

自动化能否导致企业生产率增长与分化

——基于工作任务的差异替代视角

巫 强, 汪阳昕, 黄 孚

[摘要] 第四次科技革命正推动自动化技术不断突破,并在各行业取得广泛应用,自动化成为企业重塑竞争优势的核心路径。本文基于专利信息构建自动化词典,识别自动化专利类别代码并衡量企业自动化水平,使用2016—2022年中国制造业上市公司数据,基于工作任务的差异替代视角,实证研究了自动化对企业生产率及其分化的影响。结果发现,自动化总体上能够提升企业生产率水平。自动化在高生产率企业组中的生产率提升效应显著大于低生产率企业组,扩大了企业间的生产率差距,导致生产率分化。机制分析表明,自动化导致的企业间生产率分化效应主要是通过替代常规任务与手工任务中的劳动力来实现。在传统自动化阶段,以常规任务中的劳动力替代为主;在智能自动化阶段,以手工任务中的劳动力替代为主。进一步分析表明,自动化对企业生产率的影响存在“超级明星企业”效应。在动态视野下,自动化对高生产率企业的生产率提升效应会减弱,而对低生产率企业的负效应凸显;同时,非自动化专利会导致企业间生产率的收敛。本文提出,应防止自动化导致的过度生产率“马太效应”抑制市场竞争,推动技术红利在不同工作任务劳动力之间平等分配,因企施策确定不同类型企业的自动化支持重心和支持方式。

[关键词] 自动化; 人工智能; 生产率分化; 工作任务

[中图分类号] F424 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)11-0099-19

一、引言

在现代工业发展中自动化发挥着越来越重要的作用。工业机器人、自动装配线及其背后的控制系统是自动化的具体形式。在不需要或很少需要人工干预的情况下,机器就能够执行重复性、高强度和危险性的任务,还能重构产线,柔性生产,灵活应对多品种、小批量的定制化需求。这可以帮助企业提高生产效率和产品质量,进而推动产业升级,是推动现代经济增长的关键支撑力量。以工

[收稿日期] 2024-06-29

[基金项目] 教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“数字经济发展与长三角区域高质量一体化发展研究”(批准号22JJD790037);国家社会科学基金重大项目“新型举国体制下科技创新要素的优化配置研究”(批准号23&ZD133);江苏省社会科学基金一般项目“习近平总书记关于对外开放的重要论述与江苏开放型经济研究”(批准号22EYB014)。

[作者简介] 巫强,南京大学长江三角洲经济社会发展研究中心、南京大学江苏数字经济研究院教授,博士生导师,经济学博士;汪阳昕,南京大学经济学院博士研究生;黄孚,南京大学经济学院博士研究生。通讯作者:汪阳昕,电子邮箱:wangyx318@126.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

业机器人为代表的自动化已经在中国制造业中得到广泛应用,对制造业高质量发展发挥着巨大的推动作用。工业和信息化部(简称工信部)统计显示,目前工业机器人应用已覆盖中国60个行业大类、168个行业中类。据国际机器人联盟(International Federation of Robotics, IFR)统计,2022年中国工业机器人年安装量超过29万台,装机量占全球比重超过50%,位列全球第一;2017—2022年中国工业机器人年安装量年均增长13%,中国连续9年成为全球最大的工业机器人使用国。

传统的自动化主要是机械自动化,即机器按照事先设定的程序,单向接受命令且完成具体的任务。但在企业数字化转型背景下,现代自动化开始与人工智能技术深度融合,向智能化发展,逐步孕育出智能制造这一融合创新生态。在智能制造场景下,机器实时感知环境并收集数据反馈给人工智能,人工智能为机器提供智能决策支持,优化生产流程和工艺,机器再执行这些流程和工艺。两者深度融合后,人工智能就成为一种高级自动化形式,其不仅能执行重复性任务,还能学习推理、感知环境和做出复杂决策。未来的工业机器人将不仅呈现为机械臂、抓手等形态,还将表现为以“具身智能”这一终极AI为“灵魂”的人形机器人。

自动化最直接的影响对象就是劳动力市场。自Acemoglu and Autor(2011)开创性地将劳动力工作内容分为手工任务、常规任务和抽象任务以来,从工作任务角度研究自动化对劳动力和工资的影响成为热点。自动化会使企业减少常规任务中的劳动投入,使中等技能劳动力重新回到市场中,与低技能劳动力形成竞争,压低其工资水平,产生就业和工资的极化(Autor and Dorn, 2013; 黄浩权等, 2024)。当然,自动化也能够创造新工作,如工业设备编程、计算机安全等(Acemoglu and Restrepo, 2019)。自动化还会对企业创新活动产生影响,包括促进激进式创新、提升新产品的销售额等(Rammer et al., 2022)。这就能解释工业机器人应用提升企业生产经营效率等现象(Autor and Salomons, 2018; 刘骏等, 2023)。姚加权等(2024)进一步发现,在自动化基础上,企业应用人工智能同样能提升其生产效率。然而,一个无法回避的现实情况是,自动化技术在不同企业中的应用水平不尽相同,自动化的技术红利难以均等分配给所有企业。Koch et al.(2021)提出,机器人应用改变了行业内企业的生产率分布,并不是所有企业都能同等程度实现生产率提升。如果自动化无法使所有企业同等提高生产率,将会产生何种结果?进一步的问题是,高生产率企业能否通过自动化实现更大幅度的生产率提升?自动化是否导致高生产率企业与低生产率企业之间的生产率差距持续扩大,甚至带来“超级明星企业”的出现?

已有研究关注企业间生产率分化现象。Syverson(2004)使用1977年美国制造业工厂层面数据发现,这些工厂的生产率存在巨大差异,生产率分布中第75%分位数工厂的单位劳动增加值约为第25%分位数工厂的2倍。王定星(2016)发现,1998—2007年中国各地区工业企业生产率的分散程度都在加剧。上述情况在全球范围普遍存在,12个国家20年的企业全样本数据表明,部门内企业间生产率离散度增加了13.9%(Berlingieri et al., 2024)。对于企业间生产率分化产生的原因,现有研究从政策冲击和技术冲击两方面作出解释:在政策冲击方面,政策导致的资源错配可能会带来主体间生产率差距的扩大(Hsieh and Klenow, 2009)。蒋为和张龙鹏(2015)、郭小年和邵宜航(2019)、刘潘和张子尧(2023)分别从补贴差异、行政审批制度、地方公共债务角度研究企业间生产率分化的原因。在技术冲击方面,Covarrubias et al.(2020)指出,技术变革使美国大企业获得更高的增长,市场份额向大企业集中。Torrent-Sellens et al.(2022)则进一步关注信息通信技术发展产生的企业间生产率分化效应。

尽管上述文献已关注技术进步对企业间生产率分化的影响,但自动化这一具体的技术方向是否会影响企业间生产率分化?如果自动化导致企业间生产率分化效应,其具体实现机制是什么?

这些问题尚未得到充分解答。从理论上直观分析,自动化与企业间生产率分化可能有两种关系:一方面,低生产率企业可能将自动化作为技术追赶的关键手段,通过消化、吸收、再创造,跟随进而赶超高生产率企业的技术优势地位,从而带来企业间生产率的收敛;另一方面,高生产率企业基于其生产规模、经营利润和数据资产方面的优势,更有能力去全面推行自动化,通过替代程序化工作中的劳动力,更大程度提高其生产率,产生企业间生产率的分化。消除这种理论层面直观分析的不确定性,有待基于企业层面数据的实证研究。另外,对这些问题的研究还具有重要的现实意义和政策启示。如果自动化产生的企业间生产率分化效应成立,那就意味着自动化导致企业生产率“强者愈强,弱者愈弱”,这种生产率上的“马太效应”可能会进一步强化优势企业的市场垄断地位。从维护市场竞争、防止资本无序扩张的角度考虑,中国推动企业采用自动化技术的政策导向必须和反垄断政策结合起来,要设计更加科学的政策体系,使自动化能更加均衡、更加全面地推动企业生产率增长。

本文通过使用2016—2022年专利信息数据,构建自动化词典,确定自动化专利类别,精准识别企业具体的自动化专利,同时结合中国制造业上市公司数据,实证研究自动化对企业生产率及其分化的影响。结果发现,自动化可以提升企业生产率水平,但自动化对高生产率企业的生产率提升效应大于对低生产率企业的生产率提升效应,由此导致生产率的进一步分化。上述结论在一系列稳健性检验和内生性处理后依然成立。具体机制是,自动化使得企业在常规任务与手工任务中替代劳动力,从而提高生产率;与低生产率企业相比,高生产率企业能更好发挥这一机制,实现更大程度的生产率提升,扩大企业间生产率差距,形成企业间生产率分化。区分自动化阶段的结果显示,传统自动化阶段以常规任务中的劳动力替代为主要机制,智能自动化阶段则以手工任务中的劳动力替代为主要机制。进一步研究表明,自动化对企业生产率的影响存在典型的“超级明星企业”效应;从动态视角看,自动化对高生产率企业的生产率提升作用会减弱,而对低生产率企业的生产率削弱作用会凸显;同时,非自动化专利反而会带来企业间生产率的收敛。

相较于已有文献,本文的边际贡献主要体现在三方面:①从中国专利数据中识别自动化专利类别代码,据此创新性地构建企业自动化指标。既有文献多数使用IFR提供的工业机器人存量数据(Acemoglu and Restrepo, 2019; Acemoglu and Restrepo, 2022; 谢杰等, 2022)或机器人进口数据(韩超和李鑫平, 2023; 吕越等, 2024)测算自动化指标,这一做法难以从多维度完整评估企业自动化水平。区别于现有文献使用机器人数据的测度方法,本文的专利测度法能够更加全面、准确地评估企业自动化水平,为企业自动化的量化研究提供全新的分析思路和衡量方式。②在不同工作任务的差异性替代视角下,丰富了自动化经济效应的研究成果。现有文献主要探讨自动化对就业及收入分配产生的影响(Acemoglu and Loebbing, 2022; 刘廷宇和张世伟, 2022),但对自动化在企业层面产生的影响关注不足。本文试图从生产率增长及其分化这一视角来拓展企业自动化经济效应的研究边界,并基于不同工作任务的差异性替代揭示这一自动化经济效应背后的作用机制。③为企业间生产率分化现象提供了新的理论解释。已有研究发现,当前企业生产率分化加剧,“超级明星企业”遥遥领先(王定星, 2016),市场竞争和产品可替代性等因素是企业间生产率分化的潜在原因(Syverson, 2004; Berlingieri et al., 2024),但鲜有文献立足工业4.0背景来阐述这一趋势依然存在且扩大的原因。本文聚焦自动化技术,不仅包括传统的机器自动化,还涵盖人工智能融入后的高级自动化和智能制造等技术。以此为基础,阐释企业间生产率分化仍存在且扩大的原因,不仅能够揭示第四次工业革命中产业组织形态演变的潜在全新规律,而且启发中国在政策体系设计中要注意自动化扶持鼓励政策与反垄断政策的有机协调。

二、理论分析与研究假说

1. 自动化对企业生产率的影响

自动化顾名思义就是独立执行流程的设备(Mann and Püttmann, 2023)。其中,设备可以是物理机器、算法或计算机程序;流程可以是生产过程,也可以是将输入转化为输出的其他过程;独立是强调除了开始阶段和监督过程之外,设备无需人工干预即可完成运行。内生增长理论认为,技术进步是总体生产率增长和经济发展的重要源泉。自动化是技术进步在自主性方面的重要体现,能够在资源管理、柔性生产、产品创新三个方面对企业生产率产生影响。

在资源管理方面,自动化意味着企业通过采用传感器、控制系统等载体,实现对生产过程的精确检测与控制。企业可以在生产线上减少对原材料和能源的浪费,优化生产流程,提高企业资源使用效率,进而提高生产率。同时,自动化意味着企业能够通过传感器等数据采集设备,组成设备网络收集海量生产数据,通过云计算、大数据技术,实时处理分析,检查生产流程是否出现错误以及物料资源是否得到最有效率的使用。这有助于发现生产运营和资源利用中的决策偏误并及时预警,帮助企业保持资源的高效率利用水平,提升企业生产率(Richter et al., 2022)。除此以外,当供应商提供的投入品种类或品质发生变化时,基于自动化的分析预测功能,企业可以比较生产设备预测负载值与标准负载值,评估这些偏差对生产设备产生的潜在影响,提前调整设备运行参数使其能始终处于高效运行的状态。这对于企业从生产设备角度增强资源管理能力、提高生产率极为重要。

在柔性生产方面,制造业企业正面临越来越高的要求。这主要是由于,在激烈的市场竞争下,消费者对个性化、定制化复杂产品的需求持续增加,对缩短产品更新周期的要求持续提高。以汽车为例,这类复杂产品包含的轮毂、座椅、音响和智能驾驶组件等多种元器件需要经历多阶段的制造和组装。企业应用自动化技术,就可以基于优先级规则的排序算法来灵活组合各生产阶段,在扩大生产规模的同时简化生产流程,加快产品迭代,提高企业生产率。这类自动化技术支撑下的柔性生产系统填补了高度灵活的产品市场需求和相对固定的生产线之间的差距,减少了生产调整的时间和成本,从而快速且平稳地响应产品市场需求的未知变化(Luo et al., 2022)。

在产品创新方面,企业必须持续推出能够满足客户需求的新产品,这就需要在产品实用性、功能性、美观性等多方面实现创新。自动化能帮助企业在这些方面实现突破,更好地满足客户需求并实现生产率提升。自动化有助于企业更加便利地获取和分析产品工艺、使用性能和客户需求等方面的信息,从研发设计源头提高新产品在市场上的成功率。同时,自动化形成标准格式数据,能在研发、生产和营销等不同部门之间实现充分共享,减少研发部门简单数据整理和重复分析的工作负担。信息处理的自动化能帮助企业更高效整合和分析研发数据,从而大幅减少新产品开发时间,提高创新频率,以新产品为抓手提升企业生产率。例如,在制药行业中,自动化帮助企业在其药物研发流程中,更有效地调整改进药品配方,提升药品性能(Johnson et al., 2022)。基于此,本文提出:

假说 1:企业应用自动化技术能够促进其生产率增长。

2. 自动化对企业间生产率分化的影响

一般而言,劳动力工作任务分为常规任务、手工任务与抽象任务三类。常规任务是重复性、可预测的工作任务,如流水线上的普通加工装配工作、数据录入等。手工任务往往是涉及物理操作的工作,需要特定的手工技能,部分情况下需要精细的人类感官能力来配合完成。抽象任务需要劳动者有创造性思维,有发现问题并解决问题的能力,劳动者需要做出复杂条件下的决策。一旦企业实

施自动化,为与自动化环节、流程和设备相适应,就会对这三类工作任务的需求产生差异化影响,进而影响企业生产率乃至企业间生产率分化。

企业自动化对三种工作任务的影响主要体现为对常规任务和手工任务劳动力存在替代效应,而在抽象任务劳动力方面没有明显影响:①从常规任务角度看,常规任务是对某一确定过程的不断重复,可以通过编程指令指定机器或程序来执行(Acemoglu and Autor, 2011)。这些自动化指令不仅可以指定设备完成具体任务,还能明确在每种意外情况下将执行哪些操作以实现目标结果,因此,会对原先从事常规任务的劳动力形成有效替代。②在手工任务方面,企业自动化的影响主要体现为劳动力替代效应。尽管 Acemoglu and Loebbing(2022)认为手工任务中嵌有丰富且难以言传的隐性知识,使其变得难以被自动化替代,但 Graetz and Michaels(2018)依然发现了自动化将劳动力挤出手工任务的证据。在制造业企业实践中,手工任务较少涉及需要视觉识别、语言交流和面对面互动的基础服务工作,而主要涵盖依赖人体感官判断分析后完成的组装、加工或维修工作,这与常规任务差距不大。因此,自动化技术与人工智能深度融合后,从事手工任务的劳动力也将会被自动化设备和系统所替代。③从抽象任务角度看,企业自动化目前还无法产生明显的替代效应。这类任务需要灵活地、创造性地从广义角度解决问题,对劳动者的沟通交流能力有较高要求。即便人工智能与自动化技术充分融合,也难以高效完成抽象任务(Autor et al., 2003)。

自动化对常规任务和手工任务的劳动力替代效应能够进一步提高企业生产率。一方面,自动化替代常规任务和手工任务中的劳动力,可以降低人为因素对产品质量的影响,减少生产过程中的偏差,提高产品质量的一致性和稳定性,维持高水平生产效率。另一方面,当自动化使得劳动力从常规任务和手工任务中被释放出来后,这些劳动力在经过培训后将有可能转移到抽象任务岗位,从事研发创新和管理运营等复杂决策活动。这种企业内部劳动力的流动与岗位调整,有助于企业改进价值链核心环节的运营效率,创造更多的附加值,提升企业生产率。

自动化技术通过工作任务中劳动力的替代提高企业生产率,是过去40年中促进全球生产率增长的重要原因(Autor and Salomons, 2018),但自动化导致的生产率增长收益在不同企业中的分布并不均匀。高生产率企业在生产规模、经营利润和数据资产三方面存在明显优势,使其相比于低生产率企业而言更能跨越实施自动化的门槛,放大其与低生产率企业的差距,加深企业间生产率分化。①在生产规模优势方面,高生产率企业往往生产规模更大,更能充分发挥规模经济优势。企业在决定是否自动化时面临着固定成本和可变成本之间的权衡,自动化会带来额外的企业固定成本,但能减少企业生产时的可变成本。高生产率企业的生产规模更大,原先就占据更多市场份额,产品需求量较大、范围较广。这类企业更能分摊自动化带来的固定成本,因此,有更高的动机应用自动化技术。相反,低生产率企业则难以跨越应用自动化所需要达到的生产规模门槛。②在经营利润优势方面,起初拥有高生产率的企业也拥有更高的营业利润(盛丹和刘灿雷, 2016)。运用自动化技术时,企业往往需要购买相应的硬件和软件,支付额外的成本,包括运行自动化系统所需各类设备的硬件成本、员工学习使用和管理自动化设备的培训费用、设备更新与维护费用、软件系统授权与技术支持费用等。高生产率企业有足够的利润去支付这些费用,真正发挥自动化相关硬件和软件在提高生产率方面的作用。③在数据资产优势方面,起始的高生产率企业可能在生产设备运行、供应链协调、市场趋势预测等方面更有经验,内部管理水平更为规范,更善于为管理决策积累和更新数据,因此,能够积累更加丰厚的数据资产(Babina et al., 2024)。以数据资产为基础,这类企业在研发环节拥有规划智能、动态的研发流程的优势,在生产环节拥有与客户需求形成精准匹配的优势,在销售环节拥有对目标客户展开个性化推送的优势,因此,更有可能与自动化形成恰当的配合。

起始的高生产率企业在学习规模、经营利润和数据资产三方面都具有优势,使其更有条件、更愿意推动自动化进程。这就意味着,起始的高生产率企业能够在常规任务和手工任务中更好发挥自动化的劳动力替代效应。这种效应可以帮助企业降低人工成本,提高整体经营效率,从而在更大程度上提升其生产率。相反,起始的低生产率企业不愿、不敢,也不能应用自动化技术,在常规任务与手工任务方面的劳动力替代效应无法得到体现,其生产率更易受到现有劳动力结构的约束,难以取得大幅增长。基于此,本文提出:

假说2:起始的高生产率的企业能运用自动化技术在常规任务和手工任务上产生劳动力替代效应,更大程度提高其生产率;起始的低生产率的企业则难以发挥这种机制,从而导致企业间生产率分化。

三、研究设计

1. 数据来源与处理

本文使用的沪深A股制造业上市公司数据来源于国泰安数据库(CSMAR),专利数据来源于国家知识产权局网站及企研·社科大数据平台(CBDPS),工作任务数据来源于Autor and Dorn(2013)及万得数据库(Wind)。本文数据涵盖的时间区间为2016—2022年。选择2016年作为起始时间的原因在于,世界知识产权组织发布的《2022年世界知识产权报告:创新方向》显示,从2016年开始,全球范围内与自动化高度相关的自动系统及人工智能专利申请呈现大幅增长趋势。考虑到本文基于专利申请信息测度自动化,以2016年为起始时间,能反映近年来自动化技术创新与人工智能紧密结合的发展方向,更为准确、及时地反映自动化技术最新发展在公司层面的应用。为研究需要,本文对数据做如下常规处理:①删除数据缺失的样本;②删除处于ST或ST*状态下企业的全部样本,最终得到2317家企业共计8500个观测值。

2. 核心变量和控制变量

(1)自动化水平。现有文献在测度自动化水平时多使用工业机器人存量或机器人进口数据。Acemoglu and Restrepo(2019)、Acemoglu and Restrepo(2022)、谢杰等(2022)基于IFR提供的工业机器人存量数据,计算自动化暴露程度。韩超和李鑫平(2023)、吕越等(2024)基于HS编码,在中国海关贸易进出口数据库中识别机器人进口数据,测度企业自动化水平。

区别于现有文献,本文并未使用机器人数据测度自动化,主要基于以下三点原因:①机器人无法涵盖自动化全部内容,如机器人不包含增材制造、柔性生产等自动化技术。②IFR公布的工业机器人存量和增量数据均属于行业层面数据,若将其映射至上市公司层面,则难以避免出现测量误差。③机器人进口虽占中国企业机器人使用数量的50%以上,但不能完全衡量中国企业使用机器人的实际情况。

上市公司专利授权信息既包含对企业创新方向的具体描述,又能在加总后反映企业真实创新产出水平。专利信息统计既能更精确地统计到公司层面,又能更完备地涵盖自动化的全方位内涵,是测度上市公司自动化水平的优质数据来源(Danzer et al., 2024)。因此,本文使用专利数据,在Dechezleprêtre et al.(2021)方法的基础上进一步丰富自动化关键词,以专利摘要为检索源,确定基于IPC6位编码的自动化专利类别,并统计上市公司各年度自动化专利数量,以此测度企业自动化水平。^①

① 详细的自动化指标构建步骤参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

自动化指标的具体构建流程为:首先,选择自动化关键词。本文参考 Acemoglu and Restrepo (2022)对自动化技术的分类,结合 Dechezleprêtre et al.(2021)的做法,基于中文表达习惯确定关键词,并进一步补充人工智能技术中与自动化高度相关的词语。具体而言,本文使用的自动化关键词包含第一类词语以及需要与第一类词语同时出现的第二类和第三类词语。第一类词语共九种,包含自动、机器人、数控、计算机辅助、柔性生产、可编程控制器、3D打印、劳动力和人工智能。本文审查关键词对应的英文缩写,排除与关键词含义无关的其他英文缩写。同时,考虑到第一类词语的不同表达可能会偏离实际自动化内涵,在具体词语选择方面,本文会设置相应限制。例如:在“自动”类别,专利摘要中“自动”一词至少出现2次的专利才可被认定为含有自动化关键词;“自动”与第二类关键词“生产”“制造”“机器”“设备”“装置”“仪器”“器械”“机械”同时出现时,认为该专利摘要含有自动化关键词。在“劳动力”类别中,当“工人”“人员”“人力”“人工”“无人”与第三类词语同时出现时,认定该专利摘要中含有自动化关键词。

其次,确定自动化指数与自动化专利类别范围。根据确定的自动化关键词,本文对国家知识产权局2016—2022年全体专利分别统计词频。凡摘要中出现自动化关键词的至少一种,即可认定该专利为自动化专利。对每一个IPC6位码专利类别(若6位码专利数量小于50,则加总至4位码专利类别),本文计算其中自动化专利数量占比作为该类别的自动化指数。接着根据自动化指数从小到大的顺序对IPC专利类别排序,再设置某一百分位数作为阈值,高于这一阈值的专利类别即为自动化专利类别。在基准回归的设定中,本文以85%作为阈值,并在后续实证过程中调整至80%及90%进行稳健性检验。

最后,统计上市公司各年自动化专利数。企业获得授权的自动化专利代表其已经拥有自动化技术且得到认可,较好地反映企业真实的自动化水平。本文使用上一步得到的自动化专利类别代码,结合CBDPS平台提供的上市公司专利授权信息数据,即可确定每家上市公司每年得到授权的自动化专利数据,作为企业自动化指标。为避免自动化专利与生产率数据同期可能带来的反向因果问题,本文对企业自动化指标取滞后1期。

(2)生产率。本文主要使用 Levinsohn-Petrin法(简称LP法)及 Olley-Pakes法(简称OP法)测算上市公司生产率。计算生产率所需的关键变量包含产出、劳动、资本、中间投入和投资。其中,产出用营业收入(单位:万元)表示;劳动用员工人数(单位:人)表示;资本用固定资产净额(单位:万元)表示;中间投入(单位:万元)由生产法计算得到,具体公式为:中间投入=营业成本+销售费用+管理费用+财务费用-折旧摊销-应付职工薪酬;投资(单位:万元)由如下公式计算得到:投资=当年固定资产净值-上年固定资产净值+当年折旧摊销(鲁晓东和连玉君,2012)。在得出关键变量后,本文删除中间投入或投资值小于等于零的样本,对其余关键变量取对数,据此计算企业生产率水平。

(3)工作任务。有关工作任务的测度,现有研究主要有以下几种做法:在职业与个体层面, Autor and Dorn(2013)使用美国职业名称词典与人口普查职业数据,分别衡量各职业常规、手工及抽象任务指数。以此为基础,陈岑等(2023)加总职业层面常规任务指数与个人层面教育指数,得到个人层面的常规任务强度指数。在行业及企业层面,何小钢和刘叩明(2023)结合美国职业常规任务指数与中国2005年1%人口抽样调查数据,得到行业层面常规任务指数。王泽宇(2020)在衡量企业劳动力结构变化时,使用研发、销售等不同类型工作岗位的员工人数占比,间接反映企业各类工作任务水平。基于上述方法,本文将职业层面数据与企业层面数据相结合,更加准确地测度企业各类工作任务指数。

具体计算步骤为：①计算企业8类岗位的2类工作任务指数。Wind数据库中提供了上市公司包含生产、销售、财务、技术、行政、采购仓储及风险稽核共计7类岗位的人员数量，总员工人数与上述7类岗位员工总数之差为其他岗位人员数量。本文在Autor and Dorn(2013)计算使用的889种职业中，确定与这7类岗位相关的职业，再根据其公布的所有职业常规和手工任务指数，取算术平均值得到7类岗位的2类工作任务指数。其他岗位的2类工作任务指数用889种职业相应的工作任务指数均值衡量。②计算企业每年的2类工作任务指数。各企业的常规和手工任务指数可由7类岗位工作任务指数加权得到，即把上一步得到的7类岗位及其他岗位工作任务指数分别乘以企业各岗位人员数占比，再求和，得到单个企业特定年份的常规和手工任务指数。

(4)控制变量^①。本文在企业层面控制企业年龄(*Opyear*)、企业规模(*Size*)、所有制属性(*SOE*)、负债率(*Debt*)、研发强度(*R&D*)、现金比率(*Cash*)、账面市值比(*BM*)、固定资产周转率(*Turnover*)、营业收入增长率(*YOY*)，在行业层面控制行业集中度(*HHI*)。

3. 模型设置

为检验企业应用自动化技术对生产率及其分化的影响，本文构建如下基准模型：

$$Prod_{i,t} = \alpha + \beta Auto_{i,t-1} + \gamma Controls_{i,t} + \mu_t + \delta_j + \sigma_k + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中，*i*表示企业，*t*表示年份。*Prod_{i,t}*代表企业生产率，用LP法和OP法测度。*Auto_{i,t-1}*为企业自动化水平，用企业自动化专利授权(单位：百个)的滞后一期测度。*Controls_{i,t}*为控制变量，包含企业及行业层面共10个变量。 μ_t 、 δ_j 和 σ_k 分别表示年份、行业和省份层面的固定效应， $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项。为缓解异方差问题对结果的影响，本文使用聚类到城市层面的稳健标准误。本文根据式(1)对全样本回归，检验假说1，分析企业运用自动化对其生产率的影响。参考刘廷宇和张世伟(2022)、陈岑等(2023)检验工资极化的思路，本文根据生产率年度中位数将样本分组，使用式(1)，分别在高生产率组和低生产率组中回归，比对两组中自动化变量系数，用于检验假说2，即分析企业自动化在不同生产率企业中的差异性影响及具体机制。

四、实证结果分析

1. 基准回归

本文基于式(1)检验企业运用自动化与生产率之间的关系，回归结果如表1所示。其中，第(1)一(3)列使用LP法计算的生产率作为因变量，第(4)一(6)列以OP法计算的生产率为因变量。第(1)、(4)列以自动化为唯一解释变量，第(2)、(5)列在此基础上加入全体控制变量、行业和省份固定效应，第(3)、(6)列进一步加入年份固定效应。第(1)一(6)列均将标准误聚类到城市层面。第(1)一(3)列的结果显示，自动化变量系数分别约为0.850、0.054、0.055，且分别在1%、10%和10%的水平上显著，说明企业自动化水平的提升可以促进企业生产率增长。类似地，第(4)一(6)列中自动化系数分别约为0.352、0.068和0.069，且分别在1%、5%和5%水平上显著。这说明，无论使用LP法还是OP法测度企业生产率，都可以得到企业运用自动化技术会提高生产率这一结论，假说1成立。

^① 具体变量定义与描述性统计结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

表1 自动化的生产率提升效应

	(1) 生产率_LP法	(2) 生产率_LP法	(3) 生产率_LP法	(4) 生产率_OP法	(5) 生产率_OP法	(6) 生产率_OP法
<i>Auto</i>	0.8503*** (0.1904)	0.0540* (0.0287)	0.0550* (0.0284)	0.3516*** (0.0735)	0.0679** (0.0294)	0.0692** (0.0293)
控制变量	否	是	是	否	是	是
行业固定效应	否	是	是	否	是	是
省份固定效应	否	是	是	否	是	是
年份固定效应	否	否	是	否	否	是
N	8500	8500	8500	8500	8500	8500
R ²	0.0300	0.7697	0.7721	0.0102	0.4794	0.4849

注:***、**、*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著,括号内为城市层面聚类稳健标准误,以下各表同。

本文同样基于式(1),在低和高生产率组分别检验企业自动化与生产率之间的关系,结果如表2所示。第(1)、(2)列为使用LP法计算生产率的结果。结果显示,自动化变量在高生产率组中系数约为0.127,在1%的水平上显著,然而在低生产率组,自动化变量系数不显著,同时组间差异在1%水平上显著。这说明,企业应用自动化技术的生产率提升效应,在低生产率和高生产率企业组存在明显差距,这种自动化的差异性影响会导致企业间生产率差距进一步扩大,带来企业间生产率分化。第(3)、(4)列使用OP法测度的生产率为因变量,结果与第(1)、(2)列相似,假说2部分得证。

表2 自动化的生产率分化效应

	(1) 低生产率_LP法	(2) 高生产率_LP法	(3) 低生产率_OP法	(4) 高生产率_OP法
<i>Auto</i>	-0.0706 (0.0827)	0.1271*** (0.0363)	-0.0488 (0.0675)	0.0770** (0.0314)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	4250	4249	4251	4249
R ²	0.5509	0.6635	0.2358	0.3955
组间差异检验	-0.1980***		-0.1260***	

2. 稳健性检验^①

(1) 替换生产率测度方式。为保证因变量的不同测度方式不影响结果的稳健性,本文使用FE方法和OLS方法分别测算企业生产率。结果显示,自动化变量系数在全样本组和高生产率组中显著,同时组间差异显著,说明基准结果是稳健的。

(2) 调整认定为自动化专利类别的百分位数。本文将认定为自动化专利的分位数阈值分别向下及向上调整5个百分位点,即80%分位数和90%分位数。结果显示,无论如何调整认定阈值,使用LP法或OP法测度生产率时,自动化变量系数均在总体样本及高生产率企业样本中显著为正,说明放宽或缩紧自动化词频的认定阈值对基准结论均无影响。

(3) 替换自动化关键词中的劳动力词语。现有文献在设置自动化关键词时,是基于英语的用词方式,在劳动力关键词类别中仅计入Labor和Laborious两个词(Mann and Püttmann, 2023)。然而,汉

^① 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

语中有大量与劳动力同义的词,如工人、人员、人力等。本文在前文设定自动化关键词时,针对这些同义词设置了认定规则。在这部分,本文更为严格地仅将“劳动力”一词作为该类别的统计关键词。结果显示,改变劳动力关键词对基准结论无影响。

(4)排除相关政策影响。2015—2018年,工信部每年均会筛选出一批智能制造试点示范项目,目的在于通过企业示范效应不断形成并推广智能制造新模式。对本文而言,智能制造试点示范项目可能会带来企业生产率额外的变动,需要加以控制。本文的处理方法是:统计试点示范项目名单中的上市公司,在原有样本中删除这些企业的全部观测值,共计删除90家企业的377个样本。重新回归后,结果依然支持本文假说,证明了基准结果的稳健性。

(5)自动化专利存量。前文使用的自动化专利授权数据,仅反映企业前一年新获得的自动化专利,但企业生产率可能受到若干年内自动化专利存量的影响。为更加全面评估这种影响,本文使用企业前五年授权的自动化专利之和表示自动化专利存量,重新回归。结果显示,自动化专利存量对企业生产率的提升效应依然在总样本和高生产率企业组中显著为正。

(6)排除企业进入退出的影响。观测值中部分企业存在样本期数不全问题,原因之一在于企业的进入和退出,即企业申请审批上市或企业由于经营不善退市。这可能会使得企业生产率受到进入、退出的影响,从而干扰模型对企业生产率效应的估计。因此,本部分仅保留2016—2022年在位企业样本,排除企业进入、退出的可能影响。结果显示,自动化在高生产率企业组中对企业生产率有显著促进作用,说明自动化具有企业间生产率分化效应。

(7)改变企业生产率分组方式。由于本文使用年度中位数区分高、低生产率组,对于某一特定企业而言,可能存在不同年份的观测值出现在不同组别的情况。一旦企业发生由低组向高组的跳跃,其生产率增长将被计入高生产率组的增长中,可能会使回归结果低估低生产率组企业的生产率增长,而高估高生产率组企业的生产率增长。为排除分组方式对结果的影响,本文保留样本期内在位企业样本,并保持企业在样本期第1年的生产率分组方式不变,重新回归。结果显示,核心结论依然成立。

此外,本文还进行了调整固定效应、调整聚类方式、控制地区专利保护意识、替换机器人进口数据等稳健性检验,增强结论的可信度。

3. 内生性处理^①

本文实证检验自动化对企业生产率及其分化影响的过程中可能存在内生性问题。一方面,生产率高的企业往往在行业中具有竞争优势,因此,可以凭借其优势地位吸纳创新人才和投资,从而更有可能在自动化方面形成技术突破,即存在一定的反向因果问题。虽然从基准检验开始,本文对自动化变量取滞后1期,但这种问题仍可能存在。另一方面,可能存在企业领导层对自动化的接受度这类主观变量,难以被观测和控制,这既与自动化相关,又会对企业生产率产生影响,因此,存在一定的遗漏变量问题。

为缓解上述内生性问题,本文使用工具变量方法,从外部自动化环境和企业间自动化溢出角度,分别选取同省机构与个人被授权的自动化专利(*Auto_oi*)和省内其他上市公司被授权的自动化专利总量(*Auto_firms*)作为企业自动化的两个工具变量。结果显示,这两个工具变量是有效的。同时,在使用工具变量后,自动化变量在总体样本和高生产率企业样本中系数仍显著为正,而在低生产率企业样本中不显著,说明自动化总体上能够带来企业生产率的提升,同时引发生产率分化。上述结论与基准回归结果一致,说明在处理内生性问题后,基准结果依然稳健。

^① 内生性处理结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

4. 机制检验

工作任务包含常规任务、手工任务和抽象任务。常规任务包含标准化和程序化的生产和加工工作, 比较容易被编码后的自动化程序替代。手工任务主要包含需要灵巧的身体控制以及人与人之间交流的各类工作。在制造业企业中, 手工任务多体现在组装、加工和修理工作中, 因此, 相对于服务业企业而言, 制造业企业中的手工任务对即时反应和情景适应性的要求较低, 有可能被与人工智能融合发展后的自动化设备替代。但制造业企业中的抽象任务主要涉及需要具备解决问题能力和判断能力的决策型工作, 以及需要丰富知识储备和多元创造能力的研发型工作。在解构复杂概念和理解抽象思维方面, 即使自动化与人工智能等技术融合, 目前尚不能达到训练有素的抽象任务劳动力的基本水平, 因此, 自动化程序或设备替代劳动力执行抽象任务的能力有限。根据上述分析, 本文主要聚焦常规任务与手工任务, 基于自动化的劳动力替代作用, 分析在这两种任务的不同水平下企业应用自动化提升生产率的机制, 并据此阐释发生企业间生产率差异的根本原因。同时, 区分自动化不同阶段, 分析在传统及智能自动化阶段下, 工作任务在自动化引发生产率分化中发挥的差异作用。

(1) 整体机制检验。本文计算的各类工作任务指数均为企业层面数据, 若直接与自动化变量构建交互项来分析机制, 可能会带来额外的内生性问题。因此, 本文在区分低、高生产率企业的基础上, 再以工作任务值作为额外的分组变量, 使用其年度中位数, 将样本分为四组, 即低生产率、低工作任务组, 低生产率、高工作任务组, 高生产率、低工作任务组, 高生产率、高工作任务组; 通过比较这四组中自动化估计系数差异来检验机制。

表3是常规任务替代机制的检验结果。其中, Panel A和Panel B分别为使用LP法和OP法测度生产率的检验结果。第(1)一(4)列分别为在低生产率、低常规任务组, 低生产率、高常规任务组, 高生产率、低常规任务组, 高生产率、高常规任务组中的回归结果。自动化变量系数仅在高生产率、高常规任务组显著为正。这说明, 在高生产率企业中, 拥有更多常规任务的企业可以在充分自动化后替代其大量常规任务中的劳动力, 以更加高效率、低损耗的方式完成生产制造活动, 从而相比缺乏常规任务的企业, 能更多地提升其生产率水平。在低生产率企业中, 由于缺乏足够

表3 机制检验结果——常规任务

	(1) 低生产率、 低常规任务	(2) 低生产率、 高常规任务	(3) 高生产率、 低常规任务	(4) 高生产率、 高常规任务
Panel A: 生产率_LP法				
Auto	-0.1735** (0.0701)	0.0677 (0.2291)	0.0230 (0.0302)	0.1339*** (0.0345)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	2170	2079	2079	2168
R ²	0.5901	0.5907	0.6581	0.7880
Panel B: 生产率_OP法				
Auto	-0.1297* (0.0774)	0.1425 (0.1445)	-0.0245 (0.0386)	0.1110*** (0.0402)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	2074	2174	2174	2072
R ²	0.2645	0.2865	0.3748	0.5520

的生产规模、经营利润和数据资产,企业难以大范围展开自动化应用,从而难以形成对常规任务中劳动力的替代,因此,无论高或低常规任务企业,均无法提升生产率,这就导致企业间生产率的分化。

表4是手工任务替代机制的检验结果。自动化变量的系数同样仅在高生产率、高手工任务组显著为正,说明在高生产率企业中,手工任务多的企业在应用与人工智能融合的自动化技术后,可以充分替代手工任务中劳动力,使得这类高生产率企业能够用自动化设备来完成高精度、短时耗的手工任务,提升企业生产率。相反,低生产率企业应用自动化的能力和程度有限,对高或低手工任务中的手工任务劳动力均无法形成有效替代,因此,生产率提升作用有限,由此形成企业间生产率的分化。至此,假说2完全得到证明。

表4 机制检验结果——手工任务

	(1) 低生产率、 低手工任务	(2) 低生产率、 高手工任务	(3) 高生产率、 低手工任务	(4) 高生产率、 高手工任务
Panel A: 生产率_LP法				
<i>Auto</i>	-0.1463 (0.0929)	-0.0533 (0.1497)	0.0228 (0.0319)	0.1210*** (0.0337)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	2238	2011	2013	2234
R ²	0.5828	0.6068	0.6194	0.7960
Panel B: 生产率_OP法				
<i>Auto</i>	-0.1344* (0.0798)	0.0985 (0.1112)	-0.0197 (0.0358)	0.1006** (0.0413)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	2075	2173	2175	2071
R ²	0.2818	0.2873	0.3619	0.5481

另外,结合表3和表4可以发现,无论以LP法还是OP法测度,自动化对生产率的提升作用在高生产率、高常规任务组均强于高生产率、高手工任务组,这表明自动化对常规任务的替代作用强于对手工任务的替代作用,常规任务替代是自动化引发企业间生产率分化的更重要机制。

(2)分阶段机制检验。《2022年世界知识产权报告》显示,自2019年起,人工智能专利申请份额已超越其他数字通用技术专利,如大数据、云计算等,成为申请份额最高的专利类型。因此,本文以2019年为区分自动化阶段的时间点,将2019年及以前视为传统自动化阶段,将2020年及以后视为智能自动化阶段。为了结果呈现的简洁性,本部分仅汇报使用LP法测度生产率的检验结果,OP法结果类似。

表5和表6分别为传统自动化阶段和智能自动化阶段的机制检验结果。各自第(1)–(4)列分别为低生产率、低任务水平,低生产率、高任务水平,高生产率、低任务水平,高生产率、高任务水平组的检验结果。

表5 分阶段机制检验结果——传统自动化阶段

	(1) 低生产率、 低任务水平	(2) 低生产率、 高任务水平	(3) 高生产率、 低任务水平	(4) 高生产率、 高任务水平
Panel A: 常规任务				
<i>Auto</i>	-0.1013 (0.1060)	-0.5210* (0.2830)	0.0479 (0.0622)	0.1760*** (0.0487)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	954	898	899	952
R ²	0.5953	0.6190	0.7076	0.7750
Panel B: 手工任务				
<i>Auto</i>	-0.1326 (0.1307)	-0.1760 (0.2007)	0.0205 (0.0659)	0.1637*** (0.0415)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	979	872	876	975
R ²	0.5918	0.6339	0.6602	0.7996

表5中,Panel A是传统自动化阶段下常规任务替代机制的检验结果,自动化变量系数仅在高生产率、高常规任务组中显著为正,说明在传统阶段中,仅有高生产率企业的自动化能通过常规任务中劳动力的替代提高生产率,由此带来企业间生产率分化。Panel B是传统自动化阶段下手工任务中劳动力替代机制的检验结果,类似地,自动化变量仅在第(4)列的高生产率、高手工任务组中显著为正,说明高生产率企业可以通过替代手工任务中的劳动力提升企业生产率,而低生产率企业无法经此提高生产率,因此,带来生产率在企业间的分化。比较Panel A和Panel B中第(4)列结果可知,自动化变量在Panel A中的系数0.1760大于在Panel B中的系数0.1637,说明在传统自动化阶段,高生产率企业经由常规任务中劳动力的替代为其带来的生产率增长,超过经由手工任务中劳动力的替代产生的生产率增长。因此,在传统自动化阶段,常规任务替代是自动化引发企业间生产率分化的最重要机制。

表6 分阶段机制检验结果——智能自动化阶段

	(1) 低生产率、 低任务水平	(2) 低生产率、 高任务水平	(3) 高生产率、 低任务水平	(4) 高生产率、 高任务水平
Panel A: 常规任务				
<i>Auto</i>	-0.2425** (0.1000)	0.5046** (0.2278)	0.0109 (0.0312)	0.1064*** (0.0259)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	1215	1179	1175	1209
R ²	0.6207	0.6023	0.6763	0.8079
Panel B: 手工任务				
<i>Auto</i>	-0.1546 (0.1292)	0.1326 (0.2562)	0.0144 (0.0310)	0.0934*** (0.0307)
控制变量	是	是	是	是
行业/省份/年份固定效应	是	是	是	是
N	1258	1136	1132	1254
R ²	0.6066	0.6154	0.6561	0.8059

智能自动化阶段工作任务机制的检验结果如表6所示,其中,Panel A与Panel B分别为常规任务及手工任务的检验结果。在Panel A中,自动化系数在低生产率、高常规任务组以及高生产率、高常规任务组中均显著为正,说明无论是低生产率企业,还是高生产率企业,其自动化都能通过常规任务中劳动力的替代来提升生产率。同时,自动化系数在高生产率、高常规任务组比在低生产率、高常规任务组中更低,说明在智能阶段,常规任务中劳动力的替代不再是自动化引发生产率分化的机制。在Panel B中,自动化变量只在高生产率、高手工任务企业中显著为正,说明在智能自动化阶段,只有高生产率企业自动化能通过手工任务中劳动力的替代来提高生产率,从而产生企业间生产率分化。结合Panel A与Panel B结果可知,在智能自动化阶段,手工任务中劳动力的替代成为自动化导致生产率分化的最重要机制。

五、进一步分析^①

1.“超级明星企业”效应

对“超级明星企业”效应的研究较早来源于Freund and Pierola(2015)。他们发现,2006—2008年,出口企业中的“超级明星”占据了32个国家出口总额(非石油)的近15%。同时,这些“超级明星企业”的行为在产业中有引导和放大作用,甚至单个企业就可以改变产业经营模式和比较优势。Autor et al.(2020)在加成率变动现象中发现“超级明星企业”崛起的证据,行业加权平均加成率比行业算术平均加成率上升幅度更大,这种现象是由生产率、附加值较高的“超级明星企业”重新配置市场垄断利润所驱动。Kurozumi and Van Zandweghe(2022)在模型中加入高生产率“超级明星企业”的崛起,用以解释宏观经济的变化。已有研究从多个层面检验“超级明星企业”崛起的效应,但较少关注其崛起的原因。本部分聚焦头部企业,在更精细的企业生产率分组方式下,说明自动化对以高生产率企业为代表的“超级明星企业”崛起的影响。本文使用以年度5分位数将每年的企业样本分成5组的方式展开检验,同时使用以加入生产率分组虚拟变量以及交互项的方式。结果表明,生产率最高的头部企业更能从自动化技术运用中获益,这种不均衡影响会催生上市公司层面“超级明星企业”的崛起。

2.自动化对企业生产率及其分化的动态影响

自动化的生产率效应随时间延长会呈现怎样的动态变化趋势?这种趋势在高生产率企业和低生产率企业中存在何种区别?为分析这一动态影响,本文将自动化变量滞后2期和滞后3期分别予以检验。结果发现:对高生产率企业而言,随着自动化变量滞后期数的增加,其系数值逐渐降低,直至不显著。可能的解释是,当前自动化技术能够替代的劳动力主要集中于常规任务和部分手工任务中,对抽象任务的替代程度弱。因此,短期内应用自动化将企业中易于程序化的劳动力替代完毕后,在中后期对生产率的推动效应将逐渐减小。对低生产率企业而言,自动化变量系数随着滞后期数的延长,由不显著变为显著为负。可能的解释是,低生产率企业的不足在于其内部的资源未能达到有效配置(Hsieh and Klenow, 2009),应用自动化技术是企业生产方式的重大转变,要求企业内部的资金、人力等资源配置相应调整,低生产率企业应用自动化技术可能进一步降低其内部的资源配置效率。资源配置方式调整具体体现在市场定位调整、产品线整合与缩减、财务资产重组等方面,对企业整体生产率的影响存在滞后,因此,自动化对低生产率企业的负面效应可能在中长期才逐渐显现。

^① 进一步分析结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

3. 非自动化专利的生产率收敛效应

本文通过专利摘要信息识别自动化专利,分析应用自动化技术对企业生产率及其分化的影响,与之相关的一个新问题是,非自动化专利是否与自动化专利相似,同样会导致企业生产率分化?为了回答这个问题,本文将自动化指数由低到高排列,把前15%的专利类别定义为非自动化专利类别,以此检验非自动化专利对企业生产率及其分化的影响。结果显示,无论以何种方法测度生产率,非自动化专利在低生产率企业中都体现出更大的生产率提升效应,最终带来企业间生产率的收敛。

基于以下两方面原因,低生产率企业会从非自动化方向入手开展研发创新活动:首先,在专利成本方面,本文统计的专利包含发明专利和实用新型专利,发明专利相对于实用新型专利而言在申请、审查、维护等方面的费用均较高,例如,发明专利需交纳审查费2500元,实用新型专利无需交纳审查费;发明专利在授权后有效期内需缴纳年费合计约为8万元,实用新型专利在授权后需缴纳年费合计约为1万元。同时,在计算自动化专利中发明专利数量与非自动化专利中发明专利数量的比值后发现,这一数值在2016—2022年间不断提升,从2016年的0.35逐步上涨至2022年的1.71,说明发明专利在不断向自动化类型倾斜。考虑到发明专利在申请维护方面费用更高,低生产率企业更有可能从非自动化偏向的实用新型专利入手,实施创新策略,提升企业生产率。其次,在两类企业拥有的自动化与非自动化专利的差距方面,以LP法为例,低生产率企业和高生产率企业自动化专利前五期和的均值分别为0.095和0.26,比值约为0.36;低生产率企业和高生产率企业非自动化专利前五期和的均值分别为0.042和0.29,比值约为0.14。低生产率企业对非自动化专利的积累与高生产率企业差距较大,其应用非自动化技术反而能在边际上带来更大的技术进步和生产率提升。因此,在研发投入资源有限的前提下,为了更有效地补短板、缩差距,低生产率企业会更倾向于将资金和人力用于非自动化专利的研发,由此追赶高生产率企业,缩小二者间的生产率差距。

非自动化专利与自动化专利在提升企业生产率的影响机制方面同样存在差异。具体而言,非自动化技术相对于自动化技术而言,与生产性劳动力间的关系更接近于互补,而非替代。其提升企业生产率的方式是增加生产流程的复杂度,实现产品生产过程细化和分工专业化,其应用带来劳动边际产出的提高大于资本边际产出的提高,这与近年来中国工业行业中技术进步方向转为劳动偏向性相符合(郑江淮和荆晶,2021)。因此,低生产率企业对非自动化技术的研发与应用在一定程度上会增加企业对常规任务中劳动力的需求,而非替代。为验证这一可能的机制,本文参照检验自动化对生产率分化影响机制的方式,检验非自动化专利对生产率的作用,重点判断该作用是否主要发生在低生产率企业以生产活动为主的常规任务中。结果显示,非自动化专利在低生产率、高常规任务组系数显著为正且数值更大,说明非自动化专利通过影响低生产率企业的常规任务带来企业间生产率收敛。进一步地,为验证非自动化专利对常规任务中劳动力的需求扩张效应,本文以常规任务指数最高的3种工作类型(生产、行政与财务)中的劳动力数量为因变量,检验非自动化专利对其的影响。结果显示,非自动化专利对常规任务劳动力的影响均在低生产率组中显著且系数更大,说明低生产率企业可以通过非自动化专利授权,增加对常规任务中劳动力的需求,实现分工的深化和生产环节的细化,提升其生产率,推动企业间生产率收敛。

六、结论与政策启示

本文基于微观企业视角,使用2016—2022年制造业上市公司数据,从理论和实证层面研究自动化对企业生产率增长及其分化的影响。研究发现,总体而言,企业应用自动化技术能够提升其生

生产率水平。自动化技术应用对高生产率企业的生产率提升效应大于对低生产率企业的提升作用,因此会带来企业间生产率分化。在影响机制方面,企业运用自动化通过对常规任务和手工任务中劳动力的替代,提高生产率;这一影响机制仅在高生产率企业中发生作用,所以导致企业间生产率的分化。同时,从传统自动化转为智能自动化阶段,引发企业间生产率分化的机制从以常规任务劳动力替代为主转变为以手工任务劳动力替代为主。进一步研究表明,自动化对企业生产率的提升作用在头部企业中更加明显,具有“超级明星企业”效应。中长期而言,自动化对高生产率企业的生产率提升效应会逐渐弱化,而对低生产率企业的生产率抑制效应会日趋凸显。最后,企业在非自动化层面的技术创新会促进低生产率企业的追赶,带来企业间生产率收敛。基于上述研究结论,本文提出以下三方面政策启示:

(1)持续鼓励企业采用自动化技术,防范过度的生产率“马太效应”抑制市场竞争。本文证实自动化能提升企业生产率,这就要求在当前实施大规模设备更新与技术改造的背景下,继续重点支持工业企业自动化装备的安装应用,大范围推广数控机床、增材制造、机器人等通用自动化装备;结合人工智能与自动化融合的新趋势,加快生产装配、仓储物流和质量检测等环节的智能化改造,新建一批示范性智能工厂。另外,本文发现,高生产率企业运用自动化会扩大其与低生产率企业的差距,越来越多的市场份额可能不断集中于少数头部企业。这就要在政策上防止头部企业滥用市场地位,防止资本无序扩张。要按照国民待遇原则和普惠制原则来支持广大企业的自动化,强调支持政策实施的公平性;要将鼓励自动化的财政、税收和信贷等支持政策与反垄断政策有机结合起来,防止高生产率企业实施各类垄断行为且破坏市场竞争秩序。要“广撒网,多敛鱼,择优从之”,支持初创企业、专精特新中小企业加快自动化应用,突破发展早期的低生产率限制,激发市场主体的竞争活力。

(2)重视应对自动化对常规和手工任务劳动力的偏向性替代,推动技术红利在不同工作任务劳动力之间平等分配。新一轮科技创新与产业升级推动企业自动化,但本文发现,自动化通过替代常规与手工任务中的劳动力带来生产率效应。这意味着,这两类工作任务的劳动力被挤出市场与企业生产率提升是自动化依次带来的两个结果。因此,从政府公共服务职能角度出发,要加强劳动力保障,完善二次收入分配政策,为可能被自动化替代的劳动力做好覆盖式的社会保障工作,加强养老保险、失业保险、医疗保险等社会保障制度建设,提高教育、医疗、卫生、社保的供给水平,尽量减少不必要的民生福利损失带来的需求结构扭曲。同时,要引导劳动力加快再就业,以社会培训为重点,商业培训为补充,组织常规、手工任务劳动力接受自动化培训,设立专门资金、专门机构、专门人员来提升相关岗位劳动力的素质,使其在自动化的辅助下向需求不断扩大的抽象任务劳动力转变,保障就业结构的平稳变动。

(3)预防自动化给企业带来的中长期风险,明确对不同类型企业自动化应用的差异化支持重心和支持方式。本文发现,动态视角下低生产率企业应用自动化技术,在滞后3期后产生负向生产率效应,非自动化的技术应用可以缩小企业间的生产率差距。这一方面提示,自动化不是万能灵药,企业应用自动化必须同步调整内部资源配置方式,形成适应自动化需要的内部管理体系;另一方面说明,非自动化技术专利的重要作用不能被忽视,要鼓励企业开展非自动化方面的技术创新,与自动化技术形成互补。综合这两方面看,各级政府要因企施策推动企业自动化创新,不施行“一刀切”政策,不“强人所难”。对拥有初始优势的高生产率企业,要支持其打通自动化的技术难点和堵点,激发企业自动化内生动力,实现从“要我改”向“我要改”的转变。在产业链层面建立并完善龙头企业和中小企业之间的协作交流机制,构建自动化协同创新平台,促进自动化技术在企业间的溢出与

扩散,帮助中小企业规避自动化在中长期内可能产生的负向生产率效应。对缺乏优势的low生产率企业而言,应鼓励开展企业间生产与技术的多种沟通活动,完善其与高生产率企业的合作机制,并从非自动化技术入手,帮助低生产率企业缩小与头部企业的生产率差距,推动不同规模企业相容发展。

〔参考文献〕

- [1]陈岑,张彩云,周云波.信息技术、常规任务劳动力与工资极化[J].世界经济,2023,(1):95-120.
- [2]韩超,李鑫平.在自动化中推动企业绿色转型:技术进步与产品重构效应[J].数量经济技术经济研究,2023,(4):72-93.
- [3]郭小年,邵宜航.行政审批制度改革与企业生产率分布演变[J].财贸经济,2019,(10):142-160.
- [4]何小钢,刘叩明.机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据[J].数量经济技术经济研究,2023,(4):52-71.
- [5]黄浩权,戴天仕,沈军.人工智能发展、干中学效应与技能溢价——基于内生技术进步模型的分析[J].中国工业经济,2024,(2):99-117.
- [6]蒋为,张龙鹏.补贴差异化的资源误置效应——基于生产率分布视角[J].中国工业经济,2015,(2):31-43.
- [7]刘骏,龚熠,刘涛雄.工业机器人应用如何影响企业运营效率——基于中国制造业上市公司的实证研究[J].管理评论,2023,(5):243-253.
- [8]刘潘,张子尧.地方公共债务与资源配置效率:企业间全要素生产率分布差异的视角[J].经济研究,2023,(10):114-133.
- [9]刘廷宇,张世伟.垂直专业化分工是否引致工资极化——基于中国家庭收入调查数据的经验分析[J].国际贸易问题,2022,(2):37-53.
- [10]鲁晓东,连玉君.中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007[J].经济学(季刊),2012,(2):541-558.
- [11]吕越,张昊天,高恺琳.人工智能时代的中国产业链“延链补链”——基于制造业企业智能设备进口的微观证据[J].中国工业经济,2024,(1):56-74.
- [12]盛丹,刘灿雷.外部监管能够改善国企经营绩效与改制成效吗[J].经济研究,2016,(10):97-111.
- [13]王定星.企业异质性、市场化与生产率分布[J].统计研究,2016,(8):47-54.
- [14]王泽宇.企业人工智能技术强度与内部劳动力结构转化研究[J].经济学动态,2020,(11):67-83.
- [15]谢杰,过重阳,陈科杰,郭佳.最低工资、工业自动化与技能溢价[J].中国工业经济,2022,(9):102-120.
- [16]姚加权,张锬澎,郭李鹏,冯绪.人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J].管理世界,2024,(2):101-122.
- [17]郑江淮,荆晶.技术差距与中国工业技术进步方向的变迁[J].经济研究,2021,(7):24-40.
- [18]Acemoglu, D., and D. Autor. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings [A]. Ashenfelter, O., and D. Card. Handbook of Labor Economics [C]. Amsterdam: Elsevier, 2011.
- [19]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor [J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.
- [20]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Demographics and Automation [J]. Review of Economic Studies, 2022, 89(1): 1-44.
- [21]Acemoglu, D., and J. Loebbing. Automation and Polarization [R]. NBER Working Paper, 2022.
- [22]Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration [J]. Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4), 1279-1333.
- [23]Autor, D., and A. Salomons. Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share [R]. NBER Working Paper, 2018.

- [24] Autor, D., and D. Dorn. The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market [J]. *American Economic Review*, 2013, 103(5): 1553–1597.
- [25] Autor, D., D. Dorn, L. F. Katz, and J. Van Reenen. The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms [J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(2): 645–709.
- [26] Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation [J]. *Journal of Financial Economics*, <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>, 2023.
- [27] Berlingieri, G., P. Blanchenay, and C. Criscuolo. The Great Divergence (s) [J]. *Research Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2024.104955>, 2024.
- [28] Covarrubias, M., G. Gutiérrez, and T. Philippon. From Good to Bad Concentration? US Industries over the Past 30 Years [J]. *NBER Macroeconomics Annual*, 2020, 34(1): 1–46.
- [29] Dechezleprêtre, A., D. Hémous, M. Olsen, and C. Zanella. Induced Automation: Evidence from Firm-Level Patent Data [R]. SSRN Working Paper, 2021.
- [30] Danzer, A. M., C. Feuerbaum, and G. Fabian. Labor Supply and Automation Innovation: Evidence from an Allocation Policy [J]. *Journal of Public Economics*, <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2024.105136>, 2024.
- [31] Freund, C., and M. D. Pierola. Export Superstars [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2015, 97(5): 1023–1032.
- [32] Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.
- [33] Hsieh, C. T., and P. J. Klenow. Misallocation and Manufacturing TFP in China and India [J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124(4): 1403–1448.
- [34] Johnson, P. C., C. Laurell, M. Ots, and C. Sandstorm. Digital Innovation and the Effects of Artificial Intelligence on Firms' Research and Development—Automation or Augmentation, Exploration or Exploitation [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121636>, 2022.
- [35] Koch, M., I. Manuylov, and M. Smolka. Robots and Firms [J]. *Economic Journal*, 2021, 131(638): 2553–2584.
- [36] Kurozumi, T., and W. Van Zandweghe. Macroeconomic Changes with Declining Trend Inflation: Complementarity with the Superstar Firm Hypothesis [J]. *European Economic Review*, <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2021.103998>, 2021.
- [37] Luo, D., Z. Guan, C. He, Y. Gong, and L. Yue. Data-Driven Cloud Simulation Architecture for Automated Flexible Production Lines: Application in Real Smart Factories [J]. *International Journal of Production Research*, 2022, 60(12): 3751–3773.
- [38] Mann, K., and L. Püttmann. Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2023, 105(3): 562–579.
- [39] Rammer, C., G. P. Fernández, and D. Czarnitzki. Artificial Intelligence and Industrial Innovation: Evidence from German Firm-Level Data [J]. *Research Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104555>, 2022.
- [40] Richter, L., M. Lehna, S. Marchand, C. Scholz, A. Dreher, S. Klaiber, and S. Lenk. Artificial Intelligence for Electricity Supply Chain Automation [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112459>, 2022.
- [41] Syverson, C. Product Substitutability and Productivity Dispersion [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2004, 86(2): 534–550.
- [42] Torrent-Sellens, J., Á. Díaz-Chao, A. P. Miró-Pérez, and J. Sainz. Towards the Tyrell corporation? Digitisation, Firm-Size and Productivity Divergence in Spain [J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100185>, 2022.

Can Automation Lead to Productivity Growth and Divergence among Firms: A Task-Based Perspective on Differential Substitution

WU Qiang^{1,2}, WANG Yang-xin³, HUANG Fu³

(1. Yangtze River Delta Economic and Social Development Research Center, Nanjing University;

2. Jiangsu Research Institute of Digital Economy, Nanjing University;

3. School of Economics, Nanjing University)

Abstract: In the development of modern industry, automation has been widely applied across industries and is becoming a core tool for firms to reshape their competitive advantages. Driven by the Fourth Industrial Revolution, traditional automation technologies are deeply integrated with artificial intelligence (AI), enhancing firm productivity and fueling modern economic growth. However, the productivity gains from automation are not evenly distributed across all firms and may alter the existing productivity distribution. This study explores the relationship between automation and firm productivity growth and divergence from both theoretical and empirical perspectives, highlighting the need for automation to more equitably and comprehensively enhance firm productivity to maintain market competition and prevent excessive productivity disparities between firms.

This study innovatively constructs a theoretical framework from a task-based differential substitution perspective to analyze the impact of automation on firm productivity and its divergence. It explains how automation drives productivity growth through resource management, flexible production, and product innovation. Furthermore, it argues why high-productivity firms, with their significant advantages in production scale, operating profits, and data assets, are more capable of adopting automation technologies to substitute labor in routine and manual tasks, thus achieving greater productivity gains. In the empirical analysis, deviating from conventional automation indicators, this study constructs an automation dictionary based on patent information, identifying automation-related patent classification codes, and measuring firm-level automation. Utilizing data from Chinese listed manufacturing firms from 2016 to 2022, this study empirically examines the impact of automation on firm productivity and its divergence.

The findings indicate that automation significantly enhances firm productivity. The productivity-enhancing effect of automation is stronger for high-productivity firms, thereby widening the productivity gap and leading to divergence among firms. These results hold robust across various robustness and endogeneity tests. The mechanism analysis reveals that the productivity divergence effect of automation is primarily achieved through labor substitution in routine and manual tasks. The substitution effect among routine tasks dominates in the conventional automation phase, while the substitution effect among manual tasks becomes more prominent in the intelligent automation phase. Further analysis indicates that the “superstar firm” effect exists. In the dynamic perspective, the positive impact of automation on high-productivity firms diminishes over time, while the negative impact on low-productivity firms becomes more pronounced. Additionally, non-automation patents contribute to productivity convergence among firms.

The policy recommendations of this paper include preventing the excessive Matthew effect of productivity that suppresses market competition, promoting an equitable distribution of technological benefits across different labor task categories, and tailoring automation support strategies to different types of firms. This paper offers a significant contribution to existing literature by employing patent data to construct novel enterprise-level automation indicators, investigating the economic effects of automation through the lens of differential substitution across various work tasks, and providing an explanation for the persistence and expansion of productivity divergence in the context of Industry 4.0.

Keywords: automation; artificial intelligence; productivity divergence; work task

JEL Classification: L11 M11 O33

[责任编辑:覃毅]