

全球数字自动化转型下工业机器人 对突破性创新的影响研究

——基于 UNIDO 41 国分行业数据的实证检验

徐照宜 巩冰 陈彦名 杨斯尧

摘要：在新一轮技术革命和产业变革的时代背景下，以工业机器人为代表的工业自动化的发展为科技创新特别是突破性创新带来了重要的历史机遇。本文利用动态复杂网络方法，对全球 1.4 亿专利的突破性创新水平进行了评估，考察了工业机器人对 41 个联合国工业发展组织（UNIDO）国家中的 27 个行业突破性创新发展情况的影响。研究发现，工业机器人能够显著提高各国所在行业的突破性创新水平。推动数字自动化转型、吸引外商直接投资、增强产业竞争力是工业机器人促进各国各行业突破性创新水平提升的三个关键机制。在进一步分析中，本文发现，工业机器人对突破性创新的积极作用在非制造业企业扩大知识搜索范围，发展数字自动化专利的跨界效应上更为突出。在经过一系列内生性与稳健性检验之后，本文的结果依然显著。本文的研究为新兴市场经济体抓住后发优势，利用工业机器人进行突破性创新提供了重要启示。

关键词：工业机器人；突破性创新；知识搜索；跨界效应

[中图分类号] F74 [文献标识码] A [文章编号] 1002-4670 (2024) 2-0090-17

DOI:10.13510/j.cnki.jit.2024.02.003

引言

在全球制造业转型升级的趋势下，以工业机器人为代表的工业数字自动化正日益成为产业发展的新引擎。在这波变革中，工业机器人不仅提供了更高的生产效率，也为产品质量提供了更为稳定的保障。尤其是在当前智能制造和工业 4.0 的大背景之下，工业机器人展现出其替代传统生产力、优化生产流程的巨大潜能。同

[收稿日期] 2023-10-19

[基金项目] 国家自然科学基金应急管理项目“双碳目标下构建我国零碳金融宏观管理框架的总体思路研究”（72241403）；中国博士后科学基金面上资助“全国统一大市场建设对农民农村共同富裕的影响研究”（2023M742021）；清华大学文科建设“双高”计划项目“数字经济的基础理论研究”（2022TSG08102）；国家社会科学基金后期资助重点项目“供应链金融赋能企业高质量发展：基于新发展理念的研究”（23FJYA002）

[作者信息] 徐照宜：清华大学经济管理学院博士后；巩冰（通讯作者）：中国社会科学院大学国际政治经济学院助理教授，E-mail: nvpaiyang@163.com；陈彦名：湖南大学金融与统计学院博士研究生；杨斯尧：清华大学五道口金融学院博士后

时,随着大数据、物联网和人工智能技术的融入,工业数字自动化已经不仅仅局限于单一的机械操作,而是成为了智慧制造、自主决策的重要支撑,引领制造业走向更为绿色、高效和智能的未来。如何推进工业机器人的应用和发展,提高产品质量和劳动生产率,带动相关学科发展和技术创新能力提升,促进产业结构调整、发展方式转变和工业转型升级,对于我国进入创新型国家前列,实现高水平科技自立自强与二〇三五年远景目标具有不可忽视的重要意义。

工业机器人作为现代制造业的核心力量,不仅在其专属领域内持续地推动着技术革新,而且也不断地推动着其他领域科技的发展与进步。随着高度复杂的传感器和先进控制系统的引入,工业机器人为人工智能、数据分析和机器学习提供了实际的应用模型和技术基础。为了应对制造业环境的不断变化和挑战,工业机器人融合了物联网与信息科技,为智能制造提供了关键的数据支持,为开辟新的技术视角提供了可能。虽然大多数国家的工业机器人应用一开始主要发生在制造业领域,但是在当前,工业机器人的发明与使用正在迅速蔓延到从农业到服务业的各个部门,更高效和一致地执行着各种过去有赖人工完成的复杂任务(Atkinson, 2019)^[1]。在这一过程中,工业机器人集成了新材料、信息科技、电子技术、人工智能等一系列尖端科技,有望帮助各个行业打破原有领域的主导技术范式,破坏过去的技术研发轨迹,从而创造更多的突破性创新成果(Arthur, 2009)^[2]。因此,从全球引入与发展工业机器人的视角来看,工业机器人对一国的创新路径与创新模式究竟有何影响?是否能够带来更多更重要的突破性创新?目前仍然是有待回答的重要问题。

本文可能的创新之处在于:第一,本文通过对 Funk 和 Owen-Smith (2017)^[3]的突破性创新指数进行了改进,并建立起了“国家—行业—年度”的分析框架,对后续突破性创新的跨国实证研究具有一定的启示意义。第二,本文从数字自动化转型、融资优化和产业竞争力这三个影响渠道,深入刻画了工业机器人对突破性创新的影响机制。本文的研究结果不仅为企业扩大工业机器人的使用以追求高质量创新和获得可持续竞争优势提供了实践指导,也为各国政策制定者在全球竞争中抓住发展机器人和数字技术的机遇提供了有价值的现实指引。第三,本文的研究也为创新质量研究增加了知识搜索策略的边际贡献。加强知识搜索深度和扩大知识搜索广度对企业的创新绩效均具有至关重要的影响(Katila and Ahuja, 2002^[4]; Laursen and Salter, 2006^[5]),但是究竟哪种知识搜索策略更关键、更高效,目前学术界尚未达成共识。本文在识别全球 1276.4 万项专利所有者行业属性的基础之上,对知识搜索深度和知识搜索广度进行了比较分析,发现工业机器人更有助于非制造业企业扩大知识搜索范围,发展数字自动化专利,从而实现更大程度的突破性创新,为深入理解突破性创新的实现路径提供了重要的实证证据。

一、文献综述与研究假说

自熊彼特提出创新理论以来,为了对不同企业和机构的创新策略与创新效果进行更加深入的分析与探讨,各国学者根据不同的标准和维度对技术创新提出了各自

的分类标准。按照创新强度的不同,许多学者将技术创新分为渐进性创新(Incremental Innovation)与突破性创新(Radical Innovation)(Henderson and Clark, 1990^[6]; Zhou et al., 2005^[7])。渐进性创新,通常是对现有的技术进行相对较小的改变,通过发挥已有技术与产品的潜力,强化现有技术与产品拥有者的主导地位。与之相对的是突破性创新,即通过引入全新技术或理念,以开发出全新产品、服务或业务模式,从而创造出全新的市场与发展机会(Henderson and Clark, 1990)。与渐进性创新相比,突破性创新具有新颖性、非连续性与不确定性的特征,这对于技术积累相对薄弱的行业或企业在新一轮科技革命中实现弯道超车起着重要的作用,是企业获得异质性竞争优势的关键。但目前学界对突破性创新的概念与评价标准尚未统一,对突破性创新进行有效度量是当前研究的难点。从已有文献来看,大部分突破性创新的研究都采用的是问卷调查方式,调查规模较小且易受到企业自身主观评价的局限,对于如何在更大市场范围内促进企业突破性创新水平的提升,难以形成具有普适性的结论与政策建议。

Funk 和 Owen-Smith (2017) 提出的 CD 指数算法,通过构建专利引用网络,形成了一个全局性、可量化、可跨领域比较的突破性创新衡量标准,可以较好地刻画出不同专利的创新质量与技术轨迹变化的发展趋势。因此,本文对 Funk 和 Owen-Smith (2017) 提出的 CD 指数算法进行了简单调整,对全世界 1.4 亿份专利的突破性水平进行了评估。通过参考 Acharya 和 Subramanian (2009)^[8], Moshirian 等 (2021)^[9] 等人的研究,本文将 1995—2019 年 41 个国家 27 个行业的数据与 IFR 提供的工业机器人安装和存量数据进行了匹配,构建了“国家—行业—年度”的分析框架,为评估全球范围内工业机器人对各国各行业突破性创新发展情况的影响提供了数据基础。通过对现有文献进行梳理,本文认为工业机器人可以通过以下机制促进企业的突破性创新:

1. 数字自动化转型效应

工业数字自动化通过融入新型高质量资本品,对企业的生产和创新活动产生了技术溢出效应。企业在数字自动化转型的过程中,在实现生产经营管理数字自动化的同时可以释放出更多资源与能力投入到高创造力的知识活动中,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,在以内涵的物化技术进步产生间接效率增进效应的基础之上(Dixon et al., 2021)^[10],为企业寻找技术突破空间提供了更加快捷、经济的途径,从而更有可能激发出具有前瞻性的突破性创意(肖海林和董慈慈, 2020)^[11]。首先,机器人与计算机辅助制造技术的结合,为设计和测试阶段的生产带来了创新性的改变。这种技术融合使得企业在面临研发过程中的技术瓶颈时,能够通过虚拟方式创造更多原型,有助于企业打破自身技术与能力的局限性,全面提高研发效率(韩超和李鑫平, 2023)^[12]。其次,人工智能作为一种知识生产元技术,被视为“发明方法的发明(Invention of a Method of Inventing, IMI)”(Cockburn et al., 2018^[13]; Agrawal et al., 2019^[14]),可以通过改善存量知识搜索过程、帮助识别和预测新知识组合等方式,直接作用于科研创新流

程,帮助企业提升创新效率,更好地发现与创造突破性创新成果。

2. FDI 流入效应

在新兴市场经济国家中,更多 FDI 流入的直接益处是增加国内资本存量,而工业机器人最初的引入主要是通过从发达国家进口,其采购和安装依托于固定资产投资,增加资本存量能够扩大工业机器人安装规模,并且在工业机器人投入生产后,能够替代部分重复性的生产活动,扩大生产规模,促进资本密集型产业发展。工业机器人技术愈加成熟,提高其应用水平更有助于落后国家实现更快速的资本积累(刘春艳和赵军,2023)^[15]。现有研究发现,FDI 的流入可以增加东道国的资本存量,促进就业,激发当地企业的技术创新意愿,从而有助于提升东道国的自主创新能力(蒋殿春和张宇,2008^[16];陈继勇等,2010^[17])。除此之外,FDI 在投资过程中,将知识从一个国家转移到另一个国家,其本身也可以成为国际技术扩散的重要运输工具,产生重要的知识溢出效应(陈继勇和盛杨烽,2008)^[18]。因此,工业机器人的引入和使用,不仅仅可以吸引更多的 FDI 流入,缓解东道国企业科研创新的融资约束,也有望将国外先进的技术与丰富的知识同东道国的商业实践与现实需求进行更加紧密的结合,从而推动突破性创新研究成果的出现。

3. 产业竞争力效应

国家竞争优势理论认为,国家是所有企业和产业参与国际竞争的基础,企业或产业在国际上表现出的竞争优势是国家竞争优势的体现(Porter,2011)^[19]。当本国的某个产业具备国际竞争力时,它会推动信息技术在行业内的传播,提高整个行业的创新速度,为上下游行业提供竞争优势(Porter,2011)。工业机器人融合了机械、电子、传感器、无线通信、声音识别、图像处理 and 人工智能等领域的先进技术,涉及多学科,是一个国家科技发展水平和国民经济现代化、信息化的重要标志(黄亮雄等,2023)^[20]。尽管发达国家利用其在科技方面的领先地位,掌握了人工智能的核心技术,并借此在全球价值链分工中获取更多优势与利益,但是工业机器人的应用可以促进人工智能与信息技术进入已有产业内部,催生新产业、新业态与新模式,淘汰传统高耗能、低效率的生产方式,有助于促进技术革新和产业裂变,也为发展中国家的企业发展突破性创新带来了宝贵机会。

因此,综合以上论述,本文提出如下假说。

H1: 工业机器人的引入和使用能够通过促进数字自动化转型、吸引外商直接投资、提升产业竞争力三种机制,促进一国突破性创新水平的提升。

突破性创新是以全新产品、生产方式和竞争形态来颠覆性地改造市场和产业的创新模式(彭灿等,2018)^[21]。组织学习理论指出,未来企业竞争优势的主要来源之一是其所拥有的知识资源及相对于竞争对手而言更为快速的学习能力。在知识经济时代,蕴含于企业中的知识资源是企业持续竞争优势的重要源泉。因此,准确有效的知识搜索是企业突破创新困境的主要途径,能帮助企业完善现有知识框架,获取异质性知识,丰富知识的多样性(邵云飞等,2017)^[22]。许多研究表明,企业在技术轨迹内的知识搜索策略会对企业的创新绩效产生显著影响(Katila,2002^[23];

Katila and Ahuja, 2002; Laursen and Salter, 2006)。Katila 和 Ahuja (2002) 认为, 知识“搜索深度”和“搜索宽度”对企业优化组织设计, 改善经营管理, 发展技术创新均具有不可替代的重要影响。知识搜索深度反映的是企业在知识搜索过程中利用现有渠道获取知识的力度, 主要体现的是知识搜索的强度, 即知识生产的深化效应 (Laursen and Salter, 2006)。加强对知识搜索深度的探索, 有助于企业加强对当前技术领域知识的深入理解, 更好地把握该领域的最新发展趋势, 提升技术研发和知识转化的效率, 并开发出更加先进和复杂的产品, 从而获得独特的竞争优势。相比之下, 知识搜索宽度反映的是企业通过不同渠道获取知识的丰富程度, 即知识生产的跨界效应 (Laursen and Salter, 2006)。知识搜索宽度的增加能够为企业带来更多领域的异质性知识, 让企业的知识储备更加多元化、丰富化, 为企业解决创新难题, 为实现突破性创新提供更多选择。

工业机器人的引入和使用可以给一个国家的技术创新环境带来一系列颠覆性的变化, 并可以对企业的知识搜索深度和宽度产生根本性的影响。一方面, 工业机器人可以通过加速信息系统和数字化设备的升级, 提高生产经营中数据的收集和分析, 加快数字化和自动化转型, 从而加强企业的搜索深度, 进而通过深化企业在知识领域内的搜索强度, 提高企业解决该领域中复杂问题的能力。另一方面, 工业机器人的应用涉及设计、运输、安装、操作、维护等诸多环节, 有利于工业企业与机器人企业建立长期稳定的合作关系。这种合作有助于企业拓宽知识搜索渠道, 丰富外部知识源的多样性, 鼓励企业寻找与机器人产业相结合的行业, 创造突破性的创新技术和产品。为了对这两种知识搜索策略的效果进行比较, 帮助我们进一步深入理解工业机器人影响突破性创新的理论机制和现实路径, 本文在区分企业是否为制造业企业的基础之上, 针对不同行业企业数字自动化专利的突破性创新水平, 提出了如下竞争性假说。

H2A: 制造业企业在工业机器人深化效应的影响下, 提高知识搜索深度, 研发所得的数字自动化专利突破性创新水平更高。

H2B: 非制造业企业在工业机器人跨界效应的影响下, 扩大知识搜索宽度, 研发所得的数字自动化专利突破性创新水平更高。

二、研究设计

(一) 样本选取和数据来源

本文使用的数据样本为 1995 年至 2019 年全球 41 个国家 27 个行业。本文通过 Orbis Intellectual Property 全球知识产权数据库下载了全球 1.4 亿专利的申请与引用数据, 并通过调整了 Funk 和 Owen-Smith (2017) 的方法对不同专利的突破性创新水平进行了测度。工业机器人数据来源于 IFR, 为了对各个国家不同行业的发展情况进行控制, 本文参考了 Acharya 和 Subramanian (2009)、Moshirian 等 (2021) 的研究, 从联合国工业发展组织 (UNIDO) 的工业统计数据库中提取了各国行业层面的数据以及各国宏观经济发展情况的数据。政府支出占 GDP 比重的数据来自于

Penn World Table (PWT) 数据库。此外,在内生性检验、机制检验和进一步分析中,工业机器人产品进口关税税率的数据来自于 World Integrated Trade Solution (WITS) 数据库,FDI 净流入 (*FDI*)、人均国民收入 (*Income*) 的数据来自于世界银行数据库,产业竞争力 (Competitive Industrial Performance Indexes, *CIP*) 数据来自于联合国工业发展组织 (UNIDO)。

(二) 突破性创新指数的测度

在 Acharya 和 Subramanian (2009), Moshirian 等 (2021) 等人分析各国各行业创新水平的研究框架中,他们根据不同国家不同企业所在的行业,将不同国家所有同一个行业内企业的全部专利数量或者专利被引用数量进行了加总。Funk 和 Owen-Smith (2017) 通过构建专利前向引用和后向引用之间的复杂网络,为刻画不同专利的突破性创新水平提供了新的研究思路。但是在 Funk 和 Owen-Smith (2017) 的原始算法中,突破性创新专利为正值,渐进性创新专利为负值,从未被其他专利引用过的专利则该指数为 0。由于许多国家一个行业内拥有大量专利,不同专利突破性创新属性各不相同,若沿用 Acharya 和 Subramanian (2009), Moshirian 等 (2021) 等人的分析方法对一个行业内的专利产出总数直接加总可能会出现正负值相抵的情况,而从未被其他专利引用过的专利若利用 Funk 和 Owen-Smith (2017) 的原始算法,求解的突破性创新指数为 0,意味着从未被引用过的专利比高被引的补充性专利 (负值) 取值更大,与专利价值的含义明显不符,这些因素导致对该行业突破性创新水平的度量出现偏差。针对这种情况,本文对 Funk 和 Owen-Smith (2017) 的算法进行了改进,提出了改进后的突破性创新指数 *ACD* 和 *mACD*:

$$ACD_t = \begin{cases} \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^n \frac{-2f_{it}b_{it} + f_{it}}{w_{it}} + 1, & \text{当 } f_{it} \neq 0 \text{ 或 } b_{it} \neq 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } f_{it} = b_{it} = 0 \text{ 时} \end{cases} \quad (1)$$

$$mACD_t = \begin{cases} m_t \left(\frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^n \frac{-2f_{it}b_{it} + f_{it}}{w_{it}} + 1 \right), & \text{当 } f_{it} \neq 0 \text{ 或 } b_{it} \neq 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } f_{it} = b_{it} = 0 \text{ 时} \end{cases} \quad (2)$$

其中,如果 i 专利引用了目标专利, f_{it} 为 1, 否则为 0; 如果 i 专利既引用了目标专利又引用了目标专利曾经引用过的其他专利, b_{it} 为 1, 否则为 0; n_t 为 t 年引用过该专利的专利总数; w_{it} 为 i 专利在 t 年的权重, 为了便于计算, 本文参考 Funk 和 Owen-Smith (2017) 将 w_{it} 赋为 1。 $mACD$ 为 ACD 指数的拓展指标, m_t 为 t 年引用过目标专利以及目标专利后向引用专利的专利总数。 n_t 与 m_t 的区别在于前者只关注目标专利被引用了多少次, 而后者考虑到了所有既引用了目标专利又引用了目标专利后向引用专利的总数, 即目标专利所在的族群有多大规模。本文在 Funk 和 Owen-Smith (2017) 算法的基础之上, 将各个专利的 CD 指数加 1, 将从未被引用过的专利设为 0, 修正后的 ACD 指数取值在 0 到 1 之间时为补充性专利, 在 1 到 2 之间时为突破性专利。该调整既保留了 CD 指数越大, 专利突破性创新程度越高的属性, 又重新调整了从未被引专利、补充性专利以及突破性专利的价值排序, 也有效

避免了同一个企业所拥有不同专利之间正负值相抵的测度问题。基于此,本文将不同专利的 ACD 指数和 $mACD$ 指数按照国家—行业—年份进行了加总,因此基于专利引用信息的动态复杂网络,很好地反映出各国各行业的创新成果是否对现有专利引用网络进行了替代,是否形成了新的技术发展路径,从而更好地刻画出了各国各行业的突破性创新水平。

(三) 模型设定和变量说明

为了检验工业机器人与突破性创新之间的关系,本文参考 Acharya 和 Subramanian (2009)、Moshirian 等 (2021) 等人的研究,构建了如下基准回归模型:

$$Y_{ijt} = \alpha + \beta Robot_{ij,t-2} + \gamma' Control_{ij,t-1} + \gamma_t + \mu_{ij} + \varepsilon_{ijt} \quad (3)$$

被解释变量 Y_{ijt} 为国家 i 行业 j 在第 t 年的突破性创新水平,分别用突破性创新指数 (ACD) 和加权突破性创新指数 ($mACD$) 度量;由于专利从研发到授权一般需要 2—3 年的时间,为了避免内生性问题本文参照张杰等 (2020)^[24] 的研究,将核心解释变量滞后 2 期, $Robot_{ij,t-2}$ 表示国家 i 行业 j 第 $t-2$ 年工业机器人的引入和使用水平,分别使用工业机器人新安装数 ($NewRobot$) 和存量数 ($StockRobot$) +1 的自然对数进行衡量;此外,本文选取了多个控制变量:各行业产业增加值占各国每年增加值总额的比例 (VA)、人均国内生产总值 (GDP)、过去 5 年人均 GDP 的标准差 ($VGDP$)、人力资本指数 ($HumCap$)、进出口额占 GDP 的比重 ($Trade$)、政府支出占 GDP 的比重 (Gov)。本文还参考 Acharya 和 Subramanian (2009) 的研究,在控制变量中加入了美国各行业各年度专利授权的数量 ($Intensity$),作为反映不同行业创新水平的控制变量。本文也对年度固定效应 (γ_t) 和国家—行业个体固定效应 (μ_{ij}) 进行了控制, ε_{ijt} 表示随机干扰项,本文在回归过程中采用了国家—行业个体层面的聚类稳健标准误对异方差进行了修正。^①

三、实证分析与结果解释

(一) 基准回归结果

本文首先运用模型 (3) 考察了工业机器人对企业突破性创新的影响。表 1 列 (1) 和列 (3) 的结果显示,在控制了各行业产业增加值比例、人均 GDP 、人均 GDP 标准差、人力资本指数、进出口额占比、政府支出占比、行业创新水平、时间效应和国家—行业个体效应之后,世界各国各行业新安装的工业机器人数量和使用中的存量工业机器人数量对该行业专利的突破性创新指数的影响系数显著为正,且均在 1% 的统计水平上显著。相似的,列 (2) 和列 (4) 的结果显示各国各行业的工业机器人新安装数量和存量数量对该行业加权突破性创新指数的影响系数也显著为正,说明从全球各国分行业的数据来看,引入和使用更多工业机器人确实可以驱动该行业产生更多突破性创新成果,对原有的技术发展路线产生了颠覆性的影

^①限于篇幅,样本描述性统计未列出,读者可登录对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。

响，初步证实了本文的假说 H1。

表 1 工业机器人对突破性创新的影响

变量	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>NewRobot</i>	0.106*** (0.017)	0.107*** (0.020)		
<i>StockRobot</i>			0.128*** (0.015)	0.135*** (0.018)
<i>VA</i>	-3.004* (1.628)	-3.891** (1.973)	-4.126** (1.622)	-5.160*** (1.968)
<i>GDP</i>	1.610*** (0.225)	1.436*** (0.249)	1.471*** (0.220)	1.284*** (0.245)
<i>VGDP</i>	-1.203** (0.561)	-1.962*** (0.714)	-1.229** (0.557)	-1.980*** (0.708)
<i>HumCap</i>	0.866 (0.639)	1.101 (0.805)	0.562 (0.638)	0.781 (0.804)
<i>Trade</i>	1.799*** (0.276)	1.765*** (0.345)	1.621*** (0.270)	1.573*** (0.344)
<i>Gov</i>	1.635** (0.744)	1.642* (0.891)	1.733** (0.722)	1.748** (0.872)
<i>Intensity</i>	0.032 (0.063)	-0.018 (0.079)	0.068 (0.063)	0.022 (0.079)
<i>Constant</i>	-14.333*** (2.407)	-12.117*** (2.686)	-12.744*** (2.328)	-10.410*** (2.630)
国家—行业效应	YES	YES	YES	YES
年份效应	YES	YES	YES	YES
样本量	20 181	20 181	20 181	20 181
Adj R ²	0.571	0.603	0.584	0.613

注：*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%水平下显著。括号内为回归系数的标准误。下同。

(二) 稳健性检验^①

1. 2SLS 检验

本文在参考綦建红和张志彤（2022）^[25]对工业机器人产品在国际贸易中的 HS6 编码类型进行归类总结的基础之上，通过 World Integrated Trade Solution (WITS) 数据库，收集整理了 47 个国家主要工业机器人产品在 HS6 编码下各年的加权关税税率，并在平均之后进行了一阶差分，求出了各年度各国对机器人产品进口平均税率的变化率 (*RobotTariff*)，作为工具变量进行 2SLS 检验。检验结果表明，在利用 2SLS 回归排除了遗漏变量等内生性问题后，各国各行业新安装工业机器人的引入和使用可以显著促进该国该行业突破性创新水平的提高。

^①限于篇幅，稳健性检验未列出，查阅同前。

2. PSM 检验

工业机器人在不同国家和不同行业之间的应用具有较大差异性，为了排除极端值对本文结果的影响，本文通过参考 Fang 等（2014）^[26]，张叶青等（2021）^[27] 的研究，将工业机器人新安装数量（*NewRobot*）和存量数量（*StockRobot*）从大到小进行排序并根据中位数设置了高工业机器人新安装组（*NewRobot_Dummy*）和高存量组（*StockRobot_Dummy*）的虚拟变量，然后使用倾向值得分匹配样本重新采用模型（3）对本文的基准回归进行估计。结果表明，排除了不同国家—行业之间极端值的影响后工业机器人对突破性创新的正向影响依然显著。

3. 替换因变量

为了验证工业机器人对普通创新活动的影响，本文参考 Moshirian 等（2021）的研究，使用每个国家每年每个行业的专利总数加 1 的对数（ $\ln Pat$ ）、总被引用数加 1 的对数（ $\ln Cite$ ）和当年获得专利授权的企业总数加 1 的对数（ $\ln Nfirm$ ）作为创新产出的代理变量。结果表明，即便是将创新产出的变量换成传统的创新指标，工业机器人的引入和使用也可以显著促进创新成果的增加。

4. 替换自变量

许多研究使用行业内机器人与员工的比例来反映工业机器人对该行业的渗透率（Acemoglu and Restrepo, 2019^[28]；Acemoglu and Restrepo, 2020^[29]）。因此，本文通过 UNIDO 数据库收集了世界各国各部门就业人数的数据，将各行业工业机器人新安装数量和存量数量除以该行业就业人数得到新安装工业机器人渗透率（*NewRobotDensity*）和存量机器人渗透率（*StockRobotDensity*），并重新进行了检验，检验结果与基准回归一致。

5. 其他稳健性检验

除此之外，本文还通过将自变量滞后 3 期、删除最终持有人为国外企业或机构的专利后重新计算突破性创新指数、增加控制变量等方式进行了稳健性检验，检验的结果与本文的基准回归仍然一致。

四、机制分析

通过上文的分析可知，工业机器人的引入和使用可以对各国各行业的突破性创新产生显著的正向影响，但工业机器人通过何种机制影响了各国的突破性创新活动还需要进行进一步研究。因此，本文将通过数字自动化转型效应、FDI 流入效应、产业竞争力效应三个方面进一步分析工业机器人对突破性创新的影响机制。

（一）数字自动化转型效应

为了考察工业机器人的应用是否会催生更多数字自动化技术创新，本文参考了 Dechezleprêtre 等（2021）^[30] 等人的研究，通过建立数字自动化的相关词库，利用机器学习文本分析方法在 Intellectual Property 全球知识产权数据库中对全球 1.4 亿专利中含英文摘要的专利进行了检索，当一个专利 IPC 分类下有 90% 的专利在摘要中都出现了表 2 中的数字自动化词汇，则该专利 IPC 为数字自动化专利，最终本文确认了全球 123 个 6 位 IPC 类别为数字自动化专利类别。然后，本文计算了全球

各国各行业在这 123 个数字自动化 IPC 类别中的专利授权个数并加 1 取对数 (*AutoNum*), 从而得到了全球各国各行业数字自动化专利的数量。本文通过参考温忠麟和叶宝娟 (2014)^[31] 的逐步回归法检验工业机器人是否可以通过促进行业数字自动化转型, 提高突破性创新水平。

表 2 数字自动化专利相关词库

分类	相关词汇	来源
自动化 Automat *	automation, automatization; 或 automat * 出现 5 次以上; 或 (automat * 或 autonomous) 与 (warehouse, operator, arm, convey *, handling, inspect *, knitting, manipulat *, regulat *, sensor, storage, store, vehicle system, weaving, welding) 在同一个句子中出现 2 次以上	Doms 等 (1997) ^[32] ; Acemoglu 和 Restrepo (2018) ^[33] ; Dechezleprêtre 等 (2021)
机器人 Robot *	robot * (手术或医疗除外)	Doms 等 (1997); Acemoglu 和 Restrepo (2018)
数字控制 Numerical control	computer numerical control, CNC, numeric * control *; 或 numerical control 与制造相关词汇在同一个句子中出现	Doms 等 (1997); Acemoglu 和 Restrepo (2018)
计算机辅助设计和制造 Computer-aided design and manufacturing	computer-aided/-assisted/-supported 与制造相关词汇在同一个句子中出现; CAD, CAM (“content addressable memory” 除外) 与制造相关词汇在同一个句子中出现	Doms 等 (1997)
柔性制造 Flexible manufacturing	flexible manufacturing	Doms 等 (1997)
可编程逻辑控制器 Programmable logic control	programmable logic control, PLC (powerline 或 power line 除外)	Doms 等 (1997)
3D 打印 3D printer	3D print, additive manufacturing, additive layer manufacturing	Dechezleprêtre 等 (2021)
劳动 Labor	laborious	Dechezleprêtre 等 (2021)
制造相关词汇	machine, manufacturing, equipment, apparatus, machining	

表 3 显示了工业机器人促进突破性创新的数字自动化转型效应的分析结果。列 (1) 和列 (2) 显示了工业机器人新安装数量和存量数量对该行业数字自动化专利数量的系数均显著为正, 说明随着工业机器人的引进与使用数量增加, 该行业可以产生更多的数字自动化专利, 满足了数字自动化专利作为中介变量有效性的检验。列 (3) — (6) 显示了将数字自动化专利数量作为中介变量放入模型 (3) 后的回归结果, 可以发现与基准回归相比, 工业机器人新安装数量和存量数量对该行业突破性创新指数的影响系数均有所下降, 说明工业机器人通过促进数字自动化专利的增多, 为工业机器人提升行业突破性创新水平起到了部分中介作用。

表3 工业机器人促进突破性创新的数字自动化转型效应

变量	<i>AutoNum</i>	<i>AutoNum</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>AutoNum</i>			0.353 *** (0.039)	0.289 *** (0.048)	0.348 *** (0.038)	0.283 *** (0.047)
<i>NewRobot</i>	0.051 *** (0.013)		0.088 *** (0.015)	0.092 *** (0.018)		
<i>StockRobot</i>		0.033 *** (0.011)			0.117 *** (0.014)	0.125 *** (0.017)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
国家—行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
样本量	20 181	20 181	20 181	20 181	20 181	20 181
Adj R ²	0.139	0.133	0.593	0.612	0.606	0.622

(二) FDI 流入效应

本文从世界银行数据库中收集了各国 FDI 净流入的数据并进行了对数化处理 (FDI)，并在表 4 中分析了 FDI 流入效应对工业机器人促进突破性创新的影响。列 (1) 和列 (2) 显示工业机器人新安装数量和存量数量的上升会促进两年后该国 FDI 的流入，且在 1% 和 10% 的统计水平上显著。在列 (3) — 列 (6) 的回归中，各行业工业机器人新安装数量和存量数量与 FDI 流入金额之交乘项的系数均显著为正，说明 FDI 的流入确实可以与工业机器人的应用产生协同效应，共同促进该国该行业突破性创新水平的上升。

表4 工业机器人促进突破性创新的 FDI 流入效应

变量	<i>FDI</i>	<i>FDI</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>NewRobot</i>	0.046 *** (0.011)		-0.437 *** (0.084)	-0.425 *** (0.103)		
<i>StockRobot</i>		0.018 * (0.009)			-0.387 *** (0.083)	-0.365 *** (0.101)
<i>NewRobot</i> × <i>FDI</i>			0.022 *** (0.003)	0.022 *** (0.004)		
<i>StockRobot</i> × <i>FDI</i>					0.022 *** (0.003)	0.021 *** (0.004)
<i>FDI</i>			-0.035 *** (0.011)	-0.025 * (0.014)	-0.056 *** (0.014)	-0.046 *** (0.017)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
国家—行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
样本量	19 547	19 547	19 547	19 547	19 547	19 547
Adj R ²	0.448	0.447	0.582	0.609	0.595	0.618

(三) 产业竞争力效应

为了分析工业机器人对各国产业竞争力的影响, 本文从联合国工业发展组织 (UNIDO) 收集整理各国产业竞争力的数据。表 5 显示了工业机器人通过增强产业竞争力促进突破性创新的回归结果。列 (1) 和列 (2) 当中工业机器人新安装数量和存量数量对产业竞争力的影响系数均显著为正, 说明随着一国工业机器人的引进和使用数量上升, 该国制造业的产业竞争力得到了显著提升。在列 (3) —列 (6) 的回归中, 各行业工业机器人新安装数量和存量数量与产业竞争力指数交乘项的系数均显著为正, 说明工业机器人通过推动生产流程数字自动化, 提高生产效率, 有效增强了一国产业竞争力的提升, 进而进一步强化了该国优势产业的比较优势, 为相关行业的发展带来了更多的突破性创新机会。

表 5 工业机器人促进突破性创新的产业竞争力效应

变量	<i>CIP</i>	<i>CIP</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>	<i>ACD</i>	<i>mACD</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>NewRobot</i>	0.003*** (0.001)		-0.028 (0.028)	-0.043 (0.034)		
<i>StockRobot</i>		0.006*** (0.000)			-0.033 (0.025)	-0.043 (0.031)
<i>NewRobot</i> × <i>CIP</i>			0.410*** (0.095)	0.469*** (0.109)		
<i>StockRobot</i> × <i>CIP</i>					0.561*** (0.090)	0.638*** (0.109)
<i>CIP</i>			6.559*** (0.753)	6.533*** (0.896)	4.396*** (0.798)	4.099*** (0.940)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
国家—行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
样本量	20 181	20 181	20 181	20 181	20 181	20 181
Adj R ²	0.544	0.573	0.605	0.626	0.617	0.635

五、进一步研究

(一) 跨界效应还是深化效应: 基于全球专利面板数据的分析

本文已经证实了工业机器人在促进各国各行业突破性创新上起到的重要作用, 但是工业机器人对不同行业突破性创新的影响存在着两种可能: 一是“跨界效应”强调打破专业边界, 通过扩大知识搜索范围, 搜寻更多跨领域和多样性的知识, 实现创造性的知识重新组合。在这种情况下, 非制造业企业引入工业机器人有可能促使该企业涉足数字自动化技术, 将自己领域的科学知识 with 自动化、信息化、智能化技术进行交叉融合, 从而产生更高突破性创新水平的专利成果。二是“深化效应”强调在狭窄领域的深度探索, 通过加强知识搜索深度, 沿着原有的技术轨迹, 加大知识的深化探索, 发现实现技术突破的诀窍, 即制造业企业通过扩大对工业机器人的使用与研发力度, 进一步加强对数字自动化技术的钻研与深入挖掘, 从而产出具有更高水平的数字自动化技术, 对前人技术产生迭代与颠覆效果, 产生具有更高突

突破性创新水平的专利成果。

为了更深入地对工业机器人在促进突破性创新之中的跨界效应与深化效应进行比较分析,本文对专利数据进行了如下处理:首先,本文在前文中计算了全球1.4亿专利突破性创新指数的基础之上,选择了第4年的ACD和mACD指数作为不同专利突破性创新程度跨时间横向比较的基础。这是因为前三年通常是专利引用的高峰期,目标专利是突破性专利还是补充性专利,在3—5年之后会基本确定(Funk and Owen-Smith, 2017)。其次,本文去掉了没有行业和所有人信息的专利,授权时间不足4年的专利,以及各国各行业在首次引入工业机器人之前申请的专利,控制变量中数据缺失的专利,最终得到了全球1276.4万件专利作为本文的研究对象。再次,通过前文所述的专利摘要文本分析方法,本文从1276.4万件专利中识别确认了数字自动化专利,并为每项专利设置了虚拟变量AutoPatent,如果该专利的IPC类别属于数字自动化专利类别,则为1,否则为0。最后,本文根据Moshirian等(2021)的研究,将专利所有人所在行业属于国际标准产业分类代码(SIC)20-39设为制造业专利,将专利所有人所在行业属于国际标准产业分类代码(SIC)1-19和40-99设为非制造业专利,为分析工业机器人对制造业和非制造业数字自动化专利的异质性影响建立了以下模型:

$$ACD_{kij,t+4} \text{ or } mACD_{kij,t+4} = \alpha + \beta_1 Robot_{ij,t-2} \times AutoPatent_k + \beta_2 Robot_{ij,t-2} + \beta_3 AutoPatent_k + \gamma' X_{ij,t-1} + IPC_k + \gamma_t + \mu_{ij} + \varepsilon_{kijt} \quad (4)$$

其中, $ACD_{kij,t+4}$ 和 $mACD_{kij,t+4}$ 为 i 国 j 行业的 k 专利在 $t+4$ 年时的突破性创新指数(ACD)和加权突破性创新指数(mACD);解释变量 $Robot_{ij,t-2}$ 表示国家 i 行业 j 第 $t-2$ 年工业机器人的引入和使用水平,分别使用工业机器人新安装数(NewRobot)和存量数(StockRobot)+1的自然对数进行衡量; $AutoPatent_k$ 为专利 k 是否为数字自动化专利的虚拟变量;此外,模型(4)中还加入了专利 k 所在IPC的固定效应;其余的设置与模型(3)相同。

表6显示了工业机器人对制造业与非制造业数字自动化专利突破性创新水平异质性影响的分析结果。 $NewRobot \times AutoPatent$ 和 $StockRobot \times AutoPatent$ 的系数在所有的8列中均显著为正,说明随着各国各行业机器人引进与使用数量的增加,与非数字自动化专利相比,数字自动化专利的突破性创新水平获得更大的提升。其中,非制造业 $NewRobot \times AutoPatent$ 和 $StockRobot \times AutoPatent$ 的系数均显著大于制造业对应的交乘项系数,并且通过了组间系数差异的显著性检验,说明在各国各行业机器人引进与使用数量增加的趋势下,非制造业的数字自动化专利的突破性创新水平提升更大。这也说明与制造业企业在工业机器人的影响下发展数字自动化专利的深化效应相比,非制造业企业在工业机器人的影响下发展数字自动化专利的跨界效应带来的突破性创新提升效果更为显著,这验证了本文的假说H2B。该结果说明,工业机器人的引入与使用为企业在全球数字自动化与智能化的发展趋势中,突破传统知识边界提供了机会,并通过发展数字自动化技术与创新应用,颠覆与重塑原有产业链与价值链,打破市场格局与行业生态,产生更多突破性创新成果,为本国企业与行业在全球竞争中占据更加有利的竞争地位获取宝贵机会。

表6 工业机器人跨界效应与深化效应的比较分析

变量	ACD	ACD	mACD	mACD	ACD	ACD	mACD	mACD
	制造业 专利	非制造业 专利	制造业 专利	非制造业 专利	制造业 专利	非制造业 专利	制造业 专利	非制造业 专利
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>NewRobot</i> × <i>AutoPatent</i>	0.001 *** (0.0003)	0.004 ** (0.001)	0.057 *** (0.007)	0.121 *** (0.031)				
<i>StockRobot</i> × <i>AutoPatent</i>					0.002 *** (0.0003)	0.002 ** (0.001)	0.055 *** (0.007)	0.126 *** (0.026)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
国家—行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
专利类别效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
样本量	12 233 158	531 085	12 233 158	531 085	12 233 158	531 085	12 233 158	531 085
Adj R ²	0.069	0.060	0.024	0.043	0.069	0.060	0.024	0.043
组间系数 差异检验	Chow Test = 764.34 P-Value<0.001		Chow Test = 217.27 P-Value<0.001		Chow Test = 866.33 P-Value<0.001		Chow Test = 223.40 P-Value<0.001	

六、结论与政策建议

本文通过构建全球专利引用的动态复杂网络，对全球1.4亿专利的突破性水平进行了评估，实证检验了工业机器人对各国各行业突破性创新的影响。研究发现：工业机器人能够显著提高所在行业的突破性创新水平。数字自动化转型效应、FDI流入效应以及产业竞争力效应是工业机器人促进各国各行业突破性创新水平提升的关键机制。工业机器人对突破性创新的积极作用在非制造业企业扩大知识搜索范围，发展数字自动化专利的跨界效应上更为突出。本文的研究为新兴市场经济体扩大工业机器人的引入和应用，把握信息化、自动化、智能化的技术变革趋势，发挥后发优势，实现突破性创新的跨越式发展产生了以下启示：

第一，工业机器人是集机械、电子、控制、计算机、传感器、人工智能等多学科先进技术于一体的数字自动化装备，代表着未来智能装备的发展方向。世界主要工业发达国家均将机器人作为抢占科技产业竞争的前沿和焦点，正在加紧谋划布局。当前新一轮科技革命和产业变革加速演进，机器人产业迎来升级换代、跨越发展的窗口期，正在加速与新一代信息技术、生物技术、新能源、新材料等技术进行深度融合。政府应当增强对制造业采用工业机器人的财政和政策支持。这包括提供税收优惠、财政补贴和低息贷款等激励措施，以促进企业提高生产效率和产品质量。

第二，FDI不仅仅是一国经济增长与产业发展的重要资本来源，也是国际技术扩散的重要载体（陈继勇和盛杨悻，2008）。本文的研究结果表明，FDI流入与本国工业机器人应用具有重要的协同效应，可以共同促进一国突破性创新水平的提

升。发展中国家应该正视本国工业机器人技术与国外的差距，以更加开放的态度和更高效的进出口政策积极鼓励引进国外资本与先进技术，建立更加公平高效的国际营商环境，充分利用国际创新资源带动本国突破性创新事业的发展。人工智能技术的渗透应用和迭代优化需要广泛丰富的场景，工业机器人的研发与创新也需要与复杂多样的生产实践深度结合。发达国家工业机器人的领军企业也可以加强与发展中国家生产部门在关键技术、关键部件、主机及系统集成等方面的研发合作，加深对实际生产运营实践环节中各种数字自动化需求与工作流程的深入理解，共同发现和创造更多与工业机器人技术相关的数字自动化与智能化技术创新。

第三，本文的研究成果也从知识异质性与知识搜索策略的角度，为企业发现与创造突破性创新提供了实证证据。现有科学学的研究指出，在知识空间中更不相关、更遥远的知识元素的组合，更有助于产生具有更大新颖性和原创性的研究成果 (Gebhart and Funk, 2020)^[34]。工业机器人作为一种快速迭代、高普适性、高应用性的平台技术，通过将各部门、各领域的独特知识和丰富生产与商业实践进行深度结合，对探索新的研究轨迹，实现技术跨越具有划时代的重要意义。政府应鼓励本国企业与国际领先企业在工业机器人领域进行合作，促进知识和技术的交流，提升本国行业在全球市场中的竞争力。各国企业应该在充分认识到在各自生产领域应用工业机器人重要的商业价值的同时，重视通过设计、研发、改造工业机器人与外部组织和相关机构产生信息沟通、互相学习与知识溢出的机会，通过扩大跨组织科研技术合作，链接更多具有异质性的知识主体，加大知识搜索宽度，更好地发挥应用工业机器人的跨界效应，推动更多突破性创新研究成果的培育与发展。

[参考文献]

- [1] ATKINSON R D. Robots and International Economic Development [J]. *Georgetown Journal of International Affairs*, 2019, 20: 170-178.
- [2] ARTHUR W B. The Nature of Technology: What It Is and How It Evolves [M]. Simon and Schuster, 2009.
- [3] FUNK R J, OWEN-SMITH J. A Dynamic Network Measure of Technological Change [J]. *Management Science*, 2017, 63 (3): 791-817.
- [4] KATILA R, AHUJA G. Something Old, Something New: A Longitudinal Study of Search Behavior and New Product Introduction [J]. *Academy of Management Journal*, 2002, 45 (6): 1183-1194.
- [5] LAURSEN K, SALTER A. Open for Innovation: The Role of Openness in Explaining Innovation Performance among UK Manufacturing Firms [J]. *Strategic Management Journal*, 2006, 27 (2): 131-150.
- [6] HENDERSON R M, CLARK K B. Architectural Innovation: The Reconfiguration of Existing Product Technologies and the Failure of Established Firms [J]. *Administrative Science Quarterly*, 1990: 9-30.
- [7] ZHOU K Z, YIM C K, TSE D K. The Effects of Strategic Orientations on Technology- and Market-based Break-through Innovations [J]. *Journal of Marketing*, 2005, 69 (2): 42-60.
- [8] ACHARYA V V, SUBRAMANIAN K V. Bankruptcy Codes and Innovation [J]. *Review of Financial Studies*, 2009, 22 (12): 4949-4988.
- [9] MOSHIRIAN F, TIAN X, ZHANG B, et al. Stock Market Liberalization and Innovation [J]. *Journal of Financial Economics*, 2021, 139 (3): 985-1014.

- [10] DIXON J, HONG B, WU L. The Robot Revolution; Managerial and Employment Consequences for Firms [J]. *Management Science*, 2021, 67 (9): 5586-5605.
- [11] 肖海林, 董慈慈. 突破性技术创新研究: 现状与展望——基于 SSCI 和 CSSCI 期刊的文献计量分析 [J]. *经济管理*, 2020, 42 (2): 192-208.
- [12] 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, 40 (4): 72-93.
- [13] COCKBURN I M, HENDERSON R, STERN S. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation; An Exploratory Analysis [M]. *The Economics of Artificial Intelligence; An Agenda*. University of Chicago Press, 2018: 115-146.
- [14] AGRAWAL A, GANS J S, GOLDFARB A. Artificial Intelligence; The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33 (2): 31-49.
- [15] 刘春艳, 赵军. 工业机器人应用缩小了全球经济鸿沟吗 [J]. *国际商务 (对外经济贸易大学学报)*, 2023 (4): 69-83.
- [16] 蒋殿春, 张宇. 经济转型与外商直接投资技术溢出效应 [J]. *经济研究*, 2008 (7): 26-38.
- [17] 陈继勇, 雷欣, 黄开琢. 知识溢出、自主创新能力与外商直接投资 [J]. *管理世界*, 2010 (7): 30-42.
- [18] 陈继勇, 盛杨怿. 外商直接投资的知识溢出与中国区域经济增长 [J]. *经济研究*, 2008, 43 (12): 39-49.
- [19] PORTER M E. *Competitive Advantage of Nations; Creating and Sustaining Superior Performance* [M]. Simon and Schuster, 2011.
- [20] 黄亮雄, 林子月, 王贤彬. 工业机器人应用与全球价值链重构: 基于出口产品议价能力的视角 [J]. *中国工业经济*, 2023 (2): 74-92.
- [21] 彭灿, 奚雷, 张学伟. 高度动态与竞争环境下突破性创新对企业持续竞争优势的影响研究 [J]. *科技管理研究*, 2018, 38 (24): 10-17.
- [22] 邵云飞, 詹坤, 吴言波. 突破性技术创新: 理论综述与研究展望 [J]. *技术经济*, 2017, 36 (4): 30-37.
- [23] KATILA R. New Product Search Over Time; Past Ideas in Their Prime? [J]. *Academy of Management Journal*, 2002, 45 (5): 995-1010.
- [24] 张杰, 陈志远, 吴书凤, 等. 对外技术引进与中国本土企业自主创新 [J]. *经济研究*, 2020, 55 (7): 92-105.
- [25] 綦建红, 张志彤. 机器人应用与出口产品范围调整: 效率与质量能否兼得 [J]. *世界经济*, 2022, 45 (9): 3-31.
- [26] FANG V W, TIAN X, TICE S. Does Stock Liquidity Enhance or Impede Firm Innovation? [J]. *Journal of Finance*, 2014, 69 (5): 2085-2125.
- [27] 张叶青, 陆瑶, 李乐芸. 大数据应用对中国企业市场价值的影响: 来自中国上市公司年报文本分析的证据 [J]. *经济研究*, 2021, 56 (12): 42-59.
- [28] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and New Tasks; How Technology Displaces and Reinstates Labor [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33 (2): 3-29.
- [29] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and Jobs; Evidence from US Labor Markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6): 2188-2244.
- [30] DECHEZLEPRÊTRE A, HÉMOUS D, OLSEN M, et al. Induced Automation; Evidence from Firm-level Patent Data [J]. University of Zurich, Department of Economics, Working Paper, 2021 (384).
- [31] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展 [J]. *心理科学进展*, 2014, 22 (5): 731-745.
- [32] DOMS M, DUNNE T, TROSKE K R. Workers, Wages, and Technology [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1997, 112 (1): 253-290.

- [33] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment [J]. American Economic Review, 2018, 108 (6): 1488–1542.
- [34] GEBHART T, FUNK R J. The Emergence of Higher-order Structure in Scientific and Technological Knowledge Networks [J]. Academy of Management Proceedings, 2020 (1): 12214.

The Impact of Industrial Robots on Radical Innovation in the Context of Digital Automation Transformation — An Empirical Examination Based on Industry-level Data from 41 UNIDO Countries

XU Zhaoyi GONG Bing CHEN Yanming YANG Siyao

Abstract: In the new wave of technological revolution and industrial transformation, the development of industrial automation, represented by industrial robots, has brought significant historical opportunities for technological innovation, especially radical innovations. In this study, using dynamic complex network analysis, we assess the breakthrough level of 140 million patents worldwide and examine the impact of industrial robots on the development of radical innovation in 27 industries across 41 UNIDO countries. We find that industrial robots significantly enhance the level of radical innovation in each industry. Accelerating automation transformation, attracting foreign direct investment, and enhancing industrial competitiveness are critical channels. In further analysis, we find that industrial robots have a more prominent positive effect on radical innovation in non-manufacturing industries, particularly in expanding knowledge search scope and developing cross-domain automation patents. The results are valid after we performed a series of endogeneity and robustness tests. Our study provides important insights for emerging market economies to leverage their latecomer advantages and utilize industrial robots for fostering radical innovation.

Keywords: Industrial Robots; Radical Innovation; Knowledge Search; Cross-border Effects

(责任编辑 白光)