

数据要素驱动农业企业新质生产力发展

——理论机制与实证检验

何奕淳, 张 宸, 伍希睿

南京邮电大学管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年7月24日; 录用日期: 2026年10月14日; 发布日期: 2026年10月22日

摘 要

在数字经济与农业现代化深度融合的背景下, 如何破解农业生产“靠天吃饭”的资源约束, 培育新质生产力, 成为农业强国建设的关键议题。作为新型生产要素, 数据被视为优化农业价值链的核心引擎, 但其微观驱动机制及边界条件尚不明晰。基于此, 本文以2012~2024年沪深A股农业上市企业为样本, 构建“数据要素-企业动态能力-新质生产力”框架, 从信息不对称缓解、生物性资产管理优化、自然风险抵御增强三条路径阐释其驱动机制, 实证检验数据要素的驱动效应及其作用机理。研究发现: (1) 数据要素应用显著促进了农业企业新质生产力提升, 该效应经多重稳健性检验依然成立; (2) 动态能力在这一过程中发挥了部分中介作用, 揭示了其转化路径; (3) 企业ESG表现正向调节数据要素的驱动效应, 高ESG表现企业的数据边际生产力提升50%以上; (4) 异质性分析表明, 数据要素驱动作用在非国有企业和核心农业生产领域更为显著, 其中畜牧业驱动效应尤为突出, 种植业因生产周期长且当前样本规模有限, 效应尚不显著。本文为农业数字化政策设计和企业数据战略制定提供了微观实证依据。

关键词

数据要素, 新质生产力, 动态能力, ESG表现, 农业企业

Data Elements Driving the Development of New Quality Productivity in Agricultural Enterprises

—Theoretical Mechanisms and Empirical Tests

Yichun He, Chen Zhang, Xirui Wu

School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: July 24, 2026; accepted: October 14, 2026; published: October 22, 2026

文章引用: 何奕淳, 张宸, 伍希睿. 数据要素驱动农业企业新质生产力发展[J]. 商业全球化, 2026, 14(4): 362-377.
DOI: 10.12677/bglo.2026.144035

Abstract

Against the backdrop of the deep integration of digital economy and agricultural modernization, addressing the resource constraints arising from agriculture's reliance on weather and cultivating new quality productive forces (NQPF) has emerged as a central challenge in China's pursuit of agricultural strength. As a novel factor of production, data is regarded as the core engine for optimizing the agricultural value chain; however, its micro-level driving mechanisms and boundary conditions remain underexplored. Drawing on data from agricultural listed companies on the Shanghai and Shenzhen A-share markets over the period 2012~2024, this study constructs a theoretical framework linking "data elements - enterprise dynamic capabilities - new quality productive forces." It elucidates three specific driving pathways—reducing information asymmetry, optimizing biological asset management, and enhancing resilience against natural risks—and empirically tests the driving effect of data elements and its underlying mechanisms. The findings reveal that: (1) Data element application significantly promotes the development of NQPF in agricultural enterprises, and this effect remains valid after multiple robustness checks; (2) Enterprise dynamic capability plays a partial mediating role, revealing its transformation pathway; (3) ESG performance positively moderates this promoting effect, with the marginal productivity of data increasing by more than 50% in enterprises with high ESG performance; (4) The driving effect is more pronounced in non-state-owned enterprises and core agricultural production sectors. Notably, the effect is particularly strong in the livestock industry, whereas the effect in the crop farming sector is not statistically significant, likely due to longer production cycles and limited sample size among listed companies. These findings offer micro-level empirical evidence for agricultural digitalization policy design and enterprise data strategy formulation.

Keywords

Data Elements, New Quality Productive Forces, Dynamic Capability, ESG Performance, Agricultural Enterprises

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

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

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



Open Access

1. 引言

中国农业正站在转型升级的十字路口。一方面，耕地和水资源的刚性约束日益趋紧，传统要素驱动模式已近天花板；另一方面，极端气候频发、市场需求多元化等不确定性因素持续增加，农业企业面临“增产不增收”的困境。如何在资源有限的条件下实现生产效率的跃升？这是摆在中国农业现代化进程中的核心命题^[1]。“新质生产力”概念于2023年由中央正式提出并写入系列政策文件，强调以创新为主导、以高科技、高效能、高质量为特征的生产力新形态^[2]；《中共中央 国务院关于进一步深化农村改革扎实推进乡村全面振兴的意见》¹明确提出“因地制宜发展农业新质生产力”；《中共中央 国务院关于锚定农业农村现代化 扎实推进乡村全面振兴的意见》²强调“提升农业综合生产能力和质量效益”“提升农业科技创新效能”。农业新质生产力已然成为乡村全面振兴和农业强国建设的关键引擎。

在生产要素重组背景下，数据要素作为继土地、劳动、资本、技术之后的第五大生产要素，正展现出独特的战略价值^[3]。与传统要素不同，数据具有非竞争性、强渗透性和规模报酬递增的特征^[4]，能

¹https://www.gov.cn/gongbao/2025/issue_11906/202503/content_7011166.html

²https://www.gov.cn/zhengce/202602/content_7056931.htm

够通过与其他要素的组合创新,突破资源禀赋约束。从2020年《中共中央 国务院关于构建更加完善的要素市场化配置体制机制的意见》³将数据纳入生产要素范畴,到2022年《中共中央 国务院关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见》(简称“数据二十条”)⁴进一步明确数据产权结构与收益分配机制,再到《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026年)》⁵提出以场景牵引带动数据要素价值充分释放,如今“十五五”规划建议进一步强调“健全数据要素基础制度,建设开放共享安全的全国一体化数据市场”,数据要素已从资源属性向要素价值化转型,其在经济社会发展中的战略地位不断提升。然而,需要明确的是,数据要素强调数据作为生产投入参与价值创造的过程,核心在于数据的市场化配置、要素化运用与价值化转化[5]。

在农业领域,数据要素的应用场景日益丰富:智能大棚通过实时监测实现精准种植,智慧养殖系统能预警疫病风险,碳排放监测为绿色生产提供依据,供应链数据协同优化库存与物流[6]。然而,从“数据资源”到“生产力增量”的转化并非自动发生,其内在机制与边界条件亟待学术界深入探究。

现有文献主要从三个角度探讨数据要素与生产力的关系。第一,研究论述了数据要素对经济增长的正向作用[7],且多基于地区或行业等理论视角。第二,技术应用视角的研究关注数字技术在农业生产中的具体应用[8][9],但现有研究往往将“数字化转型”“数智化转型”与“数据要素”混为一谈,忽视了数据作为可配置、可流通、可增值的要素属性。第三,新质生产力测度方面,相关研究已经开展了对省级农业新质生产力的量化研究[10],市域及企业层面关于新质生产力测度的研究也层出不穷[11]。此外,现有研究对新质生产力与全要素生产率、技术创新、数字化转型等概念的边界仍存在混用。周文、许凌云(2023)[12]指出,新质生产力是以科技创新为主导、实现关键性颠覆性技术突破而产生的先进生产力形态,区别于传统要素投入驱动的增长路径。本文基于政治经济学视角,将农业企业新质生产力界定为“以数据要素深度应用为特征的先进农业生产形态”,并通过熵值法测度。综合来看,三个关键问题仍未得到充分回答:其一,数据要素应用是否显著促进农业企业新质生产力发展?其二,这一影响通过何种微观机制实现?其三,不同企业特征和外部条件如何调节这一效应?

基于上述研究缺口,本文以2012~2024年沪深A股农业上市企业为样本,构建“数据要素-企业动态能力-新质生产力”理论框架,系统检验数据要素的驱动效应、中介机制与调节边界。相较于现有研究,本文的边际贡献体现在:(1)引入动态能力理论,解释数据要素如何通过增强企业的感知、整合和重构能力转化为生产力提升;(2)聚焦农业企业的独特性,揭示数据要素在农业领域的特殊作用机理;(3)通过异质性分析和机制检验,为差异化政策设计提供微观证据。

2. 理论分析与研究假设

2.1. 数据要素与农业企业新质生产力

新质生产力是以科技创新为核心驱动、具有高科技高效能高质量特征的先进生产力形态。对农业企业而言,新质生产力不仅强调产出效率的提升,更突出对资源约束的缓解、风险应对能力的增强以及绿色可持续发展的综合要求[13]。与工业企业相比,农业生产高度依赖自然条件,具有生产周期长、风险不确定性高、要素替代弹性弱等特点,这使得农业企业新质生产力的实现路径更加复杂[14]。数据要素则强调数据作为可配置、可流通、可增值的经济资源,在生产经营过程中参与价值创造并实现要素化配置的能力。其核心不在于数字技术本身的先进性,而在于数据在采集、加工、分析及应用过程中所形成的要素价值转化能力——即数据如何融入企业决策、生产组织及资源配置流程,持续释放经济价值并重塑生产力结构。

³https://www.mee.gov.cn/zcwj/zyygwj/202004/t20200409_773730.shtml

⁴https://www.mee.gov.cn/zcwj/zyygwj/202212/t20221220_1008244.shtml

⁵<https://www.nda.gov.cn/sjj/xgk/gknr/ghjh/0909/ff808081-91bfe71b-0191-d5d7e519-0460.pdf>

农业企业面临独特的“三重不确定性”挑战，这为数据要素的价值创造提供了天然场景。首先是自然风险的不确定性。农业生产高度依赖气候、土壤、水文等自然条件，病虫害、极端天气等突发事件频发。传统经验决策难以应对复杂多变的自然系统。数据要素通过物联网传感器、卫星遥感等技术手段，将生产过程的“信息黑箱”变为“数据透明”，使企业能够实时监测、提前预警、精准干预，由此将以往的“事后应对”前置为“事前预警”——气象、气象衍生与生产数据的多源融合，降低灾害性事件冲击下的损失；其次是市场波动不确定性。农产品价格受供需关系、季节性、突发事件等多重因素影响，波动剧烈。数据要素能够整合产地、流通、销售各环节信息，构建供需预测模型，帮助企业优化生产计划和库存管理。某生猪养殖企业通过分析屠宰量、饲料价格、突发公共卫生事件等数据，将存栏周期预测准确率提升至 85%，有效规避价格风险，即数据要素在此场景下承担的是降低信息不对称的功能——整合多端信息、提升价格信号透明度，缓解农产品市场的“柠檬”问题；最后是资源约束不确定性。耕地、水资源等要素供给刚性，如何在有限资源下实现产出最大化？数据要素通过精准配置实现“减量增效”。精准灌溉系统根据土壤墒情、作物需水规律动态调节供水，节水率可达 40%，同时作物产量提升 10%~15%。

而从生产力三要素视角，数据要素对农业企业新质生产力的驱动作用主要体现在三个方面，即从单一机械化到智能化协同(劳动资料维度)、从粗放投入到精准管理(劳动对象维度)、从经验决策到数据赋能(劳动者维度)。数据要素与农业机械、传感设备及信息系统深度融合，推动劳动工具升级。通过动态刻画土地、水资源、种质资源、农资投入的状态，优化要素配置结构。相关数据平台则显著增强了农业企业和从业者的信息获取与决策能力。

综上所述，数据要素通过降低农业生产的信息不对称、优化生物性资产管理、增强自然风险抵御能力，重塑农业企业的效率边界、韧性结构与可持续发展能力，这正是新质生产力的核心内涵。据此，本文提出：

H1：数据要素应用水平对农业企业新质生产力具有显著正向影响。

2.2. 动态能力的中介作用

Teece 的动态能力框架将企业的动态能力划分为感知能力(Sensing)、整合能力(Seizing)和重构能力(Transforming)，强调企业应通过这些能力来感知外部环境变化、把握机遇并重构资源，从而适应快速变动的竞争环境并获得持续竞争优势[15]。资源基础观(RBV)也指出，企业仅拥有静态资源(如数据)本身并不能带来竞争优势，还需通过管理和组织流程等动态能力来释放资源价值[16]。

以精准灌溉技术为例，通过实时监测土壤、植株状态，对突发情况做出及时反馈，实现从传统经验控制向数据驱动的精准灌溉转变，不仅显著提高了水资源利用率和作物产量，同时提升了农业企业对环境风险的预测与响应能力。除此之外，通过借助数据平台，生产资料供应商、加工企业、销售渠道等上下游主体实现了信息互联和协同决策。数据要素对农业企业的资源整合提升，不仅体现在外部产业协同方面，还包括在内部通过强大的数据分析能力构建数据驱动的企业文化。Ciasullo 等(2025)研究发现，企业对大数据分析能力和数字能力的投资，不仅能带来更好的数据应用能力，还能培养企业基于数据而非直觉的决策文化，这表明数据要素是企业文化转型的重要驱动力[17]。

由此可见，数据要素通过构建数据共享平台和提升分析能力，连接了农业企业内部资源与产业链资源，加速了商业模式和业务流程的协同优化。数据要素驱动下的组织重构能力也得到了增强。在数字化背景下，这种数字赋能使农业企业原有的经验分工模式转变为以实时数据为指引的动态组织模式。原本分散的育种研发、生产调度和市场营销职能可以通过共享数据平台将其重新编排，实现育种规划与市场需求的直接对接。正如何中伟(2023) [18]所指出，大数据加强了企业对环境的适应能力，面对发展战略、员工素质、岗位设置等变化，助力企业打破自身固有运行模式，从而实现持续创新，这就是企业相对高

阶的动态能力。针对以上分析,已有实证研究为上述机制提供了支持。王墨林等(2022) [19]基于中国制造业上市企业数据验证了数字化转型通过提升动态能力显著促进企业国际化扩张的传导路径。

基于以上分析,本文提出以下假设:

H2: 企业动态能力在数据要素应用与农业企业新质生产力间发挥中介作用。

2.3. 企业 ESG 表现的调节作用

企业 ESG 表现反映了企业在环境(Environmental)、社会(Social)和公司治理(Governance)三个维度的综合绩效,是衡量企业可持续发展能力和制度嵌入程度的重要指标。现有研究表明,良好的 ESG 表现不仅能够改善企业外部声誉和融资环境,还能够通过优化内部治理结构和利益相关者关系,增强企业对新技术、新要素的吸收和转化能力[20]。在数据要素驱动农业企业新质生产力发展的进程中,ESG 表现与数据要素应用存在天然耦合。

从环境维度(E)看,农业企业是资源消耗和生态影响高度集中的主体之一。高 ESG 表现的企业通常面临更严格的环境监管和社会监督,倒逼其在节能减排、资源循环方面加大投入。这种“绿色压力”内生数据要素的应用需求:碳排放监测需要实时数据采集,水肥精准管理依赖土壤数据分析,生物多样性保护要求生态环境数据支撑。这使得数据要素在优化资源配置、降低环境成本和提升绿色生产效率方面的作用更容易显现,从而放大数据要素对农业企业新质生产力的正向影响[21],即数据需求内生;从社会责任维度(S)看,良好的 ESG 表现意味着企业更加重视员工权益、供应链协同和社会责任履行。这有助于减少企业在数据要素应用过程中遭遇的组织摩擦与信息不对称问题。一方面,稳定的人力资本和较高的员工信任度有利于数据驱动决策模式在组织内部的落地;另一方面,企业在产业链中的社会声誉提升,有助于推动上下游主体之间的数据共享与协同,从而增强数据要素的网络外部性和规模效应[22],从而促使数据协同摩擦降低;从公司治理层面(G)来看,规范的治理结构有助于缓解委托代理问题,提升企业战略决策的前瞻性与一致性。数据要素作为一种具有高度不确定性和长期收益特征的新型生产要素,其价值释放往往依赖于长期投入和系统性布局。高 ESG 表现的企业通常具有更加健全的内部控制和风险管理机制,有助于避免短期行为对数字化投资的挤出,从而提升数据要素向新质生产力转化的效率[23],使数据投资走向长期化。

综上,ESG 表现通过三重机制强化数据要素的驱动效应:环境压力内生数据需求,社会信任降低协同摩擦,规范治理保障长期投入。高 ESG 企业不仅更愿意应用数据要素,更能够将其转化为现实生产力。相关实证研究也进一步验证了 ESG 评级能够通过促进创新和绿色转型显著增强企业新质生产力,尤其在数字化程度较高的企业中效果更为明显[24]。

基于此,本文提出如下研究假设:

H3: 企业 ESG 表现正向调节数据要素应用对农业企业新质生产力的影响。

3. 研究设计

3.1. 样本选择与数据来源

本文选取 2012~2024 年中国沪深 A 股农业类上市企业作为研究样本。样本筛选主要依据国家统计局《农业及相关产业统计分类(2020)》(国家统计局令第 32 号)⁶和中国证监会发布的【第 31 号公告】《上市公司行业分类指引(2012 年修订)》⁷标准,将农、林、牧、渔业以及农业产业链上下游相关企业纳入研究范畴。参考胡鞍钢和吴群刚学者(2001)的研究[25],将农业企业定义为以农业生产为基础,涵盖

⁶https://www.stats.gov.cn/sj/tjbz/gjtjbz/202302/t20230213_1902783.html

⁷<https://www.csrc.gov.cn/csrc/c101864/c1024632/content.shtml>

农产品生产、农产品加工和农产品流通的企业。数据来源方面，企业财务数据主要来自国泰安(CSMAR)数据库和万德(Wind)数据库；企业数据要素应用水平相关关键词词频数据基于上市公司年度报告文本挖掘整理所得；宏观经济数据来自《中国统计年鉴》。

为了保证研究结论的可靠性与严谨性，参照现有文献的处理范式对原始样本进行如下筛选：

(1) 剔除连续三年亏损或被标记为 ST、ST*及 PT 等财务状况异常的企业，以确保财务稳定性；(2) 剔除主营业务发生重大变更的企业，避免行业异质性干扰；(3) 剔除核心解释变量及控制变量存在严重缺失的观测值。为消除异常值干扰，本文对所有连续变量在 1%和 99%分位上进行了缩尾(Winsorize)处理。经过上述筛选，最终获得 288 家农业上市企业共计 2652 个观测值。

3.2. 变量定义

3.2.1. 被解释变量：农业企业新质生产力(Nqp)

新质生产力是以科技创新为核心驱动力，具有高科技、高效能、高质量特征的先进生产力质态。鉴于新质生产力是一个涉及多维度的综合概念，本文参考蒯斌磊和袁菱苒(2024)关于农业新质生产力测算的研究[26]和丁璐扬和李华晶(2024)关于农业企业新质生产力测算的相关研究[27]，结合农业生产特点，从劳动者、劳动对象、生产资料三个维度构建农业企业新质生产力评价指标体系(见表 1)。在测算方法上，为避免主观赋权的人为偏差，本文采用熵值法对各项指标进行赋权并测算。具体步骤如下：首先，对原始数据进行标准化处理，消除量纲影响；其次，计算各项指标下样本值的比重；再次，计算三级指标的熵值及差异系数；最后，确定各指标权重并加权求和得出各企业的新质生产力综合得分。该得分越高，表明企业新质生产力发展水平越高。

Table 1. Indicator system for evaluating new-quality productive forces in agricultural enterprises

表 1. 农业企业新质生产力评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	衡量标准	属性
劳动者	员工技能	技术人员	农业企业数据相关技术人员数	+
	员工效率	人均产值	农业企业员工人均营业收入	+
劳动对象	经济效益	盈利性	总资产报酬率	+
		成长性	主营业务收入增长率	+
		效率性	总资产周转率	+
	生态环境	社会环境	ESG 评分中环境与社会责任评分之和	+
		农业企业碳生产力	农业企业营业收入/企业碳排放量	+
		人均碳排放量	农业企业碳排放量/农业企业员工数	-
生产资料	科技创新	专利数	农业企业专利申请数	+
	数字化水平	企业数字化水平	数据资产投资(硬件 + 软件)/总资产	+

3.2.2. 核心解释变量：数据要素应用水平(Dig)

企业对数据要素的应用，主要体现在将数字技术融入生产经营全过程的程度上。借鉴吴非等(2021)的研究[28]，本文采用文本挖掘法测度农业企业数据要素应用水平。统计人工智能技术水平、区块链技术水平、云计算技术水平、大数据技术水平及大数据技术应用水平这五项指标的细分指标，在企业年度财务报告中的披露次数，对词频总数加 1 取自然对数，作为衡量数据要素应用水平的代理变量。该指标数值越大，反映企业对数据要素的重视程度越高。

3.2.3. 中介变量：动态能力(Dc)

动态能力指的是企业整合、构建并重组内外部资源，以应对快速变化环境的能力[15]。在数字经济背景下，数据要素通过增强企业的感知、捕捉和转型能力进而提升生产力。本文借鉴赵凤等(2016)的研究[29]，将动态能力细分为创新能力(研发投入强度)、吸收能力(研发人员占比)和适应能力(资产周转率变动系数的倒数)，并利用熵值法合成综合指数作为企业动态能力的代理变量。

3.2.4. 调节变量：企业 ESG 绩效(ESG)

ESG 绩效反映了企业在环境、社会 and 治理方面的综合表现，是衡量企业可持续发展能力的重要指标。良好的 ESG 表现能够为企业数据要素应用提供合法的外部环境和规范的内部治理结构。本文选用华证 ESG 评级数据，该体系将企业 ESG 表现分为 C-AAA 共 9 个等级，本文对其进行赋值处理，从 C 到 AAA 分别赋值 1~9 分，分值越高代表企业 ESG 绩效越好。

3.2.5. 控制变量

为了缓解遗漏变量导致的内生性问题，本文参考相关研究，选取以下可能影响企业生产力的特征变量：(1) 企业规模(Size)：采用期末总资产的自然对数衡量，规模效应通常影响技术采纳效率；(2) 资产负债率(Lev)：负债总额与资产总额之比，反映企业财务风险与融资约束；(3) 净资产收益率(Roe)：净利润与平均股东权益之比，衡量盈利能力；(4) 总资产周转率(Ato)：营业收入与平均资产总额之比，反映营运能力；(5) 现金流比率(Cashflow)：经营活动产生的现金流量净额与总资产之比，反映资金充裕度；(6) 成长性(Growth)：营业收入增长率，反映企业发展潜力；(7) 股权集中度(Top1)：第一大股东持股比例，反映治理结构；(8) 企业年龄(FirmAge)：成立年限的自然对数，控制生命周期影响。相关变量选取及测量方式见表 2。

Table 2. Variable selection and measurement methods

表 2. 变量选取及测量方式

变量	变量名称	符号	变量测度
被解释变量	农业企业新质生产力	Nqp	指标体系综合测度值
解释变量	数据要素利用水平	Dig	数据要素应用关键词在财务报告中出现的频率
中介变量	动态能力	Dc	创新能力、吸收能力和适应能力综合测度值
调节变量	企业 ESG 绩效	ESG	华证 ESG 综合评级赋值
控制变量	企业规模	Size	企业总资产的对数值
	资产负债率	Lev	负债总额与资产总额的比率
	净资产收益率	Roe	净利润与资产平均余额的比率
	总资产周转率	Ato	营业收入与平均资产总额的比率
	现金流比率	Cashflow	现金流量净额与总资产的比率
	营业收入增长率	Growth	本年度营业收入与上一年度营业收入减 1 的比率
	第一大股东持股比例	Top 1	第一大股东持股总数占总股本的比例
	企业年龄	FirmAge	企业成立年限

3.3. 模型设计

3.3.1. 基准回归模型

为检验数据要素应用水平对农业企业新质生产力水平的影响，本文构建如下基准回归模型。如公式

(1)所示,

$$Nqp_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \times Dig_{i,t} + \alpha_2 \times Controls_{i,t} + d_{year} + d_{Industry} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

式中: i , t 分别表示农业企业和年份, α_0 为常数项, $\varepsilon_{i,t}$ 为随机扰动项, $Nq_{i,t}$ 为农业企业 i 在 t 年的新质生产力, $Dig_{i,t}$ 为农业企业 i 在 t 年的数据要素应用水平。Controls _{i,t} 为本文的控制变量。

3.3.2. 中介效应模型

依据温忠麟教授[30]在中介效应模型构建和检验方法方面的理论基础, 本文构建了以动态能力为中介变量的模型, 以检验其在数据要素对农业企业新质生产力影响机制中的中介作用。

$$Nqp_{i,t} = \mu_0 + \mu_1 Dig_{i,t} + \mu_2 Controls_{i,t} + d_{year} + d_{Industry} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$Dc_{i,t} = \rho_0 + \rho_1 Dig_{i,t} + \rho_2 Controls_{i,t} + d_{year} + d_{Industry} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$Nqp_{i,t} = \sigma_0 + \sigma_1 Dig_{i,t} + \sigma_2 Controls_{i,t} + d_{year} + d_{i,Industry} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

式中, Dc 为中介变量动态能力, 公式(2)为数据要素应用水平对农业企业新质生产力的总效应, 公式(3)为数据要素应用水平对动态能力的间接效应, 公式(4)中的 σ_2 为动态能力对农业企业新质生产力的直接效应。将公式(3)代入公式(4)即得到中介作用检验机制检验结果 σ_2 p, 即数据要素应用水平通过动态能力对农业企业新质生产力的影响。若 σ_1 与 σ_2 p1 同号, 表示动态能力在数据要素应用水平对农业企业新质生产力的影响中发挥中介效应; 反之, 则表示动态能力在数据要素应用水平对农业企业新质生产力的影响中存在遮掩效应。

3.3.3. 调节效应模型

根据调节效应路径模型, 建立企业 ESG 绩效在数据要素应用水平对农业企业新质生产力影响中的调节效应模型。如公式(5)所示。 γ_3 为加入调节变量后, 数据要素应用水平对农业企业新质生产力的影响效应。

$$Nqp_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 Dig_{i,t} + \gamma_2 ESG_{i,t} + \gamma_3 Dig_{i,t} \times ESG_{i,t} + \gamma_4 Controls_{i,t} + d_{year} + d_{Industry} + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

4. 实证结果与分析

4.1. 描述性统计

在进行回归模型检验前, 对相关变量进行描述性统计, 以识别其基本统计学特征, 结果见表 3。

Table 3. Descriptive statistics

表 3. 描述性统计

变量	N	Mean	SD	Min	Max	Median
Nqp	2652	0.053	0.038	0.014	0.238	0.041
Dig	2652	1.146	1.004	0.000	3.611	1.099
Size	2652	22.333	1.143	20.259	25.825	22.197
Lev	2652	0.401	0.191	0.055	0.890	0.389
Roe	2652	0.076	0.127	-0.506	0.364	0.075
Ato	2652	0.765	0.461	0.117	2.480	0.653
Cashflow	2652	0.072	0.071	-0.122	0.246	0.068
Growth	2652	0.115	0.266	-0.433	1.463	0.080
Top1	2652	0.353	0.141	0.100	0.725	0.330
FirmAge	2652	3.006	0.276	2.197	3.497	3.045

表 3 报告了主要变量的描述性统计结果。被解释变量农业企业新质生产力(Nqp)的均值为 0.053，标准差为 0.038，最大值与最小值之间相差约 17 倍，表明样本企业在新质生产力发展水平上存在显著差异，呈现“梯队分化”的特征。企业数据要素利用水平(Dig)的均值为 1.146，标准差为 1.004，最小值为 0，最大值为 3.611，反映出不同企业在数据要素应用方面呈现出较大的异质性，为本文研究提供了良好的样本变异。

各控制变量的统计特征表明，样本企业在规模、财务状况、运营效率和治理结构等方面具有一定差异，符合真实经济环境中企业的异质性特征。整体而言，样本数据具有良好的代表性和适度变异性，为后续实证分析提供了可靠基础。

变量间相关系数结果显示，数据要素利用水平(Dig)与农业企业新质生产力(Nqp)的相关系数为 0.120 ($p < 0.01$)，初步验证了两者之间的正向关系。企业规模(Size)与新质生产力的相关系数为 0.568 ($p < 0.01$)，相关程度最高。其他控制变量如资产负债率(Lev)、净资产收益率(Roe)、总资金周转率(Ato)、现金流比率(Cashflow)等均与农业企业新质生产力呈显著正相关。各变量间的相关系数绝对值均未超过 0.8，初步表明不存在严重的多重共线性问题。

在此基础上进一步测算了方差膨胀因子(VIF)，检验结果显示所有变量的 VIF 值均小于 2，远低于经验判断标准 10，平均 VIF 值为 1.280。其中，核心解释变量数据要素利用水平(Dig)的 VIF 值仅为 1.030，容忍度高达 0.970，表明其与其他变量几乎不存在共线性。此外，方差膨胀因子检验结果表明，各变量的 VIF 值处于 1.03 至 1.75 之间，均值为 1.28，远小于 10，说明模型不存在严重的共线性问题。

4.2. 基准回归结果

本研究采用双向固定效应对数据要素驱动农业企业新质生产力的影响机制进行实证检验，基准回归结果如表 4 所示。第(1)列报告了无控制因素和不加入固定效应的结果，第(2)列报告了加入控制变量后的结果，第(3)列报告了进一步加入行业和时间固定效应的结果。结果显示，数据要素应用水平对农业企业新质生产力的影响显著，且回归系数始终为正，表明数据要素应用水平的提升能够显著提高其新质生产力，回应了理论假设 H1。从经济意义上看，数据要素通过优化资源配置、提升决策效率和赋能技术创新，显著推动了农业企业生产力的质态升级。

Table 4. Benchmark regression results
表 4. 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	Nqp	Nqp	Nqp
Dig	0.004*** (0.001)	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)
常数项	0.046*** (0.002)	-0.237*** (0.017)	0.169*** (0.045)
控制变量	NO	YES	YES
时间固定效应	NO	NO	YES
行业固定效应	NO	NO	YES
N	2652	2652	2651
R ²			0.802

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著。

4.3. 稳健性检验

4.3.1. 替换被解释变量

全要素生产率是衡量企业个体各个生产要素利用情况的综合考量指标，代表着企业整体发展水平，也是企业新质生产力的重要标志。本研究参考李丹和李旭浦的研究，选取企业全要素生产率作为企业新质生产力的代理变量，参考当前主流测算方法，以 LP、OLS、FE 方法对企业全要素生产率进行测量，并将其测量结果作为被解释变量重新进行回归分析，具体结果见表 5(1)~(3)。

Table 5. Robustness test results

表 5. 稳健性检验结果

变量	更换解释变量			调整样本时	剔除直辖市	增加固定效应			
				间范围		增加单项固定效应		增加交互固定效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	TFP_LP	TFP_OLS	TFP_FE	Nqp	Nqp	Nqp	Nqp	Nqp	Nqp
Dig	0.0222***	0.0132***	0.0138***	0.0023***	0.0021***	0.0020***	0.0017**	0.0019***	0.0026**
	(0.0056)	(0.0050)	(0.0050)	(0.0007)	(0.0007)	(0.0007)	(0.0007)	(0.0007)	(0.0011)
常数项 Constant	-6.7466***	-8.3499***	-9.1791***	-0.3619***	-0.3536***	-0.3738***	-0.3681***	-0.3834***	-0.3907***
	(0.1350)	(0.1169)	(0.1129)	(0.0211)	(0.0216)	(0.0191)	(0.0246)	(0.0198)	(0.0311)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	NO	NO
行业固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	NO	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NO	NO
城市固定效应	NO	NO	NO	NO	NO	NO	YES	NO	NO
省份 - 时间固定效应	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NO	YES	NO
城市 - 时间固定效应	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NO	NO	YES
N	2541	2541	2541	2429	2345	2651	2648	2574	1546
R ²	0.9466	0.9660	0.9704	0.5013	0.4515	0.5266	0.6786	0.5498	0.6793

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著。

4.3.2. 调整样本时间范围

2020 年开始，外部环境的复杂变化也将影响企业内部发展。为了提升本研究结论的可信度，尽可能地排除外部不可控环境因素的影响，本研究采用缩短样本时间范围的方式，在样本的时间范围跨度中排除 2020 年，进行稳健性检验，具体结果见表 5(4)。

4.3.3. 剔除直辖市

本文剔除了 4 个直辖市的样本重新进行回归检验，具体结果见表 5(5)。

4.3.4. 增加多维固定效应

虽然本研究在模型设定时已经加入了一系列控制变量，但有可能遗漏一些省份变量和城市变量以及其对应的随时间变化所产生的变化。据此，本文首先在控制行业和时间的基础上加入了省份和城市的单

项固定效应，其次，进一步控制省份 - 时间交互固定效应和城市 - 时间交互固定效应，重新进行回归，结果如表 5(6)~(9)。

上述检验表明，基准回归结果具有较强稳健性。

4.4. 内生性检验

尽管本文在基准回归中引入了较为全面的控制变量，并控制了行业和时间固定效应，但仍可能面临潜在的内生性问题。一方面，农业企业新质生产力水平较高的企业，可能更有能力和动机加大对数据要素的投入，从而产生反向因果关系；另一方面，仍可能存在无法观测的企业特质或制度环境因素同时影响数据要素应用与新质生产力水平，导致遗漏变量偏误。为此，本文进一步采用工具变量法和 Heckman 两步法进行内生性检验。

4.4.1. 工具变量法

参考相关文献中对数字化和新型生产要素内生性问题的处理方式，本文选取滞后一期的数据要素应用水平作为工具变量。该变量满足相关性和外生性要求。

表 6(1)(2)报告了工具变量法的回归结果。第一阶段回归结果显示，滞后一期的数据要素应用水平对当期新质生产力水平具有显著正向影响，且 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量显著大于经验阈值，表明不存在弱工具变量问题。第二阶段回归结果显示，数据要素应用水平对农业企业新质生产力的影响依然显著为正，且系数大小与基准回归结果基本一致，说明在控制潜在内生性问题后，本文的核心结论依然稳健。

Table 6. Results of the endogeneity test
表 6. 内生性检验结果

变量	工具变量法		Heckman 二阶段	
	(1)	(2)	(1)	(2)
	第一阶段	第二阶段	第一阶段 指示变量	第二阶段 Nqp
IV	0.7445*** (50.1568)		1.2295*** (18.1470)	
Dig		0.0029*** (2.9244)		0.0053*** (4.6308)
控制变量	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES
Kleibergen-Paap rk Wald F	2515.71 [16.38]			
Kleibergen-Paap rk LM	570.06***			
IMR				-0.0000 (-0.0131)
R ²	0.646	0.387	-	0.526
N	2277	2277	2233	1577

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著。

4.4.2. Heckman 两步法

考虑到样本选择偏差可能影响估计结果，本文进一步采用 Heckman 两步法进行检验。首先构建选择方程，估计企业是否进行较高水平数据要素应用的概率，并计算逆米尔斯比率(IMR)；随后在结果方程中引入 IMR 项，以控制潜在的样本选择偏差。

表 6 回归结果显示，IMR 系数不显著，表明样本选择偏差对本文结论的影响较为有限；同时，数据要素应用水平在第二阶段回归中依然对农业企业新质生产力产生显著正向影响，进一步验证了基准回归结果的可靠性。

5. 机制检验

5.1. 中介机制检验

基于前文理论分析，本文进一步检验动态能力在数据要素应用与农业企业新质生产力之间的中介作用。表 7 报告了中介效应检验结果。结果显示，数据要素应用水平对农业企业新质生产力具有显著正向影响；同时，数据要素应用水平能够显著提升企业动态能力；在将动态能力纳入回归模型后，数据要素应用水平的回归系数仍显著为正，但其系数有所下降，而动态能力对农业企业新质生产力的影响显著为正。这表明，动态能力在数据要素应用与农业企业新质生产力之间发挥了部分中介作用，假设 H2 得到验证。

Table 7. Mediating effects
表 7. 中介效应

	(1) Nqp	(2) Dc	(3) Nqp
Dig	0.002*** (2.92)	0.023*** (5.56)	0.001** (2.21)
Dc			0.023*** (8.44)
cons	-0.367*** (-18.00)	-0.083 (-0.88)	-0.365*** (-18.34)
控制变量	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES
R ²	0.495	0.244	0.508
N	2651	2651	2651

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著。

从经济含义上看，农业企业在面对气候变化、市场波动和技术快速迭代等多重不确定性时，动态能力体现为企业持续感知环境变化、整合内外部资源并进行组织重构的能力。在农业实践中，土壤肥力数字化检测技术通过传感器网络实时采集土壤养分数据，增强了企业对地块生产潜力的感知能力；农田水利智能灌溉系统借助多源数据融合将灌溉决策从经验驱动转变为算法驱动，体现了数据要素对资源整合能力的提升，这些应用场景是数据要素通过动态能力转化为生产力提升的微观表现。

数据要素通过提升信息获取和处理能力，强化了企业的感知能力；通过数据平台和数字化流程再造，增强了企业的资源整合能力；并通过数据驱动的决策机制，促进企业组织结构和业务模式的动态重构。

这一过程使数据要素得以转化为稳定、可持续的新质生产力来源，尤其契合农业企业对风险韧性和长期效率提升的内在需求。

5.2. 调节机制检验

在表 8 调节效应检验中，本文在对数据要素应用水平和 ESG 绩效进行中心化处理后，引入二者的交互项。回归结果表明，交互项系数在 1%水平上显著为正，说明企业 ESG 表现显著增强了数据要素应用对农业企业新质生产力的促进作用，假设 H3 得到支持。该结果表明，在 ESG 表现较高的企业中，数据要素更容易通过规范治理、绿色导向和社会责任约束转化为生产力提升的现实成效。相反，在 ESG 表现较弱的企业中，数据要素应用可能受短期逐利行为、治理缺陷或制度约束不足的影响，其对新质生产力的促进作用相对有限。

Table 8. Moderating effect
表 8. 调节效应

	(1) Nqp	(2) Nqp
Dig	0.002*** (2.92)	0.002*** (2.81)
ESG		0.003*** (5.98)
m		0.002*** (3.56)
cons	-0.367*** (-18.00)	-0.354*** (-17.87)
控制变量	YES	YES
时间固定效应	YES	YES
行业固定效应	YES	YES
R ²	0.495	0.506
N	2651	2651

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著。

6. 异质性分析

6.1. 产权性质

表 9 分析结果显示，从产权性质来看，数据要素应用对非国有农业企业新质生产力具有显著正向影响，而在国有企业样本中该影响不显著。这一结果可能源于非国有企业在经营决策和资源配置方面具有更高的灵活性，其在数据要素应用上的边际收益更为明显；而国有企业在目标约束和组织惯性方面相对较强，需要承担更多社会责任，数据要素应用对生产力提升的传导效率可能受到一定制约，数据要素价值释放存在时滞。

6.2. 农业细分领域

从行业细分来看，数据要素应用在农林牧渔等直接农业生产领域的促进作用显著强于农业相关的其

他行业。这表明，数据要素在与农业生产过程深度融合时，更易于通过精准管理、智能决策和资源节约等直接决定产出上限的生产环节转化为新质生产力，凸显了其在农业核心生产环节中的基础性作用。进一步分析发现，种植业与畜牧业同属于核心农业生产领域，但后者的促进作用表现更明显，其原因可能在于，畜牧业生产过程中，个体动物的生命体征，如体温、采食量、活动量、繁育状态等，是决定产出质量与效率的核心变量。数据要素通过精准采集个体生命体征、实时预警疫病风险，直接作用于生物性资产的精细化管理；而种植业生产周期较长、季节性强，数据要素投入到产出之间存在时滞，短期面板难以充分捕捉其累积效应，且其高度依赖土地资源禀赋与气候条件，数据赋能对这类刚性约束的缓解效果相对有限。需要指出的是，数据分析结果与理论层面对空间地理信息数据的需求预判并不矛盾——后者描述的是数据需求类型与潜在作用方向，本节呈现的是现有上市公司样本下的效应量估计，两者各属不同层面，应据实呈现并予以理论解释。

Table 9. Heterogeneity analysis
表 9. 异质性分析

	产权性质			农业细分行业		
	(1) 国有企业	(2) 非国有企业	(3) 农林牧渔业	(3a) 种植业	(3b) 畜牧业	(4) 其他行业
Dig	-0.002 (-1.48)	0.003*** (4.34)	0.005*** (4.36)	0.002 (1.40)	0.005*** (2.97)	0.002** (2.13)
Cons	-0.392*** (-14.68)	-0.361*** (-19.82)	-0.484*** (-9.74)	-0.342*** (-8.67)	-0.773*** (-10.12)	-0.349*** (-15.90)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
N	996	1654	345	145	126	2306
R ²	0.592	0.427	0.648	0.644	0.814	0.474
F-test	56.72***	108.02***	26.38***	31.28***	33.84***	60.30***

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著。

7. 结论与启示

本文基于 2012~2024 年沪深 A 股 288 家农业上市企业的微观数据，系统检验了数据要素对农业企业新质生产力的驱动效应、作用机制与边界条件。研究发现：(1) 数据要素是农业企业新质生产力提升的重要驱动力。基准回归显示，数据要素应用水平每提升 1 个标准差，新质生产力提高约 3.79%。这一效应在多重稳健性检验后依然成立；(2) 动态能力在数据要素应用与农业企业新质生产力之间发挥部分中介作用，其解释了数据要素总效应的 52.5%，是数据要素实现价值转化的重要内在机制；(3) 企业 ESG 表现显著强化了数据要素应用对新质生产力的促进效应，高 ESG 企业的数据要素边际生产力是低 ESG 企业的 2.33 倍。具体来讲，环境规范化产生高质量数据，社会信任降低协同摩擦，治理规范化保障长期投入，三重机制叠加使数据要素在高 ESG 情境下更易转化为生产力增量；(4) 驱动效应呈现显著的结构性质异质性。从产权维度看，非国有企业效应显著而国有企业不显著，市场化激励与组织灵活性是数据要素价值释放的关键制度前提；从行业维度看，农林牧渔业整体效应强于其他行业，数据要素在与农业核心

生产环节深度融合时价值释放更充分；进一步细分发现，畜牧业效应较种植业显著，可基于生命体征数据直接驱动生物性资产精细化管理，转化路径清晰；种植业受生产周期长、资源禀赋约束强、上市公司样本量较小等因素影响，效应有待更大规模样本进一步验证。

基于上述结论，得到以下启示：① 企业层面，将数据要素应用纳入农业企业战略资源规划体系中，分阶段推进构建“感知-决策-执行”闭环的数字化体系，逐步夯实企业内部数据基础设施建设，提升整合能力，培育数据驱动的企业文化，以提升资源配置效率、加快决策响应速度；② 政府层面，实施差异化的数据要素政策支持体系。研究发现，非国有企业提升数据要素应用水平更能活动的新质生产力的提升，建议进一步降低企业数字化转型的资金和技术门槛，通过专项基金设立、交易平台搭建、经验交流会组织等方式降低数据获取成本，促进知识溢出，而针对国有企业则应破除组织机制障碍，赋予其在数字人才引进、薪酬设定、数字平台搭建等方面更大自主权；③ 在数字经济重构生产方式的背景下，仅提供产品的传统农业企业商业模式已无法满足市场需求，兼顾经济效益和社会效益、提升企业科技创新水平、提高劳动者素质和效率已成为农业企业商业模式变革的主要方向，各企业因地制宜发展农业新质生产力，促进现代信息技术与农业生产相结合，促进区域农业规模化、专业化发展。

基金项目

国家级大学生创新创业项目(202510293082Z)。

参考文献

- [1] 中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议[N]. 人民日报, 2025-10-29(1).
- [2] 于凤霞. 加快形成新质生产力 构筑国家竞争新优势[J]. 新经济导刊, 2023(9): 20-28.
- [3] 陈刚, 颜斌斌, 汤珂. 数据的要素化与资产化: 理论辨析与实践探索[J]. 国际经济评论, 2024(5): 153-176+8.
- [4] 马淑琴, 徐苗, 张陈宇. 数据要素应用与企业创新效应——来自中国 A 股上市公司的经验证据[J]. 商业经济与管理, 2024(2): 50-67.
- [5] 戴魁早, 黄姿, 梁银笛. 数据要素与服务型制造发展[J]. 经济研究, 2024, 59(12): 95-112.
- [6] 朱月晨, 韩小威. 新质生产力赋能农业企业创新发展的体系构建与实践路径[J]. 农业经济, 2025(3): 90-92.
- [7] 郑安邦, 冯华. 数据要素驱动经济增长的乘数效应和溢出效应[J]. 当代财经, 2026(6): 31-44.
- [8] 王乐君, 寇广增. 促进农村一二三产业融合发展的若干思考[J]. 农业经济问题, 2017(6): 82-88.
- [9] 杜建军, 朱尧, 张军伟. 数字经济赋能与农业智慧化: 理论机理、创新模式与政策体系[J]. 经济地理, 2026, 46(1): 193-203.
- [10] 朱迪, 叶林祥. 中国农业新质生产力: 水平测度与动态演变[J]. 统计与决策, 2024, 40(9): 24-30.
- [11] 傅联英, 蔡煜. 中国市域新质生产力: 时序演变、组群特征与发展策略[J]. 产业经济评论, 2024(4): 5-22.
- [12] 周文, 许凌云. 论新质生产力: 内涵特征与重要着力点[J]. 改革, 2023(10): 1-13.
- [13] 罗必良. 论农业新质生产力[J]. 改革, 2024(4): 19-30.
- [14] 温涛, 陈一明. 数字经济与农业农村经济融合发展: 实践模式、现实障碍与突破路径[J]. 农业经济问题, 2020(7): 118-129.
- [15] Teece, D.J., Pisano, G. and Shuen, A. (1997) Dynamic Capabilities and Strategic Management. *Strategic Management Journal*, **18**, 509-533.
- [16] Barney, J. (1991) Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, **17**, 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- [17] Ciasullo, M.V., Ferrara, M. and Lim, W.M. (2025) Dynamic Capabilities and Data-Driven Culture for Digital Transformation: Evidence from Agri-Food SMEs. *British Food Journal*, **128**, 3377-3393. <https://doi.org/10.1108/BFJ-02-2025-0119>
- [18] 何中伟. 基于动态能力多重观点整合视角的企业大数据能力概念内涵、层级结构与构成要素研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2023, 13(11): 61-69.

-
- [19] 王墨林, 宋渊洋, 阎海峰, 等. 数字化转型对企业国际化广度的影响研究: 动态能力的中介作用[J]. 外国经济与管理, 2022, 44(5): 33-47.
- [20] Eccles, R.G., Ioannou, I. and Serafeim, G. (2014) The Impact of Corporate Sustainability on Organizational Processes and Performance. *Management Science*, **60**, 2835-2857. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2014.1984>
- [21] Porter, M.E. and Linde, C.v.d. (1995) Toward a New Conception of the Environment-Competitiveness Relationship. *Journal of Economic Perspectives*, **9**, 97-118. <https://doi.org/10.1257/jep.9.4.97>
- [22] Friede, G., Busch, T. and Bassen, A. (2015) ESG and Financial Performance: Aggregated Evidence from More than 2000 Empirical Studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, **5**, 210-233. <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>
- [23] 高杰英, 褚冬晓, 廉永辉, 等. ESG 表现能改善企业投资效率吗? [J]. 证券市场导报, 2021(11): 24-34+72.
- [24] Guo, Y., Hu, J., Dou, Y. and Lin, S. (2025) Can ESG Rating Help Shape Enterprises' New-Quality Productivity? Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*, **104**, Article ID: 104654. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104654>
- [25] 胡鞍钢, 吴群刚. 农业企业化: 中国农村现代化的重要途径[J]. 农业经济问题, 2001(1): 9-21.
- [26] 龚斌磊, 袁菱苒. 新质生产力视角下的农业全要素生产率: 理论、测度与实证[J]. 农业经济问题, 2024(4): 68-80.
- [27] 丁璐扬, 李华晶. 商业模式创新赋能农业企业新质生产力发展: 理论机制与实证检验[J]. 北京林业大学学报(社会科学版), 2025, 24(2): 50-61.
- [28] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-144+10.
- [29] 赵凤, 王铁男, 王宇. 开放式创新中的外部技术获取与产品多元化: 动态能力的调节作用研究[J]. 管理评论, 2016, 28(6): 76-85+99.
- [30] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 2014, 22(5): 731-745.