

工业自动化与制造业创新行为

诸竹君, 袁逸铭, 焦嘉嘉

[摘要] 中国制造业面临工业自动化快速发展和创新“一高两低”并存的现实困境。本文将生产率和研发效率双重异质性纳入扩展理论框架,揭示了工业自动化对企业创新行为和行业创新要素资源配置效率的作用机制。基于2008—2014年中国工业企业创新调查和海关匹配数据的经验研究证实,工业自动化通过正向效率增进效应和技能互补效应、异质性的技术选择效应和行业竞争效应,对企业创新数量的作用方向呈现样本差异性,存在关于研发效率和生产率的正向创新效应门槛值。进一步分析表明,工业自动化通过调整不同研发效率企业的创新活动,显著降低了行业研发效率离散度,提升了创新要素的资源配置效率;头部与中小创新企业研发效率并无显著差异。本文强调,为更好发挥工业自动化的正向创新效应,应推动创新投入资源由过度集中转向兼顾各类企业,支持高研发效率的中小创新企业成为重要创新主体,促进大中小企业融通创新。本文对于工业自动化条件下推动创新政策由数量导向型转向效率优先型具有一定的参考价值。

[关键词] 工业自动化; 生产率; 研发效率; 创新行为; 资源配置

[中图分类号]F424 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2022)07-0084-19

一、引言

进入后金融危机时期,以美国为首的发达国家积极谋求“制造业回归”,通过发展实体经济解决金融等生产性服务业“脱实向虚”的结构性问题。中国等发展中经济体面临劳动力等要素成本显著上升、传统比较优势弱化的趋势性问题。发达国家和发展中国家均以智能制造技术作为复兴和发展制造业的重要路径。使用工业机器人是工业自动化的主要表现形式。国际机器人联合会(IFR)数据显示,2009—2020年全球工业机器人运行存量由102.12万件增至301.53万件,安装量由6.01万件增至38.42万件,年均增长率分别为10.34%和18.38%。中国、日本、美国、韩国和德国是工业机器人主要使用国,其中,2020年中国工业机器人安装量超过168.44万件,占全球的43.85%,运行存量超过94.32万件,占全球的31.28%。当前自动化技术正快速影响中国制造业的发展模式和动力

[收稿日期] 2022-02-25

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目“新发展格局下新型服务业开放推动制造业创新发展研究”(批准号72173117);国家自然科学基金青年项目“中美贸易新形势下新进口战略推动制造业高质量发展研究”(批准号71903173);浙江省社会科学规划项目“来自美国的进口竞争与企业创新行为——基于新熊彼特创新理论的视角”(批准号22ZJQN21YB)。

[作者简介] 诸竹君,浙江工商大学经济学院、浙商研究院副教授,经济学博士;袁逸铭,浙江大学经济学院博士研究生;焦嘉嘉,浙江工商大学经济学院硕士研究生。通讯作者:诸竹君,电子邮箱:hehaizzj@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

机制。“十四五”时期,随着中国要素成本和资源环境约束日益强化,工业自动化成为推动制造业高质量发展的必然选择。中国对工业自动化的进口依赖度相对较高,IFR数据显示,中国对日本、德国等发达经济体进口依赖度超过七成,工业自动化领域呈现高增长率与高对外依赖度并存的态势。

与此同时,中国呈现专利高速增长的创新驱动特征。2009—2020年,中国专利申请总量从97.67万件增至519.42万件,年均增长率高达16.41%,2020年通过《专利合作条约》(PCT)申请的国际专利总量超过6.87万件,位列世界第一。2020年中国发明专利授权量占比为14.57%,而美国发明专利授权量占比为90.52%。2020年中国、美国、日本、德国的全社会研发经费支出分别为3478亿、5941亿、1620亿、1178亿美元。然而中国较高的研发经费支出并未带来较强的国际竞争力,研发效率相对较低,总体上呈现创新数量高、质量低、效率低的“一高两低”困境。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》(简称《纲要》)提出,深入实施智能制造和绿色制造工程,推动机器人等产业创新发展;增强制造业竞争优势,推动制造业高质量发展。工业机器人等资本品影响经济增长的现代经济学分析源于内生增长理论。前沿文献从劳动力替代效应和生产率增进效应等视角提供了理论分析(Acemoglu and Restrepo, 2018a; Graetz and Michaels, 2018)。理论上,工业自动化与创新行为都可能提升企业生产率,直接对两者理论关系的研究较为鲜见。新一轮科技革命与产业变革下探究工业自动化对中国制造业创新行为的影响程度和作用机制具有重要的理论价值,探究工业自动化下促进制造业创新行为的优化路径具有一定的现实意义。

与本文相关的文献主要有工业自动化的决定因素、工业自动化的经济效应和中国情境下制造业创新行为研究。第一类文献主要分析工业自动化的决定因素。基于劳动力成本因素的研究表明,经济发展水平提升所引致的更高最低工资标准是造成企业使用工业机器人的直接动因(Fan et al., 2021)。基于企业异质性视角的分析表明,企业生产率水平、劳动力结构、技术复杂度、出口行为等是使用工业机器人的重要动因(Bonfiglioli et al., 2020; Koch et al., 2021)。还有文献从人口结构变动等中长期因素出发,研究了人口老龄化对工业机器人的正向需求效应(Acemoglu and Restrepo, 2018b)。第二类文献重点研究工业自动化的经济效应。基于就业效应的研究并未得出一致结论,因为工业机器人使用对劳动力需求的影响具有直接性,所以这部分文献相对较多。工业机器人对劳动力需求存在负向的替代效应和正向的创造效应和生产率效应,行业层面的研究表明总体上负向效应相对较大(Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2020),企业层面的研究并未获得一致结论(Bonfiglioli et al., 2020),部分研究侧重从企业内部技能结构进行动态分析,揭示了自动化技术对生产型和管理型劳动力的抑制作用和技能型劳动力的引致作用(Dixon et al., 2021)。基于中国数据的实证研究表明,工业机器人存在不一致的就业效应,总体上会对劳动密集型行业的就业需求产生负向作用(王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021)。基于生产率和增加值等效应的研究表明,工业机器人对企业生产率具有显著正向促进作用,提升了企业增加值和市场份额(Graetz and Michaels, 2018; Bonfiglioli et al., 2020; Koch et al., 2021),改善了产品和服务质量(Dixon et al., 2021),强化了企业利润和加成率水平(Südekum et al., 2020)。基于收入效应的研究证实,工业机器人的使用显著拉大了生产型和技能型劳动力收入差距(Acemoglu, 2021),另有研究分析了高技能和低技能工业机器人的效应差异,发现高技能工业机器人缩小了两类劳动力收入差距(Acemoglu and Restrepo, 2021)。基于全球价值链视角的研究进一步扩展了工业机器人与企业全球价值链地位等外向型指标研究范畴(吕越等, 2020)。第三类文献是在中国情境下对制造业创新行为进行实证研究。这类文献主要以专利申请量、专利授权量、研发经费和新产品产值等代理变量刻画企业创新数量(Liu and Ma, 2020; Liu et al., 2021),部分研究采用专利知识宽度、发明专利授权率、专利维持率等

刻画企业创新质量(Dang and Motohashi, 2015),基于专利引用量指标的创新质量刻画仍是前沿研究方向(诸竹君等, 2020)。由于缺少详细的企业创新投入和创新产出数据,基于半参数估计等严谨方法的企业研发效率测算研究较为鲜见。区别于上述文献,本文试图从生产率和研发效率双重企业异质性角度,将创新活动内生至工业自动化的经济效应分析框架中,揭示工业自动化对企业创新行为的效率增进效应、技能互补效应、技术选择效应和行业竞争效应。其中,技术选择效应和行业竞争效应分别受企业研发效率和生产率的调节作用,当创新类企业跨越研发效率和生产率门槛值时,工业自动化对企业创新行为具有正向促进作用,反之,则可能阻碍企业创新行为。基准模型表明,样本期内中国创新类制造业企业工业自动化对创新活动具有负向作用,总体上工业自动化不利于提升制造业创新水平。因此,需要进一步提升企业生产率和研发效率,以促进工业自动化与创新活动的互补效应发挥。

本文的边际贡献如下:①理论上,现有文献缺乏从工业自动化条件下分析其对企业创新行为的影响,本文从理论层面揭示了工业自动化条件下创新路径升级的潜在渠道。具体而言,从效率增进效应、技能互补效应、技术选择效应和行业竞争效应四大渠道揭示了工业自动化对中国制造业创新行为的作用机制,理论研究表明,效率增进效应和技能互补效应为正,技术选择效应和行业竞争效应分别受到研发效率和生产率的调节。工业自动化通过调整不同研发效率企业的创新活动,提升了创新要素的资源配置效率。②实证上,基于中国工业企业创新调查和海关匹配数据,从微观层面检验了工业自动化对企业创新行为的影响程度。通过匹配中国专利数据库,构建了微观企业创新数据集来刻画企业创新质量和创新效率代理变量,基于半参数估计方法,更好地测算了企业研发效率。采用城市层面最低工资标准和基期企业高、中级技术职称人员比例交互项作为工具变量,在一定程度上解决了实证分析结果的内生性问题。进一步,基于工业自动化质量和创新行为(创新数量和创新质量),检验了不同质量工业自动化对创新活动的影响,发现相比中小创新企业,头部企业在研发效率方面不具有明显优势,更高质量工业自动化呈现更强的正向创新效应,为优化创新激励政策提供了经验证据。

本文余下部分结构安排如下:第二部分构建工业自动化对企业创新行为影响的理论框架;第三部分汇报数据来源与变量测算;第四部分提供工业自动化与企业创新行为的相关关系和因果关系的回归结果;第五部分检验理论模型所刻画的四大作用机制;第六部分进一步提供资源配置效率的影响和不同创新规模企业效应的回归结果;第七部分是结论和政策含义。

二、理论框架与命题提出

这里基于 Aghion et al.(2018)的理论模型,构建工业自动化影响企业创新行为和行业创新要素资源配置效率的分析框架,揭示工业自动化对企业创新行为的作用渠道,重点考察开放条件下企业生产率和研发效率异质性对创新行为的决定机制,沿用上述两个重要变量作为关键效应的调节变量。工业自动化通过效率增进效应、技能互补效应、技术选择效应和行业竞争效应影响企业创新行为。总体而言,效率增进效应和技能互补效应分别通过生产率水平和研发效率正向影响企业创新行为,技术选择效应和行业竞争效应对创新行为的作用方向不确定。将技术选择效应受企业研发效率的调节作用分解为负向技术替代效应和正向技术互补效应,同时,行业竞争效应受生产率水平调节作用呈现负向竞争挤出效应和正向竞争逃避效应(Aghion et al., 2005; Aghion et al., 2018)。工业自动化对企业创新行为的总效应取决于上述四种效应的作用之和。

1. 效率增进效应

工业自动化对企业创新行为最直接的影响渠道是生产成本,工业自动化通过降低企业生产的边际成本提升劳动生产率,进而产生正向的效率增进效应。工业自动化以使用工业机器人为主要表现形式,工业机器人作为一种新型高质量的资本品,通过降低企业生产边际成本,产生了显著的体现型技术进步(Hulten, 1992)。具体而言,一方面,工业自动化通过减少企业生产过程中劳动等可变要素投入提升了生产活动的劳动生产率,通过要素替代渠道产生了直接效率增进效应(Graetz and Michaels, 2018)。另一方面,工业自动化通过内涵在工业机器人等新型高质量资本品中的技术,对企业生产活动和创新活动形成了技术溢出,进而通过“干中学”的方式优化内部生产流程和管理组织形式,降低了企业内部分可变成本,以内涵的物化技术进步产生间接效率增进效应(Dixon, 2021)。总体上,工业自动化对企业生产活动的效率增进效应源于直接和间接提升劳动生产率水平,进而通过效率增进效应促进企业创新行为。主要是因为物化技术进步通过技术溢出渠道促进了企业对先进技术和前沿知识的吸收(Burstein and Monge-Naranjo, 2009),所产生的体现型技术进步降低了企业生产成本,控制行业竞争条件下企业的工业自动化后,利润水平显著提升,通过熊彼特效应增加内部创新活动资金投入水平(Aghion et al., 2018; Dixon, 2021),进而促进制造业企业的创新活动。

2. 技能互补效应

工业自动化是一种智能制造技术,通过生产率效应和市场规模效应提升了企业总体劳动力需求(李磊等, 2021)。同时,工业自动化作为重要资本品进入生产函数,对企业劳动力需求结构也有显著影响。一方面,低技能工业自动化替代了制造业中常规和一般体力劳动,降低了对低技能劳动力需求。另一方面,低技能工业自动化引致对高技能劳动力的需求。原因如下:一是提升了对自动化设备专业性高技能劳动力的需求。低技能工业自动化增加了企业对工业机器人等设备的使用量,从而引致对机器人工程师、维修师等专业性高技能劳动力的更多需求,即工业自动化与专业性高技能劳动力存在互补效应。二是增进了对研发创新和企业管理高技能劳动力的需求。低技能工业自动化增加了企业内部研发创新、企业管理等高级任务占比(Acemoglu and Restrepo, 2018c),通过劳动力结构优化以满足对新任务的互补性高级要素需求(Koch et al., 2021),即工业自动化与创新型和管理型高技能劳动力存在互补效应。总体上,工业自动化对高技能劳动力的引致需求源自技术研发、企业管理等新任务的直接和间接渠道。工业自动化通过技能互补效应提升了企业研发效率,进而促进企业创新行为。原因在于:一是工业自动化引致对研发创新高技能劳动力需求增加,通过改善企业创新活动要素禀赋,对创新活动产生了直接促进作用(Acemoglu et al., 2018);二是工业自动化增加了企业对管理高技能劳动力的需求,优化了企业内部研发效率(Sun et al., 2020),当研发经费和创新到达率不变时,创新活动水平主要由研发效率决定。因此,工业自动化凭借优化企业内部研发创新和管理等高技能劳动力比例提升企业创新活动资源配置效率,通过提升研发效率渠道促进了企业创新行为。

3. 技术选择效应

假定企业有实施成本节约型创新和低技能工业自动化两种选择,上述活动的直接效应是通过增加固定成本降低企业生产边际成本。工业自动化与企业创新行为是替代还是互补关系,取决于企业生产经营活动的利润最大化内生选择,即同时实施工业自动化和成本节约型创新是由预期利润改进情况决定的技术路径选择。一方面,控制其他条件不变,成本节约型创新存在因创新到达率产生的不确定性问题,创新活动有未能降低企业生产成本的风险,或者由于竞争者更早注册同类专

利使得创新活动的前期固定投入变为沉没成本,因此,行业内从事创新活动的企业比例相对较低(Aghion et al., 2018)。另一方面,实施工业自动化,以一定固定成本获得确定性的生产成本降低。当研发活动复杂度相对较高(研发活动固定成本较高)且企业研发效率相对较低时,在考虑预期利润条件下,企业最优化的内生选择可能是采用工业自动化而非实施创新活动,即工业自动化可能挤出了研发投入进而阻碍了企业创新行为(Impullitti et al., 2022)。总体上,工业自动化对企业创新活动作用方向受技术路径选择影响,同时还受到研发效率的调节。当企业研发效率相对较低时,采用工业自动化并实施创新活动的预期收益低于沉没成本,存在负向的技术替代效应;反之,当企业研发效率相对较高时,工业自动化与创新行为存在互补性,即呈现正向的技术互补效应。工业自动化引致的技术选择效应作用方向总体上是不确定的。

4. 行业竞争效应

工业自动化使得企业具备通过投入固定成本获取降低生产边际成本的可能性,静态条件下实施工业自动化的企业生产成本显著下降,能够提升加成率和利润水平(Sudekum et al., 2020)。动态条件下,受到工业自动化中效率增进效应的影响,行业进入的临界成本将显著降低,在可变替代弹性效用框架下企业价格和利润水平同时降低,呈现更为激烈的行业竞争效应(Bombardini et al., 2017)。进一步,工业自动化通过行业竞争效应对企业创新行为的影响是不确定的。一方面,经典的熊彼特创新理论表明,行业竞争程度越高,企业价格水平和利润情况恶化越显著,进而越不利于通过内部融资促进企业创新活动,即存在负向的竞争挤出效应。部分实证研究表明,行业竞争程度对企业创新活动存在显著负向作用(Liu et al., 2021)。另一方面,新熊彼特创新理论表明,企业在即期利润和预期利润之间权衡,当行业竞争程度增强时,企业可通过提升创新活动水平对冲即期利润下降,以获取更高的预期利润,即可能存在正向的竞争逃避效应(Aghion et al., 2005)。部分文献从受限要素视角论证了行业竞争程度对企业创新活动产生竞争逃避效应的微观机制(Bloom et al., 2013)。相关实证分析表明,在行业内企业的技术水平相对接近时,行业竞争程度适度增强可能促进企业创新活动(Bloom et al., 2016)。据此,本文提出:

命题 1:工业自动化对企业创新行为的影响主要通过正向的效率增进效应和技能互补效应,而技术选择效应和行业竞争效应的作用方向不确定,总效应取决于上述效应的相对大小。

效率增进效应和技能互补效应作用方向具有一般性,即工业自动化通过提升企业生产率水平和研发效率,正向促进企业创新活动。工业自动化对企业产生的技术选择效应和行业竞争效应同时具有正向和负向作用的可能性,本文将研发效率和生产率双重异质性纳入基准分析框架,进一步分析技术选择效应和行业竞争效应作用方向的关键调节变量。

研发效率刻画了企业创新活动投入与产出之间的转换关系。企业通过观察内部研发效率和行业内整体研发效率分布来决定是否从事创新活动,存在类似于生产活动决定模式的自选择机制(Aghion et al., 2018; Impullitti et al., 2022)。工业自动化和创新活动引致的效率增进效应可能具有竞争性,当企业研发效率相对较低时,采用工业自动化并减少创新活动是占优选择,进而提高企业的利润水平,即呈现负向的技术选择效应。反之,较高研发效率的企业同时实施工业自动化和创新活动以提升预期利润水平则是占优选择,即呈现正向的技术互补效应。基于上述分析,工业自动化提升了较高研发效率企业的创新水平,较低研发效率企业的创新水平下降甚至退出创新活动,行业内创新要素呈现向较高研发效率企业集中的趋势,行业内总体研发效率离散度可能下降,进而提升创新要素的资源配置效率(Foster et al., 2016)。综上所述,本文提出:

命题 2a:技术选择效应受企业研发效率的调节作用,低研发效率企业实施工业自动化与创新行

为呈现负向的技术替代效应,高研发效率企业实施工业自动化和创新行为具有正向的技术互补效应。存在正向技术互补效应关于企业研发效率的门槛值。

命题 2b:工业自动化对不同研发效率企业创新行为的影响有所差异,因此,通过降低行业内研发效率离散度,能够显著提升创新要素的资源配置效率。

生产率刻画企业生产活动投入与产出之间的转换关系,在异质性企业贸易模型下生产率水平与企业规模正相关,部分实证研究表明,企业生产活动效率与创新活动效率并无相关关系(Gao and Chou, 2015)。根据上述分析,企业实施工业自动化后,在动态条件下会改变行业竞争状态,即行业进入的临界成本下降,行业内企业的整体价格水平和利润情况恶化。当行业整体偏向寡头垄断市场结构时,需要考虑行业内不同企业的策略性行为。假定行业内不同生产率企业采用伯川德竞争(Bertrand Competition),部分较低生产率企业由于即期利润水平显著下降,通过内部融资方式实施成本节约型创新活动的概率降低,倾向于以减少产品线甚至退出市场的方式对冲更为激烈的行业竞争,即表现为负向的竞争挤出效应;部分较高生产率企业由于即期利润水平下降相对有限,通过实施成本节约型创新进一步提升生产效率,对冲更为激烈的行业竞争是占优选择,即呈现正向的竞争逃避效应(Bombardini et al., 2017)。综上所述,本文提出:

命题 3:行业竞争效应受企业生产率调节,低生产率企业创新程度下降,表现为负向的竞争挤出效应,高生产率企业创新程度提升,表现为正向的竞争逃避效应。正向竞争逃避效应呈现关于企业生产率的门槛值。

三、数据来源与变量测算

1. 数据来源

(1)中国工业企业创新调查数据。该数据库汇总了2008—2014年规模以上工业企业科技活动相关指标,本文对原始数据进行了如下处理:①删除同一年份法人代码或企业名称重复的样本;②删除研发人员、研发经费内部支出与研发经费外部支出合计为零或缺失的样本;③将国民行业代码统一至2011年标准(GB/T 4754—2011),选取制造业企业样本(2位码13—43)。以该数据库作为中国工业企业创新人员投入、创新费用投入、创新产出等相关信息的主要来源。

(2)海关产品数据。主要采用该数据库获取企业层面进口工业机器人数据作为工业自动化代理变量。根据《2007年海关统计商品目录》检索“机器人”字段,本文选择3个HS8位码作为工业机器人产品来源,包括84795090(其他工业机器人)、84795010(多功能工业机器人)、84864031(IC工厂专用的自动搬运机器人)(Acemoglu and Restrepo, 2018b; Fan et al., 2021)。^①采用企业名称与工业企业创新调查数据进行匹配,在此基础上,选择法人名称、邮政编码和电话号码等共同字段进行匹配。筛选后,共获得971家进口工业机器人企业3815个观测值。

(3)国际机器人联合会(IFR)数据。IFR基于全球机器人制造商年度调查,汇总了2008—2014年国家—行业—年份层面的统计数据,是目前宏观层面工业机器人最为权威的统计数据。本文将

^① 根据《2007年海关统计商品目录》检索“机器人”字段,可得工业机器人相关产品:84795090(其他工业机器人)、84795010(多功能工业机器人)、84864031(IC工厂专用的自动搬运机器人)、84248920(喷涂机器人)、84289040(搬运机器人)、85152120(电阻焊接机器人)、85153120(电弧(包括等离子弧)焊接机器人)、85158010(激光焊接机器人)。参考相关文献的界定和国际机器人联合会汇报的数据,本文选择前3种作为工业机器人产品来源。

IFR数据与国民经济行业代码2011年标准(GB/T 4754—2011)进行匹配。^①

(4)企业专利数据。该数据库包含了国家知识产权局维护的中国专利申请和授权信息,本文采用该数据库作为企业创新质量指标刻画的依据,基于专利引用数据构建创新质量的代理变量。

2. 变量调整与测算

(1)工业自动化代理变量和工具变量构建。选择海关数据库中提供的进口工业机器人数据作为工业自动化代理变量 $robot = \{\ln v, \ln q, robot_dum, ql\}$,其中, $robot$ 包括企业进口工业机器人金额对数值($\ln v$)、进口工业机器人数量对数值($\ln q$)、进口工业机器人虚拟变量($robot_dum$)、单位研发人员进口工业机器人数量(ql),采用2008年(基期)各省份定基固定资产投资价格指数对名义值进行平减。基于“需求残差法”测算了企业进口工业机器人的标准化产品质量($r_quality$),并构造了经产品质量调整后工业机器人数量对数值 $\ln q_quality_{it} = \ln(\sum_h r_quality_{iht})$ 。^②被解释变量主要是企业创新产出和创新投入指标,企业进口机器人与创新行为存在明显的内生性关系。主要表现为:①反向因果问题,企业进口工业机器人可能受到创新行为的引致作用;②遗漏变量问题,创新政策和贸易政策等行业一年份、省份一年份层面冲击可能同时影响企业进口与创新行为(Liu et al., 2021)。采用行业一年份、省份一年份固定效应控制部分政策冲击的影响,在此基础上,借鉴Bonfiglioli et al.(2020)的工业机器人渗透率方法,构建企业层面工业机器人使用的合成工具变量($robot_iv$)。构造的基本思想是:城市层面最低工资标准外生于企业决策行为,对企业劳动力成本有显著正向作用,研究表明,最低工资标准的提升显著增加了企业工业机器人使用概率和使用强度(Fan et al., 2021)。由于城市层面最低工资标准($minwage$)是城市一年份层面数据,缺乏企业层面异质性,因此可能存在弱工具变量问题。选择企业基期高、中级技术职称人员比例($gzjr$)刻画企业层面异质性,相关文献证实,高、中级技术职称人员比例越高,企业内部生产和创新活动越复杂,对企业工业机器人使用具有负向作用(Koch et al., 2021)。基于上述分析合成工具变量 $robot_iv_{it} = minwage_{ct} \times gzjr_{it}$,其中, $minwage_{ct}$ 表示城市 c 第 t 年的最低工资标准^③,在相关关系基础上,采用合成工具变量检验工业自动化与企业创新行为的因果关系。

(2)企业创新数量和质量指标构建。基准模型中采用专利申请总量对数值作为企业创新行为代理变量($patent$),同时可得发明专利申请量对数值($invention$)和其他专利申请量对数值($other$)。企业创新行为还可采用研发经费作为代理变量,以此刻画企业创新投入情况。本文采用企业人均研发经费支出 $prd = (\text{内部支出} + \text{外部支出}) / \text{研发人员合计}$,人均非政府部门研发经费 $pprd = (\text{内部支出} + \text{外部支出} - \text{来自政府部门的科技活动资金}) / \text{研发人员合计}$ 作为创新投入代理变量,后者在一定程度上剔除了政府干预对企业创新投入的影响。对于专利创新质量,目前大多采用基于引用信息构造的代理变量,基于中国数据构建专利创新质量仍是前沿研究方向。本文选择人均专利所有权转让与许可收入($ptrans$)和专利申请后5年内年均他引次数对数值(cit)作为创新质量代理变量。

(3)企业创新效率指标构建。专利创新效率采用基于OP法构造的半参数模型进行估计,创新产出主要是专利申请量对数值,创新投入包括研发人员对数值($size$)和研发资本对数值(k),企业各

① 具体匹配方法参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 具体测算方法参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

③ 采用国家统计局2014年统计用区划代码和城乡划分代码标准,包括4个直辖市和其他27个省级行政区域的地级及以上城市(4位码)。

年的研发投入支出 $RD=(\text{内部支出}+\text{外部支出})$ 作为投资变量,企业研发人员投入作为自由变量,研发资本作为状态变量并采用永续盘存法进行估计: $K_{it} = RD_{it}/P_t + (1 - \delta)K_{it-1}$ 。其中, P_t 表示 2008 年定基的第 t 年各省份价格指数,采用各省份消费者价格指数和固定资产投资价格指数的加权平均值,两者权重分别为 0.55 和 0.45。 δ 表示研发资本折旧率, $\delta = 15\%$ 。基于上述指标,本文采用 OP 法估计了企业专利研发效率 eff_op 。在此基础上,基于 ACF 法对 OP 法的调整,测算了研发效率 eff_acf_op (Akerberg et al., 2015),相比于已有文献,本文较好地解决了研发效率测算所存在的同时性偏误和选择性偏误。由于存在一定比例的专利申请量空值企业样本(约占 50.4%),采用上述半参数估计法测算企业研发效率存在一定的局限性。这部分参考相关文献,基于创新投入与企业创新产出之间关系,采用研发经费作为创新投入代理变量,在特定创新产出下更少创新投入的企业研发效率相对更高(Qiu and Yu, 2015),研发效率测算模型为: $rd_{it} = \alpha_1 patent_{it} + \alpha_2 new_{it} + \alpha_3 article_{it} + \alpha_4 trademark_{it} + \alpha_5 standard_{it} + \gamma_t + \gamma_i + eff_{it}$,其中, rd 、 $patent$ 、 new 、 $article$ 、 $trademark$ 、 $standard$ 分别表示研发投入支出对数值、专利申请量对数值、新产品产值对数值、发表科技论文对数值、拥有注册商标数对数值、形成国家或行业标准数对数值。^①控制年份固定效应(γ_t)和企业固定效应(γ_i)后,残差项 eff 即为企业研发效率,数值越小,反映企业研发效率越高。进一步,本文测算了经被引量调整的研发效率指标 eff_cit_op ,创新产出变量为经被引量调整的专利申请量对数值 $patent_cit_i = cit_i \times patent_i$ 。

(4)企业层面控制变量。主要包括:①企业规模($size$),以企业研发人员数量对数值表示;②出口虚拟变量($expdum$),以企业是否存在新产品出口收入界定取值;③国有企业虚拟变量(soe),以企业的登记注册类型识别,选取 110(国有企业)、141(国有联营企业)、151(国有独资企业)界定虚拟变量取值;④企业年龄(age),以企业经营年限的对数值作为代理变量。

四、计量模型与实证结果

1. 计量模型设定

这部分检验工业自动化对企业创新行为的影响程度与作用机制。进一步,从行业创新要素资源配置效率视角出发,检验工业自动化对行业研发效率离散度影响程度。初步回归汇报了相关关系的实证结果,进一步采用工具变量和倾向得分匹配—倍差法(PSM-DID)等检验因果关系,在一定程度上解决了内生性问题。基准计量模型设定如下:

$$y_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 robot_{ijt} + Z'_{ijt} + \gamma_{it} + \gamma_{jt} + \gamma_i + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中, y 表示被解释变量包括创新数量和创新质量的代理变量;工业自动化的主要代理变量为 $robot = \{\ln v, \ln q, robot_dum, ql\}$,包括企业进口工业机器人金额对数值($\ln v$)、进口工业机器人数量对数值($\ln q$)、进口工业机器人虚拟变量($robot_dum$)、单位研发人员进口工业机器人数量(ql)。进一步,纳入企业层面控制变量(Z'_{ijt}),包括企业规模($size$)、新产品出口虚拟变量($expdum$)、国有企业虚拟变量(soe)和企业年龄(age)。为控制区域层面和行业层面政策冲击对企业创新行为的影响,本文纳入省份一年份固定效应(γ_{it})和行业一年份固定效应(γ_{jt})。基准模型控制了企业固定效应(γ_i),随机误差项 ε_{ijt} 聚类在企业层面以避免可能的异方差和序列相关性问题。通过构造基于城市

^① 基于倒推法的企业研发效率测算模型参考了管理效率的测算方法,残差项的经济含义是达到特定创新产出条件下研发经费投入与样本均值的差异(Qiu and Yu, 2015)。

层面最低工资标准的工具变量(*robot_iv*)和PSM-DID方法识别工业自动化与创新行为的因果关系。

2. 基准回归结果

理论部分分析了工业自动化通过效率增进效应、技能互补效应、技术选择效应和行业竞争效应对企业创新行为产生影响,总效应取决于正向效应和负向效应的相对大小。表1汇报了全样本创新类制造业企业工业自动化与创新行为的相关关系回归结果。第(1)列基于进口工业机器人金额对数值检验了其对企业专利申请量的影响,结果显示,*lnv*系数显著为负,即进口机器人与企业专利创新行为存在显著负向关系。第(2)–(4)列分别从进口工业机器人数量对数值(*lnq*)、虚拟变量(*robot_dum*)和使用强度(*ql*)检验了对企业专利申请数量的影响,结果显示,核心解释变量系数均显著为负,说明总体上工业自动化的创新效应为负,即效率增进效应和技能互补效应的正向作用总体上弱于技术替代效应和行业竞争效应的负向作用。第(5)、(6)列从专利质量视角汇报了工业自动化对企业创新的影响,采用专利被引量对数值(*cit*)、人均专利所有权转让与许可收入(*ptrans*)刻画企业创新质量,结果显示,*cit*系数不显著而*ptrans*系数显著为负。这反映了工业自动化对企业创新质量总体作用不显著,在专利转化与许可等经济价值维度,工业自动化存在显著负向作用,说明创新类企业在工业自动化后可能降低了创新质量,更为依赖工业自动化作为降低企业生产成本和提升利润水平的路径。

表1 工业自动化对企业专利数量和质量的影響

变量	(1) <i>patent</i>	(2) <i>patent</i>	(3) <i>patent</i>	(4) <i>patent</i>	(5) <i>cit</i>	(6) <i>ptrans</i>
<i>lnv</i>	-0.0161*** (-4.5216)				0.0047 (1.0623)	-0.1058*** (-2.9312)
<i>lnq</i>		-0.1101*** (-4.9322)				
<i>robot_dum</i>			-0.2069*** (-4.9416)			
<i>ql</i>				-0.0378** (-1.9726)		
观测值	381701	381701	381701	381701	205749	381701
调整后 R ²	0.2816	0.2816	0.2816	0.2814	0.2175	0.0068

注: *、**和***分别表示10%、5%和1%的显著性水平,括号内为t或z值,回归纳入企业、省份一年份、行业一年份固定效应和控制变量,以下各表同。

3. 工具变量回归结果

这部分通过构建企业进口工业机器人的合成工具变量,进一步检验工业自动化对企业创新行为影响的因果关系。表2汇报了基于工具变量的回归,其中,奇数列汇报了第一阶段的回归,结果显示,工具变量对企业进口工业机器人金额和数量对数值均存在显著正向作用,第一阶段回归表明工具变量具有相关性。偶数列汇报了第二阶段回归,第(2)、(4)列结果显示,企业进口工业机器人对其专利申请量具有显著负向作用,这与表1中初步回归结果基本一致。第(6)、(8)列结果显示,企业进口工业机器人对其专利创新质量总体作用不显著,基于专利转让与许可收

入的经济价值维度质量效应也不显著。Kleibergen-Paap rk Wald F统计值均大于10表明不存在弱工具变量问题。工具变量可能通过其他渠道对企业创新行为产生影响,为避免这一问题,本文采用同时纳入工具变量和解释变量的方法进行排他性检验^①,结果显示,工具变量 $robot_iv$ 系数均不显著,解释变量的系数值和显著性水平与基准回归基本一致,说明工具变量能够通过排他性检验。这部分通过构造工具变量对因果关系进行了识别,结果表明,工业自动化的总体创新数量效应为负,总体创新质量效应不显著,工业自动化引致的负向技术替代效应和行业竞争效应相对较强。

表2 工具变量回归结果

变量	(1) lnv 1阶段	(2) patent 2阶段	(3) lnq 1阶段	(4) patent 2阶段	(5) lnv 1阶段	(6) cit 2阶段	(7) lnv 1阶段	(8) ptrans 2阶段
$robot_iv$	0.0076*** (3.2753)		0.0010*** (2.8329)		0.0061* (1.6425)		0.0076*** (3.2685)	
lnv		-0.0800*** (-3.2268)				6.0056 (1.6175)		5.9579 (0.3318)
lnq				-0.5249*** (-2.7889)				
观测值	345476	345476	345476	345476	182068	182068	345476	345476
调整后R ²	0.1895	0.2081	0.2236	0.1677	0.1986	0.2523	0.2188	0.2063
Kleibergen-Paap rk Wald F		10.6929		17.9873		12.6745		10.6929

4. 基于进口行为的事件分析法

上述回归提供了工业自动化对企业创新行为的相关关系和因果关系回归结果,这部分通过构造基于进口行为的事件分析法进一步识别两者的因果关系,采用倾向得分匹配一倍差法(PSM-DID),在控制选择性偏误的基础上,估计工业自动化的总体处理效应。^①根据样本是否为进口工业机器人企业界定初步处理组;^②删除初步处理组中2008年即开始进口工业机器人的企业样本(无法观测进口行为的处理效应)作为处理组($du=1$),将样本期内一直未进口工业机器人的企业作为初步控制组,采用影响企业进口工业机器人决策的关键因素,如生产率(lp)、企业规模($size$)、新产品出口虚拟变量($expdum$)、国有企业虚拟变量(soe)和企业年龄(age)作为协变量进行最近邻匹配(NNM),筛选出与处理组样本较为相似的控制组企业($du=0$);^③根据处理组企业进口工业机器人前后确定时间虚拟变量($dt=\{0,1\}$)。匹配后协变量在处理组和控制组均不存在显著差异性^②。基于上述倾向得分匹配方法获取的个体和时间虚拟变量交互项($dudt$)系数是企业进口工业机器人行为的处理效应,表3汇报了基于PSM-DID方法的回归,其中,第(1)一(3)列汇报了1:1匹配的结果,第(4)一(6)列汇报了1:3匹配的结果,交互项($dudt$)系数显示,进口工业机器人对企业专利申请总量和发明专利申请量有显著负向作用,对企业专利创新质量的影响不显著,这与基准模型中结果基本一致。

^① 回归结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^② 协变量平衡性检验参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表 3 基于倾向得分匹配—倍差法的回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>patent</i>	<i>invention</i>	<i>cit</i>	<i>patent</i>	<i>invention</i>	<i>cit</i>
	1:1 匹配			1:3 匹配		
<i>dudt</i>	-0.2416*** (-4.2035)	-0.1570*** (-3.6313)	-0.0160 (-0.2394)	-0.2630*** (-5.5031)	-0.1377*** (-3.7864)	0.0067 (0.1231)
观测值	6222	6222	4161	12294	12294	8622
调整后 R ²	0.3391	0.2807	0.2753	0.3407	0.2858	0.2882

五、工业自动化影响创新的机制检验

1. 效率增进效应

这部分采用企业生产率指标作为效率渠道的刻画,由于2008年之后工业企业数据缺乏增加值和中间品投入指标,本文采用劳均总产值指标(lp =工业总产值/从业人数)作为企业生产率代理变量。表4汇报了对效率增进效应的回归,其中,第(1)—(3)列汇报了对企业生产率的回归,结果显示,基于金额和数量的工业自动化代理变量对企业生产率均有显著正向作用,基于强度的工业自动化代理变量正向作用不显著。第(4)列汇报了工业自动化对企业可变成本(vc)的回归, vc =(工资总额+中间品投入)/销售额,结果显示,核心变量系数显著为负,即工业自动化显著降低了企业可变成本。第(5)列检验工业自动化是否通过降低可变成本影响企业利润水平,选取企业利润总额对数值($profit$)作为代理变量,结果发现,核心变量系数显著为正,即工业自动化显著提升了企业利润水平,存在“工业自动化—劳动生产率—利润水平”的链式结构。第(6)列纳入生产率检验对企业创新行为的影响,结果表明,生产率更高的企业专利申请量相对更多,即存在“工业自动化—生产率提升—专利申请量增加”的潜在正向效率增进效应。

表 4 效率增进效应的回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	lp	lp	lp	vc	$profit$	$patent$
lnv	0.0157*** (4.7612)			-0.0652** (-2.0486)	0.1856** (2.3492)	
lnq		0.0387* (1.9405)				
ql			0.0167 (1.0018)			
lp						0.0172*** (6.1175)
观测值	240026	240026	240026	240026	240026	240026
调整后 R ²	0.2140	0.2137	0.2137	0.2856	0.2578	0.2857

2. 技能互补效应

本文根据学历结构和技能结构,构建了两种企业内部劳动力要素结构变量:研究生比例($yjsr$)=(博士毕业人数+硕士毕业人数)/机构人员合计,高、中级技术职称比例($gzjr$)=高、中级技术职称人员/

研发人员合计,其中,高、中级技术职称比例更能反映企业内部技能结构水平和生产活动的复杂度。表5汇报了对技能互补效应的回归,第(1)列汇报了对研究生比例的回归,结果显示,使用工业机器人后,并未显著影响企业内部研究生比例。第(2)列汇报了对高、中级技术职称比例的回归,结果显示,工业机器人的使用显著增加了企业内部高、中级职称比例,这反映了工业自动化替代了企业内部低技能任务,对高技能任务产生了显著的互补作用。第(3)、(4)列汇报了研究生比例和高、中级技术职称比例对企业创新行为的影响,结果显示,企业内部劳动力技能水平对创新活动有显著正向促进作用。在此基础上,第(5)列汇报了高、中级技术职称比例对企业研发效率(*eff_op*)的影响,结果显示,*gzjr*系数显著为正,说明企业技能结构改善显著提升了研发效率。进一步,第(6)列汇报了研发效率对企业创新数量的回归结果,结果显示,研发效率对企业创新行为有显著正向促进作用。上述回归结果表明,存在“工业自动化—劳动力技能结构优化—研发效率提升—专利申请量增加”的正向技能互补效应。

表5 技能互补效应的回归结果

变量	(1) <i>yjsr</i>	(2) <i>gzjr</i>	(3) <i>patent</i>	(4) <i>patent</i>	(5) <i>eff_op</i>	(6) <i>patent</i>
<i>lnv</i>	0.0002 (0.3916)	0.0016*** (3.2125)				
<i>yjsr</i>			0.5121*** (25.0178)			
<i>gzjr</i>				0.2236*** (19.6383)	0.0138** (1.9815)	
<i>eff_op</i>						0.9982*** (12.6865)
观测值	246603	381701	246603	381701	191045	191045
调整后 R ²	0.1069	0.2729	0.2859	0.2828	0.2749	0.9781

3. 技术选择效应

表6汇报了对技术选择效应的回归,其中,第(1)一(3)列汇报了基于OP法专利研发效率(*eff_op*)的回归,第(1)列企业基期研发效率(*eff_op0*)和进口工业机器人交互项(*lnveff1*)系数显著为正,这表明,基期研发效率相对更高的企业在进口工业机器人后创新程度相对更优,存在关于基期研发效率的正向创新效应门槛值,研发效率相对更低的企业在进口工业机器人后创新程度相对较弱。第(2)、(3)列进一步汇报了基于研发效率75%—100%分位数和0%—25%分位数的回归,结果显示,75%—100%分位数研发效率的企业进口工业机器人的创新效应为正,0%—25%分位数研发效率的企业进口工业机器人的创新效应为负,进一步证实了进口工业机器人创新效应存在企业异质性,更高研发效率的创新类企业存在正向的技术互补效应,更低研发效率的创新类企业存在负向的技术替代效应。第(4)列汇报了基于经ACF法调整后企业研发效率的回归,结果显示,企业基期研发效率(*eff_acf_op0*)和进口工业机器人交互项(*lnveff2*)系数显著为正,证实了存在不同研发效率下的企业技术选择效应差异。第(5)列汇报了基于倒推法测算企业研发效率的回归,结果显示,*lnv*系数显著为负,基期研发效率(*eff0*)与企业进口工业机器人交互项(*lnveff3*)系数显著为负。^①第(6)

① 根据倒推法研发效率的测算,*eff0*数值越小,企业基期的研发效率越高。

列汇报了经被引量调整的专利申请量对数值作为产出变量的回归,结果显示,企业基期经质量调整后,研发效率($eff_cit_op_0$)和工业机器人交互项($lnveff4$)系数显著为正,这进一步证实了不同研发效率测算方法下技术选择效应的稳健性,即超过研发效率门槛值的企业存在正向的技术互补效应,本文命题 2a 成立。

表 6 技术选择效应的回归结果

变量	(1) <i>patent</i>	(2) <i>patent</i> 75%—100%	(3) <i>patent</i> 0%—25%	(4) <i>patent</i>	(5) <i>patent</i>	(6) <i>patent</i>
<i>lnv</i>	-0.0026* (-1.9416)	0.0197*** (6.0315)	-0.0271*** (-2.6719)	-0.0088* (-1.7689)	-0.0073** (-1.9628)	-0.0126* (-1.8626)
<i>lnveff1</i>	0.0006** (2.1128)					
<i>eff_op0</i>	0.1096*** (61.9428)					
<i>lnveff2</i>				0.0023*** (2.8486)		
<i>eff_acf_op0</i>				0.1844*** (45.1785)		
<i>lnveff3</i>					-0.0051*** (-5.1486)	
<i>eff0</i>					-0.2958*** (-37.7185)	
<i>lnveff4</i>						0.0085*** (2.7547)
<i>eff_cit_op0</i>						0.2286*** (25.7485)
观测值	251433	47531	47610	231899	381695	251432
调整后 R ²	0.2237	0.4008	0.4959	0.2090	0.3613	0.2898

4. 行业竞争效应

表 7 汇报了对行业竞争效应的回归,其中,第(1)、(2)列采用企业加成率(mkp)刻画市场势力情况,一般而言,行业竞争程度越大企业市场势力越弱。本文采用 De Loecker and Warzynski(2012)的方法测算企业加成率,部分年份关键变量缺失值采用了估算方法。结果显示,解释变量 lnv 和 lnq 系数均显著为负,即进口工业机器人对行业竞争程度有显著正向促进作用。第(3)列纳入行业赫芬达尔指数,检验了行业竞争程度对企业创新行为的总体效应,结果显示, mkp 系数显著为正,即总体上竞争挤出效应大于竞争逃避效应,市场势力越强的企业创新水平越高。第(4)列纳入基期企业生产率(lp_0)和企业加成率交互项($mkplp_0$)检验对企业创新行为的影响,结果显示,企业生产率对行业竞争效应有显著调节效应,更高生产率企业存在竞争逃避效应,更低生产率企业存在竞争挤出效应。第(5)、(6)列分别汇报了最高和最低四分位数生产率企业的回归,结果显示,最高生产率企业组 mkp 系数显著为负,最低生产率企业组 mkp 系数显著为正,即存在关于企业生产率的行业竞争效应差异,本文命题 3 成立。

表 7 行业竞争效应的回归结果

变量	(1) <i>mkp</i>	(2) <i>mkp</i>	(3) <i>patent</i>	(4) <i>patent</i>	(5) <i>patent</i> 75%—100%	(6) <i>patent</i> 0%—25%
<i>lnv</i>	-0.0027** (-2.2532)					
<i>lnq</i>		-0.0128*** (-2.6515)				
<i>mkp</i>			0.1895** (2.4132)	0.6983*** (2.6903)	-0.1285* (-1.9208)	0.1864* (1.8274)
<i>mkplp₀</i>				-0.0785** (-2.5286)		
<i>lp₀</i>				0.0153*** (4.5264)		
观测值	337485	337485	337485	334566	84684	84055
调整后 R ²	0.4079	0.4079	0.2813	0.2813	0.3336	0.2184

六、进一步分析：资源配置效率与异质性检验

本文已检验了工业自动化对企业创新行为的影响程度及其作用机制,这部分将从资源配置视角分析工业自动化对制造业创新的影响渠道。在检验工业自动化对行业创新要素的资源配置效率影响基础上,进一步检验不同创新规模企业效应和不同质量工业自动化的创新效应,为提升工业自动化对制造业的创新效应提供经验支撑。

1. 资源配置效率

理论部分的命题 2b 分析了创新要素的资源配置问题,通过构造行业研发效率离散度代理变量检验该命题。本文采用泰尔指数(*theil*)和基尼系数(*gini*)作为行业研发效率离散度代理变量,使用泰尔指数作为基准代理变量,泰尔指数的表达式为: $theil_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} \frac{eff_{ijt}}{eff_{jt}} \log(\frac{eff_{ijt}}{eff_{jt}})$ 。其中, n_j 表示第 t 年行业 j 中企业数量, eff_{ijt} 和 \overline{eff}_{jt} 分别表示第 t 年行业 j 中企业 i 的研发效率和行业研发效率均值,采用 OP 法估计的企业专利研发效率 eff_{op} 。表 8 中汇报了工业自动化对行业创新要素资源配置效率的回归结果,被解释变量采用对数化的离散度指标($lntheil$ 和 $lngini$),解释变量采用 3 位码行业加总的工业机器人使用金额对数值(lnv_ind),控制变量选取 3 位码行业加总的研发人员数量对数值($size_ind$)。表 8 中第(1)列结果显示,核心变量系数显著为负,即行业工业自动化程度越高,越倾向于降低整体研发效率离散度,由此提升了创新要素的资源配置效率。第(2)列采用基尼系数进行稳健性分析,结果表明,核心变量系数仍显著为负。第(3)、(4)列进一步检验了工业自动化对行业研发效率离散度影响的内在机制。根据行业内企业样本期内是否存续或存在进入行为,将创新类企业分为存活组和进入退出组。根据第(3)列结果表明,基于存活组测算的泰尔指数对数值受到行业工业自动化水平的显著负向影响,而第(4)列结果表明,基于进入退出组测算的泰尔指数对数值受到行业工业自动化水平的负向影响相对更大。上述回归结果表明,工业自动化通过影响创新类企业的进入退出和存活组的内部结构作用至创新要素的资源配置效率,即低研发效率企业减少或退出创新活动和高研发效率企业增加或进入创新活动,命题 2b 成立。

表 8 资源配置影响的回归结果

变量	(1) <i>lntheil</i>	(2) <i>lngini</i>	(3) <i>lntheil</i> 存活	(4) <i>lntheil</i> 进入退出
<i>lnv_ind</i>	-0.0913** (-2.0316)	-0.0694** (-2.1206)	-0.0016* (-1.8209)	-0.1283*** (-2.7715)
行业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	1205	1205	1205	1205
调整后 R ²	0.4111	0.5559	0.3805	0.4438

2. 异质性检验

(1)头部和中小创新企业效应。近年来,在国际市场竞争下,行业结构呈现更趋垄断特征,各类行业中逐步出现规模较大的头部企业(Superstar Firms)(Autor et al., 2020)。本文定义,研发经费前5%的企业样本为头部创新企业,后50%为中小创新企业。根据技术选择效应的分析,研发效率对工业自动化的创新效应有显著正向调节效应。表9汇报了基于头部和中小创新企业分样本的回归检验,第(1)、(2)回归结果显示,头部和中小创新企业的总体效应均显著为负,且头部创新企业的负向效应相对较大。第(3)、(4)列汇报了基于1:3匹配的PSM加权回归,结果与回归基本一致。第(5)、(6)列汇报了基于研发效率75%分位数以上企业的回归,结果显示,进口工业机器人的创新效应均显著为正。这表明,头部创新企业相对中小创新企业并无研发效率上的显著优势,创新投入的过度集中可能不利于工业自动化条件下提升制造业创新驱动水平。进一步从创新政策出发,创新调查数据显示,头部创新企业在政府部门的科技活动资金、研发费用加计扣除减免税、高新技术企业减免税占比分别为55.61%、59.63%、59.66%,中小创新企业上述比例分别为7.48%、3.51%、3.61%,这说明中国创新政策具有较为明显的数量导向型特征,头部创新企业获取了多数创新补贴和税收激励政策优惠。《纲要》提出,支持创新型中小微企业成长为创新重要发源地,推动大中小企业融通创新。这表明,支持高研发效率的中小创新企业发展,有利于更好发挥工业自动化的正向创新效应。

表 9 头部和中小创新企业效应的回归结果

变量	(1) <i>patent</i> FE 头部	(2) <i>patent</i> FE 中小	(3) <i>patent</i> PSM 头部	(4) <i>patent</i> PSM 中小	(5) <i>patent</i> PSM 头部	(6) <i>patent</i> PSM 中小
<i>lnv</i>	-0.0304*** (-3.7915)	-0.0192*** (-4.4786)	-0.0184*** (-2.8691)	-0.0109*** (-2.6685)	0.0082** (2.2219)	0.0051** (2.1425)
观测值	18292	189622	2745	2026	1286	1419
调整后 R ²	0.3132	0.1431	0.6100	0.4560	0.6867	0.3858

(2)不同质量工业自动化的创新效应。不同质量的进口产品内涵差异化的知识和技术,一般而言,更高质量的进口资本品对企业技术溢出程度更大(Bisztray et al., 2018)。从理论框架看,效率增进效应依赖于工业自动化实施后产生的技术溢出,更高质量的工业自动化更可能降低企业生产成

本,进而提升了企业的劳动生产率;技能互补效应依赖于工业自动化实施后,对低技能劳动力的替代效应和高技能劳动力的互补效应,更高质量的工业自动化更可能促进企业内部技能结构变动,进而提升企业的研发效率。表10中汇报了经产品质量调整后工业机器人数量对数值($\ln q_quality$)对企业创新行为的影响。第(1)–(3)列分别汇报了对专利申请量($patent$)、专利被引量(cit)和人均专利所有权转让与许可收入($ptrans$)的回归,检验显示,与表1中基准模型结果基本一致,整体上工业自动化产生的负向技术替代效应和竞争挤出效应显著超过其他正向效应值,这也进一步检验了基准模型结果的稳健性。在此基础上,本文根据工业自动化企业内采用工业机器人质量是否超过中位数设置了虚拟变量($dum=\{0, 1\}$),第(4)–(6)列汇报了加入 $\ln q_quality$ 和 dum 交互项 $\ln q_qualitydum$ 的回归,结果显示,第(4)、(6)列中 $\ln q_qualitydum$ 系数显著为正,第(5)列中交互项系数不显著,这说明,实施更高质量工业自动化的企业呈现相对较好的创新数量和创新质量效应。这部分检验了不同质量工业自动化创新效应的异质性,实证结果表明,更高质量工业自动化有利于发挥正向创新效应,显著提升了企业创新数量和创新质量。

表 10 不同质量工业自动化的创新效应

变量	(1) <i>patent</i>	(2) <i>cit</i>	(3) <i>ptrans</i>	(4) <i>patent</i>	(5) <i>cit</i>	(6) <i>ptrans</i>
$\ln q_quality$	-0.2844*** (-4.2106)	0.0750 (0.8914)	-0.1541*** (-3.0358)	-0.3248*** (-4.2105)	0.0729 (0.8238)	-0.2683*** (-3.2135)
$\ln q_qualitydum$				0.1882** (2.2636)	0.0172 (1.3919)	0.1986** (2.3642)
观测值	381701	184629	381701	381701	184629	381701
调整后 R ²	0.2815	0.2251	0.0068	0.2827	0.2259	0.0072

七、结论与政策含义

本文的主要结论是:①工业自动化对中国制造业企业创新数量的影响是不确定的,较高研发效率和生产率的企业存在正向创新效应。②工业自动化对中国制造业企业存在显著正向的效率增进效应和技能互补效应,使用工业机器人总体上提升了企业生产率和高中级技术职称比例,对企业创新行为具有正向促进作用。③工业自动化对中国制造业企业存在异质性的技术选择效应和行业竞争效应,当企业研发效率较高时,存在显著正向的技术互补效应,当企业生产率较高时,存在显著正向的竞争逃避效应,即工业自动化与企业创新行为互补。反之,存在显著负向的技术替代效应和竞争挤出效应,即工业自动化与企业创新行为替代。④资源配置分析表明,工业自动化通过优化创新活动在不同研发效率企业的实施情况,显著降低了行业研发效率离散度,进而提升了创新要素的资源配置效率。⑤异质性检验表明,头部相比中小创新企业研发效率并无显著优势,然而头部创新企业占据了绝大多数创新投入、创新产出和政策优惠,促进创新资源由过度集中向更为兼容高研发效率中小创新企业,有利于提升创新要素的资源配置效率。此外,更高质量工业自动化内涵更高水平的技术溢出,显著提升了工业自动化对企业创新数量和创新质量的正向作用。

本文的政策含义为:①逐步优化中国创新激励政策,由数量导向型转向效率优先型。重视中小创新企业的关键少数作用,支持中小创新企业成长为创新的重要发源地。进一步优化科研设备器具所得税税前扣除政策,提升中小创新企业与国家级科研平台和高层次科研人才产学研对接能力。

在实施面向行业共性技术平台建设的功能性政策基础上,将研发效率和生产率等创新和生产活动效率指标作为认定高新技术企业和获得政府部门科技活动资金的重要评价标准,促进各类创新要素向高研发效率和高生产率企业集聚,综合运用税收优惠政策和政府采购政策支持创新类中小企业高质量发展,全面提升赋能型政府推动创新发展的效度。②促进进口政策与创新政策相结合,推动开放发展与创新发展有机融通。持续扩大工业自动化设备等重要设备、先进技术进口,降低进口关税和制度性成本,探索优化首台(套)重大工业自动化保险补偿和激励政策,试点更高一次性扣除额度的固定资产加速折旧政策适用工业自动化设备。将工业自动化领域核心环节和关键领域“卡脖子”设备作为技术创新清单,强化企业创新主体地位,推动产业链上下游企业融通创新,设立制造业自动化技术研究与转化专项基金,支持制造业企业内部设立工业自动化研发中心。鼓励开展差别化的进口自由化政策试点,在自贸试验区和自由贸易港对工业自动化设备开展区内保税试点,积极探索“保税+研发”“保税+智能制造”等新模式。③加快推进制造业劳动力技能提升计划,推动制造业劳动力技能全面升级。鼓励企业开展岗位技能提升培训,聚焦工业自动化、智能制造等条件下新型技能普及与提升,推广订单式、套餐制培训。支持设立行业技能培训共享平台,鼓励企业技能培训与高校和科研院所相结合,打造制造业公共实训基地和产教融合基地,建立工业自动化专项培训计划与培训基金。推动生产型劳动力向生产和研发复合型劳动力转变,促进制造业劳动力投入研发、设计等服务型制造环节,设立国家级制造业人才奖励计划,鼓励企业壮大高水平工程师和高技能人才队伍,促进制造业劳动力结构更好与工业自动化相适应。

[参考文献]

- [1]李磊,王小霞,包群. 机器人的就业效应:机制与中国经验[J]. 管理世界, 2021, (9): 104-119.
- [2]吕越,谷玮,包群. 人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J]. 中国工业经济, 2020, (5): 80-98.
- [3]王永钦,董雯. 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[J]. 经济研究, 2020, (10): 159-175.
- [4]诸竹君,黄先海,王毅. 外资进入与中国式创新双低困境破解[J]. 经济研究, 2020, (5): 99-115.
- [5]Acemoglu, D. Harms of AI [R]. NBER Working Paper, 2021.
- [6]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018a, 108(6): 1488-1542.
- [7]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Demographics and Automation[R]. NBER Working Paper, 2018b.
- [8]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Low-skill and High-skill Automation[J]. Journal of Human Capital, 2018c, 12(2): 204-232.
- [9]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [10]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality[R]. NBER Working Paper, 2021.
- [11]Acemoglu, D., U. Akcigit, H. Alp, N. Bloom, and W. Kerr. Innovation, Reallocation, and Growth [J]. American Economic Review, 2018, 108(11): 3450-3491.
- [12]Akerberg, D. A., K. Caves, and G. Frazer. Identification Properties of Recent Production Function Estimators[J]. Econometrica, 2015, 83(6): 2411-2451.
- [13]Aghion, P., A. Bergeaud, M. Lequien, and M. J. Melitz. The Heterogeneous Impact of Market Size on Innovation: Evidence from French Firm-level Exports[R]. NBER Working Paper, 2018.

- [14] Aghion, P., N. Bloom, R. Blundell, R. Griffith, and P. Howitt. Competition and Innovation: An Inverted-U Relationship[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2005, 120(2): 701-728.
- [15] Autor, D., D. Dorn, L. F. Katz, C. Patterson, 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.
- [16] Bisztray, M., M. Koren, and A. Szeidl. Learning to Import from Your Peers[J]. *Journal of International Economics*, 2018, 115: 242-258.
- [17] Bloom, N., M. Draca, and J. Van Reenen. Trade Induced Technical Change? The Impact of Chinese Imports on Innovation, IT and Productivity[J]. *Review of Economic Studies*, 2016, 83(1): 87-117.
- [18] Bloom, N., P. M. Romer, S. J. Terry, and J. Van Reenen. A Trapped-factors Model of Innovation[J]. *American Economic Review*, 2013, 103(3): 208-213.
- [19] Bombardini, M., B. Li, and R. Wang. Import Competition and Innovation: Evidence from China[R]. University of British Columbia Working Paper, 2017.
- [20] Bonfiglioli, A., R. Crinò, H. Fadinger, and G. Gancia. Robot Imports and Firm-level Outcomes [R]. CESIFO Working Paper, 2020.
- [21] Burstein, A. T., and A. Monge-Naranjo. Foreign Know-how, Firm Control, and the Income of Developing Countries[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124(1): 149-195.
- [22] Dang, J., and K. Motohashi. Patent Statistics: A Good Indicator for Innovation in China? Patent Subsidy Program Impacts on Patent Quality[J]. *China Economic Review*, 2015, 35: 137-155.
- [23] De Loecker, J., and F. Warzynski. Markups and Firm-level Export Status[J]. *American Economic Review*, 2012, 102(6): 2437-2471.
- [24] Dixon, J., B. Hong, and L. Wu. The Robot Revolution: Managerial and Employment Consequences for Firms[J]. *Management Science*, 2021, 67(9): 5586-5605.
- [25] Fan, H., Y. Hu, and L. Tang. Labor Costs and the Adoption of Robots in China[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, 186: 608-631.
- [26] Foster, L., C. Grim, J. Haltiwanger, and Z. Wolf. Firm-level Dispersion in Productivity: Is the Devil in the Details[J]. *American Economic Review*, 2016, 106(5): 95-98.
- [27] Gao, W., and J. Chou. Innovation Efficiency, Global Diversification, and Firm Value [J]. *Journal of Corporate Finance*, 2015, 30: 278-298.
- [28] Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [29] Hulten, C. R. Growth Accounting When Technical Change Is Embodied in Capital[J]. *American Economic Review*, 1992, 82(4): 964-980.
- [30] Impullitti, G., O. Licandro, and P. Rendahl. Technology, Market Structure and the Gains from Trade[J]. *Journal of International Economics*, 2022, 135, 103557.
- [31] Koch, M., I. Manuylov, and M. Smolka. Robots and Firms[J]. *Economic Journal*, 2021, 131(638): 2553-2584.
- [32] Liu, Q., and H. Ma. Trade Policy Uncertainty and Innovation: Firm Level Evidence from China's WTO Accession[J]. *Journal of International Economics*, 2020, 127, 103387.
- [33] Liu, Q., R. Lu, Y. Lu, and T. A. Luong. Import Competition and Firm Innovation: Evidence from China[J]. *Journal of Development Economics*, 2021, 151, 102650.
- [34] Qiu, L. D., and M. Yu. Managerial Efficiency and Product Decision: Evidence from Chinese Firms [R]. Peking University Working Paper, 2015.

- [35] Südekum, J., J. Stiebale, and N. Woessner. Robots and the Rise of European Superstar Firms[R]. CEPR Working Paper, 2020.
- [36] Sun, X., H. Li, and V. Ghosal. Firm-level Human Capital and Innovation: Evidence from China[J]. China Economic Review, 2020, 59, 101388.

Industrial Automation and Manufacturing Innovation Behavior

ZHU Zhu-jun^{1,2}, YUAN Yi-ming³, JIAO Jia-jia¹

(1. School of Economics, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China;

2. Zheshang Research Institute, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310058, China)

3. School of Economics, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: China's manufacturing industry is facing the real dilemma of the coexistence of rapid development of industrial automation and the "one high and two lows" in innovation. This paper incorporates the dual heterogeneity of productivity and R&D efficiency into the extended theoretical framework, and reveals the impact mechanism through which industrial automation affects firms' innovation behavior and resource allocation efficiency of industry innovation factors. Using data from firm innovation survey database and Chinese Customs database, we confirm that industrial automation affects firms' innovation behavior through the efficiency enhancement effect, the skill complementarity effect, the technology selection effect, and the industry competition effect. In general, the efficiency enhancement effect and the skill complementarity effect positively affect firms' innovation behavior. The direction of influence of the technology selection effect and the industry competition effect is uncertain, and there are positive innovation effect thresholds on R&D efficiency and productivity. Further analysis shows that by adjusting the innovation activities of firms with different R&D efficiency, industrial automation significantly reduces the dispersion of R&D efficiency in the industry and improves the efficiency of resource allocation of innovative elements. We also find that there is no significant difference between the R&D efficiency of the head and small and medium-sized enterprises. Therefore, we emphasize that to better exert the positive effect of industrial automation, it is necessary to promote the transformation of innovation input resources from excessive concentration to giving consideration to all aspects. Supporting small and medium-sized enterprises with high R&D efficiency to become crucial innovation subjects and promoting the integration innovation of various firms are equally important. This paper has a certain reference value for promoting the transformation of innovation policy from quantity-oriented to efficiency-oriented under the conditions of industrial automation.

Keywords: industrial automation; productivity; R&D efficiency; innovation behavior; resource allocation

JEL Classification: O14 O32 D24

[责任编辑:覃毅]