

工业机器人与企业创新

——来自中国制造业企业的证据

冯 玲 袁 帆 刘小逸*

摘要: 本文从理论和实证两方面, 探究工业机器人使用对企业创新行为的影响。理论分析表明, 给定要素市场价格, 机器人相对于低技能劳动者的成本节约优势, 会降低企业边际生产成本, 提高创新边际收益, 激励企业创新, 并形成高技能劳动者和其他资本品与机器人之间的“人机协同”“资机协同”效应。实证部分利用中国制造业企业数据, 验证了工业机器人的创新激励价值, 并从人机协同、资机协同、生产率异质性等角度为理论推论提供支持证据。

关键词: 工业机器人; 企业创新; 异质性

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2023.04.02

一、引 言

创新与自动化生产对一国经济增长至关重要。创新关系着一国或地区的经济增长和技术水平演进 (Romer, 1990), 自动化则影响一国或地区的劳动力需求结构、收入差异等 (Acemoglu and Restrepo, 2018)。创新与自动化生产对中国经济转型, 向制造业强国转变尤为重要。《中国制造 2025》战略规划明确提出: “坚持把创新摆在制造业发展全局的核心位置……推进制造过程智能化”。在政策支持和劳动力成本上升等现实背景下, 中国制造业企业的工业机器人使用规模大幅增长, 并于 2016 年首次超越日本, 成为全球工业机器人存量规模最大的国家。^①

智能制造能否推动一国制造业企业创新? 文献对此缺乏讨论。一个潜在原因是缺乏企业层面的工业机器人数据 (Seamans and Raj, 2018)。中国海关数据库对此给予了补充, 提供了中国企业在 HS8 位码上的机器人进口数据。基于进口机器人数据来衡量中国企业的机器人使用情况, 其合理性源自: 其一, 2010 年之前, 中国企业使用的机器人主要来自进口 (Fan et al, 2021; 李磊等, 2021); 其二, 全球机器人生产具有高度垄断性

* 冯玲、袁帆、刘小逸, 上海财经大学金融学院。通信作者及地址: 袁帆, 上海市杨浦区国定路 777 号, 200433; 电话: 13122901020; E-mail: yuanfan@163.sufe.edu.cn。本文得到国家教育部人文社会科学研究基金一般项目 (19YJA790011)、国家自然科学基金面上项目 (72173078)、上海财经大学创新团队支持计划 (IRTSHUFE) 的资助。感谢匿名审稿人的宝贵意见, 文责自负。

^① 国际机器人联合会 (International Federation of Robotics, IFR) 将工业机器人定义为一种可自动控制、可重复编程、可完成多目标任务的机械, 是面向工业领域的多关节机械手或多自由度机器人。根据 IFR《2021 年世界机器人报告》, 截至 2020 年年底, 中国工业机器人存量约 94.3 万台, 达世界总存量的 31.4%。其中, 仅 2020 年一年间, 中国新增工业机器人 16.84 万台, 占全球当年新增量的 43.85%, 是单个国家有史以来的最高纪录。

(Bonfiglioli et al, 2020), 集中于国外六大生产商^①; 其三, 中国自产机器人具有明确应用行业, 集中于橡胶、塑料制造业、电子设备等行业 (IFR, 2014)。

根据中国工业企业数据、海关数据和专利数据库的匹配数据, 机器人使用与企业创新具有强烈的正相关性。表 1A 显示, 2000—2013 年间, 机器人进口企业 (以下简称“机器人企业”) 在研发投入、创新产出和企业销售规模上, 都比未进口机器人的企业 (简称“无机器人企业”) 具有显著优势, 且在研发、创新上的优势更为突出。表 1B 进一步汇报了机器人企业各项指标在全体企业中的占比。其中, 机器人企业的数量占比仅为 0.493%, 但其 R&D 投入、专利申请数量、销售额占比却分别高达 11.74%、6.21% 和 6.05%。

文献指出, 创新特别依赖于企业的预期回报 (Melitz and Redding, 2021)。那么, 机器人企业在研发创新上的突出表现, 是否表明智能制造提高了企业研发创新的预期回报, 因而鼓励企业投入创新活动中? 为理解机器人使用如何影响企业创新决策, 本文首先建立一个带有如下特征的局部均衡模型: 其一, 创新能够提升企业生产率。其二, 将机器人作为生产要素, 引入任务型企业生产过程中。生产流水线上, 机器人与低技能劳动者相互竞争, 但使用机器人的可变成本低于低技能劳动者 (Acemoglu and Restrepo, 2018)。其三, 给定要素市场价格和行业总需求, 机器人相对于低技能劳动者的成本节约优势, 能降低企业边际生产成本, 允许企业以更低的产品价格获得更高的市场销售额, 从而增加创新边际收益, 激励企业创新动机。其四, 高技能劳动者和其他资本品与机器人之间存在“机器人-高技能劳动者”协同效应 (“人机协同”)、以及“机器人-其他资本品”协同效应 (“资机协同”), 形成机器人使用对企业创新的异质性影响。

表 1 企业创新表现

A. 企业创新指标和规模对比			
企业类型	无机器人企业 (1)	机器人企业 (2)	差值 (机器人企业—无机器人企业) (3)
平均专利数量 (个)	0.390*** (68.20)	5.306*** (6.53)	4.916*** (41.21)
平均发明专利数量 (个)	0.037*** (12.65)	1.086*** (3.09)	1.048*** (17.41)
平均外观专利数量 (个)	0.140*** (42.54)	1.168*** (5.44)	1.028*** (15.77)
平均实用新型专利数量 (个)	0.213*** (91.68)	3.053*** (6.22)	2.839*** (54.71)
平均 R&D 规模 (ln)	4.854*** (465.40)	7.262*** (65.96)	2.408*** (24.47)
平均销售额规模 (ln)	10.311*** (6 291.64)	12.427*** (315.23)	2.115*** (65.92)

① ABB (瑞士)、欧姆龙 (美国)、发那科 (日本)、川崎 (日本)、库卡 (德国)、安川 (日本)。

(续表)

B. 机器人企业各项指标在总体企业中的占比							
指标	企业数量	专利总数	发明专利数	外观专利数	实用新型专利数	R&D	销售额
占比	0.493%	6.21%	11.58%	3.91%	6.72%	11.74%	6.05%

注：(1)“机器人企业”指在2000—2013年间进口过机器人的企业，“无机器人企业”指这期间没有进口过机器人的企业。(2)表1A列(1)、(2)分别汇报了在无机器人企业组与机器人企业组内，各企业对应指标的年均值对常数项的回归结果；列(3)为全样本组内，各企业对应指标的年均值对机器人企业虚拟变量的回归结果（截面数据，回归中包含常数项）。(3)***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平，括号内为 t 值。后文表格定义相同。(4)表1B中，专利总数为发明专利、实用新型专利以及外观专利申请数量的总和。“专利总数”占比定义为样本期内，所有机器人企业的专利数量总和除以所有企业专利数量总和，不区分年份维度。其他占比定义类似。(5)为剔除异常值影响，对后文实证涉及的比值类变量（成本率、杠杆率、贸易参与度、劳动力资本比、资本利润率）进行0.5%的截尾处理。全文图、表、回归结果截尾处理方式均相同。

之后，本文利用2000—2013年的中国制造业企业数据，识别机器人使用对企业创新的促进作用。工具变量回归结果显示，企业机器人进口存量每增加1%，其专利产出将增加0.1%—1%。在控制国产机器人的主要应用行业、以研发支出(R&D)衡量企业创新表现后，这一发现依然稳健。机制分析显示，高技能劳动者、其它他资本品、生产率水平等对机器人激励创新具有协同效应，为理论模型中的“人机协同”“资机协同”等机制提供证据。

本研究贡献如下。^①首先，通过探究机器人使用对企业创新的激励作用，拓展工业机器人经济影响的相关文献。现有研究主要关注工业机器人在部分工种（如喷漆、焊接、组装等）中对产业工人的替代（Acemoglu and Restrepo, 2018、2020），对企业生产率的提升，降低行业（企业）产品价格（Graetz and Michaels, 2018），促进劳动力需求的增加（李磊等，2021），通过工艺创新提高企业产品质量（程虹和袁璐雯，2020）。关于机器人使用对企业创新的影响，与本文最为相似的是诸竹君等（2022）。但本文与该文存在以下四个方面的区别：第一，本文构造理论模型，明确机器人使用激励企业创新的工作机制。第二，本文经验分析部分重点识别机器人使用与企业创新之间的因果关系。为此，利用中国加入WTO之后的机器人进口关税变动、美国同行业的机器人应用程度等构建工具变量，充分剔除机器人使用与创新之间可能存在的内生性问题。基于工具变量回归结果，本文发现机器人使用更利于高生产率企业增加创新，诸竹君等（2022）则发现头部企业与小企业无差异。第三，本文基于细分专利类别的属性差异对理论推论进行延展，发现机器人对企业创新的激励作用主要表现于对现有产品的升级，而非全新产品的发明。第四，本文进一步研究发现国内机器人制造企业并没有通过进口学习效应提升自身创新实力。其次，对进口投入要素影响企业创新的机制给予补充。本文强调进口投入品通过成本节约效应，放大企业创新收益，激励企业创新，文献则主要关注进口投入品（特别是进口资本品）的种类效应、质量效应、学习效应等机制（Damijan and Kostevc, 2015）。与本文机制最为相似的是Bøler et al. (2015)，但该文强调投

^① 限于篇幅，详细的文献综述见附录A，感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

入品进口价格下降（如关税降低）带来的成本节约，本文则关注机器人相对低技能劳动者的成本优势。最后，本文指出机器人与高技能劳动者、其他资本品之间形成协同效应，进而鼓励企业创新。这对有关资本-技能或技术-技能互补的文献提供了补充（Bresnahan et al., 2002; Autor et al., 2003）。

本文具有明确的政策意义。第一，本文发现机器人使用利于推动企业创新，为理解中国智能制造战略的微观工作机制提供依据。第二，在中国人口红利逐渐消失、经济发展动能转换、国际经济形势不确定性增加的宏观背景下，探讨机器人使用的创新激励价值，有助于理解近年来国家鼓励本土机器人发展的政策导向，也为实施创新驱动发展战略提供新思路。

二、特征事实

参照 Koch et al. (2021)，定义机器人进口企业（简称“机器人企业”）为 2000—2004 年间进口过机器人的企业，定义无机器人进口企业（简称“非机器人企业”）为 2000—2013 年间从未进口过机器人的企业，图 1(a) 以 2004 年为分界点，展示此后五年里，机器人企业与非机器人企业专利申请总数变动趋势的差异。^①可见，2004 年之后，机器人企业的专利数量增长明显快于非机器人企业。尤以 2004—2007 年间最为明显，该阶段内机器人企业专利年均增长率约 26.7%，非机器人企业则为 20.3%。

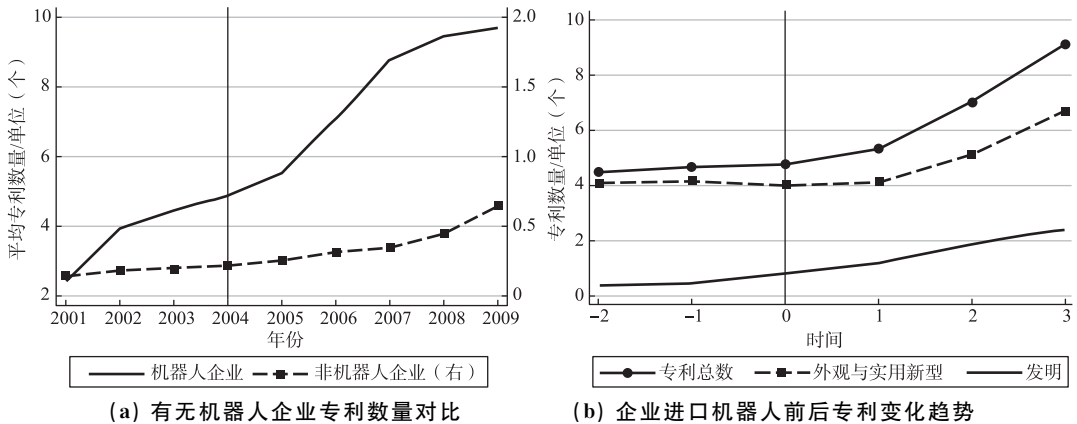


图 1 机器人进口与企业专利申请数量

注：(1) 图 1(a) 中，2004 年后进口机器人的企业未包含在两类企业中。(2) 图 1(b) 中，横坐标 0 代表首次进口机器人当年，专利数量为 0 时刻所有进口机器人企业的专利均值。(3) 图 1(b) 中，横坐标 $-x$ 、 x 分别代表首次进口机器人之前第 x 年、之后第 x 年，专利数量计算方法与 0 时刻相同。

图 1(b) 将企业第一次进口机器人当年记为 0 时刻，统计首次进口机器人前后三年内企业专利数量的变化。可见进口机器人之前，企业专利申请数量增长较为平缓；进口机器人后，专利增长速度明显提高。例如，企业进口机器人之前两年的年均专利增长率

^① 鉴于本文用进口机器人数据衡量企业机器人应用情况，而 2010 年之后国产机器人行业得到发展（Fan et al., 2021），故图 1(a) 以 2001—2009 年作为对比期间，并以 2004 年为分界点定义两类企业。另外，以 2003 年或 2005 年为分界点定义两类企业时，结果类似，备案。

约为3.46%，进口后三年的年均增长率则上升至30.0%。^①

图2进一步对比了两类企业专利分布的时间趋势。相比于2004年，图2(a)显示非机器人企业的专利分布在2013年并无明显右移，图2(b)则表明机器人企业的专利数量分布右移明显。这说明机器人企业专利数量的增长幅度整体上大于非机器人企业。

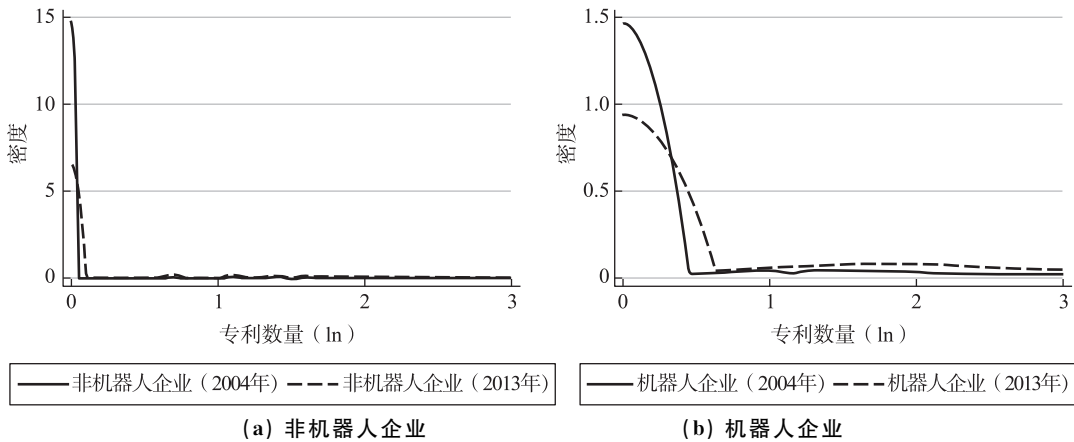


图2 有无机器人企业专利数量的核密度图

注：专利数量以 $\ln(1+\text{专利数量})$ 的形式衡量。

图1和图2表明，机器人进口与企业创新之间存在正相关关系。下文将从理论角度探讨机器人使用可能激励企业创新的机制。

三、理论分析

本文构造简单局部均衡模型，刻画机器人在任务型生产过程中的参与形式，以及机器人使用对企业创新决策的影响。Acemoglu and Restrepo (2018)指出，机器人相对于常规劳动者具有成本比较优势，故模型假设单位机器人使用成本 r 低于单位低技能劳动者的工资 W ，即 $r < W$ 。

(一) 需求

市场对企业 i 的产品需求满足 $y_i = p_i^{-\sigma} X$ ，其中 p_i 为产品价格， X 为行业总需求， σ 代表产品 i 的需求价格弹性。

(二) 企业生产

参照Prettner and Strulik (2020)，假定生产流水线上的任意任务都需要高技能劳动者(H_i ，如管理者、研发人员等)以及机器人以外的其他资本品(K_i)进行配合。厂商 i 的生产函数如下：

$$y_i = \varphi_i \left\{ \exp \left[\int_0^1 \ln [x_i(z)] dz \right] \right\}^\gamma K_i^\alpha H_i^\beta, \quad (1)$$

^① 图1(b)中，横坐标为-2、0、3时，对应专利数量分别为4.47、4.78、9.08件，故进口前两年的年均增长率为 $(4.78/4.47-1)/2=3.46\%$ ，进口后三年的年均增长率为 $(9.08/4.78-1)/3=30.0\%$ 。

其中 y_i 为厂商 i 的产出， φ_i 为全要素生产率。 α 、 β 、 γ 为投入要素的收入份额， $\alpha+\beta+\gamma=1$ 。 $z \in [0, 1]$ 代表任务集合， $x_i(z)$ 表示任务 z 对应的投入要素。

借鉴Bonfiglioli et al. (2020)，将任务按照复杂度从低到高依次排列，其中简单任务($z \in [0, \vartheta_i)$)指派给机器人(A_i)，相对复杂的任务($[\vartheta_i, 1]$)指派给低技能劳动者(L_i)，由任务决定的投入要素的函数形式如下：

$$x_i(z) = \begin{cases} \frac{A_i}{\vartheta_i}, & z \in [0, \vartheta_i) \\ \frac{L_i}{1-\vartheta_i}, & z \in [\vartheta_i, 1] \end{cases} \quad (2)$$

可自动化任务占比 ϑ_i 为外生参数，捕捉了企业使用机器人的外生需求，其变动可能源自机器人生产技术的发展，或是国家对智能制造发展的政策支持。 ϑ_i 越大，机器人可用于完成的任务范围越大。将式(2)代入式(1)，生产函数可进一步改写为：

$$y_i = \varphi_i \left(\left(\frac{A_i}{\vartheta_i} \right)^{\vartheta_i} \left(\frac{L_i}{1-\vartheta_i} \right)^{(1-\vartheta_i)\gamma} \right) K_i^\alpha H_i^\beta \quad (3)$$

(三) 企业研发创新

借鉴Aghion et al. (2018)，企业权衡研发收益和研发成本决定最优研发水平。研发成本满足 $g(I_i) = c_1 I_i + c_2 \frac{I_i^{\delta_2}}{\delta_2}$ ， c_1 、 c_2 为非负参数， I_i 为企业研发投入， $\delta_2 > 1$ 捕捉了企业创新成本随研发活动深入而边际递增的特征。研发收益满足 $\varphi_i(I_i) = d_1 \bar{\varphi}_i I_i + d_2 \bar{\varphi}_i^\varphi \frac{I_i^{\delta_1}}{\delta_1}$ ， d_1 、 d_2 、 φ 为非负参数， $\bar{\varphi}_i$ 为企业初始生产率， $\delta_1 \in (0, 1)$ 以反映研发投入对生产率的提升作用具有边际递减特征。为获得解析解，后文令 $c_1 = 0$ ， $d_1 = 0$ 。

(四) 企业最优决策^①

企业最优问题如下：

$$\begin{aligned} \max_{L_i, H_i, A_i, K_i, I_i, p_i} \quad & \Pi_i = p_i y_i(I_i) - W L_i - W_H H_i - r A_i - R K_i - g(I_i), \\ \text{s. t.} \quad & y_i = \varphi_i \left(\left(\frac{A_i}{\vartheta_i} \right)^{\vartheta_i} \left(\frac{L_i}{1-\vartheta_i} \right)^{(1-\vartheta_i)\gamma} \right) K_i^\alpha H_i^\beta, \\ & y_i = p_i^{-\sigma} X, \\ & \varphi_i(I_i) = d_1 \bar{\varphi}_i I_i + d_2 \bar{\varphi}_i^\varphi \frac{I_i^{\delta_1}}{\delta_1}, \\ & g(I_i) = c_1 I_i + c_2 \frac{I_i^{\delta_2}}{\delta_2}, \end{aligned}$$

其中 W_H 为单位高技能劳动者工资， R 为单位其他资本品租金。求解可得产品定价、产出最优条件：

$$p_i = \frac{\sigma}{\sigma-1} MC_p(\vartheta_i), \quad (4)$$

^① 理论模型的详细推导见附录B，感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

$$\text{其中 } MC_p(\vartheta_i) = \frac{\theta_{MC}(\vartheta_i)}{\varphi_i(I_i)}, \theta_{MC}(\vartheta_i) = \frac{W}{\gamma} \left(\frac{W}{R}\right)^{-\alpha} \left(\frac{W}{W_H}\right)^{-\beta} \left(\frac{W}{r}\right)^{-\delta_1\gamma} \left(\frac{\alpha}{\gamma}\right)^{-\alpha} \left(\frac{\beta}{\gamma}\right)^{-\beta}.$$

$$y_i = \left(\frac{\sigma}{\sigma-1} MC_p(\vartheta_i)\right)^{-\sigma} X, \quad (5)$$

其中, $\frac{\sigma}{\sigma-1}$ 捕捉了价格加成效应。 $MC_p(\vartheta_i)$ 定义了企业边际生产成本, 与企业自动化程度有关。 $\theta_{MC}(\vartheta_i)$ 代表边际生产成本中独立于生产率的外生参数。推导可得 $\frac{\partial MC_p(\vartheta_i)}{\partial \vartheta_i} < 0$, 即自动化任务的增加会降低企业边际生产成本。另可得企业最优创新条件:

$$-\frac{\partial MC_p(\vartheta_i)}{\partial I_i} y_i = g'(I_i). \quad (6)$$

式(6)右侧为创新边际成本(MC_{rd}), 左侧为创新边际收益(MB_{rd}), 表达式如下:

$$MB_{rd} = -\left(\frac{\partial \varphi_i}{\partial I_i}\right) \left(\frac{\partial MC_p(\vartheta_i)}{\partial \varphi_i}\right) y_i = -\underbrace{(d_2 \bar{\varphi}_i^\varphi I_i^{\delta_1-1})}_{\text{效应1}} \underbrace{\left(-\frac{\theta_{MC}(\vartheta_i)}{\varphi_i^2}\right)}_{\text{效应2}} \underbrace{\left(\frac{\sigma}{\sigma-1} \frac{\theta_{MC}(\vartheta_i)}{\varphi_i}\right)^{-\sigma}}_{\text{效应3}} X. \quad (7)$$

将式(7)代入式(6), 可得企业最优创新水平:

$$X \left(1 - \frac{1}{\sigma}\right)^\sigma \left[\frac{d_2 \bar{\varphi}_i^\varphi}{\theta_{MC}(\vartheta_i)}\right]^{\sigma-1} \left(\frac{1}{\delta_1}\right)^{\sigma-2} \frac{1}{C_2} = I_i^{\delta_2 - \delta_1(\sigma-1)}. \quad (8)$$

式(8)对可自动化任务占比进行偏导, 可得:

$$\frac{\partial I_i}{\partial \vartheta_i} = I_i \left[\frac{1}{\delta_2}(\sigma-1)\gamma \ln \frac{W}{r}\right] \left[1 - \frac{\delta_1}{\delta_2}(\sigma-1)\right]^{-1}. \quad (9)$$

由式(9)知, 给定条件, 即 $\delta_1 \in (0, 1)$ 、 $\delta_2 > 1$ 、 $r < W$ 、市场弹性足够大($\sigma > 1$), 可自动化任务占比越高, 研发投入越多, 即 $\frac{\partial I_i}{\partial \vartheta_i} > 0$ 。其机制来自式(7)研发边际收益中的三种效应: 第一, 创新带来生产率提升(效应1); 第二, 生产率提升带来边际生产成本下降(效应2); 第三, 边际生产成本下降通过降低产品价格, 提高市场对该产品的需求, 扩大企业的销售所得(效应3)。经济直觉如下。

假设两家企业(A、B)完全相同(φ_i 、 ϑ_i 相等)。此时, 两家企业决策将完全相同。进一步假设企业A的可自动化任务占比大幅提高($\Delta \vartheta_A > \Delta \vartheta_B$, 外生给定), 但两家企业选择增加相等规模的研发投资($\Delta I_A = \Delta I_B$)。由式(7)可见, 第一, 两家企业的生产率将等额提高, 效应1相同; 第二, 由于 $\theta_{MC}(\vartheta_A) < \theta_{MC}(\vartheta_B)$, A企业的边际生产成本下降幅度小于B企业, 故效应2较弱^①; 第三, 由于A企业的边际生产成本更低, 故可设定更低的产品价格, 获得更大的市场份额, 效应3更强。当市场弹性足够大($\sigma > 1$)时, 效应3将主导效应2。此时, A企业从等额投资增长中获得的边际回报更高, 故更有动机增加创新投资。由此得推论1。

^① Melitz and Ottaviano (2008) 指出, 低价产品具有较低的市场价格需求弹性, 降价空间更小。效应2即与此现象一致。对于边际成本较低的企业, 因为面对相对较低的市场价格需求弹性, 故无需大幅降低边际成本, 依然可以获得相对较大的市场份额。

推论 1 给定条件, 即 $\delta_1 \in (0, 1)$ 、 $\delta_2 > 1$ 、 $r < W$ 、市场弹性足够大 ($\sigma > 1$), 可自动化任务占比的提升会降低企业边际生产成本, 扩大市场份额, 从而增加研发的边际收益, 激励企业创新。

进一步将式 (9) 对高技能劳动者求偏导:

$$\frac{\partial^2 I_i}{\partial \vartheta_i \partial H_i} = \left(W_H \delta_1 \frac{1}{\beta C_2} \right)^{\frac{1}{\delta_2}} \frac{1}{\delta_2} H_i^{\frac{1}{\delta_2} - 1} \left[\frac{1}{\delta_2} (\sigma - 1) \gamma \ln \frac{W}{r} \right] \left[1 - \frac{\delta_1}{\delta_2} (\sigma - 1) \right]^{-1}. \quad (10)$$

可见, 给定条件下, $\frac{\partial^2 I_i}{\partial \vartheta_i \partial H_i} > 0$ 。由此得推论 2。

推论 2 给定条件, 企业的高技能劳动者越多, 可自动化任务对创新的激励作用越大, 体现出“机器人-技能”互补特征 (Humlum, 2022; 余玲铮等, 2021), 即存在“人机协同”效应。

同样, 将式 (9) 对其他资本品求偏导可得:

$$\frac{\partial^2 I_i}{\partial \vartheta_i \partial K_i} = \left(R \delta_1 \frac{1}{\alpha C_2} \right)^{\frac{1}{\delta_2}} \frac{1}{\delta_2} K_i^{\frac{1}{\delta_2} - 1} \left[\frac{1}{\delta_2} (\sigma - 1) \gamma \ln \frac{W}{r} \right] \left[1 - \frac{\delta_1}{\delta_2} (\sigma - 1) \right]^{-1}. \quad (11)$$

可见, 给定条件下, $\frac{\partial^2 I_i}{\partial \vartheta_i \partial K_i} > 0$, 由此得推论 3。

推论 3 给定条件, 其他资本品越多, 可自动化程度对创新的促进作用越强, 表明“机器人-普通资本品”之间的协同作用有助于放大自动化的创新价值, 即存在“资机协同”效应。

最后, 将式 (9) 对企业初始生产率求偏导可得:

$$\frac{\partial^2 I_i}{\partial \vartheta_i \partial \varphi_i} = \frac{\partial I_i}{\partial \varphi_i} \left[\frac{1}{\delta_2} (\sigma - 1) \gamma \ln \frac{W}{r} \right] \left[1 - \frac{\delta_1}{\delta_2} (\sigma - 1) \right]^{-1}. \quad (12)$$

给定条件下, 易得 $\frac{\partial I_i}{\partial \varphi_i} > 0$, 此时 $\frac{\partial^2 I_i}{\partial \vartheta_i \partial \varphi_i} > 0$ 。故可得推论 4。

推论 4 给定条件, 企业的初始生产率水平越高, 研发投入对生产率的提升幅度越大, 企业越有动机进行创新。

四、数据及变量构造

(一) 数据说明

本文使用的数据主要包括工业企业数据、海关数据、专利数据以及国际机器人联合会 (IFR) 数据。其中, 工业企业数据包含全部国有和规模以上非国有工业企业的名称、财务指标等信息。海关数据以进出口贸易记录为统计对象, 包含贸易金额、数量、贸易类型、贸易方身份信息、HS8 产品代码等信息。专利数据记录了自 1985 年国家《专利法》实施以来, 在国家知识产权局申请并公开的全部微观专利信息。IFR 根据全球机器人供应商提供的销售数据, 统计了全球“国家-行业-年份”层面的机器人增量与存量数据。

数据匹配包括: 先根据企业名称将工业企业数据中的制造业企业与海关数据分年匹配, 其次参考 Brandt et al. (2012), 通过企业识别码、企业名称等对不同年份制造

业企业进行跨期匹配,再利用企业名称将其与专利数据匹配,最后根据中国国民经济行业分类表(CIC)与国际标准行业分类表(ISIC4)的对应关系与IFR数据匹配。基准回归样本区间为2000—2013年,但由于2010年工业企业数据存在较为严重的质量问题(Fan et al., 2021),本文剔除2010年数据,并按照一般公认会计准则(GAAP)剔除异常观测值。

(二) 变量构造

1. 机器人使用

IFR是目前最为广泛使用的行业层面机器人数据来源,但行业数据难以反映企业层面的特征(Seamans and Raj, 2018)。Fan et al. (2021)将IFR中的中国行业层面机器人数据按年份汇总,并与中国海关记录的各年进口机器人总量进行对比,发现两者接近且高度相关,论证海关进口机器人数据能够反映中国企业层面的机器人使用情况。为此,本文使用中国海关数据提供的企业工业机器人进口信息衡量企业机器人使用。^①和理论模型对应,构建企业机器人存量(机器人累计进口额对数)及存量哑变量两个指标。^②

2. 企业创新

参考Tan et al. (2015)、Liu et al. (2021),本文以企业各年专利申请总数的对数形式衡量企业创新,并以研发支出(R&D)进行稳健性检验。

3. 工具变量

由于企业创新和机器人进口可能互为因果,本文通过工具变量方法进行处理。首先构造中国 h 行业 j 企业 t 年的“美国机器人”工具变量(IV_{jht}^{USRob}):

$$IV_{jht}^{USRob} = \ln(\text{other_cap}_{jh,t-1} \times \text{Rob}_{ht}^{US} + 1), \quad (13)$$

其中 Rob_{ht}^{US} 代表美国 h 行业 t 年的机器人存量,数据来自IFR。由于中国企业可能模仿学习欧美等发达同行的先进生产技术,故以美国各行业机器人应用水平类比中国同行业机器人应用情况(王永钦和董雯, 2020)。鉴于机器人和其他资本品具有生产互补性,企业前期进口其他资本品越多,后续进口机器人的可能性越大。故本文使用 h 行业 j 企业 $t-1$ 期的其他资本品进口额($\text{other_cap}_{jh,t-1}$),来反映行业内不同企业使用机器人的差异性。

其次,加入WTO后,中国进口关税大幅削减。鉴于样本期内中国机器人主要依靠进口,故机器人关税下降将直接改变机器人的购置成本,据此构造“关税”工具变量(IV_{jht}^{tariff}):

$$IV_{jht}^{\text{tariff}} = \ln(\text{other_cap}_{jh,t-1} \times \text{tariff}_t + 1), \quad (14)$$

其中 tariff_t 为第 t 年中国进口机器人税率。与式(13)类似,用企业($t-1$)期其他资本品进口额($\text{other_cap}_{jh,t-1}$)捕捉企业机器人使用的差异。

上述工具变量与中国企业进口机器人不仅具有相关性,还满足外生性条件:美国机器人应用和机器人关税都相对独立于中国企业的创新行为。

^① HS8 编码 84795010 及 84795090 涵盖多功能工业机器人、机器人末端操纵装置、其他工业机器人三类,本文据此识别工业机器人的贸易信息。

^② 全文以 $\ln(1+x)$ 衡量所有变量的对数形式。

4. 控制变量：机器人进口企业的特征

参考 Koch et al. (2021), 本文通过式 (15) 的预检验模型, 筛选影响企业进口机器人的企业因素, 然后将其作为控制变量, 加入企业创新的回归模型中, 以减轻潜在企业因素影响企业机器人使用, 进而影响企业创新的遗漏变量问题。

$$Robot_{jh} = \Phi_1 F_{j, T_0} + \delta_h + \epsilon_{jh}. \quad (15)$$

如果 j 企业在样本期内进口过机器人, 则 $Robot_{jh}$ 取值为 1, 否则为 0。 F_{j, T_0} 为企业 j 在基期 (T_0) 那些可能影响其进口机器人的因素, 包括企业规模 (总资产对数, 见 Bonfiglioli (2020))、企业贸易状态 (贸易参与度, 即企业进出口额与销售额的比率; 其他资本品进口额, 即企业进口其他资本品金额的对数; 见 Koch et al. (2021))、企业生产要素结构 (劳动力资本比, 即企业劳动力数量与总资产的比率)、企业财务健康状况 (财务杠杆, 即企业总债务与总资产的比率; 见 Bas and Berthou (2012))、企业的盈利能力 (资本利润率, 即息税前利润与所有者权益的比率; 成本率, 即总成本与销售额的比率; 见 Ding et al. (2018))。鉴于不同行业对机器人的依赖程度不同, 式 (15) 还加入行业固定效应 (δ_h)。 ϵ_{jh} 为随机扰动项。

以上这些因素也是研究企业创新的文献中常见的控制变量, 如 Tan et al. (2015)、Aghion et al. (2018)、Liu et al. (2021)。回归中, 基期为样本初期 (2000 年) 或企业首次出现年份。

回归结果如表 2 所示。可见, 企业初期规模越大、资本利润率越高、劳动力资本比越大、进口其他资本品越多或财务杠杆越低, 未来进口机器人的可能性越高。后文将选取这五个相关性较强的指标作为企业层面控制变量, 探讨机器人进口对企业创新的影响。

表 2 预回归检验

被解释变量	样本期内进口机器人=1 (未进口=0)	
	(1)	(2)
总资产规模	0.0021*** (9.62)	0.0018*** (21.92)
劳动力资本比	0.0637*** (6.19)	0.0486*** (13.42)
财务杠杆	-0.0026*** (-4.53)	-0.0018*** (-9.55)
资本利润率	0.0011*** (5.75)	0.0006*** (8.46)
成本率	-0.0030* (-1.91)	0.0009 (1.47)
贸易参与度	0.0000 (1.48)	0.0000 (0.80)
其他资本品	0.0040*** (17.93)	0.0034*** (37.64)
固定效应	行业	行业; 年份

(续表)

被解释变量	样本期内进口机器人=1(未进口=0)	
	(1)	(2)
观测值	106 148	700 387
F 统计量	58.38	241.4
R ²	0.0452	0.0380

注：(1)第(1)列基期为2000年，第(2)列基期为企业首次出现年份。(2)基期为2000年时，2001年及之后出现的企业不在回归样本中；基期为企业首次出现年份时，样本仅包括企业首年观测值。(3)由于企业进入年份不一致，列(2)还引入了年份固定效应。

此外，为控制贸易开放与进口机器人、企业创新之间的相关性，后文的回归还将控制行业最终品关税和投入品关税(Liu, 2021)。鉴于行业市场结构也可能影响企业研发决策(Blundell, 1999)，故加入以销售额计算的赫芬达尔-赫希曼指数(HHI)控制行业销售竞争程度。最后，加入行业贸易参与度，以行业进出口额比总销售额来衡量，用以控制行业贸易特征对行业内企业机器人应用与创新造成的影响。^①

五、实证分析

(一) 基准回归

为验证机器人使用对企业创新的影响，首先构建如下面板固定效应模型：

$$patent_{jht} = \beta_1 Rob_{jht} + \Gamma \Phi_{jh, Ct-1} + \Gamma_h \Psi_{ht} + \delta_j + \delta_t + \epsilon_{jht}, \quad (16)$$

其中 $patent_{jht}$ 为 h 行业的 j 企业在 t 期的专利数量(对数)， Rob_{jht} 为 j 企业 t 期的机器人存量(或机器人存量哑变量)。 $\Phi_{jh, Ct-1}$ 代表 $t-1$ 期的企业层面控制变量，由表2选出。 Ψ_{ht} 代表行业层面控制变量。 δ_j 为企业固定效应，控制不随时间变化的企业特征对企业进口机器人和创新表现造成的扰动。 δ_t 为年份固定效应，用以控制冲击所有企业的宏观经济周期因素。回归结果如表3所示。

表3 基准回归

被解释变量	专利数量(ln)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
机器人存量(ln)	0.0205*** (11.67)	0.0199*** (8.65)	0.0198*** (8.63)			
机器人存量哑变量				0.2135*** (11.13)	0.2112*** (8.35)	0.2105*** (8.33)
控制变量		企业	企业；行业		企业	企业；行业
固定效应	企业；年份	企业；年份	企业；年份	企业；年份	企业；年份	企业；年份
观测值	2 829 805	2 050 034	2 050 024	2 829 805	2 050 034	2 050 024
F 统计量	136.2	721.1	438.4	123.9	720.6	438.1
组内 R ²	0.000302	0.00445	0.00450	0.000251	0.00442	0.00447

^① 限于篇幅，变量的描述性统计见附录表C1，感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

表3的列(1)至列(3)以机器人存量为主要解释变量,并依次加入企业及行业控制变量。机器人存量的估计系数在1%的水平上显著为正,表明机器人进口能够显著促进企业专利申请数量的增加,企业机器人存量价值每增加1%,企业专利申请数量约上升0.02%。列(4)至列(6)以机器人存量哑变量为被解释变量,其估计系数同样在1%的水平上显著为正,可见从非机器人企业到机器人企业的身份转变,将使企业新增专利数量增长21%左右。^①

(二) 工具变量检验

基准回归模型的内生性可能在于,即使控制了企业规模、劳动资本比等多重因素,但仍然存在其他不能观测、但随时间变化的因素,同时对企业进口机器人的行为和创新产生影响。同时,创新能力越强的企业越倾向于购买机器人。为此,我们利用本文构建的工具变量(式(13)与式(14)),采用两阶段最小二乘法进行检验。^②

表4面板1列示了工具变量第二阶段的回归结果,其中(1)–(3)列为关税工具变量,(4)–(6)列为美国机器人工具变量的实证结果。机器人存量的系数估计值均在1%的水平上显著为正。表明在控制内生性问题后,机器人仍能够显著激励企业创新,且弱工具变量、不可识别统计量均显著拒绝原假设。面板2列示了第一阶段的回归结果,(1)–(3)列关税IV的估计系数显著为负,表明机器人进口关税降低会促进机器人进口增长;(4)–(6)列美国机器人IV的估计系数显著为正,表明中美之间的行业机器人应用存在正向关联属性。此外,控制变量与基准回归一致,回归系数符合预期。^③

表4 工具变量

被解释变量	专利数量 (ln)					
	关税 IV			美国机器人 IV		
工具变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
面板1: 第二阶段						
机器人存量 (ln)	0.111** (2.41)	0.110** (2.38)	0.157*** (3.74)	1.081*** (9.63)	1.076*** (9.65)	0.601*** (7.69)
控制变量		企业	企业; 行业		企业	企业; 行业
固定效应	企业; 年份	企业; 年份	企业; 年份	企业; 年份	企业; 年份	企业; 年份
观测值	259 395	259 385	251 131	1 801 339	1 801 339	1 768 301
F 统计量	5.807	2.128	3.194	92.735	21.838	259.110
弱工具变量 KP 统计量	108.344	107.703	117.464	156.315	157.808	175.833
不可识别 KP 统计量	172.284	171.329	185.166	199.859	201.766	224.294
不可识别统计量 P 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

① 本文还用其他形式对企业专利进行对数变换,或采用计数模型进行回归,结果类似,见附录表C2,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

② 由于中国机器人进口税率在2003年及以后均为零,故关税工具变量的回归样本限定为2000—2003年。IFR数据中美国制造业行业机器人数据始自2004年,故美国机器人工具变量的回归样本始自2004年。

③ 基于式(13),本文还以金砖国家、亚洲国家的行业机器人存量构造工具变量;或者以企业滞后一期机器人存量作为工具变量;限于篇幅,未在正文列出,结果见附录表C3,均稳健。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

(续表)

被解释变量	专利数量 (ln)					
	关税 IV			美国机器人 IV		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工具变量						
面板 2: 第一阶段						
关税 IV	-0.008*** (-10.41)	-0.008*** (-10.38)	-0.012*** (-10.84)			
美国机器人 IV				0.003*** (12.50)	0.003*** (12.56)	0.004*** (13.26)

(三) 稳健性检验

1. 机器人与研发支出

研发费用支出 (R&D) 从投入角度反映企业创新活动的参与情况, 是度量企业创新的另一项重要指标。表 5 列 (1) 至列 (2) 以企业 R&D 支出为被解释变量, 结果显示, 机器人使用能够显著激励企业的研发投入。^①

2. 剔除国产机器人的影响

随着中国机器人行业的发展, 中国企业或许会采购本土机器人, 这可能引起本文估计偏误。据 IFR (2014) 报告, 中国自产机器人主要用于橡胶、塑料制造业、电子设备等行业, 且集中于 2010 年以后 (李磊, 2021)。故表 5 列 (3) 剔除国产机器人主要应用行业的观测值^②, 列 (4) 在此基础上进一步剔除 2010 年及以后的观测值。结果显示, 机器人存量的回归系数仍在 1% 的水平上显著为正。^③

3. 稳健工具变量

借鉴王永钦和董雯 (2020), 本文还构造如下权重型的稳健美国或稳健关税工具变量:

$$IV_Robust_{jht}^{USRob} = \frac{Fix_asset_{jhT_0}}{\sum_{j \in h} Fix_asset_{jhT_0}} \ln(Rob_{ht}^{US} + 1), \quad (17)$$

$$IV_Robust_{jht}^{tariff} = \frac{Fix_asset_{jhT_0}}{\sum_{j \in h} Fix_asset_{jhT_0}} \ln(tariff_t + 1), \quad (18)$$

其中 $Fix_asset_{jhT_0}$ 为 h 行业 j 企业在基期 T_0 的固定资产规模, $\sum_{j \in h} Fix_asset_{jhT_0}$ 代表 h 行业所有企业在基期的固定资产规模总和。用基期计算比例, 避免权重的内生变化。基期为各企业首次出现年份。^④ 根据 Koch et al. (2021), 固定资产投资越多的企业, 越有动机购买机器人以降低生产成本。表 2 也显示, 企业前期的资产规模越大, 后期进口机器人的概率越高。表 5 列 (5)、(6) 的机器人存量的估计系数均在 1% 的水平上显著为正, 说明更换工具变量后, 机器人使用激励企业创新的结论仍然成立。

① 根据通用会计准则, 购买机器人的费用并不直接计入企业的 R&D 投入中。机器人购买和 R&D 并不能直接等同。

② 行业代码 (CIC): 29、30、366、391、404、405、406、409。

③ 此外, 本文还考虑了国内机器人生产企业、贸易经销商或加工贸易商对回归结果的干扰, 本文研究结论不受影响, 见附录表 C4。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊) 官网 (<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>) 下载。

④ 以 2000 年为基期的回归结果类似。

表5 稳健性检验

被解释变量	R&D支出 (ln)		专利数量 (ln)		专利数量 (ln)	
	R&D支出		剔除行业	剔除 (行业 & 2010)	稳健工具变量	
面板固定效应或工具变量 第二阶段结果	面板	美国 IV	美国 IV	美国 IV	稳健关税 IV	稳健美国 IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
机器人存量 (ln)	0.076*** (3.81)	3.432*** (3.28)	0.644*** (7.49)	0.822*** (5.84)	0.924*** (3.01)	0.777*** (5.12)
企业及行业控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	企业；年份	企业；年份	企业；年份	企业；年份	企业；年份	企业；年份
观测值	581 197	581 197	1 624 805	1 098 928	251 131	1 768 301
F 统计量	35.03	26.720	221.7	94.75	1.783	238.246
弱工具变量 KP 统计量		22.939	154.7	74.63	16.560	55.009
不可识别 KP 统计量		35.727	197.8	99.07	29.790	97.975
不可识别统计量 P 值		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

注：(1) 由于数据限制，(1)、(2) 列样本期间为 2005—2007 年。(2) 工具变量第一阶段的回归结果与表 4 相似，限于篇幅未列出。

(四) 机制分析

1. 人机协同效应

机器人的使用为研发工作者提供了良好的设备环境。例如，配备压力、视觉传感器的自动探测器能够精确测度并记录实验过程，激光机器人代替人工切割，提高了操作的精密度。为考察人机协同效应，参考李磊等 (2021)，将工业企业数据与 2004 年经济普查数据相匹配，后者包含企业职工各类职称（如高级工程师、高级技工等）的数量，以及各个学历层次的职工数量。以研究生及本科生人数总和的对数形式衡量企业高学历职工规模 ($high_edu_{jh}$)，构建回归模型如式 (19)：

$$patent_{jhglt} = \beta_1 Rob_{jht} \times high_edu_{jh} + \beta_2 Rob_{jht} + \beta_3 high_edu_{jh} + \Gamma_j \Phi_{jh(t-1)} + \delta_h + \delta_g + \epsilon_{jht}, \quad (19)$$

其中 Rob_{jht} 表示 h 行业 j 企业 t 年的机器人存量。 $\Phi_{jh(t-1)}$ 表示滞后一期的企业层面控制变量，同基准回归模型。 δ_h 、 δ_g 为行业、县（市）级地区固定效应。

结果如表 6 列 (1)、(2) 所示，机器人存量与高学历职工的交互项估计系数显著为正，意味着高技能劳动力能够放大机器人的研发效益。以列 (1) 为例，对于非机器人企业，高学历职工规模每增长 1%，企业专利数量将相应提高 0.042%；对于机器人企业，专利规模将额外增加 0.01%，增加幅度约为 23.8%。机器人存量单独项的估计系数显著为负，说明当企业高学历员工数量极低时，机器人并不能发挥创新激励作用。^①

2. 资机协同效应

为验证机器人和其他资本品的协同如何作用于企业创新，表 6 的列 (3)、(4) 将式

^① 本文还以企业员工的职称为基础构造“高技能职工数量”变量，企业高技能员工包括职工职称中的高级职称、高级技师、高级工三类，结果类似，见附录表 C5。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊) 官网 (<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>) 下载。

(19) 中高学历职工规模分别替换为企业当期固定资产额(对数)、其他资本品累积进口额(对数)。结果显示, 固定资产或其他资本品累计进口额与机器人存量的交互项的回归系数显著为正, 表明存在资机协同创新效应。^①

3. 生产率异质性

为验证机器人对企业创新的激励作用是否依赖于企业初始生产率, 我们将企业生产率(LP) 高于当年行业中位数的划入高生产率组, 低于则为低生产率组。表6列(5)、(6)的分组回归结果显示, 机器人对高生产率企业有显著的创新激励作用, 但对低生产率企业则并不显著, 表明生产率是机器人作用于创新的重要条件。^②

表6 机制检验

被解释变量	专利数量(ln)					
	人机协同		资机协同		低生产率组	高生产率组
	面板	美国机器人IV	关税IV	关税IV	美国机器人IV	美国机器人IV
阶段结果	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
机器人存量(ln) × 高学历职工数(ln)	0.010*** (3.46)	0.076*** (7.09)				
高学历职工数(ln)	0.042*** (30.52)	0.037*** (26.14)				
机器人存量(ln) × 固定资产(ln)			0.166*** (2.89)			
固定资产(ln)			-0.001 (-0.79)			
机器人存量(ln) × 其他资本品累积进口额(ln)				0.068* (1.91)		
其他资本品累积进口额(ln)				0.002 (1.21)		
机器人存量(ln)	-0.029*** (-3.53)	-0.240*** (-4.97)	-1.821*** (-2.70)	-1.006 (-1.64)	0.728 (1.04)	0.540*** (5.19)
企业及行业控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	行业; 地区	行业; 地区	企业; 年份	企业; 年份	企业; 年份	企业; 年份
观测值	131 658	131 658	251 131	251 131	378 417	511 968
F 统计量	191.9	188.603	2.878	3.116	27.844	106.448
弱工具变量 KP 统计量		48.256	16.122	18.143	3.636	82.434
不可识别 KP 统计量		97.957	51.855	58.135	5.759	119.598
不可识别统计量 P 值		0.000	0.000	0.000	0.016	0.000

注: (1) 工具变量第一阶段的回归结果与表4相似, 限于篇幅未列出。(2) 列(1)、(2) 行业控制变量被行业固定效应吸收。

^① 附录表C6 还利用面板固定效应, 或以企业滞后机器人工具变量进行回归, 结果相似。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊) 官网 (<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>) 下载。

^② 计算企业 LP 生产率所需的工业增加值和中间投入参考了李杨等(2018)的方法。本文还以其他标准进行分组, 使用面板固定效应或关税 IV 进行检验, 结果类似, 见附录表 C7。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊) 官网 (<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>) 下载。

（五）进一步分析

1. 细分专利类型

表7列(1)、列(2)和列(3)、列(4)对不同专利类型进行分组考察。结果显示,机器人使用对不同类型专利均具有显著激励作用,但对外观及实用新型专利的影响明显更大。这说明机器人使用对发明专利的工作机制可能不同于外观或实用新型专利。事实上,发明专利是一种实质性的、原理上的创新变革(Tan et al., 2015; Liu et al., 2021),和原有产品相比,已经具有较大差异,而本文模型推论则更适用于提高现有产品生产率的创新。^①

2. 学习效应

机器人进口除了通过成本节约来激励中国企业的创新行为,也可能促进国产机器人行业通过模仿、学习国外同行的先进技术,鼓励国产机器人行业的企业创新。表7的(5)~(7)列从机器人制造企业所属的行业大、中、细类三个层次进行检验,发现随着行业划分逐渐详细,机器人对国产机器人行业企业创新的影响降低。^②由此推测,学习效应并不是进口机器人影响中国机器人企业创新的主要因素。^③

表7 细分专利类别及学习效应检验

进一步分析类型	细分专利类别				学习效应		
被解释变量	发明专利数量(ln)		实用新型和外观设计数量(ln)		专利总数(ln)		
面板固定效应或工具变量第二阶段结果	面板	关税IV	面板	关税IV	美国机器人IV		
行业分类及CIC代码	全行业				大类	中类	细类
					35	357	3579
解释变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
机器人存量(ln)	0.0032*** (2.65)	0.081*** (4.75)	0.0196*** (8.70)	0.120*** (2.99)	0.401*** (4.48)	-0.110 (-0.59)	-0.198 (-0.04)
企业及行业控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业及年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	2 050 024	251 131	2 050 024	251 131	148 018	18 723	3 615
F统计量	111.3	5.584	377.4	2.065	19.668	3.852	2.189
弱工具变量KP统计量		117.464		117.464	73.376	11.976	0.854
不可识别KP统计量		185.166		185.166	94.056	15.667	1.210
不可识别统计量P值		0.000		0.000	0.000	0.000	0.271

注:工具变量第一阶段的回归结果与表4相似,限于篇幅未列出。

① 由于单期专利数量可能难以全面衡量企业发明专利研发能力的提升,借鉴Tan et al. (2015),我们还以企业两期或三期的平均专利数量衡量企业创新能力,结果具有类似性,见附录表C8。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

② 机器人制造企业所属行业大、中、细类分别为:通用设备制造业(CIC2, 35);风机、衡器、包装设备等通用设备制造业(CIC3, 357);其他通用设备制造业(CIC4, 3579)。

③ 以其他工具变量或利用面板固定效应进行回归,结果相似,见附录表C9。感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

六、结 论

为实现从制造业大国到制造业强国的飞跃,中国政府提出创新驱动发展战略,而智能制造是实施创新驱动发展战略的关键举措。由于本土机器人技术发展落后,中国在早期推出了多项积极贸易政策,如减少工业机器人进口关税、进口贴息等,鼓励国内企业进口机器人。部分省市还设立专项资金支持本地企业进口机器人。近年来,国家愈发强调本土机器人产业的发展,如《“十四五”机器人产业发展规划》提出“到2035年,我国机器人产业综合实力达到国际领先水平,机器人成为经济发展、人民生活、社会治理的重要组成”。

为理解机器人使用如何影响中国企业的创新,本文从理论与实证角度阐述了机器人的研发激励作用与具体作用机制。研究表明,机器人对企业创新存在显著的正向激励,且与高技能劳动者、其他资本品、生产率水平等存在协同效应。论文发现不仅对多支文献形成补充,更为理解智能制造战略的工作机制提供依据,为实施创新驱动发展战略提供思路。

参 考 文 献

- [1] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, 2018, 108 (6), 1488-1542.
- [2] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6), 2188-2244.
- [3] Aghion, P., A. Bergeaud, M. Lequien, and M. J. Melitz, “The Impact of Exports on Innovation: Theory and Evidence”, National Bureau of Economic Research Working Paper, No. w24600, 2018.
- [4] Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118 (4), 1279-1333.
- [5] Bas, M., and A. Berthou, “The Decision to Import Capital Goods in India: Firms’ Financial Factors Matter”, *The World Bank Economic Review*, 2012, 26 (3), 486-513.
- [6] Blundell, R., R. Griffith, and J. Van Reenen, “Market Share, Market Value and Innovation in a Panel of British Manufacturing Firms”, *The Review of Economic Studies*, 1999, 66 (3), 529-554.
- [7] Bøler, E. A., A. Moxnes, and K. H. Ulltveit-Moe, “R&D, International Sourcing, and the Joint Impact on Firm Performance”, *American Economic Review*, 2015, 105 (12), 3704-39.
- [8] Bonfiglioli, A., R. Crinò, H. Fadinger, and G. Gancia, “Robot Imports and Firm-Level Outcomes”, CEPR Discussion Paper, No. DP14593, 2020.
- [9] Brandt, L., J. Van Biesebroeck, and Y. Zhang, “Creative Accounting or Creative Destruction? Firm-Level Productivity Growth in Chinese Manufacturing”, *Journal of Development Economics*, 2012, 97 (2), 339-351.
- [10] Bresnahan, T. F., E. Brynjolfsson, and L. M. Hitt, “Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2002, 117 (1), 339-376.
- [11] 程虹、袁璐雯, “机器人使用, 工艺创新与质量改进——来自中国企业综合调查(CEGS)的经验证据”, 《南方经济》, 2020年第1期, 第46—59页。
- [12] Ding, H., H. Fan, and S. Lin, “Connect to Trade”, *Journal of International Economics*, 2018, 110, 50-62.

- [13] Damijan, J. P., and Č. Kostevc, "Learning from Trade Through Innovation", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 2015, 77 (3), 408-436.
- [14] Fan, H., Y. Hu, and L. Tang, "Labor Costs and the Adoption of Robots in China", *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, 186, 608-631.
- [15] Graetz, G., and G. Michaels, "Robots at Work", *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100 (5), 753-768.
- [16] Humlum, A., *Robot Adoption and Labor Market Dynamics*. Berlin, Germany; Rockwool Foundation Research Unit, 2022.
- [17] International Federation of Robotics, "World Robotics: Industrial Robots (2014)", 2014.
- [18] Koch, M., I. Manuylov, and M. Smolka, "Robots and Firms", *The Economic Journal*, 2021, 131 (638), 2553-2584.
- [19] 李磊、王小霞、包群, "机器人的就业效应: 机制与中国经验", 《管理世界》, 2021年第9期, 第104—119页。
- [20] 李杨、闫蕾、章添香, "中国生产性服务业开放与制造业全要素生产率提升——基于行业异质性的视角", 《浙江大学学报(人文社会科学版)》, 2018年第4期, 第94—110页。
- [21] Liu, Q., R. Lu, Y. Lu, and T. A. Luong, "Import Competition and Firm Innovation: Evidence from China", *Journal of Development Economics*, 2021, 151, 102650.
- [22] Melitz, M. and G. I. Ottaviano, "Market Size, Trade, and Productivity", *Review of Economic Studies*, 2008, 75, 295-316.
- [23] Melitz, M. J., and S. J. Redding, "Trade and Innovation", National Bureau of Economic Research Working Paper, No. w28945, 2021.
- [24] Prettnner, K., and H. Strulik, "Innovation, Automation, and Inequality: Policy Challenges in the Race Against the Machine", *Journal of Monetary Economics*, 2020, 116, 249-265.
- [25] Romer, P. M., "Endogenous Technological Change", *Journal of Political Economy*, 1990, 98 (5, Part 2), S71-S102.
- [26] Seamans, R., and M. Raj, "AI, Labor, Productivity and the Need for Firm-Level Data", National Bureau of Economic Research Working Paper, No. w24239, 2018.
- [27] Tan, Y., X. Tian, X. Zhang, and H. Zhao, "The Real Effects of Privatization: Evidence from China's Split Share Structure Reform", Kelley School of Business Research Paper, 2015, 2014-33.
- [28] 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", 《经济研究》, 2020年第10期, 第159—175页。
- [29] 余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀, "工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业‘企业—工人’匹配调查的证据", 《管理世界》, 2021年第1期, 第47—59页。
- [30] 诸竹君、袁逸铭、焦嘉嘉, "工业自动化与制造业创新行为", 《中国工业经济》, 2022年第7期, 第84—102页。

Automation and Innovation —Evidence from Chinese Manufacturing Firms

FENG Ling YUAN Fan* LIU Xiaoyi
(Shanghai University of Finance and Economics)

Abstract: We examine how the adoption of industrial robots affects manufacturing firm's innovation theoretically and empirically. Theoretical model reveals that given the price of factors, the cost-saving advantage of robots over low-skilled labors can reduce the marginal production cost of firms and expand its product sales, thereby increasing the marginal benefit of innovation and encouraging firms to raise innovation. The complementarity of high-skilled labor and non-robot capital to robots may amplify the innovation effect of robots. We find empirical support to model predictions based on Chinese manufacturing firm-level data.

Keywords: industrial robots; innovation; heterogeneous effects

JEL Classification: F14, D22, O30

* Corresponding Author: Yuan Fan, Finance School at Shanghai University of Finance and Economics, No. 777 Guoding Street, Yangpu District, Shanghai 200433, China; Tel: 86-13122901020; E-mail: yuanfan@163.sufe.edu.cn.