

数字技术跃迁与企业全要素生产率

——从自动化到智能化的比较分析

刘征驰 高翔宇 陈文武 伍子祺*

摘要: 本文在利用文本分析法从微观企业层面测度自动化、智能化水平的基础上,理论分析并实证检验了自动化、智能化对企业全要素生产率的影响及其作用机制。研究表明,自动化、智能化均能显著提升企业全要素生产率,但智能化的提升作用相对更大。自动化主要通过替代效应和“干中学”效应推动企业全要素生产率提高,智能化主要通过替代效应、互补效应、“干中学”效应与“用中学”效应推动企业全要素生产率提高。自动化、智能化在国有企业与非国有企业,以及在不同行业的企业中,对全要素生产率的作用具有差异性。本研究为新时代中国利用自动化向智能化的技术跃迁,加快形成新质生产力,推动经济高质量发展提供了理论参考与经验证据。

关键词: 自动化;智能化;技术跃迁;全要素生产率;新质生产力

中图分类号: F062.5

一、引言

随着人口红利的快速收缩与资本边际收益的不断递减,以要素积累为基础的中国经济增长原有动力机制已逐渐弱化,亟须加快形成新质生产力,助推中国经济增长从要素驱动转向效率驱动,以实现经济高质量发展。值得庆幸的是,中国经济转型恰逢大数据、人工智能等变革性数智技术蓬勃发展。自动化、智能化技术被广泛应用于中国经济社会运行的各方面与全过程,正推动中国经济从基于“机器换人”的自动化转向基于“数据换人”的智能化,这一数字技术跃迁将为中国加快形成新质生产力,推动经济高质量发展提供强大的支撑力与驱动力。

实际上,2013年发布的《工业和信息化部关于推进工业机器人产业发展的指导意见》就明确指出,“在重要工业制造领域推进工业机器人的规模化示范应用”的发展目标。2010年

*刘征驰,湖南大学经济与贸易学院,邮政编码:410079,电子信箱:liuzhengchi@hnu.edu.cn;高翔宇,湖南大学经济与贸易学院、北京大学长沙计算与数字经济研究院,邮政编码:410205,电子信箱:gaoxiangyu@icodc.pku.edu.cn;陈文武(通讯作者),湖南大学经济与贸易学院、香港中文大学深圳数据经济研究院,邮政编码:410079,电子信箱:wenwuchen@hnu.edu.cn;伍子祺,南方科技大学理学院,邮政编码:518055,电子信箱:ricky010917@outlook.com。

本文获得国家自然科学基金面上项目“集体知识行动视阈下对等创新社群治理机制研究”(72071073)、湖南省社会科学基金项目“数据赋能情境下互联网平台治理机制研究”(22YBA039)、长沙市社会科学基金项目“新兴技术赋能下数据要素市场运行及治理机制研究”(2023CSSKKT04)的资助。感谢匿名审稿专家的宝贵建议,作者文责自负。

前后,在劳动力成本上升的现实冲击和国家政策鼓励支持的双重推力作用下,国内企业掀起了“机器换人”的浪潮,机器人的市场需求与应用规模增长迅猛。国际机器人联合会(International Federation of Robotics,下文简称 IFR)发布的《2023 世界机器人报告》显示,2017—2022 年,中国机器人安装量年均增长率高达 13%。2022 年,中国机器人安装量达 29 万余台。过去几十年,自动化技术的普及不仅深刻变革了企业组织方式,也对企业生产效率产生了重要影响(Graetz and Michaels,2018)。

近年来,随着大数据、云计算、机器学习等新一代数字技术的快速发展,中国经济社会生产方式正处于从自动化向智能化的升级进程中。清华-中国工程院知识智能联合研究中心、清华大学人工智能研究院知识智能研究中心与中国人工智能学会联合发布的《人工智能发展报告 2011—2020》显示,2011—2020 年中国人工智能领域的专利申请量高达 38 万件,约占全球申请量的 74.7%。实际上,随着智能技术在中国经济社会各行业的快速普及与广泛应用,微观企业生产过程的智能化程度也得到了大幅提升。例如,家电行业龙头企业——美的集团,在自动化生产技术的基础上,大量利用互联网、物联网、大数据等新一代数字技术,成功实现了生产过程从自动化到智能化的战略性变革(肖静华等,2021)。

在企业生产从自动化向智能化转型的现实背景下,一个亟待从理论和实证层面进行探究的问题是:自动化、智能化是否都会显著影响企业全要素生产率?自动化、智能化对企业全要素生产率的影响有何不同?本文尝试从理论分析与实证检验两方面回答上述问题。具体地,本文首先从理论上分析了自动化、智能化影响企业全要素生产率的作用机制。其次,通过处理企业专利文本数据,并匹配 CSMAR、Wind 和中经网数据库的相关数据,在衡量企业生产自动化、智能化水平以及全要素生产率的基础上,实证分析了自动化、智能化对企业全要素生产率的影响及其差异。

与既有文献相比,本文边际贡献主要有以下两点:

第一,本文首次基于专利文本数据,利用文本分析法从微观层面衡量了企业生产自动化、智能化水平。已有文献大都采用 IFR 公布的机器人数据来衡量企业生产自动化水平,如机器人安装量、销售量等(Graetz and Michaels,2018;刘骏等,2021)。IFR 公布的机器人数据存在以下两方面的不足:(1)该数据集为分国家分行业的机器人数据,难以回答企业微观层面的问题(Raj and Seamans,2018);(2)该数据集仅包含工业机器人的数据,只能在一定程度上反映企业生产自动化水平,无法衡量企业生产智能化水平。本文基于企业专利文本数据,利用 Python 文本分析技术,从微观层面衡量了企业生产自动化、智能化水平,从而较好地弥补了 IFR 公布的机器人数据在上述两方面的缺陷。

第二,本文首次从微观层面比较研究了自动化、智能化对企业全要素生产率的影响与差异。在理论机制层面,本文提出,企业生产技术从自动化到智能化的演进并非简单技术升级,而是从“机器换人”到“数据换人”的巨大跃迁。因此,虽然自动化和智能化同属于数字技术应用,但它们提升企业生产效率的作用机制却存在较大差异。具体而言,本文提出,自动化主要通过替代效应和“干中学”效应提升企业全要素生产率,而智能化还可通过互补效应和“用中学”效应,进一步提升企业全要素生产率。

本文余下部分结构安排如下:第二部分为理论机制分析;第三部分是对本文关键变量与数据的介绍;第四部分实证分析自动化、智能化对企业全要素生产率的影响;第五部分、第六部分分别是影响机制检验与异质性分析;第七部分是结论与政策建议。

二、理论分析与研究假说

在已有理论文献中,“自动化”和“智能化”常被不加区别地使用,认为“智能化”与“自动化”一样,主要作用在于替代人力劳动。例如,Graetz和Michaels(2018)、Nordhaus(2021)认为,自动化或智能化可以提高资本生产效率,进而推动资本对人力劳动的替代;Acemoglu和Restrepo(2018)、Hémous和Olsen(2022)则认为,自动化、智能化可以通过扩大资本可单独完成的生产任务集合,推动资本对人力劳动的替代。综上,本文将这种由自动化或智能化推动的资本对人力劳动的替代称为“替代效应”。

与上述文献将自动化与智能化等价不同,本文认为二者存在差异。自动化一般仅简单地通过编程完成给定生产任务,与之不同的是,智能化能通过经验数据进行自主迭代学习,形成机器智能,进而能够在一定程度上与人类智能互补(Taddeo and Floridi,2018),最终提高劳动生产效率。例如,Jones和Tonetti(2020)指出,智能化可以通过数据要素利用提高劳动生产效率;Cong等(2021)则认为,智能化还可以通过提高研发型劳动的创新效率,加快技术创新速度,间接提高生产型劳动的生产效率。综上,本文将这种由智能化推动的劳动生产效率提高称之为“互补效应”。

此外,在企业中,自动化和智能化技术的应用将产生大量的隐性经验,这些经验只能通过“干”中学习积累,进而逐步提高生产效率(Thompson,2010),即自动化与智能化可产生“干中学”效应。正如已有文献指出的,人力资本只有与新技术结合才能提高生产力(中国经济增长与宏观稳定课题组,2006)。“用中学”是与“干中学”相对的概念,其与“干中学”在生产中学习的形式不同,“用中学”效应依赖于对用户的学习(Rosenberg,1990)。智能化技术相较于自动化技术能够与用户更好地形成配合,如企业通过利用大数据技术分析用户反馈数据获取研发经验,从而提升企业生产率。

综合上述分析可知,自动化、智能化影响企业全要素生产率的理论机制存在差异。在上述分析的基础上,下文将进一步对自动化、智能化影响企业全要素生产率的理论机制分别进行具体分析。

(一)替代效应与互补效应

1.替代效应:自动化和智能化兼具

随着企业自动化和智能化技术应用的不断推进,内含前沿技术的先进设备凭借比较优势会逐步替代从事常规性及重复性任务的人力劳动,即替代效应(Autor et al.,2003)。中低技能劳动力从事的工作具有重复性、程式化等特点,因而更容易受到以自动化为核心技术的工业机器人和具备自主学习能力的智能机器人的双重替代冲击,譬如银行出纳员、物流分拣员等(Acemoglu and Restrepo,2020;王永钦、董雯,2020)。由“机器换人”产生的替代效应会给企业生产过程带来多方面影响:(1)直接提高企业生产率。相较于人工劳动,机械臂、智能机器人等自动化或智能化技术具有更高的稳定性和可靠性,从而能够更高效地完成相关生产任务。(2)降低企业生产成本。自动化、智能化技术的采用可以缓解劳动力流转对企业生产效率的负面影响。例如,当企业层面存在较高的员工变动率、离职率以及临时工比例时,企业的人力成本会随之上升(宁光杰、张雪凯,2021)。“机器换人”可以通过替代企业中低技能劳动力,提高常规性生产的便利性,从而缓解人力成本对企业生产效率的负面作用(魏下海等,2021;陈邑早、岳新茹,2023)。综上可知,自动化和智能化的“替代效应”理论上

能够促进企业全要素生产率提升。

2. 互补效应:智能化独有

高技能劳动力与智能化技术之间的协同,是智能化提升企业全要素生产率的关键(何小钢等,2019)。具体而言,智能化的互补效应主要体现在以下两个方面:(1)智能化技术的应用会增加企业高技能劳动力的占比,从而通过优化企业的人力资本结构提高企业生产效率。具体地,智能化技术的应用改变了企业的生产方式与组织结构。为了可以更灵活快速有效地匹配智能化技术带来的生产方式变革,企业对劳动力提出了更高的要求,同时也对高技能劳动力数量提出了更多的需求。例如,我国领先的金融科技平台——京东金融,就通过智能化技术的应用创造了3 000多个风险管理和数据分析岗位,以优化数字化贷款的算法,完成更多非程序化任务^①。由此可知,智能化不仅可以通过优化企业人力资本结构直接提升企业生产率,同时人力资本结构的优化也可以进一步增强企业吸收和应用技术的能力,提升智能化技术在企业中的利用效率,从而提高企业全要素生产率。(2)智能化技术与高技能劳动力形成有效互补,通过提升高技能劳动生产率,提高企业生产效率。譬如,智能设备辅助医生进行医疗诊断,机器学习和大数据技术为保险商进行风险定价等。智能化技术与高技能劳动力的有效配合,为高技能劳动力省去了部分必要但繁琐的常规性工作,使其被配置到回报与价值更高的非常规性生产工作中,在改善生产要素配置效率的同时提升了高技能劳动生产率。综上可知,智能化技术和高技能劳动力两种要素投入之间的相互赋能与协作,是企业生产效率提升的重要路径之一。

基于以上分析,本文提出:

假说 H1a:自动化通过替代效应提升企业全要素生产率。

假说 H1b:智能化通过替代效应与互补效应提升企业全要素生产率。

(二)“干中学”与“用中学”效应

1.“干中学”效应:自动化和智能化兼具

随着自动化和智能化技术的发展,新技术的应用为企业带来了“干中学”效应。企业生产活动中的经验积累有助于提高企业生产效率,即“干中学”效应。然而,在给定生产技术不变的情况下,“干中学”效应也具有边际递减的特征,无法持续推动企业全要素生产率的提升(中国经济增长与宏观稳定课题组,2006)。近年来蓬勃发展的新一轮自动化、智能化生产技术变革,为发挥新一轮“干中学”效应提供了新的驱动力。特别地,与“蒸汽化”“电气化”等以往生产技术变革不同,由于大数据、物联网等新型技术的应用,新一轮自动化、智能化生产技术变革过程中的隐性生产经验可以便捷快速地转化为具有非竞争性的显性数据知识,从而能够更迅捷地在更大范围内产生“干中学”效应。总的来说,自动化、智能化作为新一轮变革性技术,或将通过驱动新一轮的“干中学”效应,提高企业全要素生产率。

2.“用中学”效应:智能化独有

与自动化不同,智能化不仅具有“干中学”效应,同时也具有“用中学”效应。与“干中学”效应在生产过程中学习提高生产效率不同,“用中学”效应是指通过对消费行为的学习,提高企业生产效率(Rosenberg,1990)。在当前智能经济时代,由于数字平台、智能终端等具

^①World Bank. 2019. “World Development Report 2019: The Changing Nature of Work.” Washington D.C.: World Bank.

有数据采集功能的数字工具的大量部署和应用,直接面向消费者的企业能够轻易积累海量消费者特性与行为数据,例如点赞、评论、反馈、投诉信息等。当这些海量消费者特性和行为数据与大数据、人工智能等智能技术相结合时,便可以转化为可被企业直接利用的生产或研发经验,从而推动企业生产效率提升。例如,企业利用基于大数据的用户画像,实现用户需求侧的个性化定制,有效打破高库存“魔咒”并增加企业效益;智能系统基于即时反馈的用户数据,快速实现产品研发革新,进而通过增强创新产品的供给能力,提高企业创新效率和效益。综上,本文认为,除“干中学”效应以外,智能化还能通过“用中学”效应提高企业全要素生产率。

基于上述分析,本文提出:

假说 H2a: 自动化通过“干中学”效应提升企业全要素生产率。

假说 H2b: 智能化通过“干中学”和“用中学”效应提升企业全要素生产率。

上述关于自动化和智能化影响企业全要素生产率的机制分析可归纳为如图 1 所示。

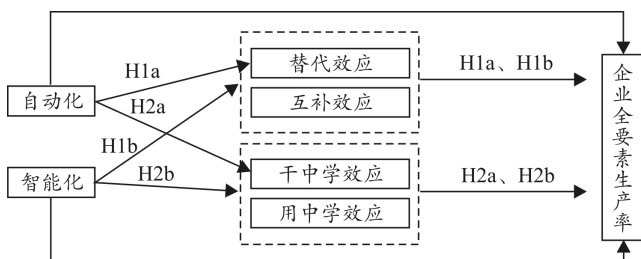


图 1 数字技术跃迁与企业全要素生产率:理论机制

三、变量与数据

(一) 数据来源与样本

本文选取 2013—2019 年沪深 A 股上市公司作为研究样本,并进行如下处理:(1)剔除公司专利权发生转移的样本;(2)剔除其他关键变量缺失的样本;(3)剔除 ST 和样本期间退市的样本;(4)剔除样本期内没有申请自动化和智能化专利的公司。企业专利摘要文本数据来自天眼查数据库,其他企业层面数据则来自 Wind 及 CSMAR,省级层面数据来自中经网数据库。

(二) 企业全要素生产率测算

关于企业全要素生产率的测算,本文采用 Levinsohn 和 Petrin(2003)提出的方法。在估计企业全要素生产率的指标选取上,本文参考赵健宇和陆正飞(2018)等文献,产出采用企业营业收入的自然对数衡量,资本投入采用固定资产净额的自然对数衡量,劳动力投入用支付给职工以及为职工支付的现金的自然对数衡量,中间投入通过企业营业成本、销售费用、管理费用和财务费用的总和减去折旧摊销和支付给职工以及为职工支付的现金测算得到。

(三) 自动化、智能化水平测算方法

关于自动化、智能化水平,本文参照 Damioli 等(2021),利用文本分析法构建相应的衡量指标。具体的测算方法可大致分为以下五个步骤:(1)收集 2013—2019 年全部上市公司的专利摘要文本数据,利用 Python 进行数据格式处理。(2)收集自动化和智能化相关领域关键词

并对其进行分类,建立关键词词典^①。(3)利用关键词词典从总样本中提取自动化和智能化专利样本。具体的提取规则为:当专利摘要文本中包含第一类关键词或任意两个第二类关键词的组合时,即将其提取为自动化和智能化专利。(4)对第三步提取的样本进行自动化和智能化的区分。具体地,将第一类和第二类关键词进一步分别划分为自动化领域关键词和智能化领域关键词,并再次根据第三步的提取规则,提取智能化专利,剩下专利即为自动化专利。(5)统计各上市公司每年自动化专利、智能化专利数量,并以此衡量该公司自动化、智能化水平。

(四)自动化、智能化专利分布特征

表1报告了总体和不同分组情形下,企业层面自动化专利和智能化专利的均值及其差异。

表1 企业层面自动化和智能化专利分布特征

分组		观测值	自动化专利		智能化专利		t 检验	
			均值	标准差	均值	标准差	均值	t 值
根据企业所有权性质分组	国有企业	1 985	17.926	30.224	5.152	11.355	12.774	17.628***
	非国有企业	2 904	11.114	20.753	3.543	8.981	7.571	18.042***
根据企业所在行业分组	制造业	3 623	14.368	24.912	3.871	9.846	10.497	23.587***
	信息传输、软件和信息技术服务业	508	11.195	21.667	7.156	11.343	4.039	3.723***
	采矿业	146	10.137	15.794	1.500	3.413	8.637	6.532***
	房地产业和建筑业	124	10.299	1.714	3.194	0.671	7.105	3.859***
	电力、热力、燃气及水生产和供应业	118	7.653	1.348	2.271	0.410	5.381	3.820***
	科学研究和技术服务业	61	6.279	5.547	1.984	3.069	4.295	5.292***
	交通运输、仓储和邮政业	55	3.691	3.018	1.545	1.665	2.145	4.617***
	水利、环境和公共设施管理业	47	4.085	3.894	1.064	1.509	3.021	4.959***
	租赁和商务服务业	35	9.429	1.521	3.229	0.679	6.200	3.723***
	批发和零售业	41	3.634	3.031	1.122	1.453	2.512	4.790***
	文化、体育和娱乐业	41	2.927	2.814	2.073	2.649	0.854	1.414*
	教育	21	2.333	1.560	1.286	1.309	1.048	2.357**
	金融业	14	3.429	3.652	0.571	1.158	2.857	2.790***

注:*、**、*** 分别代表在10%、5%、1%的显著性水平下显著。

由表1可知,无论是从整体层面来看,还是从企业所有权分组来看,或是从企业所在行业分组来看,自动化专利数量均值都显著大于智能化专利数量均值^②。这主要是因为,相对于具有较为久远历史的自动化技术,智能化技术当前尚处于快速发展的初期阶段。此外,从纵向比较的视角来看,非国有企业的自动化、智能化专利数量均值都显著小于国有企业;自动化专利数量均值最大的是制造业,智能化专利数量均值最大是信息传输、软件和信息技术服务业。这意味着,国有企业的自动化与智能化水平高于非国有企业;制造业是自动化水平

^①本文关键词有三处来源,分别是:(1)人工智能、自动化等相关领域参考文献;(2)中国知网页面的主题分布词;(3)通过人工读取的方式对以上关键词进行补充。去重后的自动化、智能化相关的关键词共177个。按照关键词对自动化和智能化技术解释性的强和弱,将关键词对应分为第一类关键词和第二类关键词。具体的关键词词典及其分类结果,由于版面限制未报告,留存备案。

^②需要指出的是,一方面,样本数据中房地产业和建筑业两个行业的上市公司数量相对较少,均值极易受到极端值的影响;另一方面,房地产业和建筑业中存在中国铁建、中国中铁、中国中冶、中国建筑、中国电建等几家特大型央企,这些企业的自动化、智能化专利数量远远高于其他企业。考虑到上述特大型央企的业务范围远不止于房地产业与建筑业,且相对不具有代表性,本文在样本数据中剔除了这几家企业。

最高的行业,信息传输、软件和信息技术服务业是智能化水平最高的行业。

四、自动化和智能化对企业全要素生产率的影响

(一) 计量模型设计

为探究自动化、智能化对企业全要素生产率的影响,本文分别设定如下回归模型:

$$\ln t f p_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln pat_auto_{it} + \alpha_2 X_{it} + \pi_t + \varepsilon_i + \mu_{it} \quad (1)$$

$$\ln t f p_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln pat_inte_{it} + \beta_2 X_{it} + \pi_t + \varepsilon_i + \mu_{it} \quad (2)$$

此外,为进一步比较分析自动化和智能化对企业全要素生产率影响的大小,本文还设定如下回归模型:

$$\ln t f p_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln pat_auto_{it} + \gamma_2 \ln pat_inte_{it} + \gamma_3 X_{it} + \pi_t + \varepsilon_i + \mu_{it} \quad (3)$$

模型(1)—(3)中: $\ln t f p_{it}$ 为企业*i*第*t*年的企业全要素生产率水平, $\ln pat_auto_{it}$ 为企业*i*在第*t*年的自动化水平, $\ln pat_inte_{it}$ 为企业*i*在第*t*年的智能化水平, X_{it} 为企业层面一系列控制变量, π_t 、 ε_i 分别为时间、个体固定效应, μ_{it} 为模型随机误差项。 α_1 和 β_1 是我们关心的核心系数,本文预估 α_1 和 β_1 的符号显著为正,即自动化和智能化水平对提高企业全要素生产率具有正向促进作用。

为了比较分析自动化、智能化对企业全要素生产率的影响,本文在模型(3)中将自动化水平和智能化水平两个核心解释变量同时与被解释变量回归,并对变量进行标准化处理。此时自动化水平、智能化水平的系数 γ_1 和 γ_2 分别表示它们对企业全要素生产率的影响大小。此外,由于本文对自动化水平、智能化水平进行标准化处理,它们的系数大小的比较也具有经济意义(Liang et al., 2020)。

表2汇报了所有变量的定义及描述性统计结果。

表2 变量描述性统计

变量名称	变量符号	变量定义	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
企业全要素生产率	$\ln t f p_{lp}$	LP方法计算的企业全要素生产率的对数	4 889	8.412	1.044	5.284	11.830
自动化专利数量	pat_auto	企业自动化专利数量	4 889	13.880	25.254	0	160
智能化专利数量	pat_inte	企业智能化专利数量	4 889	4.196	10.043	0	70
企业规模	$size$	总资产(亿元)	4 889	310.581	1321.252	3.230	27329.100
企业年龄	age	观测值所在年份与成立年份之差加1	4 889	19.566	5.645	5	65
董事会人数	BOD	董事会总人数	4 889	8.732	1.800	4	18
资产负债率	Lev	总负债与总资产的比值(%)	4 889	43.192	19.113	1.105	98.861
人均薪酬	PCW	应付职工薪酬与员工总数的比值(万元)	4 889	12.774	5.817	5.025	31.411
资产收益率	ROA	净利润与总资产的比值	4 889	0.035	0.063	-0.996	0.348
是否属于国有企业	SOE	国有企业为1,否则为0	4 889	0.406	0.491	0	1
现金资产比率	OCF	经营活动产生的现金流量净值与总资产之比	4 889	0.631	0.450	0.026	10.924
市账比	PBR	年个股总市值与所有者权益的比值	4 889	0.003	0.003	0.000	0.054
第一大股东持股比例	$top1$	第一大股东所持股份占总股本的比例(%)	4 889	34.041	15.291	3	88.550
资本密集度	$tang$	固定资产净值占总资产的比例	4 889	0.228	0.163	0.001	0.696

(二) 基准模型回归结果分析

表3第(1)一(4)列报告了自动化和智能化对企业全要素生产率影响的估计结果。在基准回归中,本文采用递进式的回归策略。其中,第(1)列和第(2)列表示纳入控制变量集并仅控制个体固定效应时的回归结果,自动化水平和智能化水平的回归系数分别为0.023和0.025,且均通过了1%的统计显著性检验。第(3)列和第(4)列表示在原有基础上控制了个体固定效应、时间固定效应的估计结果,此时自动化水平、智能化水平的回归系数仍然显著。这表明,自动化和智能化的发展确实提高了企业全要素生产率水平。

表3第(5)列为模型(3)的回归结果。根据回归结果,自动化水平和智能化水平的标准回归系数分别为0.019和0.020,均通过了5%的统计显著性检验,且智能化水平的回归系数略大于自动化水平。这表明智能化对企业全要素生产率的提升作用大于自动化。这可能是由于,相对于自动化仅能通过替代效应和“干中学”效应提高企业全要素生产率,智能化还能通过互补效应和“用中学”效应提高企业全要素生产率。这意味着,从自动化向智能化的技术跃迁,或将在提升企业生产效率以及推动经济社会发展方面产生更为深刻的变革性影响。

表 3 基准回归结果

	ln tfp_lp				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
lnpat _{auto}	0.023*** (2.760)		0.022*** (2.653)		0.019** (2.063)
lnpat _{inte}		0.025*** (2.941)		0.025*** (2.983)	0.020** (2.420)
size	0.000* (1.848)	0.000* (1.771)	0.000* (1.857)	0.000* (1.779)	0.060* (1.764)
age	0.048*** (10.035)	0.048*** (10.222)	0.042*** (9.293)	0.042*** (9.385)	0.223*** (9.093)
BOD	0.029*** (3.480)	0.028*** (3.468)	0.028*** (3.454)	0.028*** (3.434)	0.048*** (3.437)
Lev	0.011*** (10.555)	0.012*** (10.712)	0.012*** (10.689)	0.012*** (10.831)	0.211*** (10.724)
PCW	0.010*** (2.744)	0.009*** (2.692)	0.010*** (2.996)	0.010*** (2.942)	0.056*** (2.920)
ROA	1.286*** (7.856)	1.295*** (7.889)	1.266*** (7.800)	1.276*** (7.841)	0.076*** (7.820)
SOE	0.029 (0.571)	0.031 (0.593)	0.049 (0.977)	0.051 (1.004)	0.024 (1.016)
OCF	0.443*** (2.702)	0.443*** (2.711)	0.454*** (2.656)	0.454*** (2.665)	0.195*** (2.656)
PBR	-18.005*** (-3.860)	-17.671*** (-3.769)	-19.687*** (-3.265)	-19.266*** (-3.183)	-0.050*** (-3.202)
tang	-0.956*** (-8.516)	-0.959*** (-8.538)	-0.977*** (-9.046)	-0.981*** (-9.076)	-0.154*** (-9.081)
top1	-0.005*** (-2.976)	-0.005*** (-3.019)	-0.005*** (-2.603)	-0.005*** (-2.644)	-0.068*** (-2.593)
个体固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	NO	NO	YES	YES	YES
cons	6.675*** (38.642)	6.687*** (38.762)	6.718*** (36.215)	6.734*** (36.438)	-0.037*** (-4.189)
N	4 889	4 889	4 889	4 889	4 889
R ²	0.495	0.495	0.504	0.505	0.505

注:*、**、***分别表示在10%、5%、1%的显著性水平下显著,小括号内数值是估计参数的t统计量。如无说明,下表同。

(三) 内生性讨论

上文初步验证了自动化对企业全要素生产率的促进作用,以及智能化对企业全要素生产率更大的促进作用。然而,需要指出的是,这一研究结论可能受到潜在的内生性问题的干扰。具体地,除了存在常见的遗漏变量问题外,还可能存在着反向因果问题。例如,生产效率更高的企业往往也具备相对人才优势,因而也可能具有更强的自动化、智能化技术研发与应用能力。为此,本文将利用工具变量法缓解上述内生性问题,以进一步识别自动化、智能化对企业全要素生产率的净影响。

针对自动化水平,本文采用城镇单位工资总额作为其工具变量。这是因为,城镇单位工资总额越高,意味着企业所在地的劳动力成本越高,因而企业将会更倾向于采用自动化技术替代人力劳动,降低生产成本(Furman and Seamans, 2018)。此外,城镇单位工资总额主要由劳动力市场供求决定,不与企业全要素生产率直接相关。上述理论逻辑表明,城镇单位工资总额作为自动化水平的工具变量,既满足相关性要求,也满足排他性要求。针对智能化水平,本文选取各省份互联网端口数量作为其工具变量。这是考虑到,任意企业的智能化水平,都不可避免地会受到当地互联网基础设施的影响。各省份互联网端口数量是当地互联网基础设施的一个良好表征,因而也就不可避免地与当地企业智能化水平具有相关性。然而,相对于近年来智能技术的快速发展及其产生的变革性影响,地区互联网基础设施对微观企业全要素生产率的影响无疑正在快速消失。因此,各省份互联网端口数量作为企业智能化水平的工具变量,也满足排他性要求。此外,本文还将各省份 GDP 水平、就业平均工资作为控制变量纳入回归模型,以控制工具变量与误差项之间的潜在相关性,进而加强工具变量的排他性约束。工具变量回归结果见表 4。

表 4 工具变量回归结果

	(1)		(2)	
	工具变量:城镇单位工资总额		工具变量:各省份互联网端口数量	
	第一阶段估计	第二阶段估计	第一阶段估计	第二阶段估计
	<i>lnpat_auto</i>	<i>lnlfp_lp</i>	<i>lnpat_inte</i>	<i>lnlfp_lp</i>
城镇单位工资总额	0.000** (2.290)			
各省份互联网端口数量			0.000** (2.320)	
<i>lnpat_auto</i>		0.472* (1.770)		
<i>lnpat_inte</i>				0.629* (1.881)
控制变量	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
<i>cons</i>	-1.928 (-0.470)	4.560 (1.535)	-2.560 (-0.800)	5.326* (1.823)
一阶段估计 F 值	26.800		21.720	
Kleibergen-Paap rk LM 统计量	9.745*** [0.002]		9.461*** [0.0023]	
N	4 889	4 889	4 889	4 889

注:中括号内数值为 P 值。

表4第(1)、(2)列分别报告了城镇单位工资总额作为自动化水平的工具变量、各省份互联网端口数量作为智能化水平的工具变量的2SLS回归结果。其中,不可识别检验结果显示,Kleibergen-Paap rk LM统计量的 P 值小于0.01,拒绝了“工具变量不可识别”的原假设,进一步验证了工具变量的有效性。此外,两个工具变量第一阶段估计的 F 值均大于10,表明不存在弱工具变量的问题。表4显示,在缓解内生性问题后,自动化、智能化对企业全要素生产率的正向影响仍然显著,这进一步印证了本文主要研究结论。

(四) 稳健性检验

为增强本文研究结论的稳健性,下文从三个方面进行稳健性检验:一是增加控制变量,将地区生产总值纳入回归模型;二是调整解释变量的统计方法,将原先属于自动化关键词词典,但同时也可在一定程度上表示智能化的关键词,列入智能化关键词词典,再分别统计自动化、智能化专利数量,分别用 $\lnpat_autonew$ 和 $\lnpat_inteneu$ 表示;三是变换被解释变量,利用Olley和Pakes(1996)提出的OP方法对企业全要素生产率进行再估计。相关回归结果如表5第(1)、(3)、(5)列所示。表5表明,稳健性检验估计结果支持了本文基本结论,即自动化和智能化均可显著提升企业全要素生产率。

此外,本文进一步对自动化、智能化影响企业全要素生产率的差异性进行稳健性检验。具体地,在上述三种稳健性检验的基础上,分别将标准化后的自动化水平、智能化水平同时与被解释变量进行回归,结果如表5第(2)、(4)、(6)列所示。其中,智能化水平的标准回归系数均大于自动化水平,表明智能化对企业全要素生产率的提升作用大于自动化这一结论是稳健的。

表5 稳健性分析结果

	增加控制变量		替换解释变量				替换被解释变量		
	$\ln t f p_l p$		$\ln t f p_l p$				$\ln t f p_o p$		
	(1)	(2)	(3)		(4)	(5)		(6)	
$\ln pat_auto$	0.022** (2.577)		0.018** (2.003)				0.015** (2.031)	0.016** (2.143)	
$\ln pat_inte$		0.025*** (2.919)	0.019** (2.373)				0.017** (2.475)	0.017** (2.254)	
$\ln pat_autonew$			0.022** (2.568)		0.017* (1.847)				
$\ln pat_inteneu$				0.027*** (3.423)	0.025*** (2.952)				
$\ln GDP$	0.401* (1.956)	0.401** (1.968)	0.244* (1.927)						
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	
个体固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	
时间固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	
$cons$	3.152* (1.732)	3.169* (1.751)	-0.037*** (-4.267)	3.128* (1.722)	3.234* (1.784)	-0.037*** (-4.192)	5.597*** (17.718)	5.610*** (17.866)	-0.130** (-2.528)
N	4 889	4 889	4 889	4 889	4 889	4 889	4 889	4 889	
R^2	0.506	0.506	0.507	0.506	0.507	0.506	0.609	0.609	

五、机制检验

(一) 替代效应与互补效应

据上文理论分析可知,自动化可以通过替代效应提升企业全要素生产率,智能化则可以

同时通过互补效应和替代效应提升企业全要素生产率。为检验自动化的替代效应、智能化的替代效应和互补效应,本文将自动化水平、智能化水平分别与高、中、低技能程度的劳动力进行回归。其中,高、中、低技能劳动力分别用本科及以上学历就业数量^①、专科学历就业数量和高中及以下学历就业数量衡量。相关回归结果如表6所示。

表6第(1)、(3)、(5)列显示,自动化水平对中技能劳动力的回归系数为负且高度显著,对高、低技能的劳动力不显著,意味着自动化对中技能劳动力存在替代作用,即自动化具有替代效应,而不具有互补效应。表6第(2)、(4)、(6)列显示,智能化水平对低技能劳动力的回归系数为负且显著,对高技能劳动力的回归系数为正且显著。这说明智能化在降低低技能劳动力投入数量的同时,增加了高技能劳动力投入数量。换言之,智能化不仅具有替代效应,还具有互补效应。综上,验证了假说H1a和H1b。

表6 自动化和智能化作用渠道:替代效应和互补效应

	lnfp_lp					
	高技能劳动力		中技能劳动力		低技能劳动力	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
lnpat_auto	0.155 (0.793)		-0.405** (-2.268)		0.180 (0.543)	
lnpat_inte		0.395** (2.044)		-0.105 (-0.395)		-0.811** (-2.080)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
cons	26.345*** (7.227)	26.525*** (7.269)	28.391*** (9.457)	28.231*** (9.362)	60.323*** (10.093)	60.185*** (10.119)
N	3 816	3 816	4 357	4 357	2 748	2 748
R ²	0.267	0.268	0.016	0.014	0.133	0.136

注:由于部分企业的高中低技能劳动力数据存在一定缺失,故观测值比基准回归小。

(二)“干中学”效应与“用中学”效应

1.“干中学”效应

本节实证检验自动化和智能化通过“干中学”效应作用于企业全要素生产率的影响机制。在“干中学”代理变量的选择上,本文参考熊瑞祥等(2015),选用企业累积增加值^②的对数作为企业累积经验的代理变量,以检验“干中学”效应。值得说明的是,对于企业累积经验,现有文献一般采用累积投资(Sheshinski,1967)、累积产量(Levitt et al.,2013)、累积增加值(熊瑞祥等,2015)等代理指标来衡量。上述几个指标作为累积经验的代理变量各有优劣。相比较而言,企业增加值完全由企业自身创造,其累积增加值能够更好地代表企业在生产过程中经验的积累。故本文最终选取企业累积增加值作为企业累积经验的代理指标。表7是自动化水平、智能化水平分别与企业累积增加值回归的结果。结果表明,自动化、智能化对企业累积增加值具有显著正向影响。这说明自动化和智能化均能提升企业累积经验,即自

①由于企业的博士研究生数据量太少,因此高技能劳动力未包含博士研究生。

②参照于新亮等(2019)计算企业增加值的方法:企业增加值=职工薪酬+固定资产折旧+营业利润+税费,本文使用的是累积企业增加值。

动化和智能化具有“干中学”效应。

表 7 自动化和智能化作用渠道:“干中学”效应

	<i>ln_{tfp}_lp</i>	
	企业累积增加值(累积经验)	
	(1)	(2)
<i>lnpat_auto</i>	0.031 ** (2.330)	
<i>lnpat_inte</i>		0.022 * (1.894)
控制变量	YES	YES
个体固定效应	YES	YES
时间固定效应	YES	YES
<i>cons</i>	11.564 *** (51.041)	11.580 *** (51.272)
N	4 802	4 802
<i>R</i> ²	0.870	0.870

注:剔除了企业累积增加值为负的样本。

2.“用中学”效应

据上文理论分析可知,与自动化相比,智能化还具有“用中学”效应。本部分分别对自动化水平、智能化水平与企业全要素生产率作分组回归,通过对比回归结果侧面验证智能化的“用中学”效应。具体地,本文根据主营业务是否直接面向消费者将企业划分为上游企业、下游企业两类^①,然后再进行分组回归,回归结果如表 8 所示。

表 8 智能化作用渠道:“用中学”效应

	<i>ln_{tfp}_lp</i>			
	上游企业		下游企业	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnpat_auto</i>	0.022 ** (2.277)		0.022 (1.428)	
<i>lnpat_inte</i>		0.022 ** (2.209)		0.039 ** (2.510)
控制变量	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
<i>cons</i>	6.686 *** (33.085)	6.701 *** (33.225)	6.737 *** (26.188)	6.755 *** (26.397)
N	3 941	3 941	915	915
<i>R</i> ²	0.508	0.508	0.540	0.544

注:剔除了部分经营范围较广的企业,其按照本文提出的分类方法无法被明确划分为上游企业或下游企业,对识别“用中学”效应并无作用。

由表 8 可知,自动化对企业全要素生产率的影响在上游企业中显著,在下游企业中不显著;智能化对上下游企业的全要素生产率影响均在 5% 的显著性水平下显著。自动化、智能

^①上下游企业的主要区别在于上游企业一般不介入最终消费品市场,不直接与用户接触,下游企业则会与用户产生直接接触。

化对上游企业全要素生产率的影响均显著为正是因为,上游企业大多属于工业制造业或生产性服务业,自动化的“干中学”效应、替代效应,以及智能化的“用中学”效应、互补效应在这些行业中相对容易发挥作用。但值得关注的是,自动化对下游企业全要素生产率的影响不显著,可能的原因是,直接面向消费者的下游企业同时也大多是服务业企业,而自动化技术又难以在生产活动具有非常规性和非程式性的服务业中应用(Acemoglu and Restrepo, 2022; Dauth et al., 2021)。智能化对下游企业全要素生产率具有显著促进作用,则可能是因为,直接面向消费者的下游企业能够相对容易地收集消费者数据,这有利于智能化的“用中学”效应发挥作用。综上,我们有理由认为,自动化对下游企业全要素生产率的影响不显著,智能化对下游企业全要素生产率的影响显著,其背后的原因是,智能化具有“用中学”效应,自动化不具有“用中学”效应。由此,假说 H2a 和 H2b 得以验证。

综上所述,自动化影响企业全要素生产率的路径有替代效应与“干中学”效应两条,而智能化能够通过替代效应、互补效应、“干中学”效应与“用中学”效应四条路径提升企业全要素生产率。这表明智能化或将能够在更大程度上提高企业全要素生产率,因而同时也意味着从自动化向智能化的数字技术跃迁或将在提升经济运行效率方面具有更为深刻的变革性影响。

六、异质性分析

上文基于全样本视角考察了自动化和智能化对企业全要素生产率的影响,并经过多重稳健性检验确证了二者间的影响效应。但值得注意的是,虽然上文从总体层面验证了自动化、智能化对企业全要素生产率的促进作用,但对于属于不同产权性质,或不同行业的企业,由于其优劣势以及生产技术性质的差异,自动化、智能化发挥作用的程度也可能存在差异。为进一步识别这种差异性影响,下文从企业产权性质和所在行业两方面进行异质性分析。

(一) 企业所有权性质分组回归

为探究自动化、智能化对不同所有权性质企业的影响差异,本文根据企业所有权性质将企业划分为国有企业和非国有企业,并进行分组回归,结果如表 9 所示。

表 9 自动化与智能化对企业全要素生产率的影响(以企业产权属性分组)

	lnfp _{lp}			
	国有企业		非国有企业	
	(1)	(2)	(3)	(4)
lnpat _{auto}	0.008 (0.605)		0.025 ** (2.253)	
lnpat _{inte}		0.032 ** (2.558)		0.017 (1.411)
控制变量	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
cons	7.401 *** (33.402)	7.417 *** (33.738)	6.236 *** (34.362)	6.251 *** (34.371)
N	1 985	1 985	2 904	2 904
R ²	0.424	0.428	0.601	0.600

由表9第(1)、(3)列可知,自动化对国有企业全要素生产率的影响不显著,对非国有企业全要素生产率的影响显著。然而,表9第(2)、(4)列显示,智能化对国有企业、非国有企业全要素生产率的影响正好相反,在国有企业中显著,在非国有企业中不显著。自动化对国有企业全要素生产率的促进作用不显著的原因可能是,国有企业的员工流动性相对于非国有企业更低,导致自动化的替代效应在国有企业中难以发挥较大作用,从而使得自动化对国有企业的全要素生产率提升作用有限;智能化对非国有企业全要素生产率的促进作用不显著的原因可能是,当前智能技术的发展还处于初级阶段,其研发与应用成本都相对较高。相对于国有企业,无论在人才还是资金方面,非国有企业都处于劣势,使得非国有企业的智能化水平还相对有限,从而导致智能化通过替代效应、互补效应、“干中学”效应、“用中学”效应提升非国有企业全要素生产率的作用也相对有限。

(二)行业类型分组回归

不同行业的经济活动具有不同性质,标准化程度越高的行业,越容易实现自动化;越是由数据驱动的行业,越容易实现智能化。为了探究自动化、智能化影响企业全要素生产率的行业差异性,本文以《国民经济行业分类(GB/T 4754—2017)》为标准,对样本企业进行行业划分,然后进行分组回归,结果如表10所示^①。由表10可知,自动化、智能化都显著提升了制造业全要素生产率,但只有智能化显著提升了信息传输、软件和信息技术服务业的全要素生产率。这主要是因为,制造业的生产任务是典型的标准化与流水线式的,更容易实现自动化,同时也使得自动化更容易通过替代效应与“干中学”效应提升企业全要素生产率;信息传输、软件和信息技术服务业则是典型的数据密集型与人才密集型行业,更容易实现智能化,同时使得智能化更容易通过替代效应、互补效应、“干中学”效应与“用中学”效应提升企业全要素生产率。

表10 自动化与智能化对企业全要素生产率的影响(以企业行业属性分组)

	$\ln tfp_lp$			
	制造业		信息传输、软件和信息技术服务业	
	(1)	(2)	(3)	(4)
$\ln pat_auto$	0.030*** (3.077)		0.034 (1.639)	
$\ln pat_inte$		0.022** (2.256)		0.064** (2.642)
控制变量	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
$cons$	6.422*** (40.175)	6.442*** (40.143)	6.491*** (20.027)	6.466*** (20.610)
N	3 623	3 623	508	508
R^2	0.557	0.556	0.557	0.566

^①《国民经济行业分类(GB/T 4754—2017)》划分的行业包括制造业与信息传输、软件和信息技术服务业等20个门类,本文对这20个行业一一进行了回归分析,但只有制造业与信息传输、软件和信息技术服务业的回归结果显著,符合预期。为节约篇幅,本文未汇报其他行业的回归结果,留存备索。

上述异质性分析不仅检验了自动化、智能化对不同行业的企业全要素生产率影响的差异性,同时也进一步从侧面印证了自动化通过替代效应与“干中学”效应,智能化通过替代效应、互补效应、“干中学”效应与“用中学”效应影响企业全要素生产率的理论机制。

七、研究结论与政策启示

在当前数智经济蓬勃发展的新时代背景下,经济活动的自动化、智能化转型已成为中国加快形成新质生产力,推动经济高质量发展的内在要求。为此,本文在利用文本分析法从微观企业层面测度自动化水平、智能化水平,并理论分析自动化、智能化影响企业全要素生产率的作用机制的基础上,结合中国沪深A股上市企业2013—2019年数据,实证检验了自动化、智能化对企业全要素生产率的影响及其作用机制。研究发现,自动化、智能化均能显著提升企业全要素生产率,但智能化的提升作用更为显著。在一系列稳健性检验之后发现,基准结论依然稳健。机制检验表明,自动化与智能化对企业全要素生产率的作用渠道具有差异性。自动化通过替代效应与“干中学”效应两种途径显著提升企业全要素生产率,而智能化则通过替代效应、互补效应、“干中学”效应和“用中学”效应这四种途径,显著提升企业全要素生产率。在异质性分析中发现,自动化和智能化对国有企业和非国有企业具有非对称的影响,自动化显著提升了非国有企业全要素生产率,而智能化则相反,对国有企业全要素生产率具有显著影响。此外,自动化和智能化与不同生产特性行业的融合程度也存在差异性,自动化对制造业企业全要素生产率显著,而智能化对信息传输、软件和信息技术服务业的企业全要素生产率的提升更为显著。

新一代人工智能技术是赢得全球科技竞争主动权的重要抓手,同时也是新一轮科技革命的驱动力、产业变革的牵引力,企业生产技术从自动化向智能化跃迁已经势不可逆。本研究为应对新一轮智能技术变革的机遇与挑战提供了重要政策启示:

第一,加快推动企业生产从自动化向智能化的技术跃迁,助力新质生产力形成与经济高质量发展。在已有自动化生产技术的基础上,进一步推动企业生产技术向智能化跃迁能够带来企业生产效率的进一步提升。因此,相关政府决策层应更积极地顺应当前智能经济时代企业生产方式从“自动化”向“智能化”跃迁的潮流,积极把握智能技术发展的重大机会。一方面,通过制定财税优惠政策、布局建设智能技术创新基地等措施支持引导智能技术发展,为企业生产技术智能化跃迁提供基础技术支撑;另一方面,也要通过转型引导、资金支持和试点应用等手段加快推动农业、工业、服务业等传统产业企业对智能技术的采用。

第二,加强对生产数据、用户数据的利用,通过释放数据要素价值进一步提高企业与社会生产效率。一方面,充分调动企业激活数据要素潜能的积极性,通过应用自动化、智能化技术,规范数据采集和开发流程,提高数据采集效率和开发能力。另一方面,激励企业深入挖掘数据要素价值,深化数据开发利用,探索数据要素应用场景,推动智能化技术与大数据的融合创新,强化数据对企业业务的支撑能力。

第三,加快调整劳动力市场技能结构,确保劳动力市场快速适应经济社会生产方式从自动化向智能化跃迁的过程。要加快建立适应智能技术生产方式的学习与就业培训体系,支持高等院校、职业学校和社会化培训机构等开展智能化技能培训,提升就业人员对智能技术发展的适应性。与此同时,还要加强对被技术替代的劳动力再就业培训和指导,确保因智能

技术跃迁失业的人员顺利转岗。

第四,智能技术跃迁具有较强的行业异质性与企业差异性,要超前作好战略部署,积极应对生产技术从自动化向智能化跃迁可能带来的不平衡、不协调问题。例如,可以通过实施全行业、全产业链的企业生产智能化转型促进工程,深入开展不同行业、不同类型企业“携手行动”,推动产业链供应链上下游企业、国有企业和非国有企业融通创新。

参考文献:

- 1.陈邑早、岳新茹,2023:《数字技术何以促进企业劳动投资效率提升?》,《经济评论》第4期。
- 2.何小钢、梁权熙、王善骞,2019:《信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜》,《管理世界》第9期。
- 3.刘骏、刘涛雄、谢康,2021:《机器人可以缓解老龄化带来的中国劳动力短缺问题吗?》,《财贸经济》第8期。
- 4.宁光杰、张雪凯,2021:《劳动力流转与资本深化——当前中国企业机器替代劳动的新解释》,《中国工业经济》第6期。
- 5.王永钦、董雯,2020:《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据》,《经济研究》第10期。
- 6.魏下海、郭凯明、吴春秀,2021:《数字技术、用工成本与企业搬迁选择》,《中国人口科学》第1期。
- 7.肖静华、吴小龙、谢康、吴瑶,2021:《信息技术驱动中国制造转型升级——美的智能制造跨越式战略变革纵向案例研究》,《管理世界》第3期。
- 8.熊瑞祥、李辉文、郑世怡,2015:《干中学的追赶——来自中国制造业企业数据的证据》,《世界经济文汇》第2期。
- 9.于新亮、上官熠文、于文广、李倩,2019:《养老保险缴费率、资本——技能互补与企业全要素生产率》,《中国工业经济》第12期。
- 10.赵健宇、陆正飞,2018:《养老保险缴费比例会影响企业生产效率吗?》,《经济研究》第10期。
- 11.中国经济增长与宏观稳定课题组,2006:《干中学、低成本竞争和增长路径转变》,《经济研究》第4期。
- 12.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2018. “Low-skill and High-skill Automation.” *Journal of Human Capital* 12(2): 204–232.
- 13.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2020. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of Political Economy* 128(6): 2188–2244.
- 14.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2022. “Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality.” *Econometrica* 90(5): 1973–2016.
- 15.Autor, D.H., F. Levy, and R. J. Murnane. 2003. “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration.” *The Quarterly Journal of Economics* 118(4): 1279–1333.
- 16.Cong, L. W., D. Xie, and L. Zhang. 2021. “Knowledge Accumulation, Privacy, and Growth in a Data Economy.” *Management Science* 67(10): 6480–6492.
- 17.Damioli, G., V. Van Roy, and D. Vertesy. 2021. “The Impact of Artificial Intelligence on Labor Productivity.” *Eurasian Business Review* 11: 1–25.
- 18.Dauth, W., S. Findeisen, J. Suedekum, and N. Woessner. 2021. “The Adjustment of Labor Markets to Robots.” *Journal of the European Economic Association* 19(6): 3104–3153.
- 19.Furman, J., and R. Seamans. 2018. “AI and the Economy.” *Innovation Policy and the Economy* 19(1): 161–191.
- 20.Graetz, G., and G. Michaels. 2018. “Robots at Work.” *Review of Economics and Statistics* 100(5): 753–768.
- 21.Hémous, D., and M. Olsen. 2022. “The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation, and Income Inequality.” *American Economic Journal: Macroeconomics* 14(1): 179–223.
- 22.Jones, C.I., and C. Tonetti. 2020. “Nonrivalry and the Economics of Data.” *American Economic Review* 110(9): 2819–2858.
- 23.Levinsohn, J. A., and A. Petrin. 2003. “Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables.” *Review of Economic Studies* 70(2): 317–341.

24. Levitt, S.D., J.A. List, and C. Syverson. 2013. "Toward an Understanding of Learning by Doing: Evidence from an Automobile Assembly Plant." *Journal of Political Economy* 121(4) : 643–681.
25. Liang, Y., I. Rudik, E.Y. Zou, A. Johnston, A.D. Rodewald, and C.L. Kling. 2020. "Conservation Cobenefits from Air Pollution Regulation: Evidence from Birds." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 117(49) : 30900–30906.
26. Nordhaus, W.D. 2021. "Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth." *American Economic Journal; Macroeconomics* 13(1) : 299–332.
27. Olley, G., and A. Pakes. 1996. "The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry." *Econometrica* 64(6) : 1263–1297.
28. Raj, M., and R. Seamans. 2018. "AI, Labor, Productivity and the Need for Firm-level Data." NBER Working Papers 24239.
29. Rosenberg, N. 1990. *Inside the Black Box: Technology and Economics*. Cambridge MA: Cambridge University Press.
30. Sheshinski, E. 1967. "Tests of the 'learning by doing' hypothesis." *The Review of Economics and Statistics* 49(4) : 568–578.
31. Taddeo, M., and L. Floridi. 2018. "How AI Can Be a Force for Good." *Science* 361(6404) : 751–752.
32. Thompson, P. 2010. "Learning by Doing." In *Handbook of the Economics of Innovation*, Vol. I. Edited by B.H. Halland and N. Rosenberg, 429–476. Burlington: Academic Press.

The Transition of Digital Technology and the Total Factor Productivity of Enterprises: A Comparative Analysis from Automation to Intelligence

Liu Zhengchi¹, Gao Xiangyu^{1,2}, Chen Wenwu^{1,3} and Wu Ziqi⁴

(1: School of Economics & Trade, Hunan University;

2: PKU–Changsha Institute for Computing and Digital Economy;

3: Shenzhen Institute of Data Economy, The Chinese University of Hong Kong

4: College of Science, Southern University of Science and Technology)

Abstract: Based on the measurement of automation and intelligence level from the micro enterprise level by using text analysis method, this paper theoretically analyzes and empirically tests the impact and mechanism of automation and intelligence on enterprise total factor productivity. The research shows that automation and intelligence can significantly improve the total factor productivity of enterprises, but the improvement effect of intelligence is relatively greater. Automation mainly promotes the improvement of enterprise total factor productivity through the substitution effect and "learning by doing" effect, and intelligence mainly promotes the improvement of enterprise total factor productivity through the substitution effect, complementary effect, "learning by doing" effect and "learning by using" effect. In addition, the effects of automation and intelligence on enterprise total factor productivity in state-owned enterprises and non-state-owned enterprises, as well as in different industries, are different. This study provides theoretical reference and empirical evidence for China to accelerate the formation of new quality productivity and promote high-quality economic development by using the means of technological transition from automation to intelligence in the new era.

Keywords: Automation, Intelligent, Technological Transition, Total Factor Productivity, New Quality Productivity Forces

JEL Classification: J24, O14, O32

(责任编辑:陈永清)