

数字经济赋能中国制造业全要素生产率的 效应测度及路径分析

杜传忠 刘书彤

内容提要:推进数字经济与制造业深度融合、提升数字经济赋能制造业全要素生产率,已成为推动中国制造业高质量发展的重要路径。本文利用2003—2020年中国制造业省级面板数据,通过构建随机前沿全赋能效应模型,运用反事实分析方法,分析数字经济对中国制造业全要素生产率的赋能效应及作用路径。研究表明:数字经济对制造业全要素生产率具有明显的赋能效应,这种效应主要通过技术进步、技术效率和规模效率三条路径实现,其中,通过技术进步赋能制造业全要素生产率为主要作用路径。异质性检验结果表明,在合理化、高级化程度较低的地区,数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应较大,而赋能技术效率的效应相对较小;在市场化水平较高的地区,数字经济与制造业深度融合,着力发挥数字经济对技术进步赋能作用,使得数字经济深度赋能制造业全要素生产率的效果更为明显;数字经济对南方地区制造业全要素生产率的赋能效应更为显著。为进一步提升数字经济赋能中国制造业全要素生产率,促进制造业高质量发展,应大力推进数字经济与制造业融合。

关键词:数字经济 制造业 全要素生产率 区域差异 随机前沿模型

中图分类号:F272.5

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2023)09-0043-23

改革开放以来,中国凭借低要素成本优势,实现了经济长期高速增长,这一点在制造业领域表现尤为突出。自2011年以来,中国制造业增加值已连续11年位居世界第一。与此同时,长期依赖要素低成本扩张的发展路径,也导致制造业质量效益不高、关键核心技术创新相对不足、可持续增长乏力等问题^[1]。为此,加快转变制造业发展模式、着力提升制造业效率和竞争力,成为实现制造业高质量发展的必然要求。当今世界,新一轮科技革命与产业变革加快推进,人工智能、大数据、云计算、物联网等新一代信息技术加速与实体经济融合,产业数字化与数字产业化并行推进。新一代信息技术正加速向制造业领域全面渗透和赋能,为提高制造业生产效率、促进制造业高质量发展提供了新动力^[2]。制造业是实体经济的主体,制造业高质量发展是整个经济高质量发展的关键。提高制造业全要素生产率(TFP)是保持制造业乃至整个经济高质量发

收稿日期:2023-01-13;修回日期:2023-06-04

基金项目:国家社会科学基金重大项目“新一代人工智能对中国经济高质量发展的影响、趋向及应对战略研究”(20&ZD067);国家社会科学基金重点项目“工业化后期与新产业革命交汇下的中国制造业与服务业融合发展研究”(19AJY012)

作者简介:杜传忠 南开大学经济与社会发展研究院教授、博士生导师,天津,300071;

刘书彤 南开大学经济学院博士研究生,通信作者。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

展的动力源泉和关键所在^[3]。党的二十大报告明确提出,要“加快建设现代化经济体系,着力提高全要素生产率”“促进数字经济和实体经济深度融合”“推动制造业高端化、智能化、绿色化发展”。为此,加快推进数字经济与制造业深度融合,大力促进制造业数字化,着力提升制造业全要素生产率,已成为现阶段实现中国经济高质量发展的重要一环。

一、文献综述

制造业是立国之本、强国之基,是支撑国家高质量发展的关键,如何实现制造业提质增效、提高制造业竞争力,一直是学术界关注的热点问题^[4-6]。伴随大数据、云计算、人工智能等新一代信息技术快速发展和广泛应用,数字经济与制造业融合加快推进,为制造业转型发展提供了新契机、新动能^[7]。

关于数字经济对全要素生产率的影响,可追溯到“索洛悖论”。进入20世纪90年代以后,随着美国新经济的发展,信息产业部门带动生产率提升的事实越来越明显,由此“索洛悖论”不再存在的观点被更多人接受^[8]。郭家堂和骆品亮(2016)从互联网的连接性和网络效应角度为解释“索洛悖论”提供了新视角^[9]。近年来,随着人工智能(AI)作用的不断发挥,关于“AI悖论”是否存在的争论再次出现。新型数字技术、数字经济与生产率的关系也引起学者的广泛关注。程文(2021)研究发现,新型通用目的技术扩散在短期内将导致生产率下降,长期则有利于提高生产率^[10]。格雷茨和迈克尔斯(Graetz & Michaels, 2018)研究发现,工业机器人的使用对劳动生产率和全要素生产率具有显著的提升效应^[11]。总体上看,认为新一代信息技术能够提升生产率的学者普遍认为,新一代信息技术的生产率提升效应主要通过技术创新、优化要素投入结构、提高资源配置效率等路径实现^[12-14]。但也有部分学者认为,数字经济的发展或新一代信息技术的应用并未带来生产率的提高,甚至产生负增长^[15-16],由此提出了新的“索洛悖论”或“AI悖论”。许多学者也将研究的重点转向对新“索洛悖论”的解释中。布吕诺尔夫松等(Brynjolfsson et al., 2019)改进了全要素生产率与产出的测量方式,证明了人工智能技术快速进步与生产率下降同时存在的现象是可证伪的,认为导致该现象的原因为预期错误、测量误差、再分配效应以及滞后效应^[17]。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2018)认为,企业是一个复杂的系统,新技术的引入要与实际生产相匹配,否则可能会导致过度自动化,从而对生产率带来不利影响^[18]。此外,也有学者从资源错配、价格削减战略、管理不善等角度解释“索洛悖论”的产生原因^[19-21]。

聚焦于制造业领域,学者一般认为数字经济能够显著提高制造业全要素生产率^[14, 22-23]。卡佩罗等(Capello et al., 2022)研究认为,由于制造业行业创新程度较高,具备从新型技术中获益的能力,从而“AI悖论”并不成立^[20]。李治国和王杰(2021)研究发现,数字经济发展对企业层面和城市层面的制造业全要素生产率均具有促进效应^[22]。陈楠和蔡跃洲(2021)基于制造业细分行业的面板数据,实证检验了数字技术对制造业高质量发展的促进作用^[7]。

关于数字经济赋能制造业全要素生产率机制的研究,既有文献主要从减少劳动要素投入^[7]、金融科技发展^[24]、数据赋能^[25]、技术创新^[14, 26]、激励创业行为^[2]、要素配置^[22]等方面展开。一般认为,数字经济对制造业全要素生产率的影响是多维复合的。从生产端出发,微观层面从企业内部看,数字经济通过促进制造业企业的生产方式及组织形式的变革、增强生产要素的协同性、提高生产效率、加快技术创新,从而有效提升全要素生产率^[27-28]。在行业层面,数字经济加剧了企业间的竞争,倒逼低效率企业提高生产率,增强竞争

力^[29]。同时,借助工业互联网、人工智能、大数据中心等新一代数字化基础设施能够畅通企业间的沟通渠道^[30],优化劳动力、资本等有形生产要素的资源配置^[31],提高制造业行业全要素生产率。李治国和王杰(2021)研究发现,数字经济主要通过数据开发应用和数据传播渠道提升制造业全要素生产率^[22]。此外,数字经济还可以通过溢出效应和扩散效应优化制造业全要素生产率^[32-33],已有研究表明知识外溢带来的技术进步效应仅在较小的空间尺度上存在,即存在于城市间、行业间、企业间,在省级层面该效应并不显著^[34-35]。从消费端出发,数字经济对制造业全要素生产率的影响可以概括为以下两点:一方面,数字经济通过降低消费者信息搜寻成本,消费者能够以更少的时间成本和交通成本达到效用最大化水平,从而有助于促进消费^[26];厂商能够实现规模经济效应和范围经济效应^[28],进而带来生产率的提升。另一方面,数字经济能够带来消费结构的变化^[23],使得消费行为呈现多样化、个性化的发展趋势,适应消费新变化、新趋势,倒逼制造业企业转型升级,从而促进制造业高质量发展^[36]。还有学者从劳动赋能和资本赋能角度探讨数字经济对制造业全要素生产率的作用路径。劳动赋能路径主要通过推动企业数字化转型、优化产业结构实现;资本赋能路径主要通过提高企业资本质量、增强外部金融支持实现^[37]。众多文献中,与本文最相关的研究为刘平峰和张旺(2021)^[21]的研究,他们将“数字技术”变量纳入常替代弹性生产函数中,将数字技术扩展为资本赋能型技术和劳动赋能型技术,展示了数字技术对全要素生产率的赋能路径。

由以上综述可知,学术界围绕数字经济对制造业全要素生产率的影响效应、路径分析等方面已经展开了一定研究,为进一步深入系统研究数字经济与制造业融合、实现制造业高质量发展奠定了必要基础。但在数字经济赋能制造业全要素生产率方面,现有研究仍存在不足:一是现有文献主要研究了数字经济与制造业全要素生产率的关系,但未将数字经济纳入增长核算以及 TFP 测算框架,剥离数字经济对制造业 TFP 的赋能效应存在一定的困难,因此无法准确评估数字经济的赋能效果;二是已有研究多局限于利用固定参数的回归模型进行静态分析,未考虑数字经济对制造业 TFP 赋能的动态关系,更无法准确描述赋能效应的动态变化;三是数字经济赋能制造业 TFP 的作用路径是多层次的,仅有少量研究从 TFP 分解视角研究数字经济对 TFP 赋能的内在机制,具体到对制造业 TFP 的赋能效应,也缺乏以 TFP 分解视角揭示、测算数字经济对制造业技术效率、技术进步、规模效率的赋能效应。基于此,本文的边际贡献为:一是探索性地将数字经济纳入增长核算框架及 TFP 测算框架,基于全要素生产率分解理论,从技术效率、规模效率、技术进步的视角构建理论分析框架,揭示数字经济赋能全要素生产率的内生机制;二是构建随机前沿技术效率赋能效应模型、随机前沿技术进步赋能效应模型、随机前沿生产要素赋能效应模型以及随机前沿全赋能效应模型,为准确地测算数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应提供相应模型基础;三是运用反事实分析方法,测算数字经济发挥赋能效应的真实情境与反事实情境下的 TFP,进而将数字经济的赋能效应进行有效剥离;四是演绎数字经济对制造业全要素生产率总赋能效应的动态变化过程,具体评估多重路径下数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应,进而揭示数字经济赋能制造业全要素生产率的关键路径。

二、数字经济赋能制造业全要素生产率的机制

(一) 数字经济总体上对制造业全要素生产率的赋能机制

从总体上看,数字经济以人工智能、区块链、云计算等先进技术为核心驱动力,通过与制造业生产过程深度融合,推动生产过程的自动化与智能化,减少生产要素的投入^[28],降低生产成本,进而提升制造业全要

素生产率。与此同时,数字经济与制造业深度融合,有利于创新制造业生产模式,减少生产要素错配,有效提升生产要素利用与配置效率,从而提升全要素生产率。随着数字经济与制造业的深度融合,有利于提高制造业厂商与消费者之间的交易效率,实现柔性生产,提升产品价值创造功能,形成制造业生产效率提升的内在动力。此外,数字经济通过发挥自身数字化、智能化和网络化优势及功能,及时精准地捕获制造业研发、生产、制造、销售等各环节的数据信息,有效实现各部门、各环节之间协同合作,推进企业组织模式向网络化、扁平化、柔性化转变,有效提高制造业企业的决策效率和生产效率。

(二)数字经济基于不同路径对制造业全要素生产率的赋能机制

经济学理论一般将全要素生产率分解为技术进步、技术效率和规模效率三部分。基于这一划分,本文分别从技术进步、技术效率和规模效率三个维度揭示数字经济对全要素生产率赋能的机制。

1. 数字经济对制造业技术进步的赋能机制

技术进步是指新技术不断代替旧技术的过程,是以扩展生产前沿面的方式提高产出水平,其主要通过制造业企业自主创新得以实现。数字经济能够提供创新资源、优化创新要素配置、缓解融资压力,由此实现制造业技术进步。具体来看,一方面,数字经济时代,企业能够运用大数据分析、人工智能等数字技术收集、整合、分析数据,深入挖掘大数据背后隐藏的价值,迅速响应市场需求变化的同时为研发人员提供创新资源,促进企业推出新产品、新服务,有效降低企业创新风险,进而增进企业创新动力,激发企业创新活力,提升制造业创新能力和技术水平。与此同时,企业通过数字平台能够强化与科研院所的沟通交流,加强校企合作,及时反馈实际生产中的技术瓶颈,实现技术研发与实际生产的有机结合,缓解了研究机构技术供给“落地难”与企业技术需求“实现难”的问题,提高创新要素的配置效率^[26]。借助数字化工具,企业还用较低的成本将用户纳入产品创新流程,技术创新模式趋向社会化,创新方式更具灵活性,有利于加快推进研究进程,提高企业生产柔性,增强制造业的创新能力^[38]。另一方面,数字经济发展缓解了制造业企业融资约束、提高了信贷配给效率,推动企业增加创新投入,带来技术进步。企业开展研发创新活动需要投入大量的人力、物力和财力,而在不完全信息的市场条件下,金融机构难以判断企业的经营风险,往往在放贷方面趋于谨慎,制造业企业普遍面临较为严重的融资约束,导致企业研发投入资金不足^[39],阻碍了企业技术进步。随着数字经济的发展,金融机构能够以较低的成本获取企业大量信息,更精准地评估企业风险,提高预警体系的时效性,缓解信息不对称^[40],信贷服务的深度与精度大大增强,能够为企业创新活动提供资金源泉,促进制造业技术进步。

2. 数字经济对制造业技术效率的赋能机制

数字经济与制造业深度融合,实现对制造业数字化、智能化改造,及时、精准地传递信息,促进先进技术的推广与资源的合理配置,进而提升制造业技术效率。具体来看,一是数字经济可以帮助制造业企业提高决策效率、合理配置生产要素。数字经济在处理数据方面具有天然优势,通过物联网、互联网,企业不仅能够精准获取自身数据,还能捕获大量的客户数据、行业信息,利用大数据、云计算、人工智能等先进数字技术,能够精准定位客户需求,有效预测未来市场,科学、合理地制定生产计划,提高企业决策效率^[9]。在日常管理环节,企业可以对产品的研发、生产、储存、销售等过程实施智能化管理,深度分析制造过程产生的大量数据,随时调整各环节内人力、物力等资源分配,实现各种要素的优化配置,有效提升技术效率水平。二是数字经济增强制造业企业间的技术溢出效应,提高制造业行业技术效率水平。数字经济降低了制造业企业

间的沟通成本,提高了沟通效率,还能够聚集位于不同地理位置的企业,增强企业间协作的同时强化产业集聚效应,使得企业以高效率、低成本获取先进的生产技术,加快前沿生产技术在企业间推广,有效提高技术效率。此外,制造业企业能够以数字技术为依托,打破时间和空间限制,及时对工人开展职业技能培训,加快先进生产技术的应用,提高生产的技术效率,进而提升制造业全要素生产率。

3. 数字经济对制造业规模效率的赋能机制

数字经济时代遵循“梅特卡夫法则”和网络效应,与实体经济相结合能够发挥规模效应、范围经济以及长尾效应^[25, 41]。数字经济与制造业融合发展通过发挥对生产要素的倍增效应、降低生产成本、汇聚需求,提高制造业规模效率。

首先,数据作为数字经济时代关键的生产要素,其本身很难单独发挥作用,需要与劳动力、资本深度融合,相互作用、相互补充,才能发挥价值^[21, 42]。对制造业劳动要素的倍增效应体现为:劳动者借助互联网平台有针对性地加强理论学习,不断提升自身技能水平,劳动生产率不断提高^[18]。对制造业资本的倍增效应体现为:数字经济时代,企业将部分资本用于购买工业机器人,用工业机器人代替传统设备,有效提高资本生产率。与传统机器设备相比,工业机器人不但能够有效提高生产效率、保证生产的时效性,而且降低了次品率,提升了产品质量。与此同时,一方面,工业机器人的应用推动制造业行业资本深化^[43],促进劳动生产率的提升;另一方面,工业机器人的广泛应用也提升了制造业企业对高技能劳动力的需求,倒逼劳动者提升工作技能,提高自身综合素质,满足数字经济时代的发展需求。

其次,传统生产要素的边际成本呈现U型变化趋势,追求规模经济是传统经济区别于数字经济时代的重要标志^[44]。而数据要素具有易复制性、排他性和边际收益递增的特性^[22],制造业企业依托数字经济的网络外部性,能够以近乎零成本增加要素投入^[45],发挥规模效益。同时,通过数字平台,制造业企业可以将闲置的机器、设备等转让给需要的企业,提高现有资源的配置效率,有效提升全要素生产率。再次,随着消费者行为趋向个性化、多样化,倒逼制造业企业开展生产变革,实施定制化、个性化的生产方式,满足消费者需求的同时发挥规模效应。在传统生产模式下,要满足消费者个性化需求,需要投入大量无差别的人类劳动,效率低,生产成本极高。而在数字经济时代,不仅能够通过智能化生产满足个性化生产需求,还能利用数字化交易平台高效连接产品生产端和需求端,汇聚规模小、散乱的需求,通过“长尾效应”获得可观的规模收益,提升经济效益^[46]。

基于上述分析,本文认为数字经济可以通过技术效率、技术进步和规模效率的作用渠道发挥对制造业全要素生产率的赋能效应。进一步地,分析技术效率、技术进步和规模效率不同作用机制的赋能程度,以明确数字经济赋能制造业全要素生产率的主渠道。从促进制造业技术进步的视角分析,数字经济的发展为企业技术创新营造了良好条件,不仅降低了管理成本,而且实现了精准生产,加速新业态的产生与发展。在中国制造业整体技术水平不高的发展背景下^[47-48],数字经济能够在较大程度上促进制造业技术进步。从提升制造业技术效率的视角分析,尽管数字经济从理论上能够推进企业数字化、智能化转型,加快先进制造技术在企业间的推广与应用,优化资源配置,进而促进技术效率提升,但中国目前尚处于制造业数字化转型初级阶段,尤其是中小型制造业企业数字化转型进程缓慢^[7, 49],由此可能导致数字经济对技术效率的赋能效果大打折扣。从提高制造业规模效率的视角分析,数字经济主要通过形成规模经济和范围经济提升规模效率。结合目前产业数字化的发展状况来看,规模效应、范围经济更可能发生在头部大企业内部,而中小企业

难以借助数字经济的发展形成规模效应^[50]。同时,中国生产要素资源配置仍存在制度障碍,企业间、地区间的要素配置均存在一定的障碍和扭曲^[51],不利于数字经济对规模效率提升作用的发挥。

综合理论分析,本文提出以下研究假设:

假设 1:数字经济对制造业全要素生产率具有赋能效应。

假设 2:数字经济通过技术效率、技术进步、规模效率发挥对制造业全要素生产率的赋能效应。

假设 3:技术进步是数字经济赋能制造业全要素生产率的主要作用渠道。

三、研究设计

(一) 模型构建

首先,构建传统随机前沿模型:

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_l \ln l_{it} + \beta_k \ln k_{it} + \beta_t t + v_{it} - u_{it} \quad (1)$$

式(1)中, y_{it} 为制造业总产值, l_{it} 表示制造业劳动力投入, k_{it} 表示制造业资本投入, v_{it} 为满足均值为 0、方差为 σ^2_v 的正态分布随机扰动项, u_{it} 表示无效率项。其中, i 表示省份, t 表示年份。该模型使用产出弹性不变的生产函数估计技术效率及全要素生产率(TFP),为固定参数的随机前沿模型。但模型未考虑投入要素弹性的动态变化,无法表征数字经济对制造业 TFP 的赋能效应及作用路径,更无法清晰展现数字经济赋能效应的动态变化。针对上述问题,本文借鉴刘平峰和张旺(2021)^[21]的研究,将数字经济纳入传统随机前沿模型,基于数字经济赋能技术效率、技术进步、规模效率的不同路径,分别构建随机前沿技术效率赋能模型、随机前沿技术进步赋能模型、随机前沿生产要素赋能模型,以准确测度数字经济的总赋能效应、不同作用路径下赋能效应的具体数值。具体如下:

数字经济有利于加快先进技术的推广及应用,降低沟通成本,提升技术效率。基于此,本文构建的赋能效率模型如式(2)所示。 Z_e 表示数字经济赋能技术效率的协变量, $\rho_e(Z_{e, it}; \alpha_e e^{-1 Z_e \alpha_e})$ 。进一步分析可知, $0 < \rho_e(Z_{e, it}; \alpha_e) \leq 1$ 。若该协变量显著不为 0,即 $\rho_e(Z_{e, it}; \alpha_e) \neq 1$, $0 < \rho_e(Z_{e, it}; \alpha_e) < 1$, 表明数字经济对技术效率具有显著的赋能效应。

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_l \ln l_{it} + \beta_k \ln k_{it} + \beta_t t + v_{it} - \rho_e(Z_{e, it}; \alpha_e) u_{it} \quad (2)$$

数字经济能够通过提升创新能力、缓解融资约束实现对技术进步的有效赋能。为准确测度数字经济对技术进步的赋能效应,本文构建如式(3)所示的随机前沿赋能技术进步模型。 Z_t 表示技术赋能型协变量,令 $\rho_t(Z_{t, it}; \alpha_t) = \delta |e^{-Z_t \alpha_t} - 1| / (e^{-Z_t \alpha_t} + 1) + 1$, δ 为较大的正整数^①, 决定数字经济赋能技术进步的最低比例。若数字经济赋能技术进步的协变量不显著,表明数字经济对技术进步的赋能效应并未显现,该种情况下, $\rho_t(Z_{t, it}; \alpha_t) = 1$, 随机前沿赋能技术进步模型退化为传统随机前沿模型。

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_l \ln l_{it} + \beta_k \ln k_{it} + \beta_t \rho_t(Z_{t, it}; \alpha_t) t + v_{it} - u_{it} \quad (3)$$

数字经济通过放大资本和劳动力等传统生产要素的产出贡献,发挥长尾效应以及对生产要素的倍增效应,实现对规模效率的有效赋能。为此,本文构建随机前沿赋能生产要素模型,分别刻画数字经济赋能劳动

① 在实证检验部分,本文首先设定 $\delta = 5$, 实证结果显示 δ 的均值为 1.759, 最大值为 2.387, 表明对该参数的假设较为合适。此外, 本文改变假设条件, 设定 $\delta = 6$ 和 $\delta = 4$, 该参数估计结果基本一致。

要素投入和赋能资本要素投入的能力,如式(4)、式(5)所示。 Z_l 和 Z_k 分别表示劳动赋能型协变量和资本赋能型协变量,且 $\rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l)=|e^{-z_l^{\alpha_l}}-1|/(e^{-z_l^{\alpha_l}}+1)$, $\rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k)=|e^{-z_k^{\alpha_k}}-1|/(e^{-z_k^{\alpha_k}}+1)$ 。从设定的函数形式可以看出,本文假定数字经济赋能劳动、资本要素对产出贡献的放大倍数不超过两倍^①。当表示数字经济赋能劳动要素投入、资本要素投入的协变量显著不为0时,即 α_l 、 α_k 显著不为0时,表明数字经济对劳动、资本要素的赋能效应存在。

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_l \rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) \ln l_{it} + \beta_k \ln k_{it} + \beta_t t + v_{it} - u_{it} \quad (4)$$

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_l \ln l_{it} + \beta_k \rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k) \ln k_{it} + \beta_t t + v_{it} - u_{it} \quad (5)$$

综合以上分析,同时考虑数字经济对技术效率、技术进步、规模效率的赋能效应,本文将数字经济赋能不同路径的协变量一并纳入随机前沿模型中,构建随机前沿全赋能效应模型,如式(6)所示。由此可知,与现有研究运用传统随机前沿模型测算TFP的方式不同,随机前沿全赋能效应模型清晰地将数字经济的赋能效应纳入TFP的测算过程中,运用该模型计算得到的TFP应为考虑数字经济赋能效应后的TFP,而非仅考虑传统生产要素及产出的TFP测算方法。

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_l \rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) \ln l_{it} + \beta_k \rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k) \ln k_{it} + \beta_t \rho_t(Z_{t,ii};\alpha_t) t - \rho_e(Z_{e,ii};\alpha_e) u_{it} + v_{it} \quad (6)$$

随机前沿分析方法与生产函数的形式密切相关,与固定替代弹性生产函数相比,超越对数生产函数能够将要素替代弹性内生,具有更加灵活的优势,同时能够较好地反映各投入要素的相互影响,在生产函数的研究中应用较为广泛^[23]。因此本文最终选取超越对数生产函数形式构建超越对数随机前沿全赋能效应模型,如式(7)所示。同时,本文引入省份虚拟变量 D_i 以控制省份不随时间改变的特征。

$$\begin{aligned} \ln y_{it} = & \beta_0 + \beta_l \rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) \ln l_{it} + \beta_k \rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k) \ln k_{it} + \beta_t \rho_t(Z_{t,ii};\alpha_t) t + \beta_{ll} \rho_l^2(Z_{l,ii};\alpha_l) \\ & \ln^2 l_{it} + \beta_{kk} \rho_k^2(Z_{k,ii};\alpha_k) \ln^2 k_{it} + \beta_{tt} \rho_t^2(Z_{t,ii};\alpha_t) t^2 + \beta_{lk} \rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k) \rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) t \ln k_{it} + \\ & \beta_{tl} \rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) \rho_t(Z_{t,ii};\alpha_t) t \ln l_{it} + \beta_{lk} \rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k) \rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) \ln k_{it} \ln l_{it} + \sum_{i=1}^{29} \beta_i D_i - \\ & \rho_e(Z_{e,ii};\alpha_e) u_{it} + v_{it} \end{aligned} \quad (7)$$

由上述分析可知,式(7)已将数字经济赋能效应纳入TFP测算框架,由此可以测得考虑数字经济赋能效应后的TFP值。进一步地,本文将TFP中的数字经济赋能效应剥离,更为直接地对数字经济赋能效应展开细致分析。数字经济对TFP的赋能效应通过技术效率、技术进步及规模效率实现,要将赋能效应有效剥离,应切断数字经济赋能路径,借鉴反事实分析的思路,计算假设不存在数字经济赋能效应状态下的TFP,通过二者差别表示数字经济的赋能效应。从模型设定的角度出发,超越对数随机前沿全赋能效应模型是通过赋能效应协变量及参数刻画数字经济赋能效应的发挥,即 $\rho_e(Z_{e,ii};\alpha_e)$ 、 $\rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l)$ 、 $\rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k)$ 、 $\rho_t(Z_{t,ii};\alpha_t)$ 。在反事实分析框架下,不考虑数字经济赋能效应,各赋能效应协变量均不显著,上述参数值均为1。接下来,本文基于前文构建的超越对数随机前沿全赋能效应模型展示数字经济赋能技术效率、技术进步、规模效率以及TFP的计算公式。

数字经济赋能技术效率(ETE_{it})的计算公式如式(8)所示。在考虑数字经济赋能效应的框架下,技术效

^① 实证检验部分显示,该放大倍数的估计结果均在1.005~1.862,均值分别为1.56和1.51,由此表明该参数的设置形式合理。此外,本文也改变了假设条件,令 $\rho_l(Z_{l,ii};\alpha_l) = 2|e^{-z_l^{\alpha_l}}-1|/(e^{-z_l^{\alpha_l}}+1)$, $\rho_k(Z_{k,ii};\alpha_k) = 2|e^{-z_k^{\alpha_k}}-1|/(e^{-z_k^{\alpha_k}}+1)$,该参数的估计结果仍小于1,即方法倍数的估计结果仍不高于2,再次表明原文中参数的设置形式合理。

率表示为: $TE_{it} = \exp(-u_{it})$, 反事实分析框架下的技术效率表示为: $TE_{it} = \exp(-\rho_e(Z_{e,it}; \alpha_e)u_{it})$, 故两者之差可表示为:

$$ETE_{it} = E[\exp(u_{it} - \rho_e(Z_{e,it}; \alpha_e)u_{it}) | (v_{it} - u_{it})] \quad (8)$$

类似地, 数字经济对技术进步的赋能效应 (ETC_{it}) 如式(9)所示。前半部分表示考虑数字经济赋能效应的技术进步, 后半部分表示反事实分析框架下的技术进步, 两者之差即为所求。由技术进步的定義可知, 其反映观察期相较于上一期的技术进步情况。为便于比较, 参考程惠芳和陆嘉俊(2014)^[52]、肖曙光等(2020)^[53]的研究, 本文以2003年为基年并假定技术进步为1, 将相邻两年的技术进步调整为与基年相比的技术变化。

$$ETC_{it} = \beta_l \rho_l(Z_{l,it}; \alpha_l) + 2\beta_{ll} \rho_l^2(Z_{l,it}; \alpha_l)t + \beta_{ll} \rho_k(Z_{k,it}; \alpha_k) \rho_l(Z_{l,it}; \alpha_l) \ln k_{it} + \beta_{ll} \rho_k(Z_{k,it}; \alpha_k) \rho_l(Z_{l,it}; \alpha_l) \ln k_{it} - (\beta_l + 2\beta_{ll}t + \beta_{lk} \ln k_{it} + \beta_{ll} \ln k_{it}) \quad (9)$$

数字经济赋能技术效率变化 ($ETEC_{it}$) 的计算公式如式(10)所示。与技术进步赋能路径的处理方式相同, 这里仍将技术效率变化调整为与基年相比的技术效率变化。考虑数字经济赋能效应的技术变化率可表示为: $\{E[\exp(-\rho_e(Z_{e,it}; \alpha_e)u_{it}) | (v_{it} - u_{it})] - E[\exp(u_{i2003}) | (v_{i2003} - u_{i2003})]\} / E[\exp(u_{i2003}) | (v_{i2003} - u_{i2003})]$, 反事实框架下技术效率变化可表示为: $\{E[\exp(-u_{it}) | (v_{it} - u_{it})] - E[\exp(u_{i2003}) | (v_{i2003} - u_{i2003})]\} / E[\exp(u_{i2003}) | (v_{i2003} - u_{i2003})]$ 。故两者之差 $ETEC_{it}$ 如下所示:

$$ETEC_{it} = \frac{E[\exp(-\rho_e(Z_{e,it}; \alpha_e)u_{it}) | (v_{it} - u_{it})] - E[\exp(u_{it}) | (v_{it} - u_{it})]}{E[\exp(u_{i2003}) | (v_{i2003} - u_{i2003})]} \quad (10)$$

数字经济对规模效率变化率的赋能效应 (ESC_{it}) 主要通过放大劳动力和资本对产出的贡献值所表示, 即主要带来要素产出弹性的变化。在传统TFP的测算框架中, 规模效率变化的计算公式为: $(\varepsilon - 1) \sum_j \xi_j x_j$ 。故在规模效率变化的测算框架中, 数字经济的赋能效应通过规模效应指数 ε 、要素产出弹性 ξ_j 体现, 如式(11)所示。其中, $e\varepsilon_{it}$ 表示考虑数字经济赋能效应后的总产出弹性, 即规模效应指数, 由劳动要素弹性 $e\varepsilon_{li}$ 与资本要素弹性 $e\varepsilon_{ki}$ 组成, 即: $e\varepsilon_{li} = \beta_l \rho_l(Z_{l,it}; \alpha_l)$ 、 $e\varepsilon_{ki} = \beta_k \rho_k(Z_{k,it}; \alpha_k)$, $e\varepsilon_{it}$ 为上述两种投入要素产出弹性之和。 $e\xi_{li}$ 、 $e\xi_{ki}$ 分别表示劳动要素和资本要素的产出弹性占总产出弹性的比例。 ε_{li} 、 ε_{ki} 、 ε_{it} 、 ξ_{li} 、 ξ_{ki} 则表示反事实框架下的相关参数值。具体到构建的超越对数随机前沿全赋能效应模型中, $\varepsilon_{li} = \beta_l$ 、 $\varepsilon_{ki} = \beta_k$ 、 $\varepsilon_{it} = \beta_l + \beta_k$ 、 $\xi_{li} = \varepsilon_{li} / \varepsilon_{it}$ 、 $\xi_{ki} = \varepsilon_{ki} / \varepsilon_{it}$ 。式(11)前半部分表示数字经济赋能后的规模效率变化, 后半部分表示反事实框架下的规模效率变化值。同样地, 将规模效率变化调整为与基年相比的规模效率变化。

$$ESC_{it} = (e\varepsilon_{it} - 1)(e\xi_{li} \dot{l}_{it} + e\xi_{ki} \dot{k}_{it}) - (\varepsilon_{it} - 1)(\xi_{li} \dot{l}_{it} + \xi_{ki} \dot{k}_{it}) \quad (11)$$

结合上述分析, 数字经济对全要素生产率的赋能效应 ($ETFP_{it}$) 表示为赋能技术效率变化、赋能技术进步、赋能规模效率变化的效应之和, 如式(12)所示:

$$ETFP_{it} = ETEC_{it} + ETC_{it} + ESC_{it} \quad (12)$$

(二) 变量选取及处理

1. 投入产出变量

借鉴已有学者的研究^[23], 本文选取的产出指标为规模以上制造业总产值(Y), 投入指标为制造业平均用工数(L)和制造业固定资产净值(K)。其中, 制造业总产值与制造业固定资产净值分别使用工业生产者

出厂价格指数和工业固定资产投资价格指数进行平减,平减基期均为2003年。由于基于随机前沿生产函数测算的TFP指标并非每年的全要素生产率,而是与前年相比的变化率,反映全要素生产率变化(TFPC),而非TFP的水平。因此,借鉴程惠芳和陆嘉俊(2014)^[52]、肖曙光等(2020)^[53]的研究,本文将2003年基期TFP设定为1,计算可比的TFP值。技术进步、规模效率变化的计算方法均参照此方法。

2. 数字经济赋能协变量

现有对数字经济的研究主要从数字产业化、产业数字化两方面选取统计指标并构建指标体系,赵涛等(2020)^[2]、许宪春等(2022)^[54]采用熵值法、主成分分析法等统计合成方法测算相关指数以代表数字经济发展水平。但本文认为,使用统一的数字经济综合指标不能充分体现数字经济赋能路径的差异性。鉴于此,结合对数字经济赋能制造业全要素生产率的路径分析,本文针对不同赋能路径选取相应的协变量。

参考董直庆等(2017)^[55]、韩晶(2010)^[56],选取规模以上工业企业技术引进费用与技术消化吸收费用之和(TIAC)作为数字经济赋能制造业技术效率的协变量。该变量表示企业用先进技术改造落后技术,用先进工艺代替落后工艺的支出,是数字经济赋能制造业技术效率的体现。

参考王俊和陈国飞(2020)^[57]、孙早和侯玉林(2019)^[58]的研究,制造业创新程度均用新产品生产情况表示,而制造业创新是数字经济赋能制造业技术进步的体现。故选取规模以上工业企业新产品销售收入占主营业务收入的比重(NPP)作为数字经济赋能技术进步的协变量。

本文认为,数字经济对制造业规模效率的赋能效应主要体现在对生产要素的倍增效应中。参考杨慧梅和江璐(2021)^[59]、黄宗远等(2023)^[60]的研究,分别选取规模以上工业企业R&D人员全时当量(RDP)和软件业务收入(SR)两个变量作为数字经济赋能劳动力要素的协变量,选取规模以上工业企业R&D经费(RDS)和光缆线路长度(LOC)两个变量作为数字经济赋能资本要素的协变量。

上述选取的表示数字经济赋能的协变量均能在一定程度上表示数字产业化和产业数字化的水平,同时对所有协变量取对数。对于部分缺失值,采用年均增长率对数据进行填补。对制造业劳动力投入与资本投入进行去中心化处理。与柯布-道格拉斯生产函数相比,超越对数生产函数的要素产出弹性为估计系数与要素投入的函数,形式较为复杂。参考科埃利等(Coelli et al.,2003)^[61]的研究,将投入要素进行中心化处理,此时投入要素的产出弹性可表示为投入变量一次项的系数,以简化计算。

3. 数据说明

本文选取2003—2020年中国省级面板数据作为研究样本,研究对象为中国30个省份(因数据缺失,不包含西藏和港澳台地区)。各项数据均来源于《中国工业统计年鉴》《中国工业经济统计年鉴》《中国科技统计年鉴》和各省份统计年鉴。变量描述性统计如表1所示。

表1 描述性统计分析

变量类型	变量符号	单位	均值	标准差	最小值	最大值
投入产出变量	<i>Y</i>	亿元	18 296. 310	25 470. 196	133. 900	138 239. 900
	<i>L</i>	万人	236. 220	299. 279	6. 752	1 533. 710
	<i>K</i>	亿元	3 798. 725	3 892. 047	117. 110	2 4073. 810

表1(续)

变量类型	变量符号	单位	均值	标准差	最小值	最大值
赋能协变量	<i>TIAC</i>	亿元	17.904	28.220	0.007	220.006
	<i>NPP</i>	%	11.889	10.165	0.381	177.321
	<i>RDP</i>	百人年	644.188	1 005.933	4.570	7 000.170
	<i>SR</i>	亿元	971.300	2 055.970	0.018	15 737.290
	<i>RDS</i>	亿元	231.694	376.323	0.876	2 499.952
	<i>LOC</i>	千公里	27.778	16.257	0.618	125.048

四、实证结果及其分析

(一) 总体回归分析

表2展示了传统随机前沿模型和随机前沿赋能效应模型估计结果。回归结果显示,模型(6)的对数似然比统计量最大、AIC值最小,因此模型(6)为最优模型,后文均基于此模型展开分析。从劳动力要素与资本要素的估计参数来看,两种投入要素均为决定制造业产值的重要因素。资本要素投入对产值的影响更大,产出弹性为0.6242,在其他投入要素为均值的情况下,资本要素投入每增加1%,产出增加0.6242%。而劳动力的产出弹性仅为0.0363。由此可以推断,中国制造业仍具有较为明显的劳动密集型特征,增加劳动力投入对制造业产出的影响较小,而资本要素投入对制造业产出的影响较大。这与申丹虹和崔张鑫(2021)^[62]的研究结论一致。绝大部分投入要素的交互项在1%的水平上显著,证明了投入要素之间、投入要素与时间趋势变量之间存在非线性关系且相互影响。这表明拒绝柯布-道格拉斯生产函数形式,选用超越对数形式的生产函数是合理的。时间变量*T*的系数表明存在正的技术进步,生产前沿面正在以每年4.03%的速度向上移,且二次项的系数表明其影响是非线性的。数字经济赋能协变量的回归系数至少在5%的水平上显著,表明数字经济能够通过技术效率、技术进步以及规模效率实现对制造业全要素生产率的赋能效应。综上可知,模型回归的整体效果比较好,具有较强的解释力。

表2 总体估计结果

变量	模型(1)	模型(2)	模型(3)	模型(4)	模型(5)	模型(6)
<i>lnL</i>	0.0480*** (0.0054)	0.0529*** (0.0043)	0.0266*** (0.0043)	0.0811*** (0.0256)	0.0612*** (0.0043)	0.0363*** (0.0027)
<i>lnK</i>	0.9360*** (0.0661)	0.9336*** (0.0620)	0.9163*** (0.0638)	0.8588*** (0.0554)	0.6430*** (0.0509)	0.6242*** (0.0532)
<i>T</i>	0.1063*** (0.0087)	0.1055*** (0.0077)	0.0382*** (0.0032)	0.1096*** (0.0074)	0.1119*** (0.0074)	0.0403*** (0.0032)
<i>lnL</i> ²	-0.0348 (0.0342)	-0.0379 (0.0338)	0.0033 (0.0359)	-0.0847** (0.0346)	-0.0445 (0.0320)	-0.0062 (0.0300)

表2(续)

变量	模型(1)	模型(2)	模型(3)	模型(4)	模型(5)	模型(6)
$\ln K^2$	0.232 2*** (0.050 7)	0.230 4*** (0.048 6)	0.251 6*** (0.050 5)	0.176 7*** (0.047 1)	0.209 2*** (0.045 0)	0.208 6*** (0.049 7)
$\ln L \times \ln K$	-0.252 7*** (0.078 4)	-0.248 0*** (0.076 0)	-0.313 6*** (0.081 0)	-0.157 9** (0.074 6)	-0.297 2*** (0.073 9)	-0.146 9*** (0.039 6)
T^2	-0.001 0** (0.000 4)	-0.001 0*** (0.000 3)	-0.000 2*** (0.000 1)	-0.001 2*** (0.000 3)	-0.001 2*** (0.000 3)	-0.000 2*** (0.000 1)
$T \times \ln L$	0.044 4*** (0.005 5)	0.044 0*** (0.005 0)	0.017 7*** (0.002 3)	0.036 7*** (0.004 7)	0.043 4*** (0.004 7)	0.011 2*** (0.001 9)
$T \times \ln K$	-0.061 3*** (0.007 4)	-0.061 0*** (0.006 9)	0.022 6*** (0.002 8)	-0.054 0*** (0.006 2)	-0.070 1*** (0.007 0)	-0.016 0*** (0.002 1)
σ_u		0.136 8*** (0.036 2)	0.116 2*** (0.025 7)	0.123 8*** (0.024 1)	0.112 0*** (0.026 1)	0.140 0*** (0.027 9)
σ_v		0.099 9*** (0.010 4)	0.099 7*** (0.010 4)	0.097 5*** (0.010 4)	0.099 3*** (0.010 3)	0.088 9*** (0.008 9)
$TIAC$		0.055 4*** (0.020 2)				-0.042 4** (0.018 0)
NPP			-0.258 6*** (0.054 4)			-0.257 4*** (0.051 5)
RDP				-0.197 9*** (0.059 2)		-0.185 7** (0.088 3)
SR				0.795 1*** (0.286 5)		-0.057 4** (0.029 2)
RDS					-0.376 6*** (0.054 5)	-0.500 4*** (0.132 1)
LOC					0.067 3** (0.026 6)	0.307 0*** (0.090 4)
省份效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	7.565 6*** (0.076 1)	7.586 7*** (0.078 0)	7.497 0*** (0.073 1)	7.615 5*** (0.073 2)	7.522 7*** (0.073 9)	7.390 6*** (0.072 3)
$\log L$	363.259 0	363.612 6	372.089 9	368.556 2	379.463 8	393.433 7
AIC	-644.518 1	-643.225 2	-660.179 8	-651.112 3	-672.927 7	-692.868 0

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著，括号内为标准误。后表同。模型(1)为不考虑数字经济变量的随机前沿模型，模型(2)—模型(5)分别为数字经济赋能技术效率、赋能技术进步、赋能劳动力、赋能资本的模型，模型(6)为随机前沿全赋能效应模型。

为检验模型(6)回归结果的稳健性,本文从三个方面展开稳健性检验。一是更换数字经济赋能协变量。如表3所示,本文从多层次构建数字经济评价指标体系^[2, 54],并采取主成分分析法和变异系数法计算数字经济综合指标,替换数字经济赋能协变量进行稳健性检验。二是调整样本范围。考虑到疫情的影响,本文将2003年和2020年样本剔除,再次估计随机前沿全赋能效应模型进行稳健性检验。三是删除直辖市样本。中国直辖市在经济发展、行政管理、政策倾斜等方面与其他地区相比存在较大的特殊性,因此删除北京、上海、重庆、天津四个直辖市的样本再次估计模型(6)。稳健性检验结果与随机前沿全赋能效应模型即模型(6)的参数估计结果基本一致,说明模型(6)不存在过度敏感问题,结果较为稳健可靠。限于篇幅,稳健性检验结果备索。

表3 数字经济评价体系

一级指标	二级指标	指标衡量方式	单位
数字经济	数字经济基础设施	互联网宽带接入端口数	万个
		移动电话交换机容量	万户
		百人移动电话数量	部/百人
		光缆线路长度	千公里
		信息传输、计算机服务和软件业固定资产投资	百万
		普通高等学校学位授予数量	人
	数字产业化	电信业务总量	亿元
		邮政业务总量	亿元
		软件业务收入	万元
		通信设备、计算机及其他电子设备制造业主营业务收入	亿元
	产业数字化	信息传输、软件和信息技术服务业城镇单位就业人员	万人
		规模以上工业企业技术改造经费支出	万元
		规模以上工业企业技术引进经费支出	万元
		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 经费	万元
		规模以上工业企业新产品销售收入/主营业务收入	%
		国内专利申请授权量	项

基于数字经济全赋能效应模型的参数估计结果,进一步测算2003—2020年中国数字经济赋能制造业全要素生产率的具体数值。表4展示了数字经济的劳动力倍增效应、资本倍增效应、技术效率赋能效应、技术进步赋能效应以及全要素生产率赋能效应的测算结果,同时也展示了假设不存在数字经济赋能效应的情境下中国制造业全要素生产率变化率的具体数值($TFPC_0$)。可以看出,若不考虑数字经济的赋能效应,近年来中国制造业行业全要素生产率较低,甚至出现了下滑,黄群慧等(2017)也得出相似的结论^[63]。2009—2011年制造业TFP下降严重,这可能由2008年金融危机导致^[64]。受金融危机冲击,中国制造业企业面临的需求普遍降低,企业内部生产要素的使用效率和配置效率较低,导致制造业全要素生产率变化指数为负。

整体而言,数字经济赋能制造业全要素生产率的效应均值为 1.720 2,呈现逐年上升趋势,表明数字经济的赋能效应逐年增大^①。但同时也可看到,研究期内数字经济的赋能效应增速在持续下滑,即数字经济对全要素生产率的赋能效应呈边际递减规律。由于受制造业企业数字化基础薄弱、传统生产设备数字化改造难度大、数字技术和人才缺乏等条件的制约,制造业数字化、智能化水平整体偏低,进而阻碍了数字经济赋能效应的发挥。随着时间的推移,数字经济提升制造业技术水平、发挥规模效应的难度增大,减弱赋能全要素生产率的效果。从数字经济赋能的路径视角分析,数字经济赋能技术进步的平均效应为 1.200 2,在总赋能效应中占比为 82.3%,为数字经济赋能制造业全要素生产率的主要路径;其次为规模效率赋能路径,其赋能效应均值为 0.253 8,占赋能全要素生产率总效应的 17.4%;赋能技术效率变化的贡献最弱,在赋能制造业全要素生产率中的贡献占比仅为 0.3%。数字经济赋能技术进步的贡献最高,可能由于技术进步的特殊地位所致。技术进步是经济发展的源泉,能够有效促进生产效率提升,同时运用由技术进步带来的创新成果也能有效提高产出中知识和技术的含量,提升企业竞争力。因此,在数字经济与制造业深度融合发展过程中,企业对数字经济促进自主创新、技术进步给予高度关注,从人、财、物方面为企业技术进步提供各种有利条件,使得数字经济对技术进步的赋能效应最大^[65]。从时间趋势分析,研究期内数字经济赋能技术进步的效应占比呈上升趋势,而赋能规模效率和技术效率的占比呈下降趋势。此外,数字经济对劳动、资本要素的倍增效应均值分别为 1.556 8 和 1.515 0。与劳动要素相比,数字经济对资本要素的倍增效应增速更快,且随时间推移严格递增。

表 4 2003—2020 年数字经济赋能制造业全要素生产率的测算结果

年份	<i>ETC</i>	<i>ETEC</i>	劳动倍增	资本倍增	<i>ESC</i>	<i>TFPC₀</i>	<i>ETFP</i>
2003			1.459 6	1.299 8			
2004	0.091 0	0.003 3	1.474 0	1.323 0	0.006 3	0.091 8	0.100 6
2005	0.190 2	0.004 5	1.488 1	1.352 4	0.059 1	-0.054 8	0.253 9
2006	0.300 4	0.004 2	1.500 5	1.390 2	0.092 4	0.011 7	0.397 1
2007	0.425 4	0.003 8	1.514 8	1.425 3	0.118 1	0.028 6	0.547 3
2008	0.564 7	0.004 1	1.529 1	1.462 9	0.159 4	-0.002 4	0.728 3
2009	0.700 4	0.007 1	1.542 7	1.487 5	0.231 3	-0.101 2	0.938 8
2010	0.841 6	0.006 8	1.556 3	1.514 4	0.268 6	-0.014 1	1.117 0
2011	0.990 7	0.005 6	1.568 7	1.542 9	0.277 4	0.040 1	1.273 6
2012	1.158 0	0.003 6	1.581 6	1.565 2	0.286 3	0.058 5	1.447 9
2013	1.320 5	0.003 1	1.590 9	1.583 8	0.325 3	-0.013 7	1.649 0
2014	1.479 3	0.003 7	1.597 3	1.596 6	0.353 8	-0.009 1	1.836 8
2015	1.629 2	0.003 7	1.597 2	1.601 9	0.374 5	0.008 2	2.007 4
2016	1.776 7	0.004 0	1.601 1	1.608 7	0.389 2	0.004 0	2.169 9
2017	1.961 1	0.004 9	1.601 4	1.613 3	0.343 9	0.077 8	2.310 0

^① 中国信息通信研究院发布的《中国数字经济发展报告(2022年)》指出,数字经济作为国民经济的“稳定器”“加速器”作用更加凸显。2021年,中国16个省份数字经济规模突破1万亿元,数字经济成为拉动地区经济发展的主导力量。

表4(续)

年份	<i>ETC</i>	<i>ETEC</i>	劳动倍增	资本倍增	<i>ESC</i>	<i>TFPC₀</i>	<i>ETFP</i>
2018	2.142 4	0.004 7	1.600 3	1.626 8	0.341 9	0.026 3	2.489 0
2019	2.324 5	0.004 8	1.607 1	1.632 1	0.340 8	0.028 5	2.670 1
2020	2.508 0	0.004 5	1.611 5	1.643 7	0.345 9	0.027 1	2.858 4
平均值	1.200 2	0.004 5	1.556 8	1.515 0	0.253 8	0.012 2	1.458 5

由于中国各省份经济基础、产业结构、资源禀赋等不同,数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应可能存在明显的省域差异。因此,本文测算研究期内各省份数字经济赋能效应均值,限于篇幅,此处不再报告,备索。整体来看,各省份数字经济赋能效应均值介于0.6~2.2,省份间存在一定的差异。考察期内数字经济赋能效应年均值最高的3个省份依次为广西(2.15)、江西(2.09)和福建(2.03),而最低的3个省份依次为吉林(0.86)、新疆(0.65)和辽宁(0.60)。广西开展“数字城市”建设、“数字广西”建设等一系列政策措施,加速推进数字经济发展,为制造业数字化、智能化、网络化夯实基础。对外重视开放发展,积极推进中国-东盟命运共同体,深化中国-东盟数字领域合作,加快广西制造业数字化进程,推动制造业转型升级。值得注意的是,浙江、北京、上海、江苏等数字经济发展水平较高的省份在赋能制造业全要素生产率方面的表现并不突出,处于中等偏后水平。可能的原因在于,中国面向消费端的数字化转型发展较快,如移动支付、网络购物等位于世界前列,但产业数字化水平还处于初期阶段^[66],目前尚处于制造业数字化转型初级阶段^[67]。综合来看,中国中小型制造业企业数字化转型进程缓慢^[66,68],导致数字经济赋能效应易受到瓶颈效应影响。从另一方面来看,上述省份凭借自身资源、人才、交通基础设施等优势,拥有雄厚的制造业发展基础,先进的管理方法,制造业创新能力和生产效率普遍较高,接近于最优水平,其全要素生产率发展基数较大。故借助数字经济提高制造业生产效率的困难较高,需要以企业生产方式、组织方式、服务方式全方位、深层次、系统性的变革为基础,实现数字经济与制造业深度融合发展,进而充分发挥数字经济对制造业TFP的赋能效应。由此表明,目前数字经济发展水平与数字经济对制造业全要素生产率的赋能效果存在一定的失衡,以数字经济发展提高制造业全要素生产率、引领制造业高质量发展有待优化。

为进一步探究数字经济对浙江、江苏、广东、山东等制造业强省的赋能效应较小的原因,本文选取部分制造业强省作为典型代表展开细致分析。图1分别展示了运用传统测算方法得到的制造强省制造业TFP的变化趋势以及数字经济赋能效应的时间趋势,同时增加全国平均制造业TFP以及数字经济赋能效应均值的变化趋势用以对比。从图1(a)可以看出,不考虑数字经济的赋能效应,制造业强省的TFP远高于全国均值,广东制造业TFP尤其突出。广东、浙江、山东等省份制造业发展基础较好,实力雄厚,在全国具有领先地位。分析图1(b)可以发现,与其他制造强省相比,广东数字经济对制造业TFP的赋能效应遥遥领先,且高于全国平均水平。从时间维度分析,总体上看,2003—2011年数字经济对制造业强省的赋能效应高于全国平均水平,而在2011—2020年制造业强省数字经济的赋能效应明显低于平均水平。2010年以来,新一代信息技术及数字技术商业化应用的速度大大提升^[8],就浙江、广东等制造业强省而言,2003—2011年数字经济先发优势明显且制造业基础雄厚,数字经济与制造业结合更为迅速,有效带动制造业效率提升,领先于全国平均水平。值得强调的是,随着数字经济深度推进,数字经济与制造业深度融合,制造业生产效率不断改进,技术水平不断提升。与其他地区相比,制造强省内制造业要素配置合理、生产效率高、生产技术更接近

行业生产技术水平前沿,由此导致数字经济改进制造业生产效率、提升 TFP 的难度升级。而反观制造业发展相对较弱的地区,存在要素供给与配置的矛盾较突出、设备利用率和使用率不高等一系列问题。换句话说,该地区内技术水平、生产效率具有较大的潜力与提升空间^[59],因此,数字经济通过发挥其便捷性、灵活性和智能性,能够有效增强要素的流动性,提高生产的协调性,推动企业技术创新活动,数字经济与制造业融合能够在较大程度上实现对制造业 TFP 的有效赋能。由此导致 2011—2020 年制造业强省数字经济的赋能效应反而低于全国平均水平的发展现状。换个视角,数字经济是发展较为落后地区实现“弯道超车”的重要路径。以制造业为例,制造业发展较为落后的地区有机会利用后发优势借助数字经济提升核心竞争力,缩小与发达地区之间的差距,甚至实现“弯道超车”。

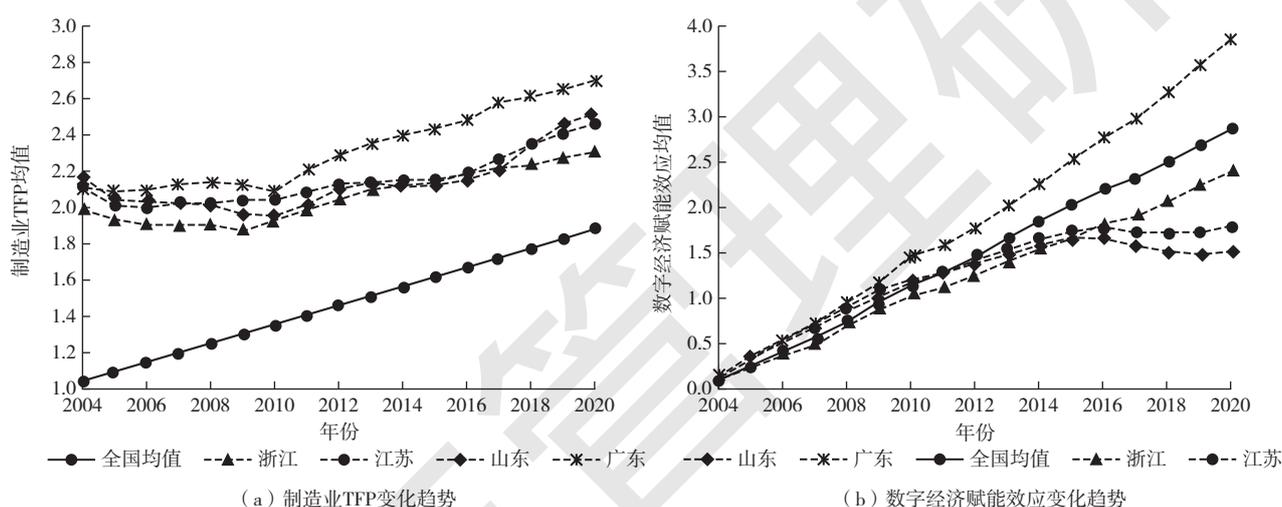


图 1 典型省份制造业 TFP 及数字经济赋能效应

(二) 异质性分析

前文分别从时间维度与省域维度分析了数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应,研究发现数字经济主要通过技术进步实现对制造业全要素生产率的有效赋能,且该赋能路径的贡献占比逐年提升。同时,数字经济的赋能效应具有省际差异。本文进一步从产业结构、市场化程度和区域差异三个层面考察数字经济赋能效应的异质性。

1. 产业结构异质性

考虑到省际产业结构存在较大差异,可能会影响数字经济赋能效应的发挥,本文从产业结构合理化、产业结构高级化两个维度考察产业结构对数字经济赋能效应的差异化影响。借鉴钞小静和任保平(2011)^[69]、干春晖等(2011)^[70]的研究,利用熵值法和主成分分析测算产业合理化及产业高级化水平,并以研究期间内中国省级产业结构合理化指数、高级化指数年度均值作为分组标准,进行产业结构合理化、高级化分组,以比较数字经济赋能效应差异。两种分组方式下,数字经济赋能效应的差异相似。限于篇幅限制,此处仅报告以产业结构合理化程度为分组标准,数字经济赋能效应的异质性分析结果,如图 2 所示。产业结构高级化为分组标准的异质性分析结果备索。具体来看,数字经济赋能制造业 TFP 总效应的结果显示,在合理化程度低、高级化程度低的地区,数字经济对制造业 TFP 赋能效应越高,其可能的原因在于产业结构合

理化、高级化较低的地区存在资源配置不合理、要素使用效率不高的问题,诸如此类制约发展的因素通过数字经济与制造业融合发展能够在一定程度上得到解决,故表现出合理化、高级化程度低的地区,数字经济赋能效应更高的现实。进一步,分析数字经济赋能制造业 TFP 的不同路径,数字经济赋能技术效率的路径存在明显的时间趋势,在研究前期(2004—2010年)赋能合理化、高级化程度低的地区效果更大,研究后期(2011—2020年)赋能合理化、高级化程度高的地区效果更大,表明随着数字经济与制造业深度融合发展,数字经济能够从深层次推动效率变革,不再仅限于提高合理化、高级化程度低地区的技术效率。分析数字经济赋能技术进步、规模效率的路径发现,数字经济仍在合理化、高级化程度低地区表现出更高的赋能效应。在制造业技术水平较高的区域内,数字经济对技术进步的赋能效应相对较小,该结果可能由中国制造业关键核心技术环节相对薄弱、关键高技能人才缺乏等原因导致,表明数字经济对技术进步的赋能效应仍处于初期,还未带来颠覆性、根本性的制造业创新。

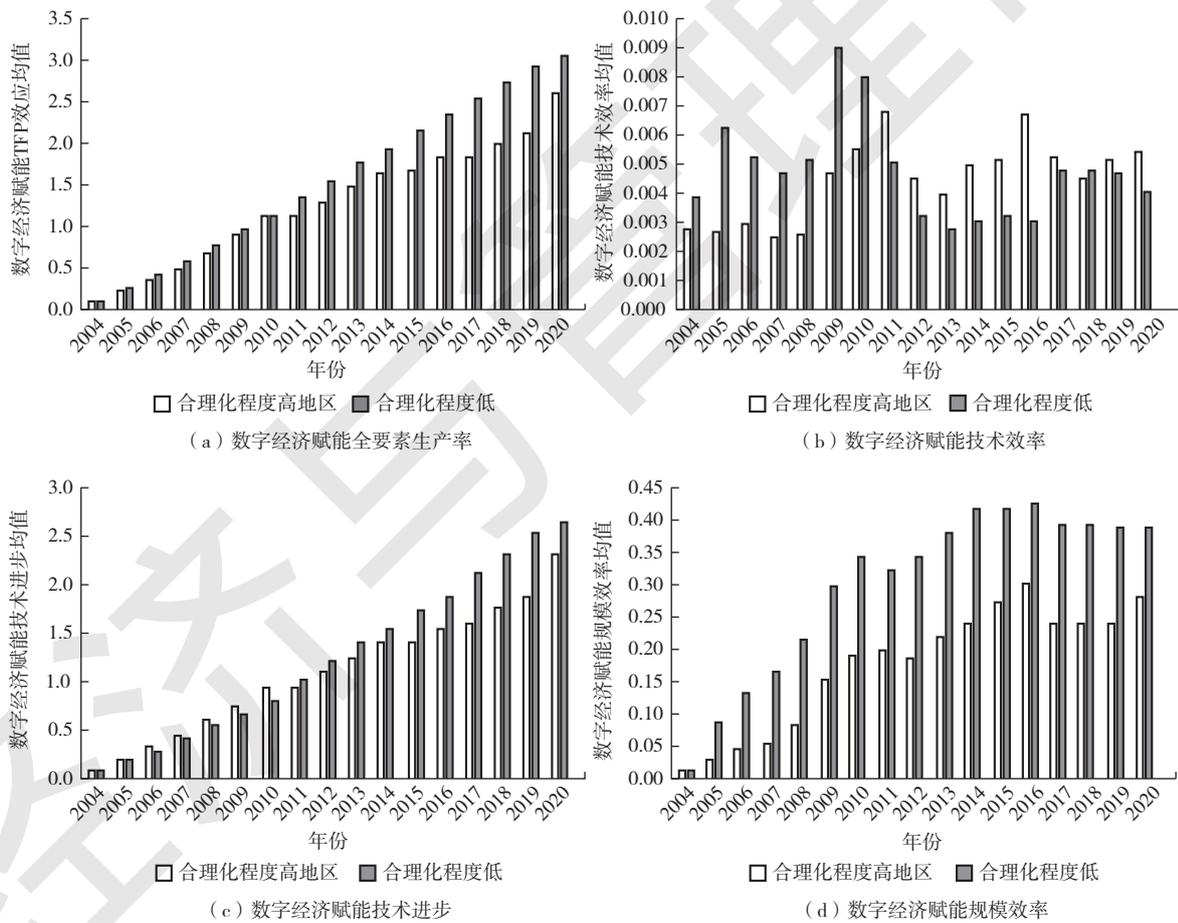


图2 不同产业合理化水平下数字经济赋能效应

2. 市场化程度异质性

考虑到区域间市场化程度的差异会影响数字经济赋能效应的发挥,进一步从市场化水平角度考察数字经济赋能制造业 TFP 的差异。本文利用王小鲁等(2021)^[71]编制的市场化指数进行测度,根据每年市场化

指数平均数分组,将省份划分为市场化水平较高地区和市场化水平较低地区。数字经济赋能制造业TFP、技术效率、技术进步及规模效率的差异如图3所示。市场化程度越高的地区,往往企业活力、创新动力、抗风险能力相对较强,因此在加快数字化转型方面更加积极主动,更容易把握数字经济赋能的机会窗口,推动企业全要素生产率的提升。图3(a)的实证结果印证了上述分析的结论,市场化程度高的地区数字经济的赋能效应越高。此外,数字经济对制造业技术效率、规模效率也在市场化水平较高的地区能够发挥更大的效应。分析图3(c)可以发现,市场化程度较低的区域数字经济的赋能技术进步的效果更明显。本文认为该现象的原因如下:市场化水平低的地区要素错配现象普遍,严重阻碍了生产要素活力的释放^[72],导致创新效率低下、技术水平较为落后,数字经济更容易发挥对该地区技术进步的赋能效应。随着数字经济的蓬勃发展,市场化水平较低的区域要素市场的流动性大大增强,数字经济与制造业融合发展更容易弥补制造业企业创新效率低、动力不足的劣势,有效提升创新要素间的互动、协同能力,促进企业自主创新,发挥技术进步效应。

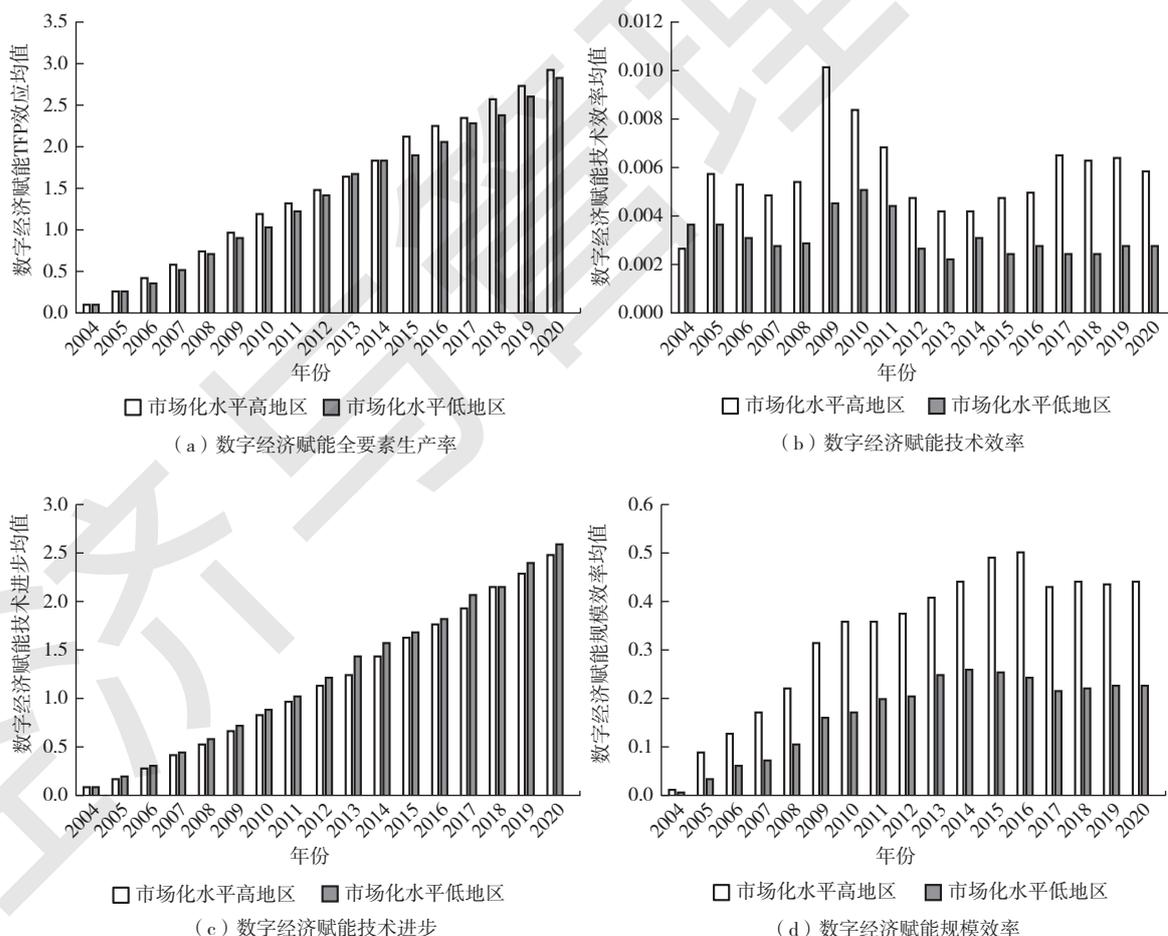


图3 不同市场化程度下数字经济赋能效应

3. 地区异质性

考虑到近年来中国经济发展呈现出的“南快北慢”的发展趋势,以及南北方地区制造业产业结构的差

异^[73-74],该部分对数字经济赋能效应的南北差异展开分析。基于前文对中国各省份数字经济赋能制造业全要素生产率的测算结果,从南北方^①区域划分的视角分析,发现数字经济赋能效应排名前八位的省份均集中于南方地区,排名后八位主要集中于北方地区。进一步分析南、北方地区数字经济对制造业全要素生产率赋能效果以及赋能路径的差异。结果显示,南方地区数字经济的赋能效应高于北方地区^②。本文认为可能的原因在于,相较于北方地区,南方地区的数字营商环境、数字化人才供给环境优于北方地区^[75],附加经济发展基础雄厚、民营企业占比高等有利条件,使得南方地区制造业龙头企业数字化、智能化转型速度快,有利于发挥数字经济的赋能效应,提升制造业竞争力并实现高质量发展。反观北方地区制造业结构偏重,行业多位于产业链上游,尤其是东北和华北地区,汇集了大量钢铁、煤炭等重工业企业,此类企业数字化改造不仅需要数字化转型的人才、技术,还需要投入大量资金,从生产端进行数字化改造^[76]。因此,总体来看,北方地区通过数字经济赋能制造业发展的成本较高,难度较大,故表现出数字经济赋能效应低于南方地区的发展现状。从时间趋势分析,自2008年南北方地区间数字经济赋能效应的差距更明显。可能的原因在于2008年政府推出“四万亿”投资计划导致南北方的差异进一步拉大^[77],南方地区通过减免税收、增加财政补贴等手段帮助制造业企业渡过难关,使得制造业企业能够以较快的速度恢复生产发展,同时能够有效吸引新企业进入,加剧行业竞争,通过优胜劣汰机制倒逼制造业企业增强数字化水平,提高生产效率。而北方以重工业为主的产业结构导致制造业产业呈现较为严重的产能过剩,在一定程度上导致区域内财力下降,制造业企业短期内难以走出发展困境,阻碍了企业数字化转型发展。因此,数字经济在南方地区对制造业TFP的赋能效果更为明显。从数字经济赋能路径来看,南方地区在赋能技术进步与规模效率方面明显优于北方地区,而在数字经济赋能制造业技术效率方面落后于北方地区。值得注意的是,2018年以来南方地区数字经济对制造业技术效率的赋能效应有所提高并超越北方地区,可以表明数字经济能够从深层次提升制造业技术效率,突破了赋能技术效率的瓶颈,这也再次印证了本文的研究结论。

五、研究结论与对策建议

本文基于2003—2020年中国制造业省级面板数据,通过构建随机前沿全赋能效应模型,实证检验了数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应以及技术效率、技术进步、规模效率的作用路径,进一步分析了数字经济在产业结构、市场化水平和区域层面对制造业全要素生产率的异质性影响。主要分析结论是:

第一,数字经济对中国制造业全要素生产率具有明显赋能效应,且整体呈现赋能效应呈现逐年增大趋势,但增速却持续下降。这一特征表明,数字经济对促进中国制造业乃至整个经济高质量发展具有重要作用,潜能巨大。但由于目前数字经济与制造业融合的配套基础设施仍相对薄弱,数字经济赋能中国制造业全要素生产率提升的效应仍受到一定限制。

第二,数字经济主要通过提高技术进步赋能制造业全要素生产率,且赋能效应越来越明显。这主要是

① 南方地区包括广西、江西、福建、重庆、湖南、贵州、广东、安徽、四川、云南、湖北、湖南、浙江、江苏、上海,其他省份为北方地区。

② 本文进一步补充了删除穿过“秦岭-淮河”一线的四川、甘肃、陕西、湖北、河南、安徽、江苏的研究样本,可以证明本文的研究结论依旧稳健。限于文章篇幅,此处未报告对应的估计结果,备案。

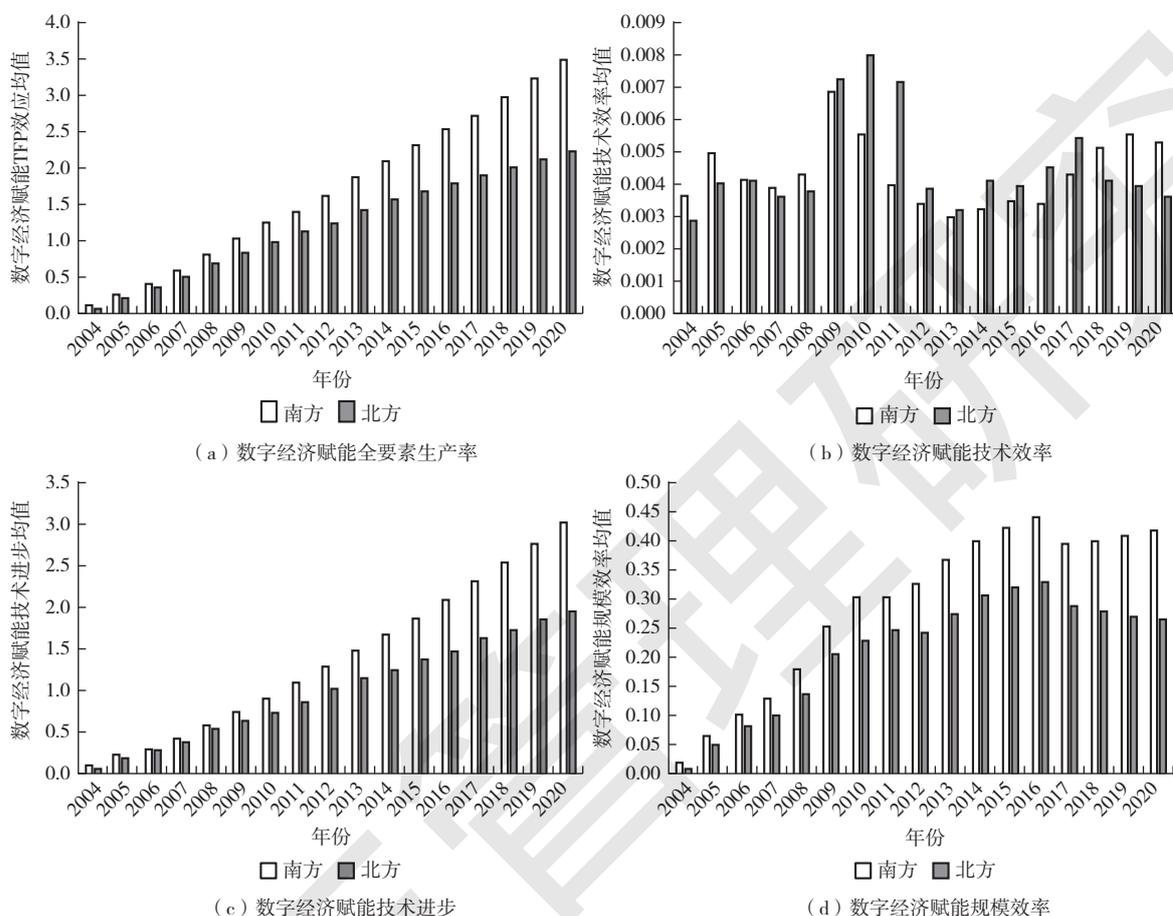


图4 南北地区数字经济赋能效应的异质性

因为数字经济作为一种新型经济形态,作为其主导性技术的人工智能、大数据、云计算、物联网等新一代信息技术,有利于促进制造业企业的技术创新、组织优化、流程再造和模式变革等,从而促进制造业全要素生产率提升。但从目前看,数字经济通过规模效率、技术效率、路径赋能制造业企业全要素生产率的作用效应有待进一步强化。

第三,数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应对不同区域产业表现出一定的差异性。具体来说,在产业合理化、高级化程度越低的地区,数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应较为明显,其可能的原因在于,该地区内通过制造业数字化转型缓解资源配置不合理、要素使用效率不高等问题的难度相对较小;在市场化程度较高的区域,数字经济对制造业全要素生产率的赋能效应较为明显,这主要是由于这些地区的企业活力、创新动力、抗风险能力等方面的条件较好;从南北地区角度分析,数字经济赋能南方地区制造业全要素生产率的效应更为明显。这主要与这些地区在数字经济与制造业融合发展的体制机制、营商环境、市场环境、人才供给、政府政策环境等因素有关。

基于以上分析结论,为进一步提升数字经济赋能中国制造业全要素生产率水平,应重点采取以下对策:

第一,推进制造业数字化智能化转型发展进程,统筹数字经济与制造业高质量协调发展。制造业企业

要加快人工智能、大数据、云计算等前沿数字技术在制造业中的应用,推进制造业数字化、智能化改造。同时,应深度分析、挖掘制造业数据,发挥数据的价值创造作用,突破制造业核心技术,提高制造业核心竞争力。促进数字经济与制造业发展深度融合,发挥数字经济的赋能效应,实现数字经济发展与制造业高质量发展的有机统一。

第二,充分发挥数字经济对制造业规模效率、技术进步、技术效率的赋能效应,着重发展技术进步赋能作用。一是充分发挥数字经济整合资源的优势,加强研发资源的合作共享,加强制造业核心技术攻关,促进技术进步。引导企业培养、引进、使用数字经济人才,助力制造业企业数字化转型,提高技术创新能力。二是要为工业互联网平台建设、企业智能制造转型、技术创新提供制度、资金和人才支持,突破制造业关键技术“卡脖子”的困境,助力制造业高质量发展。三是要充分发挥数字经济的集聚效应和长尾效应,汇聚小、散、乱的需求,释放规模经济潜力,推进“制造”向“智造”转变,为制造业全要素生产率赋能,实现制造业高质量发展。

第三,基于数字经济对制造业赋能效应的区域差异,因地制宜,实施差别化制造业发展战略。对于市场化水平、合理化程度、高级化程度较高的省份,要依托数字经济强化技术创新的主体地位,建构制造业技术创新体系,以技术进步提升制造业全要素生产率,推动制造业高质量发展。对市场化程度、合理化程度、高级化程度较低的省份,提升数字经济对技术进步赋能效应的同时,强化数字经济对制造业规模效率和技术效率的赋能作用,以提升全要素生产率。制造业企业要积极引进与本企业相匹配的先进技术,加强对工人的职业技能培训,加快先进技术在企业内部消化,吸收与应用,缩小与先进企业间的技术差距。积极评选数字经济赋能制造业的标杆企业,引导企业分享先进的技术及管理经验,促进知识溢出效应,提升制造业全行业全要素生产率。

参考文献:

- [1] 杜传忠,王梦晨. 技能偏向型技术进步对中国制造业价值链攀升的影响研究——基于知识产权保护的视角[J]. 经济科学, 2021(1): 31-43.
- [2] 赵涛,张智,梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界, 2020, 36(10): 65-76.
- [3] 蔡昉. 中国经济增长如何转向全要素生产率驱动型[J]. 中国社会科学, 2013(1): 56-71, 206.
- [4] YOUNG A. The tyranny of numbers: confronting the statistical realities of the East Asian growth experience[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1995, 110(3): 641-680.
- [5] 李玉红,王皓,郑玉歆. 企业演化:中国工业生产率增长的重要途径[J]. 经济研究, 2008(6): 12-24.
- [6] 杨汝岱. 中国制造业企业全要素生产率研究[J]. 经济研究, 2015, 50(2): 61-74.
- [7] 陈楠,蔡跃洲. 数字技术对中国制造业增长速度及质量的影响——基于专利应用分类与行业异质性的实证分析[J]. 产业经济评论, 2021(6): 46-67.
- [8] 杜传忠,郭美晨. 信息技术生产率悖论评析[J]. 经济学动态, 2016(4): 140-148.
- [9] 郭家堂,骆品亮. 互联网对中国全要素生产率有促进作用吗? [J]. 管理世界, 2016(10): 34-49.
- [10] 程文. 人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J]. 经济研究, 2021, 56(10): 22-38.
- [11] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. The Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
- [12] LIU J, CHANG H H, FORREST J Y L, et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation: evidence from the panel data of

- China's manufacturing sectors[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2020, 158: 120142.
- [13] RODRÍGUEZ-MORENO J A, ROCHINA-BARRACHINA M E. ICT use, investments in R&D and workers' training, firms' productivity and markups: the case of Ecuadorian manufacturing[J]. *The European Journal of Development Research*, 2019, 31(4): 1063-1106.
- [14] 赵宸宇,王文春,李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. *财贸经济*, 2021, 42(7): 114-129.
- [15] SHACKLETON J R. Robocalypse now? Why we shouldn't panic about automation, algorithms and artificial intelligence[Z]. *Current Controversies* No. 61, 2018.
- [16] CETTE G, FERNALD J, MOJON B. The pre-Great Recession slowdown in productivity[J]. *European Economic Review*, 2016, 88: 3-20.
- [17] BRYNJOLFSSON E, ROCK D, SYVERSON C. Artificial intelligence and the modern productivity paradox: a clash of expectations and statistics[M]// AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. *The economics of artificial intelligence: an agenda*. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 23-60.
- [18] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [19] 李静,楠玉,刘霞辉. 中国研发投入的“索洛悖论”——解释及人力资本匹配含义[J]. *经济学家*, 2017(1): 31-38.
- [20] CAPELLO R, LENZI C, PERUCCA G. The modern Solow paradox. In search for explanations[J]. *Structural Change and Economic Dynamics*, 2022, 63: 166-180.
- [21] 刘平峰,张旺. 数字技术如何赋能制造业全要素生产率? [J]. *科学学研究*, 2021, 39(8): 1396-1406.
- [22] 李治国,王杰. 数字经济发展、数据要素配置与制造业生产率提升[J]. *经济学家*, 2021(10): 41-50.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] 史丹,孙光林. 大数据发展对制造业企业全要素生产率的影响机理研究[J]. *财贸经济*, 2022, 43(9): 85-100.
- [26] GOLDFARB A, TUCKER C. Digital economics[J]. *Journal of Economic Literature*, 2019, 57(1): 3-43.
- [27] CARDONA M, KRETSCHMER T, STROBEL T. ICT and productivity: conclusions from the empirical literature[J]. *Information Economics and Policy*, 2013, 25(3): 109-125.
- [28] 杜传忠,张远. 数字经济发展对企业生产率增长的影响机制研究[J]. *证券市场导报*, 2021(2): 41-51.
- [29] 谢康,夏正豪,肖静华. 大数据成为现实生产要素的企业实现机制:产品创新视角[J]. *中国工业经济*, 2020(5): 42-60.
- [30] GU Q N, JITPAIPOON T, YANG J. The impact of information integration on financial performance: a knowledge-based view[J]. *International Journal of Production Economics*, 2017, 191: 221-232.
- [31] 马中东,宁朝山. 数字经济、要素配置与制造业质量升级[J]. *经济体制改革*, 2020(3): 24-30.
- [32] PAUNOV C, ROLLO V. Has the internet fostered inclusive innovation in the developing world? [J]. *World Development*, 2016, 78: 587-609.
- [33] 刘维林,程倩. 数字产业渗透、全球生产网络与非对称技术溢出[J]. *中国工业经济*, 2023(3): 96-114.
- [34] 赵勇,白永秀. 知识溢出:一个文献综述[J]. *经济研究*, 2009, 44(1): 144-156.
- [35] 何舜辉,杜德斌,焦美琪,等. 中国地级以上城市创新能力的时空格局演变及影响因素分析[J]. *地理科学*, 2017, 37(7): 1014-1022.
- [36] 肖静华,吴瑶,刘意,等. 消费者数据化参与的研发创新——企业与消费者协同演化视角的双案例研究[J]. *管理世界*, 2018, 34(8): 154-173, 192.
- [37] 田秀娟,李睿. 数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架[J]. *管理世界*, 2022, 38(5): 56-74.
- [38] 韩先锋,宋文飞,李勃昕. 互联网能成为中国区域创新效率提升的新动能吗[J]. *中国工业经济*, 2019(7): 119-136.
- [39] LIN M F, PRABHALA N R, VISWANATHAN S. Judging borrowers by the company they keep: friendship networks and information asymmetry in online peer-to-peer lending[J]. *Management Science*, 2013, 59(1): 17-35.
- [40] 余长林,杨国歌,杜明月. 产业政策与中国数字经济行业技术创新[J]. *统计研究*, 2021, 38(1): 51-64.
- [41] JONES C I, TONETTI C. Nonrivalry and the economics of data[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(9): 2819-2858.

- [42] 黄鹏,陈靓. 数字经济全球化下的世界经济运行机制与规则构建:基于要素流动理论的视角[J]. 世界经济研究,2021(3):3-13,134.
- [43] 邓仲良,屈小博. 工业机器人发展与制造业转型升级——基于中国工业机器人使用的调查[J]. 改革,2021(8):25-37.
- [44] 许恒,张一林,曹雨佳. 数字经济、技术溢出与动态竞合政策[J]. 管理世界,2020,36(11):63-84.
- [45] GUELLEC D, PAUNOV C. Digital innovation and the distribution of income[Z]. NBER Working Paper No. 23987, 2017.
- [46] 周文辉,王鹏程,杨苗. 数字化赋能促进大规模定制技术创新[J]. 科学学研究,2018,36(8):1516-1523.
- [47] 杜传忠,管海锋. 数字经济与我国制造业出口技术复杂度——基于中介效应与门槛效应的检验[J]. 南方经济,2021(12):1-20.
- [48] 谢获宝,张骏飞. 业务集中度与企业绩效关系的实证研究[J]. 中国工业经济,2007(9):87-95.
- [49] 郭克莎,杨侗龙. 中国产业数字化改造的机制和政策[J]. 经济学动态,2023(3):21-35.
- [50] 杨德明,刘泳文. “互联网+”为什么加出了业绩[J]. 中国工业经济,2018(5):80-98.
- [51] 贾俊雪. 公共基础设施投资与全要素生产率:基于异质企业家模型的理论分析[J]. 经济研究,2017,52(2):4-19.
- [52] 程惠芳,陆嘉俊. 知识资本对工业企业全要素生产率影响的实证分析[J]. 经济研究,2014,49(5):174-187.
- [53] 肖曙光,彭文浩,黄晓凤. 当前制造业企业的融资约束是过度抑或不足——基于高质量发展要求的审视与评判[J]. 南开管理评论,2020,23(2):85-97.
- [54] 许宪春,胡亚茹,张美慧. 数字经济增长测算与数据生产要素统计核算问题研究[J]. 中国科学院院刊,2022,37(10):1410-1417.
- [55] 董直庆,赵景,康红叶. 有偏技术进步、技术来源及其经济增长效应[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版),2017,19(1):65-74,144.
- [56] 韩晶. 基于SFA方法的中国制造业创新效率研究[J]. 北京师范大学学报(社会科学版),2010(6):115-122.
- [57] 王俊,陈国飞. “互联网+”、要素配置与制造业高质量发展[J]. 技术经济,2020,39(9):61-72.
- [58] 孙早,侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济,2019(5):61-79.
- [59] 杨慧梅,江璐. 数字经济、空间效应与全要素生产率[J]. 统计研究,2021,38(4):3-15.
- [60] 黄宗远,王凤阳,阳太林. 数字化赋能传统制造业发展的机制与效应分析[J]. 改革,2023(6):40-53.
- [61] COELLI T, RAHMAN S, THIRTLE C. A stochastic frontier approach to total factor productivity measurement in Bangladesh crop agriculture,1961-92 [J]. Journal of International Development, 2003, 15(3): 321-333.
- [62] 申丹虹,崔张鑫. 基于SFA方法的中国智能制造业全要素生产率研究[J]. 调研世界,2021(1):48-53.
- [63] 黄群慧,黄阳华,贺俊,等. 面向中上等收入阶段的中国工业化战略研究[J]. 中国社会科学,2017(12):94-116,207.
- [64] 许宪春,张钟文,常子豪,等. 中国分行业全要素生产率估计与经济增长动能分析[J]. 世界经济,2020,43(2):25-48.
- [65] 邱子迅,周亚虹. 数字经济发展与地区全要素生产率——基于国家级大数据综合试验区的分析[J]. 财经研究,2021,47(7):4-17.
- [66] 陈楠,蔡跃洲,马晔晖. 制造业数字化转型动机、模式与成效——基于典型案例和问卷调查的实证分析[J]. 改革,2022(11):37-53.
- [67] 陈林,张玺文. 制造业数字化转型的机理研究[J]. 暨南学报(哲学社会科学版),2023,45(3):99-110.
- [68] 赵亮员,吕鹏,薛品,等. 以小“建”大:中小企业“数实融合”的新趋势与新特点[J]. 山东大学学报(哲学社会科学版),2023(2):99-112.
- [69] 钞小静,任保平. 中国经济增长质量的时序变化与地区差异分析[J]. 经济研究,2011,46(4):26-40.
- [70] 干春晖,郑若谷,余典范. 中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J]. 经济研究,2011,46(5):4-16,31.
- [71] 王小鲁,胡李鹏,樊纲. 中国分省份市场化指数报告(2021)[M]. 北京:社会科学文献出版社,2021.
- [72] 罗佳,张蛟蛟,李科. 数字技术创新如何驱动制造业企业全要素生产率?——来自上市公司专利数据的证据[J]. 财经研究,2023,49(2):95-109,124.
- [73] 何致衡,汤珂,康文津. 中国南北方上市公司表现差异及形成机制研究[J]. 经济学(季刊),2023,23(2):767-783.
- [74] 盛来运,郑鑫,周平,等. 我国经济发展南北差距扩大的原因分析[J]. 管理世界,2018,34(9):16-24.
- [75] 徐浩,祝志勇,张皓成,等. 中国数字营商环境评价的理论逻辑、比较分析及政策建议[J]. 经济学家,2022(12):106-115.
- [76] 郑江淮,张睿,孙冬卿. 中国跨越“中高端制造业陷阱”:一个制造业合理比重假说与政策选择[J]. 改革,2023(4):37-52.
- [77] 耿瑞霞,胡鞍钢,周绍杰. 我国经济发展南北差距:基本判断、主要原因与政策建议[J]. 中共中央党校(国家行政学院)学报,2022,26(5):64-71.

Effect Measurement and Path Analysis of Total Factor Productivity in China's Manufacturing Industry Empowered by the Digital Economy

DU Chuanzhong, LIU Shutong
(Nankai University, Tianjin 300071)

Abstract: Promoting the deep integration of the digital economy and the manufacturing industry and improving total factor productivity (TFP) of the manufacturing industry empowered by the digital economy becomes an important path to enhance the high-quality development of China's manufacturing industry. By theoretically revealing the mechanism of the digital economy empowering manufacturing TFP, this paper uses the provincial panel data of China's manufacturing industry from 2003 to 2020 to introduce the digital economy into a stochastic frontier model. Based on the counterfactual analysis method, this paper empirically tests the empowering effect of the digital economy on manufacturing TFP, and investigates the action paths of technical efficiency, technological progress, and scale efficiency. It further analyzes the heterogeneity of the digital economy on manufacturing TFP at different levels, including industrial structure, marketization level, and regional level.

The results indicate that the digital economy has an obvious empowering effect on manufacturing TFP, with technological progress playing a dominant role. The heterogeneity test shows that the digital economy has a greater empowering effect on manufacturing TFP in regions with low levels of rationalization and upgrading of industrial structure. However, this effect on empowering technical efficiency is relatively small. Meanwhile, in regions with high levels of marketization, the deep integration of the digital economy and the manufacturing industry can effectively enhance manufacturing TFP by fully leveraging the role of the digital economy in technological progress. Furthermore, the empowering effect of the digital economy on manufacturing TFP is more significant in southern regions than in northern regions.

The marginal contributions of this paper are as follows. First, based on the decomposition theory of TFP, the digital economy is included in the growth accounting framework and the TFP measurement framework. Second, the stochastic frontier models of technical efficiency, technological progress, production factors, and the full empowering effect are constructed to accurately measure the empowering effect of the digital economy on manufacturing TFP. Third, the counterfactual analysis method is used to effectively peel off the empowering effect of the digital economy. Finally, it demonstrates the dynamic process of the full empowering effect of the digital economy on manufacturing TFP.

Based on the findings, this paper provides corresponding policy insights for further improving the digital economy to empower China's manufacturing TFP and promoting high-quality development of the manufacturing industry, including promoting the digital and intelligent transformation of the manufacturing industry, giving full play to the empowering effect of the digital economy on manufacturing scale efficiency, technological progress, and technical efficiency, and implementing differentiated development strategies for the manufacturing industry.

Keywords: digital economy; manufacturing industry; total factor productivity; regional difference; stochastic frontier model

责任编辑:姜 莱