doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.09.020

农场数字孪生技术发展现状与展望

马若飞[1,2]　杜岳峰[1,2]　郭大方[1,2]　王林泽[1,2]　栗晓宇[1,2]　武秀恒[1,2]
(1.中国农业大学工学院,北京 100083;2.中国农业大学现代农业装备优化设计北京市重点实验室,北京 100083)

摘要:数字孪生技术通过为物理实体或系统创建真实且同步的虚拟副本,实现对物理实体或系统的实时监控、精确模拟、预测决策。近年来,数字孪生技术凭借其优越的实时性和一致性,在提升农业生产效率、减少资源浪费、提高作物抗逆性以及应对气候变化等重大问题中展现出巨大潜力,有望为推动智慧农业发展提供核心技术支撑。本研究通过检索全球农业领域数字孪生相关文献,分析了数字孪生技术在构建"数字孪生农场"生产过程——农业装备、作物与环境中的研究现状,并提出了当前研究存在的问题与不足;进一步,提出了数据决策双驱动的 5 层数字孪生农场框架结构和构建流程,并探讨了在多源数据采集与处理、孪生模型构建与更新、预测与智慧决策以及展示与交互等方面涉及的关键核心技术;用 2 个典型的数字孪生农场应用实例,说明数据驱动的全生命周期数字孪生农场的价值和意义;对数字孪生农场未来发展重点及趋势进行了展望。指出数字孪生农场正逐步成为引领农业生产方式变革的核心力量,未来将从感知技术集成、人工智能嵌入与标准体系建设等方面持续演进,为推动农场管理向智能化、精准化迈进,也为农业可持续发展与粮食安全保障提供有力支撑。

关键词:数字孪生;农业装备;智慧农场;作物模型;动态建模;物联网
中图分类号:S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)09-0257-21　　**OSID**:

Development Status and Prospect of Digital Twin Farm

MA Ruofei[1,2]　DU Yuefeng[1,2]　GUO Dafang[1,2]　WANG Linze[1,2]　LI Xiaoyu[1,2]　WU Xiuheng[1,2]
(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Beijing Key Laboratory of Optimized Design for Modern Agricultural Equipment*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Digital twin technology realizes real-time monitoring, accurate simulation, and predictive decision-making of physical entities or systems by creating real and synchronized virtual copies of them. In recent years, digital twin technology, with its superior real-time and consistency, has shown great potential in improving agricultural production efficiency, reducing resource waste, improving crop resilience, and coping with climate change and other major issues, and is expected to provide core technical support for promoting the development of smart agriculture. The current research status of digital twin technology in building "digital twin farms" in the production process of farm machinery and equipment, crops and environment was analyzed by searching the literature related to digital twins in the global agricultural field, and the problems and shortcomings of the current research were put forward. Further, a five-layer digital twin farm framework structure and construction process driven by data and decision-making were proposed, and the key core technologies involved in multi-source data acquisition and processing, twin model construction and updating, prediction and intelligent decision-making, and display and interaction were discussed; then two typical digital twin farm application examples were used to illustrate the value and significance of the data-driven full-life-cycle digital twin farm, and finally, the future of digital twin farm was discussed. Finally, an outlook on the future development focus and trend of digital twin farms was provided. Aimed to provide systematic theoretical and methodological support for the construction of digital twin farms, emphasizing the concept of data-driven full life cycle control as the core, laying a solid theoretical foundation for the in-depth application of digital twin technology in the

收稿日期:2025-03-05　修回日期:2025-06-10
基金项目:国家自然科学基金项目(52175258)和中国农业大学学科交融拓新计划项目
作者简介:马若飞(1999—),男,博士生,主要从事农业数字孪生技术研究,E-mail:973446123@qq.com
通信作者:杜岳峰(1984—),男,副教授,博士生导师,主要从事智能农业装备与数字孪生研究,E-mail:dyf@cau.edu.cn

management of smart agriculture, and at the same time providing prospective ideas and technological means for the transformation of modern agriculture into intelligent and sustainable.

Key words: digital twin; agricultural machinery equipment; smart farm; crop models; dynamic modeling; IoT

0 引言

近年来,随着高标准农田建设的推进以及土地流转等政策的引导,我国中小型农场发展迅速,展现出成为未来我国主要农业生产方式的巨大潜力。数据显示,我国中小型农场的数量已从 2010 年的 35 万家增长至 2024 年的 400 万家[1]。中小型农场凭借规模化与灵活性的特点,在农产品质量和市场竞争力等方面表现出显著优势。在此背景下,实现中小型农场全生命周期的智能化管理显得尤为重要。通过智能化管控技术的应用,可以更高效地整合资源、优化生产流程、提升农业生产效率,达到显著提高作物产量的目的。这不仅可以推动农业现代化和可持续发展目标的实现,也为保障国家粮食安全提供了技术支持和保障。

农场作为一个复杂的农业生产系统,在生产过程中涉及农业装备、作物、环境等多种要素,这些要素之间相互作用,形成复杂的耦合关系,共同构成农场生产体系。农业装备的运行需要根据作物生长状态进行动态调整,而作物的生长受到环境条件(如气候、土壤、水分等)影响,同时环境变化也会对农业装备的性能和故障率产生影响。因此,实现农场全生命周期的管控,依赖于对这些要素及其复杂耦合关系的深入理解和分析。数字孪生技术为构建数字孪生农场提供了重要手段[2],借助系统工程的思想,通过农业装备数据、作物数据和环境数据的深度融合[3-4],为农场生产提供科学的决策和管理支持。

通过文献检索与分析可知,当前我国的数字孪生农场生产过程孪生技术发展仍存在一些问题。首先现有的研究多集中于单点突破,缺乏系统性研究成果。在“十三五”[5]和“十四五”[6]期间,我国农业研究主要集中在单一作业机具或某一作业环节的攻关,未充分考虑农业生产整体的系统性。农场生产的系统性体现于时间和空间 2 个维度:从时间上看,耕、种、管、收等作业阶段共同构成贯穿作物全生长周期的时间系统;从空间上看,1 个农场内包含多种作物及多种作业机具的协同作业工况,形成复杂的空间系统。其次,现有研究对数据的重视程度不足,对数据的深度挖掘和利用仍显薄弱,许多研究依然依赖传统的经验主导模式。而现代农业中,大量多源异构数据持续生成,这些数据蕴含着丰富的潜在规律和决策价值。通过对海量数据的深度学习与建模,可以揭示农场生产系统中的潜在关系和复杂耦合机制,辅助构建数字孪生农场,提高农业生产效率和质量。

因此,在数字孪生农场生产过程中,构建 1 个高效、全面的数字孪生农场系统,必须充分关注 2 个方面。首先,需要考虑农场生产中时间系统和空间系统的动态性与复杂性。在农业生产过程中,农业装备、作物与环境之间的相互作用错综复杂且不断变化,这要求系统能够实时捕捉和响应各作业阶段、各区域内的动态变化,确保对全生产周期的精准监控与管理。其次,构建数字孪生农场必须依托海量数据的支撑,因此,应采集数量庞大、类型多样、维度丰富的孪生数据,并融合云-边-端协同的孪生架构运行机制,以实现数据驱动的全生命周期管理。上述要求使得构建数字孪生农场在技术层面上面临诸多挑战,但其发展前景广阔[7],对于提升农业生产效率、降低生产成本、增强农业可持续性具有重要意义[8],同时符合国家加快数字农村、数字农业建设的发展战略[9]。

针对上述技术难点,当前物联网、人工智能、大数据等前沿技术的发展为数字孪生农场系统的构建提供了有力的技术支撑。物联网技术作为数字孪生农场的基础,通过在农场中部署传感器,实现对农业装备运行状态、环境参数以及作物生长状况的实时监测,为数字孪生模型提供了可靠的数据来源和坚实的基础。大数据技术负责数据的处理与挖掘,通过清洗、滤波、融合等方法,解决多源异构数据的复杂性问题,生成高质量的结构化数据,为数字孪生农场的动态建模和智能决策提供驱动力。人工智能技术利用这些经过处理和挖掘的数据,进行动态建模与预测分析,通过深度学习和智能算法构建农场的动态孪生体,精准预测作物生长趋势、优化资源配置,并为精准施肥、病虫害防控等提供智能化管理方案。针对农田生产的复杂性,云计算、边缘计算与终端设备协同运行,形成高效的计算架构:农业装备作为终端设备,直接感知和执行农场作业;农场作为“边”端平台实时处理传感器采集的数据,确保环境动态变化中的快速响应;云计算则提供远程的强大算力,支持复杂模型的运行与大规模数据分析。通过物联网、大数据、人工智能以及云-边-端协同的深

度融合，数字孪生农场可实现数据驱动的精准建模与全生命周期智能化管控，为现代农业注入了新的技术活力。

为探索完善数字孪生农场生产过程的构建方法，本研究通过文献检索，对数字孪生农场在农业装备、作物和环境 3 方面的研究现状进行详细汇总，并总结农业装备、作物和环境孪生体构建中存在的问题。随后，从数字孪生农场的时空观和结构框架入手，阐述构建数字孪生体的过程与方法，详细讨论构建过程中的核心关键技术。最后，通过 2 个典型数字孪生农场案例的分析，证明数字孪生农场的意义和价值，并提出数字孪生农场未来的发展方向。

1　数字孪生农场要素和机制分析

农场作为一个复杂的农业生产系统，其组成主要包括农业装备、作物和环境 3 个核心要素，这种划分基于农业生产的内在逻辑和科学抽象。农业装备是农业生产的执行工具，是每个作业阶段的主要生产力，从耕种、灌溉、施肥到收获，农业装备通过精准作业提高资源利用效率和生产质量。随着信息化技术的发展，农业装备还逐步承担了数据采集与实时反馈的任务，成为现代农业中实现智能化管理的重要载体。作物是农业生产的作用对象，其生长状态既是管理效果的体现，也是生产决策的重要依据。作物的生长受到种植密度、养分供给、水分管理和病虫害防控等因素的影响，这些条件的综合调控最终反映在作物的产量上。作为核心产出对象，作物贯穿于整个农业生产周期，是农场管理中持续监控和优化的重点。环境是农业生产的基础，包括土壤、水分、肥料、农药、气候等因素，为作物生长和农机作业提供了必要的支持。土壤的肥力、含水率和通气性直接影响作物的根系发育和养分吸收，而气候条件（如温度、降水）则对作物的生长周期和病虫害的传播起到关键作用。同时，环境条件对农业装备的作业效率也有直接影响，例如土壤条件直接影响农业装备的作业效果和效率。农业装备、作物和环境三要素之间相互作用、相互影响，形成动态的耦合系统。从执行工具、生产目标和外部条件 3 个层面划分农场系统，不仅体现了农业生产的核心逻辑，也为系统性分析农场运行机制提供了清晰的理论框架。

从时间和空间两个维度来看，农业装备、作物和环境的相互作用机制更显复杂。从时间维度，农场的生产活动贯穿耕作、播种、管理和收获等多个阶段。在耕作阶段，农业装备需要结合土壤的硬度和湿度调整作业参数，翻松土壤以提供适宜的种植环境；播种阶段，农业装备通过精准的操作确保种子的均匀分布，同时依赖环境条件确保种子发芽。在管理阶段，传感器可实时监测土壤、作物、水分等参数，指导农业装备开展水肥药的精准施用，而这一过程又受到环境条件的制约，如降水量的变化可能改变灌溉需求。在收获阶段，农业装备作业工况、调度管理等与环境条件的关系尤为密切，如土壤含水率适宜时机械作业效率更高，能有效减少收获损失。从空间维度来看，农场内的田块通常因土壤类型、地形和小气候的不同而呈现显著差异，这种空间差异使得农业装备、作物和环境之间的耦合作用更具复杂性。在土壤肥力较低的田块需要增加施肥量，而地势较高的田块可能更依赖灌溉支持。同一田块内，作物的健康状态可能因微环境的变化而不均，需要精准的病虫害防控措施来优化局部管理。时间与空间的双重维度交织在一起，构成了农场动态运行机制。在时间上，不同阶段的连续管理需要适应作物生长需求和环境的变化；在空间上，不同田块和局部区域的差异化条件又要求灵活的资源分配和操作策略。三要素之间在时间和空间维度上的有效管理，是农场生产系统高效运转的关键，整个孪生农场的要素和机制如图 1 所示。

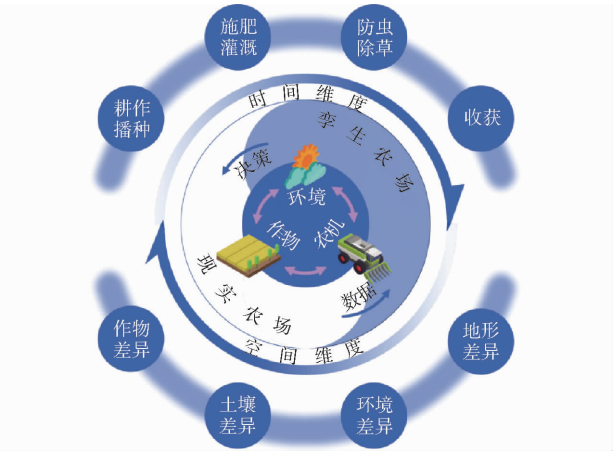


图 1　数字孪生农场要素和机制结构

Fig. 1　Twin farm elements and mechanism structure

数字孪生农场通过虚拟与现实的实时对应，将现实农场的运行机制数字化、模型化，实现时间和空间维度上的高度一致性。通过采集农业装备、作物和环境的实时数据，构建虚拟的动态农场模型，与现实农场保持同步。孪生模型可以将每一田块的土壤含水率、养分和作物生长状态映射到虚拟空间中，借助这一模型，管理者能够实时监控农场的运行状态。在时间维度上，数字孪生农场依托实时数据监测与虚拟仿真，实现提前预测和决策支持。系统能够动态捕捉环境变化、作物生长状况以及各作业阶段的进程，通过模拟不同管理方案的实施效果，提前验证并优化各项策略，从而在实际操作前确定最佳方案。

在空间维度上,数字孪生农场借助虚拟模型,对农场各区域的特性进行细致刻画。系统依据土壤肥力、地形和局部微气候等多维信息,对不同田块进行差异化管理,通过虚拟测试验证各区域管理措施的有效性,从而制定出因地制宜的精准施肥、病虫害防控等策略。依托上述技术手段,数字孪生农场可以实现对现实农场的实时监控和精准决策,显著提升生产效率和资源利用率,使现代农业向智能化、精细化迈出重要一步。

2 文献检索与数字孪生农场研究现状分析

2.1 文献检索策略

为全面了解数字孪生技术在农业领域的发展动态,本研究采用跨数据库文献检索策略,覆盖 Web of Science、ScienceDirect 和中国知网等主要学术资源平台,以确保文献来源的多样性与全面性。检索时间范围设定为 2019—2025 年,聚焦最新研究成果。在中文平台,使用“数字孪生”“耕作”“播种”“灌溉”“喷药”“收获”“作物”“农业装备”等关键词,结合布尔运算符进行检索;在英文平台,使用含义相同的英文关键词进行检索,力求涵盖数字孪生农场研究的各方面内容。

为保证文献质量与针对性,对检索结果人工筛查,去除访谈类、政策研究类文献,仅保留中文 CSCD 核心期刊和英文二区及以上期刊的研究成果。此外,为补充行业实践动态,研究还通过谷歌搜索引擎,检索关键词“数字孪生 AND 智慧农场”,结合人工筛选,纳入微软、通用电气、IBM、Ansys、西门子、华为等科技巨头以及 Hortiya、PlantsIO 等初创企业在数字孪生农场领域的应用案例,构建学术与行业结合的综合文献库。

截至 2025 年 1 月 7 日,基于上述关键词检索,从 Web of Science 获得 207 篇文献,ScienceDirect 获取 83 篇文献,中国知网获得 121 篇文献。谷歌检索补充企业相关研究后,识别多个行业应用案例。最后对所有有效文献进行领域分析,初步识别数字孪生农场研究的热点问题,并绘制领域高频词分布图,如图 2 所示。

从图 2 可以看出,数字孪生技术在农业领域的研究呈现以下趋势。首先,频繁出现的“农业智能化”“精准农业”“农业装备自动化”等主题词表明,数字孪生技术在提升农业生产效率和优化管理方面受到广泛关注,农业数字化和智能化已成为研究的主要方向,特别是在农业装备控制和作物监测领域。其次,“环境监测”“气候变化”等关键词的集中出现反映了对环境因素的重视。这表明数字孪生技术在

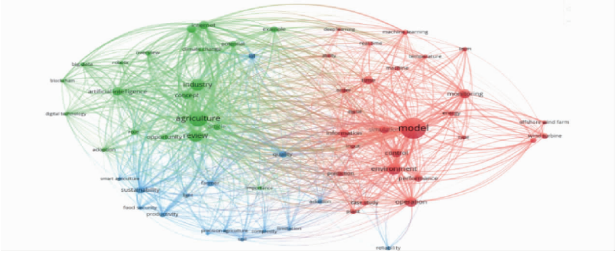


图 2 数字孪生农场领域文献主题词分布

Fig. 2 Distribution of digital twin farm literature subject words

应对气候变化、实现精准农业方面展现出重要潜力。

此外,技术交叉趋势显著,“数字孪生与人工智能”“数字孪生与物联网”等高频词表明,数字孪生技术正与前沿技术深度融合,推动智能农业向更高效、更精确的方向发展。前沿技术的结合,如机器学习和物联网的协同应用,显著提升了农业装备自动化程度和作物监测的精准性。同时图 2 也表明,数字孪生的应用从生产环节延伸至作物管理、设备优化和环境保护等多个领域,展现出广泛适用性和潜力。

对不同地区和不同年份的发文量数据进行可视化,进一步揭示全球在这一领域的研究分布,如图 3、4 所示。

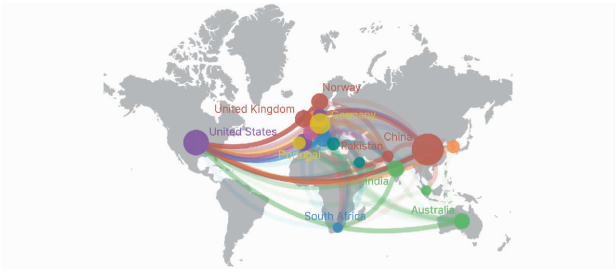


图 3 文献发表地区贡献分布

Fig. 3 Contribution distribution of literature publication area

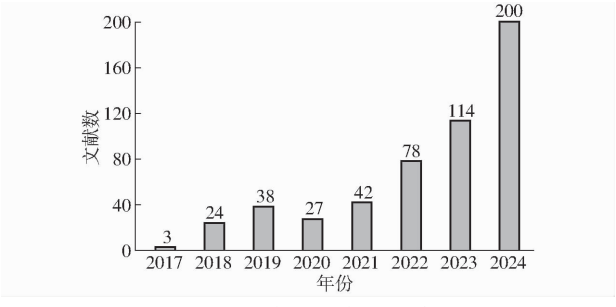


图 4 文献发表年份分布

Fig. 4 Distribution of literature by year of publication

从发文地域分布来看,数字孪生农场的研究主要集中在中国、美国和部分欧洲科技强国。美国和中国的研究文献数量远超其他国家,显示两国在该领域的主导地位。美国凭借技术创新能力、科研资源和农业现代化需求,在数字孪生农场的研究中保持领先;中国则通过精准农业和农业装备领域的重

点投入，推动了农业数字化转型的快速发展。此外，虽然印度和巴西等新兴经济体目前在该领域发文量较少，但也在数字孪生农场的研究上积极跟进。

全球范围内，不同地区的研究重点各有侧重，但提升生产力、应对气候变化等共同需求推动了数字孪生农场的发展，显示出该领域广阔的应用前景。

从发文数量趋势来看，对数字孪生农场的研究增长显著。2017 年仅 3 篇，2018—2020 年处于探索阶段，发文数量稳定增长；2022 年后进入快速发展期，2024 年翻倍至 200 篇。表明数字孪生技术在精准农业、环境监测和智能农业装备等领域的应用价值已逐渐被认可，成为推动现代农业转型的有力工具。

2.2　农业装备孪生

作为现代农业生产的关键工具，农业装备在农场生产中扮演着至关重要的角色。数字孪生技术能够实现对农业装备全生命周期的监控与优化，为作业参数优化、故障诊断及维修保养等提供科学依据，从而有效提升作业效率和效果。随着装备与信息化的深度融合，农业装备融合了新材料、新技术，其作业过程涉及机械、液压、电气等多个领域，构建完整的农业装备孪生体面临巨大挑战。因此，当前的研究通常从农业装备的某个部件或某个工作阶段入手，优先构建农业装备子系统的数字孪生，再逐步扩展数字孪生的功能和性能表征。

综合文献来看，目前对农业装备孪生体的构建主要从以下几方面开展：农业装备动力单元孪生、农业装备与外界作用孪生、农业装备设计过程孪生、农业装备孪生轻量化部署及农业装备远程可视化孪生等。上述研究从多个角度独立展开探索，试图构建整个农业装备的孪生体，具体研究成果如表 1 所示。

数字孪生技术在农业装备领域的应用展现出显著的发展潜力和多样化方向，研究集中于提升农业装备性能、优化作业效率和减少资源消耗。基于数字孪生的智能控制策略提高了动力传动单元的精准性和响应速度；土壤-农业装备耦合孪生体和作物-农业装备数字孪生体显著增强了作业效率与预测准确性；云-雾-边-端协同架构和轻量化技术有效降低了设备复杂度和资源负担。而虚拟现实模拟和远程操作平台的开发展示了数字孪生在精准农业培训与管理中的重要价值。

在农业装备数字孪生体的构建过程中，仍存在一些挑战。首先，农业装备的动力单元由于内部结构复杂，传感器在恶劣环境下的表现影响数据准确性。其次，关于装备与土壤的相互作用，大多数研究仍依赖试验方式，既耗费大量人力物力，又缺乏通用性和可复制性。此外，尽管已有研究关注农业装备与作物的关系，但对具体细节（如叶片特性）的关注不足，且缺乏有效的模型更新机制，导致模型难以持续优化。在轻量化方面，农业装备孪生体的研究尚处于初步阶段，缺乏实质性案例和部署经验。尽管借助汽车模拟方法，农业装备的远程可视化已有进展，但由于农场环境复杂，这些方法难以直接应用，且无法完全模拟复杂农田环境。

表 1　农业装备孪生体研究成果

Tab. 1　Research status of agricultural machinery equipment twins

孪生对象	研究内容	文献序号	发表时间
农业装备的动力单元	搭建重型轮式拖拉机的动力传动单元	[10]	2020
	提出数字孪生驱动的自适应控制方法	[11]	2023
	提出基于数字孪生的自适应换挡策略	[12]	2024
农业装备与外界相互作用	建立土壤-农业装备拖拉机孪生体	[13]	2023
	开发了龙门式拖拉机的离线数字孪生	[14]	2023
	提出一种基于数字孪生蚕豆收割系统	[15]	2024
	建立葡萄园的作物-农业装备耦合孪生体	[16]	2024
	提出一个环境与农业装备作用的孪生架构	[17]	2021
农业装备设计过程	从宏观和具体阐述数字孪生实现路线	[18]	2023
	构建了参数化的几何模型设计框架	[19]	2020
	开发了设计智能农业装备的数字服务平台	[20]	2022
农业装备孪生轻量化	提出云-雾-边-端协同孪生架构	[21]	2023
	构建轻量化收获机孪生系统	[22]	2024
农业装备远程可视化	开发农业机械虚拟现实模拟器	[23]	2023
	实现全球多国农业设施的远程管控	[24]	2023

总体而言，农业装备的数字孪生研究仍处于起步阶段。NASIRAHMADI 等[25]指出，数字孪生技术在农场生产中的应用尚不广泛，建议加强实验室和现场的交互式应用以促进技术落地。且当前研究缺乏统一的标准体系，由于不同团队在软件平台、建模方法和实验手段上的差异，在后续工作中导致不同成果之间缺乏互通性，难以整合成统一的数字孪生农场。ATTARAN 等[26]和 TAO 等[27]都指出，农业装备数字孪生面临数据标准化、建模方法标准化以及高固定成本等挑战，在低成本、低精度与高成本、高精度模型之间找到平衡，对于推动技术的广泛应用至关重要。

2.3　作物孪生

数字孪生农场农业生产中主要作业对象为作物，因此数字孪生农场的构建需要考虑构建作物生长过程的孪生体，并实现与农业装备孪生体耦合，共同完成对农场生产的各个过程精准描述。当前的研

究一般从两方面考虑,一是作物的表型模型,即对作物的株高、叶面积、分枝结构、冠层分布等外部特征进行建模,重点在于数据采集、特征提取和三维可视化。二是作物的生长模型[28],即模拟作物生长的生物量积累、光合作用、蒸腾作用等动态过程,两者能在不同场景中部分反映作物特征。

在构建作物表型的孪生体时,通常需要高质量的作物数据(如株高、叶面积等)来构建精确的三维模型。当前主要的建模方法包括结构数值模拟和三维点云重建。结构数值模拟通过 L-System、AMAP 等方法抽象作物生长过程,利用多尺度树形图描述作物拓扑结构,适用于多种作物。三维重建则通过激光雷达或图像技术获取作物关键点,从而生成精准的表型结构模型,具体的研究成果如表 2 所示。

表 2 作物表型孪生体研究成果

Tab. 2 Research status of crop phenotypic twins

孪生对象	研究内容	文献序号	发表时间
作物表型(小尺度)	提出一种植物的生长相互作用的物理引擎	[29]	2024
	改进 NeRF 模型,高效真实重建农业 3D 场景	[30]	2024
	开发了单视图植物叶片三维重建方法	[31]	2022
	开发了一种测量田间小麦穗尺寸的方法	[32]	2021
	提出一种基于骨架细化提取的树木模型重建方法	[33]	2024
	提出了一种基于 X 射线植物根系结构孪生方法	[34]	2021
	开发了一个智能化室内食用菌收获系统	[35]	2023
作物表型(大尺度)	构建了土地和植物监控的决策支持孪生系统	[36]	2022
	开发了一款监控美国特定作物土地覆盖率软件	[37]	2023

当前的研究在作物表型孪生建模中取得一定进展,这些研究通过结合机器学习、物理引擎、3D 建模和 X 射线成像等技术,实现了更高效的植物特征提取和生长模拟,同时在大范围作物监测上也进行探索。然而,研究仍存在一些不足。首先,数据集规模较小,导致模型泛化能力不足,目前大多算法仅能处理单叶图像,难以重建堆叠或多叶结构。其次,尽管方法在田间实验中表现出较高的准确性和速度,但在处理弯曲作物(如小麦穗)时性能一般,且一些方法依赖高成本设备和专业工具,限制了推广和普及。

作物生长的建模一般需要作物的生长环境数据(光照强度、温度、含水率和土壤养分等)。最早的作物生长模型理论由荷兰科学家 DE WIT 于 1965 年提出[38],其初始模型为 SUCEOS,随后在此基础上发展出一系列模型,有以土壤因子驱动的 AquaCrop、DAISY,有以光合作用驱动的 WOFOST、DSSAT,有以人为因子驱动的 STICS。但上述模型一般只适用于一种作物,因此,学者在通用作物模型上也进行了一些探索。如谷类作物代表模型有 BACROS、SUCROS 等,豆类作物代表模型有 SOYGRO、BERNGR 等,综合性的代表模型有 ASPSIM、DSSAT。多名学者以上述模型开展具体种植场景的生长模型研究,并提出相应的改进方案,如表 3 所示。

表 3 作物生长孪生体研究成果

Tab. 3 Research status of crop growth twins

孪生对象	研究内容	文献序号	发表时间
作物生长模型	实验验证作物生长检测仪 GGMD-402 精度	[39]	2019
	开发消除太阳高度对作物检测影响的系统	[40]	2022
	通过 6 年冬油菜灌溉实验对比不同模型精度	[41]	2019
	结合 WOFOST 模型和随机森林算法,实现冬小麦的产量预测	[42]	2023
	建立滴灌条件土壤水力学与棉花生长模型	[43]	2024
	扩展了 WOFOST 模型,增加氮限制生产模拟	[44]	2024
	构建 Transformer 架构的植物生长模型	[45]	2023
	推出采集环境和植物数据并给出建议的系统	[46]	2024

作物结构建模研究在作物生长检测、模型优化等方面取得了多项成果。优化了作物检测传感器,结合多种作物模型对物候期和产量进行模拟,尝试模型与机器学习耦合,通过基于 AI 的植物模型降低能源消耗,展现了精准高效的潜力,并且优化氮管理的模型扩展为可持续农业提供了实践路径。然而,目前的研究仍存在不足之处,如部分模型在土壤含水率动态模拟和多环境条件适用性上有待改进,数据集规模有限也限制了模型的泛化能力。

尽管现有研究在作物建模中取得重要进展,但仍面临多重挑战。首先,模型在不同环境条件下的适用性尚未充分验证;其次,大多数模型将表型与功能分开建模,不仅限制了整体效果,还增加了与农业装备孪生体耦合的复杂性,因此表型-生长一体化的作物模型具有研究价值。未来应考虑将作物表型模型和生长模型通过数据交互与动态更新实现结合。表型数据为生长模型提供初始参数和校准依据,优化生长模拟的准确性;生长模型的预测结果反向更新表型模型,使其形态特征随生长环境动态调整。例如,生长模型计算出的干物质分配可调整表型模

型中的叶片数量与冠层结构，以匹配实际生长状态。表型模型的实时监测能力与生长模型的预测能力相结合，实现孪生体的多尺度动态更新，为精准农业管理提供可靠支持。

2.4　环境孪生

作物的生长状况和产量会受到环境的影响，农业装备也会因不同作业环境故障率发生变化。因此，农场环境孪生体也是数字孪生农场重要部分。

在环境对作物影响方面，一般考虑环境改变造成的作物生长和产量变化，以此对作业过程进行策略和时间上的指导。研究环境变化对作物生长和产量的响应主要通过 3 种方法：田间试验、过程模型和统计模型。田间试验由于地域限制和高成本，难以广泛应用。相比之下，基于模型的方法——包括过程模型和统计模型——则将作物产量视为气候因素和农业管理因素的函数，利用历史气候数据和现代传感器数据进行建模预测，这些模型已从线性回归发展到采用机器学习和深度学习的算法，以揭示作物与气候之间的非线性关系。而环境对农业装备也会产生影响，体现在对零部件性能和寿命以及作业效率的影响，具体研究如表 4 所示。

表 4　环境孪生体研究现状

Tab. 4　Research status of environmental twins

影响对象	研究内容	文献序号	发表时间
环境－作物	通过 APSIM 模型预测了西澳小麦的产量	[47]	2022
	使用作物生长模型预测气候变化后的产量	[48]	2024
	提出中国北方冬小麦产量预测的混合框架	[49]	2024
	开发一种随机天气生成器，提供降水预测	[50]	2021
	全栈开放式的高分辨率气候预测模型	[51]	2023
环境－农业装备	分析了不同湿度对拖拉机牵引性能的影响	[52]	2021
	研究拖拉机在不同环境耕作最优载荷效率	[53]	2024
	研究了土壤含水率对拖拉机牵引力等影响	[54]	2017
	通过孪生模型，研究 SCR 对发动机性能影响	[55]	2019
	探讨土壤含水率对耕作系统零部件寿命影响	[56]	2024

尽管现有模型在模拟高频降水等环境因素时表现良好，但在参数估计的稳定性和计算负担方面仍面临一定挑战。此外，土壤湿度变化直接影响拖拉机牵引性能等关键参数，但现有的孪生模型尚未能有效描述这一动态过程。目前，大多数研究依赖实验方法，受限于场地、成本等因素，基于数据的环境模型研究未来更有价值。通过结合机器学习和深度学习，可以更有效地揭示环境与作物、农业装备之间的相互作用关系，这种方法不仅有助于精准预测环境变化对农业装备作业和作物生长的影响，还能优化农业装备作业策略、提高作物产量，有效延长农业装备使用寿命。

2.5　现状分析

综合上述文献，尽管构建数字孪生农场的研究已有一定进展，从全局来看，仍存在两个关键问题：围绕农场三要素的系统性研究不足，研究过程对多源数据的关联、深度挖掘与分析不够。

系统性研究的不足是目前研究中最明显的问题之一。现有研究多聚焦于单一部件或单一过程，例如对某个农业装备部件的数字孪生或某个作业环节的优化，较少考虑数字孪生农场作为一个整体系统的构建。然而，数字孪生农场本质上是一个包含多层次、多维度的复杂系统。从农场三要素（农业装备、作物和环境）角度分析，在每个要素的内部就存在系统性耦合需求。例如，农业装备内部的液压系统、电气系统与机械系统需要协同优化；作物的属性，如形态与功能、光合作用与水分吸收，也需要通过模型表达其内部的相互作用关系；环境因素，包括气候和土壤的相互作用，同样需要精细化建模。三要素之间更是一个大系统，它们必须协同工作，构建出一个完整的数字孪生农场系统。此外，构建数字孪生农场的工作量庞大，不同研究团队间的合作也是一个系统化的问题，团队间的协同至关重要，要确保从技术到应用各环节的无缝衔接。从时间维度看，农场的全生命周期（包括耕作、种植、管理和收获各阶段）也需要实现系统性耦合，保障同一系统在不同时间尺度上的动态协调，缺乏全局系统性思维的研究难以应对数字孪生农场的构建需求。

对多源数据的关联、深度挖掘与分析不够是当前研究的另一个关键问题。数据作为贯穿作物生长全周期的信息命脉，其作用不仅在于反映农场生产现状，更是动态建模与优化决策的核心。然而，目前研究在数据方面存在诸多不足。首先，数据获取难度较大且获取范围有限。例如，对于作物生长状态、土壤状况等因素的动态变化，通常难以实现高效、精准捕捉与获取。其次，数据质量不高，高质量数据集的积累仍显不足，无法为模型提供足够支撑。此外，对数据的挖掘与融合力度不够，不同数据源之间缺乏有效的整合机制，使得作物生长规律和农业装备作业之间的复杂关系难以充分展现。更为重要的

是,数据驱动的动态更新机制尚未完善,这直接影响了数字孪生模型的实时性和精准性。

综上所述,数字孪生技术在农业领域展现出巨大的应用潜力,但要构建全生命周期的数字孪生农场,必须解决系统性设计和数据驱动不足的问题。一方面,需要从全局视角构建多层次、多要素协同的系统化架构,确保时间和空间维度的全方位耦合;另一方面,需要加强高质量数据的获取、积累和融合,完善数据驱动的动态更新机制。充分发挥数字孪生技术在智能化、精准化农业管理中的潜力,为现代农业的持续发展提供技术支撑。

3 数字孪生农场构建体系与关键技术

3.1 数字孪生农场构建体系

在综合考虑数字孪生农场的要素构成与运行机制的基础上,其构建应从时间和空间两个维度进行设计,如图 5 所示。在时间维度上,数字孪生农场具备三大核心功能:学习历史、实时呈现和预测未来。通过对历史数据的积累与分析,提取作物生长规律和农业装备运行特性;依托实时数据更新,动态模拟作物生长、农业装备作业及气象变化;结合历史和实时数据,通过模型预测未来趋势,为精准决策提供支持。

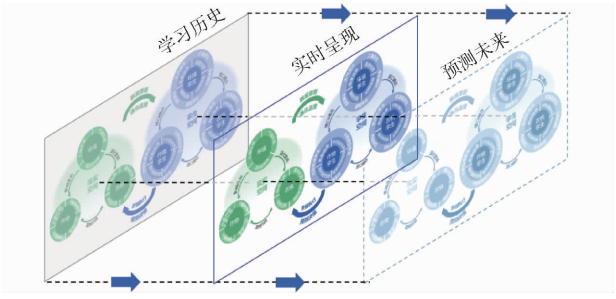


图 5 数字孪生农场的时间、空间结构

Fig. 5 Time and space structure of twin farm

空间维度上,数字孪生农场强调作物、农业装备与环境之间的相互作用与协同优化。作物模型依托实时天气数据更新生长状态,并受到农业装备作业的动态调控。农业装备的作业路径与作业参数则根据作物需求和气象条件动态优化调整;环境孪生体通过持续捕捉环境变化,对作物孪生体和农机作业策略产生影响。三者依托空间数据流动与信息反馈形成协同联动的农场生态系统,从而实现精准资源配置与精细化管理。

在对数字孪生农场时空观分析的基础上,围绕数字孪生农场的运维管控,提出了数据决策双驱动的数字孪生农场 5 层框架结构。从时间尺度、空间尺度、农场系统性和安全性方面考虑,将数字孪生农场划分为 5 个层级;考虑数字孪生农场运行方式,其架构采用数据与决策双向驱动模式,如图 6 所示。

数据作为系统的“血液”,通过数据通道向上流动,从历史回溯层读取,在物理实体层,数据被实时生成并记录;在孪生层,数据被梳理、整合和深度挖掘,通过构建的孪生体实现不同要素间数据的相互转化与直接交互,进而在农场整体孪生模型的支撑下,于决策层完成从数据到决策的转化。与此同时,决策通过决策通道从上到下流动,决策层基于孪生层的模拟与验证生成优化方案,并通过物理层的执行实现实际操作。其中人因交互在整个层级中占据最高优先级,在整个系统做出智慧化管理的过程中,管理者可以以最高优先级对任何决策干预;而历史回溯层则是因为农场生产的周期性和时间连续性,历史数据往往对当前孪生体构建和决策有参考价值。这种双向驱动的模式确保了数据与决策的高效流转,形成自下而上的数据聚合与自上而下的决策反馈的闭环管控机制。

为实现三要素之间的高效信息交互,将数字孪生体作为数据转换与融合的桥梁。在孪生层,各要素数据经过标准化预处理后输入孪生体模型,实现数据的统一编码,同时借助数据更新优化模型参数,以确保孪生体能够精准反映现实状态。随后,依托数据流处理实现各要素间的数据动态转换与深度融合。例如:农机孪生体基于作物孪生体提供的生长状态反馈,智能调整作业参数,匹配作物需求;作物

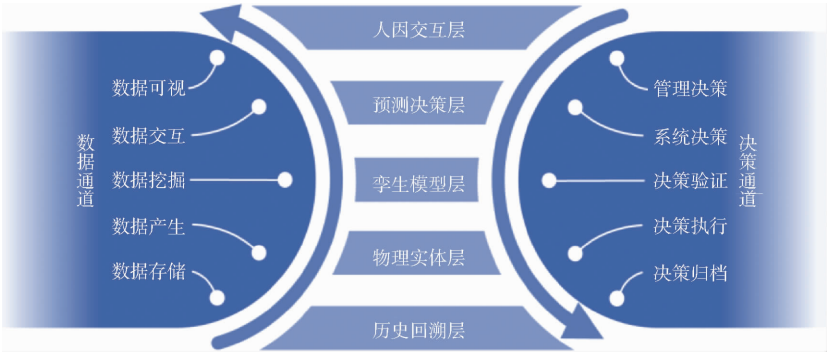


图 6 数据、决策双驱动的数字孪生农场结构框图

Fig. 6 Block diagram of twin farm structure with dual driving of data decision making

孪生体结合环境孪生体的气象预测数据，动态修正生长模型，提升模拟精度；环境孪生体依据农机作业数据，优化土壤属性参数，提高环境预测的准确性。通过这一机制，数据流可以打通农机、作物和环境三要素交互的壁垒，实现精准互联，推动数字孪生农场的智能化发展。

数字孪生农场的构建流程，分为数据获取、模型构建和预测决策 3 个主要阶段，如图 7 所示。首先，在数据获取阶段，通过传感器采集环境、作物和农业装备的多维数据，并对农场数据进行特征分析，利用数据清洗与滤波提高数据质量；在模型构建阶段，融合数据及机理模型，构建多维度、多领域孪生模型；在预测决策阶段，基于孪生模型提供作物生产、农业装备作业、农场管理等决策服务，通过 VR 技术实现动态可视化与交互，形成数字孪生农场的运维管理体系。

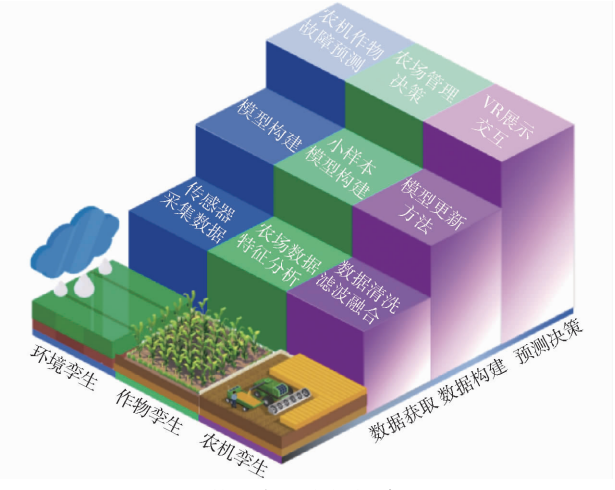


图 7　数字孪生农场构建流程图

Fig. 7　Flowchart for building a twin farm

3.2　多源异构数据获取

3.2.1　数字孪生农场数据特性分析

数据流是推动数字孪生农场运行的核心动力，它贯穿整个系统的构建、运行和优化，连接物理农场与数字模型，实现信息的动态流动与高效反馈。然而，农场生产中的数据具有复杂多样的特点[57]，对数据的获取和处理提出了严峻挑战。

首先，农业数据来源广泛，涵盖传感器生成的结构化数据、雷达和相机采集的非结构化图像数据，以及农户访谈记录的文本数据[58]，这些多样的数据类型彼此关联，具有典型的多源异构特性[59]。同时，不同区域土壤和气候条件的显著差异，使数据的时空分布极具差异性[60]，数据融合策略需具备动态调整能力[61]。此外，农业数据具有强周期性[62]，如作物生长的阶段性规律和机械作业的重复模式，这为异常值的识别和数据清洗提供了参考依据[63]。动态性也是农业数据的显著特征，长期运行的传感器因环境影响容易产生漂移[64]，需通过动态校准和自适应滤波保障数据可靠性[65]。多变性同样不可忽视[66]，农业场景的复杂多样使得噪声特征随环境变化呈现时空差异性[67]，要求灵活的处理策略。数据的不均匀性也广泛存在[68]，部分作业状态和冗余数据缺乏参考价值，需通过特征选择与清洗提升数据有效性。

为应对这些挑战，实现数字孪生农场的高效运行，需要深度挖掘多源异构数据之间的关联，并通过云-边-端协同架构进行动态融合。数据从生成到清洗、分析、融合，形成一条贯穿全系统的动态流动路径，为数字孪生模型提供高质量数据支撑。

3.2.2　数字孪生农场数据获取和处理

农业装备孪生数据获取主要聚焦于农业装备作业过程中的关键性能监测。以收获装备为例，研究者针对割台高度[69]、谷物流量[70]和谷物损失[71-73]等参数，开发了多种传感器及检测方法，如角度传感器[74-76]、力敏电阻[77]、工业相机[78]、超声波模块[79]、电容传感器[80]、微波传感器[81-82]等，显著提高了检测精度和作业效率。同时，对于农业装备内部，如变速箱压力监测[83]，相关研究通过实时采集和动态分析环境对农业装备性能的影响[11,84]，为优化作业过程提供了可靠依据。作物孪生数据收集，需从表型、力学[85]和生长特性等多个角度入手，并结合抽样统计方法实现从点到面的扩展。例如，RGB 相机通过图像采集构建 3D 作物表面模型，广泛用于表型[86]、高度[87]和冠层密度[88]等特征的获取。激光雷达[89-90]可捕捉作物冠层三维结构，支持高度和地上生物量估算[91]；光谱反射率技术通过多光谱和高光谱成像，提供作物健康状况、生物量和氮含量[92]的信息，尽管高光谱技术[93]因成本限制主要应用于实验室和温室。环境数据则注重环境对作物和农业装备的影响。温湿度传感器被用于检测土壤含水率[53,55]和气候[94]条件，评估其对作物生长和机械性能的影响；结合历史数据与气候模型，开发收获策略指导工具，既提升了管理精度，又有效降低了农场的运营和维护成本。

目前，针对农场多源异构数据的获取已有一定研究进展，而进一步的数据处理与融合是数字孪生农场实现统一建模与智能分析的关键。研究者开发了多种方法整合农业装备、作物与环境数据，为数字孪生体的构建提供支持。例如，卡尔曼滤波提升了农业装备作业数据的精度与稳定性，DS 证据理论通过融合数据源可信度增强了监测数据的可靠性，贝叶斯方法则在作物生长建模中通过概率推理预测趋

势与健康状况。此外,模糊逻辑处理土壤含水率与气候变化等复杂非线性关系,神经网络与机器学习为大规模数据分析提供高效解决方案,在设备性能评估、作物产量预测及土壤健康评估等任务中表现出色。

3.2.3 数字孪生农场数据获取和处理方法优化

为了实现数字孪生农场更全面的智慧感知,需要进一步优化多源异构数据的获取和融合处理方法。在多源异构数据的获取上,需要进一步扩大获取的数据内容和方法,从更加多元、全面的角度了解农场系统的动态特征。例如,高光谱相机可以提供比传统多光谱相机更丰富的波段信息,用于精确测量作物的健康状况、生物量及养分含量,而这些信息与传统的 RGB 相机或激光雷达提供的数据可以形成有机补充。与此同时,新型传感器的引入,可以直接获取以往难以得到的数据。如柔性传感可以获取农业装备橡胶轮胎的退化状态,以及植物生长过程中的柔性力学特性。

在数据融合的深度上,对于单一要素内的数据,不仅要从多个角度检测,还需要进一步通过多源数据结合,共同反映一个完整系统的动态行为。例如,对于作物,要融合其表型数据(如高度、冠层密度)与生理数据(如光合作用速率、氮含量),再结合环境数据(如土壤含水率和气候条件),形成作物生长的整体动态反馈模型,而不仅仅局限于单项指标的孤立分析。

此外,数据融合不仅需要关注单一要素内的数据,还应更加注重要素间数据的整合。作物、农业装备和环境三要素之间的耦合作用是数字孪生农场的核心逻辑。例如,融合作物的生长数据与环境的实时动态变化,可以优化农业装备的作业路径和操作参数;结合农业装备的作业数据与环境条件,可以实时调整农业装备的作业方式,以降低资源消耗和环境影响。三要素间数据的融合能够从系统整体角度揭示农场运行的内在机制,形成更科学的管理和优化方案。

同时,数据融合的维度也需进一步拓展,不能仅局限于时间对齐的数据。除了同一时期的多源数据,跨时期的历史数据也应纳入融合范围。例如,通过整合不同时期作物的生长数据,可以识别生长规律和周期性特征,为未来的预测和规划提供依据。同样地,不同作业季节或年份的农业装备作业数据,也能通过跨时间融合揭示农场运行效率的变化趋势。

最后,数据融合不能仅停留在对采集到的原始数据的整合上,更需要纳入由孪生模型产生的模拟数据。孪生数据通过对真实数据的模拟与推演,可以进一步补充和完善数据体系。例如,孪生模型生成的虚拟作业参数与实时农业装备作业数据结合,能够更好地优化农业装备的作业策略;孪生模拟产生的作物生长预测数据,也可与环境条件数据联合,用于评估农场资源配置的合理性。通过结合采集数据和生成数据,形成更加动态和完整的数字孪生农场数据流,为农场的精准管理提供强大的支持。

综合来看,数据获取和融合是数字孪生农场构建的基础环节,整体逻辑如图 8 所示。未来需要从数据的广度、深度、维度和类型等方面进行全面拓展,以充分发挥多源异构数据的潜力,推动孪生系统更高效、更精准地运行。

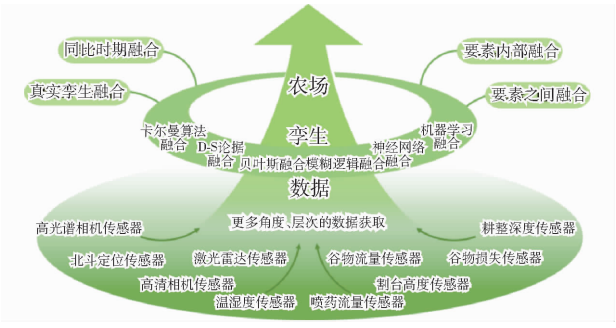


图 8 孪生数据获取和处理优化

Fig. 8 Twin data acquisition and processing optimization

3.3 孪生模型构建与更新

3.3.1 模型构建与更新

农业生产过程中建模常面临小样本数据的挑战,主要表现为数据量匮乏和采集难度大。从时间维度看,农业生产的周期性特征导致作物全生命周期的研究数据量有限,早期缺乏传感器支持使历史数据集稀缺。从空间维度看,农场内部土壤特性差异显著[95],而作物数量庞大、环境复杂,使得全面采集数据难度较大。考虑到三要素间的交互作用,进一步暴露出数据不足的问题。同时,还存在环境数据的周期性特征和偶发现象缺乏关联性,恶劣天气等因素导致的关键数据缺失等问题,都限制了建模所需数据的获取和利用。

模型一致性的评价是孪生体构建中的关键环节,用于验证模型精度并确定更新节点。当模型误差超过预设阈值时,触发模型更新,以保证一致性。考虑到农业生产的特性,农场模型的一致性评价在精度和粒度上精细化较低[96]。例如,耕作质量、施肥施药的控制以及收获产量的计算,难以细化到每颗粒级别,因此农场孪生更注重总体一致性。此外,农场生产中的一致性检查频率因对象不同而异,例如作物生长评估可能需每日检查,而病虫害监测或土壤评估则可能每周或每月进行。这种调整既符合

农业生产的周期性和复杂性，又有助于降低计算资源消耗，提高评估效率。

在完成模型建立和一致性评价后，农场孪生模型需根据作物、农业装备及天气等多重因素的变化进行灵活高效的更新，主要包括参数更新和结构更新。参数更新通过调整现有模型框架下的参数，以更好拟合实时数据。而结构更新涉及对模型架构的调整或新组件的添加，复杂度较高，且农业系统长期稳定，需求相对较少，因此研究较为有限。总体来看，参数更新在农业孪生模型中更为常见，具备较高的灵活性和实用性。

3.3.2　模型构建与更新方法

当前，针对数字孪生农场建模中数据不足的挑战，数据增强和迁移学习已成为常用的解决方案。数据增强通过对现有数据进行特征提取和升维处理，生成具有科学依据的新样本[97]，从而扩展数据集的规模和多样性，提升模型对复杂环境的适应能力。迁移学习则利用已有大规模预训练的模型[98]，将其通过微调，应用到数字孪生农场的建模中，通过借用其他领域的成熟模型，为数字孪生农场模型构建提供可靠支持。这些方法在一定程度上缓解了数据不足的问题，但仍存在局限性，例如模型泛化性能不足导致的增强数据不切合；数据分布差异性大导致的迁移效果不理想。因此，进一步探索更适用于数字孪生农场的模型构建方法具有重要意义。

误差分析与阈值设定是孪生模型一致性评价的普遍方法，通过量化模型输出与实际农场数据之间的差距，判断是否需要模型更新。常用的评估指标包括均方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAE），分别反映误差的平方平均值和绝对偏差，适用于不同场景。在此基础上，设定合理的误差阈值，当模型预测误差超出预定范围时触发更新机制，以维持模型的一致性和可靠性。这种方法有效平衡了模型更新频率与系统资源的使用效率，确保模型在关键节点的准确性。

模型参数更新通过调整现有框架下的参数，使模型更好地拟合实时数据。机理模型通常通过优化算法（如梯度下降、遗传算法）调整参数，如根据温湿度更新零部件退化系数或作业参数；数据驱动模型则通过微调策略，根据最新历史数据调整权重，以适应新的数据分布并提高预测精度。若需对模型进行结构层级的更新，往往需要大幅调整其整体架构或增添新的功能模块，从而显著提升系统的复杂性。由于农场生产在时长和条件方面相对稳定，对结构性更新的需求并不突出，因此这一领域的相关研究仍然有限。

3.3.3　模型构建与更新方法优化

虚拟农场的构建是解决数据匮乏问题的一项重要途径，通过模拟农业装备、作物和环境之间的相互作用，生成大量涵盖多场景、多维度的数据。这不仅能够补充现有的数据缺口，还能在多种作业情境下产生新的样本数据，例如，通过对虚拟农场参数调控，模拟出与真实农场不同地形、气候条件和作物品种下的农业生产过程，可为构建数字孪生农场生成高质量的虚拟数据流，利用这些数据提高数字孪生农场模型的鲁棒性。此外，本研究团队提出的知识-数据建模方法结合机理建模与数据驱动建模，通过将机理知识转化为数据形式并融入大语言模型[99-100]，实现领域知识参数化[101]，提升模型的适应性与解释性。该方法利用少量真实数据与预训练模型，优化模型性能，在复杂农业环境中展现出较好的动态更新和预测能力，弥补实际数据不足，为数字孪生农场构建提供了创新思路。尽管该方法仍在探索阶段，但从目前的进展成果看，该方法在构建数字孪生农场模型方面潜力巨大。

数字孪生农场模型的一致性评价需结合定期检查和动态评估，以适应农业生产的复杂性与周期性。作物生长状态可每日检查，而土壤含水率或气候数据监测周期可适当改变，通过灵活调整检查频率，在减少资源消耗的同时提高评估效率[102]。一致性评价还需覆盖宏观与微观两个尺度，宏观层面关注整体产量预测和资源分配，微观层面则通过细粒度监测补充全局模型的不足[103]。数字孪生农场提供了低成本、低风险的测试环境，通过模拟作业情境与实际数据对比，快速发现模型问题并优化性能。此外，结合农业专家的领域知识与经验进行定性评估，弥补纯数据驱动模型的不足，特别是在数据稀缺的情况下，为一致性评价提供重要支持。

对于模型更新本研究提出两种策略：①基于“上一时刻数据”的更新策略，参考深度优先搜索算法[104]，通过对比上一时刻模型输出与当前时刻实际数据的误差，当误差超出阈值时触发模型更新[105]。该策略简单易实现，但因依赖数据反馈，存在滞后性，适用于实时性要求较低、环境稳定的场景。②基于“模型内部交互推断”的实时更新策略[106]，参考广度优先搜索算法，通过在数字孪生农场内部的要素相互作用模拟，预测得到几种虚拟模型，与下一时刻实际数据比对，其中一种若误差在范围内则立即更新。此策略更主动，适合实时性要求高的场景，能快速响应环境变化，提高系统适应性。模型建立、一致性判断和模型更新作为一个连续流程，其逻辑流程如图 9 所示。

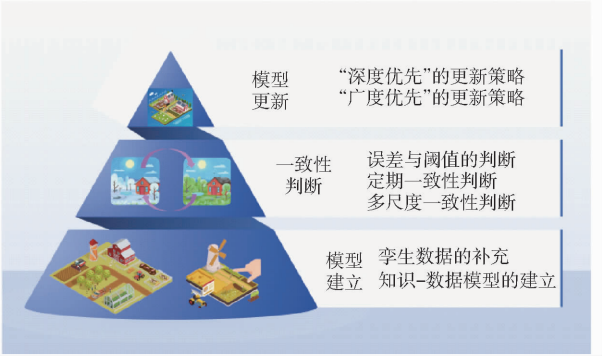


图 9 数字孪生农场模型构建和更新优化

Fig. 9 Twin farm model construction and update optimization

针对模型更新不及时的问题，参考多模型卡尔曼算法，提出阶段性建模方法[107]。通过对历史数据的阶段性分析，将农业生产过程划分为多个阶段（如作物生长周期、季节性变化等），并针对每阶段建立优化模型。每个阶段模型反映农场不同生产特性。当实时数据发生显著变化时，系统依据预设规则调整参数或切换阶段模型，而无需全局更新，降低计算负担。在有限资源下，此方法结合数字孪生农场的时空观，做到“学习历史，呈现当下，预测未来”，提高了模型的精度与实时性。

3.4 预测和科学决策

3.4.1 预测和科学决策方法

数字孪生技术贯穿农场全生命周期，通过人工智能算法在农业装备、作物和环境领域实现精准预测，助力农场生产。然而，目前的研究在故障预测中多基于静态模型，未加入动态模型来进行结果预测[108-109]，这种局限性导致预测的精度难以满足实际需求。作物长势和病虫害预测通常依赖单一数据源进行分析[110-111]，尽管在一定范围内发挥了作用，但在应对复杂情况时，准确性仍显不足。而在气候预测方面，现有高精度模型虽可进行动态模拟，但通常停留在提供数据参考的层面，未能与其他生产要素形成深层次的关联与协同分析，难以为更复杂的生产场景提供全面支持。

在决策方面，数字孪生农场在预测结果的基础上，通过多维数据综合分析提供优化调控策略。例如，系统可整合作业时间窗口、资源分布与农业装备性能状态，为关键生产环节提供高效的预防性维护和作业安排[112-113]，降低系统运行中的风险与中断时间，保障生产效率最大化。在作物管理中，借助孪生体提供的动态监测与分析[114]，围绕产量优化、资源利用以及病虫害防控制定更加精准的决策。然而，当前对多要素间的协同性及决策过程的耦合优化研究尚显薄弱，缺乏多维度、多层级的协同管理机制，限制了系统在复杂农业场景中的应用价值。

总体而言，现阶段的数字孪生农场研究在预测与决策的融合和动态适应性上尚有不足。未来的发展应着重加强多源数据的深度整合，将预测与决策过程深度耦合，提升系统的灵活性与智能化水平，以更高效、精准地支持现代农业的生产管理需求。

3.4.2 数字孪生农场的预测和决策优化

数字孪生农场的预测与决策是智能化管理的核心，其优化方向需要从多方面入手。通过数字孪生农场孪生体的应用，能够在问题发生之前采取预防性措施，优化资源配置并提升生产效率。不仅可以降低农业生产的风险，还能推动农业的精准化管理和可持续发展。预测应基于农场三要素——农业装备、作物和环境的综合作用，通过多维数据的协同分析共同得出结果，以全面反映农场的动态变化。为了保证预测的实时性和精确性，需要依托当前状态的实时数据进行推导，使预测结果更符合农场实际情况。同时，预测还可以结合同期历史数据，利用农业生产的周期性特征作为参考，识别潜在趋势和异常现象。在此基础上，进一步细分农场地块，充分考虑土壤[115]、气候[116]、作物生长等局部差异性，使预测更加精准，满足区域化管理的需求。

在决策优化方面，数字孪生农场需要将以往人类经验数据化，充分学习并融入专家知识，为智能决策提供科学依据。决策过程可分层进行，包括大决策和小决策两种层级：大决策侧重于季节性规划和整体资源分配，小决策则针对日常作业，如灌溉、施肥或喷药的管理。同时，在所有智能决策中，人类的决策权应优先保障，确保管理者在复杂或异常情况下能够快速干预。尤其是在极端天气、突发病害等异常状态下，可以借助数字孪生农场模拟不同的情景，提供更加合理、准确的应对策略[117]，以减少损失并保障农场的连续运行[118]。

预测与决策还应实现相互支撑，通过多步预测指导分层决策，在动态调整中形成闭环机制，如图 10 所示。可以借鉴强化学习的思想，通过虚拟仿真环境不断优化预测与决策的交互作用，逐步提升系统整体表现。这种交互优化不仅能提前预判未来情况，还能确保实时决策的科学性和精准性。

通过整合预测与决策的各项优化措施，数字孪生农场能够实现更加智能化和高效化的管理。预测整合实时数据与历史规律，并结合地块差异，提供针对性结果；决策引入人类经验、分层设计和异常应对，确保鲁棒性与灵活性。两者的相辅相成为智慧农业的发展注入了强大动力，推动农业现代化迈向新的高度。

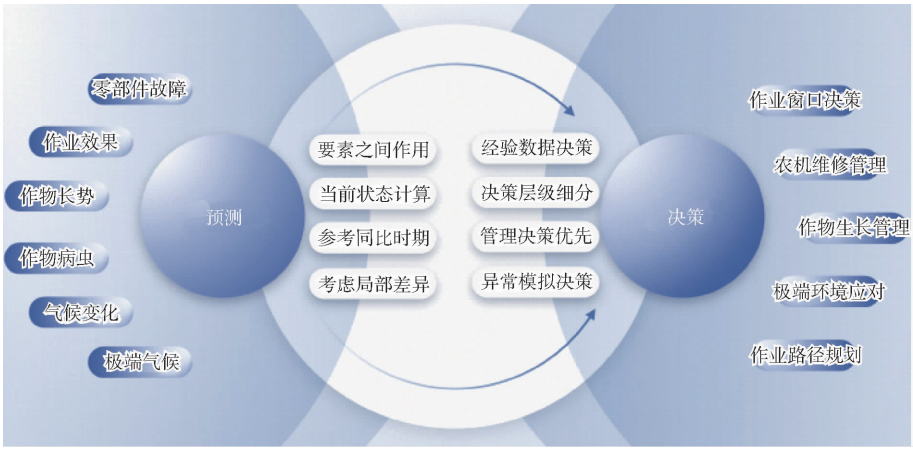


图 10　数字孪生农场预测和决策优化

Fig. 10　Twin farm prediction and decision optimization

3.4.3　数字孪生农场的交互和展示

所构建的数字孪生农场最终需要面向农户进行展示，并通过与其交互来实现更加高效的农场管理。因此，孪生体的精确可视化与高效交互机制是数字孪生农场建设的关键环节，能够帮助管理者实时监测作物生长动态、农业装备状态以及气象条件等要素，从而进一步提升决策效率与管理水平。其中包含多个方向，如图 11 所示。



图 11　数字孪生农场交互和展示

Fig. 11　Twin farm interaction and display

数字孪生农场利用 GIS 和三维建模技术，将地理信息、地形特征和作物分布构建为高度逼真的三维模型，通过无人机遥感影像生成高精度数字表面模型[119]，实现农场全景的精细化展示[120]。实时数据叠加技术将传感器采集的土壤含水率、温度、光照强度等动态数据以图形、颜色或动画形式叠加在模型上[121]，直观反映农田实时状况[122]，便于发现异常并及时干预。此外，多维数据可视化通过热力图、时间序列图等展示作物生长曲线[123]、养分含量和病虫害分布[124]等信息，支持农业数据的深度分析。虚拟现实（VR）和增强现实（AR）技术进一步增强展示效果，VR 提供沉浸式观察[125]，AR 则叠加数字信息辅助现场管理。移动端 APP 开发使农场数据可实时访问，提高了现场决策效率和便捷性[126－127]。

数字孪生系统通过直观的用户界面设计、语音控制[128]、协同交互机制[129]及报警反馈[130]功能提升交互体验。直观布局和简洁操作流程降低了学习成本，使非专业用户也能快速上手。语音交互基于自然语言处理技术，用户可通过语音查询作物状态或发布操作指令[131]，简化流程，提升便捷性。协同交互支持多用户协作，促进农学专家、管理者和技术人员之间的综合分析与决策优化。反馈机制通过实时监测关键参数，在异常时自动报警并提供处理建议，降低风险，提高效率。开放接口和系统集成通过标准化 API 实现多系统互联[132]，提升数据共享与操作便捷性，为农业管理提供精准、实时支持。未来，交互研究将围绕用户体验优化、多模态交互融合和系统集成创新展开，为数字孪生农场的交互提供更直接的解决方案。

4　典型案例

数字孪生农场的构建核心在于物理世界与数字世界的高度一致性，实现全周期、多对象的农场监控和管理。在智慧农业领域，数字孪生农场的构建不仅能够提高农业生产效率和可持续性，还能够增强对农业生态系统的理解和控制。为了更好地说明数据驱动的数字孪生农场的应用优势和实际价值，通过两个成功的数字孪生农场应用案例来分析证明。

4.1　济州岛柑橘孪生果园

KIM 团队[133]基于数据驱动的数字孪生理念，整合济州岛的土壤成分、气候条件和果园管理等多源异构数据，构建了针对柑橘果园的数字孪生系统。通过开放 API 和机器学习算法，该系统实现了区域、果园间以及单株柑橘的多尺度分析。系统的核心在

于数据驱动的决策支持，利用果园内细粒度数据的分析，揭示果实质量差异的内在规律，为精准农业中的个性化种植提供了可靠依据。这种基于数据挖掘的数字孪生系统，为农业管理者制定更科学、精准的种植策略奠定了基础，该方案的管理时间架构如图 12 所示。

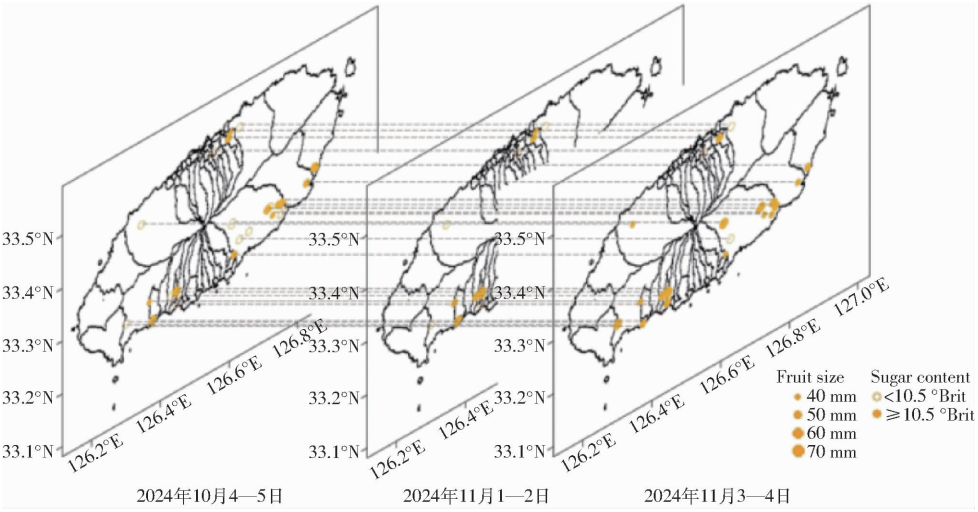


图 12 济州岛柑橘孪生果园管理时间架构

Fig. 12 Jeju Island citrus twin orchard management time structure

在全生命周期管控方面，该数字孪生系统涵盖了从种植到收获的完整生产周期，通过实时数据监测与动态分析，为果园的日常管理提供持续支持。研究进一步验证了孪生系统在优化果园产量和提升果实品质上的潜力。尤其在应对区域内不同果园和单株柑橘的异质性时，数字孪生系统能够动态调整管理策略，实现对农场资源的高效利用和产出的优化配置。该研究展示了数据驱动的数字孪生技术在现代农业中的深远应用价值，为实现农业生产全过程的智能化管理提供了新思路。

4.2 棉花种植数字孪生农场

针对棉花种植过程中全生命周期的管理需求，PAL 等[134]基于无人机遥感和机器学习技术，构建了一种数据驱动的棉花种植数字孪生框架，旨在通过全周期的数据采集和分析实现精准预测和优化决策。该框架充分利用无人机采集的高分辨率影像数据，提取冠层覆盖率、冠层高度、冠层体积和过剩绿色指数等关键作物生长特征，通过多源数据的融合与动态更新，实时刻画农场运行状态，整个孪生农场架构如图 13 所示。

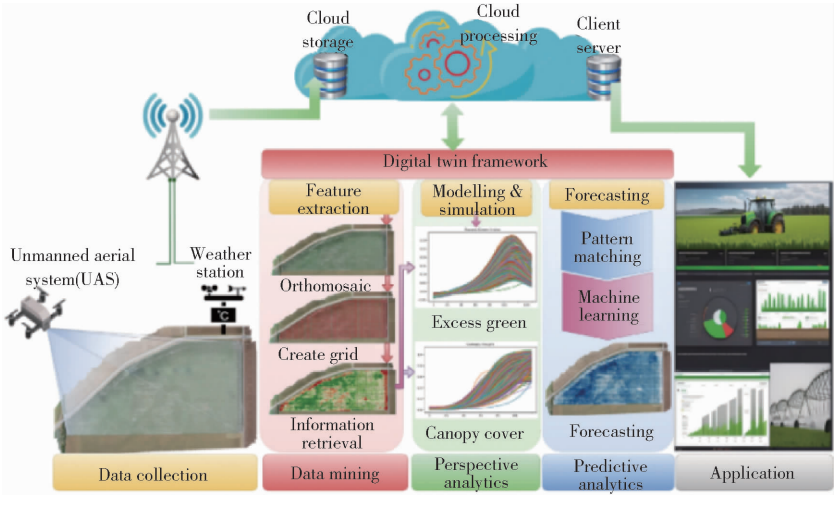


图 13 棉花种植数字孪生农场架构图

Fig. 13 Cotton growing digital twin farm frame structure diagram

为验证方法的可行性，研究团队使用 2020—2023 年多季节数据，结合实时数据和历史数据建立了动态生长预测模型。系统利用机器学习技术进行多阶段数据处理和特征优化，从播种到收获各个关键阶段都提供了精准的生长状态预测和资源优化建议。结果表明，该数字孪生系统在作物全生命周期的多项指标上具有较高的预测精度，如冠层覆盖率和地上生物量的均方根误差分别降低至 9% 和 13%。

通过数据驱动的全周期管控，该框架不仅支持实时监控作物生长状态，还实现了对种植规划、资源分配以及产量预估的全面优化。这种数据驱动的数字孪生农场展示了其在精准农业中的广阔应用潜力，尤其在提升农业生产效率、优化资源利用和支持可持续发展方面具有重要意义。

5　展望

数字孪生农场正引领农业生产方式的革命性变革，为精准农业提供强大的技术支撑。通过数据驱动的全生命周期管理，数字孪生技术融合多源异构数据，实现农场动态的实时监控、资源优化配置与生产效率提升。未来，数字孪生农场也将积极融合新技术，进一步提高对农场的智能化管控。

5.1　新型感知技术引入

作为孪生体与现实世界沟通的桥梁，获取更全面、质量更高的数据是准确构建孪生体的基石。目前的传感器技术正在向更小型化、更高精度和更智能化的方向发展。微机电系统（MEMS）技术的应用，使得传感器方便在农机具、农作物和土壤中广泛部署。此外，柔性传感器作为新型传感器的发展方向，具有轻薄、可弯曲、可拉伸等特点，适用于复杂的农业环境。例如，柔性土壤湿度传感器可以贴合土壤表面，实时监测土壤水分变化，提高数据采集的全面性和实时性，为孪生农场的动态建模提供支持。因此，在未来数字孪生农场的发展过程中，更多新型的感知元件将开始使用，为数字孪生农场的构建提供更有力的数据支撑。

5.2　人工智能技术的开发

近年来，人工智能技术的迅猛发展为数字孪生农场带来了前所未有的机遇。凭借自适应性、数据驱动能力和深度学习特性，人工智能能够增强孪生系统的模拟精度和决策效率。其中，计算机视觉可以提供更直观的农场监测手段；深度学习则可以优化作物生长模型，提高生长预测的精准度。而大语言模型（LLM）更可以为孪生体构建和智慧决策注入新的活力。LLM 通过知识与数据的深度融合，在机理建模与数据建模之间架起桥梁，提升模型的可靠性与决策科学性。在农机孪生体构建方面，LLM 能够解析技术手册、操作规范、维护记录等非结构化文本数据，将其转化为可用的模型参数或约束条件，提高模型的准确性和可解释性。此外，在智慧决策领域，LLM 可结合作物生长数据、气象信息、市场供需分析及历史经济报表，自动生成精准的种植方案、病虫害防治策略及市场预测，为农业生产提供数据驱动的科学决策支持，助力智慧农业的高效发展。

5.3　数字孪生农场标准制定

随着数字孪生农场研究热度的提升，越来越多的机构和企业加入其中，因此制定统一标准成为推动数字孪生农场规模化应用的关键。这一标准体系应涵盖数据通信协议、要素交互机制、模型集成框架、仿真耦合方法及数据存储规范等，确保不同孪生体间的数据共享与协同运行，它能够促进多系统整合与协同，为复杂农业系统提供标准化解决方案。数字孪生农场需要整合多个小孪生体，可借鉴工业领域广泛应用的功能模型接口（FMI），这一标准支持模型交换与联合仿真，能够优化农机、作物、环境三要素及其子系统间的数据交互，实现系统级的联合仿真与智能优化，加速智慧农业的发展进程。

展望未来，数字孪生农场将引领农业生产方式的革命性变革。其不仅有助于提高生产效率、优化资源配置，更将在保障粮食安全、促进可持续发展、应对全球性挑战等方面发挥不可替代的作用，必将成为未来农业的核心驱动力，开启智能化、精准化、绿色化的农业新时代。

参　考　文　献

[1] 张建杰，卢紫冰. 我国家庭农场的研究进展——基于 CiteSacep 的可视化分析[J]. 中国农机化学报，2024，45(2)：303－310.
ZHANG Jianjie，LU Zibing. Research progress of family farms in China：a visual analysis based on CiteSpace[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization，2024，45(2)：303－310.（in Chinese）

[2] VERDOUW C，KRUIZE J W. Digital twins in farm management：illustrations from the FIWARE accelerators SmartAgriFood and Fractals[C]//Proceedings of the 7th Asian-Australasian Conference on Precision Agriculture，2017.

[3] 顾生浩，卢宪菊，王勇健，等. 数字孪生系统在农业生产中的应用探讨[J]. 中国农业科技导报，2021，23(10)：82－89.
GU Shenghao，LU Xianju，WANG Yongjian，et al. Application of agricultural digital twin system in crop production system[J]. Journal of Agricultural Science and Technology，2021，23(10)：82－89.（in Chinese）

[4] 陶飞，张萌，程江峰，等. 数字孪生车间——一种未来车间运行新模式[J]. 计算机集成制造系统，2017，23(1)：1－9.
TAO Fei，ZHANG Meng，CHENG Jiangfeng，et al. Digital twin workshop：a new paradigm for future workshop operation mode[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2017，23(1)：1－9.（in Chinese）

[5] 农业部. 农业部关于印发《全国农业机械化发展第十三个五年规划》的通知[Z]. 农机发〔2016〕2 号，(2016－12－29).

[6] 农业农村部. 农业农村部关于印发《“十四五”全国农业机械化发展规划》的通知[Z]. 农机发〔2021〕1 号，(2021－03－01).

[7] 王纪章, 王涛, 付益辉, 等. 数字孪生技术在农业生产管控中的应用现状与展望[J]. 农业机械学报, 2024,55(9):1-20.
WANG Jizhang, WANG Tao, FU Yihui, et al. Application status and development prospects of digital twin technology in agricultural production process control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(9):1-20. (in Chinese)
[8] 农业农村部. 农业农村部关于印发《全国智慧农业行动计划(2024—2028 年)》的通知[Z]. 农市发〔2024〕4 号, (2024-10-23).
[9] 中央网络安全和信息化委员会办公室等十部门. 关于印发《数字乡村发展行动计划(2022—2025 年)》的通知[Z]. (2022-01-25).
[10] HOODOROZHKOV S, KRASILNIKOV A. Digital twin of wheel tractor with automatic gearbox[C]// E3S Web of Conferences, 2020: 03032.
[11] 张延安, 杜岳峰, 毛恩荣, 等. 基于数字孪生的大马力拖拉机湿式离合器压力控制方法研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(13): 268-279.
ZHANG Yan'an, DU Yuefeng, MAO Enrong, et al. Pressure control method of wet clutch in high-powered tractor based on digital twin[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(13): 268-279. (in Chinese)
[12] 张延安,王东青,杜岳峰,等.基于数字孪生的动力换挡拖拉机换挡策略研究[J].农业机械学报,2024,55(5):440-448.
ZHANG Yan'an, WANG Dongqing, DU Yuefeng, et al. Shift strategy for powershift tractors based on digital twins[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 440-448. (in Chinese)
[13] BAE B M, KIM Y S, KIM W S, et al. The Development of a draft force prediction model for agricultural tractors based on the discrete element method in loam and clay loam[J]. Agriculture, 2023, 13(12): 2205.
[14] SIMONELLI R, BÜSKENS C. Modeling and parameter identification for agricultural machines[J]. PAMM, 2023, 23(3): e202300204.
[15] WANG W, YANG S, ZHANG X, et al. Research on the smart broad bean harvesting system and the self-adaptive control method based on CPS technologies[J]. Agronomy, 2024, 14(7): 1405.
[16] CARREÑO RUIZ M, BLOISE N, GUGLIERI G, et al. Toward virtual testing of unmanned aerial spraying systems operating in vineyards[J]. Drones, 2024, 8(3): 98.
[17] CHAUX J D, SANCHEZ-LONDONO D, BARBIERI G. A digital twin architecture to optimize productivity within controlled environment agriculture[J]. Applied Sciences, 2021, 11(19): 8875.
[18] 郭大方, 杜岳峰, 武秀恒, 等. 农业装备数字孪生:从概念到应用[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(2): 149-160.
GUO Dafang, DU Yuefeng, WU Xiuheng, et al. Digital twin for agricultural machinery: from concept to application[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(2): 149-160. (in Chinese)
[19] NEMTINOV K, ERUSLANOVA M, ZAZULYA A, et al. Creating a digital twin of an agricultural machine[J]. MATEC Web of Conferences, 2020, 329: 05002.
[20] ZHAO X, DU Y, MAO E, et al. Agricultural tractor dynamics simulation research based on a driving simulator with real-time human-machine interaction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107443.
[21] 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. Research on digital twin system of agricultural machinery based on cloud-fog-edge-terminal collaboration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 133-141. (in Chinese)
[22] YIN Y, MA B, MENG Z, et al. Construction method and case study of digital twin system for combine harvester[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109395.
[23] CUTINI M, BISAGLIA C, BRAMBILLA M, et al. A co-simulation virtual reality machinery simulator for advanced precision agriculture applications[J]. Agriculture, 2023, 13(8): 1603.
[24] HE S. John Deere to use Matterport's digital twin platform[EB/OL]. [2025-06-07]. https://www.engineering.com/john-deere-to-use-matterports-digital-twin-platform.
[25] NASIRAHMADI A, HENSEL O. Toward the next generation of digitalization in agriculture based on digital twin paradigm[J]. Sensors, 2022, 22(2): 498.
[26] ATTARAN M, CELIK B G. Digital twin: benefits, use cases, challenges, and opportunities[J]. Decision Analytics Journal, 2023, 6: 100165.
[27] TAO F, XIAO B, QI Q, et al. Digital twin modeling[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 372-389.
[28] 张伟欣, 吴茜, 孙传亮, 等. 油菜株型模拟研究进展[J]. 江苏农业学报, 2022, 38(2): 549-557.
ZHANG Weixin, WU Qian, SUN Chuanliang, et al. Research progress on rapeseed plant architecture modeling[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2022, 38(2): 549-557. (in Chinese)
[29] ZOHDI T I. A machine-learning enabled digital-twin framework for next generation precision agriculture and forestry[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2024, 431: 117250.
[30] ZHANG J, WANG X, NI X, et al. Neural radiance fields for multi-scale constraint-free 3D reconstruction and rendering in

orchard scenes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108629.
[31] LI W, ZHU D, WANG Q. A single view leaf reconstruction method based on the fusion of ResNet and differentiable render in plant growth digital twin system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106712.
[32] WANG F, LI F, MOHAN V, et al. An unsupervised automatic measurement of wheat spike dimensions in dense 3D point clouds for field application[J]. Biosystems Engineering, 2022, 223: 103 – 114.
[33] 胡云帆, 张怀清, 安锋, 等. 基于激光点云的橡胶树参数反演与数字孪生构建[J]. 西北林学院学报, 2024, 39(2): 1 – 12.
HU Yunfan, ZHANG Huaiqing, AN Feng, et al. Inversion of rubber tree parameters and digital twin construction based on LiDAR point cloud[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2024, 39(2): 1 – 12. (in Chinese)
[34] HERRERO-HUERTA M, MELINE V, IYER-PASCUZZI A S, et al. 4D structural root architecture modeling from digital twins by X-Ray computed tomography[J]. Plant Methods, 2021, 17(1): 123.
[35] SUJATANAGARJUNA A, KIA S, BRIECHLE D F, et al. MushR: a smart, automated, and scalable indoor harvesting system for gourmet mushrooms[J]. Agriculture, 2023, 13(8): 1533.
[36] MADEIRA R N, SANTOS P A, JAVA O, et al. Towards digital twins for multi-sensor land and plant monitoring[J]. Procedia Computer Science, 2022, 210: 45 – 52.
[37] ZHANG C, DI L, LIN L, et al. Cyberinformatics tool for in-season crop-specific land cover monitoring: design, implementation, and applications of iCrop[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108199.
[38] 蒙继华, 王亚楠, 林圳鑫, 等. 作物生长模型研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 1 – 15, 27.
MENG Jihua, WANG Ya'nan, LIN Zhenxin, et al. Progress and perspective of crop growth models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 1 – 15, 27. (in Chinese)
[39] 贺佳, 郭燕, 王利军, 等. 基于作物生长监测诊断仪的玉米 LAI 监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 187 – 194.
HE Jia, GUO Yan, WANG Lijun, et al. Monitor model of corn leaf area index based on CGMD – 402[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 187 – 194. (in Chinese)
[40] 唐普传, 张美娜, 孙传亮, 等. 逐日平台搭载作物生长信息传感器效果检验与评估[J]. 江苏农业学报, 2022, 38(6): 1541 – 1549.
TANG Puchuan, ZHANG Meina, SUN Chuanliang, et al. Effect verification and evaluation of crop growth information sensors mounted on the Zhuri platform[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2022, 38(6): 1541 – 1549. (in Chinese)
[41] 毛鑫, 杨建利, 朱晓华, 等. 陕西关中冬油菜生长发育不同模型模拟精度研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 306 – 314.
MAO Xin, YANG Jianli, ZHU Xiaohua, et al. Simulation accuracy of growth and development of winter rape (*Brassica napus* L.) in Guanzhong Plain with different crop models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 306 – 314. (in Chinese)
[42] 马战林, 文枫, 周颖杰, 等. 基于作物生长模型与机器学习算法的区域冬小麦估产[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 136 – 147.
MA Zhanlin, WEN Feng, ZHOU Yingjie, et al. Regional winter wheat yield estimation based on crop growth models and machine learning algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 136 – 147. (in Chinese)
[43] 张芳旭, 王军, 韩宇平, 等. 基于遗传算法的二维土壤水与作物生长耦合模拟模型构建和参数优化[J]. 农业机械学报, 2024: 55(12): 392 – 403.
ZHANG Fangxu, WANG Jun, HAN Yuping, et al. Developing and parameter optimization of two-dimensional soil water transport and crop growth coupling model based on genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 392 – 403. (in Chinese)
[44] BERGHUIJS H N C, SILVA J V, REIDSMA P, et al. Expanding the WOFOST crop model to explore options for sustainable nitrogen management: a study for winter wheat in the Netherlands[J]. European Journal of Agronomy, 2024, 154: 127099.
[45] HORTIYA. Hortiya digital twin platform[EB/OL]. [2025 – 06 – 07]. https://hortiya.com.
[46] PLANTSIO. PlantsIO digital twin platform official website[EB/OL]. [2025 – 06 – 07]. https://plantsio.com/zh-CN.
[47] LAWES R, MATA G, RICHETTI J, et al. Using remote sensing, process-based crop models, and machine learning to evaluate crop rotations across 20 million hectares in Western Australia[J]. Agronomy for Sustainable Development, 2022, 42(6): 120.
[48] FEI Yufan, YANG Ailin, LI Wenjun, et al. Forecasting crop yield under climate change using crop growth models in China: a review[C]// Proceedings of the 14th International Conference on Environmental Science and Development (ICESD2023). Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 195 – 206.
[49] ZHUANG H, ZHANG Z, CHENG F, et al. Integrating data assimilation, crop model, and machine learning for winter wheat yield forecasting in the North China Plain[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2024, 347: 109909.
[50] LI Y, SUN Y. A multi-site stochastic weather generator for high-frequency precipitation using censored skew-symmetric distribution[J]. Spatial Statistics, 2021, 41: 100474.

[51] NVIDIA. Earth-2 platform: digital twin for climate change modeling[EB/OL]. [2025-06-07]. https://www.nvidia.com/en-us/high-performance-computing/earth-2/.

[52] KIM W S, KIM Y J, PARK S U, et al. Influence of soil moisture content on the traction performance of a 78-kW agricultural tractor during plow tillage[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 207: 104851.

[53] AL-SAGER S M, ALMADY S S, MAREY S A, et al. Prediction of specific fuel consumption of a tractor during the tillage process using an artificial neural network method[J]. Agronomy, 2024, 14(3): 492.

[54] JEBUR H, ALSAYYAH Y. Study of the soil moisture content and the tractor speed on the performance efficiency of the machinery unit[J]. J. Agric. Vet. Sci., 2017, 10(5): 65-70.

[55] LOVARELLI D, BACENETTI J. Exhaust gases emissions from agricultural tractors: state of the art and future perspectives for machinery operators[J]. Biosystems Engineering, 2019, 186: 204-213.

[56] BARZEGAR A R, HASHEMI A M, HERBERT S J, et al. Interactive effects of tillage system and soil water content on aggregate size distribution for seedbed preparation in Fluvisols in southwest Iran[J]. Soil and Tillage Research, 2004, 78(1): 45-52.

[57] 苑严伟, 徐玲, 冀福华, 等. 农业机械作业大数据清洗方法与试验优化[J]. 农业机械学报, 2021, 52(6): 35-42.
YUAN Yanwei, XU Ling, JI Fuhua, et al. Experimental optimization of big data cleaning method for agricultural machinery [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6): 35-42. (in Chinese)

[58] GUO J, WANG S, MAO Y, et al. Supervised learning study on ground classification and state recognition of agricultural robots based on multi-source vibration data fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108791.

[59] WANG Y, ZHOU J, ZHENG Y, et al. VR map construction for orchard robot teleoperation based on dual-source positioning and sparse point cloud segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109187.

[60] 柳月强, 张建锋, 祝麒翔, 等. 基于时空相关性的多传感器数据异常检测[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(10): 85-90.
LIU Yueqiang, ZHANG Jianfeng, ZHU Qixiang, et al. Anomaly detection of multi-sensor data based on spatiotemporal correlation[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(10): 85-90. (in Chinese)

[61] 丁力, 徐宇飞, 屈哲, 等. 基于 EDEM 小麦收获机清选损失监测试验装置设计[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(3): 13-21.
DING Li, XU Yufei, QU Zhe, et al. Design of a test device for monitoring cleaning loss of wheat combine harvester based on EDEM[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(3): 13-21. (in Chinese)

[62] 马若飞, 伟利国, 赵博, 等. 基于多传感器数据融合的旋耕耕深检测系统研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 52-64.
MA Ruofei, WEI Liguo, ZHAO Bo, et al. Research on rotary tillage depth detection system based on multi-sensor data fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 52-64. (in Chinese)

[63] 李净, 刘红兵, 李彩云, 等. 基于 GIMMS 3g NDVI 的近 30 年中国北部植被生长季始期变化研究[J]. 地理科学, 2017, 37(4): 620-629.
LI Jing, LIU Hongbing, LI Caiyun, et al. Changes of green-up day of vegetation growing season based on GIMMS 3g NDVI in northern China in recent 30 years[J]. Scientia Geographica Sinica, 2017, 37(4): 620-629. (in Chinese)

[64] KOLLU P K, BANGARE M L, HARI PRASAD P V, et al. Internet of things driven multilinear regression technique for fertilizer recommendation for precision agriculture[J]. SN Applied Sciences, 2023, 5(10): 264.

[65] BRISTOW N, RENGARAJ S, CHADWICK D R, et al. Development of a LoRaWAN IoT node with ion-selective electrode soil nitrate sensors for precision agriculture[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9100.

[66] 翟长远, 杨硕, 王秀, 等. 农机装备智能测控技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 1-20.
ZHAI Changyuan, YANG Shuo, WANG Xiu, et al. Research status and prospect of intelligent measurement and control technology for agricultural machinery equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 1-20. (in Chinese)

[67] 彭旭, 饶元, 乔焰. 基于宽度卷积神经网络的异常农情数据检测方法[J]. 华南农业大学学报, 2022, 43(2): 113-121.
PENG Xu, RAO Yuan, QIAO Yan. Anomaly detection method for agricultural condition data based on broad convolutional neural network[J]. Journal of South China Agricultural University, 2022, 43(2): 113-121. (in Chinese)

[68] CHEN L, XIA C, ZHAO Z, et al. AI-driven sensing technology: review[J]. Sensors, 2024, 24(10): 2958.

[69] WANG Q, MENG Z, WEN C, et al. Grain combines harvester header profiling control system development and testing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 223: 109082.

[70] SIRIKUN C, SAMSEEMOUNG G, SONI P, et al. A grain yield sensor for yield map with local rice combine harvester[J]. Agriculture, 2021, 11(9): 897.

[71] QU Z, LU Q, SHAO H, et al. Design and test of a grain cleaning loss monitoring device for wheat combine harvester[J]. Agriculture, 2024, 14(5): 671.

[72] 牛草原. 基于 WOA-BP 的水稻联合收获机籽粒损失监测方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2024.
NIU Caoyuan. Research on grain loss monitoring method of rice combine harvester based on WOA-BP[D]. Zhenjiang:

Jiangsu University, 2024. (in Chinese)
[73] 孙莹. 基于阵列式 PVDF 压电薄膜的谷物损失检测研究[D]. 杭州：浙江大学, 2022.
SUN Ying. Research on grain loss detection based on array-type PVDF piezoelectric film[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022. (in Chinese)
[74] 张峰硕, 苑严伟, 刘阳春, 等. 基于 IDBO－PID 的联合收获机割台控制系统[J]. 农业工程, 2024, 14(10): 21－28.
ZHANG Fengshuo, YUAN Yanwei, LIU Yangchun, et al. Header control system of combine harvester based on IDBO－PID [J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(10): 21－28. (in Chinese)
[75] 龙震寰, 向阳, 李亚军, 等. 基于倾角传感器的割台高度自适应调节系统[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(11): 200－208.
LONG Zhenhuan, XIANG Yang, LI Yajun, et al. Adaptive adjustment system for header height based on inclination sensor [J]. Journal of China Agricultural University, 2021, 26(11): 200－208. (in Chinese)
[76] 宋扬. 联合收获机割台高度自适应调节系统设计与试验[D]. 武汉：华中农业大学, 2023.
SONG Yang. Design and experiment of adaptive header height adjustment system for combine harvester[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023. (in Chinese)
[77] LEE S H, SHIN S Y, CHOI D G, et al. Development of rice yield prediction system of head-feed type combine harvester[J]. Journal of Drive and Control, 2024, 21(2): 36－43.
[78] 杨刚. 基于机器视觉的谷物流量传感器研究[D]. 上海：上海交通大学, 2020.
YANG Gang. Research on grain flow sensor based on machine vision[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020. (in Chinese)
[79] CHOI M C, LEE K H, JANG B E, et al. Grain flow rate sensing for a 55-kW full-feed type multi-purpose combine[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(5): 206－210.
[80] 孙颖, 赵丽清, 殷元元, 等. 电容式谷物水分传感器探头设计与试验[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(9): 196－201.
SUN Ying, ZHAO Liqing, YIN Yuanyuan, et al. Design and experiment of capacitive grain moisture sensor probe[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 196－201. (in Chinese)
[81] 张伟, 杨刚, 雷军波, 等. 基于微波反射法的谷物含水率在线检测装置研制[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 21－28.
ZHANG Wei, YANG Gang, LEI Junbo, et al. Development of on-line detection device for grain moisture content using microwave reflection method[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 21－28. (in Chinese)
[82] ZHANG C, SHI Z, YANG H, et al. A novel, portable and fast moisture content measuring method for grains based on an ultra-wideband (UWB) radar module and the mode matching method[J]. Sensors, 2019, 19(19): 4224.
[83] 杨俊茹, 荆本雨, 李瑞川, 等. 联合收割机收割分离液压系统的性能监控研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(9): 83－88.
YANG Junru, JING Benyu, LI Ruichuan, et al. Performance monitoring research of harvesting and separating hydraulic system of combine harvester[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(9): 83－88. (in Chinese)
[84] 孙旭伟. 拖拉机全动力换挡变速箱传动系统设计及特性研究[D]. 长春：吉林大学, 2019.
SUN Xuwei. Design and characteristic research of full power shift transmission system for tractor[D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)
[85] 渠纯纯, 孙文秀, 李臻, 等. 植物柔性传感器研究进展与展望[J]. 农业工程学报, 2023, 39(8): 32－43.
QU Chunchun, SUN Wenxiu, LI Zhen, et al. Research progress and prospect of plant flexible sensors[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(8): 32－43. (in Chinese)
[86] 李添天, 戴倩, 谢元澄. 基于改进神经辐射场的植物表型参数测量方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(17): 188－196.
LI Tiantian, DAI Qian, XIE Yuancheng. Plant phenotypic parameter measurement method based on improved neural radiance fields[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(17): 188－196. (in Chinese)
[87] ZHANG X, ZHANG J, PENG Y, et al. QTL mapping of maize plant height based on a population of doubled haploid lines using UAV LiDAR high-throughput phenotyping data[J/OL]. Journal of Integrative Agriculture, 2024. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095311924003253.
[88] YANG D, YANG H, LIU D, et al. Research on automatic 3D reconstruction of plant phenotype based on multi-view images [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108866.
[89] ANDÚJAR D, MORENO H, BENGOCHEA-GUEVARA J M, et al. Aerial imagery or on-ground detection? An economic analysis for vineyard crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 351－358.
[90] 徐勇. 基于无人机高光谱遥感技术的水稻信息提取[D]. 广州：华南农业大学, 2023.
XU Yong. Rice information extraction based on UAV hyperspectral remote sensing technology[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2023. (in Chinese)
[91] NIE S, WANG C, ZENG H, et al. Above-ground biomass estimation using airborne discrete-return and full-waveform LiDAR data in a coniferous forest[J]. Ecological Indicators, 2017, 78: 221－228.
[92] 郝琪, 陈天陆, 王富贵, 等. 基于无人机多光谱数据和氮素空间分异的玉米冠层氮浓度估算[J]. 作物学报, 2025, 51(1):189－206.
HAO Qi, CHEN Tianlu, WANG Fugui, et al. Estimation of maize canopy nitrogen concentration based on UAV multispectral

data and nitrogen spatial variability[J]. Acta Agronomica Sinica,2025,51(1):189 – 206. (in Chinese)

[93] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 180 – 191.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat growth monitoring based on UAV hyperspectral growth indicators[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 180 – 191. (in Chinese)

[94] EWERT F, RÖTTER R P, BINDI M, et al. Crop modelling for integrated assessment of risk to food production from climate change[J]. Environmental Modelling & Software, 2015, 72: 287 – 303.

[95] 周文涛, 兰天, 潘岳, 等. 土壤质量评价中少量样本最小数据集的构建——以内蒙古杭锦旗黄河南岸灌区典型地块为例[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(6): 225 – 235.
ZHOU Wentao, LAN Tian, PAN Yue, et al. Construction of minimal dataset with small samples in soil quality assessment: a case study of typical plots in the irrigation area on the south bank of the Yellow River in Hangjin Banner, Inner Mongolia[J]. Journal of China Agricultural University, 2022, 27(6): 225 – 235. (in Chinese)

[96] 张廷龙, 韩晓乐, 包懿, 等. 基于 Sentinel – 1/2 数据融合的县域农业大棚提取[J]. 农业工程学报, 2024, 40(19): 135 – 145.
ZHANG Tinglong, HAN Xiaole, BAO Yi, et al. Extraction of county-level agricultural greenhouses based on Sentinel – 1/2 data fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(19): 135 – 145. (in Chinese)

[97] XIANG S, BLOK P M, BURRIDGE J, et al. DODA: adapting object detectors to dynamic agricultural environments in real-time with diffusion[J]. arXiv Preprint, arXiv:2403.18334, 2024.

[98] STILLER S, GRAHMANN K, GHAZARYAN G, et al. Improving spatial transferability of deep learning models for small-field crop yield prediction[J]. ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 12: 100064.

[99] WANG M, YAO Y, XU Z, et al. Knowledge mechanisms in large language models: a survey and perspective[J]. arXiv Preprint, arXiv:2407.15017, 2024.

[100] HU L, LIU Z, ZHAO Z, et al. A survey of knowledge enhanced pre-trained language models[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(4): 1413 – 1430.

[101] YANG L, CHEN H, LI Z, et al. Give us the facts: enhancing large language models with knowledge graphs for fact-aware langage modeling[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(7): 3091 – 3110.

[102] SISHEBER B, MARSHALL M, MENGISTU D, et al. The influence of temporal resolution on crop yield estimation with earth observation data assimilation[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2024, 36: 101272.

[103] MÜLLER C, ELLIOTT J, KELLY D, et al. The global gridded crop model intercomparison phase 1 simulation dataset[J]. Scientific Data, 2019, 6(1): 50.

[104] 徐瑛蔚. 基于分布式存储的大规模图的深度优先搜索算法研究[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2019.
XU Yingwei. Research on depth-first search algorithm for large-scale graphs based on distributed storage[D]. Shenyang: Liaoning University, 2019. (in Chinese)

[105] BWAMBALE E, ABAGALE F K, ANORNU G K. Data-driven model predictive control for precision irrigation management [J]. Smart Agricultural Technology, 2023, 3: 100074.

[106] LEISERSON C E, SCHARDL T B. A work-efficient parallel breadth-first search algorithm (or how to cope with the nondeterminism of reducers)[C]// Proceedings of the Twenty-second Annual ACM Symposium on Parallelism in Algorithms and Architectures: Association for Computing Machinery, 2010: 303 – 314.

[107] AKCA A, EFE M Ö. Multiple model Kalman and particle filters and applications: a survey[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(3): 73 – 78.

[108] LI X, LI M, LIU B, et al. A novel transformer network based on cross-spatial learning and deformable attention for composite fault diagnosis of agricultural machinery bearings[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1397.

[109] RABIEYAN E, DARVISHZADEH R, ALIPOUR H. Identification and estimation of lodging in bread wheat genotypes using machine learning predictive algorithms[J]. Plant Methods, 2023, 19(1): 109.

[110] XIE F, SUN E, WANG L, et al. Rolling bearing fault diagnosis in agricultural machinery based on multi-source locally adaptive graph convolution[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1333.

[111] LEE S, YUN C M. A deep learning model for predicting risks of crop pests and diseases from sequential environmental data [J]. Plant Methods, 2023, 19(1): 145.

[112] LÜTTENBERG H, BARTELHEIMER C, BEVERUNGEN D. Designing predictive maintenance for agricultural machines[C]// Proceedings of the 26th European Conference on Information Systems (ECIS 2018). Portsmouth, UK, 2018.

[113] SOLTANALI H, KHOJASTEHPOUR M, KHEYBARI S. Evaluating the critical success factors for maintenance management in agro-industries using multi-criteria decision-making techniques[J]. Operations Management Research, 2023, 16(2): 949 – 968.

[114] DAI M, SHEN Y, LI X, et al. Digital twin system of pest management driven by data and model fusion[J]. Agriculture, 2024, 14(7): 1099.

[115] ANDERSON W, SHUKLA S, VERDIN J, et al. Preseason maize and wheat yield forecasts for early warning of crop failure

[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 7262.
[116] XIAO Q, LI W, KAI Y, et al. Occurrence prediction of pests and diseases in cotton on the basis of weather factors by long short-term memory network[J]. BMC Bioinformatics, 2019, 20(S25): 688.
[117] ANDERSON R, BAYER P E, EDWARDS D. Climate change and the need for agricultural adaptation[J]. Current Opinion in Plant Biology, 2020, 56: 197 – 202.
[118] PARRA-LÓPEZ C, BEN ABDALLAH S, GARCIA-GARCIA G, et al. Integrating digital technologies in agriculture for climate change adaptation and mitigation: state of the art and future perspectives[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109412.
[119] SHA G, SUN P, KONG X, et al. Genome editing of a rice CDP – DAG synthase confers multipathogen resistance[J]. Nature, 2023, 618(7967): 1017 – 1023.
[120] PIZARRO S, PRICOPE N G, FIGUEROA D, et al. Implementing cloud computing for the digital mapping of agricultural soil properties from high resolution UAV multispectral imagery[J]. Remote Sensing, 2023, 15(12): 3203.
[121] NARAYANA T L, VENKATESH C, KIRAN A, et al. Advances in real time smart monitoring of environmental parameters using IoT and sensors[J]. Heliyon, 2024, 10(7): e28195.
[122] DA COSTA T P, DA COSTA D M B, MURPHY F. A systematic review of real-time data monitoring and its potential application to support dynamic life cycle inventories[J]. Environmental Impact Assessment Review, 2024, 105: 107416.
[123] 诸叶平, 李世娟, 李书钦. 作物生长过程模拟模型与形态三维可视化关键技术研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 53 – 66.
ZHU Yeping, LI Shijuan, LI Shuqin. Research on crop growth process simulation model and key technologies of morphological 3D visualization[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(1): 53 – 66. (in Chinese)
[124] 吴赛赛, 周爱莲, 谢能付, 等. 基于深度学习的作物病虫害可视化知识图谱构建[J]. 农业工程学报, 2020, 36(24): 177 – 185.
WU Saisai, ZHOU Ailian, XIE Nengfu, et al. Construction of visual knowledge graph for crop diseases and pests based on deep learning[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(24): 177 – 185. (in Chinese)
[125] LASSEUR R, LAURENSON S, ALI M, et al. Designing profitable and climate-smart farms using virtual reality[J]. PLoS One, 2023, 18(6): e0286723.
[126] PHUPATTANASILP P, TONG S R. Augmented reality in the integrative internet of things (AR – IoT): application for precision farming[J]. Sustainability, 2019, 11(9): 2658.
[127] 郑春雨, 刘文静, 孙阳. 基于安卓平台的智慧农业管理系统设计与实现[J]. 测绘与空间地理信息, 2022, 45(增刊 1): 73 – 74, 77.
ZHENG Chunyu, LIU Wenjing, SUN Yang. Design and implementation of smart agriculture management system based on Android platform[J]. Surveying and Spatial Geographic Information, 2022, 45(Supp. 1): 73 – 74, 77. (in Chinese)
[128] ZHAO Chunjiang. Current situations and prospects of smart agriculture[J]. Journal of South China Agricultural University, 2021, 42(6): 1 – 7.
[129] SONG Z, LI Y, FANG M, et al. Mmac-copilot: multi-modal agent collaboration operating system copilot[J]. arXiv Preprint, arXiv:2404.18074, 2024.
[130] TANG Q, YU F R, XIE R, et al. Internet of intelligence: a survey on the enabling technologies, applications, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(3): 1394 – 1434.
[131] 刘继展, 侯广宇. 语音技术在农业智能化中的应用展望[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2021, 42(5): 540 – 545.
LIU Jizhan, HOU Guangyu. Application prospect of voice technology in agricultural intelligence[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2021, 42(5): 540 – 545. (in Chinese)
[132] 陈丹阳, 陆璐, 孙滔. 数字孪生网络接口设计及其协议分析[J]. 中兴通讯技术, 2022, 28(1): 29 – 33.
CHEN Danyang, LU Lu, SUN Tao. Design and protocol analysis of digital twin network interface[J]. ZTE Communications, 2022, 28(1): 29 – 33. (in Chinese)
[133] KIM S, HEO S. An agricultural digital twin for mandarins demonstrates the potential for individualized agriculture[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 1561.
[134] PAL P, LANDIVAR-BOWLES J, LANDIVAR-SCOTT J, et al. Unmanned aerial system and machine learning driven digital-twin framework for in-season cotton growth forecasting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 228: 109589.