

数智化转型背景下“藏粮于技”何以落地? *

——来自农业智能化技术创新的微观证据

姚毓春, 张艳敏, 朱 玲

摘要:在“藏粮于技”战略与新一代人工智能技术变革交汇的背景下,探讨农业智能化技术创新如何赋能粮食全要素生产率的提升,对于保障国家粮食安全与推动农业现代化具有重大意义。本文以2010—2023年东北地区113个县域的面板数据为样本,实证检验了农业智能化技术创新对粮食全要素生产率的影响。研究发现:(1)农业智能化技术创新能够显著提升粮食全要素生产率,且该结论在经过内生性处理及一系列稳健性检验后依然成立;(2)机制分析表明,农业智能化技术创新主要通过促进经营组织化、生产智慧化以及作业农机化三条路径发挥作用;(3)异质性分析表明,四类数字农业专利对粮食全要素生产率均有显著的正向影响,其中智慧农业系统类专利对粮食全要素生产率的提升效果最为明显,同时,该效应在经济发展水平较高与劳动力素质较高的地区更为凸显。本研究为“藏粮于技”战略提供了经验证据,并为因地制宜地推进数字农业建设提供了政策启示。

关键词:东北地区;粮食安全;藏粮于技;粮食全要素生产率;农业智能化

DOI:10.11714/jssu.sse.202602018

一、引言

粮食安全是“国之大者”,是治国理政的头等大事,关系人民生活福祉、经济社会稳定和国家安全全局,也是中国式现代化建设必须坚守的战略底线。党的十八大以来,习近平总书记从国家发展全局和中华民族长远利益出发,深刻阐释新时代粮食安全的新理念与新战略,多次强调解决好吃饭问题任何时候都不能有丝毫松懈,明确提出“谷物基本自给、口粮绝对安全”的粮食安全观,要求牢牢端稳中国人的饭碗(李晓云和青平,2023)。面对耕地资源约束趋紧、粮食需求持续增长和外部不确定性上升等多重压力,党中央进一步将“藏粮于地、藏粮于技”提升为保障国家粮食安全的根本方略。党的二十届四中全会就加快建设农业强国作出全面部署,明确要求提升农业综合生产能力和质量效益,构建更高水平的粮食安全保障体系。这一系列战略部署表明,粮食安全保障已从依赖资源要素扩张的外延式增长,全面转向

* 收稿日期:2025—12—05

基金项目:国家社会科学基金一般项目“新发展阶段县域城乡融合发展”(22BJL068);重庆市社会科学规划项目“习近平总书记关于‘大农业观、大食物观’重要论述的理论创新与时代价值研究”(2025BS013);中国工程院院地合作项目“吉林省科技创新驱动县域经济发展战略研究”(JL2005-11)

作者简介:姚毓春,吉林大学经济学院(长春 130012);

张艳敏,吉林大学经济学院(长春 130012);

朱 玲,吉林大学经济学院(长春 130012)。

以科技进步、制度创新和生产方式变革为核心的内涵式提升路径。在粮食供需结构性矛盾日益凸显的大背景下,加快形成高效能、高水平、可持续的现代粮食生产体系,成为新时代国家粮食安全战略的关键命题。

回顾我国粮食生产能力的演进路径可以发现,粮食安全水平的持续提升始终以农业科技进步为核心驱动力(姜松等,2012;胡岳岷和刘元胜,2013),从良种选育、农业机械化到大规模水利工程建设,科技力量不断推动粮食生产效率跃升。尽管近年来学界围绕科技进步与粮食安全的研究成果不断丰富(彭建仿和黄世成,2024;逢锦聚和周洁,2024),但在大数据、云计算、人工智能等新一代信息技术加速渗透农业领域的背景下,既有研究仍存在深化空间。第一,现有研究多从宽泛的数字技术视角出发,侧重于宏观层面的数字基础设施评价,而缺乏从微观“技术知识载体”维度对农业数智化水平的直接刻画(夏显力等,2019;梁琳,2022)。数字智能作用于农业不仅依赖于外部的宏观环境,更取决于内嵌于生产环节的具体技术创新,仅靠宏观指标难以精准捕捉技术进步对生产率的实质性驱动。第二,既有文献虽广泛讨论了机械化、良种推广等传统技术对粮食增产的作用,但鲜有文献将农业智能化技术创新与粮食全要素生产率纳入同一分析框架进行实证检验(黄玛兰等,2018;周振和孔祥智,2019;毛长青等,2021)。特别是在“藏粮于技”战略下,智能化农业技术如何赋能粮食全要素生产率尚缺乏系统的经验证据,其中的内在机理仍缺乏深入的机制阐释与实证检验。

基于上述不足,本文旨在从农业智能化技术创新这一微观视角出发,深入探究其对粮食全要素生产率的影响效应与作用机制。本文的边际贡献主要体现在以下三个方面:第一,研究视角层面,本文从“技术知识载体”的微观维度,为理解“藏粮于技”的战略路径提供了新的经验证据。不同于以往研究多采用数字技术基础与服务等宏观指标体系,本文聚焦于农业数字智能专利这一科技创新的直接产出与知识化成果,能够更准确地识别技术创新在农业领域的实际产出能力,使得研究结论更能反映技术进步的真实效应。第二,研究内容层面,将农业智能化技术创新与粮食全要素生产率纳入了同一分析框架。本文不仅验证了农业智能化技术创新对粮食全要素生产率的总体提升作用,还进一步将其分解为技术进步与技术效率两个维度。第三,机制阐述层面,构建了“技术创新—主体和载体—生产率”的逻辑链条,深化了农业智能化技术创新作用机理的理论阐释。本文进一步研究证实了农业智能化技术创新如何通过促进经营组织化、生产智慧化以及提升作业农机化等路径来推动粮食全要素生产率水平的提高,这一发现丰富了数字技术赋能农业生产的微观机制研究。

二、理论分析与研究假说

(一)农业智能化技术创新对粮食全要素生产率影响

首先,农业智能化技术创新通过突破生产技术瓶颈,推动农业生产前沿面外移,实现显著的“技术进步效应”。近年来,农业科技创新不断取得突破,精准农业、智能化农业等新技术加速应用,有效提升了粮食生产的效率与质量,为农业生产潜力的拓展提供了核心动力(夏文浩等,2025)。特别是以无人驾驶拖拉机、智能耕作设备为代表的智能农机装备,突破了传统劳动力的生理极限与作业精度限制,不仅提升了作业的标准化与稳定性,更通过规模化作业大幅提升了单位时间的产出能力,从而推动粮食生产潜力边界向外拓展。

其次,农业智能化技术创新通过缓解信息不对称,优化要素投入结构,实现显著的技术效率改善效应。吴海霞等(2022)的研究表明,机械化与智能化的结合有利于减少耕种防收环节的损失浪费。通过精准农业技术,农业生产实现了从经验驱动向数据驱动的转变,提高了传统投入品的利用效率,有效缓解了资源错配与生态约束(高鸣和魏佳朔,2024)。这种对投入产出过程的精细化管控,修正了要素配置扭曲,使得实际产出更逼近最优生产前沿面,从而显著提升了技术效率。

综上所述,农业智能化技术创新通过拓展生产技术前沿与优化要素配置效率的双重路径,实现了粮食生产从依靠资源消耗的粗放增长向依靠科技创新的内涵式增长转变。因此,本文提出研究假设 H1:

H1:农业智能化技术创新能够有效提升粮食全要素生产率。

(二)农业智能化技术创新影响粮食全要素生产率的作用机制

1. 经营组织化

农业智能化技术创新并不均匀地作用于所有农户,而是通过降低规模化门槛与突破管理边界,优先诱发了具备规模潜力的经营组织化的涌现。这一主体孵化效应主要体现在两个维度:第一,农业智能化技术显著降低了经营组织化在要素整合过程中的制度性交易成本。农业智能化应用实现了地块信息、权属关系的数字化显性呈现,极大降低了发起人在整合细碎土地时的搜寻与契约缔结成本,从而激励了更多新型经营主体的注册与成立。第二,智能化技术突破了传统农业生产的管理幅度约束,解决了规模经营中的监督难题。智能化技术实现了对农业生产全流程的数据化留痕和可视化监管,使得新型主体能够以较低的内部协调成本运营大规模农田,克服了规模扩张带来的管理瓶颈。因此,相比于小农户,智能化技术对渴望扩大规模的新型主体具有更强的赋能效应。

经营组织化的发展进一步通过“规模经济”与“技术集成”双重路径提升了粮食全要素生产率。一方面,新型主体通过统一的生产决策,解决了地块细碎化导致的农机作业效率低下问题,实现了耕、种、收环节的机械化替代与要素优化配置,减少了资源浪费。另一方面,新型经营主体通过集中采购与标准化生产,能够更高效地对接市场需求,加速绿色高效技术的推广应用,从而缩短生产周期,显著提升单位面积产出与全要素生产率。

综上所述,农业智能化技术创新通过系统性降低要素整合的交易成本与规模经营的管理成本,定向消除了经营组织化发展的外部壁垒与内部约束,促进了其数量增长与质量提升,进而通过规模化与专业化经营推动了粮食生产效率的变革。因此,本文提出假说 H2a:

H2a:农业智能化技术创新能够通过促进经营组织化发展从而提高粮食全要素生产率。

2. 生产智慧化

当前,智慧农业已成为农业科技创新的重点领域(崔凯,2025)。农业科技的进步为智慧农业在感知、分析、决策和执行等环节的优化提供了基础动力,使农业生产具备更加精准化、信息化与智能化的特征。随着数字技术不断应用和渗透,农业科技创新逐渐成为地区智慧农业发展的核心引擎,对现代农业体系的构建和农业生产能力提升具有重要作用。

此外,智慧农业水平的提升显著推动了粮食全要素生产率的增长。智慧农业以数字化、网络化和智能化的系统集成为主要特征,涵盖感知、分析、决策与执行等多个环节,通过传感网络、数据平台与智能装备的协作,实现对农业生产全流程的精准监测与动态调控(何可等,2023)。智慧农业物联网系统通过大数据和云计算技术实现农事活动的记录、追溯和分析,构建包含作物生长模型、环境监测与精准调节在内的自动化管理平台,有助于生产主体做出更为科学、精准的生产决策,降低生产资料、劳动力和时间成本,从而提升农业投入产出效率和综合生产能力。数字农业科技进步不仅扩展了智慧农业的应用深度,也提高了其在农业生产中的实际效能,为粮食全要素生产率的提升提供了坚实的技术支撑。因此,本文提出研究假说 2b:

H2b:农业智能化技术创新通过提升生产智慧化从而提高粮食全要素生产率。

3. 作业农机化

在人工智能加速渗透农业领域的时代背景下,以农用无人机为代表的智能农机装备,是人工智能技术在农业生产执行环节的直接载体,也是农业智能化技术创新转化为现实生产力的关键环节。农业智能化技术创新是推动农业作业智能化的核心引擎,数字技术的突破大幅降低了高端智能装

备的制造成本与应用门槛,促进了智能化农机在粮食主产区的快速普及,使得农业作业方式由机械化向智能化、无人化转型。

作业农机化的提升能够通过要素替代效应推动粮食全要素生产率的增长。首先,从投入要素配置效率来看,区别于传统粗放的机械作业,智能化农机具备极高的作业精度与要素投入控制能力,在保证防治效果的同时显著减少了化学投入品的浪费,实现了粮食生产的“节本增效”,显著提升了农业生产的技术效率(姚科艳等,2024)。其次,从劳动力投入来看,智能化农机作业通过“机器换人”实现了劳动要素的优化配置。以农用飞机为代表的智能化装备不仅缓解了劳动力刚性约束,还通过大幅提升单位时间的作业效率确保了农业生产环节的及时性,避免了因错失农时导致的产量损失。综上所述,农业智能化技术创新通过攻克关键技术瓶颈,推动了农机装备的智能化升级与普及,进而通过优化要素配置实现了粮食全要素生产率的提升。据此,本文提出研究假说H2c:

H2c:农业智能化技术创新能够通过提升作业农机化从而提高粮食全要素生产率。

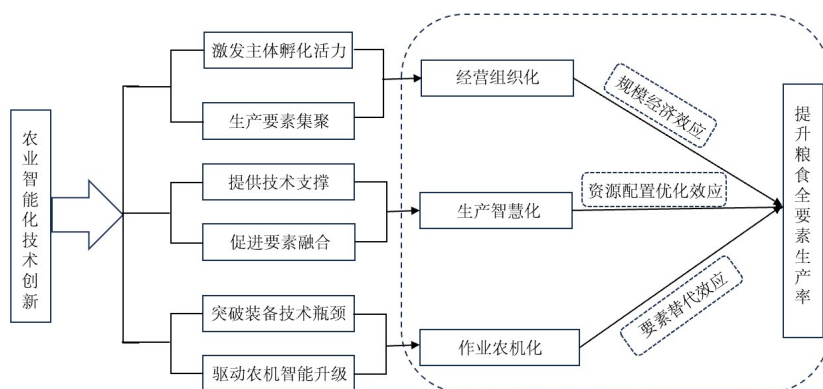


图1 农业智能化技术创新对粮食全要素生产率影响的理论机制图

三、数据来源、变量选取与模型设定

(一)数据来源

东北地区作为我国最大的商品粮基地,被誉为保障国家粮食安全的“压舱石”,其粮食生产能力的稳定性直接关系到国家安全全局。本文选取东北地区113个县(县级市、区)2010—2023年的数据为样本,使用的数据主要来源于《中国县域统计年鉴(县市卷)》、各省统计年鉴、地级市统计年鉴、各县(市、区)统计年鉴及历年国民经济和社会发展统计公报、天眼查网站、EPS数据平台、万方专利数据库等。针对数据处理,本文对部分指标的缺失数据采用线性插值法予以补充,并对数据严重缺失的样本进行了剔除,最终整理获得1582个观测样本。

(二)变量选择

1. 被解释变量

本文的被解释变量为粮食全要素生产率(TFP)。本文使用Fare等(1994)提出的DEA-Malmquist指数模型,对东北地区粮食全要素生产率的动态变化进行测算与分解。DEA-Malmquist指数法是一种非参数方法,既不需要特定的函数形式,也不需要数据的随机特征作出假设,并允许无效率行为的存在,被广泛应用于多个国家或地区的跨期样本分析。DEA-Malmquist指数法又可以把全要素生产率分解为技术效率和技术进步,本文将运用该方法测算2010—2023年东北地区113个县(县级市、区)的粮食全要

素生产率,具体公式如下:

$$\begin{aligned}
 M_0^t(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) &= \left[\frac{D_0^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_0^t(x^t, y^t)} \times \frac{D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_0^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}} \\
 &= \frac{D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_0^t(x^t, y^t)} \times \left[\frac{D_0^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D_0^t(x^t, y^t)}{D_0^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}} \\
 &= ECH(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) \times TCH(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t)
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中, (x^t, y^t) 和 (x^{t+1}, y^{t+1}) 分别表示 t 期和 $t+1$ 期的投入与产出向量, $D_0^{t+1}(x^t, y^t)$ 、 $D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})$ 分别表示在 t 期和 $t+1$ 时期的产出距离函数, $M_0^t(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t)$ 表示粮食全要素生产率。当 $M_0^t > 1$ 时, 表明从 t 期到 $t+1$ 期全要素生产率呈增长趋势, 反之 ($M_0^t < 1$) 则下降, 而当 $M_0^t = 1$ 时, 说明全要素生产率保持不变。同理, 当 $ECH > 1$ 、 $TCH > 1$ 时, 分别表示技术效率改善与技术进步。测算粮食全要素生产率需要具体的投入与产出变量, 本文借鉴张丽和李容(2021)、姜常宜等(2025)等的研究, 选取粮食播种面积、化肥施用量以及农业机械总动力作为投入变量, 将粮食产量作为产出变量。各变量的具体描述见表1。

表1 粮食全要素生产率衡量指标

变量	变量说明	均值	标准差	最小值	最大值
粮食产量	粮食产量/万吨	88.457	71.086	1.066	364.271
土地投入	粮食播种面积/万公顷	13.819	10.902	0.202	212.500
化肥投入	化肥施用量/万吨	4.867	5.627	0.011	32.662
农机投入	农业机械总动力/万千瓦	63.360	45.169	0.135	321.800

2. 核心解释变量

本文的核心解释变量为农业智能化技术创新。“藏粮于技”的核心逻辑是通过农业技术创新突破资源约束, 以技术进步持续赋能粮食安全。国际上通常采用专利数量来衡量创新能力, 测算信度高且包含了丰富的创新信息, 用其衡量地区的创新能力得到普遍认可(李娜和陈波, 2021)。数字智能农业涵盖了农业投入产出精准化控制、以农业生产数字化为核心的生产决策与知识传承、利用农业物联网精准监测农业生产环境以及智慧农业生态系统(阮俊虎等, 2020)。因此, 本文在借鉴已有研究的基础上, 将农业智能化技术创新分为农业数据采集、农业生产辅助、智慧农业系统以及生产环境调控四个方面, 该变量在理论上契合数字农业科技的“知识显性化”的核心特征, 同时在政策层面也紧密围绕“藏粮于技”的企业实践主体(赵锦春, 2025)。具体测算步骤如下: 首先, 基于国家知识产权局办公室发布的《数字经济核心产业分类与国际专利分类参照关系表(2023)》, 识别企业的数字发明专利。其次, 根据表2四类不同层面的专利名称关键词进行筛选, 分类统计企业农业智能化技术创新发明专利数量。最后, 将上述四个层面的专利数量进行加总, 得到县域2010—2023年农业智能化技术创新专利数量。

表2 农业智能化专利指标

分类指标	内容	专利名称关键词
农业数据采集(DAD)	农业数据处理	农业物联网、农业传感器、数据采集、农业数据、数据获取、大数据、遥感监测、图像采集
农业生产辅助(DAP)	农业生产辅助	农业生产、农作物、种植、植保、辅助授粉、农药喷洒、生物防治、抗病虫、灌溉、水肥一体化、播种、收割
智慧农业系统(DAS)	智慧农业生产	智慧农业、智慧畜禽、数字农业、智慧渔业、智能农机
生产环境调控(DAC)	农业生产环境	种植环境、温室、生产调控、聚水保墒、土壤质量、病虫害预警、农业环境

3. 控制变量

参考张丽和李容(2021)、吴振明和王芳(2025)的研究,本文选取如下控制变量:经济发展水平、市场规模、产业结构升级、金融发展水平、政府干预程度、人力资本水平、财政自给率、农业发展水平。变量的具体定义及描述性统计如表3所示。

表3 主要变量的描述性统计

变量名	变量定义	均值	标准差	最小值	最大值
粮食TFP增长	DEA-Malmquist指数法计算得到粮食全要素生产率增长	1.027	0.422	0.160	4.295
农业智能化技术创新	每万人农业智能化技术创新专利拥有量(个)	0.055	0.174	0.000	1.750
经济发展水平	人均地区生产总值(万元)	3.392	1.681	0.104	12.630
市场规模	社会消费品零售总额占GDP比重	0.369	0.287	0.014	1.981
产业结构升级	第三产业增加值占GDP比重	0.394	0.125	0.100	0.972
金融发展水平	年末金融机构各项贷款余额占GDP比重	0.719	0.560	0.031	7.635
政府干预程度	地方财政一般预算支出占GDP比重	0.295	0.189	0.017	1.639
人力资本水平	每千万人普通中小学在校学生人数	0.817	0.275	0.035	6.828
财政自给率	地方财政一般预算内收入与支出的比值	0.251	0.258	0.025	3.666
农业发展水平	第一产业增加值,取对数	12.539	0.885	8.736	14.774

(三)模型设定

为检验农业智能化技术创新对粮食全要素率的影响,本文构建如下基准回归模型:

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \beta_0 DATI_{it} + \gamma X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, TFP_{it} 表示地区*i*在*t*年的粮食全要素生产率; $DATI_{it}$ 为农业智能化技术创新水平; X_{it} 为一系列控制变量,代表影响粮食全要素生产率的其他因素; μ_i 、 λ_t 分别代表地区固定效应与时间固定效应, ε_{it} 代表随机扰动项。

本文借鉴江艇(2022)提出的中介效应两步法,探讨农业智能化技术创新对粮食全要素生产率的影响机制,中介效应模型设定如下:

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 DATI_{it} + \gamma X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, M_{it} 为中介变量,代表经营组织化、生产智慧化以及农机作业现代化水平,其他变量定义与式(2)相同。

四、实证分析

(一)基准回归结果分析

表4汇报了农业智能化技术创新对粮食全要素生产率及其分解指数的基准回归结果,所有回归的标准误均聚类到县级层面。列(1)和列(2)展示了农业智能化技术创新对粮食全要素生产率(TFP)的影响,在纳入控制变量后,核心解释变量系数略有下降但仍在1%水平上通过了显著性检验,表明农业智能化技术创新对粮食全要素生产率具有显著的提升作用。

本文进一步将全要素生产率分解为技术进步(TCH)与技术效率改进(ECH)。列(3)至列(4)显示,农业智能化技术创新对技术进步的系数由0.561下降至0.465,但仍在5%的水平上显著,表明农业智能化技术创新能够通过促进农业技术前沿面外移来推动全要素生产率增长。在技术效率维度,农业智能化技术创新系数略有下降但在1%水平上显著,说明农业智能化技术创新能够有效提升技术效率。综上,农业智能化技术创新显著提升了粮食全要素生产率,假说H1得以验证。农业科技创新水平的提升,是实现农业科技进步、提升农业全要素生产率的源头动力。

表4 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量名	TFP	TFP	TCH	TCH	ECH	ECH
农业智能化技术创新	0.763*** (0.192)	0.641*** (0.135)	0.561** (0.215)	0.465** (0.193)	0.128** (0.053)	0.102*** (0.033)
经济发展水平		0.029* (0.016)		0.097*** (0.024)		-0.016*** (0.005)
市场规模		0.161** (0.079)		0.256** (0.101)		-0.013 (0.037)
产业结构升级		0.357 (0.236)		0.193 (0.360)		0.109 (0.103)
金融发展水平		0.043 (0.050)		-0.078* (0.047)		0.041* (0.022)
政府干预程度		0.337* (0.188)		0.244 (0.224)		0.156*** (0.051)
人力资本水平		0.039 (0.038)		-0.126 (0.085)		0.045* (0.024)
财政自给率		-0.076 (0.080)		0.164 (0.109)		-0.054 (0.053)
农业发展水平		0.229*** (0.074)		0.194** (0.092)		0.016 (0.045)
常数项	0.979*** (0.011)	-2.332** (0.911)	1.316*** (0.012)	-1.562 (1.146)	0.807*** (0.003)	0.522 (0.573)
观测值	1,582	1,582	1,582	1,582	1,582	1,582
R ²	0.631	0.685	0.603	0.649	0.773	0.792
县域固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制

注：***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，括号内数值为稳健标准误；下同。

(二) 稳健性检验

1. 内生性检验

考虑到模型可能存在反向因果或遗漏变量问题，本研究将采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行内生性问题处理。借鉴杜建军等(2023)的研究，本文采用同一地级市内其他县域的农业智能化技术创新水平的均值作为工具变量。一方面，同一地级市内其他县域的农业智能化技术创新水平可能通过技术溢出效应对本县的数字农业科技发展产生积极的影响，满足工具变量的相关性；另一方面，其他县域的农业智能化技术创新水平不会直接对本地区的粮食全要素生产率产生影响，满足了工具变量外生性的要求。工具变量结果见表5所示，Kleibergen-Paap rk LM统计量在5%的水平上显著，强烈拒绝了工具变量不可识别的原假设，表明工具变量选择具有一定的合理性。此外，Anderson-Rubin Wald统计量和Stock-Wright LM S统计量在1%水平下拒绝了工具变量与解释变量不存在显著相关性的原假设，说明工具变量选取合适且不存在弱工具变量问题。工具变量回归结果见表5列(2)，在考虑了内生性问题后，农业智能化技术创新水平依然会对本地区的粮食全要素生产率产生显著的正向影响。

此外，借鉴林毅夫和姜烨(2006)的研究，选取内生性变量的滞后变量作为工具变量，因此，以滞后一期的农业智能化技术创新水平作为工具变量，以确保估计结果的稳健与有效。回归结果见表5列(3)所示，结果依然显著，与上文结论一致。

表5 内生性检验结果

	(1)	(2)	(3)
变量	第一阶段	第二阶段	TFP
工具变量	0.160** (0.063)		
农业智能化技术创新		2.590*** (0.984)	
农业智能化技术创新滞后一期			0.279*** (0.097)
控制变量	控制	控制	控制
观测值	1,582	1,582	1,469
R ²	0.409	-0.616	0.684
Kleibergen-Paap rk LM	6.057**		
Anderson-Rubin Wald test	8.62***		
Stock-Wright LM S	19.56***		
县域固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制

2. 更换核心解释变量

考虑到以专利数量衡量农业智能化技术创新水平存在一定的局限性,忽视了科技创新产出成果的转化,可能带来一定的研究偏差(潘娟和张玉喜,2018)。本文进一步采用地级市层面的农业R&D投入作为核心解释变量,借鉴郭海红和韩文燕(2025)的研究,以R&D经费支出×(农林牧渔总产值/地区生产总值)来衡量农业R&D投入,采用产业产值加权法估算农业R&D投入,在逻辑上契合了资源配置的结构一致性,同时有效剔除了非农产业研发活动的统计偏误。本文从各地级市统计年鉴、历年的国民经济和社会发展统计公报、EPS数据平台、国家专利局网站、万方专利数据库等手动检索了数据信息。具体回归结果见表6列(1)所示,更换被解释变量后,农业智能化技术创新水平依然会对本地区的粮食全要素生产率产生显著的正向影响。

3. 更换被解释变量测度方式

为确保研究结果的可靠性,本文采用随机前沿模型(SFA)重新测度粮食全要素生产率,它能有效克服投入产出数据中的测量误差,其模型在各类弹性设定上更为灵活。基于时变衰减模型设定如下:

$$\ln y_{it} = \ln f(X_{it}, t; \beta) + v_{it} - \mu_{it} \quad (4)$$

式(4)中, y_{it} 表示粮食产量, X_{it} 表示粮食生产的投入要素组合, β 表示一系列待估系数, $f(\cdot)$ 表示特定的生产函数形式, v_{it} 、 μ_{it} 分别表示随机误差项和技术非效率项。本文使用基于超越对数生产函数模型的随机前沿分析方法测算地区粮食全要素生产率(高鸣和魏佳朔,2022),具体形式如下:

$$\begin{aligned} \ln y_{it} = & \beta_0 + \beta_l \ln l_{it} + \beta_f \ln f_{it} + \beta_e \ln e_{it} + \beta_{ll} (\ln l_{it})^2 + \beta_{ff} (\ln f_{it})^2 + \beta_{ee} (\ln e_{it})^2 \\ & + \beta_{lf} \ln l_{it} \times \ln f_{it} + \beta_{le} \ln l_{it} \times \ln e_{it} + \beta_{fe} \ln f_{it} \times \ln e_{it} \\ & + \beta_t t + \beta_{tt} t^2 + \beta_{lt} \ln l_{it} \times t + \beta_{ft} \ln f_{it} \times t + \beta_{et} \ln e_{it} \times t + \alpha_i + v_{it} - \mu_{it} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\ln y_{it}$ 代表县域*i*在*t*年的粮食总产量, l_{it} 、 f_{it} 、 e_{it} 分别代表土地(粮食播种面积)、化肥(农用化肥施用量)与机械(农用机械总动力)3个粮食生产要素投入。重新测度粮食全要素生产率后,具体回归结果见表6列(2)所示,农业智能化技术创新水平依然会对本地区的粮食全要素生产率产生显著的正向影响。

4. 约束数据集

各县域经济发展水平和数字农业科技发展情况存在较大的差异,为避免极端值对研究结论的影响,

本文对解释变量和被解释变量进行前后 1% 的缩尾处理,以验证基准回归结果的稳健性。具体回归结果见表 6 列(3)所示,解决极端值问题后,农业智能化技术创新水平依然会对本地区的粮食全要素生产率产生显著的正向影响。

5. 剔除特殊样本

由于市辖区在经济规模、科技创新、农业发展等方面与普通县市存在较大差异,本文将市辖区样本进行剔除后重新回归。表 6 列(4)的回归结果表明,剔除特殊样本后,核心解释变量依然在 1% 的水平上显著,证明了上述结果的稳健性。

6. 增加控制变量

考虑到区域粮食全要素生产率的提升可能部分源于该地区整体数字技术水平的提高,而非完全依赖于农业领域的智能化创新。为了排除这一竞争性解释,本文进一步采用控制变量法进行检验。具体而言,本文构造了“非农业数字技术专利”变量,即县域数字经济发明专利总量减去农业智能化专利数量,并将其作为控制变量加入基准回归模型。表 6 列(5)的回归结果显示,在控制了非农业技术水平后,农业智能化技术创新的系数依然在 1% 水平上显著。这表明,尽管区域整体技术环境可能存在正向溢出,但农业智能化技术创新对粮食全要素生产率的提升作用是稳健且独立的,该结论未受到非农技术进步的严重干扰。

表 6 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	更换核心解释变量	更换被解释变量测度方式	约束数据集	剔除特殊样本	增加控制变量
农业智能化技术创新	0.039** (0.018)	0.042* (0.023)	0.641*** (0.135)	0.722*** (0.123)	0.638*** (0.134)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
非农业数字技术专利					0.013 (0.014)
常数项	-2.747*** (0.996)	0.789*** (0.138)	-2.332** (0.911)	0.558 (1.425)	-2.230** (0.862)
观测值	1,582	1,582	1,582	1,414	1,582
R ²	0.654	0.796	0.685	0.646	0.685
县域固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制

(三)作用机制分析

1. 经营组织化

本文以合作社的数量来反映经营组织化的发展情况。借鉴陈建华和陈珍珍(2025)的研究,通过中国工商企业信息登记数据匹配“农业”“合作社”等关键词获得,该指标直接反映了经营组织化的发育规模与集聚程度,具有较好的代表性。回归结果见表 7 列(1)所示,农业智能化技术创新的系数显著为正,表明农业智能化技术创新显著促进了经营组织化数量的增长。此外,经营组织化的发展能有效提升粮食全要素生产率,一方面,各经营组织通过土地流转或服务托管,集中整合土地、机械、劳动力等生产要素,实现了土地的规模化与经营的统一化,进而通过促进资源优化配置有效提高了农业生产效率(李冬艳和余晓洋,2020)。另一方面,经营组织化注重运用现代农业技术促进农业生产,农业物联网、大数据分析等精准化的生产管理工具实现了规模化精准种植、智能化农机调度,进而提升了农业生产效率与收益水平。综上,农业智能化技术创新能够通过推动经营组织化的发展来提升粮食全要素生产率。

2. 生产智慧化

本文进一步引入生产智慧化变量,以检验其在农业智能化技术创新促进粮食全要素生产率中的机制作用。借鉴孙学涛和张丽娟(2025)的研究,本文采用县域内智慧农业相关企业的注册数量来衡量生产智慧化水平。具体处理方式为:通过“天眼查”网站,以“智慧农业”“智能农业”“数字农业”为关键词检索相关企业信息,剔除经营异常、吊销和注销等非正常状态样本,保留农林牧渔业相关企业,统计各县域内每年的存续在业企业数量作为代理变量。回归结果见表7所示,列(2)中农业智能化技术创新的系数显著为正,表明农业智能化技术创新的发展提高了智慧农业产业的发展水平。而智慧农业以物联网、大数据、人工智能等数字技术为核心支撑,构建起“产前一产中一产后”全环节的信息贯通与资源优化体系,破除了信息壁垒,通过直接“赋能”传统农业,促进粮食全要素生产率的提升。

3. 作业农机化

本文进一步引入作业农机化变量,以检验其在农业智能化技术创新促进粮食全要素生产率中的机制作用。借鉴余澳等(2024)的研究,采用农用飞机保有量来衡量,数据来源于《中国农业统计资料》《中国农业机械工业年鉴》,部分缺失数据通过手工查找各省政府官网和采用线性插值法进行补充。考虑到县级数据的缺失,采用经播种面积加权处理后的农用飞机保有量进行衡量县域作业农机化。

回归结果见表7列(3)所示,农业智能化技术创新的系数显著为正,表明农业智能化技术创新显著提升了县域作业农机化。智能化农机实现了对高价劳动力要素的替代,能够提高在耕、种、收等环节的作业效率,确保了农业生产环节的及时性,还有助于降低病虫害、干旱以及洪涝等风险灾害(张恒等,2025)。

表7 机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	经营组织化	生产智慧化	作业农机化
农业智能化技术创新	0.526*** (0.195)	1.686*** (0.366)	16.905** (8.532)
控制变量	控制	控制	控制
常数项	3.749*** (1.047)	1.373 (2.518)	97.964 (91.781)
观测值	1582	1582	1582
R ²	0.851	0.608	0.611
县域固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制

(四)异质性分析

为进一步讨论农业智能化技术创新不同方面对粮食全要素生产率影响的异质性,本文将四个层面的指标作为核心解释进行重新回归。从表8中的估计结果可以发现,四类农业科技创新均提升了粮食全要素生产率。其中,智慧农业系统类数字专利对粮食全要素生产率的提升效果更为明显,智慧农业系统类专利贯穿粮食生产全链条:产前通过大数据分析市场需求与气候风险,优化种植结构与品种选择;产中依托智能装备实现精准种植、病虫害智能防控;产后借助区块链溯源与智慧物流系统优化流通效率。这种全链条的技术赋能,能更全面地解决粮食生产中的信息不对称、要素错配等问题,全维度深度拉动全要素生产率提升(王明哲等,2025)。

表9汇报了基于地区经济发展水平与农业劳动力素质分组的异质性检验结果。借鉴梁超等(2025)的研究,按照农村居民人均可支配收入的中位数,将样本划分为高经济发展水平地区和低经济发展水平

表8 异质性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP	TFP	TFP	TFP
农业数据采集(DAD)	1.014*** (0.274)			
农业生产辅助(DAP)		1.678*** (0.310)		
智慧农业系统(DAS)			2.005*** (0.751)	
生产环境调控(DAC)				0.977** (0.491)
控制变量	控制	控制	控制	控制
常数项	-2.701*** (1.008)	-2.350** (0.897)	-2.233** (0.880)	-2.739*** (0.992)
观测值	1,582	1,582	1,582	1,582
R ²	0.670	0.677	0.662	0.652
县域固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制

地区。表9列(1)(2)结果显示,从系数差异性检验结果来看,高经济发展水平地区的系数更大且通过了组间系数差异性检验,表明农业智能化技术创新的提升效应在经济发展水平较高的地区更为突出。这一差异可能源于两方面:一方面,高经济发展水平地区通常具备更完善的数字基础设施、更高的农业规模化经营程度与更雄厚的财政支持能力,使其创新红利得以充分释放;另一方面,这些地区的经营主体对新技术具有更高的支付意愿与风险承受能力,能够更快地将数字创新转化为实际生产力。

表9 异质性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	高经济发展水平	低经济发展水平	高劳动力素质	低劳动力素质
农业智能化技术创新	0.735*** (0.117)	0.421* (0.225)	1.292*** (0.225)	0.499*** (0.122)
控制变量	控制	控制	控制	控制
常数项	-1.749** (0.735)	-3.592** (1.396)	-0.901 (1.987)	-2.753*** (0.802)
<i>Difference</i>		0.314*		0.793***
观测值	788	794	798	784
R ²	0.677	0.874	0.693	0.713
县域固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制

借鉴牛耕等(2025)的研究,本文基于2010年第六次人口普查数据中各县域的人均受教育年限,并以此为依据按中位数将样本划分为高劳动者素质地区和低劳动者素质地区。虽然十年来全国各县域的人均受教育年限普遍有所提升,但各县域之间人力资本水平的相对排名并未发生大范围的剧烈变动。因此,使用基期的人力资本存量数据来衡量考察期内各县域人力资本的相对高低,依然具有较强的代表性和有效性。表9列(3)(4)表明,从系数差异性检验结果来看,高劳动力素质地区的系数更大且通过了

组间系数差异性检验,表明农业智能化技术创新的积极影响在劳动力素质较高的地区明显更强,这凸显了人力资本与数字技术的互补性。高素质劳动力能够更快地学习、操作并适应复杂的数字农业系统,进行更有效的田间管理决策,从而将技术潜力最大限度地转化为生产率增益。

五、结论与政策启示

(一)研究结论

本文以2010—2023年东北地区113个县域的面板数据为样本,系统考察了农业智能化技术创新对粮食全要素生产率的影响,得出以下主要结论:首先,农业智能化技术创新是提升粮食全要素生产率的重要驱动力。其次,农业智能化技术创新不仅通过催生合作社等经营组织化,还通过促进生产智慧化和作业农机化,实现了对粮食全要素生产率的提升。最后,农业智能化技术创新的赋能效应存在显著异质性特征,在技术层面,智慧农业系统类专利的影响效应最大,因其具备全局协同与智能决策功能,能更全面地解决粮食生产效率问题。此外,在区域层面,农业智能化技术创新对粮食全要素生产率的提升效应在经济发展水平高、人力资本储备足的地区更为显著,这说明数字技术红利的充分发挥,依赖于良好的硬件基础设施和高素质的经营主体。

(二)政策启示

1. 完善数字基建,筑牢全域信息底座。一方面,各地政府应持续加大对农村5G网络、算力中心等新基建的投入,补齐数据传输短板,为智慧农业产业的集群化发展提供硬件支撑;另一方面,构建跨部门、跨层级的农业大数据共享平台,通过降低信息搜寻成本来提升产业资源配置效率。通过构建涵盖产前资源配置、产中精准作业与产后高效流通的数字协同体系,夯实全要素生产率提升的信息底座。

2. 强化创新驱动,攻克智慧系统关键技术。重点突破精准感知、智能决策与自动控制等技术瓶颈,推动农业生产向智能化、精准化转型,以提高资源利用效率并降低劳动强度。同时,优化农业科技创新生态,加速科研成果的转化落地与普及应用,通过多方协作,增强粮食生产系统的稳定性与韧性,为农业现代化提供坚实的硬科技支撑。

3. 优化主体结构,培育规模经营数字载体。政府应加大对农民专业合作社、家庭农场等数字农业载体的扶持力度,在财政补贴、税收优惠及信贷支持上予以倾斜,重点提升其获取与应用数字技术的能力。引导规模主体率先应用大数据分析、智能灌溉等先进技术,发挥其示范引领作用,通过组织化管理降低生产成本、减少资源浪费,进而提升粮食生产体系的整体效能与安全保障能力。

4. 统筹空间布局,实施精准差异化策略。实施因地制宜的数字农业发展策略,在经济欠发达地区,重点补齐基础设施短板,加强基础性数字技术的普及与推广。在经济发达与劳动力素质较高的地区,重点推动高端智能农机、物联网等前沿技术的研发与集成应用。同时,建立跨区域的农业科技合作机制,促进先进技术与管理经验的流动共享,形成优势互补、协调发展的数字农业空间格局,全面提升区域粮食全要素生产率。

5. 培育人力资本,提升主体数字素养。政府应构建多层次的农业数字人才培养体系,加大对农业从业者的技术培训力度。深化农科院校与农业企业的产教融合,推行“订单式”人才培养模式,精准输送适应现代农业需求的高技能人才,解决行业人才短缺问题。同时,完善新型职业农民继续教育机制,提升其对新技术的适应与吸纳能力,为粮食安全提供持久的人才保障。

[参 考 文 献]

- 陈建华,陈珍珍. 城乡分工与城市空间扩张的内在矛盾与机理分析——基于马克思主义空间政治经济学的视角. 上海经济研究, 2025(2): 17—29+64.
- 崔凯. 迈向大国强农: 推进中国农业农村现代化的阶段目标与战略重点. 当代经济研究, 2025(9): 30—39.
- 杜建军,章友德,刘博敏,等. 数字乡村对农业绿色全要素生产率的影响及其作用机制. 中国人口·资源与环境, 2023(2): 165—175.
- 高鸣,魏佳朔. 收入性补贴与粮食全要素生产率增长. 经济研究, 2022(12): 143—161.
- 高鸣,魏佳朔. 新一轮千亿斤粮食产能提升的源泉: 全要素生产率的增长与贡献. 华中农业大学学报(社会科学版), 2024(1): 15—27.
- 郭海红,韩文燕. 农业新质生产力空间关联网络对城乡收入差距的影响. 华南农业大学学报(社会科学版), 2025(6): 79—94.
- 何可,吴昊,曾杨梅. “双碳”目标下的智慧农业发展. 华中农业大学学报, 2023(3): 10—17.
- 胡岳岷,刘元胜. 中国粮食安全: 价值维度与战略选择. 经济学家, 2013(5): 50—56.
- 黄玛兰,李晓云,游良志. 农业机械与农业劳动力投入对粮食产出的影响及其替代弹性. 华中农业大学学报(社会科学版), 2018(2): 37—45+156.
- 姜常宜,岳慧丽,张蕙杰. 中国黑土区粮食生产效率时空格局演化及收敛性分析——以黑龙江省和吉林省为例. 华中农业大学学报(社会科学版), 2025(6): 24—34.
- 姜松,王钊,黄庆华,等. 粮食生产中科技进步速度及贡献研究——基于1985—2010年省级面板数据. 农业技术经济, 2012(10): 40—51.
- 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应. 中国工业经济, 2022(5): 100—120.
- 李冬艳,余晓洋. 新型农业经营主体发展水平评价体系构建及测度. 经济纵横, 2020(2): 113—120.
- 李娜,陈波. 财税政策对军民协同创新的影响——基于DEA-Tobit模型. 科技进步与对策, 2021(11): 97—105.
- 李晓云,青平. 粮食安全知识体系与话语体系建设的逻辑思路. 华中农业大学学报(社会科学版), 2023(4): 7—10.
- 梁超,于鑫凡,张荣杰. 家庭借贷约束、人力资本形成与长期发展——基于大学生生源地助学贷款的研究. 管理世界, 2025(8): 109—134.
- 梁琳. 数字经济促进农业现代化发展路径研究. 经济纵横, 2022(9): 113—120.
- 林毅夫,姜烨. 发展战略、经济结构与银行业结构: 来自中国的经验. 管理世界, 2006(1): 29—40+171.
- 毛长青,许鹤瀛,韩喜平. 推进种业振兴行动的意义、挑战与对策. 农业经济问题, 2021(12): 137—143.
- 牛耕,向雪风,周洋. 公共数据开放对城镇就业规模的影响及其机制分析. 改革, 2025(11): 100—117.
- 潘娟,张玉喜. 政府、企业、金融机构科技金融投入的创新绩效. 科学学研究, 2018(5): 831—838+846.
- 逢锦聚,周洁. 中国式现代化进程中的科技进步与粮食安全. 经济学动态, 2024(3): 13—24.
- 彭建仿,黄世成. 粮食安全视角下数字技术对粮食单产的影响机制. 华南农业大学学报(社会科学版), 2024(4): 77—92.
- 阮俊虎,刘天军,冯晓春,等. 数字农业运营管理: 关键问题、理论方法与示范工程. 管理世界, 2020(8): 222—233.
- 孙学涛,张丽娟. 高标准农田建设对智慧农业的影响研究. 现代经济探讨, 2025(3): 111—122+132.
- 王明哲,陈慧,汤佳,等. 智慧农业应用能否提升企业全要素生产率——基于173570家农业企业的实证研究. 中国农村经济, 2025(9): 146—163.
- 吴海霞,郝含涛,史恒通,等. 农业机械化对小麦全要素生产率的影响及其空间溢出效应. 农业技术经济, 2022(8): 50—68.
- 吴振明,王芳. 城市规模与农业全要素生产率: 基于地级市的实证检验. 农村经济, 2025(5): 65—74.
- 夏文浩,张俊飏,曹增栋,等. 粮食安全省长责任制、农村产业融合与粮食新质生产力. 华东经济管理, 2025(8): 1—14.
- 夏显力,陈哲,张慧利,等. 农业高质量发展: 数字赋能与实现路径. 中国农村经济, 2019(12): 2—15.
- 姚科艳,刘传俊,薛洲. 新质生产力视域下农机装备科技创新: 逻辑理路、现实困境与推进策略. 华中农业大学学报(社会科学版), 2024(6): 61—73.
- 余澳,李进,贾卓强. 农业机械化智能化保障粮食安全的机理与路径研究. 农村经济, 2024(11): 33—44.
- 张恒,白秀广,赵茂. 农机社会化服务何以影响农业经济韧性: 理论机制与宏观证据. 农业技术经济, 2025(8): 57—79.

张丽,李容. 农机作业服务是否影响粮食全要素生产率——基于农业分工的调节效应. 农业技术经济,2021(9):50—67.

赵锦春. 数字基础设施能否促进数字农业科技创新? 现代经济探讨,2025(8):103—116.

周振,孔祥智. 农业机械化对我国粮食产出的效果评价与政策方向. 中国软科学,2019(4):20—32.

Fare, R. , Grosskopf, S. , Norris, M. , et al. Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries. *American Economic Review*, 1994, 84(1): 66-83.

How can “Hiding Grain in Technology” be Implemented under the Background of Digital and Intelligent Transformation: Micro-evidence from Agricultural Intelligent Technology Innovation

Yao Yuchun, Zhang Yanmin, Zhu Ling

Abstract: Against the backdrop of the convergence of the “Hiding Grain in Technology” strategy and the transformation of the new generation of artificial intelligence technology, exploring how agricultural intelligent technology innovation can empower the improvement of total factor productivity in grain production is of great significance for ensuring national food security and promoting agricultural modernization. This paper uses panel data from 113 counties in Northeast China from 2010 to 2023 as samples to empirically test the impact of agricultural intelligent technology innovation on total factor productivity in grain production. The research findings are as follows: First, Agricultural intelligent technology innovation can significantly enhance total factor productivity in grain production, and this conclusion remains valid after endogeneity treatment and a series of robustness tests. Second, Mechanism analysis indicates that agricultural intelligent technology innovation mainly exerts its influence through three paths: promoting the organization of operations, the intelligence of production, and the mechanization of operations. Third, Heterogeneity analysis shows that all four types of digital agriculture patents have a significant positive impact on total factor productivity in grain production, among which the patents of smart agricultural systems have the most obvious effect. Meanwhile, this effect is more pronounced in regions with higher levels of economic development and higher quality of labor. This study provides empirical evidence for the “Hiding Grain in Technology” strategy and offers policy implications for promoting digital agriculture construction in a region-specific manner.

Keywords: Northeast region; food security; storing grain through technology; total factor productivity of grain; agricultural intelligence

【责任编辑:周吉梅;责任校对:周吉梅,赵洪艳】