

# 工业机器人、管理能力与企业技术创新

邓悦, 蒋琬仪

(武汉大学质量发展战略研究院, 湖北 武汉 430072)

**摘要:**“机器换人”是制造业高质量发展的推动力量之一,也是引致企业创新能力发生改变的重要技术因素。在此过程中,机器人作为企业创新能力提升的潜在助推剂,其如何发挥作用?运用2018年中国企业—劳动力匹配调查(CEES)数据,考察工业机器人影响企业技术创新的效应机制。实证结果表明:工业机器人显著促进企业技术创新,在控制企业特征等因素的前提下,与没有使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业研发支出提高1.21倍,有效专利数量上升22%;进一步机制检验表明,使用工业机器人的企业通过提高管理能力促进了企业技术创新,具体表现为提高了企业管理效率和数字化管理能力、拥有更高技能和更年轻化的人力资本结构。研究验证了工业机器人对企业技术创新的影响效应及作用机制,为企业通过引入工业机器人实现转型升级提供了路径和方法。

**关键词:**工业机器人;技术创新;管理效率;人力资本;数字化管理能力

中图分类号:F062.5 文献标识码:A 文章编号:1005-0566(2022)11-0129-13

## Industrial robot, management ability and enterprise technological innovation

DENG Yue, JIANG Wanyi

(Institute of Quality Development Strategy, Wuhan University, Wuhan 420072, China)

**Abstract:** “Machine replacement” is not only one of the driving forces of high-quality development of manufacturing industry, but also an key factor of enterprise innovation ability. In this process, can robots improve the innovation ability of enterprises? We use the data of China Employer—Employee Survey (CEES) in 2018 to investigate the effect mechanism of robots on enterprise innovation. The empirical results show that robots significantly promotes enterprise innovation. On the premise of controlling enterprise characteristics and other factors, the R&D expenditure of enterprises using industrial robots increases by 1.21 times and the effective patents increases by 22%; Further mechanism test shows industrial robots promote enterprise innovation by improving management ability, which is specifically reflected in improving enterprise management efficiency and digital management ability. We verify the impact effect and mechanism of industrial robots on enterprise innovation, and provide a path and method for enterprises to realize transformation and upgrading by introducing industrial robots.

**Key words:** industrial robots; technological innovation; management efficiency; human capital; digital management capability

收稿日期:2022-07-19 修回日期:2022-10-29

基金项目:国家社会科学基金(17CGL036);深圳市哲学社会科学规划课题(SZ2019B012)。

作者简介:邓悦(1983—),女,湖北武汉人,武汉大学质量发展战略院副教授,博士,研究方向为劳动经济学、公共经济学。通信作者:蒋琬仪。

## 一、问题提出及文献综述

在数字化转型概念下,智能制造运用人工智能、大数据、物联网等新兴技术,使产品制造过程更加智能化,如在制造过程中大量运用机器人、机器臂等新技术,设立数字化生产线和生产车间等,这些智能化技术手段成为中国制造业转型升级的“新动能”。中国制造业必然走向与人工智能的匹配和深度融合,“智能制造+数字化”已经成为一项重要的生产要素参与到制造业发展中,并对全球产业链重塑发挥重要影响<sup>[1]</sup>。人工智能技术是智能制造的核心抓手,而机器人是人工智能技术落地的重要应用场景。在后疫情时代,随着国内外疫情逐步得到控制、生产力逐步释放,因无接触而发展起来的机器人产品则是因运而生,这加速了“机器换人”趋势并逐步稳定。据《中国机器人产业发展报告(2021)》预测,2021年中国机器人市场规模将达到839亿元,占全球市场的近40%,其中工业机器人的市场规模将占据中国机器人市场的53%。本文从制造业企业工业机器人使用视角讨论该问题,其原因:一是工业机器人因其作为衔接“智能制造”与工业生产/应用的重要实践平台,在我国已拥有较完备产业链,且我国已经成为全球最大的工业机器人消费市场,制造业自动化率不断提高,因此研究我国制造业企业工业机器人使用具有代表性。二是尽管我国的工业机器人销量已居全球领先地位,但人均工业机器人数量与世界先进水平还有差距,特别是一些传统制造业企业的自动化程度依然较低。为此,本文也试图讨论不同类型企业作出差异化选择的原因。

现有研究发现多重因素推动了制造业企业的智能化转型。劳动力成本上升,以及人口老龄化带来的劳动力供给减少被认为是原因之一。那些老龄化严重的国家,比如日本、德国等,更倾向于较早地、大规模地使用人工智能(机器人)从事生产活动<sup>[2]</sup>;Acemoglu等<sup>[3]</sup>随后基于模型和实证研究进一步指出,老龄化会使21~55岁的劳动力人口数量减少,该年龄段劳动力参与生产活动程度更深,因此企业使用机器替代劳动力以应对劳动力短缺。随着中国人口红利消失、劳动力成本上升,智能化生产(机器人)作为一种要素替代方式,

可以减少企业对低水平和简单重复生产活动的需求,实现“机器换人”<sup>[4-6]</sup>。全球经济发展方式转变和产业结构转型升级也是倒逼企业使用机器人的原因。现阶段,人工智能作为能够带动产业变革、具有很强溢出效应的技术手段,是各国打造核心竞争力的核心要素,也是中国实现全球价值链跃升,完成经济高质量发展和产业结构转型升级的重要动力<sup>[7]</sup>;Tian等<sup>[8]</sup>通过对制造业技术升级模式的研究,发现信息化、智能化的设备诊断系统对制造业企业技术升级具有重要促进作用,而高技能管理者在其中的边际贡献更加凸显。总之,劳动力成本上升和人口老龄化带来了劳动力供给减少,是企业使用机器人的原因,也促进了企业高质量人力资本对低质量人力资本的替代,推动企业技术升级。

一些研究考察了企业智能化转型(机器人使用)对生产率的影响。通过实证研究机器人对企业生产率的影响机制,李磊等<sup>[9]</sup>发现:机器人在企业生产中扮演着技术进步与资本积累的双重角色,企业使用机器人具有规模效应,即能够提高企业的工业总产值,进而提高企业劳动生产率。进一步讨论发现,机器人对企业劳动生产率存在资本积累和劳动力雇佣两个影响渠道,通过资本积累提升劳动生产率是指,机器人使用可以直接提高企业单位资本,并提高企业在单位时间内的工业总产值,从而提升企业劳动生产率;通过劳动力雇佣影响劳动生产率是指,如果企业使用机器人所带来的工业总产值增加程度大于其使用机器人所带来的劳动力雇佣水平提升程度,那么企业使用机器人就能够提高其劳动生产率。杨光等<sup>[10]</sup>构建任务模型,将工业机器人、自动化以及人工智能等因素引入生产函数,发现使用工业机器人的行业 and 部门生产效率普遍较高,这会导致,如果各部门生产效率都不发生变化,但随着使用工业机器人的生产部门不断增加,总体生产效率仍然会提高,这同时也说明机器人对经济增长的影响不仅体现在其对劳动力的替代上,还体现在机器人使用会促进全要素生产率提高上。

机器人使用还促进了企业管理能力提升,直接表现为其可以改变人机互动方式和管理组织流

程。互联网和人工智能时代,人类从“人与信息对话”,走向“人与数据对话”,并在未来极有可能实现“数据与数据对话”。这将改变人们的决策思维方式、操作程序和实施手段,兴起由大数据思维驱动的实际选择行为<sup>[11]</sup>。由此,机器人使用会导致企业对“人”的需求结构随之调整。基于工具变量的因果识别策略,王永钦等<sup>[12]</sup>从微观层面研究了机器人对于劳动力市场的影响,发现伴随信息技术(ICT)和自动化技术的进步,机器人使用可能导致不同技能劳动者之间的“就业极化”,即从事程序化、常规性工作的中等技能劳动者会被替代。一方面,机器人代替人完成“可编码的”或者“可预测的”常规任务;另一方面,企业需要能够熟练操作这些机器人的人,同时需要能够从事创造性工作(比如抽象的分析能力、灵巧的人际交往和社会行为能力等)的人<sup>[12]</sup>。这也意味着劳动者的技能必须与新技术相匹配<sup>[13-14]</sup>。与此同时,人工智能的应用也会改变企业内部运作模式和生产经营过程,企业管理将因此面临变革的挑战和机遇。徐鹏等<sup>[15]</sup>从管理对象、管理属性、管理决策和管理伦理角度研究了人工智能对企业管理的影响,发现在人工智能时代,管理者必须掌握如何管理“人工智能员工”的方法,并学习协调人类员工与智能机器人的关系;管理理论也不局限于科学性,管理过程还具有技术性;管理活动中的决策准则将由“满意”变为“最优”;管理过程智能化使得管理者必须解决管理效率与管理伦理的冲突,提升管理道德水平,在经营过程中强化社会责任的履行。

学者讨论了企业智能化转型对创新的影响。邓翔等<sup>[16]</sup>认为企业会因为加大创新投资力度、开发应用人工智能和自动化技术,促进劳动节省型技术进步;林晨等<sup>[17]</sup>认为人工智能不仅可以通过“机器学习”实现技术进步,而且会催生配套的技术创新;机器人应用使技能劳动供给大幅增加,引致技术创新方向转变,适应更为充足的技能劳动供给,从而产生技能偏向型技术进步<sup>[18-19]</sup>。这些文献大多从智能化转型与机器人应用对企业技术进步的角度讨论其对创新的影响,忽视了相关中介机制如管理能力的探讨,而实际上在数字化、智能化转型过程中,企业管理能力可能一方面通过

提升劳动力素质,实现低人力资本向高人力资本转型,另一方面则通过数字化管理改变人机互动方式,提高管理效率。有研究表明,管理能力提高能显著促进企业创新<sup>[20-21]</sup>。为此,运用企业微观数据,本研究试图就工业机器人对于企业创新的影响效应、作用机制进行较为全面的实证检验,以厘清现阶段中国企业如何通过技术迭代升级加快创新发展的机制与路径。

## 二、研究设计

### (一) 样本选择与数据来源

本文研究的问题需要对企业基本情况、工业机器人使用情况、创新情况以及劳动力性别、年龄、教育水平、来源地等信息进行统计,也就是说本文对于微观数据的质量与测量维度有着很高的要求。

中国企业—劳动力匹配调查(CEES)是中国首个涵盖工业机器人使用情况与劳动力个人信息的微观企业数据库,也是我国首个企业与劳动力数据匹配的大型调查。调查不仅统计了工业机器人使用、企业创新投入、研发人员等企业层面变量,而且对员工教育水平、来源地、年龄以及性别等员工特征变量进行了统计,同时企业与劳动力数据的匹配为本文研究提供了极大的便利。CEES从2015年在广东省展开调查、2016年将调查区域进一步扩大为湖北省与广东省。2018年调查区域扩大到广东、湖北、江苏、四川、吉林等五省份,覆盖了我国“东西南北中”。2018年CEES的调查县区为101个,匹配性搜集了1978家制造业企业共计15646名员工数据。为保证样本的代表性,CEES调查严格遵循随机分层抽样(PPS sampling)的科学方法,以“国家企业信用信息公示系统”作为总体抽样框,依据调查省份的制造业人数规模,从中随机抽取制造业发展程度具有差异的县区级行政单元作为调查区域。CEES调查中还包括企业基本情况、企业生产经营状况、企业社会发展环境等方面的大量数据,随机抽样使样本分布与总体真实情况基本一致,避免出现选择性偏误问题。除此之外,本文所需问项在2018年的调研中共收集了2015—2017年的数据。因此本文选择2018年调研的5个省101个区县级企业样本在2015—2017年调研数据作为本文的样本数据<sup>[22]</sup>。根据

实证研究需要,本文选取工业机器人使用情况、企业创新情况、企业特征、员工特征等指标,同时剔除掉空缺值和异常值,最终构建了共计 5 934 个观测样本值的面板数据。

## (二) 模型设计

### 1. 模型设定

为检验工业机器人对企业技术创新的影响,本文参考王永钦<sup>[12]</sup>的模型,设定如下基准回归模型:

$$Innovation_{indt} = \alpha_0 + \alpha_1 Robot_{indt} + \sum_{j=1}^n \beta_j X + \gamma_n + \gamma_i + \gamma_d + \varepsilon \quad (1)$$

式(1)中,  $Innovation_{indt}$  表示  $t$  时间下  $d$  地区  $n$  行业中企业  $i$  的创新情况;  $Robot_{indt}$  表示  $t$  时间下  $d$  地区  $n$  行业中企业  $i$  的工业机器人使用情况;  $X$  表示影响企业研发行为的系列控制变量,如企业存续年限、企业所有制性质、同一县区有专利申请的企业占比、高新技术开发区等变量;  $Y_n$  表示行业固定效应,  $Y_d$  表示地区固定效应,  $Y_i$  表示时间固定效应,  $\varepsilon$  为随机扰动项。

### 2. 变量选取

(1)解释变量:工业机器人。本文的解释变量为工业机器人,对于这一变量的度量,设定企业工业机器人使用情况相关的虚拟变量,具体赋值为:使用工业机器人的企业赋值为 1,未使用工业机器人的企业赋值为 0。值得说明的是,关于工业机器人使用变量的识别,本文根据 CEES 数据特点,结合“企业是否使用了工业机器人”“企业首次使用工业机器人是哪一年”与“企业使用机器人品牌”3

个问题相互论证,从而更加精确地识别企业是否使用工业机器人及其影响效应。

(2)被解释变量:企业技术创新。本文分别用企业研发支出、有效专利数量两个变量作为企业技术创新的代理变量。企业研发支出反映企业创新投入程度,可在一定程度上表征企业创新意识,但是创新投入只有转化为有效产出才能真正实现创新,因此单一的研发支出难以衡量企业创新成效。基于这一考虑,本文进一步将有效专利数量视为创新的另一代理变量,这一变量可从产出的角度反映企业技术创新水平。因此,通过研发支出与有效专利数量这两个代理变量的相互印证,可以更加全面反映企业技术创新水平。

(3)控制变量。借鉴以往研究成果,本文逐步引入企业所有制情况、企业存续年限、同一县区有专利申请的企业占比,以及是否高新技术开发区等企业特征衡量指标作为本文的控制变量。

### (三) 描述性统计

图 1 展示了中国工业机器人密度的年度变化以及国际对比情况。根据 IFR 数据统计,中国工业机器人密度从 2013 年的 14 台/每万个制造业人口提升至 2020 年的 246 台/每万个制造业人口,7 年间增长了 1 657 个百分点,表明近年来中国工业机器人密度呈快速上升趋势。同时,从其他国家工业机器人覆盖率来看,中国工业机器人覆盖率与发达国家仍然存在较大差距,这与程虹等<sup>[23]</sup>、王永钦等<sup>[12]</sup>得出的结论一致。本文相关变量的描述性统计如表 1 所示。

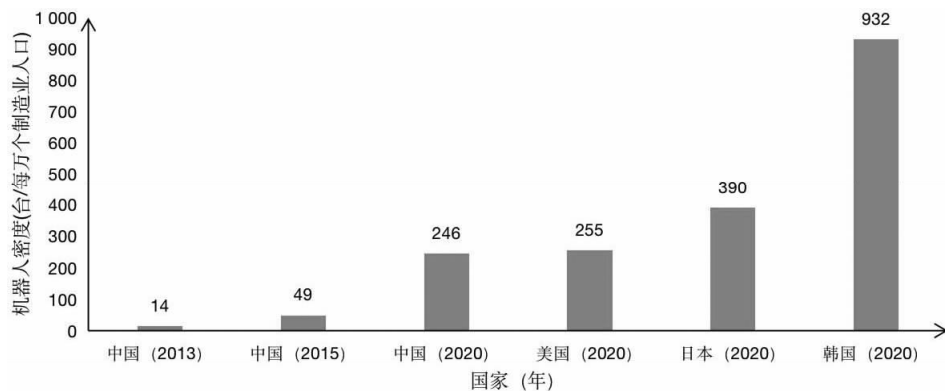


图 1 中国工业机器人密度的年度变化与国际对比

注:数据来源于 IFR(2018)。

表 1 主要变量的描述性统计

变量名称	样本量 / 个	平均值	标准差	最小值	最大值
研发支出(万元)	5 430	697.159 8	2 295.296 0	0.000 0	20 701.000 0
有效专利数量(发明和实用新型专利)(个)	5 660	10.950 5	38.183 1	0.000 0	303.000 0
生产方法创新(虚拟变量)	5 826	0.640 6	0.479 9	0.000 0	1.000 0
辅助性生产系统创新(虚拟变量)	5 826	0.500 5	0.500 0	0.000 0	1.000 0
工业机器人(虚拟变量)	5 790	0.200 0	0.400 0	0.000 0	1.000 0
国有企业(虚拟变量)	5 934	0.094 0	0.291 9	0.000 0	1.000 0
外资与港澳台企业(虚拟变量)	5 934	0.156 7	0.363 6	0.000 0	1.000 0
企业存续年限(年)	5 934	11.754 3	7.226 7	0.000 0	61.000 0
同一县区有专利申请的企业占比(%)	5 934	0.392 2	0.144 6	0.066 7	0.800 0
高新技术开发区(虚拟变量)	5 766	0.141 0	0.348 1	0.000 0	1.000 0

注:根据 2018 年中国企业—劳动力匹配调查(CEES)进行整理。

### 三、实证分析

#### (一)基准回归分析

##### 1. 工业机器人对企业技术创新的影响

表 2 中第(1)列~第(6)列是基于回归方程(1)验证工业机器人对企业技术创新的回归结果,其中第(1)列~第(3)列使用企业研发支出作为被解释变量,第(4)列~第(6)列使用企业有效专利数量作为被解释变量。可以发现,工业机器人对于企业技术创新具有显著的正向效应。运用 2018 年 CEES 数据,表 2 第(1)列回归结果表明,在简单 OLS 回归前提下,工业机器人对于企业研发支出

的半弹性系数估值为 1.970 2,并在 1% 显著性水平下拒绝原假设。这说明在不考虑其他因素的情况下,与没有使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业研发支出平均提高了 1.97 倍。表 2 的第(2)列在第(1)列的基础之上引入行业、城市和年份固定效应后,工业机器人对于企业研发支出的半弹性系数估值从 1.970 2 下降到 1.499 7,而计量模型的拟合优度从 0.070 2 上升为 0.202 7。这表明虽然行业、城市和年份等样本差异解释了工业机器人对企业技术创新的 23.88%,但使用工业机器人的企业研发支出仍然能显著提高 1.50 倍。进一步地,表 2 第(3)列引入企业存续年限、企业所有制情况、同一县区有专利申请的企业占比以及是否高新技术开发区等控制变量,工业机器人对于企业研发支出的半弹性系数估值从 1.499 7 下降到 1.212 7,计量模型的拟合优度进一步上升至 0.267 4,并且仍在 1% 显著性水平下拒绝零假设。这表明,受访企业在存续年限、企业所有制情况、同一县区有专利申请的企业占比以及是否高新技术开发区等维度的异质性能有效解释工业机器人对企业技术创新边际效应的 19.14%,但在充分控制其他条件的情况下,使用工业机器人的企业比不使用工业机器人的企业在研发支出上提高了 1.21 倍。

表 2 基准回归估计结果

变量名称	研发支出(对数值)			有效专利数量(发明+实用新型)		
	OLS			Poisson		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人	1.970 2*** (0.108 7)	1.499 7*** (0.108 9)	1.212 7*** (0.105 7)	15.697 8*** (1.289 2)	10.143 2*** (1.199 6)	8.622 9*** (1.088 6)
企业存续年限(对数值)	-	-	0.892 0*** (0.057 1)	-	-	11.335 4*** (1.020 1)
国有企业(虚拟变量)	-	-	0.903 5*** (0.157 8)	-	-	5.865 4*** (1.223 8)
外资与港澳台企业(虚拟变量)	-	-	0.278 1** (0.129 4)	-	-	-2.290 9* (1.387 3)
有专利申请情况的企业占比(%)	-	-	3.184 1*** (0.550 0)	-	-	16.808 6** (7.116 9)
高新技术开发区(虚拟变量)	-	-	0.977 8*** (0.139 4)	-	-	6.895 8*** (1.394 6)
行业固定效应	×	√	√	×	√	√
城市固定效应	×	√	√	×	√	√
年份固定效应	×	√	√	×	√	√
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.070 2	0.202 7	0.267 4	0.118 5	0.340 4	0.444 7
样本量	5 268	5 268	5 268	5 505	5 505	5 505

注:括号内数值为稳健标准误。\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在  $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$  与  $p < 0.1$  时有统计学意义。泊松回归中的系数均调整为平均边际效应。

进一步的,为了验证工业机器人使用后企业能否将研发投入有效转化,本文检验工业机器人能否提高企业有效专业数量,包括企业有效发明专利和实用新型专利,结果如表 2 第(4)列~第(6)列所示。从中发现,采用 Poisson 回归前提下,工业机器人能显著提高企业有效专利数量。与第(1)列~第(3)列类似,第(4)列~第(6)列依次加入行业、城市和年份固定效应以及控制变量之后,工业机器人对企业有效专利数量的半弹性系数估值从 15.697 8 下降为 8.622 9,计量模型的拟合优度从 0.118 5 上升为 0.444 7,且始终在 1% 显著性水平下拒绝原假设,说明在充分引入其他条件的前提下,与不使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业在有效专利数量上平均多 9 个,相对偏高 22.3%。

基准回归结果表明,在引入企业存续年限、企业所有制类型、同一县区有专利申请的企业占比、高新技术开发区、行业、地区和年份特征的前提下,工业机器人对企业技术创新无论是研发支出或有效专利数量上均显著为正。意味着相较于未使用工业机器人的企业,使用工业机器人的企业更可能增加研发支出,并提高研发投入转化为有效专利的数量,从而提升企业技术创新水平。

## 2. 稳健性检验

由于数据中的企业所有制、高新技术开发区等变量具有横截性特征,回归方程(1)难以充分控制企业异质性因素,从而难以有效解决遗漏变量对本研究结果的干扰。因此,为验证工业机器人对企业创新水平的影响是否稳健,本文采用替换被解释变量、引入更多控制变量的方法开展稳健性检验。

(1)替换被解释变量。企业技术创新从投入产出角度可以由研发支出和有效专利数量表征,从表现形式上则可以细分为生产方法创新与辅助性生产系统创新两种形式。因此,本文将生产方法创新与辅助性生产系统创新作为研发支出和有效专利数量的替代变量。表 3 第(1)列~第(4)列分别采用 Probit 估计方法,测度工业机器人对企业生产方法创新和辅助性生产系统创新两个方面的

影响。表 3 第(2)列在第(1)列的基础上加入控制变量以及行业、地区和年份固定效应之后,工业机器人对于企业生产方法创新的系数估值为 0.112 7,并在 1% 显著性水平下拒绝原假设。这说明在不考虑其他因素的情况下,与没有使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业进行生产方法创新的概率平均提高 11.27%。同样,表 3 第(4)列加入控制变量以及行业、地区和年份固定效应后,可以发现,使用工业机器人对于企业辅助性生产系统创新的系数估值为 0.156 5,该结果在 1% 显著性水平下拒绝原假设,表明与没有使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业进行辅助性生产系统创新的概率平均提高了 15.65%。

(2)引入更多控制变量。为了精确地反映工业机器人而不是一般的智能化机器设备对企业技术创新的影响,本文增加数控机器、自动化生产线数量等智能化机器设备作为控制变量,以规避可能造成的工业机器人概念的混淆,并增加是否有研发部门作为控制变量,规避企业原有研发能力对结果产生的干扰。表 4 第(1)列~第(3)列报告了工业机器人对企业研发支出的 OLS 估计结果,第(4)列~第(6)列报告工业机器人对企业有效专利数量的 Poisson 估计结果。第(2)列、第(5)列分别第(1)列、第(4)列的基础上进一步控制了数控机器、自动化生产线数量和研发部门等因素,发现工业机器人对企业研发支出的半弹性系数估值从第(1)列的 1.181 0 下降为 0.637 6,对企业有效专利数量的半弹性系数估值从第(4)列的 8.970 7 下降为 6.359 0,但均在 1% 显著性水平上拒绝零假设。这表明,虽然数控机器和自动化生产线等一般智能化设备以及企业原有研发能力能够部分解释工业机器人对于企业技术创新的影响效应,但在充分控制上述因素的前提下,工业机器人对于企业技术创新仍然有显著为正的边际效应。进一步控制行业和年份、地区和年份的交叉效应后,第(3)列、第(5)列反映的工业机器人对企业研发支出和有效专利数量的半弹性系数估值分别有大幅度下降,但仍然通过了 1% 水平上的显著性检验。

综上所述,稳健性检验表明,在替换被解释变量以及考虑更多影响因素的前提下,工业机器人对于企业技术创新仍然存在稳健的促进效应。

表3 稳健性检验1

变量名称	生产方法创新 (dummy)		辅助性生产系统创新 (dummy)	
	Probit			
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人	0.128 8*** (0.017 0)	0.112 7*** (0.017 1)	0.179 4*** (0.016 6)	0.156 5*** (0.016 8)
企业存续年限 (对数值)	-	0.063 5*** (0.010 0)	-	0.055 3*** (0.010 3)
国有企业 (虚拟变量)	-	0.008 0 (0.022 3)	-	0.060 5*** (0.022 6)
外资与港澳台 企业(虚拟变量)	-	0.005 4 (0.020 0)	-	0.037 9* (0.020 8)
有专利申请情况 的企业占比(%)	-	0.025 5 (0.085 3)	-	-0.074 2 (0.086 1)
高新技术开发区 (虚拟变量)	-	0.0893*** (0.022 1)	-	0.139 5*** (0.021 9)
行业固定效应	×	√	×	√
城市固定效应	×	√	×	√
年份固定效应	×	√	×	√
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.094 8	0.103 0	0.110 8	0.121 9
样本量	564 6	564 6	564 6	564 6

注:括号内数值为稳健标准误。\*\*\*、\* 分别表示在  $p < 0.01$  与  $p < 0.1$  时有统计学意义。回归中系数均调整为平均边际效应。

表4 稳健性检验2

变量名称	研发支出(对数值)			有效专利数量(发明+实用新型)		
	OLS			Poisson		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人	1.181 0*** (0.113 6)	0.637 9*** (0.098 1)	0.637 6*** (0.099 6)	8.970 7*** (1.266 8)	6.359 0*** (1.335 3)	6.374 9*** (1.335 3)
数控机床 (虚拟变量)	-	0.409 8*** (0.079 5)	0.409 6*** (0.080 9)	-	3.979 5*** (1.122 0)	3.959 3*** (1.121 8)
自动化生 产线数量	-	0.011 2*** (0.002 2)	0.011 2*** (0.002 2)	-	0.030 4*** (0.008 0)	0.030 2*** (0.008 0)
研发部门 (虚拟变量)	-	2.937 7*** (0.078 8)	2.940 4*** (0.080 5)	-	16.635 5*** (2.065 6)	16.744 2*** (2.079 8)
基本控制 变量	√	√	√	√	√	√
行业固定 效应	√	√	√	√	√	√
城市固定 效应	√	√	√	√	√	√
年份固定 效应	√	√	√	√	√	√
行业×年份 固定效应	×	×	√	×	×	√
城市×年份 固定效应	×	×	√	×	×	√
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.274 7	0.485 5	0.488 7	0.456 5	0.520 5	0.521 7
样本量	4 224	4 224	4 224	4 425	4 425	4 425

注:括号内数值为稳健标准误。\*\*\*表示在  $p < 0.01$  时有统计学意义。泊松回归中的系数均调整为平均边际效应。基本控制变量包括企业存续年限(对数值)、是否国有企业、是否外资与港澳台企业、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区。

#### 四、进一步讨论

##### (一) 工业机器人的创新效应影响机制

企业使用工业机器人降低了生产工作对员工体力方面的要求,但对操作工业机器人的员工技能水平提出了考验,也对生产过程中的人机互动方式、组织流程提出了更高的要求。这也意味随

着工业机器人的高效使用,必须以提高企业管理能力为前提,一方面面对工业机器人使用过程中产生的庞大数据,需要更高效的人机配合<sup>[8]</sup>,另一方面企业也需要更高技能、更年轻的员工以更快、更好地掌控快速更新的信息技术<sup>[12]</sup>。因此,本文假设工业机器人通过提高企业管理能力影响企业技术创新,本文接下来对上述机制进行检验。

将全部受访企业按有无工业机器人划分为两组,表5给出了不同分组在管理能力上的统计差异。一方面,与未使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人企业分组在管理能力上显著偏高。本文采用 CEES 数据度量管理效率,参考 Bloom 等<sup>[24]</sup>提出的“世界管理调查”(World Management Survey, WMS)实现对管理的有效测度,从企业绩效激励、管理实施、目标规划和考核监督4个维度的管理特征出发,设计16个管理实践具体问项,并给予0~1打分,最终归一为整体管理效率分值;数据管理能力的度量则参照美国2015年管理组织的问项设计,搜集中国制造业企业的决策过程数据可得性、企业数据搜集主体多样性、决策过程数据依赖程度、决策过程数据使用频率、工作期间数据使用频率、使用统计方法预测频率等6个维度共11项细分指标,同样以0~1打分,最终取平均值得到数据管理能力得分<sup>[25]</sup>。从管理效率以及数据管理能力来看,测算发现:使用工业机器人企业的管理效率得分为0.6904,数据管理能力得分为0.5338,分别较未使用工业机器人的企业高出12.10%和10.72%,这表明相比于未使用工业机器人的企业,使用工业机器人的企业在管理效率及数据管理能力方面表现更好。另一方面,与未使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业能够引进具有更高教育水平、年纪更轻的员工,人力资本结构更合理。统计表明,使用工业机器人企业专科及以上学历的员工占比平均为27.75%,较未使用工业机器人企业(20.87%)高出6.88个百分点;使用工业机器人企业30岁以下员工占比31.35%,较未使用工业机器人企业(21.14%)高出10.21个百分点。此外,与未使用工业机器人的企业相比,使

用工业机器人企业的员工平均年龄也要小 3 岁。这表明相比于未使用工业机器人的企业,使用工业机器人的企业其员工拥有更高的学历,平均年龄也更年轻化。

表 5 管理能力分组统计

变量名称	未使用工业机器人企业		使用工业机器人企业	
	均值 (标准差)	样本量	均值 (标准差)	样本量
管理效率得分 (0~1 得分)	0.615 9 (0.156 8)	4 581	0.690 4 (0.128 5)	1 140
数据管理能力 (0~1 得分)	0.476 6 (0.156 2)	4 593	0.533 8 (0.133 6)	1 146
专科及以上学历的 员工占比(%)	0.208 7 (0.209 1)	4 482	0.277 5 (0.211 2)	1 116
年龄 <30 岁的 员工占比(%)	0.211 4 (0.195 5)	4 443	0.313 5 (0.210 2)	1 110
员工平均年龄(年)	38.253 9 (9.850 6)	4 443	35.194 4 (8.837 1)	1 110

注:根据 2018 年中国企业—劳动力匹配调查(CEES)进行统计整理。

为验证上述机制,本文进一步考虑随着工业机器人使用时间的延长,其对企业管理能力的影响效应。由于调查数据的限制,仅有管理效率得分、大专及以上学历员工占比两个变量存在时序变化,本文分别以管理效率得分、大专及以上学历员工占比等两个变量作为管理能力的表征量。表 6 给出了企业在使用工业机器人之后管理能力的前后变化。第(2)列结果表明,与未使用工业机器人企业相比,对于 2013 年之后才使用工业机器人的企业而言,其 2013 年的管理效率得分偏高 0.082 3,这在一定程度表明管理能力更高的企业可能更倾向于使用工业机器人,因此使用工业机器人能否引致管理能力提升需要更长时序的数据验证。进一步地,第(4)列表明:以 2017 年管理效率得分作为被解释变量,以未使用工业机器人企业作为对照组,对于 2013 年及以前使用工业机器人的企业,其管理效率得分从 2013 年的较对照组偏高 0.1713 提高到 2017 年的 0.253 8,管理效率优势提高了 47.58%;对于 2013—2017 年使用工业机器人的企业,其管理效率得分较对照组的优势则从 2013 年的 0.082 3 扩大到 2017 年的 0.148 7。这表明,随着使用工业机器人时间的推移,企业管理能力得到有效提升。与之相似,表 7 给出了企业在使用工业机器人之后人力资本结构的前后变化。研究发现,以大专及以上学历员工占比作为

表征量,仍然存在高质量人力资本企业更倾向于使用工业机器人的现象。但是,随着时间的推移,与未使用工业机器人企业相比,使用工业机器人企业的人力资本质量均得到了更为显著提高。上述检验表明,从逻辑机制上,管理能力有可能是工业机器人促进企业技术创新水平提高的中介机制。

表 6 工业机器人对企业管理效率影响的异质性检验

变量名称	管理效率得分(2013 年)		管理效率得分(2017 年)	
	OLS		OLS	
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人 (2013 年及以前)	0.237 6*** (0.034 5)	0.171 3*** (0.038 8)	0.320 9*** (0.072 3)	0.252 8*** (0.076 2)
工业机器人 (2013—2017 年)	0.112 5*** (0.042 7)	0.082 3*** (0.043 2)	0.182 3*** (0.051 2)	0.148 7*** (0.058 7)
基本控制变量	√	√	√	√
其他控制变量	√	√	√	√
行业固定效应	×	√	×	√
城市固定效应	×	√	×	√
年份固定效应	×	√	×	√
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.231 6	0.297 7	0.321 4	0.335 6
样本量	4 065	4 065	4 065	4 065

注:括号中内数值为稳健标准误。\*\*\*表示在  $p < 0.01$  时有统计学意义。基本控制变量包括企业存续年限(对数值)、是否国有企业、是否外资与港澳台企业、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区。其他控制变量包括是否引进数控机器、自动化生产线数量、是否成立研发部门。

表 7 工业机器人对企业人力资本结构影响的异质性检验

变量名称	专科及以上学历的 员工占比(2015 年)		专科及以上学历的 员工占比(2017 年)	
	OLS		OLS	
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人 (2013 年及以前)	0.093 2*** (0.008)	0.048 6*** (0.009)	0.137 7*** (0.009)	0.071 1*** (0.007)
工业机器人 (2013—2017 年)	0.022 3*** (0.003)	0.016 9*** (0.004)	0.081 4*** (0.004)	0.055 3*** (0.003)
基本控制变量	√	√	√	√
其他控制变量	√	√	√	√
行业固定效应	×	√	×	√
城市固定效应	×	√	×	√
年份固定效应	×	√	×	√
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.328 2	0.399 2	0.259 1	0.302 0
样本量	4 065	4 065	4 065	4 065

注:括号中内数值为稳健标准误。\*\*\*表示在  $p < 0.01$  时有统计学意义。基本控制变量包括企业存续年限(对数值)、是否国有企业、是否外资与港澳台企业、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区。其他控制变量包括是否引进数控机器、自动化生产线数量、是否成立研发部门。

为了验证工业机器人的创新效应影响机制,本文在基准回归方程(1)中进一步引入管理效率、数据管理能力、教育水平和年龄作为解释变量,观察引入前后工业机器人这一变量的回归系数大小与显著性变化,若因为上述变量的加入导致工业机器人的系数下降或显著性降低,则证明管理能



力是工业机器人创新效应的内在机制。

表 8 给出了工业机器人对于企业技术创新影响机制的实证检验结果。第(1)列、第(5)列报告的是没有引入机制变量的估计结果。结果表明,在全部控制变量充分引入的前提下,工业机器人对企业研发支出的半弹性系数估值为 0.695 7,对企业有效专利数量的半弹性系数估值为 6.608 1,且均在 1% 水平上显著为正,表明工业机器人对企业技术创新的总体促进效应存在。表 8 第(2)列~第(4)列将管理能力相关指标分别引入回归方程后,估计结果表明,机制变量对于企业研发支出的影响系数均在 1% 显著性水平上拒绝原假设,证明了影响机制的存在性。第(2)列、第(3)列估计结果表明,将管理能力相关指标分别引入方程后,工业机器人对研发支出的影响系数从第(1)列的 0.695 7 分别下降为 0.613 1 和 0.625 5,说明管理效率和数据管理能力、学历和年龄上的人力资本

结构产生的影响能分别解释企业研发投入 11.87% 和 10.09%。将管理能力相关指标全部引入回归方程之后,工业机器人对研发支出的半弹性系数估值从第(1)列的 0.695 7 进一步下降为 0.564 6,说明管理能力影响了企业研发投入的 18.84%。类似的,表 8 的第(6)列~(8)列报告了将机制变量依次引入回归方程后,工业机器人对企业有效专利数量的影响机制,发现管理效率和数据管理能力能解释企业有效专利数量的 17.94%,学历和年龄上的人力资本结构能解释企业有效专利数量的 8.15%,全部机制变量解释了企业有效专利数量的 21.91%。

综上所述,机制检验表明,工业机器人提高了企业管理能力,表现在提高了企业管理效率和数据管理能力,并提高了劳动力素质,使企业员工平均年龄更年轻化,即工业机器人通过提高企业管理能力促进了企业技术创新。

表 8 内在机制检验

变量名称	研发支出(对数值)				有效专利数量(发明+实用新型)			
	OLS				Poisson			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
工业机器人	0.695 7*** (0.1007)	0.613 1*** (0.100 4)	0.625 5*** (0.100 3)	0.564 6*** (0.100 0)	6.608 1*** (1.396 2)	5.422 8*** (1.285 0)	6.069 5*** (1.381 8)	5.160 5*** (1.289 3)
管理效率得分(0~1 得分)	-	1.936 0*** (0.255 4)	-	1.634 3*** (0.257 6)	-	37.444 6*** (6.171 0)	-	32.703 8*** (5.797 1)
数据管理能力得分(0~1 得分)	-	1.236 9*** (0.248 7)	-	1.162 2*** (0.246 4)	-	11.482 5** (5.700 2)	-	11.152 7** (5.644 6)
专科及以上学历的员工占比(%)	-	-	1.112 4*** (0.222 5)	0.950 8*** (0.220 5)	-	-	15.666 3*** (2.332 5)	13.995 5*** (2.294 3)
年龄<30 岁的员工占比(%)	-	-	1.266 9*** (0.200 3)	1.068 5*** (0.200 7)	-	-	10.935 8*** (3.530 4)	8.136 7** (3.309 5)
基本控制变量	√	√	√	√	√	√	√	√
其他控制变量	√	√	√	√	√	√	√	√
行业固定效应	√	√	√	√	√	√	√	√
城市固定效应	√	√	√	√	√	√	√	√
年份固定效应	√	√	√	√	√	√	√	√
行业×年份固定效应	√	√	√	√	√	√	√	√
城市×年份固定效应	√	√	√	√	√	√	√	√
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.498 6	0.511 4	0.509 1	0.518 9	0.529 6	0.552 7	0.548 2	0.565 7
样本量	4 065	4 065	4 065	4 065	4 239	4 239	4 239	4 239

注:括号中内数值为稳健标准误。\*\*\*、\*\* 分别表示在  $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$  时有统计学意义。泊松回归中的系数均调整为平均边际效应。基本控制变量包括企业存续年限(对数值)、是否国有企业、是否外资与港澳台企业、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区。其他控制变量包括是否引进数控机床、自动化生产线数量、是否成立研发部门。

## (二) 内生性问题的处理

考虑到企业异质性因素可能对实证结果产生干扰,同时,解释变量的横截性特征使得本文难以通过引入滞后项规避反向因果引发的内生性问题。因此,本文使用工具变量法处理模型中的内

生性问题,从而使得工业机器人对企业技术创新的影响效应因果推断结果更为稳健。

本文借鉴 Lewbel<sup>[26]</sup> 和李唐等<sup>[25]</sup> 的研究思路,将根据二位数行业和城市分组的工业机器人企业占比作为工具变量(IV)。首先将工业机器人对 IV

的影响做第一阶段回归,然后将工业机器人的拟合值引入基准回归方程,以此作为第二阶段是否使用机器人的代理指标,再估计其对企业技术创新的影响系数。如果第一阶段回归中  $IV$  对于工业机器人的估计系数具有显著性,并且  $F$  统计量大于经验规则 10,则说明本文选取的工具变量不存在弱工具变量问题。进一步的,如果第二阶段回归中工业机器人对企业技术创新的估计系数 ( $\hat{\alpha}_1$ ) 显著为正,则说明本文选择的工具变量合理,并且工业机器人对技术企业创新具有显著的正向因果效应。

表 9 报告了工具变量法的实证检验结果。其中表 9 第(1)列为第一阶段回归的估计结果,可以发现, $IV$  与工业机器人显著正相关,且在 1% 水平上统计显著,此外,第一阶段回归的  $F$  统计量远大于经验规则 10,说明本文的工具变量不存在弱工具变量问题。表 9 第(2)列展示了第二阶段回归的估计结果。研究发现,第二阶段回归中工业机器人对于企业研发支出的半弹性估计值为 0.739 4,在 1% 水平上显著不为零。这说明,不考虑其他因素干扰,受到工具变量有效干预的企业样本中,使用工业机器人的企业相对于不使用工业机器人的企业,在研发支出上提高了 73.94%。将被解释变量换为有效专利数量后,表 9 第(3)列反映的第一阶段回归同样证明  $IV$  与工业机器人显著正相关,表 9 第(4)列则说明不考虑其他因素干扰,受到工具

表 9 内生性检验

变量名称	研发支出(对数值)		有效专利数量 (发明+实用新型)	
	OLS		Poisson	
	第一阶段	$IV$	第一阶段	$IV$
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人	-	0.739 4*** (0.161 6)	-	9.756 7*** (2.625 1)
$IV$	2.257 8*** (0.044 7)	-	1.314 9*** (0.046 7)	-
其他控制变量	√	√	√	√
$F$ 统计量	24.99		28.18	
样本量	4 224	4 224	4 425	4 425
(Pseudo) $R^2$	0.645 7	0.290 9	0.360 2	0.232 5

注:括号中内数值为稳健标准误。\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在  $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$  与  $p < 0.1$  时有统计学意义。泊松回归中的系数均调整为平均边际效应。其他控制变量包括是否引进数控机器、自动化生产线数量、是否成立研发部门、企业存续年限(对数值)、是否国有企业、是否外资与港澳台企业、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区、行业(城市、年份)固定效应以及行业与年份交互项、城市与年份交互项。

变量有效干预的企业样本中使用工业机器人的企业相对于不使用工业机器人的企业,有效专利数量平均多出 10 个左右。

本文的内生性处理结果证明,在考虑工具变量有效性的基础上,工业机器人对企业技术创新水平具有正向推动效应。

### (三) 异质性分析

#### 1. 不同所有制和地区下工业机器人对企业技术创新的影响差异

考虑到企业异质性因素对工业机器人创新效应存在的可能影响,本文进一步对不同企业所有制、地区、密集型以及是否高新技术企业进行分组回归。表 10 比较了不同所有制和地区企业使用工业机器人对企业技术创新的影响,在此本文以是否有研发活动作为技术创新的代理变量。表 10 第(1)列~第(3)列报告了不同所有制企业工业机器人对技术创新的影响。结果显示,在简单 OLS 回归前提下,不同所有制企业工业机器人对创新的系数估值均显著不为零,其中,外资企业使用工业机器人后进行创新的可能性平均提高 12.6%,这比同样使用工业机器人的国有企业和民营企业分别高出 3.5% 和 4.1%。表 10 的第(4)列~第(5)列报告了不同地区企业工业机器人对企业技术创新的影响,可以发现,东部、西部企业中,工业机器人对创新的系数估值分别为 0.130 和 0.112,分别在 1% 和 10% 水平下拒绝原假设,而中部地区企业未能通过显著性检验。可能的解释是,近 8 成中国 500 强企业均聚集于东部地区,外资企业也偏向设立于东部沿海地区。东部企业和外资企业具有将资本更多配置于研发活动的积极性与可行性,这一因素可能导致东部企业、外资企业工业机器人对技术创新具有更高的促进效应。

表 11 第(1)列~第(4)列报告了不同密集型企业工业机器人使用对企业技术创新的影响。结果显示,在简单 OLS 回归前提下,资本密集型和技术密集型企业,工业机器人对企业技术创新的系数估值分别为 0.202 和 0.062,分别在 1% 和 5% 水平下拒绝原假设,劳动密集型和资源密集型企业工业机器人的创新效应则不显著;表 11 第(5)~

第(6)列报告了是否高新技术企业工业机器人对企业技术创新的影响,可以发现,非高新技术企业工业机器人的创新效应在1%显著性水平下显著为正,而这一效应在高新技术企业中不显著。可能的解释是,资本密集型企业在发展过程中具有资金优势,能将其优势资源(资本)投入到研发活动中;技术密集型企业通常以新兴技术产业为主,企业本身对技术投入高,相较而言技术密集型企业的劳动者技术水平也较高,人力资本结构更优,能够快速调整智能化生产流程,进而更有利于创新活动。而高新企业大多数在引入工业机器人之前就开展了研发活动,因此,引入工业机器人短期内不会对高新企业研发活动产生影响,而非高新企业则会因为引入工业机器人而更多地开展研发活动。

表 10 不同所有制和地区下工业机器人对企业技术创新的影响

变量名	企业所有制			企业所在地区		
	OLS			OLS		
	国有企业	民营企业	外资企业	东部	中部	西部
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人	0.091 ** (2.032)	0.085 *** (3.116)	0.126 *** (2.612)	0.130 *** (4.755)	0.045 (0.976)	0.112 * (1.827)
基本控制变量	√	√	√	√	√	√
其他控制变量	√	√	√	√	√	√
行业固定效应	√	√	√	√	√	√
城市固定效应	√	√	√	√	√	√
年份固定效应	√	√	√	√	√	√
样本量	324	3 276	660	1 884	1 560	816
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.828	0.188	0.279	0.191	0.194	0.226

注:括号中内数值为稳健标准误。\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在  $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$  与  $p < 0.1$  时有统计学意义。基本控制变量包括企业存续年限(对数值)、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区。其他控制变量包括是否引进数控机器、自动化生产线数量、是否成立研发部门。

表 11 不同密集型和高新技术企业工业机器人对技术创新的影响效应

变量名	企业密集型			企业规模		
	劳动密集型	资本密集型	技术密集型	资源密集型	高新	非高新
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人	0.040 (0.532)	0.202 *** (2.716)	0.062 ** (2.219)	0.068 (1.001)	0.006 (0.232)	0.128 *** (4.353)
基本控制变量	√	√	√	√	√	√
其他控制变量	√	√	√	√	√	√
行业固定效应	√	√	√	√	√	√
城市固定效应	√	√	√	√	√	√
年份固定效应	√	√	√	√	√	√
样本量	885	456	1 899	885	3 501	986
(Pseudo) R <sup>2</sup>	0.296	0.379	0.204	0.260	0.321	0.161

注:括号中内数值为稳健标准误。\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在  $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$  时有统计学意义。基本控制变量包括企业存续年限(对数值)、是否国有企业、是否外资与港澳台企业、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区。其他控制变量包括是否引进数控机器、自动化生产线数量、是否成立研发部门。

## 五、结论与启示

### (一) 结论

(1) 基准回归表明,在控制企业存续年限、企业所有制类型、同一县区有专利申请的企业占比、是否位于高新技术开发区、行业、城市和年份固定效应的情况下,与没有使用工业机器人的企业相比,使用工业机器人的企业在研发支出上平均提高1.21倍,在有效专利数量上平均多出9个,相对偏高22.3%。稳健性检验表明,无论是替换被解释变量为生产方法创新和辅助性生产系统创新,还是增加其他智能设备、研发部门等更多控制变量,工业机器人对企业创新的影响效应始终显著为正,这证明工业机器人使用能促进企业技术创新。

(2) 机制检验结果表明,工业机器人使用提高了企业管理能力。一方面,提高了企业管理效率,并促进企业数据管理能力提升;另一方面,工业机器人的使用也促使企业更偏向于雇佣更高技能且学习能力、反应能力强的年轻员工,表现在使用工业机器人的企业人力资本特征呈现高学历化、年轻化。即工业机器人通过提高企业管理能力促进了企业技术创新。

(3) 运用工具变量处理基准回归中的内生性问题,估计结果表明,工业机器人对企业技术创新仍然具有显著促进效应。在其他因素不变的情况下,受到工具变量有效干预的企业样本中,使用工业机器人的企业相对于不使用工业机器人的企业,在研发支出上提高了73.94%,有效专利数量平均多出10个左右,相对偏高25.3%。结合稳健性检验和工具变量估计结果,工业机器人对于企业技术创新的影响效应符合因果推断的统计要求。

(4) 异质性检验表明,外资企业、东部企业、资本和技术密集型企业以及非高新技术企业,其使用工业机器人对于企业技术创新的促进效果更明显。

### (二) 建议

(1) 结合企业特点与自身需求,合理引入机器人设备。现阶段部分企业引入机器人是出于获取政府补贴或者响应政策的目的,而非站在企业战

略层面考虑企业是否需要引入机器人,以及需要引进的数量和类型。尤其是一些劳动密集型的传统制造业企业,自身难以成功转型升级,盲目引入工业机器人使得工业机器人创新效应并不明显,原因在于企业没有充分认识到工业机器人创新效应的作用机制,引入工业机器人后未采取配套管理措施,例如生产线改造、人机互动模式改进、高技能劳动力培训和招聘等,反而造成资源浪费和闲置。建议企业充分考虑自身需求,处于转型升级初期的制造业企业应该对原有自动化设备进行升级更新,提高数控机床等使用效率;资本密集型企业则应根据企业产品特点和需要,在使用机器人的同时,还要考虑提高管理能力,提高企业管理效率并优化人力资本结构,最大化发挥机器人的使用效率。

(2)在机器换人趋势下,高管理能力体现在高效的人机互动上。企业在管理上不应该再局限于传统的生产经营流程改进,而更应注重人机互动的效率挖掘,培养企业数据管理能力,通过数据驱动促进企业经营管理效率提升以及价值创造。

(3)考虑到科技信息技术更新快、交互性强的特点,企业在构建自身数字管理模式的同时,应注重引进或培养高素质人力资本;另外,操作机器人需要劳动力具有较强的学习能力,也要求劳动力投入更多精力,那些使用机器人的企业劳动力平均年龄通常更为年轻,这也说明企业在使用机器人的同时,应注意优化人力资本年龄结构,合理调整不同年龄层劳动力的工作任务和岗位。

(4)值得注意的是,企业并不能依靠机器人使用直接提高其技术创新能力,尤其是传统制造业企业的转型升级不仅仅是机器设备的升级,也不是简单的低技能劳动力替代,而是通过机器代人,培养和激发劳动者学习能力和创新能力;建议企业一方面加强员工专业化硬技能培训和考核,另一方面加强劳动者创新精神、创造力和进取心等软技能的培育和引导,为企业储备创新型人力资本<sup>[27]</sup>。

#### 参考文献:

[1]邓仲良,屈小博.工业机器人发展与制造业转型升级

级——基于中国工业机器人使用的调查[J].改革,2021,33(8):25-37.

[2]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Secular stagnation? the effect of aging on economic growth in the age of automation [J]. American economic review, 2017, 107(5): 174-179.

[3]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Demographics and automation [J]. Review of economic studies, 2022, 89(1): 1-44.

[4]陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019,54(7):47-63.

[5]CHENG H, JIA R, LI D, et al. The rise of robots in China [J]. Journal of economic perspectives, 2019, 33(2): 71-88.

[6]秦天,张煜培.人工智能背景下劳动力成本上涨对研发的影响以A公司为例[J].市场周刊,2021,34(3):22-24.

[7]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,2020,38(5):80-98.

[8]TIAN Z Z, WANG X H. Enterprise technology innovation and production performance based on machine learning and IoT artificial intelligence system [J/OL]. Journal of ambient intelligence and humanized computing, 2021: 1-13 [2022-06-22]. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03106-y>.

[9]李磊,徐大策.机器人能否提升企业劳动生产率?——机制与事实[J].产业经济研究,2020,18(3):127-142.

[10]杨光,侯钰.工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J].中国工业经济,2020,38(10):138-156.

[11]何大安.互联网应用扩张与微观经济学基础——基于未来“数据与数据对话”的理论解说[J].经济研究,2018,53(8):177-192.

[12]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,2020,55(10):159-175.

[13]余玲铮,魏下海,孙中伟,等.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[J].管理世界,2021,37(1):47-59.

[14]王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J].中国工业经济,2020,38(4):97-115.

[15]徐鹏,徐向艺.人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J].管理世界,2020,36(1):122-129.

[16]邓翔,张卫,万春林.人口老龄化与技术进步:凛冬将至吗——来自OECD国家的经验证据[J].广东财经大

学学报, 2019, 34(6): 11-23.

[17]林晨, 陈小亮, 陈伟泽, 等. 人工智能、经济增长与居民消费改善: 资本结构优化的视角[J]. 中国工业经济, 2020, 38(2): 61-83.

[18]ACEMOGLU D. Why do new technologies complement skills? directed technical change and wage inequality [J]. Quarterly journal of economics, 1998, 113(4): 1055-1089.

[19]郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019, 35(7): 60-77.

[20]程惠芳, 陆嘉俊. 知识资本对工业企业全要素生产率影响的实证分析[J]. 经济研究, 2014, 49(5): 174-187.

[21]李唐, 董一鸣, 王泽宇. 管理效率、质量能力与企业全要素生产率——基于“中国企业—劳动力匹配调查”的实证研究[J]. 管理世界, 2018, 34(7): 86-99.

[22]邓悦, 郑汉林, 郅若平. “放管服”改革对企业经营绩效的影响——来自中国企业—劳动力匹配调查(CEES)的经验证据[J]. 改革, 2019, 31(8): 128-139.

[23]程虹, 陈文津, 李唐. 机器人在中国: 现状、未来与影响——来自中国企业—劳动力匹配调查(CEES)的经验证据[J]. 宏观质量研究, 2018, 6(3): 1-21.

[24] BLOOM N, VAN R. Measuring and explaining management practices across firms and countries [J]. The quarterly journal of economics, 2007, 122(4): 1351-1408.

[25]李唐, 李青, 陈楚霞. 数据管理能力对企业生产率的影响效应——来自中国企业—劳动力匹配调查的新发现[J]. 中国工业经济, 2020, 38(6): 174-192.

[26] LEWBEL A. Constructing instruments for regressions with measurement error when no additional data are available, with an application to patents and R&D [J]. Econometrica, 1997, 65(5): 1201-1213.

[27]邓悦, 蒋琬仪. 智能化转型何以激发企业创新? ——基于制造业劳动力多样性的解释[J]. 改革, 2022(9): 108-122.

( 本文责编: 辛 城 )