

引用格式:冯宇,赵骅,王泽昊,等. 数字化背景下基于边缘计算驱动的智慧农业[J]. 技术经济, 2024, 43(7): 40-52.

FENG Yu, ZHAO Hua, WANG Zehao, et al. Smart agriculture driven by edge computing under the digital background[J]. Journal of Technology Economics, 2024, 43(6): 40-52.

数字化背景下基于边缘计算驱动的智慧农业

冯宇¹, 赵骅¹, 王泽昊², 姚娜娜³

(1. 重庆大学经济与工商管理学院, 重庆 400044; 2. 华东师范大学社会发展学院, 上海 200241;

3. 西北农林科技大学经济管理学院, 杨凌 712100)

摘要: 在全球数字经济浪潮中, AI、云计算、大数据等科技革命性地重塑经济民生, 驱使农业迈入数据导向的数字纪元。农业经历了手工作业、机械化至初步自动化, 现正快速步入新一代信息技术引领的智慧农业时代。本文聚焦于边缘计算驱动的智慧农业构建, 这一技术范式对于克服农业数据管理和决策难题至关重要。边缘计算凭借数据近源处理, 实现数据的实时分析与低延迟响应, 展现对农业基础设施局限的高适应性和稳定性。实证研究数据表明, 集成边缘智能方案极大提升了数据处理能力并降低成本, 验证了其在协同作用下效率显著提升的潜力。研究不仅关注生产效率的提升, 还深入分析边缘计算在农业数据处理与决策中的多元效益, 涵盖经济效益、社会及生态层面; 不仅巩固了农产品市场稳定与可持续发展的根基, 还为智慧农业的创新实践与未来发展提供了坚实的理论框架和战略导向。

关键词: 边缘计算; 数据驱动; 智慧农业; 可持续发展

中图分类号: C934 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-980X(2024)07-0040-13

DOI: 10.12404/j.issn.1002-980X.J240101314

一、引言

随着气候变化和人口增长的加剧, 农业部门迫切需要可持续的解决方案^[1]。而相对于其他行业(如制造和交通等), 农业部门在可持续性倡议方面尚需加强^[2-3]。一方面, 为提升农业的环境可持续性, 需要通过数据驱动的透明度进行操作决策, 以引导有针对性的干预^[4]; 另一方面, 农业产业价值链涉及许多小农户和中间经销商, 这些小农户和中间经销商又连接到加工厂和分销商, 因此, 呈现出深度碎片化的特征。这些挑战迫切要求通过新兴技术改变传统农业。由数据驱动的精准农业便是实现农业可持续的有效方案, 能够在生产力、质量、可持续性和韧性方面带来显著提升^[5-8]。然而, 农业新兴技术的各种采用障碍仍然存在, 限制了技术升级周期。例如, 高度空间变异的农田生态系统, 包括土壤营养、湿润模式和疾病风险等因素, 要求具备超局部见解^[9]; 生物不确定性、天气波动和市场变异引起的决策模糊性, 需要更具结构的解决方案; 刚性的自动化往往导致次优结果或过度校正, 亦需要更高水平的稳定性; 碎片化、多利益相关者的农业网络生态系统具有不透明性, 这导致了对同行实践、供需模式和公平定价更多透明性的需求; 不足的基础设施, 特别是在电信、电力和公共云基础设施方面, 仍然是大规模智能升级的重大挑战, 尤其是在连接中断的新兴农村地区^[10-11]。

边缘计算作为一种分布式数据处理的范式, 将计算和分析嵌入数据源中, 摆脱了对远程集中式云基础设施的依赖, 已经成为解决农业数据处理和决策制定挑战的一种有前景的范式。智能边缘设备可以被嵌入

收稿日期: 2024-01-03

基金项目: 国家重点研发计划“高端装备智能运维数字孪生体建模理论”(2022YFB3303600); 重庆市技术预见与制度创新重点项目“中国西部(重庆)科学城产业集群创新发展机制研究”(CSTB2022TFH01X0025); 2023年度郑州市软科学研究计划一般项目“郑州市数字经济产业创新生态提升机制与治理研究”(编号为8)

作者简介: 冯宇, 重庆大学博士研究生, 研究方向: 农业供应链、数据分析与预测; 赵骅, 博士, 重庆大学教授, 研究方向: 产业集群, 数字经济; (通信作者) 王泽昊, 华东师范大学博士研究生, 研究方向: 战略管理、技术创新、数据分析与预测; 姚娜娜, 西北农林科技大学硕士研究生, 研究方向: 数字农业运营管理。

农场设备、储存仓库、加工厂和零售店中^[12-14]。通过在分散的农业端点附近实现去中心化的智能部署,实现对农业数据的实时处理和分析,减少延迟,提高响应速度,促进超局部和即时的数据到决策的转换进程,即使在偏远地区也能实现这一目标。在农业生产方面,可划分为一般生产环节和辅助生产环节;在一般生产环节,许多学者将边缘计算运用在更精准的农田杂草识别^[15]、梨树病虫害防治^[16]、小麦病虫害检测^[17]、水稻病害轻量化识别与检测^[18]、葡萄叶部病害的快速识别与检测^[19]、海上鱼群养殖实时追踪^[20]、奶牛反刍行为实时监测^[21]、禽舍恶臭气体检测^[22]、哺乳期仔猪目标检测^[23]等,基本覆盖了种养各部门;在辅助生产环节,Hu等^[24]构建了一个OASC(open agile smart cities)的信任框架以提升有机农业供应链信息透明度,Liu^[25]等开发了一种使用对象检测深度学习技术的算法提升农业灌溉用水管理效率,Sakthi和DafniRose^[26]利用超级账本平台开发了一个知识发现系统,为农民提供有用信息,辅助精准农业决策。随着边缘计算在农业生产环节的成功应用,其对农业数据处理和决策制定的革新性影响逐渐显现。面对互联网技术带动的农业数据爆发式增长,以及云计算在实时性、能耗和安全性方面的局限性,边缘计算以其分布式、低延迟的特点,在提升农业供应链信息透明度、优化农业资源管理等方面展现出广阔的应用前景。在互联网技术和农业融合发展方面,Li等^[27]详细调查了互联网平台对农村经济运作带来的益处;黄成龙^[28]指出互联网技术的快速发展导致农业数据量急剧增加,但云计算存在实时性不足、能耗过高和数据安全等问题;苏兵等^[29]针对农业物联网问题,设计基于边缘计算的农业物联网体系结构,采用高性能物联网服务器处理农业原始数据,并探讨了云边协作和多云共享数据。在此背景下,针对农业领域的特殊需求,研究者们不断探索将边缘计算与深度学习、遗传算法等先进算法结合,以实现农业物联网数据的高效处理和智能分析。在农业算法优化与应用方面,Gupta等^[30]提出基于两层遗传算法的优化方法,用于监测农业车辆状况的数据分析人工智能系统,实现在智能手机上部署而无须昂贵的物联网传感器。查文文等^[31]针对生猪检测跟踪算法的问题,提出改进的YOLOv5s识别算法结合DeepSort算法,适用于嵌入式边缘计算部署的群养生猪多目标识别跟踪。张沛昌等^[32]提出了一种基于边缘计算的农业物联网消息处理系统,包括节点、边缘网关和服务器,利用边缘网关和服务器的算力对来自节点的数据进行分析和处理,通过消息队列完成消息分配策略以降低服务器压力。孙想^[33]在推动蔬菜生产智能化管理技术的实际应用中,不仅提出了蔬菜生产智能化技术的总体架构,而且深入分析了大数据时代下蔬菜数据的多样来源和采集方式,进而提炼出蔬菜病害智能诊断、生长环境与水肥智能调控、精准栽培管理决策、智能生产作业管理以及信息化智能服务等一系列核心技术要点。

在现有的学术研究和实践中,虽然边缘计算技术对于农业产业的转型升级起到了积极推动作用,但不可忽视的是,尚存若干亟待解决的关键挑战和技术瓶颈。例如,边缘计算基础设施在农业领域的全面推广和应用并不均衡,尤其是在偏远地区,由于资源限制、设备成本等因素,边缘设备的部署与维护仍是一项艰巨的任务;与此同时,由于农业环境的特殊性,通信网络的质量和稳定性时常受到地形、气候等多种因素干扰,这对实时数据传输和计算效能构成了实质性障碍。此外,随着大量敏感数据在边缘节点汇聚,如何确保数据的安全性、隐私保护以及防止恶意攻击亦成为迫切需要攻克的课题。另外,尽管智慧农业与深度学习的耦合在一定程度上克服了传统农业模式的局限性,然而在面对真实世界中农业生态系统的复杂动态变化时,现存的技术手段仍有待提升。例如,农田土壤、作物生长等表现出的高度空间异质性特征使得算法模型难以适应不断变化的局部环境;同时,生物过程中的内在不确定性和非线性特性给精准农业决策带来了不小的模糊性风险。这些难点要求不断深化对复杂农业系统建模与智能决策理论的理解,发展更加精细化和适应性强的算法框架,以确保智慧农业系统无论在何种复杂情境下都能展现出高水准的鲁棒性和普适性。

基于上述认识,本文旨在提供以下方面的贡献:首先,通过深入研究边缘计算在农业中的具体应用和优势,将填补现有文献中对该领域深度剖析的空白;其次,针对现有研究中对农业生态系统复杂性的挑战,将提出更为创新的解决方案,以应对空间变异性和生物不确定性,提高决策的精准性和可操作性;最后,在现有研究的基础上进一步探索其在提高农业生产效率方面的潜在贡献。

二、理论基础

(一) 边缘计算概述

边缘计算是一种分布式计算架构,其基本原理是将计算资源和数据存储位置靠近数据源或最终用户,从而可以在接近数据源的位置进行数据处理和分析,降低数据传输延迟和带宽需求,提高系统性能和响应速度。边缘计算通常由三个主要组件构成:设备层、边缘层和云平台层。设备层是指物联网设备、传感器、摄像头等直接连接到物理世界的设备,设备层上运行的软件可以收集、处理和分析设备数据。边缘层是位于边缘设备和云端之间的设备,它可以将边缘设备上的数据传输到云端,或者将云端应用程序传输到边缘设备。本文边缘计算的数据处理结构如图1所示。

云计算是一种通过网络将大量计算资源和数据存储于云端,以使用户可以在任何地方、任何时间、任何设备上访问这些资源和数据的计算模式。与传统的云计算相比,边缘计算具有更低延迟、更高的数据处理速度和更好的数据安全性,另外边缘计算还可以减少数据在网络传输过程中的流量,降低网络拥堵的风险。边缘计算作为一种相对新兴的数据处理方式,其计算和存储能力相对较弱。

(二) 边缘计算应用与发展

边缘计算在工业、物流、智能家居、医疗、车联网等领域的广泛应用,为各行各业带来了革命性的变革和巨大的价值。在工业制造方面,边缘计算通过在工厂车间、生产线和物流等环节中实现实时监测和控制,大幅提高了生产效率和产品质量,同时降低了设备维护成本和停机时间。生产过程中的数据实时处理和智能分析,使得工业制造更加灵活、高效,适应性也更强,为企业实现数字化转型提供了强大支持。在智能交通领域,边缘计算发挥着重要作用。它可以在智能交通系统中实现车辆和路况的实时监测和智能控制,从而提高道路效率 and 安全性。通过实时分析车辆和路况数据,交通管理者可以及时调整交通流量,减少交通拥堵和事故发生,为城市交通管理带来新的可能性。在物联网领域,边缘计算技术为物联网设备的实时监测和控制提供了强大支持。它能够处理大规模物联网设备产生的数据,并实现对这些设备的智能管理和优化,从而为智能城市、智能家居等领域的应用提供了坚实基础。在医疗保健方面,边缘计算可以应用于远程医疗、移动医疗、健康监测等领域,通过实时监测患者的健康状况,提高医疗服务的覆盖范围和质量,同时降低医疗资源的浪费。尤其是在农业领域,边缘计算技术在智慧农业中的应用可以实现农作物生长环境的实时监测和智能控制,从而提高了农作物的产量和质量。通过实时分析土壤湿度、温度、光照等数据,农民可以更加科学地管理农作物,有效减少了浪费和损失,提高了农业生产的效率。在资源利用优化方面,边缘计算技术可以帮助农民精准农业,即根据实时数据调整灌溉、施肥等农业生产活动,实现农业资源的最优利用。这种精准农业管理能够避免资源过度消耗,降低农业生产成本,提高农业生产的可持续性。在环境保护与生态平衡方面边缘计算技术的应用有助于实现绿色农业生产,减少对土壤、水资源和空气的污染。通过智能化的农业管理,可以减少农药和化肥的使用量,避免土壤和水源的污染,保护农业生态环境的健康和平衡。在数据驱动决策方面,边缘计算技术能够实现农业数据的实时收集、传输和分析,为农业决策提供数据支持。农民可以根据实时数据调整农业生产策略,提高农作物的适应性和抗灾能力,降低农业生产风险,提高农业经济效益。边缘计算可以应用于各个领域和行业,实现设备的实时监测、智能控制和优化,提高生产效率和产品质量,降低设备维护成本和能源消耗,促进经济和社会可持续发展。

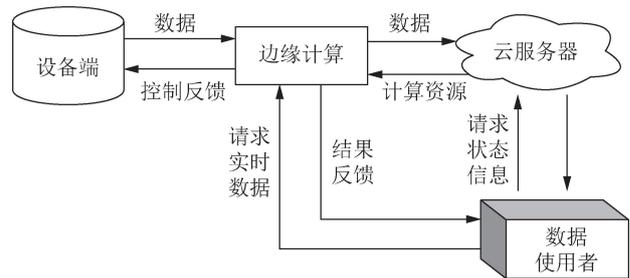


图1 边缘计算的数据处理结构图

三、基于边缘计算的智慧农业机制

(一) 系统模型

利用边缘计算技术来优化和改进农业领域的智能化应用,是一种具有前瞻性的方法。边缘计算作为一

种新型的计算范式,将计算和数据处理能力推向数据源的边缘,从而摆脱了对远程中央云基础设施的依赖。在智慧农业领域,这种方法旨在提高实时数据处理、决策制定和资源利用的效率,使得农业生产更加智能、高效和可持续。具体而言,“面向边缘计算的智慧农业”的实施包括将智能传感器、嵌入式设备和计算能力部署到农业系统的边缘,如农田、牲畜场和仓库。这一实践使得数据可以在产生的地方即时处理,无须依赖远程数据中心。这种近场处理有助于降低延迟,提高响应速度,并减少对大型云基础设施的依赖。

本文引入了一项创新的边缘计算框架,该框架不仅仅配备了拍卖机制和模糊优化器,而且实现了与不同供应链阶段的连接,如图2所示。这一框架的设计旨在最大化农业系统的整体效能^[34-38]。通过引入拍卖机制,实现了对供应链中各个环节的资源配置的智能化管理,从而提高了生产效率和资源利用率。拍卖机制的引入使得资源分配更加公平高效,系统能够自动识别并响应不同环节的需求变化,实现资源的优化分配。同时,模糊优化器的应用使得系统更具适应性和灵活性,有助于应对农业环境中的不确定性和复杂性。模糊优化器通过模糊逻辑方法处理不确定信息,为决策提供了更加灵活的解决方案,从而增强了系统的智能化程度。综合来看,本文的边缘计算框架为农业智能化提供了一种创新的解决方案,通过将计算能力推向农田、牲畜场和仓库等地的边缘,实现了更高效、智能、实时的农业管理,为农业生产的现代化和可持续发展注入了新的活力。

边缘计算提供了强大的能力,实现在智慧农业中的实时监测和数据驱动的决策制定,提出了一个专为农业需求定制的边缘计算框架^[39-43]。如图3所示,该框架包括三个层次:感知层、边缘计算层和生长数据模型。

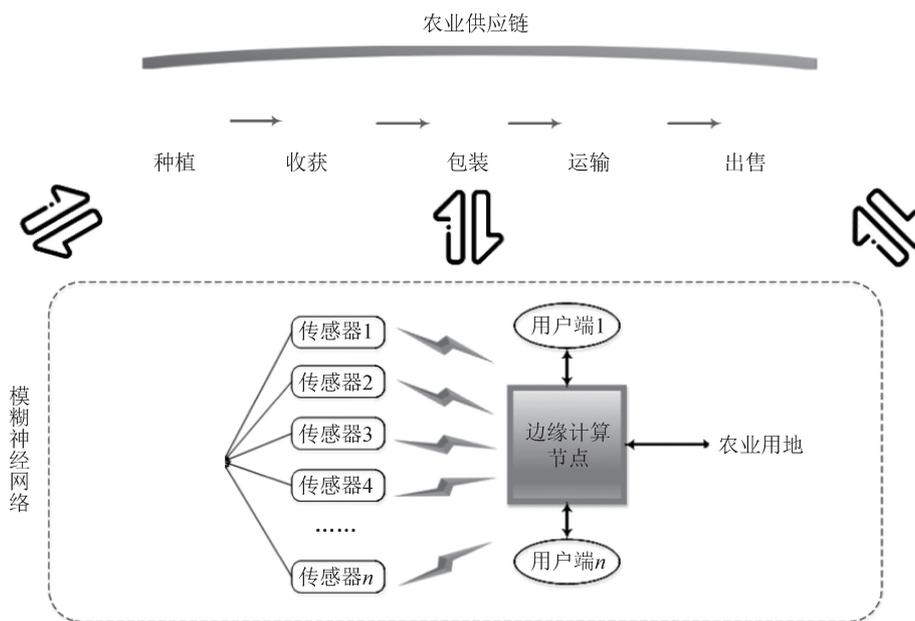


图2 总体框架

1. 感知层

在边缘计算框架中,感知层是整个系统的第一层。该层主要负责采集和感知与农业相关的数据。传感器网络被布置在农田、牲畜场或其他农业场景中,以实时获取各种信息,如土壤湿度、气温、降水量、作物生长状态等。这些传感器可以是各种类型,包括土壤湿度传感器、气象站、图像传感器等,覆盖不同的农业参数。感知层的设计旨在实现高密度的数据采集,以提供对农业生产环境的全面感知。采集的数据将被传输到边缘计算层,为后续的实时分析和决策制定提供基础。

感知层由部署在农田中的异构感知设备组成,用于收集各种作物和环境参数。传感器节点可以分为:

(1)作物监测节点:感知与作物生长、健康和产量相关的关键参数,包括叶面积、冠层大小、茎粗、叶片颜色、作物高度、根系大小等。

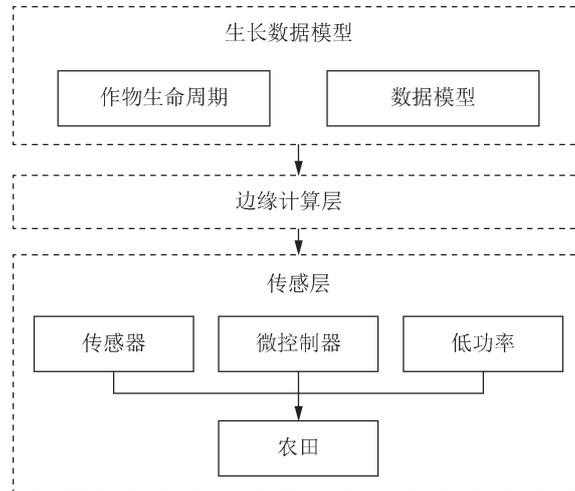


图 3 智慧农业边缘计算框架

(2) 环境监测节点:感知气候参数,如湿度、温度、土壤湿度和土壤养分。

传感器节点包括传感器、微控制器、无线电设备、电源单元和其他支持电路。LoRaWAN 提供了适用于稀疏农场部署的远程连接,而 WiFi 和 NB-IoT 提供了更高的带宽^[26]。蓝牙适用于邻近节点之间的短距离通信。

设农田中的异构传感器节点集合 S 表示为

$$S = s_1, s_2, \dots, s_N \quad (1)$$

其中: N 是部署的传感器节点的总数,假设每个传感器节点 s_i 通过 GPS(global positioning system) 或基于地标的定位方法知晓其位置 (x_i, y_i) 。传感器节点集合 S 根据空间接近性被划分为 M 个簇,簇集合用 C 表示。

$$C = c_1, c_2, \dots, c_M \quad (2)$$

2. 边缘计算层

边缘计算层是提出的智慧农业边缘计算框架的核心部分。在这一层次上,数据的实时处理和分析发生,以支持即时决策制定。边缘计算的优势在于能够在数据源附近进行本地计算,从而减少数据传输延迟,提高系统的响应速度。

边缘计算层包括具有显著计算能力、存储和分析能力的边缘服务器。提出了一个异构的边缘计算架构,包括:

- (1) 静态边缘节点:部署在田间的基站。
- (2) 移动边缘节点:安装在自主地面机器人或无人机上。

它通过固定节点提供全覆盖,通过移动节点实现有针对性的数据收集。边缘节点配备有太阳能电池板、电池和无线天线,以确保可持续地离网运行。

这些边缘中心的功能将计算分布到离传感器更近的地方,避免云中的混乱,支持实时农业。接下来,为作物和环境感知数据制定数学模型。

3. 生长数据模型

生长数据模型是边缘计算框架中的重要组成部分,它负责对来自感知层的数据进行建模和分析,以提供关于作物生长和环境状态的信息。该模型利用机器学习和数据挖掘技术,从实时的传感器数据中学习作物的生长趋势、健康状况和环境影响。

将作物生命周期分为 K 个表现生长阶段,其集合用符号 L 表示为

$$L = l_1, l_2, \dots, l_K \quad (3)$$

模糊聚类算法可以通过历史作物数据确定 L 。设 $(t) = x_1(t), x_2(t), \dots, x_p(t)$ 表示在时间 t 时跨节点感知的作物参数向量。其中: $x_p(t)$ 表示第 p 个参数,如叶面积、植株高度等。定义一个加权作物指标 $I_c(t)$,综合考虑所有参数为

$$I_c(t) = \sum_{p=1}^P w_p x_p(t) \quad (4)$$

其中： w_p 为参数 p 的相对重要性。可以使用 TSK (Takagi-Sugeno-Kang) 模糊神经网络基于 $I_c(t)$ 估计时间 t 的生长阶段 $l(t)$ 。

(二) 边缘计算框架

传统的农业监测无线传感器网络部署通常存在一些不足,包括手动测量参数导致数据稀疏、节点上缺乏计算能力、长距离多跳路径导致延迟和拥塞、重叠节点冗余感知,以及有限的电源可用性限制系统寿命。这些问题共同限制了传统农业监测无线传感器网络的效率和可靠性。

因此,本文提出的框架可以克服这些问题,实现更高效、更可靠的农业监测。一方面,该框架能够收集更高分辨率的时空数据,更好地捕捉作物的动态变化。另一方面,通过优化的感知和计算策略,能够减少资源的浪费和数据的冗余,提高了系统的资源利用效率。元素 $u_{ij} \in [0,1]$ 定义了阶段 i 中槽 j 的隶属度。簇中心为 $CO = co_1, co_2, \dots, co_k$ 。定义分类系数 α 和平均模糊熵 β 为

$$\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n u_{ij}, \quad \beta = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n u_{ij} \ln u_{ij} \quad (5)$$

在分类系数 α 的计算公式中, n 位于分母,是所有数据点的总和被数据点数量 n 所平均,以得到一个反映整体分类紧凑性的平均值。迭代模糊聚类算法的目标是最大化 α 并最小化 β 。下面是算法的具体步骤:

步骤 1: 初始化,初始划分矩阵 U_0 , 簇数 $k=2$, 迭代次数 ζ , 权重 m 。

步骤 2: 使用隶属度 u_{ij} 计算簇中心 co_{ij} 。

步骤 3: 确定簇协方差和先验概率。

步骤 4: 计算模糊最大似然距离度量。

步骤 5: 更新划分矩阵 U_ζ 。

步骤 6: 重复步骤 2~步骤 5, 直到 $|U_\zeta - U_{\zeta-1}| < \varepsilon$, 其中 ε 是阈值。

步骤 7: 基于最佳 α 和 β 选择最优的 k 。

所定义的方法有效地将作物周期划分为与田地持续时间相匹配的表现生长阶段 L 。接下来,详细介绍基于感知指标预测当前阶段的过程。为了确定当前的生长阶段,设计了一个由 5 个层次组成的 TS (Takagi-Sugeno) 模糊神经网络模型,包括输入层、模糊化层、规则层、聚合层和输出层。

第一层接收输入向量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_h]$, 其中包含当前 h 个作物参数的测量值。模糊化层将输入转换为具有高斯隶属函数的模糊集 A_i 窗体顶端

$$\mu_{A_j^i}(x_j) = \exp \left[-\frac{(x_j - o_j^i)^2}{b_j^i} \right] \quad (6)$$

其中： o_j^i 和 b_j^i 分别为第 i 个隶属函数的中心和宽度,对于第 j 个输入。第一阶 TS 规则库包括了如式 (7) 形式的 N 条规则。

$$R_i: IF x_1 \text{ is } A_1^i \text{ AND } x_2 \text{ is } A_2^i \text{ AND } \dots \text{ THEN } y_i = p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_h^i x_h \quad (7)$$

其中： p_j^i 为结果参数。净输出 y^* 计算为 $\sum \omega_i y_i$, 其中触发强度 $\omega_i = \prod_{j=1}^h \mu_{A_j^i}(x_j)$ 。对于训练,使用批处理模式的极限学习机 (ELM) 来随机初始化输入层权重,并通过 Moore-Penrose 逆解析地优化输出层权重。对于顺序在线适应,采用递归最小二乘估计。

外部环境因素与内部作物发育过程之间的关联对农业生产至关重要。例如,在出苗和开花期间,高湿度和土壤湿度等因素对作物的生长和发育起着重要作用。然而,持续测量所有这些参数会消耗大量能源,因此需要一种有效的优化技术来选择最相关的属性进行监测。为了解决这一问题,提出了一种由灰色关联分析驱动的优化技术。灰色关联分析是一种多变量分析方法,可用于识别不同因素之间的相关性。通过对外部环境因素和内部作物发育过程进行关联分析,可以确定哪些因素对作物生长最为关键,从而选择性地监测。这种优化技术可以帮助农民在减少能源消耗的同时,确保对作物发育过程中最重要的参数进行实时监测。通过灰色关联分析驱动的优化技术,农民可以更加智能地管理农业生产,提高生产效率,降低成

本,并最大程度地保护环境资源。

设 $X_0 = x_0(\tau) (\tau = 1, 2, \dots, n)$ 表示作物指标样本序列, $Z_i = z_i(\tau) (\tau = 1, 2, \dots, n)$ 表示第 i 个环境参数序列,涵盖 n 个时隙。作物指标 $x_0(\tau)$ 和环境参数 $z_i(\tau)$ 之间的灰色关联系数 ξ 定义为

$$\xi = \frac{\min_i |x_0(\tau) - z_i(\tau)| + \rho \max_i |x_0(\tau) - z_i(\tau)|}{|x_0(\tau) - z_i(\tau)| + \rho \max_i |x_0(\tau) - z_i(\tau)|} \quad (8)$$

其中: ρ 为分辨系数。在所有时隙上的灰色关联度(DGC)为

$$\zeta(X_0, Z_i) = \frac{1}{n} \sum_{\tau=1}^n \xi[x_0(\tau), z_i(\tau)] \quad (9)$$

较高的 DGC 意味着该属性的相关性较大。然而,基于生长阶段,作物指标具有不同的优先级。设 w_j 表示第 j 个作物指标在不同生长阶段的权重。这些权重反映了在作物生长的不同阶段,各项指标对作物健康和产量影响的相对重要性。加权相关度测量为

$$\zeta(X_0, Z_i) = \frac{\sigma^2(X_j)}{\sum_{j=1}^{|X|} \sigma^2(X_j)} \cdot \frac{1}{n} \sum_{\tau=1}^n \xi[x_j(\tau), z_i(\tau)] \quad (10)$$

灰色关联分析根据与当前生长阶段的相关性对所有参数 Z 进行排名。符合感知时间约束 T_{se} 的排名靠前的属性将被节点选择进行测量。该方法最小化了对当前阶段无效的不可行测量。 T_{se} 通常表示“感知时间约束”(sensing time constraint)。这是一个时间阈值或限制,用于规定在作物生长的特定阶段,传感器网络必须完成数据采集和传输的最长时间。

本文设计了一种自适应分布式感知机制,用于作物生长数据的收集,该机制基于空间覆盖约束激活相关节点。设 \bar{S} 表示选定的传感器节点集合。激活节点的质心计算为

$$\bar{x} = \frac{1}{|\bar{S}|} \sum_{i \in \bar{S}} x_i, \quad \bar{y} = \frac{1}{|\bar{S}|} \sum_{i \in \bar{S}} y_i \quad (11)$$

候选传感器 s_k 到质心的欧氏距离为

$$d(s_k, \bar{S}) = \sqrt{(x_k - \bar{x})^2 + (y_k - \bar{y})^2} \quad (12)$$

如果节点 s_k 具有最大的距离度量 d_{\max} , 并且有效覆盖面积 $A_v(\bar{S})$ 达到阈值 A_{lim} 则将节点 s_k 逐步添加到 \bar{S} , 其中:

$$A_v(\bar{S}) = A_M(\bar{S}) - A_{\text{over}}(\bar{S}) \quad (13)$$

该分布式算法仅允许选择适当位置的传感器,避免冗余测量。伪代码如下所示(算法 1)。

算法 1: 自适应作物生长传感器选择

```

Input:  $S, A_{lim}$ 
Output:  $\bar{S}, \bar{N}$ 


---


01: Initialize  $\bar{S} = s_{\min \bar{N}}$  and  $S_{\text{left}} = S - \bar{S}$ 
02: While  $(A_v(\bar{S}) < A_{lim})$ 
03:    $s(d_{\max}) \leftarrow \text{nodeSearch}(\bar{S}, S_{\text{left}}, \bar{N})$ 
04:    $\bar{S} \leftarrow \bar{S} + s(d_{\max}), S_{\text{left}} \leftarrow S - \bar{S}$ 
05:   Update  $A_v(\bar{S})$ 
06: end-while
07: Return  $\bar{S}, \bar{N}$ 

```

该方法允许仅激活节点的子集,从而节省能源并最小化数据冗余。通过在关键时刻激活仅相关节点,能够有效地监测和记录作物发育过程中最重要的参数,而无须持续监测所有节点,从而降低了能源消耗。

接下来,将对整个系统的性能进行评估,并将其与传统方法进行比较。通过与传统的全节点监测相比较。

四、实证分析

在本次实证研究中,课题组于湖北省恩施地区的一处示范农场部署并评估了一个基于边缘计算的智慧农业框架,同时对比了其与传统传感器网络架构的性能差异。该实验农场占地面积约 250 英亩^①,研究小组精心布局了 100 个传感器集群,每个集群内部随机散布着 20 个传感器节点,形成了一个密集且分布均匀的监测网络。这些节点配备了温度、湿度、二氧化碳和照明传感器,以及具有 LoRa 通信链路的太阳能边缘服务器。每个边缘服务器拥有 2 吉赫兹(GHz)时钟和 8 吉字节(GB) RAM 的计算能力,而边缘节点则通过蜂窝 4G 连接实现与云分析的通信。

在这一部署中,关键的功能包括模糊生长阶段分类、自适应神经生长预测、灰色关联参数选择以及分布式细胞选择策略。为了评估框架的性能,采用了关键指标,包括作物周期持续时间误差、生长期预测精度、能耗以及感知数据冗余。这些指标的分析有助于深入了解基于边缘的智慧农业系统相对于传统传感器架构的优越性和实用性。这些边缘智能模块指导动态传感器调度和数据路由受生命周期和覆盖限制。集成的边缘雾云架构提供了跨设备、单元和全局范围分发分析的灵活性。

在这项研究中,针对卷心菜种植周期进行了为期三个 90 天的实地观察,并使用传感器每小时收集一次测量数据。表 1 在关键指标上对比了边缘计算框架与传统基于云的传感器网络的性能,如表 1 所示。

通过比较集成的边缘计算架构和传统基于云的传感器网络在关键指标上的性能,得出了以下观察结果:

(1)作物建模性能:边缘计算架构在作物建模方面表现卓越,季节估计误差减半。这意味着边缘计算系统能够更准确地预测和模拟卷心菜的生长情况,从而为农场管理者提供更可靠的决策支持。

(2)分类精度:边缘计算架构的分类精度比传统网络提高了 23%。这表明边缘计算系统能够更准确地对卷心菜生长阶段进行分类和识别,从而帮助农场管理者更好地了解作物的生长状态并采取相应的管理措施。

(3)传感器调度策略:边缘计算架构采用了战略性传感器调度策略,基于生长阶段的考虑最大限度地减少了冗余数据收集,有效减少了信息重叠。这意味着系统能够在数据收集过程中更有效地利用资源,提高了数据采集的效率和准确性。

(4)能源效率:通过与数据源的协同定位,边缘计算架构成功避免了昂贵的云传输,实现了能源需求的 20% 以上的降低。这表明边缘计算系统在能源利用方面具有显著的优势,有助于降低农业生产过程中的能源成本。

简化的数据管道为深入了解确切的操作成本提供了有力支持。在此基础上,进一步深入分析了这些农业 4.0 生产力增长背后的预测和选择机制的敏感性。如表 2 所示。

模糊比刚性离散模型更为优越,更能捕捉中间过渡状态。此外,表 3 展示了该分类方法在计算效率方面的出色表现,仅消耗 14 兆焦耳的能量,同时实现了 77% 的寿命增益。因此,边缘计算通过在紧凑的移动平台上采用节俭的模型,成功实现了高级分析的目标。这一结果不仅彰显了模糊模型在中间状态捕捉方面的优越性,同时也突显了边缘计算在资源有限环境下高

表 1 系统部署结果

关键指标	传统网络	拟议的框架
作物生长期误差	8.70%	4.10%
生长阶段精度	71%	87%
能量利用率	63 千瓦时	49 千瓦时
传感冗余	28%	17%

表 2 白菜生长期精度

实际阶段	持续时间	预测阶段	重叠(%)
萌发	0~15 天	幼苗	68
幼苗	12~30 天	无性繁殖	71
无性繁殖	20~55 天	成熟前	82
成熟前	45~75 天	成熟	90
成熟期	55~90 天	准备收获	95

表 3 能耗对比

技术	能量(兆焦耳)	改进
支持向量机(SVM)	68	—
随机森林	46	32%
神经网络	21	69%
拟议模糊	14	77%

① 1 英亩 = 4046.86 平方米。

效运行的能力。进一步分析表明,边缘计算的优势不仅在于其高效的模型选择和预测机制,还在于其能够在资源受限的环境中实现高效运行。这为农业生产过程的智能化和优化提供了有益的参考,并为未来农业 4.0 系统的设计和部署提供了重要启示。

接下来的感知参数选择方案采用灰色关联分析,使用 Pearson 系数作为相似性度量,以动态检测白菜作物周期的相关属性。表 4 展示了在播种、生成期和成熟前期阶段的养分需求差异。模型能够智能激活相应的传感器,包括在生长期监测水分,以及在开花时监测氮磷钾含量,以适应不同生长阶段的作物需求。这种自动化的感知参数选择方案有助于确保在不同的生育阶段,系统能够针对性地获取并分析与作物生长相关的关键信息,实现更加精准的农业管理。这一感知参数选择方案的实施将为农场管理者提供了一种智能化的手段,使他们能够更好地了解作物在不同生长阶段的需求,并采取相应的管理措施。这将会带来显著的经济应用价值,该方案通过动态检测和调整感知参数,及时响应了作物的变化需求,从而最大程度地提高作物产量和质量。这不仅可以提升农业生产效率,降低生产成本,还有助于提高农产品的市场竞争力,增加农场的收入。此外,通过优化资源利用,减少农药和化肥的过量使用,该方案还能促进农业生产的环境可持续性,为实现农业的长期发展提供支持。感知参数选择方案的实施将推动农业生产的智能化和可持续发展,为农场管理者带来经济、社会和生态方面的综合效益。

这种对相关因素的自动调整显著提高了效率,平均每个阶段仅触发了 21% 的可用传感器。因此,领域知识的融合在不影响覆盖的前提下成功实现了系统的稀疏性。在边缘分析中,提取上下文并执行策略很难进行集中推断。这一自动调整机制的实施使得系统在不同生长阶段能够更加智能地选择和利用传感器资源,从而提高了系统的效率和性能。通过平均每个阶段仅触发 21% 的可用传感器,系统实现了对传感器资源的有效利用,同时保持了对作物生长过程的全面监测。这表明领域知识的融合在系统设计中的重要性,成功实现了在不影响覆盖范围的前提下降低了系统的复杂度和成本。

分散的传感器协调协议动态地将单元划分为主动感知区域 \bar{S} 和候选区域 x_{left} 迭代最小化:

$$d(s_{left}, \bar{S}) = \sqrt{(x_{left} - \bar{x})^2 + (y_{left} - \bar{y})^2} \tag{14}$$

其中: x_{left} 和 y_{left} 表示候选区域中某个未被选为活动的传感器节点的坐标。

距离度量确保分散的传感器被拾取,捕获更广泛的样本。进一步,有效覆盖面积为

$$A_v(\bar{S}) = A_M(\bar{S}) - A_{over}(\bar{S}) \tag{15}$$

其中: $A_v(\bar{S})$ 表示有效覆盖面积,即没有重叠的感知区域的总面积; $A_M(\bar{S})$ 表示最大可能的覆盖面积,如果所有传感器都在感知范围内工作,则理论上可以达到的最大覆盖面积; $A_{over}(\bar{S})$ 表示重叠面积,即多个传感器覆盖的同一区域,导致数据冗余的部分。

在智慧农业系统中,阈值的使用可以有效防止数据重叠。与集中式控制器不同,分布式策略能够更快地响应局部湿度波动。表 5 显示了分散协调最小化活动节点的证据,为雾计算收益节省了内部网络路由开销。这种使用阈值的策略不仅可以避免数据重叠,还可以提高系统对环境变化的响应速度。相比之下,分布式策略具有更快的响应速度,这对于实时监测和调整农场环境条件至关重要。表 5 中的数据 displays,分散协调最小化活动节点,从而节省了系统内部网络路由的开销,为雾计算的收益提供了有力支持。

集成的边缘智能支柱实现了显著的分析增强,同时最大限度地降低了成本,展示了系统范围的数据到决策的高效转换。经过现场试验证实,该技术的协同效应为提升效率带来了显著的贡献。除了在生产力方面的提升外,通过优化资源利用,环境的可持续性也得到了增强。边缘智能支柱的集成是智慧农业系统优化

表 4 白菜的代表性参数

成长阶段	温度	湿度	雨	土壤湿度	生育
播种	75F	65%	0.15in	20%	高
生长期	72F	70%	0.2in	18%	中
成熟前期	68F	55%	0.12in	15%	低

注:F 为华氏度,in 为英寸。

表 5 分布式优化节省的费用

计划	活动节点	路由负载(比特)
全球化	16	4128
分区	9	1876
改进	43%	55%

的重要一环。它通过将分析功能直接部署在传感器和边缘设备上,实现了对数据的实时处理和智能决策。这不仅提高了系统的分析能力和响应速度,还降低了数据传输和存储的成本,实现了数据到决策的高效转换。现场试验证实了边缘智能支柱的协同效应。通过与现实环境的实际应用相结合,系统能够更好地适应复杂的农业生产场景,并针对性地提供决策支持。这种集成不仅显著增强了系统的分析能力,还最大限度地降低了成本,并展示了高效的数据到决策转换,现场试验证实了该技术的协同效应,为提升效率和优化资源利用带来了显著贡献。此外,这还有助于提高农业生产的效率和可持续性,推动现代化和智能化发展。

总体而言,本文在农业领域的实证部分充分展示了基于边缘计算的智慧农业系统的卓越性能和多方面优势。①分析增强与成本降低:集成的边缘智能支柱在农业数据处理和决策制定方面取得显著的分析增强,同时成功实现了成本的最大限度降低。这表明边缘计算在提高系统效能的同时能够实现经济效益。②高效的数据到决策转换:实验结果展示了系统范围的数据到决策的高效转换。边缘计算通过将计算靠近数据源,降低了延迟,提高了响应速度,从而有效地支持农业决策的实时性需求。③协同效应与效率提升:现场试验证实了技术的协同效应,为相当大的效率提升提供了强有力的支持。这说明边缘计算在实际应用中能够协同作用,进一步提高农业系统的整体效能。④环境可持续性提升:除了生产力的提升外,本文突出了通过优化资源利用实现的环境可持续性增强。这强调了边缘计算在实现农业可持续性目标方面的潜在贡献。此外,也为基于边缘计算的智慧农业系统在农业领域中的应用价值提供了证据,证明了其所带来的经济、社会和生态效益。在智慧农业领域,边缘计算的应用对经济、社会和生态效益产生了显著影响。从经济学视角来看,边缘计算技术能够提高农业生产效率,减少资源浪费,并降低生产成本,从而提高农作物的产量和质量,增加农民收入。同时,农业机器人的应用可以有效降低劳动成本,而农产品追溯系统的建立则增强了市场竞争力。在社会效益方面,智慧农业的推广有助于实现可持续农业发展,保障粮食安全,促进农村经济发展,并推动农业现代化进程。此外,生态效益方面,精准农业技术的应用可以减少化肥和农药的使用,减轻对环境的污染,保护土壤和水质,维护生态平衡,从而促进农业的可持续发展。因此,边缘计算在智慧农业领域的应用不仅提高了农业生产的效率和效益,还对经济、社会和生态产生了积极影响,推动了农业可持续发展。

综上,通过对边缘计算在智慧农业领域的实证研究,本文为农业系统的现代化和效能提升提供了有益的经验 and 指导。这些实证结果对农业科技的应用发展和未来智慧农业供应链的构建具有积极的作用。

五、结论

当前,以5G、工业互联网、人工智能、云计算、大数据等新一代信息技术研发和应用为核心内容的数字经济风起云涌,给全球经济和人们生活带来了全方位的影响。经济社会发展与技术范式变迁同步促进农业生产方式变革。农业生产已历经手工劳作时期、机械化时期和简单自动化时期,为有效应对经济社会发展,人口结构变迁产生的新约束、提出的新需求,正在逐步进入以新一代信息技术为核心、数据为主要驱动力的数字时期,需要实现程度更深、范围更广的信息化变革,并在此基础上进一步向更高级别的数字化、网络化、智能化迈进在当前全球范围内,随着全球人口的不断增长和资源的有限性,现代农业面临着前所未有的压力。精准农业作为一种数据驱动的自动化支持,为提升农业生产力、质量、可持续性和韧性提供了显著的机遇。然而,由于农业网络的碎片化和生态系统的不透明性,透明度成为提高农业效能和引导决策的关键因素。

基于此,本文提出了基于边缘计算的智慧农业机制,去中心化的边缘模式提供本地化的作物分析,指导实时咨询。边缘计算作为一种具有前景的范式,对于解决农业数据处理和决策制定方面的挑战至关重要。通过将计算资源置于数据源附近,边缘计算实现了对农业数据的实时处理和分析,有效降低了延迟,提高了响应速度。在实证验证方面,证明了集成的边缘智能支柱显著增强了数据分析,同时最大限度地降低了成本,展现了系统性的数据转化为决策的方法。在经济维度上,边缘计算赋能智慧农业后,有望实现显著的经济效益。通过实时数据处理和智能决策,农业生产成本得到合理控制,如精确投放肥料、水分和农药,避免资源浪费,降低生产成本。同时,精准农业管理能有效提高单位面积的农作物产量和品质,进而提升农产品的商品价值,增强市场竞争力,带动农业产值增长。此外,边缘计算还能加速农业产业链上下游的信息流

通,提高资源配置效率,降低交易成本,助推农业产业链整体提质增效。在社会层面,边缘计算技术的应用将进一步推动农业劳动力结构的优化,培育新型农业人才,提升农民收入水平,缩小城乡差距,促进社会稳定与和谐。同时,通过提高食品质量和安全监管水平,增强消费者信任,有助于保障公众健康,提升生活质量。在生态环保方面,智慧农业借助边缘计算实现资源节约型和环境友好型生产方式,减少对土地、水资源的过度开发和环境污染,有助于实现农业可持续发展,符合绿色低碳的全球发展趋势。例如,通过精确调节施肥灌溉,可以有效遏制农业面源污染,保护农田生态系统,维系生物多样性。

边缘计算在智慧农业领域的应用不仅是技术革新的体现,更是对农业经济模式、社会结构和生态环境的一次深刻重构,对于推动农业产业转型升级、实现经济社会与自然环境的协调发展具有深远意义。然而,要完全释放其潜能,还需要克服技术推广、农民采纳、基础设施配套等方面的挑战,以确保智慧农业实践在不同地域、不同规模的农业生产中得到有效实施。此外,边缘计算的实施和系统性应用可能需要更深入地研究,以克服可能出现的障碍,确保其在复杂农业环境中的稳健性和可持续性。

总而言之,本文深入研究了新兴技术在农业中的应用,特别关注了边缘计算的应用前景。强调了透明系统的实施对提高农业网络中的可见性的重要性,并指出去中心化架构在克服基础设施限制方面的鲁棒性。尽管已取得显著进展,但需要进一步解决技术推广和应用中的挑战,以充分发挥边缘计算在农业领域的潜力,激发新质生产力,为农产品市场的稳定性和可持续性提供宝贵的参考,为智慧农业的未来发展提供坚实的支持。

参考文献

- [1] AZLAN Z H Z, JUNAINI S N, BOLHASSAN N A, et al. Harvesting a sustainable future: An overview of smart agriculture's role in social, economic, and environmental sustainability[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2024(1): 434.
- [2] UTAMIMA A, REINERS T, ANSARIPOOR A H. Evolutionary neighborhood discovery algorithm for agricultural routing planning in multiple fields [J]. *Annals of Operations Research*, 2022, 316(2): 955-977.
- [3] NYAM Y S, KOTIR J H, JORDAAN A J, et al. Developing a conceptual model for sustainable water resource management and agricultural development: The case of the Breede River catchment area, South Africa[J]. *Environmental Management*, 2021, 67: 632-647.
- [4] DING Y, SUN C. Does agricultural insurance promote primary industry production? Evidence from a quasi-experiment in China[J]. *The Geneva Papers on Risk and Insurance-Issues and Practice*, 2022, 47: 434-459.
- [5] MISARA R, VERMA D, MISHRA N, et al. Twenty-two years of precision agriculture: A bibliometric review[J]. *Precision Agriculture*, 2022, 23(6): 2135-2158.
- [6] NOWAK B. Precision agriculture: Where do we stand? A review of the adoption of precision agriculture technologies on field crops farms in developed countries[J]. *Agricultural Research*, 2021, 10(4): 515-522.
- [7] DUNCAN E, GLAROS A, ROSS D Z, et al. New but for whom? Discourses of innovation in precision agriculture[J]. *Agriculture and Human Values*, 2021, 38: 1181-1199.
- [8] SHAIKH T A, MIR W A, RASOOL T, et al. Machine learning for smart agriculture and precision farming: Towards making the fields talk[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(7): 4557-4597.
- [9] LU H, CHANG Y H, WU B Y. The compare organic farm and conventional farm to improve sustainable agriculture, ecosystems, and environment [J]. *Organic Agriculture*, 2020, 10, 409-418.
- [10] 洪竞科, 郑琪, 刘炳胜. 国家可持续发展实验区能否实现社会公平? ——基于多时点双重差分法的政策效应评估[J/OL]. *财经问题研究*:1-17[2024-07-09] <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1096.F.20231024.1712.004.html>.
- [11] PEARSALL H, GUTIERREZ-VELEZ V H, GILBERT M R, et al. Advancing equitable health and well-being across urban-rural sustainable infrastructure systems[J]. *npj Urban Sustainability*, 2021, 1(1): 26.
- [12] SHI H, LI Q. Edge computing and the internet of things on agricultural green productivity[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2022, 78(12): 14448-14470.
- [13] MITTELMANN M, BOUVERET S, PERRUSSEL L. Representing and reasoning about auctions[J]. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2022, 36(1): 20.
- [14] ZHANG K, HAO W N, YU X H, et al. Research on a kind of multi-objective evolutionary fuzzy system with a flowing data pool and a rule pool for interpreting neural networks[J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2023, 25(2): 575-600.
- [15] RAI N, ZHANG Y, VILLAMIL M, et al. Agricultural weed identification in images and videos by integrating optimized deep learning architecture on an edge computing technology[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 216: 108442.
- [16] 王春杰. 基于 CNN 的梨树病虫害识别算法的研究与应用[D]. 上海: 华东师范大学, 2024.

- [17] 蒋玲. 基于边缘计算的小麦病害检测方法研究与实现[D]. 扬州: 扬州大学, 2024.
- [18] 袁培森, 欧阳柳江, 翟肇裕, 等. 基于改进 MobileNetV3Small 的水稻病害轻量级识别研究[J/OL]. 农业机械学报; 1-10[2024-03-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20231122.1545.003.html>.
- [19] 许文燕. 基于轻量化神经网络的葡萄叶部病害检测装置研制[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(19): 181-189.
- [20] 胡宏伟, 陈昭, 王倩, 等. 基于边缘计算的海上养殖鱼群实时追踪系统[J/OL]. 东华大学学报(自然科学版): 1-11[2024-03-17]. <https://doi.org/10.19886/j.cnki.dhdz.2023.0023>.
- [21] 孙雅琳. 基于边缘计算的奶牛反刍行为实时监测研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2023.
- [22] 杨东轩, 吴叶兰, 张刚刚, 等. 基于边缘计算与深度学习的禽舍监测系统设计[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(9): 219-225.
- [23] 丁奇安, 刘龙申, 陈佳, 等. 基于 Jetson Nano+YOLO v5 的哺乳期仔猪目标检测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 277-284.
- [24] HU S, HUANG S, HUANG J, et al. Blockchain and edge computing technology enabling organic agricultural supply chain: A framework solution to trust crisis[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 153: 107079.
- [25] LIU L, QIAO X, LIANG W, et al. An edge-computing flow meter reading recognition algorithm optimized for agricultural IoT network[J]. Smart Agricultural Technology, 2023, 5: 100236.
- [26] SAKTHI U, DAFNIROSE J. Blockchain-enabled smart agricultural knowledge discovery system using edge computing[J]. Procedia Computer Science, 2022, 202: 73-82.
- [27] LI C, SHA Z, SUN T. Rural households' internet use on common prosperity: Evidence from the chinese social survey[J]. Social Indicators Research, 2023, 170(3): 797-823.
- [28] 黄成龙, 柯宇曦, 华向东, 等. 边缘计算在智慧农业中的应用现状与展望[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 224-234.
- [29] 苏兵. 基于边缘计算的农业物联网数据流处理设计[J]. 信息技术与信息化, 2023(8): 102-105.
- [30] GUPTA N, KHOSRAVY M, PATEL N, et al. Economic data analytic AI technique on IoT edge devices for health monitoring of agriculture machines[J]. Applied Intelligence, 2020, 50(11): 3990-4016.
- [31] 查文文, 潘伟豪, 陈成鹏, 等. 基于边缘计算与改进 YOLOv5 的群养生猪姿态识别及跟踪研究[J]. 东北农业大学学报, 2023, 54(3): 83-96.
- [32] 张沛昌, 程文博, 黄磊, 等. 一种基于边缘计算的农业物联网消息处理系统: CN202111370642.7[P]. CN202111370642.7[2023-12-27].
- [33] 孙想, 吴华瑞, 朱华吉, 等. 蔬菜智能化管理技术研究进展[J]. 中国农学通报, 2023, 39(16): 137-144.
- [34] RAJKOVI D, MARJANOVI JEROMELA A, PEZO L, et al. Yield and quality prediction of winter rapeseed—Artificial neural network and random forest models[J]. Agronomy, 2021, 12(1): 58.
- [35] KOLIPAKA V R R, NAMBURU A. An automatic crop yield prediction framework designed with two-stage classifiers: A meta-heuristic approach [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(10): 28969-28992.
- [36] DHILLON S K, MADHU C, KAUR D, et al. A review on precision agriculture using wireless sensor networks incorporating energy forecast techniques[J]. Wireless Personal Communications, 2020, 113: 2569-2585.
- [37] SHEPELEV G I. Effects of defuzzification methods on the results of comparing fuzzy alternatives [J]. Scientific and Technical Information Processing, 2022, 49(5): 364-370.
- [38] VASSILIEV A E, VEGNER A V, GOLUBEVA D E, et al. Increasing the quality indicators of the functioning of fuzzy solvers at the defuzzification stage[J]. Journal of Communications Technology and Electronics, 2023, 68(7): 810-818.
- [39] WANG G, WANG H, LONG Z. Norm approximation of mamdani fuzzy system to a class of integrable functions[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2021, 23: 833-848.
- [40] OPREA S V, BĂRA A. An edge-fog-cloud computing architecture for IoT and smart metering data[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2023, 16(2): 818-845.
- [41] KONG J L, FAN X M, JIN X B, et al. BMAE-Net: A data-driven weather prediction network for smart agriculture[J]. Agronomy, 2023, 13(3): 625.
- [42] RAJKOVI D, MARJANOVI JEROMELA A, PEZO L, et al. Yield and quality prediction of winter rapeseed—Artificial neural network and random forest models[J]. Agronomy, 2021, 12(1): 58.
- [43] KOLIPAKA V R R, NAMBURU A. An automatic crop yield prediction framework designed with two-stage classifiers: A meta-heuristic approach [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(10): 28969-28992.

Smart Agriculture Driven by Edge Computing under the Digital Background

Feng Yu¹, Zhao Hua¹, Wang Zehao², Yao Nana³

- (1. College of Economics and Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2. School of Management, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
3. College of Economics and Management, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

Abstract: In the wave of global digital economy, AI, cloud computing, big data and other technologies were revolutionizing the economy and livelihoods, driving agriculture into a data-oriented digital era. Agriculture has experienced manual work, mechanization to initial automation, and is now rapidly stepping into the era of smart agriculture led by the new generation of information technology. The construction of smart agriculture driven by edge computing was focused on, a technological paradigm that is essential to overcome the challenges of agricultural data management and decision making. By virtue of near-source processing of data, edge computing enables real-time analysis and low-latency response of data, demonstrating high adaptability and stability to the limitations of agricultural infrastructure. Empirical research data show that integrated edge intelligence solutions greatly enhance data processing capabilities and reduce costs, validating their potential for significant efficiency gains under synergistic effects. It not only focuses on the improvement of production efficiency, but also deeply analyzes the multiple benefits of edge computing in agricultural data processing and decision making, covering economic benefits, social and ecological dimensions. It not only strengthens the foundation of agricultural market stability and sustainable development, but also provides a solid theoretical framework and strategic guidance for the innovative practice and future development of smart agriculture.

Keywords: edge computing; data-driven smart; agricultural supply chain; sustainable development