cm/像素^[39];而果实成熟度精细分类,在 6 m 飞行高度下获取 0.19–0.25 cm/像素的空间分辨率即可满足需求^[40]。相比之下,树冠结构参数提取(如周长、投影覆盖度)采用厘米级空间分辨率(如 30 m 高度对应的 4.1 cm/像素)已足够,且不同分辨率对树冠宽度等参数的测量结果具有一致性^[41]。这表明,针对不同监测任务,需根据目标特征尺度配置最优空间分辨率,避免盲目追求高分辨率造成数据冗余。这种基于关键特征的最优参数筛选方法,能够更好地保障遥感特征与实际业务需求精准匹配,实现遥感数据向管理决策信息的高效转化。

2.3 基于服务反馈的闭环协同机制

四大关键要素确立了单次采集任务的策略框架,但仅有 4K 框架的静态设计,尚不足以应对农业生产的动态复杂性。需求驱动范式的另一核心机制,在于构建“需求-采集-服务-反馈”的闭环协同机制,实现感知策略的自适应迭代优化,确保范式能够动态适配农业生产的变化需求。该闭环由四个环节构成:一是需求解析环节,负责将用户的农业管理目标(如物候期监测、产量估算)转化为可操作的 4K 采集参数,明确观测时间、空间、对象与特征,形成初始采集方案;二是采集执行环节,依据参数按需获取卫星数据,并规划无人机飞行航线;三是服务输出环节,对采集到的原始数据进行预处理、特征提取与模型推断,生成面向决策的物候信息产品(如监测报告、预测结果);四是反馈优化环节,收集实地验证结果与用户评价,评估当前采集策略的偏差(如物候期预测偏差、特征选择不合理等),并据此调整下一轮的 4K 参数配置,实现采集策略的迭代优化。

这一闭环机制的关键在于自适应迭代:每一次观测与服务的反馈,都是对采集策略的校正,使得每次观测都能比上一次更贴近真实需求。在荔枝监测场景中,若首次白点期预测偏早,反馈机制可自动调整物候预测参数,在下一生长季修正高频采集启动时间;若特定品种区域的产量估算误差偏大,可触发针对该品种的专项特征重选与模型再训练。这种“采集-学习-再采集”的自适应循环,使系统随时间积累逐步提升感知精度,形成“需求牵引采集、采集支撑服务、服务优化采集”的正向循环,持续增强范式的实用性与适配性。

3 讨论与总结

本文针对农业遥感大数据时代存在的“数据量爆发与决策支撑低效”之间的深层矛盾,系统性地提出并阐述了需求驱动农业遥感智能感知范式。该范式以解决传统农业遥感“供需错位”问题为核心目标,通过对荔枝全物候期精准监测案例的深入分析,实现对“空间、时间、对象、特征”四大核心要素的源头把控,缓解传统粗放式采集中的时空错配、语义断层与特征冗余问题,提升了遥感数据的利用效率与价值释放能力。

该范式成功打破了“先采集、后应用”的传统线性观测模式，构建了“需求-采集-服务-反馈”的自适应闭环协同机制，实现了农业遥感从“被动收集”向“主动感知”的根本性转变，为农业遥感从数据供给向智能服务转型提供了新的理论框架与实现路径。随着低空经济、边缘智能与大模型的深度融合，需求驱动范式将逐步完善，成为未来智慧农业基础设施的核心引擎，助力构建“天地一体化”的智能感知网络，为农业精细化管理、粮食安全保障与农业绿色高质量发展提供强有力的技术支撑。

但在实际落地应用过程中，仍面临若干现实挑战，主要集中在需求解析、多源协同与服务化转型三个方面。

3.1 面临的挑战

3.1.1 采集需求解析的精准度不足

需求驱动范式的首要前提，是准确理解并形式化用户的农业管理需求，并将其转化为可操作的4K采集参数。然而，实践中用户表达的需求往往是模糊的、领域导向的，例如，农户通常会询问“荔枝现在要不要杀虫”，而非直接提出“请监测冠层光谱异常以识别虫害早期胁迫”这类具体指令。生产管理者关注的精细物候阶段、产量目标等，与遥感可观测的光谱特征、结构参数之间，缺乏明确的一一对应关系，形成了“需求描述-技术参数”的跨层鸿沟。

当前，这种跨层映射仍高度依赖领域专家的人工介入，缺乏自动化、标准化的解析工具与方法。专家需要结合自身经验，将用户的模糊需求转化为具体的采集参数，不仅效率低下，且不同专家解析结果还存在主观性差异，难以保证需求解析的一致性与精准度，同时也制约了范式的规模化推广。因此，如何构建可靠的“需求-参数”映射机制，实现模糊需求的自动解析与量化转化，是范式工程化落地的首要难题，也是提升范式实用性的关键突破口。

3.1.2 多源协同采集的调度难度高

需求驱动范式要求卫星、无人机、地面传感器等多类平台，依据动态需求进行实时协调、协同作业，而不同平台在通信协议、任务格式、运营主体等方面差异显著，导致多源协同调度的技术门槛较高。特别是在作物关键物候突变期，需要多平台快速响应、同步采集，此时多平台之间的实时任务协调极易出现冲突与延误，影响数据获取的时效性，进而制约监测服务的质量。

尽管AOGEO等国际合作框架推动了数据共享与协同观测的制度建设，但跨机构、跨平台的实时调度协议和接口标准仍不成熟，缺乏统一的协同调度体系，制约了多源协同感知能力的规模化实现^[42]。在国家层面，商业遥感卫星星座的快速扩张，在提升数据获取密度的同时，也对多源数据融合与协同调度提出了更高的管理要求^[9]。因此，如何突破多平台协同调度的技术与制度壁垒，实现多源观测资源的高效整合与动态调度，是推动范式落地的重要支撑。

3.1.3 服务化转型面临的技术与应用壁垒

需求驱动范式旨在实现从“数据供给”向“智能服务”的转型，使用户无需处理原始

遥感数据即可获得高级语义信息与决策支持。然而,这一服务化转型仍面临显著壁垒。技术层面,从高精度数据产品到农业管理决策的链条较长,涉及数据处理、模型解算、产品制作与用户界面等多个环节。当前,部分环节的自动化水平仍有不足,各环节之间协同不畅,数据处理与产品生成的效率难以满足大规模快速响应的需求。用户层面,多数农业生产者缺乏遥感与GIS的专业背景,信息化基础薄弱,难以解读复杂数据产品并将其转化为田间管理行动,形成了服务落地的“最后一公里”壁垒,进而制约了需求驱动范式从科研向业务化的推广。同时,农业遥感服务的商业模式尚不清晰。高分辨率遥感数据的获取与处理成本较高,而农业领域整体利润率偏低,农户支付意愿与能力有限^[9]。如何在技术先进性、经济可行性及用户接受度之间取得平衡,构建可持续商业闭环,是该范式走向规模化应用必须面对的现实挑战。

3.2 未来发展方向

针对当前需求驱动范式落地面临的三大挑战,结合低空经济、边缘智能、大模型、知识图谱等前沿技术的发展趋势,未来该范式将朝着“智能化、协同化、服务化”方向持续升级,重点聚焦以下三个发展方向,推动范式的工程化落地与规模化应用,进一步释放农业遥感数据价值。

3.2.1 知识图谱驱动的需求自动解析

针对需求解析精准度不足的挑战,一个可行的技术路径是构建农业遥感知识图谱,将作物物候、监测任务类型与采集参数配置之间的映射关系进行结构化显式表达。农业遥感知识图谱能够整合作物生理特性、历史监测数据、领域专家经验等多源信息,将专家知识转化为机器可读的推理规则,实现从自然语言需求描述到4K参数的自动推断,大幅降低对人工介入的依赖^[43]。例如,当用户提交“荔枝花期预警”需求时,知识图谱可自动解析出触发条件(历史物候窗口)、关键空间范围(主产区坐标)、推荐观测频次(关键期每日)与最优特征波段(红边+近红外),输出标准化的采集任务单,无需用户具备专业知识。随着大语言模型与领域知识图谱的深度融合,非专业用户也有望通过自然对话界面完成复杂采集需求的快速生成,推动农业遥感知识的普及,降低范式的应用门槛。

3.2.2 云边端协同的智能采集系统

依托云计算的强大算力与边缘端的实时推理能力,构建“云端规划-边端推理-终端执行”的一体化调度系统,是突破多源协同难题的关键路径。在该架构中,云端负责整合卫星轨道预测、天气预报与物候模型等多源信息,完成跨平台资源调度方案的全局规划,优化卫星与无人机的协同作业流程;边缘端(无人机机载或地面站)负责实时接收云端调度指令,结合局部环境感知(如实时天气、地形变化)完成任务动态调整,确保采集任务的灵活性与时效性;终端传感器执行具体采集动作并将原始数据实时上传^[5,6]。这一云边端协同可显著提升调度响应速度,支持大范围、多平台的协同作业,并在外部条件动态变化时快速重新规划。随着低空经济政策的推进和无人机蜂群技术的成熟,多机协同、自主任务分配有望在大规模监测场景中实现突破,为农业遥感智能采集的规模化应用创造条件,进一步提升多源协同采集的效率与精度。

3.2.3 “观测即服务”模式的落地与推广

从技术突破到产业落地，服务模式创新同样关键。“观测即服务”（Observation as a Service, OaaS）将需求驱动感知范式封装为可订阅、可调用的标准化服务接口，是推动服务化转型的核心路径。在 OaaS 模式下，用户只需提交监测目标与地理范围，系统自动完成 4K 参数解析、多平台采集规划、数据处理、模型推断与结果推送的全流程，无需用户具备遥感专业背景，真正实现遥感从“数据供给”向“智能服务”的转型，破解服务落地的“最后一公里”壁垒。未来，若将 OaaS 与气象预报、农产品价格等多源信息服务深度集成，可进一步提升其对农业决策支持的综合价值，形成“感知-分析-决策-执行”的完整服务链条，推动范式广泛应用于各类农业场景，为智慧农业发展提供核心支撑。

作者分工：张青年、王一尧、邓丽琼负责文献调研、相关研究进展梳理及论文初稿撰写；傅浩完成了数据收集与整理工作；石茜、刘梦曦负责综述整体框架设计、结构优化及论文修改润色。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献

- [1] de Mauro, A., Greco, M., Grimaldi, M. A formal definition of big data based on its essential features [J]. *Library Review*, 2016, 65(3): 122–135.
- [2] Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., et al. Big data in smart farming—a review [J]. *Agricultural Systems*, 2017, 153: 69–80.
- [3] Chen, M., Mao, S., Liu, Y. Big data: a survey [J]. *Mobile Networks and Applications*, 2014, 19(2): 171–209.
- [4] Rosenqvist, Å., Milne, A., Lucas, R., et al. A review of remote sensing technology in support of the Kyoto Protocol [J]. *Environmental Science & Policy*, 2003, 6(5): 441–455.
- [5] Liu, P. A survey of remote-sensing big data [J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2015, 3.
- [6] Chi, M., Plaza, A., Benediktsson, J. A., et al. Big data for remote sensing: challenges and opportunities [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2016, 104(11): 2207–2219.
- [7] Huang, Y., Thomson, S. J., Hoffmann, W. C., et al. Development and prospect of unmanned aerial vehicle technologies for agricultural production management [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2013, 6(3): 1–10.
- [8] Sebastian, C., Fabio, R., Michaela, D. G., et al. Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 4026–4047.
- [9] 吴俊君, 李蒙, 梁亮等. 高分辨率地球观测系统进展综述[J]. 全球变化数据学报, 2024, 8(4): 347–355. <https://doi.org/10.3974/geodp.2024.04.02>. <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2024.04.02>.
- [10] Walker, J. J., de Beurs, K. M., Wynne, R. H. Dryland vegetation phenology across an elevation gradient in Arizona, USA, investigated with fused MODIS and Landsat data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 144: 85–97.
- [11] Zheng, Y., Wu, B., Zhang, M., et al. Crop phenology detection using high spatio-temporal resolution data fused from SPOT5 and MODIS products [J]. *Sensors*, 2016, 16(12): 2099.
- [12] Gao, F., Anderson, M. C., Zhang, X., et al. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of

- Landsat and MODIS imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 188: 9–25.
- [13] Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B. Sensitivity of vegetation phenology detection to the temporal resolution of satellite data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(8): 2061–2074.
- [14] Guan, K., Medvigy, D., Wood, E. F., *et al.* Deriving vegetation phenological time and trajectory information over Africa using SEVIRI daily LAI [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1113–1130.
- [15] Zhang, X., Wang, J., Gao, F., *et al.* Exploration of scaling effects on coarse resolution land surface phenology [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 190: 318–330.
- [16] Vrieling, A., Skidmore, A. K., Wang, T., *et al.* Spatially detailed retrievals of spring phenology from single-season high-resolution image time series [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 59: 19–30.
- [17] Zhu, Z., Wang, S., Woodcock, C. E. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 159: 269–277.
- [18] Novelli, A., Aguilar, M. A., Nemmaoui, A., *et al.* Performance evaluation of object based greenhouse detection from Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI data: a case study from Almería (Spain) [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 52: 403–411.
- [19] Hassanalain, M., Abdelkefi, A. Design, manufacturing, and flight testing of a fixed wing micro air vehicle with Zimmerman planform [J]. *Meccanica*, 2017, 52(6): 1265–1282.
- [20] Nhamo, L., van Dijk, R., Magidi, J., *et al.* Improving the accuracy of remotely sensed irrigated areas using post-classification enhancement through UAV capability [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 712.
- [21] Agrawal, J., Arafat, M. Y. Transforming farming: a review of AI-powered UAV technologies in precision agriculture [J]. *Drones*, 2024, 8(11): 664.
- [22] Reed, B. C., Brown, J. F., VanderZee, D., *et al.* Measuring phenological variability from satellite imagery [J]. *Journal of Vegetation Science*, 1994, 5(5): 703–714.
- [23] de Beurs, K. M., Henebry, G. M. *Spatio-Temporal Statistical Methods for Modelling Land Surface Phenology* [M]. Dordrecht: Springer Netherlands, 2010: 177–208.
- [24] Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., *et al.* Monitoring vegetation phenology using MODIS [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(3): 471–475.
- [25] Wei, Y. Z., Zhang, H. N., Li, W. C., *et al.* Phenological growth stages of lychee (*Litchi chinensis* Sonn.) using the extended BBCH-scale [J]. *Scientia Horticulturae*, 2013, 161: 273–277.
- [26] Zeng, L., Wardlow, 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.
- [27] Lu, L., Wang, C., Guo, H., *et al.* Detecting winter wheat phenology with SPOT-VEGETATION data in the North China Plain [J]. *Geocarto International*, 2014, 29(3): 244–255.
- [28] 刘戈, 姜小光, 唐伯惠. 特征优选与卷积神经网络在农作物精细分类中的应用研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(6): 1071–1081.
- [29] Sonobe, R., Yamaya, Y., Tani, H., *et al.* Crop classification from Sentinel-2-derived vegetation indices using ensemble learning [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018, 12: 1.
- [30] Vidican, R., Mălinaș, A., Ranta, O., *et al.* Using remote sensing vegetation indices for the discrimination and monitoring of agricultural crops: a critical review [J]. *Agronomy*, 2023, 13(12): 3040.
- [31] Kuswidiyanto, L. W., Noh, H., Han, X. Plant disease diagnosis using deep learning based on aerial hyperspectral images: a review [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(23): 6031.

- [32] Moghadam, P., Ward, D., Goan, E., *et al.* Plant disease detection using hyperspectral imaging: international conference on digital image computing: techniques and applications (DICTA) [C]. Sydney, 2017.
- [33] Araya, S., Ostendorf, B., Lyle, G., *et al.* Remote sensing derived phenological metrics to assess the spatio-temporal crop yield variability [J]. *Advances in Remote Sensing*, 2017, 6: 212–228.
- [34] Kousar, R., Lone, A. H., Shah, Z. A., *et al.* Farm-scale soil spatial variability at a mountain research centre in Northwestern Himalayas [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 19705.
- [35] Potgieter, A. B., Zhao, Y., Zarco-Tejada, P. J., *et al.* Evolution and application of digital technologies to predict crop type and crop phenology in agriculture [J]. *in silico Plants*, 2021.
- [36] Zhu, Y., Yang, G., Yang, H., *et al.* Identification of apple orchard planting year based on spatiotemporally fused satellite images and clustering analysis of foliage phenophase [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(7): 1199.
- [37] Mahlayeye, M., Darvishzadeh, R., Nelson, A. Cropping patterns of annual crops: a remote sensing review [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(10): 2404.
- [38] Ozdarici-Ok, A., Ok, A. O. Using remote sensing to identify individual tree species in orchards: a review [J]. *Scientia Horticulturae*, 2023, 321: 112333.
- [39] Liang, C., Liu, D., Ge, W., *et al.* Detection of litchi fruit maturity states based on unmanned aerial vehicle remote sensing and improved YOLOv8 model [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2025, 16.
- [40] Shen, Z., Liu, B., Xu, R., *et al.* Evaluation of lychee winter shoot length using UAV remote sensing technology [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2025, 18(6): 241–249.
- [41] Johansen, K., Raharjo, T., McCabe, M. Using multi-spectral UAV imagery to extract tree crop structural properties and assess pruning effects [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10: 854.
- [42] 吴俊君, 黄子茹, 刘九良等. 亚洲大洋洲区域综合地球观测计划 (AOGEO) 进展[J]. 全球变化数据学报, 2024, 8(4): 366–375. <https://doi.org/10.3974/geodp.2024.04.04>. <https://cstr.escience.org.cn/CSTR:20146.14.2024.04.04>.
- [43] 秦其明. AlphaEarth Foundations: 遥感基础大模型的潜力与挑战[J]. 地球信息科学学报, 2025, 27(10): 2283–2290.