

大数据AI算法驱动灌溉与耕耘新模式

杨家硕, 胡丽莎, 徐子茹, 孟令桐, 李嘉悦, 凌芳蕊

天津城建大学国际教育学院, 天津

收稿日期: 2026年4月16日; 录用日期: 2026年5月18日; 发布日期: 2026年5月29日

摘要

面对全球水资源短缺、农业劳动力不足与粮食安全挑战, 传统农业正加速智能化转型。本文梳理大数据与AI算法在农业灌溉、耕耘领域的研究现状, 指出当前存在数据融合困难、模型泛化性弱、灌溉与耕耘环节割裂等问题。研究构建“感知-分析-决策-执行”四层一体化智能农业框架, 并以北方冬小麦种植区开展实证。结果表明, 该模式可节水15%~20%、节肥10%~15%、增产8%~10%, 作业效率提升3倍以上, 为智慧农业规模化应用提供理论与实践参考。

关键词

大数据, 人工智能, 精准灌溉, 变量施肥, 智慧农业, 农业大模型

A New Model of Irrigation and Cultivation Driven by Big Data and AI Algorithms

Jiashuo Yang, Lisha Hu, Ziru Xu, Lingtong Meng, Jiayue Li, Fangrui Ling

School of International Education, Tianjin Chengjian University, Tianjin

Received: April 16, 2026; accepted: May 18, 2026; published: May 29, 2026

Abstract

Faced with global water shortage, agricultural labor shortage and food security challenges, traditional agriculture is accelerating its intelligent transformation. This paper reviews the research status of big data and AI algorithms in agricultural irrigation and cultivation, and points out the existing problems including difficult data fusion, insufficient model generalization, and separation of irrigation and cultivation. A four-layer integrated intelligent agriculture framework of “perception-analysis-decision-execution” is constructed and verified in a winter wheat planting area in North China. The results show that the model can save 15%~20% water, 10%~15% fertilizer, increase yield by 8%~10% and improve operation efficiency by more than 3 times, providing theoretical and practical references for the large-scale application of smart agriculture.

文章引用: 杨家硕, 胡丽莎, 徐子茹, 孟令桐, 李嘉悦, 凌芳蕊. 大数据 AI 算法驱动灌溉与耕耘新模式[J]. 可持续发展, 2026, 16(5): 300-306. DOI: 10.12677/sd.2026.165209

Keywords

Big Data, Artificial Intelligence, Precision Irrigation, Variable Rate Fertilization, Smart Agriculture, Agricultural Foundation Model

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景

农业是国民经济的基础产业，也是全球淡水资源最大的消耗领域。据统计，农业用水约占全球淡水总取水量的 70%，而在干旱和半干旱地区这一比例更为突出¹。与此同时，全球人口持续增长、气候变化加剧极端天气事件的频率与强度，以及农业劳动力结构性短缺等问题相互叠加，使传统农业生产模式面临严峻的挑战。根据世界气象组织的数据，2015 至 2025 年是全球有记录以来最温暖的十年，极端高温和干旱事件已导致玉米、小麦等主粮作物全球产量下降 4%~13%²。在此背景下，如何以更少的资源投入实现更高的产出，成为农业领域亟待解决的关键问题。

大数据与人工智能技术的迅猛发展，为应对上述挑战提供了全新的技术路径：“促进人工智能与农业发展相结合”，将智慧农业从“试点探索”提升至“规模化落地”，在国家政策层面受到高度重视，标志着 AI 赋能农业已进入深度融合的新阶段。同年，无人机和农业机器人智能装备从“试验示范”走向“规模化推广”。这些政策信号表明，以大数据和 AI 算法为核心的智慧农业正从概念验证走向田间地头的规模化应用。

1.2. 研究问题与目的

尽管大数据 AI 技术在农业领域的应用已取得显著进展，但现有研究仍存在以下突出问题：一是灌溉与耕耘两大核心生产环节在技术层面缺乏协同，多数研究将其作为独立系统分别设计；二是从数据采集到智能决策再到精准执行的全链条技术集成尚不成熟，存在数据孤岛和决策断层；三是 AI 模型的可解释性不足，难以满足农业生产对决策透明度和可靠性的实际需求。针对上述问题，本文旨在探索大数据 AI 算法驱动下灌溉与耕耘一体化的新模式，构建覆盖“感知 - 分析 - 决策 - 执行”全流程的智能农业框架，并通过实证分析验证其可行性与效益。

1.3. 研究方法 with 结构安排

本文综合采用文献分析法、系统集成法与实证研究法。首先，系统梳理国内外近五年相关研究成果，明确研究现状与不足；其次，基于精准农业理论、智能决策理论与多智能体系统理论，构建智能农业一体化框架；最后，以北方冬小麦种植区为例开展实证分析，验证该模式的实践效果。全文共分为六个部分：引言、文献综述、理论框架与研究方法、研究结果与分析、讨论、结论与建议。

2. 文献综述

2.1. 国外研究进展

国际上，大数据与 AI 技术在农业领域的研究呈现出快速增长态势。Radočaj 等(2026)通过对 Web of

¹联合国粮食及农业组织(FAO). <https://www.fao.org/aquastat/zh>

²世界气象组织(WMO). <https://wmo.int/publication-series/state-of-global-climate/state-of-global-climate-2025>

Science 核心合集中 1056 篇文献的文献计量分析发现, 2013 至 2025 年间该领域研究产出持续攀升, 其中卷积神经网络(CNN)逐渐取代随机森林和支持向量机成为主导算法, 无人机和 Sentinel 卫星影像是遥感数据的主要来源[1]。在精准灌溉方面, Morchid 等(2026)提出了一种融合物联网与前馈学习模型的智能灌溉框架, 通过 NodeMCU 和土壤传感器采集数据, 实现了 99% 的预测准确率和 2.6 秒的响应时间[2]。另一项关于物联网驱动精准灌溉的综述指出, 无线传感器网络与 AI 算法的结合正在将传统灌溉从“被动响应”转变为“主动预测”。

在深度学习应用方面, 一项覆盖 117 项研究的系统综述全面评估了 CNN、RNN、LSTM 和 Transformer 等模型在作物产量预测、病虫害检测和杂草识别等任务中的表现, 指出大视觉模型(LVM)和多模型融合正成为提升精准农业能力的新方向。Al-Najadi 等(2026)综述了智能温室系统中物联网、机器学习和机器人技术的集成应用, 强调多模态传感器融合和模型适应性是该领域面临的主要挑战[3]。此外, 一项关于智慧温室中 AI 应用的综述分析了 130 余项研究, 指出边缘 AI 集成、多模态学习和标准化基准是未来研究的关键方向。

在产量预测领域, Fang 等(2026)提出了一种知识引导的过程感知作物估产融合网络, 将 WOFOST 作物生长模型的机理可解释性与深度学习的灵活性相结合, 在美国玉米产量预测中取得了决定系数 0.793 的优异表现。Miranda 等(2026)发布了名为 YieldSAT 的大规模多模态基准数据集, 涵盖阿根廷、巴西、德国等多个国家的 4 种主粮作物, 包含超过 1220 万个产量样本, 为深度学习模型的训练与比较提供了重要基础[4]。

2.2. 国内研究进展

在国内, 智慧农业领域的研究与实践同样取得了显著进展。政策层面, 从 2025 年“支持发展智慧农业, 拓展 AI 应用场景”到 2026 年“AI 与农业发展相结合”的表述转变, 标志着国家层面对智慧农业的战略定位持续升级。在技术研发方面, 中国农业科学院农田灌溉研究所成功研发现代信息感知变量精准灌溉系统, 该系统融合无人机光谱多源感知、物联网、人工智能和云计算等技术, 实现大田水分和氮素需求的精准判断, 作物灌溉水分生产力较传统方法提高 20%, 水肥喷洒均匀度超过 92%, 氮肥利用率提升 25% [5]。该技术已在内蒙古、辽宁、河南、安徽等地推广应用 100 万亩以上。

在农业大模型领域, 2025 年 12 月中国农业科学院发布了我国首个聚焦高标准农田建设与耕地保护的多模态智能模型——“农耕大模型 1.0”, 该模型首创“通识大模型 + 领域知识 + 垂直工具链”的协同智能体架构, 集成数十个专用垂直模型, 已在江苏昆山示范应用[6]。哈尔滨工业大学发布的“天工开悟”农业大模型 2.0 是国内首个通过中央网信办备案的农业领域大模型, 新增决策大模型功能, 能够基于农情与环境分析推荐农事活动的最佳时间与方案[7]。先正达集团发布的 iMAP 农业种植综合大模型, 首创“作物机理 × 大模型 × 智能体”融合 AI 系统, 试点面积累计 100 万亩, 实现增产 8%~10%、水肥节约 10%~20%、亩均增收约 150 至 200 元。

在精准变量施肥方面, 集成无人机遥感、AI 反演和水肥一体化技术的“空地协同精准变量施肥技术”已在多地应用, 较传统施肥单次施肥量减少 10%~15%, 肥料利用率提升 15%~20%, 单季亩均新增收益约 180 元[8]。邯郸市依托多光谱无人机生成的“变量施肥处方图”, 实现动态调节施肥量, 服务农户种植的小麦生长季平均节水、节肥 15%。广西横州市以“数字茉莉”平台结合 AI 图像识别技术, 实现茉莉花生长态势、水肥需求及病虫害风险的精准预判, 农药用量减少 20%。

2.3. 现有研究的不足

综合国内外研究现状, 当前大数据 AI 算法驱动农业灌溉与耕耘的研究主要存在以下不足: (1) 多源

数据异构融合困难, 卫星、无人机、地面传感器等不同来源的数据在时空分辨率、质量标准 and 格式规范上缺乏统一标准; (2) 模型泛化能力有限, 在特定区域和作物上表现优异的模型难以迁移到不同生态区或作物类型; (3) 边缘计算与云端协同机制不成熟, 传统云端处理模式存在带宽限制和高延迟问题, 难以满足实时决策需求; (4) AI 决策过程缺乏可解释性, 模型输出难以与农学机理形成有效对话; (5) 灌溉与耕耘两大核心环节在技术架构上相互割裂, 缺乏一体化协同优化框架, 导致智能农业系统整体效率未能充分发挥。

2.4. 本研究创新点

针对上述不足, 本研究的创新点主要体现在: 一是提出灌溉与耕耘一体化的智能农业框架, 将两大核心生产环节纳入统一的“感知 - 分析 - 决策 - 执行”闭环体系中; 二是构建多源数据融合与边缘 - 云端协同的计算架构, 实现实时性与精准性的动态平衡; 三是引入多智能体协同机制, 通过大模型与垂直模型的通专结合提升决策的可解释性与可靠性。

3. 理论框架与研究方法

3.1. 理论基础

本研究以精准农业理论、智能决策理论和多智能体系统理论为三大理论支撑。精准农业理论强调根据田间空间变异性实施差异化农事管理, 其核心在于“在正确的时间、正确的地点、以正确的数量施用正确的农资”。智能决策理论关注如何利用数据和算法从复杂信息中提炼最优决策方案, 涉及数据采集、特征提取、模型构建和决策生成四个环节。多智能体系统理论则为异构智能体之间的协同作业提供了形式化框架——在本研究中, 感知智能体(传感器网络)、分析智能体(AI 模型集群)和执行智能体(智能装备)构成协同网络, 共同完成灌溉与耕耘的联合优化。

3.2. 数据来源与样本量

本研究的实证数据来源于河北省邯郸市曲周县的冬小麦种植示范区。该示范区涵盖 1,000 亩农田, 布设了 36 个土壤墒情传感器节点、6 台多光谱无人机、2 台植保无人机以及 1 套水肥一体化智能灌溉系统。数据采集时间为 2024 年 10 月至 2025 年 6 月(一个完整冬小麦生长季), 数据类型包括: 土壤温湿度数据(每 15 分钟采集一次)、气象数据(每日)、无人机多光谱影像数据(关键物候期每 7~10 天采集一次, 共 12 期)以及产量数据(收获后实测)。

3.3. 系统框架设计

本研究设计的智能农业一体化框架采用四层架构(如图 1 所示)。感知层负责多源数据的采集与预处理, 包括土壤墒情传感器、气象站、多光谱无人机和卫星遥感影像等数据源, 实现“天 - 空 - 地”立体监测。分析层集成多种 AI 算法模型: 基于 LSTM 的土壤墒情预测模型、基于 CNN 的作物长势分级模型、基于随机森林的变量施肥决策模型以及基于作物生长机理的过程驱动模型, 形成“机理 + 数据”双驱动的智能分析体系。决策层采用多智能体协同机制, 由分析层的模型输出作为输入, 通过规则引擎和大模型的推理能力生成最优作业方案, 涵盖灌溉量、灌溉时间、施肥类型、施肥量、耕作深度等关键作业参数。执行层对接智能灌溉设备、变量施肥无人机和智能农机装备, 将决策结果转化为精准作业指令, 并实时反馈作业状态形成反馈优化机制。

首先, 采用模块化设计, 各层之间通过标准化接口通信, 具有良好的可扩展性和可复用性; 其次, 边缘计算与云计算协同工作, 实时性要求高的感知和初步分析任务在边缘端完成, 而复杂模型训练和全

局优化在云端执行，兼顾了响应速度和计算精度；最后，该框架已在曲周示范区完成了一个完整生长季的实地验证，证明了其技术可行性和实际效益。

机理 + 数据融合与一体化协同验证：本研究采用机理约束 + 数据驱动双融合模式，以作物生长机理模型为决策骨架，结合 LSTM、CNN 等 AI 算法校正参数，形成可解释的智能决策路径。为验证灌溉与耕耘一体化协同增效，设计四组对比试验：传统模式、AI 精准灌溉、AI 变量施肥、AI 一体化模式，以“1 + 1 > 2”判定协同增益。中等肥力地块增产更显著，源于传统管理水肥错配严重，AI 精准供给可消除生长限制因子；高肥力地块产量接近上限，优化边际效益递减。

4. 研究结果与分析

4.1. 数据概览

在 2024~2025 年度冬小麦生长季中，曲周示范区共计采集土壤墒情数据约 52 万条，气象数据约 8 万条，无人机多光谱影像约 3,600 幅，形成约 500 GB 的数据总量。数据质量分析显示，传感器数据完整率为 96.7%，影像数据有效覆盖率为 100%。

4.2. 精准灌溉效果分析

基于 LSTM 模型的土壤墒情预测在示范区取得了良好效果。模型以过去 72 小时的土壤湿度、气温、降水等数据为输入，预测未来 24 小时的墒情变化趋势。验证结果表明，模型预测值与实测值的均方根误差 (RMSE) 为 2.31%，决定系数 (R^2) 为 0.89，优于传统的 Thornthwaite 经验模型 ($R^2 = 0.71$) 和 ARIMA 时间序列模型 ($R^2 = 0.78$)。基于该预测结果，智能灌溉系统实现了“按需供水”的精准调控。对比分析显示，示范区的灌溉用水总量较传统经验灌溉减少 17.3%，灌溉频次从平均 6 次/季降至 4 次/季，灌溉效率显著提升。

4.3. 变量施肥效果分析

基于多光谱无人机影像生成的 NDVI 植被指数图，结合土壤养分检测数据，分析层生成了米级精度的变量施肥处方图。将示范区划分为 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的网格单元，每个单元根据其长势和养分状况获得差异化的施肥量。实证结果表明，变量施肥模式下全生育期总施肥量(折纯氮)较传统均匀施肥减少 12.8%，而作物氮素利用率从传统模式的 31.5% 提升至 44.2%。无人机遥感反演的养分亏缺诊断与地面实测值的吻合度达到 85% 以上。

4.4. 产量与综合效益分析

示范区最终产量实测数据显示，1,000 亩示范田平均亩产为 598.7 公斤，较对照区(传统管理模式)的 548.3 公斤增产 9.2%。水分利用效率从传统模式的 1.32 kg/m^3 提升至 1.71 kg/m^3 ，增幅达 29.5%。综合经济效益分析表明，示范区每亩新增收益约 186 元(节水节肥节约成本约 78 元，增产增收约 108 元)。与国内外同类研究对比，本研究在灌溉和耕耘两个环节的协同优化效果略优于单一环节优化方案：现有研究中 iMAP 大模型实现增产 8%~10% 和水肥节约 10%~20%， “空地协同精准变量施肥技术” 实现节肥 10%~15% 和增产 5%，本研究在节水和增产两个维度上均达到了相近或略优的水平，且实现了两大环节的同时优化。

5. 讨论

5.1. 结果与假设的比较

本研究提出的假设——大数据 AI 算法驱动的一体化灌溉与耕耘模式能够显著提升农业资源利用效

率和作物产量一一得到了实证结果的支持。示范区在节水 17.3%、节肥 12.8%的同时实现增产 9.2%，各项指标均达到或超过了预期目标。值得注意的是，增产效果在中等肥力地块上最为显著(增产 11.5%)，而在高肥力地块上增产幅度相对有限(增产 6.8%)，这表明 AI 技术对资源边际效益的提升在资源约束较强的条件下更具价值。

5.2. 与已有研究的比较

本研究的实证结果与国内外同类研究具有可比性。在精准灌溉方面，中国农科院的现代信息感知变量精准灌溉系统实现了 20%的作物灌溉水分生产力提升和 25%的氮肥利用率提升，本研究在水分利用效率和氮肥利用率上均达到相近水平。在变量施肥方面，邯郸示范区的“变量施肥处方图”实践实现了平均节水、节肥 15%，本研究节肥 12.8%的数值与之一致。与采用遗传算法优化深度神经网络进行小麦产量预测的研究相比，本研究的模型预测精度略高，这可能与北方平原地区环境相对均一有关。

5.3. 实践启示

本研究的实践启示在于：第一，智能农业系统的落地需要“硬件 + 软件 + 数据”三位一体的系统性投入，仅靠单一技术难以发挥整体效益；第二，灌溉与耕耘的协同优化比单一环节优化更能释放 AI 技术的潜力，建议在系统设计中注重环节间的数据贯通和决策联动；第三，AI 决策的透明性和可解释性是获得农户信任的关键，本研究采用的“机理 + 数据”双驱动模式在一定程度上缓解了“黑箱”问题。

5.4. 研究不足与未来方向

本研究存在以下局限：一是示范区位于华北平原，地形平坦、地块规整，研究结果在丘陵山地等复杂地形区的可推广性有待进一步验证；二是数据采集周期仅为一个生长季，长期气候变化对模型稳定性的影响尚未充分评估；三是智能装备的初期投入成本较高，中小农户的负担能力构成推广瓶颈。未来研究可从以下方向深入：一是开展跨区域、多作物类型的对比研究，提升模型的泛化能力；二是探索跨农场数据协同机制，在保护数据隐私的前提下共享模型知识；三是研究更轻量化的边缘 AI 模型，降低对算力和网络基础设施的依赖，推动技术向中小农户下沉。

全成本与小农户推广分析：示范区 1,000 亩初始设备投资 45 万元，年均运营成本 18.45 万元，亩均年增收 186 元。无补贴条件下投资回报周期长，30%设备补贴后 ROI 约 9.05%，回收期 11 年。面向小农户，可采用轻量化硬件、按亩付费服务模式与政企农成本共担机制，降低准入门槛。

6. 结论与建议

6.1. 主要结论

(1) 大数据 AI 算法驱动的智能农业一体化框架在精准灌溉和变量施肥两个核心环节均展现出显著效益。实证结果表明，该模式可实现节水 15%~20%、节肥 10%~15%、增产 8%~10%，综合资源利用效率和经济效益均优于传统管理模式。

(2) 灌溉与耕耘的协同优化比单一环节优化更具整体效益。通过统一的数据架构和决策机制，两大环节实现了从“各自为战”到“通过协同作用提升整体效率”的转变，避免了信息孤岛和资源浪费。

(3) “机理 + 数据”双驱动模式有效提升了 AI 决策的可解释性和可靠性。将作物生长机理知识嵌入深度学习模型，使 AI 不仅给出决策结果，还能解释决策依据，增强了农户和管理者的信任度和接受度。

6.2. 实践建议

(1) 政府层面：加大对智慧农业基础设施的投入力度，推进农村 5G 网络和物联网覆盖，完善智能农

机装备的购置补贴政策，降低农户的技术准入门槛。

(2) 企业层面：加快研发适用于不同区域、不同作物的轻量化 AI 解决方案，降低系统部署成本；开发面向农户的智能决策 App，降低操作门槛。

(3) 科研层面：加强跨学科协作，推动农学、计算机科学、数据科学和工程技术的深度融合；建立开放共享的农业多模态数据集，支撑 AI 模型的训练与比较。

参考文献

- [1] Radočaj, D., Jurišić, M., Plaščak, I. and Galić, L. (2026) A Bibliometric Analysis of Machine and Deep Learning in Remote Sensing for Precision Agriculture. *Agronomy*, **16**, Article 807. <https://doi.org/10.3390/agronomy16080807>
- [2] Rani, N.S. and Banu, N.S. (2026) Cognitive Integration of Internet of Things and Feedforward Learning Models for Smart Irrigation in Sustainable Agriculture. *Scientific Reports*.
- [3] Al-Najadi, R., Al-Mulla, Y. and Goher, K. (2026) Advances in Intelligent and Autonomous Greenhouse Systems: A Comprehensive Review of Internet of Things, Artificial Intelligence, and Robotics Integration. *Smart Agricultural Technology*, **13**, Article ID: 101670. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101670>
- [4] Miranda, M., *et al.* (2026) YieldSAT: A Multimodal Benchmark Dataset for High-Resolution Crop Yield Prediction[. arXiv: 2604.00940.
- [5] 中国农业科学院农田灌溉研究所. 现代信息感知变量精准灌溉系统研发成功[N]. 科技日报, 2026-04-11(03).
- [6] 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所. “农耕大模型 1.0”发布为耕地保护与利用提供了技术支持[N]. 人民日报, 2025-12-07(06).
- [7] 哈尔滨工业大学. 哈工大发布“天工开悟”农业大模型 2.0 [EB/OL]. <https://www.tgkwai.com/>, 2025-11-07.
- [8] 精准变量施肥技术应用模式(水稻) [N]. 农业科技报, 2026-01-22(05).

附录 1：传感器部署方案

示范区共布设 36 个土壤墒情监测节点，采用网格化布点策略(网格间距约 80 m × 80 m)。每个节点在 10 cm、20 cm、40 cm 三个深度层位部署水分和温度传感器，数据通过 LoRa 无线通信汇聚至边缘网关，再经 4G 网络上传至云端平台。

附录 2：示范区关键数据汇总表

指标	示范区	对照区	变化率
灌溉用水总量(m ³ /亩)	175.6	212.3	-17.3%
氮肥施用量(kg/亩)	18.2	20.9	-12.8%
平均亩产(kg/亩)	598.7	548.3	+9.2%
水分利用效率(kg/m ³)	1.71	1.32	+29.5%
氮素利用率(%)	44.2	31.5	+40.3%