

智能制造计划可以跨越“生产率悖论”吗： 来自智能制造试点示范项目的准自然实验

曹玉平,侯迎信

(河南大学经济学院,河南 开封 475004)

摘要:新一代人工智能是新质生产力的典型代表和提升全要素生产率(TFP)的重要源泉。基于微观企业视角,首先对“生产率悖论”现象的出现与消失进行了一体化的理论机制阐释。随后,以我国工信部实施的智能制造试点为准自然实验,利用2011—2021年A股制造业上市公司面板数据,借助交错双重差分法实证评估了智能制造计划影响企业TFP的总效应、机制、异质性及动态影响。研究发现:(1)智能制造计划虽在短期内对企业TFP的影响不显著,但在长期和总体上提升了企业TFP;(2)机制分析表明,通过促进企业创新,智能制造计划在短期、长期和总体上均能提升企业TFP;智能制造计划在初期和总体上扭曲了企业资源配置,但这一扭曲效应随时间推移逐渐减弱,从而对企业TFP的影响呈现出U型演变特征;(3)异质性分析发现,企业人力资本结构或数字化水平越高,智能制造计划可以在总体上越大且在时序上越快地提升企业TFP。研究结果为从微观企业层面去理解“生产率悖论”现象的出现与否、内在机制、严重程度和持续时长提供了理论解释和经验证据,对探寻提升TFP的新动力源和微观机制具有政策启示意义。

关键词:智能制造计划;全要素生产率;生产率悖论;交错双重差分;动态效应

中图分类号:F49;F062.4;F273.1 文献标识码:A 文章编号:1005-0566(2024)06-0023-10

Can intelligent manufacturing plan cross the “Productivity Paradox”: A quasi-natural experiment of chinese intelligent manufacturing demonstration project

CAO Yuping, HOU Yingxin

(School of Economics, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract: The new generation of artificial intelligence is a typical representative of new quality productivity and an important source of improving TFP. From a microenterprises perspective, this paper first provides the integrated theoretical mechanism for the emergence and disappearance of the “Productivity Paradox” phenomenon. Subsequently, using China’s intelligent manufacturing plan as a quasi-natural experiment, it empirically evaluates the overall effect, mediating mechanism, heterogeneity, and dynamic effect of the intelligent manufacturing plan on the total factor productivity (TFP) of enterprises with the help of staggered difference in differences method using the panel data of A-share listed manufacturing enterprises from 2011 to 2021. It shows that: (1) Although the intelligent manufacturing plan has no significant impact on the TFP of enterprises in the short term, it improves the TFP of enterprises in the long

收稿日期:2024-02-29 修回日期:2024-04-18

基金项目:国家社会科学基金“人工智能发展驱动产业转型升级的机制、效应与对策研究”(21BJL062);河南省高等学校哲学社会科学创新人才支持计划(2023-CXRC-07);河南省高等学校哲学社会科学创新团队支持计划(2024-CXTD-03)。

作者简介:曹玉平(1985—),男,湖北十堰人,经济学博士,河南大学经济学院副教授,博士生导师,研究方向为创新经济学。通信作者:侯迎信。

term and on the whole; (2) Mechanism analysis shows that intelligent manufacturing can enhance enterprise TFP in the short term, long term, and in general by promoting enterprise innovation, but it distorts enterprise resource allocation in the initial stage and in general, and this distortion effect gradually diminishes over time, so that the impact on firm TFP shows U-shaped dynamic characteristics; (3) Heterogeneity analysis shows that, the higher the firm's human capital structure or digitization level is, the more and the faster that intelligent manufacturing can enhance the firm's TFP. This study provides a theoretical explanation and empirical evidence to understand the emergence, internal mechanism, severity, and duration of the "Productivity Paradox" phenomenon at the micro-firm level, and it also has policy implications for exploring the new power source and micro-driving mechanism of TFP improvement.

Key words: intelligent manufacturing plan; total factor productivity; Productivity Paradox; staggered difference in differences; dynamic effect

历史回顾与跨国研究表明,制造业衰微将导致“产业空心化”^[1],国际收入不平等的七成可归结为各国制造业能力的差异所致^[2]。习近平总书记也指出“制造业必须筑牢”。我国虽是世界第一制造大国,但其发展主要依靠高能耗、高污染和低附加值的传统制造模式,这不利于实现经济效率、产业安全和可持续发展。在加快建设制造强国的时代背景下,我国制造业发展的源动力必须由要素粗放投入转向全要素生产率(TFP)提升,从而使高端制造业成为推动我国现代化产业体系构建的中流砥柱。同时,新一代人工智能(AI)被广泛认为是推进生产力整体跃迁和掀起全球第四次工业革命的战略性通用元技术^[3],与我国制造业高质量发展形成历史性交汇。因此,我国出台了新一代AI与制造业深度融合的智能制造计划,以在新产品、新业态、新模式和新动能等方面重塑我国制造业的地位与格局。

相对于实践领域对人工智能之产业变革效应的乐观展望,学术界对这一问题的探究呈现出更加复杂多样的观点。Brynjolfsson等^[4]发现了一个令人疑惑的现象,即“生产率悖论”:在AI飞速发展的过去10年里,各国社会生产率增长却显著放缓了,令人兴奋的智能制造技术与生产率的不温不火并存。这一现象也得到了一系列研究文献的支持^[5-6]。当然,除上述技术悲观派观点外,还存在其他不同观点。如技术乐观派认为不存在所谓的“生产率悖论”现象^[7-10];技术折衷派认为“生产率悖论”现象出现与否取决于考察时限、系列外在调节因素等,并且常常呈现出非线性影响^[11]和异质性特征^[12-13]。目前来看,“生产率悖论”现象已得到了广泛而深入的关注,对其存在或不存在

进行单独解释的理论与实证文献已比较充分。但是,仅研究到这一步是不够的,我们还需要提出一个一体化的理论逻辑去整合以上冲突的观点,并进行相应的实证检验,以回答:“生产率悖论”为何有时出现、有时消失,为何在有的企业存在而在有的企业不存在?“生产率悖论”产生与否的内在机制是什么?“生产率悖论”出现的可能性、持续时长及严重程度受哪些因素影响?只有深入解答上述问题才能更好地回应理论研究与经验证据得出的冲突结论,并为利用AI来提升TFP奠定坚实的学理基础。

一方面,提升TFP是微观企业增强竞争力的关键举措,也构成中观层面产业转型升级以及宏观维度经济高质量发展的动力基础。另一方面,智能制造不单纯是新一代AI技术,也不仅仅是高端制造手段,而是新一代信息通信技术与先进制造技术的深度融合,为提升TFP提供了全新动能,我国实施智能制造计划也旨在抓住制造强国建设的这一主攻方向。由此,密切围绕“生产率悖论”提出的研究命题,系统研究智能制造计划实施对企业TFP的影响。具体而言,首先一体化阐释了“生产率悖论”现象在出现与消失之间的演变。随后,以《工业和信息化部关于公布智能制造试点示范项目名单的通告(2015—2018)》作为准自然实验,利用2011—2021年中国A股2159家制造业上市公司的研究样本,借助交错双重差分法(Staggered DID),实证考察了智能制造计划影响企业TFP的总体作用、中介机制、异质性和动态效应。

本文有以下3个方面贡献:在理论方面,将“生产率悖论”的考察从宏观静态分析拓展至微观

动态考察,深入揭示了“生产率悖论”现象的形成机理,尤其为“生产率悖论”现象的产生与否、严重程度、持续时长等提供了逻辑一致的理论解释;在实证方面,对“生产率悖论”现象的出现与否、作用渠道、差异化呈现以及动态效应进行了系统的实证研究,这不仅丰富了智能制造实施效果的评估,也为研究企业 TFP 的驱动机理提供了新的微观证据;在实践方面,为跨越“生产率悖论”、探寻提升 TFP 的新动力源提供了政策启发。

一、理论分析与假说提出

智能制造计划是我国推动科技创新与实体经济深度融合的重大战略举措,提升企业 TFP 是该计划的核心目标所在,本部分将从技术创新和资源配置这两个渠道出发集中阐释智能制造计划影响企业 TFP 的内在理论机制。通过考察二者在遭遇智能制造冲击时的差异化调整特征,为从微观与动态视角打开“生产率悖论”现象的黑箱、揭示“生产率悖论”出现与消失的原因提供一个逻辑一致的理论解释。

(一) 技术创新渠道

第一,智能制造能提高企业创新效率。智能制造依托于新一代 AI 技术,而 AI 又被称为“发明方法的发明”^[3,7],是一种知识生产元技术,故而可优化科研创新流程^[5]。在研发阶段,可以先行利用智能组合和智能筛选,甄别出最大化可行创新方案集,增加创新成功率;在产品试验阶段,可利用增强现实技术展开模拟实验,提前识别出最优研发方案并投入实际生产,从而极大地降低创新试错成本,缩短新技术研发周期,提高创新效率。此外,创新源于主体间主观能动性的碰撞^[14],而智能制造加快了数据、知识与信息的高效传递。这些都有利于提高企业创新效率。

第二,智能制造可革新企业创新模式,提升企业创新活力。智能制造使得开放性创新模式与网络化协同创新体系成为可能^[15]。首先,智能制造拉近了生产者与消费者之间的距离,为消费者参与产品设计与研发提供了渠道,还提高了技术创新的市场接受度和更新迭代速度。其次,智能化企业可以将研发任务网络众包给非特定研发主体,通过汇集具有不同知识背景的人才的创新力量,挖掘非智能化企业难以效仿的前沿创新潜力。

最后,智能制造通过纵向串联与横向并联,打破了企业间的“信息孤岛”,加强了企业间显性与隐性知识的溢出,使企业内外部知识得以充分互补,从而对协同创新产生指数级催化效应^[14]。

第三,智能制造催生了对互补技术创新的诱致性需求。根据互补技术理论^[4],只有在配套技术的协同支持下,智能制造才能充分发挥对企业 TFP 的促进效应。因此,智能制造冲击将引起对不适宜技术的淘汰以及对互补技术的诱致性需求。面对这一情况,那些有技术革新能力的企业将针对性产出大量配套创新成果,从而提升企业 TFP。

(二) 资源配置效率渠道

第一,智能制造作为优化资源配置的技术支持手段。首先,在生产前,基于大数据与云计算加持的智能制造,提高了企业获取和处理市场信息的能力,能及时感知和预测消费者需求偏好状况的变动,提高企业发展规划的合理性与前瞻性,进而提升企业资源配置效率。其次,在生产中,智能制造可在满足高强度、大批量、高速度、精密性、个性化等多维目标下进行连续极限生产,实现物尽其用。此外,智能制造的信息物理系统(Cyber-Physical Systems, CPS)可对生产过程进行动态监测、智能分析与实时纠错^[16],以合理调配企业内外的人力、财力与物力资源,从而以更符合投入产出效率的方式来组织生产。最后,在生产后,可开展精准营销和智能仓储物流^[17],并智能化分析售后服务情况以及时获取消费者对产品与服务的满意度信息,从而帮助企业对经营方式进行多方位的动态适应性调整,提高资源配置效率。

第二,智能制造作为引发资源重新配置的技术冲击来源。智能制造除了可以为优化资源配置提供技术支持手段外,作为一种全新生产方式,也将给企业带来系统性技术冲击,使企业原有运营模式变得不适宜,从而带来高昂的资源重置成本。与对技术创新的激发过程相比,智能制造引起的资源重新配置过程有着明显不同。由于可以针对性开展技术创新,且可以快速淘汰旧技术,上马新技术。因此,智能制造冲击经由技术创新渠道能够快速直接地提升企业 TFP。但是,在智能制造冲击来临后,资源配置效率提升则需要经历一个相对漫长的动态调整过程。智能制造要求企业进行

设计、生产、管理、服务等运作模式的系统性重构，且这些重构都具有先妥善“革故”才能顺利“鼎新”的存量与增量调整特征。为了适应体系性变革的要求，须对现有物质资本、人力资本、生产流程、组织结构、企业文化等进行大规模报废、折旧、重组与再造，由于存在认知滞后、融资约束、资产专用性、调整粘性与组织惯性等，上述调整过程具有高昂的成本，并且需要足够长的时间来完成，这势必在初期导致资源配置状况的扭曲^[18-19]。尤其是，人力资本调整成本过高是导致企业资源配置扭曲、强化企业成本粘性的主要原因^[20]。随着制造业智能化浪潮的持续高涨，企业倾向于过度智能化^[6]，这虽革新了企业的技术和物质资本形态，有利于提升企业的潜在 TFP，但在现实中的企业都面临劳动合同、法律规定、员工士气、组织文化等困境，面对智能制造的全新要求，很难在短期内通过裁员、招聘、培训等举措匹配性调整劳动投入的数量、结构与质量，从而导致现有人力资本滞后于人工智能的需要，引起劳动要素配置扭曲，进而降低企业整体的资源配置效率^[8]。

总之，智能制造的资源配置优化作用需要经历一个“创造性破坏”的动态更新过程。在短期，由于企业来不及充分进行资源适应性调整，智能制造冲击引起的资源配置扭曲效应会占主导，从而降低企业 TFP；在长期，当企业逐渐完成适应性动态调整，智能制造冲击引起的资源配置扭曲效应会不断减弱，而提升资源配置效率的技术支持渠道则日益凸显，最终产生资源配置优化效应（见图 1）。

（三）研究假说提出

上述理论分析表明，智能制造既有促进 TFP 提升的因素也有抑制 TFP 增长的力量，最终影响取决于二者的对比。在技术创新渠道下，智能制造可以较为通畅地提升企业 TFP，不会出现“生产率悖论”现象；在资源配置效率渠道下，由于存在动态调整过程，“生产率悖论”是有可能在“短期”内出现的。当然，这一“短期”的具体时间长度以及“生产率悖论”的严重程度与互补要素（如人力资本结构）、前期积累（如企业数字化发展水平）等企业现实状况密切相关，后文将对此展开进一步异质性分析。鉴于此，提出如下研究假设：

H1：在总体和长期上，智能制造计划能提升企

业 TFP，可跨越“生产率悖论”；但在短期内，其对企业 TFP 的影响具有不确定性，可能出现“生产率悖论”。

H2：通过技术创新渠道，智能制造计划可以提升企业 TFP。

H3：通过资源配置渠道，智能制造计划对企业 TFP 的影响具有动态变化性和总体不确定性。短期内，智能制造计划会引起资源配置扭曲，从而降低企业 TFP；在长期，智能制造计划能优化资源配置，从而提升企业 TFP。



图 1 智能制造计划影响企业全要素生产率的理论框架

二、实证研究设计

（一）模型设定与估计方法

智能制造试点为验证本文提出的理论假说提供了良好的准自然实验场景，故以工业和信息化部公布的《智能制造试点示范项目名单（2015—2018）》为依据，实证评估入选智能制造试点对企业全要素生产率的影响。我们构建如下双重差分模型：

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \beta_1 IM_{it} + \gamma_1 Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式(1)中，结果变量 TFP 为企业全要素生产率，干预变量 IM 为企业是否入选智能制造试点的虚拟变量，若入选则 IM 在当年及之后年份取值为 1，否则取值为 0。Controls 为一系列控制变量（见表 1）。 μ_i 为企业固定效应， λ_t 为年份固定效应， ε_{it} 为残差项。

（二）变量说明

1. 企业全要素生产率

理论上，企业 TFP 有多种估计方法^[21]。但在实际应用中，OP 法、LP 法以及 GMM 法使用最为广泛。由于这 3 种方法各有优点与不足，故在基准回归中运用 LP 法对企业 TFP 进行测算。同时，采纳 OP 法和 GMM 法测算的企业 TFP 进行稳健性检验。

2. 企业资源配置效率

参考 Klenow^[22]以及张天华等^[23]的研究,通过计算资本与劳动要素投入的扭曲程度,推算出实际产出规模与最优产出规模的偏离程度,以此来衡量企业资源配置效率。

3. 其他变量

对于企业层面的技术创新、人力资本结构以及数字化水平的统计测度,参考了赵宸宇等^[15]、吴非等^[24]以及肖土盛等^[25]的研究。此外,控制变量的选取参考了邢恩泽等^[26]以及刘华珂等^[27]的研究,并将之分成了基础设定和额外备选两部分,分别用于基准回归和稳健性检验。为节省篇幅,将所有涉及变量的具体说明总结在表1中。

表1 变量说明

变量类型	变量名称	变量符号	变量测度
结果变量	TFP	LP 方法	
	TFP_OP	OP 方法	
	TFP_GMM	GMM 方法	
处理变量	智能制造计划	IM	是否入选智能制造试点
中介变量	技术创新	Inv	发明专利申请量加1的自然对数
	资源配置效率	lnmis	企业要素投入扭曲程度的自然对数
	资本要素扭曲	tauK	企业资本要素投入扭曲程度的自然对数
	劳动要素扭曲	tauL	企业劳动要素投入扭曲程度的自然对数
调节变量	人力资本结构	Hcs	本科及以上学历员工数/企业员工总数
	数字化水平	Lend	企业年报中与数字化相关的词频
控制变量	企业规模	Size	企业员工总数的自然对数
	董事会规模	Num	董事会总人数
	盈利能力	Roa	总资产利润率
	资本结构	Lev	负债总额/资产总额
	高管薪酬	Pay	高管前三名薪酬之和的自然对数
	两职合一	Dual	总经理与董事长是否为同一人
	企业成长性	Grow	营业收入增长率
	员工密集度	Emd	员工人数/营业收入
	独立董事比例	Indr	独立董事人数/董事会总人数
	流动比率	Cur	流动资产/流动负债
	负债规模	Lia	负债总额的自然对数

(三) 样本选取与数据描述

本文以中国 A 股制造业上市企业为实证研究样本,研究的时间范围为 2011—2021 年。为避免统计偏差,确保结论的严谨性,对研究样本进行了如下处理:①剔除被标记为 ST 或^{*} ST 的企业;②剔除变量存在数据缺失的样本;③对连续变量

在 1% 和 99% 水平上进行缩尾。最终得到 2 159 家企业,共计 16 064 个“企业—年度”非平衡面板观测值。其中,包括 90 家在样本期内进入智能制造试点的处理组企业,共计 820 个观测值;包括 2 069 家在样本期内未入选智能制造试点的控制组企业,共计 15 244 个观测值。本文所使用的专利数据来自 CNRDS 数据库、人力资本结构数据来自 Wind 数据库、数字化水平以及其余数据来自 CSMAR 数据库。

三、实证分析结果

(一) 基准回归结果

表 2 各列均控制了年份固定效应,但在个体固定效应控制上,列(1)与列(2)仅分处理组($Treat = 1$)与控制组($Treat = 0$)进行了粗糙的控制,列(3)列(4)则进一步加入了企业固定效应以实现更精细的控制。此外,列(2)、列(4)与列(5)加入了表 1 基础设定中的一系列控制变量。列(1)~列(4)括号内为普通标准误,列(5)括号内为企业层面的聚类稳健标准误。

表2 基准回归结果

变量	(1) TFP	(2) TFP	(3) TFP	(4) TFP	(5) TFP
IM	0.130 ** (0.062)	0.046 * (0.026)	0.054 *** (0.019)	0.054 *** (0.014)	0.054 ** (0.027)
Treat	0.586 *** (0.044)	0.029 (0.018)	-	-	-
Controls	否	是	否	是	是
Year FE	是	是	是	是	是
Firm FE	否	否	是	是	是
N	16 064	16 064	16 064	16 064	16 064
adj. R ²	0.039	0.788	0.905	0.952	0.952

注:模型(1)~模型(4)括号内为普通标准误;模型(5)括号内为企业层面的聚类稳健标准误,后文模型均采用此类标准误;***、**、* 分别表示在 $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.10$ 时有统计学意义(下同)。

表 2 中 IM 的系数反映了智能制造计划对企业 TFP 的总体影响。所有回归均显示,智能制造计划显著提高了企业 TFP。其中,由于表 2 列(5)在模型设定上考虑的最周全,故其结论是最可信的,表明实施智能制造计划使企业 TFP 提高了 5.4%。相较于近年来我国 TFP 增速不足 2% 而言^[28],这一提升也具有经济显著性。因此,无论在统计意义上还是经济意义上,智能制造计划均显著提高了企业 TFP,跨越了“生产率悖论”,这初步验证了假设 H1。

(二) 平行趋势检验与动态效应分析

采用 DID 进行因果推断须满足“平行趋势”假定,否则将产生处理效应估计偏误。此外,本文也力图进一步分析智能制造计划对企业 TFP 的动态效应。为实现这两个目的,参考张子尧等^[29]的研究,设定如下计量模型:

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \sum_{k=-7, k \neq -1}^6 \beta_k IM_{it}^k + \gamma_1 Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

式(2)中, k 表示相对处理时间; IM_{it}^k 表示企业智能制造试点相对入选时间的虚拟变量;控制变量的设定与基准模型(1)一致。这里以 -1 期作为基期,采用了完全动态设定形式。

首先,当 $k < 0$ 时,图 2 的平行趋势检验显示,各期 β_k 的单一系数检验及系数联合检验在统计意义上均不显著,表明在干预发生前,处理组企业与对照组企业在结果变量上的变动趋势是平行的,这增强了本文所研究情形满足条件平行趋势假定的信心。

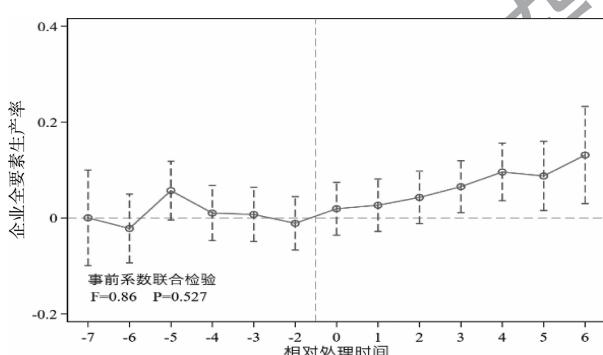


图 2 平行趋势检验与动态效应分析

其次,当 $k > 0$ 时,图 2 的动态效应分析显示,随时间推移, β_k 由统计上不显著变得显著且逐渐增大。这表明,智能制造计划在初期没能起到提升企业 TFP 的作用,但随着该计划的深入推进,其对企业 TFP 的提升作用日渐增强。表明智能制造计划对企业 TFP 的促进作用虽存在时滞,但在长期可以跨越“生产率悖论”,这与假设 H1 是一致的。

(三) 内生性处理

①排除同期其他混淆政策干扰。将“宽带中国战略”、“国家级大数据综合实验区”以及“智慧

城市试点”等关联政策的实施作为准自然实验依次加入基准回归中。②工具变量回归。参考权小锋等^[9]的研究,以 2003 年企业所在地级市的信息传输、计算机服务和软件业从业人员数量作为智能制造试点的工具变量。③遗漏变量偏差的定性考察。在基础设定的基础上加入更多额外备选控制变量,以尽可能满足条件均值独立假定。④遗漏变量偏差的定量分析。根据 Oster^[30] 提出的双参数法,对基准回归结果进行了敏感性分析。上述分析结果一致显示,IM 系数的估计结果在以上操作下变化不大,表明基准回归结果是可信的。

(四) 稳健性检验

①异质性—稳健估计量。针对本文的交错处理情形,如果存在处理效应异质性,则传统的双向固定效应估计量可能会产生估计偏误^[31]。为了考察“坏的比较”以及“负权重”引起的偏误严重性,首先用图形直观展现了样本期内各企业的处理状态分布。其次,运用 Goodman-Bacon 分解给出了更为正式的诊断证据。最后,运用组别—时期处理效应估计量和插补估计量重新进行了异质性—稳健估计。②安慰剂检验。通过随机指定处理企业和处理时点的方式进行混合安慰剂检验。③控制行业年度趋势。在基准模型中进一步加入行业乘以年度的固定效应。④采用双向聚类稳健标准误。考虑到同行业同省份的企业干扰项很可能相关,进一步采用行业与省份层面的双向聚类稳健标准误以考察统计推断的准确性。⑤改变 TFP 的测算方法。在基准回归中,以 OP 法和 GMM 法重新对企业 TFP 进行测算。⑥合成双重差分法。合成双重差分法(SDID)在荟萃了双重差分法和合成控制法各自优点的同时,亦避免了二者的不足。利用 SDID 重新评估了智能制造计划对企业 TFP 的影响。上述分析结果一致显示,IM 系数的符号、大小和显著性与基准回归结果基本相同,表明基准回归结果是稳健的。

四、机制分析

(一) 技术创新机制

表 3 第(1)列汇报了以技术创新为中介渠道的计量分析结果。可见,IM 的系数在 5% 的水平上显著为正,表明智能制造计划总体上显著提升

了企业技术创新水平。一方面,智能制造计划通过提高创新效率和革新创新模式为企业技术创新提供技术支持;另一方面,智能制造亦是一种新技术冲击来源,会产生对互补技术创新的配套性需求,从而诱导企业进行针对性技术创新。这里的机制分析验证了研究假设 H2,进一步厘清了智能制造计划影响企业 TFP 的作用渠道。

(二) 资源配置效率机制

表 3 第(2)列、第(3)列、第(4)列汇报了以资源配置效率渠道为中介渠道的实证检验结果。由第(2)列可知,IM 的系数在 5% 的水平上显著为正,表明智能制造计划扭曲了企业总体资源配置状况。此外,参考 Acemoglu 等^[6]的研究,进一步将企业总体资源配置效率拆分为劳动要素配置效率与资本要素配置效率两部分,从而深入探究智能制造计划分别对上述两种要素配置状况的影响,结果见表 3 第(3)列和第(4)列。列(3)显示,智能制造计划显著恶化了企业劳动要素的配置状况;列(4)表明,智能制造计划对资本要素配置状况的影响不显著。这主要是因为在智能制造带来“革故鼎新”的过程中,劳动要素的适应性调整相对资本要素具有更高的难度和成本,表现出更强的粘性和滞后性。这里的机制分析与假设 H3 的部分陈述一致,进一步验证了智

能制造计划通过资源配置渠道影响企业 TFP。

表 3 机制分析结果

变量	(1) Inv	(2) lmmis	(3) tauL	(4) tauK
IM	0.206 ** (0.102)	0.188 ** (0.088)	0.064 ** (0.030)	0.083 (0.075)
Controls	是	是	是	是
Year FE	是	是	是	是
Firm FE	是	是	是	是
N	16 060	15 792	15 792	14 590
adj. R ²	0.770	0.949	0.955	0.762

(三) 影响机制的动态效应分析

图 2 表明,智能制造在提升企业 TFP 中具有时滞效应,这里将针对理论假设 H2 和假设 H3,进一步考察智能制造计划对企业技术创新以及资源配置效率的时序动态影响,以揭示图 2 时滞效应产生的深层原因,从而实证解释生产率悖论现象为何在短期出现而在长期消失。

参考模型(2)的设定,分别估计智能制造计划对企业技术创新与资源配置效率的动态影响,结果见图 3a 和图 3b。图 3a 表明,开展智能制造计划显著、快速且持续地提升了企业技术创新水平,这一实证结果与假设 H2 是一致的。图 3b 显示,智能制造计划对企业资源配置的扭曲程度先不断加剧后逐渐缩小直至作用效果在统计上不显著,呈现出倒“U”形动态变化特征,这一实证结果与假设 H3 是一致的。

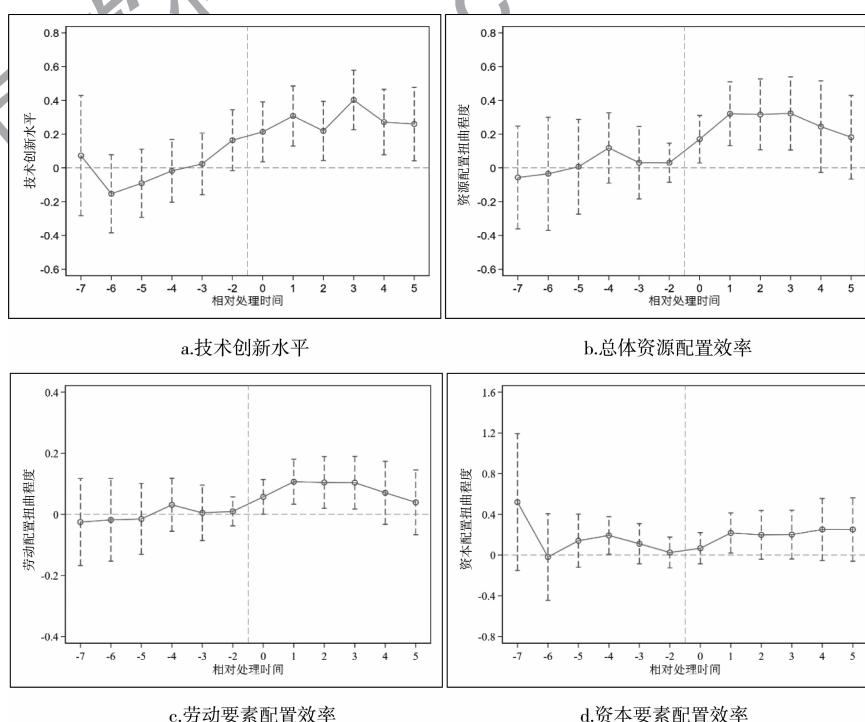


图 3 智能制造计划对技术创新与资源配置的动态效应

此外,为进一步明确总体资源配置效率演化的原因,分别考察智能制造计划对企业劳动和资本配置效率的动态影响,结果见图 3c 和图 3d。图 3c 显示,智能制造计划先扭曲了劳动配置状况,但这一扭曲效应随后消失。在短期,智能制造作为技术冲击来源,新生产模式以及组织惯性等会造成劳动配置扭曲;在长期,经过适应性调整后,智能制造作为技术支持手段的作用逐渐凸显,倾向于优化劳动配置状况。图 3d 显示,智能制造计划在所考察的时期内未影响企业资本配置状况。可能的原因在于,劳动与资本配置存在很强的协同性,虽然资本要素在面临智能制造冲击时更灵活且趋于合理化,但由于劳动配置扭曲的掣肘,使得资本配置状况难以得到优化。上述结果与理论分析以及上文实证结论高度一致,表明在实施智能制造计划后,劳动配置扭曲是决定企业资源配置状况的主要因素。

五、异质性分析

(一) 企业人力资本结构的调节效应分析

首先,高级化的人力资本结构不仅使得组织内部的知识溢出与学习效应更充分,而且使得企业在遭遇智能制造冲击时能更迅速地识别诱致性创新需求,动态调整创新战略,具备回应互补技术需求的强大创新能力,从而因势利导推进技术创新^[5,11]。其次,高级化的人力资本结构不仅能充分发挥智能制造作为技术支持手段的资源优化配置效应,还可以减少认知、决策、执行等系列时滞,提高企业面对新技术冲击时的前瞻性和更新迭代速度,及时对组织结构、企业文化、物质资本、员工技能等进行适应性重构,从而消减智能制造冲击所带来的资源配置扭曲的持续时间与严重程度,使得智能制造能更快更大地发挥对企业 TFP 的促进效应。因此,企业人力资本结构越高级,出现“生产率悖论”的可能性会越小,持续时间会越短,严重程度也越低。简言之,企业人力资本结构越高级,智能制造计划能越大且越快地提升企业 TFP。

针对上述理论推论,表 4 第(1)列和第(2)列汇报了基于企业人力资本结构的调节效应分析结果。可见,企业人力资本结构(Hcs)与智能制造计划(IM)交互项 Hcs × IM 的系数在 1% 的水平上显

著为正,表明企业人力资本结构越高,实施智能制造计划对企业 TFP 的提升效应越大,即企业人力资本结构可以正向调节智能制造对企业 TFP 的促进效应,这与上述理论预期一致。

表 4 异质性分析结果

变量	(1) TFP	(2) TFP	(3) TFP	(4) TFP
<i>Hcs × IM</i>	0.005 *** (0.001)	0.005 *** (0.001)	-	-
<i>Levd × IM</i>	-	-	0.008 ** (0.004)	0.006 ** (0.003)
<i>Hcs</i>	-0.000 (0.001)	0.003 *** (0.000)	-	-
<i>Levd</i>	-	-	0.008 *** (0.001)	0.002 *** (0.001)
<i>IM</i>	0.025 (0.027)	0.041 ** (0.019)	-0.066 * (0.035)	-0.014 (0.026)
<i>Controls</i>	否	是	否	是
<i>Year FE</i>	是	是	是	是
<i>Firm FE</i>	是	是	是	是
<i>N</i>	10 496	10 496	16 064	16 064
<i>adj. R²</i>	0.918	0.960	0.906	0.952

(二) 企业数字化水平的调节效应分析

一方面,数字化发展水平高的企业在判定创新需求、整合创新资源、开展协同创新、吸收知识溢出等方面表现更为突出。因此,这类企业在智能制造诱致技术变迁的过程中有更高的认知水平和推进实力。另一方面,企业数字化发展水平越高,就越能为智能制造提供强大的数据要素支持,其组织结构、企业文化、物质资本型态等也与智能制造的要求越接近,从而企业进行“革故鼎新”的资源调整幅度就越小。因而,智能制造作为技术冲击引起的资源配置扭曲的严重程度就越小,其持续时间也越短。此外,数字化发展水平高的企业也能更充分地利用智能制造作为技术支持手段的资源优化配置效应。综上所述,数字化发展水平越高的企业,“生产率悖论”现象出现的概率越低,持续时间越短,严重性越弱。即企业数字化水平越高,智能制造计划能越大且越快地提升企业 TFP。

针对上述理论推论,表 4 第(3)列和第(4)列汇报了基于企业数字化水平的调节效应分析结果。数字化水平(Levd)与 IM 交互项 Levd × IM 的系数在 5% 的水平上显著为正,表明企业数字化水平越高,实施智能制造计划能越大地促进企业 TFP 的提高,即企业数字化水平可在智能制造促进企业 TFP 的过程中发挥正向调节作用,这与以上理论分析是吻合的。

(三) 调节因素的动态效应分析

首先,以企业入选智能制造试点前3年的人力资本结构与数字化水平的平均数为标准,从所有样本中挑出高人力资本结构组与高数字化水平组。然后,依照模型(2)的设定,分别考察实施智能制造计划对每组企业TFP的动态影响,相应结果列示在图4中。其中,图4a和图4b分别为针对高人力资本结构企业样本和高数字化水平企业样本的动态效

应分析。图2显示,对于全部样本,在智能制造计划实施后,企业需要3年时间才能跨越“生产率悖论”状态,智能制造计划对企业TFP的提升作用具有较长的时间滞后性。而图4显示,对于高人力资本结构或高数字化水平的子样本企业,实施智能制造计划后立即就提升了企业TFP,表明这些企业在面临新技术冲击时有更好的动态适应性,有效压缩了“生产率悖论”现象的延续时长。

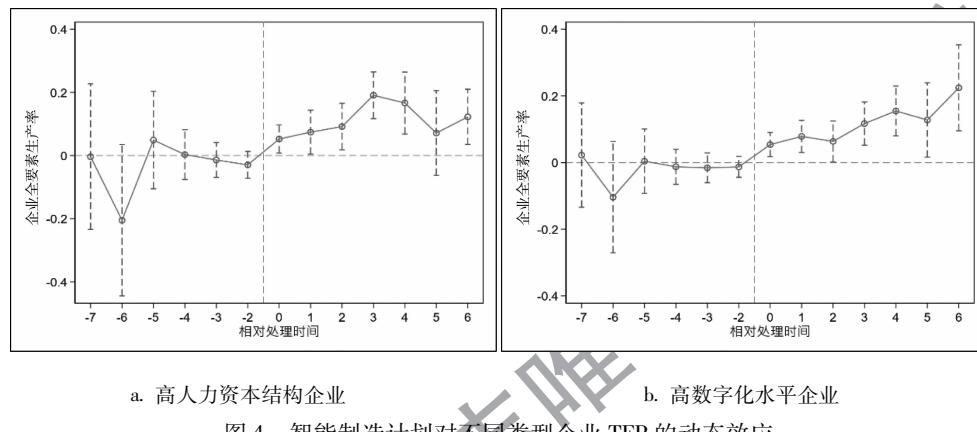


图4 智能制造计划对不同类型企业TFP的动态效应

六、结论与启示

(一) 研究结论

第一,在总体上,智能制造计划扭曲了企业资源配置(主要是劳动配置扭曲),但促进了企业技术创新,最终提升了企业TFP,从而能跨越“生产率悖论”;第二,在短期,智能制造计划促进了企业技术创新但扭曲了企业资源配置状况,最终使得智能制造计划在短期未能提升企业TFP,会出现“生产率悖论”;第三,在长期,智能制造计划的技术创新促进效果仍然存在,但其资源配置扭曲效应消失了,使得智能制造计划在长期能越来越大地提升企业TFP,从而不会产生“生产率悖论”;第四,在异质性效应上,那些人力资本结构或数字化水平越高的企业,实施智能制造计划能越大且越快地(约减少3年时滞)提升企业TFP。这表明,对于那些人力资本结构或数字化转型水平越高的企业,越不可能出现“生产率悖论”,即使出现,其持续时间会越短,严重程度也越低。

(二) 政策启示

第一,加快企业智能制造计划的广泛和深入推
进,为全国TFP提升奠定微观基础和新动力源。

应抓住新一代人工智能为我国新质生产力锻造和制造强国建设带来的历史契机,积极搭乘上智能制造这辆快车,从而为企业TFP提升拓展新动力源。应从各个行业中评选出智能制造先锋示范企业,并加大对实施智能制造计划的企业补贴与激励,提升智能制造试点项目的示范性和辐射力。

第二,企业应畅通技术创新和资源配置优化这两大中介渠道,为利用智能制造跨越“生产率悖论”奠定机制保障。企业须提高应对智能制造新技术冲击的革新能力,进行互补技术开发以及匹配性人才引育,从而抓住新技术倒逼带来的创新挑战与机遇。此外,企业要不断降低进行要素适应性调整的粘性与滞后性,从而减少智能制造作为新技术冲击引起的资源配置扭曲的持续时间和严重程度,避免长期落入“生产率悖论”陷阱。

第三,企业在推进智能制造计划时,应注重互补支撑要素的积淀与协同,从而更大更快地提升企业TFP。仅依靠智能制造技术本身并不能对生产率提升发挥最大促进效应,人力资本结构匹配性提升、互补配套技术发展、组织结构适应性调整等协同配合举措是至关重要的。企业应根据自身情

况推进智能制造战略,在人才布局、数字化发展、流程再造等互补支撑要素上进行协同整合,以更快更多地开展适应性技术创新,并减少智能制造带来的资源配置扭曲的持续时间和严重程度,尽快跨越“生产率悖论”,从而更大更快地提升企业 TFP。

参考文献:

- [1] 黄群慧. 论新时期中国实体经济的发展[J]. 中国工业经济, 2017(9): 5-24.
- [2] HAUSMANN R, HIDALGO C A. The network structure of economic output [J]. Journal of economic growth, 2011, 16(4): 309-342.
- [3] AGRAWAL A, MCHALE J, OETTL A. Finding needles in haystacks [M]// The economics of artificial intelligence: An agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 149-174.
- [4] BRYNJOLFSSON E, ROCK D, SYVERSON C. Artificial Intelligence and the modern productivity paradox [J]. Social science electronic publishing, 2019: 23-57.
- [5] 陈楠, 蔡跃洲. 人工智能、承接能力与中国经济增长 [J]. 经济学动态, 2022(11): 39-57.
- [6] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine [J]. American economic review, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [7] COCKBURN I M, HENDERSON R, STERN S. The impact of artificial intelligence on innovation [R]. National bureau of economic research, 2018.
- [8] 李廉水, 鲍怡发, 刘军. 智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究 [J]. 科学学研究, 2020, 38(4): 609-618, 722.
- [9] 权小锋, 李闯. 智能制造与成本粘性 [J]. 经济研究, 2022, 57(4): 68-84.
- [10] 沈坤荣, 乔刚, 林剑威. 智能制造政策与中国企业高质量发展 [J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41(2): 5-25.
- [11] 余东华, 韦丹琳. 互联网应用、技能溢价与制造业全要素生产率 [J]. 财经问题研究, 2021(10): 40-48.
- [12] 张万里, 宣旸, 张澄, 等. 智能化能否提升企业全要素生产率和技术创新 [J]. 科研管理, 2022, 43(12): 107-116.
- [13] DU L, LIN W. Does the application of industrial robots overcome the Solow paradox? [J]. Technology in society, 2022, 68(1): 1-14.
- [14] 戚聿东, 肖旭. 数字经济时代的企业管理变革 [J]. 管理世界, 2020, 36(6): 135-152, 250.
- [15] 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.
- [16] WU D, LIU S, ZHANG L, et al. A fog computing-based framework for process monitoring and prognosis in cyber-manufacturing [J]. Journal of manufacturing systems, 2017, 43(1): 25-34.
- [17] MIKALEF P, PAPPAS I O, KROGSTIE J, et al. Big data analytics capabilities [J]. Information systems and e-business management, 2018, 16(3): 547-578.
- [18] TRIPPLETT J E. Economic statistics, the new economy, and the productivity slowdown [J]. Business economics, 1999, 34(2): 13-17.
- [19] BRYNJOLFSSON E, JIN W, WANG X. Information technology, firm size, and industrial concentration [R]. Cambridge, MA, USA: National Bureau of Economic Research, 2023.
- [20] ANDERSON M C, BANKER R D, JANAKIRAMAN S N. Are selling, general, and administrative costs “sticky”? [J]. Journal of accounting research, 2003, 41(1): 47-63.
- [21] 余森杰, 解恩泽. 企业全要素生产率估计及在国际贸易研究中的应用 [J]. 经济学(季刊), 2023, 23(3): 819-840.
- [22] KLENOW H P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India [J]. Quarterly journal of economics, 2009(4): 1403-1448.
- [23] 张天华, 刘子亮, 陈思琪, 等. 行政审批中心的资源配置效率研究 [J]. 财经研究, 2019, 45(9): 127-140.
- [24] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现 [J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-144, 10.
- [25] 肖土盛, 孙瑞琦, 袁淳, 等. 企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额 [J]. 管理世界, 2022, 38(12): 220-237.
- [26] 邢恩泽, 邓玉萍, 袁礼, 等. 信息披露质量与企业全要素生产率 [J]. 中国软科学, 2023(7): 114-126.
- [27] 刘华珂, 李旭超, 聂禾, 等. AI 时代: 城市数智化转型与企业创新 [J]. 中国软科学, 2024(2): 38-54.
- [28] 王一鸣. 百年大变局、高质量发展与构建新发展格局 [J]. 管理世界, 2020, 36(12): 1-13.
- [29] 张子尧, 黄炜. 事件研究法的实现、问题和拓展 [J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(9): 71-92.
- [30] OSTER E. Unobservable selection and coefficient stability [J]. Journal of business & economic statistics, 2019, 37(2): 187-204.
- [31] 刘冲, 沙学康, 张妍. 交错双重差分: 处理效应异质性与估计方法选择 [J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(9): 177-204.

(本文责编: 默黎)