

# 数字经济赋能新质生产力发展的实证研究

王晗笑, 马小斐, 王思瑶, 邱肖婉, 范国锋\*

平顶山学院数学与统计学院, 河南 平顶山

收稿日期: 2025年5月6日; 录用日期: 2025年6月18日; 发布日期: 2025年6月27日

## 摘要

本文选取了全国31个省份(自治区、直辖市, 不包括中国港澳台)2012~2022年的面板数据, 采用熵权法构建了数字经济与新质生产力的综合评价指标体系; 然后, 建立了固定效应模型与双重机器学习模型来研究数字经济与新质生产力发展之间的关系; 最后, 通过面板分位数回归模型, 从动态演进角度, 深入剖析了数字经济赋能新质生产力发展的阶段性变化。研究结果表明: 数字经济可以有力地推动新质生产力的发展, 且在新质生产力发展的不同水平下, 数字经济的赋能作用存在异质性。

## 关键词

数字经济, 新质生产力, 双重机器学习模型, 分位数回归

# Empirical Study on Empowering the Development of New Quality Productivity with Digital Economy

Hanxiao Wang, Xiaofei Ma, Siyao Wang, Xiaowan Qiu, Guofeng Fan\*

School of Mathematics and Statistics, Pingdingshan University, Pingdingshan Henan

Received: May 6<sup>th</sup>, 2025; accepted: Jun. 18<sup>th</sup>, 2025; published: Jun. 27<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

This study selects panel data from 31 provinces (autonomous regions, municipalities directly under the central government, excluding Hong Kong SAR, Macao SAR, and Taiwan region) in China from 2012 to 2022, and uses entropy weight method to construct a comprehensive evaluation index system for digital economy and new quality productivity; then, a fixed effects model and a dual machine learning model were established to study the relationship between the digital economy and the development

\*通讯作者。

文章引用: 王晗笑, 马小斐, 王思瑶, 邱肖婉, 范国锋. 数字经济赋能新质生产力发展的实证研究[J]. 可持续发展, 2025, 15(6): 140-153. DOI: 10.12677/sd.2025.156172

of new quality productivity; finally, through a panel quantile regression model, we analyze in depth the phased changes in the development of new quality productivity empowered by the digital economy from a dynamic evolution perspective. The research results indicate that the digital economy can effectively promote the development of new quality productivity, and the empowering effect of the digital economy varies at different levels of new quality productivity development.

## Keywords

Digital Economy, New Quality Productivity, Double Machine Learning (DML) Model, Quantile Regression

Copyright © 2025 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

习近平总书记在 2023 年 9 月提出“新质生产力”这一概念，强调了要“整合科技创新资源，引领发展战略性新兴产业和未来产业，加快形成新质生产力”[1]。新质生产力是一种以创新为核心驱动力，突破传统经济扩张模式和生产效能提升路径，具备高技术含量、卓越运行效率和优质发展特征的先进生产力形态。而数字经济以数字技术为基础，通过互联网、大数据、人工智能等技术手段进行生产、交换和消费，具有高度信息化、智能化、高效便捷等特征[2]。这与新质生产力所秉持的高科技、高效能、高质量要义高度一致。

近年来，以人工智能、大数据分析、区块链等为代表的数字技术呈现井喷式发展，为生产力跨越式提升开辟了创新性发展路径。例如，AI 大模型的产业化落地加速了智能制造和智慧服务的发展，为新质生产力的发展提供了新范式。此外，数字经济的蓬勃发展催生了大批新兴产业与创新型市场主体，形成了新的经济增长点，为新质生产力的跃升注入了源源不断的动力。因此，研究数字经济对新质生产力的赋能作用，有助于我们更好地把握数字经济发展机遇，加快培育新质生产力，为政策制定者提供科学合理的依据，为实现我国经济高质量增长提供重要的理论支持。

## 2. 文献综述

自 2023 年 9 月首次提出“新质生产力”这一概念以来，不少学者对数字经济与新质生产力的关系展开了广泛的研究。其中，郭晗等学者详细阐释了新质生产力的内涵：新质生产力实质上就是新的生产力逐渐改造和替代旧的生产力，并不断升级的过程[3]。冯旭南则强调，新质生产力势必要符合当前时代的发展态势，而数字经济涵盖了计算机的发明、互联网的普及、大数据与人工智能(AI)的应用，以及平台经济与共享经济的崛起，将是推动新质生产力发展的内生驱动力[4]。

在实证研究方面，冯鲍等人针对全国近十年的样本数据，采用熵权法得到数字经济与新质生产力的综合指标评价结果，通过基准回归模型以及内生性检验等得出数字经济对新质生产力具有显著的正向影响的结论[5]；吴韦韦等人同样在熵值法的基础上，对我国西北五省的统计调研数据建立固定效应模型，验证了数字经济对新质生产力的积极促进作用以及在不同地区间的差异性[6]；王智茂等人则基于数字经济赋能新质生产力的空间视角下，选取了全国 285 个地级市进行研究，并将所有地级市分为东、中、西不同区域以及大小城市进行异质性研究，结果表明数字经济对于新质生产力的影响存在显著的空间溢出效应及区域异质性[7]；杨洁等人以我国沪深 A 股上市公司为研究样本，借助双重差分模型，解析数字

经济如何在企业新质生产力培育中发挥治理效能及其作用机理,得出数字经济的迅速发展有利于试点区企业新质生产力形成等结论[8]。

在研究方法上,众多学者如冯鲍、吴韦韦、王智茂、杨洁等人在数字经济赋能新质生产力的研究中,大都采用了含固定效应的线性回归模型[5]-[8]。而徐红丹等人在探究人工智能如何影响制造企业新质生产力时,采用双重机器学习模型的方法,克服了在纳入多维控制变量时,可能面临“维度灾难”和多重共线性的困扰[9]。而纪园园等人在数字经济赋能共同富裕的实证研究中,基于分位数回归细致呈现出数字经济的赋能作用在不同分位点的动态变化,为本文的研究提供了借鉴[10]。

本文的边际贡献在于:1) 在面板固定效应模型作为基准回归分析的基础上,引入双重机器学习模型。将传统回归分析和现代机器学习技术相结合,能够更好地拟合数据的真实特征,从而减少因模型设定不准确而产生的偏差,实现研究方法的扩展和创新,提高研究结论的可靠性。2) 本文首次提出数字经济在新质生产力发展水平的不同阶段(初期、成长期、成熟期)的差异化赋能作用,采用分位数回归的分析方法,探讨数字经济在新质生产力发展的低、中、高等分位点的赋能效应的变化,避免均值回归掩盖异质性的缺陷,弥补现有研究对其动态演进规律的忽视,更具研究深度,为该领域的研究提供了全新的视角。

### 3. 理论分析与研究假设

#### 3.1. 数字经济赋能新质生产力的发展

数字经济对新质生产力的发展具有正向影响,一方面,数字经济的快速发展促使数据成为关键生产要素进入生产流程中[8]。随着数据要素在各行各业的渗透和应用,数字经济在很大程度上促进了劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升,例如:在劳动者层面,可提升劳动者的数字素养和创新能力;在劳动资料层面,将推动设备智能化和系统互联;在劳动对象层面,将有利于催生数字产品和虚拟资产。各类生产要素的协同运作,有效驱动了全要素生产率实现跨越式增长,为新质生产力的培育与壮大注入了核心动力,并为新质生产力的形成和发展铺设了稳固的基石。另一方面,在数据要素的深度参与以及数字技术的革新中,诸多新兴产业如雨后春笋般涌现,例如人工智能、物联网和大数据等,这些产业具有高度智能化、高效便捷的特点,成为了推动经济增长的新动力。新兴产业在各领域中的快速崛起,使得生产过程中的信息处理能力与资源配置效率在很大程度上得到了提升。由此可见,数字经济不仅优化了生产的流程,降低了生产的成本,更是直接推动了新质生产力的形成与发展。所以,数字经济对新质生产力的发展具有积极的作用。

基于以上分析,本文提出假设 1:数字经济可以有力地推动新质生产力的发展。

#### 3.2. 数字经济赋能新质生产力发展的阶段异质性

从长期来看,数字经济对新质生产力发展的赋能过程并非是静止恒定的。在新质生产力发展的不同水平下,数字经济发挥作用的方式、强度和效果也不同。

在新质生产力发展的初期,数字经济主要发挥“筑基赋能”作用[11]。数字技术的初步应用可以推动传统产业数字化转型,并催生智能制造等新业态,从而引导生产要素向新兴领域集聚,为新质生产力发展奠定产业基础。这一阶段,数字经济对新质生产力的影响更多体现为要素激活与场景拓展,为后续发展打造基础支撑。

随着新质生产力进入快速发展阶段,数字经济的推动作用升级为“融合驱动”。数据要素与技术、资本、劳动力等传统要素深度融合,成为推动产业创新的核心力量。人工智能、区块链等前沿技术广泛应用于生产、管理、服务等环节;同时,数字平台经济的崛起,打破产业协作的壁垒,助推产业链上下游协同创新,加速产业集群化发展。此阶段,数字经济通过技术融合与产业生态构建,显著增强新质生

产力的创新活力与发展动能。

当新质生产力迈向成熟阶段，数字经济发挥“引领革新”作用。数字技术的持续迭代推动生产方式向智能化、绿色化、全球化转型；数字经济还催生新的生产组织模式与商业模式，推动经济社会全方位变革。在这一阶段，数字经济不仅维持新质生产力的持续增长，更通过创新突破与发展范式变革，引领生产力向更高水平演进，塑造全球竞争新优势。

基于上述分析，本文提出假设 2：数字经济对新质生产力发展的赋能作用存在阶段异质性。

## 4. 研究设计

### 4.1. 数据来源与变量选取

#### 4.1.1. 数据来源

本文重点选取 2012~2022 年间中国 31 个省市的相关数据作为研究样本，原始数据主要来源于《中国统计年鉴》<sup>1</sup>、数字经济开放研究平台<sup>2</sup>以及各省份的统计年鉴和统计公报，并用线性插补法完善个别缺失值。

#### 4.1.2. 变量选取

##### 1) 被解释变量

参考余卫等人[12]的理论研究，本文基于新质劳动者、新质劳动对象、新质劳动资料这三大方面构造被解释变量新质生产力的综合指标评价体系，并细化相应的二级指标与三级指标，具体如表 1 所示。当评价问题涉及多维指标且需量化综合结果时，熵权法可通过客观赋权提升评价结果的可信度。因而，本文借鉴大多数学者均采用的熵权法对新质生产力指标体系中的各维度指标进行加权聚合，测算其综合指数，作为评估新质生产力发展水平的量化标准。

**Table 1.** Evaluation system for new quality productivity indicators

**表 1.** 新质生产力指标评价体系

一级指标	二级指标	三级指标	单位	指标属性
新质劳动者	劳动者素质提升	每十万人人口高等学校平均在校生数	人	+
		科学研究和技术服务业城镇单位就业人员	万人	+
		国家财政性教育经费投入	万元	+
		平均受教育年限	年	+
新质劳动对象	劳动生产效率变革	人均GDP	元	+
		城镇单位就业人员平均工资	元	+
		第三产业就业比重	%	+
新质劳动资料	新兴产业化发展	第三产业增加值	亿元	+
		有电子商务交易活动的企业数比重	%	+
		工业废水治理设施处理能力	万吨/日	+
		生态能源保护力度	人均公园绿地面积	平方米/人
新质劳动资料	科技创新发展水平	城市生活垃圾无害化处理率	%	+
		二氧化硫排放量/GDP	千克/万元	-
		研究与试验发展经费投入强度	%	+
		规模以上工业企业有效发明专利数	件	+
	基础设施迭代更新	光缆线路长度	公里	+

<sup>1</sup> 国家统计局《中国统计年鉴》 <https://www.stats.gov.cn/sj/ndsj/>。

<sup>2</sup> 数字经济开放研究平台 <https://www.deor.org.cn/research/numberdata#hotChart>。

## 2) 核心解释变量

对于核心解释变量数字经济，本文参考相关文献从数字基础设施、数字产业化、产业数字化以及数字创新能力这四个维度建立评估框架，细化到相应的二级指标，如表 2 所示[5]-[7]。在此基础上，同样对各指标运用熵权法得到其综合指数，作为衡量数字经济发展水平的依据。

**Table 2.** Evaluation system of digital economy indicators

**表 2.** 数字经济指标评价体系

一级指标	二级指标	单位	指标属性
数字基础设施	移动电话普及率	部/百人	+
	数字电视用户数	万户	+
	互联网宽带接入端口	万个	+
	互联网宽带接入用户	万户	+
数字产业化	软件业务收入占GDP比重	%	+
	电信业务总量	亿元	+
	数字普惠金融指数		+
产业数字化	企业每百人使用计算机数	台	+
	每百家企业拥有网站数	个	+
数字创新能力	规模以上工业企业R&D人员全时当量	人年	+
	规模以上工业企业R&D项目数	项	+
	国内专利申请授权量	项	+

## 3) 控制变量

为减少遗漏变量造成的内生性问题，增强模型的稳健性，本文将如下控制变量纳入研究模型中(见表 3)：城镇化水平，以城镇人口与总人口的比值来衡量；社会消费水平，以社会消费品零售总额与地区生产总值的比值表示；政府干预程度，以地方财政一般预算支出与地区生产总值的比值表示；对外开放水平，以进出口总额与地区生产总值的比值表示；技术市场发展水平，以技术市场成交额与地区生产总值的比值表示。各变量名称和相关解释如表 3 所示。

**Table 3.** Variable naming and interpretation

**表 3.** 变量命名与解释

变量类型	变量名称	变量符号	测度方法
被解释变量	新质生产力	<i>Nqp</i>	熵权TOPSIS法计算得到的综合指数
解释变量	数字经济	<i>Dig</i>	熵权TOPSIS法计算得到的综合指数
控制变量	城镇化水平	<i>Urb</i>	城镇人口/总人口
	社会消费水平	<i>Scl</i>	社会消费品零售总额/地区生产总值
	政府干预程度	<i>Deg</i>	地方财政一般预算支出/地区生产总值
	对外开放水平	<i>Lev</i>	进出口总额/地区生产总值
	技术市场发展水平	<i>Dlt</i>	技术市场成交额/地区生产总值

## 4.2. 模型设定

### 4.2.1. 基准回归模型

结合研究内容与样本期数据的类型特点，本文将基准回归模型设为固定效应模型，如公式(1)所示：

$$Nqp_{i,t} = \mu_i + \alpha_1 Dig_{i,t} + \alpha_2 X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中，下标  $i$  表示省市， $t$  表示时间，被解释变量  $Nqp_{i,t}$  代表省份  $i$  在  $t$  年的新质生产力水平。 $Dig_{i,t}$  为核心解释变量，即省份  $i$  在  $t$  年的数字经济发展水平。 $\alpha_1$  为核心参数，表示核心解释变量数字经济( $Dig_{i,t}$ )对被解释变量新质生产力( $Nqp_{i,t}$ )的平均处理效应。 $X_{i,t}$  为表 3 中所涉及的全部控制变量， $\mu_i$  为个体固定效应， $\varepsilon_{i,t}$  为随机误差项。

### 4.2.2. 双重机器学习模型

考虑到传统线性回归方法在纳入多维控制变量时，可能面临“维度灾难”和模型设定偏误的问题，从而导致模型参数估计的结果出现系统性偏差。故本文在基准回归模型的基础上，借鉴 Chernozhukov 等人(2018)的方法[13][14]，将具体模型设定如下：

$$Nqp_{i,t} = \beta Dig_{i,t} + g(X_{i,t}) + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

公式(2)为主回归方程，其中  $\beta$  为核心参数，表示核心解释变量数字经济( $Dig_{i,t}$ )对被解释变量新质生产力( $Nqp_{i,t}$ )的平均处理效应， $X_{i,t}$  为全部控制变量的集合， $g(X_{i,t})$  为未知函数，表示控制变量对被解释变量  $Nqp_{i,t}$  的处理效应部分。 $\varepsilon_{i,t}$  为随机误差项，假定其条件期望  $E(\varepsilon_{i,t} | Dig_{i,t}, X_{i,t})$  为 0。

为剔除多维控制变量  $X_{i,t}$  在研究核心解释变量  $Dig_{i,t}$  对被解释变量  $Nqp_{i,t}$  的影响效应中可能产生的混杂影响效应，得到  $\beta$  的真实、“纯净”的估计结果，我们对公式(2)的等号两边同时求数学期望，得到公式(3)：

$$E(Nqp_{i,t} | X_{i,t}) = \beta E(Dig_{i,t} | X_{i,t}) + g(X_{i,t}) + E(\varepsilon_{i,t} | X_{i,t}) \quad (3)$$

公式(3)中  $E(Nqp_{i,t} | X_{i,t})$  为给定控制变量  $X_{i,t}$  的前提下，被解释变量  $Nqp_{i,t}$  的条件期望，即控制变量对被解释变量的影响效应； $E(Dig_{i,t} | X_{i,t})$  为给定控制变量  $X_{i,t}$  的前提下，核心解释变量  $Dig_{i,t}$  的条件期望，即控制变量对核心解释变量  $Dig_{i,t}$  的影响效应； $E(g(X_{i,t}) | X_{i,t}) = g(X_{i,t})$ ；由于  $\varepsilon_{i,t}$  是外生的随机误差项，根据迭代期望率可知，其条件期望  $E(\varepsilon_{i,t} | X_{i,t}) = 0$ 。

然后，将公式(2)减去公式(3)，可消除  $g(X_{i,t})$  部分，得到公式(4)：

$$Nqp_{i,t} - E(Nqp_{i,t} | X_{i,t}) = \beta [Dig_{i,t} - E(Dig_{i,t} | X_{i,t})] + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

在公式(4)中，对条件期望函数  $E(Nqp_{i,t} | X_{i,t})$  采用机器学习方法进行估计，获得其估计结果  $\hat{E}(Nqp_{i,t} | X_{i,t})$ ；对条件期望函数  $E(Dig_{i,t} | X_{i,t})$  再次采用相同的机器学习方法进行估计，获得其估计结果  $\hat{E}(Dig_{i,t} | X_{i,t})$ 。

令  $\widetilde{Nqp}_{i,t} = Nqp_{i,t} - \hat{E}(Nqp_{i,t} | X_{i,t})$ ，可得被解释变量新质生产力( $Nqp_{i,t}$ )中剔除掉受多维控制变量的影响效应之后的剩余结果；同理，对核心解释变量，令  $\widetilde{Dig}_{i,t} = Dig_{i,t} - \hat{E}(Dig_{i,t} | X_{i,t})$ ，可得核心解释变量数字经济( $Dig_{i,t}$ )中剔除掉受多维控制变量影响之后的剩余结果。即：在被解释变量与核心解释变量中，同时排除受控制变量的影响而产生的混杂效应，从而获得二者的“纯净”部分，最后对其建立回归方程，如公式(5)所示：

$$\widetilde{Nqp}_{i,t} = \beta \widetilde{Dig}_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

在公式(5)的回归方程中, 选取  $E\left(\left\{\widehat{Nqp}_{i,t} - \beta \widehat{Dig}_{i,t}\right\} \left[\widehat{Dig}_{i,t}\right]\right) = 0$  作为 Neyman 正交矩条件, 即可获得  $\beta$  的一致估计  $\hat{\beta}$  [14]。即: 在消除多维控制变量的干扰下, 核心解释变量数字经济对被解释变量新质生产力的平均净效应。

因此, 除去最后一步的线性回归外, 在对条件期望函数  $E(Nqp_{i,t} | X_{i,t})$  和  $E(Dig_{i,t} | X_{i,t})$  估计时, 任意灵活可行的机器学习算法均适用, 例如: 随机森林、套索(Lasso)回归、梯度提升以及神经网络等。本文将采用随机森林算法来学习两个条件期望函数, 并将套索回归、梯度提升以及神经网络作为替代算法, 进行机器学习算法的稳健性检验[9]。当两次估计均使用相同的机器学习算法时, 收敛速度快, 且不会导致机器学习容易出现的估计偏误。

#### 4.2.3. 分位数回归模型

普通线性回归仅关注的是解释变量对被解释变量的平均作用效果, 而分位数回归能精确给出被解释变量在不同分位点上与解释变量之间的关系, 反映样本数据的全貌, 包括数据的尾部特征[10]。而且, 分位数回归对数据的异常值不敏感, 模型设定的局限性小。因此, 为反映新质生产力发展的不同水平下, 数字经济赋能效应的不同程度与方向, 本文构建如下分位数回归模型:

$$Q_{\tau}(Nqp_{i,t} | Dig_{i,t}, X_{i,t}) = \alpha(\tau) + \beta_1(\tau) Dig_{i,t} + \gamma(\tau) X_{i,t} + \mu_i(\tau) \quad (6)$$

其中,  $Q_{\tau}(\cdot)$  表示被解释变量新质生产力( $Nqp_{i,t}$ )的第  $\tau$  分位数(本文中  $\tau$  分别取 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9, 代表新质生产力的不同发展水平);  $\beta_1(\tau)$  表示在  $\tau$  分位数上, 数字经济对新质生产力发展的边际效应, 随着  $\tau$  分位数的不同,  $\beta_1(\tau)$  也在动态变化, 因而可以反映在新质生产力的不同发展阶段, 数字经济赋能的异质性;  $\gamma(\tau)$  表示控制变量在  $\tau$  分位数上的系数;  $\mu_i(\tau)$  表示分位数层面的个体固定效应。

## 5. 实证结果分析

### 5.1. 描述性统计分析

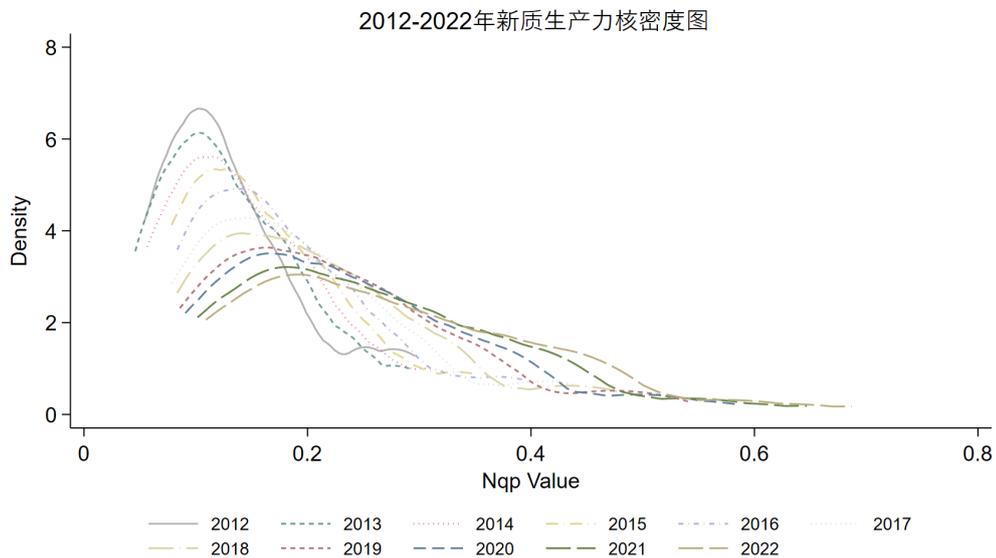
为初步了解研究变量的数据特征, 对各变量进行描述性统计分析, 结果如表 4 所示。

Table 4. Descriptive statistics of main variables

表 4. 主要变量描述性统计

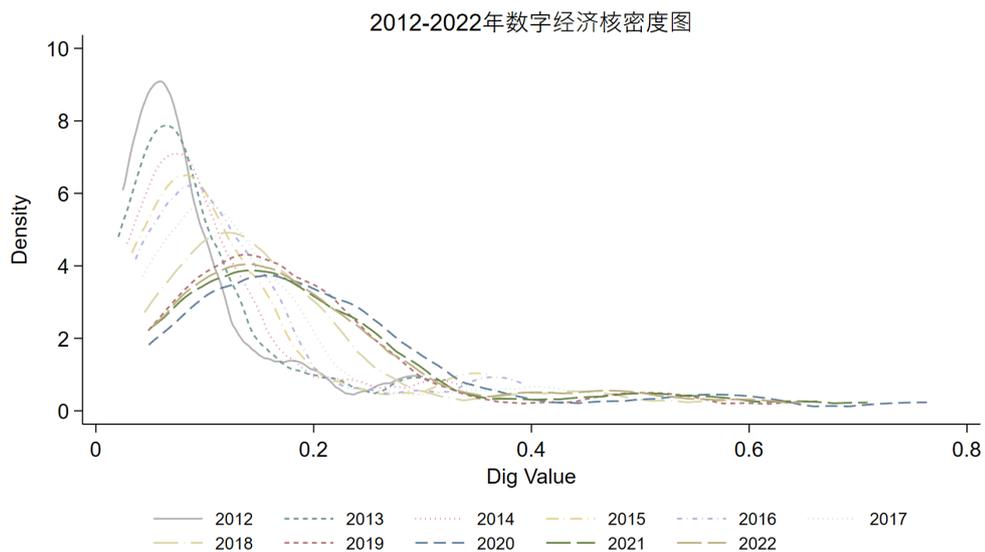
变量名称	均值	标准差	最小值	最大值
新质生产力( $Nqp$ )	0.197	0.108	0.046	0.687
数字经济( $Dig$ )	0.155	0.124	0.021	0.763
城镇化水平( $Urb$ )	0.598	0.127	0.229	0.896
社会消费水平( $Scl$ )	0.394	0.065	0.180	0.610
政府干预程度( $Deg$ )	0.292	0.205	0.105	1.354
对外开放水平( $Lev$ )	0.273	0.269	0.001	1.354
技术市场发展水平( $Dlt$ )	0.023	0.046	0.000	0.373

从表 4 可以看出: 新质生产力( $Nqp$ )发展的综合指数的均值为 0.197, 标准差为 0.108, 最小值为 0.046, 最大值为 0.687; 数字经济( $Dig$ )的综合指数的均值为 0.155, 标准差为 0.124, 最小值为 0.021, 最大值为 0.763。观察各变量的基本特征可知, 各变量数值的波动范围大体一致。为更直观地反映核心变量数据的分布形态, 本文用 STATA 软件绘制了新质生产力的核密度图(见图 1)与数字经济的核密度图(见图 2), 进一步观察二者的统计特征。



**Figure 1.** New quality productivity core density map from 2012 to 2022

**图 1.** 2012~2022 年新质生产力核密度图



**Figure 2.** Digital economy core density map from 2012 to 2022

**图 2.** 2012~2022 年数字经济核密度图

从总体来看,新质生产力发展水平和数字经济发展水平的核密度曲线均呈偏态分布,且随着年份的增长都整体向右移动,这表明 2012~2022 年期间,我国新质生产力和数字经济的发展都取得了长足进步。其中,新质生产力发展水平的核密度曲线呈现明显的多峰特征(见图 1),揭示出新质生产力发展水平参差不齐,即新质生产力在全国范围内尚未实现均衡发展。而数字经济发展水平的核密度曲线在初期存在多峰现象(见图 2),且随着时间推移逐渐变缓,这体现了数字经济发展水平的差异性将随时间的变化而有所改善。

## 5.2. 基准回归结果分析

将各变量代入公式(1)的基准回归模型中,观察数字经济对新质生产力的赋能效应,模型输出结果如表 5 所示。

**Table 5.** Benchmark regression results table  
**表 5.** 基准回归结果表

变量	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6
	<i>Nqp</i>	<i>Nqp</i>	<i>Nqp</i>	<i>Nqp</i>	<i>Nqp</i>	<i>Nqp</i>
<i>Dig</i>	0.883*** (0.055)	0.719*** (0.060)	0.719*** (0.060)	0.738*** (0.057)	0.706*** (0.047)	0.645*** (0.042)
<i>Urb</i>		0.310*** (0.074)	0.310*** (0.075)	0.263*** (0.080)	0.274*** (0.076)	0.245*** (0.069)
<i>Scl</i>			-0.006 (0.026)	0.007 (0.027)	0.010 (0.029)	0.0451 (0.032)
<i>Deg</i>				-0.142* (0.0753)	-0.149* (0.080)	-0.146** (0.071)
<i>Lev</i>					-0.054 (0.034)	-0.066** (0.029)
<i>Dlt</i>						0.315*** (0.076)
常量	0.060*** (0.009)	-0.100** (0.040)	-0.098** (0.040)	-0.036 (0.054)	-0.022 (0.059)	-0.014 (0.054)
固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本量	341	341	341	341	341	341
R <sup>2</sup>	0.816	0.843	0.843	0.849	0.853	0.887

注：\*\*和\*\*\*分别表示在5%和1%的水平下显著，括号内为标准差。

模型 1 到模型 6 (见表 5)在逐步加入各控制变量之后, 数字经济(*Dig*)对新质生产力(*Nqp*)的平均影响效应均显著为正。以模型 6 为例, 在纳入全体控制变量之后, 数字经济(*Dig*)的回归系数为 0.645, 这意味着在确保所有控制变量恒定的前提下, 数字经济(*Dig*)每实现一个单位的增长, 将带动新质生产力的发展平均增长 0.645 个单位。究其原因在于数字经济可通过如下路径来赋能新质生产力的发展: 1) 数字经济的快速发展使得数据作为新型生产要素, 与传统要素有机融合, 产生倍数级的协同效应。此外, 数据要素能提高生产、流通、分配、消费等环节的信息对称性, 让资源在各环节间更精准地流动与配置, 推动产业结构、市场结构、分配结构、消费结构等趋于合理, 减少资源浪费, 提升经济循环的适配性与效率。例如, 电商平台通过分析消费者的购买数据, 可以精准地进行商品库存管理和物流配送规划, 降低库存成本和物流损耗。2) 在数据要素的深度参与以及数字技术的革新中, 诸多新兴产业如雨后春笋般涌现。一方面, 人工智能、物联网等数字原生产业加速发展; 另一方面, 数字技术通过对传统产业的渗透与革新, 不断促使产业体系迈向高端化与智能化, 并孵化出新模式、新产业、新动能, 形成新质生产力[15]。以人工智能技术为例, 其在医疗影像诊断、智能驾驶等领域的应用, 带来了全新的诊断方式和交通出行模式。3) 数字经济还可以通过平台经济赋能新质生产力: 平台经济为各类创新主体提供了开放的创新平台, 促进了企业、高校、科研机构等之间的合作与交流。不同主体在平台上可以共享资源、技术和知识, 加速技术创新的传播与应用, 推动产业链上下游企业协同创新, 形成良好的创新生态, 为新质生产力的发展提供肥沃的土壤。同时, 平台经济还能够打破产业边界, 促进不同产业之间的融合发展。例如, 电商平台将传统的制造业、零售业、物流服务业等有机结合起来, 形成了新的数字商务生态, 推动了产业的协同发展和升级, 为新质生产力的形成创造了条件。上述结果充分证明了数字经济对新质生产力的正向推动作用, 因此, 假设 1 成立。

模型 6 的各控制变量中(见表 5)，城镇化水平(*Urb*)的系数显著为正，说明城镇化水平的提高将对新质生产力的发展产生正向影响，这是由于在城镇化的过程中，能够带动人口、资本、技术等要素的聚集，为新质生产力发展提供丰富的人力资源；社会消费水平(*ScI*)的系数也为正，但不显著；政府干预程度(*Deg*)的系数为负向显著，这是由于政府制定政策的滞后性，可能无法及时同步新质生产力快速发展的步伐，从而在一定程度上对新质生产力的发展形成制约；对外开放水平(*Lev*)的系数为负向显著，这是由于对外开放水平的提高导致市场竞争压力加大，对国内本土企业发展新质生产力产生了一定的挤出效应；技术市场发展水平(*DIt*)的系数显著为正，这是由于技术市场发展水平的提高，能够激励技术创新，为新质生产力的发展提供有力的支持。

### 5.3. 双重机器学习模型分析

#### 5.3.1. 模型输出结果

双重机器学习模型可以剥离混淆因素，即全体控制变量的干扰，精准识别出数字经济对新质生产力的驱动效应，产生更为稳健的结果。本文使用 STATA 软件建立了双重机器学习模型，相应结果呈现在表 6 中。

**Table 6.** Double machine learning (DML) model

**表 6.** 双重机器学习模型

变量	<i>Nqp</i>
<i>Dig</i>	0.560*** (0.061)
引入控制变量	是
固定效应	是
样本量	341

注：\*\*\*表示在1%的水平下显著，括号内为标准差。

表 6 中双重机器学习模型的结果显示：在排除各控制变量对数字经济与新质生产力的的混杂影响后，数字经济的平均净赋能效应为 0.560，且显著为正，即数字经济发展水平的提高能够拉动新质生产力发展平均净增长 0.560 个单位。这与基准回归所得结论一致。

#### 5.3.2. 稳健性检验

##### 1) 缩尾处理

为规避极端值造成机器学习模型的过拟合，本文对样本数据进行了双侧 5%的缩尾调整，将超出阈值范围的观测值替换为阈值本身，模型输出结果汇报在表 7 (缩尾处理)中。

**Table 7.** Robustness test

**表 7.** 稳健性检验

变量	缩尾处理	改变样本分割比例		替换机器学习算法	
	5%缩尾	Kfolds = 8	套索回归	梯度提升	神经网络
<i>Dig</i>	0.644*** (0.072)	0.576*** (0.066)	0.642*** (0.042)	0.612*** (0.062)	0.708*** (0.051)
引入控制变量	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是
样本量	341	341	341	341	341

注：\*\*\*表示在1%的水平下显著，括号内为标准差。

## 2) 重设双重机器学习模型

为全面客观地评估双重机器学习模型的性能,从以下两个方面重设双重机器学习模型:①将双重机器学习模型中的5折交叉验证改成8折,即,将数据集的初始划分比例1:4改为1:7,以确保模型在不同数据集上的泛化能力;②更改机器学习算法。运用套索回归、梯度提升和神经网络取代原模型采用的随机森林算法进行建模,以检验模型的鲁棒性,模型输出结果呈现在表7中。

根据表7的结果可知:在控制了极端值的影响、改变样本分割比例、替换不同的机器学习算法之后,数字经济对新质生产力发展的平均净赋能效应始终保持正向显著性。也就是说在不同的稳健性检验方法下,双重机器学习模型的结论是稳定的,再次验证了假设1:数字经济可以有力地推动新质生产力的发展。

## 5.4. 分位数回归分析

分位数回归可以通过条件分布的不同位置,探索数字经济赋能效应在新质生产力发展的不同阶段的动态演变特征。它打破了传统研究仅关注平均效应的局限,刻画出数字经济对新质生产力影响的异质性,为理解数字经济与新质生产力的复杂关系提供了全新视角与更为丰富的信息。表8汇报了在不同分位数下,数字经济(*Dig*)与新质生产力(*Nqp*)之间的条件依赖关系。

Table 8. Full sample quantile regression results table

表8. 全样本分位数回归结果表

变量	分位点				
	10%	30%	50%	70%	90%
<i>Dig</i>	0.627*** (0.001)	0.713*** (0.004)	0.753*** (0.004)	0.661*** (0.040)	0.846*** (0.001)
<i>Urb</i>	0.025*** (0.001)	0.051*** (0.007)	0.112*** (0.008)	0.235*** (0.032)	0.014*** (0.002)
<i>Scl</i>	0.016*** (0.001)	0.042*** (0.005)	0.059*** (0.004)	0.007 (0.009)	0.076*** (0.005)
<i>Deg</i>	-0.020*** (0.000)	-0.005 (0.004)	0.007** (0.003)	-0.038*** (0.011)	-0.052*** (0.001)
<i>Lev</i>	0.014*** (0.000)	-0.022*** (0.003)	-0.037*** (0.003)	-0.002 (0.007)	-0.033*** (0.001)
<i>Dlt</i>	0.432*** (0.001)	0.501*** (0.008)	0.445*** (0.014)	0.707*** (0.032)	0.717*** (0.005)
固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本量	341	341	341	341	341

注: \*\*和\*\*\*分别表示在5%和1%的水平下显著,括号内为标准差。

从表8可以看出:数字经济(*Dig*)在不同分位点上的回归系数均显著为正,说明无论新质生产力处于什么样的发展阶段,数字经济都能对其产生正向促进作用,这与假设1吻合。

虽然数字经济(*Dig*)的回归系数在总体上呈现出逐步上升的趋势,但在新质生产力的不同发展阶段,数字经济的赋能作用仍存在差异性。具体来看:1)在10%分位点上,数字经济的赋能作用为0.627,相对较弱。这是因为在新质生产力形成的早期,数字经济主要通过提供基础性支撑(比如,数字基础设施的建设与完善;数字技术的应用推动传统产业数字化转型等),为新质生产力的发展营造良好条件,培育初始发展动能[16]。此时,数字经济的赋能效应逐步显现。2)在新质生产力发展的快速成长期,数字

经济的赋能作用也随之递增。从新质生产力发展的 10%分位点到 30%分位点，再到 50%分位点，数字经济的回归系数不断增大。这一现象印证了其对新质生产力的赋能效应在显著提高。究其原因在于数据要素与传统要素的深度融合，人工智能、区块链等前沿技术的广泛应用，提高了生产效率，激发了新质生产力的创新活力与发展动能。3) 在 70%分位点上，数字经济的回归系数略有回落，这可能是样本数据的变化造成的正常的波动。4) 在 90%分位点上，数字经济的赋能作用强烈彰显。此时，其回归系数系数达到最高值 0.846。即：在新质生产力的成熟深化期，数字经济的赋能作用大放异彩。此时，数字经济不仅能推动新质生产力的持续增长，更将通过创新驱动、产业结构升级等机制，引领新质生产力向更高水平演进。

分位数回归系数变化图可以更清晰地反映在不同分位点下数字经济对新质生产力的影响，如图 3 所示。

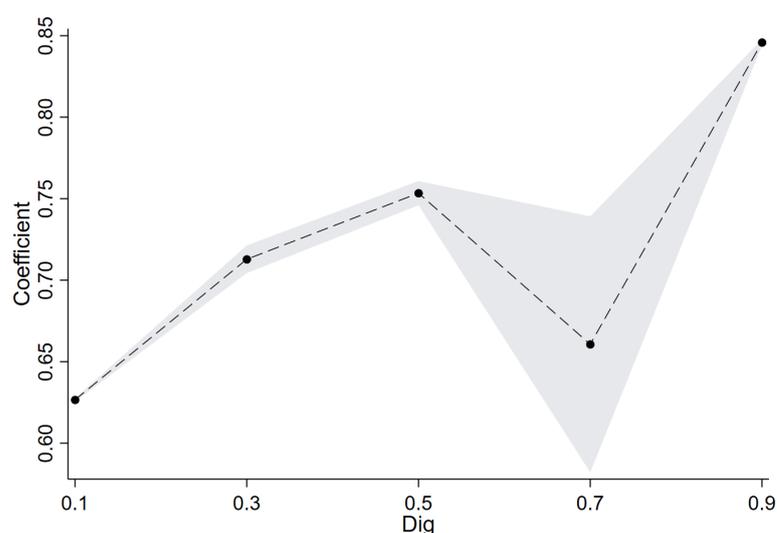


Figure 3. Quantile regression coefficient variation chart  
图 3. 分位数回归系数变化图

从图 3 不难发现，数字经济对新质生产力的发展具有显著的正向影响，虽然回归系数在 70%分位点有短暂波动，但总体来看，数字经济赋能新质生产力发展的水平呈上升的变化趋势，且相较于新质生产力发展的初期，数字经济在新质生产力发展迈向成熟期的赋能作用更为突出。综上所述，在新质生产力发展的不同分位点上，数字经济的赋能效应呈现出相应的差异性。因此，研究假设 2 成立，即：数字经济对新质生产力发展的赋能作用存在阶段异质性。

## 6. 结论与建议

### 6.1. 结论

本文首先在理论层面分析了数字经济与新质生产力的关系，并提出相应的假设。然后以全国 2012~2022 年的面板数据为研究对象，深入探究数字经济对新质生产力的赋能作用及其动态演变特征。其中，基准回归与双重机器学习模型的结果均显示，数字经济的快速发展能够有效推动新质生产力发展水平的提升；分位数回归研究进一步表明，数字经济对新质生产力的影响具有明显的异质性，具体表现为：随着新质生产力发展水平的不断跃升，数字经济的边际效应有递增趋势。因而，应根据新质生产力发展的不同阶段，制定数字经济赋能新质生产力发展的差异化政策组合。

## 6.2. 建议

基于上述研究结论，为充分发挥数字经济对新质生产力的赋能作用，本文提出以下建议：

第一，动态化政策设计，契合新质生产力发展时序。由于数字经济赋能新质生产力的异质性，因而，针对新质生产力发展的阶段性需求，要分层设计相应的规划方案。在新质生产力发展的初期，应夯实数字经济基础，重点加强数字基建普及，推动“数字扶贫”计划，帮助传统行业进行基本数字化改造。例如：加大基站建设力度，消除网络覆盖盲区，实现5G网络的广域覆盖，满足大数据传输等对带宽要求较高的应用场景需求，为各类数字应用提供高速、稳定的网络连接；推动数据中心建设，满足企业和社会对数据资源管理和应用的需求。在新质生产力发展的快速成长期，应强化数字经济的赋能效应，建立数据共享机制，促进不同企业和行业之间的数据流通和融合，催生新的商业模式，为新质生产力的进一步发展提供新的增长点。在新质生产力发展的成熟期，可依托数字技术开展前沿技术研究和突破性创新实践，助推新质生产力向更高层次跃迁。例如，开发更先进的人工智能算法、探索量子计算在商业领域的应用等，提升新质生产力的核心竞争力，化解发展瓶颈制约。

第二，加速产业数字化转型进程，夯实新质生产力发展的产业底座。利用大数据、人工智能等技术，推动制造业企业在生产、管理、营销等环节的数字化改造，打造智能化体系，达到生产效率提高、产品质量升级、成本精准控制的目的[17]；通过农业物联网、精准农业技术等，实现农业生产的精细化管理、农产品质量全链条追溯机制，拓展农产品电商渠道，加快农业现代化转型。推动金融、物流、旅游、医疗等服务业的数字化转型，创新服务模式和业态，提高服务效率和质量，拓展服务范围。

第三，立足技术创新，从多维度协同发挥技术创新在数字经济赋能新质生产力中的核心引领作用。鼓励企业、高校和科研机构加大对数字技术的研发投入规模，提高自主创新能力；各地区通过培训、人才引进等方式，提升现有人才队伍的综合素养，培养创新型复合型人才；营造良好的创新创业环境，支持数字经济领域的初创企业发展，培育新业态、新模式，为新质生产力的高层次发展注入强劲动力。

## 基金项目

平顶山学院横向科研项目——建筑企业“数字化”转型战略规划咨询(项目编号：PXY-HX-2025005)；平顶山学院校级青年基金项目——房价变动对城乡收入差距影响的实证研究(项目编号：PXY-QNJJ-202005)。

## 参考文献

- [1] 习近平在黑龙江考察时强调：牢牢把握在国家发展大局中的战略定位奋力开创黑龙江高质量发展新局面[N]. 人民日报, 2023-09-09(1).
- [2] 刘力超. 因地制宜培育新疆特色新质生产力[J]. 实事求是, 2024(5): 63-69.
- [3] 郭晗, 侯雪花. 数字新质生产力推动新型工业化: 内在机理与策略选择[J]. 改革, 2025(2): 77-87.
- [4] 冯旭南. 新质生产力与价值创造: 数字经济时代的生产方式变革[J]. 上海管理科学, 2025, 47(1): 48-52.
- [5] 冯鲍, 谭棋文. 数字经济对新质生产力的影响——基于技术创新和地区创业视角[J]. 深圳社会科学, 2025, 8(2): 59-69.
- [6] 吴韦韦, 吴参钰, 唐耀宗. 中国西北五省数字经济赋能新质生产力发展的实证研究[J]. 高师理科学刊, 2025, 45(2): 17-24.
- [7] 王智茂, 纪峰. 数字经济赋能新质生产力发展: 机制分析与空间溢出[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2025, 45(3): 25-46.
- [8] 杨洁, 丁洁, 刘运材. 数字经济如何赋能企业新质生产力——基于国家级大数据综合试验区的准自然实验[J]. 哈尔滨商业大学学报(社会科学版), 2025(1): 3-20.
- [9] 徐红丹, 王玖河. 人工智能与制造企业新质生产力——基于双重机器学习模型[J]. 软科学, 2025, 39(5): 26-33.

- 
- [10] 纪园园, 杨岚, 程东坡. 数字经济赋能共同富裕: 基于分位数回归方法[J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(9): 2887-2901.
- [11] 焦勇, 齐梅霞. 数字经济赋能新质生产力发展[J]. 经济与管理评论, 2024, 40(3): 17-30.
- [12] 余卫, 赵皖渝, 赵彤彤. 数字经济赋能新质生产力发展的内在机理与提升路径研究[J/OL]. 重庆大学学报(社会科学版): 1-16. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1023.C.20241226.1054.004.html>, 2025-05-05.
- [13] Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W., *et al.* (2018) Double/Debiased Machine Learning for Treatment and Structural Parameters. *The Econometrics Journal*, **21**, C1-C68. <https://doi.org/10.1111/ectj.12097>
- [14] 刘晓罡, 柏璐. 控制因果识别中的混淆变量——基于机器学习的视角[J]. 世界经济文汇, 2023, 1(6): 98-118.
- [15] 周自力, 缪寅宵, 刘民等. 计量筑基新质生产力促进可持续发展[J]. 中国计量, 2024(5): 6-36.
- [16] 李勇坚, 刘宗豪. 以数字基础设施释放新质生产力新动能[J]. 群言, 2024(5): 13-16.
- [17] 任保平. 论新质生产力与新型工业化的双向互动[J]. 学术月刊, 2024, 56(7): 30-41.