

· 金融与投资 ·

金融科技如何赋能企业新质生产力

——基于双重机器学习模型的因果推断

张小雨，黄庆华，王浩力

（西南大学 经济管理学院，重庆 400715）

摘要：在实体经济和数字经济深度融合的背景下，金融科技正加速重构企业创新生态与资源配置模式，其如何赋能企业新质生产力，成为数字经济时代的重要问题。本文基于2011—2024年中国上市公司数据，利用双重机器学习模型实证检验了金融科技对企业新质生产力的影响及作用机制。研究结果表明，金融科技能够赋能企业新质生产力，该结论在经过内生性检验及多种稳健性检验后依然成立。机制检验结果表明，金融科技不仅能够通过激励企业开展突破性创新与渐进性创新赋能企业新质生产力，而且能够通过提高企业资本配置效率和劳动力配置效率赋能企业新质生产力，并且深厚的高管信息技术背景、强大的企业风险承担能力有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果，政府金融监管强度的提高有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。异质性分析结果表明，对于非国有企业、所处行业竞争度较高的企业及所在城市金融发展基础较强的企业，金融科技对企业新质生产力的赋能效果更好。本文的研究结论为金融科技赋能企业新质生产力提供了理论支撑和经验证据。

关键词：金融科技；新质生产力；创新激励效应；资源配置效应；双重机器学习模型

中图分类号：F832；F279.2 **文献标志码：**A **文章编号：**1000-176X(2026)05-0104-15

一、问题的提出

发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点。培育和发展新质生产力，要以创新为主要抓手，补短板、锻长板。然而现阶段，中国科技型企业研发创新过程中存在信息共享机制不畅、研发投入不足、研发成果转化较慢等问题^[1]，初创企业较差的财务表现与银行业稳健经营之间的矛盾导致传统金融机构不愿意大规模支持企业开展研发活动^[2]，严重制约企业创新和生产力跃迁。在传统金融体系支撑不足的背景下，金融科技作为现代经济体系的重要组成部分，能够为创新企业和科技项目提供灵活、精准、高效的资金支持，推动技术创新和产业结构升级，弥补传统金融的不足^[3]。近年来，国家系统谋划，统筹推进金融领域改革创新，促进

收稿日期：2026-01-03

基金项目：重庆市社会科学规划基金重大项目“以新质生产力助推产业转型升级策略研究”（2024ZDZJ34）；重庆市金融学会两江金融基金项目“金融科技推动新质生产力形成机理及路径研究”（24LJND03）

作者简介：张小雨（1998-），女，河南安阳人，博士研究生，主要从事环境经济研究。E-mail: zhangxy355@163.com
黄庆华（通讯作者）（1971-），男，重庆人，教授，博士，博士生导师，主要从事产业经济与企业管理研究。E-mail: hqh@swu.edu.cn
王浩力（1995-），男，重庆人，博士研究生，主要从事区域经济研究。E-mail: 429579957@qq.com

金融与科技深度融合。在各项政策的扶持下, 金融科技已成为推动经济转型与生产力变革的重要动力, 也为加速重构企业创新生态与资源配置模式、赋能企业新质生产力提供了重要契机。然而, 如何充分发挥金融科技对企业新质生产力的赋能作用还处在探索阶段, 需要基于经济现实, 揭示其内在作用机制, 为精准释放政策红利提供理论支撑与经验证据。

已有研究为金融科技赋能新质生产力提供了丰富的基础。在省份层面, 胡海青等^[4]认为, 金融科技通过促进高技术产业集聚提升新质生产力水平。李燕凌和蔡湘杰^[2]、邹克等^[5]进一步将金融科技划分为市场金融科技和公共金融科技, 讨论了二者对新质生产力的影响, 所得结论并不一致。在城市层面, 黄徐亮和徐海东^[6]认为, 金融科技政策的技术进步效应、规模效率提升效应和技术效率提升效应有助于培育城市新质生产力。在企业层面, 姚凤阁和于佳怡^[7]、柴用栋等^[8]分别讨论了金融科技政策和狭义金融科技对上市公司和民营企业新质生产力的影响。综合来看, 已有研究主要集中在省份与城市层面, 少数有关企业的研究或聚焦于某一特定所有制, 或以制度环境为切入点考察金融科技政策的作用, 缺少基于企业总体样本, 从企业应用金融科技内在能动性视角展开的研究。基于此, 本文基于2011—2024年中国上市公司数据, 利用双重机器学习模型实证检验了金融科技对企业新质生产力的影响及作用机制。

与已有研究相比, 本文可能的边际贡献集中在三个方面。一是本文以企业应用金融科技的内在能动性为切入点, 在构建金融科技和新质生产力指标的基础上, 实证检验金融科技对企业新质生产力的赋能作用, 为相关研究提供新的切入视角。二是本文从创新激励效应和资源配置效应双重渠道识别金融科技赋能企业新质生产力的机制, 并从市场和政府双重视角检验高管信息技术背景、企业风险承担能力和政府金融监管强度的调节效应, 深化了相关领域的研究。三是本文利用允许变量之间存在非线性、交互影响关系的双重机器学习模型进行实证分析, 有效规避了经典线性回归模型设定偏误导致的维数诅咒和多重共线性等问题, 提高了估计精度, 丰富了相关领域的研究方法。

二、理论分析与研究假说

(一) 金融科技对企业新质生产力的影响

金融科技赋能企业新质生产力的可行性在于, 金融科技融合了金融与信息技术, 兼具金融属性与科技属性^[9], 能够通过二者的深度协同为企业新质生产力提供双螺旋支撑。其一, 就金融属性而言, 根据金融中介理论, 金融科技能够通过技术赋能打破传统金融的空间壁垒并缓解信息不对称, 降低资本配置的交易成本^[10]。企业可借助智能信贷、供应链金融等金融科技工具, 以较低的交易成本接入多层次资本市场, 形成涵盖股权、债券、供应链融资的多元化资金支持体系, 精准满足培育新质生产力过程中的资本边界扩张需求^[11-12]。其二, 就科技属性而言, 根据信息不对称理论和金融风险管理理论, 金融科技有助于重构企业的信息处理范式。企业不仅能够运用金融大数据分析精准刻画各部门与项目的资金需求, 高效匹配营运资本, 提升资本配置效率, 也能够根据风险模型、模拟预测等技术实施动态监测, 通过量化市场波动参数实现风险的事前识别与事中控制, 为培育新质生产力提供高效和稳定的经营环境^[13-14]。其三, 就二者的深度协同而言, 根据内生增长理论, 金融科技能够通过资本要素与数据要素的深度互嵌重构企业创新生态与资源配置模式, 形成技术突破—资本适配—产业升级的动态循环体系, 为企业培育新质生产力提供内生动力。基于上述分析, 本文提出如下假说:

假说1: 金融科技能够赋能企业新质生产力。

(二) 金融科技对企业新质生产力的影响机制

1. 创新激励效应

金融科技在直接赋能企业新质生产力的同时, 还能够通过创新激励效应间接赋能企业新质生

产力。根据创新强度的差异,本文将创新分为渐进性创新和突破性创新。前者以现有技术范式和知识体系为基础,对当前技术进行细微改进;后者则颠覆现有技术范式,通过引进全新的技术开发新产品、培育新模式和打造新业态。与渐进性创新相比,突破性创新具有非连续性、不确定性、新颖性等特征,二者在技术基础和创新路径上存在本质区别^[15]。金融科技的创新激励效应体现在突破性创新和渐进性创新两个方面。一方面,根据熊彼特的创造性破坏理论,突破性创新往往需要企业承担技术失败和市场不确定性的双重风险,但传统金融体系往往因风险评估能力有限而回避此类项目。金融科技的应用不仅有助于降低银企之间的信息不对称程度,为具有突破性创新潜质的企业提供更丰富的资金支持,而且有助于推动创新知识在组织内传播,促进创新知识不断积累,由此加速突破性创新进程^[15]。突破性创新有利于企业摆脱传统经济增长范式与生产力跃迁路径,促进新旧动能转换,加快形成新质生产力^[16]。另一方面,根据交易成本理论,金融科技不仅能够通过智能财务系统降低管理与协调成本,而且能够通过电子支付系统提升资金周转效率,降低企业的运营成本,释放冗余资金,为持续性、小范围的渐进性创新提供稳定的资金来源。根据信息不对称理论,大数据征信技术等金融科技工具有助于降低银企之间的信息不对称程度,提高中小企业获得持续性贷款支持的概率,为低风险、高频次的渐进性创新提供稳定、持续的资金供给,由此促使企业开展渐进性创新。而渐进性创新能够为突破性创新提供基础和条件,为培育新质生产力提供底层技术支撑^[17]。基于上述分析,本文提出如下假说:

假说2a: 金融科技通过激励企业开展突破性创新和渐进性创新赋能企业新质生产力。

2.资源配置效应

除创新激励效应外,金融科技还能够通过资源配置效应赋能企业新质生产力,主要体现在提高资本配置效率和劳动力配置效率两个方面。一方面,根据信号传递理论,传统模式下的企业投资决策往往依赖于碎片化信息,容易引发羊群效应,导致同质化产品投资过度或核心竞争产品投资不足。企业通过利用金融大数据分析、人工智能算法、区块链等金融科技工具,能够将投资决策的信息基础从有限理性升级为算法理性,深度挖掘并批量处理客户消费数据、行业动态数据、宏观经济数据等大数据,科学分析经济数据并进行市场预测,合理规划与调整投资策略,推动资本配置实现帕累托改进,提高资本配置效率^[18-19]。另一方面,根据边际生产力理论,企业利用金融大数据分析、机器学习和智能财务等金融科技工具,有助于实时捕捉员工绩效数据、技能溢价和产出贡献,量化雇佣劳动的边际收益与边际成本,进而根据生产需求动态调整劳工配置,实现劳动力要素的精准计价与动态匹配,避免无效雇佣或雇佣不足,提高劳动要素的边际产出,优化劳动力配置。根据人力资本理论,企业通过应用区块链技术的职业信用存证与大数据匹配平台降低其与雇员之间的信息不对称程度,提升劳动力与岗位之间的技能匹配度。这有助于充分发挥人力资本专用性,实现劳动力要素从数量配置向质量配置的转型,提高雇佣质量和效率^[20-21]。资本与劳动力配置效率的提高,有助于提高劳动者与劳动资料和劳动对象之间的协同度,促进生产要素之间相互赋能,推动生产要素从低效率组合向最优配置跃迁,激发新动能,为形成企业新质生产力提供重要支撑^[22]。基于上述分析,本文提出如下假说:

假说2b: 金融科技通过提高资本配置效率和劳动力配置效率赋能企业新质生产力。

3.调节效应

在社会主义市场经济体制下,金融科技对企业新质生产力的赋能效果受市场和政府双重因素的影响。本文从高管信息技术背景和企业风险承担能力两个方面考察市场因素的影响。一方面,根据专业知识假说,具有信息技术背景的高管能够发挥专家效应^[23],成为企业应用金融科技的认知枢纽。具有信息技术背景高管的技术路径依赖能够降低团队对金融科技的学习成本,减少组织内部的技术排斥阻力。具有信息技术背景的高管对新兴技术具有高敏感性,这有助于其快速识别金融科技与业务场景的潜在融合点,通过意见领袖效应促进金融科技应用和技术扩散,并促进

企业在此过程中更好地发挥金融科技的赋能效果。另一方面, 根据动态能力理论, 企业风险承担能力体现了其应对外部冲击的韧性及适应能力^[24]。企业必须具备一定的风险管理和承担能力才能更好地应对金融科技发展过程中出现的金融欺诈、数据流失等不确定性风险, 更加灵活地应用金融科技工具, 实现更好的金融科技赋能效果。对于政府因素, 从政府金融监管强度角度来看, 较强的金融监管往往要求企业在应用金融科技时满足一系列严格的标准与规则, 产生规制俘获成本, 这种合规成本容易削弱企业应用金融科技的内在能动性, 使金融科技服务实体经济的作用难以充分发挥^[25]。但根据政府规制理论, 合理有效的金融监管有助于规范金融市场秩序, 维护金融市场稳定, 降低金融科技衍生风险, 增强金融科技与实体经济的匹配度^[26], 提高金融科技服务质量和金融科技服务效率, 强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。随着中国金融监管体系的不断发展和完善, 政府越来越注重在风险约束与创新激励之间寻求平衡, 金融监管带来的成本负担逐渐减弱, 制度红利显著增强。因此, 在中国当前的金融监管体系下, 金融监管强度的提高有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。基于上述分析, 本文提出如下假说:

假说3a: 深厚的高管信息技术背景和较高的企业风险承担能力有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。

假说3b: 政府金融监管强度的提高有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。

三、研究设计

(一) 变量定义

1. 被解释变量

本文的被解释变量是企业新质生产力 (NPRO)。借鉴张秀娥等^[27]的研究, 本文基于新质劳动者、新质劳动资料和新质劳动对象构建综合评价体系, 并利用熵值法测算企业新质生产力水平。企业新质生产力指标体系如表1所示。为消除量纲差异, 本文对熵值法测算的结果乘10。

表1 企业新质生产力指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标衡量	指标说明
企业新质生产力	新质劳动者	管理者素质	CEO 职能经历丰富程度	CEO 职能经历类别计数
			管理层数字化教育背景	数字化专业高管数量占总员工数的比重
		员工素质	高学历员工占比	硕士以上学历员工数量占总员工数的比重
			研发人员占比	研发人员数量占总员工数的比重
	新质劳动资料	科技劳动资料	企业总体创新水平	专利申请总量加1的自然对数
			绿色技术水平	绿色专利申请数量加1的自然对数
		绿色劳动资料	绿色研发强度	绿色专利申请数量占专利申请总量的比重
			数字劳动资料	智能化水平
	数字资产占比	数字化资产占无形资产总计的比重		
	新质劳动对象	生态环境	环境绩效	华证 ESG 评分中的环境得分
		未来发展	固定资产占比	固定资产占资产总计的比重
			机器人渗透率	企业生产端机器人应用渗透度

2. 解释变量

本文的解释变量是金融科技 (fintech)。本文采用词频分析法测度企业的金融科技水平。具体步骤如下: 借鉴宋清华等^[28]的研究, 本文构建涵盖人工智能、区块链、云计算、大数据、线上化和移动化六个维度, 包含124个金融科技关键词的词库; 本文利用机器学习算法对企业年报进行文本分析, 统计金融科技相关词汇在年报文本中出现的频次; 本文提取企业在不同年份的金融科技关键词出现频次, 基于等权的方法, 用金融科技词频总和的自然对数衡量企业的金融科技

水平。金融科技关键词词库如表2所示。

表2 金融科技关键词词库

维度	关键词
人工智能	智能金融、智慧银行、智慧金融、智慧信贷、智慧柜台、智慧网点、智慧存款、智慧营销、智能风控、刷脸支付、人工智能、声纹识别、机器人、生物识别、人脸识别、模式识别、影像识别、神经网络、深度学习、机器学习、虚拟现实、增强现实、智慧化、智慧型、知识图谱、智能、智能化、自动化、自然语言处理
区块链	数字货币、电子货币、数据加密、量子通讯、量子通信、量子、物联网、近场、供应链、分布式账本、区块链
云计算	云灾备、云系统、云平台、云架构、云计算、云化、云服务平台、云服务、云端、虚拟化、隐私计算、私有云、上云、可信计算、金融云、分布式数据库、分布式架构、分布式计算、分布式存储、分布式
大数据	数字银行、数字营销、数字信用卡、数字生态、数字签名、数字金融、数字化转型、大数据技术、大数据、数字化、数据中心、大数据分析、数据治理、大数据挖掘、大数据服务、数据挖掘、数据模型、大数据模型、数据技术、数据仓库
线上化	线上、在线、网银、网上支付、网上银行、网上交易、网上、网络支付、网络银行、网络消费贷款、网络融资、网络理财、电子支付、网络金融、网络化、数字技术、金融科技、互联网金融、互联网、电子银行、电子商务、电子渠道、电商、电子金融、电子化
移动化	应用程序编程接口、数字支付、移动支付、移动银行、移动金融、直销银行、移动互联网、移动互联、移动电子商务、条码支付、手机支付、手机银行、软件开发工具包、平台化、开放银行、开放平台、程序接口、场景金融、场景化

3.中介变量

本文的中介变量是突破性创新 (*breakinno*)、渐进性创新 (*gradualinno*)、资本配置效率 (*capdev*) 和劳动力配置效率 (*emdev*)。其中,突破性创新以企业当年独立获得发明专利数量的自然对数衡量,渐进性创新以企业实用新型和外观设计申请数量之和的自然对数衡量。此外,借鉴倪婷婷和王跃堂^[29]的研究,本文分别以资本配置偏差和劳动力配置偏差衡量资本配置效率和劳动力配置效率。在计算资本配置效率时,区别于倪婷婷和王跃堂^[29]的研究,本文认为企业投资过度和企业投资不足均属于存在资本配置偏差的情况。因此,本文直接对合理投资水平与实际投资水平之差取绝对值,绝对值越大,表明企业过度投资或投资不足越严重,资本配置效率越低。同样地,对于劳动力配置效率,本文认为企业超额雇员和企业雇员不足均属于存在劳动力配置偏差的情况。因此,本文直接对合理雇员水平与实际雇员水平之差取绝对值,绝对值越大,表明企业超额雇员或雇员不足越严重,劳动力配置偏差程度越高,劳动力配置效率越低。

4.调节变量

本文的调节变量是高管信息技术背景 (*IT*)、企业风险承担能力 (*risk*) 和政府金融监管强度 (*super*)。高管信息技术背景以企业中拥有信息技术相关教育背景或从业经历的高层管理人员数量占总员工数量的比重衡量,该指标值越大,表明企业的高管信息技术背景越深厚。企业风险承担能力以年化日收益率标准差的自然对数衡量,该指标值越大,表明企业风险承担能力越强。政府金融监管强度以省域金融监管相关支出占金融业增加值的比重衡量,该指标值越大,表明政府金融监管强度越高。

5.控制变量

本文选取以下控制变量:企业年龄 (*age*),以样本年份减企业上市年份加1衡量;外部监管水平 (*big4*),根据是否四大事务所审计设定,若是赋值为1,否则赋值为0;总资产净利润率 (*roa*),以净利润总额与企业资产总额之比衡量;企业规模 (*Intotass*),以企业总资产加1的自然对数衡量;资产负债率 (*lev*),以企业总负债与总资产之比衡量;股权集中度 (*top10*),以前十大股东持股比例衡量;托宾Q值 (*tobinq*),以企业市值与总资产之比衡量;账面市值比 (*bmratio*),以公司账面价值与股票市价之比衡量;实体资产配置 (*allocation*),以存货净额、固

定资产净额、无形资产净额三者之和与总资产之比衡量；现金流比率 (*cashflow*)，以经营活动产生的现金流量净额与企业总资产之比衡量；资本密集度 (*capintensity*)，以总资产与营业收入之比衡量。

(二) 模型构建

1. 基准回归模型

在因果推断领域应用广泛的经典线性回归模型往往基于严苛的假说，并默认解释变量与被解释变量之间为线性关系。这种先验设定可能限制模型的适用性，容易产生维数诅咒、多重共线性等问题，导致估计结果有偏，影响推断效果^[30]。出于计量经济学对因果效应估计的改进需求，Chernozhukov等^[31]提出双重机器学习模型。双重机器学习模型的核心逻辑在于通过两步法分离因果效应。第一步是利用机器学习算法分别拟合控制变量对解释变量和被解释变量的影响，得到对应的残差。由于双重机器学习模型不预设具体估计形式，因而残差表示剔除控制变量线性或非线性影响后的净结果，即去噪的数据。通过第一步可使解释变量与被解释变量之间仅保留由解释变量导致的净影响。第二步是将第一步得到的残差做回归，估计解释变量对被解释变量的影响，得到净效应，即纯粹的因果效应。为规避经典线性回归模型的缺陷，借鉴张涛和李均超^[32]、卢盛峰等^[33]的研究，本文使用双重机器学习模型评估金融科技对企业新质生产力的影响。

就本文研究主题而言，使用双重机器学习模型主要有两个方面优势。一方面，企业新质生产力是涵盖多维因素的复合型评价指标，受多种因素影响，为剥离其他因素干扰，评估金融科技净效应，确保估计有效性，应控制尽可能多的相关变量。双重机器学习模型能够通过正则化算法预测精度更高的有效控制变量合集，破解经典线性回归模型中由于控制变量冗余而产生的维数诅咒及多重共线性问题，得到更加可靠的估计结果，因而更适合本文研究主题。另一方面，在分析金融科技对企业新质生产力的赋能效果时，变量之间可能存在非线性关系，而双重机器学习模型允许变量之间存在非线性或交互式影响，能够有效规避经典线性模型中的模型设定偏误，提高估计精度，得到更加准确的金融科技赋能效果。

具体而言，本文构建如下包含主回归和辅助回归的线性回归模型：

$$NPRO_{it} = \theta_0 \text{finatech}_{it} + g_0(X_{it}) + U_{it}, E[U_{it}|X_{it}, \text{finatech}_{it}] = 0 \quad (1)$$

$$\text{finatech}_{it} = m_0(X_{it}) + V_{it}, E[V_{it}|X_{it}] = 0 \quad (2)$$

其中， i 和 t 分别表示企业和时间； $NPRO$ 表示企业新质生产力，是模型中的结果变量； finatech 表示金融科技，是模型中的处理变量； X 表示高维控制变量集合； U 和 V 表示随机扰动项，假设二者条件均值均为零。主方程中的 $g_0(X_{it})$ 与辅助方程中的 $m_0(X_{it})$ 分别为关于高维协变量向量 X 对结果变量 $NPRO$ 和处理变量 finatech 影响的厌恶函数。此外，模型中还加入了企业固定效应与时间固定效应。

利用双重机器学习模型估计金融科技对企业新质生产力影响的具体步骤如下：基于机器学习算法估计 $g_0(X_{it})$ ，得到估计量 $\widehat{g_0}(X_{it})$ ，并将主回归转化为 $NPRO_{it} - \widehat{g_0}(X_{it}) = \theta_0 \text{finatech}_{it} + U_{it}$ ；利用同样的方法获得辅助回归中 $m_0(X_{it})$ 的估计量 $\widehat{m_0}(X_{it})$ ，从而得到 $\widehat{V}_{it} = \text{finatech}_{it} - \widehat{m_0}(X_{it})$ ；以 \widehat{V}_{it} 作为 finatech 的工具变量进行估计，得到 θ_0 的无偏估计量：

$$\widehat{\theta}_0 = \left(\frac{1}{n} \sum \widehat{V}_{it} \text{finatech}_{it} \right)^{-1} \frac{1}{n} \sum \widehat{V}_{it} \left[NPRO_{it} - \widehat{g_0}(X_{it}) \right] \quad (3)$$

2. 中介效应模型

本文借鉴江艇^[34]、韩先锋和付晓淞^[35]的研究，构建如下中介效应模型：

$$M_{it} = \theta_1 \text{finatech}_{it} + g_1(X_{it}) + U_{it}, E[U_{it}|X_{it}, \text{finatech}_{it}] = 0 \quad (4)$$

$$finatech_{it} = m_1(X_{it}) + V_{it}, E[V_{it}|X_{it}] = 0 \tag{5}$$

其中, M_{it} 表示中介变量, 具体包括突破性创新、渐进性创新、资本配置效率和劳动力配置效率, 其余变量定义与模型 (1) 和模型 (2) 相同。

3. 调节效应模型

本文借鉴卢泓钢等^[36]的研究, 构建如下调节效应模型:

$$NPRO_{it} = \theta_2 finatech_{it} \times Z_{it} + g_2(X_{it}) + U_{it}, E[U_{it}|X_{it}, finatech_{it} \times Z_{it}] = 0 \tag{6}$$

$$finatech_{it} \times Z_{it} = m_2(X_{it}) + V_{it}, E[V_{it}|X_{it}] = 0 \tag{7}$$

其中, Z 表示调节变量, 具体包括企业高管信息技术背景、企业风险承担能力和政府金融监管强度。此外, 模型还在协变量矩阵中加入了 $finatech$ 和 Z , 其余变量定义与模型 (1) 和模型 (2) 相同。

(三) 数据说明

为确保数据的可得性与完整性, 本文选取 2011—2024 年中国上市公司数据。相关数据主要来源于 CSMAR 数据库、Wind 数据库和 IFR 数据库。为保证实证估计结果有效, 本文对原始数据进行如下处理: 剔除存在 PT、ST 和 *ST 状态的企业样本; 剔除金融业、租赁业、房地产业样本; 剔除资产负债率小于零的财务异常样本; 剔除数据存在严重缺失的样本。最终得到 18 835 个观测值。本文主要变量的描述性统计结果如表 3 所示。

表 3 主要变量的描述性统计结果

变量	符号	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
企业新质生产力	<i>NPRO</i>	18 835	1. 018	0. 570	0. 038	0. 885	4. 730
金融科技	<i>finatech</i>	18 835	3. 468	1. 359	0. 000	3. 526	7. 332
突破性创新	<i>breakinno</i>	18 835	0. 956	1. 197	0. 000	0. 693	8. 034
渐进性创新	<i>gradualinno</i>	18 835	1. 219	1. 488	0. 000	0. 693	7. 803
资本配置效率	<i>capdev</i>	18 835	0. 130	0. 272	0. 000	0. 096	17. 363
劳动力配置效率	<i>emdev</i>	18 835	0. 347	0. 382	0. 000	0. 277	12. 031
高管信息技术背景	<i>IT</i>	18 835	0. 086	0. 109	0. 000	0. 056	0. 779
企业风险承担能力	<i>risk</i>	18 835	-3. 612	0. 314	-5. 015	-3. 605	-2. 685
政府金融监管强度	<i>super</i>	18 835	0. 009	0. 016	0. 000	0. 005	0. 668
企业年龄	<i>age</i>	18 835	12. 610	7. 305	3	11	35
外部监管水平	<i>big4</i>	18 835	0. 076	0. 265	0	0	1
总资产净利润率	<i>roa</i>	18 835	0. 035	0. 069	-1. 240	0. 035	0. 759
企业规模	<i>lntotass</i>	18 835	22. 498	1. 329	18. 848	22. 293	28. 445
资产负债率	<i>lev</i>	18 835	0. 426	0. 192	0. 011	0. 423	0. 993
股权集中度	<i>top10</i>	18 835	0. 556	0. 153	0. 069	0. 557	0. 973
托宾 Q 值	<i>tobinq</i>	18 835	2. 014	1. 379	0. 637	1. 619	31. 400
账面市值比	<i>bmratio</i>	18 835	0. 631	0. 259	0. 032	0. 618	1. 571
实体资产配置	<i>allocation</i>	18 835	0. 387	0. 172	0. 001	0. 375	0. 971
现金流比率	<i>cashflow</i>	18 835	0. 051	0. 067	-0. 744	0. 048	0. 839
资本密集度	<i>capintensity</i>	18 835	2. 466	1. 821	0. 430	1. 945	11. 398

四、实证结果与分析

(一) 基准回归结果与分析

本文利用双重机器学习模型检验金融科技对企业新质生产力的赋能效果, 在基准回归中采用

5折交叉验证进行训练, 选取随机森林算法预测求解主回归和辅助回归, 结果如表4列(1)至列(3)所示。表4列(1)为加入控制变量和控制变量二次项的估计结果, 表4列(2)和列(3)依次加入企业固定效应与时间固定效应。从表4列(3)可以看出, 金融科技的系数为0.077, 且在1%水平上显著。这表明金融科技能够赋能企业新质生产力。因此, 假说1得到验证。

(二) 内生性检验

尽管本文在基准回归模型中加入了尽可能多的协变量, 并且控制了企业固定效应与时间固定效应, 但仍可能存在由遗漏变量导致的内生性问题。此外, 新质生产力的形成往往伴随着信息技术设备更新与升级, 有助于优化金融科技应用条件, 提高企业的金融科技水平, 因而可能产生由反向因果关系导致的内生性问题。对此, 本文利用双重机器学习模型中的工具变量法进行估计。具体而言, 本文构建如下线性工具变量回归模型:

$$NPRO_{it} = \theta_0 \text{finatech}_{it} + g_0(X_{it}) + U_{it}, E[U_{it}|X_{it}, \text{finatech}_{it}] = 0 \quad (8)$$

$$IV_{it} = m_0(X_{it}) + V_{it}, E[V_{it}|X_{it}] = 0 \quad (9)$$

其中, IV 表示工具变量, 其余变量定义与模型(1)和模型(2)相同。

本文从两个角度进行工具变量的选择。

第一, 借鉴沈喆和张锴澎^[37]的研究, 本文以同年度同行业其他企业金融科技水平均值作为工具变量。选择该工具变量的原因有两个。首先, 在同一行业中, 企业的要素投入结构、生产经营模式、行业标准与规范往往具有相似性, 行业内部企业之间的协同合作与信息传播更广泛深入, 因而同年度同行业其他企业的金融科技水平均值与本企业金融科技水平之间具有较强的相关性。其次, 企业新质生产力的形成往往源于其自身动态能力、资金实力等内部因素, 与其他企业的金融科技水平无关, 从而满足外生性条件。因此, 该工具变量的选择是合理的。以同年度同行业其他企业金融科技水平均值作为工具变量的估计结果如表4列(4)所示。从中可以看出, 金融科技的系数为0.160, 且在1%水平上显著, 表明在考虑了内生性问题后, 本文基准回归结果稳健。

第二, 借鉴高瑜等^[38]的研究, 本文以解释变量滞后一期作为当期企业金融科技水平的工具变量。选择该工具变量的原因有两个。首先, 由于技术基础设施与软件系统具有延续性, 员工技能及工作习惯具有惯性, 企业往往在原有金融科技应用基础上拓展延伸, 因而企业金融科技水平可能存在路径依赖, 使当期金融科技水平与滞后一期金融科技水平之间具有相关性。其次, 滞后一期的企业金融科技水平与当期扰动项之间无直接关系, 满足外生性假说。因此, 这一工具变量的选择是合理的。以解释变量滞后一期作为工具变量的估计结果如表4列(5)所示。从中可以看出, 金融科技的系数为0.089, 且在1%水平上显著。这与基准回归结果一致, 表明本文基准回归结果稳健。

表4 基准回归与内生性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>finatech</i>	0.109*** (0.003)	0.095*** (0.003)	0.077*** (0.003)	0.160*** (0.006)	0.089*** (0.003)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
控制变量二次项	控制	控制	控制	控制	控制
企业FE	不控制	控制	控制	控制	控制
时间FE	不控制	不控制	控制	控制	控制
常数项	-0.016*** (0.003)	0.025*** (0.003)	0.026*** (0.003)	0.026*** (0.003)	0.026*** (0.003)
观测值	18 835	18 835	18 835	18 808	18 829

注: ***表示在1%水平上显著, 括号内是稳健标准误, 下同。

(三) 稳健性检验^①

1. 替换解释变量

本文基准回归从企业应用金融科技内在能动性的视角检验金融科技对企业新质生产力的赋能效应,在稳健性检验中进一步从地区金融科技发展水平、金融科技制度环境两个外部环境方面分析金融科技对企业新质生产力的赋能效果。具体而言,一方面,借鉴宋敏等^[39]的研究,本文替换解释变量后进行稳健性检验。首先,本文在天眼查检索人工智能、云计算、金融科技、大数据、物联网、区块链等关键词,匹配得到金融科技企业工商注册信息;其次,本文以城市金融科技企业总量的自然对数(*cityfinatech*)衡量该城市金融科技发展水平;最后,本文用该指标替换基准回归模型中的解释变量进行估计。另一方面,借鉴巩艳红和肖昱玲^[40]的研究,本文基于科技金融政策定义制度环境虚拟变量(*policy*),并以该变量替换基准回归模型中的解释变量进行估计。由于本文以2011年为样本起始时间,而科技金融政策在2011年与2016年分批开展试点。因此,本文首先将样本向前拓展至2009年,然后将处于试点地区并且对应年份属于开展试点年份之后的样本设定为处理组,*policy*赋值为1,其他样本设定为对照组,*policy*赋值为0。基于外部环境的估计结果显示,*cityfinatech*的系数为0.018,且在1%水平上显著;*policy*的系数为0.088,且在1%水平上显著。这表明城市金融科技发展、金融科技制度环境的改善均有助于赋能企业新质生产力,从外部应用环境的视角验证了金融科技对企业新质生产力的赋能效果。因此,本文基准回归结果稳健。

2. 替换被解释变量

本文基准回归从新质劳动者、新质劳动对象、新质劳动资料三个方面构建企业新质生产力指标评价体系。在稳健性检验中,借鉴宋佳等^[41]的研究,本文从生产力二要素理论、新质生产力创新内涵两个方面构建包含劳动力和生产工具两个一级指标,硬科技、软科技、活劳动、物化劳动4个二级指标及11个三级指标的新质生产力评价体系,用熵值法测算各指标权重,加权计算得到企业新质生产力水平(*NNPRO*)。估计结果显示,金融科技的系数为0.006,且在1%水平上显著。这表明本文基准回归结果稳健。

3. 调整研究样本范围

考虑到不同行业下企业的金融科技应用能力存在系统性差异,行业因素可能会影响金融科技对企业新质生产力的赋能效果。为消除行业差异对估计结果的干扰,本文将样本范围限定为金融科技应用场景较多且在中国国民经济中具有重要支柱性地位的制造业,进行调整研究样本范围的稳健性检验。估计结果显示,金融科技的系数为0.075,且在1%水平上显著。这表明本文基准结论是可靠的。

4. 剔除异常值影响

为规避极端异常值导致的估计结果偏误,本文对基准回归模型中的全部连续型变量分别进行1%与5%的双边缩尾处理。两种处理结果均显示,金融科技的系数显著为正。这表明本文基准回归结果稳健。

5. 剔除公共卫生事件影响

本文基准回归将研究样本设定为2011—2024年,然而,2020—2022年出现了影响全球的公共卫生事件,这3年数据可能受公共卫生事件的影响。为规避公共卫生事件影响导致的估计结果偏误,本文剔除2020—2022年样本数据,采用其他样本区间进行稳健性检验。估计结果显示,剔除公共卫生事件影响后,金融科技的系数为0.080,且在1%水平上显著。这表明本文基准回归结果稳健。

^① 稳健性检验结果未在正文中列出,留存备索。

6. 重设双重机器学习模型

为避免双重机器学习模型设定偏误导致的估计结果有偏, 本文采取改变交叉检验比例和更换机器学习算法两种措施重设机器学习模型, 并进行稳健性检验。其一, 改变交叉检验比例。区别于基准回归中采用的5折交叉验证, 此处分别采用3折交叉验证、8折交叉验证进行机器学习训练并估计。其二, 更换机器学习算法。区别于基准回归模型中采用的随机森林算法, 本文分别使用拉索回归 (Lasso)、梯度提升 (Gradboost) 和支持向量机 (SVM) 对主回归和辅助回归预测求解后进行估计。以上结果显示, 金融科技的系数均在1%水平上显著为正, 表明本文基准回归结果稳健。

五、机制检验与异质性分析

(一) 机制检验

1. 中介效应检验

前文理论分析提出, 金融科技通过激励企业开展突破性创新和渐进性创新赋能企业新质生产力, 以及金融科技通过提高资本配置效率和劳动力配置效率赋能企业新质生产力。为了验证这两个研究假说, 本文利用模型 (4) 和模型 (5), 从创新激励效应和资源配置效应两个方面剖析金融科技赋能企业新质生产力的内在机制。其中, 创新激励效应主要检验金融科技对突破性创新和渐进性创新的影响, 估计结果如表5列 (1) 和列 (2) 所示。从中可以看出, 对于突破性创新, 金融科技的系数为0.093, 且在1%水平上显著; 对于渐进性创新, 金融科技的系数为0.163, 且在1%水平上显著。这表明金融科技的应用能够产生创新激励, 推动企业开展突破性创新和渐进性创新, 加快形成新质生产力。因此, 假说2a得到验证。资源配置效应主要检验金融科技对企业资本配置偏差和劳动力配置偏差的影响, 估计结果如表5列 (3) 和列 (4) 所示。从中可以看出, 对于资本配置偏差, 金融科技的系数为-0.005, 且在1%水平上显著; 对于劳动力配置偏差, 金融科技的系数为-0.011, 且在1%水平上显著。这表明金融科技的应用有助于减少企业资本配置偏差和劳动力配置偏差, 优化资源配置效率, 助力企业加快培育新质生产力。因此, 假说2b得到验证。

2. 调节效应检验

前文理论分析提出, 深厚的高管信息技术背景和较高的企业风险承担能力有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果, 以及政府金融监管强度的提高有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。为了验证这两个假说, 本文利用模型 (6) 和模型 (7), 实证检验市场和政府双重因素在金融科技赋能企业新质生产力过程中的调节效应, 估计结果如表5列 (5) 至列 (7) 所示。在市场因素方面, 本文分别检验了高管信息技术背景和企业风险承担能力在金融科技影响企业新质生产力过程中的调节效应, 估计结果如表5列 (5) 和列 (6) 所示。从中可以看出, 对于高管信息技术背景, $finattech$ 与 IT 交乘项的系数为0.443, 且在5%水平上显著; 对于企业风险承担能力, $finattech$ 与 $risk$ 交乘项的系数为0.073, 且在5%水平上显著。这表明深厚的高管信息技术背景和强大的企业风险承担能力有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。因此, 假说3a得到验证。在政府因素方面, 本文检验了政府金融监管强度在金融科技影响企业新质生产力过程中的调节效应, 估计结果如表5列 (7) 所示。从中可以看出, $finattech$ 与 $super$ 交乘项的系数为0.792, 且在1%水平上显著。这表明政府金融监管强度的提高有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。因此, 假说3b得到验证。可能的原因是, 中国金融监管体系不断创新, 越来越注重在风险约束与创新激励之间寻求平衡, 提高了金融监管与实体经济的适配度, 有效降低了企业合规成本, 将监管从成本负担转化为发展助推器, 充分释放制度红利, 使得

政府金融监管强度的提高强化了金融科技对企业新质生产力的赋能效果。

表5 机制检验结果

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	<i>breakinno</i>	<i>gradualinno</i>	<i>capdev</i>	<i>emdev</i>	<i>NPRO</i>	<i>NPRO</i>	<i>NPRO</i>
<i>finattech</i>	0.093*** (0.006)	0.163*** (0.008)	-0.005*** (0.001)	-0.011*** (0.002)			
<i>finattech</i> × <i>IT</i>					0.443** (0.191)		
<i>finattech</i> × <i>risk</i>						0.073** (0.035)	
<i>finattech</i> × <i>super</i>							0.792*** (0.119)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
控制变量二次项	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业FE	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间FE	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	0.076*** (0.006)	0.094*** (0.008)	0.010*** (0.002)	0.016*** (0.002)	0.017*** (0.003)	0.020*** (0.003)	0.019*** (0.003)
观测值	18 835	18 835	18 835	18 835	18 835	18 835	18 835

注：**表示在5%水平上显著，下同。

(二) 异质性分析

1. 企业所有权性质异质性分析

为考察不同企业所有权性质下金融科技对企业新质生产力的异质性赋能效果，本文根据企业股权性质将样本分为国有企业和非国有企业进行分组估计，结果如表6列(1)和列(2)所示。从中可以看出，对于国有企业，金融科技的系数为0.058，且在1%水平上显著；对于非国有企业，金融科技的系数为0.086，且在1%水平上显著。这表明金融科技能够显著赋能两类企业的新质生产力。组间系数差异检验结果显著，表明金融科技对非国有企业新质生产力的赋能效果更强。可能的原因是，与国有企业相比，非国有企业在信贷市场上容易受到所有制歧视，导致企业在开展研发创新及优化资源配置过程中面临资金缺口。金融科技极大拓宽了非国有企业的融资渠道，使其融资成本大幅降低，有效缓解了企业资金约束，有利于企业加大研发投入，开展各类创新活动，加快科技成果落地转化，同时推动企业利用互联网金融、区块链、数据治理等手段提高资金配置效率，减少劳动力配置偏差，优化资源配置，助力企业加快培育新质生产力。

2. 行业竞争度异质性分析

为考察不同行业竞争度下金融科技对企业新质生产力的异质性赋能效果，本文根据赫芬达尔指数中位数将样本分为所处行业竞争度较高的企业和所处行业竞争度较低的企业进行分组估计，结果如表6列(3)和列(4)所示。从中可以看出，对于所处行业竞争度较高的企业，金融科技的系数为0.107，且在1%水平上显著；对于所处行业竞争度较低的企业，金融科技的系数为0.045，且在1%水平上显著。这表明金融科技能够显著赋能两类企业的新质生产力。组间系数差异检验结果显著，表明金融科技对处在高竞争行业中的企业新质生产力赋能效果更强。可能的原因是，在竞争激烈的行业中，市场需求、技术革新、政策法规等因素不断变化，企业必须具备快速响应与调整的能力，才能在竞争中取得先机。在生存压力和竞争激励的双重作用下，企业更倾向于运用金融科技手段获取多样化的高效融资，积极开展研发创新，优化资源配置，培育核心竞争力，这一过程有助于加快形成新质生产力。与之相反，在竞争程度较低的行业中，企业面临的市场压力较小，缺乏竞争激励，更倾向于维持现状，而非积极利用金融科技开展研发创新与优

化资源配置, 难以充分发挥金融科技赋能新质生产力的效果。

3. 城市异质性分析

为考察不同金融发展基础的城市样本下金融科技对企业新质生产力的异质性赋能效果, 本文根据城市金融发展水平中位数将样本分为所在城市金融发展基础较强的企业和所在城市金融发展基础较弱的企业进行分组估计, 结果如表6列(5)和列(6)所示。从中可以看出, 对于所处城市金融发展基础较强的企业, 金融科技的系数为0.086, 且在1%水平上显著; 对于所处城市金融发展基础较弱的企业, 金融科技的系数为0.066, 且在1%水平上显著。这表明金融科技能够显著赋能两类企业的新质生产力。组间系数差异检验结果显著, 表明金融科技对所在城市金融发展基础较强的企业新质生产力赋能效果更强。可能的原因是, 金融科技自身的发展及金融科技功能的有效发挥依赖于完善的金融基础设施。在金融发展基础较强的城市中, 金融机构及金融人才高度集聚, 金融市场更加活跃, 基础设施更加先进, 金融信息更为丰富, 这些基础条件有利于金融机构、金融科技企业与科研院所之间开展广泛深入协作, 根据城市发展特征和企业特点开发更符合市场需求的金融科技产品, 在此过程中推动金融科技自身发展, 同时拓宽金融科技应用场景, 助力企业应用各类金融科技手段开展研发创新, 优化资源配置, 提高经营效率, 充分发挥金融科技服务实体经济的效能, 加快形成新质生产力。

表6 异质性分析结果

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	国有企业	非国有企业	所处行业竞争度较高	所处行业竞争度较低	所在城市金融发展基础较强	所在城市金融发展基础较弱
<i>fnatech</i>	0.058*** (0.005)	0.086*** (0.003)	0.107*** (0.004)	0.045*** (0.004)	0.086*** (0.005)	0.066*** (0.004)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
控制变量二次项	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业FE	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间FE	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	0.012*** (0.004)	0.027*** (0.003)	0.029*** (0.004)	0.017*** (0.004)	0.022*** (0.004)	0.024*** (0.003)
观测值	7 038	11 797	9 433	9 402	8 475	10 360
组间系数差异检验	0.005***		0.000***		0.051*	

六、研究结论与政策建议

(一) 研究结论

本文基于2011—2024年中国上市公司数据, 以企业应用金融科技内生能动性为切入点, 在构建金融科技和企业新质生产力指标的基础上, 利用双重机器学习模型实证检验了金融科技对企业新质生产力的影响及作用机制。基准回归结果显示, 金融科技能够赋能企业新质生产力, 这一结论在经过内生性检验和替换核心变量、调整研究样本范围、剔除异常值影响、剔除公共卫生事件影响、重设双重机器学习模型等稳健性检验后依然成立。中介效应检验结果显示, 金融科技能够通过创新激励效应鼓励企业开展突破性创新和渐进性创新, 通过资源配置效应缓解企业资本配置偏差和劳动力配置偏差, 提高企业资本配置效率和劳动力配置效率, 进而赋能企业新质生产力。调节效应检验结果表明, 高管信息技术背景越深厚、企业风险承担能力越强, 越有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果; 政府金融监管强度的提高有助于强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。异质性分析结果表明, 对于非国有企业、所处行业竞争度较高的企业和所在城市金融发展基础较强的企业, 金融科技对企业新质生产力的赋能效果更好。

(二) 政策建议

第一, 加快发展金融科技, 为金融科技更好更快地赋能企业新质生产力提供重要支撑。一方面, 利用财政、税收等政策工具支持银行、保险等金融机构针对企业发展新质生产力过程中的现实需求开发多样化金融科技产品, 创新金融科技工具, 拓宽企业依托金融科技赋能新质生产力的应用场景。另一方面, 鼓励相关机构依托分布式数据库与算力网络筑牢数字服务底座, 倡导提供简易化、低代码、模块化、适配度高的技术接口, 为企业提供便利化、低门槛、高适配度的应用条件。

第二, 借助差异化政策, 强化金融科技对企业新质生产力的异质性赋能效果。首先, 为非国有企业应用金融科技提供财政补贴, 激活非国有企业利用金融科技赋能新质生产力的内生动力, 强化金融科技对非国有企业的服务效能。其次, 引导金融科技向高竞争行业渗透, 通过市场竞争效应和压力效应强化金融科技对企业创新动能转换与生产力跃迁的赋能效果。最后, 地方政府应大力支持本地特色金融业发展, 鼓励地方金融科技企业开发适配城市产业特征的本土化金融科技工具, 强化金融科技对本地企业研发创新和资源配置的定向支持能力。

第三, 健全配套支持体系, 畅通金融科技赋能企业新质生产力的传导机制。一方面, 健全知识产权保护体制机制, 加强对企业创新成果的保护, 同时培育协同创新产业生态, 为企业利用金融科技开展突破性创新和渐进性创新提供健康、有保障、可预期的创新制度环境。另一方面, 健全要素市场体制机制, 加强要素市场管理, 提高要素配置效率, 为企业利用金融科技缓解资本与劳动力错配提供高效运行、竞争有序的要素市场环境, 进而促进组织内要素相互赋能, 推动新旧动能转换, 为企业发展新质生产力提供要素保障。

第四, 依托市场和政府双重资源, 强化金融科技对企业新质生产力的赋能效果。首先, 通过产业政策倾斜和职业认证体系优化, 推动科技型高管团队深度理解金融科技工具的技术逻辑与应用场景, 为金融科技赋能企业新质生产力提供人才支撑。其次, 优化产业链供应链生态, 强化企业的风险预警和自适应调整能力, 锻造金融科技赋能企业新质生产力的韧性跳板。最后, 提高监管规则与金融科技发展的动态适配性, 将合规要求转化为技术升级导向, 利用制度红利引导金融科技赋能企业新质生产力。

参考文献:

- [1] 廖恒, 邱志刚. 金融助力新质生产力的长效机制研究[J]. 理论与改革, 2024(3): 52-61.
- [2] 李燕凌, 蔡湘杰. 科技金融促进了工业新质生产力发展吗?[J]. 财经理论与实践, 2024, 45(6): 10-18.
- [3] DONG X, ZHU S, QI H. FinTech, bank proximity, and corporate innovation: evidence from China [J]. Economic analysis and policy, 2026, 90(2): 632-649.
- [4] 胡海青, 李卓艺, 梁志康, 等. 科技金融、高技术产业集聚与新质生产力[J]. 财经论丛, 2025(3): 51-63.
- [5] 邹克, 刘翔, 李细枚. 科技金融发展的新质生产力生成效应与机制研究[J]. 金融经济研究, 2024, 39(6): 3-18.
- [6] 黄徐亮, 徐海东. 科技金融政策与新质生产力发展[J]. 财经论丛, 2025(1): 47-58.
- [7] 姚凤阁, 于佳怡. 科技金融如何影响企业新质生产力?[J]. 商业研究, 2025(1): 47-56.
- [8] 柴用栋, 王泽宇, 齐培潇. 科技金融对民营经济新质生产力跃升的影响研究——来自A股上市民营企业的经验证据[J]. 科学管理研究, 2025, 43(1): 139-149.
- [9] 张远, 李焕杰. 金融科技发展如何影响制造业服务化? ——来自中国上市公司的经验证据[J]. 经济与管理研究, 2023, 44(2): 57-74.
- [10] 黄庆华, 王浩力. 金融科技能否推动绿色金融改革创新?[J]. 金融市场研究, 2025(4): 68-82.
- [11] 戴魁早, 黄姿, 梁银笛. 数智技术、技术要素市场与服务型制造[J]. 中国工业经济, 2025(1): 137-155.
- [12] 胡金焱, 荣彦博, 张笑. 金融科技如何提高绿色全要素生产率[J]. 经济问题, 2025(4): 91-100.

- [13] 杨欣月,周绍妮,谢贤君.金融科技发展对企业数字化转型的影响——来自中国非金融类上市公司的经验证据[J].改革,2024(9):153-167.
- [14] 吴非,丁子家,车德欣.金融科技、市场化程度与企业数字化转型[J].证券市场导报,2023(11):15-31.
- [15] 徐照宜,巩冰,陈彦名,等.金融科技、数字化转型与企业突破性创新——基于全球专利引用复杂网络的分析[J].金融研究,2023(10):47-65.
- [16] 刘志迎.新质生产力“核心要素”与“核心标志”关系的经济学解析[J].财经问题研究,2024(9):34-47.
- [17] 徐礼伯,沈坤荣.因地制宜发展新质生产力:逻辑、内涵与价值[J].贵州社会科学,2024(9):108-115.
- [18] QIAO M, WANG Z, MA W. Analysis of the impact of financial technology on capital allocation efficiency: empirical evidence from Chinese A-share listed companies [J]. Economics & management information, 2025, 4(3): 1-13.
- [19] 金祥义,周灏琴.金融科技的稳出口效应研究——基于跨国面板数据的实证分析[J].财经问题研究,2026(1):88-100.
- [20] 阳镇.数字经济如何驱动企业高质量发展?——核心机制、模式选择与推进路径[J].上海财经大学学报,2023,25(3):92-107.
- [21] 陀才进,孙慧,聂蕊,等.新质生产力驱动中国双重价值链地位攀升作用机制研究[J].经济经纬,2025,42(5):101-117.
- [22] 侯二秀,寇佳,陈劲,等.数智技术赋能企业新质生产力:文献综述与知识框架[J].创新科技,2025,25(9):13-26.
- [23] 曹薇,刘想,陈秋.知识产权示范城市政策对企业数字化转型的影响研究[J].软科学,2024,38(8):29-36.
- [24] 杨仁发,陆瑶.市场准入管制放松与企业长期投资——兼论耐心资本的形成[J].中国工业经济,2025(6):159-177.
- [25] 许志勇,张梦,张少勇,等.金融科技与资产结构配置:效应与机制[J].中国软科学,2025(2):208-224.
- [26] 徐斯旸,丁子家,向海凌,等.“金融科技-实体经济”匹配与企业绿色转型[J].财贸经济,2024,45(11):56-72.
- [27] 张秀娥,王卫,于泳波.数智化转型对企业新质生产力的影响研究[J].科学学研究,2025,43(5):943-954.
- [28] 宋清华,郑建峡,朱晓龙.银行金融科技与同业业务:助力还是阻力[J].财贸经济,2024,45(2):38-54.
- [29] 倪婷婷,王跃堂.区域行政整合、要素市场化与企业资源配置效率[J].数量经济技术经济研究,2022,39(11):136-156.
- [30] 梁毕明,郭振雄,刘爱光.自然资源资产离任审计、环保回应与企业高质量发展[J].审计与经济研究,2024,39(4):22-29.
- [31] CHERNOZHUKOV V, CHETVERIKOV D, DEMIRER M, et al. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters [J]. The econometrics journal, 2018, 21(1): 1-68.
- [32] 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.
- [33] 卢盛峰,郭珈汝,黄坤.地方政府债务管理体制与企业 ESG 表现——基于双重机器学习模型的因果推断[J].财经问题研究,2024(11):76-88.
- [34] 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.
- [35] 韩先锋,付晓淞.存贷比监管改革、银行资产质量与风险化解——基于双重机器学习的因果推断[J].南方金融,2024(7):69-83.
- [36] 卢泓钢,丁永鹏,吴伟光.农业绿色发展先行区政策的效果评估——基于浙江省县域样本的实证研究[J].研究与发展管理,2024,36(4):24-34.
- [37] 沈喆,张锴澎.企业 ESG 表现与审计意见购买[J].山西财经大学学报,2024,46(1):114-126.
- [38] 高瑜,李响,李俊青.金融科技与技术创新路径——基于绿色转型的视角[J].中国工业经济,2024(2):80-98.
- [39] 宋敏,周鹏,司海涛.金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角[J].中国工业经济,2021(4):138-155.
- [40] 巩艳红,肖昱玲.科技金融政策对碳中和技术创新的影响[J].中国人口·资源与环境,2024,34(10):66-79.
- [41] 宋佳,张金昌,潘艺.ESG 发展对企业新质生产力影响的研究——来自中国 A 股上市企业的经验证据[J].当代经济管理,2024,46(6):1-11.

How Can Fintech Empower New Quality Productive Forces in Enterprises: Causal Inference Based on Dual Machine Learning Model

ZHANG Xiaoyu, HUANG Qinghua, WANG Haoli

(College of Economics and Management, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Summary: Developing new quality productive forces is an inherent requirement and key focus for driving high-quality development. Fintech, which combines financial and technological attributes, serves as a crucial driver for economic transformation and productivity leaps, offering new opportunities to empower new quality productive forces in enterprises. Existing research on fintech's role in enhancing new quality productive forces primarily focuses on provincial and urban levels, lacking studies based on comprehensive enterprise samples from the perspective of companies' intrinsic fintech adoption motivation. Moreover, there is a dearth of regulatory effect analyses from the dual market-government perspective.

Based on data from Chinese listed companies from 2011 to 2024, this study, from the perspective of the subjective initiative of corporate fintech adoption, constructs and measures indicators for corporate fintech and new quality productive forces. On this basis, it employs a double machine learning model to explore the empowering effects and mechanisms of fintech on new quality productive forces in companies. This study examines the heterogeneous impacts of fintech on new quality productive forces in enterprises across multiple dimensions and investigates the moderating effects of market and government factors. Key findings are as follows: Baseline regression results indicate that fintech significantly enhances new quality productive forces in enterprises, a conclusion that remains robust after endogeneity corrections, variable substitutions, sample range adjustments, outlier removal, and refinements to the double machine learning model. Mediation effect tests reveal that fintech encourages breakthrough and incremental innovation through innovation incentive effects, while mitigating capital and labor allocation deviations via resource allocation effects, thereby improving capital and labor allocation efficiency and ultimately boosting new quality productive forces in enterprises. Moderating effect analysis shows that stronger executive IT expertise and corporate risk-taking capacity amplify fintech's empowering effects on new quality productive forces in enterprises. Government financial regulation has a greater reinforcing effect than weakening effects on fintech's productivity-enhancing role, with increased regulatory intensity further strengthening the marginal impact of fintech. Heterogeneity analysis demonstrates that fintech's productivity-boosting effects are more pronounced in non-state-owned enterprises, companies in highly competitive industries, and those located in cities with stronger financial development foundations.

The findings can provide valuable insights for the further formulation of fintech adaptation policies, effectively unleashing the empowering effects of fintech on new quality productive forces in enterprises, while offering essential references for subsequent related research.

Key words: fintech; new quality productive forces; innovation incentive effect; resource allocation effect; dual machine learning model

(责任编辑: 巴红静)

[DOI]10.19654/j.cnki.cjwtyj.2026.05.008

[引用格式]张小雨,黄庆华,王浩力.金融科技如何赋能企业新质生产力——基于双重机器学习模型的因果推断[J].财经问题研究,2026(5):104-118.