

## 黑土地大数据平台:架构演进、应用场景与发展挑战

周云成<sup>1</sup>, 裴久渤<sup>1\*</sup>, 孙福军<sup>1</sup>, 许童羽<sup>1</sup>, 宋开山<sup>2</sup>, 汪景宽<sup>1</sup>

(1.沈阳农业大学土地与环境学院,沈阳 110866; 2.中国科学院东北地理与农业生态研究所,长春 130102)

**摘要:**针对黑土地大数据平台研究与实践过程中相关领域文献的系统性综述相对匮乏的问题,从数据采集、平台架构、典型应用等多个角度,系统综述了黑土大数据平台的发展现状,并对比分析了国内外同类平台的技术路线与核心特征。阐释了黑土大数据的多源异构、时空关联与多尺度特性,分析了“天-空-地-网”一体化数据采集体系的构成及其融合过程的核心挑战。在此基础上,梳理并对比了单体式、微服务化及智能化等主流平台架构的演进路径与优劣,指出当前平台在“决策-控制”闭环中的技术断层是实现全链路智能化的主要瓶颈。通过评估黑土地质量监测评价、精准施肥、退化成因分析、灾害预警与政策模拟等典型应用场景,揭示了平台在数据驱动决策中的潜力与局限。进而识别了数据壁垒、模型可解释性不足与应用推广困难等平台发展过程中的多重挑战,并提出人工智能与知识图谱深度融合、“人-机-物”智能协同、跨平台标准互认等平台关键发展方向。研究结果可为黑土地大数据平台的后续研究、构建与规模化应用提供理论参考与实践指导。

**关键词:**黑土地;大数据平台;数据融合;智慧农业;农业信息化

**doi:** 10.13304/j.nykjdb.2025.0790

**中图分类号:** S127; TP311.13

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1008-0864(2025)12-0183-16

## Big Data Platforms for Black Soils: Architecture, Applications and Challenges

ZHOU Yuncheng<sup>1</sup>, PEI Jiubo<sup>1\*</sup>, SUN Fujun<sup>1</sup>, XU Tongyu<sup>1</sup>, SONG Kaishan<sup>2</sup>, WANG Jingkuan<sup>1</sup>

(1. College of Land and Environment, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China; 2. Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China)

**Abstract:** Addressing the notable gap in systematic reviews within the field of black soil big data platform research and practice, comprehensive analysis of the current state of these platforms from the perspectives of data acquisition, platform architecture, and typical application scenarios were provided. A comparative assessment of the technical approaches and defining characteristics of similar domestic and international platforms was also conducted. Firstly, the multi-source heterogeneity, spatiotemporally correlated and multi-scale attributes of black soil data were expounded, and the structure of the integrated “space-air-ground-network” data acquisition system and the fundamental challenges inherent in its data fusion processes were analyzed. Subsequently, the evolutionary pathways, comparative advantages and limitations of mainstream platform architectures, including monolithic, microservice-based and agent-oriented paradigms, were examined and contrasted. The analysis identified a critical technical discontinuity within the “decision-control” closed-loop as the primary bottleneck hindering the achievement of end-to-end platform intelligence. Through an evaluation of key application areas, such as land quality monitoring, precision fertilization, degradation diagnostics, disaster early warning and policy simulation, both the potential and the constraints of these platforms in enabling data-driven decision-making were delineated. Furthermore, multiple persistent challenges, including data silos, insufficient model interpretability and difficulties in practical adoption and scaling were pinpointed. Several pivotal directions for future development were proposed, such as emphasizing the deep integration of artificial intelligence with knowledge graphs, the advancement of “human-cyber-physical” intelligent collaboration, and the establishment of cross-platform standards and mutual recognition frameworks.

收稿日期:2025-09-28; 接受日期:2025-11-26

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFD1500204, 2023YFD1501303)。

联系方式:周云成 E-mail:zhouyc2002@syau.edu.cn; \*通信作者 裴久渤 E-mail:peijiubo@syau.edu.cn

Above results offered both theoretical reference and practical guidance for subsequent investigation, system development and the scaled deployment of black soil big data platforms.

**Keywords:** black soil; big data platform; data fusion; smart agriculture; agricultural informatization

黑土地因其深厚的土层、丰富的有机质和卓越的肥力,被誉为“耕地中的大熊猫”,是保障粮食安全的战略性稀缺资源<sup>[1]</sup>。东北黑土区以不足全国1/5的耕地,贡献了全国1/4的粮食产量,战略地位举足轻重<sup>[2]</sup>。然而,长期以来高强度开发利用、不合理的耕作方式与气候变化的叠加效应,正导致该区域黑土资源面临耕层“变薄”、有机质“变瘦”、土体“变硬”的严峻退化趋势<sup>[3]</sup>。实证数据显示,东北黑土区耕层平均厚度已由开垦初期的50~80 cm降至20~30 cm,土壤有机质含量正以年均5‰的速度下降,严重威胁区域农业的可持续发展与国家粮食安全的根基<sup>[4]</sup>。面对该挑战,国家层面启动了“黑土地保护工程”并颁布了具有里程碑意义的《黑土地保护法》。在此背景下,如何通过系统性技术创新实现黑土资源的精准保护与产能提升已成为关乎国家粮食安全与农业可持续发展的重大课题。

为应对黑土保护与可持续利用的复杂挑战,我国农业正经历一场从数字农业向智慧农业的范式转变<sup>[5]</sup>。这一转变的核心驱动力源于传感器、遥感、物联网等技术的爆发式增长所积累的海量、多源农业数据,以及大数据与人工智能(artificial intelligence, AI)技术的深度融合。Lobell等<sup>[6]</sup>指出,大数据与AI正重塑农业管理模式,推动数字农业向智慧农业的深刻变革。这一演进的核心技术框架在于构建一个能够对农业系统实现“感知-认知-决策-控制”闭环的智能体系<sup>[7]</sup>。该体系强调通过“天-空-地-网”一体化网络全面“感知”数据,通过先进算法“认知”系统规律,通过融合模型“决策”最优方案,并最终通过智能装备“控制”执行,形成自主学习与优化的闭环。

在此范式下,黑土大数据平台应运而生,成为集成数据、模型与应用的核心载体,逐渐成为黑土系统智能化治理与保护的基石。平台的核心建设需求在于构建多源数据治理体系、提供可解释的智能模型服务并支撑与智能装备的业务化联动,其边界明确聚焦数据、模型与服务层的构建,而非直接研发感知硬件或改造农机执行机构。例如,从连接百万级用户的农业科教云平台<sup>[8]</sup>到各类区

域级监测平台的初步建成,均彰显了数字技术对传统农业管理模式的重构潜力。然而,尽管黑土大数据平台的研究与实践正迅速深化,该领域的系统性综述仍相对匮乏,特别是缺乏对从数据采集到控制闭环全链条的系统性剖析。基于此,本文对黑土大数据平台研究及实践现状进行系统综述,阐释黑土大数据的内涵并剖析其多源数据体系的融合难点,解析平台架构的演进路径与关键技术选型,并归纳其在多个典型场景中的应用范式。进而辨析平台当前在数据、模型与应用层面所面临的核心挑战,并展望AI与知识图谱深度融合、“人-机-物”智能协同等未来研究方向,以期为大数据库平台的后续研究、建设与应用提供系统的参考与实践路线图,助力推动黑土大数据平台向前发展,为黑土地保护利用提供数据与智能支撑。

## 1 黑土地大数据内涵、采集融合与治理挑战

### 1.1 黑土地大数据的内涵与多维特征

数据作为新型生产要素,已成为推动各行业从粗放发展向高质量转型的核心动力<sup>[9]</sup>。农业大数据作为其重要分支,核心价值在于通过多源数据的分析挖掘,为农业生产经营提供精准决策支持<sup>[10]</sup>。黑土地大数据特指围绕黑土地资源的保护、监测、评价与可持续利用全过程,通过“天-空-地-网”一体化观测网络及其他感知手段获取的,具有海量规模、多源异构、时空关联等特性的数据集,以及基于这些数据通过先进的分析、挖掘与融合技术所衍生的具有决策支持价值的信息与知识产品<sup>[11]</sup>。黑土地大数据的范畴紧密围绕黑土地这一核心对象,最终目的是服务于黑土地的精准保护与智慧管理,其除了具备一般大数据的特征外,更强调由黑土地作为自然地理实体所决定的时空强关联性、多尺度性和系统机理复杂性。

①时空强关联性。黑土地的任何状态与过程都固着于特定的地理空间与时间序列。无论是土壤养分的空间异质性、作物长势的季节性动态,还是耕作措施的历史累积效应,都要求数据在统一

的时空框架下进行管理与分析,方能揭示其内在规律<sup>[12-13]</sup>。这一特性决定了时空数据分析理论、地理信息系统(geographic information system, GIS)与时空统计学方法在黑土大数据处理中的核心地位。

②多尺度特性。黑土大数据覆盖了从微域到宏观的连续尺度谱系。在空间上,数据源涵盖厘米级精度的田间传感器、米级至亚米级的无人机遥感、十米级至千米级的卫星观测,乃至流域或区域级的模拟数据;在时间上,则跨越了秒级/分钟级的物联网高频监测、日/周级的作物生理动态以及年际尺度的长期生态演变<sup>[14]</sup>。这种多尺度特征对数据的尺度转换、融合与一致性校验带来了严峻挑战。

③系统机理的复杂性。黑土大数据反映的是土壤物理、化学、生物过程与人类农业活动高度耦合的复杂系统行为。例如,土壤有机质的动态变化不仅受温度、湿度等环境因子影响,还与微生物群落结构、作物残体输入及耕作扰动等密切相关。因此,对黑土大数据的理解与挖掘不能仅仅依赖纯粹的数据驱动模型,而是必需与土壤学、农学、生态学等领域的机理模型和先验知识深度融合,发展物理机理引导的数据科学新范式<sup>[15]</sup>。近期,物理信息神经网络(physics-informed neural networks, PINNs)等新兴方法在土壤属性反演和过程模拟中的探索,正是应对这一复杂性的前沿尝试<sup>[16-17]</sup>。

总之,黑土地大数据是连接物理黑土世界与其数字孪生体的核心纽带。其有效治理、深度融合与智能分析是构建能够实现“感知-认知-决策-控制”闭环的智能化平台,并最终服务于黑土地精准保护与智慧管理的先决条件与科学基础。

## 1.2 “天-空-地-网”一体化数据采集体系

黑土地大数据的多源性是其核心特征,也是平台实现全面“感知”能力的物理基础,任何单一数据源都无法满足系统应对黑土地状态监测、机理解析、驱动归因与决策调控的复杂需求。因此,必需构建“天-空-地-网”一体化的协同观测网络(表1),通过不同平台与传感器的优势互补,在时空分辨率上形成有效协同。其中,“天基”与“空基”数据可实现从宏观区域到微观田块的覆盖,“地基”数据提供精准的“真相”校准与实时反馈,

“网基”数据揭示人类活动与政策等驱动因素。换言之,表1所列数据均为支撑完整决策链条所必需,共同服务于从大范围识别、精准调控到政策模拟等一系列具体应用。在此基础上,通过整合多源数据,并应用随机森林、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等AI算法,实现从数据采集到决策输出的全流程智能化。

“天基”的卫星遥感是实现大范围、周期性黑土监测的主要手段。结合多源遥感数据与机器学习算法可以高效、准确地绘制土壤有机碳等关键属性的空间分布图。Castaldi等<sup>[18]</sup>利用哨兵-2号卫星数据结合机器学习模型,有效预测了农田表层土壤的有机碳含量。然而,遥感反演模型的普适性和稳定性仍是当前的主要挑战,其精度严重依赖于地面实测数据的数量与质量。另外,卫星遥感的时间和空间分辨率也是一个制约因素。

“空基”的固定翼飞机,特别是近些年快速发展起来的无人机遥感,能有效弥补卫星遥感时间和空间分辨率不足的问题,是卫星与地面观测尺度的重要补充,具备时空分辨率高、灵活机动的优势,广泛应用于田块尺度的高精度土壤制图、病虫害早期识别与精准施肥等场景。董雨昕等<sup>[19]</sup>基于无人机与Sentinel-2A遥感数据,结合多种建模技术,实现了裸土期土壤含盐量的精细化反演。Weiss等<sup>[20]</sup>指出,无人机平台与多源传感器的结合,已成为精准农业管理中生成高频次、高分辨率信息的关键工具。

“天基”和“空基”遥感能够大尺度、快速获取黑土影像或雷达数据,但反演模型的构建仍需“地基”真实数据的支撑。传感器物联网和实地采样分析是地基数据的主要获取手段。基于物联网的传感器网络能够实现土壤墒情、养分、温度等参数的实时监控,是预警干旱、渍涝等胁迫的基础。实地采样与实验室分析虽然耗时耗力,但其数据的准确性、可靠性是所有遥感反演模型建立与验证不可或缺的真实数据。尽管“地基”数据精度高、实时性强,但其点状测量的代表性有限,制约了大范围密集应用。近年来,车载式土壤理化性状非接触式测量传感器得到一定的发展<sup>[21]</sup>,为未来地面大面积数据快速获取提供了可能。

虽然“网基”的社会经济数据和黑土本身并不

表1 黑土地大数据多源数据体系

Table 1 Multi-source data system for black soil big data

数据类别 Data category	具体数据源 Data source	应用方向 Application direction	优势 Advantage	局限性 Limitation
天基数据 Space-based data	光学卫星、高光谱卫星、雷达卫星 Optical satellite, hyperspectral satellite, radar satellite	土壤属性反演、作物分类与长势监测、地表温度与水分监测 Soil property inversion, crop classification and growth monitoring, land surface temperature and moisture monitoring	覆盖范围广, 时间序列长 Wide coverage, long time series	易受云雨影响, 空间分辨率相对较低 Susceptible to cloud/rain effects, relatively low spatial resolution
空基数据 Airborne-based data	无人机搭载多光谱、高光谱、热红外及lidar传感器 Uavs equipped with multispectral, hyperspectral, thermal infrared and lidar sensors	田块尺度高精度土壤制图、病虫害早期识别、精准施肥 High-precision soil mapping at field scale, early pest/disease identification, precision fertilization	时空分辨率极高, 灵活机动 Extremely high spatiotemporal resolution, flexible and mobile	覆盖范围有限, 处理量大 Limited coverage area, large processing load
地基数据 Ground-based data	物联网传感器网络, 实地采样与实验室分析 Internet of things (IoT) sensor networks Field sampling and laboratory analysis	土壤墒情、养分、温度的实时监控 Real-time monitoring of soil moisture, nutrients, temperature 土壤“真相数据”获取与模型校正 Acquisition of soil 'ground truth data' and model calibration	精度高, 实时性强 High accuracy, strong real-time capability 被视为“金标准” Considered the 'gold standard'	点状测量, 代表性问题; 成本高, 易损坏 Point measurements, representativeness issues; high cost, susceptible to damage
网基与社会经济数据 Network-based and socio-economic data	农机作业记录、生产管理档案 Agricultural machinery operation records, production management archives 气象站、再分析资料 Weather stations, reanalysis data 土地确权、政策文本、市场行情 Land tenure records, policy documents, market information	耕作措施记录、产量分析 Recording of farming practices, yield analysis 环境驱动力分析 Analysis of environmental driving factors 政策效果评估、经营决策支持 Policy effectiveness evaluation, business decision support	反映人类活动与社会经济驱动 Reflects human activities and socio-economic drivers	标准化程度低, 隐私敏感, 获取困难 Low standardization, privacy-sensitive, difficult to acquire

直接相关,但此类数据反映了人类活动与社会经济驱动因素,是理解黑土系统人为影响的关键。这些数据包括可用于耕作措施记录与产量分析的农机作业记录与生产管理档案,作为环境驱动力分析输入的气象数据,用于政策效果评估与经营决策支持的土地确权数据、政策文本、市场行情等多样化社会经济数据。这些数据对黑土地保护政策的制定可提供重要支撑。任晓杰<sup>[22]</sup>基于土地经营权数据对黑土地规模化经营生态效应的研究,揭示了此类数据在宏观决策支持中的巨大潜力。

总之,“天-空-地-网”一体化观测网络构成了黑土大数据平台的多源数据采集体系<sup>[23]</sup>,为黑土地大数据平台的构建奠定了数据基础。

### 1.3 多源异构数据融合的技术瓶颈

构建“天-空-地-网”一体化数据采集体系的

最终目的并非简单地汇集数据,而是要通过融合技术,将多源、异构、多尺度的数据转化为可供深度挖掘的一体化信息产品(图1)。该融合过程是实现从“感知”到“认知”与“决策”跨越的关键,其质量直接决定后续模型分析的准确性和决策的可靠性。针对黑土地多源数据的特征,当前可供使用的数据融合手段主要有以下几种:①基于时空配准的统计融合,如利用克里金插值将点状地面数据与遥感像元尺度匹配;②基于机器学习的特征/决策级融合,如将光谱、纹理等多源特征输入随机森林或CNN等进行协同反演;③前沿的机理与数据驱动融合,如PINNs通过将物理方程作为约束嵌入损失函数,引导数据学习过程等<sup>[15]</sup>。虽然当前的这些融合手段都是有效的,但限于黑土数据现状,这一融合过程也面临着从技术到治理的多重挑战。

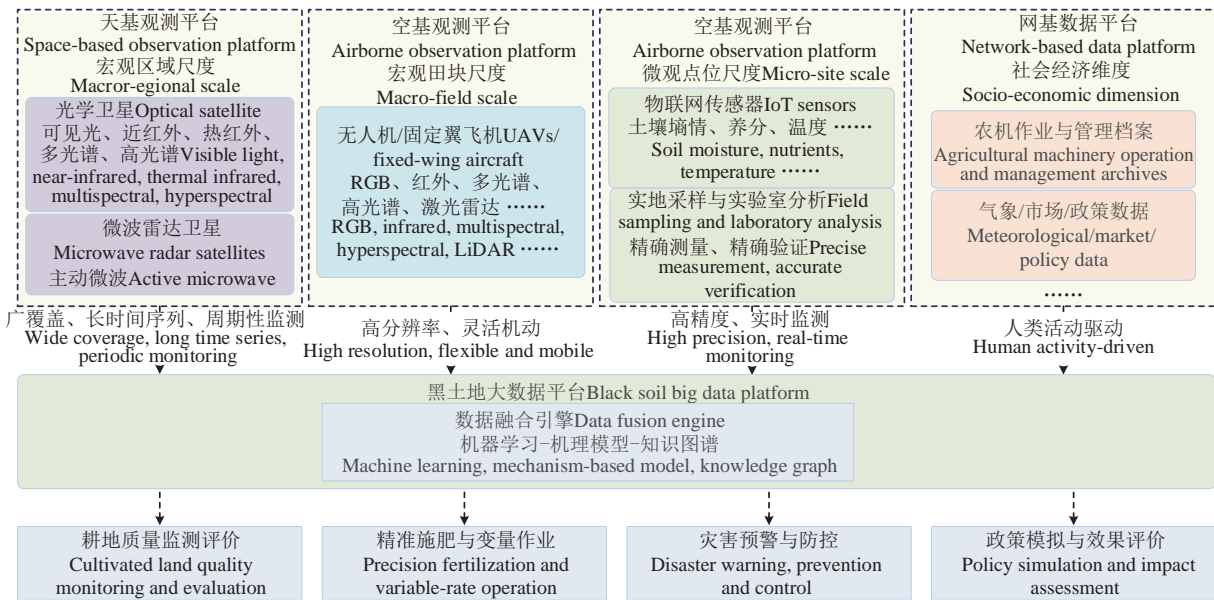


图1 “天-空-地-网”一体化数据采集与融合体系

Fig. 1 Architecture of the integrated 'space-air-ground-network' data acquisition and fusion system

首先是多源异构数据的标准化与一致性带来的融合挑战。不同来源的数据在格式、精度、时空基准上存在天然差异,对其进行标准化与一致性处理是数据融合的基础<sup>[24]</sup>。其次是遥感与地面数据的协同校正存在技术瓶颈。如何利用稀疏但精确的地面真实数据去校正和丰富大范围的遥感观测是数据融合的核心问题,这涉及对多时相遥感数据因大气条件、太阳高度角及传感器性能差异所导致的一致性问题的处理。为解决多源遥感数据的一致性,美国国家航空航天局推出的 Harmonized Landsat Sentinel-2 (HLS) 产品通过将 Landsat 8/9 与 Sentinel-2A/B 数据统一到同一时空网格,生成了高质量、高时序分辨率的表面反射率数据集,为长时间序列分析提供了便利<sup>[25]</sup>。未来方向在于,如何将土壤学、农学领域的机理模型与数据驱动方法更深层次地结合,生成更具物理一致性和外推能力的融合数据产品<sup>[26]</sup>。再者是如何将土壤的物理机理与数据深度融合。更深层次的数据融合在于如何将土壤背后的物理机理与数据驱动模型在知识层面进行耦合。纯粹基于统计关联的数据驱动模型可能在训练数据分布之外表现不佳,且其“黑箱”特性使得决策过程难以解释。因此,发展“物理机理引导的数据科学”新范式至关重要。这要求融合过程不仅仅是数据的简单叠加,而是让物理、化学、生物等先验知识去引导、约

束和解释数据模型的构建与输出,从而提升模型的机理性、可解释性和外推能力。黑土地大数据的有效融合是平台实现从“感知”到“认知”与“决策”的物质基础(图2),但在融合过程中面临的诸多技术挑战也是亟需解决的问题。

#### 1.4 黑土地大数据治理框架

在实践中,多源数据融合常受困于“数据孤岛”问题。这不仅仅是技术的问题,更深层次是数据治理体系的缺失。黑土地数据涉及政府、企业、科研机构及农户等多方主体,在数据所有权、使用权与收益分配机制尚不明确的背景下,权益保障的缺失直接导致了“不愿共享”的困局,缺乏可信的数据定价与交易机制进一步阻碍了数据要素的流通,造成了数据融合的壁垒。因此,实现从原始数据到智能决策的跨越需要一套覆盖数据全生命周期的系统性治理工程,需要建构一套标准化的流程与方法,将多源、异构、多尺度原始数据转化为可信、可用、可管理的高质量数据资产,从而为上层智能模型与业务应用提供坚实、可靠的数据底座。

黑土地大数据的治理可遵循“采、存、治、管、用”螺旋迭代的工序。该流程始于多模态数据采集与接入,通过物联网关、卫星数据接收站以及网络爬虫等工具,适配多种通讯协议,将“天-空-地-网”数据实时或准时地汇聚至平台。数据进入平台后,进入核心的预处理与标准化管道。首

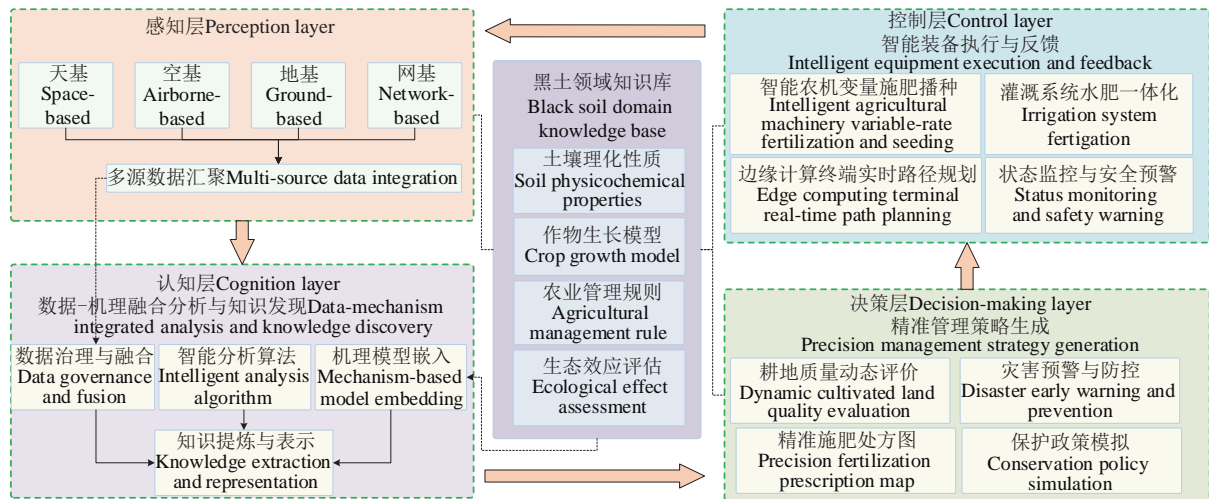


图2 黑土地大数据平台“感知-认知-决策-控制”闭环概念模型

Fig. 2 Closed-loop framework for 'perception, cognition, decision-making, and control' in a black soil big data platform

先,对数据进行清洗与修复,针对传感器时序数据中的跳变、离散和缺失值,应用基于统计、模型或规则的清洗与修复<sup>[24]</sup>。进一步利用GIS工具和时空索引技术将不同来源的数据统一到约定的坐标系统和时间基准,解决尺度与基准不一致问题。进而对数据进行格式标准化与元数据注入,将数据转换为统一的内部格式,并自动生成和附着包含数据来源、采集时间、质量标识、空间范围等信息的元数据,为后续追溯与管理奠定基础。

在完成数据预处理后,进入分层存储与主题聚合阶段。当前最佳实践是采用“湖仓一体”架构作为统一数据底座。原始和轻度加工的数据存入数据湖(基于分布式文件系统或云对象存储),保留其原始粒度与灵活性,以支持探索性分析。同时,经过深度清洗、关联和聚合的高价值数据被建模并加载至数据仓库中,其模型设计可围绕耕地质量、农事作业、气象环境、市场政策等主题域展开。在此基础上,针对具体应用场景(如精准施肥、灾害预警),从数据仓库中衍生出高度聚合、查询性能优化的数据集市。

最终,治理后的数据通过统一数据服务层对外提供。该层可提供标准的结构化查询接口、RESTful API以及数据产品订阅服务,确保应用层能够高效、便捷、安全地获取所需数据,形成“治理-消费”的闭环。

## 2 黑土地大数据平台技术进展

黑土地大数据平台作为实现“认知-决策”

功能的核心载体,其架构设计与技术选型直接决定了平台的数据处理能力、智能服务水平与系统扩展性。随着数据来源日趋多元、应用场景不断拓展,平台架构也经历了从集中式向分布式、从僵化耦合向智能解耦的演进过程。黑土地大数据平台架构的演进,根本上是为应对数据复杂性、业务敏捷性和决策智能化的需求升级。

### 2.1 架构演进的内在逻辑与关键技术栈

**2.1.1 架构演进的驱动力与路径** 早期平台多采用单体式或分层式架构。单体架构将所有功能耦合于一体,虽部署简单,但扩展性差,已难以适应动态需求<sup>[27]</sup>。分层架构(如数据层、服务层、应用层)通过关注点分离提升了可维护性,但层级间接口固定,在面对海量数据实时处理和高并发访问时,系统仍显笨重且迭代缓慢<sup>[28-29]</sup>。这2类架构均受限于其集中式的设计理念。

随着数据规模爆炸式增长与应用场景快速多元化,分布式、微服务化成为必然选择。以Docker、Kubernetes为代表的云原生技术使得将应用拆分为一组小型、自治的微服务成为可能,实现了资源的弹性伸缩与服务的独立部署、更新<sup>[30]</sup>。这种架构解耦了业务功能,显著提升了系统的灵活性、可扩展性与容错能力。例如,本项目组融合分层思想与微服务架构,构建了黑土地耕地质量大数据平台(图3),实现了服务的模块化管理。然而,微服务架构也引入了服务治理、分布式事务等新的复杂性。



图3 黑土地耕地质量大数据平台

Fig. 3 Black soil land quality big data platform

2.1.2 现代平台核心分层与技术栈解析 在云原生微服务架构范式下,现代黑土地大数据平台的

技术栈呈现清晰的分层协同特征(图4),各层技术为应对特定挑战而进行着持续演进。

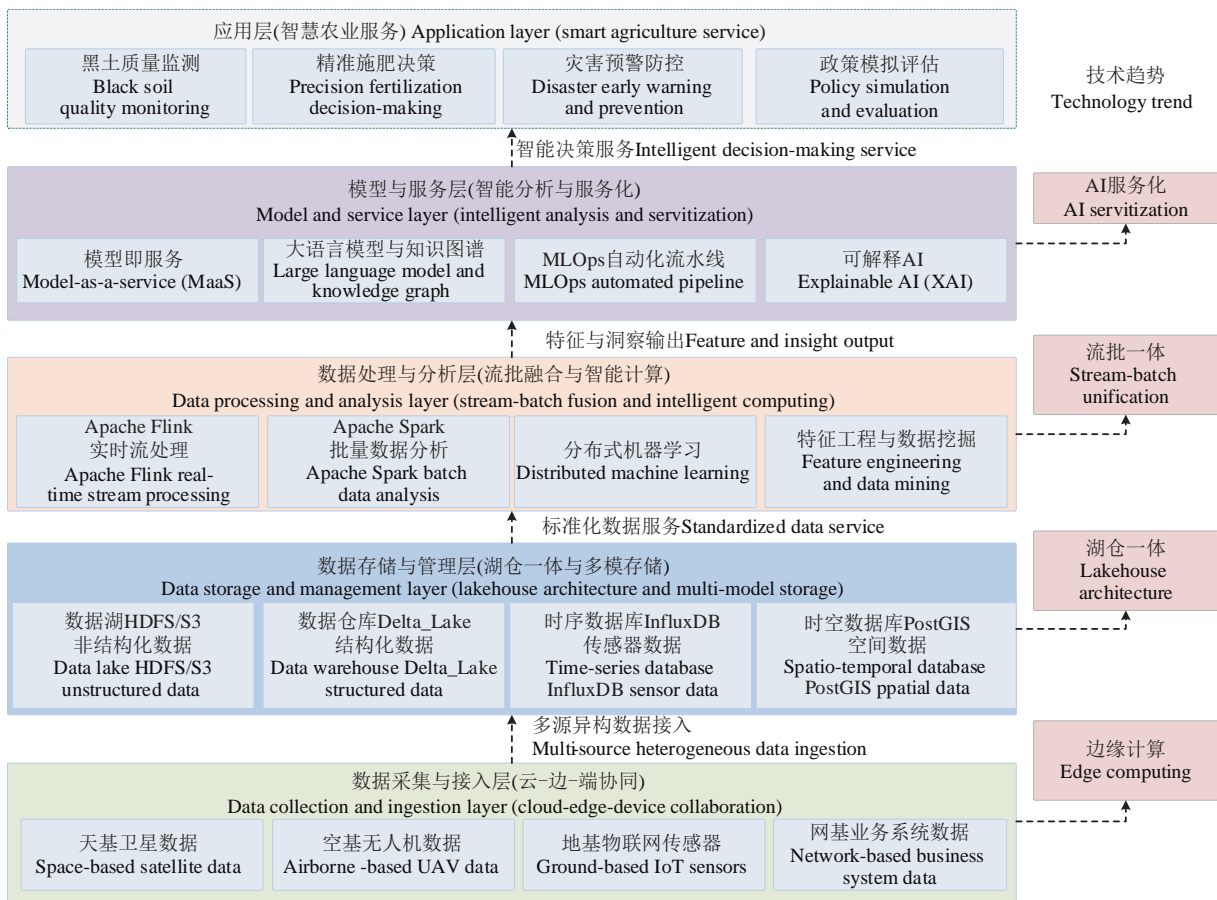


图4 黑土地大数据平台技术栈分层架构

Fig. 4 Layered architectures of the black soil big data platform technology stack

①数据采集与接入层:从汇聚到协同感知。该层已从被动的数据汇聚点,演变为“云-边-端”协同的主动感知体系。为满足精准农业对实时性的苛刻要求,边缘计算节点被广泛部署于田间或农机,执行数据的初步清洗、过滤与压缩,极大缓解了网络传输压力与云端负载<sup>[31-34]</sup>。例如,在农机作业场景,边缘计算能有效处理因网络不稳定导致的数据断连与缓冲问题。

②数据存储与管理层:从孤岛到湖仓一体。针对黑土数据多模态(遥感影像、时序传感、空间矢量)特性,单一的数据库方案已无法胜任。当前最佳实践是采用“湖仓一体”的混合存储架构<sup>[33-34]</sup>。原始与非结构化数据(如原始遥感影像)首先进入数据湖(基于对象存储或分布式文件系统),保留其原始粒度;经过治理和加工后,结构化的高价值数据被加载至数据仓库,支撑高性能分析查询;同时,时序数据、空间数据则分别由时序数据库和时空数据库进行优化管理。这种架构兼顾了灵活性与效率。

③数据处理与分析层:从批处理到流批融合与智能计算。计算范式正从以 Apache Spark 为代表的批处理主导,向流批一体演进。Apache Flink 等引擎能够统一处理实时数据流与历史批量数据,满足从实时墒情预警到长期趋势分析的多尺度需求。同时,分布式计算集群与云计算提供了弹性算力,支撑起复杂的机器学习模型训练,成为智慧农业从感知到认知升级的关键驱动力<sup>[35-36]</sup>。

④模型与服务层:从孤立模型到智能化服务。为实现 AI 模型的价值转化与高效复用,模型即服务(model as a service, MaaS)已成为核心范式<sup>[37]</sup>。该层依托机器学习运维(machine learning operations, MLOps)工具链,实现模型的版本控制、自动化部署、性能监控与全生命周期管理,使模型能够作为标准化、可编排的智能服务被调用<sup>[38-39]</sup>。对该层的前沿探索正试图构建更高级的认知服务框架,例如,利用大语言模型(large language model, LLM)理解和推理农业知识,构建智能问答与决策辅助系统,展现了自然交互与复杂推理的潜力<sup>[31]</sup>。

**2.1.3 向智能化架构的演进趋势** 为应对黑土地管理决策中高度复杂性,平台架构正呈现向智能化发展的趋势<sup>[31]</sup>。其核心在于将传统的功能

模块或微服务进化为具有自主感知、规划、决策与协作能力的智能体。这些智能体可根据任务进行动态组合,形成一种分布式的社会性认知系统,从而更好地处理开放环境下的异常情况与多目标优化问题。例如,在数字孪生农田中,可部署分别负责环境监测、病虫害诊断、水肥决策的多个智能体,通过协作与协商,各智能体共同达成作物健康生长的全局目标。这标志着平台架构正从“功能响应”向“认知协同”的更高阶段演进。

## 2.2 国内外同类平台的技术路线对比与启示

平台架构的演进不仅由内在技术逻辑驱动,也深受外部建设目标与应用生态的影响。纵观国内外相关实践,黑土地(农业)大数据平台可根据建设主体与目标差异大致分为以下几类,其技术路线与核心特征各有侧重。国内由政府或科研项目主导的平台,其核心定位在于服务宏观监测与政策支撑,通常在多源(尤其是遥感)数据汇聚、治理与可视化方面投入较多<sup>[30]</sup>,并在基于微服务的模块化架构上形成了特色。然而,这类平台在实现与智能农机的“决策-执行”闭环以及探索可持续商业模式方面,往往面临挑战。相比之下,以 John Deere Operations Center 为代表的欧美企业级平台,依托其“软硬一体”的产业生态,在农机智能协同、农场级精准作业服务与数据开放标准的应用上更成熟<sup>[28, 40]</sup>。但这种深度集成也可能导致用户被单一供应商“锁定”,且其核心模型在不同农业生态区的本地化适配是一大考验。此外,以全球开放数据农业与营养倡议下属平台为代表的国际研究型平台<sup>[41]</sup>则大力倡导开源技术与数据共享,为全球科研协作提供了基础设施,但其应用功能深度和长期运营能力通常有限。总体而言,尽管上述平台在架构选型上均呈现出分布式、服务化的共同趋势,但在数据闭环的完整性、技术体系的开放度以及商业模式的清晰度上存在显著差异。这种差异性正好映射了当前黑土地大数据应用从政府主导的宏观监测到市场驱动的精准服务,再到全球科研协作的多层次、多元化发展格局,也为未来构建技术开源开放、生态互联互通的下一代平台提供了重要启示。

## 2.3 “决策-控制”闭环的技术断点与突破方向

尽管黑土地大数据平台在“感知-认知-决策”环节已取得长足进步,但其最终价值取决于能

否将智能决策转化为精准的田间作业。然而,现有平台在从“决策”到“控制”技术闭环上还存在断层,绝大多数平台仍停留在生成“处方图”并由人工执行的阶段,能够与智能农机等执行终端实现全自动化联动的案例仍不多见。为了贯通“决策-控制”闭环,亟需在多个技术环节取得突破。

首先,要突破边缘智能落地与协同控制的可靠性问题。为实现实时、可靠的田间作业,必需将云端的复杂决策模型转化为轻量化模型并部署于农机边缘计算终端,这要求研究模型剪枝、轻量化等边缘化技术。然而,现有轻量化模型在复杂田间环境下的泛化能力和精度仍面临挑战<sup>[42]</sup>。更关键的是,如何设计高效的“云端-边缘”协同控制协议,确保在网络不稳定甚至中断的田间环境下,边缘侧仍能维持基本的自主作业能力,这也是当前研究的难点<sup>[40]</sup>。未来的探索方向将集中于将数字孪生技术引入边缘侧,通过在虚拟空间中预演控制策略,以提升边缘智能体在物理世界执行的可靠性。

其次,还需在异构农机互联与集成的标准化上开展大量研究工作。田间作业涉及来自不同制造商的拖拉机、播种机、施肥机等异构设备,其通信协议与数据接口各异,形成了严重的“协议孤岛”。因此,研发支持多协议适配、即插即用的通用农机集成接口与中间件是实现平台对多样化农机装备统一调度与控制的前提<sup>[43]</sup>。尽管国际标准化组织(International Organization for Standardization, ISO)制定的 ISO 11783<sup>[44]</sup>协议在一定程度上缓解了这一问题,但在高级控制功能的互操作上仍存在局限。推动基于“云-边-端”架构的开放式通信框架的研究是未来的突破点之一。

另外,自主作业系统的安全问题也需重视。自主作业系统必需内置严密的安全逻辑,这远超传统农机安全范畴。其要求通过多传感器融合进行农机位姿的实时感知与动态纠偏,并建立作业任务的异常检测与自恢复机制<sup>[45]</sup>。目前,仍缺乏针对农业复杂场景的高效仿真测试与安全验证平台,使得控制算法的可靠性与鲁棒性验证成本高、周期漫长。同时,如何在算力受限的边缘终端上实现复杂的安全逻辑,并设置关键控制指令的软硬件安全冗余,从而构建一个能够应对田间各类突发状况的控制系统,是工程化落地必须解决的难题。

总之,未来平台的演进必需在边缘智能的可靠性、异构集成的标准化以及系统安全的韧性等关键技术层面取得实质性突破,方能形成平台的完整技术闭环,赋能黑土地保护的现代化治理体系。

### 3 平台赋能黑土地保护的典型应用场景解析

黑土地大数据平台的技术价值最终体现在在具体应用场景中解决实际问题的能力。本节将系统梳理多个典型应用场景,进而揭示应用需求的演进正是驱动平台架构与技术栈发展的根本动力。

#### 3.1 耕地质量动态监测与评价

黑土地耕地质量的快速、大范围动态监测评价是平台最基础的应用之一,其核心任务在于突破传统实地采样方法成本高、周期长的瓶颈。当前,该领域已形成以多源遥感与地面数据融合为主导的技术范式<sup>[46]</sup>。卫星遥感凭借其广覆盖能力成为区域尺度土壤有机质、pH等关键指标反演的主要手段;而无人机高光谱影像则有效填补了田块尺度厘米级精细制图的空白<sup>[47]</sup>。当前,制约精度的关键在于遥感反演模型的普适性与稳定性,其高度依赖稀疏而昂贵的地面实测“真相数据”。为此,学者们正探索深度学习与机理模型的耦合路径,如利用CNN提取遥感特征并与土壤碳循环模型结合,以提升有机质动态模拟的可靠性<sup>[46]</sup>。平台的应用示范也表明,其可在市、县、地块多级层面优化土地规划和实现健康监测<sup>[48]</sup>。该场景凸显了平台对多源遥感数据高效处理、时空分析模型服务化以及多级成果可视化与共享能力的核心依赖。

#### 3.2 精准施肥与变量作业管理

精准施肥是平台实现“感知-决策-控制”闭环最典型的应用场景。其技术路径已从依赖密集田间采样的土壤养分制图<sup>[49]</sup>,演进至结合作物长势遥感与生长模型的动态营养诊断<sup>[42]</sup>。近年来,人工智能与作物模型的深度融合成为新趋势。利用长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)等时序模型预测养分吸收动态,可在降低对传统土壤测试依赖的同时保持较高精度<sup>[50-51]</sup>。在工程层面,MaaS架构的引入,依托MLflow等工

具实现养分预测模型的自动化部署与迭代,显著提升了平台敏捷性。实践显示,基于AI的水肥一体化技术可实现显著的增产(24.0%)与节水(36.7%)效益<sup>[52]</sup>。这要求平台必需具备“云-边”协同的计算架构、高时效的模型服务能力以及与智能农机间稳定可靠的指令交互通道。

### 3.3 退化成因分析与生态效应评估

厘清黑土地退化的驱动机制并量化保护措施生态效益是平台支撑宏观生态管理的关键。此类研究高度依赖长时序数据与因果推断方法的结合,通过融合多年遥感影像与气候再分析资料,应用结构方程模型等工具,可量化自然与人为因素对土壤退化的相对贡献<sup>[53]</sup>。该领域正从传统统计分析向机理与数据融合建模深化。前沿探索包括引入PINNs,通过将土壤侵蚀方程等物理规律作为约束嵌入神经网络,以增强模型机理性与外推能力<sup>[54]</sup>等方面。此类复杂归因分析要求平台能够集成长时序多维度数据,并提供融合机理与数据的混合建模环境。

### 3.4 农业灾害智能预警与主动防控

灾害的早期识别与主动防控是平台在风险管理领域的价值体现,这需要平台技术具备实时感知与流式计算能力。物联网传感器网络结合Apache Flink等流处理引擎,能为涝渍、冻害等提供动态预警。在病虫害方面,无人机搭载多光谱、高光谱传感器,通过捕捉作物冠层胁迫信息,可实现早期、非侵入式诊断<sup>[55-56]</sup>。然而,灾害样本<sup>[57]</sup>的稀缺性是主要技术瓶颈。为应对小样本下的模型训练,生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)等数据增强技术常被用于合成灾害样本,以提升模型的鲁棒性<sup>[58]</sup>。这对平台的实时流数据处理、小样本学习框架支持以及预警信息快速发布链路构成了直接挑战。

### 3.5 保护政策模拟与决策效果评估

黑土地保护政策的制定与评估是涉及自然与社会经济复杂系统的综合问题,平台在此场景中可扮演“政策试验场”的角色,具体可通过构建“政策-行为-环境”耦合模型来实现。例如,整合土地经营权、农户调查等社会经济数据,利用基于主体的建模可以模拟微观农户在不同政策情境(如补贴、保险)下的行为决策及其对黑土健康的长期

影响。该领域的前沿探索开始与人工智能新技术结合。例如,利用LLM自动解析海量政策文本,提取关键条款并将其结构化,为后续的定量模拟分析提供输入,展现了提升政策分析效率与深度的潜力<sup>[59]</sup>。但总体上,政策模拟仍受困于社会经济数据获取难、标准化程度低以及模型对个体行为假设敏感等固有难题。这反映出平台在整合非结构化社会经济数据、构建可信的复杂系统仿真沙盘方面仍面临基础性瓶颈。

## 4 平台面临的挑战与未来展望

黑土地大数据平台在架构设计与应用实践方面虽已取得显著进展,但在迈向全面成熟与规模化应用的过程中,仍面临一系列基础性与系统性挑战。识别这些障碍,并据此规划具有前瞻性的研究方向对推动该领域发展至关重要。

### 4.1 平台面临的主要挑战

当前,黑土地大数据平台还面临着数据、技术模型与应用推广方面的一些挑战,这在一定程度上制约了平台的进一步发展。

**4.1.1 数据壁垒与质量瓶颈** 数据是黑土地大数据平台运行的根基,其共享机制与质量决定了上层应用的效能。然而,数据壁垒与孤岛效应还普遍存在。农业、国土、气象、环保等不同部门以及科研机构与企业,其数据在采集标准、格式、存储系统及共享机制上相互割裂,制约了跨领域数据的融合分析与综合决策,导致数据治理困难,需通过完善数据共享机制、强化平台协同功能来破解这一困局<sup>[60]</sup>。其次,高质量标注数据与地面实测数据的稀缺制约了遥感反演模型和AI算法的精度与泛化能力,其制作需要大量专业人力投入。为应对样本稀缺问题,学者们开始探索利用生成式人工智能进行多源遥感数据增强与合成数据生成<sup>[61]</sup>。此外,数据共享与隐私安全的平衡困境同样突出。在推动数据开放共享的同时,如何妥善平衡数据权属、商业机密与个人隐私是一大难题。农业大数据的隐私保护对隐私计算技术提出了迫切需求,然而,当前该领域仍面临通信开销大、计算复杂度高等多重挑战<sup>[62]</sup>。国际上,联邦学习等“数据不动模型动”的技术范式,正逐渐成为研究热点,该范式在不汇聚原始数据的前提下能够实现多方联合建模<sup>[63]</sup>。

**4.1.2 模型可解释性与机理融合不足** 在大数据模型层面,平台面临的问题主要体现在认知与决策的可靠性上。尽管深度学习等复杂模型表现出色,但其“黑箱”特性导致的模型可解释性不足,严重制约了决策可信度。无法解释的农业模型难以被农艺师和农民所接受。为提升模型透明度,可解释人工智能(explainable AI, XAI)技术,如沙普利加性解释(Shapley additive explanations, SHAP)和局部可解释模型无关解释(local interpretable model-agnostic explanations, LIME)<sup>[64]</sup>可引入到农业 AI 模型中来。然而,现有方法多停留在事后解释层面,如何构建“内生可解释”的农业 AI 模型仍是未来重点。另外,机理与数据融合的深度不足。黑土地系统是高度耦合的复杂系统,纯数据驱动模型在训练数据分布之外往往泛化能力差。Raissi 等<sup>[15]</sup>提出的 PINNs 为机理与数据的融合提供了创新框架。近年来,Polo-mendoza 等<sup>[65]</sup>尝试将分级熵理论融入 PINNs 来预测土壤水力特性。然而,该类方法在处理高维、多过程耦合的黑土系统时,仍面临方程简化、训练不稳定等挑战。此外,跨尺度建模与推演存在显著断层。目前,多数作物模型与土壤过程模型在田块尺度验证有效,但上推至区域时,因空间异质性和参数化方案不足导致精度严重损失,如何构建尺度自适应的黑土地模型体系是支撑平台实现从地块到区域一体化决策的关键。

**4.1.3 应用易用性与商业可持续性难题** 平台在从示范场景走向广泛推广的过程中,面临来自用户体验、人才支撑与商业模式等多方面的现实挑战。首先,平台易用性与用户接受度不足。平台最终用户群体涵盖广大农民、合作社成员与基层农技人员,其数字素养与平台设计的专业化界面之间存在明显鸿沟。此外,人才支撑不足也是制约平台深入应用的重要因素。当前既懂农业专业知识,又掌握大数据与人工智能技术的复合型人才严重匮乏,限制了数据挖掘的深度与平台功能的充分释放<sup>[66]</sup>。其次,商业模式不清晰与运营可持续性挑战严峻。当前多数平台高度依赖政府项目经费或科研项目支持,缺乏清晰的商业模式实现可持续发展,高昂的运行成本与持续的模型更新维护费用是平台长期运营必须面对的现实问题。

## 4.2 未来研究方向

为推动黑土地大数据平台突破当前瓶颈,实现技术跨越,未来研究可聚焦以下几个方向(图 5)。

**4.2.1 AI 技术深度融合与自适应学习** 未来黑土地大数据平台的构建应聚焦于 AI 前沿技术的深度融合。一方面,为解决模型“黑箱”问题,需深入发展 XAI。除 SHAP、LIME 等事后解释方法外,应重点发展“内生可解释”模型架构,如在土壤分类中嵌入注意力机制,或利用因果推断框架揭示变量间的因果关系。另一方面,应用生成式 AI (如扩散模型)进行多源遥感数据增强与合成数据生成,以解决标注数据稀缺问题并提升模型在极端条件下的泛化能力<sup>[61]</sup>。同时,训练领域适应的大语言模型以构建黑土领域智能问答系统与决策助手,实现自然语言交互的个性化知识服务<sup>[31]</sup>。

**4.2.2 黑土地知识图谱构建与因果推理** 构建覆盖“土壤-作物-环境-管理”全要素的黑土地知识图谱是破解数据孤岛、实现机理与数据深度融合的核心。当前,知识图谱与人工智能的融合正从静态知识库向动态认知引擎演进。应用知识图谱对大语言模型进行约束与增强,通过检索增强生成(retrieval-augmented generation, RAG)等技术,将领域知识作为可靠依据注入 LLM,可生成如施肥方案等可解释、有据可循的决策建议<sup>[67]</sup>。同时利用 LLM 赋能知识图谱的自动化构建与更新,可从海量科技文献和报告中自动抽取实体关系,显著提升图谱构建效率。未来,这一“图模融合”体系需进一步与仿真模型结合,实现从关联查询到因果推理与假设检验的跨越。

**4.2.3 “人-机-物”智能协同与全链路闭环** 实现“感知-认知-决策-控制”的全链路闭环是平台的终极目标。未来需重点突破边缘智能(将轻量化 AI 模型部署于农机终端,研究模型剪枝、轻量化等技术<sup>[42]</sup>)、协同控制协议(实现平台与异构智能农机的高效交互<sup>[40,43]</sup>)与低延时通信等关键技术。这将推动平台从生成处方图进化到直接驱动农机执行变量施肥、精准播种等作业,形成自主优化的闭环系统。同时,自主作业系统的安全问题也需重视,要求通过多传感器融合进行实时感知与动态纠偏<sup>[43]</sup>。

**4.2.4 跨平台互联互通与绿色计算** 标准与互操作性是打破数据孤岛的前提。未来应积极推动建

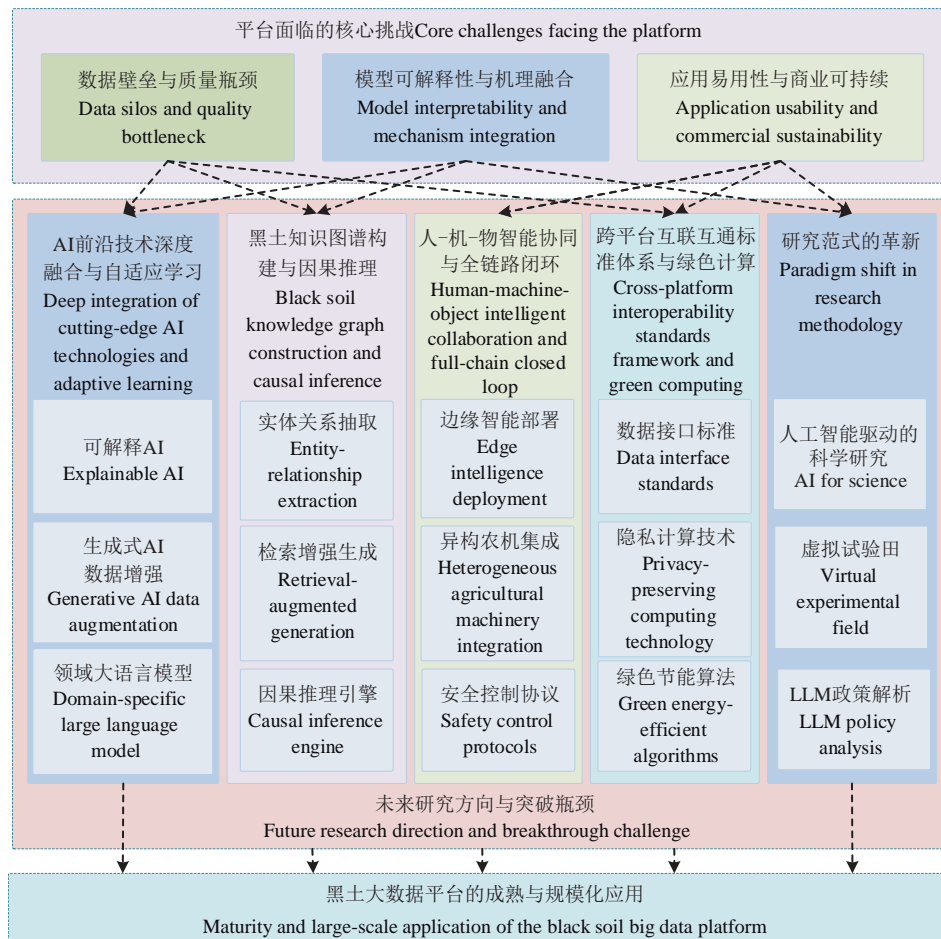


图5 黑土地大数据平台挑战与未来研究方向关联图

Fig. 5 Relationship between challenges and future research directions of the black soil big data platform

立国家层面的黑土地大数据系列标准,涵盖数据采集、质量、接口和安全等领域<sup>[68]</sup>,促进跨区域、跨层级平台的互联互通与数据共享。同时,探索面向农业的绿色节能算法与云计算架构,优化资源调度以降低平台碳足迹。例如,探索模型剪枝、量化等绿色节能算法<sup>[69]</sup>与云计算架构,优化资源调度以降低平台碳足迹,实现科技创新与环境保护的协同。

**4.2.5 研究范式革新与AI自动解析** 未来黑土地大数据平台应超越管理工具的定位,向驱动科研范式革新和赋能精准决策的“智能试验场”演进。“AI for Science”的研究范式<sup>[70]</sup>已被学术界广泛认可,利用平台汇聚的高通量、多维度数据,反向驱动土壤学、农学等基础学科的机制性发现。通过AI挖掘数据中隐藏的未知因子、关键阈值或新的关联规律,从而提出新的科学假说,揭示传统方法难以发现的深层机理。另外,黑土地大数据平

台也可将其数字孪生系统打造为低成本、无风险的“虚拟试验田”。通过在虚拟空间中模拟不同农艺措施、保护政策及技术组合的长期生态与经济效应,能够进行政策效果的“事前预评估”与技术路径的“择优筛选”。例如,利用LLM自动解析并结构化海量政策文本<sup>[59]</sup>,为定量模拟提供输入,从而在投入实际应用前优化决策,显著提升黑土保护策略的科学性与安全性,实现从“事后应对”到“事前预演”的跨越。

总之,面对数据、模型与应用层面的多重挑战,黑土地大数据平台的未来在于推动AI与知识图谱深度融合、实现“人-机-物”智能协同闭环,并构建开放的标准与生态体系,方能突破瓶颈,实现从“可用”到“好用”的跨越。

## 5 结语

面对黑土地“变薄、变瘦、变硬”的退化问题,

构建融合大数据与人工智能的黑土地大数据平台已成为实现其科学保护与智慧治理的战略支撑。本研究表明,依托“天-空-地-网”一体化感知体系,黑土地大数据平台在数据采集与典型应用上已取得显著进展,正由数据汇集向智能决策方向快速发展。然而,平台发展仍面临若干核心瓶颈。在数据层面,多源异构数据的壁垒及深度融合困境尚未得到有效解决;在模型层面,AI算法的可解释性与机理融合不足,制约平台决策的可信度;在应用层面,关键的“决策-控制”闭环存在断层,平台与智能农机的协同执行能力薄弱,成为价值落地的主要障碍。展望未来,平台的突破与成熟需聚焦于多种路径的协同。首先,从技术角度上,需推动AI与知识图谱的深度融合,发展机理与数据双驱动的认知新范式,提高平台决策的可解释性;其次,在系统功能上,需推动“人-机-物”智能协同,着力突破边缘智能、异构集成与协同控制技术,贯通从智能决策到精准执行的技术闭环;同时,在发展生态上,亟需建立跨平台的统一标准体系与可持续的商业模式,保障平台的开放互操作与长效运行。本研究可为我国黑土地大数据平台的后续研究、构建与规模化应用提供理论参考与实践指导。

### 参 考 文 献

- [1] 王影, 王力, 李社潮, 等. 保护好黑土地这个“耕地中的大熊猫”: 保护性耕作的梨树模式[J]. 科学, 2022, 74(2): 45-48, 4. WANG Y, WANG L, LI S C, *et al.*. Protect black soil: Lishu model with conservation tillage [J]. Science, 2022, 74(2): 45-48, 4.
- [2] 中华人民共和国农业农村部. 东北黑土地保护规划纲要(2017—2030年) [EB/OL]. (2017-06-23) [2025-09-26]. [https://www.moa.gov.cn/govpublic/ZZYGLS/201706/20170623\\_5725947.htm](https://www.moa.gov.cn/govpublic/ZZYGLS/201706/20170623_5725947.htm).
- [3] 刘顺国, 徐英德, 裴久渤, 等. 以土壤普查成果助推黑土地科学保护与利用[J]. 土壤通报, 2024, 55(4): 1185-1190. LIU S G, XU Y D, PEI J B, *et al.*. Promoting the scientific protection and utilization of black soil through the third national soil survey results [J]. Chin. J. Soil Sci., 2024, 55(4): 1185-1190.
- [4] 姜卓琳, 申凯宏, 张君, 等. 耕作方式及秸秆还田对黑土耕层亚耕层物理性质的影响[J]. 江苏农业科学, 2025, 53(7): 241-247.
- [5] 张辉, 马望博. 大数据时代的农业发展: 国际前沿与中国实践[J]. 北京交通大学学报(社会科学版), 2024, 23(2): 34-45. ZHANG H, MA W B. Agricultural development in the era of big data: international frontiers and Chinese practices [J]. J. Beijing Jiaotong Univ. (Soc. Sci.), 2024, 23(2): 34-45.
- [6] LOBELL D B, THAU D, SEIFERT C, *et al.* A scalable satellite-based crop yield mapper [J]. Remote. Sens. Environ., 2015, 164: 324-333.
- [7] LEE J, BAGHERI B, KAO H A. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems [J]. Manuf. Lett., 2015, 3: 18-23.
- [8] 朱萌, 龚为纲. 数字技术赋能农业社会化服务的技术逻辑与实践困境——基于农技推广大数据的分析[J]. 西北农林科技大学学报(社会科学版), 2024, 24(6): 83-95. ZHU M, GONG W G. Technical logic and practical challenges of digital technology empowering agricultural socialization services: an analysis based on big data of agricultural extension platform [J]. J. Northwest A&F Univ. (Soc. Sci.), 2024, 24(6): 83-95.
- [9] 冯献, 李瑾, 崔凯, 等. 数据要素驱动农业高质量发展的作用机理——基于4个典型案例的探索性分析[J]. 中国农业大学学报, 2025, 30(9): 319-335. FENG X, LI J, CUI K, *et al.*. Mechanism of data elements-driven high-quality development of agricultural production: Based on exploratory analysis on four typical cases [J]. J. China Agric. Univ., 2025, 30(9): 319-335.
- [10] 李慧, 马德新. 农业大数据应用发展现状及对策研究[J]. 江苏农业科学, 2021, 49(16): 48-52.
- [11] 陈伟华, 代颖. 基于大数据的智慧农业发展对策[J]. 灌溉排水学报, 2021, 40(7): 156.
- [12] DIEK S, SCHAEPMAN M E, DE JONG R. Creating multi-temporal composites of airborne imaging spectroscopy data in support of digital soil mapping [J/OL]. Remote. Sens., 2016, 8(11): 906 [2025-06-26]. <https://doi.org/10.3390/rs8110906>.
- [13] VISCARRA ROSSEL R A, BEHRENS T, BEN-DOR E, *et al.* A global spectral library to characterize the world's soil [J]. Earth Sci. Rev., 2016, 155: 198-230.
- [14] LUO Z, DENG M, TANG M, *et al.* Estimating soil profile salinity under vegetation cover based on UAV multi-source remote sensing [J/OL]. Sci. Rep., 2025, 15(1): 82868 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-82868-9>.
- [15] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations [J]. J. Comput. Phys., 2019, 378: 686-707.
- [16] LI H, JU W, SONG Y, *et al.* Soil organic matter content prediction based on two-branch convolutional neural network combining image and spectral features [J/OL]. Comput. Electron. Agric., 2024, 217: 108561 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108561>.
- [17] 李之超, 廖晓勇, 姚启星, 等. 基于“大数据+人工智能”科研范式的黑土地保护与利用智能决策[J]. 数据与计算发展前沿, 2023(3): 39-48. LI Z C, LIAO X Y, YAO Q X, *et al.* “Big data-artificial intelligence” scientific research paradigm for intelligent decision-making in black soil conservation and utilization [J]. Front. Data Comput., 2023(3): 39-48.
- [18] CASTALDI F, HUENI A, CHABRILLAT S, *et al.* Evaluating

- the capability of the Sentinel 2 data for soil organic carbon prediction in croplands [J]. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 2019, 147: 267-282.
- [19] 董雨昕, 韩文霆, 崔欣, 等. 基于无人机与 Sentinel-2A 遥感数据协同的裸土期土壤含盐量反演[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(6): 434-445.
- DONG Y X, HAN W T, CUI X, *et al.*. Soil salinity inversion during bare soil period based on collaboration of UAV and Sentinel 2A remote sensing data [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 2025, 56(6): 434-445.
- [20] WEISS M, JACOB F, DUVEILLER G. Remote sensing for agricultural applications: a Meta-review [J/OL]. *Remote Sens. Environ.*, 2020, 236: 111402 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111402>.
- [21] 梁栋, 胡丽娜, 王秀, 等. 车载式大田土壤电导率在线检测系统设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(6): 274-285.
- LIANG D, HU L N, WANG X, *et al.*. Design and experiment of vehicle-mounted field soil electrical conductivity online detection system [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 2022, 53(6): 274-285.
- [22] 任晓杰. 土地流转对吉林省农户黑土地质量保护行为的影响研究[D]. 长春: 吉林大学, 2025.
- REN X J. A study on the impact of land transfer on black land quality protection behavior of farmers in Jilin province [D]. Changchun: Jilin University, 2025.
- [23] 孙九林, 李灯华, 许世卫, 等. 农业大数据与信息化基础设施发展战略研究[J]. *中国工程科学*, 2021, 23(4): 10-18.
- SUN J L, LI D H, XU S W, *et al.*. Development strategy of agricultural big data and information infrastructure [J]. *Strateg. Study CAE*, 2021, 23(4): 10-18.
- [24] 苑严伟, 徐玲, 冀福华, 等. 农业机械作业大数据清洗方法与试验优化[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(6): 35-42.
- YUAN Y W, XU L, JI F H, *et al.*. Experimental optimization of big data cleaning method for agricultural machinery [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 2021, 52(6): 35-42.
- [25] CLAVERIE M, JU J, MASEK J G, *et al.*. The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set [J]. *Remote Sens. Environ.*, 2018, 219: 145-161.
- [26] BENEDIKTSSON J A, KANELLOPOULOS I. Classification of multisource and hyperspectral data based on decision fusion [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1999, 37(3): 1367-1377.
- [27] THATIKONDA V K, MUDUNURI H R V. Microservices vs. monoliths: choosing the right architecture for your project [J]. *Int. J. Softw. Comput. Test.*, 2024(2): 31-38.
- [28] GARLAN D, SHAW M. An introduction to software architecture [C]// *Advances in Software Engineering and Knowledge Engineering*. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1994: 1-39.
- [29] LÜBKE D, ZIMMERMANN O, PAUTASSO C, *et al.*. Interface evolution patterns: balancing compatibility and extensibility across service life cycles [C]// *Proceedings of the 24<sup>th</sup> European Conference on Pattern Languages of Programs*. New York: ACM, 2019: 1-24.
- [30] 陈怡兵, 张环宇, 杨松, 等. 基于云计算的吉林省黑土地(耕地)质量大数据平台设计与实现[J]. *农业与技术*, 2021, 41(19): 35-39.
- [32] 赵春江, 李静晨, 吴华瑞, 等. 基于大语言模型推理的数字孪生平台蔬菜作物生长模型研究[J]. *智慧农业(中英文)*, 2024, 6(6): 63-71.
- ZHAO C J, LI J C, WU H R, *et al.*. Vegetable crop growth modeling in digital twin platform based on large language model inference [J]. *Smart Agric.*, 2024, 6(6): 63-71.
- [32] 苑严伟, 冀福华, 赵博, 等. 基于 Solr 的农田数据索引方法与大数据平台构建[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(11): 186-192.
- YUAN Y W, JI F H, ZHAO B, *et al.*. Index method of farmland data based on solr and construction of big data platform [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 2019, 50(11): 186-192.
- [33] 张洪奇, 张艳, 张晨, 等. 设施智慧农场大数据平台开发与应用[J]. *山东农业大学学报(自然科学版)*, 2024, 55(3): 295-303.
- ZHANG H Q, ZHANG Y, ZHANG C, *et al.*. Development and application of big data platform for facility intelligent farm [J]. *J. Shandong Agric. Univ. (Nat. Sci.)*, 2024, 55(3): 295-303.
- [34] ARMBRUST M, DAS T, SUN L, *et al.*. Delta lake: high-performance ACID table storage over cloud object stores [J]. *Proc. VLDB Endow.*, 2020, 13(12): 3411-3424.
- [35] 蔡黎亚, 李淑萍, 田英杰. 基于大数据平台的农业智能信息处理系统设计[J]. *农机化研究*, 2023, 45(2): 207-210.
- CAI L Y, LI S P, TIAN Y J. Design of agricultural intelligent information processing system based on big data platform [J]. *J. Agric. Mech. Res.*, 2023, 45(2): 207-210.
- [36] 王庆福. 算力驱动下的智慧农业技术升级与发展模式创新[J]. *农业经济*, 2025(6): 7-9.
- [37] WOŹNIAK A P, MILCZAREK M, WOŹNIAK J. MLOps components, tools, process, and metrics: a systematic literature review [J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 22166-22175.
- [38] LAPPALA A. The next revolution in computational simulations: harnessing AI and quantum computing in molecular dynamics [J/OL]. *Curr. Opin. Struct. Biol.*, 2024, 89: 102919 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.sbi.2024.102919>.
- [39] 许瑞清, 许多, 张隽美, 等. 一种农业认知智能服务构建框架及其应用实践[J]. *南京大学学报(自然科学)*, 2024, 60(4): 613-624.
- XU R Q, XU D, ZHANG J M, *et al.*. A framework for constructing agricultural cognitive intelligence services and its application practice [J]. *J. Nanjing Univ. (Nat. Sci.)*, 2024, 60(4): 613-624.
- [40] WANG T, XU X, WANG C, *et al.*. From smart farming towards unmanned farms: a new mode of agricultural production [J/OL]. *Agriculture*, 2021, 11(2): 145 [2025-06-26]. <https://doi.org/10.3390/agriculture11020145>.
- [41] ZHOU Y, MA Y, ATA-UL-KARIM S T, *et al.*. Integrating multi-angle and multi-scale remote sensing for precision nitrogen management in agriculture: a review [J/OL]. *Comput. Electron. Agric.*, 2025, 230: 109829 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109829>.
- [42] MOHAPATRA A G, MOHANTY A, MOHANTY S K, *et al.*. Harmonizing nature and technology: the synergy of digital twin-enabled smart farming [C]// *Digital Twins for Smart Cities and*

- Villages. Elsevier, 2025: 407-442.
- [43] CAO R, GUO Y, ZHANG Z, *et al.* Global path conflict detection algorithm of multiple agricultural machinery cooperation based on topographic map and time window [J/OL]. *Comput. Electron. Agric.*, 2023, 208: 107773 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107773>.
- [44] International Organization for Standardization. Tractors and machinery for agriculture and forestry—serial control and communications data network: ISO 11783 [S]. Geneva: ISO, 2021.
- [45] BHAT V S, WANG Y. Revisiting the control systems of autonomous vehicles in the agricultural sector: a systematic literature review [J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 54686-54721.
- [46] BASTARRIKA A, RODRIGUEZ-MONTELLANO A, ROTETA E, *et al.* An automatic procedure for mapping burned areas globally using Sentinel-2 and VIIRS/MODIS active fires in google earth engine [J]. *ISPRS J. Photogramm. Remote. Sens.*, 2024, 218: 232-245.
- [47] ZHANG H, SHI P, CRUCIL G, *et al.* Evaluating the capability of a UAV-borne spectrometer for soil organic carbon mapping in bare croplands [J]. *Land Degrad. Dev.*, 2021, 32(15): 4375-4389.
- [48] 靳祯雨. 基于“大数据+AI”的黑土地保护与利用智能决策关键技术研究[J]. *中国资源综合利用*, 2024, 42(3): 43-45.  
JIN Z Y. Research on key technologies of intelligent decision making for black soil protection and utilization based on “big data+AI” [J]. *China Resour. Compr. Util.*, 2024, 42(3): 43-45.
- [49] 马大龙, 张永清, 杜静静, 等. 基于GIS的土壤养分空间变异图件制作和网络共享[J]. *山西师范大学学报(自然科学版)*, 2013, 27(2): 60-64.  
MA D L, ZHANG Y Q, DU J J, *et al.* Soil nutrient spatial variation maps based on GIS and network sharing [J]. *J. Shanxi Norm. Univ. (Nat. Sci.)*, 2013, 27(2): 60-64.
- [50] VIJENDER REDDY G, VENKATA KRISHNA REDDY M, SPANDANA K, *et al.* Precision farming practices with data-driven analysis and machine learning-based crop and fertiliser recommendation system [J/OL]. *E3S Web Conf.*, 2024, 507: 01078 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202450701078>.
- [51] TEPHILA M B, ASHITHA G, TITUS T J. Deep learning-based predictive system for smart agriculture [C]// *Data Science and Applications*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2025: 363-375.
- [52] 张玉成, 张晓博, 高树琴, 等. “伏羲农场”:智慧农业技术集成创新的实践探索与思考[J]. *中国科学院院刊*, 2025, 40(2): 301-309.  
ZHANG Y C, ZHANG X B, GAO S Q, *et al.* The Fuxi farm: practice and reflection on integrated innovation of smart agriculture technology [J]. *Bull. Chin. Acad. Sci.*, 2025, 40(2): 301-309.
- [53] ZHAI Y, WANG Y, HAO L, *et al.* Medium-and long-term independent contributions of climate change, management measures and land conversion to vegetation dynamics and inspiration for ecological restoration in Inner Mongolia, China [J/OL]. *Ecol. Eng.*, 2025, 212: 107504 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2024.107504>.
- [54] DE ROSA M, POMPAMEO L, LITVINENKO A, *et al.* HOMO-PINN: hyperparameter optimization of a multi-output physics-informed neural network [J/OL]. *Oper. Res. Forum*, 2025, 6(4): 153 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1007/s43069-025-00561-7>.
- [55] 李龙海, 王轶哲, 吴禹竺, 等. 基于剪枝与蒸馏的轻量化玉米病害检测方法[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(17): 194-202.  
LI L H, WANG Y Z, WU Y Z, *et al.* Method for lightweight corn leaf diseases based on pruning and distillation [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Eng.*, 2025, 41(17): 194-202.
- [56] 刘君, 王学伟. 大数据时代山东农业病虫害监测预警体系建设[J]. *北方园艺*, 2021(3): 166-170.  
LIU J, WANG X W. Construction of monitoring and early-warning system of agricultural pests and diseases in Shandong province in big data era [J]. *North. Hortic.*, 2021(3): 166-170.
- [57] 罗攀攀, 唐云辉, 武强, 等. 气象大数据应用场景与气象服务技术预见研究——面向重庆农业领域[J]. *农业现代化研究*, 2024, 45(1): 150-164.  
LUO Z Z, TANG Y H, WU Q, *et al.* Research on technology foresight of meteorological big data application scenarios and meteorological service technologies: a focus on agriculture in Chongqing [J]. *Res. Agric. Mod.*, 2024, 45(1): 150-164.
- [58] KRISHNAKUMAR D P, BALASUBRAHMANYAN K. An improved EigenGAN-based method for data augmentation for plant disease classification [J]. *Rev. D' intelligence Artif.*, 2024, 38(1): 237-242.
- [59] TORI F, TORI S, KESERU I, *et al.* Performing sentiment analysis using natural language models for urban policymaking: an analysis of twitter data in Brussels [J/OL]. *Data Sci. Transp.*, 2024, 6(2): 5 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1007/s42421-024-00090-5>.
- [60] 马述忠, 濮方清, 肖赵华. 农业大数据的流动过程和价值创造:基于供需匹配视角的分析[J]. *农业经济问题*, 2024, 45(8): 13-24.  
MA S Z, PU F Q, XIAO Z H. The flow and value creation of agricultural big data: a perspective based on supply-demand matching [J]. *Issues Agric. Econ.*, 2024, 45(8): 13-24.
- [61] HUANG Z L, ZHANG X D, TANG Z Q, *et al.* Generative artificial intelligence meets synthetic aperture radar: a survey [J]. *IEEE Geosci. Remote. Sens. Mag.*, 2024, 12(3): 24-45.
- [62] 吴政娴, 文娟. 农业大数据与隐私计算技术研究综述[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(10): 184-199, 276.  
WU Z X, WEN J. Review on agricultural big data and privacy computing technology [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Mach.*, 2025, 56(10): 184-199, 276.
- [63] WEIMANN K, CONRAD T O F. Federated learning with deep neural networks: a privacy-preserving approach to enhanced ECG classification [J]. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, 2024, 28(11): 6931-6943.
- [64] JYOTHI KOMPALLI N S, RAO M S, UTTEJ P, *et al.* Enhancing model interpretability using local interpretable model-agnostic explanations (LIME): insights from predictive analysis on housing market dynamics [J]. *Grenze Int. J. Eng. Technol.*, 2024, 10(2): 123-134.

- [65] POLO-MENDOZA R, MAŠÍN D, DUQUE J. Integrating the grading entropy theory (GET) into a physics-informed neural network (PINN) to predict soil hydraulic properties [J/OL]. *Results Eng.*, 2025, 27: 106063 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106063>.
- [66] 李佳怿, 刘楠, 杨玮, 等. 深度学习驱动的土壤信息感知技术: 进展、挑战与展望[J]. *中国农业大学学报*, 2025, 30(10): 73-90.  
LI J Y, LIU N, YANG W, *et al.*. Deep learning-driven soil information sensing: advances, challenges, and prospects [J]. *J. China Agric. Univ.*, 2025, 30(10): 73-90.
- [67] CHANG C C, LI C F, LEE C H, *et al.*. Enhancing low-resource minority language translation with LLMs and retrieval-augmented generation for cultural nuances [C]// *Intelligent Systems and Applications*. Cham: Springer, 2025: 190-204.
- [68] 叶飒, 朱亮, 寇远涛, 等. 大数据环境下农业知识服务协作体系探索与实践[J]. *中国农业科技导报*, 2021, 23(11): 81-87.  
YE S, ZHU L, KOU Y T, *et al.*. Exploration and practice of agricultural knowledge service cooperation system in the big data environment [J]. *J. Agric. Sci. Technol.*, 2021, 23(11): 81-87.
- [69] SHA Q, LI X, ZHANG R. Fintech platform energy efficiency optimization based on green computing model [J]. *Procedia Comput. Sci.*, 2025, 262: 35-43.
- [70] ZHANG X, KANG G, XIAO B, *et al.*. Tensor databases empower AI for science: a case study on retrosynthetic analysis [J/OL]. *Bench Council Trans. Benchmarks Stand. Eval.*, 2025, 5(1): 100216 [2025-09-26]. <https://doi.org/10.1016/j.tbench.2025.100216>.