

[DOI] 10.19653/j.cnki.dbcjdxxb.2026.04.002

[引用格式] 何可, 明若愚. 人工智能嵌入农业的技术适配、现实阻滞与路径优化[J]. 东北财经大学学报, 2026(4): 17-28.

人工智能嵌入农业的技术适配、 现实阻滞与路径优化

何 可^{1, 2}, 明若愚^{1, 2}

(1. 华中农业大学 经济管理学院, 湖北 武汉 430070;

2. 华中农业大学 农业绿色低碳发展实验室, 湖北 武汉 430070)

摘要: 人工智能在农业领域的加速嵌入, 正推动着一场以数据驱动和智能决策为标志的产业变革。本文引入技术可供性视角, 将人工智能的技术能力概括为感知、认知和决策三类可供性, 并结合农田空间差异性、劳动高强度性、季节性和不可逆性、知识经验性和默会性等特征, 构建人工智能与农业融合的理论框架。分析表明, 人工智能在感知可供性与农田空间变异性的适配、决策可供性与劳动高强度性的适配、决策可供性与季节性和不可逆性的适配、认知可供性与生物个体非标准化的适配、认知可供性与知识经验性和默会性的适配中展现出积极效能。然而, 人工智能与农业融合进程中面临应用的多重挑战、数据基座薄弱、行动可供性受阻、价值实现与评估困境等问题。为此, 本文提出以场景深耕的思维纠正单纯的“技术强推”逻辑, 主张从技术路径优化、数据生态建设、推广服务体系和商业模式创新等维度协同推进, 促进人工智能技术供给与农业生产需求更好衔接, 提升技术的场景适应能力和实际应用价值。

关键词: 人工智能; 智慧农业; 技术适配; 农业数据要素; 场景深耕

中图分类号: F323 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-4096(2026)04-0017-12

一、引 言

农业不仅是文明延续的物质基石, 也始终是技术革命浪潮洗礼与重塑的重要领域。从耒耜到铁犁, 从畜力到机械, 从石油农业到生物技术与信息技术融合的智慧农业, 每一次技术范式的重大转变, 均在不同程度上改变了人与土地、作物与环境的互动关系。目前, 以人工智能为代表的新一轮技术革命浪潮, 正以其强大的计算与决策能力, 向这一历史悠久的传统产业领域加速渗透。人工智能的应用范围已逐步延伸至农田环境监测、果园无人化巡检、设施农业智能作业及作物生

收稿日期: 2026-06-01

基金项目: 国家社会科学基金重点项目“把农业建成现代化大产业的战略布局与实施路径研究”(26AZD007)

作者简介: 何 可 (1989-), 男, 湖南浏阳人, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事农业资源与环境经济研究。E-mail: hekework@gmail.com

明若愚 (通讯作者) (1997-), 男, 湖北阳新人, 博士研究生, 主要从事农业资源与环境经济研究。E-mail: mryhzau@126.com

长模拟与预测等农业生产场景，展现出良好的应用效能，也使其在提高农业生产效率方面呈现较好的应用前景。

然而，通用技术的实际应用往往并非按照预期线性路径演进。目前，主流的人工智能技术的核心范式建立在对大规模、多模态数据进行学习与模式识别的基础之上，本质上是一种数据驱动的计算智能^[1]。而农业生产则是受自然节律、地域文化和生命复杂性深刻影响的复杂系统^[2]。前者的优势在于从海量数据中寻找统计规律并进行优化决策，其隐含前提是系统的可预测性和环境的相对稳定性。而后者是高度非线性的、具有涌现性和不确定性的复杂动态系统。当追求可预测性和相对稳定性的计算逻辑面对具有高度涌现性和不确定性的生命逻辑时，其内在矛盾便构成了两者融合的根本挑战。这种矛盾如何影响人工智能技术的实际落地，以及人工智能技术在多大程度上能够转化为经营主体的实际收益，是本文关注的核心问题。

围绕人工智能在农业中的应用，国内外学术界已产出了丰富的研究成果。主流研究多集中于分析人工智能技术应用的主要领域，如精准种植^[3]、智能灌溉^[4]、病虫害智能识别^[5]、农产品智能分级^[6]、农业机器人^[7]等，并高度关注其降本增效、减污降碳等多重价值^[8]。这些研究为认识人工智能的应用效能提供了参考。但是，技术愿景与生产实践之间的断层也逐渐显现、亟待弥合。这种断层在研究取向上表现为：已有研究大多从技术供给侧进行效能推演，对需求侧农业生产系统的技术吸收能力、应用成本和隐性障碍缺乏同等深度的分析，也较少基于农业生产规律考察技术的需求特征和适用条件。

鉴于此，本文引入技术可供性视角，尝试由技术功能分析转向技术适配分析。本文认为，人工智能与农业的融合不仅取决于算法性能，更取决于技术能否适应农业生产的特有规律，实现低成本、高可靠性和易用性的有机统一。需要指出的是，这里的适配并非技术对农业的单向改造，而是技术和农业场景在持续互动中实现相互调适。

二、人工智能与农业融合的理论框架

（一）人工智能的技术可供性：感知、认知和决策

可供性概念由生态心理学家吉布森提出，强调环境属性与行为主体能力之间的关系，即特定环境条件为主体行为提供的可能性^[9]。将其引入技术分析领域，目的在于超越技术功能主义的静态视角。一项技术并非拥有普适的、固定的功能，而是面向不同的行为主体，在不同的情境下，呈现不同的行动可能性。技术可供性会因应用主体及其需求差异而有所不同。因此，分析人工智能的农业应用价值，需要明确其核心能力能够为农业生产提供何种行动可能。人工智能的技术可供性，可以分解为感知可供性、认知可供性和决策可供性。

感知可供性是指人工智能技术为农业生产者提供了对农田环境进行大范围、精细化、量化监测的行动可能^[10]。传统农业依赖生产者的五官感知，其范围有限、精度有限且难以量化。而集成了视觉、光谱、热红外等多元传感器的智能设备，结合计算机视觉技术，能够对田块尺度的作物生长、土壤墒情、病虫害发生状况、杂草分布进行全天候、大面积、高分辨率的量化监测。这种感知可供性推动农业管理从面向平均状态的经验判断，转向面向微观个体和特异状态的精准识别。

认知可供性是指人工智能能够从海量、异构的农业数据中学习和提炼出复杂的关联模式和演变规律，实现从“是什么”到“将会怎样”的相关性预测，并开始部分开展“为什么”的因果推断^[11]。作物生长是受气象、土壤、水文条件、基因型、管理措施等数十种变量交互影响的非线性动态过程。传统农业知识难以充分揭示农业生产的复杂性，而机器学习尤其是深度学习凭借较强

的特征提取能力，能够构建作物生长、病虫害发生和产量预测模型，提升对复杂生产过程及其变化趋势的识别和预测能力。

决策可供性是指在感知和认知的基础上，人工智能能够生成超越人类即时信息处理能力、突破人类经验局限的优化决策方案，并可由智能装备自主执行^[12]。面对田间杂草差异，认知模型可识别杂草种类和密度，并结合作物生长阶段和气象条件，由决策系统生成施药决策、施药时机、药剂类型及用量等精准方案，相关指令还可传输至智能变量喷雾机，实现自主作业。这构成了从环境感知、智能认知、优化决策到精准执行的完整流程。决策可供性将人的角色从繁复的观察、分析和直接操作中解放出来，转向对异常情况的干预和对系统运行逻辑的设定。

需要指出的是，这三重可供性之间存在层层衔接、相互支撑的内在联系。感知是基础，提供数据原料；认知是核心，将数据转化为信息和知识；决策是目的，将知识转化为有价值的行动。感知、认知和决策三类可供性相互衔接，共同构成人工智能适配农业生产需求的能力基础。然而，这仅仅是一种潜在的可能性，它能否及在多大程度上转化为现实生产力，取决于农业这一特定生产系统独特的结构、运行逻辑和内部需求。

（二）农业生产系统的核心特征：一种响应式分析

人工智能的技术可供性提供了其在农业领域应用的可能性，而农业生产系统则会基于自身特征对其作出相应响应。这一系统对技术并非被动接受，而是会依据自身特征对技术进行筛选、过滤和适应性调整。分析人工智能与农业的融合过程，需要从农业生产的核心特征出发，考察其对技术可供性的响应方式。

农业生产的生物性对算法建模范式构成根本挑战。一方面，生命节律对模型优化边界产生刚性锁定。农业生产的对象是活的生命体，其生长繁衍遵循自身固有的、相对缓慢的生命节律和复杂的生理生态规律^[13]。作物生长所需有效积温相对稳定，即便算法能够通过环境调控影响生长节奏，也难以突破其内在发育时序。因此，人工智能对农业生产的优化受到生命规律的刚性约束。另一方面，生物个体的非标准化也对算法识别与泛化能力提出挑战。与工业零件的高度标准化不同，同一品种、同一田块中的作物和果实，在形态、大小、色泽及内部品质等方面仍然存在明显差异，且易受基因型、微环境和管理措施的共同影响。这使训练数据难以覆盖全部应用场景，且模型面对未训练过的个体特征时亦可能出现识别失效，因而需要进一步提升算法对生物变异规律的识别能力。

农业生产的地域性对模型泛化能力构成严峻考验。与高度标准化的工厂车间不同，农业生产的本质特征之一，是其深度根植于千差万别的地域生态^[14]。土壤质地、小气候、水源条件和作物品种等，在较小空间尺度内即可呈现明显差异，使农业场景难以满足训练数据与应用数据同分布的假设。在特定土壤、品种和气候条件下训练的模型，迁移至条件不同的区域后，可能因数据分布变化而出现预测精度下降的情况，这构成农业人工智能的“分布外泛化”难题。农业生产的地域性决定了部分生产规律具有较强的场景依赖性，因而模型泛化能力是衡量其农业适用性的重要指标。技术开发应由追求单一通用模型，转向采用小样本学习等低成本方式提升模型对不同农业场景的适应能力。

农业生产的季节性和不可逆性对决策容错率提出苛刻要求。农业生产的季节性使每一次关键决策均具有难以重复的性质^[15]。一旦决策失误，损失难以挽回，并影响后续生产周期，使农业生产者具有较强的风险规避倾向。与可快速试错的互联网应用相比，农业生产对算法可靠性、稳定性和抗干扰能力提出了更高要求。尤其是在智能植保等关键决策中，算法失误可能造成较大生产损失。因此，需要在保证决策精度和安全性的前提下，通过模型压缩、知识蒸馏等方法降低模型

复杂度和部署门槛，同时通过稳健性训练保障决策可靠性。

农业生产的劳动高强度性对人力替代构成刚性需求。农业生产尤其是种植业的日常作业，如播种、施肥、打药、采摘、运输等，普遍具有体力消耗大、重复性高、作业环境恶劣的特点。随着农村劳动力持续向非农部门转移，农业劳动力老龄化、短缺问题日益突出^[16]。这使得能够替代或减轻人工劳动的自动化技术，成为农业生产的迫切需求。这一特性对人工智能驱动的智能装备提出了明确要求，即技术必须在非结构化环境中可靠地完成自主作业。

农业生产的知识经验性和默会性对知识外显化构成阻碍。传统农业中积累了数千年的乡土知识，包含大量高度情境依赖、身心合一的默会知识^[17]。经验丰富的生产者能够依靠长期实践形成对天气、土壤墒情和病虫害的直觉判断，这类知识具有较强的情境依赖性和直觉性，短期内难以被算法完整编码。当人工智能决策介入农业生产时，需要与既有经验知识相互协调；若其决策依据缺乏可解释性，则可能影响农户的理解与采纳。

三、人工智能与农业技术适配的效能展现

人工智能与农业的融合绩效取决于感知可供性与农田空间差异性、决策可供性与劳动高强度性、决策可供性与季节性和不可逆性、认知可供性与生物个体非标准化、认知可供性与知识经验性和默会性的适配程度。

（一）感知可供性与农田空间差异性的适配

农田空间差异要求农业管理因地制宜。人工智能可借助多光谱遥感、地面传感器等技术，对田块差异进行量化识别。传统水、肥、药施用多依据田块整体状况进行均匀投入，容易造成局部投入不足或过量，导致资源浪费和环境污染。无人机遥感和地面传感器网络则为差异化、精准化管理提供了感知基础^[18]。在此基础上，变量施肥、变量灌溉等精准管理技术可依据监测结果实现差异化投入。已有实践表明，基于遥感影像的变量施肥可在保证产量的前提下减少化肥用量，既降低了生产成本，又减少了面源污染，体现了感知可供性与农田空间变异性的适配。

（二）决策可供性与劳动高强度性的适配

农业劳动具有高强度、重复性、作业环境相对恶劣的特征，对人力替代存在刚性需求。人工智能的决策可供性为智能装备自主作业提供了支撑，有效适配农业生产的劳动高强度性。在机器人作业成本低于日益上涨的人工成本的特定场景下，这种需求构成了人工智能技术应用最直接的市场驱动力。该领域的效能体现为，具有自主导航、目标识别和灵巧操作能力的智能装备正在逐步替代高度依赖人工经验和体力的繁重、重复性劳动环节^[19]，从而降低对人工劳动的依赖，缓解农业劳动力约束，并提升作业效率。

这种替代效应首先出现在环境相对标准化的设施农业和畜牧养殖业：在设施农业中，智能装备能够承担运输、喷雾等重复性作业；在畜牧养殖业中，自动挤奶、环境调控设备已广泛应用。这些装备结合视觉识别、环境感知和生理监测等技术，能够提升作业效率和异常风险识别能力。相比之下，大田环境更为复杂，但无人驾驶农机和智能除草装备已能够依托高精度定位、多传感器融合和计算机视觉等技术完成自主作业，并减少人工投入和化学农药用量。

（三）决策可供性与季节性和不可逆性的适配

农业生产的季节性和不可逆性，使风险预警必须高度准确且具有前瞻性。人工智能的决策可供性为此提供了适配方案。农业是高风险产业，面临着气象灾害、病虫害暴发、市场价格剧烈波动等多重风险的持续威胁。传统风险管理多侧重事后应对，对风险的事前识别和预防能力相对不

足。人工智能技术为农业风险管理带来了从被动应对到主动预防的模式转变，其核心效能体现在对各类风险的精准识别和早期预警。

为降低农业生产季节性和不可逆性带来的决策风险，人工智能可通过感知、认知和决策三个环节提升风险管理能力。在感知环节，依托地面监测设备、卫星遥感和无人机等手段，对病虫害、作物生长和气象条件进行连续监测，扩大信息获取范围并提高时效性。在认知环节，利用深度学习等方法融合作物生长数据、历史病虫害数据和气象数据，对风险发生概率、影响范围和危害程度进行预测。在决策环节，基于风险预测结果生成面向具体田块和经营主体的防治方案和生产调整建议，如施药时机、药剂选择和灌溉调整等，为精准防控提供决策依据。同时，人工智能还可结合数值天气预报和本地气象数据，提升对霜冻、连阴雨等灾害的精细化预测能力。

人工智能也逐步应用于农产品市场价格风险预警。通过对国内外大宗农产品电子交易数据、批发市场价格、供需报告、天气动态、宏观经济数据等多维度信息的自然语言处理和关联分析，智能模型能够挖掘出影响价格走势的关键信号，并对未来一段时间的价格波动区间进行预测，为经营主体的销售决策提供数据支撑。

（四）认知可供性与生物个体非标准化的适配

农产品在大小、形状、色泽、风味和内部品质等方面存在明显的生物个体非标准化，传统分级依赖人工经验，主观性强且标准化程度有限。人工智能的认知可供性能够借助计算机视觉和光谱分析等技术，对农产品外观特征和内部品质进行识别与量化评价。在外观特征方面，视觉识别技术可以对农产品的大小、形状、色泽及表面缺陷等特征进行快速检测，并依据既定标准完成自动分级。在内部品质方面，光谱分析技术能够结合人工智能模型，对糖度、酸度、水分等品质指标及内部病害状况进行无损检测。由此，人工智能能够提升农产品品质识别的准确性、效率和标准化水平，降低传统人工分级的主观性，为农产品质量分级、品质评价和优质优价提供技术支持。

（五）认知可供性与知识经验性和默会性的适配

传统农业知识具有高度的默会性和情境依赖性，难以广泛传播。人工智能的认知可供性通过大语言模型和知识图谱，将隐性知识外显化，形成可交互的智能服务。农业技术的推广和知识服务长期面临着“最后一公里”的挑战。面对中国数以亿计的小农户，传统的专家下乡、田间示范、集中培训方式，覆盖面有限且时效性不足。人工智能为破解这一难题提供了全新的、可规模化的工具，为实现技术服务的广泛覆盖和个性化定制提供了可能^[20]。

农业智能问答助手是较为典型的应用形态。通过对技术规程、科研论文、生产实践记录等农业知识进行整合，并结合大语言模型的交互能力，可为农户提供病虫害识别、防治建议等知识服务。农业智能问答助手的多轮问答功能能够提高判断的准确性，从而打破专业知识获取的时间和空间限制。在此基础上，智能系统还可结合具体地块的物联网数据提供决策辅助，为农户提供更具针对性的生产建议，将复杂信息转化为可操作的决策依据，降低技术应用的认知成本。

此外，人工智能能够通过对海量优秀农户生产数据的挖掘分析，提炼出不同区域、不同品种、不同地形条件下的代表性农艺实践。这种从真实数据中提炼出来的经验模式，比传统的示范田更具代表性、适应性。将这些模式进行总结提炼，可以为其他农户提供学习样板和决策参考，形成数据驱动的、大规模的示范带动效应。

四、人工智能与农业融合进程中的现实阻滞与深层困境

尽管人工智能已在部分农业场景中展现出较好的应用效能，但其推广应用仍较为有限。相关

问题不仅源于技术成熟度不足，还涉及数据供给、主体采纳和经济回报等方面，反映出通用技术逻辑与农业生产特有规律之间仍存在适配障碍。

（一）技术应用的多重挑战

目前，人工智能与农业的融合面临的首要挑战，源于感知可供性的环境适应能力受限。这并非算法先进性不足，而是其普适性严重欠缺，导致技术的场景化应用成本高昂，使模型难以在不同场景间实现有效迁移。这直接源于农业生产的系统特征为算法效能划定了苛刻边界，其中，极端的地域异质性和生物个体的非标准化是首要挑战。

技术适应能力仍显不足。农业生产具有明显的地域差异、生物个体非标准化和季节性。真实生产环境还受到极端天气、地形起伏、作物生长状态等多种因素影响，而现有人工智能多依赖相对稳定的数据条件和应用环境，在复杂场景下容易出现识别精度下降、模型迁移困难等算法问题。同时，智能设备的运行稳定性也面临考验。部分技术在试验条件下表现较好，但进入实际生产后仍需进行高成本的场景适配，限制了其大范围推广应用。

数据供给与主体应用条件较为薄弱。人工智能运行依赖持续、完整和高质量的数据支撑，但农业数据采集成本较高，且存在连续性不足、标准不统一、质量参差不齐和共享困难等问题。同时，不同经营主体在经营规模、支付能力和数字素养方面存在明显差异，部分经营主体即使存在技术需求，也可能因设备投入较高、操作复杂或服务支持不足而降低采纳意愿，影响技术效能的实际发挥。

技术应用的经济回报仍具有较强不确定性。人工智能技术通常需要较高的前期投入和后续维护成本，其节本增效、品质提升和生态改善等效益又未必能够充分转化为经营收益。尤其是在农产品价格波动较大、优质优价机制不完善的情况下，技术投入带来的收益增量难以稳定预期。此外，部分生态效益和社会效益具有较强的正外部性，难以由技术采纳主体直接获得完全对等的回报，也进一步影响了经营主体持续投入和扩大应用的积极性。

（二）数据基座薄弱

数据是人工智能的基础要素。人工智能的认知可供性，高度依赖于大规模、高质量、多模态、长期连续的数据供给。目前，中国农业数据基座整体上面临供给不足与流通不畅并存的困境，严重制约了认知可供性的发挥。

数据获取成本较高且质量不高。农业数据采集通常需要布设传感器、摄像头和智能装备，较高的初始投入增加了经营主体的采集成本，而低成本设备又容易受到精度不足和环境干扰等限制。同时，农业生产周期较长，数据采集需要覆盖作物生长全过程，设备故障、网络中断等因素容易造成数据缺失，影响数据的完整性和连续性。数据数量不足、质量不高，进而制约人工智能认知可供性的发挥。

多源异构数据的标准化程度较低。智慧农业的成熟形态，需要融合气象、土壤、品种、农事操作、市场等多维度数据。这些数据分属于不同的部门、企业和科研机构，其数据格式、接口标准、时空精度千差万别^[21]，需要经过对齐、清洗、脱敏和标准化处理后才能用于算法训练，加大了数据整合的技术与管理难度。

数据产权界定不清与流通壁垒并存。农业数据既涉及经营主体隐私，也包含企业商业信息，而数据所有权、使用权和收益权等仍缺乏清晰界定，容易形成产权和利益约束导致的“数据孤岛”。同时，数据共享的激励机制缺失，也增加了数据共享与流通难度，制约农业数据价值的有效发挥。

历史数据积累不足和高质量标注数据稀缺。预测模型需要长期、连续的历史数据支撑，但部

分地区缺乏规范、持续的田间观测记录。同时，精准识别模型依赖大量高质量标注数据，而农业数据标注专业性较强、成本较高，难以大规模开展。历史数据积累不足和高质量标注数据稀缺共同制约了人工智能模型的训练与实际应用。

（三）行动可供性受阻

技术最终需要被用户接受和使用，才能产生价值。目前，中国农业经营主体高度分化，大量小农户与小规模经营主体并存。在使用人工智能时，这些主体不同程度地面临技术投入与预期收益不匹配、数字素养与实操能力不足及本地化服务支撑体系不完善等多重障碍。

技术投入与预期收益不匹配。小规模经营主体对节省劳动力的生产性服务具有一定需求，但对于投入较高、收益不确定且操作复杂的智能农业技术，支付意愿相对有限。即使是家庭农场、合作社等规模经营主体，也可能受到农产品价格波动、经营成本上升等因素影响，对大额、长期技术投资保持谨慎，进而制约对人工智能技术的应用。

数字素养与实操能力不足。部分农业经营主体年龄偏大、受教育程度有限，对数字界面、数据图表和算法决策的理解能力相对不足，影响其对人工智能技术的信任和使用。同时，部分智能农业产品操作较为复杂，人机交互设计与普通农户实际使用能力不匹配，导致相关技术难以充分发挥决策支持功能。

本地化服务支撑体系不完善。农业人工智能技术不仅需要设备和软件投入，还需要持续的维护、调试和现场指导。目前，部分技术服务网络尚未充分延伸至县乡层面，兼具信息技术能力和农艺知识的复合型人才也较为缺乏。当设备故障或模型决策出现偏差时，经营主体难以及时获得技术支持，影响其对人工智能技术的持续信任和使用。

（四）价值实现与评估困境

人工智能在农业领域的应用还面临价值实现与评估方面的制约，即部分技术效应难以通过现有市场机制转化为采纳主体的实际收益，进而影响其持续投入意愿。评估困境的实质是技术正外部性的市场失灵与产业链价值传递的断裂，亟待通过机制创新予以弥合。

直接经济效益存在不确定性。人工智能的收益主要来自节水、节肥、节药等成本节约，但在农产品价格波动和投入品价格上涨的情况下，节约成本的收益容易被抵消。同时，智能生产带来的品质提升和可追溯价值尚难通过现有销售渠道充分转化为价格溢价，使经营主体的技术投资回报存在较大不确定性。

生态与社会效益具有正外部性。精准施肥、智能灌溉等技术能够产生减排、节水等公共效益，病虫害区域性预警也具有风险防控的正外部性，但相关投入主要由技术采纳主体承担，部分收益却由社会共同分享。当生态与社会效益难以转化为采纳主体的实际收益时，其技术应用积极性会受到影响。尤其是在农业碳减排和碳汇领域，目前，智能低碳技术产生的碳减排和碳汇量仍难以通过碳市场交易充分实现其经济价值^[22]。

单一环节优化与产业链协同不足。目前，部分人工智能应用主要集中于播种、灌溉等生产环节，其价值实现还取决于分级、冷链、销售等后续环节的配套。如果后续环节仍采用传统方式，生产端形成的品质提升可能难以实现溢价、成本优势可能难以转化为实际收益，导致技术投入的整体收益低于预期，因而人工智能应用需要加强农业生产、加工、流通和销售等环节的协同衔接。

五、场景深耕：人工智能与农业稳健融合的路径优化

改善农业生产系统对人工智能技术可供性的响应，必须从技术、数据、服务、商业四个层面

进行优化。前文的分析揭示，人工智能与农业融合的诸多困境，根源在于一种脱离场景的“技术强推”逻辑，即期望凭借一套通用、先进的技术方​​案，强行覆盖和改造具有极端异质性、复杂性的农业系统。这类技术推广方式往往面临成本较高、场景适应性不足等问题，需要由通用技术供给转向面向具体农业场景的场景深耕。其核心是围绕实际生产需求和应用条件，提高技术在特定场景中的适用性与可用性。同时，可在不同应用场景中提炼共性功能，形成模块化、可配置的技术平台，在专用化适配与通用化推广之间保持平衡。^①

（一）技术路径优化：从追求通用模型到发展轻量化、高适应性的场景智能

技术研发的逻辑需要调整，从追求一个包罗万象的、大而全的通用模型，转向研发一系列针对特定场景的、小而精且轻量化、高适应性的模型。这意味着，技术的智能化水平不仅体现在算法精度上，更应体现在对复杂环境的自适应能力、对低质量数据的容忍度，以及部署和维护的简易性上。

第一，发展边云协同的轻量化模式。大力发展“云端训练、边缘推理”的边云协同的轻量化模式。对于实时性要求高、无需复杂后台计算的常规识别和决策任务，可交由植保无人机机载处理器、智能网关等边缘计算设备，或性能日益强大的智能手机上的轻量化模型来处理。通过在温室控制器或农业机器人主板上部署优化后的微型神经网络，即可在本地、实时、弱网或断网环境下完成大部分常规识别和决策任务，仅在有需要时将异常情况或用于模型迭代的数据脱敏后上传至云端。这会大幅降低人工智能技术对网络带宽的依赖，降低时延，更好地保护数据隐私，并使人工智能技术在偏远地区的应用成为可能。

第二，强化算法的稳健性与可解释性。针对农业环境非结构化和生物个体非标准化的特征，研发重点应从追求实验条件下的最高精度，转向追求在各类干扰下的稳定可用性。同时，必须发展可解释性人工智能技术，让模型不仅给出结论，还能给出决策依据。例如，通过注意力可视化、特征归因等方法，让模型能够指出影响病虫害识别结果的关键图像区域，或者解释产量预测模型中各气象因子的贡献度。这不仅有助于农户理解和信任算法决策，也便于技术人员定位模型偏差、进行针对性优化。

第三，运用迁移学习和小样本学习技术突破数据限制。为应对农业场景多变、新问题层出不穷的挑战，应积极应用迁移学习和少样本学习技术。其原理是将大型数据集上预训练模型的通用特征提取能力迁移至仅有少量标注样本的新农业任务，从而减少新场景对训练数据的需求量，降低模型应用成本，提升模型的场景适应能力。

（二）数据生态建设：从“数据孤岛”到共建共治共享的要素市场

数据基座薄弱是系统性问题，直接制约了认知可供性的数据支撑能力。单靠任何一方均无法破解，必须从数据生态建设的视角，构建权责清晰、标准统一、多方参与、价值共享的农业数据要素市场，促进农业数据有序流通与共享。

第一，健全数据产权与治理规则。率先在细分领域研究制定农业数据的分类分级确权办法，明确原始数据采集者、数据加工处理者、数据使用者各方的权利与义务。特别要审慎设立负面清单，对涉及国家粮食安全、农户个人隐私等敏感数据予以严格保护。可探索应用隐私计算技术，以“数据可用不可见”的方式在不交换原始数据的前提下，实现多方数据的联合建模和价值挖掘，从而在保护各方利益的同时打破“数据孤岛”。

第二，构建区域化、专业化的数据标注与共享机制。高质量标注数据的生产不能依赖零散的

^① 即技术平台底层提炼共性功能并实现模块化，上层应用则可根据具体场景进行快速组合与定制，以降低适配成本并提高应用灵活性。

个体，必须走向专业化和协作化。可由政府或行业协会牵头，联合科研院所和一线植物保护、土壤肥料专家，建立开放的、针对本区域主要作物和病虫害的农业图像数据公共库和标注规范。公共库的数据可作为所有企业算法训练的基础数据。在此基础上，鼓励企业在私有数据域内，通过交易或互换合约实现数据互补，盘活封闭数据资产。

第三，创新数据采集的驱动模式。必须从单纯依赖田间传感器转变为业务驱动的多元化采集模式。将数据采集无缝嵌入农业技术推广、农资销售、农业保险查勘定损、农产品收购等既有业务流程。例如，在农业技术推广环节，可通过农技推广人员下乡指导时使用的智能终端记录农户反馈的品种表现、病虫害发生情况及管理措施等数据；在农资销售环节，可通过智能配肥设备记录农户的施肥数据；在农业保险查勘定损环节，可通过无人机遥感记录作物长势和灾情数据；在农产品收购环节，可通过智能分选设备记录品质数据。

（三）推广服务体系：从单向传递到多元、差异化的赋能网络

面对经营主体在支付能力、认知水平和需求上的高度分化，单一的、标准化的技术推广模式必然失效。需要构建多元差异化、线上线下深度融合、兼通农艺与数字技术的立体化赋能网络，以弥合服务断层和认知鸿沟。

第一，重点培育本地“数字工匠”。在县域和乡镇层面，遴选和重点培养一批既深入了解当地农业生产，又具备基本数字技术理解力和操作能力的青年农场主、农技推广人员、合作社带头人，将其塑造为链接前沿技术与一线实践的“数字工匠”。这些复合型人才不再是简单地传递信息，而是扮演着三重关键角色。一是技术翻译者，将复杂的算法逻辑和数据分析结果，转化为农户听得懂、能操作的田间管理语言；二是场景定义者，将本地的真实痛点和场景特征反馈给技术开发者，成为技术迭代需求的重要提供者；三是信任中介，以其在当地的声誉新技术背书，加深农户对技术的理解并增强其信任。鉴于复合型人才极度稀缺，当务之急是启动系统性的“数字工匠”培育计划，由政府、企业和高校联合提供常态化的技能培训，帮助“数字工匠”不断更新知识、提升技能。

第二，打造线上线下深度融合的服务模式。建立全天候在线的智能问答和远程诊断系统，解决常见的通用性问题。同时，建立本地化流动服务团队，针对智能设备故障、算法重大偏差等复杂问题，及时提供现场处置和技术支持。这种线上平台与本地化服务专员相结合的模式，兼顾了服务覆盖的广度和服务响应的深度，是破解农业服务“最后一公里”难题的关键。

第三，开发与经营规模适配的技术产品序列。改变以单一通用产品覆盖所有场景的思路，针对不同规模的经营主体，提供层次分明的产品与服务。面向小农户，核心是提供低成本的、单环节的智能服务。面向适度规模经营的家庭农场，可提供集成的、基于特定作物的智能管理软件订阅服务，按月或按生长季收取服务费，降低初始投入。面向大型农业企业，则可提供覆盖全产业链的、高度定制化的数字农业一体化解决方案。通过差异化服务，让各类生产经营主体均能找到技术与自身收益预期的结合点。

（四）商业模式创新：从单一售卖到风险共担和价值共创

针对决策可供性面临的转化激励不足，即技术采纳投入高、回报不确定，且大量价值外溢而无法内化的困境，应从一次性的设备和软件销售转向持续性的技术服务关系，创新商业模式，构建技术供给者与使用者的利益共同体，实现风险共担和价值共创。

第一，推广结果导向的服务模式，从销售一次性的设备和软件，转向提供基于生产绩效的综合解决方案。在植保服务领域，探索按亩承包、防治效果与服务费挂钩的模式。技术服务商不再按照施药次数或药剂用量计费，而是依据特定生长季主要病虫害的防治效果收取服务费用；若实

际防治效果未达到合同约定标准，则由服务商承担相应赔偿责任。这种模式将风险从农户转到了技术上更具优势的服务商一侧，倒逼服务商采用更精准、更经济的技术方案，并可有效缓解农户对过度服务的担忧。

第二，嵌入产业链的增值分享模式，将技术方案提供的价值与终端农产品的销售价值挂钩。技术公司的服务费，一部分来源于基础服务费，另一部分来源于农产品销售的增值收益分成。这种模式将技术提供方的核心利益与农产品最终的价值实现紧密绑定，技术供给方与农产品经营主体共担市场风险，共享品牌溢价。嵌入产业链的增值分享模式从源头上激励技术提供方不仅关心生产技术，更关心全产业链条的效率和市场终端的认可。

第三，构建生态价值的量化、确权与转化机制。针对人工智能应用所产生的显著生态效益无法内部化为经营者收益的困境，必须超越单纯的财政补贴思维，构建能精准量化、有效确权并实现价值有序流转的机制，从而为技术推广构筑可持续的经济驱动力。这一机制的核心在于将外溢的生态价值转化为可量化的经济信号，其首要任务是建立基于技术数据的精准核算体系。例如，利用智能设备记录的施肥、灌溉、用药等数据，结合排放因子法，精准测算化肥减量、节水、农药减量等带来的碳减排量和环境改善效益。在核算基础上，应设计分层次的价值转化路径。在市场化价值实现机制尚未成熟前，从短期来看，可率先将此核算结果直接与政府的绿色生态补贴挂钩，推行“按减量成效补贴”的精准补贴政策，使技术采纳者的环境贡献获得直接的经济回报。从长期来看，则应积极探索将核算结果开发为可在地方性农业碳普惠机制中交易的标准减排项目，使其价值通过市场机制得以实现，并持续追踪核算方法和规则的研究进展，为未来条件成熟时融入更大范围的碳市场预留制度接口^[23]。由此形成公共财政和市场机制共同驱动的、可持续的价值实现机制。

六、结论与展望

人工智能嵌入农业的关键不仅在于算法先进程度本身，还在于能否实现符合农业生产特征的低成本、高适应性技术适配。人工智能已在精准管理、自动作业、风险预警、品质分级和知识服务等场景中展现出较好效能，但从实际应用来看，人工智能与农业融合仍面临多方面制约：农业生产环境复杂多变，现有技术在模型泛化、设备稳定运行和场景适应方面仍存在不足；农业数据获取成本较高，数据标准化、共享流通、历史数据与标注数据供给仍较薄弱；不同经营主体在支付能力、数字素养和技术服务获取方面存在明显差异，影响其技术采纳与持续使用意愿；人工智能应用的直接经济回报仍具有不确定性，部分生态与社会效益难以转化为经营主体的实际收益，生产端技术应用与加工、流通、销售等后续环节之间的衔接也有待加强。针对上述问题，本文提出由技术强推转向场景深耕，围绕具体农业场景和经营主体实际需求，提高人工智能技术的适用性与可用性。具体而言，在技术层面发展轻量化、高适应性的场景智能，在数据层面完善农业数据治理、标注与共享机制，在服务层面健全本地化、多元化和差异化的推广服务体系，在商业层面探索结果导向、风险共担、增值分享与生态价值转化等模式，以提高人工智能技术与农业生产需求的适配程度和实际应用价值。

未来，人工智能与农业的融合将不再局限于生产效率提升，而是进一步体现为技术能力与农业生产规律的动态协调，以及人类经验与算法决策之间的持续协同。一方面，随着传感技术、计算技术和决策技术不断融入农业基础设施，人工智能有望由外部工具逐步转化为农业生产中的常态化支撑。另一方面，人机协同将成为重要发展方向，人工智能主要承担监测、预测和辅助决策

等任务,农业生产者负责结合具体情境进行判断、修正并承担最终责任。人工智能应用成效也不宜仅以产量和效率指标来衡量,还需要关注农业生产的稳定性、资源环境影响,以及经营主体的受益情况。未来,人工智能在农业应用的发展重点应由单纯追求技术性能转向兼顾生产效率、风险应对、生态保护和公平受益。同时,需要在具体农业场景中不断提升人工智能技术的适应能力和实际应用价值。

参考文献:

- [1] 蒋为,陈星达,倪诗程.人工智能、产业结构转型与跨越“中等收入陷阱”[J].经济研究,2025,60(10):239-260.
- [2] 李凡略,何可.发展生态低碳农业:历史传承与中国式现代化追求[J].华中农业大学学报,2024,43(3):1-8.
- [3] 穆月英,刘景政.人工智能驱动农业高质量发展:理论逻辑、实践困境与推进路径[J].华南农业大学学报(社会科学版),2026,25(1):1-11.
- [4] 李凡略,何可.“双碳”目标下农业绿色低碳发展研究:现状、困境与展望[J].北京工业大学学报(社会科学版),2025,25(6):101-116.
- [5] 涂圣伟,孟凡新.人工智能驱动农业转型升级的作用机理与推进路径[J].南京农业大学学报(社会科学版),2026,26(1):1-12.
- [6] 徐龙顺,于佳苇,王丹.“人工智能+”赋能农业农村现代化的逻辑基础、现实梗阻与纾解路径[J].农林经济管理学报,2026,25(2):169-177.
- [7] 李春顶,周燕妮.赋能与革新:农业新质生产力支撑农业强国建设的理论逻辑与实践进路[J].社会科学辑刊,2026(1):128-137.
- [8] 田云,张鑫.人工智能驱动农业绿色转型的作用机理与实践路径[J].学术交流,2026(4):94-108.
- [9] 吴晔,常琳,李华.智能化生产可供性:一个理解生成式AI视频的整合性解释框架[J].传媒观察,2026(4):22-31+2.
- [10] 李荣荣,杨锐.人工智能技术应用赋能企业组织韧性——基于技术可供性与动态能力协同演化的视角[J].山西财经大学学报,2026,48(3):102-114.
- [11] 金绍荣,杨甜甜,严希雅.人工智能与农业企业ESG表现:影响效应及作用机制[J].宏观质量研究,2026,14(2):102-118.
- [12] 赵敏娟,周超辉.人工智能赋能农业绿色发展:理论逻辑与实现路径[J].南京农业大学学报(社会科学版),2026,26(2):28-40.
- [13] 何可.“两山”理念下小农户生产绿色转型的三农学逻辑与路径突破[J].世界农业,2025(8):104-117.
- [14] 马玉婷,惠利,叶初升.农业新质生产力何以因地制宜内生发展[J].中国农村经济,2026(2):20-43.
- [15] 何可.努力把农业建成现代化大产业[J].学习与探索,2026(3):1-17+191+182.
- [16] 燕连福,孙云舒,杨珂.数字人才赋能农业新质生产力:逻辑关联、现实问题与实践路径[J].华中农业大学学报(社会科学版),2025(3):87-99.
- [17] 魏佳朔,高鸣.农业劳动力老龄化如何影响小麦全要素生产率增长[J].中国农村经济,2023(2):109-128.
- [18] 苑浩畅,王亚荣,王斌,等.人工智能、新质生产力与中国式农业农村现代化[J].科学管理研究,2025,43(6):131-140.
- [19] 张军伟,杜建军.从传统农业到智慧农业:低空经济赋能发展的理论机制与实证检验[J].上海财经大学学报,2025,27(6):107-121.
- [20] 邓悦,许弘楷.数字经济能否促进农户长效增收?——基于经济韧性的阐述[J].农村经济,2025(1):131-142.
- [21] 何可,曾杨梅.破局与赋能:新质生产力引领农业碳市场建设[J].社会科学辑刊,2026(1):118-127.
- [22] 何可.加快建设全国统一碳市场[N].经济日报,2025-04-22(10).
- [23] 何可,王珂.“两山”理念的全球叙事:中国方案的理论创新与实践探索[J].南京工业大学学报(社会科学版),2025,24(5):11-24+189.

Technological Adaptation, Realistic Barriers, and Pathway Optimization of Artificial Intelligence Embedded in Agriculture

HE Ke^{1, 2}, MING Ruoyu^{1, 2}

(1. College of Economics and Management, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China; 2. Laboratory of Green and Low-carbon Development in Agriculture, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Summary: Whether general-purpose artificial intelligence (AI) technologies, powered by large-scale data learning, pattern recognition, and optimization-based decision-making, can adapt to the laws and complex scenarios of agricultural production directly determines their practical application effectiveness. Existing studies have mainly focused on what AI can do for agriculture, while relatively less attention has been paid to what types of AI technologies agriculture actually requires. To address this gap, this paper shifts the analytical focus from technological functionality to technological adaptation. It examines the conditions, outcomes, and practical constraints of integrating AI in agriculture through the progressive relationship of technological affordances, agricultural production responses, and integration performance.

The paper first decomposes technological affordances of AI into three dimensions: perceptual affordance, cognitive affordance, and decision-making affordance. It then analyzes the differentiated demands of agricultural production for AI from five dimensions: biological attributes, spatial heterogeneity, seasonality and irreversibility, high labor intensity, and the experiential and tacit nature of agricultural knowledge. Further analysis indicates that the integration of AI into agriculture currently faces four major realistic barriers. In response to these challenges, this study proposes a shift from “technology-driven development” to “scenario-oriented development”. At the technological level, lightweight, highly adaptable, and interpretable intelligent tools should be developed to lower the barriers to applications across diverse agricultural scenarios. At the data level, rules governing agricultural data rights and responsibilities, data annotation standards, and data sharing mechanisms should be improved to enhance the supply of high-quality data. At the service level, service providers with expertise in both digital technologies and local agronomic practices should be cultivated, while differentiated service models combining online services with offline support should be developed. At the business level, outcome-oriented, risk-sharing, and value-sharing mechanisms should be explored, while efforts should be made to ensure that the green and ecological benefits generated by intelligent technologies receive due compensation.

The main academic contribution of this study lies in shifting the research perspective from the technological capabilities of AI per se to the relationship of technological adaptation between these capabilities and the characteristics of agriculture. It emphasizes that agriculture is not a passive recipient of AI technologies, and that its biological attributes, spatial heterogeneity, production cycles, operator characteristics, and experiential knowledge jointly affect the extent to which technological value can be realized. This analysis helps explain why similar AI technologies may produce differentiated application outcomes across agricultural scenarios and provides an analytical basis for shifting the focus of research, development, and extension services.

Key words: artificial intelligence; smart agriculture; technological adaptation; agricultural data factor; scenario-oriented development

（责任编辑：刘欣琦）（校对：孙 艳）