

基于物联网与大语言模型的农作物生长在线诊断与决策系统

张月正¹ 袁堂晓^{1,2} 徐骏善¹ 方朱权¹ 柳林燕¹

(1. 南京理工大学机械工程学院, 南京 210094; 2. 洛林大学系统设计与优化建模实验室, 梅斯 57000)

摘要: 随着市场对农产品精细化与多样化需求的持续增长, 现代农业的发展重心已从单一追求产量转向了品质提升, 对智能化、标准化种植技术的需求日益迫切, 然而, 现有农作物生长诊断系统仍受限于作物生长特征综合表征能力不足与先进种植技术向农户推广困难等关键技术瓶颈。针对这一关键问题, 构建了一套农作物生长智能诊断与决策系统。通过精准记录农作物的性状特征及传感器实时监测的环境参数, 建立了理想生长模板与实际作物的生长模型。通过对比理想生长模板与实际作物的差异特征, 捕捉生长模式的关键区别, 同时引入大模型 GLM-4-Plus, 综合其他种植情况及现存问题构建大模型提示词, 为农业种植提供针对性的反馈与优化建议并通过现场控制层执行调控。为验证该系统的实际应用效果, 在山东省潍坊市的大棚农作物种植环境中进行系统部署。应用效果显示, 该系统能够有效分析当前农作物的生长状况, 提供科学的种植建议。

关键词: 农作物; 生长模型; 传感器; 大模型; 在线诊断与决策系统

中图分类号: S126

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)19-0325-11

OSID:



Online Diagnosis and Decision-making System for Crop Growth Based on Internet of Things and Large Language Models

Zhang Yuezheng¹ Yuan Tangxiao^{1,2} Xu Junshan¹ Fang Zhuquan¹ Liu Linyan¹

(1. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

2. LCOMS, University of Lorraine, Metz 57000, France)

Abstract: The integration of Internet of Things (IoT) technology with large language models (LLMs) offers transformative potential for precision agriculture. It introduced an intelligent crop growth diagnosis and decision-making system that combined IoT sensors with the GLM-4 large model to enhance agricultural efficiency and management. The system analyzed crop conditions to provide real-time agronomic recommendations, bridging the gap between advanced research and smallholder farmers. The system architecture comprised four layers: field control, system modeling, data analysis, and decision support. The field control layer used multi-source sensors to collect soil and air parameters, and crop phenotypes, uploading data via an ARM processor and 4G module. The system modeling layer integrated literature, expert knowledge, and real-time data to create crop growth and environmental response models. The data analysis layer employed temporal alignment algorithms to compare ideal templates with actual data, quantifying deviations and generating prompts for the large model. Leveraging the GLM-4-Plus model, it provided solutions for environmental regulation and pest/disease management, implemented through actuators for closed-loop control. The system's core innovation was its collaborative analysis framework combining "sensor-based quantitative monitoring + farmer natural language description + large model intelligent diagnosis". This approach integrated quantitative sensor data with farmers' qualitative observations of crop abnormalities, overcoming traditional IoT limitations in detecting subtle growth anomalies. The domestically developed GLM-4-Plus was applied to an agricultural decision support system, using structured prompt processing for precise diagnosis of issues like nutrient deficiencies and environmental stresses, and targeted interventions such as irrigation adjustments and

收稿日期: 2025-07-02 修回日期: 2025-08-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(51705256)

作者简介: 张月正(2001—), 男, 硕士生, 主要从事农业机电一体化研究, E-mail: 993549335@qq.com

通信作者: 柳林燕(1985—), 女, 副教授, 博士, 主要从事智能制造、数字孪生、知识库与知识管理等研究, E-mail: liulinyan@njjustedu.cn

fertilizer optimization. A two-month field trial in Shouguang City, Shandong Province, validated the system’s effectiveness across tomatoes, sweet peppers and strawberries. A case study demonstrated the system’s ability to diagnose yellowing tomato leaves, attributing it to suboptimal temperature, low humidity, and insufficient light. Implementing GLM – 4-recommended measures significantly improved plant health. The system also addressed uneven fruit development and excessive stem elongation, demonstrating adaptability across growth stages. Future research aimed to expand crop coverage, enhance environmental robustness, and explore edge computing for real-time control. By synergizing IoT-based sensing with LLM-driven decision-making, the system democratized advanced agronomic knowledge, offering a practical pathway for data-driven sustainable agriculture. Empirical results confirmed its potential as a key technology for global agricultural transformation.

Key words: crop; growth model; sensor monitoring; large language model; online diagnosis and decision-making system

0 引言

近年来我国农业大棚等设施农业得到快速发展,但其规模与美国等发达国家的大农场相比仍存在显著不同^[1-2]。这种不同不仅体现在生产规模上,更体现在农业技术应用和知识传播层面。美国依托规模化经营优势,大型农场普遍配置专业农技团队,能够系统性实现农业科技成果转化^[3];而中国小农经济主导的生产模式和分散化特征导致技术采纳成本居高不下,致使农业技术推广体系存在结构性断层,这种制度性差异直接反映为两国农业技术转化效率的差异。

近年来,农业新品种更新换代速度加快。快速、保质保量地将优质新品种推向消费市场,成为当前农业发展趋势^[4]。然而,技术指导的缺失使小农户在新品种种植、水肥管理、病虫害防治等环节面临多重困难^[5],这不仅制约了新品种的潜力充分发挥,更导致产品质量和产量难以保障^[6]。

这种困境的根源在于农户与农业科研机构之间存在着知识传递的鸿沟^[7-8]。因此,迫切需要建立一套面向小农户的农业技术推广体系,使技术创新真正转化为生产力。

另一方面,全面表征作物的生长状态是进行准确诊断并给出科学种植建议的重要前提,农作物的生长状态受多种因素影响,包括环境因素以及病害、虫害、修剪和施肥等管理因素。这些因素共同作用,决定了农作物的健康状况和生长潜力。目前,农作物生长监测技术主要分为传感器监测、图像分析和无人机遥感 3 大类^[9-12],一些学者围绕智慧农业监测开展了多项研究^[13-24]。然而在实际应用层面,现有技术仍存在局限性:IoT (Internet of Things) 技术多集中于温湿度等基础环境参数监测^[25-26],难以记录分叶期、挂果期等关键生长节点;图像分析依赖高分辨率设备,成本高昂易受光照干扰;遥感技术受限于空间需求,难以在温室环境中有效应用。

针对当前农业监测技术存在的局限性,亟需探索新的技术融合路径。物联网 (IoT) 技术与自然语言描述的有机结合,为解决这一难题提供了新思路——IoT 能够精准量化表征作物生长的环境状态,而农户的自然语言描述则能有效捕捉难以量化的作物性状特征与病虫害表征。二者的结合,既弥补了单一 IoT 监测在生物响应层面的不足,又克服了传统经验描述缺乏数据支撑的缺陷,形成了环境参数与生物表现相统一的全维度作物生长表征体系。在该体系中,大语言模型 (LLM) 可发挥核心枢纽的作用,其技术优势主要体现在 3 个方面:首先,具备多模态数据处理能力,能同时分析传感器数据与语言描述;其次,内嵌的农业知识图谱覆盖主流作物的生长规律与病理特征,具有跨作物泛化能力^[27-28];最后通过持续微调机制,可动态更新种植知识库,保持与农业技术发展的同步演进。这种 IoT 与自然语言处理的协同模式,为智慧农业的落地提供了可扩展的技术途径。

在该框架下,本文提出一套实时、便捷的农作物生长智能诊断与决策系统,该系统集成自然语言处理技术与 IoT 技术,以实现作物生长的全面表征,其中自然语言负责记录作物性状特征及病虫害等信息,IoT 技术则实时采集环境参数。系统通过融合农科院专家知识、文献记载的科研成果以及现有作物模型输出结果,构建理想作物生长状态模板,并与实时监测数据进行对比分析,以识别异常生理指标与生长表现差异。在诊断环节,采用经过微调的大语言模型,通过预先导入理想生长状态模板并设定农业专家角色定位,以构建结构化询问框架,实现模型主动询问作物生长状况与农户自然语言反馈的双向交互,从而给出种植建议与优化措施。

1 农作物生长智能诊断与决策系统体系架构

农作物生长智能诊断与决策系统是一个高度集成的体系,在综合农作物性状特征描述与传感器监

测环境数据的基础上,其系统架构关系图如图 1 所示。该系统采用 4 层架构设计,分别为现场控制层、系统模型层、数据分析层和决策支持层,形成了一套从数据采集到智能决策的完整闭环。

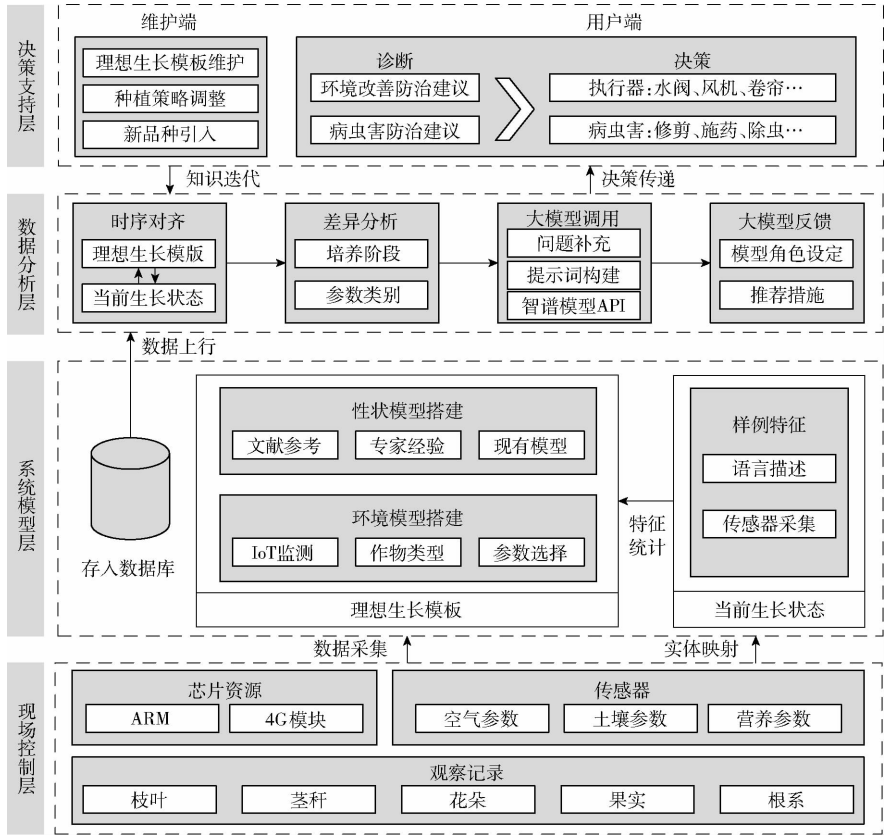


图 1 系统架构关系图

Fig. 1 System architecture diagram

(1) 现场控制层:现场控制层是农作物生长智能诊断与决策系统的基础环节,主要负责观测农作物特征、通过传感器采集环境参数,并结合微处理器 ARM 与 4G 模块上传数据。现场控制层具备观察和测量农作物特征的能力,通过种植人员来精确捕捉农作物的性状特征,包括农作物的高度、叶片数量、果实尺寸等,反映农作物在不同生长阶段的外观状态。现场控制层还配备多种传感器,用于实时采集农田的环境参数,这些传感器包括但不限于土壤温湿度传感器、土壤氮磷钾传感器、空气温湿度传感器、光照强度传感器等,它们能够准确捕捉农作物培养环境的关键信息,为农业生产提供基础数据支持。

(2) 系统模型层:系统模型层作为农作物生长智能诊断与决策系统的核心部分,主要承担着数据存储与模型构建的双重功能。本研究基于多源异构数据(文献资料中的作物性状特征知识、农业专家种植全周期技术经验、现有作物模型参数、多源传感器采集的环境数据)分别构建了作物理想生长性状模型与理想生长环境模型,以量化表征农作物生长规律及其环境响应机制。同时,结合农户的自然语言描述和传感器实时监测数据,得到当前作物的生长状态,包括性状特征指标与环境参数。所有建模

数据均采用结构化存储方案存入数据库,为后续数据分析层提供完备的数据支撑。

(3) 数据分析层:数据分析层负责处理系统模型层提供的农作物生长数据,实现智能决策支持。该层首先对理想生长模板和当前生长状态数据进行时序对齐,确保时间一致性。随后,通过差异分析对比两者在相同生长阶段的性状和环境参数偏差,量化实际与理想状态的差距。在此基础上,系统补充农作物可能存在的其他种植问题,并整合分析结果构建大模型提示词。调用大模型 API 时,设定其角色为“农业专家”,使其基于差异分析和补充问题,生成精准的种植优化建议。

(4) 决策支持层:决策支持层是农作物生长智能诊断与决策系统的最终决策输出模块,负责将数据分析层的智能分析结果转化为可执行的农业管理方案。该层级采用双端协同架构,由维护端和用户端共同构成。

维护端作为系统的策略中枢,通过持续整合多源知识,包括文献参考、专家指导、现有作物模型以及历史种植数据,动态更新种植策略和决策规则。维护端确保用户端的诊断和决策能够适应作物品种迭代、病虫害演变以及环境变化,使系统始终保持科

学性和时效性。用户端在诊断阶段基于数据分析结果生成环境优化建议,包括温度、湿度和光照强度等关键参数的调节方案,同时识别并分类可能存在的病害与虫害类型;在决策阶段将这些诊断结论转化为具体控制指令:一方面通过水阀、风机和卷帘等执行机构实现环境参数的精准调控;另一方面针对已识别的病虫害问题,提供包括人工修剪、精准施药和物理除虫等综合治理方案。

维护端与用户端相互配合,形成完整的智能决策闭环,既保证农业管理的科学依据,又能提供精准、可操作的种植指导。

2 农作物种植过程生长模型构建

2.1 性状模型构建

2.1.1 农作物性状特征

在农作物种植中,性状特征是评估作物生长状况和产量潜力的关键指标。这些特征不仅能反映作物对环境的适应能力,还为农业管理提供了重要科学依据。研究表明,单一性状往往难以全面反映作物生长状态,而多性状综合分析可以更准确地评估作物的整体表现^[29-30]。例如,通过整合叶面积指数(LAI)、每茎叶片数和植株高度等指标,能够从多个维度更全面地评估作物生长状况。

LAI 作为作物性状研究中的重要指标,是指单位土地面积上叶片总面积与土地面积的比值。该指标能有效衡量冠层结构和光能利用率:较高的 LAI 通常表明冠层茂密、光合作用强,具有较大的产量潜力。每茎叶片数直接反映作物的光合作用能力和营养状况;而植株高度则体现了作物的生长速度和空间竞争能力,这一性状显著受生长阶段、环境条件和栽培管理措施的影响。一般来说,较高的植株表明生长旺盛,具有更强的光资源获取能力。

如图 2 所示,通过整合分析这些性状特征指标,可以全面评估农作物的生长状态。

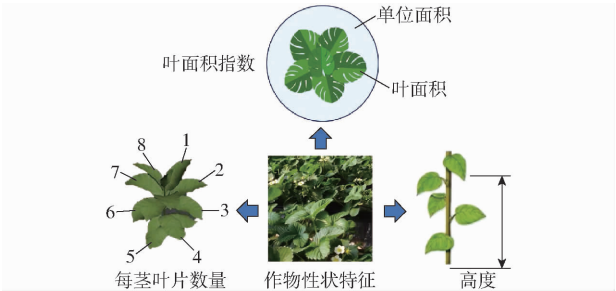


图 2 农作物性状特征指标

Fig. 2 Crop morphological characteristic index

2.1.2 农作物理想性状模型获取方法

农作物理想性状模型用于记录作物全生命周期各阶段的最优性状表现,作为未来种植的参考标准。

该模型为优质作物生产提供了规范化的模板,其数据主要来源于文献记载的作物生长数据、农业科研机构专家维护的数据库,以及能够模拟作物完整生长周期的生物量仿真模型。

文献数据是构建作物性状模型的重要来源之一,通过系统整理已发表的实验数据,可以提取关键生长参数。这种方法成本较低,但数据的完整性和准确性取决于文献记录的翔实程度。专家经验则能够提供典型种植场景下的作物生长特征,包括不同生育期的形态指标和管理措施,有助于快速建立基准模型,但需结合具体种植环境进行调整。实际种植监测通过田间传感器或人工测量记录作物的真实生长数据,能够提供最可靠的参数,但需要完整的生长周期观测,且成本较高。

作物生长仿真模型是另一种重要的参数获取途径。例如,DSSAT (Decision support system for agrotechnology transfer) 作为国际通用的农作物生长模拟软件,能够整合气象、土壤和管理数据,模拟作物在不同条件下的生长过程。用户选定目标作物模型后,设置种植密度、行间距、播种深度等关键参数,软件即可模拟作物全生命周期的生长状态,输出生物量、产量等关键性状指标^[31]。通过对比模拟结果与实际观测数据,可以优化农艺措施,提高种植管理的精准性。

综合来看,不同获取方法各有优势,实际应用中可结合多源数据构建更可靠的作物性状模型。例如,先利用 DSSAT 等仿真工具建立基础模型,再结合实地观测数据进行校准,最终形成高精度的全生命周期性状模型,为作物生长预测和精准管理提供科学依据。

2.2 环境模型构建

为了构建理想作物的生长环境模型,本文利用高精度传感器(具体精度指标如表 1 所示)每 50 s 实时记录一次空气温湿度、光照强度、土壤温湿度及土壤氮磷钾电导率等多类环境参数数据。所有传感器均通过 RS485 接口与单片机连接,采用 Modbus-RTU 协议进行数据传输。

系统采用 220 V 生活用电供电,通过专门设计的控制柜实现电力管理,其中,以 STM32F103 系列微控制器为核心处理单元,负责信号采集、逻辑运算和通信传输等低电压控制功能,具体负责采集传感器数据并通过 4G 模块每日上传数据至云端服务器,云端服务器对数据进行存储、分析和可视化,为农作物生长环境的精准调控提供依据。

2.3 当前农作物生长状态表征

本研究提出了一种基于多维量化指标的农作物

ENVIR——当前农作物的多源传感器参数

传感器类型	测量参数	精度指标
土壤传感器	温度	$\pm 0.2^{\circ}\text{C}$
	含水率 (0 ~ 50%)	$\pm 2\%$
	氮磷钾质量分数	$\pm 2\%$
	电导率	$\pm 1\%$
空气传感器	空气温度	$\pm 0.2^{\circ}\text{C}$
	相对湿度	$\pm 3\%$
	光照强度	$\pm 3\%$
	CO ₂ 浓度	$\pm 3\%$

该方法构建了包含 4 个维度的综合评价框架：时间基准、性状量化、环境监测和问题追踪，以实现 对农作物健康状况及其生长环境的全面评估。首先，以农作物种植时间(d)作为时间维度的量化基准；其次，建立基于性状特征的量化指标体系，根据不同作物类型选取根、茎、叶、花、果等器官的关键性状参数进行表征，例如番茄的株高、叶面积指数和茎粗等性状指标；再次，采用多源传感器融合技术对环境参数进行数字化监测；最后，设置异常记录模块以追踪种植过程中的问题事件。该表征体系可为农作物生长监测提供标准化的量化依据。当前农作物生长状态表征方法可表示为

式中 *PERIOD*——当前农作物的种植时期
MORPH——当前农作物的性状描述
QUES——补充的农作物异常状态信息和待解决问题

农作物种植过程诊断与决策方法通过整合作物生长知识库、实时监测数据与人工智能技术,实现了作物生长状态的动态评估与精准决策。该系统首先基于文献资料中的作物生长数据、农科院领域专家维护的数据库以及现有作物模型模拟输出的理想生长参数构建作物理想性状模型。在实际监测环节,部署的多源传感器网络实时采集环境数据,包括空气温度、湿度、光照强度等参数,这些数据通过 Modbus - RTU 协议传输至单片机并上传至云端数据库,形成作物理想环境模型。

该方法采用双重比对机制实现作物生长异常诊断:一方面通过人工观测获取的作物性状特征与知识库中的理想性状基准进行比对,另一方面将传感器实时监测的环境参数与作物适宜生长阈值进行对比。基于这两组对比结果,结合病虫害症状等其他种植问题,构建结构化提示词输入大模型,经语义解析后输出包含具体问题诊断和农事操作建议的决策结果。该系统最终通过智慧农业终端实现数据可视化展示和设备控制功能,用户可通过移动应用程序实时查看传感器监测数据,针对作物性状特征或种植问题进行智能问答,并根据系统提供的建议远程控制灌溉电磁阀、遮阳帘等农业设施。

如图 3 所示,该系统的完整工作流程包括:输入当前作物性状特征和环境监测数据;调用经角色设定和知识导入后大模型 API,生成种植建议;最终通过终端实现数据可视化、建议反馈和设备控制。

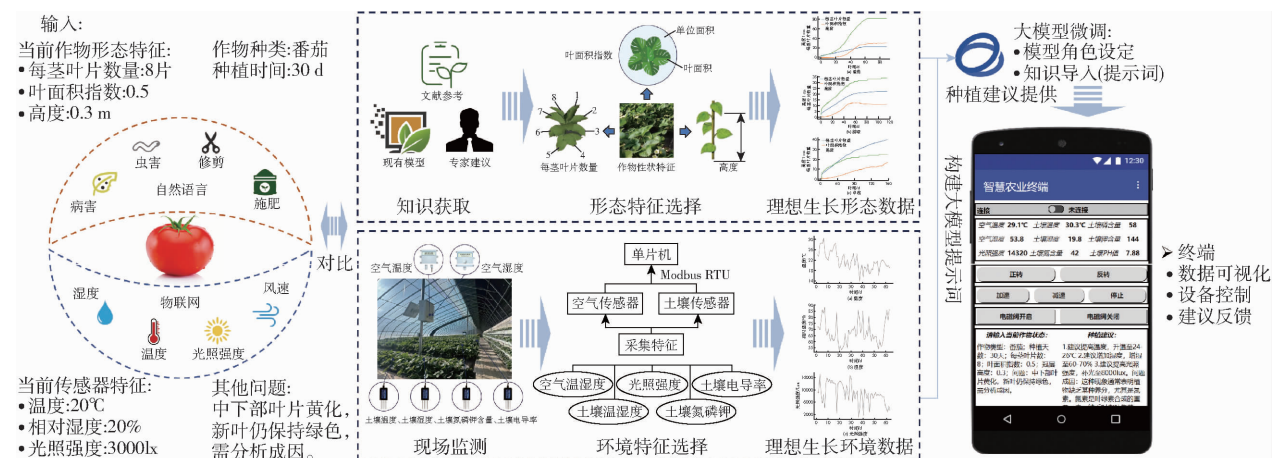


Fig. 3 Diagnostic and decision-making method process

想生长模板的性状模型及环境模型在相同时间节点上的特征进行深入的对比分析。

性状特征方面,首先根据实际作物在式(1)的 *PERIOD* 参数,确定一个具体的生长阶段或时间节点。随后,在理想生长模板的性状模型中检索出该时间节点所对应的性状特征。接着,基于农户实地观察,对当前农作物的性状特征进行记录,即实际作物在式(1)中的 *MORPH* 参数,将记录结果上传至系统与理想生长模板的性状特征进行直观对比,以揭示两者之间的差异。

环境参数方面,同样基于所确定的时间节点,从系统中提取出该阶段理想作物各类传感器参数所对应的合理范围。与此同时,系统实时采集当前农作物的传感器数据,即实际作物中在式(1)的 *ENVIR* 参数。通过将当前农作物的环境参数与理想生长模板在该时间节点上各类参数所对应的范围进行逐一比对,精确地量化出两者在环境参数上的差异。

综上所述,本节通过精确确定时间节点,并综合运用性状特征的直观描述与环境参数的量化分析,实现了对实际作物与理想生长模板在相同时间节点上特征的深入对比分析。这一分析过程为后续的优化与改进提供了有价值的技术支持和理论依据。

3.2 多源数据获取

本系统中,为了实现精准农业管理与诊断,设计了数据融合模块,通过将多维数据整合为文本形式为语义大模型提供结构化输入。模块首先确定农作物的生长阶段,然后对环境参数的对比结果进行深度分析,并将这些分析结果转化为语义表述,再综合农作物性状特征的对比结果。将农作物所处的生长周期、环境参数的对比结果、性状特征的对比结果,三者都融合为自然语言的表达形式,再整合当日田间作业日志中的实际种植难点。融合后的数据 *DATA_{FUSION}* 定义为

$$DATA_{FUSION} = \{PERIOD_{NL},MORPH_{NL},ENVIR_{NL},QUES_{NL}\}$$

(2)

3.3 自然语言处理

在人工智能技术快速发展的背景下,基于大模型的自然语言分析方法展现出更广泛的应用场景和更强大的泛化能力,正成为行业发展的主流趋势。

GLM-4-Plus 是智谱 AI 推出的高性能旗舰模型^[32]。该模型在长文本处理相关指标上成绩优异,支持 128 K 的上下文窗口,最大输出可达 4 K。基于这些优势,采用 GLM-4-Plus 作为农作物自然语言处理的核心工具,通过微调优化其农业诊断任务的适应性。当前大模型微调主要采用再训练 (Fine-tuning) 与提示词工程 (Prompt engineering) 两种方法,其关键特性对比如表 2 所示。

表 2 大模型微调方法对比

Tab.2 Comparison of fine-tuning methods for large models

对比维度	再训练	提示词工程
数据需求	需要大量标注数据 (>10 万条)	仅需少量高质量模板数据 (>1 000 条)
计算成本	高(依赖 GPU 训练)	低(仅需 API 调用)
部署复杂度	高(需本地/云端部署)	低(直接调用 API)
灵活性	模型权重固定,调整需重新训练	支持动态提示词调整以适配新任务
适用场景	长期稳定任务(如病虫害分类)	快速迭代任务(如作物生长诊断)
性能上限	高(可优化模型底层参数)	受限于基础模型能力

基于表 2 的分析,提示词工程结合 API 调用的模式显著降低了对高性能计算设备的依赖,更适用于农业数字化转型场景。具体而言,提出的微调方案通过结构化问卷与智能提示框架相结合的方式,实现了轻量化部署与精准决策的平衡。提示词框架分为用户输入、提前导入、系统预设 3 类。用户输入包含传感器参数,即温度湿度等实时监测数据,形态参数即根茎叶等器官生长量化数据,还有定性描述即作物异常症状以及栽培管理记录;提前导入可通过多种方式获取优质作物模型,比如利用实际记录的作物完整生长周期参数数据集或从文献提取作物生长状态特征;系统预设部分包含角色定义、对比分析指令以及输出格式要求。针对 1 种作物微调所需语料规模总量约 1 200 K 字符。

该方案首先设计包含定量参数和定性描述的作物问卷,其中定量参数包括标准化的传感器特征与形态指标,定性描述则涵盖用户观察到的作物异常现象;随后构建三阶段提示词框架:首先明确大模型的农业专家角色定位并导入优质作物模型数据作为基准参考;其次将用户输入参数与该基准模型进行对比分析,识别关键差异;最后整合用户描述的作物异常信息,形成完整提示词输入大模型。

4 农作物生长智能诊断与决策系统应用实例

4.1 理想生长性状模型应用

以番茄、甜椒和草莓 3 种典型经济作物为例,基于 DSSAT 软件的作物生长模拟引擎,通过参数化建模方法构建数字化生长基准模型。通过设置统一的环境参数和种植管理措施,获取农作物的关键性状特征数据,包括每茎叶片数量、叶面积指数 (LAI) 和植株高度。这些数据将为后续的农作物生长对比分析提供基准参考。

具体实施过程中,首先选择了番茄、甜椒和草莓

3 种农作物模型。环境参数和种植管理措施设置如下:种植方法选择移栽,种植分布选择行播,播种时种植数量设置为 1.2 株/m²,长出时种植数量同样设置为 1.2 株/m²,行间距设置为 50 cm,方向设置为 90°磁偏角,播种深度统一设置为 1 cm。这些参数的选择基于实际种植中的常见管理措施,旨在模拟典型的农作物生长环境,确保了模拟环境与典型

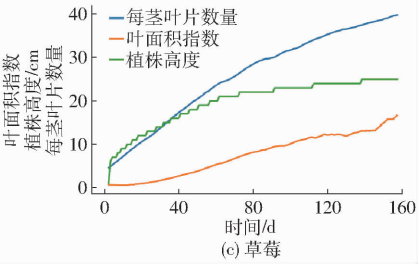
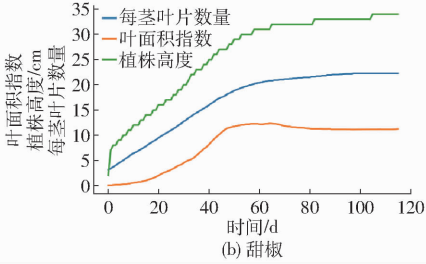
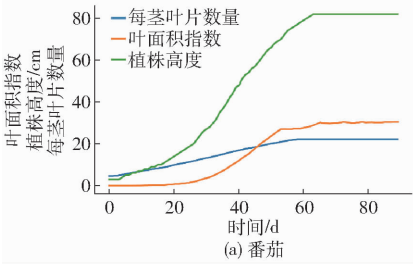


图 4 农作物性状特征
Fig.4 Morphological characteristics of crops

4.2 理想生长环境模型应用

本研究构建了一个实际场景的理想环境模型,该模型以 ZNHS 有限公司的大棚智能化改造项目为基础。在该项目中,传感器被布置于山东省潍坊市寿光市稻田镇,通过 4G 模块技术,实时采集的环境数据被上传至云平台。

选取了山东省潍坊市稻田镇某高产优质番茄种植大棚的传感器数据进行实验分析。具体而言,采集了 2024 年 9 月 14 日至 11 月 13 日接近两个月的空气温度、空气相对湿度以及光照强度的数据,数据采集频率设定为每 50 s 一次,数据参数如表 3 所示。由于传感器数据的采集频率较高,

农田条件的可比性。
通过 DSSAT 的模拟功能,系统完整模拟了番茄、甜椒和草莓从定植到生理成熟的全生育期过程,最终获取了 3 种作物的关键生长指标数据。这些数据包括每茎叶片数量(精确到 0.1 片)、叶面积指数 LAI(每日动态变化值)和植株高度(厘米级精度)。3 种农作物的性状特征如图 4 所示。

原始数据量较大,且短时间内可能存在噪声或波动,为了降低数据冗余并更好地反映每日的整体趋势,对原始数据进行了预处理,即采用一天时间窗口内的数据平均值作为该时间段的代表值。理想环境模型如图 5 所示。

表 3 农作物环境参数
Tab.3 Data acquisition parameters

参数	数值
采集频率/(s·次 ⁻¹)	50
空气温度测量范围/℃	-30 ~ 70
相对湿度测量范围/%	0 ~ 100
光照强度测量范围/klx	0 ~ 200

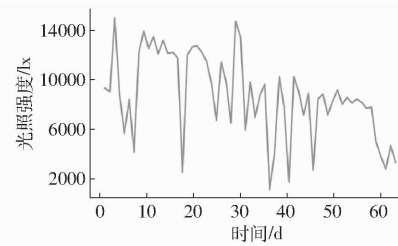
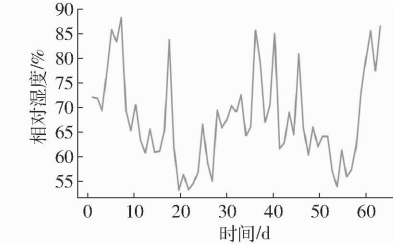
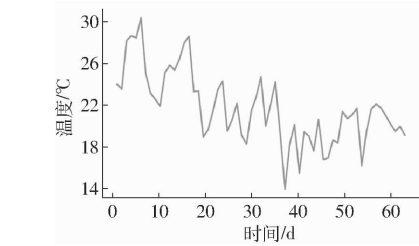


图 5 理想环境模型
Fig.5 Ideal environment model

4.3 实例作物生长状态表征

从来自不同的大棚种植环境中选取番茄、甜椒和草莓 3 种作物作为实验对象,现场设备布置如图 6 所示。

每种作物各采集 3 个样本,共计 9 组,针对每个样本,系统记录了其生长参数及种植过程中出现的生长异常问题,参数包括种植时间、温度、湿度、光照强度、每茎叶片数量、叶面积指数及高度,问题描述如黄化、萎蔫等,实例对应的问题具体描述如表 4 所示。最终获得 3 类作物共计 9 组实验数据。

4.4 决策建议反馈

对于整体的农作物数据分析与种植建议流程,用户输入的环境参数和种植问题会经过数据加载、预处理、差异分析和模型调用,最终生成专业的种植建议。用户可通过手机 APP 输入种植时间、环境参数、作物性状状态和问题描述,系统经大模型分析后实时反馈种植建议。终端 APP 界面如图 7 所示。

系统首先加载传感器数据和农作物生物量数据,并将传感器数据和生物量数据的时间节点统一,随后将两个数据集合,同时重命名列名称以保持中

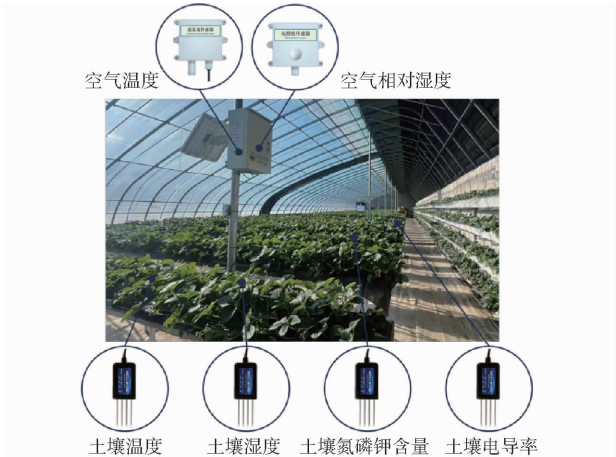


图 6 设备布置现场

Fig. 6 Field deployment of experimental apparatus

表 4 问题描述

Tab.4 Problem description

序号	种类	问题描述
1	番茄	中下部叶片黄化,新叶仍保持绿色,需分析成因
2	番茄	果实发育不均,部分果实已进入转色期,需评估适宜采收时间
3	番茄	叶片颜色浅化,茎秆生长速率较快,但果实膨大受阻,需提出施肥管理建议
4	甜椒	幼苗茎秆纤细,部分植株出现倾倒现象,茎基部略显柔弱,叶片颜色正常但稍显狭长
5	甜椒	植株中下部老叶逐渐黄化,叶缘焦枯,最终脱落,新叶生长正常但整体稀疏
6	甜椒	植株开花数量正常,但花朵开放后未坐果即脱落,部分花柄处发黄萎蔫
7	草莓	新生的叶片呈黄白色,但叶脉保持绿色,老叶颜色正常,植株生长缓慢
8	草莓	植株长出大量匍匐茎,母株叶片变小,果实发育迟缓
9	草莓	果实成熟期颜色不均匀(阳面红、阴面白),口感偏酸

文特征。接着,系统根据用户输入的种植时间获取对应日期的理想数据,并计算用户输入与理想数据之间的差异。然后,系统初始化大模型,并根据用户输入和理想数据构建提示词,调用大模型生成种植建议。最终,系统输出大模型生成的建议,帮助用户优化种植策略。基于传感器数据分析与种植建议系统的算法流程如下:

```
Input:用户输入数据 #农作物参数
Output:种植建议 #建议

1. sensor_df = pd.read_excel("sensor_data.xlsx", parse_dates=["Date"]) # 加载传感器数据
2. bio_df = pd.read_excel("农作物生物量.xlsx") #加载生物量数据
3. bio_df["Date"] = bio_df["Day"].apply(lambda x: start_date + timedelta(days=x)) # 转换日期
4. merged_df = pd.merge(sensor_df, bio_df, on="Date", how="outer").sort_values("Date") # 合并数据
```



图 7 终端界面

Fig. 7 Terminal interface

```
5. current_day = int(input("天数:")) #用户输入
   user_temp = float(input("温度(℃):"))
   user_humidity = float(input("相对湿度(%):"))
   ...

6. target_date = df["Date"].min() + timedelta # 获取理想数据
   (days = current_day)

7. differences = { #差异分析
   "温度差异": user_temp-optimal_data["温度"],
   "湿度差异": user_humidity-optimal_data["湿度"],
   }

8. glm = GLMHelper("API_KEY") #调用大模型

9. prompt = f"""请根据以下数据提供种植建议...""" #构建提示词

10. glm_advice = glm.get_advice(prompt) #获取建议
11. print(glm.get_advice(prompt)) #输出建议
```

经过系统对 3 个实例的信息读取,分别识别到 3 个实例的温度、相对湿度、叶片数等信息,如表 5 所示。

系统根据读取到的实例作物的信息,对比理想生长模板,结合问题描述,形成大模型提示词,调用大模型 API 对实例作物的生长阶段、核心问题、关键参数异常、生理表现进行分析,最终得到反馈建议,如表 6 所示。

相较于直接用通用大模型诊断的方法,使用通用大模型对实例进行诊断并对比分析,如表 7 所示,本系统在建议定量反馈、闭环控制、知识更新迭代等

表 5 实例参数
Tab.5 Example parameters

序号	种植 时间/d	温度/ ℃	相对湿 度/%	光照强 度/lx	叶片 数	叶面积 指数	高度/ m
1	30	20	35	3 000	8	0.5	0.30
2	50	25	60	8 000	10	0.5	0.60
3	30	28	50	6 000	12	0.8	0.40
4	15	24	65	8 000	6	0.5	0.15
5	30	26	55	11 000	10	0.8	0.25
6	45	22	70	9 000	15	1.0	0.40
7	20	18	75	5 000	4	0.6	0.08
8	50	16	60	9 000	18	1.2	0.12
9	70	20	65	12 000	25	1.5	0.15

表 6 系统分析反馈
Tab.6 System analysis feedback

序 号	生长 阶段	核心问题	关键参数 异常	生理 表现	推荐措施
1	幼苗 期	中下部 叶片黄 化	温度↓4.6℃	叶片数 不足	1. 升温至 24 ~ 26℃
			相对湿度↓34%	LAI 偏 高	2. 增湿至 60% ~ 70%
2	开花 坐果 期	果实 大小不 均	光照强度↓69%	LAI 偏 高	3. 补光至 8 000 lx
			叶片数↓50%	冠层 发育不 良	1. 控温 21 ~ 24℃
3	膨果 期	徒长 不坐果	LAI↑79%	茎叶 旺长	2. 补磷钾肥
			温度↑14%		3. 疏果管理
4	幼苗 期	植株倾 倒	NK 比例失衡		1. 减氮增磷钾
			温度↓4.6℃	叶片狭 长	2. 喷施 0.3% 磷酸 二氢钾
5	幼苗 期至 生长 期	叶片黄 化及脱 落	LAI↑39%		1. 减少灌溉频率
			相对湿度↓14%	叶片数 不足	2. 植株支撑
6	开花 期	授粉不 良或营 养不足	LAI↑0.35		3. 适当疏苗
			叶片数↓2.7		1. 增加相对湿度
7	苗期	缺铁性 黄化	温度↑3.4℃	每茎叶 片数量 不足	2. 补充氮肥
			相对湿度↑10%		3. 适度遮阴
8	开花 结果 期	营养不 均	高度↑0.13 m		1. 温度调整 18.5℃
			光照强度↓59%	植株生 长缓慢	2. 相对湿度降低至 60%
9	成熟 期	果实颜 色不均, 口感酸	温度↓3.3℃	匍匐茎 过度生 长	3. 增加光照时间
			相对湿度↑22%		1. 补充铁肥
			温度↓5.6℃	匍匐茎 过度生 长	2. 使光照均匀
			LAI↑1.8		3. 减湿至 55% ~ 60%
			高度↓0.07 m		1. 升温至 21 ~ 22℃
			光照强度↑20%	叶片数 偏低	2. 增施磷钾肥
			LAI↑1		3. 修整匍匐茎
					1. 遮阴处理
					2. 增加散射光
					3. 疏叶处理

方面均优于通用大模型诊断。

闭环调控系统最终通过现场控制设备将反馈建议转化为实际调控操作,实现农作物生长环境的精准优化。在实例 1 中,针对温室温度偏低的问题,系统自动启动加热设备将温度调节至 24 ~ 26℃ 的适宜范围,同时通过加湿设备将空气相对湿度提升至

表 7 诊断结果对比
Tab.7 Comparison of diagnostic results

	本系统	通用大模型诊断
针对问题	番茄:中下部叶片黄化,新叶仍保持绿色	
	1. 升温至 24 ~ 26℃	
推荐建议示例	2. 增湿至 60% ~ 70%	合理浇水、改善根系环境、调整光照…
	3. 补光至 8 000 lx	
	∴	
反馈内容结构	标准化框架	发散式回答
生长阶段分析	结合生长阶段分析	直接分析现状
参数精度	给出具体调节参数	定性描述如“提高温度”
闭环控制支持	建议可直接转化为设备控制指令	无设备控制接口
知识更新机制	动态更新作物种类	静态知识库

60% ~ 70%;对于光照不足的情况,系统控制补光设备将光照强度调整至 8 000 lx。

在水肥管理方面,系统根据实例 2 的检测结果,通过智能灌溉设备精准补充磷钾肥,并基于实时土壤传感器数据动态调整灌溉量,实现养分的均衡供给。对于实例 3 出现的徒长现象,系统首先降低氮肥施用量,继而通过喷灌系统均匀喷洒 0.3% 磷酸二氢钾溶液,有效抑制茎叶过度生长并促进果实发育。此外,系统生成的疏果建议通过移动终端推送至农户,指导其人工修剪发育不均的果实,从而优化剩余果实的营养分配。

系统持续采集环境参数与作物生长数据,将更新后的信息反馈至模型层进行二次分析,形成完整的“监测-诊断-调控-反馈”闭环管理机制。这种智能调控方式不仅实现了农业生产的精准化管理,还为农户提供了科学实用的种植指导方案。

5 结论

(1)系统构建了传感器监测与自然语言描述相结合的协同诊断框架。通过部署传感器采集数据,同时记录农户对作物生长状况的直观描述,形成完整的作物生长状态记录。这种双轨并行的数据采集方式,既保证了环境参数的精确量化,又保留了农户观察到的关键生长特征。

(2)系统实现了作物生长状态的全面评估与诊断。基于传感器数据和农户描述,结合 GLM-4-Plus 模型的分析能力,系统能够从时间、性状、环境和问题 4 个维度综合评价作物生长状况。这种多角度的评估方法为种植决策提供了更全面的依据。

(3)实地测试验证了系统的实用性。在山东省潍坊市的温室大棚种植中,系统成功分析了包括叶片黄化、果实发育不均等典型问题,并给出了具体的调控建议。

参 考 文 献

[1] Liao W, Zeng F, Chaniebate M. Mechanization of small-scale agriculture in China: lessons for enhancing smallholder access to agricultural machinery[J]. Sustainability, 2022, 14(13): 7964.

[2] An Z, Yang Y, Yang X, et al. Promoting sustainable smallholder farming via multistakeholder collaboration[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2024, 121(21): e2319519121.

[3] Hamiltom S F, Richards T J, Shafran A P, et al. Farm labor productivity and the impact of mechanization[J]. American Journal of Agricultural Economics, 2022, 104(4): 1435 – 1459.

[4] Flores H, Villalobos J R, Ahumads O, et al. Use of supply chain planning tools for efficiently placing small farmers into high-value, vegetable markets[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 205 – 217.

[5] Klerkx L, Rose D. Dealing with the game-changing technologies of Agriculture 4. 0: How do we manage diversity and responsibility in food system transition pathways? [J]. Global Food Security, 2020, 24: 100347.

[6] Naseer M A U R, Ashfaq M, Hassan S, et al. Critical issues at the upstream level in sustainable supply chain management of agri-food industries: evidence from Pakistan’s citrus industry[J]. Sustainability, 2019, 11(5): 1326.

[7] Li M, Fu Q, Singh V P, et al. An optimal modelling approach for managing agricultural water-energy-food nexus under uncertainty[J]. Science of the Total Environment, 2019, 651: 1416 – 1434.

[8] Jahed H, Arasteh H. External organizational factors influencing commercialization of research results[J]. Quarterly Journal of Research and Planning in Higher Education, 2023, 19(1): 45 – 68.

[9] 白燕英,杨荣花,王会永,等. 基于 NDVI 时序特征的作物样本扩充与遥感精细识别[J]. 农业机械学报,2025,56(5): 370 – 383.

Bai Yanying, Yang Ronghua, Wang Huiyong, et al. Crop sample expansion and fine remote-sensing recognition using NDVI time-series characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(5):370 – 383. (in Chinese)

[10] 齐浩,孙海芳,吕亮杰,等. 基于无人机多光谱信息与纹理特征融合的小麦叶面积指数估测[J]. 农业机械学报,2025, 56(3):334 – 344.

Qi Hao, Sun Haifang, Lü Liangjie, et al. Wheat leaf area index estimation based on fusion of UAV multispectral information and texture features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 334 – 344. (in Chinese)

[11] 郭大方,杜岳峰,栗晓宇,等. 云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统研究[J]. 农业机械学报,2023,54(10):133 – 141.

Guo Dafang, Du Yuefeng, Li Xiaoyu, et al. Digital twin system for agricultural machinery with cloud – fog – edge – terminal architecture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(10):133 – 141. (in Chinese)

[12] 于美玲,周云成,侯玉涵,等. 基于局部图像特征聚合的温室场景识别方法[J]. 农业机械学报,2025,56(2):485 – 494.

Yu Meiling, Zhou Yuncheng, Hou Yuhan, et al. Greenhouse scene recognition method based on local image feature aggregation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(2):485 – 494. (in Chinese)

[13] Feng X, Yan F, Liu X, et al. Development of IoT cloud platform based intelligent raising system for rice seedlings[J]. Wireless Personal Communications, 2022, 122(2): 1695 – 1707.

[14] Zhao Y, Yu Y, Kang J, et al. Intelligent irrigation system based on NB – IOT[C] //2022 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Guilin:IEEE,2022: 1419 – 1424.

[15] Lloret J, Sendra S, Garcia L, et al. A wireless sensor network deployment for soil moisture monitoring in precision agriculture [J]. Sensors, 2021, 21(21): 7243.

[16] Atmaja A P, Hakim A E, Wibowo A P A, et al. Communication systems of smart agriculture based on wireless sensor networks in IoT[J]. Journal of Robotics and Control (JRC), 2021, 2(4): 297 – 301.

[17] Kumar G K, Bangare M L, Bangare P M, et al. Internet of things sensors and support vector machine integrated intelligent irrigation system for agriculture industry[J]. Discover Sustainability, 2024, 5(1): 6.

[18] Zzou K, Shan Y, Ran D C, et al. A deep learning image augmentation method for field agriculture[J]. IEEE Access, 2024, 12: 37432 – 37442.

[19] Devi P S, Rajan A S. An inquiry of image processing in agriculture to perceive the infirmity of plants using machine learning [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(34): 80631 – 80640.

[20] Agilandeeswari L, Prabukumar M, Radhesyam V, et al. Crop classification for agricultural applications in hyperspectral remote sensing images[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1670.

[21] Eunice J, Popescu D E, Chowdary M K, et al. Deep learning-based leaf disease detection in crops using images for agricultural applications[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2395.

[22] Qu C, Boubin J, Gafurov D, et al. UAV swarms in smart agriculture: experiences and opportunities[C] //2022 IEEE 18th International Conference on e-Science (e-Science). Salt Lake City: IEEE,2022: 148 – 158.

[23] Victor N, Maddikunta P K R, Mary D R K, et al. Remote sensing for agriculture in the era of industry 5.0: a survey[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 5920 – 5945.

[24] Reedha R, Dericquebourg E, Canals R, et al. Transformer neural network for weed and crop classification of high resolution UAV images[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 592.

[25] Wolfert S, Ge L, Verdouw C, et al. Big data in smart farming-a review[J]. Agricultural Systems, 2017, 153: 69 – 80.

[26] Kamilaris A, Kartakoullis A, Prenafeta-boldü F X. A review on the practice of big data analysis in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 23 – 37.

[27] 姜京池, 闫莲, 刘劫. 基于精准知识筛选及知识协同生成的农业大语言模型[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(1): 20 – 32.

Jiang Jingchi, Yan Lian, Liu Jie. Agricultural large language model based on precise knowledge retrieval and knowledge collaborative generation[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(1): 20 – 32. (in Chinese)

[28] 刘珂艺. 基于大语言模型的小麦纹枯病防治知识图谱自动构建研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2024.

Liu Keyi. The research on the automatic construction of wheat sharp eyespot control knowledge graph based on large language models[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2024. (in Chinese)

[29] 张慧春, 田啟飞, 边黎明, 等. 基于多视角图像形态颜色纹理特征融合的生物量获取[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 295 – 305.

Zhang Huichun, Tian Qifei, Bian Liming, et al. Plants biomass acquisition based on morphological, color and texture features of multi-view visible images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 295 – 305. (in Chinese)

[30] 梁秀英, 周风燃, 陈欢, 等. 基于运动恢复结构的玉米植株三维重建与性状提取[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 209 – 219.

Liang Xiuying, Zhou Fengran, Chen Huan, et al. Three-dimensional maize plants reconstruction and traits extraction based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 209 – 219. (in Chinese)

[31] Jones J W, Hoogenboom G, Porter C H, et al. The DSSAT cropping system model[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3): 235 – 265.

[32] 清华大学. SuperBench[EB/OL]. (2024-12-31)[2025-07-24]. <https://fm.ai.tsinghua.edu.cn/superbench>.

(上接第 324 页)

[15] 武锦龙, 吴虹麒, 李浩, 等. 基于改进 DeepLabV3+ 的荞麦苗期无人机遥感图像分割识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(5): 186 – 195.

Wu Jinlong, Wu Hongqi, Li Hao, et al. Segmentation of buckwheat by UAV based on improved lightweight DeepLabV3+ at seedling stage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 186 – 195. (in Chinese)

[16] 杜小强, 李卓林, 马锟宏, 等. 基于空间注意力和可变形卷积的无人机田间障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 275 – 283.

Du Xiaoqiang, Li Zhuolin, Ma Zhenghong, et al. UAV field obstacle detection based on spatial attention and deformable convolution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 275 – 283. (in Chinese)

[17] Zhu M, Yao M, He Y, et al. Studies on high-resolution remote sensing sugarcane field extraction based on deep learning[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 237: 032046.

[18] Jiao S, Hu D, Shen Z, et al. Parcel-level mapping of horticultural crop orchards in complex mountain areas using vhr and time series images[J]. Remote Sensing, 2022, 14(9): 2015.

[19] Yang R, Ahmed Z U, Schulthess U C, et al. Detecting functional field units from satellite images in smallholder farming systems using a deep learning based computer vision approach: a case study from Bangladesh[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2020, 20: 100413.

[20] Liu S, Liu L, Xu F, et al. A deep learning method for individual arable field (IAF) extraction with cross-domain adversarial capability[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107473.