农产品品质管控云边端一体化中间件研究进展与展望

王 婷[1,2], 王 娜[3], 崔运鹏[1,2*], 刘 娟[1,2]

(1. 中国农业科学院农业信息研究所,北京 100081,中国; 2. 农业农村部农业大数据重点实验室,北京 100081,中国; 3. 96962部队,北京 102206,中国)

摘 要:[**目的/意义**]现代农业加速向精准化、智能化管控转型,对生产过程的实时响应能力和海量多源数据处理能力提出了更高要求,推动传统中心化云计算架构向云边端协同一体化演进。为支撑农产品品质的精准感知与智能调控,有必要系统梳理云边端协同在农业领域的关键技术与应用基础,为一体化中间件设计提供理论与技术支撑。[**进展**]阐述了云边端协同技术在大田种植、设施园艺和畜牧养殖等典型农业场景中的应用模式与协同机制,归纳了农业物联网在实际落地过程中普遍存在的异构设备协议不兼容、数据标准体系缺失、边缘资源调度失衡,以及隐私与安全风险等问题。在此基础上,综合分析了边缘智能调度、语义互操作与可信协同等国内外研究进展,重点梳理了面向农产品品质管控的云边端一体化适配中间件的框架结构与关键功能模块,包括品质数据标准化映射、异构协议转换引擎、基于农产品特性的智能计算调度,以及模型热更新机制等,并进一步讨论了“设备–作物–模型”三位一体协同机制在屏蔽底层硬件差异、提升系统弹性适配能力方面的作用。[**结论/展望**]云边端一体化协同及其自适应中间件是支撑农产品品质智能管控的关键基础设施,可为农产品品质精准感知、自动控制与智能决策系统的开发与工程化实施提供可复用的架构思路与技术参考。未来需在跨场景数据与协议标准体系构建、边缘智能与大模型融合应用、隐私保护与可信计算机制完善,以及大规模工程化示范等方面开展深入研究,进一步提升农产品品质管控系统的智能化、可靠性与可推广性。

关键词: 物联网; 云边端一体化; 中间件; 农产品品质; 智能管控

中图分类号: TP399;S126 **文献标识码:** A **文章编号:** SA202510002

引用格式:王婷, 王娜, 崔运鹏, 刘娟. 农产品品质管控云边端一体化中间件研究进展与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(4): 1-16. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202510002

WANG Ting, WANG Na, CUI Yunpeng, LIU Juan. Research Progress and Prospects of Cloud-Edge-Device Integrated Middleware for Agricultural Product Quality Control[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(4): 1-16. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202510002 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

在消费升级与健康观念普及的双重驱动下,市场对农产品的关注点已从基础的营养安全,延伸至新鲜度、口感风味及品牌信誉等更丰富的维度。与此同时,国家层面正通过一系列标准化规划严控源头质量,推动农产品品质管控体系加速向精细化和智能化转型。2024年,农业农村部印发《关于大力发展智慧农业的指导意见》,明确指出要“集成应用‘四情’监测、精准水肥药施用、智能农机装备、无人驾驶航空器和智能决策系统等技术,构建主要作物大面积单产提升的数字化种植技术体系”。同期发布的《全国智慧农业行动计划(2024—2028年)》提出实施“智慧农业重点领域应用拓展行动”,目标到2026年底“探索一批主要作物大面积单产提升智能化解决方案和智慧农(牧、渔)场技术模式,农业生产信息化率达到30%以上”。此外,《中共中央 国务院关于进一步深化农村改革 扎实推

收稿日期:2025-09-29

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD1600304);北京市智慧农业创新团队项目(BAIC10-2026-E18)

作者简介:王 婷,博士研究生,研究方向为深度学习方法的理论研究与应用、生信分析。E-mail:wangting01@caas.cn

*通信作者:崔运鹏,博士,研究员,研究方向为农业大数据挖掘分析、自然语言处理、生信分析。E-mail:cuiyunpeng@caas.cn

copyright©2026 by the authors (登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文)

进乡村全面振兴的意见》(2025年中央一号文件)进一步强调“支持发展智慧农业，拓展人工智能、数据、低空等技术应用场景”，为农业生产向精准化、智能化转型指明了清晰的发展方向与行动路径。

物联网技术的广泛应用推动了农产品品质管控过程中各类传感器和智能设备的接入，这些设备能够实时采集土壤湿度、温度、光照、病虫害等关键数据，用于监测作物生长环境和品质指标，通过数据的远程传输和智能分析，实现作物的生长周期管理、环境和投入品监测、智能灌溉、病虫害防治等[1]。虽然云计算的出现解决了传统物联网设备计算能力有限的问题，但随着设备种类和布设数量的增加产生越来越多的数据，给网络带来非常大的负担，并且由于云平台通常远离设备端，单纯依靠云计算已难以满足低延时、大数据量、本地处理等实际需求。因此，云边端一体化架构应运而生，即传感器等终端设备进行数据采集和初步处理，在边缘设备进行数据汇聚、智能分析和临时存储，最终将关键数据和决策传送到云平台，实现智能化管控和大数据驱动的决策支持。这种模式能够提升农产品品质管控的实时性、可靠性和灵活性，在保障农产品安全、降低管理成本等方面发挥着重要的作用。

本文从农业领域云边端一体化应用现状出发，分析其在农产品智能管控方面的不同应用场景，深入探讨其存在的问题，包括协议异构适配难、数据互操作性差、算力资源分配失衡、云边协同调度低效等多维度技术难题，并基于人工智能、联邦计算、区块链等技术从资源配置、边缘计算、数据安全等多角度提出云边端技术优化策略。同时，本文面向农产品品质智能管控，设计了集成农产品品质数据标准化映射、异构设备协议转换、智能计算任务调度与负载均衡、多层次数据缓存、模型热更新和联邦部署等核心功能模块的云边端一体化技术框架。最后，结合新兴信息技术发展趋势，前瞻性分析了人工智能前沿技术在农产品品质管控方向的发展前景。本文旨在为农产品智能化品质管控体系建设提供可借鉴的理论指导和技术实施方案。

1 云边端技术在农产品品质管控领域的应用

1.1 云边端常用架构分析

根据任务卸载机制的不同，云边端主要可以划分为云-边-端、云-(边)-端、云-边-端-端架构，为多样化的农产品品质管控场景与业务需求的适配提供了不同的架构参考，具体案例如表1所示。

表1 云边端不同架构具体案例

Table 1 Specific cases of different cloud-edge-device architectures

架构类型	主要内容	参考文献
云-边-端	构建基于云-边-端协作的智能物联网架构	[2]
云-边-端	集成云-边-端架构与区块链技术提升服务质量和可信计算能力	[3]
云-边-端	在云-边-端架构中提出基于数据属性的数据共享框架	[4]
云-边-端	为云-边-端计算架构中的隐私数据共享开发并行安全流程制框架	[5]
云-边-端	为云-边-端网络设计提出启发式链路路径规划方法	[6]
云-边-端和云-(边)-端	为云-边-端计算任务调度优化提出基于博弈论的创新算法	[7]

(1) 云-边-端架构。云-边-端架构是一种三层服务体系，其结构如图1所示。在该模式下，终端设备产生的计算任务可通过任务调度机制，将部分任务转交给边缘服务器以利用其计算资源。当自身资源无法满足终端设备的计算需求时，边缘服务器可进一步向云平台发起资源请求，并将部分任务转发至云端进行处理。此类设计将云平台对终端用户进行了隐藏，即终端用户不直接与云端进行交互，而是以边缘服务器为唯一上层交互对象。

(2) 云-(边)-端架构。云-(边)-端架构是一种两层服务体系结构，如图2所示。在该模式下，终端设备能够直接访问云平台资源。当终端设备生成需要处理的任务时，可以自主选择将任务分别卸载至云端或边缘服务器，无需经过边缘服务器作为中介进行中转。此时，云平台对终端设备是可见的，终端既可以将任务分配给边缘服务器，也能够直接调用云端的计算资源。

(3) 云-边-端-端架构。随着人工智能技术的演化升级，智能驾驶、无人机、机器人等对数据延迟、系统响应时间、可靠性要求较高的智能终端设备得到广泛应用。这些设备通常允许本地处理和存储，却由于资源和能力的限制，可能出现丢失、错

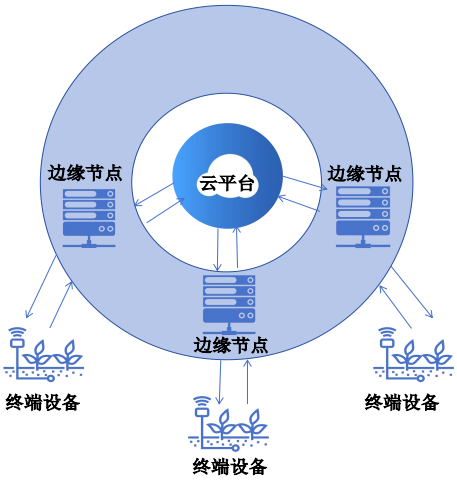


图 1　云-边-端架构

Fig. 1 Cloud-Edge-Device architecture

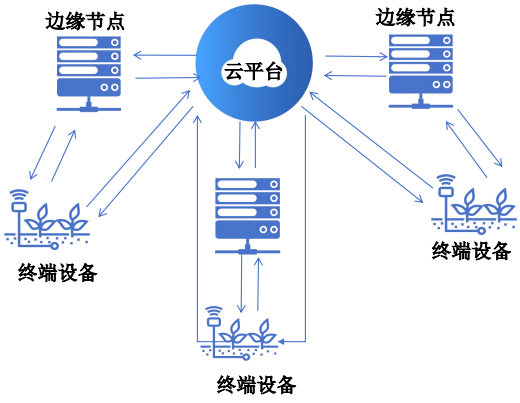


图 2　云-(边)-端架构

Fig. 2 Cloud-(Edge)-Device architecture

误或损坏的问题，降低了数据的完整性和可靠性。为了解决这个问题，已有研究在云-边-端架构的基础上增加了端-端协同机制，通过分布式存储和任务副本，在多个终端之间实现数据采集与处理的冗余与互备。如图 3 所示，云平台位于中心负责全局模型训练与策略下发，边缘节点承担区域内的数据聚合与实时推理，各类终端设备既与边缘节点交互，又通过端-端协同实现本地感知数据与控制指令的共享，从而提升系统在复杂农业场景下的鲁棒性与可扩展性。

1.2 云边端技术在农产品品质管控领域的应用场景分析

农业生产具有显著的地域差异，同一种农产品品质管控需求在不同地形地貌下，会呈现出不同的数据形态、通信条件与算力供给。因此，本文从地理地形角度分析不同农业场景下云-边-端一体化技术的具体应用。

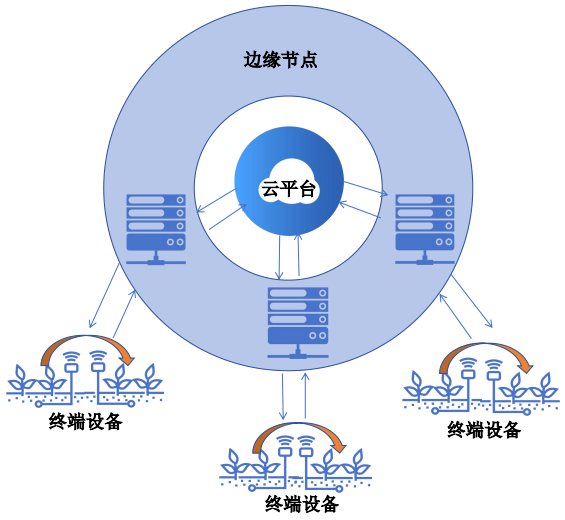


图 3　云-边-端-端架构

Fig. 3 Cloud-edge-device-device architecture

1.2.1　基于不同地理地形的农业应用场景

（1）面向平原大田的规模化作业场景。平原大田场景以连片地块与高强度机械化作业为特征，品质管控的核心在于“精准投入”与“产出预测”。面对气象、墒情等高频环境数据，以及时相遥感、无人机巡检等大体量影像数据，系统的挑战在于如何实现广域覆盖下的统一调度与关键农时（如灌溉、病害爆发期）的快速响应。在云-边-端架构设计上，侧重于“广域汇聚与分层处理”：端设备（传感器、农机终端）专注于数据的连续采集与预处理；边缘端扮演“过滤器”角色，负责清洗高频数据、提取关键地块影像并触发即时告警；云端则发挥算力优势，针对跨地块、跨季节的长周期数据进行分析，通过大样本训练优化产量预测与投入品评估模型。

（2）面向丘陵山地的果茶园作业场景。丘陵山地地形破碎、遮挡严重，网络信号盲区多且供电难，是典型的“弱网弱电”环境。此场景下，病虫害监测往往依赖图像与视频传输，但是却严重受限于本地网络带宽。因此，必须构建“端边协同”的韧性架构：端设备需满足低功耗免维护的能力；边缘端则需具备更强的自治能力，支持断网缓存与本地推理。针对高价值的病害报警，采取“可解释性优先”策略——边缘端先上传告警摘要与最小证据集（如缩略图），待网络恢复后再异步补传完整数据，确保在恶劣环境下关键信息依然可达。

（3）面向设施园艺的实时闭环场景。日光温室与植物工厂属于环境高度可控的封闭系统，作物对

环境波动极度敏感，很容易导致高温胁迫等突发事件，这对控制系统的实时性提出了毫秒级要求。此外，果径、色泽等作物表型分析产生了大量实时视频流。在此场景下，云边分工需满足“边缘保生存、云端促生长”：各类执行器与传感器在端侧实现协议互通；边缘端作为核心控制大脑，全权负责系统闭环控制、本地视频流分析及异常熔断保护，确保即使外部断网，温室仍能独立维持自治运行；云端则从繁琐的实时控制中解脱出来，专注于跨温室的生长模型迭代与能效策略下发。

（4）面向集约化畜牧的隐私计算场景。畜牧养殖的对象是具有复杂行为的活体群体，防疫要求比较严苛。系统不仅要处理步态、体温、进食量等海量非接触式监测数据，还面临高并发视频分析带来的算力瓶颈，以及养殖场对核心生产数据（如存栏、配方）的隐私保护需求。因此，该场景宜采用“边云混合”的隐私计算架构：穿戴设备与巡检机器人在端侧全天候感知；边缘端部署高性能计算单元，就地“消化”海量视频数据，实时识别发情、跛行等异常行为并推送告警，仅上传结构化日志；云端则利用联邦学习技术，在不触碰各场原始数据的前提下，汇聚多方参数优化全局疫病预警与遗传评估模型，实现数据安全与算法进化的平衡。

1.2.2 从具体应用场景到云边端分工的映射

地理地形与业务特征的差异导致单一的云边端架构无法覆盖所有农业场景。本文从网络条件、数据形态和控制时效三个维度，总结出以下分工准则。

首先是网络条件，以网络稳定性决定控制权归属。在丘陵山地或深远海等网络不稳的“弱连接”地带，必须保证边缘自治优先。边缘节点不能只是传声筒，而应具备完整的本地数据库与断点续传能力。面对断网风险，要确保“高价值数据先走”——比如优先上传一张病害报警的缩略图，而不是全量视频流。此时，云端负责归档与模型分发中心，无需介入实时控制回路，以防因网络波动导致业务瘫痪。

其次是数据形态，以数据与算力的匹配度决定“计算重心”落点。对于设施园艺或集约化养殖这类产生海量视频流的场景，带宽是最大瓶颈。因此，应采取“算力下沉”策略，把视频结构化、异常行为检测等消耗大量带宽的任务留在边缘端消化，只往云端传回处理后的日志或异常片段。反之，对于大田种植这种以温湿度等低频小数据为主的场景，边缘端只需做简单的聚合转发，把复杂的分析算力保留在云端，从而大幅降低边缘硬件的铺设成本。

最后是控制时效，以时效性刚需划定“控制红线”。在温室环境调控或农机自动驾驶等场景中，毫秒级的响应延迟直接关乎作物存活或设备安全。因此，需要满足“控制不出园”：凡是涉及通风降温、紧急避障等生命攸关的闭环控制，必须在端侧或边缘端独立完成，绝不能依赖云端指令。云端则专注于慢变量的管理，如基于长周期历史数据优化灌溉模型或能效策略，从而实现快慢控制流的物理分离。

综上所述，农业云边端一体化不应是一个僵化的标准模板，而是一套能随环境动态伸缩的弹性体系。这也正是本文设计自适应中间件的初衷——通过软件层面的协议自适应、资源可编排和模型可热插拔，在底层硬件异构与上层多变的农艺需求之间，搭建一座可配置、可落地的桥梁。

2 农业云边端一体化的关键问题与挑战

在农业领域实际应用中，云边端一体化在资源协同调度机制、数据标准化、协议兼容、普及应用及安全等多个方面存在问题，需要进一步优化。

2.1 资源调度缺陷与边缘AI适配瓶颈

云边端一体化技术在农业场景的纵深发展，当前主要受制于资源协同调度机制的非自适应性与边缘端人工智能（Artificial Intelligence, AI）模型部署的效能瓶颈。

首先，现有的云边协同调度策略普遍存在感知粒度粗糙的问题。由于缺乏对野外节点能耗状态、网络波动及任务优先级的实时感知，系统难以在动态变化的农业环境中实现精准的负载均衡。在大规模并发场景（如大面积果园巡检）中，这种静态调度模式极易引发资源竞争失序，导致高优先级控制指令因队列阻塞而延迟，甚至造成数据流中断与“长尾”掉队现象。这不仅削弱了系统在大规模部署下的鲁棒性，也严重阻碍了云边计算效能的线性扩展[8]。

其次，面向农业的AI技术在边缘端落地时，面临着严峻的“算力-算法-环境”适配矛盾：一是农业边缘网关受限的计算资源无法匹配主流视觉模型庞大的参数量与计算开销，导致推理延迟激增，

难以满足农机避障、精准采摘等场景对毫秒级实时响应的刚性需求[9]。二是农业场景具有高度的非结构化特征，比如复杂光照、遮挡、形态变异等，使得在理想数据集上训练的模型在迁移至田间实地时，常因特征分布偏移而出现明显的性能退化[10]。三是当前架构大多使用“云端离线训练-边缘静态部署”的方法，缺乏边缘端增量学习与持续优化的能力[11]。当新品种引入或病虫害发生变异时，边缘设备无法利用本地样本进行实时微调，这种依赖云端全参重新训练与下发的长周期迭代模式，既增加了网络带宽开销，也限制了AI系统对农业生产动态变化的适应生命力。

2.2 标准化缺失

终端数据采集设备和边缘网关设备品牌众多，采用的通信协议标准不统一，在数据传输格式和消息封装机制方面存在明显的差异化，造成云边端协议栈适配复杂度很高。同时，这些设备的数据接口规范不同，导致不同厂商设备之间的数据兼容性差，存在严重的互操作性障碍。

由于农业领域缺乏行业统一的物联网数据标准、接口规范和元数据描述，来自气象站、土壤传感器、高清航拍影像等传感器、终端设备与数据平台在数据采集与处理环节采用了各自独立的规范和格式，因此数据格式、采样频率、语义定义等各方面差异巨大，阻碍了云边端各层之间的数据交换和融合分析[12]。以温湿度和光照强度为例，不同厂家生产的传感器在测量精度、量程范围、校准基准及报告频率上各不相同：部分设备将湿度表示为相对湿度百分比，而另一些设备则以绝对湿度（g/m^3）输出，光照值亦存在勒克斯（lux）、瓦特每平方米（W/m^2）等多种计量单位。终端设备、边缘设备和云平台未能兼顾多源数据的自动识别与统一转换，导致数据在端-边-云流转过程中需要频繁进行手动映射和二次开发，从而加剧系统的集成难度与运维成本，使得跨设备、跨平台的数据融合与联合分析变得繁复且易出错，严重影响了农产品品质管控算法的精准性和云边端协同效率。

2.3 异构设备协议不兼容

首先，物联网设备与云平台之间缺乏统一的接口协议，多数传感器和网关采用各自厂商定义的私有协议或不完全遵循消息队列遥测传输协议（Message Queuing Telemetry Transport, MQTT）、受限应用协议（Constrained Application Protocol, CoAP）等主流标准，导致数据推送或订阅时协议解析失败[13,14]。其次，终端设备种类繁多且更新换代周期长，不同厂商在传输层安全、消息格式、数据编码和握手机制等方面标准不一，使得同一应用场景下的多设备融合集成需要进行复杂的二次开发或协议网关适配[15]。再次，由于各类协议转换层往往依赖于专有固件或边缘中间件，任何一端的固件升级或平台迭代都可能引发接口断裂，进而造成数据采集中断与互联互通困难。这些异构协议的不兼容性不仅增加了系统部署和维护成本，也制约了云边端协同、智能管控及规模化推广的效率。

2.4 成本与普及障碍

由于部署成本问题，云边端一体化技术在农业领域的推广和普遍应用面临很大困难。首先，中小农场的部署成本高，高性能传感器、边缘计算节点和专用网关设备价格不菲，再加上专业安装、网络接入及后续运维费用，使得初始投入对小规模经营者而言难以承担。其次，系统集成与定制化开发需求增加了项目复杂度和服务成本，尤其是在网络覆盖不佳的农村地区，需要额外的基础设施改造和带宽保障，进一步抬升了总成本。更重要的是，云边端一体化解决方案通常需要较长的投资回报周期——从设备安装到数据优化、模型训练再到生产效益提升，往往需要数个生长季才能显现经济效益，这使得资金回收和收益预期不确定性加剧，从而削弱了中小农场主的投资意愿，成为制约云边端技术大规模推广的重要难题。

2.5 开放架构下的安全与隐私多维挑战

云-边-端架构的引入打破了传统农业控制系统的封闭性，其分布式的拓扑结构与异构的通信环境，使农业数据安全面临着从物理感知层到业务应用层的全链路挑战。

首先，与部署在物理隔离机房的传统服务器不同，水肥一体机、野外监控终端等农业终端设备长期置于无人值守的开放环境中，天然缺乏物理防御屏障[16]。这种物理暴露性使得设备极易遭受暴力破解或接口劫持。攻击者一旦攻陷边缘节点，便可实施虚假数据注入攻击，例如伪造极寒低温警报，诱导上层控制系统做出错误的决策，从而造成不可逆的作物损毁。

其次，在云边端的数据流转路径中，由于底层短距协议与上层传输控制协议/网际协议（Transmission Control Protocol/Internet Protocol, TCP/IP）

协议栈存在标准差异，难以构建端到端的全链路加密隧道。边缘网关作为协议转换的中枢，往往需要在内存中对数据进行“解密-重封装”操作。这一明文窗口期使得网关成为整个信任链条中的薄弱环节，极易遭受中间人攻击，导致关键控制指令被窃听甚至篡改，破坏了系统的完整性保护[17]。

再次，农业领域的云边端系统汇聚了高精度的环境参数、独家水肥配方及作物生长模型，这些数据本质上构成了农业企业的核心生产工艺与知识产权。区别于一般用户隐私，此类生产数据的泄露将导致商业机密穿透：竞争对手可通过分析底层数据反向推导企业的经营成本结构与技术壁垒。若缺乏完善的隐私计算或联邦学习机制，单纯的数据上云将使企业面临巨大的市场博弈风险。

同时，农业物联网设备品牌繁杂、固件版本碎片化严重，导致统一的安全补丁分发与漏洞管理极其困难。单一终端（如弱口令摄像头）的安全短板极易被利用成为僵尸网络的入侵跳板，进而通过横向移动瘫痪整个农场的自动化控制网络，引发级联失效。

3 云边端一体化技术优化策略

第2节系统梳理了农业云边端应用中面临的技术瓶颈、数据标准缺失、异构协议壁垒、覆盖成本高及数据安全隐患等挑战。围绕这些问题，本节基于对前沿学术成果的深度调研，从边缘智能协同调度、异构数据语义适配、存储优化及跨主体可信安全协同四个维度出发，深入讨论人工智能、元数据映射、编码技术及联邦学习在农产品品质管控场景中的适用性与优化思路，并为第4节中间件架构中的对应功能模块设计提供理论支撑。

3.1 边缘智能协同调度策略

针对农业边缘节点算力分布不均、品质管控实时性要求较高、单一云端调度面临高延迟的问题，现有研究普遍主张采用多接入边缘计算（Multi-access Edge Computing, MEC）架构下的分层协同调度机制。

面对动态变化的农业任务负载，尤其是突发情况，比如病虫害暴发，静态调度算法难以适应。KHANI等[18]深入探讨了深度强化学习算法（Deep Reinforcement Learning, DRL）在MEC资源分配中的应用，通过构建基于DRL的双阶段优化框架，克服了传统静态策略缺乏适应性的缺陷，在动态变化的网络负载下实现了计算资源与通信带宽的实时最优匹配，显著降低了任务处理延迟。进一步地，针对云边协同场景中复杂的任务依赖关系，WU等[19]提出了多维度协同调度模型。该研究不仅仅局限于单一的计算卸载，而是联合优化了服务器放置、服务部署及任务路由，利用分支定界与启发式算法相结合的策略，解决了农业虚拟现实（Virtual Reality, VR）/增强现实（Augmented Reality, AR）巡检等高计算密集型任务在受限边缘节点上的负载均衡问题，有效防止了资源过载或闲置。此外，在处理具有强依赖关系的复杂农业任务（如先采集图像再进行病害识别）时，最新的DRL方法也展现出优越性。WANG等[20]提出了一种基于马尔可夫决策过程的任务卸载方案，通过智能体自主学习任务间的拓扑结构与能耗约束，实现了比传统Deep Q-Network方法更低的时延与能耗开销，验证了在复杂物联网工作流中引入智能卸载机制的必要性。

为解决边缘节点间的资源竞争问题，LUO等[21]综述了非合作博弈模型在多用户边缘计算中的应用，证明了纳什均衡策略在分布式调度中的有效性。ABDI等[22]提出了一种基于Q-learning的任务卸载算法，在考虑任务排队时间的同时最大化任务完成率，特别适用于高并发的农情监测场景。

3.2 语义标准化与协议适配策略

针对多源异构数据难以深度融合的问题，KALYANI等[23]在云-雾-边协同架构中引入了基于本体的数字孪生技术。该研究构建了一套标准化的农业数字模型，能够自动将来自不同厂商传感器的原始数据流映射为统一的语义实体，有效屏蔽了底层数据格式的差异，验证了其在跨平台数据集成中的互操作性优势。LI等[24]的综述进一步强调，缺乏统一的农业领域本体是限制AI模型泛化能力的核心瓶颈，并建议通过建立开放的农业知识图谱标准，实现跨区域、跨设备的协同感知与模型迁移。

在解决异构设备接入难题方面，MAHBUB和SHUBAIR[25]建议采用软件定义网络思想重构边缘网关，通过动态加载协议插件实现对MQTT、CoAP及私有Modbus协议的兼容。YU等[8]指出，传统的硬编码网关已无法适应农业设备快速迭代的需求。未来的主流趋势是基于容器技术的软件定义网关。通过将不同协议栈封装为独立的微服务插件，边缘网关可实现协议解析模块的动态加载与热更新，真正实现农业终端设备的“即插即用”与系统的弹性扩展。

3.3 边缘存储与传输优化策略

针对丘陵山地弱网环境下的数据传输瓶颈及传统多副本策略带来的高昂存储成本，现有研究提出利用编码计算与边缘智能压缩技术来构建低冗余、高可靠的边缘存储传输体系。

KREKOVIC等[26]设计了一种基于边缘预测滤波器的双模型数据缩减机制，在边缘设备上运行轻量级长短期记忆网络模型实时预测传感器读数，仅当实际采集值与预测值的偏差超过预设阈值时，才触发数据上传。仿真实验表明，在保证数据重建精度的前提下，该方法可减少高达90%的冗余传输，显著延长了电池寿命，特别适用于带宽受限的偏远农场环境。

此外，面对日益增长的图像与视频分析需求，JIANG等[27]提出了“Farm-LightSeek”边缘中心化分析框架。该框架将轻量级多模态大模型部署于边缘节点，能够在本地完成跨模态数据（如无人机影像与气象数据）的融合推理与病害检测，仅向云端回传结构化的决策建议而非原始高带宽数据，从而有效规避了弱网环境下的传输拥塞。

针对复杂地形下的网络覆盖难题，YU等[8]在综述中指出，采用“设备-边缘中继-云”的链式协同架构是解决山区弱网传输的关键。通过利用中继边缘节点进行数据的多级聚合与压缩转发，该架构在保证长距离通信稳定性的同时，大幅降低了回传链路的带宽压力。

3.4 可信协同策略

针对农业跨主体协作中面临的“数据孤岛”效应及传统加密机制在确权激励上的局限性，学术界普遍主张融合联邦学习与区块链技术，构建“数据不出域、价值可流转”的可信协同计算范式。

现有研究表明，针对农业数据非独立同分布及物联网终端算力参差不齐的特征，自适应异步联邦学习架构已成为解决模型收敛迟滞的主流方案。MUGHAL等[28]提出的“贡献度加权聚合”机制，通过动态评估边缘节点的本地数据质量与计算能力来分配聚合权重，验证了其在提升模型泛化能力方面的有效性；同时，异步梯度更新策略被广泛证实能有效规避低配节点对整体训练进度的拖累，即聚合服务器一旦接收到设定比例的局部梯度便更新全局模型，从而在保障精度的前提下显著提升跨农场病害识别模型的迭代效率。GARRO等[29]通过系统文献综述，详细论证了联邦学习在跨农场病害识别中的应用潜力。研究表明，通过在各农场边缘节点本地训练病害检测模型，仅向云端上传模型梯度参数而非原始图像数据，能够有效实现“数据不出域”的隐私保护目标。

进一步地，针对联邦学习中的激励缺失问题，REN等[30]提出了FLCoin架构，将区块链共识机制与联邦学习过程深度耦合，实现了边缘节点间的去中心化模型聚合与自动化激励分配。实验表明，相比传统的实用拜占庭容错协议（Practical Byzantine Fault Tolerance, PBFT）共识，FLCoin架构在通信开销上降低了90%，训练时间减少了35%，且共识延迟时间始终保持在3 s以下，完全满足农业实时调度的时效性需求。

在精准农业的安全防护方面，SHARMA等[31]构建了基于以太坊区块链与星际文件系统（Inter-Planetary File System, IPFS）分布式存储的联邦学习框架，专门用于农业物联网（Internet of Things, IoT）设备的网络攻击检测。该框架利用智能合约自动化管理模型更新的上链与验证流程，确保了模型训练全流程的可审计性与防篡改性，为农业数据的安全共享提供了可信技术保障。

4　农产品品质管控云边端一体化适配中间件框架

面向农产品品质管控中多源异构设备接入难、资源调度不灵活及数据安全隐患等问题，本文基于现有文献与工程实践的架构性设计与功能抽象，提出了适用于大田种植、设施园艺及畜牧养殖等多场景的云边端一体化适配中间件架构的设计思路。该中间件作为连接底层物理设备与上层管控应用的枢纽，集成了农产品品质数据标准化映射、异构设备协议转换引擎、基于农产品特性的智能计算调度、多层次缓存策略，以及模型热更新等功能模块，通过软件定义的方式屏蔽了底层硬件的复杂性与异构性，为实现农产品全生命周期的精准感知、自动控制与智能决策提供了标准化的技术底座与工程化实现路径。

4.1 农产品品质管控系统

基于云边端一体化架构的农产品品质管控系统总体框架包括4个层次：应用场景层、终端设备层、云边端一体化中间件层，以及数据云平台和边缘服务器层，其对应关系如图4所示。首先，在应用场景层，系统面向设施园艺、大田种植和畜禽养

殖三大典型场景，分别以番茄、油菜、绿茶、柑橘等作物，以及鸡、羊等养殖动物为代表，用于反映不同空间尺度、网络条件和品质管控实时性要求下的多样化农业应用需求。其次，在终端设备层，系统部署环境传感器、微控制器和智能设备等数据采集终端，用于实时感知温度、湿度、光照、气体浓度等环境因子，以及水、肥、农药等投入品信息，并驱动风机、灌溉、补光和投喂等执行过程。再次，在云边端一体化中间件层，中间件按照“数据适配接入-数据标准化映射-设备自动发现与注册-智能模型分发-多层次数据缓存”的处理流程组织各功能模块。数据适配接入模块负责接入不同协议和数据格式的终端数据；数据标准化映射模块基于农产品品质数据字典，将多源数据统一转换为标准化质量特征；设备自动发现与注册模块通过异构协议解析与转换，将新接入设备映射到统一的设备信息模型；智能模型分发模块将模型知识库中的品质管控模型按场景和算力条件分配到边缘节点或终端设备；多层次数据缓存模块在端、边、云之间分级存储原始数据、特征数据和预测结果，以支撑在线推理和历史追溯。综合考虑农产品生长环境与投入品管控的时延要求、品质管控模型的算力需求，以及云边端之间传输参数的规模，系统采用“云-(边)-端”架构模式，可根据具体任务选择在边缘节点或云端完成存储与计算，以实现资源与任务的弹性匹配。最后，在数据云平台和边缘服务器层，边缘服务器依托就近部署和较低时延，对来自终端的局部原始数据进行预处理、特征提取与实时推理，仅将关键特征或复杂任务上传至云端；云端数据平台则承担大规模数据管理、农产品品质大数据建模与智能管控模型的训练、评估和版本迭代下发，为边缘和终端提供统一的服务管理与决策支持能力。

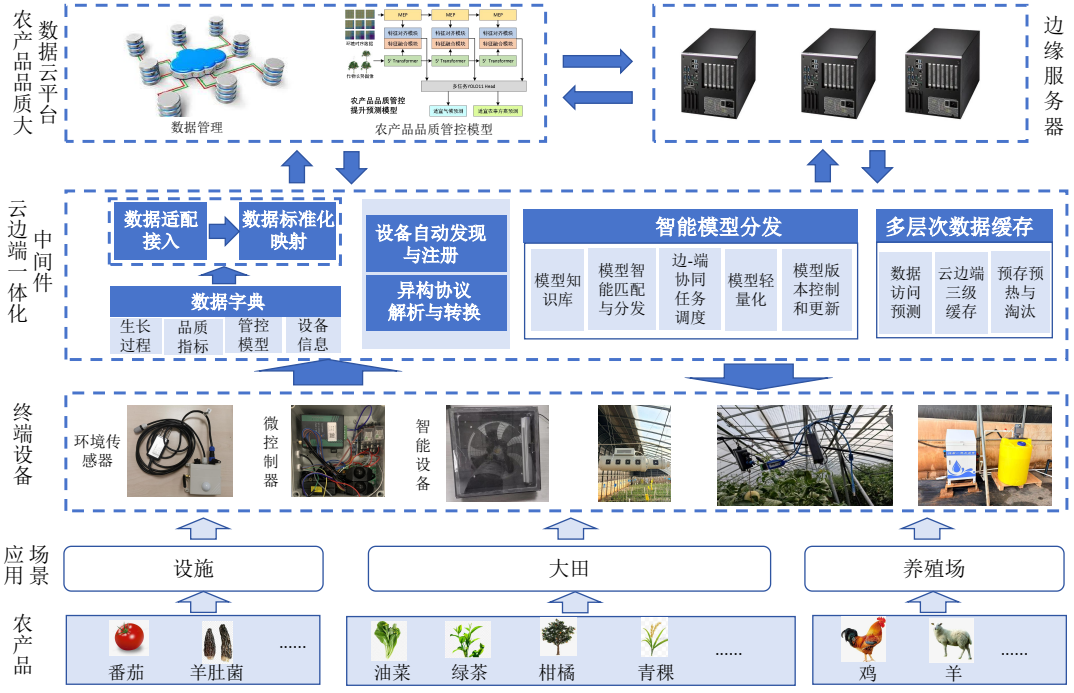


图4 农产品品质管控系统总体框架

Fig. 4 Overall framework of agricultural product quality control system

中间件进一步针对3类典型场景支持差异化的边缘计算范式与交互逻辑：在设施园艺场景中，采用“边缘自治与实时闭环范式”，由边缘网关作为本地控制中枢，内置轻量级推理引擎，根据温湿度、光照等数据直接驱动风机、湿帘和补光灯，实现毫秒级闭环控制，仅在网络空闲时向云端异步同步环境摘要数据，以保证外网中断时温室仍能维持稳定运行；在大田种植场景中，采用“云-边协同与稀疏传输范式”，边缘端负责对无人机巡检影像进行清洗和初筛，只上传识别出倒伏、干旱或病虫害的关键帧，由云端利用强算力完成长周期产量预测模型训练，并将更新后的推理模型定期下发至边缘端，实现“边端过滤、云端精算”的协同；在畜禽养殖场景中，采用“混合代理与隐私隔离范式”，

边缘端一方面作为高性能数据通道实时转发体温、运动量等高频异常告警信息，另一方面作为隐私防火墙，对涉及养殖规模、饲料配方等敏感经营数据进行本地脱敏或联邦加密后再上传，确保通过公网传输数据时企业核心商业机密得到有效保护。

4.2 云边端一体化适配中间件

针对农业物联网环境网络覆盖不稳定、终端设备异构性强，以及农产品品质指标随生长周期动态变化等特征，本文所述的中间件采用“设备-作物-模型”三位一体的协同管理方法，具备数据标准化映射、异构协议转换引擎、智能计算任务调度与负载均衡、模型热更新与联邦部署，以及多层次缓存功能。

4.2.1 农产品品质数据标准化映射

多源异构农业大数据治理架构中，通常通过元数据管理、统一数据字典和语义模型来支撑跨平台数据融合与治理。在许政等[12]提出的“基于云-边-端的多源异构大数据治理架构”思路基础上，本文进一步将上述方法细化至农产品品质数据字典以及设备/模型参数字典层面，实现对品质指标与关联设备、模型参数的统一描述与标准化映射。

（1）数据字典。针对大田种植、设施种植、畜牧养殖等不同生长场景下终端设备采集的农产品品质相关数据，分别构建可动态更新的农产品生产数据字典、品质指标字典、管控模型字典和设备信息字典，并对数据进行定义和格式规范，如图5所示。

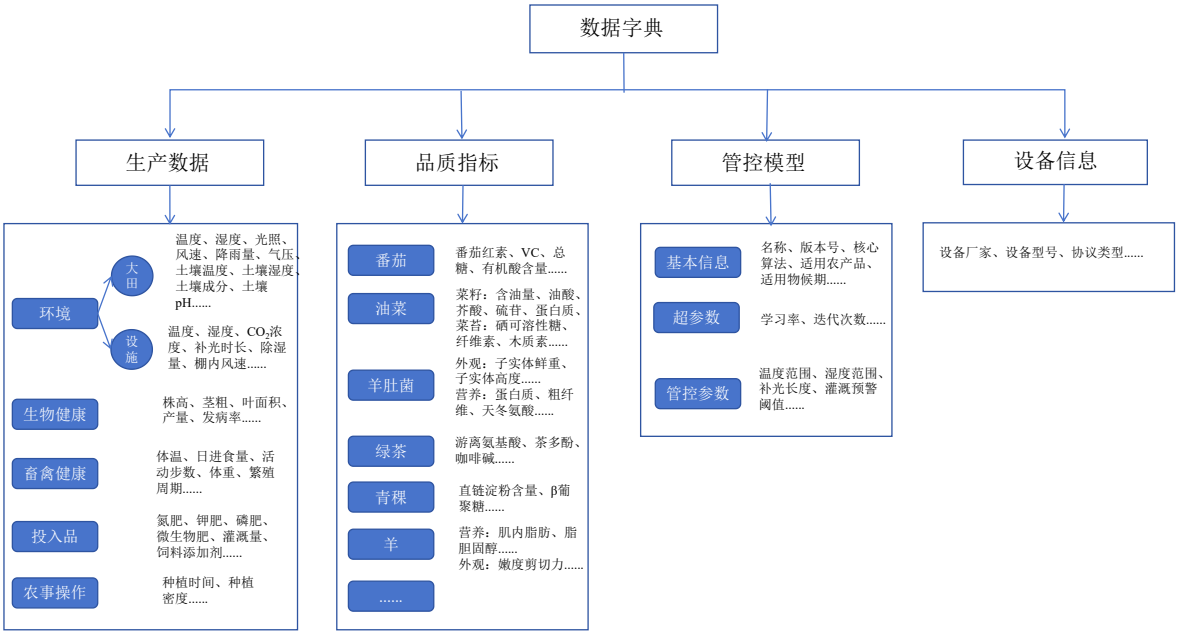


图5　农产品品质管控数据字典结构

Fig. 5　Agricultural product quality control data dictionary structure

农产品生产数据字典包括环境、生物/畜禽健康、投入品、农事操作等不同主题数据。其中，环境数据包括温度、湿度、光照、土壤成分等；生物健康数据包括植物生长状况、病虫害监测数据等；畜禽健康数据包括体温、体重等；投入品数据包括化肥、饲料等；农事操作数据包括种植时间、种植密度等。品质指标字典包括农产品的营养品质、外观品质、风味品质等指标，例如番茄的番茄红素、油菜的油酸、青稞的直链淀粉含量等。管控模型字典包括模型基本信息、超参数、管控参数等。设备信息字典包括设备厂家、设备型号、协议类型等。具体示例如表2和表3所示。

表2　农产品品质管控模型基本信息字典示例

Table 2　Example of basic information dictionary for agricultural product quality control models

参数项	示例值	说明
model_name	Tomato_Sweetness_Enhance_v3	模型的描述性名称
model_version	3.1.2	模型的具体版本号
algorithm_type	深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）	模型所使用的核心算法类型，如模糊逻辑、神经网络等
effective_stage	开花期	模型最适用的物候期

表3 农产品品质管控设备参数字典示例

Table 3 Example of device parameter dictionary for agricultural product quality control

参数项	示例值	说明
target_temperature_day	{'min': 25, 'max': 28}	白天目标温度范围/摄氏度
target_temperature_night	{'min': 17, 'max': 19}	夜间目标温度范围/摄氏度
target_humidity	{'min': 60, 'max': 70}	目标空气相对湿度范围/%
light_supplement_plan	{'start': '06:00', 'duration_hours': 4}	补光计划，定义补光灯的启动时间和持续时长
CO2_concentration_ppm	1 000	目标二氧化碳浓度(mg/m^3)，用于控制CO_2发生器
irrigation_trigger_soil_moisture	45	触发灌溉的土壤湿度阈值/%

(2) 数据适配接口。根据数据结构不同，农产品品质管控数据可以分为结构化类、半结构化类和非结构化类，具体如图6所示。

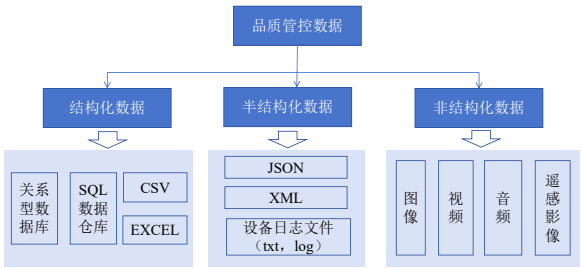


图6 农产品品质数据接入方式

Fig. 6 Agricultural product quality data access methods

结构化数据通常通过关系型数据库，常用的包括MySQL、PostgreSQL、SQL Server等；非关系型数据库，常用的包括MongoDB、InfluxDB等，文件CSV、EXCEL等，非结构化数据一般包括图像、视频等；半结构化数据通常通过JSON、XML等格式的数据文件传输。针对数据不同接入方式，设置不同数据接口，并根据数据字典进行数据语义统一。

(3) 数据标准化映射。针对不同设备数据格式不一致的问题，根据数据字典，对温度、湿度、光照等多类数据进行自动识别和格式转换，实现来自不同设备的品质数据的语义统一，提高对不同厂商的同类传感数据的标准化准确率，有效解决数据异构问题。

(4) 数据清洗与补全。针对农业传感器易受泥土覆盖、水汽腐蚀导致数据漂移的问题，利用邻近节点的历史数据，对异常数据进行实时清洗和缺失值填补。

4.2.2 面向复杂农业场景的多维资源协同管理

针对农业品质管控中“设备多源异构、作物轮作频繁、算法模型迭代快”的应用现状，中间件可以采用“农产品品质管控设备-农产品-农产品品质管控模型”三位一体的协同管理方法[27]。通过协议虚拟化、配置模板化和部署容器化技术，实现对底层硬件资源与上层农艺逻辑的灵活编排。

(1) 基于虚拟化映射的异构屏蔽实现多设备管理。面对大华、海康、精讯畅通等不同厂商设备共存的现状，在协议适配层之上引入设备虚拟化层。首先将所有物理设备的能力抽象为标准化的功能接口。例如，将不同品牌的云台摄影机统一映射为视觉传感器虚拟对象，具备图像采集、云台旋转等方法；将各类土壤传感器映射为土壤探针对象。然后，当上层应用下发采集全景信息的指令时，中间件根据设备字典中的驱动映射表，自动将其翻译为特定设备的私有二进制指令，从而实现“一次开发，多端兼容”。

(2) 基于作物配置文件的动态场景切换实现多作物管理。针对设施农业中常见的轮作场景，利用作物配置文件构建不同场景的定义载体，采用JSON格式，封装农产品在全生命周期不同生长阶段的环境阈值、关键农事指标、对应的传感器采样策略，以及模型依赖。当完成换茬轮作时，管理员仅需在管控设备加载新的作物配置文件，中间件即自动重置报警阈值、更新采样频率，并触发关联模型的自动拉取，无需修改任何底层代码即可实现“一键换茬”式的场景动态重构，能够极大降低系统对多作物场景的适配成本。

(3) 基于容器化的模型仓库与动态部署实现多模型管理。为解决病虫害识别等AI模型在不同作物间难以复用的问题，构建云边协同的模型仓库与动态容器化部署机制。云端维护一个分层级的算法库，包含通用基础模型（如目标识别模型）和专用微调模型（如番茄叶霉病识别模型），且每个模型镜像均包含完整的依赖环境。基于动态容器调度方法，当系统加载“番茄配置文件”时，编排引擎自动从仓库中拉取对应的番茄病虫害检测容器并启动；当切换为绿茶时，自动销毁旧容器并启动绿茶生长监测容器。同时，利用Docker容器的隔离特性，支持多模型在同一边缘网关上并行运行且互不干扰。

4.2.3　支持弱网的异构设备协议转换引擎

农业传感器常用的通信协议根据传输方式和应用场景的不同，可以分为有线、无线、应用层协议三大类，具体如表4所示。通过构建异构设备协议转换引擎自动识别并适配多种农业传感设备通信协议，实现农产品品质生产数据采集的“即插即用”。

表4　农业领域常用协议类型

Table 4　Common protocol types in the agricultural domain

类型	名称	特点	适用场景
有线通信协议	RS-485	支持长距离传输、抗干扰能力强，可实现一对多通信	常用于农业自动化设备，如：温室环境监测、土壤传感器与PLC或数据采集器连接
	Modbus	基于串行通信的开放式协议，结构简单、可靠性高，但传输速率较慢（通常9 600 bps）	常用于老旧设备或低速数据采集，如农机定位终端与云平台的数据传输，或通过网关转换协议（如DeviceNET转Modbus TCP）实现设备互联
	CAN	面向消息传输，抗干扰能力强	适合分布式系统。例如，农业机械的实时控制和大规模生产场景
无线通信协议	Zigbee	基于IEEE 802.15.4标准，低功耗、自组网，支持星型/网状拓扑	适合大规模传感器网络，常用于智能大棚环境监测（如温湿度、光照、CO_2等参数采集）或牲畜健康追踪
	蓝牙	低功耗、短距离	适用于移动设备与传感器的快速连接。例如，便携式农业检测设备或手机端数据查看
	LoRa	超远传输距离（农村达10 km）、低功耗，穿透力强	适合大范围农田监测。例如，土壤湿度监测、水肥一体化系统远程控制等
	NB-IoT	基于蜂窝网络，覆盖广、支持海量设备接入，但依赖运营商网络	智能水表、气象站等需长期稳定传输的场景
	Wi-Fi	高速率、高带宽，但功耗较高	农业监控摄像头或需要实时视频传输的场景
物联网应用层协议	MQTT	轻量级发布/订阅模式，支持低带宽环境，适合云端数据交互	Arduino传感器通过MQTT上传温湿度数据至云平台，或智能灌溉系统的远程控制
	HTTP/HTTPS	互联网通用协议，兼容性强，但实时性较差	农业数据平台的数据展示与历史查询
	CoAP	专为资源受限设备设计，基于用户数据报协议（User Datagram Protocol，UDP），支持低功耗传输	农业传感器与边缘计算设备的轻量级数据交互

（1）设备自动发现与注册。针对农业物联网设备种类繁多、标准不一的特点，构建农产品智能管控设备能力自描述模型，使设备能够在接入系统时自动上报其数据格式、通信协议和功能特性等信息。中间件基于设备字典，通过识别这些信息，自动完成设备注册和配置，实现设备接入的“零配置”。基于设备协议与参数信息，更新设备字典，并采用轻量级的设备描述语言。模型支持包括土壤墒情传感器、气象监测设备、图像采集装置等在内的多种农业物联网设备，从而减少设备接入配置时间，大幅降低系统部署难度。

（2）协议解析与转换。设计可扩展的协议转换引擎，支持农业物联网常用的多种通信协议，基于插件架构，可根据实际需求动态加载协议解析模块。首先内置基本协议解析库，集成主流工业协议的驱动和解析模块，支持设备即插即用。其次，针对老旧设备或私有协议，支持自定义脚本或配置工具进行协议适配，降低升级改造成本。同时，在协议转换过程中引入数据缓冲机制，确保在网络不稳定的农业环境中数据传输的可靠性。

（3）面向农村弱网环境的“存储-转发”机制。针对农村4G/5G信号覆盖盲区多的问题，在边缘侧设置断网容灾缓冲区。首先，当检测到网络上行链路中断时，自动将采集的数据写入本地数据库，待网络恢复后，根据数据优先级进行分级回传，避免瞬间突发的流量导致网络拥塞。同时，采用差分压缩算法处理温度这种连续平稳数据，减少无效数据传输，适应低带宽通信网络。

4.2.4　基于农产品特性的智能计算任务调度与负载均衡

由于农产品品质管控模型的计算任务具有明显的季节性波动和实时性，传统静态负载分配策略缺乏对时空异质性的适应能力，难以同时满足多场景的需求。本文综合考虑任务特性、资源状态和网络条件，设计面向农产品品质管控的动态负载均衡策略，以实现云边端三层架构的自适应任务调度。

(1) 农业任务分类与优先级定义。基于农产品管控需求，将模型计算任务划分为四个优先级类别。

1) 第一优先级别：实时响应任务，包括环境异常告警、设备故障检测等，要求响应时间<100 ms，优先在端设备或边缘节点处理。

2) 第二优先级别：准实时任务，包括病虫害识别、生长状态监测等，要求响应时间<5 s，主要在边缘层处理。

3) 第三优先级别：批处理任务，包括产量预测、品质评估等，要求响应时间<30 min，可在边缘或云端处理。

4) 第四优先级别：离线分析任务，包括历史数据分析、模型训练等，没有严格的时间限制，主要在云端处理。

(2) 基于农业物候期的预测性资源调度。为了解决通用物联网中间件在农业全周期监测中面临的算力冗余与关键期数据缺失的问题，根据农产品的生长周期和管理需求，针对每一阶段的农艺特征，差异化配置边缘节点的采样频率、传输优先级与AI模型的加载策略，预测性地调整资源分配策略[21]。比如，在播种期重点保障土壤监测和播种设备控制任务的计算资源；在开花坐果期或病虫害高发期，自动提高图像采集频率和病虫害识别模型的优先级，调用更多边缘算力进行病虫害检测；在收获期集中资源处理产量评估和品质检测任务；在作物苗期或休眠期，自动降低采样频率，仅保留基础环境监控进程，释放边缘计算资源。表5以番茄为例给出了不同物候期下系统资源调度配置的具体实例，从生长周期、关注重点、采样频率到边缘模型和算力分配等维度，直观展示了上述预测性资源调度策略在实际生产中的配置方式。

表5 不同物候期下的系统资源调度配置表(以番茄为例)

Table 5 Resource scheduling configuration across phenological stages (a case of tomato)

生长周期	关注重点	模式	传感策略	采样频率	边缘模型	算力分配
苗期	根系生长，环境温湿度	低功耗值守	仅保留温湿度、土壤水分等标量数据的采集	低频(60 min/次)	无	边缘网关挂起高能耗的图形处理器(Graphics Processing Unit，GPU)，仅维持基础连接
开花坐果期	授粉率、病虫害监测	高算力边缘推理	启动高清摄像头与多光谱传感器	高频(10 min/次)	花朵识别模型、叶部病虫害检测模型	对采集图像进行实时推理，赋予该类警报数据最高传输优先级
成熟采收期	转色度、产量预估	品质感知优先	采集果实色泽RGB值与糖度积累关联数据	中频(30 min/次)	果实成熟度分级模型	边缘计算实时统计红果比例，辅助预测最佳采收时间

(3) 能量感知的任务调整。针对大量依赖太阳能供电的野外边缘端节点，实时检测电池剩余电量和当前光照强度，当光照充足且电量高时，尽可能在本地边缘端执行复杂的视频分析任务，减少向云端传输大文件带来的通信能耗。当连续阴雨或夜间电量低时，自动切换至轻量级模型，仅上传提取后的关键特征数据，比如病虫害的文本告警替代原图，并拒绝非紧急的远程更新请求，防止节点因耗尽电量而离线。

(4) 边缘节点资源不足时的动态迁移。当边缘节点出现资源不足的问题时，使用三级迁移方法[32,33]：第一级为边缘内迁移。实时监测边缘集群内各节点的中央处理器(Central Processing Unit, CPU)使用率、内存占用率和网络带宽，当某节点资源使用率超过80%阈值时，将低优先级任务迁移至负载较轻的邻近边缘节点。第二级为边缘到云迁移。保留关键的实时任务在边缘处理，确保农业生产的连续性；当边缘集群整体负载超过90%时，将优先级为3和4的任务上移至云端处理。第三级为紧急降级策略。在极端情况下，暂停非关键的数据分析任务，将所有计算资源优先分配给安全相关的环境监控任务。启动备用的简化算法，降低计算复杂度但保证基本功能。

4.2.5 资源受限下的模型热更新与联邦部署

为解决农业边缘网关资源有限、网络带宽不稳，以及数据隐私敏感等问题，本文所述的中间件使用模型热更新机制与“数据不出域、模型多地”的联邦部署架构，通过流量整形与容器化技术确保模型迭代不阻塞生产业务，同时利用联邦架构平衡数据安全与边缘算力的时效性。

(1) 模型平滑更新与容器化热切换。首先，实施基于优先级的流量整形机制。中间件内置智能流量调度器，将网络传输任务划分为实时控制流(优先级1)与批量数据流(优先级2)。在下发新模型

权重文件时，利用令牌桶算法动态限制后台下载进程的带宽占用率。一旦监测到紧急控制指令（如开启灌溉阀门或温室卷帘）下发，系统将瞬间挂起模型下载任务，优先保障控制指令的毫秒级送达，待总线空闲后再恢复传输，从而确保模型更新过程对核心生产业务零干扰。

其次，采用容器化“影子模式”实现无缝演进。为解决全量更新耗时长的问题，采用差分更新技术，仅传输新旧模型版本的二进制差异数据包。在部署阶段，利用Docker容器技术启动“影子模式”：即在新模型容器启动并进行初始化自检期间，旧模型容器继续维持推理服务不受影响。待新模型状态就绪后，通过原子化修改内部路由表实现毫秒级流量切换，最后根据存储策略按需回收旧容器资源。这种机制保证了在模型版本迭代过程中，边缘侧的监控与推理服务全程在线，无任何停机窗口。

（2）联邦部署与边缘协同。首先，构建基于联邦学习的隐私计算范式[30,31]。云端作为“元模型”管理中心，仅负责下发基础算法结构与聚合全局参数；部署在不同地理位置的各边缘端节点则利用本地采集的作物图像与环境数据进行模型微调训练。训练过程中，边缘侧仅向云端上传加密后的模型梯度参数，原始图像与敏感生产数据始终留存在本地闭环网络中。这种机制从根本上阻断了数据上云过程中的泄露风险，在保障企业数据资产主权的同时，实现了多园区知识的共享与模型性能的协同进化。

其次，采用边缘端视频流就近计算策略。为解决海量高清监控视频回传云端带来的带宽拥堵与高时延问题，架构将计算负载前置至边缘端。边缘网关集成轻量化AI推理引擎，如病害识别、成熟度检测，对多路摄像头的视频流进行本地解码与实时分析。仅当检测到火灾预警这种异常事件或特定采样需求时，才将关键帧图片与结构化结果上传至云平台。这种“边缘过滤、云端汇聚”的处理模式，能够有效缓解云中心的计算压力，将视频分析时延从秒级降低至毫秒级，满足大规模农业场景下的实时监控需求。

4.2.6　基于云边端架构的多层次缓存策略

结合农产品生长周期和具体业务访问模式，本地端设备、区域边缘端节点和云平台对不同类型数据进行差异化放置与复制。

中间件通过监测数据访问频率和时序规律，将高频、低容量的环境监测数据优先缓存在边缘节点或本地设备，以支撑品质管控的实时感知需求；对大体量、分析驱动的图像和视频数据，则采用“边缘短期缓存+云端长期存储”的方法，仅在分析任务触发或异常事件发生时进行边缘端预取和局部缓存。中间件可通过轻量级的多目标优化或启发式算法，动态调整不同区域边缘节点上的数据副本数量与位置，在保证关键品质数据可靠性的前提下，平衡网络时延、带宽开销与存储成本。

在作物不同阶段，系统预测即将频繁访问的数据与模型，如特定阶段的表型特征、关键阈值配置、阶段性识别模型，并提前加载至边缘端缓存以降低任务触发时的冷启动开销。与此同时，结合时效、访问频度与空间相关性，对已过生长周期或访问热度显著下降的数据执行智能淘汰，以提升缓存命中率并控制边缘端存储占用。

4.2.7　面向AR辅助巡检与自主作业的前沿场景支撑

针对未来智慧农业中高算力、低时延应用日益增长的需求，本文设计的中间件架构具备对辅助巡检与自动驾驶农机作业等前沿场景的底层支撑能力。在AR辅助品质巡检与分级指导环节，针对AR眼镜对实时交互的极高要求，中间件利用多维资源协同管理策略能够识别AR视频流的高优先级特征，自动建立边缘节点到AR终端的对等网络（Peer-to-Peer, P2P）直连通道，绕过云端转发路径，实现病害名称、置信度及防治建议等三维标签在真实叶片上的零卡顿叠加显示；同时，利用模型仓库的动态加载机制，系统可根据巡检员注视点的变化，比如从番茄植株切换至黄瓜植株，在边缘端毫秒级切换对应的病害识别算法容器，保障专家辅助系统的流畅体验。在自动驾驶农机精准作业与无损采收环节，中间件通过异构协议转换引擎能够实时解析ISOBUS总线与激光雷达点云数据，并在边缘端完成多源异构数据的即时融合，为自动驾驶喷药机和采摘机械臂提供高精度的环境感知与路径规划服务；特别是在遭遇野外网络波动时，中间件边缘端的断网自治模式将自动接管控制权，基于本地存储的高精地图与历史路径数据，指挥农机执行安全停车或降级作业，从源头杜绝因通信中断导致的作物碾压或误采未熟果实事故，确保农产品品质的一致性与作业安全。

5　总结与展望

随着数字农业和智能化技术的快速发展，农产

品品质管控逐渐从“经验驱动”向“数据驱动”变革。基于云边端一体化架构，农业品质管控设备能够与云平台实时交互，及时根据地域、品种和物候期获取最新的品质管控模型和参数，实现环境变量和投入品的动态调整与适配，有助于实现农产品品质的全程精准管控。针对现有农业物联网在协议碎片化、终端算力受限、网络环境不稳定及数据隐私安全等方面的痛点，本文基于前沿文献调研，总结了边缘智能调度、语义互操作、编码存储、可信联邦学习等系统优化策略。在此基础上，设计了面向农产品品质管控的云边端一体化中间件架构，通过多维资源协同管理、异构协议转换、智能计算任务调度、模型热更新，以及多层次缓存，能够有效屏蔽底层硬件的复杂性与异构性，为实现农产品全生命周期的精准感知、自动控制与智能决策提供具有参考价值的工程技术指导。

展望未来，随着大模型、深度强化学习，以及新型边缘计算硬件的飞速发展，云边端一体化中间件将在以下方面迎来新的机遇与挑战，需进一步优化与演进。

（1）大模型驱动语义互操作与决策辅助。现有中间件主要依赖预定义模板进行数据解析，在面对海量新型传感器的接入需求时，仍存在人工适配成本较高的问题。为此，下一步计划将集成多模态大语言模型以增强系统能力：在数据接入层，利用大模型的语义理解与代码生成能力，通过自动解析传感器技术手册或报文特征，智能生成异构协议适配代码，实现设备的“零代码”接入；在决策应用层，构建基于大模型的“农业智能助手”，农户只需通过自然语言（如“明早有雨，是否需要调整灌溉？”）进行交互，系统即可协同调用边缘端历史数据与云端知识库，实时生成具备可解释性的精准管控策略。

（2）边缘端在线学习与终身学习能力提升。目前的AI模式大多采用云端训练、边缘推理的模式，难以应对田间环境的动态变化，如光照突变、病害变异等。未来的边缘端设备将具备利用本地新样本对轻量化模型进行增量更新的能力，使AI模型像生物免疫系统一样具备“终身学习”能力，能够随着作物生长和环境变化实时自我进化，解决模型泛化能力退化的问题。

（3）基于深度强化学习的端到端资源智能编排。当前的资源调度多基于规则引擎，难以应对大规模并发下的复杂情况。未来的中间件可以将边缘计算节点建模为智能体，以能耗、延迟、带宽占用及任务价值作为奖励函数，通过深度强化学习算法自主学习在多变网络环境与有限电量下的最优任务卸载策略。例如，在无人机集群巡检中，智能体可根据实时风阻、剩余电量与图像重要性，动态决定是将视频流本地处理、压缩回传还是暂存等待，实现系统效能的全局最优。

云边端一体化技术不仅是连接物理农业与数字世界的桥梁，更是赋予特色农产品“高品质、可信任”属性的核心引擎。通过持续融合前沿AI技术，未来的中间件将从一个单纯的数据传输管道，演进为具备感知、学习与进化能力的农业分布式神经系统，推动智慧农业从感知智能向认知智能与自主决策的全面跃升。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 郭威, 吴华瑞, 郭旺, 等. 特色农产品设施环境下品质智能管控技术研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(6): 44-62.
GUO W, WU H R, GUO W, et al. Research status and prospect of quality intelligent control technology in facilities environment of characteristic agricultural products[J]. Smart Agriculture, 2024, 6 (6): 44-62.

[2] 吴大鹏, 张普宁, 王汝言. "端—边—云"协同的智慧物联网[J]. 物联网学报, 2018, 2(3): 21-28.
WU D P, ZHANG P N, WANG R Y. Smart Internet of Things aided by "terminal-edge-cloud" cooperation[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(3): 21-28.

[3] 佟兴, 张召, 金澈清, 等. 面向端边云协同架构的区块链技术综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(12): 2345-2366.
TONG X, ZHANG Z, JIN C Q, et al. Blockchain for end-edge-cloud architecture: A survey[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(12): 2345-2366.

[4] CUI J, LI B, ZHONG H, et al. A practical and efficient bidirectional access control scheme for cloud-edge data sharing[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2022, 33(2): 476-488.

[5] HUANG Q L, CHEN L X, WANG C. A parallel secure flow control framework for private data sharing in mobile edge cloud[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2022, 33 (12): 4638-4653.

[6] CESELLI A, PREMOLI M, SECCI S. Mobile edge cloud network design optimization[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(3): 1818-1831.

[7] DING Y, LI K L, LIU C B, et al. A potential game theoretic approach to computation offloading strategy optimization in end-edge-cloud computing[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2022, 33(6): 1503-1519.

[8] YU P P, TENG F, ZHU W H, et al. Cloud-edge-device collaborative computing in smart agriculture: Architectures, applications, and future perspectives[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1668545.

[9] JOSHI H. Edge-AI for agriculture: Lightweight vision models for disease detection in resource-limited settings[PP/OL]. arXiv: 2412.18635, 2024.

[10] HU X, CHEN S, ZHANG D, et al. Domain adaptation in agricultural image analysis: A comprehensive review from shallow mod-

els to deep learning[PP/OL]. arXiv: 2506.05972, 2025.
[11] MADIWAL A S, JHA R B, BARTHAKUR P. Edge AI and IoT for real-time crop disease detection: A survey of trends, architectures, and challenges[J]. International Journal of Research and Innovation in Applied Science, 2025, 10(7): 1011-1027.
[12] 许政, 阮西玥, 陈祥浩 . 基于云-边-端的多源异构大数据治理架构研究[J]. 网络安全与数据治理, 2024, 43(12): 47-53.
XU Z, RUAN X Y, CHEN X H. Research on multi-source heterogeneous big data governance architecture based on cloud-edge-end[J]. Cyber Security and Data Governance, 2024, 43(12): 47-53.
[13] GUTIERREZ R, VILLEGAS-CH W, GOVEA J. Modular middleware for IoT: Scalability, interoperability and energy efficiency in smart campus[J]. Frontiers in Communications and Networks, 2025, 6: 1672617.
[14] 朱锐, 王宏志, 崔双双, 等 . 面向元宇宙的云边端协同大数据管理[J]. 大数据, 2023, 9(1): 63-77.
ZHU R, WANG H Z, CUI S S, et al. Cloud-edge-end collaborative big data management for metaverse[J]. Big Data Research, 2023, 9(1): 63-77.
[15] JADHAV H B. Securing cloud-based IoT architectures: A multi-protocol approach[J]. Computer Fraud and Security, 2024: 41-46.
[16] VANGALA A, DAS A K, CHAMOLA V, et al. Security in IoT-enabled smart agriculture: Architecture, security solutions and challenges[J]. Cluster Computing, 2023, 26(2): 879-902.
[17] ŁESKA S, FURTAK J. Procedures for building a secure environment in IoT networks using the LoRa interface[J]. Sensors, 2025, 25(13): 3881.
[18] KHANI M, SADR M M, JAMALI S. Deep reinforcement learning-based resource allocation in multi-access edge computing[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2024, 36 (15): e7995.
[19] WU D, LI Z, SHI H P, et al. Multi-dimensional optimization for collaborative task scheduling in cloud-edge-end system[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2025, 141: 103099.
[20] WANG J, HU J, MIN G Y, et al. Dependent task offloading for edge computing based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Computers, 2022, 71(10): 2449-2461.
[21] LUO Q Y, HU S H, LI C L, et al. Resource scheduling in edge computing: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(4): 2131-2165.
[22] ABDI S, ASHJAEI M, MUBEEN S. Task offloading in edge-cloud computing using a q-learning algorithm[C]// Proceedings of the 2024 International Conference on Cloud Computing and Services Science. Setúbal, Portugal: SciTePress. 2024: 159-166.
[23] KALYANI Y, BERMEO N V, COLLIER R. Digital twin deployment for smart agriculture in Cloud-Fog-Edge infrastructure[J]. International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems, 2023, 38(6): 461-476.
[24] LI X M, GONG Z K, ZHENG J H, et al. A survey of data collaborative sensing methods for smart agriculture[J]. Internet of Things, 2024, 28: 101354.
[25] MAHBUB M, SHUBAIR R M. Contemporary advances in multi-access edge computing: A survey of fundamentals, architecture, technologies, deployment cases, security, challenges, and directions[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2023, 219: 103726.
[26] KREKOVIC D, KUSEK M, ZARKO I P, et al. Edge-based predictive data reduction for smart agriculture: A lightweight approach to efficient IoT communication[PP/OL]. arXiv: 2511.19103, 2025.
[27] JIANG D W, SHEN Z S, ZHENG Q S, et al. Farm-LightSeek: An edge-centric multimodal agricultural IoT data analytics framework with lightweight LLMs[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2025, 8(5): 72-79.
[28] MUGHAL F R, HE J S, DAS B, et al. Adaptive federated learning for resource-constrained IoT devices through edge intelligence and multi-edge clustering[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 28746.
[29] GARRO R J, WILSON C S, SWAIN D L, et al. A systematic literature review on the applications of federated learning and enabling technologies for livestock management[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110180.
[30] REN S Y, KIM E, LEE C. A scalable blockchain-enabled federated learning architecture for edge computing[J]. PLoS One, 2024, 19(8): e0308991.
[31] SHARMA I, KHULLAR V. Blockchain-enabled federated learning-based privacy preservation framework for secure IoT in precision agriculture[J]. Journal of Industrial Information Integration, 2025, 44: 100765.
[32] WANG L, WU J S, ZHANG J J, et al. Efficient deep reinforcement learning-based resource allocation for cloud native wireless network[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2025, 9(4): 2236-2248.
[33] ZHOU G Y, TIAN W H, BUYYA R, et al. Deep reinforcement learning-based methods for resource scheduling in cloud computing: A review and future directions[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(5): 124.

Research Progress and Prospects of Cloud-Edge-Device Integrated Middleware for Agricultural Product Quality Control

WANG Ting[1,2], WANG Na[3], CUI Yunpeng[1,2*], LIU Juan[1,2]

（1. *Agricultural Information Institute*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Beijing* 100081, *China*; 2. *Key Laboratory of Agricultural Big Data*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100081, *China*; 3. *Unit* 96962, *Beijing* 102206, *China*）

Abstract: [Significance] Against the backdrop of consumption upgrading and growing health awareness, consumer concerns about agricultural products are shifting from mere safety to freshness, taste, and brand reputation, making quality a core target of modern agricultural upgrading and accelerating the transition of production modes toward precise and intelligent control. However, the traditional centralized cloud-computing architecture dominated by a central cloud platform is increasingly constrained in weak-network environments, low-latency control, and local autonomy, and thus can hardly support the closed-loop requirements of "timely detection-rapid response-continuous optimization" in quality control. Consequently, cloud-edge-device integrated collaborative architectures are regarded as an important development direction, and it is necessary to systematically sort out their key technologies and application foundations in the agricultural domain so as to provide unified theoretical and technical support for the design of integrated middle-

ware oriented to agricultural product quality control. **[Progress]** Starting from the current application status of cloud-edge-device integration in agriculture, the paper focuses on three typical scenarios—field planting, facility horticulture, and livestock farming—and summarizes the functional division of perception, computation, and control among cloud, edge, and device, as well as the differences in business requirements under various geographical conditions and production modes. On this basis, it identifies multiple technical challenges in practical deployments, including heterogeneous adaptation difficulties caused by the coexistence of numerous industrial and IoT protocols, poor interoperability due to inconsistent data definitions and encodings, resource imbalance arising from the mismatch between edge computing capacity and task loads, and coarse-grained, inefficient cloud-edge collaborative scheduling. To address these challenges, the paper synthesizes relevant research on artificial intelligence, edge computing, federated learning, and blockchain, and proposes improvement ideas for cloud-edge-device collaboration from the perspectives of resource-allocation optimization, edge-intelligent inference, privacy protection, and trusted sharing. Furthermore, targeting the concrete requirements of intelligent quality control for agricultural products, it constructs a cloud-edge-device integrated technical framework: At the data layer, it integrates standardized mapping of quality data and a multi-source data dictionary system; at the access layer, it realizes heterogeneous device-protocol conversion and unified access; at the computing layer, it achieves dynamic matching between computing resources and services through intelligent task scheduling and load balancing, multi-level caching, model hot-updating, and federated deployment. At the collaboration level, it proposes a "device-crop-model" trinity abstraction that brings physical devices, agronomic objects, and algorithmic models under unified middleware management, thereby masking underlying hardware differences while supporting elastic adaptation and capability reuse across diverse scenarios. **[Conclusions and Prospects]** The cloud-edge-device integrated collaboration and its adaptive middleware constitute the key infrastructure and connective hub of intelligent quality-control systems for agricultural products, providing reusable architectural concepts and technical references for the development and engineering implementation of systems for precise quality perception, automatic control, and intelligent decision-making. Looking ahead, further in-depth research is needed on cross-scenario data and protocol standard systems oriented to quality indicators and control actions, on the integrated application of edge intelligence and large models, on the enhancement of privacy-protection and trusted-computing mechanisms, and on large-scale engineering demonstrations and validation, so as to continuously improve the intelligence level, operational reliability, and scalability of agricultural product quality-control systems and to promote the transition of related technologies from pilot applications to large-scale deployment.

Key words: Internet of Things; cloud-edge-device integration; middleware; agricultural product quality; intelligent control

Foundation items: National Key Research and Development Program (2023YFD1600304); Beijing Smart Agriculture Innovation Consortium Project (BAIC10-2026-E18)

First author: WANG Ting, E-mail: wangting01@caas.cn
***Corresponding author:** CUI Yunpeng, E-mail: cuiyunpeng@caas.cn