数字技术能提升粮食生产韧性吗?——基于双重机器学习的因果推断

许佳彬[1], 秦亚茹[1], 温浩洋[1], 仇焕广[2], 崔钊达[3*]

(1. 东北农业大学经济管理学院,黑龙江哈尔滨 150030,中国; 2. 辽宁大学经济学院,辽宁沈阳 110036,中国; 3. 山东农业大学经济管理学院,山东泰安 271018,中国)

摘 要: [**目的/意义**] 运用数字技术提升粮食生产韧性对保障粮食安全、构建现代化农业保障体系具有重要意义。本研究旨在探究数字技术对粮食生产韧性的影响效应、内在机制及异质性特征,为数字技术赋能粮食生产韧性提升提供参考。[**方法**] 采用2011—2023年中国30个省份的面板数据,采用熵值法构建粮食生产韧性综合评价指标体系并测算其水平。选取支持向量机作为基学习器的双重机器学习模型识别数字技术对粮食生产韧性的因果影响。运用中介效应模型验证数字技术通过“人-地-服”三条机制路径实现要素重组的驱动作用。通过异质性检验,分析粮食产区、地形起伏度及经济发展水平对该赋能效应的调节差异。[**结果和讨论**] 数字技术显著促进了粮食生产韧性提升,且在不同细化维度呈现结构性差异。数字技术显著增强了调节适应力与转型创新力,但受技术依赖与资本挤占效应影响,对风险抵抗力表现出负向影响。机制分析表明,数字技术通过“人-地-服”三条路径实现要素重组,即促进劳动力非农转移带来的资本回流、降低交易成本推动的土地规模经营,以及发挥技术创新集成作用的农业生产性服务。异质性分析发现,该赋能效应在地形起伏度较高、经济发展水平较低及粮食产销平衡区与主销区更为显著。[**结论**] 应促进数字技术集成以打通全产业链数据链,创新“数字反哺”横向补偿机制以弥补省际数字鸿沟,培育数字化新型农业社会化服务体系,并因地制宜提升自然条件劣势地区的数字化短板,从而多路径提升粮食生产韧性。

关键词: 粮食生产韧性;数字技术;要素重组;双重机器学习;支持向量机

中图分类号: F323 **文献标识码:** A **文章编号:** SA202601011

引用格式:许佳彬, 秦亚茹, 温浩洋, 仇焕广, 崔钊达. 数字技术能提升粮食生产韧性吗?——基于双重机器学习的因果推断[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(3): 176-189. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202601011

XU Jiabin, QIN Yaru, WEN Haoyang, QIU Huanguang, CUI Zhaoda. Can Digital Technology Improve the Resilience of Grain Production: Causal Inference Based on Dual Machine Learning[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(3): 176-189. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202601011 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

《中国共产党第二十届中央委员会第四次全体会议公报》提出,要健全国家安全体系,加强重点领域安全能力建设。粮食安全作为国家安全的“压舱石”,是实现稳产保供、推进农业现代化的底线支撑[1]。尽管“十四五”期间中国粮食产量保持在6.5亿吨以上,2024年首次突破7.0亿吨,“大国粮仓”的根基基本稳固,但仍面临复杂的内外部挑战。全球极端天气、地缘政治冲突频发,粮食供应链不确定性加剧和国际市场价格波动[2],冲击着中国粮食生产与贸易的均衡格局。国内城镇化进程中耕地资源的流失和质量下降压缩了粮食增产空间[3],农村人口老龄化与空心化影响粮食生产的劳动力供给,加上生产要素成本上升,削弱了农户的种粮积极性。面对国内外粮食安全形势的“大变局”,构建能够抵御多维风险冲击的粮食生产韧性

收稿日期:2026-01-08

基金项目:国家自然科学基金项目(72503031);中国博士后科学基金面上项目(2025M772469);黑龙江省自然科学基金项目(LH2024G001);黑龙江省哲学社会科学基金项目(25JYC030);山东省自然科学基金青年项目(ZR2025QC734)

作者简介:许佳彬,博士,副教授,研究方向为农业绿色转型。E-mail:xujiabin0319@neau.edu.cn

*通信作者:崔钊达,博士,讲师,研究方向为粮食安全。E-mail:sdauczd@163.com

copyright©2026 by the authors

系统，有助于提高系统抵抗脆弱性、冲击和压力的能力，是应对当前内外部风险、保障中国粮食安全的重要途径，更是夯实国家安全根基的必然选择。

“韧性”一词起源于物理学，MARTIN[4]在区域经济视角下提出经济韧性，将其定义为经济体在抵御冲击、恢复重组和寻找新发展路径方面的综合能力。在此基础上，HODBOD和EAKIN[5]将“韧性”引入粮食生产系统，强调粮食体系韧性是应对风险冲击时的反应、主动适应、保障自身持续稳定运行的能力。当前学术界关于粮食生产韧性的研究集中在以下三方面：一是关于粮食生产韧性内涵的界定。早期研究多侧重于分析粮食系统应对外部冲击时的单一抵抗能力[6]，之后部分学者指出应包括遭受冲击后的恢复力和本身的适应能力[7]。目前大多数学者认为粮食生产韧性是由抵抗力、适应力和变革力构成的多维度能力体系[8]。二是关于粮食生产韧性的测度。部分学者依据粮食产出稳定性的内涵，利用Lowess法进行测算[9]。还有部分学者借鉴区域经济韧性的内涵，利用敏感度指数模型反事实测度[10]。当前学术界主流方法是依据韧性内涵选取水利设施、机械化率和科技进步等反映粮食生产能力的指标，通过熵值法构建综合评价体系进行测度[11]。三是关于粮食生产韧性的影响因素。现有研究在影响因素方面多聚焦于传统要素投入，由于早期粮食生产韧性概念提出时，农村数字基础设施尚处于起步阶段，普及度较低。因此，学者大多关注高标准农田[12]、农业保险保障[13]、农民技术培训[14]，以及农业机械化水平提升[15]等具有实体设施属性或传统制度保障功能的生产要素上。既有文献虽然对粮食生产韧性的概念界定已较为清晰，但评价体系尚未达成共识。此外，鲜有文献从数字技术的视角探讨其如何赋能粮食生产韧性的内在机理与实现路径。

数字技术作为一种新型生产要素嵌入粮食生产的产前、产中、产后全环节，驱动农业向智能化、精准化转型[16]。与侧重于物理设施防御或制度保障的传统生产要素相比，数字技术的独特性在于其高度的信息密集型与智能决策属性。传统要素如农田水利设施和机械化多提供静态的设施抵抗性，而数字技术则依托数据的实时捕捉与精准反馈，能够赋予农业生产系统更强的调节适应力。然而，学术界关于数字技术对农业生产的影响效应存在“赋能”与“负能”的学术争鸣。部分学者持乐观态度，认为数字技术具有显著的“赋能”效应，通过精准气象监测、智能病虫害预警和生产要素的优化配置，能够有效降低农业生产的不确定性，提升全要素生产率和产出稳健性[17]。部分学者则提出了数字“负能”的担忧，认为数字技术在农村应用中可能存在数字鸿沟效应[18]，若数字投入与地区实际资源禀赋不匹配，可能因高额的设备购置与后期维护支出产生资本挤占效应，增加农业生产的脆弱性[19]。在数字经济深度融入粮食生产系统的现实背景下，数字技术究竟是增强了粮食生产应对复杂冲击的韧性，还是诱发了新的风险，如果数字技术的正向赋能效应确实存在，那么其提升粮食生产韧性的具体作用机制是什么等问题需要解决。

综上所述，既往研究为理解粮食生产韧性提供了理论参考与实证借鉴，但仍存在三个方面可拓展的空间：一是粮食生产韧性的评价体系尚未统一，部分评价侧重于粮食产出的结果，而另一部分则侧重于粮食生产的过程。指标选取维度的侧重不同以及权重的差异，导致评价结果难以精准刻画粮食生产韧性。二是需明确数字技术对粮食生产韧性的影响效应与传导路径，厘清数字技术通过何种机制影响粮食生产韧性。三是既往研究多采用传统的线性因果回归模型，在处理数字技术这类具有高维特征、复杂交互影响的变量时，往往面临“维度诅咒”和模型设定偏误的风险。基于此，本研究从风险抵抗力、调节适应力、转型创新力三维度构建科学的粮食生产韧性评价体系，利用双重机器学习进行因果推断，更稳健地估计数字技术对粮食生产韧性的影响，引入“人-地-服”三个维度的中介变量，揭示数字技术影响粮食生产韧性的作用机制，并从粮食产区、地形起伏度、经济发展水平等方面开展异质性分析。

1　理论分析与研究假设

1.1　数字技术对粮食生产韧性的影响

根据韧性理论，可将粮食生产韧性定义为：粮食生产系统在遭受气候变化、市场波动等外部冲击时，通过有效抵抗、及时适应和创新转型来保持产出稳定的综合能力。如图1所示，粮食实际产出和预期产出之间的偏差越小，代表受到冲击时粮食产出的稳定性越高，韧性越强[20]。风险抵抗力是粮食生产系统受到冲击时通过耕地保护、加固设施等方式抵抗外部冲击，减缓产量下滑。调节适应力是冲击发生后通过优化投入组合、调整要素配置等实现生产过程的快速修复，提升产出效率。转型创新

力借助种质创新、智慧化手段改变粮食生产内部结构主动应对风险，推动粮食生产系统向绿色、高效阶段跃迁。而数字技术则是依托信息通信技术发展形成各类数字组件、平台与设施[21]，以数据为核心由通信网络、大数据中心等数字基础设施，人工智能算法、作物生长模型等数据决策模型和植保无人机、农机自动驾驶等数字平台化服务构成的赋能系统，推动粮食生产系统由“靠天吃饭”的传统经验驱动向精准掌控的数据驱动转型。

理论上数字技术可提升粮食生产过程的风险抵抗力、调节适应力、转型创新力进而提升粮食生产韧性。一方面，数字技术通过增强风险抵抗力和调节适应力，实现粮食生产受到冲击后的快速恢复。相较于传统粮食生产监测依赖于人工巡查、感官经验，存在时效性滞后和主观偏差大的缺陷。数字技术通过实时化、可视化数据捕捉，利用卫星遥感监测、智慧气象观测等手段，克服空间阻隔和时间响应的延迟，实现实时监测耕地质量、作物长势及气象灾害[22]。粮食生产主体通过数字技术获得的信息提前识别潜在风险并精准调节灌溉、加固设施，以及优化农药化肥的配比投入，减少因应对不当导致的产出波动，增强粮食生产的风险抵抗力。粮食生产系统在遭受外部冲击后，农户通过无人驾驶拖拉机、植保无人机等智能农机的应用，在完成对传统生产方式技术替代的同时提升农业劳动生产率、缩短粮食生产的修复周期、推动粮食实际产出曲线向预期目标靠拢，提升生产系统在遭受冲击后的恢复力与整体稳定性。然而，在风险抵抗力维度也可能存在“负能”风险。由于购置高额的数字设备和后期维护支出可能产生资本挤占效应，削弱农户在农渠维护、传统减损机械等基础防御环节的投入，粮食生产系统对数字网络的依赖可能引发脆弱性，若极端灾害导致网络瘫痪，反而会削弱粮食生产系统初期的抵抗力。

另一方面，数字技术通过驱动转型创新力，推动粮食生产向高水平稳产升级。数字技术通过数据存储、人工智能技术辅助基因分析等赋能农业科技研发，加速抗逆高产新品种的培育与绿色生产技术的推广，引导生产者更新品种并改进农艺，实现生产模式的内部革新。同时基于大数据技术整合分析低收入群体的征信数据和经济状况，缓解传统农户的融资约束[23]，支持经营主体投资智能装备、节水设施等长期资产，推动生产向技术密集与资本密集型转变，不仅能进一步缩小实际产出与预期产出

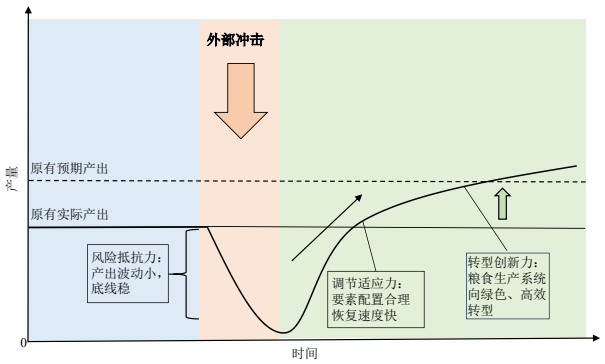


图1 粮食生产韧性概念示意图

Fig. 1 Concept diagram of grain production resilience

的偏差，还通过持续的技术与设施升级，引领粮食生产系统进入更高效稳定的产出区间实现韧性提升。据此，本研究提出如下假设：

H1：数字技术能够通过驱动要素重组提升粮食生产的调节适应力和转型创新力，进而强化整体韧性，但其可能通过资本挤占或技术依赖对风险抵抗力产生负向影响。

1.2 数字技术提升粮食生产韧性的机制分析

如图2所示，数字技术对粮食生产韧性的提升主要是通过劳动力非农转移、土地规模经营和农业生产性服务三条路径，通过优化要素配置、降低信息搜寻与交易成本，作用于粮食生产的风险抵抗力、调节适应力和转型创新力，提升粮食生产韧性。

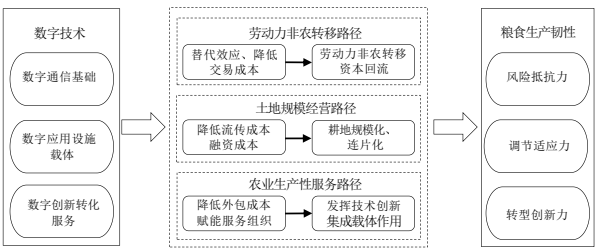


图2 数字技术提升粮食生产韧性的机制框架图

Fig. 2 The mechanism framework of digital technology improving the resilience of grain production

一是劳动力非农转移路径。数字技术通过替代效应与降低交易成本，驱动劳动力非农转移、优化要素配置[22]。首先，智能化农机与智慧感知技术的应用，实现对耕种、植保、收割等重复性体力劳动的机械化替代，将大量剩余劳动力从低效率的农业生产中释放。其次，数字技术依托移动互联网与就业平台，打破了城乡信息壁垒，通过缓解供需双方的信息不对称，降低农户获取非农就业信息的搜

寻成本与迁移门槛，促使劳动力向高附加值的非农部门转移。而劳动力非农流动所带来收入的注入，既有效缓解了粮食生产的资金约束，也为粮食生产韧性的提升提供了坚实的财务支撑[24]。这种资本回流不仅提升了农户对优质粮种、有机化肥等高质量生产要素的购置能力，增强粮食生产的抗冲击能力，还推动农户将非农资本投入到灌排设施、智能农机等固定资本建设中[24-26]，助力粮食生产向智慧化、绿色化转型，提升生产系统的修复与创新能力。

二是土地规模经营路径。交易费用理论认为，信息搜寻与契约执行成本是影响土地要素流动的重要因素[27]，流转壁垒的降低会促进耕地规模化经营。数字技术构建的农地流转信息平台与资源数据库，增强农地流转信息的公开性与可获取性。数字平台能够实现土地供需信息的精准匹配，缓解供需双方的信息不对称，降低农地流转过程中的谈判、签约及履约成本，促进碎片化耕地的连片化流转。同时数字技术利用大数据信用评估模型，降低了融资成本与门槛，缓解规模化经营的资金约束，激发了主体扩大经营规模的动力。基于规模经济理论，连片化经营为数字技术装备的应用创造了前提条件。规模化运作不仅能有效摊薄单位面积的数字技术成本，提升数字化投入的经济可行性，还能通过连片化经营打破耕地碎片化对农机作业的束缚，提高气象灾害预警监测、智能排灌及精准植保系统的运行效率和土地生产率，能够增强粮食生产系统遭遇外部冲击时的资源配置灵活性与自我修复能力。

三是农业生产性服务路径。数字技术对粮食生产领域的赋能往往呈现出“马太效应”[28]，即数字红利易向资源禀赋较好的生产主体倾斜，加剧生产系统内部的不协调，而农业生产性服务的介入能够有效缓解这一现象。数字平台通过缓解农户与服务组织间的信息不对称，降低服务外包的契约达成成本，推动粮食生产环节由农户自营模式向服务外包模式转变。在数字技术的赋能下，农业生产性服务具备了数据驱动的精细化管理能力，既能提升服务响应速度与作业效率，也能为生产要素的优化重组提供支撑。依托智慧气象、智能化病虫害防控等数字化手段，服务组织可实现对农业灾害的实时监测与精准干预，帮助农户突破靠天吃饭的局限，最大限度降低外部冲击引发的产量波动，从而强化粮食生产系统的抗冲击能力。此外，生产性服务组织作为技术创新的集成载体，能够通过“实践-反馈-创新”的技术闭环，将粮食生产中的实际问题反馈到科研端，推动粮食生产由传统模式向智慧化、绿色化转型，进一步提升生产系统的转型创新能力。

据此，本研究提出如下假设：

H2：数字技术通过促进劳动力非农转移、土地规模经营、农业生产性服务发展提升粮食生产韧性。

2　数据来源

本研究选取2011—2023年中国30个省份作为研究样本。考虑到数据的可得性，样本未包含西藏、香港、澳门和台湾。粮食生产韧性、数字技术、机制变量与各控制变量数据主要源自《中国统计年鉴》《中国农村统计年鉴》《中国人口和就业统计年鉴》《中国农业年鉴》《中国第三产业统计年鉴》《中国农村经营管理统计年报》《中国农村政策与改革统计年报》、国家统计局官网、北京大学数字普惠金融指数、EPS（Express Professional Superior）数据库、阿里研究院，以及专利之星检索系统等。对于个别年份较少的缺失数据，采用线性插值法进行补充。各变量的描述性统计结果见表1。

3　研究方法

3.1　变量选取

3.1.1　被解释变量

被解释变量是粮食生产韧性。基于粮食生产韧性的内涵可知，单纯依靠粮食产量增量或种植面积等单一指标，难以全面地考察粮食生产系统在面对外部冲击时的稳定、协调与演进特征。为此，本研究在参考周密等[13]研究的基础上，结合中国粮食生产的实际特征，构建包含风险抵抗力、调节适应力和转型创新力三个维度的粮食生产韧性综合评价指标体系（见表2）。一是风险抵抗力，该维度反映粮食生产在面对外部冲击时，维持生产平稳运行缓冲能力。选取粮食产量波动率、粮食减损潜力、耕地资源水平及粮食病虫草鼠害受灾挽回情况4个二级指标进行衡量。二是调节适应力，体现粮食生产遭受冲击后，通过内部资源配置调整，迅速恢复生产并保持效率的能力。选取农业劳动生产率、粮食生产综合机械化水平及土地生产率3个二级指标进行衡量。三是转型创新力，表示粮食生产系统通过科技进步与资源优化配置，实现由低水平恢复向高水平转型的驱动力。选取种质创新水平、科技研发潜力及科技研发投入3个指标进行衡量。采用熵值

表1 数字技术影响粮食生产韧性的变量含义与描述性统计

Table 1 Variable meaning and descriptive statistics of digital technology affecting grain production resilience

变量类别	变量名称	变量赋值	平均值	标准差	最大值	最小值
被解释变量	粮食生产韧性	熵值法计算	0.188	0.068	0.544	0.079
核心解释变量	数字技术	熵值法计算	0.157	0.010	0.704	0.029
机制变量	劳动力非农转移/%	(农村从业人员-第一产业从业人员)/农村从业人员×100%	0.043	0.019	0.106	0.012
	土地规模经营	家庭承包耕地流转总面积取对数	6.967	0.512	7.839	5.216
	农业生产性服务/%	农林牧渔专业及辅助性活动产值/农林牧渔业总产值×100%	0.042	0.019	0.106	0.012
控制变量	城镇化率/%	城镇人口/总人口×100%	0.606	0.120	0.896	0.350
	地区产业结构/%	(第二产业增加值+第三产业增加值)/地区生产总值×100%	0.905	0.052	0.998	0.748
	农产品价格指数	采用上一年度农产品生产价格指数(指数,上年=100)	4.646	0.059	4.955	4.472
	农村人均用电量/(kw·h/人)	农村用电总量/乡村人口数	6.913	0.979	10.628	4.897
	公路里程数/(万km)	区域内公路通车总里程	15.674	8.424	41.830	1.210
	农田有效灌溉率/%	有效灌溉面积/农作物播种面积×100%	0.440	0.178	1.234	0.172
	自然灾害受灾率/%	农作物受灾面积/农作物播种面积×100%	0.139	0.181	2.980	0.001
	人均可支配收入	农村居民人均可支配收入取对数	10.088	0.443	11.349	9.044

法对各项指标进行赋权，通过标准化处理与加权计算，测算出各省份的粮食生产韧性的综合得分。

表2 粮食生产韧性评价指标体系构建

Table 2 Evaluation index system construction of grain production resilience

一级指标	二级指标	二级指标解释	属性
风险抵抗力	粮食产量波动率/%	|当年粮食总产量-过去5年粮食总产量移动平均值|/过去5年粮食总产量移动平均值	-
	粮食减损潜力/(台/万亩)	粮食每万亩脱粒机械年末拥有量	+
	耕地资源水平/(千hm^2/万人)	耕地面积/总人口	+
	粮食病虫草鼠害受灾挽回情况/%	粮食病虫草鼠灾害挽回数量/粮食病虫草鼠灾害受灾数量	+
调节适应力	农业劳动生产率/(元/人)	农林牧渔业总产值/第一产业从业人员数	+
	粮食生产综合机械化水平/%	粮食作物机耕率×0.4+机播率×0.3+机收率×0.3	+
	土地生产率/(万t/千hm^2)	粮食总产量/粮食播种面积	+
转型创新力	种质创新水平/个	农业植物新品种权申请数量	+
	科技研发潜力/(人/千hm^2)	公有经济(国有)企事业单位农业技术人员/农作物播种面积	+
	科技研发投入/%	区域研究与试验发展经费投入强度/国内生产总值	+

注：1 hm^2约等于15亩。“+”代表正向；“-”代表负向。下表同。

3.1.2 解释变量

核心解释变量为数字技术。伴随数字经济与农业农村的深度融合，数字技术已演变为一种新型生产要素，其内涵不仅包含硬件设施，还包括信息的传递、处理与转化能力。因此单一的互联网普及率等指标难以刻画数字技术的发展情况。借鉴郝爱民和谭家银[29]的研究，结合数据的可获得性和中国农村数字技术发展的实际进程，构建包含数字通信基础、数字应用设施载体、数字创新转化服务三个维度的数字技术综合评价指标体系（见表3）。一是数字通信基础，该维度反映农村数字技术的信息传递和网络普及程度，是数字技术发挥作用的必要前提。选取农村有线广播电视与互联网业务普及率、基础通信网络水平、计算机和智能手机普及率5个二级指标进行衡量。二是数字应用设施载体，体现数字技术与农业生产经营融合的硬件设施与物联网支撑。选取数字基地规模、物联网应用支撑、农业气象观测及邮政服务网点分布4个二级指标进行衡量。三是数字创新转化服务，表示数字技术在农业科技研发与现代金融支持的应用。选取农业科技相关专利申请数量、数字金融广度及深度3个指标进行衡量。

同理，采用熵值法对各指标进行赋权，计算出各省份数字技术水平。熵值法能够根据指标原始数据的变异程度自动调节权重，对于变异较小的基础性指标，模型会自动赋予较低权重，从而确保最终的数字技术综合指数主要由具有高信息容量的指标驱动。

3.1.3 机制变量

本研究中的机制变量为劳动力非农转移、土地规模经营和农业生产性服务。

1）劳动力非农转移。参考曾福生和蔡林军[24]研究，用农业劳动力转移比表示农业劳动力非农转移情况，即用乡村从业人数和第一产业从业人数的差与乡村从业人数比值来测算，反映数字技术产生替代效应释放剩余劳动力、降低信息搜寻成本，驱

表3 数字技术评价指标体系构建

Table 3 Construction of digital technology evaluation index system

一级指标	二级指标	二级指标解释	属性
数字通信基础	农村有线广播电视普及率/%	农村有线(广播)电视用户占家庭总户数比重	+
	互联网业务普及率/%	开通互联网业务的行政村占行政村总数比重	+
	基础通信网络水平/km	长途光缆线路总长度	+
	计算机普及率/(台/每百户)	农村居民平均每百户年末家用计算机拥有量	+
	智能手机普及率/(部/每百户)	农村居民平均每百户年末移动电话拥有量	+
数字应用设施载体	数字基地规模/个	区域认定的淘宝村数量	+
	物联网应用支撑/km	农村寄递物流长度	+
	农业气象观测能力/个	农村气象观测业务站个数	+
	邮政服务网点分布/(个/处)	区域内邮政营业网点数量	+
数字创新转化服务	农业数字创新产出/个	农业科技相关专利申请数量	+
	数字金融广度(指数)	数字普惠金融指数覆盖广度	+
	数字金融深度(指数)	数字普惠金融指数使用深度	+

动劳动力向非农产业转移。

2）土地规模经营。参考王笳旭和李朝柱[30]研究，选取家庭承包耕地流转总面积来代表土地规模经营水平。由于中国农村土地呈细碎化分布，土地流转成为实现土地要素优化配置和规模经营的核心制度途径。在数字技术赋能下，流转交易成本的降低和融资约束的缓解促进土地经营权的流转。

3）农业生产性服务。参考朱满德和张青[8]研究，选取农林牧渔专业及辅助性活动产值与农林牧渔业总产值之比来衡量，反映在数字技术赋能下，通过降低服务供需双方信息不对称，推动粮食生产由农户自营模式向服务外包模式转变的程度。

3.1.4 控制变量

考虑到粮食生产体系本身会受到经济社会发展、基础设施建设、市场价格波动及自然环境冲击等多方面的影响，为准确评估数字技术对粮食生产韧性的影响，结合相关研究和数据可获得性，选取以下控制变量。

1）城镇化率。反映人口向城镇集中的程度及城乡结构，使用城镇人口占总人口数量的比重来衡量。

2）地区产业结构。反映地区非农产业的发达程度及对农业要素的潜在挤出效应，使用第二、三产业增加值之和占地区生产总值的比重衡量。

3）农产品价格指数。反映市场价格波动对粮食生产预期及投入的影响，采用上年度的农产品生产价格指数衡量。

4）农村人均用电量。反映农村能源保障水平，使用农村用电总量与乡村人口数之比衡量。

5）公路里程数。衡量农村基础设施的通达度，使用区域内公路通车总里程衡量。

6）农田有效灌溉率。反映农田水利基础设施抵御旱涝灾害的保障能力，使用有效灌溉面积与农作物播种面积的比值衡量。

7）自然灾害受灾率。反映自然环境对粮食生产系统产生的外部冲击强度，使用农作物受灾面积占农作物播种面积的比重衡量。

8）人均可支配收入。反映农村居民的整体生活水平，使用农村居民人均可支配收入衡量。

3.2 模型设定

现有理论表明，数字技术对粮食生产韧性的影响易受地区资源禀赋、经济发展水平等高维混淆变量的干扰。此外，数字技术介入农业生产所产生的效应往往存在复杂的非线性特征（如阈值效应或边际效应递减），因此使用传统线性模型实证估计时难以捕捉真实规律，且极易产生模型设定偏误。为确保估计结果的无偏性，本研究尽可能纳入涵盖自然、社会、经济等多维度控制变量，而高维控制变量集合对于传统线性模型而言会引发“维数灾难”问题[31]。为解决这一问题，借鉴CHERNOZHUKOV等[32]提出的双重机器学习框架，通过构建双重机器学习模型，利用其强大的非线性映射能力和高维数据处理优势，自动识别并筛选有效的控制变量信息，检验数字技术对粮食生产韧性的影响，解决上述非线性关系和“维数灾难”问题，确保因果推断的可靠性。

借鉴张涛和李均超[33]的研究，构建部分回归的双重机器学习模型，如公式（1）所示：

$$\begin{cases} FPR_{it} = DT_{it}\theta_0 + \mathrm{g}\left(X_{it}\right) + U_{it} \\ E\left[U_{it} \middle| DT_{it},\ X_{it}\right] = 0 \end{cases} \tag{1}$$

式中：i为省份个体；t为年份；FPR_{it}为被解释变量，即粮食生产韧性；DT_{it}为核心解释变量，即数字技术；θ_0为其系数；X_{it}是多维控制变量的集合$\left(X_{it}^1, \cdots, X_{it}^k\right)$，具体的函数形式$g\left(X_{it}\right)$未知，本研究将采用机器学习方法得到其估计$\hat{g}\left(X_{it}\right)$；$U_{it}$为扰动项，其条件均值为0。

如果采用机器学习算法对公式（1）中的$g\left(X_{it}\right)$

直接进行求解，则此时得到的估计系数$\hat{\theta}_0$为正则化估计量，有限样本下有偏。因此进一步构建辅助回归函数公式（2），且函数形式$m(X_{it})$未知，V_{it}为误差项，条件均值为0。

$$\begin{cases} DT_{it} = m(X_{it}) + V_{it} \\ E\left[V_{it} \middle| X_{it}\right] = 0 \end{cases} \quad (2)$$

进一步，仍采用机器学习算法来估计$\hat{m}(X_{it})$，并以此构建残差估计$\hat{V}_{it} = DT_{it} - \hat{m}(X_{it})$，然后采用同样算法估计主回归中的$\hat{g}(X_{it})$，进而得到$FPR_{it} - \hat{g}(X_{it}) = DT_{it}\theta_0 + U_{it}$，并将$\hat{V}_{it}$看作$DT_{it}$的工具变量进行回归，得到的系数估计量如公式（3）所示。

$$\tilde{\theta}_0 = \left(\frac{1}{n}\sum_{i\in I, t\in T}\hat{V}_{it}DT_{it}\right)^{-1}\frac{1}{n}\sum_{i\in I, t\in T}\hat{V}_{it}\left(FPR_{it} - \hat{g}(X_{it})\right) \quad (3)$$

式中：$\tilde{\theta}_0$的收敛速度将取决于$\hat{g}(X_{it})$、$\hat{m}(X_{it})$向$g(X_{it})$、$m(X_{it})$的收敛速度。两次机器学习算法估计有利于剔除变量DT_{it}中由控制变量X_{it}集合产生的影响，并能够加快$\tilde{\theta}_0$的收敛速度，获得有限样本下的准确估计。

考虑到粮食生产韧性影响因素的多维性与无法完全控制性，基准回归可能存在内生性。参考黄群慧等[34]做法，采用“各省1984年固定电话机数量”和“上一年度全国互联网上网人数”的乘积构建随时间变化的面板数据与滞后一期的数字技术水平两项内容作为工具变量进行回归。并基于张涛和李均超[33]的研究，构建双重机器学习的部分线性工具变量模型进行分析。

4 结果与分析

4.1 基准回归结果

参考CHEN等[35]的研究，采用样本内外交叉验证策略，即K折交叉验证方法，检验数字技术对粮食生产韧性的影响效果，提高数据利用率，避免过度拟合，使参数更稳健。设定数据交叉方式为5折，即采用1∶4的样本分割比例。考虑到数据可能呈现较强的非线性特征，采用支持向量机（Support Vector Machine, SVM）作为双重机器学习的基学习器，具体结果见表4。表4列（1）表明，在逐步加入年份固定效应、省份固定效应与控制变量一次项后，数字技术对粮食生产韧性具有显著提升作用。表4列（2）表明，在加入控制变量二次项之后，数字技术对粮食生产韧性提升效果仍保持在1%的水平上显著，且当数字技术每提升1个单位，粮食生产韧性提升0.309个单位。这表明在考虑了复杂的非线性控制因素和潜在的过拟合风险后，数字技术能够有效提升粮食生产韧性，验证了研究假设H1。其原因可能为：一是数字化技术的赋能打破了传统农业生产对自然禀赋的过度依赖，降低生产过程的损耗，从而增强粮食生产系统应对外部扰动的稳健性；二是以大数据和人工智能为支撑的智慧农业的研发，促进生产系统向高水平稳产的阶段转型，提升粮食生产韧性。

表4 数字技术影响粮食生产韧性的基准回归结果

Table 4 Benchmark regression results of digital technology affecting grain production resilience

变量名称	(1)粮食生产韧性	(2)粮食生产韧性	(3)风险抵抗力	(4)调节适应力	(5)转型创新力
数字技术	0.234***	0.309***	−0.195***	0.895***	0.671***
	（0.039）	（0.032）	（0.027）	（0.066）	（0.065）
控制变量一次项	YES	YES	YES	YES	YES
控制变量二次项	NO	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	390	390	390	390	390

注：*** P<0.01；括号内数值为稳健标准误。

进一步分析数字技术对风险抵抗力、调节适应力与转型创新力的影响，表4列（3）至表4列（5）结果表明，数字技术对调节适应力和转型创新力均有显著的正向促进作用，但对风险抵抗力的影响显著为负。数字技术对风险抵抗力的影响系数为−0.195，表明在其他条件不变的情况下，数字技术水平每提升1个单位，风险抵抗力维度将下降0.195个单位，但数字技术对调节适应力和转型创新力的正向赋能强度，分别是负向影响强度的4.59倍和3.44倍。这表明数字技术对粮食生产系统的赋能不是均衡作用，而是呈现出明显的结构性差异。尽管数字技术的引入对传统初期物理设施防御手段产生了一定程度的负向影响，但其带来的修复适应力和转型创新力远超过初期的风险抵抗力，在整体维度上依然实现了对粮食生产韧性的赋能提升作用。

其原因可能是：1）对于风险抵抗力，一方面高额的数字设备购置与后期维护支出可能产生资金挤占效应，削弱农户在传统的粮食减损机械及病虫害防治等基础防御环节的投入，从而降低了传统生产抵抗能力。另一方面，若粮食生产遭遇极端灾害导致数字网络瘫痪，反而会加剧产出波动削弱系统

受到冲击初期的抵抗力。2）对于调节适应力，数字技术凭借实时可视化的数据捕捉能力，结合互联网与智能手机的高普及率有效降低信息搜寻成本。农户可通过移动终端获取实时灾害预警，数字决策模型能快速生成最优要素配置方案，通过智慧排灌、病虫害精准施药等技术实现生产过程快速修复，提升农业劳动生产率。3）对于转型创新力，数字技术不仅借助人工智能、大数据等赋能种质研发攻关，加速抗逆高产绿色新品种的推广，还通过数字普惠金融缓解农户融资约束，支持其投资智能装备等长期资产，推动粮食生产从“靠天吃饭”的传统模式向精准可控的数据驱动模式转型，引领生产系统进入绿色高效产出区间，实现韧性水平的提升。

4.2 稳健性检验

4.2.1　剔除异常值影响

考虑到农业生产所具有的脆弱性特征，气候变化、自然灾害等因素均会影响土地产出效率致使数据出现异常波动，对所有连续变量分别进行了上下1%和5%水平的缩尾处理，以排除极端值对回归结果的干扰。表5列（1）展示了在1%缩尾水平下的回归结果，数字技术的估计系数为0.327，且在1%的水平上显著。列（2）展示了在5%缩尾水平下的回归结果，数字技术的估计系数为0.441，同样通过了1%的显著性检验。这表明在消除极端数据的影响后，数字技术对粮食生产韧性的提升作用依然稳健，证明了基准回归结论具有良好的代表性。

表5　数字技术影响粮食生产韧性的稳健性检验结果

Table 5　Robustness test results of digital technology affecting grain production resilience

变量名称	(1)缩尾1%	(2)缩尾5%	(3)剔除直辖市	(4)1:2	(5)1:7	(6)弹性网络回归	(7)套索回归
数字技术	0.327***	0.441***	0.252***	0.305***	0.307***	0.413***	0.416***
	(0.028)	(0.027)	(0.025)	(0.033)	(0.031)	(0.096)	(0.097)
控制变量一次项	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
控制变量二次项	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	390	390	338	390	390	390	390

注：*** P<0.01；括号内数值为稳健标准误。

4.2.2　剔除直辖市

由于北京、天津、上海、重庆四个直辖市在经济结构、第一产业地位及资源禀赋方面与传统农业大省存在显著差异，且其粮食生产在全国占比较低，为排除这些特殊样本可能对其他农业生产区普遍规律产生的干扰，本研究剔除直辖市样本后重新进行了回归分析。表5列（3）的结果显示，在剔除直辖市后，数字技术对粮食生产韧性的影响系数为0.252，且在1%的水平上显著。这表明即使在排除高城镇化水平、农业占比极小的地区后，数字技术对粮食生产韧性的赋能作用依然稳健，证明了研究结论在广大的传统农业地区具有普适性。

4.2.3　更改样本分割比例

双重机器学习模型的估计能力往往依赖于样本分割的随机性与交叉验证的配置。为了排除基准回归中1∶4样本分割比例（即5折交叉验证）可能带来的特定样本划分偏误，本研究将样本分割比例分别调整为1∶2和1∶7重新进行实证检验。表5列（4）和表5列（5）的结果显示，在不同样本划分策略下，数字技术的影响系数分别为0.305和0.307，均在1%的水平上显著，且系数值与基准回归结果高度趋同。这充分说明本研究所采用的双重机器学习因果推断结果对于样本分割方式的选择并不敏感，模型估计具有较强的稳健性。

4.2.4　更换算法

双重机器学习的因果推断效果受基学习器选择的影响。为验证研究结论是否对模型设定及算法逻辑具有依赖性，本研究将基准回归中的SVM替换为弹性网络回归（Elastic Net）和套索回归（Lasso）两种算法重新进行估计。回归结果如表5列（6）和列（7）所示，在更换算法后，数字技术的影响系数分别为0.413和0.416，且均保持在1%的水平上显著。这表明，数字技术提升粮食生产韧性的基本结论在不同机器学习算法设定下均高度一致，模型估计结果具有稳健性。

4.3 内生性检验

一方面，数字技术的发展具有明显的连贯性，

历史上电信基础设施（如固定电话）普及率较高的地区，其后期的宽带接入、光缆铺设，以及居民对数字技术的接受度通常更高。这种从“传统通信”到“数字通信”的演进存在路径依赖。1984年的邮电数据反映的是历史上的基础设施水平，主要受当时行政规划影响。这些历史指标在样本期内（2011—2023）与当前的粮食产量波动、种质创新等韧性指标没有直接的因果联系，即它们只能通过影响当下的“数字技术水平”来间接影响粮食生产韧性。另一方面，上一期的数字技术发展水平会影响本期的技术应用效果，但本期的粮食生产韧性状况无法对上一期的数字技术布局产生反馈作用。表6结果显示，在考虑变量内生性后，数字技术的系数仍显著为正，再次验证了基准回归结论的可靠性。

表6 数字技术影响粮食生产韧性的内生性检验结果

Table 6 Endogenous test results of digital technology affecting grain production resilience

变量名称	IV：历史期1984年每百人固定电话数	IV：滞后一期数字技术
数字技术	0.600***	0.308***
	（0.075）	（0.034）
控制变量一次项	YES	YES
控制变量二次项	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
省份固定效应	YES	YES
观测值	390	360

注：*** P<0.01；括号内数值为稳健标准误。

4.4 机制分析

基准回归结果已证明数字技术对粮食生产韧性具有显著的正向促进作用，而数字技术如何通过驱动要素重组实现粮食生产的抗冲击与稳产保供，是本研究关注的另一个重点。在已有文献及理论分析基础上，本研究提出劳动力非农转移、土地规模经营及农业生产性服务可能是数字技术提升粮食生产韧性的三条重要机制路径。考虑到中介效应检验可能存在内生性偏误，参考江艇[36]的做法，分析数字技术对粮食生产韧性的机制变量影响，机制检验结果见表7。

4.4.1 促进劳动力非农转移

为检验数字技术能够促进劳动力非农转移，进而提升粮食生产韧性的中介机制，采用非农转移率作为被解释变量进行回归分析。表7列（2）结果显示，数字技术在1%的水平下显著正向促进劳动力非农转移，且当数字技术每提升1个单位时，劳动力非农转移水平提升0.935个单位，说明数字技术能够通过促进农村劳动力向非农产业转移，通过资本回流缓解粮食生产的资金约束，实现韧性水平的提升，研究假设H2得到验证。

表7 数字技术影响粮食生产韧性的机制检验结果

Table 7 Mechanism test results of digital technology affecting grain production resilience

变量名称	粮食生产韧性	非农劳动力转移	土地规模经营	农业生产性服务
数字技术	0.309***	0.935***	0.874***	0.051***
	（0.032）	（0.091）	（0.152）	（0.014）
控制变量一次项	YES	YES	YES	YES
控制变量二次项	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	390	390	390	390

注：*** P<0.01；括号内数值为稳健标准误。

计算机和智能手机普及率与互联网业务普及率极大地拓展了农户的信息获取渠道，打破了以往农村社会劳动力市场信息的流通壁垒。农户依托数字平台能够精准地匹配非农就业机会，在较低的搜寻成本下可以完成由低效的农业生产向非农部门转移。同时数字金融等新型数字融资技术的应用为有非农创业意愿的农民提供初始信贷支撑，缓解了迁移过程中的资金约束。非农收入的注入优化了农户的粮食生产投入结构，通过资本积累可以购置脱粒机械等减损装备，强化粮食生产系统的抗冲击能力。此外，非农收入的增加还能激发农户投资优质种子资源和先进生产模式的动力，在微观层面实现资源的优化配置提升农业劳动生产率。粮食生产系统可以通过资本和技术的融合维持产出的稳定，提升粮食生产韧性。

4.4.2 推动土地规模经营

在土地规模经营机制路径方面，采用取对数的家庭承包耕地流转总面积表征土地规模经营作为被解释变量进行回归分析。表7列（3）结果显示，数字技术能够在1%水平上显著正向促进土地规模经营，并且当数字技术每提高1个单位时，土地规模经营水平提升0.874个单位。这说明数字技术通过驱动土地要素的优化配置与适度规模经营，显著增强粮食生产的调节适应力与生产效率，研究假设H2得到验证。

在土地流转过程中，规模化经营往往伴随着高额的租金预付及前期投入，数字普惠金融通过大数据信用评估，缓解经营主体在扩大流转面积时的融资约束。同时完善的基础数字通信网络和平台增强

了信息流转的公开性与可获取性，降低土地流转过程中的搜寻、谈判与契约成本，驱动碎片化土地向规模化经营主体集中。连片化经营为农业气象观测与物联网应用等数字技术设施提供了前提空间。由于数字装备具有较高的固定成本，规模化运作能有效摊薄单位面积的应用成本，使精准灌溉与实时监测等技术在连片地块上展现出更高的边际利用效率。在规模化经营前提下，农户更倾向于应用智慧感知技术进行生产，提升粮食生产机械化水平与土地生产率，降低产量波动，增强粮食生产系统的调节适应与快速修复的能力，提升粮食生产韧性。

4.4.3　提升农业生产性服务

为验证数字技术通过提升农业生产性服务进而提升粮食生产韧性的中介机制，采用农业生产性服务水平指标进行回归分析。表7列（4）结果显示，数字技术能够在1%水平上显著正向促进农业生产性服务，并且当数字技术每提高1个单位时，农业生产性服务水平提升0.051个单位，说明数字技术能够通过强化农业生产性服务的渗透与支撑作用，进而提升粮食生产应对风险的能力，研究假设H2得到验证。

在中国农村劳动力老龄化、空心化和小农户经营占主导的背景下，受到粮食生产主体技术获取能力不足、灾害应对不及时和绿色生产技术采纳成本高等因素的制约，粮食生产系统抵抗波动和快速适应恢复的能力较弱。而数字技术通过构建高效的数据信息平台和智能决策工具，赋能农业生产性服务组织，使其能够整合零散的粮食生产作业需求，提供智能化、标准化生产性服务实现对作物长势、气象灾害等实时监测和管理，提升粮食生产的风险抵抗力。这种依托农业生产性服务组织的数据驱动型生产服务模式，不仅帮助小农户突破技术和劳动力的生产瓶颈、保障生产过程的稳定性，也能通过专业化服务组织的技术示范和扩散效应，促进绿色生产技术的推广应用，在降低环境负荷的同时，增强粮食生产系统应对外部冲击的灾后恢复效率和转型创新力。因此，数字技术通过推动农业生产性服务的普及和升级，为提升粮食生产韧性提供了组织支撑和技术赋能的渠道。

4.5 异质性分析

4.5.1　粮食生产区异质性

各地区在粮食生产中所承担的责任不同，数字技术对粮食生产韧性提升的赋能作用也可能存在区域差异。为此，将全样本划分为粮食主产区、主销区和产销平衡区三个子样本进行异质性分析，结果如表8所示。回归结果显示，数字技术对三个区域的粮食生产韧性均具有显著的正向促进作用，证明了数字技术的赋能效应在区域空间维度上的普遍性，但在影响强度上呈现出“平衡区>主销区>主产区”的阶梯式分布特征。产销平衡区影响效应最大，可能的原因是：产销平衡区（如西南、西北部分省份）农业基础设施相对薄弱，数字技术引入产生显著的“补短板”效应。通过数字技术在农业生产机械化、农业系统病虫害监测等方面应用，产销平衡区可显著降低自然环境不确定性，在粮食生产韧性提升上表现出更强的边际效应。主销区的影响效应次之，可能的原因是：主销区经济发展水平较高，数字基础设施完善，且具有较强的技术吸收能力。数字技术在这些地区更多通过提升“转型创新力”，如种质资源创新、智慧农业体系建设等，来强化粮食生产系统的动态适应能力。主产区的影响效应相对平缓。虽然主产区的系数0.272在1%水平上显著，但数值略低于其他区域。这反映出主产区作为保障国家粮食安全的“压舱石”，其粮食生产韧性的基数已经较高，传统的规模化、专业化生产模式已较为成熟。

表8　数字技术影响粮食生产韧性的异质性分析结果

Table 8　Heterogeneity analysis results of digital technology affecting grain production resilience

变量名称	粮食生产区			地形起伏度		经济发展水平	
	主产区	主销区	平衡区	高	低	高	低
数字技术	0.272***	0.351***	0.386**	0.461***	0.198***	0.287***	0.470***
	（0.038）	（0.056）	（0.113）	（0.068）	（0.030）	（0.031）	（0.066）
控制变量一次项	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
控制变量二次项	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	169	91	130	195	195	195	195

注：** P<0.05，*** P<0.01；括号内数值为稳健标准误。

4.5.2　地形起伏异质性

土地作为农业生产的基础，其禀赋特征对粮食生产韧性提升具有重要影响。借鉴秦旺康等[37]的研究，以地形起伏的中位数为分组依据，将样本划分为地形起伏度较高地区与较低地区。地形起伏度较高地区的数字技术赋能效应更为显著，其回归系数达到0.461，且在1%的水平上显著。这表明在丘

陵、山地等地形复杂地区，数字技术展现出更强的“地理跨越”能力。传统的机械化作业在复杂地形下受限严重，而数字技术通过遥感监测、无人机精准作业等数字农业生产方式，有效弥补了地理条件对农业生产效率和抗风险能力的制约，实现了粮食生产韧性的显著提升。地形起伏度较低地区的系数相对较小，回归系数为0.198，同样在1%水平上显著。平原地区由于耕地连片，传统农业机械化和规模化程度已经处于较高水平。虽然数字技术仍能发挥提升作用，但相较于地形起伏程度较高的地区，其对地形起伏程度较低地区的边际贡献较低。

4.5.3 经济发展水平异质性

经济发展水平不同的地区在资源分配、基础设施和技术投入方面存在显著差异。参照尹鹏等[38]的研究，计算出全国30个省份人均国内生产总值的中位数，将全样本分为经济发展高水平和经济发展低水平两个子样本进行回归。经济发展水平较低地区的粮食生产韧性提升更依赖数字技术，回归系数为0.470，且在1%的水平上高度显著。这一发现体现了数字技术的“普惠性”特征。在经济基础较薄弱的地区，数字技术的介入往往能突破门槛，产生“跨越式”发展效应。通过引入数字普惠金融、农业科技创新专利服务等互联网业务，这些地区能够迅速弥补传统资源投入的不足，显著强化农业生产系统的调节适应能力。经济发展水平较高地区的赋能效应相对稳健，回归系数为0.287。高经济水平地区虽然数字基础设施（如5G、长途光缆）更为完善，但由于其粮食生产韧性基数普遍较高，数字技术的边际贡献率相对于低水平地区而言较低。

5 结论与启示

5.1 结论

基于2011—2023年中国30个省（直辖市、自治区，不含港澳台和西藏）的面板数据，在构建数字技术与粮食生产韧性评价指标体系的基础上，运用双重机器学习模型实证检验了数字技术对粮食生产韧性的影响效应及其内在机制。主要研究结论如下：

（1）数字技术显著提升了粮食生产韧性，但在不同维度的影响存在异质性。基准回归结果显示，数字技术对粮食生产韧性的提升作用在1%水平上显著，且当数字技术每提升1个单位，粮食生产韧性提升0.309个单位。从细化维度看，数字技术凭借精准的数据捕捉与智能决策能力，显著提升了粮食生产遭受冲击后的调节适应力，并依托人工智能赋能技术研发与支持智能装备投入显著强化了转型创新力。但由于技术依赖和资本挤占效应，对风险抵抗力表现出负向的影响。

（2）机制分析表明数字技术通过驱动要素重组，从“人-地-服”三条路径提升粮食生产韧性。在人的维度，数字技术替代效应释放农村剩余劳动力，通过降低信息不对称推动劳动力向非农产业转移，非农就业带来的资本回流支持农户购置优质种子和减损装备，增强生产抵抗力；在土地维度，数字技术依托数字通信网络和平台降低土地流转搜寻成本，推动耕地向规模经营主体集中。规模化经营使精准灌溉、物联网监测等技术的边际效用得以最大化发挥，提升要素配置灵活性，强化生产调节适应力；在服务维度，数字技术赋能农业生产性服务组织，依托专业化生产性服务的技术示范与扩散效应，熨平产量波动提升粮食生产系统向绿色高效转型的创新力。

（3）异质性分析揭示了在地形起伏较大的地区，数字技术通过无人机植保、遥感监测等手段显著改善了作业效率，强化了复杂地形下粮食生产的抗风险能力。在经济发展水平较低及粮食产销平衡区，数字技术的普惠性特征使其能够产生比发达地区更强的边际效应，填补传统资源投入的不足，提升粮食生产韧性。

5.2 启示

基于上述实证分析发现，数字技术的应用能够有效推进粮食生产韧性提升。因此，在研究发现基础上进一步提出提升数字技术与粮食生产韧性深度融合发展的建议。

一是，促进数字技术深度融合，突破数智农业生产平台期。主产区承担的是保障国家粮食安全的重任，针对主产区规模化、专业化农业生产方式趋于成熟的现状，应利用数字技术打通农业生产系统的产前研发、产中作业与产后物流的数据链。建立跨区域的农业大数据共享机制，利用精准的市场需求数据反馈指导各粮食产区的品种选育与农艺改进，提升粮食生产系统的转型创新力，确保主产区在保障国家粮食安全中发挥好“压舱石”作用。此外，应针对产销平衡区和主销区的特征实施精准赋能，借鉴推广“北大荒”等智慧农业生产模式，重点支持基于大数据的全产业链协同平台建设，推广变量施肥、智能灌溉、农机自动驾驶作业等精准耕

作系统，通过数字技术的系统性集成，重构农业生产的底层逻辑。充分发挥数字技术在风险抵抗与调节适应中的核心作用，利用智慧气象预警、病虫害智能化防控等手段，将数字基础设施与高标准农田建设深度绑定，实现对生产环境的实时监控与动态反馈，强化农业生产系统在极端冲击下的底线支撑能力。

二是，创新“数字反哺”横向利益补偿机制，缩小数字技术省际差异。实证表明数字技术具有显著的普惠性，在经济发展水平较低地区展现出更强的“跨越式”赋能效应。围绕数字技术赋能粮食产销区域协同，探索“数字技术+人才”的多元化补偿路径，鼓励经济发达的粮食主销区利用数字资源优势向主产区开展“数字反哺”，通过跨省域农业云数字平台共享、数字技术专利授权及数字化专业人才对口支援弥补主产区数字配套设施和技术服务短板，推动补偿模式从“输血式”资金补偿向“造血式”技术补偿转变以提升主产区农业生产韧性恢复与创新能力；同时，针对产销平衡区数字赋能效应最强的特征，应加大基础投入以防范新的数字鸿沟，借助数字技术快速透明的特征打通主销区消费端与主产区生产端的“产销信息屏障”，将市场需求预测、农产品价格波动等数据实时反馈给主产区以引导其精准调整种植结构与抗风险策略，通过数据带动技术流与资金流跨区域流动，增强粮食生产系统应对市场冲击的调节适应力；此外，还需优化数字红利的区域分配公平性，针对产销平衡区数字赋能效应最强的特征，加大其数字技术基础投入以防范新的“数字鸿沟”，并通过完善省际间数字化协同防灾减灾体系提升各区域应对极端气象冲击的整体防御韧性，最终实现粮食安全保障与数字经济发展的协同共进。

三是，培育数字化新型农业社会化服务体系，赋能农户抗灾恢复力提升。异质性分析表明，在地形起伏较大地区，数字技术展现出强大的地理跨越能力。应依托大数据与云平台技术，整合零散的农机设备、农资及劳动力资源，实现供需信息的精准匹配。通过降低信息搜寻与谈判成本，促进生产性服务向偏远及地形起伏较大地区延伸，发挥数字技术在复杂地理条件下的“跨越效应”，增强农业系统在遭遇冲击时的要素配置灵活性，强化精准化监测与干预能力，夯实风险抵抗力。支持社会化服务组织集成智慧气象监测、病虫害智能化防控等数字技术，为农户提供实时监测与精准预测服务。利用植保无人机、智能排灌等数字化手段，在灾害发生前提前预警，灾后快速干预，有效缩短粮食生产韧性的恢复周期，最大限度降低外部冲击导致的产量波动。发挥服务组织的“创新载体”作用，驱动韧性持续提升。生产性服务组织不仅是技术的应用者，更是技术创新的集成者。通过服务赋能，引导农户向技术密集型生产模式转型，从根本上强化粮食生产系统应对极端不确定性的变革力。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 李国祥 . 新时代国家粮食安全的目标任务及根本要求——学习习近平关于国家粮食安全论述及十九届六中全会相关精神的体会[J]. 中国农村经济, 2022(3): 2-11.
LI G X. On the policy goals and fundamental requirements of national food security in a new era: To learn from General Secretary Xi Jinping's exposition on national food security and the relevant spirit of the sixth plenary session of the 19th CPC central committee[J]. Chinese Rural Economy, 2022(3): 2-11.

[2] 丁存振, 徐宣国 . 国际粮食供应链安全风险与应对研究[J]. 经济学家, 2022(6): 109-118.
DING C Z, XU X G. Research on security risks of international food supply chain and countermeasures[J]. Economist, 2022(6): 109-118.

[3] 鲍国良, 姚蔚 . 我国粮食生产现状及面临的主要风险[J]. 华南农业大学学报(社会科学版), 2019, 18(6): 111-120.
BAO G L, YAO W. Current situation and main risks of grain production in China[J]. Journal of South China Agricultural University (Social Science Edition), 2019, 18(6): 111-120.

[4] MARTIN R. Regional economic resilience, hysteresis and recessionary shocks[M]// Papers in Evolutionary Economic Geography (PEEG). Utrecht University, Department of Human Geography and Spatial Planning, Group Economic Geography, 2010.

[5] HODBOD J, EAKIN H. Adapting a social-ecological resilience framework for food systems[J]. Journal of Environmental Studies and Sciences, 2015, 5(3): 474-484.

[6] HUANG Y, REN F W, WANG Y W. Evaluation and pathways for achieving agricultural resilience under the framework of climate-smart agriculture[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2026, 13: 105.

[7] COOPMANS I, BIJTTEBIER J, MARCHAND F, et al. COVID-19 impacts on Flemish food supply chains and lessons for agri-food system resilience[J]. Agricultural Systems, 2021, 190: 103136.

[8] 朱满德, 张青 . 农业生产性服务与粮食生产韧性: 影响机制与实证检验[J]. 湖南农业大学学报(社会科学版), 2024, 25(6): 1-11.
ZHU M D, ZHANG Q. Agricultural productive services and grain production resilience: Influencing mechanisms and empirical tests[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Social Sciences), 2024, 25(6): 1-11.

[9] LAMICHHANE P, MILLER K K, HADJIKAKOU M, et al. Resilience of smallholder cropping to climatic variability[J]. Science of the Total Environment, 2020, 719: 137464.

[10] 李少林, 马里 . 国家现代农业示范区建设影响粮食生产韧性的作用机制及政策效应[J]. 深圳大学学报(人文社会科学版), 2025, 42(3): 5-15.
LI S L, MA L. The mechanism and policy effects of national modern agricultural demonstration zone construction on grain production resilience[J]. Journal of Shenzhen University (Humanities & Social Sciences), 2025, 42(3): 5-15.

[11] WARD F A. Enhancing climate resilience of irrigated agriculture: A review[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 302: 114032.
[12] 刘佳, 秦芳. 高标准农田建设对粮食生产韧性的影响研究——基于高标准农田建设试点政策的准自然实验[J]. 农业经济与管理, 2024(6): 77-90.
LIU J, QIN F. Research on impact of high-standard farmland construction on grain production resilience: Based on quasi-natural experiment of high-standard farmland construction pilot policy [J]. Agricultural Economics and Management, 2024(6): 77-90.
[13] 周密, 牛浩, 魏超, 等. 农业保险保障对粮食生产韧性的影响研究[J]. 中国农业资源与区划, 2024, 45(8): 44-55.
ZHOU M, NIU H, WEI C, et al. The impact of agricultural insurance guarantee on the food production resilience[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2024, 45 (8): 44-55.
[14] SHILOMBOLENI H, EPSTEIN G, MANSINGH A. Building resilience in Africa's smallholder farming systems: Contributions from agricultural development interventions: A scoping review [J]. Ecology and Society, 2024, 29(3): art22.
[15] FANG D, CHEN J Q, WANG S G, et al. Can agricultural mechanization enhance the climate resilience of food production? Evidence from China[J]. Applied Energy, 2024, 373: 123928.
[16] 高鸣, 杨新宇. 农业增效益: 数字技术赋能粮食产业高质量发展的实践进路[J]. 学习与探索, 2025(2): 23-32.
GAO M, YANG X Y. Increasing agricultural benefits: The practical path of digital technology empowering the high-quality development of the grain industry[J]. Study & Exploration, 2025(2): 23-32.
[17] 何可, 朱润. 数字技术赋能粮食系统绿色低碳转型[J]. 南京农业大学学报(社会科学版), 2025, 25(1): 55-67.
HE K, ZHU R. Digital technology empowers the green and low-carbon transformation of the food system[J]. Journal of Nanjing Agricultural University (Social Sciences Edition), 2025, 25(1): 55-67.
[18] 黄季焜, 苏岚岚, 王悦. 数字技术促进农业农村发展: 机遇、挑战和推进思路[J]. 中国农村经济, 2024(1): 21-40.
HUANG J K, SU L L, WANG Y. Digital technologies facilitate agricultural and rural development: Opportunities, challenges, and future directions[J]. Chinese Rural Economy, 2024(1): 21-40.
[19] HUANG J K, SU L L, HUANG Q W, et al. Facilitating inclusive ICT application and e-Commerce development in rural China[J]. Agricultural Economics, 2022, 53(6): 938-952.
[20] SRINIVASA RAO C, KAREEMULLA K, KRISHNAN P, et al. Agro-ecosystem based sustainability indicators for climate resilient agriculture in India: A conceptual framework[J]. Ecological Indicators, 2019, 105: 621-633.
[21] VON BRIEL F, DAVIDSSON P, RECKER J. Digital technologies as external enablers of new venture creation in the IT hardware sector[J]. Entrepreneurship Theory and Practice, 2018, 42 (1): 47-69.
[22] 侯明利, 郝新哲. 数字技术如何推动农业高质量发展——基于要素流动的中介效应与产业结构转型的调节效应[J]. 河南师范大学学报(哲学社会科学版), 2023, 50(6): 21-28.
HOU M L, HAO X Z. How does digital technology promote high-quality agricultural development: The mediation effect based on factor flow and the regulating effect of industrial structure transformation[J]. Journal of Henan Normal University (Philosophy and Social Sciences Edition), 2023, 50(6): 21-28.
[23] 任健华, 雷宏振. 数字普惠金融、资本深化与农业全要素生产率[J]. 社会科学家, 2022(6): 86-95.
REN J H, LEI H Z. Digital financial inclusion, capital deepening and total factor productivity in agriculture[J]. Social Scientist, 2022(6): 86-95.
[24] 曾福生, 蔡林军. 劳动力转移影响粮食生产韧性的理论机制与实证检验[J]. 华南农业大学学报(社会科学版), 2024, 23(5): 84-94.
ZENG F S, CAI L J. Theoretical mechanism and empirical verification of impact of labor transfer on the resilience of grain production[J]. Journal of South China Agricultural University (Social Science Edition), 2024, 23(5): 84-94.
[25] 唐林, 罗小锋, 张俊飚. 购买农业机械服务增加了农户收入吗——基于老龄化视角的检验[J]. 农业技术经济, 2021(1): 46-60.
TANG L, LUO X F, ZHANG J B. Has the purchase of agricultural machinery services increased farmers' Income? —Testing from the perspective of aging[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2021(1): 46-60.
[26] 马晓河, 杨祥雪. 城乡二元结构转换过程中的农业劳动力转移——基于刘易斯第二转折点的验证[J]. 农业经济问题, 2023 (1): 4-17.
MA X H, YANG X X. Agricultural labor migration in the process of urban-rural dual structure transformation: A validation based on Lewis' second turning point[J]. Issues in Agricultural Economy, 2023(1): 4-17.
[27] 李程钰, 侯盈伦, 刘淑云, 等. 农业数字技术发展对土地规模经营的影响——基于农业机械化与农户融资成本的中介效应[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(9): 292-302.
LI C Y, HOU Y L, LIU S Y, et al. Impact of agricultural digital technology development on land scale management: The mediating role of agricultural mechanization and farmers' financing costs [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(9): 292-302.
[28] 谢帮生, 陈鎏鹏, 周子渭. 数字乡村建设能助力乡村包容性绿色增长吗?——基于双重机器学习的因果推断[J]. 中国人口·资源与环境, 2024, 34(12): 167-179.
XIE B S, CHEN L P, ZHOU Z W. Can digital rural construction help promote inclusive and green growth in rural areas: Causal inference based on dual machine learning[J]. China Population, Resources and Environment, 2024, 34(12): 167-179.
[29] 郝爱民, 谭家银. 数字乡村建设对我国粮食体系韧性的影响[J]. 华南农业大学学报(社会科学版), 2022, 21(3): 10-24.
HAO A M, TAN J Y. Impact of digital rural construction on food system resilience[J]. Journal of South China Agricultural University (Social Science Edition), 2022, 21(3): 10-24.
[30] 王箔旭, 李朝柱. 农村人口老龄化与农业生产的效应机制[J]. 华南农业大学学报(社会科学版), 2020, 19(2): 60-73.
WANG J X, LI C Z. Effect mechanism of rural population aging on agricultural production[J]. Journal of South China Agricultural University (Social Science Edition), 2020, 19(2): 60-73.
[31] ATHEY S, IMBENS G W. Machine learning methods that economists should know about[J]. Annual Review of Economics, 2019, 11: 685-725.
[32] CHERNOZHUKOV V, CHETVERIKOV D, DEMIRER M, et al. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters[J]. The Econometrics Journal, 2018, 21(1): C1-C68.
[33] 张涛, 李均超. 网络基础设施、包容性绿色增长与地区差距——基于双重机器学习的因果推断[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(4): 113-135.
ZHANG T, LI J C. Network infrastructure, inclusive green growth, and regional inequality: From causal inference based on double machine learning[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, 2023, 40(4): 113-135.
[34] 黄群慧, 余泳泽, 张松林. 互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验[J]. 中国工业经济, 2019(8): 5-23.
HUANG Q H, YU Y Z, ZHANG S L. Internet development and productivity growth in manufacturing industry: Internal mechanism and China experiences[J]. China Industrial Economics, 2019 (8): 5-23.
[35] CHEN Y, JIANG C L, PENG L, et al. Digital infrastructure construction and urban industrial chain resilience: Evidence from the "Broadband China" strategy[J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 121: 106228.
[36] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(5): 100-120.
JIANG T. Mediating effects and moderating effects in causal inference[J]. China Industrial Economics, 2022(5): 100-120.
[37] 秦旺康, 凌佳旭, 薛永基. 数字乡村发展对粮食主产区农业生产效率提升的影响机制研究[J]. 农业现代化研究, 2025, 46(3): 454-469.
QIN W K, LING J X, XUE Y J. Research on the influencing

mechanism of digital rural development on the improvement of agricultural production efficiency in main grain producing areas [J]. Research of Agricultural Modernization, 2025, 46(3): 454-469.
[38] 尹鹏, 李瑞庆, 王莎莎, 等. 数字技术创新对乡村旅游公共服务的影响及其空间效应[J]. 经济地理, 2026, 46(1): 256-265.
YIN P, LI R Q, WANG S S, et al. Impact and spatial effect of digital technology innovation on the rural tourism public service[J]. Economic Geography, 2026, 46(1): 256-265.

Can Digital Technology Improve the Resilience of Grain Production: Causal Inference Based on Dual Machine Learning

XU Jiabin[1], QIN Yaru[1], WEN Haoyang[1], QIU Huanguang[2], CUI Zhaoda[3*]

（1. *College of Economics and Management*, *Northeast Agricultural University*, *Harbin* 150030, *China*; 2. *School of Economics*, *Liaoning University*, *Shenyang* 110036, *China*; 3. *College of Economics and Management*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*）

Abstract: [Objective] Leveraging digital technology to enhance grain production resilience is pivotal for ensuring food security and constructing a modernized agricultural support system. The purposes of this study are to: (1) Define the connotation of grain production resilience and construct an evaluation index system across three dimensions: risk resistance, regulatory adaptability, and transformative innovation; (2) Identify the impact and mechanisms of digital technology as a new production factor on grain production resilience; (3) Reveal how digital technology influences resilience through the reorganization of "People-Land-Service" factors; (4) Analyze the heterogeneity of these effects across diverse geographical environments and economic endowments. **[Methods]** Based on panel data from 30 Chinese provinces spanning 2011 to 2023, a rigorous empirical analysis was conducted. First, the entropy method was employed to measure the levels of digital technology and grain production resilience. Second, a dual machine learning model, utilizing support vector machine as base learners with 5-fold cross-validation and double residualization, was constructed for causal inference to address the "curse of dimensionality" and specification biases inherent in traditional linear models. To ensure robustness, an instrumental variable approach was applied, using the product of the number of fixed-line telephones in 1984 and the national internet users of the previous year. Third, a mediation effect model was introduced to test three pathways: non-farm labor transfer, large-scale land management, and agricultural productive services. **[Results and Discussions]** Mechanism analysis indicated: (1) In the "People" dimension, digital technology promoted non-farm labor transfer by reducing information search costs, thereby inducing capital reflux to alleviate financial constraints; (2) In the "Land" dimension, digital platforms lowered transaction costs for land transfer, facilitating contiguous large-scale farming and improving the marginal efficiency of digital equipment; (3) In the "Service" dimension, digital technology empowered agricultural service organizations, enhancing resilience through technology diffusion and professional intervention. Heterogeneity analysis showed that the empowerment effect was more pronounced in grain production-marketing balanced zones, high-relief terrains, and economically underdeveloped regions. This highlighted the "gap-filling" nature of digital technology, where precision tools like drones and remote sensing compensated for the limitations of traditional machinery in complex terrains. Notably, while digital technology significantly drove overall resilience, it primarily bolstered regulatory adaptability and transformative innovation while exerting a significant negative impact on initial risk resistance. **[Conclusions]** Digital technology is not a mere superposition of factors; rather, it catalyzes a fundamental transformation in the dynamics of grain production through the systemic restructuring of elements. To this end, differentiated strategies should be implemented: Major grain-producing areas should prioritize full-chain data integration, whereas production-marketing balanced zones and ecologically disadvantaged regions should focus on overcoming digital infrastructure bottlenecks. Furthermore, a horizontal "digital feedback" compensation mechanism should be innovated, encouraging major consumption areas to shift from "blood transfusion" (passive aid) to "blood-making" (capacity building) through technology licensing and targeted talent support. Finally, a new system of digitalized agricultural social services should be cultivated, leveraging the scale effects of digital platforms to effectively bridge the gap between smallholder farmers and modern agriculture.

Key words: grain production resilience; digital technology; restructuring of elements; dual machine learning; support vector machine

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (72503031); General Project of China Postdoctoral Science Foundation (2025M772469); Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (LH2024G001); Heilongjiang Province Philosophy and Social Science Fund Project (25JYC030); Shandong Province Natural Science Foundation Youth Project (ZR2025QC734)

First author: XU Jiabin, E-mail: xujiabin0319@neau.edu.cn
***Corresponding author:** CUI Zhaoda, E-mail: sdauczd@163.com