

中国农业大模型数据治理、核心技术与应用挑战

欧阳峥峥^{1,2}, 马毓聪^{2*}, 寇远涛^{1,3*}, 刘小杰²

(1. 中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081; 2. 中国科学院成都文献情报中心, 成都 610299;
3. 农业融合出版知识挖掘与知识服务重点实验室, 北京 100081)

摘要: 在智慧农业快速发展背景下, 农业大模型作为推动产业智能化转型的关键技术, 其架构设计、技术路径与场景适配机制有待系统研究。该文选取 15 个国内代表性的农业大模型作为研究对象, 从数据架构、核心技术及应用生态 3 个层面进行深入剖析。研究发现, 基于多模态融合与知识增强的农业大模型在病虫害识别、产量预测、农情问答和遥感解析等任务中表现优异, 展现出良好的农业场景适应性, 但同样面临数据质量不均、算力资源配置失衡与领域知识融合不足等问题, 制约了其在实际生产中的规模化应用。为此, 该文提出应通过立体化重构数据治理体系、协同化突破技术瓶颈、系统化构建应用生态, 推动农业大模型从技术验证转向产业赋能。通过系统梳理技术路径与发展方向, 为农业大模型在智慧农业建设中的深度应用提供理论参考和实践指导。

关键词: 大语言模型; 农业大模型; 人工智能; 智慧农业; 垂直领域

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202505226

中图分类号: TP18;S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2025)-24-0153-10

欧阳峥峥, 马毓聪, 寇远涛, 等. 中国农业大模型数据治理、核心技术与应用挑战[J]. 农业工程学报, 2025, 41(24): 153-162. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202505226 <http://www.tcsae.org>

OUYANG Zhengzheng, MA Yucong, KOU Yuantao, et al. Data governance, core technologies, and application challenges of China's agricultural large models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(24): 153-162. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202505226 <http://www.tcsae.org>

0 引言

2024 年 10 月, 中国农村农业部印发《全国智慧农业行动计划(2024-2028 年)》, 明确将“开发智慧农业基础模型”“推动人工智能大模型在农业农村重点领域应用”作为核心任务。该计划旨在通过技术驱动破解农业生产管理中的数据孤岛、决策粗放等问题, 实现“到 2028 年农业生产信息化率达到 32% 以上”的战略目标。政策既聚焦以生产智能化为核心的智慧农业(如作物单产提升、智慧农场建设、全产业链数字化改造)^[1-2], 也强调以科研创新为导向的智能科研(如种质资源深度挖掘、基因编辑技术突破、表型预测模型研发等)^[3-4]。

在此背景下, 预训练语言模型(pre-trained language models, PLMs)凭借其强大的语义理解能力与自监督学习机制, 成为破解农业数据异构性、知识专业性及决策复杂性的关键技术。典型应用包括医疗诊断^[5]、农业文本分类(如 ChatAgri 在跨语言任务中超越传统模型)等^[6]。其中, 农业场景对模型的领域适配性提出了严苛要求: 从病虫害文本诊断的语义精准匹配到多模态遥感

解译的跨模态特征融合, 从基因型—表型关联分析到政策文件语义解析, 均需作物学、土壤学、气象学等领域专业知识深度融入模型架构。为此, 研究人员开发了农业实体识别、多模态特征对齐等技术^[7-8], 通过构建“领域知识—模型参数”映射关系, 将农业专业知识编码至模型底层表征, 显著提升其在复杂农业任务中的性能表现^[9-11]。随着模型参数规模突破百亿级, 大语言模型(large language models, LLMs)在农业领域展现出超越传统 PLMs 的显著优势。其核心在于通过超大规模预训练构建农业文本的复杂语义网络深层(如“品种—特性—栽培技术”的长程依赖), 并具备小样本学习与上下文推理能力, 显著降低农业任务对大规模标注数据的依赖^[12-13]。例如在病虫害诊断场景中, LLMs 仅需少量玉米螟、小麦锈病等典型病害的标注数据, 即可通过迁移学习快速适配细分任务, 大幅提升模型在实际生产中的实用性^[14-16]。为进一步强化领域适配能力, LLMs 结合监督微调(supervised fine-tuning, SFT)与指令微调(instruction fine-tuning, IFT), 将通用语言能力精准适配于农业政策解析、农事决策生成等垂直需求^[17-19]。国内外实践验证了这一技术潜力: 国际上, 先正达与 InstaDeep 合作开发的 AgroNT 模型在大约 1 050 万个包含数万亿碱基对的基因组序列上接受了预训练, 运用跨作物迁移学习方法实现了抗逆性状的精准预测。国内研究紧密结合本土农业需求, 例如商汤的“稷睿”大模型融合 10 亿 token 农业文本、1 亿条遥感图像及气象数据, 通过多模态 Transformer 实现种植决策的实时生成, 提升节水节肥效率; 哈尔滨工业大学的“天工开悟”模型利

收稿日期: 2025-05-28 修订日期: 2025-09-25

基金项目: 2024 年度国家新闻出版署农业融合出版知识挖掘与知识服务重点实验室开放课题基金资助项目(2024KMKS05)

作者简介: 欧阳峥峥, 博士生, 副研究员, 研究方向为 AI for Science。Email: oyzz@clas.ac.cn

*通信作者: 马毓聪, 博士, 助理研究员, 研究方向为数据与信息管。Email: mayc@clas.ac.cn; 寇远涛, 博士, 研究员, 研究方向为信息管理与信息系统。Email: kouyuantao@caas.cn

用高分辨率农业图像训练，在复杂背景下具有极高的病害诊断准确率；赵春江院士团队^[20]将大语言模型引入数字孪生平台，采用阶段式智能体集合对蔬菜生长阶段进行精准模拟，识别准确率达 99.7%，为无人农场监管提供了关键技术支撑。当前研究多局限于病虫害诊断、智能育种等特定领域，对农业领域大模型的系统性架构对比与技术路径总结仍显不足。为此，亟待开展体系化的模型梳理与跨模型对比研究，明确其技术发展路径与架构共性特征。

基于此，本文选取国内 15 个代表性农业大模型作为研究对象，重点剖析其核心技术、应用效能与面临挑战。在技术层面，梳理 Transformer 架构的核心机制、扩展技术及优化路径；在应用层面，深度解析语言处理与知识服务、视觉分析与智能检测、多模态融合决策系统等核心场景的模型效能；在挑战层面，讨论数据治理的系统性壁垒、模型技术适配与效率瓶颈、场景落地与生态断层等共性问题。通过系统化的现状梳理与问题诊断，本文旨在为农业大模型的技术演进与产业融合提供理论参照，助力实现从单点技术验证到全链条赋能的有效跨越。

1 农业大模型案例选取

1.1 分析对象遴选原则

本文基于领域专用性、场景代表性和多样平衡性三大原则系统筛选农业大模型。领域专用性要求所选模型必须以农业垂直领域需求为核心设计目标，严格区别于

通用大模型在农业场景的泛化应用；场景代表性需覆盖农业全产业链核心环节，包括遥感监测、智能育种、生产决策、市场流通、政务服务、科研辅助等关键场景；多样性与平衡性则从技术路径、发布主体及数据类型等维度进行综合考量，确保研究结论具备广泛适用性。

1.2 分析对象基本信息

根据上述选取原则筛选出 15 个国内具有代表性的大模型作为分析对象，对其名称、模态类型、发布主体及发布时间等基本信息进行系统性归纳和梳理，如表 1 所示。分析结果表明，在领域专用性上，调研的农业大模型都是农业领域专用，总体呈现垂直深耕与跨领域融合并存的特点，既有 PigGPT（生猪养殖）、范蠡大模型 1.0（水产养殖）等聚焦单一物种或细分场景的专用模型，也有商汤“稷睿”（种植决策）、“天工开悟”（病害诊断）等覆盖多环节、多任务的跨领域模型；在场景代表性上，调研的农业大模型实现全链条渗透，产前环节包括全流程智慧育种平台，产中环节覆盖商汤“稷睿”等田间决策系统，产后环节延伸至“小田”等市场流通应用，并进一步拓展至政务管理与科研辅助类场景；在多样性与平衡性上，调研的农业大模型多数为多模态模型，通过整合多源数据支撑复杂决策，单模态模型则主要面向轻量化应用场景。发布主体涵盖高校、科研机构、企业及政企合作团队，形成“产学研用”协同的多元研发格局。

表 1 农业大模型基本信息
Table 1 Basic information of agricultural large models

序号 No.	名称 Name	模态类型 Modality type	发布团队 Development team	发布时间 Release date	说明 Remarks
1	ChatAgri	多模态	西安交通大学	2023-06	国内首个农业多模态大模型
2	“小田”	单模态	一亩田集团	2023-06	国内首款基于大模型技术的农业 AI 对话机器人
3	PigGPT	单模态	国家生猪大数据中心	2023-09	国内首个生猪产业领域的 AI 大模型
4	耕云农业大模型	单模态	安徽省农业厅、科大讯飞	2023-10	采用“强底座、大中台、小前端”的基本架构，有效提升农业行业“产供销服管”全链条智能化水平
5	“后稷 AgriMa”	单模态	山西大学、山西农业大学、The Fin AI	2023-12	首个中文开源农业大模型
6	全流程智慧育种平台	多模态	中国农科院国家南繁研究院、作科所、阿里巴巴	2024-03	实现了育种数据管理和分析、计算加速、AI 预测亲本及优良品种的育种全流程整合
7	“丰登”	多模态	崖州湾国家实验室精准设计与智造团队、中国农业大学、上海人工智能实验室	2024-04	首个种业专用大语言模型
8	范蠡大模型 1.0	多模态	中国农业大学、中国联通、中国电信、中国移动	2024-06	国内首个渔业大模型
9	神农大模型 2.0	多模态	中国农业大学、中科院计算所	2024-07	不仅保留了农业知识问答、语义理解、文本摘要生成及决策推理等核心功能，更在图像、声音、视频、文件等多模态交互及智能化推理方面取得了重要进展
10	“农知”	多模态	中国农科院、同方知网	2024-08	国内首个农业通用大语言模型
11	“天工开悟”	多模态	哈尔滨工业大学、北大荒信息	2024-11	国内首个获批的中央网信办备案的农业领域大模型
12	商汤“稷睿”	多模态	商汤科技	2024-11	通过智能感知、规划、决策、交互 4 大核心能力，服务农业种植的耕地播种、精准灌溉、精准施肥、精准打药、精准收割等全流程 5 大生产环节，赋能规模化农场种植的智慧升级
13	“孺子牛大模型 AI4DLIM”	多模态	中国农业大学、全国畜牧总站、中国奶业协会	2025-01	国际奶业领域首个垂直大模型
14	“雄小农”	多模态	河北省农业农村厅、中国电信	2025-02	国内首个基于 DeepSeek 的农业行业大模型
15	“神农百晓”	多模态	中国农业大学	2025-04	国内首个国家级农业教育大模型

2 农业大模型的数据架构、核心技术及应用场景分析

2.1 数据端

表 2 系统总结了调研农业大模型的数据端特征。分析表明，当前模型普遍采用文本与感知数据结合、科研与生产数据协同的混合驱动模式，其中纯单模态模型占

比较少，头部模型已逐步实现跨模态数据整合。在数据类型方面，结构化与非结构化数据并存，多数模型同时包含两类数据，部分系统已引入图像—标签对、表型—指标关联对等跨模态数据，展现出多模态应用的初步特征。数据颗粒度覆盖从宏观的卫星遥感、气象数据

到微观的显微图像、畜禽音频，适配不同场景精度需求。在应用规律方面，模型的数据来源与其功能定位密切相关：科研辅助类模型依赖科研文献，生产决策类模型核心为田间感知数据，政务服务类模型以政策文本为核心。同时，数据类型与技术路径高度匹配，文本型模型使用单一文本数据，多模态模型则强调跨模态数

据占比。从产业链覆盖来看，产中环节数据（田间传感器、病虫害图像等）应用较广，产前种质资源与产后市场流通数据覆盖较低，同时地域与场景适配性突出，部分模型专门针对区域特定病虫害（如“雄小农”）或单一物种养殖（如 PigGPT）等场景开展针对性数据采集与应用。

表 2 农业大模型数据端分析情况
Table 2 Analysis status of the data side for agricultural large models

序号 No.	名称 Name	数据来源 Data source	数据类型 Data type
1	ChatAgri	农业科研文献、农事日志、市场价格、政策法规	①结构化：市场价格表、政策文件元数据； ②非结构化：文献全文、日志文本
2	“小田”	农技知识库、专家经验、政策文件	非结构化文本：问答对、政策文档、经验总结
3	PigGPT	生猪养殖传感器数据、疫病案例、养殖日志	①结构化：传感器时序数据、疫病结构化标签； ②非结构化：案例文本、日志记录
4	耕云农业大模型	安徽省涉农政务数据、技术文档	非结构化文本：政策文件、技术文档、市场资讯
5	“后稷 AgriMa”	土壤墒情、水肥管理、盐碱地改良、产量数据	①结构化：土壤/水肥数值、产量统计； ②非结构化：改良案例文本
6	全流程智慧育种平台	种质资源、基因组数据、育种文献	①结构化：种质资源表、基因组序列文件； ②非结构化：育种文献全文
7	“丰登”	育种文献、技术书籍、种业方案文档	非结构化文本：文献全文、技术书籍章节、方案文档
8	范蠡大模型 1.0	水产养殖视频、传感器数据、市场价格、疫病音频	①结构化：传感器数值、价格交易表； ②非结构化：视频/音频原始文件、养殖日志
9	神农大模型 2.0	物联网传感器、无人机表型图像、养殖音频、知识图谱	①结构化：传感器数值、知识图谱节点； ②非结构化：图像/音频文件、文本语料； ③跨模态：表型图像-生长指标关联对
10	“农知”	农业科技文献、实验数据、向量知识库	①结构化：文献元数据、向量知识库； ②非结构化：文献全文、实验图表
11	“天工开悟”	田间传感器数据、作物生长视频、农事知识库	①结构化：气象/土壤数值、产量统计； ②非结构化：视频文件、农事文本
12	商汤“稷睿”	卫星遥感影像、田间图像、气象数据、农业知识库	①结构化：气象数值、遥感元数据； ②非结构化：影像/图像原始文件、政策文本； ③跨模态：影像—病虫害标签对
13	“孺子牛大模型 AI4DLLM”	国内 TOP40 奶牛养殖集团 210 万头荷斯坦奶牛数据、全球顶尖奶业研究语料库、行业标准与白皮书	①结构化：奶牛存栏、泌乳量、疾病数据库、传感器实时数据（温湿度、采食量）、美国农业部牧草数据库； ②非结构化：140 年《Hoard's Dairyman》文献全文、牧场日志文本（含疾病描述）、《NASEM 2021》标准非结构化章节、数字孪生牧场 3D 建模数据
14	“雄小农”	病虫害图像、农技知识图谱、价格预测数据	①结构化：价格时序数据、知识图谱规则； ②非结构化：病虫害图像、农技文本
15	“神农百晓”	病虫害显微图像、畜禽健康音频、作物生长 3D 视频	①结构化：显微图像标注、音频特征向量； ②非结构化：3D 视频、文本语料

2.2 技术端

2.2.1 核心架构

表 3 系统总结了调研农业大模型的核心构架特征。从基座模型看，农业大模型呈现出多样化技术路径。部分模型基于 GPT-3.5、Baichuan、GLM-4 等通用大模型进行农业领域定向微调与适配，另一类采用商汤“日日新 SenseNova”或达摩院自研算法等专用模型体系，通过融合知识图谱与农业专业知识构建领域基础。此外，还有“小田”“PigGPT”等未公开基座模型的系统，其重点集中于农业细分场景的深度优化与适配，体现出面向实际应用的技术导向。从训练方式看，以领域微调为核心手段，结合 SFT^[21-23]与提示工程等方法增强农业知识表达能力，并借助多模态融合（如神农大模型 2.0 的多模态微调）、知识图谱引导（如“天工开悟”的知识图谱与时序预测优化）及专家知识库与生产场景反馈（如 PigGPT 融合专家知识库与养殖户实际场景反馈）等路径提升农业场景适应性，同时通过闭环验证、增量

迭代和人类反馈强化学习（reinforcement learning from human feedback, RLHF）^[24]实现模型与农业生产场景的动态交互。

2.2.2 关键技术

由于调研的农业大模型普遍采用 Transformer 架构，故其关键技术突破主要体现在基础架构创新、核心技术扩展及优化模型推理能力等方面。

1) Transformer 架构的核心机制

Transformer 架构的核心在于自注意力机制及其扩展形式（如多头注意力）^[25]。自注意力机制通过计算输入序列元素间关系权重实现长距离依赖捕捉与上下文敏感处理^[26-27]；多头注意力机制则通过将输入划分为多个子空间并行计算自注意力，再经拼接与线性变换增强模型的多维度语义表征能力^[28-29]。这两种机制共同为处理农业领域中的多模态时序数据、长文本政策文件等复杂任务提供了基础技术支撑。图 1a 和图 1b 分别展示了自注意力机制中的序列处理过程和多头注意力机制。

表 3 农业大模型核心架构情况
Table 3 Status of the core architecture of agricultural large models

序号 No.	名称 Name	基座模型/架构关键信息 Base model/Architecture key information	训练方式/策略 Training/Strategy
1	ChatAgri	GPT-3.5/GPT-4	微调 and 提示工程
2	“小田”	未公开, 基于现有大模型进行农业领域的深度优化	领域微调
3	PigGPT	未公开, 基于现有大模型进行领域适配	领域数据驱动的垂直优化, 结合专家知识库与养殖户实际场景反馈
4	耕云农业大模型	科大讯飞星火大模型	农业垂直数据微调, 结合场景化标注持续迭代
5	“后稷 AgriMa”	Baichuan 大模型	监督微调和轻量化适配
6	全流程智慧育种平台	未公开, 基于达摩院自主研发的算法框架	以育种流程为导向, 融合统计模型与定制化机器学习/深度学习
7	“丰登”	Qwen2.5-7B	通用底座、领域语料和图谱增强的混合训练, 区别于纯文本微调
8	范蠡大模型 1.0	未公开, 渔业领域定制大模型	领域预训练、微调与提示工程
9	神农大模型 2.0	未公开, 基于 1 000 万条农业知识图谱开发	领域预训练与多模态微调
10	“农知”	华知大模型	RLHF 与增量迭代
11	“天工开悟”	未公开, 基于知识图谱的自研架构	知识图谱引导和时序预测优化
12	商汤“稷睿”	商汤“日日新 SenseNova”大模型体系	跨领域融合和场景化微调
13	“孺子牛大模型 AI4DLLM”	GLM-4-9B 大模型	语料预训练、领域微调和闭环验证
14	“雄小农”	DeepSeek-R1	语料预训练和领域微调
15	“神农百晓”	未公开, 基于 1 000 万条农业知识图谱开发	人工标注、轻量化微调和闭环验证

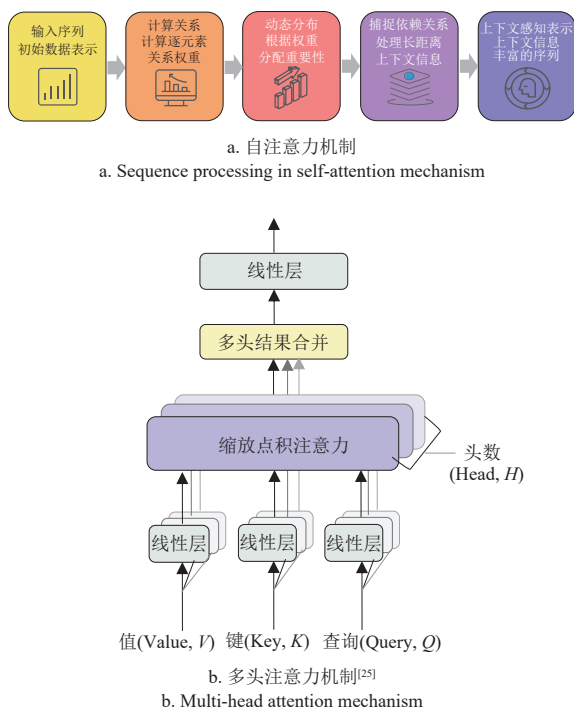


图 1 两种注意力机制
Fig.1 Two kinds of attention mechanism

2) Transformer 架构的扩展与优化

在 Transformer 架构的扩展与优化层面, 检索增强生成 (retrieval-augmented generation, RAG) 与链式思维 (chain of thought, CoT) 形成了关键突破。图 2 展示了一种通用的 RAG 架构流程: 该系统将多模态用户查询同时输入检索器与生成器, 检索器从外部知识源获取相关信息, 生成器则结合原始查询与检索结果进行上下文感知与内容整合, 最终输出符合任务要求的多模态内容。该机制有效增强了生成结果的准确性、可信性与可解释性^[30-31]。CoT 作为依赖 Transformer 序列生成能力的应用方法, 通过将复杂农业问题 (如病害诊断、种植决策) 分解为“问题分解—逐步推理—综合结论”的链式步骤, 模仿人类渐进式思考逻辑, 其核心原理在于通过 3~4 个关键中间步骤 (如“症状识别→病原分析→方案生成”)

构建可解释的推理链条^[32-33], 有效提升模型对复杂任务的推理能力与输出透明度。

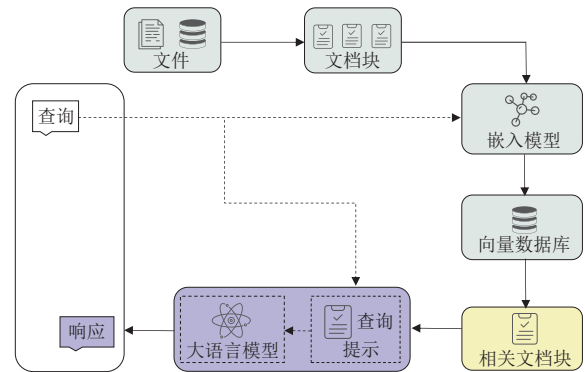


图 2 检索增强生成流程图
Fig.2 Retrieval-augmented generation flow chart

在调研的农业大模型中, 选取基座模型明确的大模型作为分析对象, 进行 RAG 与 CoT 技术应用情况分析。分析结果表明 (如表 4 所示), RAG 与 CoT 技术的使用呈现出明显的系统融合与领域适应特征。调研的农业大模型普遍通过专业化、多模态及动态更新的农业知识库实现 RAG 增强, 提升了问答与决策输出的准确性、时效性与可信度, 同时有效抑制了生成幻觉问题^[34-36]。这些大模型还广泛采用 CoT 或类 CoT 推理机制, 借助多步分解、假设生成验证和综合决策等流程模拟农业专家思维方式, 有效增强了病虫害诊断与防控等复杂农业问题的处理能力和可解释性^[37-39]。在共性技术框架基础上, 各模型还展现出差异化特色, 包括多模态检索本地结构化知识库、程序化推理链构建、交互式追问机制以及轻量化部署与推理可视化等功能, 体现了农业大模型针对不同应用场景、知识来源和可靠性需求的技术优化路径。

2.3 应用端

在应用层面, 农业大模型呈现技术路径多元、智慧农业主导、科研辅助初步发展的特点 (图 3)。如表 5 所示, 智慧农业类模型在应用体系中占据绝对主导, 覆盖多语言技术问答 (ChatAgri)、政策智能解读 (耕云农业大模型)、病虫害诊断 (“天工开悟”) 和市场渠道匹配 (“雄小农”) 等全链条场景。

表 4 农业大模型的 CoT 与 RAG 技术应用表

Table 4 Technology application table of CoT and RAG in agricultural large models

序号 No.	名称 Name	RAG 应用特点 Application features of RAG	CoT 应用特点 Application features of CoT	核心技术差异与特色 Core technology differentiation and characteristics
1	ChatAgri	构建专业农业知识库，结合权威教材、论文与网站内容，实现检索增强生成	采用少样本示例引导模型进行多步推理，模拟农业专家的问题分解与解决方案生成过程	强调知识来源的权威性与推理过程的示例引导机制
2	耕云农业大模型	集成海量农业知识、政策法规与市场信息，形成专有动态知识体系，支撑检索增强	通过模拟专家思维，实现复杂问题的多步推理与假设排除，最终生成综合方案	注重知识体系的动态更新与多源信息融合，推理过程强调实用性
3	“后稷 AgriMa”	超大规模农业知识库深度融合	进行多步推理与验证，实现病因诊断与防控方案生成	突出信息处理与上下文融合能力，推理链具备较强的可解释性
4	“丰登”	集成多模态权威农业知识（如遥感图像、气象数据），实现多模态检索增强	融合多源输入进行假设生成与验证，模仿专家决策过程，生成综合性管理方案	强调多模态数据的融合检索与复杂场景下的综合决策能力
5	“农知”	本地化、结构化知识库优先检索，确保信息准确性与安全性	通过结构化查询组合实现多步推理，形成“程序化”思维链，增强可操作性与可靠性	注重本地化部署与结构化知识的高效利用，推理过程高度可解释、可验证
6	商汤“稷睿”	超大规模多模态知识库支持语义匹配与多模态融合增强	具备多步推理与主动追问能力，结合检索结果进行验证与决策，生成诊断与防治一体化方案	强调交互中的主动信息获取能力与多模态融合生成技术
7	“孺子牛大模型 AI4DLLM”	本地多模态知识库支持精准检索与证据生成，确保输出准确可靠	通过离散逻辑步骤与结构化验证实现程序化推理，具备高度可解释性，近似专家系统	以“AI4D（AI for discrete logic）”为核心，突出离散逻辑与结构化推理链，兼顾可靠性与可解释性
8	“雄小农”	本地专业知识库支撑检索增强，响应迅速、结果可靠	完整复现专家诊断推理链，逐步分析、验证并生成综合性防治方案，结果具备强可解释性	注重轻量化本地部署与完整推理链的可视化，适用于现场快速决策支持

智能科研（AI4S）类模型尚处发展初期，主要依托语言处理技术开展育种方案设计（全流程智慧育种平台）、种业政策咨询（“丰登”）与科技文献分类（神农大模型 2.0）等工作，服务于种质资源管理与科研辅助需求。从技术分布看，语言处理技术构成核心支撑，多模态融合在特定场景形成有效补充，视觉分析技术仅在个别模型中实现专业化应用。这种“生产主导、科研跟进”的技术分布格局，既体现了当前农业智能化建设的实际需求，也反映出科研支持体系尚待完善的发展现状。

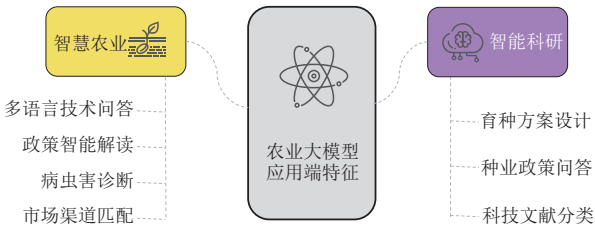


图 3 农业大模型应用特征

Fig.3 Application features of agricultural large models

表 5 农业大模型应用情况

Table 5 Application status of agricultural large models

核心应用板块 Core application segment	序号 No.	名称 Name	技术方向 Technical direction	应用场景 Application scenario
智慧农业 Smart agriculture	1	ChatAgri	语言处理与知识服务	多语言农业技术问答、国际农业标准查询、跨境农业政策解读
	2	“小田”	语言处理与知识服务	惠农政策智能解读、农产品市场动态分析、流通路径优化咨询
	3	PigGPT	语言处理与知识服务	生猪养殖问题智能分类、养殖政策文件自动化标注
	4	耕云农业大模型	语言处理与知识服务	农业政策分类与精准解读、政务材料智能生成、涉农数据统计分析
	5	“后稷 AgriMa”	语言处理与知识服务	土壤肥力评估与水肥方案生成、盐碱地改良技术咨询、作物生长指标动态监控
	6	范蠡大模型 1.0	多模态融合决策系统	水质异常视频检测与预警、水产病害音频特征分析、养殖环境多维度数据决策
	7	“农知”	语言处理与知识服务	科研文献分类与推荐、实验数据可视化分析、学术问题智能答疑
	8	“天工开悟”	多模态融合决策系统	多轮病害诊断问答、设施农业环境管理咨询
	9	商汤“稷睿”	多模态融合决策系统	农事决策问答、极端天气应对建议、作物病虫害遥感监测
	10	“雄小农”	多模态融合决策系统	病虫害诊断结果反馈与防治方案生成、农产品价格预测与市场渠道匹配
	11	“孺子牛大模型 AI4DLLM”	多模态融合决策系统	奶牛健康实时监测与预警、精准饲喂方案生成、牧场数字化运营分析（产奶量预测、疾病防控决策等）
	12	“神农百晓”	视觉分析与智能检测	病虫害显微诊断、畜禽异常检测
智能科研 AI for science, AI4S	1	全流程智慧育种平台	语言处理与知识服务	育种方案交互式设计、种质资源库智能查询、杂交组合优势分析
	2	“丰登”	语言处理与知识服务	种业政策问答、新品种特性交互式查询、区域适配品种推荐
	3	神农大模型 2.0	多模态融合决策系统	科技文献智能分类、专家问答逻辑溯源验证、农业全产业链知识检索

3 挑战与建议

随着农业大模型在遥感监测、智能育种与生产决策等核心环节的应用深化，其技术发展对多模态数据融合能力、专业化场景适配水平及轻量化部署效率提出了更高要求。与此同时，数据安全治理、跨学科知识整合与产业链协作等需求也日益凸显。通过对 15 个典型农业大模型的系统分析发现其发展面临以下挑战：

3.1 面临挑战

3.1.1 数据治理的系统性壁垒

1) 多源异构数据整合与标注难度显著

农业数据包含文本、图像、时序及基因序列等多模态类型，并具有鲜明的地域特异性，导致多源异构数据的整合与标注面临严峻挑战。以商汤“稷睿”为例，该模型需处理 10 亿 token 农业文本、1 亿条遥感图像及气象数据，面临高昂的预处理与对齐成本；“孺子牛大模

型 AI4DLLM”在整合 210 万头奶牛的多维度数据时,也受到结构化与非结构化数据融合的制约。在专业标注方面,病虫害诊断与基因功能注释等任务高度依赖农业专家参与,其中病虫害图像复杂标注的专家耗时中位数为 12 min^[40],且不同专家在严重度分级任务中的一致性可能不足 70%^[41]。此外,“神农大模型 2.0”依赖的 1 000 万条农业知识图谱,因人工校验成本较高,导致数据更新滞后,难以满足模型对动态数据的实时需求。

2) 数据孤岛与共享机制缺失

科研机构、企业、农户等主体间的数据存储分散且标准化程度低,形成严重的数据壁垒。例如全流程智慧育种平台需整合企业私有库中的基因型数据与科研机构的田间表型数据,但由于目前跨主体数据共享协议覆盖率不高,导致模型训练效率大幅度降低,数据价值难以有效释放^[42]。同样,“范蠡大模型 1.0”涉及水产养殖的视频、传感器和市场数据,其有效性与跨机构(中国农业大学、三大运营商)的数据协作深度密切相关。

3.1.2 技术适配与效率瓶颈

1) 模型泛化能力与地域适应性不足

农业场景的高度复杂性与区域差异性对模型适应性构成多重制约。以遥感地物分类为例,基于 Transformer 架构的模型在丘陵地区受地形破碎、地物遮挡与光谱混合等因素影响,其耕地、林地及建设用地的分类准确率较平原地区下降约 19.5%^[43],这一局限性直接影响了商汤“稷睿”等依赖遥感数据进行大范围农业监测模型的实际应用效果。

2) 算力资源供需矛盾突出

尽管农业大模型通常基于现有基座进行高效微调,其训练成本显著低于千亿参数通用大模型,但在实际部署与推理阶段仍面临严峻算力约束^[44-45]。全流程智慧育种平台的基因组分析、商汤“稷睿”的高分辨率遥感图像解析等任务均需较高推理算力支持。目前虽有“后稷 AgriMa”等部分模型可适配消费级显卡运行,但在处理复杂任务时仍存在延迟高、吞吐量低的问题。县域及农田边缘侧有限的计算资源难以满足低延迟、高并发的推理需求,凸显出边缘设备算力与农业智能应用高性能要求之间的差距。

3) 跨模态语义对齐与深度融合技术存在瓶颈

农业大模型需要整合文本、图像、基因序列等多元数据。由于不同模态数据在特征维度、结构组织及语义表达上存在较大差异,传统融合方法难以建立有效的跨模态关联。研究表明,在作物表型分析等任务中,早期特征拼接方法因缺乏对语义关联的深度建模,导致跨模态信息损失率高达 41.7%^[46],直接影响模型的决策准确性。突破模态特异性噪声与跨域分布差异等关键技术障碍,已成为实现农业多模态数据高效协同利用的核心问题。

3.1.3 场景落地与生态断层

1) 成本收益失衡制约技术扩散

由于农业本身的利润空间有限,而智能决策系统需要较高的初期投入,导致小规模农户的实际采纳意愿普

遍偏低^[44]。以“雄小农”为代表的农业大模型虽尝试通过轻量化设计降低使用门槛,但其图像识别模块因训练数据覆盖不足,在跨区域应用时出现明显的性能衰减。为此,企业需额外投入资源用于区域数据采集、算法优化和硬件适配,致使总体技术成本大幅提升。这种“企业投入难以回收、农户需求无法满足”的供需矛盾,严重阻碍技术下沉。

2) 用户与大模型的人机交互障碍突出

“小田”AI 对话机器人和耕云农业大模型等系统的有效运行,既要求用户能够提供准确的生产数据,也需要其正确理解模型输出结果。截至 2023 年 12 月,中国农村互联网使用率为 66.5%^[47],农村网民规模 3.26 亿人,仅占网民整体的 29.85%,较低的数字化素养使农户在农业大模型应用中面临多重障碍:在数据输入环节,由于缺乏对作物生长周期、土壤墒情等关键生产指标的准确识别能力,导致模型获取的基础数据质量不高;在信息输出环节,用户往往难以正确解读模型生成的种植方案和病虫害预警,容易产生误判或过度依赖传统经验;在系统维护方面,用户普遍缺乏故障排查和数据更新等技术支持能力。

3) 政策伦理与标准化缺失

在政策伦理与标准化建设方面,农业大模型面临规范体系不完善的挑战。基因编辑技术应用与数据隐私保护领域尚未形成明确的监管框架,特别是在基因编辑作物方面缺乏分类管理细则,这为全流程智慧育种平台等智能育种模型的应用带来合规风险。数据治理环节存在明显短板,农业数据权属界定不清、共享机制缺失^[3],以及跨境流动标准空白,导致企业数据采集行为边界模糊,敏感信息泄露风险与数据过度采集现象并存。此外,由于地方平台数据分类分级标准不统一,极大增加了系统对接与数据整合成本。在效果评估层面,行业尚未建立权威统一的技术标准体系,不同主体开发的农业大模型性能表现参差不齐,制约了行业的规范化发展。

3.2 对策建议

针对农业大模型发展面临的数据治理、技术适配与场景落地等核心挑战,需要从数据治理体系完善、关键技术协同攻关和应用生态培育 3 个层面协同推进。通过政府管理部门、大模型研发机构及相关服务主体的多方协作,系统解决数据整合、技术突破与落地可持续性等关键问题。

3.2.1 数据治理体系的立体化重构

针对多源异构数据整合难度大、标注成本高、共享机制缺失及数据可靠性保障不足等问题,政府管理部门需发挥顶层设计与统筹协调职能,构建涵盖标准规范、技术支撑与制度保障的多层次数据治理体系,其中应重点建立对训练样本质量与可靠性的全流程管控机制。1) 建立覆盖数据全生命周期的标准化体系。政府管理部门应牵头制定涵盖农业数据采集、清洗、标注及共享的全流程国家标准,明确遥感影像、基因序列、传感器时序等多模态数据的统一格式、质量要求与语义标注规范,为“商汤‘稷睿’”“孺子牛大模型”等典型模型提供标

准化数据支撑框架。2) 开发人机协同的智能标注与质量保障平台。主导或支持研发集成主动学习与不确定性估计的农业智能标注平台, 通过人机协同机制对高差异样本自动发起多专家会审, 从而提升“神农大模型 2.0”等知识图谱的更新效率并控制标注偏差。同时应建立农业数据众包社区, 实施标注员分级认证制度并完善数据质量追溯体系, 形成可持续的高质量数据生产能力。3) 构建基于隐私计算的可信数据协作机制。通过农业联邦数据平台实现科研机构与企业间的数据不出域联合建模, 从而打破全流程智慧育种平台、“范蠡大模型 1.0”等大模型存在的数据壁垒。在协同计算过程中, 为提升数据质量的一致性, 需同步实施分布式样本查重与异常检测。同时建立训练数据的动态评估与更新体系, 对已标注数据开展代表性、偏差性与时效性量化评价, 并对病虫害、气象灾害等关键农业数据设置定期更新与再标注流程, 确保训练样本能够及时响应农业生产实际变化。

3.2.2 技术攻坚的协同化突破

针对模型泛化能力不足、算力资源紧张与跨模态融合困难等技术瓶颈, 农业大模型研发机构需推进算法、算力与架构的协同攻关, 重点突破自适应推理技术、异构计算架构与多模态融合方法等关键环节。1) 提升模型的场景泛化与自适应能力。开发面向农业多源异构场景的轻量化适配方法, 例如引入区域感知的适配模块, 使模型能够依据不同地理气候条件(如针对丘陵与平原地区的差异)进行高效推理。同时结合领域自适应方法, 增强模型在未知区域、极端气候等未见场景中的稳健性。2) 构建“云边端”协同的智能计算体系。应建立“云边端”协同的分级算力架构: 云端中心完成大规模预训练与数据密集型任务(如“全流程智慧育种平台”的基因组分析), 边缘侧部署轻量化推理节点, 负责实时性要求高的本地任务(如“雄小农”的病虫害诊断), 终端设备通过模型压缩技术实现高效部署。通过在农田现场配置具备计算能力的边缘设备, 可实现对温湿度、作物长势、虫情图像等关键数据的实时采集与本地分析, 仅将高价值分析结果回传云端, 从而显著减轻通信负担, 提升系统响应速度, 为田间管理提供及时有效的决策支持。3) 建立协同式跨模态融合框架。开发基于跨模态注意力与对比学习的深度融合框架, 通过建立统一嵌入空间实现多源数据的语义对齐。可采用跨模态自编码器对基因序列、多光谱图像及环境时序数据进行联合表征学习, 在保留各模态特征的同时提升融合表征的判别能力, 有效克服特征融合中的信息损失问题。

3.2.3 场景落地生态的系统化构建

针对成本收益失衡、用户交互障碍及政策伦理缺失等生态断层, 需构建政府、企业与服务部门三方协同的可持续发展生态。1) 完善制度保障与多方协作体系。政府管理部门应完善政策法规与伦理规范, 制定基因编辑作物监管细则和农业数据隐私保护政策, 为全流程智慧育种平台等大模型的合规应用扫清障碍。明确数据采集使用边界, 成立农业科技伦理委员会对敏感应用实施前置审查。同时, 推动建立政府、企业、农户等参与的生态

共建机制, 成立农业大模型应用联盟促进经验分享与技术推广。2) 推进技术产品化与普惠服务创新。农业大模型研发机构需降低技术门槛与成本, 开发低成本、易操作的模块化智能决策系统。推出适配小农户的轻量化智能终端设备, 并提供免费或低成本的云服务支持。3) 深化用户中心设计与赋能。农业服务部门应联合技术提供方共同提升农户数字素养, 通过开发集成方言语音与可视化图表的极简交互界面, 将核心操作流程控制在三步以内, 有效降低“小田”“耕云”等大模型的使用门槛。同时建立线上线下结合的培训体系, 通过实操课程、技术手册与视频教程等形式, 帮助农户掌握数据录入与结果解读的关键技能, 构建“制度保障—产品支撑—用户赋能”的完整应用闭环。

4 结 论

本文通过系统分析国内 15 个代表性农业大模型发现, 中国已初步构建起融合通用架构与领域适配的农业大模型技术体系。该体系具有多模态数据融合、全产业链服务覆盖等特征, 在提升农业生产与管理环节的智能化水平方面展现出巨大潜力。但研究同时表明, 其规模化发展面临三大瓶颈: 数据层面表现为高质量训练集构建困难与数据流通机制缺失; 技术层面存在复杂农田环境下的模型泛化能力不足、实时推理效率偏低及多模态融合精度有限等问题; 应用层面则面临可持续商业模式缺失、用户技术接受度不高、标准规范与监管体系不完善等产业生态挑战。

因此, 中国农业大模型的未来发展需从数据治理、技术研发与生态培育 3 个维度持续发力。通过建立规范的数据要素体系, 攻关轻量化与场景自适应的核心技术, 构建可持续的产学研用协同机制, 有效推动农业大模型从技术示范向产业规模化应用转型, 为中国智慧农业发展提供关键技术支撑。

[参 考 文 献]

- [1] 郭威, 吴华瑞, 朱华吉, 等. 农业生产大数据治理: 关键技术、应用分析与发展方向[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(3): 17-34.
GUO Wei, WU Huarui, ZHU Huaji, et al. Agricultural big data governance: key technologies, applications analysis and future directions[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(3): 17-34. (in Chinese with English abstract)
- [2] 杨贵军, 赵春江, 杨小冬, 等. 粮食生产大数据平台研究进展与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(2): 1-12.
YANG Guijun, ZHAO Chunjiang, YANG Xiaodong, et al. Grain production big data platform: progress and prospects[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(2): 1-12. (in Chinese with English abstract)
- [3] 曹冰雪, 李瑾, 范贝贝. 中国智慧农业技术发展现状、挑战与展望[J]. 农业工程学报, 2025, 41(21): 1-10.
CAO Bingxue, LI Jin, FAN Beibei. Current status, challenges and prospects of smart agriculture technology development in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural

- Engineering, 2025, 41(21): 1-10. (in Chinese with English abstract)
- [4] 冯在文, 许多, 田芳, 等. 设施农业智能决策大模型关键技术与发展方向[J]. 农业工程学报, 2025, 41(13): 50-61. FENG Zaiwen, XU Duo, TIAN Fang, et al. Key technologies and development trends of intelligent decision-making large models for facility agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(13): 50-61. (in Chinese with English abstract)
- [5] 籍欣萌, 咎红英, 崔婷婷, 等. 中文医疗大模型综述: 进展、评估与挑战[J]. 中文信息学报, 2024, 38(11): 1-12. JI Xinmeng, ZAN Hongying, CUI Tingting, et al. A survey of Chinese large language models in medicine: Progress, evaluation and challenges[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2024, 38(11): 1-12. (in Chinese with English abstract)
- [6] BIAO Z, WEI Q J, JAVIER D S, et al. ChatAgri: Exploring potentials of ChatGPT on cross-linguistic agricultural text classification[J]. Neurocomputing, 2023, 557: 126708.
- [7] 穆维松, 刘天琪, 苗子澍, 等. 知识图谱技术及其在农业领域应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2023, 39(16): 1-12. MU Weisong, LIU Tianqi, MIAO Ziwei, et al. Research progress on knowledge graph technology and its application in agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(16): 1-12. (in Chinese with English abstract).
- [8] 赵春江. 农业知识智能服务技术综述[J]. 智慧农业 (中英文), 2023, 5(2): 126-148. ZHAO Chunjiang. Agricultural knowledge intelligent service technology: A review[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(2): 126-148. (in Chinese with English abstract).
- [9] LU M, LIU H, XU J, et al. A hybrid approach using chained-SVR, MODE and DEA to optimize environmental control values in plant factories[J]. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2025, 233: 110211.
- [10] LI G, ZHANG C, HUO Z, et al. Achieving comprehensive water productivity improvement: A multi-objective simulation-optimization model for water productivity-oriented irrigation water management[J]. *Agricultural Water Management*, 2025, 309: 109316.
- [11] TIAN P, ZHANG J, DING L, et al. Simulation and analysis of pumpkin leaf growth-photosynthesis-yield relationship under water-fertilizer coupling by SEM[J]. *Scientia Horticulturae*, 2025, 340: 113923.
- [12] ZHANG X N, SHEN Y J, LI H J, et al. Estimation of evapotranspiration in agricultural areas of Pakistan based on the METRIC model[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2024, 32(11): 1927-1939.
- [13] HUANG X, LIU W, CHEN X, et al. Understanding the planning of LLM agents: A survey[EB/OL]. (2024-02-05) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.02716>.
- [14] GAO F, SHEN Y, SALLACH J B, et al. Predicting crop root concentration factors of organic contaminants with machine learning models[J]. Journal of Hazardous Materials, 2022, 424(Pt B): 127437.
- [15] YAN C, CHANG X, LUO M, et al. Semantics-guided contrastive network for zero-shot object detection [EB/OL]. (2021-09-13) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.06062>.
- [16] HUA E, QI B Q, ZHANG K Y, et al. Intuitive fine-tuning: Towards simplifying alignment into a single process[EB/OL]. (2024-05-20) [2024-03-20]. <https://arxiv.org/pdf/2405.11870>.
- [17] 裴国权, 钱雪英, 周兵, 等. 基于轻量级大语言模型的茶叶智能问答方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(15): 174-182. PEI Guoquan, QIAN Xueying, ZHOU Bin, et al. Tea intelligent question-answering system using lightweight large language models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(15): 174-182. (in Chinese with English abstract)
- [18] WU J, WU Z, XUE Y, et al. Generative text steganography with large language model [EB/OL]. (2024-04-16) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.10229>.
- [19] LIU G, CHEN L, WU Y, et al. PDLLMs: A group of tailored DNA large language models for analyzing plant genomes[J]. *Molecular Plant*, 2025, 18(2): 175-178.
- [20] 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 Chunjiang, LI Jingchen, WU Huarui, et al. Vegetable crop growth modeling in digital twin platform based on large language model inference[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(6): 63-71. (in Chinese with English abstract).
- [21] ASKHANDLE. Supervised Fine-Tuning (SFT): A key technique in AI model improvement[EB/OL]. [2025-02-04]. <https://www.askhandle.com/blog/what-is-supervised-fine-tuning-sft>.
- [22] CHEN X S, ZHOU S H, LIANG K, et al. Putting on the thinking hats: a survey on chain of thought fine-tuning from the perspective of human reasoning mechanism. [EB/OL]. [2025-10-15]. <https://arxiv.org/abs/2510.13170>.
- [23] CHEN Z, DENG Y, YUAN H, et al. Self-play fine-tuning converts weak language models to strong language models [EB/OL]. (2024-06-14) [2025-10-15]. <https://arxiv.org/html/2401.01335v3>.
- [24] OUYANG L, WU J, JIANG X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback [EB/OL]. (2022-03-04) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.02155>.
- [25] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[EB/OL]. (2017-06-12) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.
- [26] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [EB/OL]. (2018-10-11) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/>

- arXiv.1810.04805.
- [27] COSSU A, TUYTELAARS T, CARTA A, et al. Continual pre-training mitigates forgetting in language and vision [EB/OL]. (2022-05-19) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.09357>.
- [28] SHI J B, QI M F, ZHANG L F, et al. Collaborative text-to-image generation via multi-agent reinforcement learning and semantic fusion [EB/OL]. [2025-10-12]. <https://arxiv.org/abs/2510.10633>.
- [29] JIANG R, LIU L, CHEN C, et al. Conditional prompt tuning for multimodal fusion [EB/OL]. (2023-12-07) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.03734>.
- [30] LI Z Z, ZHANG D, ZHANG M L, et al. From system 1 to system 2: A survey of reasoning large language models [EB/OL]. (2025-02-29) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.17419>.
- [31] ZHAO P, ZHANG H, YU Q, et al. Retrieval-augmented generation for AI-generated content: A survey [EB/OL]. (2024-02-29) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.19473>.
- [32] CHEN Q, QIN L, LIU J, et al. Towards reasoning era: A survey of long chain-of-thought for reasoning large language models [EB/OL]. (2025-03-18) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.09567>.
- [33] PRABHAKAR A, GRIFFITHS T L, MCCOY R T, et al. Deciphering the factors influencing the efficacy of chain-of-thought: probability, memorization, and noisy reasoning [EB/OL]. (2024-07-02) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.01687>.
- [34] CHEN Z, XU C, QI Y, et al. MLLM is a strong reranker: advancing multimodal retrieval-augmented generation via knowledge-enhanced reranking and noise-injected training [EB/OL]. (2024-07-29) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.21439>.
- [35] AGASHE S, HAN J, GAN S, et al. Agent S: An open agentic framework that uses computers like a human [EB/OL]. (2024-10-10) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.08164>.
- [36] XU S, PANG L, SHEN H, et al. A theory for token-level harmonization in retrieval-augmented generation [EB/OL]. (2024-06-03) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.00944>.
- [37] ZHANG Z S, YAO Y, ZHANG A, et al. Igniting language intelligence: The hitchhiker's guide from Chain-of-Thought reasoning to language agents[J]. Association for Computing Machinery Computing Surveys, 2025, 8(57): 1-39.
- [38] ZHANG B, ZHANG X, ZHANG J, et al. CoT-based synthesizer: Enhancing LLM performance through answer synthesis [EB/OL]. (2025-01-05) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.01668>.
- [39] HUANG X, ZHANG L L, CHENG K T, et al. Fewer is more: Boosting LLM reasoning with reinforced context pruning [EB/OL]. (2023-12-15) [2025-10-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.08901>.
- [40] VILANOVA S, ALONSO D, GRAMAZIO P. et al. SILEX: A fast and inexpensive high-quality DNA extraction method suitable for multiple sequencing platforms and recalcitrant plant species[J]. Plant Methods 2020, 16: 110.
- [41] 管博伦, 张立平, 朱静波, 等. 农业病虫害图像数据集构建关键问题及评价方法综述[J]. 智慧农业 (中英文), 2023, 5(3): 17-34.
- GUAN Bolun, ZHANG Liping, ZHU Jingbo, et al. The key issues and evaluation methods for constructing agricultural pest and disease image datasets: A review[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(3): 17-34. (in Chinese with English abstract).
- [42] 朱静祎, 夏劼, 应义斌, 等. 智能农业传感器: 基于应用场景的技术发展与挑战[J]. 农业工程学报, 2025, 41(16): 1-12.
- ZHU Jingyi, XIA Jie, YING Yibin, et al. Smart agricultural sensors: Technology development and challenges based on application scenarios[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(16): 1-12. (in Chinese with English abstract).
- [43] TONG C, ZHANG C, LIU C. Investigation on the relationship between satellite air quality measurements and industrial production by generalized additive modeling[J]. Remote Sensing. 2021, 13(16): 3137.
- [44] 郑永军, 翟淑媛, 王应宽, 等. 大田与果园农机作业智慧决策技术研究进展与发展趋势[J]. 农业工程学报, 2025, 41(18): 1-27.
- ZHENG Yongjun, ZHAI Shuyuan, WANG Yingkuan, Research advance and development trend of intelligent decision-making technology for agricultural machinery in farmland and orchard scenarios[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(18): 1-27. (in Chinese with English abstract).
- [45] 金诚谦, 陈钧龙, 刘政, 等. 大田作业场景中农机协同作业技术发展综述[J]. 农业工程学报, 2025, 41(14): 1-13.
- JIN Chengqian, CHEN Junlong, LIU Zheng, et al. Review of the developments of cooperative operation technologies for agricultural machinery in field operation scenarios[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(14): 1-13. (in Chinese with English abstract).
- [46] ALAA A M. Mining for informative signals in biological sequences[J]. Nature Machine Intelligence. 2022, 4: 665-666.
- [47] 刘辉, 岳欧. 互联网使用对农机技术采纳行为的影响研究——基于 CFPS 微观数据[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(10): 30-40, 54.
- LIU Hui, YUE Ou. Impact of internet use on the adoption of agricultural machinery technology: Based on CFPS micro data[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(10): 30-40, 54. (in Chinese with English abstract).

Data governance, core technologies, and application challenges of China's agricultural large models

OUYANG Zhengzheng^{1,2}, MA Yucong^{2*}, KOU Yuantao^{1,3*}, LIU Xiaojie²

(1. Agricultural Information Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China; 2. National Science Library (Chengdu), Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610299, China; 3. Key Laboratory of Knowledge Mining and Knowledge Services in Agricultural Converging Publishing, Agricultural Information Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: Large agricultural models can often be required to align with the strategic outline in the National Smart Agriculture Action Plan (2024-2028). This research was performed on the architecture, key technologies, and scenario-specific adaptation of the agricultural large models. A large agricultural model was also evaluated on the construction and operational effectiveness across diverse agricultural applications. Major impediments were then identified for the large-scale adoption, thereby providing actionable insights for the full industrial chain and sustainable agriculture. Among them, 15 representative agricultural large models were selected, according to the domain specificity, scenario coverage, and technical diversity. An analytical framework was adopted, including the data architecture, model design, training schemes, and actual deployment. Each model was examined against its underlying base model, such as generating a pre-trained Transformer model (GPT), a bidirectional encoder representation of the Transformer model (BERT), or a multimodal variant, as well as its fine-tuning strategy, including supervised fine-tuning (SFT), retrieval enhancement generation (RAG), instruction, and human feedback reinforcement learning (RLHF). Evaluation criteria included the computational efficiency, support for multimodal data integration, and performance in real-world agriculture, such as crop monitoring, pest control, and decision support systems. The results show that the large language models (LLMs) were enhanced by multimodal learning and structured agricultural knowledge bases. The performance was significantly improved over the range of agricultural applications. The better performance was achieved in the model architecture with the cross-modal attention mechanisms, hybrid knowledge embedding, and Transformer fusion modules. Significant gains were observed in some tasks, including pest and disease identification from images, yield prediction, soil health prediction, irrigation planning, and personalized agronomic consulting services. For example, the retrieval enhancement generation (RAG) shared a higher accuracy in integrating the real-time sensor data, satellite imagery, and historical agronomic records for better prediction. Several challenges were also identified. A major problem was the limited generalization of the large model, due to the significant regional differences in the climate, soil properties, crop varieties, and tillage. Thus, the performance of the model was reduced when applied to untrained data. In addition, a major bottleneck was the difference in the computing resources; While the model training and complex inference tasks were required for the high-performance computing infrastructure, actual agriculture-particularly in the rural and remote areas. Some limitations were also found in the power, connectivity, and edge computing, leading to unacceptable delays in real-time applications. Semantic misalignment during multimodal fusion-particularly between textual, visual, and genomic data, continues to cause feature inconsistencies and high information loss rates in extreme cases. Some systemic issues included the fragmented and non-standardized data governance, high costs and subjectivity in data annotation, insufficient incentives for cross-institutional data sharing, and economic barriers to adoption among smallholder farmers. It was still lacking in the emerging applications, such as gene editing and agricultural drones. Generally, there was also low digital literacy among end-users. A coordinated approach is often required to effectively harness the potential of the large models in agriculture, particularly from experimental platforms to a scalable industry. Firstly, a unified hierarchical data governance can be expected for the data interoperability, privacy, and sharing, according to the standardized protocols and metadata. Secondly, the cross-modal semantic alignment can be used to realize the model's lightweight, efficient distributed training, and low-latency reasoning optimization of edge devices, such as quantification and knowledge extraction. Finally, an accessible ecosystem can be supported by the multi-stakeholder engagement (including institutions, research institutions, technology providers, and farmers' communities) under policy incentives, including affordable digital tools, capacity-building programs, and publicly verified platforms. Collectively, the AI large models can be integrated with real-world agricultural systems, thereby contributing to intelligent, efficient, and accessible agriculture.

Keywords: large language models (LLMs); agricultural large models; artificial intelligence; smart agriculture; vertical domain